

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**PROJE PLANLAMASINDA FARKLI ÖDÜNLEŞİM OPTİMİZASYON PROBLEMLERİNİN
ÇÖZÜMÜNDE META-SEZGİSEL ALGORİTMALARIN ETKİNLİĞİNİ ARTIRMAYA YÖNELİK
YENİ ÖĞRENME YÖNTEMLERİNİN GELİŞTİRİLMESİ**

DOKTORA TEZİ

Muhammed Azim İRGEŞ

**MART 2024
TRABZON**



KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**PROJE PLANLAMASINDA FARKLI ÖDÜNLEŞİM OPTİMİZASYON PROBLEMLERİNİN
ÇÖZÜMÜNDE META-SEZGİSEL ALGORİTMALARIN ETKİNLİĞİNİ ARTIRMAYA
YÖNELİK YENİ ÖĞRENME YÖNTEMLERİNİN GELİŞTİRİLMESİ**

Muhammed Azim İRGEŞ

ORCID : - - -

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünde
"DOKTOR (İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ)"
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 15 / 02 / 2024

Tezin Savunma Tarihi : 18 / 03 / 2024

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Vedat TOĞAN
ORCID : - - -

Trabzon 2024

ÖNSÖZ

Bu tez çalışması Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İnşaat Mühendisliği Ana Bilim Dalı'nda Doktora tezi olarak hazırlanmıştır.

Tez çalışmam süresince akademik birikim ve tecrübeleriyle çalışmama ışık tutan ve her aşamada yardımcı olan sayın tez danışmanım Sayın Prof. Dr. Vedat TOĞAN hocam'a en içten dileklerimle teşekkür ederim.

Tezin tamamlanmasında önemli katkı sağlayarak gösterdiği anlayış ve özveriden dolayı Sayın Prof. Dr. Tayfun Dede'ye şükranlarımı sunar ve yürekten teşekkürler ederim.

Görüş ve önerileri ile tezin zenginleştirilmesine katkıda bulunan tez savunma komitesinin değerli üyeleri Sayın Prof. Dr. Türkan Erbay Dalkılıç'a, Sayın Prof. Dr. Serkan Bekiroğlu'na ve Sayın Doç. Dr. Önder Halis Bettemir'e şükranlarımı sunarım.

Hem kişisel hem de profesyonel anlamda gelişmeme yardımcı olan Sayın Dr. Hasan Basri Başağa'ya, Dr. Kamal Sharma, Mohammad Edris Rajaby, Yusuf Baltacı, Fatemeh Mostofi, Ümit Bahadır, Mehmet Yılmaz ve Mustafa Taha Aslan başta olmak üzere tüm çalışma arkadaşlarıma ve dostlarıma destek ve teşviklerinden dolayı şükranlarımı sunarım.

Beni her zaman destekleyen ve doktora çalışmamın tamamlanmasını sabırsızlıkla bekleyen ancak ne yazık ki hayatını kaybeden çok değerli babam Mohammad Chahry Eirgash, ruhunuz şad, mekânınız cennet olsun.

Sevgili annem Habiba Eirgash ve sevgili eşim Tıp doktoru Sharifa Ruya Eirgash'a bu unutulmaz yolculuk boyunca her zaman yanımda olarak başarılı olmamda gösterdikleri sabır ve anlayış için ve aynı zamanda maddi ve manevi desteklerini eksik etmeyen değerli aileme minnet ve şükranlarımı sunarım.

Dört yaşındaki oğlum AhmedCan İrgeş ve bir yaşındaki kızım Mahinur İrgeş'e sonsuz sevgi ve içten duygularımı sunarım. Sadece onların masum gözlerine bakarak karşılaştığım her türlü zorluğun üstesinden gelmemi sağladıkları için ne kader öpsem azdır. Son olarak bu mütevazı çalışmamın Yüce Allah (C.C) tarafından kabul edilmesini ve okumaya vakit ayıranlara büyük faydalar sağlamasını dilerim.

Muhammed Azim İRGEŞ

Trabzon 2024

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Doktora Tezi olarak sunduđum “proje planlamasında farklı ödünleşim optimizasyon problemlerinin çözümünde meta-sezgisel algoritmaların etkinliğini artırmaya yönelik yeni öğrenme yöntemlerinin geliştirilmesi” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Prof. Dr. Vedat TOĞAN’ın sorumluluğunda tamamladığımı, verileri/örnekleri kendim topladığımı, deneyleri/analizleri ilgili laboratuvarlarda yaptığımı/yaptırdığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim 18/03/2024.

Muhammed Azim IRGEŞ

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ.....	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET.....	VIII
SUMMARY.....	IX
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	X
TABLolar DİZİNİ.....	XIV
SEMBOLLER VE KISALTMALAR DİZİNİ.....	XVIII
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Giriş	2
1.2. Problem Tanımı	9
1.2. Çalışmanın Amaç, Kapsam ve Kısıtlamaları.....	11
1.4. Kapsam	12
1.5. Kısıtlamalar	12
1.6. Varsayımlar	13
1.7. Araştırma Yöntemi	13
1.8. Tezin İçeriği.....	15
1.9. Literatür Taraması	17
1.9.1. Kritik Yol Yöntemi (Critical Path Method – CPM).....	17
1.9.2. CPM'de Mantıksal İlişkiler	17
1.9.3. Zaman-Maliyet Ödünleşim Problemi (TCTP).....	19
1.9.4. Zaman-Maliyet-Kalite Ödünleşim (TCQT) Problemi.....	20
1.9.5. Zaman-Maliyet-Çevresel Etkiler Ödünleşim (TCET) Problemi	21
1.9.6. Zaman-Maliyet-Kalite-Çevresel Etkiler Ödünleşim (TCQET) Problemi ..	21
1.9.7. Ödünleşim Problemleri İçin Optimizasyon Teknikleri	24
1.9.8. Ödünleşim Problemleri İçin Sezgisel Algoritmalar.....	25
1.9.9. Ödünleşim Problemleri İçin Meta-Sezgisel Algoritmalar	25
2. YAPILAN ÇALIŞMALAR.....	32

2.1. Giriş	32
2.2. Öğretme Öğrenme Tabanlı Optimizasyon (TLBO).....	33
2.3. Şah Kartal (Aquila Optimization-AO) Algoritması	35
2.4. Farklı Yapı Ödünleşim Problemleri Formülasyonu	37
2.5. Optimizasyon İçin Karşıtlık Tabanlı Öğrenme (OBL).....	39
2.5.1. Değiştirilmiş Dinamik Karşıtlık Öğrenme Tekniği	47
2.5.2. DOL'un Ortaya Çıkması	49
2.5.3. DOL Tabanlı Başlangıç Popülasyonu	50
2.5.4. Değiştirilmiş Dinamik Karşıtlık Öğrenme (MDOL) Tekniği için Matematiksel Model	51
2.5.5. MDOL Tabanlı Başlangıç Popülasyonu.....	51
2.5.6. Önerilen Değiştirilmiş Dinamik Karşıtlıklı TLBO (MDOTLBO)	52
2.5.7. Önerilen Değiştirilmiş Dinamik Karşıtlıklı AO (MDOLAO)	55
2.5.8. Nesil Sıçrama Oranı (Generation Jumping Rate - Jr).....	56
2.6. Hibrit Karşıtlık Öğrenme (HOL) Tekniği	58
2.6.1. QOBL ve QRBL Öğrenme Teknikleri	58
2.6.2. Önerilen Hibrit Karşıtlık Öğrenme Tabanlı AO (HOLAO) Algoritması ...	60
2.6.3. Önerilen Hibrit Karşıtlıklı TLBO (HOLTLB) Algoritması	61
2.7. Altın Oran Tabanlı Karşıtlık Öğrenme (GROL) Tekniği	65
2.7.1. Önerilen Altın Oran Karşıtlıklı TLBO (GROTLBO) Algoritması.....	65
2.7.2. Önerilen Altın Oran Karşıtlıklı AO (GROLAO) Algoritması	67
2.7.3. GROL Tabanlı Başlangıç Popülasyonu.....	70
2.7.4. GROL İçin Nesil Sıçrama Oranı (Jumping rate - Jr).....	70
2.7.5. GROL Yöntemi	71
2.8. Çok Kriterli Karar Verme (MCDM) Yöntemi	73
2.8.1. Shannon'ın Entropi Yöntemi	74
2.8.2. Basit Katı Ağırlık (SAW) Yöntemi.....	75
2.8.3. Ödünleşim Optimizasyon Problemleri İçin Performans Ölçütleri	75
2.8.4. İnşaat Kaynaklarının Kullanımının Optimizasyonu	79
3. BULGULAR VE TARTIŞMA.....	81
3.3. Ödünleşim Problemleri için Sayısal Örnekler	81
3.1.1. Ödünleşim Problemlerinin Çözümünde TLBO ve AO Algoritmalarının Uygulanması	82

3.2. TCTP Problemi İçin Sayısal Örnekleri.....	83
3.2.1. 7 Aktiviteli Proje.	83
3.2.2. 29a-Aktiviteli Proje	89
3.2.3. 69 Aktiviteli Proje	93
3.2.4. 290 Aktiviteli Proje	98
3.2.5. TCTP Ödünleşim Problemleri İçin Performans Ölçütleri	103
3.2.6. Zaman-Maliyet Ödünleşim Problemleri İçin MCDM Analizi	108
3.3. TCQT Problemi İçin Sayısal Örnekler	110
3.3.1. 29 Aktiviteli Proje	110
3.3.2. 37 Aktiviteli Proje	115
3.3.3. 69 Aktiviteli Proje	119
3.3.4. 290 Aktiviteli Proje	125
3.3.5. TCQT Ödünleşim Problemleri İçin Performans Ölçütleri	133
3.3.6. TCQT Problemleri İçin MCDM Analizi	138
3.4. TCET Problemi İçin Sayısal Örnekler.....	139
3.4.1. 25 Aktiviteli Proje	140
3.4.2. 29 Aktiviteli Proje	144
3.4.3. 69 Aktiviteli Proje	149
3.4.4. 290 Aktiviteli Proje	155
3.4.5. TCET Ödünleşim Problemleri İçin Performans Ölçütleri.....	163
3.4.6. TCET Ödünleşim Problemleri İçin MCDM Analizi.....	167
3.5. TCQET Problemi İçin Sayısal Örnekler.....	169
3.5.1. 29 Aktiviteli Proje	170
3.5.2. 33 Aktiviteli Proje	177
3.5.3. 69 Aktiviteli Proje	182
3.5.4. 290 Aktiviteli Proje	190
3.5.5. TCQET Problemleri İçin Performans Ölçütleri.....	199
3.5.6. TCQET Problemleri İçin MCDM Analizi.....	205
4. SONUÇLAR.....	208
4.1. Katkılar	209
4.2. Araştırma Önerileri.....	211
5. KAYNAKLAR.....	213
ÖZGEÇMİŞ	

ÖZET

Doktora Tezi

PROJE PLANLAMASINDA FARKLI ÖDÜNLEŞİM OPTİMİZASYON PROBLEMLERİNİN ÇÖZÜMÜNDE META-SEZGİSEL ALGORİTMALARIN ETKİNLİĞİNİ ARTIRMAYA YÖNELİK YENİ ÖĞRENME YÖNTEMLERİNİN GELİŞTİRİLMESİ

Muhammed Azim İRGEŞ

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Prof. Dr. Vedat TOĞAN
2024, 226 Sayfa

Bu tez çalışmasında, proje planlamasında karşılaşılan farklı türdeki ödünleşim optimizasyon problemlerinin çözümünde yeni ve yüksek kaliteli Pareto-front çözümler elde edilmesi amaçlanmıştır. Bu amaçla yeni karşıtlık tabanlı öğrenme (OBL) teknikleri geliştirilerek meta-sezgisel algoritmalarla birleştirilmiştir. Bu öğrenme teknikleri arasında özellikle altın oran tabanlı karşıtlık öğrenmesi (GROL), değiştirilmiş dinamik karşıtlık öğrenmesi (MDOL) ve hibrit karşıtlık öğrenmesi (HOL) öne çıkmaktadır. Bu öğrenme teknikleri, öğretme öğrenme tabanlı optimizasyon (TLBO) ve şah kartalı optimizasyon algoritması (AOA) gibi meta-sezgisel algoritmalarla entegre edilmiştir. Böylelikle algoritmaların arama sürecinin global ve lokal arama davranışları arasında bir denge sağlanması ve yakınsama hızının artması beklenmektedir. Sayısal simülasyonların tablolar ve grafiklerle gösterilen sonuçları, meta-sezgisel algoritmalarla entegre edilen OBL tekniklerinden kaynaklanan yenilikçi özelliklerin, başlangıç popülasyonunun saf rastgeleliğini azaltmada önemli bir rol oynadığını ortaya koymaktadır. Bu bağlamda, çözümlerin kalitesini dikkate alarak, önerilen modellerin inşaat yönetimi alanındaki karmaşık ödünleşim optimizasyon problemlerini çözmekte başarılı olduğu anlaşılmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Altın oran, Karşıtlık tabanlı öğrenme, Proje planlaması, Ödünleşim Problemi, Meta-sezgisel algoritmalar, Yapım yönetimi.

SUMMARY

PhD. Thesis

DEVELOPMENT OF NEW LEARNING TECHNIQUES TO IMPROVE THE EFFICIENCY OF THE META-HEURISTIC ALGORITHMS FOR SOLVING DISTINCT TRADE-OFF OPTIMIZATION PROBLEMS IN PROJECT SCHEDULING

Muhammed Azim İRGEŞ

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Civil Engineering Graduate Program
Supervisor: Prof. Dr. Vedat TOĞAN
2024, 226 Pages

In this dissertation, new opposition-based learning techniques are developed and incorporated with meta-heuristic algorithms to enhance their performances in order to achieve new and high-quality Pareto-front optimal solutions for the set of trade-off optimization problems in project scheduling. For this purpose, new opposition-based learning (OBL) techniques, namely golden ratio-based opposition learning (GROL), modified dynamic-opposition learning (MDOL), and hybrid opposition learning (HOL) have been developed and combined with meta-heuristic algorithms. Integrating these learning strategies with meta-heuristic algorithms like teaching learning-based optimization (TLBO) and Aquila optimizer (AO) boosts the convergence speed and maintains a fine balance between the global explorative and local exploitative behaviors of the search. The tabular and graphical representation of the numerical simulations reveals that the innovative features arising from the incorporated OBL strategies into the meta-heuristic algorithms played a vital role in reducing the pure randomness of the initial population. Hence, it can be inferred that the proposed models are successful for solving the complex trade-off optimization problems in the construction management domain.

Keywords: Golden ratio, Opposition based learning, Project scheduling, Trade-off problems, Meta-heuristic algorithms, Construction management

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1. Metodoloji haritası	14
Şekil 2. Bölümlerin şematik diyagram gösterimi	16
Şekil 3. Faaliyetler arasındaki ilişki türlerinin gösterimi	17
Şekil 4. Projenin temel amaçları	19
Şekil 5. Proje zaman ve maliyet ilişkisi	20
Şekil 6. Optimizasyon sürecinde kavramsal modelin gösterimi	33
Şekil 7. TLBO'da (a) öğretme (öğretmen bilgiyi aktarır) ve (b) öğrenme (öğrenciler arasında rastgele etkileşim) aşamaları	34
Şekil 8. Şah kartal'nın dikey iniş sırasında yüksek süzülme performansı (Abualigah vd. 2021).	35
Şekil 9. AO algoritmasının çeşitli yöntemleri	36
Şekil 10. OBL'nin bazı varyantları	40
Şekil 11. (a) Denetimli ve (b) Denetimsiz öğrenme	41
Şekil 12. Yarı denetimli öğrenmenin kısa bir özeti	41
Şekil 13. Takviyeli öğrenmenin kısa bir açıklaması	42
Şekil 14. Karşıtlık tabanlı popülasyon oluşturma	49
Şekil 15. (1) Basit OBL kavramı ve (2) dinamik OBL	50
Şekil 16. MDOTLBO algoritması optimizasyon süreci akış şeması	54
Şekil 17. MDOLAO algoritması optimizasyon süreci akış şeması	57
Şekil 18. $X < C$ olan kısmi ve kısmi yansıtılmış aralıkların görsel gösterimi (1 boyutlu)	58
Şekil 19. HOLAO algoritması optimizasyon süreci akış şeması.	61
Şekil 20. HOLTLBO algoritması optimizasyon süreci akış şeması	64
Şekil 21. GROTLBO algoritması optimizasyon süreci akış şeması	67
Şekil 22. GROLAO algoritması optimizasyon süreci akış şeması	69
Şekil 23. Altın oran sayıları	71
Şekil 24. GROL stratejisinin süreç işleyiş gösterimi	72
Şekil 25. CDR değerinin hesaplanması	74
Şekil 26. HV'nin iki boyutlu nesnel alanda gösterimi	77
Şekil 27. TLBO ile inşaat kaynakları kullanım optimizasyonu.	80
Şekil 28. AO ile inşaat kaynakları kullanım optimizasyonu	80

Şekil 29.	Ödünleşim problemlerinin türü ve mantıksal ilişkileri	81
Şekil 30.	İncelenen TCTP örnek ödünleşim problemleri.....	83
Şekil 31.	7 aktiviteli proje için kritik yol diyagramı	84
Şekil 32.	OBL tabanlı popülasyon seçiminin gösterimi.....	86
Şekil 33.	7 aktiviteli proje için Pareto optimal çözümler.....	88
Şekil 34.	7 aktiviteli projenin TCTP çözümleri için yakınsama geçmişleri.	88
Şekil 35.	29a-aktiviteli proje için karşılaştırma algoritmaları ile elde edilen Pareto-front çözümler.....	92
Şekil 36.	69 aktiviteli proje için ilk 10 Pareto-optimal çözümler	97
Şekil 37.	69 aktiviteli projesi için önerilen modellerin Pareto-optimal sonuçlarının grafiksel gösterimi.....	97
Şekil 38.	290 aktiviteli proje için önerilen modellerin Pareto-optimum sonuçlarının grafiksel gösterimi.....	103
Şekil 39.	TCTP ödünleşim problemleri için C-metrik sonuçlarının grafiksel gösterimi.....	105
Şekil 40.	29a aktiviteli proje için önerilen modellerin diğer algoritmalarla performans ölçüt karşılaştırmalarının grafiksel gösterimi	107
Şekil 41.	290 aktiviteli proje için önerilen modellerin performans ölçütleri gösterimi	108
Şekil 42.	İncelenen TCQT problemi sayısal örnekleri.....	110
Şekil 43.	NFE ile Pareto-optimal sonuçların 29 aktiviteli proje için grafiksel gösterimi.....	114
Şekil 44.	37 aktiviteli proje için NFE ile Pareto-optimal sonuçların grafiksel gösterimi.....	119
Şekil 45.	69 aktiviteli proje için TLBO biçimleri kullanılarak elde edilen Pareto optimal çözümler	124
Şekil 46.	69 aktiviteli proje için NFE ile Pareto-optimal sonuçların grafiksel gösterimi.....	125
Şekil 47.	290 aktiviteli proje için Yalın TLBO ve TLBO biçimlerine ait NFE ile Pareto-optimal sonuçların grafiksel gösterimi.....	131
Şekil 48.	290 aktiviteli proje için Yalın AO ve AO biçimlerine ait NFE ile Pareto-optimal sonuçların grafiksel gösterimi	133
Şekil 49.	TCQT problemi sayısal örnekleri için C-metrik analizinin grafiksel gösterimi.....	135
Şekil 50.	37 aktiviteli proje için önerilen modellerin SMA algoritması ile performans karşılaştırmalarının grafiksel gösterimi	136
Şekil 51.	290 aktiviteli proje için önerilen modellerin performans karşılaştırmalarının grafiksel gösterimi	137
Şekil 52.	İncelenen TCET problemi sayısal örnekleri	139

Şekil 53.	25 aktiviteli projeye ait Pareto-optimal sonuçların grafiksel gösterimi.....	143
Şekil 54.	25 aktiviteli proje için AO biçimleri kullanılarak elde edilen Pareto-optimal sonuçlarının grafiksel gösterimi	144
Şekil 55.	29 aktiviteli proje için NFE ile Pareto-optimal sonuçların grafiksel gösterimi.....	148
Şekil 56.	69 aktiviteli proje için önerilen modellerin kullanımıyla elde edilen sonuçların grafiksel gösterimi	154
Şekil 57.	290 aktiviteli proje için elde edilen sonuçlara ait grafiksel gösterimler	161
Şekil 58.	290 aktiviteli proje için yalın AO ve AO biçimleri kullanılarak elde edilen sonuçlara ait grafiksel gösterimler.....	162
Şekil 59.	TCET problemi sayısal örnekleri için C-metrik analizinin grafiksel gösterimi.....	165
Şekil 60.	25 aktiviteli proje için önerilen modellerin OMODE ile performans karşılaştırmaları grafiksel gösterimi	166
Şekil 61.	290 aktiviteli proje için önerilen modellerin performans karşılaştırmaları grafiksel gösterimi.....	167
Şekil 62.	İncelenen TCQET problemi için sayısal örnekler.....	169
Şekil 63.	MOSGO ve GROTLBO algoritmalarının 29 aktiviteli projeye ait Pareto-front çözümlerinin grafiksel gösterimi	175
Şekil 64.	29 aktiviteli projenin TCQET problemi için elde edilen Pareto-optimal çözümlerin grafiksel gösterimi	176
Şekil 65.	29 aktiviteli projenin TCQET problemine ait GROTLBO kullanılarak elde edilen Pareto-optimal çözümlerinin değer yolu grafiği.....	177
Şekil 66.	33 aktiviteli projenin TCQET problemi için elde edilen Pareto-optimal çözümlerin grafiksel gösterimi	181
Şekil 67.	MOSGO ve GROTLBO algoritmalarının 69 aktiviteli projeye ait Pareto-front çözümlerinin grafiksel gösterimi	188
Şekil 68.	69 aktiviteli projenin TCQET problemi için elde edilen Pareto-optimal çözümlerin grafiksel gösterimi	189
Şekil 69.	69 aktiviteli projenin TCQET problemine ait GROTLBO algoritmasının ilk koşum Pareto-front çözümlerinin gösterimi	190
Şekil 70.	290 aktiviteli projenin TCQET problemi için elde edilen Pareto-optimal çözümlerin grafiksel gösterimi	198
Şekil 71.	290 aktiviteli projenin TCQET problemine ait GROTLBO kullanılarak elde edilen Pareto-optimal çözümlerinin değer yolu grafiği.....	199
Şekil 72.	TCQET problemi sayısal örnekleri için C-metrik analizinin grafiksel gösterimi.....	201

Şekil 73.	29 aktiviteli proje için önerilen modellerin MOSGO ile performans karşılaştırmaları grafiksel gösterimi	202
Şekil 74.	33 aktiviteli proje için önerilen modellerin SMOATM ile performans karşılaştırmaları grafiksel gösterimi	203
Şekil 75.	69 aktiviteli proje için önerilen modellerin MOSGO ile performans karşılaştırmaları grafiksel gösterimi	204
Şekil 76.	290 aktiviteli proje için önerilen modellerin performans karşılaştırmaları grafiksel gösterimi.....	205



TABLÖLAR DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1. Son dönemdeki ödünleşim problemlerin uygulanması.....	23
Tablo 2. Farklı araştırmacıların ödünleşim problemlerini çözmek için önerdiği optimizasyon yaklaşımlarını açıklamaktadır	28
Tablo 3. Çeşitli karşılıklı tabanlı öğrenme stratejilerinin özeti	43
Tablo 4. 7 aktiviteli projenin aktivite seçenekleri	85
Tablo 5. OBL tabanlı TLBO ve AO biçimleri kullanarak elde edilen Pareto-front çözümlerin karşılaştırılması.....	87
Tablo 6. 7 aktiviteli problem için elde edilen Pareto-front çözümlerin karşılaştırılması	87
Tablo 7. 29a-aktiviteli proje için mantıksal ilişkiler	90
Tablo 8. 29a-aktiviteli proje için TCTP verileri (Dolaylı maliyet-ICR=1200 €)	91
Tablo 9. 29a-aktiviteli proje için Pareto-front sonuçları (ICR = 1200 €) ...	92
Tablo 10. 69 aktiviteli proje için mantıksal ilişkiler ve TCTP verileri	94
Tablo 11. TLBO biçimleri kullanılarak elde edilen 69 aktiviteli projenin Pareto-front sonuçları.....	96
Tablo 12. AO biçimleri kullanılarak elde edilen 69 aktiviteli projenin Pareto-front sonuçları.....	96
Tablo 13. 290 aktiviteli proje için mantıksal ilişkiler ve TCTP verileri	99
Tablo 14. 290 aktiviteli proje için Pareto-optimal sonuçlar (ICR= 150\$)	102
Tablo 15. AO biçimleri kullanarak 290 aktiviteli proje için Pareto-optimal sonuçlar (ICR= 150\$)	102
Tablo 16. TCTP Ödünleşim problemleri için C-metrik sonuçlarının değerleri	105
Tablo 17. 29a aktiviteli proje için önerilen modeller ile yalın GA ve HGAQSA algoritmalarının performans karşılaştırması.....	106
Tablo 18. 290 aktiviteli proje için önerilen modellerin performans karşılaştırma sonuçları	107
Tablo 19. 29a-aktiviteli proje için ilk dört sıradaki Pareto-front çözüm seti	109
Tablo 20. 69 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki Pareto-front çözüm seti ..	109
Tablo 21. 290 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki Pareto-front çözüm seti	110
Tablo 22. 29 aktiviteli proje için zaman-maliyet-kalite seçenekleri	111
Tablo 23. 29 aktiviteli proje için TLBO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları	113

Tablo 24.	29 aktiviteli proje için AO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları	114
Tablo 25.	37 aktiviteli yapım projesinin kaynak kullanım seçenekleri.....	116
Tablo 26.	SMA ve GROTLBO algoritmaları kullanılarak elde edilen sonuçların karşılaştırması.....	117
Tablo 27.	AO ve TLBO algoritmaları kullanılarak elde edilen sonuçların karşılaştırması	118
Tablo 28.	37 aktiviteli proje için AO biçimleri kullanılarak elde edilen sonuçların karşılaştırması.....	118
Tablo 29.	Genelleştirilmiş 69 aktiviteli projenin TCQT problemine ait veriler	120
Tablo 30.	69 aktiviteli proje için TLBO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları	123
Tablo 31.	69 aktiviteli proje için AO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları	124
Tablo 32.	290 aktiviteli projeye ait TCQT problemine ilişkin veriler	126
Tablo 33.	290 aktiviteli proje için AO ve TLBO kullanılarak elde edilen analiz sonuçları	130
Tablo 34.	290 aktiviteli proje için TLBO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları	131
Tablo 35.	290 aktiviteli proje için AO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları	132
Tablo 36.	TCQT problemi sayısal örnekleri için C-metrik sonuçlarının karşılaştırılması.....	135
Tablo 37.	37 aktiviteli proje için önerilen modellerin SMA ile performans karşılaştırması	136
Tablo 38.	290 aktiviteli proje için önerilen modellerin performans karşılaştırması	137
Tablo 39.	29 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki Pareto-front çözüm seti ..	138
Tablo 40.	37 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki Pareto-front çözüm seti ..	139
Tablo 41.	69 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki Pareto-front çözüm seti ..	139
Tablo 42.	290 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki Pareto-front çözüm seti	139
Tablo 43.	25 aktiviteli projenin TCET problemi detayları.....	140
Tablo 44.	25 aktiviteli proje için TLBO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları	142
Tablo 45.	25 aktiviteli proje için AO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları	143
Tablo 46.	29 aktiviteli proje için alternatif aktivite zaman-maliyet-çevresel etki seçenekleri (IRC= 0)	145

Tablo 47.	29 aktiviteli proje için TLBO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları	147
Tablo 48.	29 aktiviteli proje için AO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları	148
Tablo 49.	Genelleştirilmiş ilişkilere sahip 69 aktiviteli projenin TCET problemine ait veriler	150
Tablo 50.	69 aktiviteli proje için TLBO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları	153
Tablo 51.	69 aktiviteli proje için AO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları	154
Tablo 52.	290 aktiviteli projenin TCET problemine ait veriler	158
Tablo 53.	290 aktiviteli proje için AO ve TLBO kullanılarak elde edilen analiz sonuçları	160
Tablo 54.	290 aktiviteli proje için TLBO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları	161
Tablo 55.	290 aktiviteli proje için AO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları	162
Tablo 56.	TCET problemi sayısal örnekleri için C-metrik sonuçları karşılaştırması	165
Tablo 57.	25 aktiviteli proje için önerilen modellerin OMODE ile performans karşılaştırması	166
Tablo 58.	290 aktiviteli proje için önerilen modellerin performans karşılaştırması	167
Tablo 59.	25 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki uzlaşık çözümler.....	168
Tablo 60.	29 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki uzlaşık çözümler.....	168
Tablo 61.	69 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki uzlaşık çözümler.....	169
Tablo 62.	290 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki uzlaşık çözümler.....	169
Tablo 63.	29 aktiviteli proje için alternatif aktivite zaman-maliyet-kalite-çevresel etki seçenekleri (ICR= 0)	171
Tablo 64.	29 aktiviteli proje için MOSGO ve GROTLBO kullanılarak ulaşılan sonuçların karşılaştırması	173
Tablo 65.	29 aktiviteli proje için GROLAO ve GROTLBO kullanılarak ulaşılan sonuçların karşılaştırması	174
Tablo 66.	29 aktiviteli proje için HOLAO ve HOLTLBO kullanılarak ulaşılan sonuçların karşılaştırması	174
Tablo 67.	29 aktiviteli proje için MDOLAO ve MDOTLBO kullanılarak ulaşılan sonuçların karşılaştırması	175
Tablo 68.	33 aktiviteli projenin TCQET problemine ait veriler	178
Tablo 69.	33 aktiviteli projenin SMAOTM ve GROTLBO modelleri kullanımıyla ulaşılan analiz sonuçları.....	180

Tablo 70.	33 aktiviteli projenin önerilen modellerle elde edilen analiz sonuçları.....	181
Tablo 71.	Genelleştirilmiş 69 aktiviteli projenin TCQET problemine ait veriler.....	183
Tablo 72.	69 aktiviteli proje için MOSGO ve GROTLBO modelleri kullanılarak ulaşılan sonuçların karşılaştırması.....	186
Tablo 73.	69 aktiviteli proje için GROLAO ve GROTLBO kullanılarak ulaşılan sonuçların karşılaştırması.....	187
Tablo 74.	69 aktiviteli proje için HOLAO ve HOLTLBO kullanılarak ulaşılan sonuçların karşılaştırması.....	187
Tablo 75.	69 aktiviteli proje için MDOLAO ve MDOTLBO kullanılarak ulaşılan sonuçların karşılaştırması.....	188
Tablo 76.	Genelleştirilmiş 290 aktiviteli projenin TCQET problemine ait veriler.....	191
Tablo 77.	290 aktiviteli projenin TLBO ve AO algoritmaları kullanımıyla elde edilen pareto-front sonuçları.....	195
Tablo 78.	290 aktiviteli projenin önerilen modellerle elde edilen analiz sonuçları.....	196
Tablo 79.	290 aktiviteli proje için HOLAO ve HOLTLBO kullanılarak ulaşılan sonuçların karşılaştırması.....	197
Tablo 80.	290 aktiviteli proje için MDOLAO ve MDOTLBO kullanılarak ulaşılan Pareto-front sonuçlar.....	197
Tablo 81.	TCQET problemi sayısal örnekleri için C-metrik sonuçları karşılaştırması.....	201
Tablo 82.	29 aktiviteli proje için MOSGO ile önerilen modellerin performans karşılaştırması.....	202
Tablo 83.	33 aktiviteli proje için SMOATM ile önerilen modellerin performans karşılaştırılması.....	203
Tablo 84.	69 aktiviteli proje için MOSGO ile önerilen modellerin performans karşılaştırması.....	204
Tablo 85.	290 aktiviteli proje için önerilen modellerin performans karşılaştırması.....	204
Tablo 86.	29 aktiviteli projenin TCQET problemi için ilk dört sıradaki uzlaşık çözümleri.....	206
Tablo 87.	33 aktiviteli projenin TCQET problemi için ilk dört sıradaki uzlaşık çözümleri.....	206
Tablo 88.	69 aktiviteli projenin TCQET problemi için ilk dört sıradaki uzlaşık çözümleri.....	206
Tablo 89.	290 aktiviteli projenin TCQET problemi için ilk dört sıradaki uzlaşık çözümleri.....	207

SEMBOLLER VE KISALTMALAR DİZİNİ

TLBO	: Öğretme-Öğrenmeye Tabanlı Optimizasyon (Teaching-Learning Based Optimization)
AO	: Şah kartal optimizasyonu (Aquila Optimizer)
NOP	: Popülasyon sayısı
NOI	: Iterasyon sayısı
NFE	: Fonskiyon değerlendirme sayısı
CPM	: Kritik Yol Yöntemi (Critical Path Method)
AoA	: Aktivite okta (Activity on Arrow)
AoN	: Aktivite düğüm noktasında (Activity on Node)
LP	: Doğrusal programlama (Linear Programming)
Avg.	: Ortalama (Average)
CPU	: Merkezi işlem ünitesi (Central Processing Unit)
DC	: Direkt maliyet (Direct Cost)
IC	: Dolaylı maliyet (Indirect Cost)
TCTP	: Zaman-maliyet ödünleşim Problemi (Time-Cost Trade-Off Problem)
TCQT	: Zaman-maliyet-kalite ödünleşimi (Time-Cost Quality Trade-Off)
TCET	: Zaman-maliyet-çevresel etki ödünleşimi (Time-Cost Environmental Impact Trade-Off)
TCQET	: Zaman-maliyet-kalite-çevresel etki ödünleşimi (Time-Cost-Quality Environmental Impact Trade-Off)
TCQEE	: Zaman-maliyet-kalite-energy-çevresel etki (Time-Cost-Quality-Energy-Environmental impact)
TCQSR	: Zaman-maliyet-kalite-güvenlik-risk (Time-Cost-Quality-Safety-Risk)
PSO	: Parçacık sürüsü optimizasyonu (Particle Swarm Optimization)
GA	: Genetik Algoritma (Genetic Algorithm)
SA	: Benzetimli tavlama (Simulated Annealing)
QSA	: Kuantum benzetimli tavlama (Quantum Simulated Annealing)
HGAQSA	: Hibrit genetik algoritma ile kuantum benzetimli tavlama (Hybrid Genetik Algorithm with Quantum Simulated Annealing)
PF	: Pareto-front
MAWA	: Değiştirilmiş Uyarlanabilir Ağırlık Yaklaşımı (Modified Adaptive Weight Approach)
NDS	: Baskın olmayan Sıralama (Non-dominated Sorting Approach)

ML	: Machine Learning (Makine öğrenmesi)
OBL	: Karşıtlık tabanlı öğrenme (Opposition Based Learning)
QOBL	: Kısmi karşıtlık tabanlı öğrenme (Quasi Opposition Based Learning)
QRBL	: Kısmi yansıtılmış karşıtlık öğrenme (Quasi Reflected Opposition Based Learning)
DOL	: Dinamik karşıtlık öğrenmesi (Dynamic Opposition Based Learning)
MDOL	: Değiştirilmiş dinamik karşıtlık öğrenmesi (Modified Dynamic Opposition Based Learning)
GROL	: Altın oran tabanlı karşıtlık öğrenmesi (Golden Ratio Based Opposition Learning)
HOL	: Hibrit karşıtlık öğrenmesi (Hybrid Opposition Based Learning)
GROTLBO	: Altın oran karşıtlıklı TLBO (Golden Ratio Oppositional TLBO)
MDOTLBO	: Değiştirilmiş dinamik karşıtlıklı TLBO (Modified Dynamic Oppositional TLBO)
HOTLBO	: Hibrit karşıtlıklı TLBO (Hybrid Oppositional TLBO)
GROLAO	: Altın oran karşıtlıklı AO (Golden Ratio Oppositional Aquila Optimizer)
MDOLAO	: Değiştirilmiş dinamik karşıtlıklı AO (Modified Dynamic Oppositional Aquila Optimizer)
HOLAO	: Hibrit karşıtlıklı AO (Hybrid Oppositional Aquila Optimizer)
ACO	: Karınca Kolonisi Optimizasyonu (Ant Colony Optimization)
WOA	: Balina Optimizasyon Algoritması (Whale Optimization Algorithm)
LGO	: Ludo Oyunu Tabanlı Algoritma (Ludo Game-Based Algorithm)
SPO	: Öğrenci Psikolojisi Temelli Optimizasyon Algoritması (Student Psychology-Based Optimization Algorithm)
SSA	: Sincap Arama Algoritması (Squirrel Search Algorithm)
TGA	: Ağaç Büyüme Algoritması (Tree Growth Algorithm)
CDR	: Kalabalık uzaklık sıralaması (Crowding distance ranking)
TOPSIS	: İdeal Çözüme Benzerliğe Göre Tercih Sırası Tekniği (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution)
SAW	: Basit Katıklı Ağırlık (Simple Additive weighting)
RAM	: Rastgele Erişimli Bellek
GHz	: Gigahertz
USD	: ABD doları (United States Dollar)

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

Yapım projelerinde, her yapım işi (faaliyet, aktivite) için çeşitli uygulama (kaynak kullanımı) alternatifleri mevcuttur. Bu alternatiflerin hem zaman hem de maliyet üzerinde önemli etkileri olması muhtemeldir. Bu durumda, temel sorulardan biri yapım projesinin zamanını mı yoksa maliyetini mi en aza indirmek olduğudur. Literatürde, projenin tamamlanma süresinin belirlenmesiyle en düşük toplam maliyetin elde edilmesi zaman-maliyet ödünleşim problemi (time-cost-trade-off problem-TCTP) olarak tanımlanmaktadır. Bu problemin çözümü, projenin hem doğrudan hem de dolaylı maliyetlerinin toplamını en aza indiren iş programının araştırılmasını gerektiren önemli bir optimizasyon problemi haline gelmiştir. TCTP, bir projenin hem zamanını hem de toplam maliyetini en aza indirecek yapım işleri alternatiflerini eş zamanlı olarak belirlemeyi hedeflediği için çok amaçlıdır. Çok amaçlı optimizasyon problemleri, birden fazla çelişen amaçlar arasındaki dengeyi sağlayan çözümleri bulmayı içermektedir. Bu çözümler genellikle tekil değil, uzlaş çözümlerdir. Ödünleşim probleminin eş zamanlı optimizasyonu yapım projelerinin aralarında dengeleme gerektiren çeşitli amaçların karşılıklı nedeniyle zordur.

Ödünleşim problemlerinde, projenin gereksinimlerini karşılayan yapı aşamalarının farklı alternatif bileşenleri arasından en uygun olanını belirlemek için bir süreç izlenir. Bu süreç, literatürde en uygun seçeneği bulma (optimizasyon) olarak adlandırılır. Bu tür problemlerde, bir yönü iyileştirmek, örneğin maliyeti azaltmak, diğerlerini olumsuz etkileyebilir, örneğin gereken zamanı artırmak veya kaliteyi azaltmak, ve bunun tam tersi de geçerlidir. Bu nedenle, yapı yöneticisi, yapı planlama aşamasında kritik amaçları optimize eden alternatifleri belirlemek için bir ödünleşim analizi yapmalıdır. Dahası, zaman, maliyet, çevresel etki ve kalite arasındaki dengelemeler, inşaat endüstrisinde yaygın bir problemdir. Örneğin, zaman, projenin planlanan zamanda tamamlanması gereken bir konudur, maliyet başka bir önemli faktördür ve kontrolü proje başarısı için önemlidir. Benzer şekilde, yapım projesinin kalitesi, yapının kullanıcılarının sağlık ve güvenliğini etkiler. Yüksek kaliteli inşaat yöntemleri ve malzemeleri, yapının güvenli ve emniyetli olduğundan emin olur, kaza ve yaralanma riskini azaltır. Son önemli faktör ise

çevresel etkidir. Dolayısıyla, yapım projelerinin tasarım aşamalarında bu faktörlere önem verilmesi projelerin performanslarının bütünsel olarak artırmaktadır.

Çeşitli araştırma çalışmaları, yapım projelerinde TCTP çözümü için çok amaçlı optimizasyon modeli sunmuşlardır (Zhang ve Xing, 2010; Ghoddousi vd., 2013; Alavipour ve Arditi, 2019; Toğan vd., 2022; Bettemir ve Birgonul, 2023). Yanı sıra farklı proje amaçlarının ödünleşim problemlerinin çözümüne yönelik optimizasyon modelleri de geliştirilmiştir. Örneğin zaman, maliyet ve kalite ödünleşim optimizasyon modelleri (Kazaz vd. 2016; Luong vd. 2018; Sheikh ve Kumar, 2020; Eirgash vd. 2022; Son vd., 2023; Lui vd., 2023); zaman, maliyet ve güvenlik optimizasyon modelleri (Afshar ve Dolabi, 2014), vb. Ayrıca, zaman, maliyet, kaynak ve nakit akışı gibi birçok amacı içeren optimizasyon modelleri geliştirdikleri gözlemlenmektedir (Elbeltagi vd. 2016). Bu optimizasyon modelleri genellikle inşaat projelerinin çevresel etkilerini (EI) dikkate almamıştır. Bu nedenle, zaman-maliyet-çevresel etki ödünleşimlerinde (time-cost-environmental impact-trade-off problem-TCET), zaman, maliyet ve EI ile ilgili faktörleri eş zamanlı olarak optimize etmek, karar vericiler ve inşaat planlayıcıları için artan bir öneme sahiptir (Marzouk vd. 2008; Ozcan-Deniz vd., 2012; Xu vd., 2012; Son ve Khoi, 2023a).

Yıllar boyunca, çevre dostu yapıların projelendirilmesinde ve yapımında önemli ilerlemeler kaydetmiş ve projelerin çevresel etkilerini değerlendirmek için kullanılan göstergelerle ilgili sürdürülebilir bir bilgi birikimi oluşmuştur (Shen vd. 2005). Örneğin, çevresel etki değerlendirme yaklaşımları (Shen vd., 2005; Sharrard vd. 2007), çevre bilincine sahip yapım yönetimi (Chen vd., 2005) ve yapım projelerinin fiziksel, biyolojik ve sosyal yönlerinin dikkate alındığı çevresel etki değerlendirmeleri (Banihashemi vd., 2021). İnşaat sektöründeki çevresel etki yönetiminin önemini vurgulayan ikna edici araştırma çalışmaları bulunmasına rağmen, çevre bilincine sahip yapım yönetimi bağlamında TCET'nin optimize edilmesine odaklanan sınırlı sayıda çalışma yapılmıştır (Marzouk vd., 2008; Ozcan-Deniz vd., 2012; Cheng ve Tran, 2014; Panwar ve Jha 2019; Tiwari vd. 2020). Marzouk vd (2008) çalışmalarında, yapım faaliyetleri ile ilişkili kirliliği ele almak üzere geliştirilen çok amaçlı bir optimizasyon çerçevesi sunmuşlardır. NSGA-II algoritması, projenin tamamlanma zamanı, maliyet ve EI'i içeren çok amaçlı bir fonksiyonu çözmek için kullanılmıştır. Ozcan-Deniz vd. (2012), hem yaşam döngüsü değerlendirmelerini hem de çok amaçlı optimizasyon tekniklerini entegre ederek, NSGA-II'yi proje yaşam döngüsü boyunca genel CO₂ emisyonlarını değerlendirmek için

kullanmışlardır. İlgili çalışmada, sera gazı emisyonlarını, inşaat toplam maliyetlerini ve proje süresini eşzamanlı olarak azaltmayı amaçlayan yenilikçi bir yapı planlama modeli sunulmuştur. Model, inşaat sürecindeki ekip ve malzemeler dahil olmak üzere mevcut kaynakları optimize ederek, uygun maliyetli ve zamanında inşaatı sağlarken, emisyonları etkin bir şekilde yönetmeyi ve en aza indirmeyi amaçlamaktadır. Cheng ve Tran (2014), TCET problemine çözüm bulmak için karşıtlık temelli çok amaçlı diferansiyel evrim (opposition-based multiple objective differential evolution-OMODE) yöntemini kullanmışlardır. Bu yenilikçi algoritma, popülasyon başlangıcı ve nesil sıçraması için OBL tabanlı bir yaklaşım sunmaktadır. Optimizasyon süreci, karşıt sayıların dahil edilmesiyle geliştirilmiş arama ve yakınsama performansından faydalanmaktadır. İlgili çalışmada, tünel inşaatına odaklanan sayısal bir vaka çalışması, OMODE kullanarak üretilen baskın olmayan çözümlerin, proje yöneticilerine projeye ait TCET problemini optimize etmek için en uygun planı seçme konusunda yardımcı olduğu gösterilmektedir. Deneysel sonuçlara dayanarak, bu çalışmada önerilen algoritmanın (OMODE) TCET problemlerinin çözümünde daha önce kullanılan tekniklerden çok daha iyi performans gösterdiği sonucuna varılmaktadır.

Panwar ve Jha (2019), zaman, maliyet, kaynak ve EI faktörleri de dahil olmak üzere dört farklı amaç fonksiyonunu eşzamanlı optimize etmek için çok amaçlı planlama modeli olarak adlandırdıkları bir model geliştirmişlerdir. Tiwari vd. (2020) ise TCET problemlerini çözmek için NSGA-III optimizasyon modeli kullanmışlardır. Tiwari vd. (2020) çalışmalarında 13 aktiviteli bir yapım projesini vaka çalışması olarak dikkate almışlar ve başarıyla çözerek geliştirdikleri modelin güvenilirliğini ve uygulanabilirliğini ortaya koymuşlardır. Huynh vd. (2020), yapı projelerinde zaman, maliyet, kalite ve CO₂ emisyonları (TCQC) gibi çeşitli faktörler arasındaki dengelemeyi etkili bir şekilde yönetmek için "çok amaçlı sosyal grup optimizasyonu" (multiple objective social group optimization-MOSGO) adlı yeni bir algoritma geliştirmişlerdir. Araştırmacılar, 29 ve 69 aktiviteli projeleri çözerek MOSGO'nun etkinliğini göstermişlerdir. Böylelikle, MOSGO'nun baskın olmayan çözümler üretme kapasitesini sergilemişlerdir. Ayrıca, çalışma, yapı projelerinin uygulanmasına ilişkin bir uzlaşi çözümünün seçilmesinde çok kriterli karar verme (MCDM) tekniği olarak kanıtsal akıl yürütmeyi kullanmıştır. Sharma ve Trivedi (2021), karşıtlık temelli baskın olmayan sıralama genetik algoritması III (OBNSGA III) kullanarak çok amaçlı bir planlama modeli sunmuşlardır. Model, NSGA-III'e çeşitlendirilmiş bir başlangıç popülasyonu oluşturmak ve yerel optimuma takılmasını

önlemek için bir OBL stratejisi kullanmaktadır. Sharma ve Trivedi (2021) zaman-maliyet-kaynak-kalite ödünleşim optimizasyon problemine çeşitli Pareto-optimal çözümler sunarak modelin etkinliğini sergilemişlerdir. Elde ettikleri sonuçlar, karşılaştırma algoritmalarına kıyasla modelin birçok amacı eş zamanlı olarak optimize etmedeki verimliliğini vurgulamaktadır.

Ödünleşim problemlerinin çözümünde temel olarak deterministik, sezgisel (heuristic) veya meta-sezgisel (meta-heuristic) yöntemlerin kullanıldığı görülmektedir (Panwar vd., 2019). Tamsayı programlama (IP), doğrusal programlama (LP) ve dinamik programlama (DP), kesin çözümler sunan deterministik yaklaşımlardır. Aslında, aktivitelerin gerçekleştirilmesi, zaman, maliyet, kalite, güvenlik vb. gibi operasyonel kaynaklarının kullanımını gerektirir. Dahası, bu aktiviteler genellikle birbirinden farklı (ayrık) seçeneği içermektedir. Bu durum, matematiksel optimizasyon yöntemlerinin, özellikle büyük ölçekli projelerin çözmede yüksek hesaplama yükü getirmelerinden dolayı, ayrık zaman-maliyet ilişkileri ile karakterize edilen problemler için pek uygun olmadığı anlamına gelmektedir (Eshtehardian vd., 2008).

Öte yandan, sezgisel algoritmalar, matematiksel yöntemlerin aksine basit kurallar ve daha az arama sayısı nedeniyle yüksek boyutlu ödünleşim problemlerini çözmek için yaygın olarak benimsenmektedir. Ancak, sezgisel yöntem, çok amaçlı zamanlamada, karmaşık global optimizasyon problemlerini çözümünde genellikle başarısız olmaktadır ve proje yöneticisinin çeşitli inşaat koşullarına uygun bir çözüm seçmesine olanak tanıyan geniş bir çözüm yelpazesi sunamazlar (Zhou vd., 2013). Bu nedenle, meta-sezgisel algoritmalar, önceki yöntemlerin eksikliğini gidermek amacıyla yapı ödünleşim problemlerini çözümünde başarılı yöntem olarak sunulmuştur. Bununla birlikte, bu algoritmalar kullanarak sağlanan çözümlerin optimallliği büyük ölçüde tartışmalı olmasına rağmen, bu yöntemler matematiksel ve sezgisel yöntemlerle karşılaştırıldığında nispeten üstün çözümler elde etmede etkilidirler (Canayaz, 2015).

Meta-sezgisel yöntemler, doğadaki olayların işleyiş prensiplerinin sayısal olarak taklit edildiği süreçlerdir. Bu süreçler, örneğin bir sineğin, bir arının veya bir karıncanın besin bulma davranışını veya öğrenme davranışını, en uygun olanın hayatta kalmasını vb. içerebilmektedir. Doğal olarak, birçok meta-sezgisel yöntem bulunmaktadır, ancak bunlar arasında en yaygın bilinen ve kullanılanı, en uygun olanın hayatta kalmasına dayalı olarak işleyen Genetik Algoritma (GA)'dır. Bunun yanında, son yıllarda birçok yeni meta-sezgisel algoritma önerilmiştir, bunlar arasında şah kartal algoritması (Aquila optimizer-AO,

Abualigah vd., 2021), balina optimizasyon algoritması (Mirjalili ve Lewis, 2016), Ludo oyunu tabanlı algoritma (Singh vd., 2019), öğrenci psikolojisi tabanlı optimizasyon algoritması (Das vd., 2020), öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon (TLBO, Rao vd. 2011) ve benzerleri bulunmaktadır. Şah kartal algoritması (AO) Abualigah vd, (2021) tarafından önerilen ve şah kartalın avlanma davranışının dört farklı fazını simüle eden son geliştirilen algoritmalarından biridir. Wang vd. (2021), şah kartal algoritmasının orijinal arama fazını Harris şahin optimizasyonun arama fazıyla değiştirerek AO'nun performansını artırmışlardır. Benzer şekilde, Zhao vd (2022), AO'nun iki yöntemini korurken, arama ve araştırma süreçlerinin kontrol denklemini çıkararak basitleştirilmiş bir AO algoritması kurmuşlardır. Geliştirdikleri algoritmanın yakın zamanlarda tasarlanmış birçok popülasyon tabanlı algoritmasından daha iyi performans gösterdiğini iddia etmişlerdir. Ayrıca, Gao vd (2022), AO algoritmasının performansını artırmak için üç farklı yöntem kullanmışlardır. Bu yöntemler, Gauss dönüşümü, rastgele karışıklık tabanlı öğrenme ve arama kontrol operatörünün geliştirilmesidir.

Öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon (Teaching-Learning Based Optimization – TLBO, Rao vd. 2011), ilk olarak kısıtlı mekanik tasarım optimizasyon problemlerini çözmek için popülasyon tabanlı bir algoritma olarak sunulmuştur. Zamanla, TLBO farklı mühendislik alanlarında geniş bir optimizasyon problemleri yelpazesini çözümünde kullanılmıştır. Bu algoritma temel olarak bir sınıftaki öğrencilerin davranışından ilham alarak, sınıftaki öğrenciler üzerinde bir öğretmenin etkisi fikrine dayanmaktadır. TLBO’da iki prosedür vardır: Öğretme aşamasında (teaching phase), algoritma öğrencilerin bir öğretmen rehberliğinde öğrenme sürecini simüle eder ve öğretmen sınıfın genel performansını veya ortalama sonuçlarını artırmak için öğrencilere bilgi aktarır. Benzer şekilde, öğrenme aşamasında (learning phase) ise algoritma, öğrencilerin birbirleri arasındaki etkileşimler yoluyla öğrenme sürecini modellemektedir. Bir öğrenci, başka bir öğrencinin kendisinden daha fazla bilgiye sahip olduğunu fark ederek yeni bilgi edinir.

Daha önce belirtildiği gibi, ödünleşim problemleri çok amaçlıdır ve bu amaçların birlikte değerlendirilmesi gerekmektedir. Bu amaçla, bunları eşzamanlı optimize etmek için farklı teknikler kullanılabilir. En iyi bilinen yöntemler, değiştirilmiş uyarlanabilir ağırlık yaklaşımı (Modified Adaptive Weight Approach-MAWA) ve baskın olmayan sıralama (Non-dominated Sorting-NDS) yaklaşımlarıdır. Ancak, bu yöntemler arasında, MAWA yaklaşımı uygulaması ve anlaşılması en kolay olanıdır. MAWA yaklaşımı literatürde etkin bir şekilde kullanılmaktadır. Ng ve Zhang (2008) amaç fonksiyonlarının

uygunluklarını değerlendirmek için MAWA ile karınca kolonisi optimizasyonunu (ACO) kullanmışlardır. Algoritmanın etkinliği, literatürdeki alternatif yaklaşımlarla karşılaştırılmıştır. Bulgular, ACO algoritmasının TCTP problemini etkili bir şekilde çözdüğünü ve önemli ölçüde daha az hesaplama yükü gerektirdiğini göstermiştir. Eirgash ve Dede (2018) çalışmalarında, farklı öğretmenlerin farklı öğrenci gruplarına atanması ile birlikte uyarlanabilir öğretim faktörüyle güçlendirilmiş TLBO algoritmasını kullanmışlardır. 18 ve 63 aktiviteli projeleri içeren araştırmaları, başarılı Pareto-front çözümlerinin edebildiğini ortaya koymuştur. MAWA yaklaşımının basit optimizasyon problemleri için iyi çalışsa da daha karmaşık orta ve büyük ölçekli optimizasyon problemlerini çözümünde etkili olmadığı görülmüştür (Toğan vd. 2021). MAWA yönteminin kısıtlamalarını gidermek için NDS konsepti ve kalabalık uzaklık sıralaması (Crowded distance mechanism-CDR) mekanizmasının entegre edildiği NDS-TLBO optimizasyon modeli geliştirilmiş ancak bu modelin hibrit algoritmalarla karşılaştırıldığında rekabetçi olmadığını belirlenmiştir (Eirgash, 2018). Dolayısıyla, TLBO algoritmasının genel etkinliğini değerlendirmek amacıyla, TCTP problemleri için NDS-TLBO algoritmasına kısmen rastgele bir başlangıç popülasyonunun tanıtılmasının algoritmanın arama verimliliğini daha fazla değerlendirmek için bir araç olarak kullanılması önerilmiştir. Sonuçlar, önerilen yöntemin, eşzamanlı olarak TCTP'leri optimize etmek için kullanılan diğer hibritleştirilmiş yöntemler kadar etkili, yüksek kaliteli çözümler üretebildiğini göstermektedir.

TLBO ve AO, daha önce bahsedilen problemler için tatmin edici sonuçları sağlamada daha iyi performans göstermiş olsa da, büyük ölçekli karmaşık problemlerin çözümünde yetersiz kalabilmektedir (Eirgash, 2018; Abualigah vd. 2021). Bu nedenle, yalın TLBO ve AO algoritmalarının performansını artırmak için mevcut yenilikçi yaklaşımlarla desteklenmesi önemlidir. Bu bağlamda, bazı akademisyenler, başlangıç popülasyonu, öğrenme stratejileri, modifikasyon, güçlendirme ve hızlandırma mekanizmaları gibi çağdaş kavramları kullanarak yalın TLBO ve AO algoritmalarının genel performansını ve arama yeteneklerini artırmaya çalışmışlardır (Zou vd. 2016).

Ayrıca, daha önceki çalışmalarda meta-sezgisel algoritmaların yakınsama yeteneğini artırmak için hibritlenmesi gerçekleştirilmiştir. Arama sürecini hızlandırmak için Aminbakhsh ve Sönmez (2016), Siemens algoritması aracılığıyla başlangıç popülasyonunun bir kısmını oluşturan hibrit ayırık parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO) algoritmasını oluşturmuş ve bunu optimizasyon modeline entegre etmiştir. Deneysel

sonular, yeni nerilen modelin zellikle byk lekli tnel inřaattı TCTP problemleri zmnde, modelin zm kalitesi ve optimal zmn belirlenmesi iin geen sre aısından nceki modelleri geride bıraktıėını gstermektedir. Benzer řekilde, Snmez ve Bettemir (2012), kesikli zaman-maliyet dnleřim problemi (DTCTP) iin GA, benzetimli tavlama (SA) ve kuantum benzetimli tavlama tekniklerinin (QSA) entegre edildiėi bir karma strateji nermiřlerdir. Geliřtirdikleri algoritmalarını 18, 29, 63 ve 630 aktiviteli projelerin dnleřim problemlerinin zmnde kullanmıřlardır. Analizler sonucunda, SA ve QSA algoritmalarının GA'nın yakınsamasını artırmaya yardımcı olduėunu gzlemlemiřlerdir. Yapılan inceleme, hibrit algoritmanın 29 aktiviteli projelerde optimum sonulara ulařtıėını ve daha byk aktiviteli projelerde ise GA'ya kıyasla daha yakın sonular verdiėini ortaya koymuřtur.

Toėan ve Eirgash (2019) min-min algoritması kullanarak kısmi rastgele bařlangı poplasyonu elde etmiřler ve bu poplasyonu kullanan yalın TLBO'nun dnleřim problemleri zmndeki performansını incelemiřlerdir. Mevcut tezde, bařlangı poplasyonundaki saf rastgeleliėi azalmak iin zahmetli kodlama ve programlama yk gerektirmeleri sebebiyle Siemens ve min-min algoritmalarından yararlanmak yerine karřıtlık tabanlı ėrenme (Oppositon-Based Learning-OBL) kullanılmıřtır.

OBL stratejisi, yakın zamanda geliřtirilen meta-sezgisel algoritmaların doėasında olan eksiklikleri gidermeye ynelik uygun yeni bir yntemdir. Karřıt ėrenme stratejisinin altında yatan fikir, eylem ve karřıt eylemin, zm ve karřıt zmn, aėırlıėın ve karřıt aėırlıėın vb. eřzamanlı deėerlendirilmesini iermektedir. Ama, tamamen rastgele retilen zmlerin daha eřitli karřıt tabanlı aday zmlerini retmektir ki bu zmler tamamen rastgele retilen zmlerden daha iyidir (Tizhoosh, 2005). Bařka bir deyiřle, rastgelelik ve karřıtlıėı dikkate alarak, bařlangı poplasyonunun eřitliliėini belirgin bir řekilde artırmak ve dřk uygunluktaki zmleri eleyerek daha yksek uygunlukta aday zmler retmektir. Bařlangı poplasyonu tamamen rastgele olarak retildiėinde, dřk uygunluklu bireyler de optimizasyon srecine dahil olabilmektedir. Bu durum genel arama ve arařtırma sresini uzatabilmektedir. Byk ve karmařık problemlerin zm sreci dikkate alındıėında bu arzu edilen bir durum olmamaktadır. OBL'nin avantajları nedeniyle, arařtırmacılar OBL'yi yapay zeka ile hesaplama (soft computing) tekniėine uygulamaktadır (Long vd. 2019; Houssein vd. 2021; Abualigah vd. 2021; Son ve Khoi 2023c; Zhong vd. 2023). Bu alıřmanın amacı, bu olumlu ynlerden yararlanmak ve doėadaki doėal organizmalardan esinlenerek, ilgili yapım projeleri iin en uygun zaman-maliyet, zaman-

maliyet-kalite, zaman-maliyet-çevresel etki ve zaman-maliyet-kalite-çevresel etki ödünleşimini veren yapım işleri alternatiflerinin belirlenmesi için kullanılabilecek yeni karşıt öğrenme teknikleri geliştirmektir. Bu amaçla, değiştirilmiş dinamik karşıtlık öğrenmesi (Modified Dynamic Opposition Learning-MDOL), hibrit karşıtlık öğrenmesi (Hybrid Opposition Learning-HOL) ve altın oran tabanlı karşıtlık öğrenmesi (Golden Ratio Based Opposition Learning-GROL) gibi modeller geliştirilerek bu tür problemlerin çözümünde arama kapasitesi ve optimum çözümü bulabilme yönündeki etkisi incelenmiştir. Bunu gerçekleştirmek için, geliştirilen karşıtlık öğrenme tabanlı yöntemler TLBO ve AO algoritmalarına entegre edilerek 6 adet yeni TLBO ve AO varyantları elde edilmiştir. Ortaya çıkan birleşik modeller, yalın TLBO'nun değiştirilmiş biçimleri olan değiştirilmiş dinamik karşıtlıklı TLBO (modified dynamic oppositional TLBO-MDOTLBO), hibrit karşıtlıklı TLBO (hybrid oppositional TLBO-HOTLBO) ve altın oran karşıtlıklı TLBO (golden ratio oppositional TLBO-GROTLBO) olarak adlandırılmıştır. Benzer şekilde, değiştirilmiş dinamik karşıtlıklı AO (modified dynamic oppositional AO-MDOLAO), hibrit karşıtlıklı AO (hybrid oppositional AO-HOLAO) ve altın oran karşıtlıklı AO (golden ratio oppositional AO-GROLAO) algoritmaları, AO algoritmasının değiştirilmiş biçimleri olarak dikkate alınmıştır. Bu geliştirilen algoritmaların arama yeteneğini performansları 7 istatistiksel performans ölçütü ve elde edilen Pareto-front çözümlerin kalitesi gözlemlenerek analiz edilmiştir.

Çalışma kapsamında, teknik literatürden alınan küçük, orta ve büyük ölçekli olarak bilinen, 4 farklı ödünleşim problem kümesi olan kesikli TCTP, zaman-maliyet-kalite ödünleşim problemi (time-cost-quality trade-off-TCQT), TCET ve zaman-maliyet-kalite-çevresel etki ödünleşim (time-cost-quality-environmental impact trade-off-TCQET) problemleri olmak üzere toplamda 16 yapım projesi incelenmiştir. Geliştirilen modellerden elde edilen sayısal simülasyon sonuçları, karınca kolonisi optimizasyonu (ACO, Xiong ve Kuang 2008), çok amaçlı sosyal grup optimizasyonu (MOSGO, Huynh vd. 2020), karşıtlık tabanlı çok amaçlı diferansiyel evrim (OMODE, Cheng ve Tran, 2014), örnek mantar algoritması karşıtlık turnuvası mutasyonu (slime mould algorithm opposition tournament mutation- SMAOTM, Son ve Khoi, 2023b) ve hibrit genetik algoritma ile kuantum benzetimli tavlama (HGAQSA, Bettemir 2009) gibi mevcut literatürde bulunan algoritmalarla karşılaştırılarak da değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, geliştirilen modellerin çeşitlilik özellikleri, arama sayısı verimliliği ve Pareto-optimal çözümlere daha hızlı yakınsama konusunda karşılaştırma algoritmalarına kıyasla etkinliğini açıkça ortaya

koymaktadır. Sonuç olarak, bu tezin, sadece yapım yönetimi alanında değil, aynı zamanda çeşitli diğer mühendislik disiplinlerinde karşılıklı kavramının daha iyi anlaşılması ve uygulanması için bir zemin oluşturabileceğine inanılmaktadır.

1.2. Problem Tanımı

Yapım yönetimi alanındaki ödünleşim problemleriyle ilgili mevcut kullanışlı teorik ve pratik planlama modelleri, tipik aktivite ve proje özelliklerini dikkate alarak aktiviteler arasındaki genelleştirilmiş öncelik ilişkilerini göz ardı etmektedir. Bu durum, mevcut çalışmaların ve yönetim yaklaşımlarının gerçek yapı projelerini daha gerçekçi bir şekilde temsil etmekte yetersiz kaldığını açıkça ortaya koymaktadır (Sakellariopoulos ve Chassiakos, 2005).

Zamanlama modelleri ile ilgili başka bir sorun, temsiliyet düzeyidir. Her ne kadar küresel ölçekte bazı araştırmalar bulunsun da uygulamalar genellikle yerel inşaat endüstrileri etrafında dönmektedir. Bu nedenle, bu uygulamalar inşaat sektörünü bir bütün olarak kapsamlı bir şekilde temsil edememektedir. Ayrıca, geniş bir yaklaşım benimsemek yerine, temel tercihin yalnızca küçük ve belirli projelerle ilişkilendirilen çalışmaları karşılamaya odaklandığı görülmektedir (Tran, 2022; Albayrak, 2023). Yapım projesinin genel performansını etkileyen farklı kaynaklardan gelen temel amaçlar olmasına rağmen, çoğu çalışma bu çeşitli amaçları yeterince temsil etmede veya ele almada yetersiz kalmaktadır. Bunun yerine, genellikle zaman-maliyet ödünleşimi ve zaman-maliyet-kalite ödünleşimi gibi belirli amaçlara odaklanma eğilimindedirler (Luong vd. 2018; Kazaz vd. 2016; Albayrak, 2023). Bir diğer önemli husus, yapı projelerinin çevresel kirliliğe önemli bir katkıda bulunmasıdır (Elbeltagi vd. 2016). Ne yazık ki proje yöneticileri, projenin yürütülmesi sırasında yüksek kalite, kısa süre ve düşük maliyet gibi unsurlara öncelik verme eğiliminde olup, çoğu zaman çevresel sonuçları göz ardı etmektedir. Ancak, sürdürülebilir kalkınmayı sağlamak için, diğer önemli faktörlerle birlikte çevresel etki hususlarının yapı projelerinin planlanması ve yürütülmesine dahil edilmesi esastır. Böylece, birden fazla proje amacı arasında denge kurmaya ve çevre dostu yapı planları geliştirmeye çaba gösterilmesi gerekmektedir.

İlgili çalışmaların her biri, başlangıç popülasyonunu üretmek için saf rastgeleliği dikkate almakta, bu da optimizasyon algoritmalarının başlangıç aşamalarında üstün bir çözümle başlama olasılığını garanti edememektedir. Dolayısıyla, başlangıç aşamasının

yüksek uygunluğa sahip bireylerle başlatılması, global çözüme ulaşma sürecini hızlandıracak ve algoritmanın yakınsama verimliliğini artırabileceği düşünülmektedir. Bu bağlamda, OBL stratejisi gibi son derece avantajlı bir yaklaşım önerilmiştir. OBL, optimizasyon algoritmalarının verimliliğini artırmak için kullanılan yeni bir makine öğrenme konseptidir (Mahdavi vd, 2018; Houssein vd, 2021). Potansiyel bir çözüm ve ona karşılık gelen karşıt çözüm aynı anda düşünüldüğünde, OBL üstün çözümü korurken, arama ve araştırma süreçlerinden düşük kaliteli çözümleri eleyebilmektedir (Roy vd, 2014). Kısa bir sürede, birkaç yeni OBL stratejisi de geliştirilmiştir. Bunlar arasında kısmi (quasi) OBL (QOBL, Rahnamayan vd. 2007), genelleştirilmiş OBL (GOBL, Wang vd. 2009), mevcut optimum ile OBL (COOBL, Xu vd. 2011), dinamik OBL (DOL, Xu vd. 2020), dinamik kaotik OBL (Wang vd. 2022a), açgözlü (greedy) OBL (Khishe, 2023), ortogonal OBL (Houssein vd. 2023) ve hayalet (ghost) OBL (Jia vd. 2023) bulunmaktadır. Bahsedilen OBL varyantlarından bazılarının TLBO ve AO'nun verimliliğini artırmak için de kullanıldığı görülmektedir (Zou vd, 2016; Abualigah vd. 2021). Benzer şekilde, Mandal ve Roy (2013), QOBL stratejisini entegre ederek TLBO'nun arama yeteneklerini çeşitlendirmiştir. Bu çalışmada, QOBL, popülasyonu tam karşıtlık bir noktadan öğrenmeye yönlendirerek en optimal konuma yaklaşma şansını artırmıştır. Ancak, QOBL'nin yerel olarak iyi performans gösterdiği ve global optimal çözümü bulmaya çalışırken yerel optimuma takıldığı gözlemlenmiştir (Eirgash vd. 2022). Özellikle, popülasyonun çeşitliliği hızla azalmakta ve bu durum nedeniyle yerel optimuma erken bir şekilde yakınsama bilmektedir (Rahnamayan ve Wang, 2009).

Belirtilen araştırmalar çeşitli biçimlerde karşıtlık öğrenmenin çok amaçlı optimizasyondaki uygulanmalarını araştırmış olsa da bu alanda teorik çalışmalar hala başlangıç aşamasındadır. Literatür incelendiğinde, OBL için yeni mühendislik kullanımları geliştirilmenin çekici bir araştırma alanı olduğu açıkça görülmektedir. Bu nedenle, mevcut bilgilerimize dayanarak, çok amaçlı optimizasyon problemlerini çözmek için sunulan çeşitli karşıtlık tabanlı yöntemlerin ve bunların sağladığı avantaj, zayıflıklar ve sınırlamaların kapsamlı karşılaştırmalı çalışmasını içeren tez çalışması bulunmadığı düşünülmektedir. Bu çalışmada, OBL'nin değiştirilmiş biçiminin (MDOL) ve hibridizasyonunun (HOL) yanı sıra, doğanın altın oranından esinlenerek, GROL tekniği geliştirilmiştir. Bu geliştirilen karşıtlık tabanlı öğrenme modelleri, TLBO ve AO algoritmalarıyla birleştirilerek yapı projelerindeki farklı 16 ödünleşim problemlerini çözmek için kullanılmıştır. MDOL'da, dinamik karşıtlık öğrenmeye değişken ağırlık

faktörü eklenmiş bir iteratif tabanlı dinamik karşıtlık öğrenme, çeşitliliği korurken yakınsama oranını artırmak adına optimizasyon algoritmalarına dahil edilmiştir. HOL'de, arama ve araştırma yönlerini dengelemek için QOBL ve kısmi yansıtılmış karşıtlık öğrenme (quasi-reflected opposition learning-QRBL) gibi ikili karşıtlık öğrenme stratejileri birleştirilmiştir. GROL ile daha önce kullanılan öğrenme stratejileri arasındaki temel fark, her bir iterasyonda arama alanının belirli bir kısmının elenmesidir.

Bu tez çalışması, meta-sezgisel algoritmaların verimliliğini artırmak ve yapı projelerinin uygulama aşamasında projenin amaçları arasında en uygun ödünleşimini veren yapım işleri alternatiflerinin belirleyerek karar verme sürecine yardımcı olmak için yeni OBL tekniklerinin geliştirilmesine odaklanmaktadır. Ayrıca, Pareto-front çözümler kümesinden tek bir uzlaşma çözümünün seçilmesi zordur. Çok kriterli karar verme (MCDM) teknikleri, Pareto-optimal çözümleri seçmek ve sıralamak için kullanılmakta ve karar vericilere seçimlerinde ve önceliklendirmelerinde yardımcı olmaktadır. Ancak, MCDM alanındaki geleneksel karar verme yaklaşımları genellikle çözüm sürecine bir karar matrisi ile başlar ve yüksek hesaplama karmaşıklığı içerir, bu da sürecin aşırı yüklenmesine yol açmaktadır. Bu nedenle, çok amaçlı bir optimizasyon süreci içinde kullanılan kalabalık uzaklık sıralama (CDR, Deb 2000) mekanizması, tek bir uzlaşma çözümünü seçmek ve sunmak için kullanılmıştır. Bu tez çalışmasında yapım projeleri için dört farklı ödünleşim problemi seti kullanılarak çalışmada geliştirilen yaklaşımlarla çözülmüştür. Böylece, yapı yönetimi alanında daha önce belirtilen araştırma boşluklarını dolduran yüksek performanslı modellerin sunulması hedeflenmiştir.

1.3. Çalışmanın Amaç, Kapsam ve Kısıtlamaları

Bu tez çalışmasının temel amacı, MDOL, HOL ve GROL gibi yeni OBL stratejileri geliştirilerek aktiviteleri arasındaki basit ve genelleştirilmiş öncelik ilişkileri bulunan dört farklı amaca sahip yapım projesi kümesi için amaçlar arasında en uygun ödünleşimi veren yapım planı alternatiflerinin (Pareto-front çözümlerinin) elde edilmesidir. Böylelikle, karar vericiler için projelerin başlangıç aşamasında amaçlar doğrultusunda en uygun kararın alınmasına yardımcı olacak yapım işleri alternatifine / alternatiflerine ulaşılması mümkün olacaktır. Basitçe ifade etmek gerekirse, proje hedefleri arasındaki dengelemeleri dikkate alarak, yüklenici çeşitli kaynak kullanımlarının proje performansı üzerindeki etkisini kolayca değerlendirebilecektir. Daha önce belirtildiği gibi, literatürde daha çok proje

aktiviteleri arasında bitişle başlama (FS) öncelik ilişkisine odaklanan ve çoğunlukla iki veya çok amaçlı çalışmalara rastlanılmaktadır (Banihashemi vd., 2020; Sheikh ve Kumar, 2020). Bu tez çalışmasında, aktiviteleri arasında hem temel (FS) hem de genelleştirilmiş ilişkileri (FS-FF-SS-SF) içeren yapım projelerinin TCTP, TCQT, TCET ve TCQET gibi çeşitli ödünleşim optimizasyon problemlerine kolayca uyarlanabilecek kapsamlı bir karşıtlık tabanlı öğrenme modellerinin geliştirilmesi de amaçlanmaktadır. Böylelikle, dikkate alınan ödünleşim optimizasyonu problemlerinin çözümü için minimum arama sayısı ile çok sayıda Pareto-front çözüm elde edilebilecektir.

1.4. Kapsam

Bu tez çalışmasının kapsamı, yalın meta-sezgisel optimizasyon algoritmaların yapım projelerinin ödünleşim optimizasyonu problemi çözümünde karşılaşılan eksikliklerini gidermek için yeni karşıtlık tabanlı öğrenme stratejileri geliştirmektir. Ayrıca ilgili optimizasyon problemlerinin çözümüyle elde edilecek Pareto-optimal sonuç kümesinden karar alıcılar için tek bir çözüm önerisi sunacak bir karar verme yaklaşımı sunmakta çalışmanın kapsamı içerisinde yer almaktadır.

1.5. Kısıtlamalar

Yapım projelerinin aktivite sayısı arttıkça, ödünleşim optimizasyon probleminin çözüm uzayı (arama alanı) genişler ve çözüme ulaşmak için daha fazla iterasyon adımı gerekir. Bu durumda, çözümün elde edilmesi için ihtiyaç duyulan süre makul bir süreyi aşmakta ve meta-sezgisel algoritmalar global optimuma ulaşmada başarısız olabilmektedir (Bettemir, 2009). Karşıtlık öğrenme teknikleri, saf rastgele örnekleme yönteminden ileri gelebilecek arama araştırma adım sayısı ve süresi artımını azaltırken yeni arama araştırma alanlarını bulmada meta-sezgisel algoritmalarla birlikte kullanılmaktadır (Xu vd. 2020). Bu tez çalışmasının temel kısıtı, çalışmada dikkate alınan ödünleşim optimizasyonu problemleri için veri kıtlığıdır. Başka bir deyişle, araştırma, her biri belirli kuruluş ve bölgelerle ilişkili 16 yapı projesinden elde edilen verilere dayanmaktadır. Her ne kadar dikkate alınan ödünleşim optimizasyonu problemleri çeşitlilik gösterse de yapım projelerine ait bilgilere erişimdeki kısıtlamalar nedeniyle projelerin sayısı ve çeşitliliği hala sınırlıdır.

1.6. Varsayımlar

Bu tez çalışmasında, proje süresiyle dolaylı maliyetlerin doğru orantılı olarak arttığı, bir aktivite başladıktan sonra herhangi bir kesinti olmadan tamamlanması gerektiği ve aktiviteler arasında aktivelerin bölünmesini kısıtlayan ayrık (discrete) bir ilişki olduğunu varsayılmaktadır. Projenin kalite değerlendirmesinde yüzdesel oranıyla temsil edildiği kabul edilmektedir. Çevresel etki değerlendirmesinde sadece CO₂ (kg) olarak dikkate alınmıştır.

1.7. Araştırma Yöntemi

Bu tezde, yapım yönetimi alanındaki bir dizi ödünleşim optimizasyon problemlerine yönelik yeni ve düzenli dağıtılmış Pareto-front optimal çözümler bulmak için yeni karşıt öğrenme destekli meta-sezgisel algoritmalar sunulmuştur. Bu süreci gerçekleştirmek için MDOL, HOL ve GROL stratejileri önerilen algoritmalarla birleştirilmiştir. Ayrıca, esnek bir ödünleşim modeli geliştirmek amacıyla, proje süresi, maliyeti, kalitesi ve çevresel etkisini değerlendirecek kod parçacıkları için MATLAB programlama dili kullanılmıştır. Proje süresinin elde edilmesi için ihtiyaç duyulan kodlama CPM tabanlı olarak yine aynı programlama dili kullanılarak yazılmıştır. Dikkate alınan ödünleşim optimizasyonu problem kümesinde zaman, maliyet ve çevresel etkilerinin minimize edilmesi ve kalitenin maksimize edilmesi amaçlanmaktadır. Geliştirilen optimizasyon modellerinin arama yeteneğinin daha iyi değerlendirilebilmesi için, TCTP, TCQT, TCET ve TCQET gibi dört farklı kesikli ödünleşim optimizasyonu problemi kümesi analiz edilmiştir. Geliştirilen modeller, pozitif veya negatif gecikmelerle bitişyle başla (Finish to Start - FS), bitişyle bit (Finish to Finish - FF), başlangıcıyla başla (Start to Start-SS) ve başlangıcıyla bit (Start to Finish-SF) gibi tüm olası mantıksal ilişki türleri için CPM hesaplamalarını yapabilmektedir. Kalabalık uzaklık sıralaması (CDR), TOPSIS ve SAW gibi mevcut MCDM yaklaşımlarıyla birlikte Pareto-optimal çözümlerden bir uzlaşma çözümü elde etmek için basit ancak etkili bir karar verme yaklaşımı olarak kullanılmaktadır. Önerilen algoritmaların performansı yedi performans ölçütü kullanılarak küçükten büyüğe 16 farklı ödünleşim optimizasyonu problemi çözülerek değerlendirilmiştir. Bu performans ölçütleri sırasıyla hiper hacim (Hypervolume-HV) göstergesi, yayılım (Spread-SP), fonksiyon değerlendirme sayısı (number of function evaluation-NFE), baskın olmayan çözümlerin yayılımı (the spread of nondominant solutions-SNS), ortalama ideal mesafe (mean ideal

distance-MID), çeşitlendirme metriği (diversification metric-DM), ve C-metriği (C-metric) dir. Çalışmada yapılan sayısal deneyler, önerilen modellerin farklı yapı ödünleşim optimizasyonu problemlerini başarılı bir şekilde kabul edilebilir ve uygun arama çabasıyla çözebildiğini göstermektedir. Çalışmada belirtilen hedeflere ulaşmak için izlenen metodoloji adımları Şekil 1'de sunulmaktadır.



Şekil 1. Metodoloji haritası

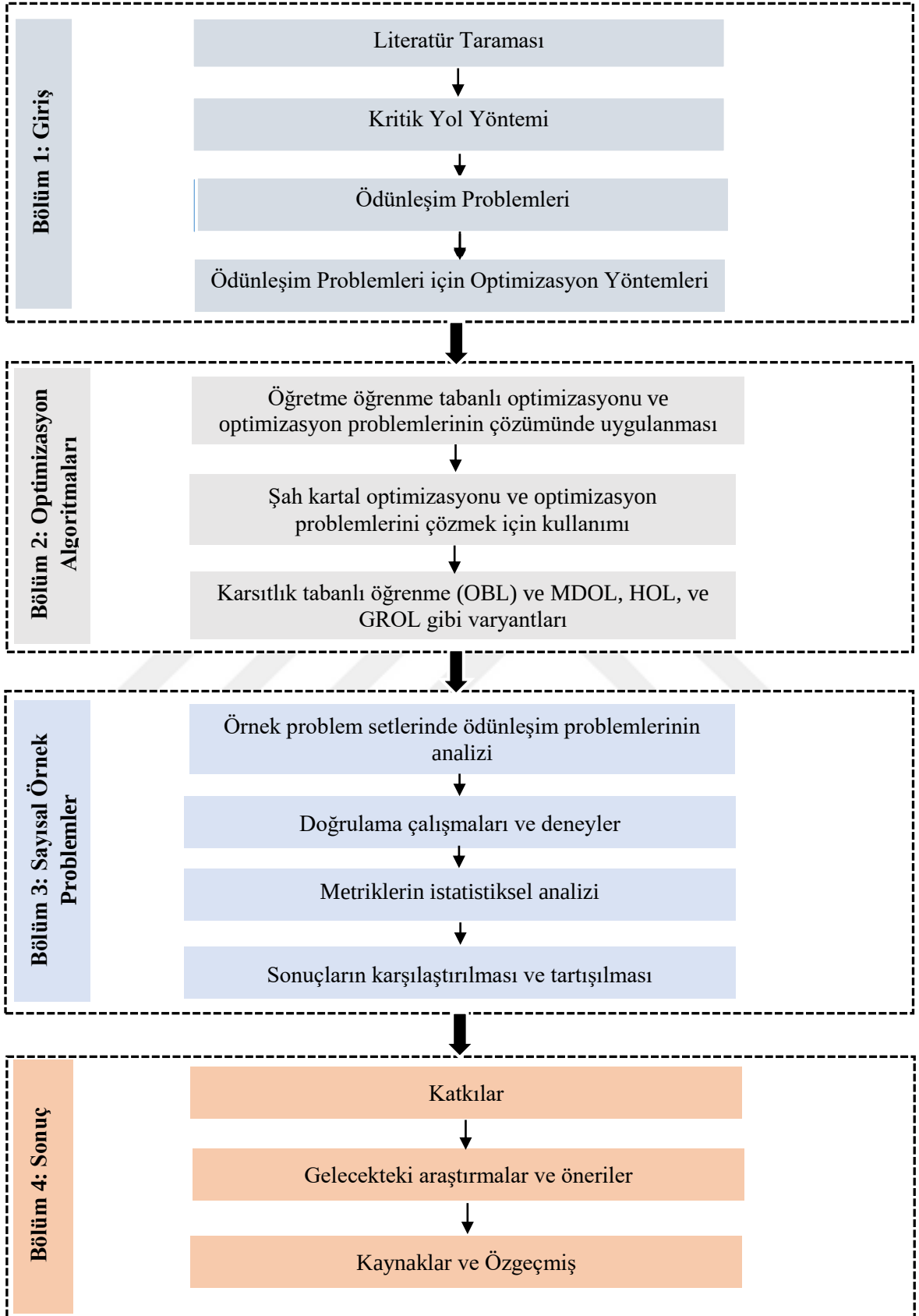
1.8. Tezin İerięi

Bu tez alıřmasının ierięi Őekil 2'de aıklanan adımlarla aynı sırayı takip etmektedir. Bölüm 1'de literatür taraması, CPM kısa bir giriş ve ardından zaman-maliyet ödünleşim problemi (TCTP), zaman-maliyet-kalite ödünleşim problemi (TCQT), zaman-maliyet-evresel etkiler ödünleşim problemi (TCET) ve zaman-maliyet-kalite-evresel etki ödünleşim (TCQET) problemleri anlatılmaktadır.

Bölüm 2'de TLBO algoritmasının yanı sıra řah kartal algoritması (AO) tanıtılmakta ve bunların optimizasyon problemlerinin özümündeki uygulamaları tartışılmaktadır. Ek olarak, karřıtlık temelli öğrenme (OBL) ve bunun eřitli geliştirilmiş varyantları, örneęin deęiřtirilmiş dinamik karřıtlık öğrenmesi (MDOL), hibrit karřıtlık öğrenmesi (HOL) ve altın oran tabanlı karřıtlık öğrenmesi (GROL) sırasıyla detaylandırılmaktadır.

Bölüm 3'te, örnek problem kümelerinin alıřmada geliştirilen optimizasyon modelleri kullanılarak elde edilen sonuçlar ve modellerin performans ölçüt deęerlendirmeleri için ayrıntılı bir gösterimi saęlanmaktadır. Bu bölümden elde edilen sonuçlar, meta-sezgisel yöntemlerden elde edilen sonuçların karřılařtırılması ve tartışılmasının kapsamlı bir řekilde yapılacağı dięer bölümler için temel oluřturmaktadır.

Bölüm 4, gerekleştirilen hesaplamalardan elde edilen gözlemleri içermektedir. Ayrıca, bu bölüm gelecek arařtırma alıřmaları için rehberlik saęlayabilecek katkılar ve deęerlendirmeleri de içermektedir.



Şekil 2. Bölümlerin şematik diyagram gösterimi

1.9. Literatür Taraması

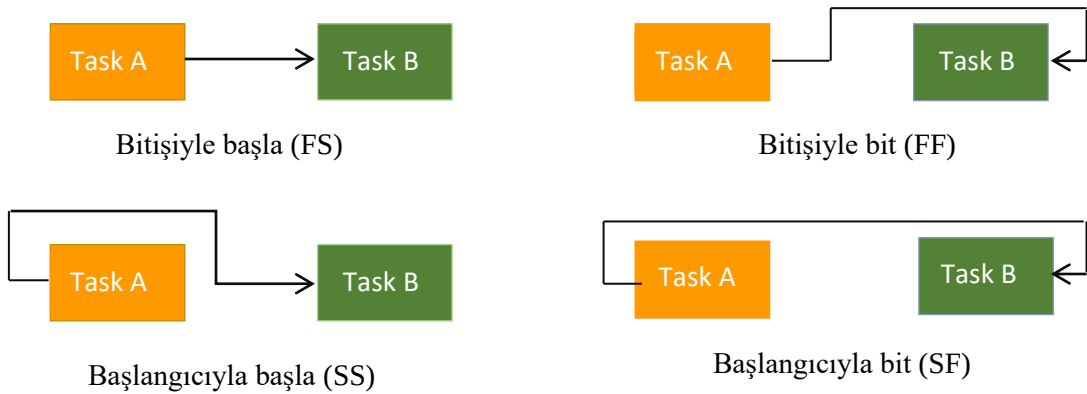
Bu bölümde ilk olarak proje zamanlaması prensiplerinden kritik yol yöntemi (CPM)'ne değinilmektedir. Ardından yapım projelerinde incelenen dört farklı türdeki ödünleşim problemleri tanıtılmaktadır. Mevcut modeller ve bu modellerin yapım projeleri ödünleşim problemlerini çözmek için kullandıkları kesin, sezgisel ve meta-sezgisel optimizasyon yöntemleri sunulmaktadır.

1.9.1. Kritik Yol Yöntemi (Critical Path Method – CPM)

CPM, şebeke diyagramındaki en uzun yol olarak tanımlanır ve süresi, projenin tamamlanması için gereken minimum süreyi belirler (Carson vd., 2014). Bu yöntemde, kritik yol üzerindeki herhangi bir faaliyetin gecikmesi durumunda, tüm projenin tamamlanmasının gecikmesi kaçınılmazdır. Bu nedenle, kritik yolun belirlenmesi, ilgili projenin izlenmesi için oldukça önemlidir. Kritik yol üzerinde olmayan faaliyetlerde belirli bir gecikme yapılabilmesi mümkündür (Carson vd., 2014).

1.9.2. CPM'de Mantıksal İlişkiler

CPM yöntemi, bu aktiviteleri görselleştirmeye ve bunları ilişkilerine göre düzenlemeye yardımcı olur. Böylece projenin ne zaman tamamlanmasının beklendiğini belirleyebiliriz. Şekil 3'te gösterildiği gibi faaliyetler arasındaki öncelik ilişkileri dört türe ayrılabilir:



Şekil 3. Faaliyetler arasındaki ilişki türlerinin gösterimi

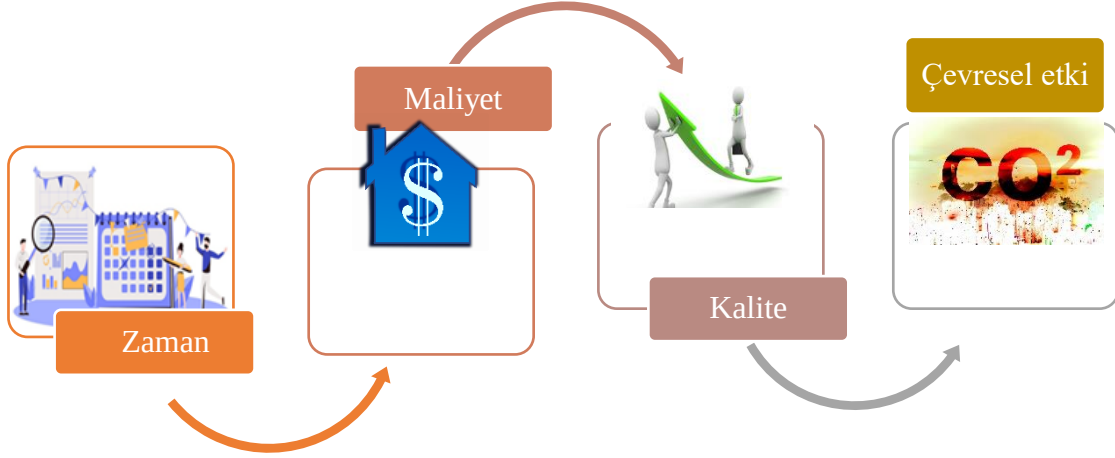
CPM yaklaşımını kullanırken en sık kullanılan terimler aşağıdaki gibi olmaktadır:

- Aktivite: Projeyi tamamlamak için yapılması gereken bir iştir.
- Kritik aktivite: Genel proje tamamlama süresinde gecikmeye neden olan ve sıfır yedek süresi olan bir faaliyettir. Kritik aktiviteler, kaynak tahsisi açısından önemlidir. Projelerin başarılı bir şekilde tamamlanması için kritik aktivitelere özel bir önem verilmelidir.
- Kukla (dummy) aktivite: Öncelik ilişkilerini karşılamak için kullanılan sıfır süreli ve kaynak gerektirmeyen bir faaliyettir.
- Proje ağ diyagramı: Aktiviteler arasındaki ilişkileri gösteren proje zaman çizelgesinin grafiksel temsilidir.
- Erken başlangıç (ES): Bir faaliyet için mümkün olan en erken başlangıç tarihidir.
- Erken bitiş (EF): Bir faaliyet için mümkün olan en erken bitiş tarihidir.
- Geç başlangıç (LS): Bir faaliyet için izin verilen en son başlangıç tarihidir.
- Geç bitiş (LF): Bir faaliyet için izin verilen en son bitiş tarihidir.
- Aktivite süresi: Bir faaliyeti tamamlamak için gereken süredir.
- Toplam bolluk süre (Total float): Bir faaliyetin, proje kritik yolunu etkilemeden ertelenebileceği süredir.
- Serbest bolluk süre (Free-float): Bir faaliyetin, kendisinden sonrakini geciktirmeden ertelenebileceği süre miktarıdır.
- İleri geçiş (Forward Pass): Ağ üzerinde ilerleyerek ES ve EF tarihlerini bulmak için kullanılan tekniktir.
- Geriye doğru geçiş (Backward Pass): Ağ üzerinde geriye doğru hareket ederek geç başlangıç ve geç bitiş tarihlerini bulmak için kullanılan tekniktir.

CPM yönteminde, iki farklı ağ diyagramı kullanılmaktadır:

1. Aktivite okta (Activity on Arrow- AoA) ağ diyagramı
2. Aktivite düğüm noktasında (Activity on Node- AoN) ağ diyagramı

AoA ve AoN bir projenin zaman çizelgesinin grafiksel temsilleridir. Aktiviteler arasındaki ilişkileri göstermekte ve kritik yolun ve proje tamamlama süresinin belirlenmesine yardımcı olmaktadır. Bu çalışmada ok diyagramı kullanılmıştır. Kritik yolun belirlenmesi yapım projelerinde zaman ve maliyete ek olarak projeye dair Şekil 4'te verilen proje amaçlarının hesaplanması için de önem arz etmektedir.



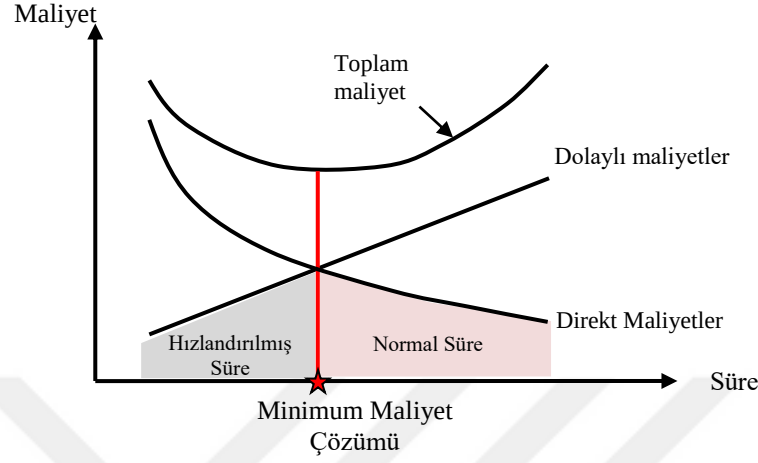
Şekil 4. Projenin temel amaçları

1.9.3. Zaman-Maliyet Ödünleşim Problemi (TCTP)

Zaman maliyet ödünleşim problemi, proje tamamlanma süresi ile projenin toplam maliyeti arasındaki ilişkinin analizini içermektedir. Yapım sektöründe, zaman ve maliyet genellikle birbirleriyle ilişkilidir ve proje yöneticilerinin, proje başarısını sağlamak için bu iki faktörü nasıl dengeleyecekleri konusunda kararlar alması gerekmektedir. Yapı projesinin planlama ve çizelgeleme aşamalarında iki amaçlı optimizasyonunu gerçekleştirmek zor bir iştir. Proje planlamacıları, her bir proje faaliyetini zamanında ve en düşük optimal maliyetle tamamlamak için gerekli olan doğru stratejileri uygulamakta zorlanırlar (Ahmet-Baykal 2006; Eshtehardian vd. 2008; Aminbakhsh ve Sonmez 2016; Chen vd. 2022; Toğan vd. 2022; Yılmaz ve Dede 2023). TCTP kapsamlı bir şekilde çalışılmış olmasına rağmen, iki amaçlı optimizasyon yapı projelerini etkileyen diğer kalite, iş güvenliği, risk, çevresel etki vb. amaçların dengelenmesinde hala yetersizdir. İki amaçlı optimizasyonun sınırlamalarının üstesinden gelmek için, çok amaçlı optimizasyon son birkaç yılda bir çözüm olarak geliştirilmiştir (Son ve Khoi, 2023c).

Genel olarak, TCTP problemlerinin çözümü, projenin ihtiyaçlarını mevcut kaynaklar ve kısıtlamalarla dengelemek için dikkatli bir analiz ve karar verme gerektiren bir süreçtir. Etkili proje planlaması, kaynakların kullanımı, paydaşlarla iletişim ve başarılı proje teslimatı için esastır. Örneğin, daha fazla işçi veya ekipman kiralanması, hızlı tamamlamayı sağlamak için daha yüksek maliyetlere neden olabilir. Şekil 5 maliyet ve zaman arasındaki korelasyonun açık bir temsilini sunmaktadır. Proje süresi arttıkça

doğrudan maliyetlerin azaldığı, buna bağlı olarak dolaylı veya genel giderlerin arttığı Şekil 5 incelendiğinde görülebilmektedir.



Şekil 5. Proje zaman ve maliyet ilişkisi

1.9.4. Zaman-Maliyet-Kalite Ödünleşim (TCQT) Problemi

Zaman maliyet kalite ödünleşim optimizasyonu, maliyeti en aza indirmek, kaliteyi maksimize etmek ve önceden belirlenmiş bir son teslim tarihini karşılamak gibi amaçların olduğu proje yönetimi ve mühendislik tasarımında yaygın bir problemdir. Bu tür problem, birbiriyle çelişen amaçların dengelenmesini içermektedir; çünkü bir amacı iyileştirmek diğer amaçları olumsuz yönde etkileyebilmektedir. Yapı projelerinde zaman, maliyet ve kalitenin en önemli üç faktör olduğunu pek çok araştırmacı tarafından ileri sürülmektedir (Liu ve Wang 2008; Kim vd. 2012; Santosh vd. 2013; Afruzi vd. 2014; Rostami vd. 2014; Sheikh ve Kumar 2020; Eirgash vd. 2022; Son vd. 2023; Mohammadi vd., 2023). Mungle vd. (2013), bir karayolu inşaatı projesini bir vaka çalışması olarak ele alarak TCQT problemini çözmek için bulanık kümeleme tabanlı GA yöntemi kullanmıştır. Bulgular, bulanık kümeleme tabanlı GA'nın diğer karşılaştırma algoritmalarına göre üstün bir Pareto-front kümesi üretebildiğini göstermektedir. Monghasemi vd. (2015), çok amaçlı optimizasyon yöntemleri ile kanıtsal akıl yürütme yöntemini birleştirerek, kesikli zaman maliyet kalite ödünleşim problemini çözerek, karar vericilere optimal bir uzlaşma çözümü seçmelerinde tüm kriterleri dikkate alan kapsamlı bir çerçeve sunmuşlardır. Geliştirilen modelin TCQT problemini çözmedeki etkinliği 18 faaliyetlik bir karayolu projesinde test edilmiştir. Jeunet ve Orm (2020), belirli bir kalite ve verimlilik seviyesini dikkate alarak

proje hızlandırmasında ek işgücünün kullanımını planlamak ve optimize etmek için bir karma tamsayılı lineer programlama modeli geliştirmişlerdir. Model, üretim ortamındaki her faaliyet aşaması için hem kalıcı hem de geçici iş gücünün projelerinin hızlandırılmasına adına verimli bir şekilde dağıtabilme yeteneğine sahiptir.

1.9.5. Zaman-Maliyet-Çevresel Etkiler Ödünleşim (TCET) Problemi

Çevresel etkiler, yapı yöneticileri ve planlamacıları için önemli bir endişe kaynağıdır ve yapı projelerin çevresel sürdürülebilirlik açısından değerlendirilmesini ve yönetilmesini gerektirmektedir. Bunun anlamı, proje süresi, projenin toplam maliyeti ve bir yapı projesiyle ilişkili çevresel etki arasında iyi bir dengenin sağlanması olmaktadır. Xua vd. (2012), bulanık belirsizlik altında çoklu modlara sahip bir hidroelektrik projesinin ayrık TCET problemini incelemişlerdir. Proje 13 aktiviteden ve FS mantıksal ilişkilerinden oluşan bir proje ağına sahiptir. Projeye ait TCET problemini çözmek amacıyla bulanık mantığa dayalı uyarlanabilirliğe sahip hibrit bir genetik algoritma geliştirmişlerdir. Eirgash ve Toğan (2023a), altın oran tabanlı karşıtlık öğrenme (GROL) adı verilen bir stratejiyi TLBO algoritmasına entegre ederek, GROTLBO olarak bilinen TLBO'nun yeni bir biçimini sunmuşlardır. Önerilen model, yapım yönetiminde zaman, maliyet ve çevresel etkilerle ilgili ödünleşim problemlerini ele alırken algoritmanın arama ve araştırma eğilimleri arasında bir denge kurmak üzere tasarlanmıştır. GROL operatörü, alan boyutunu azaltarak, özellikle aralık uzunluğunu kısaltarak yakınsamayı artırmaktadır. İlgili çalışmada, GROTLBO'nun etkinliğini ve üstünlüğünü ortaya koymak amacıyla üç farklı vaka örneği çözülmüş ve kullanılan algoritmanın yalın TLBO ve diğer rekabetçi algoritmalarla göre etkinliği doğrulanmıştır. Yapı projelerinin verimliliğini önemli ölçüde artırmak için, çok amaçlı optimizasyon problemleri geliştirilmiş ve akademik literatürde kullanılmaya başlanmıştır (El-Rayes ve Kandil 2005).

1.9.6. Zaman-Maliyet-Kalite-Çevresel Etkiler Ödünleşim (TCQET) Problemi

TCQET optimizasyon problemi, bir projede maliyet ve zamanın azaltılması, kalitenin artırılması ve çevresel etkinin en aza indirilmesi gibi birbiriyle çelişen birden fazla amaç arasında bir denge bulmayı ifade etmektedir. Literatürde bu faktörlerin ele alındığı TCQET problemi çözümünü inceleyen çok az sayıda çalışma bulunmaktadır (Huynh vd. 2020; Son ve Khoi 2023b; Farazmand ve Beheshtinia, 2018). Zheng (2016) TCQET problemini

çözmek için ağırlık-toplamı yöntemi ve GA gibi iki aşamalı bir algoritma kullanılmıştır. Huynh vd. (2020) yapı projelerinde zaman, maliyet, kalite ve CO2 emisyonları arasındaki ödünleşimin çözümü için MOSGO algoritmasını önermiştir. Deneysel bulgular, MOSGO'nun TCQET problemin çözümünde kullanılan diğer algoritmalarla karşılaştırıldığında daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymaktadır. Son ve Khoi (2023b) Vietnam'da inşa edilen üç gerçek yapım projesine dair TCQET probleminin çözümü için bir hibrit model olan "slime mantarı algoritması karşılıklı turnuva mutasyonu (SMAOTM) adlı yeni bir model tanıtmışlardır. SMAOTM, yalın SMA'yı OBL, turnuva seçimi, mutasyon ve çaprazlama operatörleriyle bütünleştirmişlerdir. Böylelikle, SMAOTM'nin çözüm uzayını arama yeteneği artırılarak yakınsama sürecini hızlandırılmış ve yerel optima takılma olasılığını azaltılmıştır. SMAOTM'nin etkinliğini göstermek için, daha önce geliştirilmiş hibrit modeller olan MOSGO, MODE, MOPSO ve NSGA-II ile karşılaştırmalar yapılmıştır. Bu karşılaştırmaların sonucunda, SMAOTM'nin üstün çeşitlilik ve yakınsama özelliklerini sergilediği ve belirtilen hibrit modellere göre daha iyi Pareto-front çözümler elde edebildiğini göstermişlerdir.

Farazmand ve Beheshtinia (2018) yapım projelerinin TCQET problemin çözümünde sosyolojideki referans grupları kavramından esinlenen referans grup genetik algoritması (reference group genetic algorithm - RGGA) olarak bilinen yeni bir GA varyantını çözüm yaklaşımı olarak sunmuşlardır. Elde ettikleri sonuçlara dayanarak, uyguladıkları konseptin sonuçlarda önemli bir iyileşme sağatabildiğini iddia etmişlerdir.

Yapım projelerinde karşılaşılan farklı tip ödünleşim problemleri ile bu tür ödünleşim problemlerin çözümünü inceleyen çalışmalar Tablo 1'de verilmektedir. Tablo 1 ayrıca incelenen ödünleşim problemlerinin proje aktivite sayıları ile aktiviteler arasında dikkate alınan ilişki tiplerini de göstermektedir.

Tablo 1. Son dönemdeki ödünleşim problemlerin uygulanması

Çalışmalar	Yapı Projeleri	Ödünleşim Problemleri					
		TC	TCQ	TCE	TCQE	TCQEE	TCQSR
Xu vd. (2012)	12 aktivite - geliştirilmemiş	●					
Ozcan-Deniz vd. (2012)	12 aktivite - geliştirilmemiş			●			
Alavipour ve Arditi (2019)	15 aktivite - geliştirilmemiş	●					
Toğan ve Eirgash (2019)	7, 18 ve 63 aktivite - geliştirilmemiş	●					
Nasiri ve Lu (2022)	100 aktivite - geliştirilmemiş	●					
Banihashemi vd. (2021)	8 aktivite - geliştirilmemiş			●			
Huynh vd. (2020)	29 ve 69 aktivite - geliştirilmiş				●		
Banihashemi ve Khalilzadeh (2020)	8 aktivite - geliştirilmiş				●		
Sheikh ve Kumar (2020)	18 aktivite - geliştirilmiş		●				
Liu vd. (2020)	11 aktivite – geliştirilmemiş		●				
Keshavarz ve Shoul (2020)	14 aktivite – geliştirilmemiş		●				
Mahdavi-Roshan ve Mousavi (2022)	8 aktivite – geliştirilmemiş		●				
Tran ve Tarigan (2022)	5 aktivite – geliştirilmemiş		●				
Lotfi vd. (2022)	24 aktivite – geliştirilmemiş					●	
Mahdiraji vd. (2021)	52 aktivite – geliştirilmemiş						●
Van ve Vanhoucke (2022)	20 ve 30 aktivite– geliştirilmemiş			●			

Tablo 1' in devamı

Alindayu vd. (2022)	13 aktivite – geliştirilmemiş							●
Son ve Khoi (2023c)	12 aktivite – geliştirilmemiş							●
Zou ve Zhang (2020)	6 aktivite – geliştirilmemiş	●						
Wei vd. (2020)	8 ve 29 aktivite – geliştirilmiş	●						
Wang vd. (2019)	13 aktivite – geliştirilmemiş		●					
Prakash vd. (2018)	13 aktivite – geliştirilmemiş		●					
Monghasemi vd. (2015)	18 aktivite – geliştirilmemiş		●					
Santosh vd. (2013)	18 aktivite – geliştirilmemiş		●					
Afruzi vd. (2014)	13 aktivite – geliştirilmemiş		●					
Mohammadi vd. (2023)	18 aktivite – geliştirilmemiş		●					
Farazmand ve Beheshtinia (2018)	18 aktivite – geliştirilmemiş				●			
Banihashemi ve Khalilzadeh (2022)	10 aktivite – geliştirilmemiş							●
Abhilasha, ve Jha (2021)	13 aktivite – geliştirilmemiş							●
Toğan vd. (2022)	18, 63 ve 630 aktivite – geliştirilmemiş	●						
● TC: Time-Cost; ● TCQ: Time-Cost-Quality; ● TCE: Time-Cost-Environmental impact; ● TCQE: Time-Cost-Quality-Environmental impact; ● TCQEE: Time-Cost-Quality-Energy-Environmental impact ● TCQSR: Time-Cost-Quality-Safety-Risk								

1.9.7. Ödünleşim Problemleri İçin Optimizasyon Teknikleri

Yapım projeleri ödünleşim problemlerinde kullanılan en yaygın optimizasyon teknikleri şunlardır (Sönmez vd. 2020):

1. Matematiksel Yöntemler
2. Sezgisel Yöntemler
3. Evrimsel Algoritmalar

1.9.8. Ödünleşim Problemleri İçin Sezgisel Algoritmalar

Sezgisel algoritmalar iki kategori bulunmaktadır: algoritmanın ilk oluşturulması ve kullanılmasıyla ilgili olan yapıcı sezgisel (constructive heuristics) yöntemler ve daha önce geliştirilen algoritmaların performansını artırmak için oluşturulan iyileştirme sezgisel (improvement heuristics) yöntemler (Ruiz ve Moroto, 2005). Sezgisel yöntemler matematiksel olarak kesin olmayan pratik kuralara dayanmaktadır. Makul çözümler üretebilirler, ancak optimal sonuçları garanti etmezler. Sezgisel yaklaşımlara, Siemens'in etkili maliyet eğimi modeli (Siemens, 1971), Moselhi'nin yapısal rijitlik yöntemi (Moselhi, 1993) ve Sönmez vd (2020) tarafından sunulan uncrashing sezgisel yöntemi örnek olarak verilebilir. Bu yaklaşımlar genellikle tatmin edici sonuçlar verirken bazı durumlarda global optimal çözümler bulabilmektedir. Ancak, çoğu sezgisel yöntem, aktiviteler için zaman ve maliyet arasında doğrusal ilişkileri olduğunu varsayar ve sundukları çözümler çeşitlilik arz etmemektedir.

1.9.9. Ödünleşim Problemleri İçin Meta-Sezgisel Algoritmalar

Meta-sezgisel yöntemler, çeşitli problemleri çözmek için etkili bir şekilde kullanılabilen esnek tekniklerdir. Bu durum özellikle kesin (matematiksel) veya sezgisel yaklaşımların makul bir hesaplama süresi içinde tatmin edici çözümler üretmede yetersiz olduklarında dahada önem kazanmaktadır. Ancak meta-sezgisel yöntemlerle ilgili önemli zorluk, özellikle karmaşık optimizasyon problemlerini çözerken yerel optimumlara takılıp kalma eğilimlerinin olmasıdır. Araştırmacılar tarafından geliştirilen çok çeşitli ve fazla sayıda meta-sezgisel algoritma bulunmakta birlikte bunlar arasında, genetik algoritma (GA, Feng 1967), benzetimli tavlama (SA, Anagnostopoulos ve Kotsikas 2010), karınca koloni optimizasyonu (ACO, Ng ve Zhang 2008), parçacık sürü optimizasyonu (PSO, Elbeltagi vd. 2005), öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon (TLBO, vd. 2011), balina optimizasyon algoritması (WOA, Mirjalili ve Lewis 2016), şah kartal algoritması (AO; Abualigah vd. 2021), ludo oyunu tabanlı algoritma (LGO, Singh vd. 2019), öğrenci psikolojisi tabanlı optimizasyon algoritması (SPO, Das vd. 2020), sincap arama algoritması (SSA, Jain vd. 2019) ve ağaç büyüme algoritması (TGA, Cheraghalipour vd. 2018) diğer optimizasyon teknikleri gibi, etkili bir şekilde farklı mühendislik alanlarındaki optimizasyon problemlerinin çözümü için kullanılmıştır. Meta-sezgisel yöntemler genellikle iki aşamada faaliyet göstermektedir. İlk aşamada, algoritma, tüm çözüm uzayını araştırarak bir

çeşitlendirme süreci gerçekleştirir. İkinci aşamada, arama beklenen optimal çözümün etrafındaki küçük bir alana odaklanır (Talbi vd., 2016). Meta-sezgisel algoritmalar aşağıdaki özelliklere sahiptir:

- Kullandığı komşuluk yapısı,
- Bellekte çözümlerin saklanması,
- Aramada kullanılan çözüm sayısı,
- Kullanılan amaç fonksiyonu,

Bu özellikler arasında en önemlisi, mevcut çözümlerin hafızada tutma yeteneğidir. Bu yönü meta-sezgisel yöntemlerin diğer yöntemlere göre en ayırt edici özelliğidir (Canayaz, 2015). Meta-sezgisel algoritmalar genellikle doğadan esinlenerek geliştirilir. Gruplandırma bakımından, genellikle biyoloji, fizik, sürü, sosyal, müzik, kimya ve melez yöntemler olmak üzere yedi farklı gruba ayrılabilirler (Akyol ve Alataş, 2012).

Yang (2007) TCTP problemlerinin çözümü için PSO algoritmasını kullanmıştır. Önerdikleri model aracılığı ile karar vericilere kolay bir biçimde karar almalarına yardımcı olacak bir Pareto-front çözüm kümesi üretmeyi amaçlamışlardır. Model, bir otoyolun onarılmasına yönelik gerçek bir 28 aktiviteli proje üzerinde kullanılmıştır. Sonuç olarak, PSO algoritmasının incelenen TCTP probleminin çözümündeki etkinliği, ulaşılan sonuçların global optimumdan neredeyse hiç sapma olmadan elde edilmesiyle gösterilmiştir.

Abdel Raheem ve Khalafallah (2011), elektrik devresinin dallarında elektrik akımının nasıl akışını simüle etmekten ilham alan "Electimize" adında yeni bir evrimsel algoritma geliştirmiştir. İlgili araştırmadaki temel amaç, inşaat endüstrisine mevcut evrimsel algoritmalarındaki belirli eksiklikleri aşabilen sağlam bir optimizasyon uygulaması sunmaktır.

Aminbakhsh (2013) değiştirilmiş-SAM yaklaşımının avantajlarını PSO algoritması ile birleştiren bir hibrit-PSO model geliştirmiştir. PSO'nun etkinliğini değerlendirmek için, bu hibrit yaklaşımı kullanarak mevcut literatürdeki ödünleşim optimizasyon problemlerini çözmüşler ve sonuçları önceki modellerden elde edilen sonuçlarla karşılaştırmışlardır. Ayrıca, örnek problemler için tüm optimal çözümleri bulmak ve performanslarını değerlendirmek amacıyla karma tam sayılı programlama için AIMMS optimizasyon yazılımını kullanmışlardır. Elde edilen çözümlerin kaliteleri bunların bulunan global optimum sonuçlardan ortalama sapmaları hesaplanarak değerlendirilmiştir. Sonuçlar,

önerilen modelin daha önce uygulanan modeller ile rekabet edecek düzeyde olduğunu ve performans iyileştirmesi sağladığını göstermektedir.

Saif vd. (2015) TCQT problemlerinin optimizasyonu için yeni bir meta-sezgisel algoritma sunmuştur. Önerilen algoritma, yazılım proje yöneticilerinin optimal veya optimale yakın çözümü daha kısa sürede elde etmelerine yardımcı olacak veri tabanlı bir optimizasyon algoritması olarak yorumlanmıştır.

Armaghani'nin (2014) çalışmasında, benzetilmiş tavlama (SA) ve genetik algoritma tekniklerini kullanarak bir hibrit yöntem geliştirilmiştir. Bu yöntem, 18 aktiviteli bir projeye uygulanmış ve domine edilmeyen çözümleri bir havuza depolamıştır. Yöntemin en önemli katkılarından biri olarak, bütçe kısıtlamalarının probleme dahil edilmesi olarak vurgulanmıştır.

Al-Zarrad ve Fonseca (2018) zaman ve maliyet değerlerindeki belirsizliği dikkate alan bulanık faaliyete dayalı maliyetleme yöntemini sunmuşlardır. Yaptıkları analize göre, geliştirdikleri modelin kullanımının kolay olduğunu, Genetik Algoritma 'ya kıyasla daha iyi sonuçlar verdiğini ve zaman-maliyet ödünleşim kararlarının güvenilirliğini artırdığını belirtmişlerdir. Bu durumun daha güvenilir bir program oluşturulmasına yardımcı olabileceğini ve aşırı bütçeli veya programın gerisinde kalan projelerin riskini azaltabileceğini ifade etmişlerdir.

Neslihan (2019) çok amaçlı zaman-maliyet-ödünleşim (TCTP) problemlerine alternatif olarak dört farklı modifiye edilmiş adaptif ağırlık yöntemi geliştirmiştir. Bu yeni yöntemlerin performans analizi GA ve TLBO algoritmaları kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Çeşitli yapım projelerinin (7, 14, 18, 63 ve 630 aktivite) TCTP çözümleri önerilen model ile incelenmiştir. Sayısal incelemelerin sonuçları, önerilen modifiye edilmiş adaptif ağırlık yöntemlerinin geleneksel MAWA yaklaşımı yerine başarıyla kullanılabileceğini göstermektedir. Ayrıca, çalışma GA ve TLBO yöntemlerinin optimizasyon verimliliğini değerlendirmiş ve TLBO'nun GA algoritmasına göre üstün performans gösterdiğini ortaya koymuştur.

Ma vd. (2023) gri kurt optimizasyonu (GWO) algoritmasının verimliliğini artırmak için bir OBL stratejisi kullanarak global arama ile lokal arama arasında bir denge kurmayı amaçlamışlardır. Bu yaklaşımın, GWO'nun lokal (yerel) optimuma takılmasını önlemekte etkili olduğunu ifade etmektedirler.

Tablo 2 literatürde farklı araştırmacılar tarafından, farklı ödünleşim problemlerini çözmek için önerilen çeşitli optimizasyon yöntemlerini göstermektedir.

Tablo 2. Farklı araştırmacıların ödünleşim problemlerini çözmek için önerdiği optimizasyon yaklaşımlarını açıklamaktadır

Yıl	Yazar (ler)	Tanım	Açıklamalar
2005	Chasiakos ve Sakellariopoulos	Karma tamsayılı programlama, geliştirilmiş 29 aktivite	Bu araştırma, bir hipostatik problemi çözmek için iki yaklaşım arasında bir karşılaştırma içermektedir: biri kesin modeldir, diğeri ise yaklaşık bir modeldir. Kesin model, bir projenin en uygun zaman-maliyet eğrisini belirlemek ve en maliyet etkin programı bulmak için doğrusal programlama tekniklerini kullanır. Buna karşılık, yaklaşık model proje süresini aşamalı olarak kısaltır ve neredeyse en uygun zaman-maliyet eğrisi oluşturmaktadır.
2006	Kuang ve Xiong (2006)	MAWA-ACO 18 aktivite	Bu çalışmada sunulan model, ACO algoritmasıyla entegre edilmiş MAWA yaklaşımını kullanarak en uygun çözümü belirler ve Pareto ön çözümlerini elde etmektedir. ACO tabanlı çok amaçlı TCTP modeli kavramını uygulamak için bir bilgisayar programı kullanılır ve ardından bir örnek senaryo kullanılarak test edilmektedir. Sonuçlar, ACO-MAWA'nın TCTP'lerde en uygun çözümleri araştırmak için son derece etkili bir yöntem olduğunu göstermektedir.
2007	Elazouni ve Metwally (2007)	GA algoritma	Bu çalışma, finans odaklı planlamayı genetik algoritmayı kullanarak daha esnek kredi limitlerine uygun programlar oluşturmak için genişletilmiştir. Amaç, TCTP'de negatif nakit akışını minimize ederken net bugünkü değeri maksimize etmektir.
2008	Xiong ve Kuang (2008)	MAWA-ACO 18 aktivite	İlgili çalışmada, MAWA yaklaşımının karınca kolonisi optimizasyonu (ACO) modeline entegrasyonu gerçekleştirilmiştir. Ancak, bu birleşik model, iterasyon sayısı arttıkça erken yakınsama eğilimi gösterir ve parametre seçiminden büyük ölçüde etkilenmektedir.
2009	Afshar vd. (2009)	ACO 18 aktivite	Bu makale, çok amaçlı karınca algoritmasının yenilikçi bir versiyonu olan domine edilmeyen arşivleme ACO (NA-ACO) adını sunmaktadır. Bu adaptasyon, çok kolonlu bir yaklaşımı çok amaçlı optimizasyon prosedürüne entegre ederek son derece etkili bir algoritma geliştirilmiştir. Ayrıca, NA-ACO yaklaşımının metodolojisini açıklamakta ve çok amaçlı karınca algoritmasının önceki iterasyonlarına kıyasla sağladığı avantajları üzerine vurgulamaktadır.
2010	Zhang ve Xing (2010)	PSO 18 aktivite	Bu araştırma makalesi, belirsiz zaman-maliyet-kalite (TCQT) problemi için bulanık-çok-amaçlı parçacık sürü optimizasyonu adında yenilikçi bir yaklaşım sunmaktadır. Bu ilgili problemde, zaman, maliyet ve kalite ile ilişkilendirilen değişkenler bulanık sayılar kullanılarak ifade edilir ve temsil edilmektedir. Makale, bulanık parametrelere dayalı olarak farklı yapım yöntemlerini değerlendirmek için kısıtlı bulanık aritmetik işlemlerini entegre eden bir bulanık çok öz nitelikli faydalı yaklaşım kullanmaktadır. Sonuç olarak, bu çalışmanın amacı, yapı projelerinde zaman, maliyet ve kalite arasındaki denge sorunlarını etkili bir şekilde çözmek için alternatif bir yöntem sunmaktır.

Tablo 2'nin devamı

2011	Ammar (2011)	Sezgisel ve doğrusal olmayan matematiksel programlama	Bu model, proje doğrudan maliyetini ve indirgenmiş nakit akışlarını minimize etmek için hem sezgisel hem de doğrusal olmayan matematiksel programlamayı içermektedir. Örnek bir proje kullanılarak model formülasyonunun nasıl gerçekleştirildiğinin pratik bir gösterimini sağlamaktadır. Bulgular, indirgenmiş nakit akışını dikkate aldığınızda, belirli faaliyetlerin süreleri ve maliyetlerinin ve sonunda optimal proje süresinin, geleneksel analizin önerdiğinden sapma gösterdiğini ortaya koymaktadır.
2012	Zhang ve Ng (2012)	ACO 18 aktivite	Bu çalışmada, Microsoft Project ile birlikte kullanılmak üzere Visual Basic'i kullanarak entegre bir model geliştirilmiştir. Etkinliğini doğrulamak için, modelin performansı zaman-maliyet modellemesi için yaygın olarak kullanılan önerilen analitik yöntemlere karşı karşılaştırmalı bir çalışma yoluyla değerlendirilmiştir. Bulgular, ACO'ya dayanan modelin, ek hesaplama yükü gerektirmeden üstün çözümler üretebileceğini göstermektedir.
2012	Sönmez ve Bettemir (2012)	Hibrit-GA 29, 63 ve 630 aktivite	Bu araştırma, kesikli TCTP'yi ele almak için hibrit tekniklerin incelenmesine odaklanmıştır. Çalışma, GA, benzetimli tavlama (SA), kuantum benzetimli tavlama (QSA) ve hibrit algoritmalar da dahil olmak üzere birden fazla yöntemin uygulanmasını içermektedir. Özellikle, 18 ile 630 faaliyet arasında değişen karmaşıklıkta on benchmark optimizasyon problemi çözmek için bir hibrit algoritma kullanılmıştır. Makale, kullanılan metodolojilerin kapsamlı bir açıklamasını sunmakta ve kesikli zaman-maliyet ödünleşim problemlerini çözmedeki etkinliklerini değerlendirmektedir.
2013	Mungle vd. (2013)	MOGA algoritma	Bu makalede, çelişen amaçlarla karakterize edilen bir problem için bir çözüm sunulmuş ve bunun için bir bulanık kümeleme tabanlı genetik algoritma (FCGA) kullanılmıştır. Makale, karayolu inşaatına odaklanan bir vaka çalışması aracılığıyla bu yaklaşımın pratikliğini göstermektedir. Sonuçlar, FCGA'nın diğer geliştirilmiş yaklaşımlara kıyasla üstün bir Pareto-front üretme yeteneğine sahip olduğunu göstermektedir.
2014	Azeez vd Alsaffar. (2014)	ACO algoritma	Bu çalışmada, zaman ve maliyeti optimize etmek için modeller oluşturulması, zaman ve maliyetle ilgili problemler için global optimal çözümler bulunması ve ACO algoritmasının kullanımıyla yapım süresini ve maliyetlerini azaltmaya odaklanmaktadır. Sonuçlar, kullanılan algoritmanın performansının iyi olduğunu göstermektedir.
2015	Koo vd. (2015)	NSGA-II algoritma	Bu ilgili çalışmada, araştırmacılar NSGA-II algoritmasını kullanan bir teknik geliştirmişlerdir. Geliştirilen bu yöntem, proje yöneticilerine fayda sağlayarak, her bir kriter için ağırlıkları ayarlayarak başlangıç maliyetini, bakım maliyetini ve iki kriterden fazlasını içeren optimizasyonu dikkate almalarını sağlamaktadır.

Tablo 2'nin devamı

(Biswas vd. 2016)	Regresyon analizi 6 aktivite	Bu araştırma makalesinde, faaliyetlerin kısaltılmasıyla ilişkilendirilen süreleri ve maliyetleri belirlemek için CPM yöntemi ve sezgisel tekniklerin bir kombinasyonu kullanılmıştır. Probleme yönelik bir optimizasyon modeli oluşturmak amacıyla, araştırmacılar zaman ve maliyet değişkenleri arasındaki bağlantıyı ortaya çıkarmak için bir regresyon analizi yapmışlardır. Bu çalışmadan elde edilen sonuçlar tatmin edici bulunmuş ve bu yaklaşımın yapı projesi problemlerini çözmede etkili olduğunu göstermiştir.
Bettemir ve Birgönül (2016)	Siemens Algoritma 63, 630 aktivite	Bu araştırma çalışmasında, yazarlar ağ analizindeki kesikli TCTP problemini çözmek için tasarlanmış yeni bir algoritma tanıtmışlardır. Algoritma, faaliyetlerin sırasını tanımlamanın nispeten basit olduğu AoN formatında düzenlenmiş ağlar için özellikle tasarlanmıştır. En iyi olası çözümü bulmak amacıyla algoritma, arama uzayının mümkün olan bölümünde çeşitli seçenekleri araştırmak için sistemli bir yaklaşım kullanmaktadır.
Su vd. (2017)	Sezgisel 18 aktivite	Bu çalışma, TCTP'yi basitleştirme süreci, bir CPM ağı içinde basit bir yol problemi olarak bilinen daha basit bir probleme dönüştürülmesini içermektedir. Yazarlar, TCTP'yi daha kolay ele alınabilir bir problem olan özellikle bir faaliyet değişkenlik problemine dönüştürmüş ve TCTP'leri çözmek için karmaşık bir polinom algoritması geliştirmişlerdir.
Agdas vd. (2018)	Genetic Algoritma (GA)	Bu araştırma makalesinde, GA tabanlı modelin geliştirmeleri açık kaynaklı araçlar kullanılarak minimal yazılım güncellemeleri ile sağlanmıştır. Aşırı programlama yükü gerektirmeyen ve makul işleme sürelerini koruyan kişisel bilgisayar üzerinde verimli bir şekilde çalıştırılır. Makalede sunulan sonuçlar, meta-sezgisel yaklaşımın kapsamlı yapı zaman-maliyet ödünleşim problemlerini çözmede oldukça etkili bir yöntem olduğunu göstermektedir.
Al-Zarrad ve Fonseca (2018)	Genetic Algoritma (GA)	Bu ilgili çalışmada, zaman - maliyet tahminlerindeki belirsizliği dikkate alan bir bulanık aktiviteye dayalı maliyetleme yaklaşımı değerlendirilmiştir. Analiz, geliştirilen modelin kullanıcı dostu olduğunu ve GA ile karşılaştırıldığında üstün sonuçlar verebildiğini göstermiştir. Ayrıca bu modelin zaman ve maliyet ödünleşmeye ilişkin kararların güvenilirliğini artırma potansiyeline sahip olduğu da gözlemlenmiştir. Bunun, programların güvenilirliğini artırarak ve projelerin bütçeyi aşma veya gecikme yaşama olasılığını azaltarak proje yönetimi üzerinde olumlu bir etki yaratması beklenmektedir.
Panwar ve Jha (2019)	NSGA-II algoritma	Bu araştırma makalesi, zamana-maliyete, kaynak ve çevre etkilerini eşzamanlı optimizasyonu için NSGA-II algoritmasına dayalı çok amaçlı bir zamanlama modeli sunmaktadır. Projelerin önceliklendirilmesi için bir ağırlık toplama yöntemi kullanılmaktadır. MOSM'leri, çok sayıda amacı olan yapı projelerinde en iyi çözümü sağlamaktadır.
Wei vd. (2020)	8 ve 29 aktivite	Bu araştırma, geliştirilmiş proje ilişkileriyle ilgili kesikli TCTP'yi incelemekte ve buna bağlı olarak belirlenen son teslim tarihlerini ele almaktadır. Temel amaç, proje faaliyetlerine kaynakların atanmasını sağlamaktır; böylece genel maliyetleri azaltırken proje tamamlanma süresi gereksinimlerini ve faaliyet öncelik kısıtlamalarını karşılamaktır. Bu zorluğu aşmak için, bir muadil yöntemi tanıtmaktadırlar; bu yöntem, problemin eşdeğer bir şekilde basitleştirilmesini sağlar ve daha karmaşık, büyük boyutlu problemlerin çözümünde oldukça etkili bir yaklaşım olduğunu kanıtlamaktadır.

Tablo 2'nin devamı

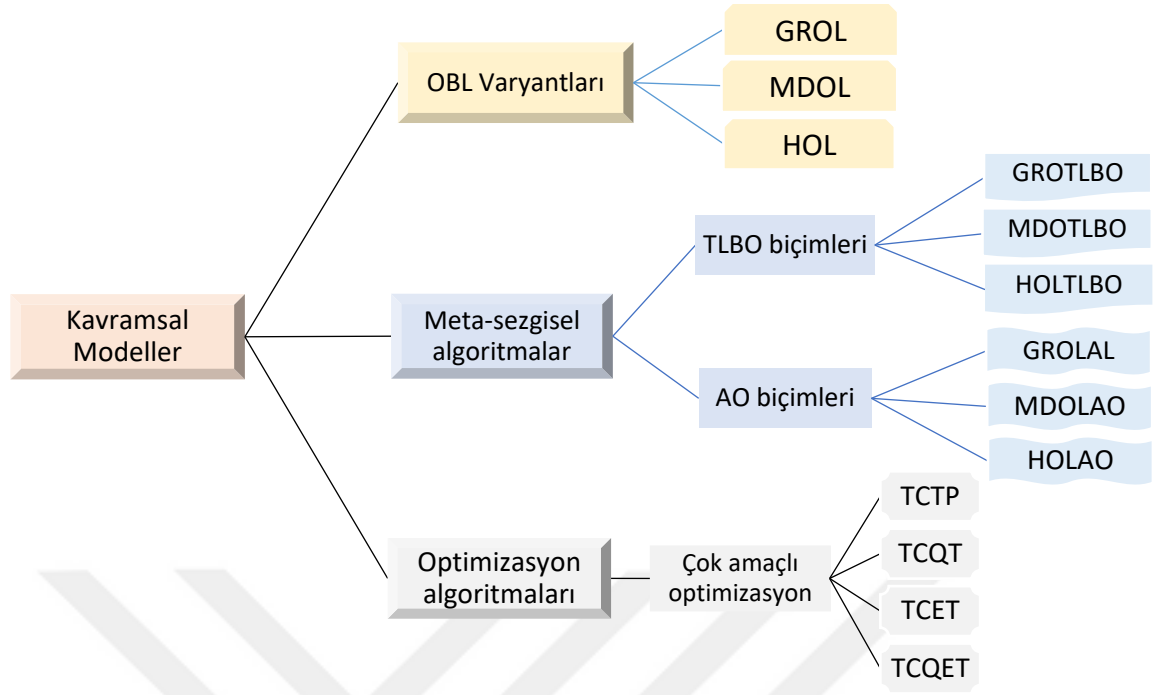
2021	Abhilasha, ve Jha, (2021)	NSGA-II algoritma	Bu çalışma, planlama aşamasında zaman, maliyet, kalite ve güvenlik (TCQS) faktörlerini içeren bir karar verme modeli tanıtmaktadır. Bu model, NSGA-III olarak bilinen çok amaçlı evrimsel bir algoritma kullanılarak geliştirilmiştir. Dolayısıyla, yapı projeleri yapılırken TCQS arasındaki optimal dengeyi belirleme konusunda proje yöneticilerine bilinçli kararlar almak için alternatif bir planlama yaklaşımı sunmayı amaçlamaktadır.
2022	Son ve Khoi (2022)	18 ve 37 aktivite	Bu çalışmada SMA, inşaat projelerinde TCQT'nin çözümü için bir optimizasyon aracı olarak tanıtılmaktadır. Bu çalışmada önerilen SMA, giriş veri modelini optimize etmek için potansiyel çözümleri arama ve kullanma esnekliği ve etkililiği ile karakterize edilmektedir.
2023	Wang, Han, ve Li (2023)	GA Streamline 18 aktivite	Bu araştırma makalesi, basitleştirilmiş TCTP optimizasyon algoritmasının performansını iyileştirmek için değişiklikler ve açıklamalar önermektedir. Birincil amaç, algoritmayı milyonlarca yol ve yüzlerce aktiviteden oluşan ağları içerebilecek karmaşık ve kapsamlı yapı projelerine uygulamaktır.
2023	Son ve Khoi (2023a)	ASSMA algoritma	Bu çalışma, inşaat projesinde TCQE'yi içeren çoklu hedefli ödünleşim problemini çözmek için adaptif seçim yosun mantarı algoritması (ASSMA) olarak bilinen hibrit bir model kullanmaktadır. Çalışma, önerilen modelin başarılarını vurgulamak için ASSMA'nın performansını önceki algoritmalar olan çoklu amaçlı sürü algoritması, karışıklık tabanlı çok amaçlı geliştirilmiş algoritma ve temel SMA algoritması ile karşılaştırmaktadır.

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

2.1. Giriş

Bu bölümde ilk olarak, orijinal TLBO ve AO algoritmalarının teorik özellikleri verilmiş ve bu algoritmaların ödünleşim optimizasyon problemlerini çözmek için uyarlanması özellikle zaman-maliyet ödünleşim problemi çözümüne odaklanılarak açıklanmıştır. Daha sonra, bu algoritmalar ile proje süresi, maliyeti, kalitesi ve çevresel etkisi arasındaki ödünleşim problemleri çözülmüştür. Kullanılan algoritmaların performansını artırmak için GROL, MDOL ve HOL olmak üzere 3 yeni OBL stratejisi geliştirilerek mevcut algoritmalara entegre edilmiştir. Bu entegrasyon, TLBO için GROTLBO, MDOTLBO ve HOTLBO adlandırmaları ile temsil edilirken, benzer şekilde, AO algoritması için GROLAO, MDOLAO ve HOLAO şeklinde gösterilmiştir. Meta-sezgisel algoritmalara entegre edilen öğrenme stratejileri, rastgeleliği azaltmayı, düşük uygunluktaki çözümleri atmayı ve yerel optimum çözümlerden kaçınmayı amaçlamaktadır. Bu amaçla, geliştirilen öğrenme stratejilerinin etkinliğini incelemek için bu çalışma da yapı projeleri ile ilgili dört farklı ödünleşim problemi ile ilgili toplam 16 yapım projesi incelemesi gerçekleştirilmiştir. TLBO ve AO algoritmalarının orijinal ve değiştirilmiş biçimlerinin Pareto-front çözüm kümesi elde etme performansları, hesaplama çabaları, yeni elde edilen Pareto-front çözümleri ve istatistiksel ölçüm metrikleri dikkate alınarak daha önce sunulan modellerle karşılaştırılmıştır. Sonuçların, karar vericiler için daha basit ve anlaşılır hale getirilmesi için Pareto-front çözümlerin ortalaması literatürde de olduğu gibi (Kaveh vd. 2021) ve istatistiksel ölçüm metriklerin hesaplanmasında ise bu çalışmada verilen on adet Pareto-front çözümleri dikkate alınmıştır.

Elde edilen sonuçlar, GROTLBO'nun çalışmada geliştirilen algoritmalar da dahil olmak üzere teknik literatürde rastlanılan diğer algoritmalarla karşılaştırıldığında etkinliğini net bir şekilde ortaya koymaktadır. Şekil 6 bu tez çalışmasında geliştirilen algoritmaların kavramsal modeli göstermektedir.

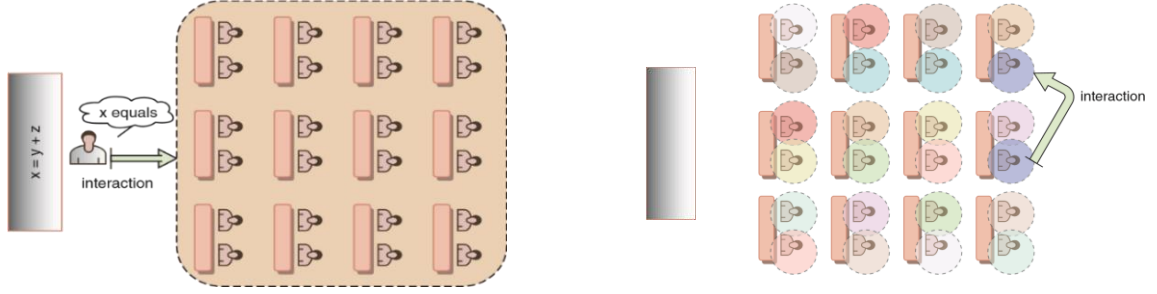


Şekil 6. Optimizasyon sürecinde kavramsal modelin gösterimi

2.2. Öğretme Öğrenme Tabanlı Optimizasyon (TLBO)

TLBO, insanın öğrenme sürecine dayalı olarak geliştirilmiş bir algoritmadır. Diğer meta-sezgisel algoritmalar gibi, TLBO bir popülasyon tabanlı bir yöntemdir ve global çözüme ulaşmak için bir çözüm popülasyonu kullanır (Rao vd., 2011). TLBO yöntemi, sınıftaki öğretmenin öğrencilerin sınavlarda aldıkları notlara olan etkisinin temsiliyetine bağlıdır. Öğretmen genellikle bilgi ve deneyimlerini öğrenenlerle paylaşan tanınmış bir birey olarak kabul edilir. İyi bir öğretmenin öğrencileri iyi sonuçlar elde edebilecekleri şekilde eğittiği kabul edilmektedir. Öğrenciler ayrıca birbirleriyle olan etkileşimlerinden de öğrenirler, bu da sonuçlarını iyileştirmeye yardımcı olabilmektedir. TLBO algoritması, elektrik enerjisi kaynaklarına uygulanması, anizotropik lamine kompozit kırımlarda hasar tespiti de dahil olmak üzere çeşitli mühendislik optimizasyon problemlerini çözmedeki etkinliğini kanıtlamıştır. Bu uygulamalar, enerji maliyeti, emisyonlar, elektrik enerjisi kayıpları, gerilim sapmaları ve benzeri gibi çeşitli amaçların optimize edildiği çalışmaları içermektedir (Niknam, 2012; Azizipanah-Abarghooee vd. 2012; Tefek vd. 2017; Şimşek, 2022). İnşaat mühendisliğinde TLBO yapı sistemi ağırlığının kabul edilebilir sınırlar içinde kalmasını, deplasman, frekans, gerilme vb. kısıtlamalarını, hasar tespitini ve yapısal ödünleşim problemlerini çözmede kullanılmıştır (Toğan, 2013; Dede, 2013; Farshchin vd.

2016; Shahrouzi ve Sabzi, 2018). Şekil 7. TLBO'daki öğretme-öğrenme aşamalarını göstermektedir.



Şekil 7. TLBO'da (a) öğretme (öğretmen bilgiyi aktarır) ve (b) öğrenme (öğrenciler arasında rastgele etkileşim) aşamaları

Öğrencilerin eğitilmesi birçok faktöre bağlı olarak rastgele gelişir. Bu aşamada öncelikle amaç fonksiyonuna bağlı olarak en iyi birey belirlenir (X_{best}) ve bu birey öğretmen olarak tanımlanır. Ardından sınıf ortalaması (X_{ort}) hesaplanarak sınıfın ortalama bilgi düzeyi belirlenir. Öğretme aşaması aşağıdaki gibi devam etmektedir (Rao vd, 2011)

$$\text{Ortalama Fark (OF}_i\text{)} = r_i * (X_{best} - T_F * X_{ort}) \quad (1)$$

Burada r_i 0 ile 1 arasında rastgele bir sayıyı temsil etmektedir. T_F ise 1 ile 2 arasında bir rakamı temsil etmektedir. 1, öğretmenin öğrenciye herhangi bir bilgi aktarımında bulunmadığını, 2 ise bildiği tüm bilgileri aktardığı anlamına gelmektedir. Ardından elde edilen bu farka bağlı olarak popülasyondaki yeni bireyler aşağıdaki formül ile oluşturulur.

$$X_{yeni,i} = X_{eski,i} + OF_i \quad (2)$$

Oluşan yeni birey X_{yeni} daha önce öğretmen olan X_{best} 'den daha iyi ise öğretmen artık X_{yeni} olmaktadır, değilse öğretmen X_{best} olarak kalmaya devam etmektedir. Bu karşılaştırma ile öğretme aşaması tamamlanmaktadır.

Öğrenme Aşaması (Learning Phase) algoritmanın ikinci kısmı olup, öğrencilerin kendi aralarındaki etkileşimle bilgilerini arttırması aşamasıdır. Öğrenciler diğer öğrencilerle tartışarak ve onlarla etkileşime girerek bilgi edinebilirler. Bir öğrenci

kendinden daha fazla bilgiye sahip başka bir öğrenciden yeni bilgiler öğrenebilir. Bu durum aşağıdaki gibi ifade edilmektedir (Rao vd, 2011).

Rastgele seçilen iki öğrenci X_i ve X_j ($i \neq j$) için;

$$\begin{aligned} &\text{Eğer } X_i < X_j \\ &X_{\text{yeni},i} = X_{\text{eski},i} + r_i * (X_i - X_j) \end{aligned} \quad (3)$$

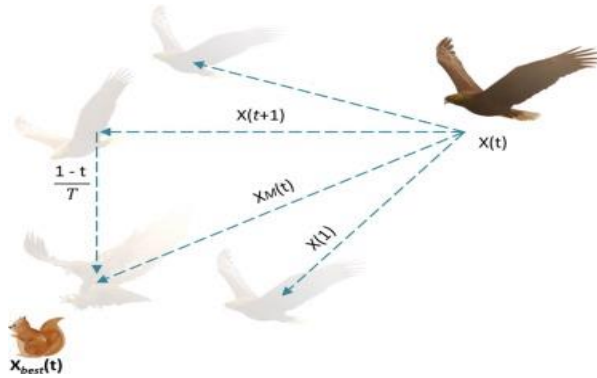
Değilse

$$X_{\text{yeni},i} = X_{\text{eski},i} + r_i * (X_j - X_i) \quad (4)$$

Bu işlem sonucunda oluşan X_{yeni} daha iyi bir sonuca sahipse kabul edilir, sahip değilse X_{eski} dikkate alınır. Bu işlem popülasyondaki tüm bireyler için tekrar edilmektedir.

2.3. Şah Kartal (Aquila Optimization-AO) Algoritması

AO algoritması, Şekil 8'de gösterildiği gibi şah kartalın doğadaki davranışından ilham almaktadır (Abualigah vd., 2021). Diğer sürü zekası algoritmaları gibi AO başlangıçta yedi mühendislik probleminin çözümü için bir popülasyon tabanlı algoritma olarak geliştirilmiştir. Zamanla, çeşitli mühendislik alanlarında farklı optimizasyon problemlerinin çözümünde de uygulanmıştır (Elaziz vd. 2021).



Şekil 8. Şah kartal'nın dikey iniş sırasında yüksek süzülme performansı (Abualigah vd. 2021).

AO hem en iyi ajanın, $X_{en\ iyi}$, hem de diğer ajanların ortalama performansının (X_M) kullanımına dayanan arama yapılmasını içermektedir. Yöntemin matematiksel formülasyonu denklem (5) ve (6)'da verilmektedir.

$$X_1(t+1) = X_{en\ iyi}(t) \times (1 - t/T) + (X_M(t) - X_{en\ iyi}(t) \times rand) \quad (5)$$

$$X_M(t) = (1/N) \sum_{i=1}^N X_i(t) \quad (6)$$

Burada, $X_1(t+1)$ bir sonraki iterasyon için genişletilmiş arama (Yöntem 1) ile oluşturulan çözümü, $X_{en\ iyi}(t)$ mevcut iterasyondaki en iyi konumu, $X_M(t)$ ise mevcut çözümlerin konum ortalama değerlerini göstermektedir. $rand$ 0 ile 1 arasında rastgele bir değer üreten bir fonksiyonu, N aday çözümlerin sayısını, t ve T ise sırasıyla mevcut iterasyon ve maksimum iterasyon sayısını göstermektedir.

Şah kartal güçlü koku bölgelerini araştırır ve avını tespit veya yerini belirledikten sonra, yüksek hızda alçak açılı bir süzülme başlatır, kanatlarını ve kuyruğunu hedefin üzerine uzatmaktadır. Bu yaklaşım, tespit edilen avın kaçmasını engellemekte ve avı yakalamayı kesin hale getirmektedir. Bu yöntem, Şah kartalın uçuş sırasında kullandığı baskın avlanma tekniğini temsil etmektedir (Wang vd. 2021; Zhao vd. 2022; Gao vd. 2022). Şah kartalın avlanma teknikleri Şekil 9'da gösterildiği gibidir.

Şah kartal av yöntemleri	Dikey eğimle Yüksek Uçma	Yöntem 1: Genişletilmiş Arama
	Kısa süzülme atağıyla kontur uçuşu	Yöntem 2: Daraltılmış Arama
	Yavaş ve düzgün bir saldırı ile alçak uçuş	Yöntem3: Genişletilmiş Araştırma
	Yürümek ve avı yakalamak	Yöntem 4: Daraltılmış Araştırma

Şekil 9. AO algoritmasının çeşitli yöntemleri

AO yönteminde takip edilen işlem adımları AO'nun arama yeteneğine sınırlamalar getirmektedir. Örneğin, AO algoritmasındaki ikinci yaklaşım, Levy uçuş fonksiyonu

aracılığıyla yerel optimuma neden olarak araştırmayı sınırlarken; üçüncü yaklaşım ise sabit bir parametre sayısı nedeniyle sömürüyü kısıtlar, bu da tutarsız yakınsama ve yüksek sayısal karmaşıklığına yol açmaktadır. Popülasyonun çeşitliliği iterasyon sayısı arttıkça azalmaktadır (Ewees vd., 2022). Bu nedenle, bu tez çalışmasında, AO'yu parametresiz bir algoritma haline dönüştürmek için AO'nun yalnızca birinci yöntemi(Yöntem 1) bir optimizasyon arama algoritması olarak kullanılmıştır. Ek olarak, başlangıç popülasyonunu çeşitlendirebilen ve yerel optimumları ortadan kaldırmak için algoritmayı destekleyen, daraltılmış bir arama yöntemi olarak kısmi karşıtlık öğrenme temelli (QOBL) bir öğrenme stratejisi uygulanmıştır. Benzer şekilde, AO algoritmasının hem genişletilmiş hem de daralmış sömürü yaklaşımlarını kullanmak yerine, kısmi yansıtılmış karşıtlık öğrenme (QRBL) tercihen kullanılmaktadır. Sonuç olarak, bu yenilemeler AO'nun işlemsel yükünü hafifletmesi ve böylece önerilen hibrid algoritmanın genel performansını artırması beklenmektedir.

2.4. Farklı Yapı Ödünleşim Problemleri Formülasyonu

Yapım projelerindeki ayrık ödünleşim optimizasyon probleminin temel amacı, projenin zaman, maliyet, kalite ve çevresel etki (EI) vb. şekilde dikkate alınan amaçları arasında ideal bir denge sağlayan çözüm kümesini belirlemektir. Daha önce belirtildiği gibi, bu tür problemlerde projede hedeflenen amaçlara ulaşmak için proje faaliyetleri için tanımlanmış gerçekleştirme alternatifleri arasından en uygun olanının seçimine odaklanılmaktadır.

Amaç 1: proje süresinin (Project time-PT) minimizasyonu

PT , yapı projelerinde önemli bir parametredir ve başarılı proje tamamlanmasını sağlamada önemli bir rol oynamaktadır. PT 'yi belirlemek için öncelik diyagramı yöntemi (precedence diagram method-PDM) kullanılmaktadır. PDM, CPM ile ilişkilendirilen AoN proje ağlarına dayanır. Bir yapım projesinde kritik yol üzerindeki aktivitelerin toplamı, PT değerine eşittir (denklem (7)).

$$PT = \sum_{A \in CP} AT_A \quad (7)$$

Bu bağlamda PT projenin tamamlanma süresini, AT_A ise kritik yol üzerindeki aktivitelerin her birinin (A) tamamlanma süresini ifade etmektedir.

Amaç 2: proje maliyetinin (Project cost-PC) minimizasyonu

PC , yapım projelerinin başarısını önemli ölçüde etkileyen bir diğer kritik faktördür. PC hem doğrudan hem de dolaylı maliyetlerin toplamını içermektedir (denklem (8)). Doğrudan maliyet (DC) genellikle işçilik, malzeme ve ekipman ile ilgili maliyetleri içerirken, dolaylı maliyetler (IC) günlük genel giderleri oluşturur.

$$PC = \sum_A DC + IC \times PCT \quad (8)$$

Burada, PC toplam proje maliyetini temsil eder, ve $\sum_A DC$ ise her bir faaliyetle ilgili doğrudan maliyetlerin toplamını ifade etmektedir. Yapı projesinin dolaylı maliyetlerinin (IC) tahmini, PT 'nin günlük dolaylı maliyet oranıyla çarpılmasıyla elde edilmektedir.

Amaç 3: Proje kalite endeksinin (project quality index-PQI) maksimizasyonu

Proje kalitesinin (PQ) niceliksel olarak değerlendirilmesi, yapım projelerindeki önemi nedeniyle önemli bir zorluk teşkil etmektedir. Bu tezde, (PQ), her bir aktivitenin kalite endeksi (activity quality index- AQI) ile ilişkilendirilerek hesaplanan ağırlıklı toplamın kullanılmasıyla ölçülmektedir. Bununla birlikte, AQI , işçilik, malzeme ve ekipman olmak üzere üç kalite göstergesine dayanmaktadır. Dolayısıyla, AQI her bir faaliyet için bu kalite göstergelerinin ağırlıklı toplamının hesaplanmasıyla nicel olarak değerlendirilebilir.

$$AQI = wt_A \cdot \sum_{k=1}^K wt_{A,k} \cdot Q_{A,k}^m \quad (9)$$

$$PQI = \sum_{A=1}^n wt_A \cdot \sum_{k=1}^K wt_{A,k} \cdot Q_{A,k}^m \quad (10)$$

Burada, $Q_{A,k}^m$ kalite göstergesinin performansını, A faaliyeti, m kaynak kullanımı seçeneği ve k ise kalite göstergesini; $wt_{A,k}$ her bir alt kalite göstergesini (k) ağırlığı ve wt_A ise faaliyet (A)'nin, projedeki diğer faaliyetlere göre ağırlığını temsil etmektedir.

Amaç 4: proje çevresel etki (Project environmental impact-PEİ) minimizasyonu

Dördüncü amaç, projedeki ilgili tüm aktiviteler için hesaplanan aktivite çevresel etkisinin (activity environmental impact- AEI) toplamı olan PE'yi minimize etmektir.

$$PEI = \sum_{A=1}^n AEI_A \quad (11)$$

Burada, PE projenin genel çevresel etkisini, AEI_A aktivite A ile ilişkilendirilen çevresel etkiyi, n ise projedeki toplam aktivite sayısını belirtmektedir.

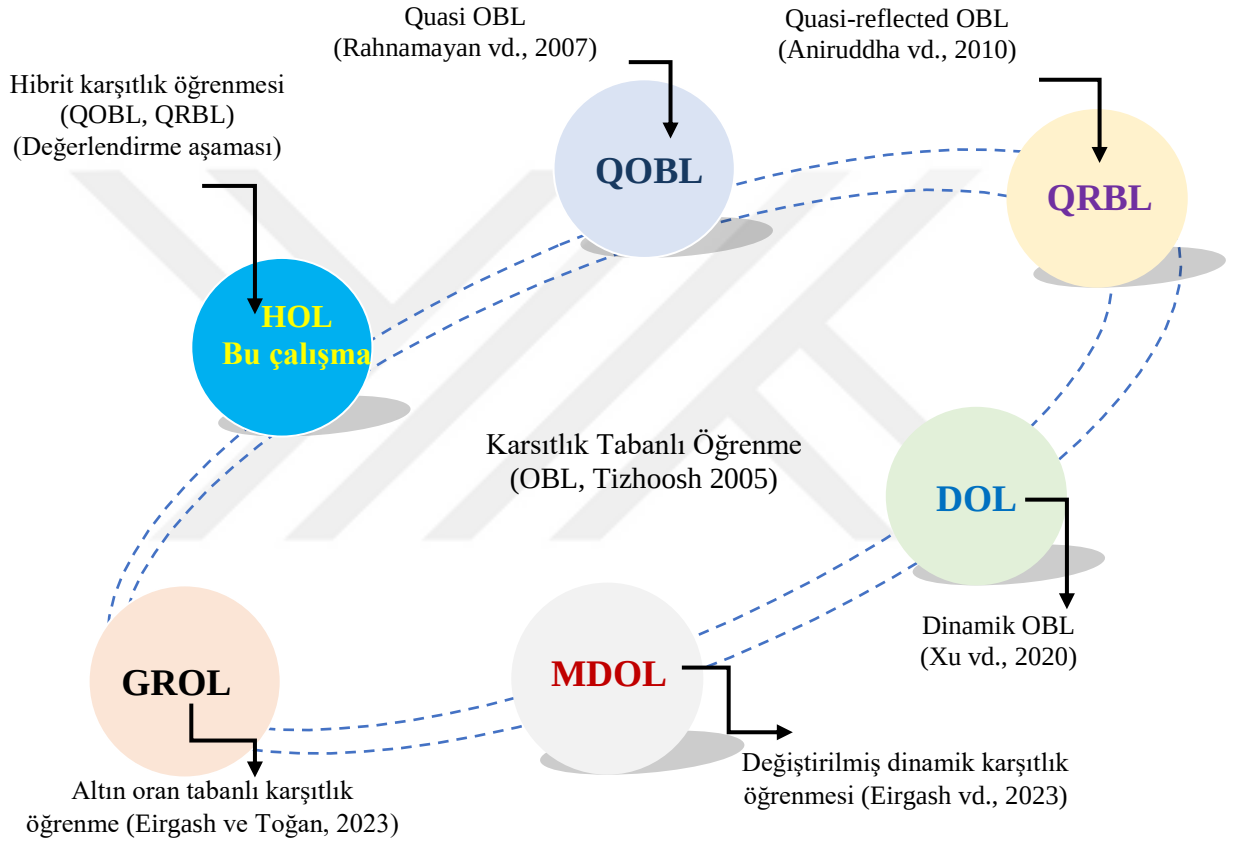
2.5. Optimizasyon İçin Karşıtlık Tabanlı Öğrenme (OBL)

Karşıtlık tabanlı öğrenme (opposition based learning- OBL), arama sürecini hızlandırmak için kullanılan bir makine öğrenimi (machine learning-ML) kavramıdır. Karşıtlık kavramı ilk olarak Tizhoosh (2005) tarafından sunulmuş ve o zamandan bu yana araştırmalarda önemli bir ilgi uyandırmıştır. OBL'nin temel fikri, çözüm alanında araştırılmakta olan çözümlere karşıt çözümler üreterek arama sürecini iyileştirmektir. Rastgele üretilen çözümlerle başlanılan araştırma çözümlerin optimal çözüme yakınlığı durumunda, hızlı bir yakınsamaya yol açma olasılığı yüksektir. Ancak tam tersi de mümkün olabilmekte ve daha yavaş veya zayıf bir yakınsamaya neden olabilmektedir. Bu nedenle, çözüm uzayında tüm yönlerin aynı anda araştırılabilmesi önemlidir. Karşıtlık noktalarının belirlenmesi, hesaplama yöntemlerindeki farklılıklardan dolayı değişmektedir. Karşıtlık temelli öğrenmenin temel avantajları şunları içermektedir:

1. Geliştirilmiş Arama: Karşıt çözümler sunarak, arama süreci arama alanının çeşitli bölgelerini keşfeder ve global optimumu bulma olasılığını artırır.
2. Geliştirilmiş Yakınsama: Karşıt çözümlerin dahil edilmesi, aramayı yüksek potansiyelli bölgelere odaklamayı kolaylaştırır ve etkili çözümlere daha hızlı yakınsamayı sağlar.
3. Çeşitlilik: OBL, çeşitli bir çözüm popülasyonunun korunmasına katkıda bulunarak, kötü çözümlere erken yakınsamanın önüne geçer ve çözüm alanının daha kapsamlı araştırılmasını teşvik eder.
4. Sağlamlık: OBL'nin optimizasyon algoritmalarının sağlamlığını artırdığı kabul edilir, bu da onları başlangıç koşullarına ve parametrelere daha az duyarlı hale getirir.

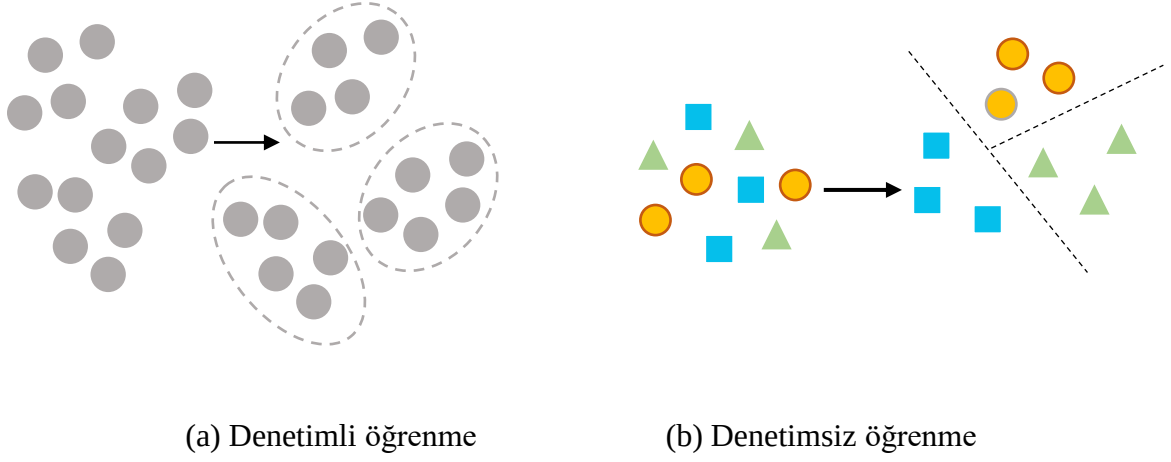
5. Uyarlanabilirlik: OBL yaklaşımı, farklı optimizasyon algoritmalarına uyarlanabilir, bu da onu çeşitli problem alanlarında kullanıma uygun hale getirir.

Bu ana noktaların ışığında, karmaşık ödünleşim problemlerini verimli bir şekilde çözmek için, bu çalışma arama ve araştırma unsurları arasında denge sağlamayı amaçlayan geliştirilmiş MDOL, HOL ve GROL stratejilerini kullanmaktadır. Geliştirilen öğrenme stratejilerinin daha derinlemesine anlaşılması için, OBL yaklaşımlarının bazı çeşitleri Şekil 10'da gösterilmektedir.



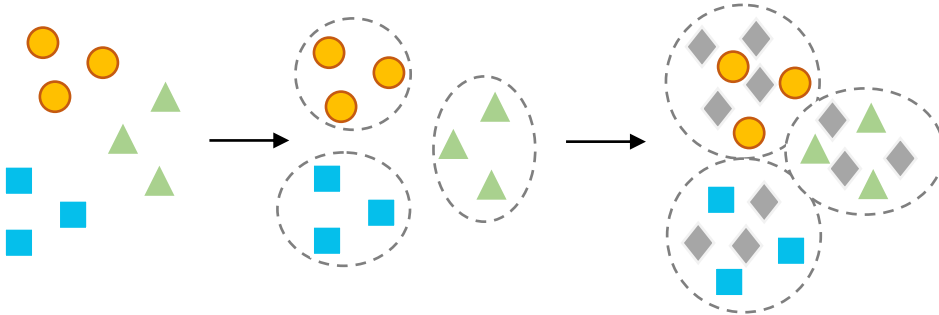
Şekil 10. OBL'nin bazı varyantları

Makine öğreniminde, denetimli (supervised) öğrenmede makine etiketli eğitim verilerinden öğrenir ve bu kategori daha da sınıflandırma ve regresyon değişkenlerine ayrılabilir (Kotsiantis vd., 2007). Bunun aksine, denetimsiz öğrenmede (unsupervised learning) makine etiketlenmiş veri olmadan çalışır ve herhangi bir dış rehberlik veya denetim gerektirmez (Bengio vd. 2012). Basitçe söylemek gerekirse denetimsiz öğrenme etiketleri eksik verileri kullanarak veri içinde gizli yapıları ve desenleri keşfederken, denetimli öğrenme etiketlenmiş veri kullanarak bir modeli eğitmeyi gerektirmektedir. Şekil 11 hem denetimli hem de denetimsiz öğrenimin genel bir bakışını sunmaktadır.

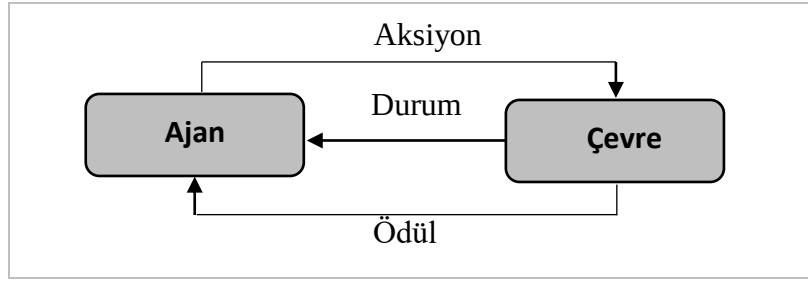


Şekil 11. (a) Denetimli ve (b) Denetimsiz öğrenme

Benzer şekilde, Şekil 12 ve 13 sırası ile makine öğreniminde karşılaşılan yarı denetimli ve takviyeli (reinforcement) öğrenme kavramlarını grafiksel olarak açıklamaktadır. Yarı denetimli (semi-supervised) öğrenme, modelin hem etiketli hem de etiketlenmemiş veri kombinasyonunu kullanarak eğitildiği bir makine öğrenimi kategorisidir (Chapelle vd. 2009). Takviyeli öğrenme (reinforcement learning- RL) deneme yanılma sürecini içeren bir süreçtir. RL'de, bir makine veya RL aracı (agent), ödül (reward) veya ceza (punishment) şeklinde geri bildirim yoluyla çevresinden öğrenir ve eylemleri (actions) aldığı girdiyi etkiler (Francois-Lavet vd., 2018). Başka bir deyişle, takviyeli öğrenmede, bir ajan zaman içinde birikmiş bir ödülü maksimize etme amacıyla çevresinin durumunu gözlemler ve eylemlerde bulunur.



Şekil 12. Yarı denetimli öğrenmenin kısa bir özeti



Şekil 13. Takviyeli öğrenmenin kısa bir açıklaması.

Son olarak, OBL'nin çeşitli versiyonlarıyla ilgili mevcut literatürü, bunların kısıtlamalarını, ele aldıkları problemlerin kategorilerini ve bu kaynaklarda bulunan örnek problemlerin boyutları Tablo 3'te özetlenmektedir.

Tablo 3. Çeşitli karşıtlık tabanlı öğrenme stratejilerinin özeti

Yıl	Yazar (ler)	Yöntemler	Açıklamalar / eksiklikler
2005	Tizhoosh (2005)	GA, OGA	Bu çalışma, karşıt temelli öğrenmenin temel kavramını sunmuştur. Bu kavram, aday çözümleri geliştirmeyi, aynı anda bir tahmini ve onun karşıt tahmini dikkate alarak, stratejik olarak global optimuma daha yakın bir konuma yerleştirmeyi içermektedir. Bu araştırmada sunulan bulguların kapsamlı veya nihai olarak kabul etmenin doğru olmadığına dikkat çekmek önemlidir.
2007	Rahnamayan vd. (2007)	DE, ODE	Bu makalede, yazarlar karşıt tabanlı diferansiyel evrimin (ODE) geliştirilmiş bir versiyonunu tanıtmışlardır. ODE, popülasyon başlatma ve nesil geçişleri sırasında karşıt değerlerden faydalanarak DE sürecini hızlandırmaktadır. Karşıt değerlerin kullanımının aksine, bu çalışma kısmi (quasi) karşıtlı noktaları kullanmaktadır. Gelecekte, araştırmalar parametrik yapılandırma aracılığıyla atlama oranını ayarlamak ve geniş bir test kapsamında kısmi karşıtlık diferansiyel evrimin (QODE) daha kapsamlı bir değerlendirmesini yapmak üzerine odaklanacaktır.
2008	Rahnamayan vd. (2008)	DE, ODE	Bu makalede, yazarlar bu avantajı desteklemek için hem matematiksel hem de deneysel kanıtlar sunmaktadır. Dahası, araştırmacılar bu kavramı diferansiyel evrimin (DE) verimliliğini artırmak için uygularlar. Rasgele sayıların ve onların karşıtlarının özelliklerinden faydalanarak, çeşitli yumuşak bilişimsel tekniklerinde optimizasyon, arama veya öğrenme süreçleri, özellikle çözüm hakkında önceden bilgi olmadığı durumlarda hızlandırılabilir. Makalede sunulan matematiksel kanıtlar, gerçekleştirilen deneylerden elde edilen sonuçlarla uyumlu olup, önerilen modelin geçerliliğini güçlendirmektedir.
2009	Rahnamayan ve Wang (2009)	QODE	Bu makale, bu algoritmalar için yenilikçi bir merkez tabanlı örnekleme tekniği sunmaktadır. Amaç, yüksek boyutlu problemleri çözmek için gereken fonksiyon değerlendirmelerinin hacmini azaltmaktır, bu da değerli bir amaçtır. Merkez tabanlı örnekleme, bu yönde yeni araştırma alanlarının açılmasının önünü açabilecek potansiyele sahiptir. Simülasyon bulguları, popülasyonun başlatılması sırasında ve/veya ardışık nesiller oluşturulurken, özellikle büyük ölçekli problemlerin etkin çözümünde uygulanabilecek bu örnekleme yönteminin faydasını doğrulamaktadır. Ayrıca, önerilen örnekleme teorisinin güvenilirliğini pekiştiren bir örnek olarak QODE'ü kısaca tartışmaktadırlar.
2010	Aniruddha ve Chatopadhyay	OBBO	Bu makale, kısmi yansımali karşıt biyocoğrafya temelli bir optimizasyonun (quasi-reflection oppositional biogeography-based optimization BBO) yakınsamasını hızlandırabileceğini açıkça açıklamaktadır. Karşıt sayılar yerine, burada yarı yansıtılmış sayılar, popülasyon başlatma ve nesil atlama için kullanılmaktadır. İlginç olarak, kısmi yansıtılmış karşıtlığın erken yakınsama sorunuyla karşılaşıldığı bulunmuştur. Bu nedenle, etkinliğini artırmak için bunu hibritleştirmek gerekmektedir.

Tablo 3'ün devamı

2011	Iqbal vd. (2011)	GA, OLGA	Bu makalede, genetik algoritmalar için benzersiz bir başlatma yaklaşımı tanıtılmaktadır. Bu yöntem, popülasyonun karıştının oluşturulmasını içerir. Orijinal popülasyondan en iyi bireyler ve onların karıştılar, başlangıç popülasyonunu oluşturmak için seçilmektedir. Bu yenilikçi başlatma stratejisi, optimizasyon süreci sırasında çözüm alanını aramak için geliştirilmiş bir başlangıç noktası sunmaktadır.
2012	Ahandani, ve Alavi-Rad (2012)	SDE, OBL	Bu makale, karıştırılmış diferansiyel evrim (SDE) tekniğine OBL yaklaşımının entegre edilmesini önermektedir. SDE'de, popülasyon birden fazla memepleksi halinde bölünür, her biri DE algoritması kullanılarak geliştirilir. Bireyin uygunluğunu karşılaştıran ve daha uygun olanı popülasyonda tutan OBL stratejisi, arama sürecini hızlandırmaktadır. Bu makalenin temel amacı, DE'nin modifiye edilmiş versiyonlarını sunmaktır. Bu versiyonlar, orijinal DE'nin arama keşfi açısından sınırlılıklarını gidermek için SDE'den hem bölme hem de karıştırma prensiplerinden yararlanır.
2013	Azad (2013)	OCCA	Bu makalenin öncelikli vurgusu, bir karayolu ağındaki değerli bağlantıların tanımlanmasıyla ilgili olan ağ sayım konumu sorununun (NCLP) ele alınmasında yatmaktadır. Bu sorunu çözmek için yazarlar, başlangıçta imparatorlukçu rekabet kavramından esinlenerek geliştirilen bir karışıklık tabanlı koloni rekabet algoritması (OCCA) kullanırlar. OCCA, hem sayım noktalarının optimal sayısını hem de uygun konumlarını belirlemek için konum kurallarına uyarken kullanılmaktadır.
2014	Banerjee vd. (2014)	OHS	Bu çalışmada sunulan yeni geliştirilmiş karışıklık tabanlı harmony arama (OHS) yöntemi, iki temel yönde karışıklık tabanlı öğrenmeyi içermektedir: harmony belleğinin başlatılması ve nesil atlama sürecinin kolaylaştırılması. OHS, harmony arama algoritmasının yakınsama hızını artırmak için karışık sayılar kavramını kullanmaktadır.
2015	Basu (2015)	OBGSO	Bu makalede, yazarlar, vana noktası yüklemesi ve geleneksel termal jeneratörlerin yasaklanmış işletim bölgeleri de dahil olmak üzere pürüzsüz olmayan, konkav olmayan (non-convex) birleşik ısı ve güç ekonomik dağıtım sorununu ele almak için karışıklık temelli grup arama optimizasyonu (OBGSO) kavramını sunmaktadır. Özellikle, çözümlerin kalitesini artırmak için OBL hem popülasyon başlatma hem de iterasyon bazında güncelleme işlemleri için kullanılmaktadır.
2016	Basu (2016)	QODE	Bu makale, bir güç sistemine içsel reaktif güç dağıtım problemini çözmek için kısmi-karışık diferansiyel evrim (QODE) adlı bir teknik sunmaktadır. Bu yöntem, popülasyon tabanlı, stokastik ve paralel arama teknikleriyle bilinen evrimsel bir algoritma olan diferansiyel evrim (DE) kullanır. Bu makalenin katkısı, reaktif güç dağıtım problemi için genel etkinliği ve çözüm kalitesini artırmayı amaçlayan QODE'nin entegrasyonudur.

Tablo 3'ün devamı

2017	Meng ve Zhou (2017)	DE	Bu makalede, geliştirilmiş algoritma klasik K-means algoritması ile entegre edilmiştir. Ancak, belirli kümeleme algoritmalarının, küme merkezlerinin başlangıç seçimine dayandığını ve bu durumun kümeleme sonuçlarının yerel optimumlarda sıkışmasına neden olabileceğini belirtmek önemlidir. Bu zorluğu ele almak için, makale, diferansiyel evrim algoritmasını adaptif karşıtlık tabanlı öğrenme ile birleştirmektedir. Bu yaklaşım, algoritmanın arama alanını yönlendirmek için bir karşıtlık faktörü kullanır ve bu faktör her iterasyonda global optimal bir çözüme doğru yakınsamasını kolaylaştırmaktadır.
2018	Luong vd. (2018)	OMODE	Proje yönetiminde, zaman, maliyet ve kalitenin yönetimi temel öneme sahiptir ancak genellikle çatışan unsurlardır. Proje süresi, proje maliyeti ve proje kalitesi arasında bir ödünleşim optimizasyonu elde etmek, yapı projelerinin genel faydalarını artırmak için kritiktir. Bu yenilikçi algoritma, popülasyon başlangıcı ve nesil geçişleri için bir OBL tekniği kullanmaktadır.
2019	Gupta ve Deep (2019)	OSCA, m-SCA	Sinüs-kosinüs algoritması (SCA), bir popülasyon tabanlı yaklaşım kullanarak global optimizasyon problemleri için tasarlanmış bir meta-sezgisel algoritmadır. SCA, çözümleri güncellemek için sinüs ve kosinüs trigonometrik fonksiyonlarının özelliklerinden yararlanır. Ancak, diğer popülasyon tabanlı optimizasyon algoritmaları gibi, SCA düşük çeşitlilik ve yerel optimumlara takılması gibi zorluklarla karşılaşmaktadır. Bu sorunları aşmak için, bu çalışma, yerel optimuma takılmamayı amaçlayan karşıt sayılara dayalı bir pertürbasyon oranı kullanarak bir karşıt popülasyon oluşturan modifiye edilmiş (m-SCA) adlı bir algoritma sunmaktadır.
2020	Xu vd. (2020)	DOLTLBO	Bu araştırmada, TLBO'nun yeni bir varyantı olan dinamik karşıtlıklı TLBO (DOLTLBO) tanıtılmıştır. Bu varyant, erken yakınsama sorununu ele almak için dinamik karşıt öğrenme (DOL) stratejisini içermektedir. Algoritmanın arama ve araştırma yetenekleri arasında bir denge kurmak için 'w' olarak belirtilen bir ağırlık faktörü tanıtılmıştır. Özellikle, DOL stratejisindeki 'w' değerinin genellikle sabit olarak ayarlandığı gözlemlenmiştir, bu da DOL yaklaşımının uyum sağlama yeteneğini önemli ölçüde kısıtlamaktadır. Sonuç olarak, bu sabit ağırlık değerini ayarlamak optimal performansı elde etmek için gereklidir.
2021	Li vd. (2021)	DOBL	Bu makale, iki karşıt stratejiyi ve bir koruyucu mekanizmayı içeren ikili karşıtlıklı öğrenme (DOBL) adı verilen yeni bir kavramı sunmaktadır. İlk olarak, makale, boyut bazında çeşitlilik temelli bir karşıtlık sunmakta ve mevcut son teknoloji OBL varyantlarını kategorilere ayırmaktadır. İkinci olarak, algoritmanın başarılı olması için arama ve araştırma arasında iyi bir denge kurmak önemlidir. Bu nedenle, bu iki optimizasyon sürecinin yönleri arasında olumlu bir denge sağlamak için bir koruyucu mekanizma geliştirilmiştir.

Tablo 3'ün devamı

2022	Deng vd. (2022)	GA, GOBL	Bu makale, kültürel algoritmaları ve farklı mutasyon stratejilerini inanç alanına entegre eden yeni bir yaklaşım sunmaktadır. Amaç, küresel arama ve yerel optimizasyon yetenekleri arasında bir denge kurmaktır. Ek olarak, makale, yerel optimizasyonun yakınsama hızını artırmak ve popülasyon çeşitliliğini teşvik etmek için tasarlanmış geliştirilmiş bir OBL stratejisi sunmaktadır. Optimizasyon sürecini daha da geliştirmek için yazarlar, parametre adaptif ayarlama stratejisi geliştirmişlerdir. Bu stratejinin amacı, algoritmanın yerel optimum sıkışmasını önlemek için mutasyon ve çaprazlama faktörlerini değiştirmektir.
2023	Jia vd. (2023)	IRSA	Bu çalışmada, Sürüngen Arama Algoritmasına (RSA) yeniden başlatma stratejisi dahil edilerek, yeniden başlatma stratejisinin entegre edilmesiyle tanıtılmıştır. RSA'da optimal çözüm güncellenmeyi bıraktığında, bu yeniden başlatma stratejisi, "timsah" için rastgele bir başlatma süreci sunarak algoritmanın yerel optimuma takılmama kapasitesini önemli ölçüde arttırmaktadır. Ayrıca, çalışma, arama ve araştırma arasında bir denge kurmak için hayalet karışıklık temelli öğrenmeyi algoritmaya entegre etmektedir. Elde edilen yaklaşım, global optimizasyon problemleri için hayalet OBL'li geliştirilmiş sürüngen arama algoritması (IRSA) adı verilmektedir.

2.5.1. Değiştirilmiş Dinamik Karşıtlık Öğrenme Tekniği

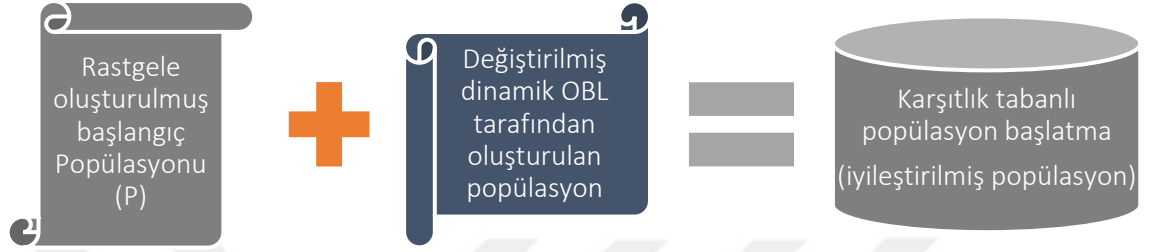
Önceki modellerden farklı olarak OBL stratejileri genellikle meta-sezgisel algoritmalarla bağımsız çalışmakta ve algoritmaya özgü herhangi bir kontrol parametresinin ayarlanmasını gerektirmemektedir. Bu özellik OBL'in temel avantajını temsil etmektedir. Bu nedenle yerel optimumlardan kurtulmak için bazı OBL teknikleri incelenen optimizasyon problemin çözüm sürecine entegre edilmiştir. Örneğin Luong vd (2018) TCQT problemini çözmek için tasarlanmış, karşıtlık temelli çok amaçlı diferansiyel evrimleri (OMODE) olarak bilinen yeni bir optimizasyon algoritması sunmuştur. Benzer şekilde, Xu vd. (2020) arama alanı içinde TLBO algoritmasının çözüm çeşitliliğini güçlendirmek için yenilikçi bir OBL yaklaşımı uygulamışlardır. Wang vd. (2022a) kaotik karşıtlık temelli öğrenmeyi şah kartal optimizasyonu ve yapay tavşan optimizasyonu algoritmasıyla birleştirerek CHAOARO adını verdikleri yeni bir yaklaşım sunmuşlardır. Yöntem, şah kartal optimizasyonunu global araştırmaya, yapay tavşan optimizasyonunu ise yerel aramaya yönelik kullanmaktadır. Arama ve araştırma arasındaki dengeyi korumak için uyarlanabilir bir geçiş mekanizması da geliştirilmiştir. CHAOARO'nun çözüm doğruluğu, hızlı yakınsama ve sağlamlık açısından etkinliği ve üstünlüğü IEEE CEC2019 test paketi kullanılarak orijinal AOA, ARO ve çeşitli yeni ortaya çıkan algoritmalarla karşı kapsamlı bir şekilde değerlendirilmiştir. Benzer şekilde Khishe (2023) şempanze optimizasyon algoritmasının (ChOA) geliştirilmiş bir versiyonunu önermiştir. Bu geliştirme, gelişmiş arama için açgözlü (greedy) aramanın, araştırma için ise OBL'nin entegre edilmesini içermektedir. Bu durumda OBL'nin esas olarak yerel optimuma takılmama operatörü olarak kullanıldığı anlaşılmaktadır. Önerilen algoritmanın etkinliğini ölçmek için yirmi üç standart referans fonksiyonu ve IEEE CEC06-2019 paketinden alınan 10 test fonksiyonu değerlendirilmiştir. OBL-ChOA algoritmasının literatürdeki sonuçlarla karşılaştırıldığında en çarpıcı sonuçları elde edebildiği sergilenmiştir. Houssein vd. (2023) değiştirilmiş sümük kalıp algoritması (slime mould algorithm-SMA) adı verilen SMA algoritmasının geliştirilmiş bir varyantını sunmuştur. Bu geliştirilmiş algoritma, orijinal SMA'nın özelliklerini, karşıtlık tabanlı öğrenmenin (mOBL) değiştirilmiş bir türü ve ortogonal öğrenme (OL) tekniklerini birleştirmektedir. Değiştirilmiş SMA'nın etkinliğini göstermek için CEC'2020 test kümesinden on adet veri seti ve üç mühendislik tasarım problemi incelenmiştir. Deneysel sonuçlar, önerilen algoritmanın çeşitlilik ve yakınsama hızı dikkate alındığında karşılaştırılan algoritmalarla daha iyi performans gösterdiğini

göstermektedir. Shaw vd. (2012) genetik algoritmanın yakınsama hızını artırmak için OBL yöntemini uygulamışlardır. Araştırma bulguları, bu algoritmanın geliştirilen algoritmalarla karşılaştırıldığında üstün performans sergilediğini göstermektedir. Benzer şekilde, Wang vd. (2011) PSO algoritmasının yakınsama hızını artırmak için geliştirilmiş bir OBL (GOBL) yaklaşımı kullanmışlardır. Elde edilen sonuçlar, geliştirilen modelin inceledikleri çoğu test probleminin çözümünde umut verici bir performans sergilediği ortaya koymaktadır. Cao vd. (2013), OBL'yi hayvan göçü optimizasyonu (animal migration optimization-AMO) algoritmasına entegre etmişlerdir. İlgili algoritmaya, OBL'in eklenmesinin algoritmanın etkinliğini artırabileceği kanaatine varılmıştır. Son olarak, Hu vd. (2014) orijinal diferansiyel evrim algoritmasının hem lokal hem de global arama yeteneğini artırmaya yönelik kısmen karşıtlık tabanlı bir öğrenme tekniği kullanmışlardır. Sonuçlar, geliştirilen algoritmanın orijinal diferansiyel evrim algoritmasına kıyasla üstün performans sergilediğini göstermektedir.

Çeşitli OBL varyantların olmasına rağmen, karmaşık ve yüksek boyutlu problemlerin arama verimliliğini önemli ölçüde artırma konusunda hala mevcut OBL yöntemleri (klasik OBL, QOBL, QRBL, GOBL ve DOL) yetersiz kalmaktadır. OBL'nin çeşitli varyantlarıyla ilgili eksiklikleri gidermek için Xu vd. (2020) dinamik-karşıtlık öğrenme (DOL) stratejisini sunmuştur. Algoritmanın arama ve araştırma yetenekleri arasında bir denge kurmak için 'w' olarak belirtilen bir ağırlık faktörünü 10 olarak dikkate almışlardır. Dinamik karşıtlık kızıböceği (dynamic opposite dragonfly) algoritması ile esnek iş yeri planlaması problemleri $w = 1$ olarak kabul edilerek incelenmiştir (Yanga vd. 2022). Öte yandan ağırlık faktörünün $w = 8$ olarak dikkate alındığı, dinamik karşıtlık gri kurt optimizasyonu algoritması 23 kıyaslama matematiksel fonksiyonlarını bir problem seti üzerinde test edilmiştir (Wang vd, 2022b).

DOL stratejisinde kullanılan ağırlık faktörünün sürekli olarak sabit bir değerde tutulması DOL stratejisinin etkinliğini ciddi şekilde sınırlamakta ve arama-araştırma yönleri arasında dengesiz bir durum oluşturarak yavaş yakınsamaya neden olduğu gözlemlenilmiştir (Xu vd. 2020). Bu nedenle bu tez çalışmasında DOL'un etkinliğini artırmak için DOL içine iterasyon tabanlı değişken ağırlık faktörü eklenmiştir. Amaç, popülasyonun çeşitliliğini korurken daha yüksek yakınsama doğruluğu elde etmektir. DOL içine eklenen, azalan iterasyon tabanlı değişken ağırlık faktörünün, $w = (1 - t_i / T)$, global ve lokal arama unsurları arasında uygun bir denge kurabileceği düşünülmektedir. Ayrıca, doğrusal ağırlık faktörünün adım adım azaltılması, çözümleri iyileştirme ve arama alanını

aşamalı olarak daraltma sürecinde avantajlı olabileceğine inanılmaktadır. Sonuç olarak, gözlemleyebildiğimiz kadarıyla, bu ekleme ile elde edilen ödünleşim optimizasyonu çözüm modelinin yapım yönetimi alanında büyük ölçekli genelleştirilmiş ödünleşim problemlerini çözümünde kullanılan ilk çalışma olmaktadır. Önerilen algoritmanın grafiksel gösterimi Şekil 14'te gösterilmektedir.

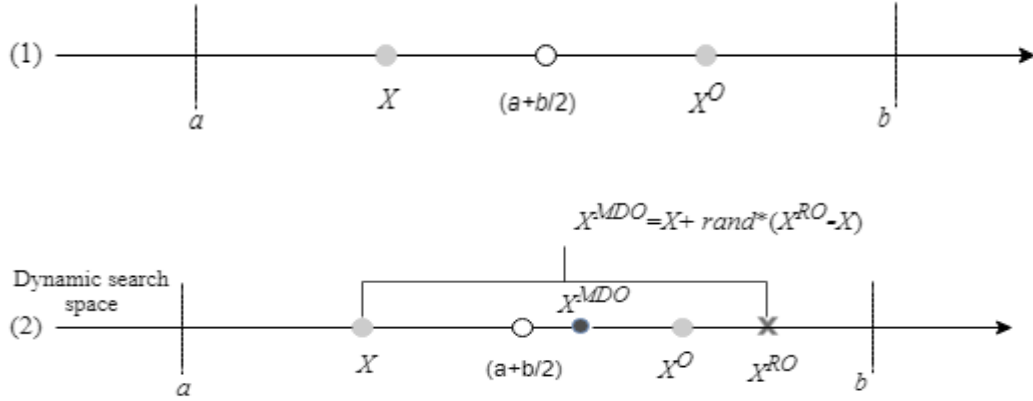


Şekil 14. Karşılıklı tabanlı popülasyon oluşturma

Şekil 14'te gösterildiği gibi, MDOL, karşılıklı tabanlı başlangıç popülasyonunu oluşturmak için kullanılır ve iyi bireyler, mevcut popülasyonun yanı sıra karşılıklı popülasyonundan da seçilir ve mevcut popülasyonun boyutuyla aynı büyüklükte bir gelişmiş popülasyon oluşturulur. MDOL, popülasyonun arama alanını zenginleştirmekle kalmamakta, aynı zamanda uygun olmayan aramaları da yapmamaktadır. Alt bölümlerde Xu vd. (2020)'den elde edilen bilgilerden yararlanılarak DOL stratejisi ayrıntılı olarak açıklanmaktadır.

2.5.2. DOL'un Ortaya Çıkması

OBL arama alanını mevcut sayıdan (current number) karşıt sayısına (opposite number) kadar olan aralığı içerecek şekilde genişletmektedir. Bu durum, optimal noktaya yaklaşma olasılığını artırır hale getirmektedir. Hem yalın hem de dinamik karşılıklı kavramı, X 'in mevcut sayısı, X^O 'nun karşıt sayısı, X^{RO} 'nun rasgele karşıt sayısı ve X^{MDO} 'nun yeni alandaki değiştirilmiş dinamik karşıt sayısı olduğunu gösteren grafiksel gösterim Şekil 15'te verilmektedir. Çözümlerin yerel optimuma takılmasını önlemek için, bir rasgele karşıt sayısı (X^{RO}) tanıtılmıştır. Bu bir rasgele sayı ile çarpılmış bir karşıt sayı olarak tanımlanmaktadır ($X^{RO} = rand * X^O$, $rand \in [0, 1]$). Mevcut durumda, X^{RO} , X^O 'dan daha büyük olmaktadır.



Şekil 15. (1) Basit OBL kavramı ve (2) dinamik OBL

2.5.3. DOL Tabanlı Başlangıç Popülasyonu

Görüldüğü gibi, $P_{i,j}$, rasgele oluşturulmuş başlangıç popülasyonu temsil etmektedir. DOL tabanlı başlangıç popülasyonu $oP_{i,j}^{do}$ DOL kullanarak sağlanabilmektedir ve başlangıçtaki popülasyonla karşılaştırıldığında potansiyel olarak değerli çözümler sağlamaktadır. Her bir iterasyon k için, popülasyon büyüklüğü NP olarak belirlenir (herhangi bir öğrenci için i , $i = 1, 2, \dots, NP$ olarak), ve derslerin boyutu D olarak ifade edilmektedir (herhangi bir ders için j , $j = 1, 2, \dots, D$ olarak). DOL'un başlatılma süreci denklemlerle (12) ve (13) aşağıdaki gibi açıklanmıştır:

$$oP_{i,j}^{do} = P_{i,j} + w * r1 * (r2 * (a_j + b_j + P_{i,j}) - P_{i,j}) \quad (12)$$

DOL operatörünü kullanırken sınırların doğrulanması önemlidir.

$$oP_{i,j}^{do} = rand(a_j, b_j), \text{ if } oP_{i,j}^{do} < a_j \text{ and } oP_{i,j}^{do} > b_j \quad (13)$$

Bu bağlamda $r1$ ve $r2$ rastgele değerleri temsil ederken, değişken w başlangıç aşamasında 1 olarak dikkate alınmaktadır. Burada, a ve b ise alt ve üst sınırlardır.

2.5.4. Değiştirilmiş Dinamik Karşıtlık Öğrenme (MDOL) Tekniği İçin Matematiksel Model

DOL kavramının çalışmada geliştirilen değiştirilmiş biçiminin matematiksel formülasyonu ve tanımı aşağıdaki gibidir:

Değiştirilmiş dinamik karşıt sayılar: X , $X \in [a, b]$ aralığında tanımlanan gerçek bir sayıdır. X^{MDOL} değiştirilmiş dinamik karşıt sayıdır ve denklem (10) kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$X^{MDOL} = X + (1 - t_i/T) * rand(rand * X^o - X) \quad (14)$$

Burada a ve b alt ve üst sınırı, $rand$ (0, 1) arasında rastgele bir değer üreten fonksiyonu, t_i geçerli iterasyon sayısını, T ise maksimum iterasyon sayısını göstermektedir. $w = (1 - t_i/T)$ ise iterasyon sayılarına bağlı olarak değişen dinamik ağırlık faktörünü göstermektedir. w parametresinin iterasyonlar ilerledikçe doğrusal olarak azalması iteratif süreç boyunca daha etkili bir arama araştırma arasında dengesi sağlamak üzere tasarlanmıştır. Benzer şekilde, çok boyutlu olan değiştirilmiş dinamik karşıt nokta şu şekilde tanımlanabilir (Denklem (15)):

$$X_j^{MDOL} = X_j + (1 - t_i/T) * rand(rand * X_j - X_j) \quad j = 1:D \quad (15)$$

Burada, eğer $X_j^{MDOL} \notin [a_j, b_j]$ ise, X_j^{MDOL} , $[a_j, b_j]$ içerisinde rastgele oluşturulmuş bir sayı olarak yeniden tanımlanmalıdır. X_j^{MDOL} uygunluk değeri X 'ten daha iyi ise, kabul edilir; aksi takdirde, reddedilir.

2.5.5. MDOL Tabanlı Başlangıç Popülasyonu

Rasgele oluşturulmuş başlangıç popülasyonu ($P_{i,j}$) olarak ifade edilmektedir (denklem (16-17)). MDOL'un oluşturma süreci şu şekildedir.

$$oP_{i,j}^{mdo} = P_{i,j} + (1 - t_i/T) * r1 * (r2 * (a_j + b_j + P_{i,j}) - P_{i,j}) \quad (16)$$

MDOL operatörünü kullanırken sınırların kontrol edilmesi önemlidir.

$$oP_{i,j}^{mdo} = rand(a_j, b_j), \text{ if } oP_{i,j}^{mdo} < a_j \text{ and } oP_{i,j}^{mdo} > b_j \quad (17)$$

Bu bağlamda $r1$ ve $r2$ rastgele değerleri, a ve b ise alt ve üst sınır değerleridir temsil etmektedir.

2.5.6. Önerilen Değiştirilmiş Dinamik Karşıtlıklı TLBO (MDOTLBO)

Yalın TLBO algoritmasının erken yakınsama ve arama-araştırma yönlerinin yetersiz dengelenmesi gibi önemli dezavantajları bulunmaktadır (Xu vd. 2020). Bu tez kapsamı içerisinde yukarıda bahsedilen bu durum MDOL tabanlı yaklaşımın TLBO'ya entegre edilmesiyle çözülmeye çalışılmıştır. Bu entegrasyonun, TLBO'nun arama verimliliğini artırması ve yakınsama performansı iyileştirmeyi beklenmektedir. Dinamik karşıtlı öğrenme rastgele karşıtlık tabanlı öğrenmeye (OBL) kıyasla doğası gereği daha stokastiktir. Bu durum, yerel optimumlardan kaçınma yeteneğini belirgin bir şekilde artırabilmektedir. Aşağıda tez çalışmasında önerilen dinamik karşıtlık tabanlı öğrenmenin entegre edildiği TLBO algoritmasının optimizasyon süreci işlem adımları verilmektedir.

1. **Adım:** Başlangıç popülasyonu (P), belirtilen üst ve alt sınırlar içinde rastgele olarak oluşturulur.
2. **Adım:** Aşağıdaki prosedürü kullanarak MDOL popülasyonunu ($mdop$) oluşturun.

```
for i=1:Pn
  for j=1:Dv.size
    r1=rand(), r2=rand()
    w=1.0;
    mdop_no=P(i,j)+w*r1*(r2*((ub+lb-P(i,j))-P(i,j)));
    Sınırları kontrol edin
```

3. **Adım:** Değiştirilmiş dinamik karşıtlık popülasyon ($mdop$) setindeki tüm bireyler için amaç fonksiyonu değeri değerlendirilir.
4. **Adım:** En uygun NP (popülasyon büyüklüğü) bireyleri, (P) ile değiştirilmiş dinamik karşıt popülasyon ($mdop$) karşılaştırılarak seçilir.
5. **Adım:** TLBO algoritmasının “öğretme aşamasını (t_p)” uygulayın. Öğretmen en kapsamlı bilgiye sahip olduğundan sınıfta en iyi performans gösteren öğrenci, NDS yaklaşımı ve kalabalık uzaklık mekanizmasına göre öğretmen ($X_{\text{öğretmen}}$) olarak belirlenir.

$$\mathbf{X}_{\text{öğretmen}} = \mathbf{X}_i \mid \text{front 1 de ve max. kalabalık uzaklık} \quad (18)$$

6. **Adım:** TLBO algoritmasının “öğrenme aşaması (l_p)” ile devam edin. Daha önce de belirtildiği gibi öğrenciler ayrıca iletişim, etkileşim vb. yoluyla öğrenme sürecinde birbirlerinden öğrenirler.
7. **Adım:** Yeni oluşturulan çözümler, geçerlilik açısından kontrol edilir ve herhangi bir çözüm geçersiz bulunursa, bunlar yeni çözümler üretmek için rastgele bir çözümle değiştirilir.
8. **Adım:** $mdop$, uygun popülasyon kümesinden bir sıçrama oranı kullanılarak oluşturulur ve bu sıçrama oranı aşağıdaki gibi tanımlanır:

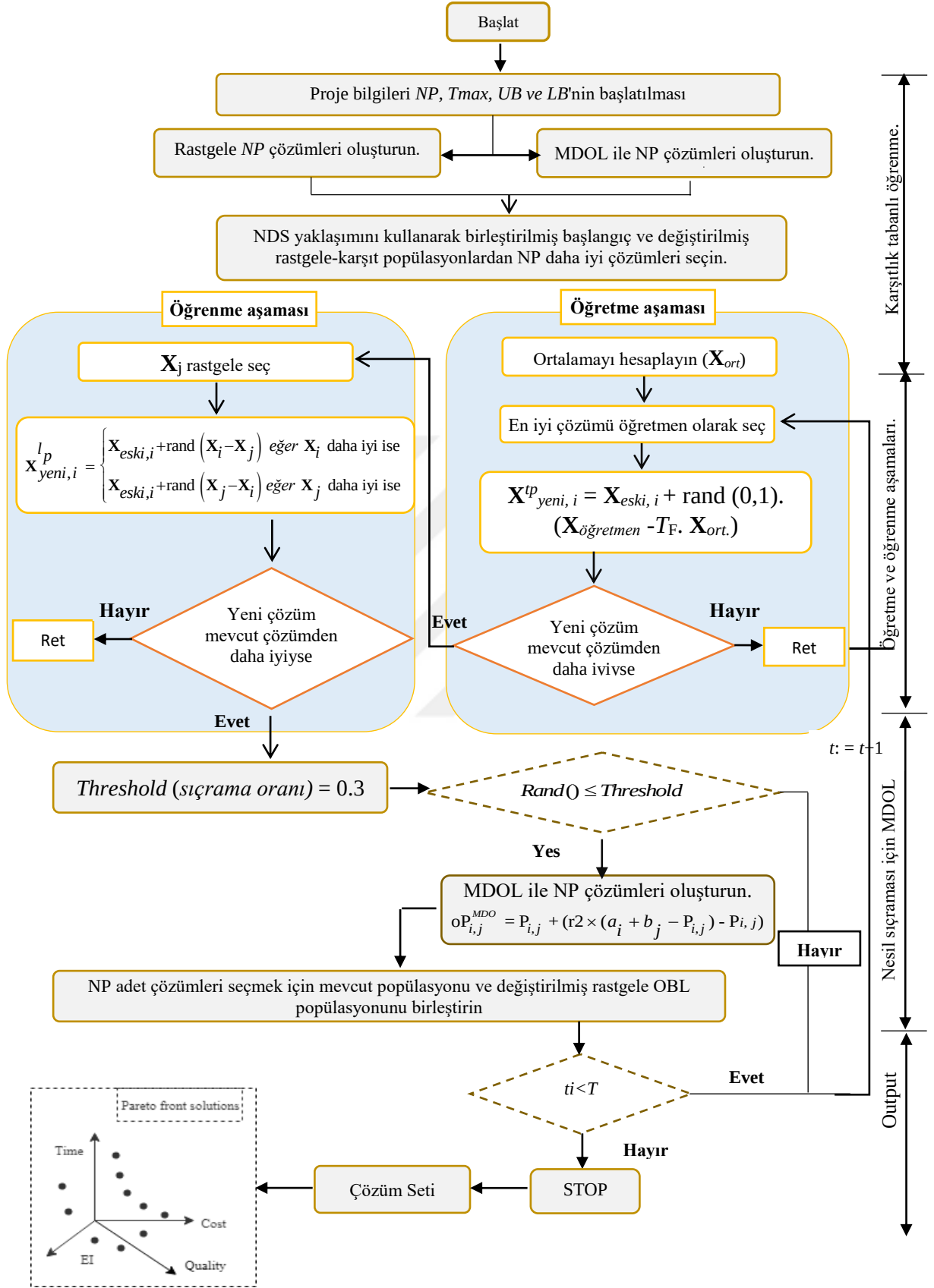
```

Opp.Jr =0.3
if rand() ≤ Opp.Jr then
  for i=1:Pn
    rnd3=rand(), rnd4=rand();
    for j=1:Dv.size
      for ti=1:T
        w=(1-ti / T);
        mdop_jump_no=P(i,j)+w*rnd3i*(rnd4i*(ub+lb-P(i,j))-P(i,j))
      Sınırları kontrol edin
    end
  end
end

```

9. **Adım:** Mevcut (current population- P_{curr}) ve $mdop$ popülasyonlarından en uygun bireyleri seçin.
10. **Adım:** Mevcut popülasyonu en iyiden en kötüye doğru sıralayın.
11. **Adım:** Eğer sonlandırma koşulları sağlanırsa, arama süreci sona erer ve sonuçlar sunulur. Aksi takdirde, Adım 6'ya devam edilir.

Şekil 16, MDOTLBO algoritmasının akışını açıklayan diyagramı göstermektedir.



Şekil 16. MDOTLBO algoritması optimizasyon süreci akış şeması

2.5.7. Önerilen Değiştirilmiş Dinamik Karşıtlıklı AO (MDOLAO)

Şah kartal algoritması (AOA), esnekliği ve sağlamlığı nedeniyle diğer meta sezgisel algoritmalar arasından öne çıkmaktadır. Ancak, yüksek boyutlu ödünleşim problemleri çözmede, AOA yerel optimum ve erken yakınsama ikilemiyle karşılaşabilmektedir. Bu çalışmada, MDOL stratejisi, AOA'nın arama yeteneğini artırmak ve aynı zamanda hızlı bir yakınsama oranını korumak için AOA ile ilişkilendirilmiştir. Ortaya çıkan model, MDOLAO olarak ifade edilmektedir. MDOLAO modelinin adımları aşağıda verilmektedir (denklem (19-20)):

1. **Adım:** Başlangıç popülasyonu (P), belirtilen üst ve alt sınırlar içinde rastgele olarak oluşturulur.

$$X_i^{\min} \leq X_i \leq X_i^{\max} \quad i=1, \Delta, dn \quad (19)$$

Böylece başlangıç matrisi (init-mat) şu şekilde yazılabilir:

$$Init - mat = \begin{bmatrix} X_{1,1} & X_{1,2} & \dots & X_{1,dn} \\ X_{2,1} & X_{2,2} & \dots & X_{2,dn} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{pn-1,1} & X_{pn-1,2} & \dots & X_{pn-1,dn} \\ X_{pn,1} & X_{pn,2} & \dots & X_{pn,dn} \end{bmatrix} \quad (20)$$

2. **Adım:** Aşağıdaki prosedürü kullanarak MDOL popülasyonunu ($mdop$) oluşturun.

```
for i=1:Pn
    for j=1:Dv.size
        r1=rand(), r2=rand()
        w=1.0;
        mdop_no=P(i,j)+w*r1*(r2*((ub+lb-P(i,j))-P(i,j)));
        Sınırları kontrol edin
```

3. **Adım:** Kümedeki her birey için amaç fonksiyonunun değeri değerlendirilir.
4. NDS yaklaşımını kullanarak P 'yi ($mdop$) ile karşılaştırarak en yüksek uygunluğa sahip NP bireyleri seçin.
5. **Adım:** Genişletilmiş arama yöntemi uygulanır. Mevcut çözümü denklem (5) ve (6)'yı kullanarak güncelleyin.

6. **Adım:** Yeni bir (*mdop_jump_pop*) oluşturmak için aşağıdaki gibi tanımlanan bir sıçrama oranı uygulayın:

```

Opp.Jr =  $-(t/T)^2 + 2(t/T)$ 
if rand() ≤ Opp.Jr then
  for i=1: Pn
    for j=1: Dv. Size
      if Rand () ≤  $-(t/T)^2 + 2(t/T)$ 
        r3=rand(), r4=rand();
        for ti=1:T
          w=(1 - ti/T)
          mdop_jump_no=P(i,j)+w*r3i*(r4i*(ub+lb-P(i,j))-P(i,j))
          Sınırları kontrol edin

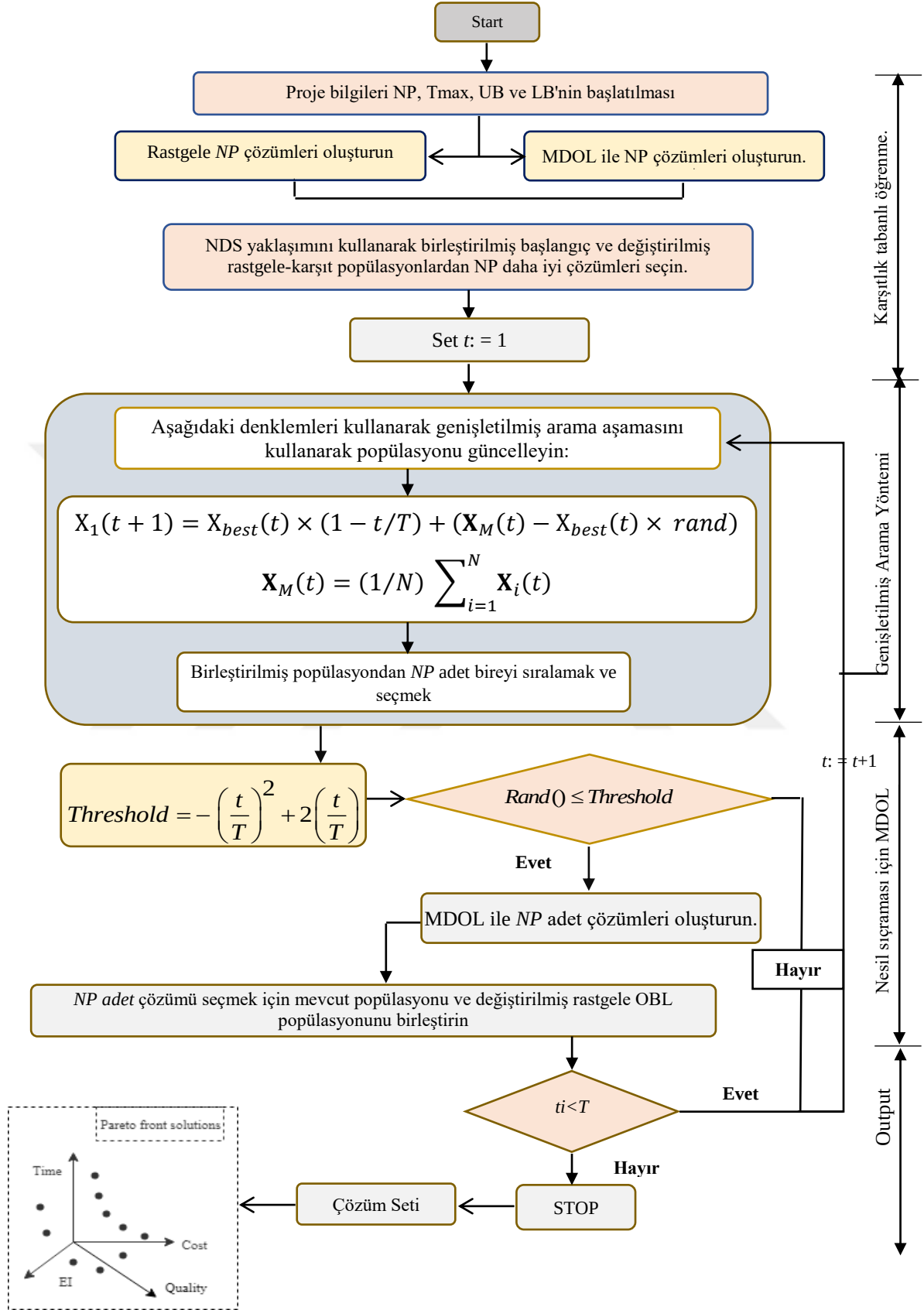
```

7. **Adım:** Mevcut (*Pcurr*) ve *mdop* popülasyonlarından *NP* en uygun bireyleri seçin.
8. **Adım:** Mevcut (*Pcurr*) popülasyonu en iyiden en kötüye sıralayın.
9. **Adım:** Sonlandırma koşulları sağlandığında, arama süreci sonlandırılır ve sonuç gösterilir; değilse, Adım 5'e geçilir.

MDOLAO algoritmasının prosedürü için akış şeması Şekil 17'de gösterilmiştir.

2.5.8. Nesil Sıçrama Oranı (Generation Jumping Rate - Jr)

Sıçrama koşulu sağlanırsa optimizasyon süreci yukarıda bahsedilen 6. adımda anlatıldığı gibi ilerler. Burada, *t* ve *T* sırasıyla mevcut ve maksimum iterasyon sayılarıdır. *rand ()* [0, 1] arasında rastgele bir sayıdır. Deneysel bulgular, sabit bir sıçrama oranının algoritmaların genel performansını azalttığını ortaya koymaktadır. Daha basit bir ifadeyle, daha yüksek bir sıçrama oranı, popülasyon çeşitliliğini korurken global optimuma daha hızlı yakınsamayla sonuçlanmaktadır (Zaho vd. 2013). Bu nedenle, bu tez çalışmasında tanıtılan iterasyon sayısına bağlı olarak giderek değişen sıçrama oranları kullanılmaktadır.



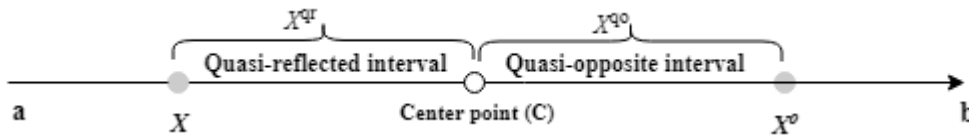
Şekil 17. MDOLAO algoritması optimizasyon süreci akış şeması

2.6. Hibrit Karşıtlık Öğrenme (HOL) Tekniği

Çoğu evrimsel algoritmalarda popülasyon üretme ilk ve temel iştir ve başlangıç popülasyonu oluşturulurken saf rastgelelik dikkate alınmaktadır. Ardından, popülasyonun bireyleri uygunluk değerlerine göre değerlendirilir ve sonraki iterasyon aşamalarına geçilir. Ancak, saf rastgelelik ve karşıtlığın eşzamanlı olarak dikkate alınmasının saf rastgelelikten daha faydalı olduğu öne sürülmektedir (Rahnamayan vd., 2008). Çünkü bu yöntemler, merkezi noktaya daha yakın optimal çözümler elde etmek için kullanılmıştır. Bu nedenle, daha önce belirtilen çalışmalardan (Tizhoosh 2005; Xu vd. 2020) ilham alarak, bu tez çalışmasında optimizasyon algoritmalarının sırasıyla global arama yeteneklerini artırmak adına QRBL, lokal arama yeteneklerini artırmak QOBL tekniklerinin birleştirilmesi ile hibrit(melez) karşıtlık tabanlı öğrenme tekniği geliştirilmiş, HOL olarak adlandırılmıştır.

2.6.1. QOBL ve QRBL Öğrenme Teknikleri

Popülasyon tabanlı optimizasyon teknikleri iki temel bileşeni içermektedir. İlk bileşen, arama (exploration), her iterasyonda tüm çözüm uzayını geniş kapsamlı bir şekilde aramayı ifade eder ve çeşitli çözümleri elde etme işlemini içermektedir. Arama, genellikle yeni ve daha iyi çözümler bulmak için çeşitli arama stratejilerini içermektedir. Örneğin arama, QOBL operatörü tarafından kolaylaştırılabilir. İkinci bileşen, her iterasyonda elde edilen çözümlerin kalitesiyle ilgili olan araştırmadır. Araştırma (exploitation), mevcut bir çözümün etrafındaki yakın çevreyi daha derinlemesine incelemeyi ve iyileştirmeyi ifade etmektedir. Bu, mevcut çözümün optimize edilmesi veya iyileştirilmesi için yapılan bir işlemdir. QRBL operatörü lokal arama ve çözümlerin kalitesini artırma yeteneğinden sorumludur. Bu öğrenme stratejilerinin optimizasyon algoritmaları ile birleştirilmesi, merkez nokta tabanlı örneklemenin dikkate alındığı üstün sonuçların elde edilmesine yol açabilmektedir (Rahnamayan vd., 2007; Aniruddha vd, 2010). Şekil 18, kısmi (quasi) ve kısmi yansıtılmış (quasi-reflected) arama aralıklarını açıkça göstermektedir.



Şekil 18. $X < C$ olan kısmi ve kısmi yansıtılmış aralıkların görsel gösterimi (1 boyutlu).

Yukarıda belirtilen açıklamaların daha iyi anlaşılması için, Şekil 18, X noktası da dahil olmak üzere aşağıdaki noktaları görsel olarak temsil etmektedir; bunun karşıt noktası (opposite point) X^O , kısmi-karşıt noktası (quasi-opposite point) X^{qo} ve kısmi-yansıyan karşıt noktası (quasi-reflected point) X^{qr} 'dir. X^{qo} , karşıt değer X^O ile arama merkez noktası (center point) C arasındaki aralık içindeki rastgele sayı olarak belirlenmektedir. Matematiksel olarak X^{qo} şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$X^{qo} = \begin{cases} C + (X^O - C) \times rand(0,1) & \text{eğer } X \leq C \\ X^O + (C - X^O) \times rand(0,1) & \text{değilse} \end{cases} \quad (21)$$

D-boyutlu bir alanda X^{qo} aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$X_i^{qo} = \begin{cases} C_i + (X_i^O - C_i) \times rand(0,1) & \text{eğer } X_i \leq C_i \\ X_i^O + (C_i - X_i^O) \times rand(0,1) & \text{değilse} \end{cases} \quad (22)$$

Benzer şekilde X^{qr} , mevcut sayı ile arama alanının C 'si arasındaki aralıktaki rastgele sayı olarak ifade edilir. Matematiksel olarak X^{qr} şu şekilde formüle edilmektedir:

$$X^{qr} = \begin{cases} X + (C - X) \times rand(0,1) & \text{eğer } X \leq C \\ C + (X - C) \times rand(0,1) & \text{değilse} \end{cases} \quad (23)$$

D-boyutlu bir alanda X^{qr} aşağıdaki gibi belirlenmektedir:

$$X_i^{qr} = \begin{cases} X_i + (C_i - X_i) \times rand(0,1) & \text{eğer } X_i \leq C_i \\ C_i + (X_i - C_i) \times rand(0,1) & \text{değilse} \end{cases} \quad (24)$$

OBL'de hem mevcut nokta hem de karşıt nokta (X^O , X^{qo} ve X^{qr}) eşzamanlı olarak değerlendirilir ve üstün veya daha uygun olan seçilerek işleme devam edilmektedir.

2.6.2. Önerilen Hibrit Karşıtlık Öğrenme Tabanlı AO (HOLAO) Algoritması

Tanımlar ve teoremler, ilk olarak Rahnamayan ve Wang (2009) tarafından ortaya atılan merkez tabanlı örnekleme kavramının önemini göstermektedir. Merkez noktasının bilinmeyen ideal çözüme yakın olma olasılığının diğer noktalara göre daha yüksek olduğu ileri sürülmektedir. QOBL kavramı, arama alanını merkez noktası ile karşıt nokta arasında genişletme ihtiyacı olduğunda ortaya çıkmıştır. Benzer şekilde, QRBL, bu fikrin geliştirilmiş bir varyasyonudur ve temelde mevcut nokta ile merkez nokta arasındaki genişletilmiş arama alanından elde edilen bir sayıyı temsil etmektedir. Bununla birlikte, merkez noktadan karşıt sayıya kadar uzanan alanda yerel bir optimum varsa hem QOBL hem de QRBL yaklaşımlarının bu yerel optimumlara takılması gözlemlenmektedir. Bu durumun erken bir yakınsamaya yol açabileceği muhtemeldir (Rahnamayan vd. 2007). Bu nedenle, bu tez çalışması, yalnızca QOBL ve QRBL yaklaşımlarının tek başına kullanıldığında ortaya çıkan dezavantajları çözmek için AOA'nın farklı aşamalarında QOBL ve QRBL'yi birlikte kullanmaktadır. HOLAO tekniğinin önemli adımları aşağıdaki gibidir:

1. **Adım:** Başlangıç popülasyonu (P), belirtilen üst ve alt sınırlar içinde rastgele olarak oluşturulur.
2. **Adım:** Aşağıda açıklandığı gibi kısmi-karşıt popülasyon (qo_pop) oluşturun.

```

for i=1: Pn
    for j=1: Dv. Size
        opp-pop=ub+lb-population(i,j)
        C=((ub+lb)/2)
        if (population (i, j)<C)
            qo-pop=C+(opp_pop -C)*rand (1)
        değilse
            qo_pop=opp_pop+(C-opp_pop)*rand(1)
        Sınırları kontrol edin
    end
end

```

3. **Adım:** Kümedeki tüm bireyler için amaç fonksiyonu değerleri değerlendirilir.
4. **Adım:** P 'yi (qo_pop) ile karşılaştırarak NP 'ye en uygun bireyleri seçin.
5. **Adım:** Genişletilmiş arama yöntemini uygulayın. Denklemleri (5-6) kullanarak mevcut çözümü güncelleyin.
6. **Adım:** (qro_pop) olarak adlandırılan yeni bir popülasyon oluşturmak için sıçrama oranından yararlanın:

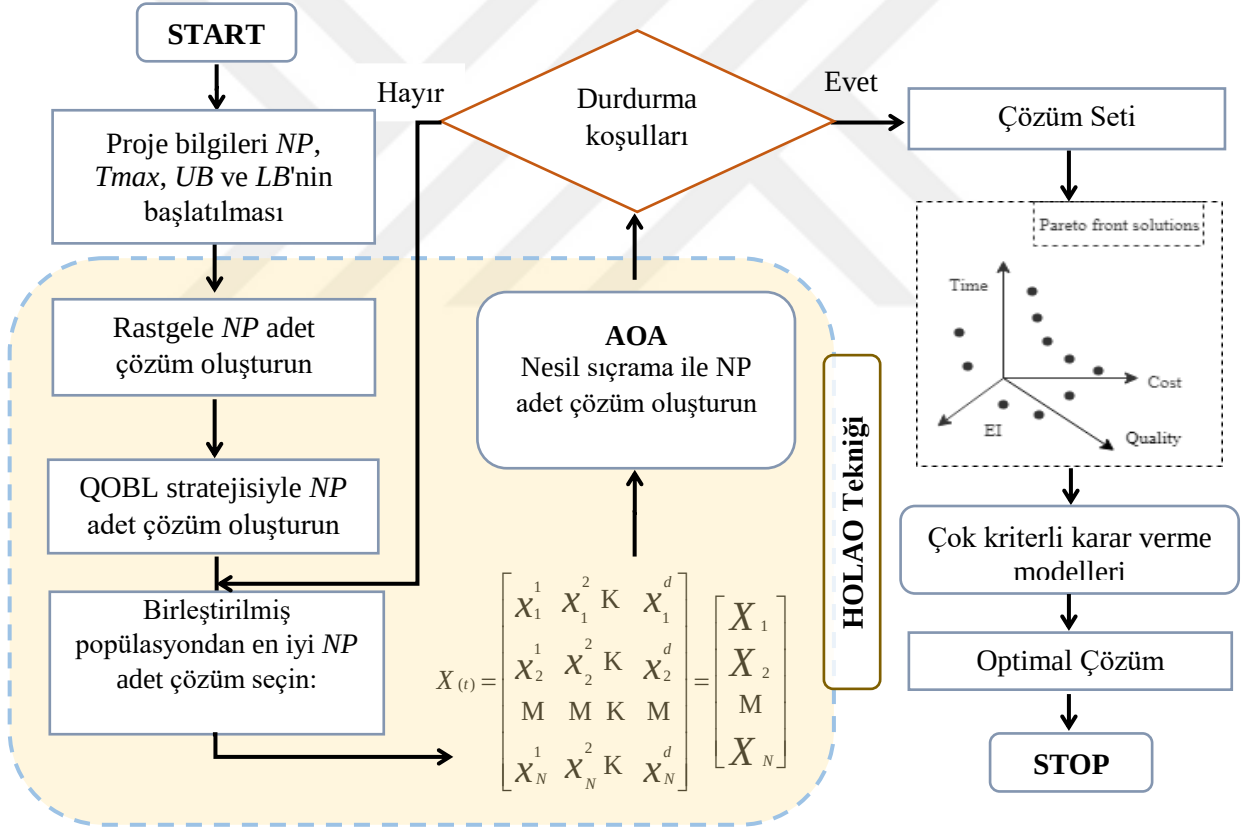
```

Opp Jr =0.3
if rand() ≤ Opp Jr then
  for i=1:Pn
    for j=1: Dv.Size
      C=(ub+lb) /2
      if (cur_population (i,j)<C).
        gro_pop=cur_population+(C-cur_population (i,j))*rand (1)
      değilse
        gro_pop= C+(cur_population (i,j)-C)*rand(1).
      Sınırları kontrol edin.

```

7. **Adım:** Mevcut popülasyondan (P_{curr}) ve (qro_pop) NP'ye en uygun bireyleri seçin.
8. **Adım:** Mevcut (P_{curr}) popülasyonu en iyiden en kötüye sıralayın.
9. **Adım:** Durdurma koşullarının sağlanması durumunda arama süreci sonlandırılır ve sonuç gösterilir; değilse Adım 5'e geçin.

Optimizasyon sürecinin akış şeması net bir şekilde Şekil 19'de gözlemlenmektedir.



Şekil 19. HOLA algoritması optimizasyon süreci akış şeması

2.6.3. Önerilen Hibrit Karşıtlıklı TLBO (HOLTLB) Algoritması

TLBO algoritması yüksek performanslı meta-sezgisel algoritmalar arasında öne çıksa da karmaşık gerçek optimizasyon problemlerini çözerken yetersiz kalabilmekte veya yerel

optimuma takılmaktadır. Mahdavi vd. (2018) hem rastgeleliği hem de karşıtlığı aynı anda dikkate alınarak üretilen çözümlerin, sadece rastgele üretilen aday çözümlerden daha iyi olduğunu göstermiştir.

Bu nedenle, yalın TLBO algoritmasının etkinliğini artırmak için, başlangıç popülasyonunda QOBL stratejisi uygulayan ve nesil atlaması aşamasında QRBL stratejilerine geçiş yapan bir hibrit yaklaşım olan hibrit karşıtlık TLBO (HOLTLBO) algoritması tanıtılmıştır. Öncelikle, öğretim aşamasından önce başlangıç popülasyonunun kalitesini ve çeşitliliğini artırmak için QOBL stratejisi kullanılmaktadır. İkinci olarak, öğrenme aşamasından sonra nesil atlaması sürecinde, her popülasyon güncellemesine QRBL tekniği entegre edilerek yerel optimumun geliştirilmesi sağlanılmaktadır. HOLTLBO tekniğinin ana adımları aşağıdaki gibidir:

1. **Adım:** Başlangıç popülasyonu (P), belirtilen üst ve alt sınırlar içinde rastgele olarak oluşturulur.
2. **Adım:** Aşağıda açıklandığı gibi kısmi-karşıt popülasyon (qo_pop) oluşturun

```

for i=1:Pn
    for j=1:Dv.size
        opp_pop=ub+lb-population(i,j);
        c=((ub+lb)/2);
        if(population(i,j)<c);
            qo_pop=c+(opp_pop-c)*rand(1);
        Değilse
            qo_pop=opp_pop+(c-opp_pop)*rand(1);
        Sınırları kontrol edin
    
```

3. **Adım:** Kümenin tüm bireylerinin amaç fonksiyonlarının değeri değerlendirilir.
4. **Adım:** NDS yaklaşımını kullanarak P 'yi, (qo_pop) ile karşılaştırarak en yüksek uygunluğa sahip NP bireyleri seçin.
5. **Adım:** Öğrenme aşamasında, her ders için tüm öğrencilerin notları, diğer öğrencilerle etkileşimde bulunarak iyileştirilir.
6. **Adım:** Yeni oluşturulan çözümlerin uygulanabilirliği değerlendirilir ve uygun olmayan çözümler rastgele bir alt kümeyle değiştirilerek yeni çözümler üretilir.
7. **Adım:** (qro_pop) olarak adlandırılan yeni bir popülasyon oluşturmak için sıçrama oranından yararlanın:

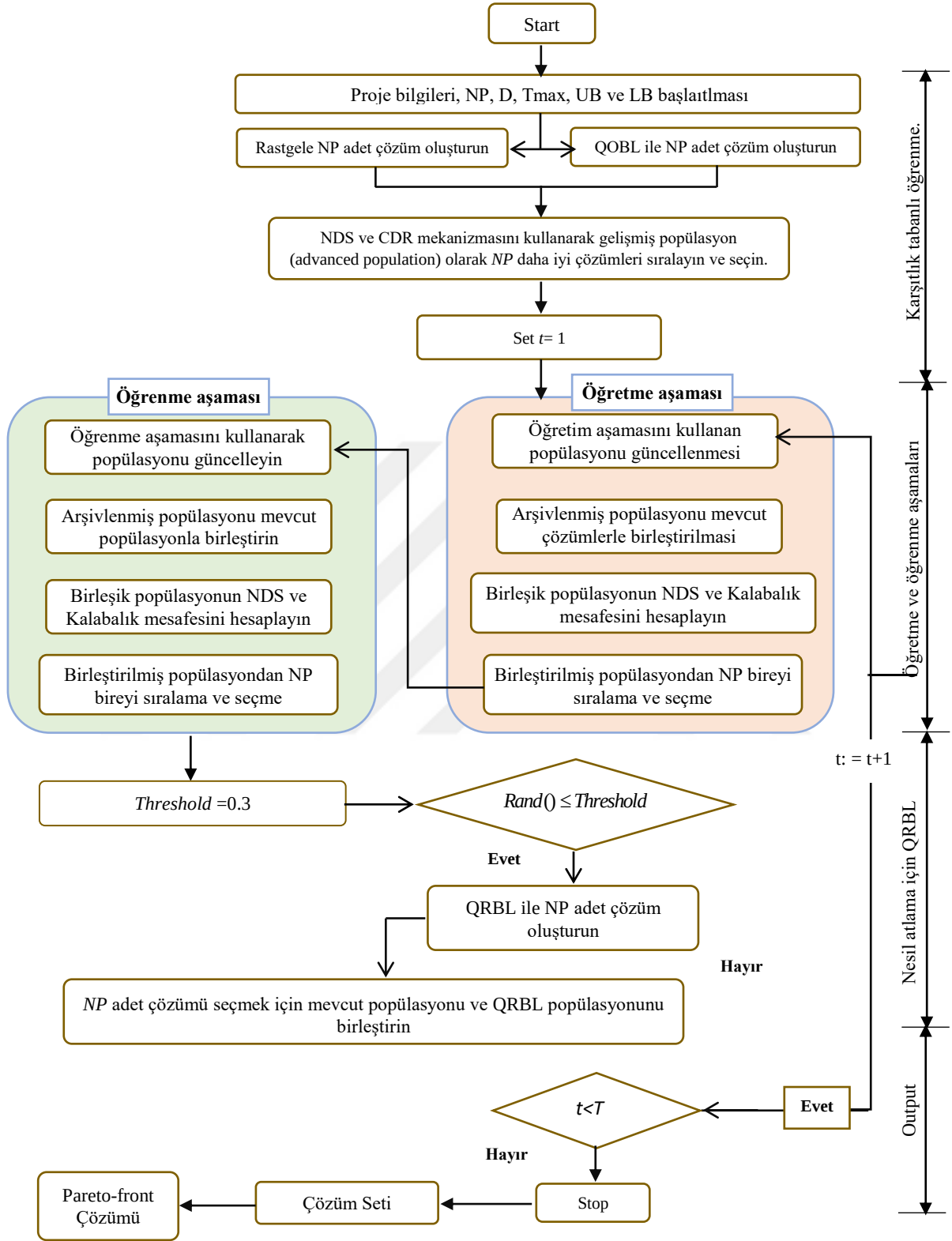
```

Opp.Jr rate =0.3
if rand()≤ Opp.Jr then
  for i=1:Pn
    for j=1:Dv.Size
      C=(ub+lb)/2;
      if(cur_population(i,j)<c);
        gro_pop=cur_population+(c-cur_population)*rand(1);
      Değilse
        gro_pop=c+(cur_population-c)*rand(1);
Sınırları kontrol edin

```

8. **Adım:** Mevcut popülasyondan (P_{curr}) ve (qro_pop) NP 'ye en uygun bireyleri seçin.
9. **Adım:** Mevcut (P_{curr}) popülasyonu en iyiden en kötüye sıralayın.
10. **Adım:** Eğer sonlandırma koşulu sağlanmışsa, arama sürecini sonlandırın ve sonuçları görüntüleyin; aksi halde, Adım 6'ya devam edin.

Optimizasyon sürecinin akış şeması net bir şekilde Şekil 20'de gözlemlenmektedir.



Şekil 20. HOLTLBO algoritması optimizasyon süreci akış şeması

2.7. Altın Oran Tabanlı Karşıtlık Öğrenme (GROL) Tekniği

Mevcut literatürdeki öğrenme stratejileri incelendiğinde, OBL için yeni mühendislik uygulamalarının geliştirilmesine yönelik artan bir talep olduğu açıkça görünmektedir. Ancak, kesikli ödünleşim problemleri gibi optimizasyon problemleri özelinde karşıtlık tabanlı algoritmaların sınırlı kullanımı söz konusudur. Mevcut yöntemlerin kısıtlılıkları ve ödünleşim probleminin karmaşıklığı yeni öğrenme tekniklerinin geliştirilmesini gerektirmektedir. Bu tez çalışmasında, global ve lokal arama arasında denge kurarak yakınsama hızını artırmak için yenilikçi bir yaklaşım sunulmaktadır. Önceden kullanılan öğrenme yöntemlerine kıyasla bu yenilikçi yaklaşımın ana faydası, arama alanının dinamik olarak değişen doğasına uyum sağlama yeteneğinde yatmaktadır. Bir başka deyişle, her işlemin her bir iterasyonunda arama alanının %38'ini ($1-0.681$) eleyerek yakınsamayı hızlandıran altın oran tabanlı karşıtlık öğrenme (GROL) operatörünü içermektedir. Daha önce de belirtildiği gibi, bu tez çalışmasının ana motivasyonlarından biri, GROL olarak adlandırılan yeni ve sağlam bir öğrenme stratejisi geliştirilerek farklı genelleştirilmiş ödünleşim problemlerinin çözüm sürecinde kullanmaktır.

2.7.1. Önerilen Altın Oran Karşıtlıklı TLBO (GROTLBO) Algoritması

TLBO algoritmasının basitliği, hızlı yakınsama ve doğruluk nedeniyle iyi bilinen meta-sezgisel algoritmalarından biri olduğu bilinmektedir. TLBO'nun yeteneklerini artırmak ve arama sürecini hızlandırmak amacıyla çeşitli varyantları önerilmiştir (Xu vd. 2020). Ancak, bu varyantlar, büyük ölçekli mühendislik problemlerini çözerken zayıf yakınsama ve yerel optimumlara takılma gibi zorluklarla karşılaşmaya devam etmektedir (Luong vd. 2018). Bu sorunu ele almak için, bu tez çalışmasında, erken yakınsamayı çözmeye yönelik yeni bir TLBO biçimi olan "altın oran karşıtlıklı TLBO" (GROTLBO) sunulmaktadır. Önerilen model, yalın karşıt sayılar yerine çeşitliliği artırmak ve yerel optimumdan kaçınmak için altın oran tabanlı karşıt sayıları kullanır. GROL, popülasyonu başlatmak için kullanılır ve yüksek çeşitlilikte bir başlangıç popülasyonu oluşturur ve yerel optimal çözümlere takılmaktan kaçınmak için yakınsama hızını artırır. GROL stratejisinin TLBO algoritması içerisindeki kullanımının temel adımları aşağıdaki gibidir.

1. **Adım:** Başlangıç popülasyonu (P), belirtilen üst ve alt sınırlar içinde rastgele olarak oluşturulur.
2. **Adım:** Aşağıdaki prosedürü kullanarak GROL popülasyonunu ($GROP$) oluşturun:

```

for i=1:Pn
  for j=1:Dv.size
    rnd1=rand(), rnd2=rand()
    Ø=1;
    grop_no=P(i,j)+ Ø*rnd1*(rnd2*((ub+lb-P(i,j))-P(i,j)));
  Sınırları kontrol edin

```

3. **Adım:** Kümenin tüm bireylerinin amaç fonksiyonlarının değeri değerlendirilir.
4. **Adım:** Mevcut popülasyonu (*Pcurr*) GROL popülasyonu (*GROP*) ile karşılaştırarak en uygun bireylerin *NP*'sini (popülasyon büyüklüğü) seçin.
5. **Adım:** Öğretme aşamasını uygulayın.
6. **Adım:** Öğrenme aşamasını uygulayın ve *Pcurr* popülasyonunu oluşturun.
7. **Adım:** Yeni bir *GROP* oluşturmak için aşağıdaki gibi tanımlanan bir sıçrama oranını kullanın:

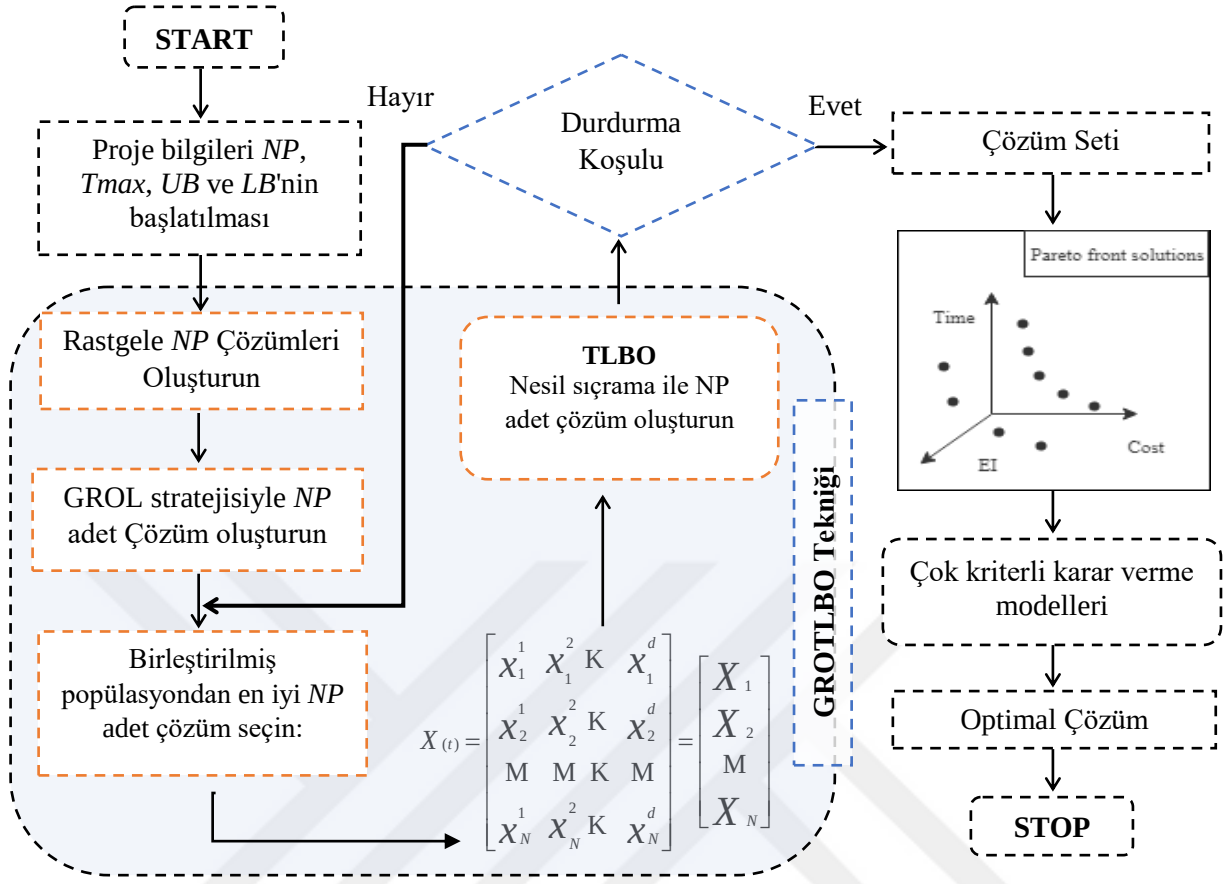
```

for i=1:Pn
  for j=1:Dv.size
    rnd3=rand(), rnd4=rand();
    GR=0.681;
    if Rand()≤0.3
      grop_jump_no=Pcurr(i,j)+ GR*rnd3*(rnd4*(ub+lb-Pcurr(i,j))-Pcurr(i,j))
    Sınırları kontrol edin

```

8. **Adım:** NDS kullanarak mevcut (*Pcurr*) ve *GROP* popülasyonlarından *NP*'ye en uygun bireyleri seçilmelidir.
9. **Adım:** Mevcut (*Pcurr*) popülasyonunu en iyiden en kötüye doğru sıralayın.
10. **Adım:** Belirtilen durdurma kriterleri sağlanmışsa, arama süreci sonlandırılmalı ve sonuçlar sunulmalıdır. Aksi takdirde adım 6'ya geçilir.

Optimizasyon sürecinin akış şeması net bir şekilde Şekil 21'de gözlemlenmektedir.



Şekil 21. GROTLBO algoritması optimizasyon süreci akış şeması

2.7.2. Önerilen Altın Oran Karşıtlıklı AO (GROLAO) Algoritması

MDOL ve HOL tekniklerinin kullanımı AO'nun performansında da önemli bir gelişmeye yol açmaktadır. Ancak, bu performans iyileştirme, OBL tekniklerinin modifikasyon ve hibritleştirme yönlerinden kaynaklandığını vurgulamak önemlidir. Bu nedenle, sağlam bir yaklaşım için yeni bir kavram geliştirmek amacıyla, GROLAO olarak bilinen yeni bir AO türü sunulmakta ve bu da GROL stratejisinden yararlanmaktadır. Temel OBL'ye kıyasla GROL yaklaşımı daha stokastiktir. Bu özellik, yerel optimuma takılmama kapasitesini büyük ölçüde artırma potansiyeline sahiptir. GROLAO tekniğinin ana adımları şunlardır:

1. **Adım:** Başlangıç popülasyonu (P), belirtilen üst ve alt sınırlar içinde rastgele olarak oluşturulur.
2. **Adım:** GROL popülasyonunu ($GROP$) aşağıdaki gibi oluşturun:

```

for i=1:Pn
    for j=1:Dv.size
        rnd1=rand(), rnd2=rand()
        Ø=1;
        grop_no=P(i,j)+ Ø*rnd1*(rnd2*((ub+lb-P(i,j))-P(i,j)));
        Sınırları kontrol edin
    end
end

```

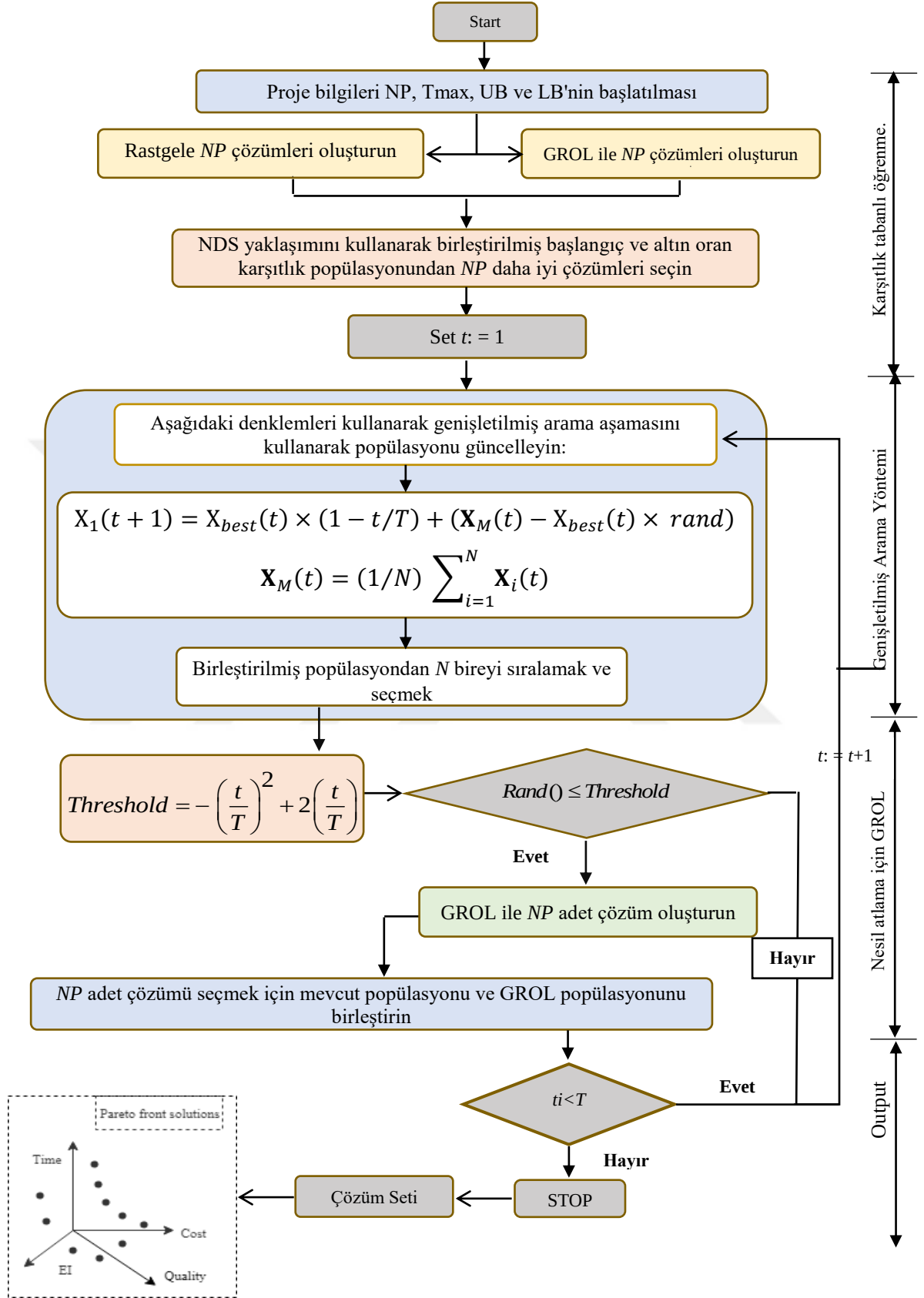
3. **Adım:** Kümenin tüm bireylerinin amaç fonksiyonlarının değeri değerlendirilir.
4. **Adım:** Başlangıç popülasyonu (P) ile $GROP$ popülasyonu karşılaştırarak NP en uygun bireyleri seçin.
5. **Adım:** Genişletilmiş arama yöntemini uygulayın. Denklemleri (5-6) kullanarak mevcut çözümü güncelleyin.
6. **Adım:** $GROP$ olarak adlandırılan yeni bir popülasyon oluşturmak için belirtilen sıçrama oranını kullanın.

```

for i=1:Pn
    for j=1:Dv.size
        rnd3=rand(), rnd4=rand();
        GR=0.681;
        if Rand()≤0.3
            grop_jump_no=Pcurr(i,j)+ GR*rndi*(rnd4i*(ub+lb-Pcurr(i,j))-
            Pcurr(i,j))
            Check for the boundaries
        end
    end
end

```

7. **Adım:** Mevcut ($Pcurr$) ve $GROP$ popülasyonlarından NP 'ye en uygun bireyleri seçilmelidir.
 8. **Adım:** Mevcut ($Pcurr$) popülasyonunu en iyiden en kötüye doğru sıralayın.
 9. **Adım:** Belirtilen durdurma koşulları sağlanmışsa, arama süreci sonlandırılmalı ve sonuçlar sunulmalıdır. Değilse adım 5'e geçilmelidir.
- GROLAO algoritması için sürecin akış şeması Şekil 22'de açıkça gösterilmektedir.



Şekil 22. GROLAO algoritması optimizasyon süreci akış şeması

2.7.3. GROL Tabanlı Başlangıç Popülasyonu

Karşıt popülasyon, başlangıç popülasyonuna karşılık olarak elde edilen popülasyondur. GROL tabanlı başlangıç popülasyonu $oP_{i,j}^{gro}$, GROL yöntemi kullanarak üretilmektedir ve başlangıçtaki popülasyonla karşılaştırıldığında potansiyel olarak değerli çözümler sağlamaktadır. Her bir iterasyon k için, popülasyon büyüklüğü NP olarak belirlenir (herhangi bir öğrenci için i , $i = 1, 2, \dots, NP$ olarak), ve derslerin boyutu D olarak ifade edilmektedir (herhangi bir ders için j , $j = 1, 2, \dots, D$ olarak). GROL'nin başlatılma süreci aşağıdaki gibi açıklanır:

$$oP_{i,j}^{gro} = P_{i,j} + G * r1 * (r2 * (a_j + b_j + P_{i,j}) - P_{i,j}) \quad (25)$$

GROL operatörünü kullanırken sınırların doğrulanması önemlidir.

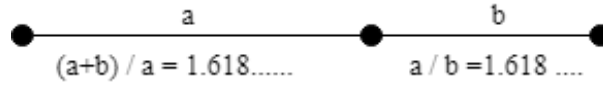
Bu bağlamda $r1$ ve $r2$ rastgele değerleri temsil ederken, değişken altın oranı (golden ratio – GR) başlangıç aşamasında 1 ve popülasyon güncellemesi sürecinde ise 0.681 olarak dikkate alınmaktadır.

2.7.4. GROL İçin Nesil Sıçrama Oranı (Jumping rate - Jr)

OBL'de parametre sıçrama oranı (Jr), bir optimizasyon algoritmasında yerel optimizasyon sürecini geliştirmek için kullanılmaktadır. Bu oran, çözümlerin bir arama uzayında ilerlemesini kontrol etmek ve gerektiğinde yeni bölgelere atlama yapmasını sağlamak için kullanılır. Bu parametre, algoritmanın performansını ve yakınsama davranışını etkileyebilmektedir. Karşıtlıklı TLBO ve kısmi-karşıtlıklı TLBO durumlarında, Jr değeri 0,3 olarak yapılandırılmıştır (Rahnamayan vd., 2008). Jr değerinin MDOL, HOL ve GROL stratejileri için de 0,3 olarak ayarlandığını belirtmek önemlidir. Bunun yanı sıra, daha yüksek bir sıçrama oranı, popülasyon çeşitliliğini korurken global optimuma daha hızlı yakınsamayla sonuçlanmaktadır (Zaho vd. 2013). Bu nedenle, bu tez çalışmasında tanıtılan iterasyon sayısına bağlı olarak giderek değişen sıçrama oranları da kullanılmaktadır.

2.7.5. GROL Yöntemi

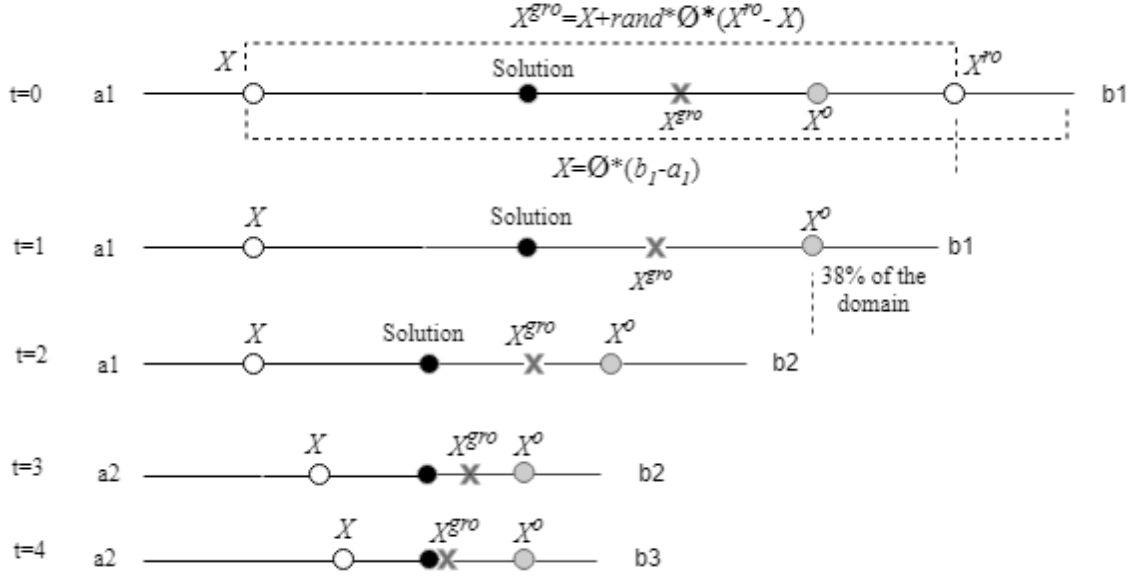
Doğal yaşamda yer alan canlılardaki çeşitliliğe rağmen, tutarlı bir temel düzen bulunmakta ve ilgili bilim alanlarındaki ilerlemeler bunu temel düzeni daha belirgin ortaya çıkartmaktadır (Nematollahi vd. 2020). Gerek bitkilerde gerekse ayçiçeği tohumlarının sarmal dizilişinde, çeşitli hayvan yapılarında ve hatta gök sistemlerinde oransal bir desen (temel düzen) olduğu bilinmektedir (Nematollahi vd. 2020). Bu oran, yaygın olarak altın oran (golden ratio) olarak bilinen 1.618 tutarlı oranına sahip ardışık sayılarla karakterize edilmektedir. Şekil 23 doğal olaylardaki altın oranın varlığını göstermektedir.



Şekil 23. Altın oran sayıları

Ek olarak, Şekil 23 bir doğru parçasını iki eşit olmayan daha küçük parçaya böldüğümüzde altın oranın oluşumunu göstermektedir. Bu senaryoda, tüm doğru parçasının uzun segmentine oranı, daha uzun segmentin daha kısa olan segmente oranıyla aynıdır. Ünlü matematikçi Fibonacci bitki ve hayvan büyümesi için altın oranı tanımlayan algoritmanın temelini oluşturmuştur. Çözümler, önerilen yöntemde Fibonacci serisinin altın oran kullanılarak güncellenmektedir. Ancak, altın oran arama algoritmaları tek nokta arama algoritmaları olduğundan, yakınsama süreleri son derece uzundur (Nematollahi vd. 2020). Bu tez çalışmasında GROL olarak adlandırılan yeni bir karşıtlık ilişkili öğrenme stratejisi önerilmektedir. Burada, altın orandan türetilen karşıt sayının X^{gro} doğada görülen

örneklerinden hareketle genellikle bir karşıtlık sayıya kıyasla çözüme daha yakın olacağı ve hesaplama süresinde önemli bir zaman tasarrufu sağlayacağı düşünülmektedir. Şekil 24 geliştirilen GROL yönteminin işleyişi göstermektedir.



Şekil 24. GROL stratejisinin süreç işleyiş gösterimi

Şekil 24'e göre, mevcut çözüm adayı X 'in veya X^{gro} 'nun daha iyi olup olmadığı, değerlendirme işlevleri kullanılarak değerlendirilebilir. Eğer $f(X^{gro}) < f(X)$ ise, X^{gro} , X 'ten üstündür ve işlevin en iyi değeri X^{gro} olarak alınır. Böylece, X^O 'nun sol tarafındaki etki alanının %38'i çıkartılır. Sonuçta, arama alanı değişir ve çözüm aralığı $[a1, b2]$ olarak kabul edilir. Bu prosedür, X veya X^{gro} noktalarından biri çözüme yaklaşıncaya kadar iteratif olarak gerçekleştirilir.

GROL kavramı matematiksel olarak aşağıdaki gibi gösterilebilir:

Altın oran tabanlı karşıt sayı: X mevcut karşıtlık sayı ve $[a, b]$ aralığında bir reel sayı olarak temsil edilir, burada a ve b sınırlardır. X^O karşıt sayıyı, X^{RO} rastgele * oluşturulmuş karşıt sayıyı, X^{gro} ise denklem (26) ve (27) ile belirlenen altın orana göre arama uzayındaki karşıt sayıyı ifade etmektedir. Arama alanını dinamik hale getirmek için, bir rastgele karşıt sayısı (X^{RO}) eklenmektedir. X^{RO} , karşıt sayı ile bir rastgele sayının ($X^{RO} = rand \cdot X^O$) çarpımı olarak tanımlanmaktadır. Burada $rand$ daha öncede belirtildiği üzere 0 ile 1 arasında değişen değer üreten bir fonksiyonu ifade etmektedir ve $GR > 0$.

$$X^{gro} = X + GR * rand * (rand * -X^O - X) \quad (26)$$

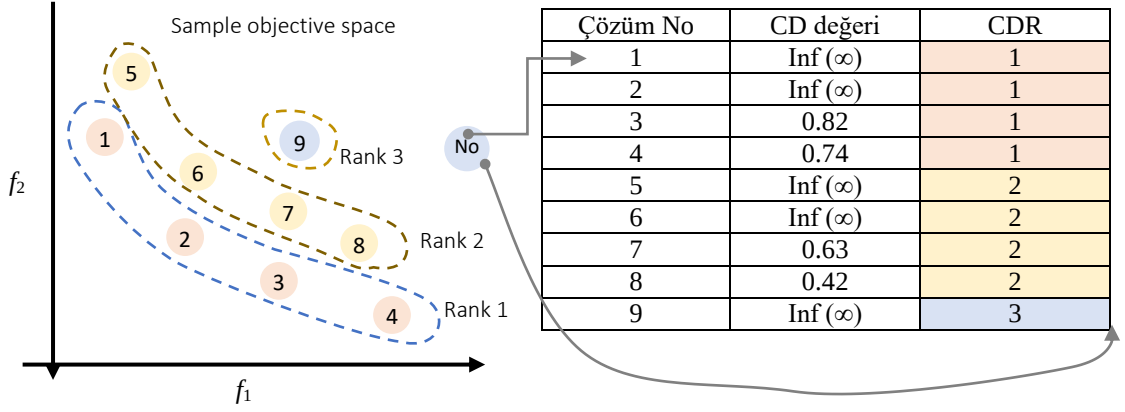
Benzer şekilde çok boyutlu dinamik bir karşıtlık nokta GROL tekniği ile aşağıdaki gibi üretilebilmektedir:

$$X_j^{gro} = X_j + GR * rand * (rand * -X_j^O - X_j) \quad j = 1:D \quad (27)$$

Şekil 24'teki birim aralığı [a1, b1] dikkate alındığında, GROL stratejisinde ilk adım X 'ten karşıtlık sayı X^O 'nun oluşturulmasıdır (Tizhoosh, 2005). Ancak burada, X^O yerine X^{gro} dikkate alınmaktadır. Yalın karşıtlık veya altın oran temelli karşıtlık kullanımı arasındaki seçim, amaç fonksiyonu değerlerine bağlıdır.

2.8. Çok Kriterli Karar Verme (MCDM) Yöntemi

Çok amaçlı optimizasyon sonucunda ilgili modeller Pareto-front çözüm kümesi adı verilen bir dizi çözüm üretirler. Pareto-front çözümlerinin birbirinden üstün olması gerekmez de karar vericinin bu çözümler arasından birini seçmesi gerekmektedir. Bu amaçla seçimin bir sistematik içerisinde yapılması istendiğinde MCDM yöntemleri kullanılmaktadır. Bu tez çalışmasında, SAW ve TOPSİS yöntemleri kullanılarak alternatif Pareto-front çözümleri önceliklendirilmiştir. Önceliklendirmede ihtiyaç duyulan kriter ağırlıkları Shannon'ın entropi mekanizması kullanılarak hesaplanmıştır. Ayrıca, bu tez çalışmasında Pareto-front çözümlerini sıralamak için, NDS'den türetilen kalabalık uzaklık sıralaması (CDR) yaklaşımının kullanılması yeni bir önceliklendirme metodu olarak sunulmuştur. Alternatif çözümleri değerlendirmek için çeşitli MCDM yöntemleri önerilmiştir (Maceika vd. 2021; Eirgash 2021; Yazdani vd. 2019). Bu tekniklerin çoğunluğu önemli hesaplama yükü ve bir karar matrisini içermektedir. CDR yöntemi, TOPSIS, SAW ve CoCoSo gibi diğer sıralama yöntemlerine göre basittir. Her bir amaç için en baştaki ve en sondaki çözümlere sonsuz bir uzaklık değeri verilerek her alternatifin son sıralaması elde edilir. Şimdiye kadar sunulan diğer MCDM'lerle karşılaştırıldığında, CDR mekanizması Pareto-optimal çözümlerin sıralanmasında daha uyarlanabilir bir yaklaşımdır. CDR değerlerinin hesaplanması Şekil 25'te grafiksel olarak gösterilmektedir.



Şekil 25. CDR değerinin hesaplanması

2.8.1. Shannon'ın Entropi Yöntemi

Bir MCDM probleminin ağırlıkları, özellikle tercihlere göre uygun bir ağırlık seçerken sıklıkla Shannon entropisi kullanılarak belirlenir (Monghasemi vd. 2015). Shannon'ın entropi yönteminde yer alan adımlar aşağıdaki gibidir.

1. Karar verme probleminde yer alan tüm kriterler (Pareto-optimal çözümler) belirlenir.
2. Karar matrisinin oluşturulur.

Her özniteliğe atanan normalleştirilmiş ağırlık, Monghasemi vd. (2015) tarafından Denklem (28) ve (29) verildiği şekilde Shannon'ın entropisi kullanılarak belirlenir. Bu denklemler, her bir j . amaç fonksiyonu için Shannon'ın entropi parametresi E_j 'i oluşturmak amacıyla kullanılır.

$$E_j = -\frac{\sum_{i=1}^n P_{ij} \times \ln P_{ij}}{\ln n}; \quad P_{ij} = \frac{f_{ij}}{\sum_{i=1}^n f_{ij}}; \quad i=1...n; \quad j=1....m \quad (28)$$

$$w_j = \frac{E_j}{\sum_{j=1}^m E_j}; \quad \sum_{j=1}^m w_j = 1 \quad (29)$$

Burada, f_{ij} toplamda m amaç ve n çözüm olduğu durumda, i 'nin çözümü için j 'nin amaç fonksiyonlarının değerlerini temsil eder. P_{ij} , normalleştirme sürecini belirtir ve w_j ise amaçlara atanan normalleştirilmiş ağırlığı temsil etmektedir.

2.8.2. Basit Katıklı Ağırlık (SAW) Yöntemi

Çok kriterli karar verme problemlerinde kullanılan yöntemlerden biri de Khairul vd. (2016) tarafından geliştirilen SAW yöntemidir. Bu yöntem, farklı kriterlerin önemini belirlemek için ağırlıkların kullanıldığı ve ardından her bir çözümün bu ağırlıklarla çarpılarak puanlandığı basit bir yaklaşımı temsil etmektedir. Genellikle aşağıdaki adımlarla uygulanır.

Normalleştirilmiş karar matrisini oluşturun.

$$r_{ij} = \begin{cases} \frac{x_{ij}}{\max x_{ij}}, & i = 1, \dots, m; \quad j = 1, \dots, n \\ \frac{\min x_{ij}}{x_{ij}}, & i = 1, \dots, m; \quad j = 1, \dots, n \end{cases} \quad (30)$$

Normalleştirilmiş karar matrisini oluşturmada, pozitif kriterler için $x_{ij} / \max x_{ij}$, negatif kriterler için ise $\min x_{ij} / x_{ij}$ formülü kullanılır. Burada, x_{ij} kriter değerini, $\max x_{ij}$ pozitif kriterler arasındaki maksimum değeri, $\min x_{ij}$ negatif kriterler arasındaki minimum değeri, m alternatif sayısını, n kriter sayısını ve r_{ij} her bir alternatifin her bir kritere göre normalleştirilmiş değerini ifade etmektedir. Tüm kriterler için ağırlıklar denklem (31) kullanılarak belirlenir ve her bir alternatif için tercih değeri (A_j) denklem (32) kullanılarak hesaplanır. Burada x_{ij} , j kriterine göre i alternatiflerinin puanını temsil etmektedir.

$$w = \frac{c_1}{c_1 + \dots + c_n} \times 100 \quad (31)$$

$$A_j = \sum_{i=1}^m w_j r_{i,j} \dots i = 1, \dots, m. \quad (32)$$

Burada ise c_1 ve c_2 kriterleri ve w_j , j kriterine atanan ağırlığı temsil etmektedir.

2.8.3. Ödünleşim Optimizasyon Problemleri İçin Performans Ölçütleri

Literatürde, çok amaçlı optimizasyon için sunulan modellerin etkinliğini göstermek için genellikle üç temel değerlendirme kriteri kullanılmıştır: doğruluk, çeşitlilik ve dağılım (Zhang ve Li, 2010). Bu tez çalışmasında geliştirilen ödünleşim optimizasyon problemi çözüm modellerinin performans değerlendirmesinde de bu üç temel kriter kullanılmaktadır.

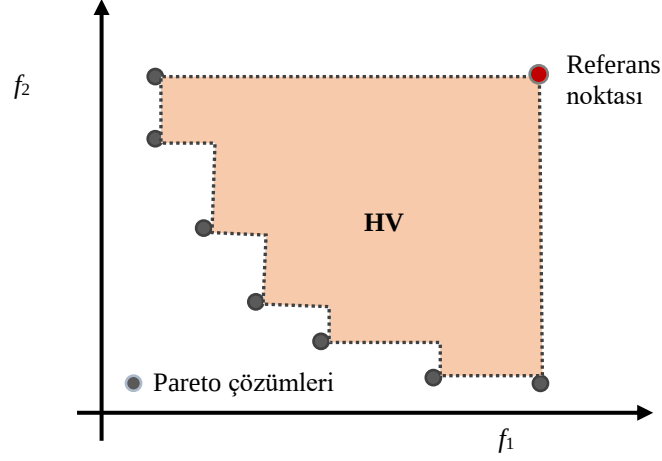
Bu üç temel kriterin değerlendirildiği ölçütler (Senouci ve Mubarak, 2016) aşağıdaki verilmektedir.

❖ C-metriği (C): C-metriği, optimizasyon problemlerinin gerçek Pareto front'un doğruluğunu değerlendirmek için sıklıkla kullanılır (Zitzler vd., 2003). S aralığında S1 ve S2 karşılaştırılan iki modelin iki optimal çözümü kümesi olmak üzere, C-metriği, sıralı ikili (S1, S2) arasındaki eşleştirmeyi [0,1] aralığında temsil eder ve aşağıdaki gibi gösterilmektedir:

$$C(S_1, S_2) = \frac{|\{a_2 \in S_2 \exists a_1 \in S_1 : a_1 \leq a_2\}|}{|S_2|} \quad (33)$$

Denklem (33)'te pay, S1 kümesindeki en az bir çözümün baskın olduğu S2 kümesindeki çözümlerin sayısını temsil ederken, payda, S2 kümesindeki toplam çözüm sayısına karşılık gelmektedir. $C(S_1; S_2) = 1$ olduğunda, S2'deki tüm çözümlerin S1'deki çözümler tarafından domine edildiği veya onlara eşit olduğu anlamına gelir. Öte yandan, $C(S_1; S_2) = 0$ ise, S1'in S2'deki herhangi bir çözümü kapsamadığı anlamına gelir. C-metriği asimetrik olduğundan karşılaştırmada hem $C(S_1; S_2)$ hem de $C(S_2; S_1)$ 'in kontrol edilmesi önemlidir (Wang ve Singh, 2009).

❖ Hiper hacim (HV): Optimizasyonda hiper hacim hesaplaması, bir optimizasyon algoritmasının optimal bir çözüm ararken araştırdığı uygun alanın boyutunu ifade eder. Optimizasyon algoritmasının kalitesinin bir ölçüsüdür ve farklı optimizasyon algoritmalarının performansını karşılaştırmak için yaygın olarak kullanılır (Habibi vd. 2017). Senouci ve Mubarak (2016) tarafından belirlenen kurallar dikkate alınarak hiper-hacim (HV) ölçütü hesaplaması yapılmaktadır. HV, Pareto-optimal çözümler ve bir referans noktası tarafından kapsanan amaç alanın hacmini ölçer. Şekil 26'da iki amaçlı bir durum için HV görselleştirilmektedir. Burada, HV optimizasyon algoritması tarafından bulunan Pareto kümesi ve referans noktası ile oluşturulan çokgenin köşeleriyle oluşturduğu alanını temsil etmektedir.



Şekil 26. HV'nin iki boyutlu nesnel alanda gösterimi.

Normalizasyondan sonra, HV değerleri $[0, 1]$ aralığına indirgenir. HV, Denklem (34) 'e göre hesaplanır.

$$HV = \sum_{i=1}^{|Q|} v_i \quad (34)$$

Her X çözümü için, bir referans noktası (R) ile v_i olarak gösterilen bir hiperküp oluşturulur ve X_i çözümü, bu hiperkübün köşe çaprazını oluşturur. Ayırık TCTP için Pareto front'ın HV göstergesi denklem (35) kullanılarak hesaplanabilir (Wu vd. 2010).

$$HV = \sum_{p=1}^{NS} (Maliyet(R) - Maliyet(p)) \times (Süre(p+1) - Süre(p)) \quad (35)$$

Verilen denklemde Maliyet(R) referans noktasının maliyet değerini, Süre($p+1$) ise Pareto kümesindeki ($p+1$)inci çözümün süre değerini ifade etmektedir. Benzer şekilde, Maliyet(p) ve Süre(p), sırasıyla Pareto kümesindeki p 'inci çözümün maliyet ve süre değerlerini belirtir. NS, Pareto kümesindeki toplam çözüm sayısını temsil etmektedir. Bu çalışmada, referans noktasının koordinatları, Zitzler vd., (2003) ve Senouci ve Mubarak, (2016) tarafından tanımlama uyarınca amaç değerlerinin büyüklüğüne göre belirlenmiştir. Özellikle, referans noktasının maliyet değeri, amaç alanındaki maksimum maliyet değerinden %0,5 daha yüksek olacak şekilde ve süre değeri, maksimum süre değerinden %5 daha büyük olacak şekilde belirlenmiştir. Daha yüksek bir HV oranı, optimizasyon modelinin hem yakınsama hem de çeşitlilik sergileyen çözümleri ortaya çıkarma konusunda yetkin olduğunu gösteren bir gösterge olarak kabul edilir.

❖ **Yayılım (Spread-SP):** Yayılım ölçütü, bir çözüm kümesinin ne kadar homojen olarak dağıldığını ölçen bir ölçüttür. Bu ölçüt, çözüm kümesinin farklı noktalarına olan uzaklıkları değerlendirerek çözümlerin değerlendirir. Yayılım ölçütü, çözüm kümesinin homojenliğini değerlendirirken özellikle çoklu amaçlı optimizasyon problemlerinde sıklıkla kullanılmaktadır (Zhang ve Li, 2010). Formalizasyonu aşağıdaki gibi gösterilmektedir.

$$SP = \frac{\sum_{i=1}^k d(E_i, \Omega) + \sum_{x \in \Omega} |d(X, \Omega) - \bar{d}|}{\sum_{i=1}^k d(E_i, \Omega) + (|\Omega| - k) \bar{d}} \quad (36)$$

Denklem (36)'daki sembollerin açıklamaları aşağıdaki gibidir.

- Ω : Çözüm kümesidir
- $|\Omega|$: Omega kümesindeki çözümlerin sayısını gösterir.
- $(E_1, \dots, E_k)$: Optimal kümede bulunan sınır noktalarıdır
- $d(X, \Omega) = \min_{Y \in \Omega, Y \neq X} \|F(X) - F(Y)\|$: Bir çözüm X ile ona yakın diğer çözümler arasındaki minimum uzaklığı ifade eder.
- $\bar{d} = \frac{1}{|\Omega|} \sum_{X \in \Omega} d(X, \Omega)$: $d(X, \Omega)$ 'nin ortalama değeridir.

Daha homojen bir dağılım, yayılım ölçütünün daha düşük bir değer almasıyla ifade edilirken, daha heterojen bir dağılım daha yüksek bir yayılım ölçütü değerine sahip olacaktır.

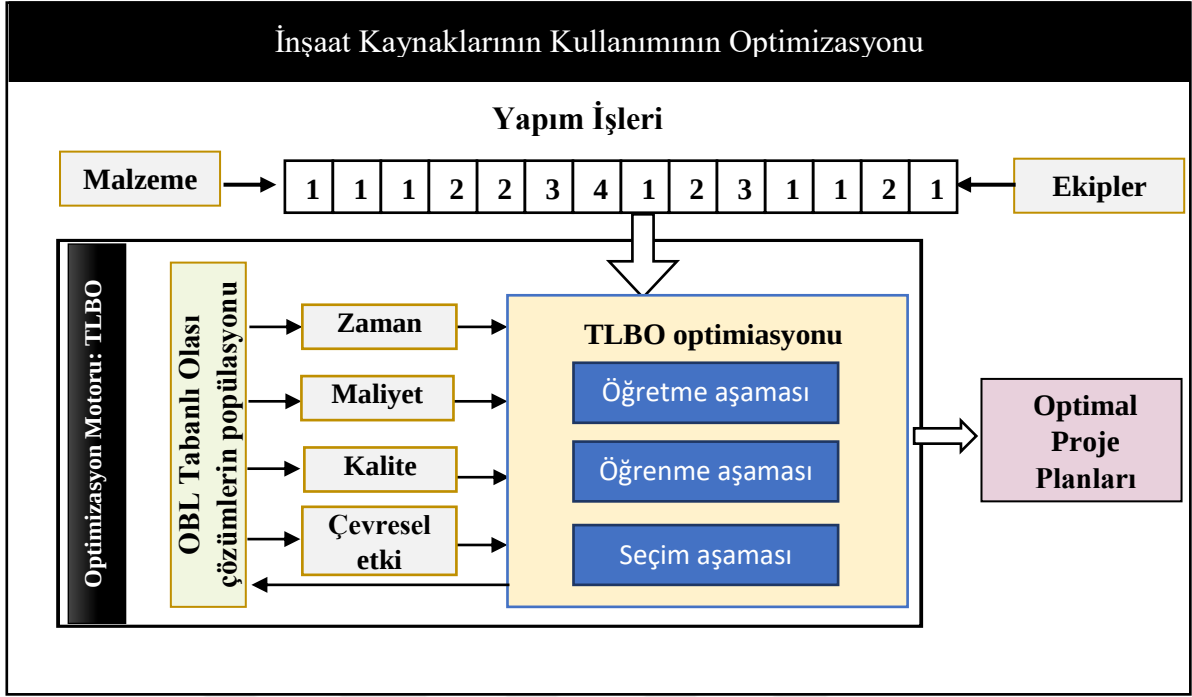
❖ **Ortalama İdeal Uzaklık (MID):** Ortalama ideal uzaklık, bir çoklu amaçlı optimizasyon probleminde, her bir çözümün, ideal çözüme ne kadar yakın olduğunu ölçen bir metriktir (Sharma ve Trivedi, 2021).

❖ **Çeşitlendirme ölçütü (DM):** Pareto-optimal çözümlerin uzantısını ölçer. Daha yüksek bir çeşitlendirme metriği, daha çeşitli bir çözüm önermektedir (Panwar and Jha 2019).

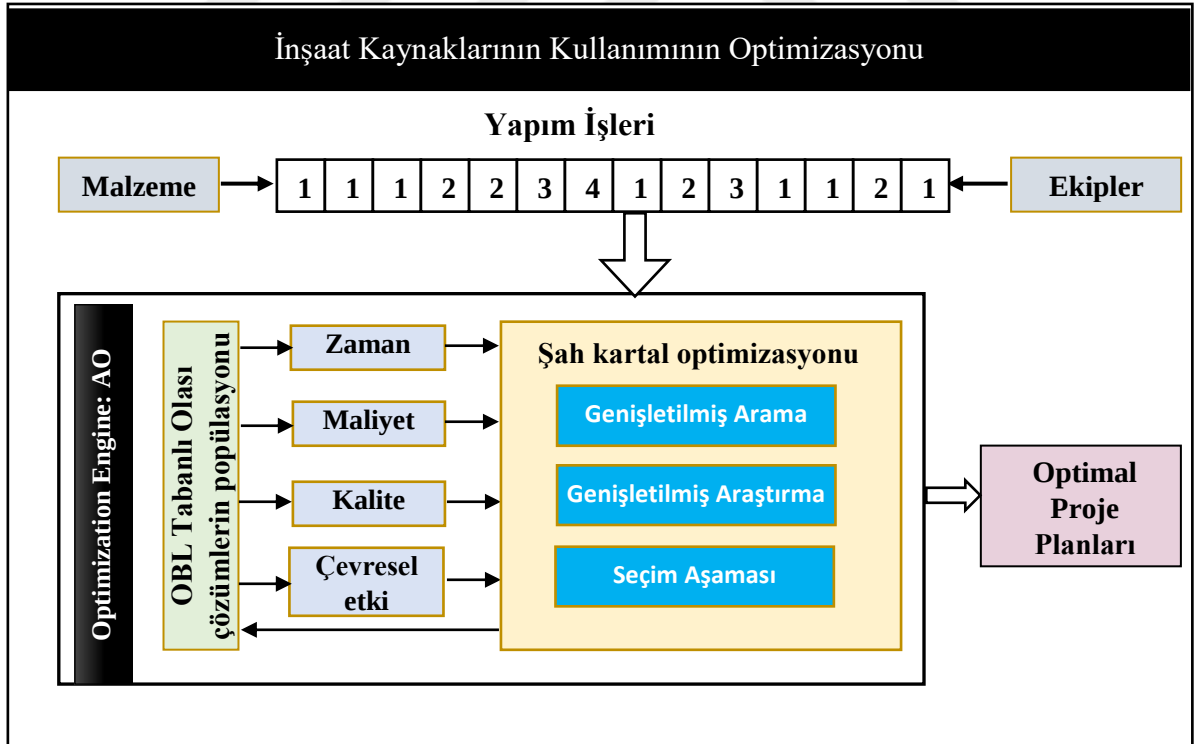
❖ **Baskın Olmayan Çözümlerin Yayılımı (SNS):** Baskın olmayan çözümlerin yayılımı, birçok amaçlı optimizasyon problemi çözüldüğünde elde edilen baskın olmayan çözümlerin, amaç uzayında ne kadar homojen bir şekilde dağıldığını ölçen bir ölçüttür (Sharma ve Trivedi, 2021).

2.8.4. İnşaat Kaynaklarının Kullanımının Optimizasyonu

İnşaat sektöründe malzeme ve iş gücü gibi kaynaklar birleştirilerek her türlü yapım işini tamamlamak için farklı uygulanabilir alternatifler oluşturulabilir. Bu alternatiflerin her biri yapım çevresel etkisi, kalitesi, maliyeti ve süre açısından farklı etkiler yaratmaktadır. Dolayısıyla, yapım planlama modelin amacı, yapım sürecinin kalitesini en üst düzeye çıkarırken hem zamanı hem de maliyeti en aza indirmeyi ve çevresel etkileri azaltmayı hedefleyerek inşaat kaynaklarının kullanımını optimize etmektir. Bir yapım planı, her proje faaliyeti için seçilen alternatif yapım yöntemlerini, malzemeler ve ekipleri içerir ve Şekil 27 ve 28'de görüldüğü gibi sunulmaktadır. Örneğin Şekil 27'de gösterilen inşaat planında 7 numaralı aktiviteyi tamamlamak için 4 numaralı alternatif seçilmiştir. Geliştirilen modelde en uygun inşaat planını/planlarını bulmak için kullanılan optimizasyon motorları, TLBO ve AO algoritmalarının OBL tabanlı uygulamasıdır.



Şekil 27. TLBO ile inşaat kaynakları kullanım optimizasyonu

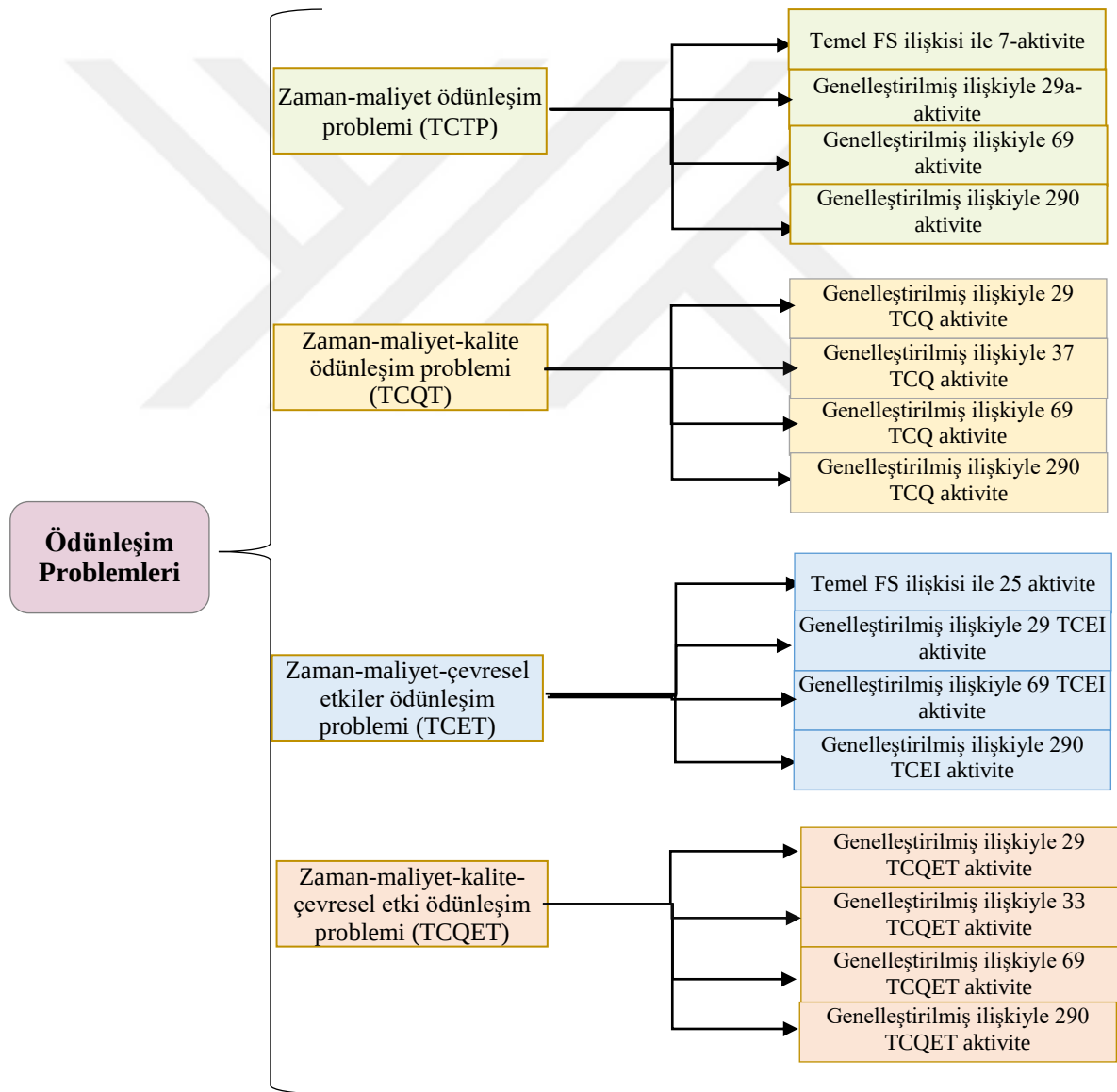


Şekil 28. AO ile inşaat kaynakları kullanım optimizasyonu

3. BULGULAR VE TARTIŞMA

3.1. Ödünleşim Problemleri İçin Sayısal Örnekler

Bu bölümde TLBO ve AO algoritmaları ile birleştirilmiş OBL tabanlı stratejilerin doğrulanması ve performans ölçümü incelenmektedir. Şekil 29 bu tezde benimsenen ve çözülen simülasyon problemlerini açıklamaktadır.



Şekil 29. Ödünleşim problemlerinin türü ve mantıksal ilişkileri

3.1.1. Ödünleşim Problemlerinin Çözümünde TLBO ve AO Algoritmalarının Uygulanması

Bu tez çalışmasında, ödünleşim optimizasyonu problemlerinin çözümünden Pareto-front çözüm kümesi elde etmek amacıyla, çeşitli OBL teknikleriyle entegre edilmiş TLBO ve AO dayalı modeller önerilmektedir. TLBO ve AO tabanlı algoritmaların performanslarını değerlendirmek için 7 ile 290 arasında değişen 16 yapım işi projesinin ödünleşim problemi incelenmiştir. Simülasyon örnek problemleri, dört set TCTP, TCQT, TCET ve TCQET ödünleşim problemini içermektedir. Geliştirilen modeller birbirleri ile ve literatürde mevcut olan modeller kıyaslanarak değerlendirilmektedir. Bu amaçla başlangıçta çalışmada geliştirilen karşıtlık tabanlı popülasyon oluşturma sürecinin uygulanabilirliğini açıkça göstermek için 7 aktiviteli bir yapım işi projesinin TCTP problemi çözülmüştür.

Önerilen modellerin geliştirilmiş ödünleşim problemlerini çözmedeki performansı ve yetenekleri aktiviteler arasında FS, FF, SS ve SF ilişkilerini içeren vaka çalışmalarıyla gösterilmiştir. İlk vaka çalışması, Sakellariopoulos ve Chassiakos (2005) tarafından incelenen 29 aktiviteden oluşan geliştirilmiş ilişkilere sahip bir yapım işi projesinin zaman-maliyet ödünleşim problemidir. Bu örnek daha sonra modifiye edilerek Bettemir (2009) tarafından analiz edilen bir yapım işi projesidir. İkinci vaka çalışması, Ho Chi Minh Şehri Vietnam'da bulunan SaiGon One Hub adlı bir ofis binası projesidir. Bu proje, bir bodrum ve altı normal katı, toplam zemin alanı 12.870 m² olan bir yapım işi projesidir. Projede 69 aktiviteyi içermektedir. Bu vaka çalışması ilk kez Huynh vd. (2020) tarafından TCQET problemleri dikkate alınarak çözülmüştür. Ancak, bu tez çalışmasında projenin TCTP, TCET, TCQT ve TCQET optimizasyon problemleri de çözülmüş ve ilgili Pareto-optimal çözümleri elde edilmiştir.

Çalışmada incelenen bir diğer vaka çalışması, ilk olarak Marzouk vd. (2008) tarafından sunulmuş olan Mısır'daki Manila Sheiha yaya geçidi yapım işi projesidir. Bu yapım işi projesi daha sonra Cheng ve Tran, (2014) ve Eirgash ve Toğan (2023) tarafından da incelenmiştir. Son vd. (2022) tarafından sunulan 37 aktiviteli depo yapım işi projesi de çalışmada ele alınan bir diğer vaka çalışmasıdır. Dikkate alına bir diğer vaka çalışması da ilk kez Son ve Khoi (2022) tarafından incelenen Vietnam'da, Ho Chi Minh Şehrinde bulunan bir hastane projesidir. Proje 33 aktivite içermektedir.

Bu tez çalışmasında, Huynh vd. (2020) tarafından sunulan ve çalışmada da incelenen 29 aktiviteli yapım işi projesi dokuz kez çoğaltılarak, geliştirilen modellerin daha büyük boyutlu yapım işi projelerinin ödünleşim optimizasyon problemlerinin çözümündeki performanslarını görmek amacıyla toplamda 290 aktiviteli bir proje oluşturulmuştur.

Bu çalışmasında geliştirilen modeller MATLAB programlama dilinde kodlanmış olup ve simülasyon deneyleri 2.40 GHz hızında Intel (R) Core (TM) i3 CPU ve 3GB RAM'e sahip kişisel bir bilgisayarda gerçekleştirilmiştir. Deneysel sonuçlar, 10 kez tekrarlanan optimizasyon süreçleri sonunda elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar önce yapılan çalışmaların çözümleriyle karşılaştırıldığında, çözümlerin etkin ve tatmin edici olduğunu göstermektedir.

3.2. TCTP Problemi İçin Sayısal Örnekler

Çalışmada geliştirilen modellerin Pareto-front çözümler elde etme sürecindeki etkinliklerini göstermek için farklı boyutlardaki (küçük, orta ve büyük ölçekli) ödünleşim problemleri incelenmiştir. İlk tür ödünleşim problemi TCTP olup, incelenen problemler Şekil 30'da gösterilmiştir.

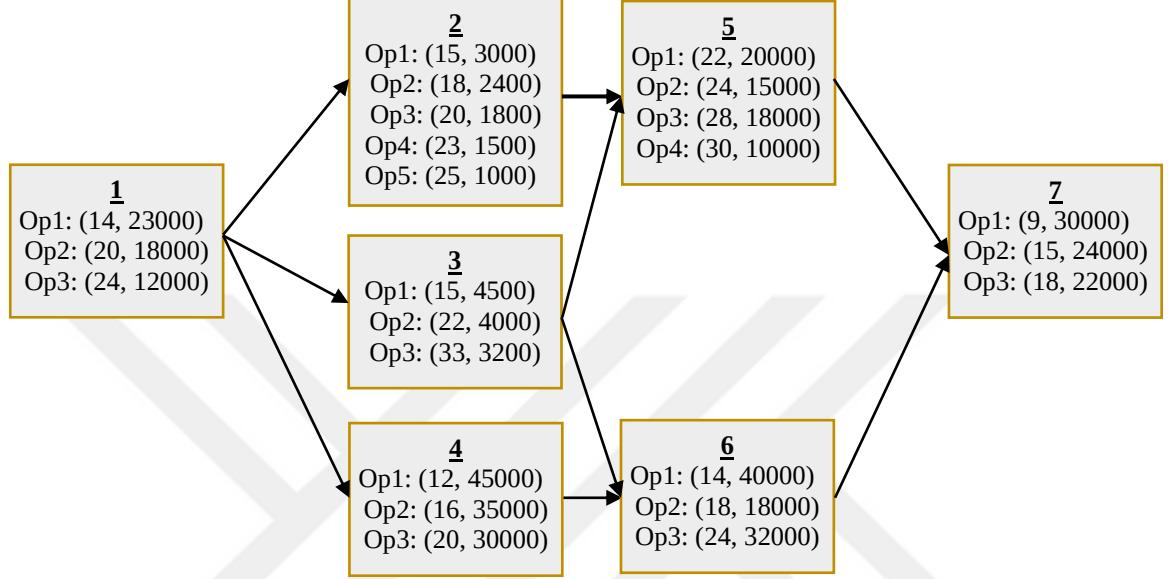
Zaman-Maliyet-Ödünleşim Problemleri (TCTP)			
7-aktivite (Feng vd. 1997)	29a-aktivite Sakellarpoulos ve Chassiakos (2005)	69 aktivite (Huynh vd. 2020)	290 aktivite (Bu çalışma)

Şekil 30. İncelenen TCTP örnek ödünleşim problemleri

3.2.1. 7 Aktiviteli Proje

7 aktiviteli yapım işi projesinin zaman-maliyet ödünleşim problemi Feng vd. (1997) tarafından sunulmuştur. Şekil 31'de gösterilen aktiviteler arasında FS ilişkisi ve her bir aktivite için 3 ila 5 arasında değişen olası (muhtemel) yapım (gerçekleştirme) seçeneği(alternatif) bulunmaktadır. Olası aktivite seçenekleri ve bunlara karşılık gelen proje süresi ve maliyetleri Tablo 4'te gösterilmiştir. Problemin karmaşıklığı, günlük dolaylı maliyeti 1500 \$ olan $[3^5 \times 4^1 \times 5^1] = 4860$ olası çözüme yol açmaktadır. Bu küçük ölçekli

açıklayıcı örnek problem, OBL kavramının kesikli ödünleşim optimizasyon problemlerinin çözümünde uygulamasını açıklamak için kullanılmıştır. OBL'nin pratik uygulaması ve katkısı, tablolar ve grafiklerle sunulan detaylı bir adımsal açıklama ile doğrulanmıştır.



Şekil 31. 7 aktiviteli proje için kritik yol diyagramı

Tablo 4. 7 aktiviteli projenin aktivite seçenekleri

Aktivite Açıklaması	Aktivite sayısı	Öncül aktivite	Seçenekler	T	C
Saha Hazırlığı	1	-	1 2 3	14 20 24	23000 18000 12000
Formlar ve donatı	2	1	1 2 3 4 5	15 18 20 23 25	3000 2400 1800 1500 1000
Kazı	3	1	1 2 3	15 22 33	4500 4000 3200
Prekast beton kiriş	4	1	1 2 3	12 16 20	45000 35000 30000
Temel ve iskeleleri dökün	5	2,3	1 2 3 4	22 24 28 30	20000 17500 15000 10000
PC kirişlerini teslimi	6	4	1 2 3	14 18 24	40000 32000 18000
Kirişlerin dikilmesi	7	5,6	1 2 3	9 15 18	30000 24000 22000

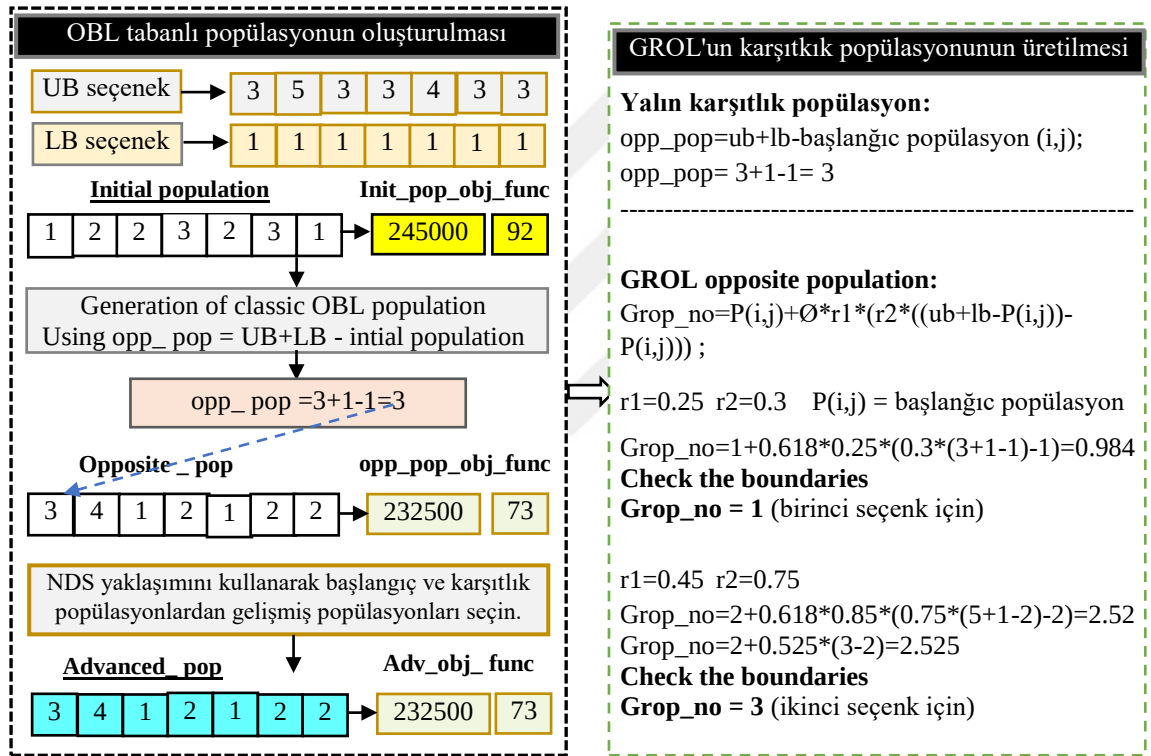
OBL tabanlı popülasyon oluşturmak için aşağıda verilen adımlar takip edilmelidir.

İncelenecek probleme ilişkin olarak popülasyon büyüklüğü (Pn), tasarım değişkenlerinin sayısı (Dv), maksimum iterasyon sayısı (T), tasarım değişkenlerinin alt sınırları (LB) ve tasarım değişkenlerinin üst sınırları (UB) tanımlanır. Dikkate alınan 7 aktiviteli projeye dair ödünleşim problemi için $Pn = 7$, $Dv = 7$, $T = 2$, $LB = [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]$ ve $UB = [3 \ 5 \ 3 \ 3 \ 4 \ 3 \ 3]$ olmaktadır.

Tasarım değişkenlerinin sınırlarını kullanarak başlangıç popülasyon rastgele oluşturulur.

$$\text{Popülasyon } (Dv \times Pn) = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 2 & 3 & 2 & 3 & 1 \\ 2 & 1 & 1 & 3 & 3 & 1 & 2 \\ 3 & 3 & 2 & 1 & 2 & 2 & 3 \\ 1 & 5 & 2 & 3 & 1 & 3 & 1 \\ 2 & 4 & 3 & 1 & 2 & 2 & 3 \\ 1 & 3 & 2 & 1 & 4 & 3 & 3 \\ 2 & 4 & 3 & 3 & 2 & 3 & 1 \end{pmatrix}$$

Başlangıç popülasyonundaki ilk çözümü $X=[1\ 2\ 2\ 3\ 2\ 3\ 1]$ 'dir. İlk tasarım değişkeni değeri 1'dir ve birinci aktivitenin ilk gerçekleştirme seçeneğinde verilen süre ve maliyetle yapılacağına işaret eder. Şekil 32 ve Tablo 5'te bu ilk seçeneğin 14 gün süreyle ve 23.000\$ maliyetle kaynak kullanımı sunduğu görülmektedir. Aynı şekilde, diğer tasarım değişkenlerine de seçenek değerleri atanır ve ardından proje süresi CPM aracıyla 92 gün ve toplam maliyeti ise 245.000 \$ olarak belirlenir. Yalın OBL ve GROL stratejileri kullanılarak ilgili karşılıklı aktivite alternatifleri Şekil 32'de gösterildiği gibi hesaplanmaktadır.



Şekil 32. OBL tabanlı popülasyon seçiminin gösterimi

Tablo 5'te yalın OBL ve iyileştirilmiş varyantları kullanılarak elde edilen çözümleri gösterilmiştir. Ayrıca, elde edilen optimal çözümlerdeki değişimi göstermek amacıyla yalın OBL kavramının TLBO ve AO algoritmalar üzerindeki etkisi incelenmiştir. Sonuçlara göre, GROTLBO'nun ödünleşim probleminin çözümünde en uygun çözümü sağlama yeteneğine sahip olduğu görülmektedir.

Tablo 5. OBL tabanlı TLBO ve AO biçimleri kullanarak elde edilen Pareto-front çözümlerin karşılaştırılması

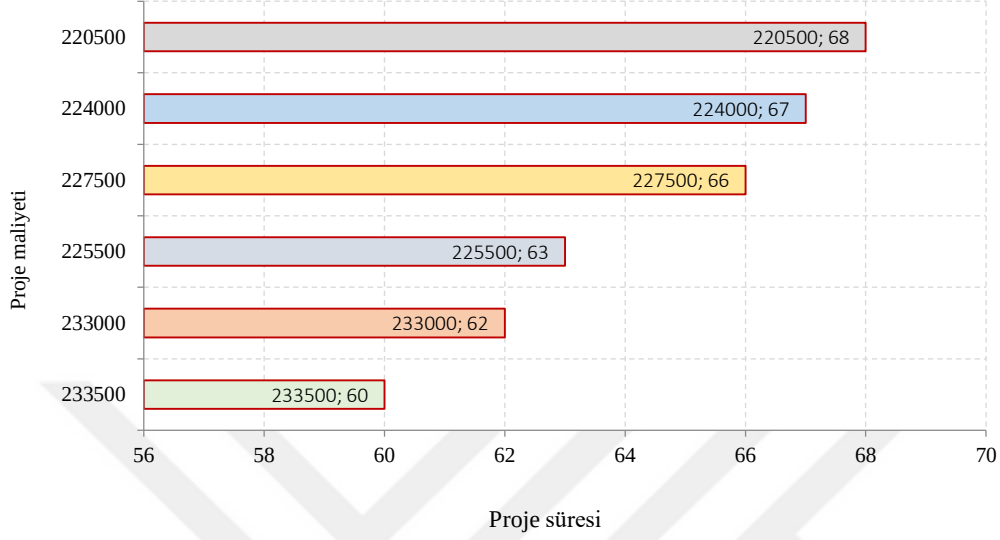
UB modları		3	5	3	3	4	3	3	OBL Yöntemleri
LB modları		1	1	1	1	1	1	1	
PCT	PCC	1	2	3	4	5	6	7	
60	237500	3	2	3	1	3	1	3	Yalın TLBO
60	233500	1	1	1	1	1	3	1	Yalın karşıtlık TLBO
62	233000	1	1	1	2	1	3	1	Yalın karşıtlık AO
63	225500	1	1	1	2	2	2	1	MDOTLBO
66	227500	1	1	1	2	3	3	1	MDOLAO
67	224000	1	1	1	3	3	3	1	GROLAO
68	220500	1	1	1	3	4	3	1	GROTLBO

Tablo 6, 7 aktiviteli problem için önceki meta-sezgisel algoritmaların performans karşılaştırmasıyla birlikte TLBO biçimlerine ait sonuçların özetini sunmaktadır. Gen ve Cheng (2000), (Xiong ve Kuang, 2008) ve Zheng vd (2005) tarafından elde edilen çözümler, TLBO kullanılarak elde edilen çözümlere üstünlük sağlamamaktadır. TLBO'nun önceki yöntemlere karşı değerlendirilmesi, yalın TLBO ve yeni geliştirilen biçimlerinin küçük ölçekli TCTP'ler için daha önce önerilen algoritmalar kadar iyi performans gösterdiğini göstermektedir. Böylece, TLBO algoritmasının hızlı bir şekilde yüksek kaliteli çözümler ürettiği ve bir iterasyonun sadece 1 saniyede tamamlandığı gözlemlenmektedir.

Tablo 6. 7 aktiviteli problem için elde edilen Pareto-front çözümlerin karşılaştırılması

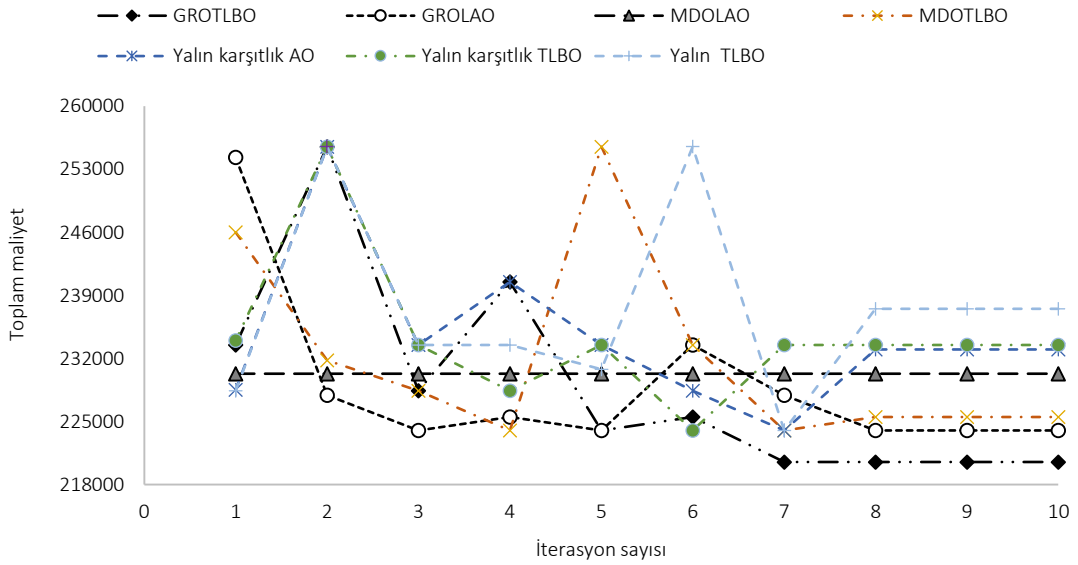
Yazarlar	En iyi jenerasyon numarası	Amaçlar		Hesaplama süresi
		PCT	PCC	
(Gen ve Cheng, 2000), GA	5	79	256400	NA
(Zheng vd. 2005), GA	5	66	236500	NA
(Xiong ve Kuang, 2008), ACO	NA	60	233500	NA
		62	233000	
		63	225500	
		67	224000	
		68	220500	
This study GROLAO GROTLBO	1	66	227500	Birinci iterasyon
		67	224000	
		68	220500	
	Pop. Size: 5			
	İterasyon sayısı: 10			
	Fonksiyon değerlendirme sayısı (NFE): 105			

Şekil 33, Tablo 5’te sunulan TLBO ve AO biçimlerinin kullanmasıyla elde edilen Pareto-front çözümlerinin grafiksel gösterimini vermektedir.



Şekil 33. 7 aktiviteli proje için Pareto-optimal çözümler

Şekil 34, Tablo 5’te sunulan algoritmaların yakınsama geçmişini göstermektedir. İlgili Şekilde görüldüğü üzere algoritmaların zaman değişim grafiğinde 68 gün ile en yüksek işlem süresini tespit eden GROTLBO projeye maliyetini 220500\$ ile en düşük maliyetle sonuca ulaşmıştır.



Şekil 34. 7 aktiviteli projenin TCTP çözümleri için yakınsama geçmişleri

Çalışmada önerilen OBL stratejileri ile TLBO ve AO algoritmalarına entegre edilmesi, önceki algoritmalarla karşılaştırıldığında önemli ölçüde iyileştirilmiş yakınsama yeteneği sağlamaktadır.

3.2.2. 29a-Aktiviteli Proje

Önerilen OBL tabanlı TLBO ve AO modellerinin etkinliğinin gösterimi, ilk kez Sakellarpoulos ve Chassiakos (2005) tarafından ve daha sonra modifiye edilerek Bettemir (2009) tarafından incelenen 29 aktiviteli proje üzerinde de test edilmektedir. Tablo 7 ve 8 sırası ile projenin Bettemir (2009) tarafından incelendiği şekliyle aktiviteleri arası ilişkileri ve aktivelerin gerçekleştirilmesi için verilen zaman ve maliyet alternatiflerini göstermektedir. Tablo 8'de proje süresi (T) gün cinsinden, proje toplam maliyeti (C) ise Euro (€) cinsinden ifade edilmektedir. Önerilen model ile daha önce geliştirilen modeller arasında kapsamlı bir karşılaştırma yapılmak için Pareto-optimal çözümlerin ortalaması, fonksiyon değerlendirme sayısı ve performans ölçüt değerleri hesaplanmıştır. Tablo 9'da Bettemir (2009) tarafından elde edilen sonuçlar ile GROTLBO ve GROLAO kullanılarak elde edilen sonuçlar verilmektedir. Tablo 9'da NOP popülasyon sayısını, NOI iterasyon sayısını, NFE ise fonksiyon değerlendirmesini sayısını ifade etmektedir. GROTLBO arama alanında daha az sayıda fonksiyon değerlendirmesi gerçekleştirmiştir. Bu çalışmada sunulan yenilikçi çok amaçlı optimizasyon modelleri hesaplama verimliliği, karşılaştırılan modellerden daha iyi olmakla kalmamış, aynı zamanda uygulanan problem için yüksek kaliteli Pareto-front çözümler de üretmiştir. Tablo 9'da sunulan sonuçlar problem için gerçekleştirilen 10 ardışık koşum sonuçlarına yeniden NDS yaklaşımının uygulanmasıyla belirlenen ilk on adet Pareto-front çözümleri içermektedir.

Tablo 7. 29a-aktiviteli proje için mantıksal ilişkiler

Aktivite Numarası	Aktivite açıklaması	Öncül ilişkiler
	Hizmet yolu A	
1	Kaya kazısı-1	—
2	Dolgu inşaatı	1SS+5, 1FF
3	Alt temel ve temel katmanlar	1SS+10, 1FF+3, 2SS+10, 2FF+3
4	Asfalt katmanı	3FS
5	Geçici işaretleme ve işaretleme hizmet B	4FS
6	Toprak ve yarı kaya kazısı	1FS
7		6SS, 6FF
8	Alt temel ve temel katmanlar	7FS
9	Asfalt katmanı	4FS, 8FS
10	Ana yol üzerinde geçici işaretleme	5FS, 9FS
11	Trafik yönlendirme	5FS, 10FS
12	Kaya kazısı-2	11FS
13	Toprak ve yarı kaya kazısı – mevcut kaplamanın kaldırılması	12SS+6
14	Zemin stabilizasyonu, istinat duvarı/menfez inşaatı	12FF+8, 13FF+8
15	Dolgu inşaatı	12SS+6, 12FF, 14FS-6, 14FF+10
16	Drenaj katmanı	15SS+10, 15FF
17	Drenaj borusu inşaatı	15FS-10, 15FF
18	Yol kenarlarında elektrik tesisatı	15FS
19	Yol kenarlarında ekim	15FS+12
20	Hendekler	17SS+10, 17FF+5
21	Alt temel katmanı	16FS-10, 16FF, 20SS+12, 20FF+2
22	Temel katman	21SS+15, 21FF+2
23	Medyan Adası New Jersey	22FS-15, 22FF
24	Medyan adadaki elektrik tesisatları	23SS+15, 23FF+5
25	1 numaralı asfalt tabakası	23FS-10, 23FF
26	2 numaralı asfalt tabakası	25FS-10, 25FF
27	Sürtünme rotası kaplaması	26FS-10, 26FF
28	Son işaretleme ve imzalama	27FS-10, 27FF
29	Trafik restorasyonu	18FS, 19FS, 24FS, 28FS

Tablo 8. 29a-aktiviteli proje için TCTP verileri (Dolaylı maliyet-ICR=1200 €)

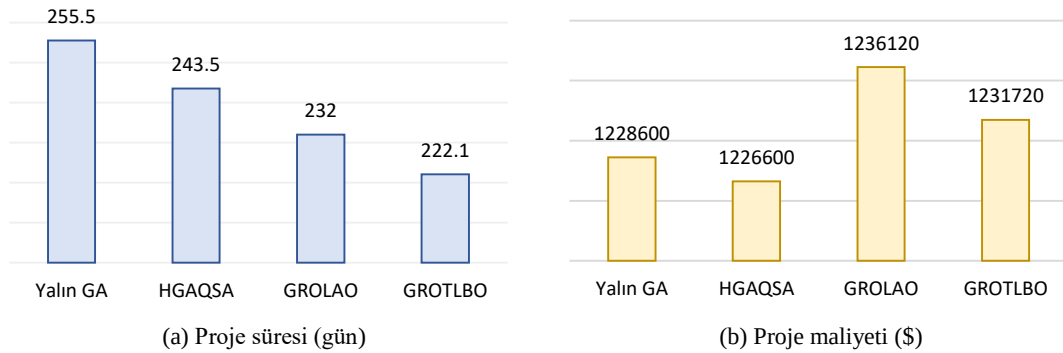
Aktivite Numarası	Seenek 1		Seenek 2		Seenek 3	
	T	C	T	C	T	C
1	15	60000	12	68000	—	—
2	25	30000	20	38000	15	44000
3	25	50000	20	54000	15	60000
4	12	17000	9	21000	—	—
5	6	3000	—	—	—	—
6	12	27000	9	32000	—	—
7	6	8000	—	—	—	—
8	20	44000	15	48000	12	54000
9	12	15000	9	22000	—	—
10	6	3000	—	—	—	—
11	1	500	—	—	—	—
12	25	95000	20	105000	15	109000
13	15	34000	12	41000	9	51000
14	12	9000	9	13000	—	—
15	25	30000	15	38000	12	42000
16	40	78000	35	85000	30	90000
17	25	23000	20	26000	12	35000
18	20	14000	15	18000	12	24000
19	25	14000	20	19000	15	24000
20	20	38000	15	42000	—	—
21	40	42000	35	50000	30	58000
22	40	36000	30	48000	25	56000
23	40	65000	35	74000	25	79000
24	9	7000	—	—	—	—
25	25	45000	20	51000	15	59000
26	25	50000	20	58000	15	64000
27	30	60000	25	72000	20	78000
28	12	9000	9	13000	7	18000
29	1	500	—	—	—	—

alıřmada geliřtirilen GROTLBO ve GROLAO kullanılarak gerekleřtirilen özüm süreci 10 kez tekrarlanmıř ve optimizasyon süreçleri sonunda elde edilen en iyi 10 baskın olmayan özüm Tablo 9'da sunulmuřtur. Kullanılan modelin karřılařtırılan modellere göre daha küçük bir popölasyon boyutu ve daha az iterasyon sayısı ile alıřtırıldıđı görölmektedir. Elde edilen optimal özüm (yapı planları) karar vericiler için büyük önem taşımaktadır. Tablo 9'da sunulan verileri inceleyerek ilgili projenin zaman ve maliyetine göre önceliklendirebileceklerdir.

Tablo 9. 29a-aktiviteli proje için Pareto-front sonuçları (ICR = 1200 €)

Sr. No	Bettemir (2009)				Bu çalışma			
	Yalın GA		HGAQSA		GROLAO		GROTLBO	
	PCT	PCC	PCT	PCC	PCT	PCC	PCT	PCC
1	266	1230200	251	1226200	211	1274200	224	1229800
2	241	1228200	241	1226200	256	1228200	226	1228200
3	266	1230200	236	1226200	216	1238400	234	1227800
4	246	1228200	251	1226200	246	1228200	236	1226200
5	266	1230200	241	1226200	218	1233600	211	1236200
6	256	1228200	241	1226200	221	1240600	221	1230200
7	256	1228200	236	1226200	256	1228200	209	1237800
8	256	1228200	251	1230600	236	1226200	236	1226200
9	251	1228200	236	1226200	214	1235800	205	1243000
10	251	1226200	251	1226200	244	1227800	219	1231800
Ort.	255	1228600	243	1226640	232	1236120	222	1231720
NOP	-	-	-	-	60	-	60	-
NOI	-	-	-	-	100	-	50	-
NFE	50000	-	50000	-	6060	-	6060	-
NOP = Popülasyon sayısı, NOI = İterasyon sayısı, Ort. = ortalama								

Şekil 35 çalışmada geliştirilen GROTLBO ve GROLAO algoritmaları ile (Bettemir, 2009) tarafından geliştirilen Yalın GA ve HGAQSA algoritmalarının karşılaştırmaları göstermektedir. İlgili şekil incelendiğinde, karar vericiler için proje tamamlanma süresi öncelikli ise GROTLBO algoritması, genel maliyet öncelikli ise HGAQSA algoritması tercih edilebilir seçenekler sunduğu söylenebilir. Bu durum proje yöneticisinin proje zamanlamasına öncelik vermesi durumunda daha avantajlı bir seçenek sunmaktadır.



Şekil 35. 29a-aktiviteli proje için karşılaştırma algoritmaları ile elde edilen Pareto-front çözümler

3.2.3. 69 Aktiviteli Proje

Bu proje, genelleştirilmiş ilişkilere sahip 69 aktiviteden oluşan orta ölçekli bir yapım işi projesidir. Yapı, 12,870 m²'lik toplam bir zemin alanını kapsayan bir bodrum ve altı katı içermektedir. Tablo 10 aktiviteler arasındaki mantıksal öncül ilişkilerini, her bir uygulama seçeneği için süre ve maliyetleri gösteren proje verilerini sunmaktadır. Ayrıca, ilgili tabloda proje süresi (T) gün olarak ve proje maliyeti (C) ABD doları (\$) olarak verilmiştir. Bu proje Huynh vd. (2020) tarafından zaman, maliyet, kalite ve çevresel etki (TCQET) amaçlarını dikkate alınarak MOSGO algoritması ile çözülmüştür. Ancak, aynı problem bu çalışma da Huynh vd. (2020) tarafından verilen proje verileri dikkate alınarak TCTP, TCQT, TCET ve TCQET problemlerinin her biri için ayrı bir vaka çalışması olarak incelenmektedir.

Tablo 10. 69 aktiviteli proje için mantıksal ilişkiler ve TCTP verileri

Aktivite No	Öncüller		Seçenek 1		Seçenek 2		Seçenek 3	
			T	C	T	C	T	C
1			1	96				
2	1FS		7	3022				
3	1FS		7	3140	6	3187	5	3266
4	1FS		7	3316	6	3366	5	3449
5	2(FS+3)		10	450				
6	5(FS+0)		3	564	2	578		
7	6(FS+0)		7	731	6	749	5	768
8	44(FS+30)		7	731				
9	46(SS-15)		10	401	8	411	7	421
10	44(FS+45)		8	401	7	411	6	421
11	34(FS+0)		80	800	73	820	72	840
12	44(FS+30)		14	800				
13	1(FS+0)		9	149	8	153	7	156
14	13(FS+0)		3	800	2	820		
15	14(FS+0)		4	37	3	38	2	39
16	15(FS+0)		7	11	6	11	5	12
17	16(FS-2)		7	1017	6	1042	5	1068
18	17(FS-3)		7	58	6	59	5	61
19	18(FF+1)		3	585	2	600		
20	19(FS+0)		2	19				
21	20(FS+0)		3	50				
22	26(FS+0)		2	290	1	297		
23	22(FS+0)		3	403				
24	22(FS+0)		3	130	2	133		
25	24(FS+0)		1	327				
26	14(FS+0)		36	1809	32	1863	30	1927
27	26 (FS+7)		39	2010	35	2070	33	2141
28	26(FS+0)		33	1802	29	1856	27	1919
29	27(FS+0)		28	926	24	954	22	986
30	25(FS+0)	28(FS+0)	35	3087	33	3195	31	3303
31	27(FS+0)		35	3087	33	3195	31	3303
32	30(FS+0)		10	2657	8	2750	7	2843
33	31(FS+0)		10	2657	8	2750	7	2843
34	32(FS+0)	30(FS+0)	10	2657	8	2750	7	2843
35	33(FS+0)	27(FS+0)	10	2657	8	2750	7	2843
36	34(FS+0)		10	2657	8	2750	7	2843
37	35(FS+0)		10	2657	8	2750	7	2843
38	36(FS+0)		10	2657	8	2750	7	2843
39	37(FS+0)		10	2657	8	2750	7	2843
40	38(FS+0)		10	2657	8	2750	7	2843
41	39(FS+0)		10	2657	8	2750	7	2843

Tablo 10'nun devamı

Aktivite No	Öncüller		Seçenek 1		Seçenek 2		Seçenek 3	
			T	C	T	C	T	C
42	40(FS+0)		10	2657	8	2750	7	2843
43	41(FS+0)		10	2657	9	2750	8	2843
44	43(FS-5)		10	2608	8	2699	7	2791
45	44(FS+5)		70	200	67	205	65	210
46	37(FF+0)		14	395	11	405	10	415
47	46(FS+10)		10	549	8	563	7	576
48	37(FS+0)		153	7663	146	7855	143	8046
49	39(FS+0)		139	7932	133	8130	129	8329
50	41(FS+0)		132	8206	126	8411	123	8616
51	43(FS+0)		125	8206	119	8411	117	8616
52	44(FS+0)		118	8206	111	8411	108	8616
53	52(SS+7)		111	8206	105	8411	101	8616
54	53(SS+7)		91	2129	86	2182	84	2235
55	54(FS+0)		60	9779				
56	59(SS+0)		30	10779	27	10941	25	11210
57	56(SS+15)		20	4779	17	4851	15	4970
58	57(FS+0)		20	1779	18	1823	15	1868
59	8(FS+0)	12(FS+0)	57	200				
60	46(FS+30)		64	467	63	483	60	500
61	60(FS+0)		30	1817	28	1862	26	1908
62	30(FS+0)		50	16107	46	16349	44	16751
63	62(FS-10)		80	2883	75	2955	73	3027
64	63(SS+0)		50	1375				
65	63(SS+0)		60	713	56	731	54	749
66	65(SS+0)		100	11595	96	11769	94	12059
67	65(FS-10)		50	912	46	935	44	958
68	64(SS+0)		60	572	56	586	54	601
69	68(SS+15)		60	1275	55	1307	54	1339

Bu vaka çalışmasının daha önce Huynh vd. (2020) tarafından TCQET formatında çözülmüş olduğu daha önce de belirtilmişti. Ancak, bu bölümde yalnızca TCTP olarak çözümlenmiş olması nedeni ile bu çalışmada elde edilen sonuçlar mevcut literatürdeki bulgularla doğrudan karşılaştırılmamaktadır. Bu nedenle, AO ve TLBO algoritmalarının farklı biçimleri arasında bir karşılaştırma yapılmaktadır. Tablo 11, OBL tabanlı TLBO biçimleri için Pareto-optimal çözümleri sunmaktadır. Tablo 12, ise OBL tabanlı AO biçimlerine yönelik Pareto-front çözümlerini göstermektedir. İlgili tablolardan, GROTLBO ile 69 aktiviteli yapım işi projesi için elde edilen sonuçların kalite ve hesaplama verimliliği açısından oldukça tatmin edici olduğu görülmektedir.

Tablo 11. TLBO biçimleri kullanılarak elde edilen 69 aktiviteli projenin Pareto-front sonuçları

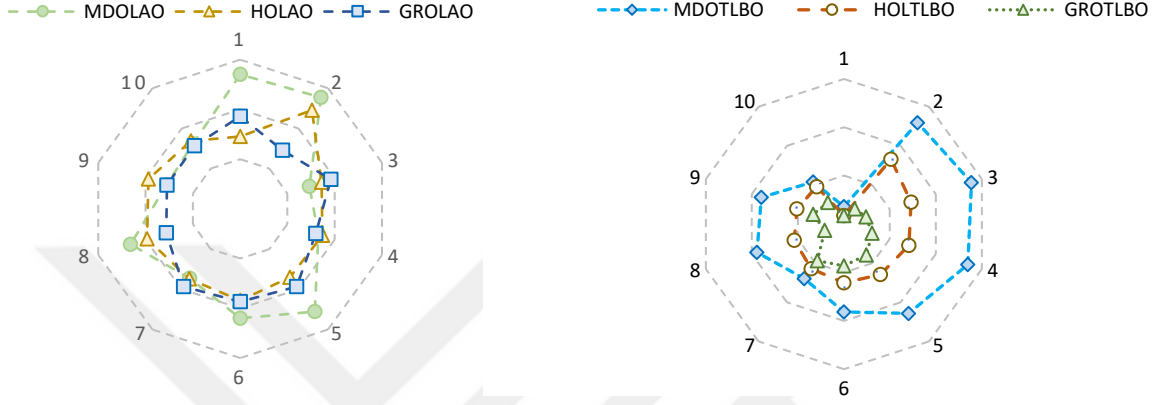
PF Çözümler	MDOTLBO		HOLTLBO		GROTLBO	
	PCT	PCC	PCT	PCC	PCT	PCC
1	360	182265	360	182265	353	182542
2	340	182583	314	184489	314	185890
3	337	182720	315	184191	315	186162
4	332	182924	316	184119	316	186047
5	327	183183	317	183933	317	185424
6	325	183296	318	183823	318	184729
7	323	183404	319	183711	319	184095
8	339	182627	320	183618	320	184833
9	331	182997	321	183529	321	184692
10	334	182831	322	183436	322	183620
Ortalama	334.8	182883	322.2	183711.4	321.5	184803.4
NOP	70		70		60	
NOI	50		50		50	
NFE	7000		7000		6050	

Tablo 12. AO biçimleri kullanılarak elde edilen 69 aktiviteli projenin Pareto-front sonuçları

PF Çözümler	MDOLAO		HOLAO		GROLAO	
	PCT	PCC	PCT	PCC	PCT	PCC
1	325	188506	314	184293	360	182265
2	317	188843	358	182275	316	187267
3	355	182318	330	184586	326	183601
4	338	183265	331	183011	334	183695
5	315	187776	332	184670	332	183522
6	321	186003	333	184343	328	184216
7	336	183647	322	184670	319	183711
8	319	186582	335	182811	320	184833
9	340	182762	336	182738	321	184692
10	338	183060	327	182831	322	183436
Ortalama	330.4	185276.2	331.8	183622.8	327.8	184123.8
NOP	70		70		60	
NOI	100		100		100	
NFE	7000		7000		6000	

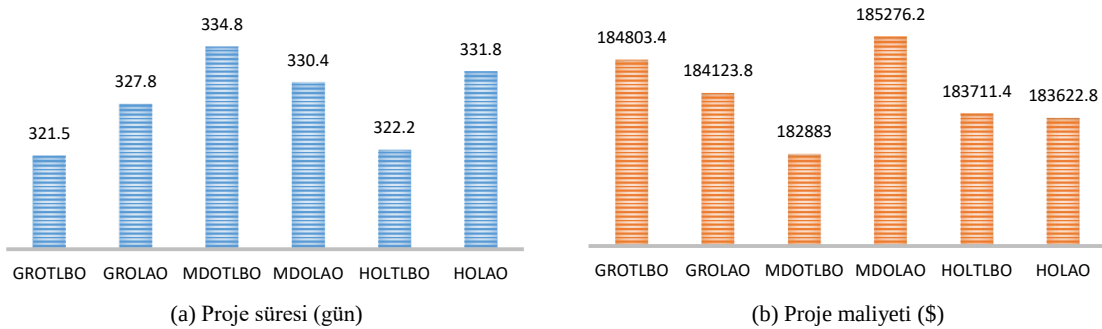
Ek olarak, Şekil 36 AO ve TLBO modelleri kullanılarak elde edilen 10 daha iyi Pareto-optimal çözümün sayısını göstermektedir. Kesikli çizgiler, iç bölgelerden dış

bölgelere doğru proje amaçlarındaki artışı göstermektedir. Şekil 35, bu çalışmadaki optimizasyon algoritmalarının kullanılmasıyla elde edilen Pareto-optimal sonuçların ortalamasını göstermektedir. Bu grafik gösterim, GROTLBO'nun Pareto-optimal çözümler üzerinde ödünleşim dikkate alındığında daha iyi çözümlere ulaştığını doğrulamaktadır.



Şekil 36. 69 aktiviteli proje için ilk 10 Pareto-optimal çözümler

Şekil 37'de sunulan sonuçlara göre, karar vericiler projenin başlangıç aşamalarında devam eden projenin önemli yönlerini kolayca değerlendirebilirler. Örneğin, proje yöneticisi proje tamamlanma süresine yüksek önem veriyorsa, GROTLBO algoritması ve proje genel maliyetine öncelikli verdiğinde, MDOTLBO tercih edilebilecektir. Şekil 36, yüklenicilerin amaçlar arasındaki uzlaşmayı değerlendirerek kaynak kullanımındaki değişikliklerin proje kolayca değerlendirebilecekleri bir görsel sunmaktadır.



Şekil 37. 69 aktiviteli proje için önerilen modellerin Pareto-optimal sonuçlarının grafiksel gösterimi

3.2.4. 290 Aktiviteli Proje

29 aktiviteli yapım işi projesi dokuz kez çoğaltılarak 290 aktiviteli büyük ölçekli bir yapım işi projesinin zaman-maliyet ödünleşim problemi elde edilmiştir. Böylelikle çalışmada önerilen modellerin daha karmaşık bir TCTP üzerinde test edilmesine imkân sağlanmış olunmaktadır. Projeye ait zaman-maliyet ilişkileri Tablo 13'te listelenmiştir. Tablo 13'teki proje süresi (T) gün cinsinden ve proje maliyeti (C) ise (\$) olarak verilmiştir. OBL tabanlı TLBO modellerinin performansı, bu çalışmada uygulanan OBL tabanlı AO yaklaşımları ile karşılaştırılarak değerlendirilmiştir.



Tablo 13. 290 aktiviteli proje için mantıksal ilişkiler ve TCTP verileri

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1		Seçenek 2		Seçenek 3	
		T	C	T	C	T	C
1	-	5	2030	4	2300		
2	1(FS-3)	8	1020	7	1280	6	1510
3	1(FS+0), 2(FS+0)	8	1700	7	1850	6	2090
4	3(FS+0)	4	590	3	730		
5	4(SS+1)	2	90				
6	1(FS+0)	4	910	3	1100		
7	2(FS+0), 6(FS-1)	2	250				
8	3(FS+0), 7(FS+0)	7	1490	6	1650	5	1830
9	4(FS+0), 8(FS+0)	4	520	3	750		
10	5(FS+0), 9(FS+1)	2	90				
11	5(FS+0), 10(FS+0)	1	50				
12	11(FS+0)	8	3260	7	3580	6	3710
13	12(SS+2)	5	1140	4	1400	3	1720
14	13(SS+2)	4	300	3	450		
15	12(FS-4), 14(FS-2)	8	1020	6	1300	5	1430
16	15(FS-6)	9	790	8	900	6	1180
17	15(SS+4)	13	3340	12	3750	11	4060
18	15(FS+4)	9	470	8	650	7	830
19	15(FS+0)	6	460	5	600	4	810
20	17(SS+3)	6	1280	5	1430		
21	20(SS+2)	14	1090	12	1320	10	1560
22	21(SS+2)	14	900	11	1140	9	1400
23	22(FS-9)	14	2220	12	2510	11	2690
24	23(SS+6)	3	230				
25	23(FS-4)	6	1590	5	1790	4	1990
26	25(SS+4)	10	2630	9	2930	8	3240
27	26(FS+0)	8	2060	7	2450	6	2660
28	27(FS-3)	10	320	9	440	8	610
29	28(FS+0)	1	50				
30	29(FS+0)	5	2030	4	2300		
31	30(FS-3)	8	1020	7	1280	6	1510
32	30(FS+0), 31(FS+0)	8	1700	7	1850	6	2090
33	32(FS+0)	4	590	3	730		
34	33(SS+1)	2	90				
35	30(FS+0)	4	910	3	1100		
36	31(FS+0), 35(FS-1)	2	250				
37	32(FS+0), 36(FS+0)	7	1490	6	1650	5	1830
38	35(FS+0), 37(FS+0)	4	520	3	750		

Tablo 13'ün devamı

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1		Seçenek 2		Seçenek 3	
		T	C	T	C	T	T
39	35(FS+0), 38(FF+1)	2	90				
40	34(FS+0), 39(FS+0)	1	50				
41	40(FS+0)	8	3260	7	3580	6	3710
42	41(SS+2)	5	1140	4	1400	3	1720
43	42(SS+2)	4	300	3	450		
44	41(FS-4), 43(FS-2)	8	1020	6	1300	5	1430
45	44(FS-6)	9	790	8	900	6	1180
46	44(SS+4)	13	3340	12	3750	11	4060
47	44(FS+4)	9	470	8	650	7	830
48	44(FS+0)	6	460	5	600	4	810
49	46(SS+3)	6	1280	5	1430		
50	49(SS+2)	14	1090	12	1320	10	1560
51	50(SS+2)	14	900	11	1140	9	1400
52	51(FS-9)	14	2220	12	2510	11	2690
53	52(SS+6)	3	230				
54	52(FS-4)	6	1590	5	1790	4	1990
55	54(SS+4)	10	2630	9	2930	8	3240
56	55(FS+0)	8	2060	7	2450	6	2660
57	56(FS-3)	10	320	9	440	8	610
58	57(FS+0)	1	50				
59	58(FS+0)	5	2030	4	2300	6	
60	59(FS-3)	8	1020	7	1280	6	1510
61	59(FS+0), 60(FS+0)	8	1700	7	1850		2090
62	61(FS+0)	4	590	3	730		
63	62(SS+1)	2	90				
64	59(FS+0)	4	910	3	1100		
65	60(FS+0), 64(FS-1)	2	250			5	
66	61(FS+0), 65(FS+0)	7	1490	6	1650		1830
67	62(FS+0), 66(FS+0)	4	520	3	750		
68	63(FS+0), 67(FF+1)	2	90				
69	63(FS+0), 68(FS+0)	1	50			6	
70	69(FS+0)	8	3260	7	3580	3	3710
71	69(SS+2)	5	1140	4	1400		1720
72	70(SS+2)	4	300	3	450	5	
73	70(FS-4), 72(FS-2)	8	1020	6	1300	6	1430
74	73(FS-6)	9	790	8	900	11	1180
75	73(SS+4)	13	3340	12	3750	7	4060
76	73(FS+4)	9	470	8	650	4	830

Tablo 13'ün devamı

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1		Seçenek 2		Seçenek 3	
		T	C	T	C	T	T
77	73(FS+0)	6	460	5	600		810
78	75(SS+3)	6	1280	5	1430	10	
79	78(SS+2)	14	1090	12	1320	9	1560
80	79(SS+2)	14	900	11	1140	11	1400
81	79(FS-9)	14	2220	12	2510		2690
82	80(SS+6)	3	230			4	
83	81(FS-4)	6	1590	5	1790	8	1990
84	83(SS+4)	10	2630	9	2930	6	3240
85	84(FS+0)	8	2060	7	2450	8	2660
86	85(FS-3)	10	320	9	440	6	610
87	86(FS+0)	1	50				
.							
.							
.							
289	288(FS-3)	10	320	9	440	8	610
290	289(FS+0)	1	50				

Problemin çözümünde MDOTLBO, HOLTLBO ve GROTLBO kullanılarak elde edilen sonuçlar Tablo 14'te gösterilirken, Tablo 15 aynı problemin MDOLAO, HOLAO ve GROLAO kullanılarak elde edilen sonuçlarını göstermektedir. GROTLBO, proje süresi ve maliyeti açısından diğer TLBO ve AO biçimlerine kıyasla daha iyi sonuçlar elde etmiştir.

TLBO tabanlı modellerin, AO tabanlı modellere kıyasla nispeten daha iyi optimal çözümler elde ettiğini belirtmek mümkündür. Örneğin, GROTLBO en kısa proje süresini 752 gün ve bunun karşılığında 466.812\$ bir maliyetle elde etmişken, GROLAO projeyi 763 gün, 481.610\$ bir maliyetle çözebilmiştir. Özetle, GROTLBO kullanılarak ulaşılan sonuç karar vericilere 9 gün ve 14.798\$ dolar tasarruf sağlamaktadır. MDOTLBO proje süresi açısından GROTLBO algoritmasını takip etmiştir. Bu bulgular, TLBO algoritmasının basitliği ve sağlamlığının, GROL stratejisi ile birleştiğinde çözümlerin kalitesi üzerinde olumlu bir etkisi olduğunu göstermektedir.

Tablo 14. 290 aktiviteli proje için Pareto-optimal sonuçlar (ICR= 150\$)

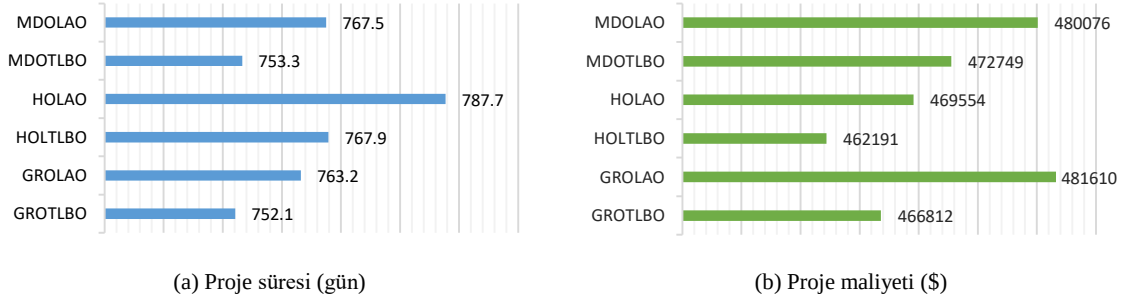
PF çözümler	MDOTLBO		HOLTLBO		GROTLBO	
	PCT	PCC	PCT	PCC	PCT	PCC
1	833	456230	833	456230	829	464420
2	750	470050	840	455060	744	462780
3	730	473560	776	461130	731	471120
4	780	468330	790	459560	721	479620
5	720	479490	720	481900	720	469460
6	800	466330	800	455400	800	457870
7	700	486080	700	469230	700	480150
8	740	476730	740	460100	740	463490
9	770	467960	770	457340	776	461130
10	710	482730	710	465960	760	458080
Ortalama	753.3	472749	767.9	462191	752.1	466812
NOP	80		80		70	
NOI	50		50		50	
NFE	8000		8000		7000	

Tablo 15. AO biçimleri kullanarak 290 aktiviteli proje için Pareto-optimal sonuçlar (ICR= 150\$)

PF Çözümler	MDOLAO		HOLAO		GROLAO	
	PCT	PCC	PCT	PCC	PCT	PCC
1	818	468720	820	468680	829	464420
2	813	477520	829	464420	729	486970
3	722	490200	821	468300	739	484370
4	820	472660	822	468150	727	479130
5	821	479220	822	467920	761	488730
6	810	467570	780	468330	756	489380
7	714	487990	700	469230	807	478830
8	740	476730	770	471620	752	488340
9	707	490280	799	477000	779	465330
10	710	489870	714	471890	753	490600
Ortalama	767.5	480076	787.7	469554	763.2	481610
NOP	80		80		70	
NOI	50		50		50	
NFE	8000		8000		7000	
PCT* = Proje tamamlama süresi, PCC = Proje tamamlama maliyeti						

TLBO ve AO biçimlerinin hem hesaplama çabası hem de Pareto-optimal çözümlerin ortalamasının grafiksel gösterimi Şekil 38’de verilmektedir. Bu grafiksel gösterimler,

GROTLBO tekniğinin, büyük ölçekli zaman-maliyet ödünleşim probleminin çözmede diğer varyantlara kıyasla daha etkili bir yaklaşım olduğunu göstermektedir.



Şekil 38. 290 aktiviteli proje için önerilen modellerin Pareto-optimum sonuçlarının grafiksel gösterimi

Öte yandan, GROTLBO algoritması, hem zaman-maliyet amaçları hem de fonksiyon değerlendirme sayısı açısından diğer varyantlara göre üstün performans sergilemektedir. Bu üstünlük, önerilen GROL stratejisine dayandırılmaktadır; bu strateji, arama uzayının çeşitliliğini artırarak optimal çözüme yaklaşma olasılığını artırmaktadır.

Bu bölümde gerçekleştirilen analizlere dayanarak hem GROTLBO hem de GROLAO'nun çözümünde kullanıldığı çoğu yapım ödünleşim problemleri için tutarlı bir şekilde optimal çözümler elde edebileceğini göstermektedir. Kısacası, Pareto-optimal çözümlerinin ortalama değerleri ve fonksiyon değerlendirme sayısı gibi parametreler dikkate alınarak sonuçlar kapsamlı bir şekilde analiz edildikten sonra, GROTLBO ve GROLAO teknikleri geliştirilen teknikler arasında en umut verici algoritmalar olarak öne çıkmaktadır. Bu nedenle, performans ölçüm analizini yaparken bu algoritmaların sonuçları göz önünde bulundurulmuştur. Ayrıca, HOLAO, HOLTLBO, MDOTLBO ve MDOLAO'nun da tatmin edici sonuçlar sağlayabileceği görülmektedir.

3.2.5. TCTP Ödünleşim Problemleri İçin Performans Ölçütleri

Literatürde, çok amaçlı optimizasyon algoritmalarının performansını değerlendirmek için standartlaştırılmış bir performans göstergesi ölçütü bulunmamaktadır. Ayrıca, çok amaçlı optimizasyon problemlerinin performansını değerlendirmek, tek amaçlı optimizasyon problemlerini değerlendirmekten daha karmaşıktır. Bu algoritmaların yakınsama ve çeşitliliğini değerlendirmek için birçok kalite göstergesi önerilmiştir (Habibi

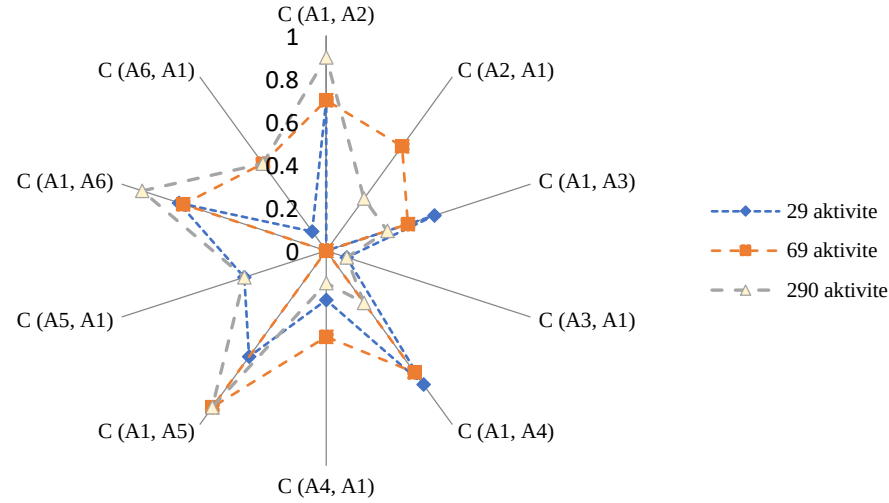
vd., 2017; Panwar ve Jha, 2019). Bu nedenle, bu tez çalışmasında, fonksiyon değerlendirme sayısı (NFE), C-metriği, ortalama ideal uzaklık (MID), Yayılım (SP), çeşitlendirme ölçütü (DM), baskın olmayan çözümlerin yayılımı (SNS) ve Hiper hacim (HV) performans göstergesi ölçütü hesaplanmıştır. Her bir ölçütün(metriğin) işaret ettiği performans göstergesi aşağıda verilmektedir.

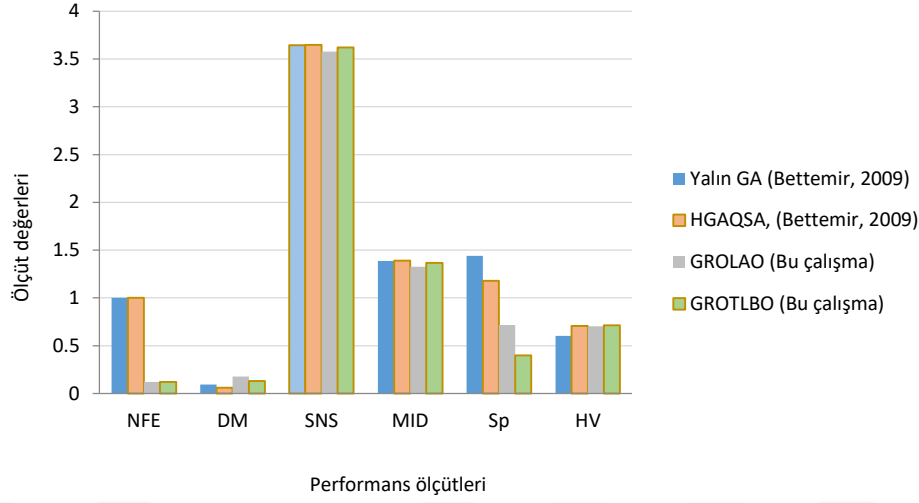
- C-metriği (C-metric): Çözümlerin ağırlıklı toplam uzaklığını ölçer, düşük C-metrik değerleri daha iyi bir çözüm yakınlığını gösterir.
- Hiper hacim (HV) göstergesi: Pareto-optimal çözümlerin kapladığı alanı ölçer, yüksek HV değerleri daha iyi çözümleri temsil eder.
- Yayılım (SP): Pareto-optimal çözümlerin dağılımını değerlendirir, düşük SP değerleri daha iyi bir çözüm çeşitliliği gösterir.
- Fonksiyon değerlendirme sayısı (NFE): Optimizasyon algoritmasının çalıştırıldığı toplam fonksiyon değerlendirme sayısını belirtir. Düşük NFE değeri daha az arama ile sonucun elde edildiğini gösterir.
- Baskın olmayan çözümlerin yayılımı (SNS): Pareto-optimal olmayan çözümlerin dağılımını ölçer, yüksek SNS değerleri daha iyi bir çözüm çeşitliliği gösterir.
- Ortalama ideal uzaklık (MID): Her çözümün ideale olan ortalama uzaklığını ölçer, düşük MID değerleri daha iyi çözüm yakınlığını gösterir.
- Çeşitlendirme ölçütü (DM): Çözümler arasındaki çeşitliliği değerlendirir, yüksek çeşitlilik daha iyi bir sonuç dağılımını gösterir.

Tablo 16 bir önceki bölümde incelenen TCTP için C-metrik sonuçlarını karşılaştırmalı olarak göstermektedir. Burada, A1, A2, A3, A4, A5 ve A6 sırasıyla GROTLBO, GROLAO, MDOLTLBO, MDOLAO, HOLTLBO ve HOLAO algoritmalarını temsil etmektedir. Şekil 39 elde edilen C metrik sonuçlarının ilgili projeler için grafiksel gösterimini sunmaktadır.

Tablo 16. TCTP ödünleşim problemleri için C-metrik sonuçlarının değerleri

C-metrik	C (A1, A2)	C (A2, A1)	C (A1, A3)	C (A3, A1)	C (A1, A4)	C (A4, A1)	C (A1, A5)	C (A5, A1)	C (A1, A6)	C (A6, A1)
29a – aktiviteli proje										
Ort.	0.700	0.000	0.530	0.100	0.770	0.230	0.610	0.400	0.720	0.110
69 – aktiviteli proje										
Ort.	0.700	0.600	0.400	0.000	0.700	0.400	0.900	0.000	0.700	0.500
290 – aktiviteli proje										
Ort.	0.900	0.300	0.300	0.100	0.300	0.150	0.900	0.400	0.900	0.500





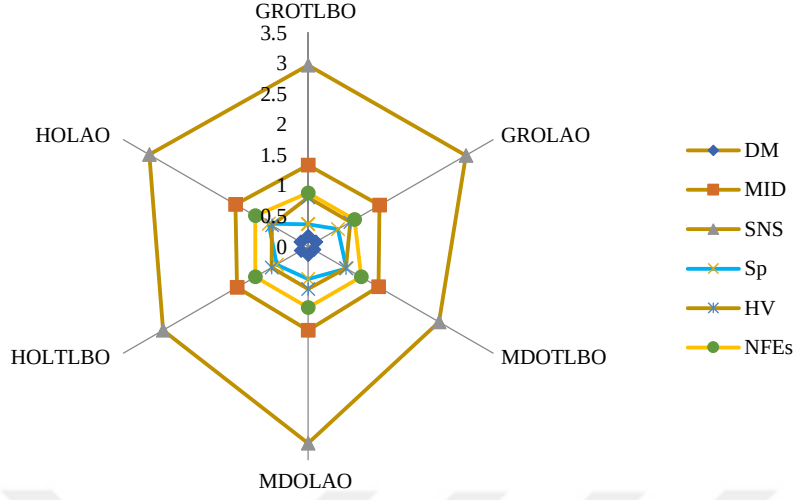
Şekil 40. 29a aktiviteli proje için önerilen modellerin diğer algoritmalarla performans ölçüt karşılaştırmalarının grafiksel gösterimi

Benzer şekilde, 290 aktiviteli proje için önerilen algoritmalarla ilişkin performans ölçümlerinin değerleri Tablo 18 ve Şekil 41'de sunulmaktadır. Bu bulgular, GROTLBO'nun kayda değer HV değerleri ve daha küçük Sp göstergesi değerleri ile çözümler ürettiğini göstermektedir. Dolayısıyla, GROTLBO'nun önerilen diğer modellere kıyasla tatmin edici sonuçlar verebildiği söylenebilir.

Tablo 18. 290 aktiviteli proje için önerilen modellerin performans karşılaştırma sonuçları

Algoritmalar		NPFs	NFE	DM	SNS	MID	Sp	HV
GROTLBO	Bu çalışma	10	0.875	0.162	3.579	1.330	0.406	0.947
GROLAO		10	0.875	0.134	3.597	1.346	0.777	0.804
MDOTLBO		10	1	0.171	3.579	1.329	0.381	0.908
MDOLAO		10	1	0.146	3.607	1.354	0.504	0.866
HOLTLBO		10	1	0.175	3.574	1.325	0.410	0.913
HOLAO		10	1	0.157	3.622	1.368	0.737	0.795

GROL'de kullanılan altın oran faktörünün GROTLBO ve GROLAO'nun performansı üzerinde önemli bir etkisi bulunmaktadır. GROL stratejisi, GROTLBO ve GROLAO'nun alternatif çözümlerinin optimal çözüme daha etkili bir şekilde yaklaşmalarını sağlamaktadır. Sonuç olarak, önerilen algoritmanın karşılaştırma algoritmalarına göre daha büyük bir arama yeteneğine sahip olduğu görülmektedir.



Şekil 41. 290 aktiviteli proje için önerilen modellerin performans ölçütleri gösterimi

3.2.6. Zaman-Maliyet Ödünleşim Problemleri İçin MCDM Analizi

Çok kriterli karar verme analizi (MCDM), karar verme sürecinde birden fazla amacın dikkate alınarak karar almanın gerçekleştirildiği durumdur. Örneğin, TCTP ödünleşim probleminde baskın olmayan çözümler arasında tek bir en iyi çözümü seçmek zordur ve MCDM yöntemlerin kullanılmasını gerektiren bir durumdur. Shenon Entropi, TOPSIS ve SAW ağırlık yöntemleri MCDM'de yaygın olarak kullanılan yöntemlerdendir (Turan, 2018). Bu yöntemler, karar verme sürecinde karmaşık çok amaçlı optimizasyon problemlerinden elde edilen çözümlerin değerlendirilmesi için kullanılabilir ve farklı durumlara uygun çözümler sağlarlar. Ancak, MCDM önemli sayılabilecek hesaplama adımı gerektirmektedir. Bu çalışmada TCTP, TCET, TCQT ve TCQET problemlerinin çözümlerinden elde edilen sonuçlar arasından optimal çözümün seçilmesi için gerekli bilgiler, kalabalık uzaklık sıralama (CDR) mekanizması aracılığıyla elde edilebilmektedir. Dolayısıyla, NDS tabanlı CDR mekanizması, TOPSIS gibi ek bir yaklaşım gerektirmeden çözümleri sıralamak için doğrudan kullanılabilir. Bulgular, CDR mekanizmasının ödünleşim problemlerinden türetilen Pareto-front çözümleri sıralamak için kullanılabileceğini göstermektedir. Tablo 19 TOPSIS ve CDR mekanizmalarının uygulanmasıyla 29-aktiviteli proje için sunulan çözümlere ilişkin elde edilen sıralama değerlerini sunmaktadır. Türetilmiş entropi ağırlıklarının yalnızca TOPSIS durumunda

kullanıldığını, CDR mekanizmasının ise çok amaçlı TLBO algoritmasına entegre edilerek işlem gördüğünü belirtmek mümkündür.

Tablo 19, TOPSIS ve CDR mekanizmalarının uygulanmasıyla elde edilen sıralama değerlerinin bir özetini sunmaktadır. Türetilmiş entropi ağırlıklarının yalnızca TOPSIS durumunda kullanıldığını, CDR mekanizması ise çok amaçlı TLBO algoritmasına entegre edilerek işlem gördüğünü belirtmek önemlidir. Karar vericilerin proje süresine önem vermesi durumunda, her iki yaklaşım da iyi bir seçenek sağladığı görülmektedir.

Tablo 19. 29a-aktiviteli proje için ilk dört sıradaki Pareto-front çözüm seti

Pareto Front	Bu çalışma		Elde edilen Entropi Ağırlığı			TOPSIS sıralama	Kalabak uzaklık	CDR sırası
	GROTLBO		Ct=0.999	Cc=0.001				
	PCT	PCC	Si+	Si-	Ci			
PF1	211	1274200	28.565	30.702	0.518	1	Inf (∞)	1
PF2	256	1228200	29.446	28.593	0.493	2	0.245	3
PF3	216	1238400	30.226	21.778	0.419	3	0.217	2
PF4	244	1227800	30.979	20.434	0.399	4	0.203	4

Tablo 20, TOPSIS ve CDR mekanizmalarının uygulanmasıyla 69 aktiviteli proje için sunulan çözümlere ilişkin elde edilen sıralama değerlerini göstermektedir. Elde edilen matris, proje zamanına ve maliyete sırasıyla 0.542 ve 0.458 ağırlıkları atamaktadır. Karar vericilerin proje süresine önem vermesi durumunda, CDR mekanizması, maliyete öncelik verildiğinde ise TOPSIS yaklaşımının daha iyi bir tercih sunabildiği öne sürülebilmektedir.

Tablo 20. 69 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki Pareto-front çözüm seti

Pareto Front	Bu çalışma		Elde edilen Entropi Ağırlığı			TOPSIS sıralama	Kalabak uzaklık	CDR sırası
	GROTLBO		Ct= 0.458	Cc=0.542				
	PCT	PCC	Si+	Si-	Ci			
PF1	314	185890	94.582	1143.9	0.924	3	Inf (∞)	1
PF2	315	186162	11.429	983.52	0.794	4	0.294	2
PF3	316	186047	41.233	1198.1	0.967	2	0.281	3
PF4	317	185424	254.562	1237.8	0.991	1	0.217	4

Tablo 21, proje zamanına ve maliyete ağırlıklarının sırasıyla 0.458 ve 0.542 olarak atandığı TOPSIS ve kalabalık uzaklık sıralama yöntemleri aracılığıyla elde edilen sıralamaları sunmaktadır. Bu durum, proje paydaşlarının, projenin süresi öncelikli olduğunda CDR ile devam edebileceğini doğrulamaktadır. Tablo 21 incelendiğinde, karar vericiler ilgili proje için proje tamamlanma süresi öncelikli ise, PF1'i ve genel maliyet öncelikli ise PF4'ü seçebileceklerdir.

Tablo 21. 290 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki Pareto-front çözüm seti

Pareto Front	Bu çalışma		Elde edilen Entropi Ağırlığı			TOPSIS sıralama	Kalabak uzaklık	CDR sırası
	GROLTLBO		Ct=0.458	Cc=0.542				
	PCC	PCT	Si+	Si-	Ci			
PF1	700	480150	38.249	8482.97	0.996	1	2.8173	1
PF2	731	471120	3159.573	5323.54	0.628	3	2.7412	2
PF3	721	479620	189.898	8295.87	0.978	2	0.2556	3
PF4	720	469460	3733.854	4749.26	0.560	4	0.2036	4

3.3. TCQT Problemi İçin Sayısal Örnekler

Geliştirilen TLBO ve AO modellerinin Pareto-front çözümleri elde etmedeki etkinliğini göstermek için, Şekil 42'de gösterildiği gibi, teknik literatürden alınan küçük, orta ve büyük ölçekli optimizasyon problemleri çözümlenmiştir.

Zaman-Maliyet-Kalite Ödünleşim (TCQT) Problemi Sayısal Örnekleri			
29 aktiviteli (Huynh vd. 2020)	37 aktiviteli (Son ve Khoi, 2022)	69 aktiviteli (Huynh vd. 2020)	290 aktiviteli (Bu çalışma)

Şekil 42. İncelenen TCQT problemi sayısal örnekleri

Şekil 42'den de görülebileceği üzere geliştirilen algoritmaların performanslarının değerlendirilmesi, Son ve Khoi (2022) tarafından sunulan 37 aktiviteli, Huynh vd. (2020) tarafından olarak sunulan 29 ve 69 aktiviteli ve 290 aktiviteli bir yapım işi projelerinin TCQT problemleri aracılığı ile verilmektedir.

3.3.1. 29 Aktiviteli Proje

Vaka çalışması ilk olarak Huynh vd. (2020) tarafından zaman-maliyet-kalite-çevresel etki gibi dört farklı proje amacı dikkate alarak analiz edilmiştir. Ancak, bu tez çalışmasında, zaman-maliyet-kalite amaçları dikkate alınarak yeniden çözülmüş ve bu amaçlara uygun olarak Pareto-optimal çözümler sunulmuştur. İlgili projenin orijinal halinden farklı olarak burada sadece TCQT problemi olarak ele alınmasındaki amaç, mevcut literatürdeki örnek problemlerin çeşitliliğini artırmaktır. İlgili proje dair bilgiler Tablo 22'de verilmektedir.

Tablo 22. 29 aktiviteli proje için zaman-maliyet-kalite seçenekleri

Aktivite	Öncüller		Seçenek 1			Seçenek 2			Seçenek 3		
			T	C	Q	T	C	Q	T	C	Q
1	-	-	5	2030	91.72	4	2300	97.39			
2	1(FS-3)		8	1020	91.75	7	1280	94.13	6	1510	85.87
3	1(FS+0)	2(FS+0)	8	1700	91.21	7	1850	98.01	6	2090	84.53
4	3(FS+0)		4	590	91.08	3	730	98.14			
5	4(SS+1)		2	90	92.41						
6	1(FS+0)		4	910	93.03	3	1100	94.43			
7	2(FS+0)	6(FS-1)	2	250	91.65						
8	3(FS+0)	7(FS+0)	7	1490	94.06	6	1650	96.69	5	1830	85.65
9	4(FS+0)	8(FS+0)	4	520	91.81	3	750	95.39			
10	5(FS+0)	9(FS+1)	2	90	90.04						
11	5(FS+0)	10(FS+0)	1	50	91.53						
12	11(FS+0)		8	3260	94.61	7	3580	94.62	6	3710	82.95
13	12(SS+2)		5	1140	90.73	4	1400	96.64	3	1720	94.09
14	13(SS+2)		4	300	91.87	3	450	95.61			
15	12(FS-4)	14(FS-2)	8	1020	91.62	6	1300	97.6	5	1430	83.54
16	15(FS-6)		9	790	94.29	8	900	97.44	6	1180	82.19
17	15(SS+4)		13	3340	94.11	12	3750	94.27	11	4060	82.71
18	15(FS+4)		9	470	94.92	8	650	98.73	7	830	84.5
19	15(FS+0)		6	460	93.76	5	600	95.68	4	810	81.25
20	17(SS+3)		6	1280	94.25	5	1430	94.37			
21	20(SS+2)		14	1090	92.75	12	1320	98.96	10	1560	84.78
22	21(SS+2)		14	900	94.47	11	1140	95.85	9	1400	82.63
23	22(FS-9)		14	2220	92.52	12	2510	94.82	11	2690	81.74

Tablo 22'nin devamı

Aktivite	Öncüller		Seçenek 1			Seçenek 2			Seçenek 3		
			T	C	Q	T	C	Q	T	C	Q
24	23(SS+6)		3	230	94.41						
25	23(FS-4)		6	1590	90.49	5	1790	98.7	4	1990	81.31
26	25(SS+4)		10	2630	91.26	9	2930	96.27	8	3240	83.93
27	26(FS+0)		8	2060	94.61	7	2450	94.09	6	2660	83.14
28	27(FS-3)		10	320	92.11	9	440	95.07	8	610	82.57
29	28(FS+0)		1	50	94.12						

Çalışmada geliştirilen algoritmalar kullanılarak gerçekleştirilen çözüm süreci 10 kez tekrarlanmış ve optimizasyon süreçleri sonunda elde edilen en iyi 10 baskın olmayan çözümler Tablo 23'te sunulmuştur.

Tablo 23. 29 aktiviteli proje için TLBO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları

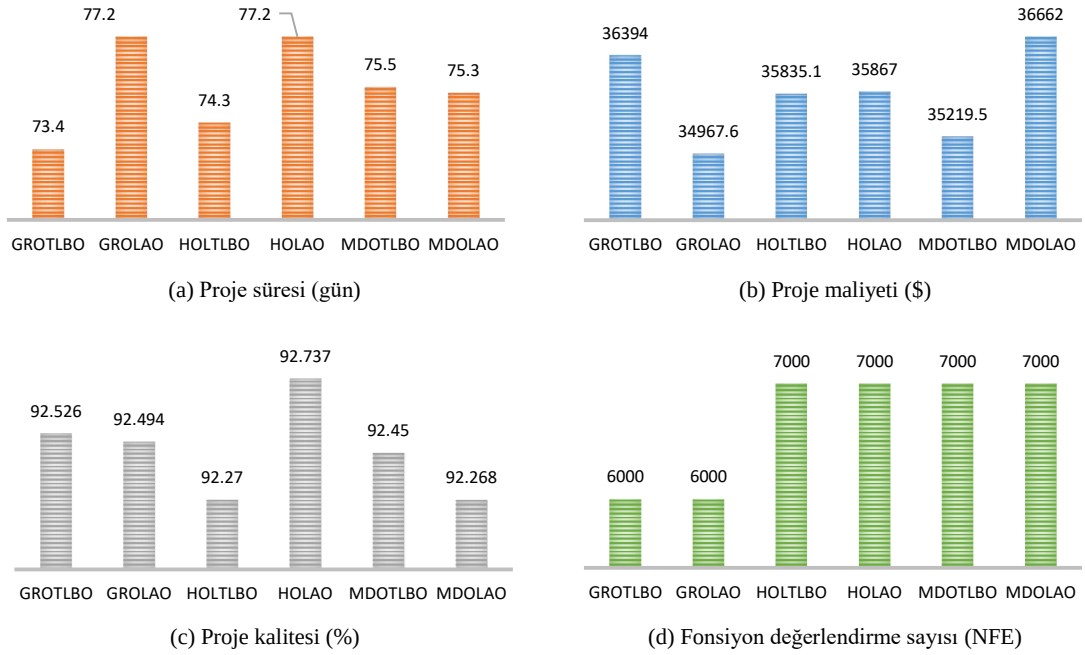
Bu çalışma								
GROTLBO			HOLTLBO			MDOTLBO		
PCT	PCC	PQI	PCT	PCC	PQI	PCT	PCC	PQI
70	37650	92.40	70	37610	91.25	70	37610	91.25
66	39070	90.39	71	36280	90.24	73	34800	93.42
85	31890	92.66	84	32180	93.03	84	32015	92.76
84	32150	92.89	75	36190	95.41	85	31890	92.66
73	35880	94.72	81	32650	93.29	69	36540	92.65
76	36460	95.18	68	38281	90.28	68	38560	91.42
68	37630	91.41	69	35660	90.79	76	35350	94.93
69	38050	91.67	76	34900	94.56	78	34270	93.24
71	38570	91.48	77	35700	92.75	80	34160	92.29
72	36590	92.46	72	38900	91.08	72	37000	91.92
73.4	36394	92.52	74.3	35835.1	92.27	75.5	35219.5	92.45
NOP	60		70			70		
NOI	50		50			50		
NFE	6050		7070			7070		

Tablo 23'te verilen sonuçlar incelendiğinde kullanılan algoritmaların karar vericiler için farklı alternatif Pareto-front çözümlerin önceliklendirilmesine yardımcı olabileceği söylenebilir. Örneğin, projenin tamamlanma süresi ve kalite yönleri öncelikli ise GROTLBO kullanılarak elde edilen çözümler, proje maliyeti birincil öncelik olduğunda ise MDOTLBO kullanılarak elde edilen çözümler makul seçenekler olarak değerlendirilebilir. MDOLAO, HOLAO ve GROLAO algoritmaları kullanılarak elde edilen Pareto-front çözümleri Tablo 24'te sunulmaktadır. GROLAO en düşük proje tamamlanma süresi ve toplam maliyetine sahip ancak yüksek kaliteli çözüm seçeneceklerini elde etmektedir.

Tablo 24. 29 aktiviteli proje için AO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları

Bu çalışma								
GROLAO			HOLAO			MDOLAO		
PCT	PCC	PQI	PCT	PCC	PQI	PCT	PCC	PQI
70	35350	91.2	76	38350	90.89	70	37650	92.4
71	36280	90.2	79	34760	92.42	73	37630	90.38
84	32015	92.7	80	34160	92.29	71	38570	91.48
85	31890	92.6	83	35100	93.63	75	35830	94.16
75	36190	95.4	81	34500	92.15	78	35730	94.11
76	35350	94.9	68	37630	91.41	79	35860	92.19
68	38281	90.2	78	35730	94.11	85	31890	92.66
82	35660	93.3	79	33890	94.21	69	39130	89.63
80	34160	92.29	71	38570	91.48	77	35980	94.78
81	34500	92.15	77	35980	94.78	76	38350	90.89
77.2	34967.6	92.49	77.2	35867	92.73	75.3	36662	92.26
NOP	100			100			100	
NOI	60			70			70	
NFE	6000			7000			7000	

Şekil 43, kullanılan optimizasyon algoritmaları tarafından elde edilen Pareto-optimal sonuçların ortalama değerlerini ve hesaplama çabalarını göstermektedir. Sonuçlara göre GROTLBO yüksek performanslı bir algoritmadır ve karşılaştırma algoritmalarına kıyasla daha az hesaplama çabasıyla optimum maliyet ve kalite sonuçlarına ulaşmıştır. Bunu GROLAO takip etmektedir.



Şekil 43. NFE ile Pareto-optimal sonuçların 29 aktiviteli proje için grafiksel gösterimi

3.3.2. 37 Aktiviteli Proje

Bu vaka çalışması, gerçek bir yapım işi projesine ait TCQT problemi olarak Son ve Khoi (2022) tarafından sunulmuştur. Tablo 25 ilgili vaka çalışmasına kaynak kullanımı alternatiflerini göstermektedir. Tablo 25'te proje süresi (T) gün cinsinden, proje toplam maliyeti (C) \$ cinsinden ve kalite ise % olarak ifade edilmektedir. Geliştirilen modellerle yapılan sayısal deneylerden elde edilen sonuçlar Son ve Khoi (2022) tarafından sunulan sonuçlarla karşılaştırılmıştır. İlgili karşılaştırma Pareto-optimal çözümlerin ortalaması, hesaplama çabası sayısı ve diğer performans değerlendirme endeksleri dikkate alınarak yapılmıştır.

37 aktiviteli yapım işi projesinin çalışmada önerilen TLBO ve AO ile gerçekleştirilen optimizasyon süreçleri sonunda ulaşılan çözümleri Tablo 26-28'de, bu sonuçların grafiksel karşılaştırması ise Şekil 44'te sunulmaktadır.

Tablo 25. 37 aktiviteli yapım projesinin kaynak kullanım seçenekleri

Akt.	EM	Öncüller	T	C	Q
1	1	-	25	5000	2.6573
2	1	-	11	2200	2.6491
3	1	1	21	8400	2.4782
	2		16	9600	2.2222
4	1	1	20	10000	2.7322
	2		18	10800	2.0966
5	1	2	15	3000	2.2923
6	1	4	9	2700	2.5773
	2		6	3000	1.8189
7	1	2,4	14	5600	2.2845
	2		10	6000	2.0161
8	1	5	10	5000	2.6077
9	1	3,6,7	12	6000	2.0486
	2		11	6600	2.5707
10	1	8	10	4000	1.9724
11	1	9	12	6000	2.4940
12	1	4	10	4000	2.6715
13	1	11,12	10	5000	1.4687
14	1	12	14	7000	2.3730
15	1	12	7	2800	1.1516
16	1	14	7	2100	2.6214
17	1	13,14	7	2800	1.5583
18	1	15	12	4800	2.5968
	2		9	5400	1.9235
19	1	16,17	10	4000	2.5091
20	1	18	14	5600	2.9954
	2		10	6000	1.4442
21	1	11	7	2800	2.1764
22	1	20	14	4200	2.6299
	2		10	5000	2.5315
23	1	21,19	10	4000	1.5513
24	1	21	9	4500	2.0664
25	1	22	7	3500	1.4958
26	1	19,22	14	5600	2.4133
27	1	24	16	8000	1.1595
28	1	25,26	10	4000	2.6853
	2		9	4500	2.0508
29	1	25	6	1200	1.6109
30	1	24,27	3	900	1.1427
31	1	29	12	4800	2.0623
32	1	27,3	5	1000	1.4740
33	1	28,31	10	2000	2.0783
34	1	32,33	7	700	1.5162
35	1	34	14	700	1.9674
36	1	35	14	1400	2.0079
37	1	36	1	100	1.7801

İncelenen probleme ait Tablo 26'da sunulan zaman-maliyet-kalite ödünleşim çözümleri incelendiğinde baskın olmayan çözümleri elde etmede GROTLBO tabanlı modelin SMA modeline kıyasla daha küçük bir popülasyon sayısı ve daha az iterasyon adımıyla gerçekleştiren optimizasyon süreci sonunda elde edildiği görülmektedir.

Tablo 26. SMA ve GROTLBO algoritmaları kullanılarak elde edilen sonuçların karşılaştırması

Çöz.	Kısmi set	SMA (Son ve Khoi, 2022)			GROTLBO		
		PCT	PCC	PQI	PCT	PCC	PQI
1	Zaman göre	172	149700	77.186	172	147700	77.541
2		172	149300	75.733	173	147200	78.175
3	Maliyete göre	180	145400	78.556	180	145400	78.556
4		189	146300	76.371	175	146300	77.654
5	Çevresel etkiye göre	188	146000	79.073	179	146000	79.079
6		188	147200	78.823	175	146400	78.810
7	Ödünleşim	180	145400	78.556	172	147700	77.541
Ortalama		180.1	147375	77.75	174.71	146642	78.16
NOP		100			50		
NOI		80			50		
NFE		8000			5000		

Yalın TLBO, AO, MDOLAO, HOLAO ve GROLAO algoritmaları kullanılarak ulaşılan en iyi sonuçları veren zaman, maliyet ve kalite değerleri Tablo 27 ve 28'de verilmektedir. Sonuçlara göre, yalın TLBO algoritması yalın AO algoritmasına göre zaman, maliyet ve kalite açısından daha iyi sonuçlara ulaştığı görülmektedir. Benzer şekilde, proje tamamlama süresi proje yöneticisi için yüksek öncelikli ise, GROLAO daha uygun maliyetli bir değer sunduğundan tercih edilebilir bir seçenektir. GROLAO algoritmasını MDOLAO takip etmektedir. Ayrıca, GROTLBO ve GROLAO tarafından elde edilen üstün çözümlerin temel nedeni GROL'de yer alan altın oran faktörünün yalın TLBO ve AO algoritmalarının performansı üzerindeki önemli etkisidir.

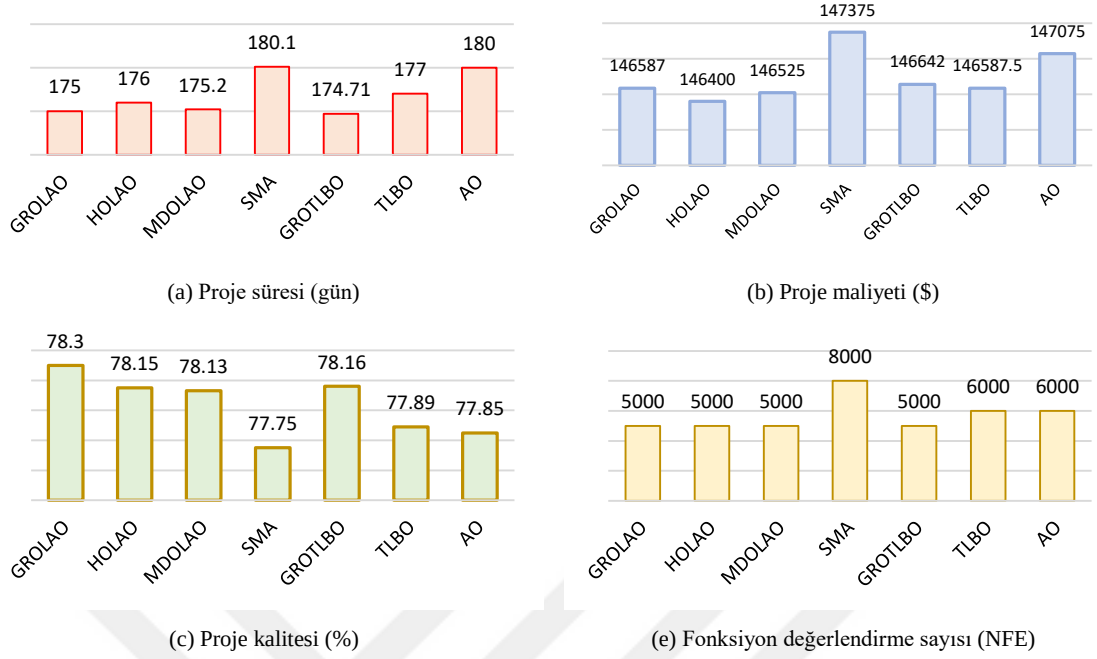
Tablo 27. AO ve TLBO algoritmaları kullanılarak elde edilen sonuçların karşılaştırması

Çözüm No	Bu çalışma					
	AO			TLBO		
	PCT	PCC	PQI	PCT	PCC	PQI
1	172	149700	77.18	178	146200	77.92
2	174	146000	77.65	173	147200	78.17
3	179	146000	78.55	172	147700	77.54
4	189	146300	76.37	176	145800	78.27
5	179	146000	79.09	179	146000	79.09
6	188	147200	78.82	173	147100	77.01
7	179	147700	77.54	175	146400	78.81
8	179	147700	77.54	189	146300	76.37
Ortalama	180	147075	77.85	177	146587.5	77.89
NOP	100			60		
NOI	60			50		
NFE	6000			6000		

Tablo 28. 37 aktiviteli proje için AO biçimleri kullanılarak elde edilen sonuçların karşılaştırması

Bu çalışma								
GROLAO			HOLAO			MDOLAO		
PCT	PCC	PQI	PCT	PCC	PQI	PCT	PCC	PQI
173	147200	78.17	180	145400	78.55	172	147700	77.54
173	147200	78.17	179	146000	79.07	173	147100	77.01
174	146900	78.17	172	147700	77.54	175	146300	77.65
175	146400	78.81	173	147100	77.01	174	146600	77.65
180	145400	78.55	176	145800	78.17	175	146400	78.81
189	146300	76.37	175	146300	77.65	176	145800	78.28
172	147700	77.54	179	146000	79.07	173	147200	78.17
179	146000	79.07	174	146900	78.1	172	147700	77.54
175	146800	78.11	176	146400	78.15	175.2	146525	78.13
NOP	100		100			100		
NOI	50		50			50		
NFE	5000		5000			5000		

Şekil 44, bu çalışmada kullanılan optimizasyon algoritmaları ve SMA (Son ve Khoi, 2022) tarafından elde edilen Pareto-optimal sonuçların ortalama değerlerini ve fonksiyon değerlendirme sayısını göstermektedir. Şekil 44 GROTLBO modelin mevcut projede neredeyse aynı maliyetle daha optimal zaman ve kalite değerleri sağladığı görülmektedir. Dolayısıyla, bu gösterimler karar vericilere yapım işi projesinin erken aşamasında ve uygulanması sırasında kolay karar almasına olanak tanıyacaktır.



Şekil 44. 37 aktiviteli proje için NFE ile Pareto-optimal sonuçların grafiksel gösterimi

3.3.3. 69 Aktiviteli Proje

Bu proje geliştirilmiş ilişkilere sahip 69 aktiviteden oluşan orta ölçekli bir yapım işi projesidir. Tablo 29 proje aktiviteleri arasındaki ilişkileri ve aktiveler için tanımlanan her bir uygulama seçeneği için süre, maliyet ve kalite verilerini sunmaktadır. İlgili tabloda proje süresi (T) gün olarak, proje maliyeti (C) \$ ve proje kalite ise % olarak verilmektedir.

İlgili projenin orijinal halinden farklı olarak burada sadece TCQT problemi olarak ele alınmasındaki amaç, mevcut literatürdeki örnek problemlerin çeşitliliğini artırmaktır. İlgili proje dair bilgiler Tablo 29'da verilmektedir.

Tablo 29. Genelleştirilmiş 69 aktiviteli projenin TCQT problemine ait veriler

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1			Seçenek 2			Seçenek 3		
		T	C	Q	T	C	Q	T	C	Q
1	-	1	96	92.41	-	-	-	-	-	-
2	1	7	3022	90.54	-	-	-	-	-	-
3	1	7	3140	92.87	6	3187	97.13	5	3266	83.64
4	1	7	3316	91.75	6	3366	94.15	5	3449	82.52
5	2FS+3	10	450	90.73	-	-	-	-	-	-
6	5	3	564	94.27	2	578	94.75	-	-	-
7	6	7	731	91.14	6	749	97.78	5	768	84.95
8	44FS+30	7	731	93.98	-	-	-	-	-	-
9	46SS-15	10	401	92.75	8	411	98.71	7	421	81.42
10	44FS+45	8	401	94.41	7	411	97.91	6	421	81.76
11	34	80	800	94.69	73	820	98.45	72	840	85.98
12	44FS+30	14	800	91.42	-	-	-	-	-	-
13	1	9	149	94.07	8	153	94.52	7	156	84.13
14	13	3	800	92.46	2	820	94.8	-	-	-
15	14	4	37	91.44	3	38	94.81	2	39	81.71
16	15	7	11	94.98	6	11	98.37	5	12	83.92
17	16FS-2	7	1017	94.7	6	1042	94.31	5	1068	81.92
18	17FS-3	7	58	92.62	6	59	95.91	5	61	85.76
19	18FF+1	3	585	94.3	2	600	95.17	-	-	-
20	19	2	19	90.31	-	-	-	-	-	-
21	20	3	50	94.67	-	-	-	-	-	-
22	26	2	290	90.52	1	297	96.1	-	-	-
23	22	3	403	90.21	-	-	-	-	-	-
24	22	3	130	93.8	2	133	98.14	-	-	-

Tablo 29'un devamı

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1			Seçenek 2			Seçenek 3		
		T	C	Q	T	C	Q	T	C	Q
25	24	1	327	93.31	-	-	-	-	-	-
26	14	36	1809	94.16	32	1863	94.57	30	1927	83.58
27	26FS+7	39	2010	94.59	35	2070	96.95	33	2141	81.22
28	26	33	1802	93.44	29	1856	97.54	27	1919	81.49
29	27	28	926	91.24	24	954	96.62	22	986	84.78
30	25,28	35	3087	91.57	33	3195	98.46	31	3303	82.05
31	27	35	3087	92.81	33	3195	95.24	31	3303	81.08
32	30	10	2657	91	8	2750	96.64	7	2843	81.51
33	31	10	2657	90	8	2750	94.68	7	2843	85.91
34	32	10	2657	91.2	8	2750	98.15	7	2843	83.44
35	33	10	2657	91.45	8	2750	96.31	7	2843	83.07
36	34	10	2657	90.16	8	2750	96.56	7	2843	83.91
37	35	10	2657	90.68	8	2750	96.17	7	2843	84.5
38	36	10	2657	94.21	8	2750	97.16	7	2843	83
39	37	10	2657	93.39	8	2750	97.8	7	2843	82.42
40	38	10	2657	90.44	8	2750	96.1	7	2843	82.93
41	39	10	2657	90.52	8	2750	97.49	7	2843	82.31
42	40	10	2657	91.25	8	2750	97.8	7	2843	81.03
43	41	10	2657	91.02	9	2750	97.47	8	2843	82.67
44	43FS-5	10	2608	93.54	8	2699	98.9	7	2791	84.16
45	44FS+5	70	200	94.97	67	205	94.81	65	210	83.24
46	37FF	14	395	92.57	11	405	97.19	10	415	84.91

Tablo 29'un devamı

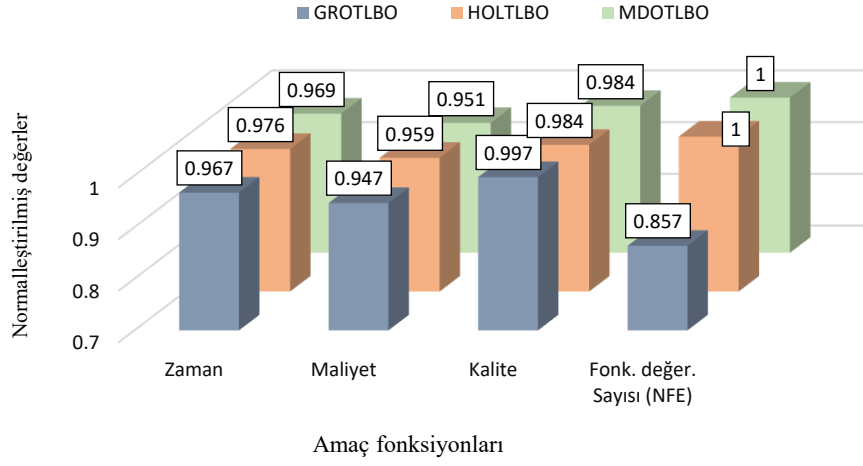
Aktivite	Öncüller	Seçenek 1			Seçenek 2			Seçenek 3		
		T	C	Q	T	C	Q	T	C	Q
47	46FS+10	10	549	94.68	8	563	98.05	7	576	81.53
48	37	153	7663	92.76	146	7855	98.24	143	8046	82.79
49	39	139	7932	92.5	133	8130	98.53	129	8329	84.93
50	41	132	8206	92.66	129	8411	96.22	123	8616	82.25
51	43	125	8206	91.01	119	8411	97.51	117	8616	82.73
52	44	118	8206	93.85	111	8411	98.15	108	8616	84.82
53	52SS+7	111	8206	94.21	105	8411	97.57	101	8616	81.09
54	53SS+7	91	2129	90.81	86	2182	95.33	84	2235	85.48
55	54	60	9779	94.1	-	-	-	-	-	-
56	59SS	30	10779	93.63	27	10941	94.87	25	11210	85.3
57	56SS+15	20	4779	92.02	17	4851	94.99	15	4970	81.77
58	57	20	1779	92.8	18	1823	94.3	15	1868	81.27
59	8,12	57	200	93.61	-	-	-	-	-	-
60	46FS+30	64	467	94.27	63	483	98.31	60	500	84.75
61	60	30	1817	93.65	28	1862	98.39	26	1908	84.76
62	30	50	16107	90.98	46	16349	94.14	44	16751	82.45
63	62FS-10	80	2883	91.69	75	2955	97.82	73	3027	81.51
64	63SS	50	1375	94.88	-	-	-	-	-	-
65	63SS	60	713	94.16	56	731	94.45	54	749	85.64
66	65SS	100	11595	91.19	96	11769	95.55	94	12059	85.88
67	65FS-10	50	912	92.53	46	935	94.43	44	958	82.31
68	64SS	60	572	93.5	56	586	96.83	54	601	81.86
69	68SS+15	60	1275	93.38	55	1307	98.95	54	1339	84.26

İncelenen vaka çalışmasına ait TCQT probleminin GROTLBO, HOLTLBO ve MDOTLBO algoritmaları kullanılarak ulaşılan Pareto-optimal sonuçların ortalamaları Tablo 30’da verilmektedir. Verilen sonuçlar incelendiğinde GROTLBO’nun bu çalışmada geliştirilmiş diğer modeller karşılaştırıldığında daha az arama ile maliyet ve kalite açısından daha iyi sonuçlar sunduğu söylenebilir.

Tablo 30. 69 aktiviteli proje için TLBO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları

Bu çalışma								
GROTLBO			HOLTLBO			MDOTLBO		
PCT	PCC	PQI	PCT	PCC	PQI	PCT	PCC	PQI
314	188275	89.92	360	182265	92.67	314	188275	89.92
360	182290	92.71	315	189485	89.29	318	187562	91.53
323	185841	90.73	323	185841	90.73	320	187695	91.33
360	182916	93.28	323	185841	90.73	360	182265	92.67
315	182265	92.67	330	186834	92.19	315	189562	89.09
325	186707	91.93	348	184525	92.12	330	185517	93.01
329	186152	93.45	341	186003	94.25	325	186707	91.93
328	185918	93.11	318	188120	90.00	347	184562	94.91
318	188051	90.95	346	183521	94.10	333	185255	94.28
324	186483	91.81	338	185465	93.35	319	187299	90.77
329.6	185490	92.05	334.2	185790	91.94	328.1	186470	91.94
NOP	60			70			70	
NOI	50			50			50	
NFE	6050			7000			7000	

Şekil 45 normalize edilmiş Pareto-optimal çözümlerin grafiksel gösterimi ile hesaplama çabasını göstermektedir. Yukarıda değinildiği gibi, Şekil 45’te verilen grafik gösterim incelendiğinde, GROTLBO’nun daha az sayıda hesaplama çabası gerçekleştirerek zaman, maliyet ve kalite ile ilgili iyileştirilmiş alternatif çözümler sunduğu sonucuna tekrar ulaşılabilmektedir.



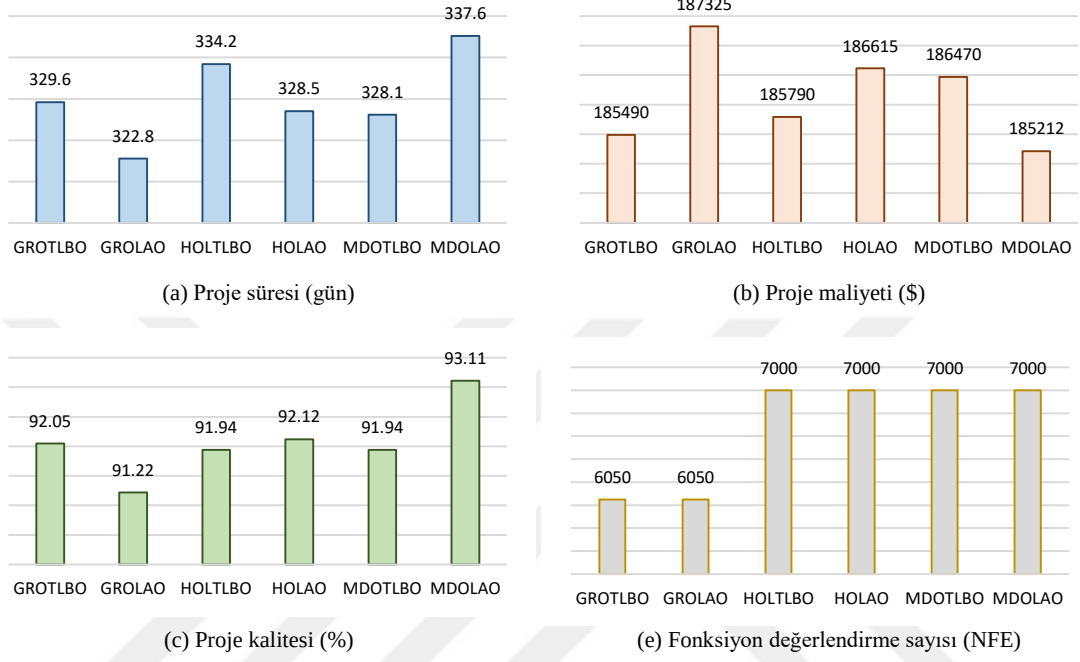
Şekil 45. 69 aktiviteli proje için TLBO biçimleri kullanılarak elde edilen Pareto-optimal çözümler

Tablo 31 ilgili problemin çalışmada sunulan AO biçimleri kullanılarak elde edilen Pareto-front alternatif yapım planları sunmaktadır. Dolayısıyla, AO biçimleri kullanılarak sağlanan çözümler, karar vericilerin karar verme süreçlerini kolaylaştırmaktadır.

Tablo 31. 69 aktiviteli proje için AO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları

Bu çalışma								
GROLAO			HOLAO			MDOLAO		
PCT	PCC	PQI	PCT	PCC	PQI	PCT	PCC	PQI
314	188774	89.23	314	189050	89.54	314	188109	90.28
315	189472	89.05	360	182285	92.68	360	182990	93.17
360	182265	92.67	347	184562	94.91	339	185172	94.84
316	188705	90.35	316	189003	89.92	332	184724	93.10
318	187562	91.53	318	188339	90.66	338	184327	94.01
319	187767	91.83	324	186302	93.54	330	186834	92.19
320	187398	90.01	317	187971	91.06	341	186003	94.25
321	186855	92.00	327	186495	93.48	346	183521	94.10
322	187074	93.28	330	185618	94.31	348	184525	92.12
323	187383	92.25	332	186529	91.18	328	185918	93.11
322.8	187325	91.22	328.5	186615	92.12	337.6	185212	93.11
NOP	100		100			100		
NOI	60		70			70		
NFE	6000		7000			7000		

Şekil 46 çalışmada sunulan algoritmalar kullanılarak gerçekleştirilen çözüm süreçlerine ait fonksiyon değerlendirme sayılarının yanı sıra bu süreçlerin sonucunda elde edilen Pareto-optimal sonuçların ortalamasını göstermektedir.



Şekil 46. 69 aktiviteli proje için NFE ile Pareto-optimal sonuçların grafiksel gösterimi

Şekil 46'da sunulan grafik görsel incelendiğinde, GROTLBO'nun çalışmada geliştirilen diğer modellere karşılaştırıldığında da incelenen TCQT problemine diğer modellerden daha üstün sonuçlar üretebildiği öne sürülebilir.

3.3.4. 290 Aktiviteli Proje

29 aktiviteli yapım işi projesi dokuz kez tekrarlanarak 290 aktiviteli bir yapım işi projesinin zaman-maliyet-kalite ödünleşim problemi elde edilmiştir (Tablo 32). Tablo 32'de proje süresi (T) gün, proje maliyeti (C) \$ ve kalite % olarak verilmektedir. Teknik literatürde sunulan algoritmanın performansını büyük ölçekli problemlerin çözümünde de denemek için incelenen proje tekrarlanarak çözüm uzayı genişletilebilmektedir. Bu çalışmada da aynı maksatla çoğaltma yapılmıştır. Böylelikle mevcut literatüre daha önce bu büyüklükte incelenmemiş bir problemin incelenmesi imkânı sağlanılmıştır.

Tablo 32. 290 aktiviteli projeye ait TCQT problemine ilişkin veriler

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1			Seçenek 2			Seçenek 3		
		T	C	Q	T	C	Q	T	C	Q
1	-	5	2030	91.72	4	2300	97.39			
2	1(FS-3)	8	1020	91.75	7	1280	94.13	6	1510	85.87
3	1(FS+0), 2(FS+0)	8	1700	91.21	7	1850	98.01	6	2090	84.53
4	3(FS+0)	4	590	91.08	3	730	98.14			
5	4(SS+1)	2	90	92.41						
6	1(FS+0)	4	910	93.03	3	1100	94.43			
7	2(FS+0), 6(FS-1)	2	250	91.65						
8	3(FS+0), 7(FS+0)	7	1490	94.06	6	1650	96.69	5	1830	85.65
9	4(FS+0), 8(FS+0)	4	520	91.81	3	750	95.39			
10	5(FS+0), 9(FS+1)	2	90	90.04						
11	5(FS+0), 10(FS+0)	1	50	91.53						
12	11(FS+0)	8	3260	94.61	7	3580	94.62	6	3710	82.95
13	12(SS+2)	5	1140	90.73	4	1400	96.64	3	1720	94.09
14	13(SS+2)	4	300	91.87	3	450	95.61			
15	12(FS-4), 14(FS-2)	8	1020	91.62	6	1300	97.6	5	1430	83.54
16	15(FS-6)	9	790	94.29	8	900	97.44	6	1180	82.19
17	15(SS+4)	13	3340	94.11	12	3750	94.27	11	4060	82.71
18	15(FS+4)	9	470	94.92	8	650	98.73	7	830	84.5
19	15(FS+0)	6	460	93.76	5	600	95.68	4	810	81.25
20	17(SS+3)	6	1280	94.25	5	1430	94.37			
21	20(SS+2)	14	1090	92.75	12	1320	98.96	10	1560	84.78
22	21(SS+2)	14	900	94.47	11	1140	95.85	9	1400	82.63
23	22(FS-9)	14	2220	92.52	12	2510	94.82	11	2690	81.74
24	23(SS+6)	3	230	94.41						

Tablo 32'nin devamı

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1			Seçenek 2			Seçenek 3		
		T	C	Q	T	C	Q	T	C	Q
25	23(FS-4)	6	1590	90.49	5	1790	98.7	4	1990	81.31
26	25(SS+4)	10	2630	91.26	9	2930	96.27	8	3240	83.93
27	26(FS+0)	8	2060	94.61	7	2450	94.09	6	2660	83.14
28	27(FS-3)	10	320	92.11	9	440	95.07	8	610	82.57
29	28(FS+0)	1	50	94.12						
30	29(FS+0)	5	2030	91.72	4	2300	97.39			
31	30(FS-3)	8	1020	91.75	7	1280	94.13	6	1510	85.87
32	30(FS+0), 31(FS+0)	8	1700	91.21	7	1850	98.01	6	2090	84.53
33	32(FS+0)	4	590	91.08	3	730	98.14			
34	33(SS+1)	2	90	92.41						
35	30(FS+0)	4	910	93.03	3	1100	94.43			
36	31(FS+0), 35(FS-1)	2	250	91.65						
37	32(FS+0), 36(FS+0)	7	1490	94.06	6	1650	96.69	5	1830	85.65
38	35(FS+0), 37(FS+0)	4	520	91.81	3	750	95.39			
39	35(FS+0), 38(FS+1)	2	90	90.04						
40	34(FS+0), 39(FS+0)	1	50	91.53						
41	40(FS+0)	8	3260	94.61	7	3580	94.62	6	3710	82.95
42	41(SS+2)	5	1140	90.73	4	1400	96.64	3	1720	94.09
43	42(SS+2)	4	300	91.87	3	450	95.61			
44	41(FS-4), 43(FS-2)	8	1020	91.62	6	1300	97.6	5	1430	83.54
45	44(FS-6)	9	790	94.29	8	900	97.44	6	1180	82.19
46	44(SS+4)	13	3340	94.11	12	3750	94.27	11	4060	82.71
47	44(FS+4)	9	470	94.92	8	650	98.73	7	830	84.5

Tablo 32'nin devamı

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1			Seçenek 2			Seçenek 3		
		T	C	Q	T	C	Q	T	C	Q
48	44(FS+0)	6	460	93.76	5	600	95.68	4	810	81.25
49	46(SS+3)	6	1280	94.25	5	1430	94.37			
50	49(SS+2)	14	1090	92.75	12	1320	98.96	10	1560	84.78
51	50(SS+2)	14	900	94.47	11	1140	95.85	9	1400	82.63
52	51(FS-9)	14	2220	92.52	12	2510	94.82	11	2690	81.74
53	52(SS+6)	3	230	94.41						
54	52(FS-4)	6	1590	90.49	5	1790	98.7	4	1990	81.31
55	54(SS+4)	10	2630	91.26	9	2930	96.27	8	3240	83.93
56	55(FS+0)	8	2060	94.61	7	2450	94.09	6	2660	83.14
57	56(FS-3)	10	320	92.11	9	440	95.07	8	610	82.57
58	57(FS+0)	1	50	94.12						
59	58(FS+0)	5	2030	91.72	4	2300	97.39	6		
60	59(FS-3)	8	1020	91.75	7	1280	94.13	6	1510	85.87
61	59(FS+0), 60(FS+0)	8	1700	91.21	7	1850	98.01		2090	84.53
62	61(FS+0)	4	590	91.08	3	730	98.14			
63	62(SS+1)	2	90	92.41						
64	59(FS+0)	4	910	93.03	3	1100	94.43			
65	60(FS+0), 64(FS-1)	2	250	91.65				5		
66	61(FS+0), 65(FS+0)	7	1490	94.06	6	1650	96.69		1830	85.65
67	62(FS+0), 66(FS+0)	4	520	91.81	3	750	95.39			
68	63(FS+0), 67(FS+1)	2	90	90.04						
69	63(FS+0), 68(FS+0)	1	50	91.53				6		
70	69(FS+0)	8	3260	94.61	7	3580	94.62	3	3710	82.95

Tablo 32'nin devamı

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1			Seçenek 2			Seçenek 3		
		T	C	Q	T	C	Q	T	C	Q
71	69(SS+2)	5	1140	90.73	4	1400	96.64		1720	94.09
72	70(SS+2)	4	300	91.87	3	450	95.61	5		
73	70(FS-4), 72(FS-2)	8	1020	91.62	6	1300	97.6	6	1430	83.54
74	73(FS-6)	9	790	94.29	8	900	97.44	11	1180	82.19
75	73(SS+4)	13	3340	94.11	12	3750	94.27	7	4060	82.71
76	73(FS+4)	9	470	94.92	8	650	98.73	4	830	84.5
77	73(FS+0)	6	460	93.76	5	600	95.68		810	81.25
78	75(SS+3)	6	1280	94.25	5	1430	94.37	10		
79	78(SS+2)	14	1090	92.75	12	1320	98.96	9	1560	84.78
80	79(SS+2)	14	900	94.47	11	1140	95.85	11	1400	82.63
81	79(FS-9)	14	2220	92.52	12	2510	94.82		2690	81.74
82	80(SS+6)	3	230	94.41				4		
83	81(FS-4)	6	1590	90.49	5	1790	98.7	8	1990	81.31
84	83(SS+4)	10	2630	91.26	9	2930	96.27	6	3240	83.93
85	84(FS+0)	8	2060	94.61	7	2450	94.09	8	2660	83.14
86	85(FS-3)	10	320	92.11	9	440	95.07	6	610	82.57
87	86(FS+0)	1	50	94.12						
.										
.										
.										
289	288(FS-3)	10	320	92.11	9	440	95.07	8	610	82.57
290	289(FS+0)	1	50	94.12						

Yalın TLBO ve yalın AO algoritmaları kullanılarak ulaşılan en iyi sonuçları veren zaman, maliyet ve kalite değerleri Tablo 33'te verilmektedir. Ayrıca, Tablo 33 ve 34'te sırası ile çalışmada sunulan TLBO ve AO algoritmalarının biçimleri kullanılarak gerçekleştirilen çözüm süreçleri sonunda ulaşılan zaman, maliyet ve kalite değerleri verilmektedir.

Tablo 33'te sunulan sonuçlar dikkate alındığında, yalın TLBO algoritması yalın AO algoritmasına göre zaman, maliyet ve kalite açısından daha iyi sonuçlara ulaştığı görülmektedir.

Tablo 33. 290 aktiviteli proje için AO ve TLBO kullanılarak elde edilen analiz sonuçları

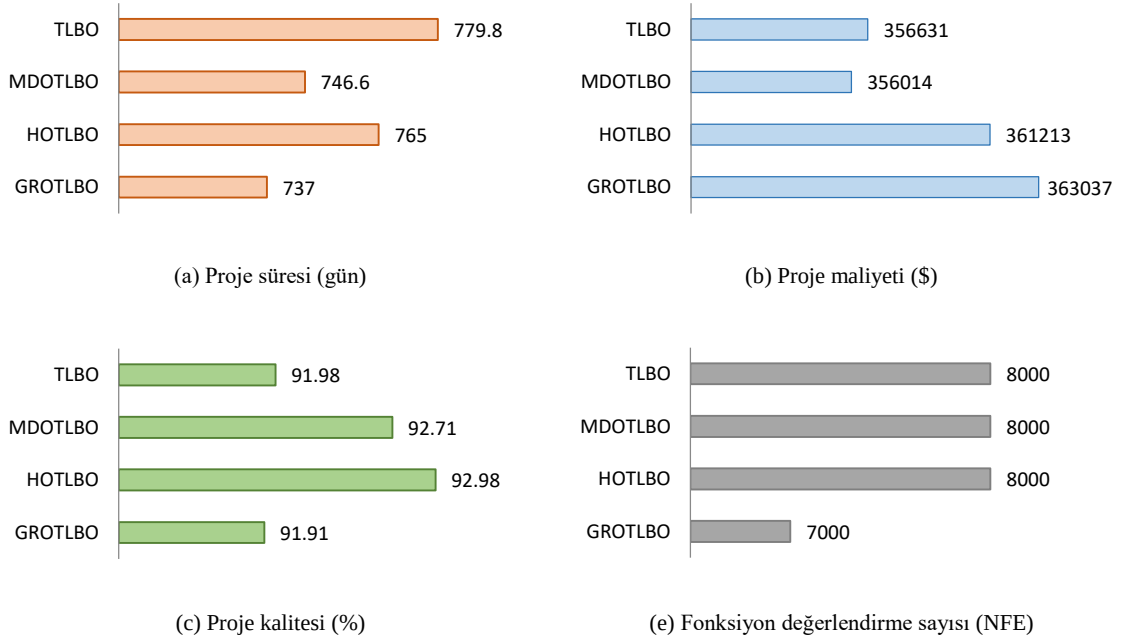
Çözüm Sayısı	Bu çalışma					
	AO			TLBO		
	PCT	PCC	PQI	PCT	PCC	PQI
1	922	318900	92.66	783	370880	91.57
2	724	373270	91.35	804	369500	91.4
3	822	355200	92.66	922	318900	92.66
4	750	369340	93.02	831	322820	92.83
5	756	372680	91.14	719	367150	92.52
6	738	374930	90.58	833	324240	92.94
7	828	345010	92.18	724	373270	91.35
8	710	378670	91.99	682	381090	91.34
9	839	343830	91.79	728	372030	91.72
10	741	372620	91.10	772	366430	91.53
Ortalama	783	360445	91.85	779.8	356631	91.98
NOP	60			60		
NOI	100			50		
NFE	6000			6000		

Tablo 34'te sunulan sonuçlar dikkate alındığında, GROTLBO'nun bu çalışmada geliştirilmiş diğer modeller karşılaştırıldığında daha az arama ile proje tamamlanma süresi açısından daha iyi sonuç sunduğu söylenebilir. MDOTLBO algoritması daha az maliyetli ve HOTLBO algoritması ise daha yüksek kaliteli değerler Pareto-front çözümlerinde sunduğu görülmektedir.

Tablo 34. 290 aktiviteli proje için TLBO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları

Bu çalışma								
GROTLBO			HOTLBO			MDOTLBO		
PCT	PCC	PQI	PCT	PCC	PQI	PCT	PCC	PQI
710	367750	92.23	774	358730	92.11	690	374210	91.64
711	370230	91.91	766	359330	92.36	700	376310	91.27
842	318900	92.66	739	358510	93.07	831	322820	92.83
810	362500	92.48	750	369340	93.02	739	358510	93.07
715	369200	91.87	759	362960	93.41	826	324760	92.94
716	369000	91.74	728	372030	91.72	710	370190	91.76
717	366290	91.57	835	342050	93.93	779	347430	94.22
719	368120	91.45	784	357580	94.13	702	370920	92.03
721	370210	91.66	748	365520	92.32	726	364100	93.33
713	368170	91.53	767	366080	93.79	763	350890	94.00
737.4	363037	91.91	765	361213	92.986	746.6	356014	92.71
NOP	70		80			80		
NOI	50		50			50		
NFE	7000		8000			8000		
NOI = iterasyon sayısı, NOP = popülasyon sayısı, NFE = fonk. değ. sayısı								

Yalın TLBO ve OBL tabanlı TLBO biçimleri kullanılarak gerçekleştirilen optimizasyon süreçlerinin 10 kez tekrarlanması sonucunda ulaşılan Pareto-front çözümler Şekil 47’de gösterilmektedir. Bu gösterimler karar vericilerin ilgili yapım işi projesinin başlangıç aşamasında akılcı kararlar almasına olanak sağlayacaktır.



Şekil 47. 290 aktiviteli proje için Yalın TLBO ve TLBO biçimlerine ait NFE ile Pareto-optimal sonuçların grafiksel gösterimi

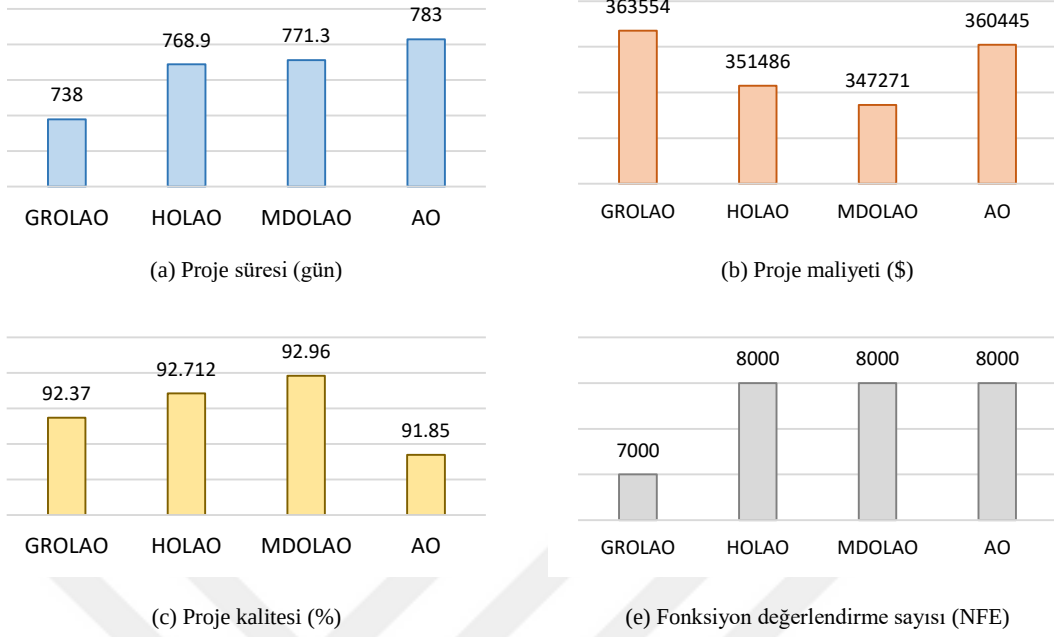
Şekil 47’de sunulan veriler incelendiğinde, GROTLBO’nun daha az fonksiyon değerlendirmesi ile Pareto-optimal çözümleri elde edebilme potansiyeline sahip olduğu görülmektedir. Böylelikle çalışmada sunulan GROL stratejisinin yalın TLBO ile entegrasyonunun yalın TLBO’nun yakınsama yeteneğini artırdığı söylenebilir.

Ayrıca, Tablo 35 incelendiğinde GROLAO algoritmasının daha az proje tamamlanma süresi sağladığı ve MDOLAO algoritmasının ise maliyeti minimize ederken maksimum kaliteyi Pareto-front çözümlerinde sağladığı görülmektedir.

Tablo 35. 290 aktiviteli proje için AO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları

Bu çalışma								
GROLAO			HOLAO			MDOLAO		
PCT	PCC	PQI	PCT	PCC	PQI	PCT	PCC	PQI
679	382640	91.16	684	383390	91.04	690	380730	91.12
709	378250	90.64	703	373330	92.07	694	377890	91.49
705	382100	90.74	736	359800	93.37	770	346080	93.51
707	372920	92.22	718	365090	92.71	842	319160	92.68
729	365720	92.00	827	324060	92.95	839	320920	92.79
842	318900	92.66	738	358520	92.74	741	360670	94.05
743	356170	93.12	842	318900	92.66	769	348330	94.35
757	350720	94.36	851	355150	93.72	836	322080	92.65
733	364060	92.94	835	321530	92.74	760	349490	92.81
773	364060	93.84	755	355090	93.12	772	347360	94.15
738	363554	92.37	768.9	351486	92.71	771.3	347271	92.96
NOP	100		100			100		
NOI	70		80			80		
NFE	7000		8000			8000		

Ek olarak, Şekil 48’de bu çalışmada geliştirilen yalın AO ve biçimleri kullanılarak elde edilen Pareto-optimal sonuçların ortalama değerleri ve fonksiyon değerlendirme sayısı gösterilmektedir. Şekil 48’de AO ve biçimleri kullanılmasıyla elde edilen zaman, maliyet ve kalite amaçlarına ait ödünleşim değerleri gözlemlenebilmekte ve proje paydaşlarına karar verme sürecinde kolaylık sağlanılmaktadır. Örneğin, proje yöneticisi proje tamamlama süresini önceliklendirirse GROLAO algoritmasına ait çözümlerin, maliyet ve kalite amaçlarını önceliklendirirse de MDOLAO modelinin daha iyi bir seçenek olarak değerlendirebilecektir. Sonuçlar, yalın AO algoritmasının HOL, MDOL ve GROL stratejileri ile entegre edilmesi çözümlerin kalitesini olumlu yönde etkilediğini göstermektedir.



Şekil 48. 290 aktiviteli proje için Yalın AO ve AO biçimlerine ait NFE ile Pareto-optimal sonuçların grafiksel gösterimi

3.3.5. TCQT Ödünleşim Problemleri İçin Performans Ölçütleri

Çalışmada geliştirilen algoritmaların incelenen TCQT problemlerinin çözümündeki performanslarının değerlendirilmesi amacı ile daha önce bahsedilen yedi performans ölçütü hesaplaması gerçekleştirilmiştir. Değerlendirme de bu yedi performans ölçütünün yanı sıra fonksiyon değerlendirme sayısı ve Pareto-optimal çözümlerin ortalaması da dikkate alınmaktadır. Yanı sıra, C-metrik performans ölçütü değerlendirmesinde yalnızca önerilen algoritmalar arasında gerçekleştirilmiştir.

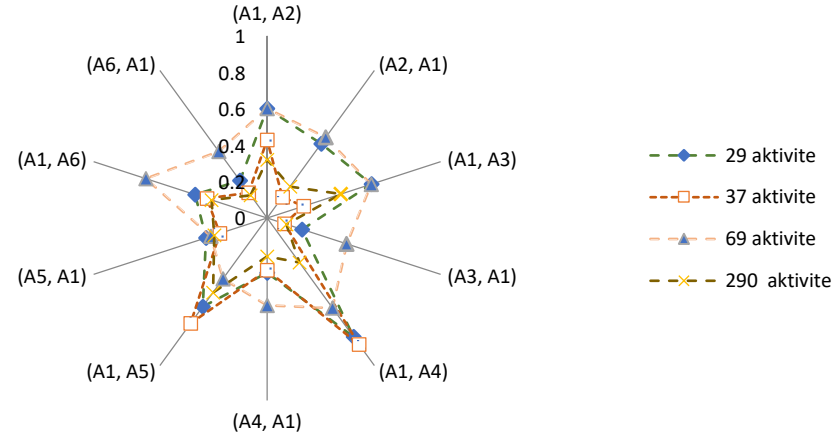
Tablo 36 ve Şekil 49 kullanılan algoritmaların zaman-maliyet-kalite ödünleşim problemleri için C-metrik sonuçlarını karşılaştırmalı olarak göstermektedir. Bu karşılaştırma da A1, A2, A3, A4, A5 ve A6 sırasıyla GROTLBO, GROLAO, MDOTLBO, MDOLAO, HOLTLBO ve HOLAO algoritmalarını temsil etmektedir. Şekil 49'da 29 aktiviteli projeye ait TCQT problemi için ortalama olarak GROTLBO'nun GROLAO çözümlerinin %80,9'una, MDOTLBO çözümlerinin %60,3'üne, MDOLAO'nun %40,0'ına, HOLTLBO'nun %60,9'una ve HOLAO çözümlerinin %40,5'ine baskın olduğu görülmektedir. Bir başka deyişle, 29 aktiviteli proje için GROTLBO tarafından sağlanan Pareto-front çözümleri, GROLAO, MDOTLBO, MDOLAO, HOLTLBO ve HOLAO

algoritmaları tarafından üretilen Pareto-front çözümleri tarafından sırası ile %30,0, %20,2, %30,0, %52,0 ve %30,5 oranında domine edilmektedir. Dolayısıyla, bu gözlemler GROTLBO'nun tutarlı bir şekilde tatmin edici sonuçları üretebildiğini doğrulamaktadır. Bunun temel nedeni, GROL'un ilgili algoritmanın arama-araştırma yönlerini dengeleyerek optimizasyon sürecinde optimal çözümlere ulaşmada hızlı bir yakınsamaya yol açmasıdır.



Tablo 36. TCQT problemi sayısal örnekleri için C-metrik sonuçlarının karşılaştırılması

C-metrik	C (A1, A2)	C (A2, A1)	C (A1, A3)	C (A3, A1)	C (A1, A4)	C (A4, A1)	C (A1, A5)	C (A5, A1)	C (A1, A6)	C (A6, A1)
29 aktivite										
Ort.	0.800	0.300	0.603	0.202	0.405	0.300	0.609	0.520	0.400	0.305
37 aktivite										
Ort.	0.428	0.123	0.857	0.286	0.605	0.475	0.575	0.397	0.751	0.279
69 aktivite										
Ort.	0.600	0.500	0.601	0.501	0.800	0.590	0.605	0.490	0.750	0.600
290 aktivite										
Ort.	0.300	0.100	0.400	0.000	0.301	0.210	0.505	0.305	0.300	0.100

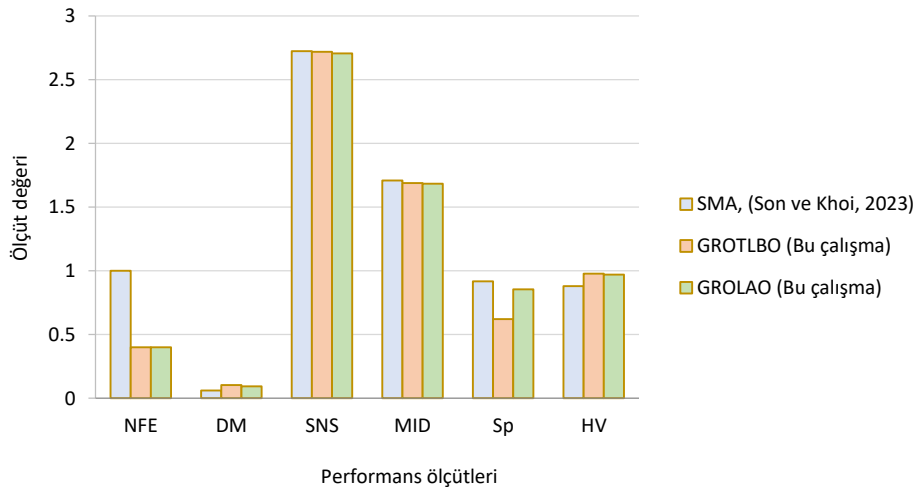


Şekil 49. TCQT problemi sayısal örnekleri için C-metrik analizinin grafiksel gösterimi

Ayrıca, bir algoritma için üstün performansın, daha büyük DM, SNS ve HV değerlerinin yanı sıra daha küçük Sp ve MID değerleri ile ilişkili olduğunu belirtilmektedir. İlgili tablo ve şekillerde sunulan performans ölçütleri, bu çalışmada sunulan tablolarda verilen Pareto-optimal setleri dikkate alınarak hesaplanmaktadır. Örneğin, Tablo 37 ve Şekil 50 incelendiğinde, 37 aktiviteli proje için SMA, GROLAO ve GROTLBO algoritmalarının 10 bağımsız koşumu sonunda elde edilen Pareto-optimal setlerinin değerlendirilmesi sonucu bulunan 7 adetlik Pareto-optimal çözüm üzerinden hesaplanan performans ölçütlerinin değerlerini göstermektedir. GROTLBO için 0,620'lik ve 0.404'lük Sp performans ölçüt değerleri sırasıyla 37 ve 290 aktivite projesine aittir. Bu değerlerin diğer algoritmalar için hesaplanan Sp performans ölçüt değerlerinden küçük olması, GROTLBO'nun optimizasyon problemlerinin çözümünde diğer algoritmalarından daha iyi bir sonuçlar üretebildiğini işaret etmektedir. Çünkü bu durum, çözümlerin daha yakın bir bölgede toplandığını göstermektedir. GROTLBO, HV performans ölçütü dikkate alındığında 37 aktiviteli projesi için 0.977 değerine ulaşarak çözüm kümesinin daha geniş bir alanını kapladığını göstermektedir.

Tablo 37. 37 aktiviteli proje için önerilen modellerin SMA ile performans karşılaştırması

Algoritmalar	NPFs	NFE	DM	SNS	MID	Sp	HV
SMA (Son ve Khoi, 2022)	7	1	0.061	2.724	1.708	0.917	0.881
GROTLBO (bu çalışma)	7	0.4	0.103	2.719	1.689	0.620	0.977
GROLAO (bu çalışma)	7	0.4	0.093	2.707	1.685	0.856	0.971



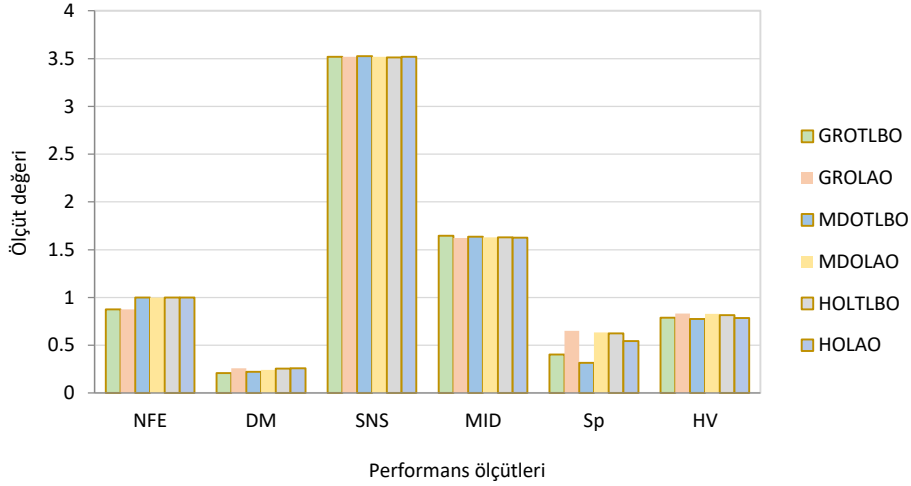
Şekil 50. 37 aktiviteli proje için önerilen modellerin SMA algoritması ile performans karşılaştırmalarının grafiksel gösterimi

Tablo 38 ve Şekil 51 ise 290 aktiviteli proje için hesaplanan performans ölçüt değerlerini ve bu değerlerin grafiksel gösterimini sunmaktadır.

Tablo 38. 290 aktiviteli proje için önerilen modellerin performans karşılaştırması

Algoritmalar		NPFs	NFE	DM	SNS	MID	Sp	HV
GROTLBO	Bu çalışma	10	0.875	0.209	3.520	1.647	0.404	0.789
GROLAO		10	0.875	0.258	3.519	1.623	0.652	0.832
MDOTLBO		10	1	0.224	3.524	1.636	0.317	0.774
MDOLAO		10	1	0.244	3.517	1.628	0.636	0.830
HOTLBO		10	1	0.257	3.513	1.628	0.625	0.817
HOLAO		10	1	0.260	3.517	1.626	0.544	0.785

Bu görsel gösterim GROLAO'nun önerilen modeller arasındaki uygunluğunu ve üstünlüğünü açıkça göstermektedir.



Şekil 51. 290 aktiviteli proje için önerilen modellerin performans karşılaştırmalarının grafiksel gösterimi

Bu veri sunumu ve görsel gösterim dikkate alındığında, GROLAO algoritmasının performansı HV açısından önerilen modeller arasında 290 aktiviteli projeye ait TCQT problemi çözümündeki üstünlüğünü açıkça göstermektedir.

3.3.6. TCQT Problemleri İçin MCDM Analizi

Pareto-front kümesi, çok amaçlı optimizasyon algoritmaları aracılığıyla oluşturulan domine edilmeyen çözümleri içermektedir. Karar vericiler, karar verme sürecini hızlandırmak için bu kümeden tek bir uzlaşma çözümü seçme göreviyle görevlendirilmişlerdir. Ancak, karar vericiler optimal bir çözüm seçerken akıllıca kararlar verme konusunda karar verme konusunda uzmanlık eksikliği yaşayabilirler. Bu nedenle, bu tez çalışmasında, Pareto-front çözümlerini sıralamak için NDS tabanlı kalabalık uzaklık (CDR) sıralaması yöntemi kullanılmaktadır.

Tablo 39-42 sırası ile 29, 37, 69 ve 290 aktivite projelerin TCQT problemi çözümünde elde edilen Pareto-front çözüm kümesine CD mekanizma uygulanmasıyla elde edilen sıralamaları sunmaktadır. Tablo 39 incelendiğinde, karar vericiler ilgili proje için proje tamamlanma süresi öncelikli ise PF2'i, genel maliyet öncelikli ise PF3'ü ve kalite öncelikli olduğunda PF4'ü seçebileceklerdir. Benzer şekilde, Tablo 40 incelendiğinde, karar vericiler ilgili proje için proje maliyeti ve kalite amaçlarını önceliklendiriyorsa, PF2'yi ve proje tamamlanma süresi öncelikli ise PF1'i tercih edilebileceklerdir.

Tablo 41 incelendiğinde, 69 aktiviteli projenin için projenin tüm kriterleri göz önünde bulunduran karar vericiler bir uzlaşma seçeneği olarak PF1 düşünülebilirler. Eğer, proje maliyeti ve kalite hedefleri öncelikli ise PF3 daha iyi bir seçenek olarak görülmektedir. Tablo 42 incelendiğinde, karar vericiler 290 aktiviteli proje için proje tamamlanma süresi öncelikli ise PF1'i ve genel maliyet ve proje kalitesi öncelikli ise sırasıyla PF3 ve PF4'ü seçebileceklerdir.

Tablo 39. 29 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki Pareto-front çözüm seti

P. Fs	GROTLBO (bu çalışma)			Kalabalık Uzaklık (CD)	CD Sırası
	PCT	PCC	PQ		
PF1	70	37650	92.40	Inf	1
PF2	66	39070	90.39	0.1333	2
PF3	85	31890	92.66	0.1301	3
PF4	76	36460	95.12	0.1276	4

Tablo 40. 37 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki Pareto-front çözüm seti

P. Fs	GROTLBO (bu çalışma)			Kalabalık Uzaklık (CD)	CD Sırası
	PCT	PCC	PQ		
PF1	173	147200	78.175	Inf	1
PF2	180	145400	78.556	0.5952	2
PF3	175	146300	77.654	0.5165	3
PF4	176	145800	78.281	0.5083	4

Tablo 41. 69 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki Pareto-front çözüm seti

P. Fs	GROTLBO (bu çalışma)			Kalabalık Uzaklık (CD)	CD Sırası
	PCT	PCC	PQ		
PF1	314	188774	89.23	Inf	1
PF2	315	189472	89.05	0.1951	2
PF3	360	182265	92.67	0.1928	3
PF4	316	188705	90.35	0.1877	4

Tablo 42. 290 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki Pareto-front çözüm seti

P. Fs	GROTLBO (bu çalışma)			Kalabalık Uzaklık (CD)	CD Sırası
	PCT	PCC	PQ		
PF1	710	367750	92.23	Inf	1
PF2	711	370230	91.91	1.4893	2
PF3	842	318900	92.66	0.6778	3
PF4	836	321230	92.75	0.1711	4

3.4. TCET Problemi İçin Sayısal Örnekler

Geliştirilen TLBO ve AO modellerinin Pareto-front çözümleri elde etmedeki etkinliğini göstermek için, Şekil 52'de gösterildiği gibi teknik literatürden alınan küçük, orta ve büyük ölçekli optimizasyon problemleri çözümlenmiştir.

Zaman-Maliyet-Çevresel etki Ödünleşim (TCET) Problemi Sayısal Örnekleri			
25 aktiviteli (Marzouk vd. 2008)	29 aktiviteli (Huynh vd. 2020)	69 aktiviteli (Huynh vd. 2020)	290 aktiviteli (Bu çalışma)

Şekil 52. İncelenen TCET problemi sayısal örnekleri

Şekil 52'den de görülebileceği üzere geliştirilen algoritmaların performanslarının değerlendirilmesi, Marzouk vd. (2008) tarafından sunulan 25 aktiviteli, Huynh vd. (2020) tarafından olarak sunulan 29 ve 69 aktiviteli ve 290 aktiviteli bir yapım işi projelerinin TCET problemleri aracılığı ile verilmektedir.

3.4.1. 25 Aktiviteli Proje

TCET vaka çalışması ilk olarak (Marzouk vd. 2008) tarafından sunulmuştur ve Mısır'da Manila Sheiha yaya alt geçidi yapım işi sürecini içermektedir. Bu yapım işi projesi daha sonra (Cheng ve Tran, 2014; Eirgash ve Toğan, 2023) tarafından da incelenmiştir. Her bir alternatifle ilişkilendirilen zaman, maliyet ve çevresel etki (EI) kriterleri Tablo 43'te sunulmaktadır. Sayısal deneylerden elde edilen sonuçlar daha sonra (Cheng ve Tran, 2014) tarafından sağlanan Pareto-front çözümlerle karşılaştırılmıştır.

Tablo 43. 25 aktiviteli projenin TCET problemi detayları

Aktivite	ID	Alternatifler	T	C	EI
Kazı (1. kısım)	1	1	20	40000	4.57
		2	18	50400	5.58
		3	15	54000	5.04
		4	14	58800	5.83
Levha kazıkları (1. kısım)	2	1	7	25400	4.33
		2	5	29000	5.35
		3	4	31000	5.68
Susuzlaştırma	3	1	140	15000	1.17
Su sızdırmazlığı	4	1	3	20000	1.1
		2	1	20800	1.14
Güçlendirme	5	1	3	38000	1.14
		2	2	39000	1.16
		3	1	39400	1.18
Radye temel için donatı	6	1	1	28000	4.88
Duvar kalıbı	7	1	5	8000	1.14
		2	3	9000	1.16
		3	2	10000	1.18
Duvar güçlendirmesi	8	1	7	76000	1.14
		2	5	77200	1.16
		3	3	77600	1.18
		4	2	78000	1.2

Tablo 43'ün devamı

Aktivite	ID	Alternatifler	T	C	EI
Duvar donatısı	9	1	4	50000	4.88
		2	3	55000	4.9
		3	2	60000	4.92
Döşeme kalıbı	10	1	10	6000	1.14
		2	8	6800	1.16
		3	5	8000	1.18
Döşeme güçlendirmesi	11	1	3	26000	1.14
		2	2	26500	1.16
		3	1	27000	1.18
Döşeme donatısı	12	1	1	20000	4.88
Dolgu	13	1	8	16000	4.16
		2	5	20000	6
Kazı (2. kısım)	14	1	15	30000	4.57
		2	12	34000	5.58
		3	10	36000	5.04
Levha kazıkları (2. kısım)	15	1	5	19000	4.33
		2	3	24000	5.68
Su sızdırmazlığı	16	1	2	16000	1.1
		2	1	16400	1.12
Radye temel güçlendirmesi (2. kısım)	17	1	2	35400	1.14
		2	1	36000	1.16
Radye temel donatısı (2. kısım)	18	1	1	24000	4.88
Duvar kalıbı (2. kısım)	19	1	3	7000	1.14
		2	5	8000	1.16
Duvar güçlendirmesi (2. kısım)	20	1	3	70000	1.14
		2	2	72000	1.16
		3	5	75000	1.18
Duvar donatısı (2. kısım)	21	1	3	40000	4.88
		2	2	45000	4.9
Döşeme kalıbı (2. kısım)	22	1	8	6000	1.14
		2	5	6800	1.16
Döşeme güçlendirmesi	23	1	3	24000	1.14
		2	2	24800	1.16
Döşeme donatısı (2. kısım)	24	1	1	18000	4.88
Dolgu (2. kısım)	25	1	8	16000	4.16

25 aktiviteli projenin TCET problemi ilk Marzouk vd. (2008) tarafından çözümlenmiştir. Ancak, çalışmada NSGA-II kullanılarak elde edilen Pareto-optimal çözüm kümesi yerine tek bir uygun çözüm sunulmuştur. Daha sonra aynı problem Cheng ve Tran (2014) tarafından çözümlenerek Pareto-optimal alternatifleri sunulmuştur.

Tablo 44 ve 45'te sırası ile çalışmada sunulan TLBO ve AO algoritmalarının biçimleri kullanılarak gerçekleştirilen çözüm süreçleri sonunda ulaşılan zaman, maliyet ve çevresel etki değerleri verilmektedir.

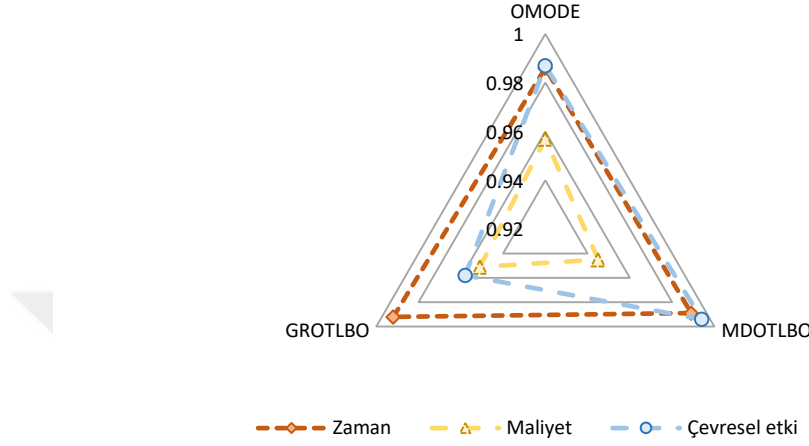
Tablo 44'te sunulan sonuçlar dikkate alındığında, Cheng ve Tran (2014) sonuçları ve bu tez çalışmasında uygulanan algoritmaların sonuçları verilmektedir. Verilen sonuçlar incelendiğinde, GROTLBO algoritması OMODE algoritmasına kıyasla oldukça az hesaplama çabasıyla daha düşük proje tamamlanma süresi ve yaklaşık çevresel etkisi değerlerine Pareto-front çözümlerinde ulaştığı görülmektedir.

Tablo 44. 25 aktiviteli proje için TLBO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları

(Cheng ve Tran, 2014), OMODE			Bu çalışma					
			MDOTLBO			GROTLBO		
PCT	PCC	PEI	PCT	PCC	PEI	PCT	PCC	PEI
217	746000	76.90	218	747600	79.14	218	722400	75.46
218	741200	76.11	219	720400	75.13	219	739200	75.78
219	739200	75.78	220	714400	75.42	220	717400	74.11
268	673800	70.35	221	742100	77.77	221	718400	73.62
267	674200	70.37	267	674200	70.37	222	716400	73.29
266	674900	70.39	223	713400	72.27	223	707600	75.36
268	673800	70.35	224	704000	74.03	224	699400	74.03
265	677800	70.36	225	700400	73.54	225	700400	73.54
267	674200	70.37	226	709600	73.14	226	707400	70.92
226	717200	72.86	227	709100	73.12	227	704400	71.46
232	701200	72.24	234	686100	72.14	229	690400	70.86
243	688000	70.62	232	701200	72.24	228	693900	71.86
248.1	699230	72.384	227	713520	74.393	222.5	713300	73.757
NOP	100			60			50	
NOI	500			50			50	
NFE	50000			6060			5050	

Şekil 53 karşılaştırılan optimizasyon algoritmaları tarafından elde edilen normalize edilmiş Pareto-optimal sonuçların ortalama değerlerini göstermektedir. İlgili Şekil incelediğinde, proje tamamlanma süresi, maliyet ve CO₂ emisyonları arasında doğrudan bir

ilişki olduğunu ortaya koymaktadır. Kesikli çizgiler, iç bölgelerden dış bölgelere doğru proje amaçlarındaki artışı göstermektedir. Bu grafiksel görsel, GROLAO'nun Pareto-optimal çözümler üzerinde ödünleşim dikkate alındığında daha iyi çözümlere ulaştığını doğrulamaktadır.



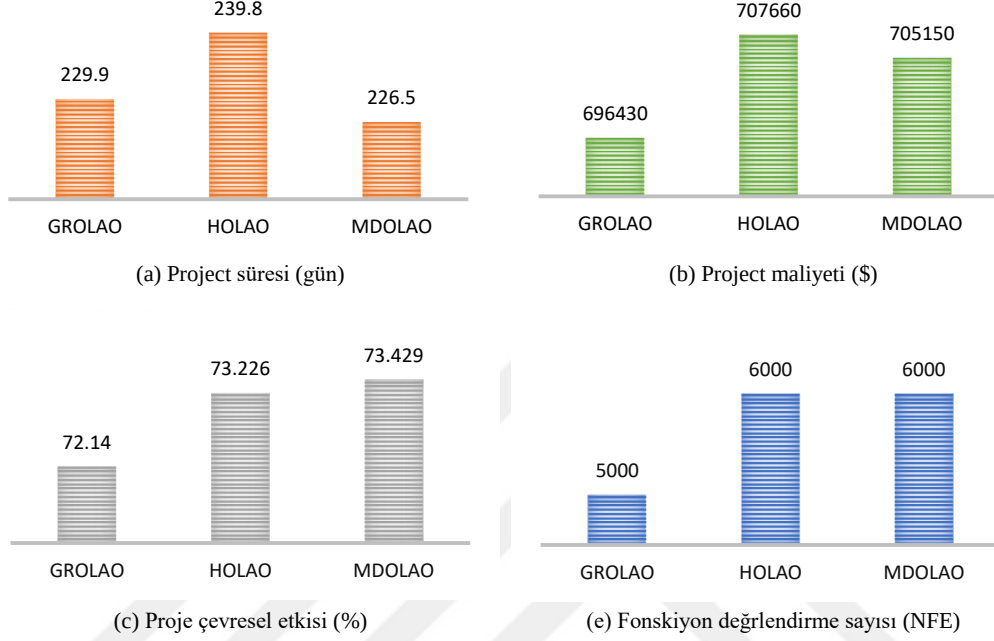
Şekil 53. 25 aktiviteli projeye ait Pareto-optimal sonuçların grafiksel gösterimi

Ayrıca, Tablo 45 incelendiğinde, GROLAO algoritmasının daha düşük proje genel maliyeti sağladığı ve MDOLAO algoritmasının ise daha az proje tamamlanma süresi ve çevresel etkiyi Pareto-front çözümlerinde sağladığı görülmektedir.

Tablo 45. 25 aktiviteli proje için AO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları

Çöz.	Bu çalışma								
	GROLAO			HOLAO			MDOLAO		
	PCT	PCC	PEI	PCT	PCC	PEI	PCT	PCC	PEI
1	257	673400	70.07	257	673400	70.07	257	673400	70.07
2	221	715400	73.78	216	759600	78.87	218	722400	75.46
3	223	711400	72.76	219	749600	77.50	219	720400	75.13
4	227	704400	71.46	221	716400	73.78	223	702400	75.05
5	226	696900	73.68	220	716400	75.11	222	716400	73.29
6	232	688500	70.81	224	712400	71.94	220	717400	74.11
7	228	692600	72.66	226	697600	73.68	218	722400	75.46
8	229	692400	71.84	332	688500	70.80	229	691400	72.22
9	231	688900	70.82	233	686900	70.36	226	698400	73.21
10	225	700400	73.54	250	675800	70.15	233	686900	70.36
Ort	229.9	696430	72.14	239.8	707660	73.22	226.5	705150	73.42
NOP	100			100			100		
NOI	50			60			60		
NFE	5050			6000			6000		

Şekil 54'te bu çalışmada geliştirilen OBL tabanlı AO algoritmaları kullanılarak elde edilen Pareto-optimal sonuçların ortalama değerleri ve hesaplama çabalarını gösterilmektedir.



Şekil 54. 25 aktiviteli proje için AO biçimleri kullanılarak elde edilen Pareto-optimal sonuçlarının grafiksel gösterimi

Yukarıda değinildiği gibi, Şekil 54'te verilen grafik gösterim incelendiğinde, GROLAO modelin daha optimal maliyet ve çevresel etki değerleri sağladığı, aynı zamanda proje tamamlanma süresini optimum olduğu görülmektedir.

3.4.2. 29 Aktiviteli Proje

Vaka çalışması ilk olarak Huynh vd. (2020) tarafından TCQET problemi formatında analiz edilmiştir. Ancak, bu tez çalışmasında, zaman-maliyet-çevresel etki amaçları dikkate alınarak yeniden çözülmüş ve bu amaçlara uygun olarak Pareto-optimal çözümler sunulmuştur. İlgili projenin orijinal halinden farklı olarak burada sadece TCET problemi olarak ele alınmasındaki amaç, mevcut literatürdeki örnek problemlerin çeşitliliğini artırmaktır. İlgili projeye dair bilgiler Tablo 46'da verilmektedir.

Tablo 46. 29 aktiviteli proje için alternatif aktivite zaman-maliyet-çevresel etki seçenekleri (IRC= 0)

Aktivite	Öncüller		Seçenek 1			Seçenek 2			Seçenek 3		
			T	C	EI	T	C	EI	T	C	EI
1	-	-	5	2030	175.43	4	2300	172.73			
2	1(FS-3)		8	1020	106.28	7	1280	93.2	6	1510	86.11
3	1(FS+0)	2(FS+0)	8	1700	236.25	7	1850	229.24	6	2090	200.88
4	3(FS+0)		4	590	197.92	3	730	193.97			
5	4(SS+1)		2	90	140.53						
6	1(FS+0)		4	910	117.33	3	1100	115.89			
7	2(FS+0)	6(FS-1)	2	250	112.08						
8	3(FS+0)	7(FS+0)	7	1490	175.52	6	1650	160.49	5	1830	144.46
9	4(FS+0)	8(FS+0)	4	520	132.87	3	750	119.33			
10	5(FS+0)	9(FF+1)	2	90	87.32						
11	5(FS+0)	10(FS+0)	1	50	92.24						
12	11(FS+0)		8	3260	129.99	7	3580	129.61	6	3710	105.67
13	12(SS+2)		5	1140	244.36	4	1400	239.02	3	1720	199.47
14	13(SS+2)		4	300	85.87	3	450	76.27			
15	12(FS-4)	14(FS-2)	8	1020	131.34	6	1300	129.81	5	1430	99.65
16	15(FS-6)		9	790	162.27	8	900	178.99	6	1180	147.82
17	15(SS+4)		13	3340	166.84	12	3750	159.92	11	4060	120.91
18	15(FS+4)		9	470	196.37	8	650	179.28	7	830	172.83
19	15(FS+0)		6	460	201.71	5	600	190.75	4	810	153.89
20	17(SS+3)		6	1280	112.05	5	1430	94.8			
21	20(SS+2)		14	1090	218.89	12	1320	204.64	10	1560	167.94
22	21(SS+2)		14	900	180.82	11	1140	178.3	9	1400	172.48
23	22(FS-9)		14	2220	200.77	12	2510	192.33	11	2690	183.89

Tablo 46'nın devamı

Aktivite	Öncüller		Seçenek 1			Seçenek 2			Seçenek 3		
			T	C	EI	T	C	EI	T	C	EI
24	23(SS+6)		3	230	196.33						
25	23(FS-4)		6	1590	106.57	5	1790	95.07	4	1990	59.81
26	25(SS+4)		10	2630	93.86	9	2930	82.05	8	3240	49.94
27	26(FS+0)		8	2060	174.75	7	2450	162.6	6	2660	125.81
28	27(FS-3)		10	320	164.01	9	440	153.11	8	610	129.57
29	28(FS+0)		1	50	193.07						

Çalışmada geliştirilen TLBO biçimleri kullanılarak gerçekleştirilen çözüm süreci 10 kez tekrarlanmış ve optimizasyon süreçleri sonunda elde edilen en iyi 10 baskın olmayan çözümler Tablo 47’de sunulmuştur.

Tablo 47. 29 aktiviteli proje için TLBO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları

Bu çalışma								
GROTLBO			HOLTLBO			MDOTLBO		
PCT	PCC	PEI	PCT	PCC	PEI	PCT	PCC	PEI
70	37650	4247.93	70	35350	4345.40	71	36280	4201.80
66	39070	4064.22	85	32000	4550.35	76	34300	4452.74
85	31890	4533.63	75	35410	4421.15	66	39520	4022.49
84	32150	4540.75	72	37000	4238.91	69	39130	4017.22
65	40430	3929.23	69	37740	4164.26	65	40430	3947.38
65	39020	4081.36	67	37550	4228.31	67	40580	3921.51
68	37630	4195.70	77	35980	4333.33	75	35820	4412.31
69	38050	4183.52	70	38720	4119.44	79	33890	4468.22
72	37000	4238.91	74	37680	4138.30	80	33450	4489.06
67	39330	4056.72	71	37390	4273.56	81	33690	4457.16
71.1	37222	4207.19	73	36482	4281.30	72.9	36709	4238.98
NOP	60		70			70		
NOI	50		50			50		
NFE	6050		7000			7000		

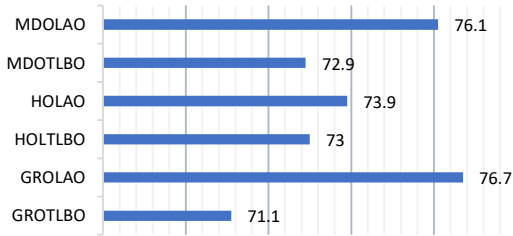
Tablo 48’de verilen sonuçlar incelendiğinde kullanılan algoritmaların karar vericiler için farklı alternatif Pareto-front çözümlerin öncelikli seçiminde yardımcı olabileceği ifade edilebilir. Örneğin, projenin tamamlanma süresi ve çevresel etki yönleri öncelikli ise GROTLBO kullanılarak elde edilen çözümler, proje maliyeti birincil öncelik olduğunda ise HOLTLBO kullanılarak elde edilen çözümler makul seçenekler olarak değerlendirilebilir.

Ayrıca, MDOLAO, HOLAO ve GROLAO algoritmaları kullanılarak elde edilen Pareto-front çözümleri Tablo 48’de sunulmaktadır. Verilen sonuçlara göre, GROLAO en düşük CO₂ emisyonlarına, MDOLAO daha düşük proje maliyetlerine ve HOLAO ise daha kısa bir proje süresine sahip çözüm seçeneklerini elde etmektedir.

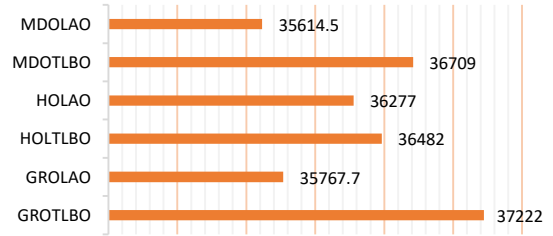
Tablo 48. 29 aktiviteli proje için AO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları

Bu çalışma								
GROLAO			HOLALO			MDOLAO		
PCT	PCC	PEI	PCT	PCC	PEI	PCT	PCC	PEI
70	35350	4345.4	71	36970	4292.9	83	35100	4393.7
71	36280	4201.8	72	36590	4226.8	81	35130	4311.8
84	32015	4522.8	73	37850	4150.8	79	34760	4365.3
85	31890	4533.7	74	36770	4171.9	84	32015	4522.8
88	34730	4408.3	75	35820	4412.3	77	35310	4401.6
86	34730	3946.9	66	39070	4064.2	79	34760	4365.3
68	38281	4097.6	78	36900	4215.7	68	37630	4195.7
82	35280	4376.2	80	33450	4489.0	69	37480	4207.1
65	40840	3915.7	81	33690	4457.1	70	37650	4247.9
68	38281	4097.6	69	35660	4313.3	71	36310	4328.8
76.7	35767	4244.6	73.9	36277	4279	76.1	35614	4334
NOP	60		70		70		70	
NOI	100		100		100		100	
NFE	6050		7000		7000		7000	

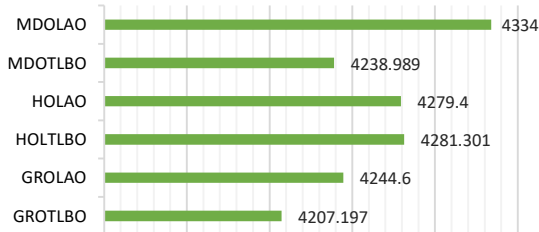
Şekil 55 geliştirilen modeller kullanılarak elde edilen Pareto-optimal sonuçların ortalaması ve fonksiyon değerlendirme sayısını göstermektedir. Bu gösterimlerde, GROTLBO diğer TLBO ve AO algoritmalarına kıyasla daha az arama çabasıyla optimum maliyet ve çevresel sonuçları elde ettiği görülmüştür.



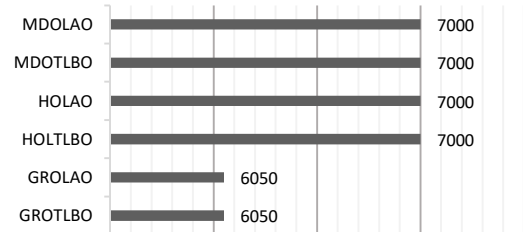
(a) Proje süresi (gün)



(b) Proje maliyeti (\$)



(c) Proje çevresel etkisi (kg)



(d) Fonksiyon değerlendirme sayısı (NFE)

Şekil 55. 29 aktiviteli proje için NFE ile Pareto-optimal sonuçların grafiksel gösterimi

3.4.3. 69 Aktiviteli Proje

Bu proje genelleştirilmiş ilişkilere sahip 69 aktiviteden oluşan orta ölçekli bir yapım işi projesidir. Tablo 49 proje aktiviteleri arasındaki ilişkileri ve aktiverler için tanımlanan her bir uygulama seçeneği için süre, maliyet ve çevresel etki verilerini sunmaktadır. İlgili tabloda proje süresi (T) gün olarak, proje maliyeti (C) \$ ve proje çevresel etkisi ise kg olarak verilmektedir. Tablo 49'da NOP popülasyon sayısını, NOI iterasyon sayısını, NFE ise fonksiyon değerlendirmesini sayısını ifade etmektedir. GROTLBO arama alanında daha az sayıda fonksiyon değerlendirmesi gerçekleştirmiştir. Bu çalışmada sunulan yenilikçi çok amaçlı optimizasyon modelleri hesaplama verimliliği, karşılaştırılan modellerden daha iyi olmakla kalmamış, aynı zamanda uygulanan problem için yüksek kaliteli Pareto-front çözümler de üretmiştir. Tablo 50'de sunulan sonuçlar problem için gerçekleştirilen 10 ardışık koşum sonuçlarına yeniden NDS yaklaşımının uygulanmasıyla belirlenen ilk on adet Pareto-front çözümleri içermektedir.

Tablo 49. Genelleştirilmiş ilişkilere sahip 69 aktiviteli projenin TCET problemine ait veriler

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1			Seçenek 2			Seçenek 3		
		T	C	EI	T	C	EI	T	C	EI
1	-	1	96	127.52	-	-	-	-	-	-
2	1	7	3022	125.91	-	-	-	-	-	-
3	1	7	3140	130.84	6	3187	122.93	5	3266	84.77
4	1	7	3316	114.07	6	3366	98.62	5	3449	89.3
5	2FS+3	10	450	171.3	-	-	-	-	-	-
6	5	3	564	144.11	2	578	118.95	-	-	-
7	6	7	731	169.38	6	749	164.53	5	768	157.67
8	44FS+30	7	731	110.66	-	-	-	-	-	-
9	46SS-15	10	401	167.91	8	411	164.4	7	421	162.32
10	44FS+45	8	401	101.73	7	411	80.6	6	421	79.08
11	34	80	800	160.78	73	820	158.16	72	840	149.04
12	44FS+30	14	800	151.62	-	-	-	-	-	-
13	1	9	149	101.69	8	153	75.07	7	156	35.35
14	13	3	800	177.72	2	820	152.64	-	-	-
15	14	4	37	156.75	3	38	150.22	2	39	147.55
16	15	7	11	124.53	6	11	111.41	5	12	85.43
17	16FS-2	7	1017	156.85	6	1042	130.64	5	1068	97.37
18	17FS-3	7	58	159.34	6	59	129.8	5	61	100.8
19	18FF+1	3	585	178.32	2	600	157.62	-	-	-
20	19	2	19	168.88	-	-	-	-	-	-
21	20	3	50	106.84	-	-	-	-	-	-
22	26	2	290	126.85	1	297	116.95	-	-	-
23	22	3	403	156.92	-	-	-	-	-	-
24	22	3	130	167.54	2	133	154.6	-	-	-

Tablo 49'un devamı

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1			Seçenek 2			Seçenek 3		
		T	C	EI	T	C	EI	T	C	EI
25	24	1	327	114.26	-	-	-	-	-	-
26	14	36	1809	143.81	32	1863	136.22	30	1927	106.62
27	26FS+7	39	2010	175.73	35	2070	174.96	33	2141	163.12
28	26	33	1802	149.08	29	1856	143.25	27	1919	122.02
29	27	28	926	121.08	24	954	105.76	22	986	88.61
30	25,28	35	3087	170.14	33	3195	149.59	31	3303	112.81
31	27	35	3087	168.53	33	3195	154.63	31	3303	119.83
32	30	10	2657	157.67	8	2750	153.86	7	2843	128.4
33	31	10	2657	156.73	8	2750	137.93	7	2843	111.15
34	32	10	2657	115.07	8	2750	114.23	7	2843	91.62
35	33	10	2657	171.61	8	2750	146.81	7	2843	131.01
36	34	10	2657	135.72	8	2750	127.96	7	2843	88.15
37	35	10	2657	100.25	8	2750	78.78	7	2843	52.08
38	36	10	2657	165.21	8	2750	138.68	7	2843	108.36
39	37	10	2657	115.47	8	2750	112.8	7	2843	105.8
40	38	10	2657	168.19	8	2750	148.34	7	2843	139.71
41	39	10	2657	151.28	8	2750	137.29	7	2843	105.16
42	40	10	2657	141.71	8	2750	128.88	7	2843	91.95
43	41	10	2657	123.26	9	2750	109.41	8	2843	77.71
44	43FS-5	10	2608	174.54	8	2699	161.11	7	2791	148.17
45	44FS+5	70	200	107.55	67	205	81.37	65	210	47.29
46	37FF	14	395	116.18	11	405	90.91	10	415	70.71

Tablo 49'un devamı

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1			Seçenek 2			Seçenek 3		
		T	C	EI	T	C	EI	T	C	EI
47	46FS+10	10	549	156.13	8	563	138.38	7	576	100.28
48	37	153	7663	150.07	146	7855	135.37	143	8046	118.33
49	39	139	7932	108.34	133	8130	80.95	129	8329	46.49
50	41	132	8206	119.58	129	8411	106.31	123	8616	80.6
51	43	125	8206	174.07	119	8411	161.86	117	8616	153.7
52	44	118	8206	138.01	111	8411	110.56	108	8616	74.45
53	52SS+7	111	8206	163.64	105	8411	142.12	101	8616	120.49
54	53SS+7	91	2129	175.23	86	2182	167.44	84	2235	135.25
55	54	60	9779	131.1	-	-	-	-	-	-
56	59SS	30	10779	141.7	27	10941	135.91	25	11210	101.72
57	56SS+15	20	4779	134.94	17	4851	120.48	15	4970	106.75
58	57	20	1779	124.73	18	1823	99.57	15	1868	59.69
59	8,12	57	200	161.49	-	-	-	-	-	-
60	46FS+30	64	467	158.15	63	483	142.33	60	500	123.37
61	60	30	1817	104.69	28	1862	88.49	26	1908	78.93
62	30	50	16107	152.2	46	16349	141.29	44	16751	130.55
63	62FS-10	80	2883	147.56	75	2955	142.63	73	3027	108.98
64	63SS	50	1375	147.8	-	-	-	-	-	-
65	63SS	60	713	127.43	56	731	109.49	54	749	76.53
66	65SS	100	11595	167.91	96	11769	141.64	94	12059	112.4
67	65FS-10	50	912	117.83	46	935	100.15	44	958	99.84
68	64SS	60	572	144.44	56	586	129.46	54	601	118.17
69	68SS+15	60	1275	116.84	55	1307	105.12	54	1339	93.3

İncelenen vaka çalışmasına ait TCET probleminin GROTLBO, HOTLBO ve MDOTLBO algoritmaları kullanılarak ulaşılan Pareto-optimal sonuçların ortalamaları Tablo 50’de verilmektedir. Verilen sonuçlar incelendiğinde, GROTLBO daha az arama ile neredeyse eşdeğer proje genel maliyetini korurken en düşük proje süresi ve CO₂ emisyonu Pareto-front çözümlerinde sağladığı görülmektedir.

Tablo 50. 69 aktiviteli proje için TLBO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları

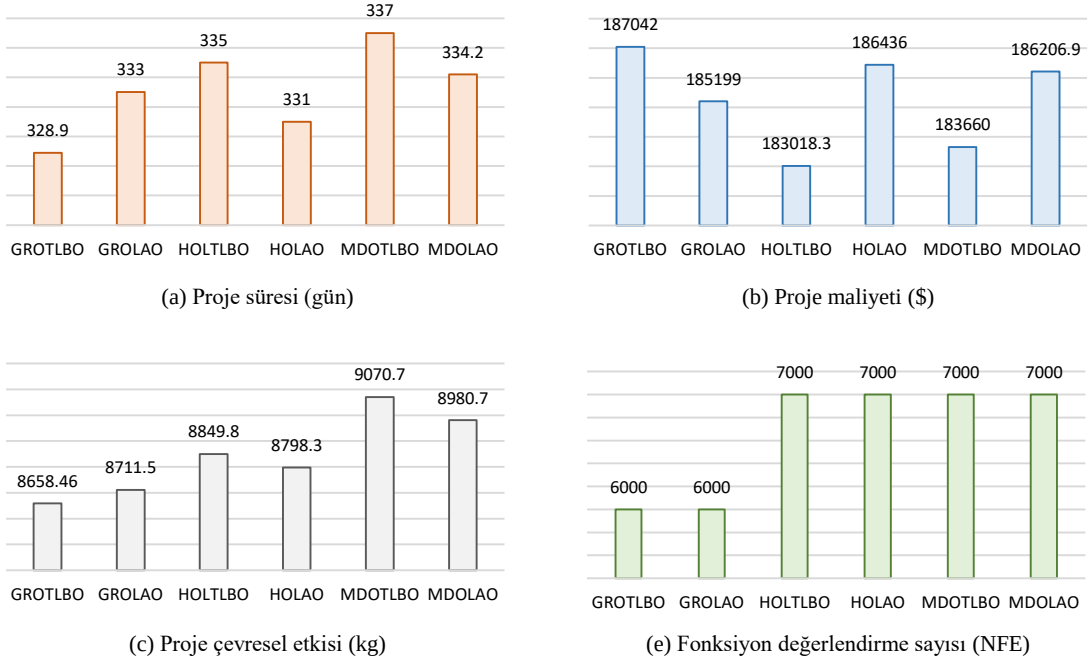
Bu çalışma								
GROTLBO			HOTLBO			MDOTLBO		
PCT	PCC	PEI	PCT	PCC	PEI	PCT	PCC	PEI
360	182265	9851.8	314	184293	8701.7	314	184329	8901.8
316	188968	8225.5	342	182512	9094.7	342	184353	9183.2
317	189018	8250.7	360	182265	8824.7	359	182322	9742.8
314	190482	7914.7	351	182372	8706.3	326	184205	9113.9
319	187819	8423.9	335	182811	8939.8	335	184721	9046.6
360	182265	9678.9	336	182738	9048.7	333	184276	9211.2
360	182337	9807.1	328	183349	8752.1	331	183011	8599.1
314	189674	7994.3	339	182844	8857.7	345	183913	9264.1
314	190113	8156.7	326	183552	8709.5	358	182272	8695.5
315.	187478	8280.9	322	183447	8863.3	327	183199	8949.1
328.9	187042	8658.5	335	183018	8849.8	337	183660	9070.7
NOP	50		50			50		
NOI	60		70			70		
NFE	6050		7070			7070		

Ayrıca, Tablo 51’de yapım işi projesini zaman ve maliyeti yanı sıra çevresel etkisi dikkate alınarak AO biçimleriyle elde edilen alternatif Pareto-front çözümler (yapım planları) sunulmaktadır. Örneğin, yapım işi projesinin maliyeti ve çevresel etkisinin en aza indirilmesi öncelikli olduğu senaryolarda GROLBO tercih edilebilir bir seçenektir. Proje tamamlanma süresi bir kriter olarak önceliklendirildiğinde, HOLBO daha iyi bir seçenek olarak öne çıkmaktadır. İlgili tablodaki sunulan veriler, farklı amaçlar arasındaki dengelemelerin dikkatlice analiz edilmesiyle karar vericilerin kaynak kullanımındaki değişikliklerin ilgili yapım işi projelerinin performansını nasıl etkileyebileceğini hızla değerlendirebileceklerini ortaya koymaktadır.

Tablo 51. 69 aktiviteli proje için AO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları

Bu çalışma								
GROLAO			HOLAO			MDOLAO		
PCT	PCC	PEI	PCT	PCC	PEI	PCT	PCC	PEI
314	190803	7852	315	189472	9851.8	360	182353	9831.7
316	189003	8203.9	360	182265	8177.6	316	188562	8402.7
353	182325	8754.9	316	189003	8203.9	325	188506	8701.8
321	183787	8736.1	319	187767	8515.5	341	185369	9096.6
352	182857	9587.9	320	187398	8680.8	342	185194	9118.5
334	183071	9053.8	323	187383	8573.5	360	182265	9851.8
345	183913	9264.1	332	186529	8559.4	328	188203	8442.0
318	188120	8308.7	346	183521	9491.9	337	184628	9357.0
358	182272	8695.5	327	186495	8722.6	318	188194	8647.4
323	185841	8657.8	348	184525	9206.2	315	188795	8358.0
333	185199	8711.5	331	186435	8798.3	334	186207	8980.7
NOP	100		100		100		100	
NOI	60		70		70		70	
NFE	6050		7000		7000		7000	

Şekil 56 normalize edilmiş Pareto-optimal çözümlerin grafiksel gösterimi ile hesaplama çabasını göstermektedir. Bu grafiksel gösterimler, karar vericilere farklı Pareto-front alternatifler (yapım planları) sunarak karar verme sürecini kolaylaştırmaktadır.



Şekil 56. 69 aktiviteli proje için önerilen modellerin kullanımıyla elde edilen sonuçların grafiksel gösterimi

3.4.4. 290 Aktiviteli Proje

29 aktiviteli yapım işi projesi dokuz kez tekrarlanarak 290 aktiviteli bir yapım işi projesinin zaman-maliyet-çevresel etki ödünleşim problemi elde edilmiştir (Tablo 52). Tablo 52'de proje süresi (T) gün, proje maliyeti (C) \$ ve çevresel etki kg olarak verilmektedir. Teknik literatürde sunulan algoritmanın performansını büyük ölçekli problemlerin çözümünde de denemek için incelenen proje tekrarlanarak çözüm uzayı genişletilebilmektedir. Bu çalışmada da aynı maksatla çoğaltma yapılmıştır. Böylelikle mevcut literatüre daha önce bu büyüklükte incelenmemiş bir problemin incelenmesi imkânı sağlanılmıştır. Bu nedenle, bu çalışmada sunulan modellerin incelenen probleme ilişkin performans karşılaştırmaları kendi aralarında gerçekleştirilmektedir.

Tablo 52. 290 aktiviteli projenin TCET problemine ait veriler

Aktivite	Öncüller	Seenek 1			Seenek 2			Seenek 3		
		T	C	EI	T	C	EI	T	C	EI
1	-	5	2030	175.43	4	2300	172.73			
2	1(FS-3)	8	1020	106.28	7	1280	93.2	6	1510	86.11
3	1(FS+0), 2(FS+0)	8	1700	236.25	7	1850	229.24	6	2090	200.88
4	3(FS+0)	4	590	197.92	3	730	193.97			
5	4(SS+1)	2	90	140.53						
6	1(FS+0)	4	910	117.33	3	1100	115.89			
7	2(FS+0), 6(FS-1)	2	250	112.08						
8	3(FS+0), 7(FS+0)	7	1490	175.52	6	1650	160.49	5	1830	144.46
9	4(FS+0), 8(FS+0)	4	520	132.87	3	750	119.33			
10	5(FS+0), 9(FF+1)	2	90	87.32						
11	5(FS+0), 10(FS+0)	1	50	92.24						
12	11(FS+0)	8	3260	129.99	7	3580	129.61	6	3710	105.67
13	12(SS+2)	5	1140	244.36	4	1400	239.02	3	1720	199.47
14	13(SS+2)	4	300	85.87	3	450	76.27			
15	12(FS-4), 14(FS-2)	8	1020	131.34	6	1300	129.81	5	1430	99.65
16	15(FS-6)	9	790	162.27	8	900	178.99	6	1180	147.82
17	15(SS+4)	13	3340	166.84	12	3750	159.92	11	4060	120.91
18	15(FS+4)	9	470	196.37	8	650	179.28	7	830	172.83
19	15(FS+0)	6	460	201.71	5	600	190.75	4	810	153.89
20	17(SS+3)	6	1280	112.05	5	1430	94.8			
21	20(SS+2)	14	1090	218.89	12	1320	204.64	10	1560	167.94
22	21(SS+2)	14	900	180.82	11	1140	178.3	9	1400	172.48
23	22(FS-9)	14	2220	200.77	12	2510	192.33	11	2690	183.89
24	23(SS+6)	3	230	196.33						

Tablo 52'nin devamı

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1			Seçenek 2			Seçenek 3		
		T	C	EI	T	C	EI	T	C	EI
25	23(FS-4)	6	1590	106.57	5	1790	95.07	4	1990	59.81
26	25(SS+4)	10	2630	93.86	9	2930	82.05	8	3240	49.94
27	26(FS+0)	8	2060	174.75	7	2450	162.6	6	2660	125.81
28	27(FS-3)	10	320	164.01	9	440	153.11	8	610	129.57
29	28(FS+0)	1	50	193.07						
30	29(FS+0)	5	2030	175.43	4	2300	172.73			
31	30(FS-3)	8	1020	106.28	7	1280	93.2	6	1510	86.11
32	30(FS+0), 31(FS+0)	8	1700	236.25	7	1850	229.24	6	2090	200.88
33	32(FS+0)	4	590	197.92	3	730	193.97			
34	33(SS+1)	2	90	140.53						
35	30(FS+0)	4	910	117.33	3	1100	115.89			
36	31(FS+0), 35(FS-1)	2	250	112.08						
37	32(FS+0), 36(FS+0)	7	1490	175.52	6	1650	160.49	5	1830	144.46
38	35(FS+0), 37(FS+0)	4	520	132.87	3	750	119.33			
39	35(FS+0), 38(FS+1)	2	90	87.32						
40	34(FS+0), 39(FS+0)	1	50	92.24						
41	40(FS+0)	8	3260	129.99	7	3580	129.61	6	3710	105.67
42	41(SS+2)	5	1140	244.36	4	1400	239.02	3	1720	199.47
43	42(SS+2)	4	300	85.87	3	450	76.27			
44	41(FS-4), 43(FS-2)	8	1020	131.34	6	1300	129.81	5	1430	99.65
45	44(FS-6)	9	790	162.27	8	900	178.99	6	1180	147.82
46	44(SS+4)	13	3340	166.84	12	3750	159.92	11	4060	120.91
47	44(FS+4)	9	470	19637	8	650	179.28	7	830	172.83

Tablo 52'nin devamı

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1			Seçenek 2			Seçenek 3		
		T	C	EI	T	C	EI	T	C	EI
48	44(FS+0)	6	460	201.71	5	600	190.75	4	810	153.89
49	46(SS+3)	6	1280	112.05	5	1430	94.8			
50	49(SS+2)	14	1090	218.89	12	1320	204.64	10	1560	167.94
51	50(SS+2)	14	900	180.82	11	1140	178.3	9	1400	172.48
52	51(FS-9)	14	2220	200.77	12	2510	192.33	11	2690	183.89
53	52(SS+6)	3	230	196.33						
54	52(FS-4)	6	1590	106.57	5	1790	95.07	4	1990	59.81
55	54(SS+4)	10	2630	93.86	9	2930	82.05	8	3240	49.94
56	55(FS+0)	8	2060	174.75	7	2450	162.6	6	2660	125.81
57	56(FS-3)	10	320	164.01	9	440	153.11	8	610	129.57
58	57(FS+0)	1	50	193.07						
59	58(FS+0)	5	2030	175.43	4	2300	172.73	6		
60	59(FS-3)	8	1020	106.28	7	1280	93.2	6	1510	86.11
61	59(FS+0), 60(FS+0)	8	1700	236.25	7	1850	229.24		2090	200.88
62	61(FS+0)	4	590	197.92	3	730	193.97			
63	62(SS+1)	2	90	140.53						
64	59(FS+0)	4	910	117.33	3	1100	115.89			
65	60(FS+0), 64(FS-1)	2	250	112.08				5		
66	61(FS+0), 65(FS+0)	7	1490	175.52	6	1650	160.49		1830	144.46
67	62(FS+0), 66(FS+0)	4	520	132.87	3	750	119.33			
68	63(FS+0), 67(FS+1)	2	90	87.32						
69	63(FS+0), 68(FS+0)	1	50	92.24				6		
70	69(FS+0)	8	3260	129.99	7	3580	129.61	3	3710	105.67

Tablo 52'nin devamı

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1			Seçenek 2			Seçenek 3		
		T	C	EI	T	C	EI	T	C	EI
71	69(SS+2)	5	1140	244.36	4	1400	239.02		1720	199.47
72	70(SS+2)	4	300	85.87	3	450	76.27	5		
73	70(FS-4), 72(FS-2)	8	1020	131.34	6	1300	129.81	6	1430	99.65
74	73(FS-6)	9	790	162.27	8	900	178.99	11	1180	147.82
75	73(SS+4)	13	3340	166.84	12	3750	159.92	7	4060	120.91
76	73(FS+4)	9	470	196.37	8	650	179.28	4	830	172.83
77	73(FS+0)	6	460	201.71	5	600	190.75		810	153.89
78	75(SS+3)	6	1280	112.05	5	1430	94.8	10		
79	78(SS+2)	14	1090	218.89	12	1320	204.64	9	1560	167.94
80	79(SS+2)	14	900	180.82	11	1140	178.3	11	1400	172.48
81	79(FS-9)	14	2220	200.77	12	2510	192.33		2690	183.89
82	80(SS+6)	3	230	196.33				4		
83	81(FS-4)	6	1590	106.57	5	1790	95.07	8	1990	59.81
84	83(SS+4)	10	2630	93.86	9	2930	82.05	6	3240	49.94
85	84(FS+0)	8	2060	174.75	7	2450	162.6	8	2660	125.81
86	85(FS-3)	10	320	164.01	9	440	153.11	6	610	129.57
87	86(FS+0)	1	50	193.07						
.										.
289	288(FS-3)	10	320	164.01	9	440	153.11	8	610	129.57
290	289(FS+0)	1	50	193.07						

Yalın TLBO ve yalın AO algoritmaları kullanılarak ulaşılan en iyi sonuçları veren zaman, maliyet ve çevresel etki değerleri Tablo 53'te verilmektedir. Ayrıca, Tablo 54 ve 55'te sırası ile çalışmada sunulan TLBO ve AO algoritmalarının biçimleri kullanılarak gerçekleştirilen çözüm süreçleri sonunda ulaşılan zaman, maliyet ve çevresel etki değerleri verilmektedir.

Tablo 53'te sunulan sonuçlar dikkate alındığında, yalın TLBO algoritması yalın AO algoritmasına göre zaman ve çevresel etki açısından daha iyi sonuçlara ulaştığı görülmektedir. Yanlınız AO ise maliyet açısından daha iyi sonuç elde etmiştir.

Tablo 53. 290 aktiviteli proje için AO ve TLBO kullanılarak elde edilen analiz sonuçları

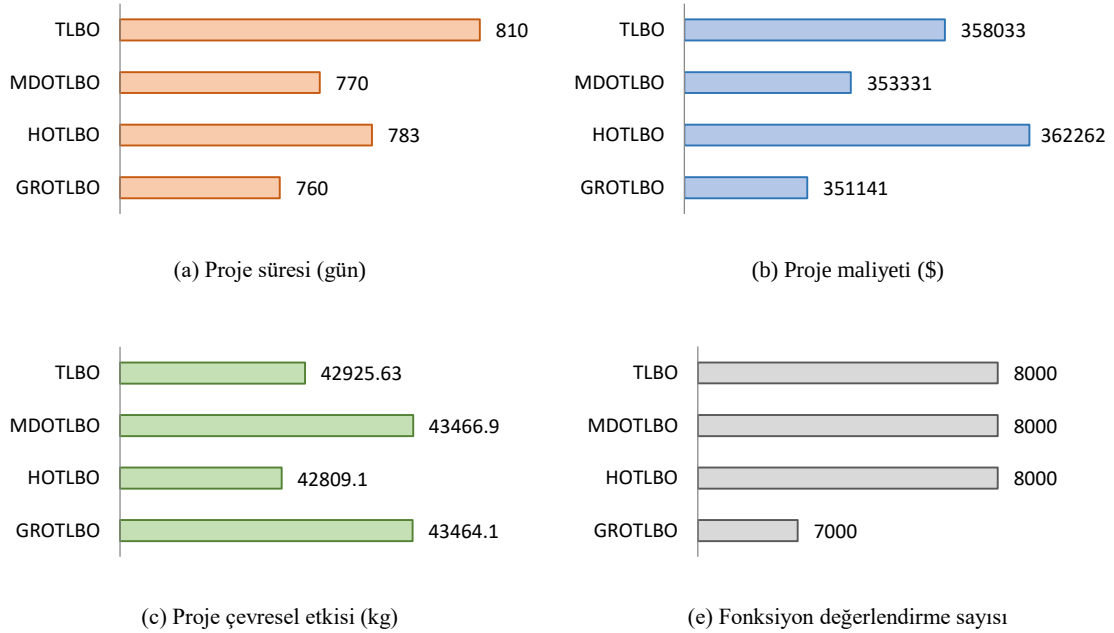
Çözüm sayısı	Bu çalışma					
	AO			TLBO		
	PCT	PCC	PEI	PCT	PCC	PEI
1	771	370790	41834.15	787	363530	42937.17
2	854	343000	44050.05	752	374630	41945.05
3	864	336620	44393.96	780	372630	41441.51
4	910	322500	45227.85	752	373920	41972.22
5	889	330060	44717.94	890	333280	44515.61
6	890	333280	44515.61	885	330670	44782.84
7	836	369100	42336.10	914	320930	45201.91
8	885	330670	44782.84	779	370860	42276.01
9	779	370860	42276.01	771	370790	41834.15
10	860	341030	43904.85	788	369090	42350.07
Ortalama	854	344791	43803.94	810	358033	42925.63
NOP	80			80		
NOI	100			50		
NFE	8000			8000		

Tablo 53 incelendiğinde, GROTLBO'nun bu çalışmadaki diğer algoritmalarla kıyasla daha iyi sonuçlara ulaştığı görülmektedir. Örneğin, GROTLBO, 760 gün olan en kısa proje tamamlanma süresini, buna bağlı olarak 351,143 dolarlık maliyeti ve 43464 kg'lık bir çevresel etkiyi elde etmiştir. Proje yöneticisi GROTLBO algoritmasını en düşük proje tamamlanma süresi ve genel maliyeti önceliklendirdiğinde tercih edilebilecektir. HOTLBO ise çevresel etki öncelikli olduğu durumda tercih edilebilecek bir seçenektir. GROTLBO tarafından elde edilen üstün çözümlerin arkasındaki temel neden, GROL'e entegre edilen altın oran faktörünün önemli etkisidir. Bu faktörün, arama-araştırma yeteneklerini önemli ölçüde artırdığı ve optimizasyon sürecinde hızlı yakınsama sağladığı gözlemlenmiştir.

Tablo 54. 290 aktiviteli proje için TLBO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları

Bu çalışma								
GROTLBO			HOTLBO			MDOTLBO		
PCT	PCC	PEI	PCT	PCC	PEI	PCT	PCC	PEI
831	322820	45174	836	321230	45264	831	322820	45174
833	324240	45094	698	378840	41694	772	347360	44130
842	318900	45336	717	372910	42102	754	355770	43857
836	321230	45264	778	367850	42586	736	359800	43232
715	369200	42566	810	358970	43076	729	365720	42764
716	369000	42405	817	358690	43004	760	349490	43809
717	366290	42615	787	363530	42937	705	375600	41755
719	368120	42425	788	369090	42350	772	366430	42468
721	370210	42319	779	370860	42276	804	369500	42234
673	381420	41443	821	360650	42802	837	320820	45246
760	351143	43464	783	362262	42809	770	353331	43467
NOP	70			80			80	
NOI	50			50			50	
NFE	7000			8000			8000	

Yalın TLBO ve biçimleri kullanılarak gerçekleştirilen optimizasyon süreçlerinin 10 kez tekrarlanması sonucunda ulaşılan Pareto-front çözümler Şekil 57’de gösterilmektedir. Bu gösterimler karar vericilerin ilgili yapım işi projesinin başlangıç aşamasında akıllıca karar almalarına olanak sağlayacaktır.



Şekil 57. 290 aktiviteli proje için elde edilen sonuçlara ait grafiksel gösterimler

Şekil 57’de sunulan veriler incelendiğinde, GROTLBO’nun daha az hesaplama çabasıyla Pareto-optimal çözümleri elde edebilme potansiyeline sahip olduğu görülmektedir.

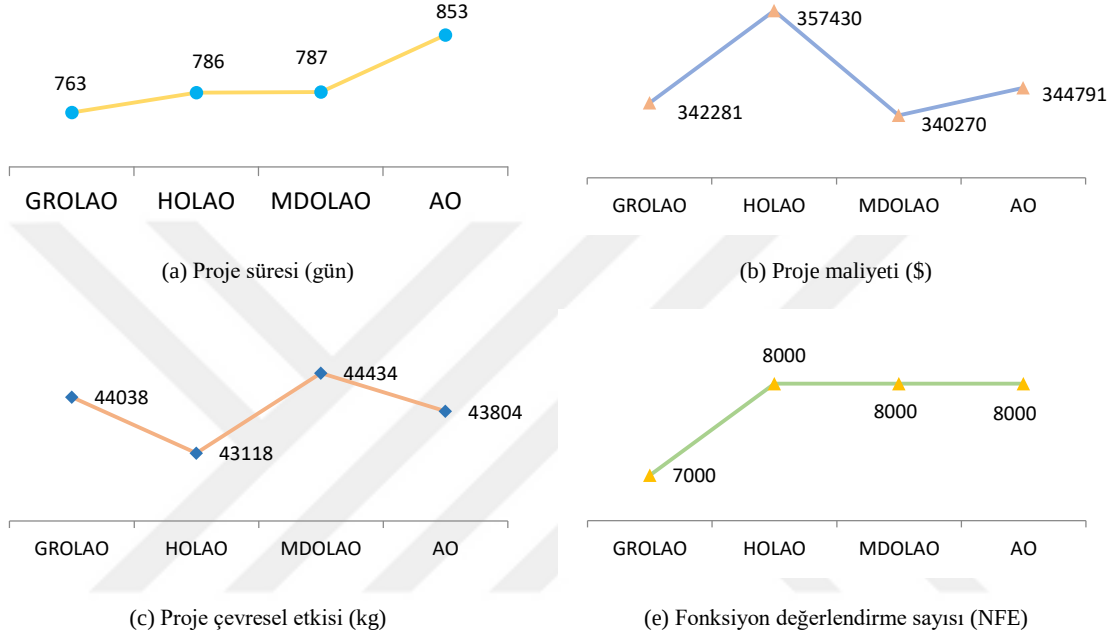
Ayrıca Tablo 55 incelendiğinde, GROLAO algoritmasının en kısa proje tamamlanma süresi sağladığı, MDOLAO algoritmasının daha düşük genel maliyeti elde ettiği ve HOLAO algoritmasının ise daha az çevresel etkiyi Pareto-front çözümlerinde sağladığı görülmektedir. Geliştirilen GROL stratejisinin optimal çözüme yakınsama olasılıklarını artırırken, arama alanının çeşitliliğini koruyarak algoritmanın yerel optimuma takılmasını önlemektedir. Bu durum, mevcut çalışmada kullanılan HOL ve MDOL stratejilerine kıyasla GROL’un esnekliğini ve üstünlüğünü açıkça doğrulamaktadır.

Tablo 55. 290 aktiviteli proje için AO biçimleri kullanılarak elde edilen analiz sonuçları

Bu çalışma								
GROLAO			HOLAO			MDOLAO		
PCT	PCC	PEI	PCT	PCC	PEI	PCT	PCC	PEI
836	322080	45181	833	324240	45094	836	321230	45264
730	359940	43282	705	382100	41245	741	360670	43503
842	318900	45336	718	371400	42219	757	350720	44144
831	322820	45175	783	370880	42181	759	351000	43837
719	367150	42768	784	370920	42476	743	356170	43683
833	324240	45094	822	328040	44848	770	346080	44116
700	377590	41747	824	356210	43281	771	347100	44315
682	381090	41658	821	360650	42802	839	320920	45245
833	324240	45094	810	358970	43076	827	324060	45184
626	324760	45052	763	350890	43960	826	324760	45052
763	342281	44038	786	357430	43118	787	340271	44434
NOP	70			80			80	
NOI	100			100			100	
NFE	7000			8000			8000	

Ek olarak, Şekil 58’de bu çalışmada geliştirilen yalın AO ve biçimleri kullanılarak elde edilen Pareto-optimal sonuçların ortalama değerleri ve fonksiyon değerlendirme sayısı gösterilmektedir. Şekil 58’de AO ve biçimleri kullanılmasıyla elde edilen zaman, maliyet ve çevresel etki amaçlarına ait ödünleşim değerleri gözlemlenebilmekte ve proje paydaşlarına karar verme sürecinde kolaylık sağlanılmaktadır. Örneğin, proje yöneticisi proje tamamlama süresini önceliklendirirse GROLAO algoritmasına ait çözümlerin,

maliyeti önceliklendirirse MDOLAO'a ait çözümlerin ve çevresel etki amaçlarını önceliklendirirse de HOLAO modelinin daha iyi bir seçenek olarak değerlendirebilecektir. Bu sonuçlar, projenin amaçları arasındaki ödünleşimi sağlayarak, farklı kaynak kullanımının proje performansı üzerindeki etkisini kolayca değerlendirebileceğimizi göstermektedir.



Şekil 58. 290 aktiviteli proje için yalın AO ve AO biçimleri kullanılarak elde edilen sonuçlara ait grafiksel gösterimler

Sonuç olarak, GROTLBO ve GROLAO algoritmaları büyük ölçekli TCET optimizasyonunu problemleri çözmede tatmin edici ve verimli bir algoritma olarak öne çıkmaktadır.

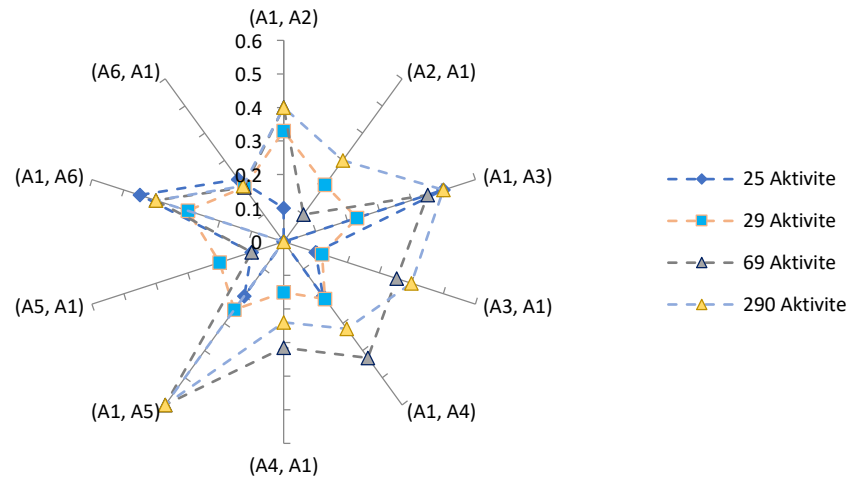
3.4.5. TCET Problemleri İçin Performans Ölçütleri

Çalışmada geliştirilen algoritmaların incelenen TCET problemlerinin çözümündeki performanslarının değerlendirilmesi amacı ile daha önce bahsedilen yedi performans ölçütü hesaplaması gerçekleştirilmiştir. Değerlendirmede bu yedi performans ölçütünün yanı sıra fonksiyon değerlendirme sayısı ve Pareto-optimal çözümlerin ortalaması da dikkate alınmaktadır. Yanı sıra, C-metrik performans ölçütü değerlendirmesinde yalnızca

önerilen algoritmalar arasında gerçekleştirilmiştir. Tablo 56 ve Şekil 59 kullanılan algoritmaların zaman-maliyet-kalite ödünleşim problemleri için C-metrik sonuçlarını karşılaştırmalı olarak göstermektedir. Bu karşılaştırma da A1, A2, A3, A4, A5 ve A6 sırasıyla GROTLBO, GROLAO, MDOTLBO, MDOLAO, HOLTLBO ve HOLAO algoritmalarını temsil etmektedir. Şekil 58'de 25 aktivite TCET projesi için GROTLBO algoritmasının GROLAO çözümlerinin %10'una, MDOTLBO çözümlerinin %50.0'sine, MDOLAO'nun %20,0'sine, HOLTLBO'nun %20,0'sine ve HOLAO çözümlerinin %45.0'ine baskın olduğu görülmektedir. Bir başka deyişle, 25 aktiviteli proje için GROTLBO tarafından sağlanan Pareto-front çözümleri, GROLAO, MDOTLBO, MDOLAO, HOLTLBO ve HOLAO algoritmaları kullanılarak üretilen Pareto-front çözümleri tarafından sırası ile %0,0, %10,0, %0,0, %10,0 ve %23,0 oranında domine edilmektedir. Benzer şekilde, 29 aktiviteli projede GROTLBO algoritması sırası ile GROLAO, MDOTLBO, MDOLAO, HOLTLBO, ve HOLAO algoritmaları %33.0, %23.0, %21.0, %25.0 ve %30.0 oranında domine etmektedir. 69 aktiviteli projede ise, GROLAO çözümlerinin %40.1'ine, MDOTLBO çözümlerinin %45.1'ine, MDOLAO'nun %42,7'sine, HOLTLBO'nun %60,0'ine ve HOLAO çözümlerinin %40.0'ına baskın olduğu görülmektedir. Son olarak 290 aktiviteli projesinde, GROTLBO algoritması sırası ile GROLAO, MDOLTLBO, MDOLAO, HOTLBO, ve HOLAO algoritmaları %40.0, %50.0, %32.0, %60.0 ve %40.0 oranında domine etmektedir. Dolayısıyla, bu gözlemler GROTLBO'nun tutarlı bir şekilde tatmin edici sonuçları üretebildiğini doğrulamaktadır. Bunun temel nedeni, GROL'un ilgili algoritmanın arama-araştırma yönlerini dengeleyerek optimizasyon sürecinde optimal çözümlere ulaşmada hızlı bir yakınsamaya yol açmasıdır.

Tablo 56. TCET problemi sayısal örnekleri için C-metrik sonuçları karşılaştırması

C-metrik	C (A1, A2)	C (A2, A1)	C (A1, A3)	C (A3, A1)	C (A1, A4)	C (A4, A1)	C (A1, A5)	C (A5, A1)	C (A1, A6)	C (A6, A1)
25 aktivite										
Ort.	0.100	0.000	0.500	0.100	0.200	0.000	0.200	0.100	0.450	0.230
29 aktivite										
Ort.	0.330	0.210	0.230	0.120	0.210	0.150	0.250	0.200	0.300	0.200
69 aktivite										
Ort.	0.401	0.101	0.451	0.354	0.427	0.315	0.600	0.100	0.400	0.200
290 aktivite										
Ort.	0.400	0.300	0.500	0.400	0.320	0.240	0.600	0.000	0.400	0.205



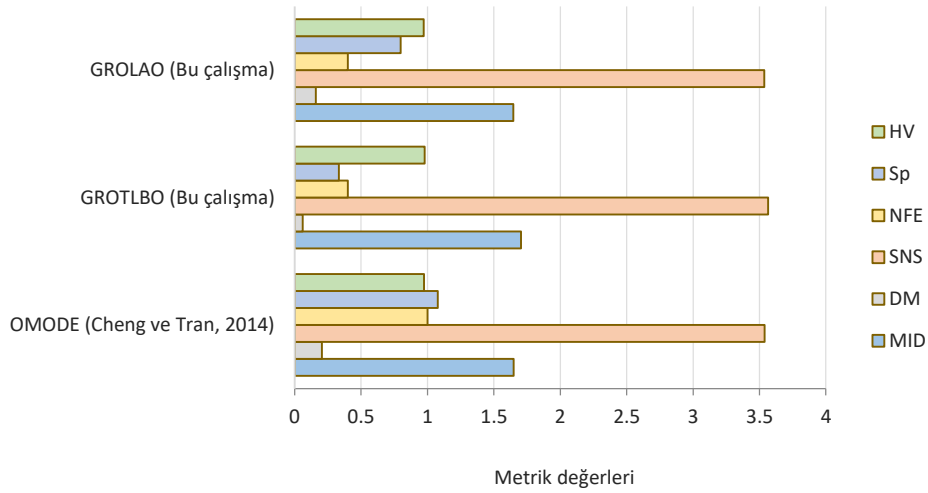
Şekil 59. TCET problemi sayısal örnekleri için C-metrik analizinin grafiksel gösterimi

Tablo 57 ve Şekil 60 ise 25 aktiviteli proje için OMODE, GROLAO ve GROTLBO algoritmalarının 10 bağımsız koşumu sonunda elde edilen Pareto-optimal setlerinin değerlendirilmesi sonucu bulunan 10 adetlik Pareto-optimal çözüm üzerinden hesaplanan performans ölçütlerinin değerlerini göstermektedir. GROTLBO %97.9'luk bir hiper hacim değeri elde etmişken, GROLAO ve OMODE sırasıyla %97.5 ve %97.1'lik hiper hacim değerine ulaşmaktadır. Ayrıca, ilgili projede GROTLBO modelinin Sp performans ölçüt değerinin 0.334 olarak elde edilmesi ve diğer algoritmalar için hesaplanan Sp değerlerinden küçük olması, GROTLBO'nun optimizasyon problemlerinin çözümünde diğer algoritmalarından daha iyi bir sonuçlar üretebildiğini işaret etmektedir. Bu bulgular, GROTLBO algoritmasının karşılaştırma algoritmalarına göre daha üstün sonuçlar verdiğini ortaya koymaktadır.

Tablo 57. 25 aktiviteli proje için önerilen modellerin OMODE ile performans karşılaştırması

Algoritmalar	NPFs	NFE	DM	SNS	MID	Sp	HV
OMODE, (Cheng ve Tran, 2014)	10	*1	0.206	3.538	1.649	1.079	0.975
GROTLBO (bu çalışma)	10	0.4	0.062	3.565	1.704	0.334	0.979
GROLAO (bu çalışma)	10	0.4	0.160	3.535	1.646	0.798	0.971

* Fonksiyon değerlendirme sayısı (NFE)'nin normalize edilmiş değerleri

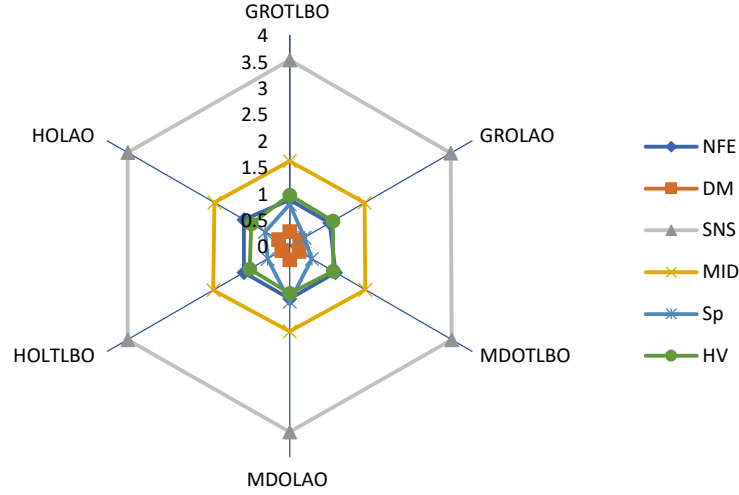


Şekil 60. 25 aktiviteli proje için önerilen modellerin OMODE ile performans karşılaştırmaları grafiksel gösterimi

Tablo 58 ve Şekil 61'de 290 aktiviteli proje için hesaplanan performans ölçüt değerleri ve bu değerlerin grafiksel gösterimi sunulmaktadır.

Tablo 58. 290 aktiviteli proje için önerilen modellerin performans karşılaştırması

Algoritmalar		NPFs	NFE	DM	SNS	MID	Sp	HV
GROTLBO	Bu çalışma	10	0.875	0.272	3.524	1.611	0.788	0.967
GROLAO		10	0.875	0.219	3.525	1.640	0.321	0.947
MDOTLBO		10	1	0.206	3.544	1.655	0.487	0.956
MDOLAO		10	1	0.260	3.520	1.617	1.055	0.897
HOTLBO		10	1	0.171	3.544	1.671	0.482	0.874
HOLAO		10	1	0.245	3.541	1.648	0.537	0.836



Şekil 61. 290 aktiviteli proje için önerilen modellerin performans karşılaştırmaları grafiksel gösterimi

Bu veri sunumu ve görsel gösterim dikkate alındığında, GROTLBO algoritmasının performansı HV açısından ve GROLAO algoritması ise Sp açısından önerilen modeller arasında 290 aktiviteli projeye ait TCET problemi çözümündeki üstünlüğünü açıkça göstermektedir.

3.4.6. TCET Problemleri İçin MCDM Analizi

Çok amaçlı optimizasyon problemlerinde uygulanan algoritmalarla elde edilen çözümler Pareto-front kümesi olarak sağlanılmaktadır. Karar vericiler, sağlanılmakta olan Pareto-optimal çözümler kümesinden en iyi çözümü seçmekte zorlanmaktadır. Bu nedenle, çok ölçütlü karar verme analizleri, karar vericilere farklı kriterlerin etkisini anlamalarına ve farklı çözüm seçeneklerini karşılaştırmalarına yardımcı olabilmektedir. Dolayısıyla, bu

çalışmada SAW yöntemi yanı sıra CDR mekanizması da kullanılarak ilk 4 sıradaki uzlaşık çözümler verilmektedir.

Tablo 59-62 sırası ile 25, 29, 69 ve 290 aktivite projelerin TCET problemi çözümünde elde edilen Pareto-front çözüm kümesine SAW ve CDR uygulanmasıyla elde edilen sıralamaları sunmaktadır. Tablo 59'a göre, karar vericiler ilgili proje için proje tamamlanma süresine öncelik verdiğinde, PF1 iyi bir seçenektir. PF3 çevresel etkiye ve PF4 ise maliyete öncelik verildiğinde daha iyi bir tercih olarak görülmektedir. Tablo 60 incelendiğinde, karar vericiler ilgili proje için proje tamamlanma süresi ve çevresel etkisine öncelik verildiğinde, PF1 iyi bir seçenek olacaktır. PF4 ise proje süresi ve maliyetine öncelik verildiğinde iyi bir tercih olarak görülmektedir.

Tablo 61 incelendiğinde, 69 aktivite projesi için karar vericiler proje tamamlanma süresi ve çevresel etkisine önem verdiğinde, PF1 iyi bir seçenek olacaktır. PF3 ise proje maliyetine öncelik verildiğinde iyi bir tercih olarak görülmektedir. Benzer şekilde, Tablo 62 incelendiğinde, karar vericiler ilgili proje için proje tamamlanma süresi ve çevresel etki öncelikli ise, PF1'i ve genel maliyet öncelikli ise de PF4'ü seçebileceklerdir. Bu analizler, karar verme sürecindeki kullanıcıların gerçek hayat senaryolarında en uygun alternatifi seçmelerine kolaylık sağlayacaktır.

Tablo 59. 25 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki uzlaşık çözümler

Önerilen GROTLBO Modeli				<i>Entropi ağırlıkları</i> $W_t=0.4761$ $W_c=0.0477$ $W_{EI}=0.4761$			Row toplamı (V)	SAW sıralaması	Kalabalık Uzaklık (CD)	CDR Sırası
P. Fs	PCT	PCC	PEI	K_1	K_2	K_3				
PF1	218	722,4	75.46	0.0458	0.4652	0.4740	0.9851	2	Inf (∞)	1
PF2	219	739,2	75.78	0.0460	0.4760	0.4760	0.9982	1	0.9236	2
PF3	220	717,4	74.11	0.0462	0.4620	0.4655	0.9738	4	0.9198	3
PF4	223	707,6	75.36	0.0469	0.4557	0.4734	0.9760	3	0.7198	4

Tablo 60. 29 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki uzlaşık çözümler

Önerilen GROTLBO Modeli				<i>Entropi ağırlıkları</i> $W_t=0.0031$ $W_c=0.9325$ $W_{EI}=0.0644$			Row toplamı (V)	SAW sıralaması	Kalabalık Uzaklık (CD)	CDR Sırası
P. Fs	PCT	PCC	PEI	K_1	K_2	K_3				
PF1	65	40430	3929.2	0.0023	0.932	0.055	0.990	1	Inf (∞)	1
PF2	67	39330	4056.7	0.0024	0.907	0.057	0.967	2	0.1206	2
PF3	66	39070	4064.2	0.0024	0.901	0.057	0.961	3	0.1072	3
PF4	65	39020	4081.3	0.0023	0.899	0.057	0.960	4	0.1049	4

Tablo 61. 69 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki uzlaşık çözümler

Önerilen GROTLBO Modeli				Entropi ağırlıkları $W_t=0.002$ $W_c=0.952$ $W_{EI}=0.046$			Row toplamı (V)	SAW sıralaması	Kalabalık Uzaklık (CD)	CDR Sırası
P. Fs	PCT	PCC	PEI	K_1	K_2	K_3				
PF1	314	182265	8701.7	0.0015	0.9454	0.0441	0.9940	1	$\text{Inf}(\infty)$	1
PF2	342	182512	9094.7	0.0015	0.9521	0.0441	0.9945	2	$\text{Inf}(\infty)$	2
PF3	360	182265	8824.7	0.0016	0.9467	0.0460	0.9919	4	1.0444	3
PF4	336	182738	9048.7	0.0016	0.9479	0.0458	0.9924	3	1.0293	4

Tablo 62. 290 aktiviteli proje için ilk dört sıradaki uzlaşık çözümler

Önerilen GROTLBO Modeli				Entropi ağırlıkları $W_t=0.002$ $W_c=0.952$ $W_{EI}=0.046$			Row toplamı (V)	SAW sıralaması	Kalabalık Uzaklık (CD)	CDR Sırası
P. Fs	PCT	PCC	PEI	K_1	K_2	K_3				
PF1	694	377890	41759	0.0031	0.9331	0.0594	0.9945	1	$\text{Inf}(\infty)$	1
PF2	703	373330	42293	0.0026	0.9271	0.0592	0.9888	2	0.7607	2
PF3	705	375600	41755	0.0027	0.9212	0.0602	0.9841	3	0.3571	3
PF4	804	369500	42234	0.0029	0.9117	0.0602	0.9748	4	0.2508	4

3.5. TCQET Problemi İçin Sayısal Örnekler

Geliştirilen TLBO ve AO modellerinin Pareto-front çözümleri elde etmedeki etkinliğini göstermek amacıyla teknik literatürden alınan küçük, orta ve büyük ölçekli optimizasyon problemleri Şekil 62'de gösterildiği gibi çözümlenmiştir.

Zaman-Maliyet-Kalite-Çevresel etki Ödünleşim (TCQET) Problemleri			
29 aktiviteli (Huynh vd. 2020)	33 aktiviteli (Son ve Khoi, 2023b)	69 aktiviteli (Huynh vd. 2020)	290 aktiviteli (Bu çalışma)

Şekil 62. İncelenen TCQET problemi için sayısal örnekler

Bu bölüm, geliştirilen algoritmaların doğrulama ve performansının değerlendirilmesini detaylandırır. Simülasyon problemleri, Son ve Khoi (2023b) tarafından çözümlenen 33 aktiviteli bir TCQET projesi yanı sıra, Huynh vd. (2020) tarafından ilk olarak sunulan 29 ve 69 aktiviteli TCQET projesini içermektedir. Son olarak, mevcut

literatürdeki ödünleşim problemlerinin ölçüm ve çeşitliğini artırmak adına 290 aktiviteli yapım işi projesi de çözümlenerek literatüre katkıda bulunmaktadır.

3.5.1. 29 Aktiviteli Proje

29 aktiviteli projenin TCQET problemi ilk kez Huynh vd. (2020) tarafından MOSGO algoritması kullanılarak çözümlenmiştir. Tablo 63'te ilgili vaka çalışmasına kaynak kullanımı alternatiflerini göstermektedir. Tablo 63'te proje süresi (T) gün cinsinden, proje toplam maliyeti (C) \$ cinsinden, kalite % ve çevresel etki (EI) ise kg olarak ifade edilmektedir. Geliştirilen modellerle yapılan sayısal deneylerden elde edilen sonuçlar Huynh vd. (2020) tarafından sunulan sonuçlarla karşılaştırılmıştır. İlgili karşılaştırma Pareto-optimal çözümlerin ortalaması, hesaplama çabası sayısı ve diğer performans değerlendirme endeksleri dikkate alınarak yapılmıştır. GROTLBO, ilgili ödünleşim problemin çözümünde daha az fonksiyon değerlendirme sayısı ile MOSGO algoritmasından nispeten daha iyi çözümlere ulaşmıştır.

Tablo 63. 29 aktiviteli proje için alternatif aktivite zaman-maliyet-kalite-çevresel etki seçenekleri (ICR= 0)

Akt.	Öncüller		Seçenek 1				Seçenek 2				Seçenek 3			
			T	C	Q	EI	T	C	Q	EI	T	C	Q	EI
1	-	-	5	2030	91.72	175.43	4	2300	97.39	172.73				
2	1(FS-3)		8	1020	91.75	106.28	7	1280	94.13	93.2	6	1510	85.87	86.11
3	1(FS+0)	2(FS+0)	8	1700	91.21	236.25	7	1850	98.01	229.24	6	2090	84.53	200.88
4	3(FS+0)		4	590	91.08	197.92	3	730	98.14	193.97				
5	4(SS+1)		2	90	92.41	140.53								
6	1(FS+0)		4	910	93.03	117.33	3	1100	94.43	115.89				
7	2(FS+0)	6(FS-1)	2	250	91.65	112.08								
8	3(FS+0)	7(FS+0)	7	1490	94.06	175.52	6	1650	96.69	160.49	5	1830	85.65	144.46
9	4(FS+0)	8(FS+0)	4	520	91.81	132.87	3	750	95.39	119.33				
10	5(FS+0)	9(FS+1)	2	90	90.04	87.32								
11	5(FS+0)	10(FS+0)	1	50	91.53	92.24								
12	11(FS+0)		8	3260	94.61	129.99	7	3580	94.62	129.61	6	3710	82.95	105.67
13	12(SS+2)		5	1140	90.73	244.36	4	1400	96.64	239.02	3	1720	94.09	199.47
14	13(SS+2)		4	300	91.87	85.87	3	450	95.61	76.27				
15	12(FS-4)	14(FS-2)	8	1020	91.62	131.34	6	1300	97.6	129.81	5	1430	83.54	99.65
16	15(FS-6)		9	790	94.29	162.27	8	900	97.44	178.99	6	1180	82.19	147.82
17	15(SS+4)		13	3340	94.11	166.84	12	3750	94.27	159.92	11	4060	82.71	120.91
18	15(FS+4)		9	470	94.92	196.37	8	650	98.73	179.28	7	830	84.5	172.83
19	15(FS+0)		6	460	93.76	201.71	5	600	95.68	190.75	4	810	81.25	153.89
20	17(SS+3)		6	1280	94.25	112.05	5	1430	94.37	94.8				
21	20(SS+2)		14	1090	92.75	218.89	12	1320	98.96	204.64	10	1560	84.78	167.94
22	21(SS+2)		14	900	94.47	180.82	11	1140	95.85	178.3	9	1400	82.63	172.48
23	22(FS-9)		14	2220	92.52	200.77	12	2510	94.82	192.33	11	2690	81.74	183.89

Tablo 63' ün devamı

Akt.	Öncüller		Seçenek 1				Seçenek 2				Seçenek 3			
			T	C	Q	EI	T	C	Q	EI	T	C	Q	EI
24	23(SS+6)		3	230	94.41	196.33								
25	23(FS-4)		6	1590	90.49	106.57	5	1790	98.7	95.07	4	1990	81.31	59.81
26	25(SS+4)		10	2630	91.26	93.86	9	2930	96.27	82.05	8	3240	83.93	49.94
27	26(FS+0)		8	2060	94.61	174.75	7	2450	94.09	162.6	6	2660	83.14	125.81
28	27(FS-3)		10	320	92.11	164.01	9	440	95.07	153.11	8	610	82.57	129.57
29	28(FS+0)		1	50	94.12	193.07								

Tablo 64'te GROTLBO algoritması ile MOSGO algoritmasının karşılaştırmaları verilmiştir. Kullanılan modelin karşılaştırılan modele göre daha küçük bir popülasyon boyutu ve daha az iterasyon sayısı ile çalıştırıldığı görülmektedir. Başka bir deyişle, MOSGO tabanlı algoritması GROTLBO algoritmasının iki katı fonksiyon değerlendirme sayısı ile Pareto-front çözümleri elde etmiştir. Elde edilen optimal çözümler (yapı planları) karar vericiler için büyük önem taşımaktadır. Örneğin, proje yöneticisi ilgili proje için proje tamamlanma süresini önceliklendirirse, 1 ve 2 numaralı çözümler uygun seçenektir. Maliyeti önceliklendirirse 2 ve 4 numaralı çözümler en uygun seçeneklerdir. Alternatif olarak, paydaşlar kaliteyi önceliklendirirse, 5 ve 6 numaralı çözümler daha iyi seçeneklerdir. Ayrıca, CO₂ emisyonu öncelikli ise 7 ve 8 numaralı çözümler makul olarak öne çıkmaktadır. Fakat seçim yaparken proje yöneticisi uzlaşık çözümü önceliklendirirse, 9 ve 10 numaralı çözümler mevcut proje için tercih edilebilir bir seçenek olarak görülmektedir.

Tablo 64. 29 aktiviteli proje için MOSGO ve GROTLBO kullanılarak ulaşılan sonuçların karşılaştırması

Çöz	Kısmi Set	Bu çalışma (GROTLBO)				MOSGO (Huynh vd. 2020)			
		PCT	PCC	PQI	PEI	PCT	PCC	PQI	PEI
1	Zamana göre	70	37650	92.40	4247.93	70	35350	91.22	4345.40
2		66	39070	90.39	4064.22	71	36280	90.24	4201.80
3	Maliyete göre	85	31890	92.66	4533.63	84	32015	92.76	4522.80
4		84	32150	92.89	4540.75	85	31890	92.66	4533.71
5	Kaliteye göre	73	35880	94.72	4361.32	75	36190	95.41	4345.00
6		76	36460	95.18	4373.75	76	35350	94.93	4391.50
7	Çevresel etkiye göre	65	40430	88.94	3929.23	65	40840	88.17	3915.70
8		65	39020	90.20	4081.36	65	40560	88.69	3946.90
9	Uzlaşık çözüm	68	37630	91.41	4195.70	68	38281	90.28	4097.60
10		69	38050	91.67	4183.52	69	35660	90.79	4313.30
Ortalama		72	36823	92.0	4251.14	72.8	36241	91.51	4261.3
NOP		50				100			
NOI		70				150			
NFE		7070				15000			
PCT* = Proje tamamlama süresi, PCC = Proje tamamlama maliyeti, PEI = Project çevresel etkisi									

Benzer şekilde, incelenen vaka çalışmasına ait TCQET probleminin GROTLBO, GROLAO algoritmaları kullanılarak ulaşılan Pareto-optimal sonuçların ortalamaları Tablo 65'te verilmektedir. Verilen sonuçlar incelendiğinde, karar vericilerin önceliği proje tamamlanma süresi, çevresel etkisi ve kalite amaçları ise GROTLBO modeli daha uygun bir seçenektir.

Tablo 65. 29 aktiviteli proje için GROLAO ve GROTLBO kullanılarak ulaşılan sonuçların karşılaştırması

Çöz	Kısmi Set	GROTLBO				GROLAO			
		PCT	PCC	PQI	PEI	PCT	PCC	PQI	PEI
1	Zamana göre	70	37650	92.40	4247.93	70	35350	91.2	4345.4
2		66	39070	90.39	4064.22	71	36280	90.2	4201.8
3	Maliyete göre	85	31890	92.66	4533.63	84	32015	92.7	4522.8
4		84	32150	92.89	4540.75	85	31890	92.6	4533.7
5	Kaliteye göre	73	35880	94.72	4361.32	75	36190	95.4	4345.0
6		76	36460	95.18	4373.75	76	35350	94.9	4391.5
7	Çevresel etkiye göre	65	40430	88.94	3929.23	88	34730	92.1	4408.3
8		65	39020	90.20	4081.36	86	34730	88.6	3946.9
9	Uzlaşık çözüm	68	37630	91.41	4195.70	68	38281	90.2	4097.6
10		69	38050	91.67	4183.52	82	35280	93.3	4376.2
Ortalama		72	36823	92.0	4251.14	79	35009	92.0	4316.9
NOP		50				100			
NOI		70				70			
NFE		7000				7000			

Tablo 66. 29 aktiviteli proje için HOLAO ve HOLTLBO kullanılarak ulaşılan sonuçların karşılaştırması

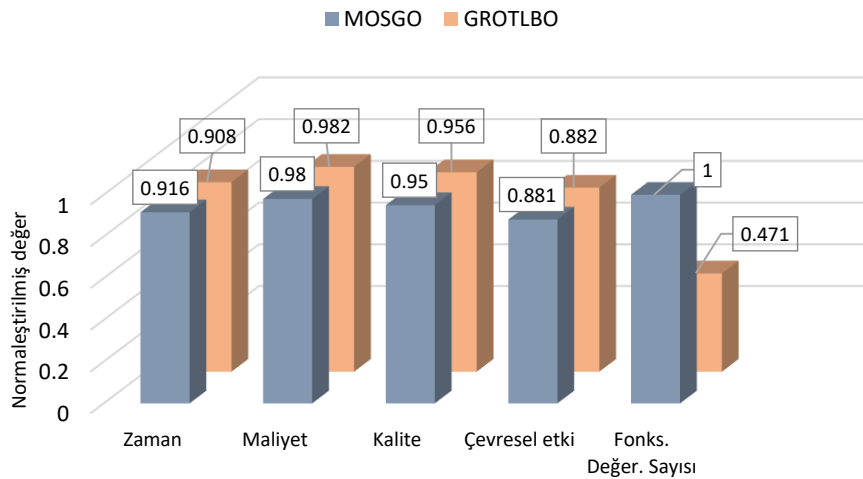
Bu çalışma							
HOLAO				HOLTLBO			
PCT	PCC	PQI	PEI	PCT	PCC	PQI	PEI
76	38350	90.89	4111.94	69	37480	91.24	4207.12
75	35830	94.16	4388.71	70	37650	92.40	4247.93
73	37630	90.38	4100.78	71	36970	93.32	4292.90
74	36770	90.59	4171.97	72	36590	92.46	4226.83
78	35730	94.11	4367.66	81	34500	92.15	4337.21
72	36460	92.62	4306.44	76	37190	89.99	4197.69
78	35850	93.52	4356.36	77	37830	90.70	4160.13
83	35100	93.63	4393.74	78	35840	91.32	4278.39
77	35270	91.66	4342.02	74	38800	90.36	4110.61
85	31890	92.66	4533.63	82	35280	93.37	4376.29
77.1	35888	92.42	4307.33	75	36813	91.73	4243.51
NOP	100			50			
NOI	70			70			
NFE	7000			7000			

Tablo 66 ve 67, HOLAO, HOLTLBO, MDOLAO ve MDOTLBO algoritmaları kullanılarak elde edilen alternatif Pareto-front çözümleri sunmaktadır. Verilen sonuçlar incelendiğinde, HOLAO algoritması proje toplam maliyeti ve kalite açısından daha iyi sonuçlar sunduğu söylenebilir. Düşük proje tamamlanma süresi en önemli faktör olduğunda HOLTLBO daha uygun bir seçenek sunmaktadır. MDOTLBO algoritması ise Pareto-front çözümlerinde daha az çevresel etkiye sahip seçenek sunduğu görülmektedir.

Tablo 67. 29 aktiviteli proje için MDOLAO ve MDOTLBO kullanılarak ulaşılan sonuçların karşılaştırması

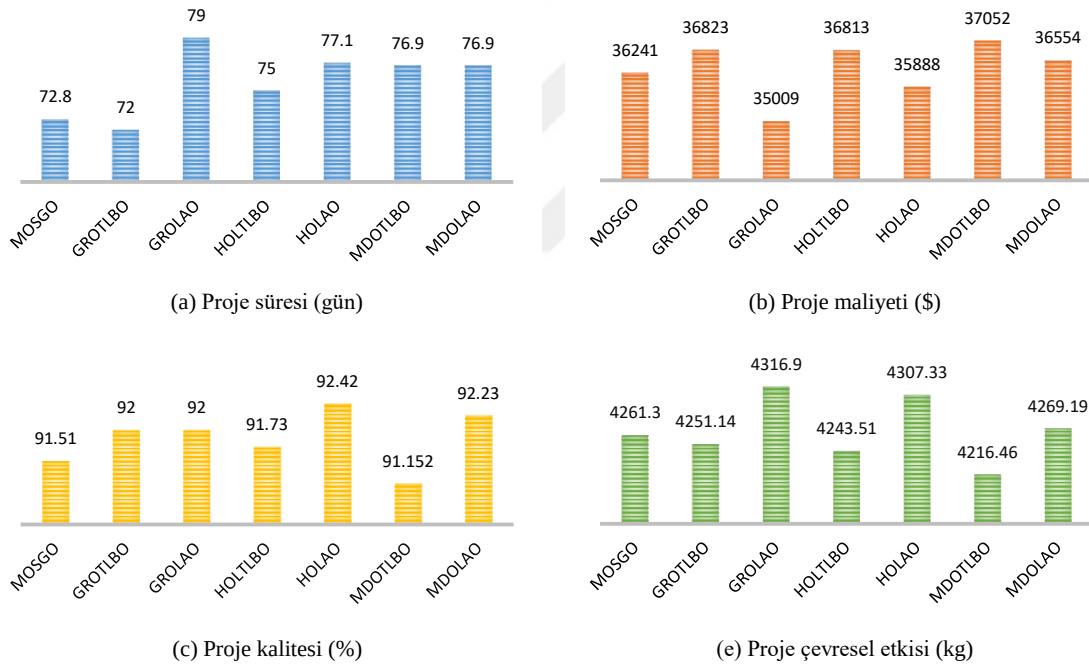
Bu çalışma							
MDOLAO				MDOTLBO			
PCT	PCC	PQI	PEI	PCT	PCC	PQI	PEI
73	38150	91.05	4170.23	73	38360	90.33	4146.93
74	38800	90.36	4110.61	74	38250	91.16	4135.38
77	38520	90.21	4093.98	75	38240	89.71	4167.04
76	36460	95.18	4373.75	76	37190	89.71	4167.04
71	38570	91.48	4105.70	77	37830	90.70	4160.13
78	35840	91.32	4278.32	78	35840	91.32	4278.39
88	34730	93.39	4374.79	82	35280	93.37	4376.29
82	35280	93.37	4376.29	76	37190	89.99	4197.69
69	36540	92.65	4304.93	69	37740	91.44	4164.26
81	32650	93.29	4503.31	89	34600	93.79	4371.47
76.9	36554	92.23	4269.19	76.9	37052	91.15	4216.46
NOP	70			100			
NOI	100			70			
NFE	7000			7000			

Şekil 63 bu çalışmada kullanılan optimizasyon algoritmaları ile MOSGO (Huynh vd. 2020) tarafından elde edilen Pareto-optimal sonuçların ortalama değerlerini ve fonksiyon değerlendirme sayısını göstermektedir. Şekil 63'te sunulan grafikler incelendiğinde, GROTLBO modeli, zaman ve kaliteyi optimize ederken maliyet ve çevresel etkidən ise ödün vermediği söylenebilir.



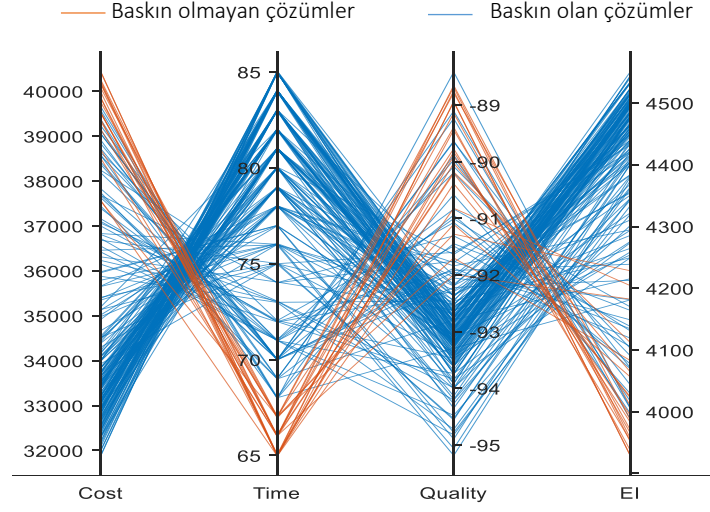
Şekil 63. MOSGO ve GROTLBO algoritmalarının 29 aktiviteli projeye ait Pareto-front çözümlerinin grafiksel gösterimi

Şekil 64 çalışmada sunulan algoritmalar ve MOSGO algoritması kullanılarak gerçekleştirilen çözüm süreçlerine ait fonksiyon değerlendirme sayılarının yanı sıra bu süreçlerin sonucunda elde edilen Pareto-optimal sonuçların ortalamasını göstermektedir. Şekil 64'te sunulan grafik görsel incelendiğinde, proje yöneticisi proje tamamlanma süresini önceliklendirirse GROTLBO algoritmasına ait çözümlerin, genel maliyeti önceliklendirirse GROLAO algoritmasına ait çözümlerin, kaliteyi önceliklendirirse HOLAO algoritmasına ait çözümlerin ve çevresel etki amaçlarını önceliklendirirse de MDOTLBO modelinin daha iyi bir seçenek olarak değerlendirebilecektir. Bu grafiksel sonuçlar, ilgili projenin amaçları arasındaki ödünleşimi sağlayarak, farklı kaynak kullanımının proje performansı üzerindeki etkisini kolayca değerlendirebileceğimizi göstermektedir.



Şekil 64. 29 aktiviteli projenin TCQET problemi için elde edilen Pareto-optimal çözümlerin grafiksel gösterimi

Ayrıca, Şekil 65 ilgili TCQET yapım işi projesi için değer yolu çizimini göstermektedir. Şekil 65'te sunulan grafik görsel incelendiğinde, mavi renkli çizgiler baskın olan çözüm sayısını ve turuncu renkli çizgiler ise GROTLBO algoritması tarafından üretilen baskın olmayan (Pareto-optimal) çözümleri göstermektedir.



Şekil 65. 29 aktiviteli projenin TCQET problemine ait GROTLBO kullanılarak elde edilen Pareto-optimal çözümlerinin değer yolu grafiği

3.5.2. 33 Aktiviteli Proje

33 aktivite TCQET problemi ilk kez Son ve Khoi (2023b) tarafından SMAOTM algoritması kullanılarak çözümlenmiştir. Tablo 68, Ho Chi Minh City'de bir hastane ve konut evleri projesinin verilerini sunmaktadır. Ayrıca Tablo 68 ilgili vaka çalışmasına kaynak kullanımı alternatiflerini de göstermektedir. Tablo 68'de proje süresi (T) gün cinsinden, proje toplam maliyeti (C) \$ cinsinden, kalite % ve çevresel etki (EI) ise kg olarak ifade edilmektedir. Geliştirilen modellerle yapılan sayısal deneylerden elde edilen sonuçlar Son ve Khoi (2023b) tarafından sunulan sonuçlarla karşılaştırılmıştır. İlgili karşılaştırma Pareto-optimal çözümlerin ortalaması, hesaplama çabası sayısı ve diğer performans değerlendirme endeksleri dikkate alınarak yapılmıştır. GROTLBO, ilgili ödünleşim problemin çözümünde daha az fonksiyon değerlendirme sayısı ile SMAOTM algoritmasından oldukça daha iyi çözümlere ulaşmıştır.

Tablo 68. 33 aktiviteli projenin TCQET problemine ait veriler

Akt.	Öncüller	Seçenek 1				Seçenek 2				Seçenek 3			
		T	C	Q	EI	T	C	Q	EI	T	C	Q	EI
1	-	25	103	86.88	81.97	23	163	88.19	104.11	19	157	86.11	90.31
2	1	55	1100	86.08	196.52	50	979	93.15	198.06	48	1094	94.03	83.6
3	1SS+18	2	3058	94.31	177.39	-	-	-	-	1	3230	86.4	144.73
4	3FS+14	2	3955	93.28	82.29	-	-	-	-	1	4193	85.53	182.01
5	7	16	1503	93.08	153.56	14	1611	88.74	193.99	16	1835	91.57	115.05
6	1SS+21	60	1169	93.86	186.82	58	1182	89.09	182.83	63	1253	89.73	125.61
7	2	15	1273	91.8	114.08	13	1281	91.84	185.76	11	1344	89.41	101.44
8	7	10	3206	90.15	168.42	8	3280	91.54	99.47	13	3359	85.95	108.05
9	7SS	15	287	93.05	135.4	12	412	87.65	123.62	8	525	85.19	172.07
10	7SS	10	3178	92.14	138.84	9	2934	90.47	172.95	11	3286	90.4	154.86
11	6FS-10	12	3861	85.62	89.89	11	3935	92.35	189.58	5	4033	92.24	177.91
12	11SS+5	10	3176	94.03	96.1	9	3108	89.62	160.31	7	3046	86.69	146.04
13	12SS+6	7	2046	93.8	162.8	5	1843	91.84	127.99	6	1902	93.28	144.31
14	12SS+5	14	964	92.57	147.83	12	854	88.18	112.62	10	1006	91.73	142.63
15	12SS+5	20	106	89.89	104.32	19	144	89.55	168.83	15	183	91.56	174.42
16	15	5	3915	94.12	126.62	3	3950	90.96	90.07	2	4064	86.58	161.03
17	15	30	1578	86.55	81.51	27	1486	89.76	178.91	25	1656	89.98	184.97
18	17FF+5	14	2080	85.07	131.15	11	2192	90.22	127.49	12	2242	93.38	87.25
19	17	20	3901	86.71	90.3	17	3792	92.29	106.8	15	3956	94.37	91.15
20	32SS	10	3713	88.29	121.95	8	3735	87.03	80.41	9	3906	92.94	128.38
21	14,15	20	1037	88.98	129.12	16	1009	87.01	89.88	14	1162	92.04	173.03
22	21SS+7	15	1739	90.77	186.01	13	1531	86.08	137.92	14	1784	86.08	177.34
23	22SS+5	28	54	94.91	179.89	25	179	87.85	158.7	26	103	90.99	125.44
24	23FF+4	24	3366	94	123.37	22	3364	93.13	185.05	19	3611	92.45	119.84
25	24FF+4	24	66	94.89	185.89	22	113	94.56	114.72	18	161	87.6	128.24

Table 68' in devamı

Akt.	Öncüller	Seçenek 1				Seçenek 2				Seçenek 3			
		T	C	Q	EI	T	C	Q	EI	T	C	Q	EI
26	-	4	3988	94.68	122.49	2	3929	85.1	187.71	1	3815	92.31	167.22
27	1	35	3811	93.05	199.58	33	3816	87.94	182.26	30	3848	87.34	100.87
28	1SS+18	20	354	93.72	196.66	19	494	89.13	100.66	17	527	92.46	98.85
29	3FS+14	12	601	85.67	184.25	11	795	89.44	152.92	8	798	89.53	114.52
30	7	30	882	87.06	141.24	26	934	88.4	103.25	27	929	88.69	108.9
31	1SS+21	20	1938	89.96	145.12	17	1911	92.92	185.12	14	2005	85.83	178.69
32	2	10	1895	89.35	164.68	7	1971	90.22	130.92	5	2077	85.41	94.37
33	-	25	2029	90.29	150.52	21	1827	85.36	195.48	22	1940	93.57	135.33

Tablo 69’da sunulan sonuçlar dikkate alındığında, Son ve Khoi (2023b) sonuçları ve bu tez çalışmasında uygulanan algoritmaların sonuçları verilmektedir. Verilen sonuçlar incelendiğinde, GROTLBO algoritması SMAOTM algoritmasına kıyasla oldukça az hesaplama çabasıyla daha düşük proje tamamlanma süresi, çevresel etkisi, yüksel kalite ve yaklaşık genel maliyet değerlerine Pareto-front çözümlerinde ulaştığı görülmektedir. Ayrıca, proje tamamlanma süresine öncelik verildiğinde, 1 ve 2 numaralı çözümler, maliyete odaklanıldığında 3 ve 4 numaralı çözümler, kalite paydaşlar için en önemli öncelik ise, 5 ve 6 numaralı çözümler daha iyi alternatifler olarak değerlendirilebilecektir. CO₂ emisyonuna öncelik verildiğinde, 7 ve 8 numaralı çözümler makul seçenekler olarak öne çıkmaktadır. Dolayısıyla, bu sunulan çözümler karar vericiler için farklı amaçlar arasında kolayca karar verebilmelerine oldukça yardımcı olabilmektedir.

Tablo 69. 33 aktiviteli projenin SMAOTM ve GROTLBO modelleri kullanımıyla ulaşılan analiz sonuçları

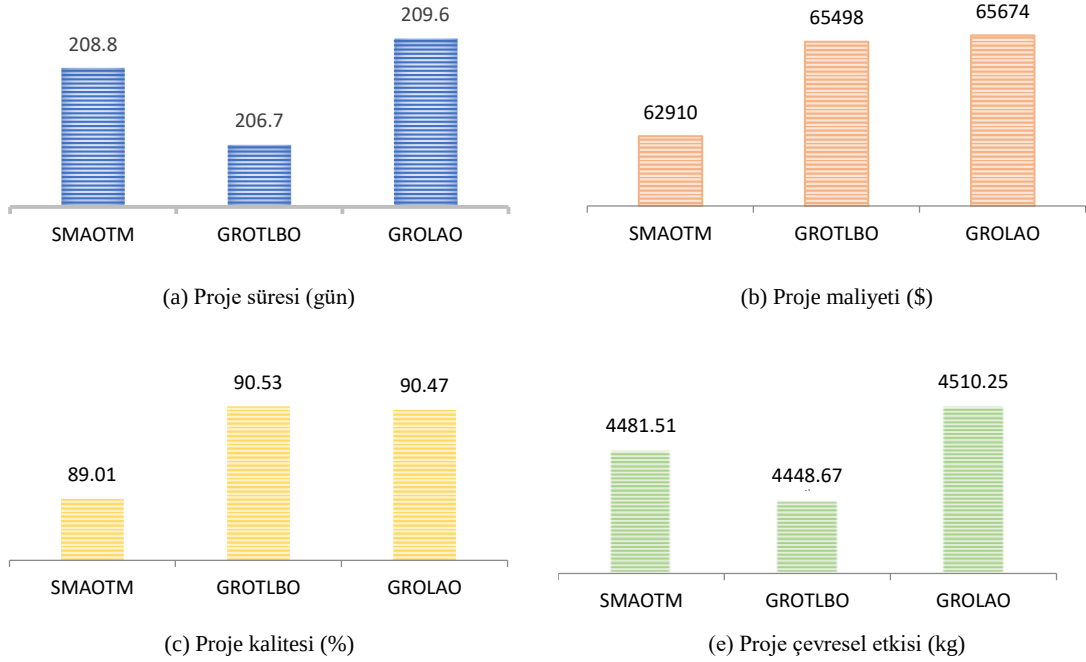
S. No	Kısmi Set	(Son ve Khoi, 2023b) SMAOTM				GROTLBO (Bu çalışma)			
		PCT	PCC	PQI	PEI	PCT	PCC	PQI	PEI
1	Zamana göre	198	65965	90.14	4579.95	198	66103	90.76	4520.91
2		198	63843	88.25	4527.28	198	62200	88.19	4526.33
3	Maliyete göre	220	57647	87.84	4602.12	205	64901	90.47	4929.23
4		214	58584	86.76	4789.92	212	64813	90.42	4509.34
5	Kaliteye göre	210	67134	92.64	4766.38	212	66652	92.17	4847.61
6		210	66650	91.47	4813.39	207	66319	91.74	4585.78
7	Çevresel etkiye göre	207	59711	86.96	3840.91	217	66458	90.37	3765.96
8		214	63747	88.02	3932.09	205	66544	90.15	3904.23
Ortalama		208.8	62910	89.01	4481.5	206.7	65498	90.57	4448.6
NOP		150				70			
NOI		200				50			
NFE		30000				7000			

33 aktiviteli projenin GROTLBO ve GROLAO algoritmaları kullanılarak çözümlenen TCQET problemine ilişkin zaman, maliyet, kalite ve çevresel etki değerleri Tablo 70’te verilmektedir. Sonuçlara göre, GROTLBO yüksel proje kalitesini koruyarak daha düşük proje tamamlanma süresi, genel maliyeti ve çevresel etkisi Pareto-front çözümlerinde sunduğu söylenebilir. Ancak, GROLAO algoritması da makul ve tercih edilebilir Pareto-front çözümleri proje yöneticilerine sunmaktadır.

Tablo 70. 33 aktiviteli projenin önerilen modellerle elde edilen analiz sonuçları

Çöz. sayısı	Bu çalışma							
	GROLAO				GROTLBO			
	PCT	PCC	PQI	PEI	PCT	PCC	PQI	PEI
1	198	66157	89.89	4336.33	198	66103	90.76	4520.91
2	198	64611	88.74	4546.91	198	62200	88.19	4526.33
3	210	64782	90.71	4842.73	205	64901	90.47	4929.23
4	216	64667	91.18	5018.25	212	64813	90.42	4509.34
5	210	64782	90.71	4842.73	212	66652	92.17	4847.61
6	222	66000	91.43	4541.84	207	66319	91.74	4585.78
7	219	66562	90.43	3990.05	217	66458	90.37	3765.96
8	204	67835	90.74	3963.23	205	66544	90.15	3904.23
Ort.	209.6	65674	90.47	4510.25	206.7	65498	90.53	4448.67
NOP	70				70			
NOI	100				50			
NFE	7000				7000			

Şekil 66 bu çalışmada kullanılan optimizasyon algoritmaları ve Son ve Khoi (2023b) çalışmasındaki algoritmasının Pareto-optimal sonuçlarının ortalamalarını arama çabalarıyla birlikte göstermektedir. Bu görseller açık bir şekilde GROTLBO'nun güçlü bir algoritma olduğunu ve karşılaştırma algoritmalarına kıyasla proje kalitesine ödün vermeden daha az proje tamamlanma süresi ve çevresel etki değerlerine ulaşabildiğini göstermektedir.



Şekil 66. 33 aktiviteli projenin TCQET problemi için elde edilen Pareto-optimal çözümlerin grafiksel gösterimi

3.5.3. 69 Aktiviteli Proje

Bu proje genelleştirilmiş ilişkilere sahip 69 aktiviteden oluşan orta ölçekli bir TCQET yapım işi projesidir. Tablo 71 proje aktiviteleri arasındaki ilişkileri ve aktiverler için tanımlanan her bir uygulama seçeneği için zaman, maliyet, kalite ve çevresel etki verilerini sunmaktadır. İlgili tabloda proje süresi (T) gün olarak, proje maliyeti (C) \$ ve proje çevresel etkisi ise kg olarak verilmektedir. Tablo 72'de NOP popülasyon sayısını, NOI iterasyon sayısını, NFE ise fonksiyon değerlendirmesini sayısını ifade etmektedir. GROTLBO arama alanında daha az sayıda fonksiyon değerlendirmesi gerçekleştirmiştir. Geliştirilen modellerle yapılan sayısal deneylerden elde edilen sonuçlar Huynh vd. (2020) tarafından sunulan sonuçlarla karşılaştırılmıştır. İlgili karşılaştırma Pareto-optimal çözümlerin ortalaması, hesaplama çabası sayısı ve diğer performans değerlendirme endeksleri dikkate alınarak yapılmıştır. GROTLBO, ilgili ödünleşim problemin çözümünde daha az hesaplama çabası ile MOSGO algoritmasından daha iyi çözümlere ulaşmıştır.

Tablo 71. Genelleştirilmiş 69 aktiviteli projenin TCQET problemine ait veriler

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1				Seçenek 2				Seçenek 3			
		T	C	Q	EI	T	C	Q	EI	T	C	Q	EI
1	-	1	96	92.41	127.52	-	-	-	-	-	-	-	-
2	1	7	3022	90.54	125.91	-	-	-	-	-	-	-	-
3	1	7	3140	92.87	130.84	6	3187	97.13	122.93	5	3266	83.64	84.77
4	1	7	3316	91.75	114.07	6	3366	94.15	98.62	5	3449	82.52	89.30
5	2FS+3	10	450	90.73	171.3	-	-	-	-	-	-	-	-
6	5	3	564	94.27	144.11	2	578	94.75	118.95	-	-	-	-
7	6	7	731	91.14	169.38	6	749	97.78	164.53	5	768	84.95	157.67
8	44FS+30	7	731	93.98	110.66	-	-	-	-	-	-	-	-
9	46SS-15	10	401	92.75	167.91	8	411	98.71	164.4	7	421	81.42	162.32
10	44FS+45	8	401	94.41	101.73	7	411	97.91	80.6	6	421	81.76	79.08
11	34	80	800	94.69	160.78	73	820	98.45	158.16	72	840	85.98	149.04
12	44FS+30	14	800	91.42	151.62	-	-	-	-	-	-	-	-
13	1	9	149	94.07	101.69	8	153	94.52	75.07	7	156	84.13	35.35
14	13	3	800	92.46	177.72	2	820	94.8	152.64	-	-	-	-
15	14	4	37	91.44	156.75	3	38	94.81	150.22	2	39	81.71	147.55
16	15	7	11	94.98	124.53	6	11	98.37	111.41	5	12	83.92	85.43
17	16FS-2	7	1017	94.7	156.85	6	1042	94.31	130.64	5	1068	81.92	97.37
18	17FS-3	7	58	92.62	159.34	6	59	95.91	129.8	5	61	85.76	100.8
19	18FF+1	3	585	94.3	178.32	2	600	95.17	157.62	-	-	-	-
20	19	2	19	90.31	168.88	-	-	-	-	-	-	-	-
21	20	3	50	94.67	106.84	-	-	-	-	-	-	-	-
22	26	2	290	90.52	126.85	1	297	96.1	116.95	-	-	-	-
23	22	3	403	90.21	156.92	-	-	-	-	-	-	-	-
24	22	3	130	93.8	167.54	2	133	98.14	154.6	-	-	-	-

Tablo 71' in devamı

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1				Seçenek 2				Seçenek 3			
		T	C	Q	EI	T	C	Q	EI	T	C	Q	EI
25	24	1	327	93.31	114.26	-	-	-	-	-	-	-	-
26	14	36	1809	94.16	143.81	32	1863	94.57	136.22	30	1927	83.58	106.62
27	26FS+7	39	2010	94.59	175.73	35	2070	96.95	174.96	33	2141	81.22	163.12
28	26	33	1802	93.44	149.08	29	1856	97.54	143.25	27	1919	81.49	122.02
29	27	28	926	91.24	121.08	24	954	96.62	105.76	22	986	84.78	88.61
30	25,28	35	3087	91.57	170.14	33	3195	98.46	149.59	31	3303	82.05	112.81
31	27	35	3087	92.81	168.53	33	3195	95.24	154.63	31	3303	81.08	119.83
32	30	10	2657	91	157.67	8	2750	96.64	153.86	7	2843	81.51	128.4
33	31	10	2657	90	156.73	8	2750	94.68	137.93	7	2843	85.91	111.15
34	32	10	2657	91.2	115.07	8	2750	98.15	114.23	7	2843	83.44	91.62
35	33	10	2657	91.45	171.61	8	2750	96.31	146.81	7	2843	83.07	131.01
36	34	10	2657	90.16	135.72	8	2750	96.56	127.96	7	2843	83.91	88.15
37	35	10	2657	90.68	100.25	8	2750	96.17	78.78	7	2843	84.5	52.08
38	36	10	2657	94.21	165.21	8	2750	97.16	138.68	7	2843	83	108.36
39	37	10	2657	93.39	115.47	8	2750	97.8	112.8	7	2843	82.42	105.8
40	38	10	2657	90.44	168.19	8	2750	96.1	148.34	7	2843	82.93	139.71
41	39	10	2657	90.52	151.28	8	2750	97.49	137.29	7	2843	82.31	105.16
42	40	10	2657	91.25	141.71	8	2750	97.8	128.88	7	2843	81.03	91.95
43	41	10	2657	91.02	123.26	9	2750	97.47	109.41	8	2843	82.67	77.71
44	43FS-5	10	2608	93.54	174.54	8	2699	98.9	161.11	7	2791	84.16	148.17
45	44FS+5	70	200	94.97	107.55	67	205	94.81	81.37	65	210	83.24	47.29
46	37FF	14	395	92.57	116.18	11	405	97.19	90.91	10	415	84.91	70.71
47	46FS+10	10	549	94.68	156.13	8	563	98.05	138.38	7	576	81.53	100.28
48	37	153	7663	92.76	150.07	146	7855	98.24	135.37	143	8046	82.79	118.33

Tablo 71' in devamı

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1				Seçenek 2				Seçenek 3			
		T	C	Q	EI	T	C	Q	EI	T	C	Q	EI
49	39	139	7932	92.5	108.34	133	8130	98.53	80.95	129	8329	84.93	46.49
50	41	132	8206	92.66	119.58	129	8411	96.22	106.31	123	8616	82.25	80.6
51	43	125	8206	91.01	174.07	119	8411	97.51	161.86	117	8616	82.73	153.7
52	44	118	8206	93.85	138.01	111	8411	98.15	110.56	108	8616	84.82	74.45
53	52SS+7	111	8206	94.21	163.64	105	8411	97.57	142.12	101	8616	81.09	120.49
54	53SS+7	91	2129	90.81	175.23	86	2182	95.33	167.44	84	2235	85.48	135.25
55	54	60	9779	94.1	131.1	-	-	-	-	-	-	-	-
56	59SS	30	10779	93.63	141.7	27	10941	94.87	135.91	25	11210	85.3	101.72
57	56SS+15	20	4779	92.02	134.94	17	4851	94.99	120.48	15	4970	81.77	106.75
58	57	20	1779	92.8	124.73	18	1823	94.3	99.57	15	1868	81.27	59.69
59	8,12	57	200	93.61	161.49	-	-	-	-	-	-	-	-
60	46FS+30	64	467	94.27	158.15	63	483	98.31	142.33	60	500	84.75	123.37
61	60	30	1817	93.65	104.69	28	1862	98.39	88.49	26	1908	84.76	78.93
62	30	50	16107	90.98	152.2	46	16349	94.14	141.29	44	16751	82.45	130.55
63	62FS-10	80	2883	91.69	147.56	75	2955	97.82	142.63	73	3027	81.51	108.98
64	63SS	50	1375	94.88	147.8	-	-	-	-	-	-	-	-
65	63SS	60	713	94.16	127.43	56	731	94.45	109.49	54	749	85.64	76.53
66	65SS	100	11595	91.19	167.91	96	11769	95.55	141.64	94	12059	85.88	112.4
67	65FS-10	50	912	92.53	117.83	46	935	94.43	100.15	44	958	82.31	99.84
68	64SS	60	572	93.5	144.44	56	586	96.83	129.46	54	601	81.86	118.17
69	68SS+15	60	1275	93.38	116.84	55	1307	98.95	105.12	54	1339	84.26	93.3

Tablo 72'de GROTLBO algoritması ile MOSGO algoritmasının karşılaştırmaları verilmektedir. Kullanılan modelin karşılaştırılan modele göre daha küçük bir popülasyon boyutu ve daha az iterasyon sayısı ile çalıştırıldığı görülmektedir. Elde edilen optimal çözümler (yapı planları) karar vericiler için büyük önem taşımaktadır. Örneğin, karar vericiler için proje tamamlanma süresi, genel maliyeti ve yüksek kalite öncelikli ise, GROTLBO mevcut proje için tercih edilebilir bir seçenek olarak görülmektedir.

Tablo 72. 69 aktiviteli proje için MOSGO ve GROTLBO modelleri kullanılarak ulaşılan sonuçların karşılaştırması

MOSGO (Huynh vd. 2020)				GROTLBO (bu çalışma)			
PCT	PCC	PQI	PEI	PCT	PCC	PQI	PEI
314	190060	86.33	7881.62	360	182283	92.72	9860.16
314	190803	86.32	7852.00	321	186855	92.00	8743.55
360	182267	92.63	9865.00	319	187299	90.77	8445.44
360	182290	92.71	9849.70	316	188490	90.52	8284.44
338	184560	94.69	9389.10	323	185939	92.20	8965.51
341	185181	94.58	9288.50	324	186302	93.54	8794.74
314	190870	86.20	7818.60	318	187181	92.12	8649.79
314	190880	85.95	7816.50	346	183801	94.17	9387.72
318	188120	90.00	8308.70	320	187695	91.33	8451.58
323	185841	90.73	8657.80	324	186483	91.81	8654.70
329.6	187087	90.01	8672.75	327	186233	92.12	8823.76
NOP	200			70			
NOI	200			50			
NFE	40000			7000			

Ayrıca, GROTLBO ve GROLAO algoritmaları kullanılmasıyla elde edilen Pareto-front çözümlerinin ortalamaları Tablo 73'te verilmektedir. Verilen sonuçlar incelendiğinde, GROTLBO algoritması proje tamamlanma süresi ve genel maliyetini minimize ederken maksimum kaliteye sahip proje sonuçları sunmaktadır. Öte yandan, GROLAO algoritması Pareto-front çözümlerinde daha düşük çevresel etkisine sahip seçenekler sunduğu görülmektedir. Karar vericiler proje amaçları arasındaki önceliklere göre GROTLBO veya GROLAO algoritmaları arasında tercih yapabileceklerdir. Böylelikle, sunulan alternatif çözümler karar vericiler için büyük önem taşımaktadır.

Tablo 73. 69 aktiviteli proje için GROLAO ve GROTLBO kullanılarak ulaşılan sonuçların karşılaştırması

Bu çalışma							
GROLAO				GROTLBO			
PCT	PCC	PQI	PEI	PCT	PCC	PQI	PEI
315	189472	89.05	9851.89	360	182283	92.72	9860.16
360	182265	92.67	8177.69	321	186855	92.0	8743.55
316	189003	89.92	8203.92	319	187299	90.77	8445.44
319	187767	91.83	8515.53	316	188490	90.52	8284.44
320	187398	92.01	8680.87	323	185939	92.2	8965.51
323	187383	92.25	8573.52	324	186302	93.54	8794.74
332	186529	91.18	8559.48	318	187181	92.12	8649.79
346	183521	94.10	9491.96	346	183801	94.17	9387.72
327	186495	93.48	8722.68	320	187695	91.33	8451.58
348	184525	92.12	9206.25	324	186483	91.81	8654.7
330.6	186436	91.861	8798.37	327	186233	92.12	8823.76
NOP	70			70			
NOI	100			50			
NFE	7000			7000			

İncelenen vaka çalışmasına ait TCQET probleminin HOLAO, HOLTLBO, MDOLAO ve MDOTLBO algoritmaları kullanılarak ulaşılan Pareto-optimal sonuçların ortalamaları Tablo 74 ve 75’te verilmektedir. Verilen sonuçlar incelendiğinde, karar vericilerin önceliği proje tamamlanma süresi, çevresel etkisi ise MDOLAO modeli daha uygun bir seçenektir. HOLAO ise maksimum kaliteye sahip seçenek sunmaktadır.

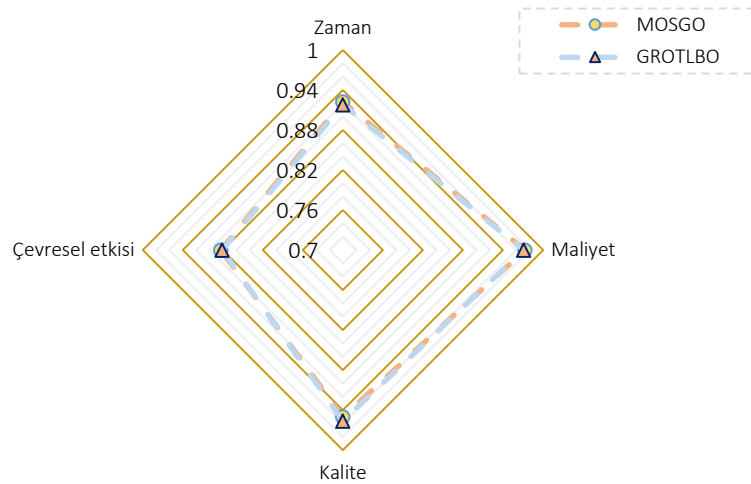
Tablo 74. 69 aktiviteli proje için HOLAO ve HOLTLBO kullanılarak ulaşılan sonuçların karşılaştırması

Bu çalışma							
HOLAO				HOLTLBO			
PCT	PCC	PQI	PEI	PCT	PCC	PQI	PEI
360	182265	92.67	9851.89	360	182337	92.74	9807.12
334	185508	94.72	9197.46	316	189338	89.34	8238.96
316	189416	88.81	8184.09	358	182718	93.22	9697.75
355	182477	92.98	9788.87	317	189018	89.72	8250.75
318	188349	91.19	8429.99	318	188125	90.42	8322.32
342	184006	94.43	9328.38	319	187819	90.06	8423.95
351	183401	93.41	9574.75	351	183150	93.50	9649.40
336	185003	93.55	9129.50	334	185508	94.72	9197.46
339	185172	94.84	9087.08	330	186834	92.19	8627.09
338	184047	94.01	9257.11	317	187971	91.06	8400.93
338.9	184964	93.06	9182.91	332	186282	91.69	8861.57
NOP	80			80			
NOI	100			50			
NFE	8000			8000			

Tablo 75. 69 aktiviteli proje için MDOLAO ve MDOTLBO kullanılarak ulaşılan sonuçların karşılaştırması

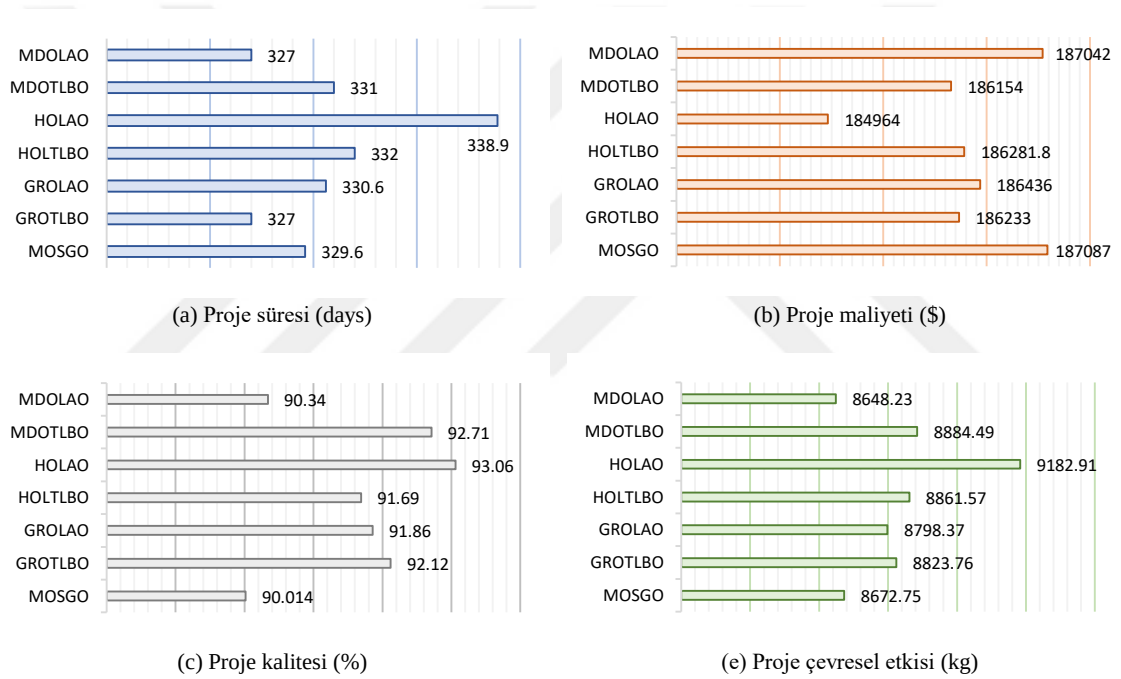
Bu çalışma							
MDOLAO				MDOTLBO			
PCT	PCC	PQI	PEI	PCT	PCC	PQI	PEI
314	185737	91.39	8701.81	360	182285	92.68	9862.39
316	188968	89.24	8225.57	335	184327	93.94	9296.79
317	189018	89.72	8250.75	316	188705	90.35	8237.54
314	190482	87.04	7914.70	317	187971	91.06	8400.93
319	187819	90.07	8423.95	330	185618	94.31	9012.94
360	182265	92.78	9678.99	323	187383	92.25	8573.52
360	182337	92.75	9807.12	318	188942	89.91	8272.41
314	189674	87.96	7994.38	327	186495	93.48	8722.68
342	184006	94.44	9328.38	347	184562	94.91	9361.47
314	190113	88.03	8156.7	333	185255	94.28	9104.28
327	187042	90.34	8648.23	331	186154	92.71	8884.49
NOP	80			80			
NOI	100			50			
NFE	8000			8000			

Şekil 67 bu çalışmada kullanılan optimizasyon algoritması ile MOSGO (Huynh vd. 2020) tarafından elde edilen Pareto-optimal sonuçların normalize edilmiş ortalaması değerlerini göstermektedir. Şekil 67’de sunulan grafikler incelendiğinde, GROTLBO modeli, zaman ve kaliteyi optimize ederken maliyet ve çevresel etkiden ise ödün vermediği söylenebilir.



Şekil 67. MOSGO ve GROTLBO algoritmalarının 69 aktiviteli projeye ait Pareto-front çözümlerinin grafiksel gösterimi

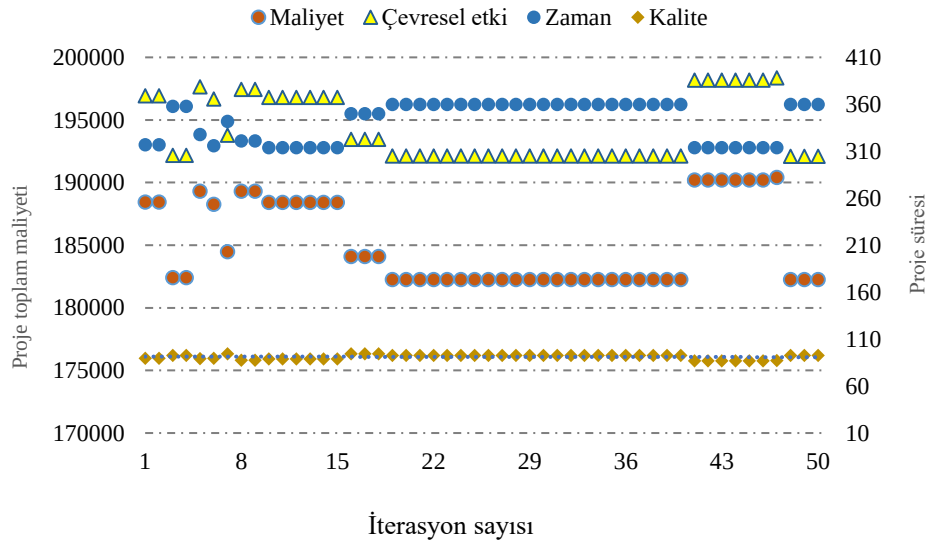
Şekil 68 çalışmada sunulan algoritmalar ve MOSGO algoritması kullanılarak gerçekleştirilen çözüm süreçlerine ait fonksiyon değerlendirme sayılarının yanı sıra bu süreçlerin sonucunda elde edilen Pareto-optimal sonuçların ortalamasını göstermektedir. Şekil 68’de sunulan grafik görsel incelendiğinde, proje yöneticisi proje tamamlanma süresini önceliklendirirse GROTLBO ve MDOLAO algoritmalarına ait çözümlerin, genel maliyeti ve kaliteyi önceliklendirirse HOLAO algoritmasına ait çözümlerin ve çevresel etki amaçlarını önceliklendirirse de MDOLAO modelinin daha iyi bir seçenek olarak değerlendirebilecektir. Dolayısıyla, karar vericiler bu grafik görsellerden faydalanarak projelerine en uygun algoritmayı seçebilmektedirler.



Şekil 68. 69 aktiviteli projenin TCQET problemi için elde edilen Pareto-optimal çözümlerin grafiksel gösterimi

Ek olarak, Şekil 69'a göre, tüm eğriler, iterasyon sayısı arttıkça optimize edilen ölçütlerin değerlerinin azaldığını gösterir. Bu durum, algoritmanın zaman içinde daha iyi çözümler bulduğu anlamına gelmektedir. Örneğin kırmızı, yeşil, mavi ve turuncu eğrileri sırasıyla maliyet, çevresel etki, zaman ve kaliteyi temsil etmektedir. Kırmızı eğri, algoritmanın maliyeti optimize etmede oldukça başarılı olduğunu gösterir. Yeşil eğri de mavi eğri gibi azalmaktadır. Mavi eğri proje tamamlanma süresi olarak diğer eğrilere kıyasla daha yavaş azalmaktadır. Turuncu eğri, diğer eğrilere kıyasla en az değişkenlik

göstermektedir. Bu grafiksel gösterim uygulanan algoritmanın performans etkinliğini ve iterasyonlara bağlı olarak proje hedef kriterlerinin değişimini net bir şekilde göstermektedir.



Şekil 69. 69 aktiviteli projenin TCQET problemine ait GROTLBO algoritmasının ilk
koşum Pareto-front çözümlerinin gösterimi

3.5.4. 290 Aktiviteli Proje

29 aktiviteli yapım işi projesi dokuz kez tekrarlanarak 290 aktiviteli bir yapım işi projesinin zaman-maliyet-çevresel etki ödünleşim problemi elde edilmiştir (Tablo 76). İlgili tabloda proje süresi (T) gün olarak, proje maliyeti (C) \$ ve proje çevresel etkisi ise kg olarak verilmektedir. Teknik literatürde sunulan algoritmanın performansını büyük ölçekli problemlerin çözümünde de denemek için incelenen proje tekrarlanarak çözüm uzayı genişletilebilmektedir. Bu çalışmada da aynı maksatla çoğaltma yapılmıştır. OBL tabanlı TLBO biçimlerinin performansı, bu çalışmada geliştirilen AO biçimleriyle karşılaştırılarak değerlendirilmektedir. Değerlendirme, Pareto-optimal çözümlerin ortalaması, fonksiyon değerlendirmesi sayısı ve yedi performans ölçüt kriterleri dikkate alınarak yapılmaktadır. GROTLBO ve GROLAO'nun verimliliği değerlendirilerek simülasyon sonuçları tablo ve grafiksel gösterimlerle sunulmaktadır.

Tablo 76. Genelleştirilmiş 290 aktiviteli projenin TCQET problemine ait veriler

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1				Seçenek 2				Seçenek 3			
		T	C	Q	EI	T	C	Q	EI	T	C	Q	EI
1	-	5	2030	91.72	175.43	4	2300	97.39	172.73				
2	1(FS-3)	8	1020	91.75	106.28	7	1280	94.13	93.2	6	1510	85.87	86.11
3	1(FS+0), 2(FS+0)	8	1700	91.21	236.25	7	1850	98.01	229.24	6	2090	84.53	200.88
4	3(FS+0)	4	590	91.08	197.92	3	730	98.14	193.97				
5	4(SS+1)	2	90	92.41	140.53								
6	1(FS+0)	4	910	93.03	117.33	3	1100	94.43	115.89				
7	2(FS+0), 6(FS-1)	2	250	91.65	112.08								
8	3(FS+0), 7(FS+0)	7	1490	94.06	175.52	6	1650	96.69	160.49	5	1830	85.65	144.46
9	4(FS+0), 8(FS+0)	4	520	91.81	132.87	3	750	95.39	119.33				
10	5(FS+0), 9(FS+1)	2	90	90.04	87.32								
11	5(FS+0), 10(FS+0)	1	50	91.53	92.24								
12	11(FS+0)	8	3260	94.61	129.99	7	3580	94.62	129.61	6	3710	82.95	105.67
13	12(SS+2)	5	1140	90.73	244.36	4	1400	96.64	239.02	3	1720	94.09	199.47
14	13(SS+2)	4	300	91.87	85.87	3	450	95.61	76.27				
15	12(FS-4), 14(FS-2)	8	1020	91.62	131.34	6	1300	97.6	129.81	5	1430	83.54	99.65
16	15(FS-6)	9	790	94.29	162.27	8	900	97.44	178.99	6	1180	82.19	147.82
17	15(SS+4)	13	3340	94.11	166.84	12	3750	94.27	159.92	11	4060	82.71	120.91
18	15(FS+4)	9	470	94.92	196.37	8	650	98.73	179.28	7	830	84.5	172.83
19	15(FS+0)	6	460	93.76	201.71	5	600	95.68	190.75	4	810	81.25	153.89
20	17(SS+3)	6	1280	94.25	112.05	5	1430	94.37	94.8				
21	20(SS+2)	14	1090	92.75	218.89	12	1320	98.96	204.64	10	1560	84.78	167.94
22	21(SS+2)	14	900	94.47	180.82	11	1140	95.85	178.3	9	1400	82.63	172.48
23	22(FS-9)	14	2220	92.52	200.77	12	2510	94.82	192.33	11	2690	81.74	183.89
24	23(SS+6)	3	230	94.41	196.33								

Tablo 76' nın devamı

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1				Seçenek 2				Seçenek 3			
		T	C	Q	EI	T	C	Q	EI	T	C	Q	EI
25	23(FS-4)	6	1590	90.49	106.57	5	1790	98.7	95.07	4	1990	81.31	59.81
26	25(SS+4)	10	2630	91.26	93.86	9	2930	96.27	82.05	8	3240	83.93	49.94
27	26(FS+0)	8	2060	94.61	174.75	7	2450	94.09	162.6	6	2660	83.14	125.81
28	27(FS-3)	10	320	92.11	164.01	9	440	95.07	153.11	8	610	82.57	129.57
29	28(FS+0)	1	50	94.12	193.07								
30	29(FS+0)	5	2030	91.72	175.43	4	2300	97.39	172.73				
31	30(FS-3)	8	1020	91.75	106.28	7	1280	94.13	93.2	6	1510	85.87	86.11
32	30(FS+0), 31(FS+0)	8	1700	91.21	236.25	7	1850	98.01	229.24	6	2090	84.53	200.88
33	32(FS+0)	4	590	91.08	197.92	3	730	98.14	193.97				
34	33(SS+1)	2	90	92.41	140.53								
35	30(FS+0)	4	910	93.03	117.33	3	1100	94.43	115.89				
36	31(FS+0), 35(FS-1)	2	250	91.65	112.08								
37	32(FS+0), 36(FS+0)	7	1490	94.06	175.52	6	1650	96.69	160.49	5	1830	85.65	144.46
38	35(FS+0), 37(FS+0)	4	520	91.81	132.87	3	750	95.39	119.33				
39	35(FS+0), 38(FS+1)	2	90	90.04	87.32								
40	34(FS+0), 39(FS+0)	1	50	91.53	92.24								
41	40(FS+0)	8	3260	94.61	129.99	7	3580	94.62	129.61	6	3710	82.95	105.67
42	41(SS+2)	5	1140	90.73	244.36	4	1400	96.64	239.02	3	1720	94.09	199.47
43	42(SS+2)	4	300	91.87	85.87	3	450	95.61	76.27				
44	41(FS-4), 43(FS-2)	8	1020	91.62	131.34	6	1300	97.6	129.81	5	1430	83.54	99.65
45	44(FS-6)	9	790	94.29	162.27	8	900	97.44	178.99	6	1180	82.19	147.82
46	44(SS+4)	13	3340	94.11	166.84	12	3750	94.27	159.92	11	4060	82.71	120.91
47	44(FS+4)	9	470	94.92	196.37	8	650	98.73	179.28	7	830	84.5	172.83

Tablo 76' nın devamı

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1				Seçenek 2				Seçenek 3			
		T	C	Q	EI	T	C	Q	EI	T	C	Q	EI
48	44(FS+0)	6	460	93.76	201.71	5	600	95.68	190.75	4	810	81.25	153.89
49	46(SS+3)	6	1280	94.25	112.05	5	1430	94.37	94.8				
50	49(SS+2)	14	1090	92.75	218.89	12	1320	98.96	204.64	10	1560	84.78	167.94
51	50(SS+2)	14	900	94.47	180.82	11	1140	95.85	178.3	9	1400	82.63	172.48
52	51(FS-9)	14	2220	92.52	200.77	12	2510	94.82	192.33	11	2690	81.74	183.89
53	52(SS+6)	3	230	94.41	196.33								
54	52(FS-4)	6	1590	90.49	106.57	5	1790	98.7	95.07	4	1990	81.31	59.81
55	54(SS+4)	10	2630	91.26	93.86	9	2930	96.27	82.05	8	3240	83.93	49.94
56	55(FS+0)	8	2060	94.61	174.75	7	2450	94.09	162.6	6	2660	83.14	125.81
57	56(FS-3)	10	320	92.11	164.01	9	440	95.07	153.11	8	610	82.57	129.57
58	57(FS+0)	1	50	94.12	193.07								
59	58(FS+0)	5	2030	91.72	175.43	4	2300	97.39	172.73	6			
60	59(FS-3)	8	1020	91.75	106.28	7	1280	94.13	93.2	6	1510	85.87	86.11
61	59(FS+0), 60(FS+0)	8	1700	91.21	236.25	7	1850	98.01	229.24		2090	84.53	200.88
62	61(FS+0)	4	590	91.08	197.92	3	730	98.14	193.97				
63	62(SS+1)	2	90	92.41	140.53								
64	59(FS+0)	4	910	93.03	117.33	3	1100	94.43	115.89				
65	60(FS+0), 64(FS-1)	2	250	91.65	112.08					5			
66	61(FS+0), 65(FS+0)	7	1490	94.06	175.52	6	1650	96.69	160.49		1830	85.65	144.46
67	62(FS+0), 66(FS+0)	4	520	91.81	132.87	3	750	95.39	119.33				
68	63(FS+0), 67(FS+1)	2	90	90.04	87.32								
69	63(FS+0), 68(FS+0)	1	50	91.53	92.24					6			
70	69(FS+0)	8	3260	94.61	129.99	7	3580	94.62	129.61	3	3710	82.95	105.67

Tablo 76' nın devamı

Aktivite	Öncüller	Seçenek 1				Seçenek 2				Seçenek 3			
		T	C	Q	EI	T	C	Q	EI	T	C	Q	EI
71	69(SS+2)	5	1140	90.73	244.36	4	1400	96.64	239.02		1720	94.09	199.47
72	70(SS+2)	4	300	91.87	85.87	3	450	95.61	76.27	5			
73	70(FS-4), 72(FS-2)	8	1020	91.62	131.34	6	1300	97.6	129.81	6	1430	83.54	99.65
74	73(FS-6)	9	790	94.29	162.27	8	900	97.44	178.99	11	1180	82.19	147.82
75	73(SS+4)	13	3340	94.11	166.84	12	3750	94.27	159.92	7	4060	82.71	120.91
76	73(FS+4)	9	470	94.92	196.37	8	650	98.73	179.28	4	830	84.5	172.83
77	73(FS+0)	6	460	93.76	201.71	5	600	95.68	190.75		810	81.25	153.89
78	75(SS+3)	6	1280	94.25	112.05	5	1430	94.37	94.8	10			
79	78(SS+2)	14	1090	92.75	218.89	12	1320	98.96	204.64	9	1560	84.78	167.94
80	79(SS+2)	14	900	94.47	180.82	11	1140	95.85	178.3	11	1400	82.63	172.48
81	79(FS-9)	14	2220	92.52	200.77	12	2510	94.82	192.33		2690	81.74	183.89
82	80(SS+6)	3	230	94.41	196.33					4			
83	81(FS-4)	6	1590	90.49	106.57	5	1790	98.7	95.07	8	1990	81.31	59.81
84	83(SS+4)	10	2630	91.26	93.86	9	2930	96.27	82.05	6	3240	83.93	49.94
85	84(FS+0)	8	2060	94.61	174.75	7	2450	94.09	162.6	8	2660	83.14	125.81
86	85(FS-3)	10	320	92.11	164.01	9	440	95.07	153.11	6	610	82.57	129.57
87	86(FS+0)	1	50	94.12	193.07								
.													.
.													.
.													.
289	288(FS-3)	10	320	92.11	164.01	9	440	95.07	153.11	8	610	82.57	129.57
290	289(FS+0)	1	50	94.12	193.07								

Yalın TLBO ve yalın AO algoritmaları kullanılarak ulaşılan en iyi sonuçları veren zaman, maliyet, kalite ve çevresel etki değerleri Tablo 77’de verilmektedir. Ayrıca, Tablo 78-80 sırası ile çalışmada sunulan TLBO ve AO algoritmalarının biçimleri kullanılarak gerçekleştirilen çözüm süreçleri sonunda ulaşılan zaman, maliyet, kalite ve çevresel etki değerleri verilmektedir.

Tablo 77’de sunulan sonuçlar dikkate alındığında, yalın TLBO algoritması yalın AO algoritmasına göre zaman ve maliyet açısından daha iyi sonuçlara ulaştığı görülmektedir. Ancak, AO algoritması ise aynı proje kalitesine ulaşırken çevresel etki açısından daha iyi sonuç sunduğu söylenebilir.

Tablo 77. 290 aktiviteli projenin TLBO ve AO algoritmaları kullanımıyla elde edilen pareto-front sonuçları

Bu çalışma							
AO				TLBO			
PCT	PCC	PQI	PEI	PCT	PCC	PQI	PEI
783	370880	91.57	42181.1	922	318900	92.66	45336.4
784	370920	92.15	42476.0	792	367660	91.41	42263.7
804	369500	91.40	42234.1	793	369930	91.98	42439.2
796	369150	91.60	42335.5	782	367370	91.98	42548.0
824	356210	92.38	43281.0	803	363490	91.93	42812.2
828	359400	92.50	43131.8	784	367990	91.86	42419.8
821	360650	91.50	42801.8	796	369150	91.60	42335.5
817	358690	91.81	43004.4	779	370860	91.75	42276.3
826	360260	91.95	42759.0	788	369090	91.45	42349.9
810	358970	92.27	43076.6	787	363530	92.34	42937.9
809.3	363463	91.91	42728.1	802.6	362797	91.89	42771.9
NOP	90			90			
NOI	100			50			
NFE	9000			9000			

İncelenen vaka çalışmasına ait TCQET probleminin GROLAO ve GROTLBO algoritmaları kullanılarak ulaşılan Pareto-optimal sonuçların ortalamaları Tablo 78’de verilmektedir. Verilen sonuçlar incelendiğinde, geliştirilen GROL stratejisinin yalın TLBO ve AO ile entegrasyonunun yalın AO ve TLBO’nun yakınsama yeteneğini artırdığı ve arama alanının çeşitliliğini koruyarak algoritmanın yerel optimuma takılmasını önlediği söylenebilir. Ayrıca, proje tamamlanma süresine öncelik verildiğinde, 1 ve 2 numaralı çözümler, maliyet öncelikli ise 3 ve 4 numaralı çözümler, kalite paydaşlar için önemli

öncelik ise, 5 ve 6 numaralı çözümler ve CO₂ emisyonuna öncelik verildiğinde, 7 ve 8 numaralı çözümler daha iyi alternatifler olarak öne çıkmaktadır. Benzer şekilde, çözüm 9 ve 10 ise uzlaşık çözümler olarak değerlendirilebilecektir. Dolayısıyla, bu sunulan çözümler karar vericiler için farklı amaçlar arasında kolayca karar verebilmelerine yardımcı olacaktır.

Tablo 78. 290 aktiviteli projenin önerilen modellerle elde edilen analiz sonuçları

Çöz	Kısmi Set	GROLAO				GROTLBO			
		PCT	PCC	PQI	PEI	PCT	PCC	PQI	PEI
1	Zamana göre	678	382310	90.08	41147.8	710	370190	91.76	42341.1
2		681	380230	90.92	41553.1	711	370230	91.91	42299.1
3	Maliyete göre	842	318900	92.66	45336.4	842	318900	92.66	45336.4
4		831	322820	92.83	45174.7	836	321230	92.75	45263.7
5	Kaliteye göre	719	367150	92.52	42768.6	715	369200	91.87	42566.7
6		833	324240	92.94	45094.6	716	369000	91.74	42404.8
7	CO ₂ 'e göre	700	377590	91.16	41747.0	717	366290	91.57	42615.1
8		682	381090	91.34	41658.6	719	368120	91.45	42424.7
9	Ödünleşim	833	324240	92.94	45094.6	721	370210	91.66	42318.9
10		717	369390	92.43	42677.5	713	368170	91.53	42535.3
Ortalama		752	354796	91.91	43225.2	740	359154	91.89	43010.5
NOP		80				80			
NOI		100				50			
NFE		8000				8000			

Tablo 79 ve 80'de sırası ile çalışmada sunulan HOLAO, HOLTLBO, MDOLAO ve MDOTLBO algoritmaları kullanılarak gerçekleştirilen çözüm süreçleri sonunda ulaşılan zaman, maliyet, kalite ve çevresel etki değerleri verilmektedir.

Tablo 79 ve 80'de sunulan sonuçlar dikkate alındığında, karar vericiler için ilgili projede çevresel etki öncelikli ise HOLTLBO, proje genel maliyeti öncelikli ise HOLAO, kalite öncelikli ise MDOLAO ve eğer proje tamamlanma süresi öncelikli ise MDOTLBO algoritması daha iyi ve uygun seçenekler sunduğu görülmektedir.

Tablo 79. 290 aktiviteli proje için HOLAO ve HOLTLBO kullanılarak ulaşılan sonuçların karşılaştırması

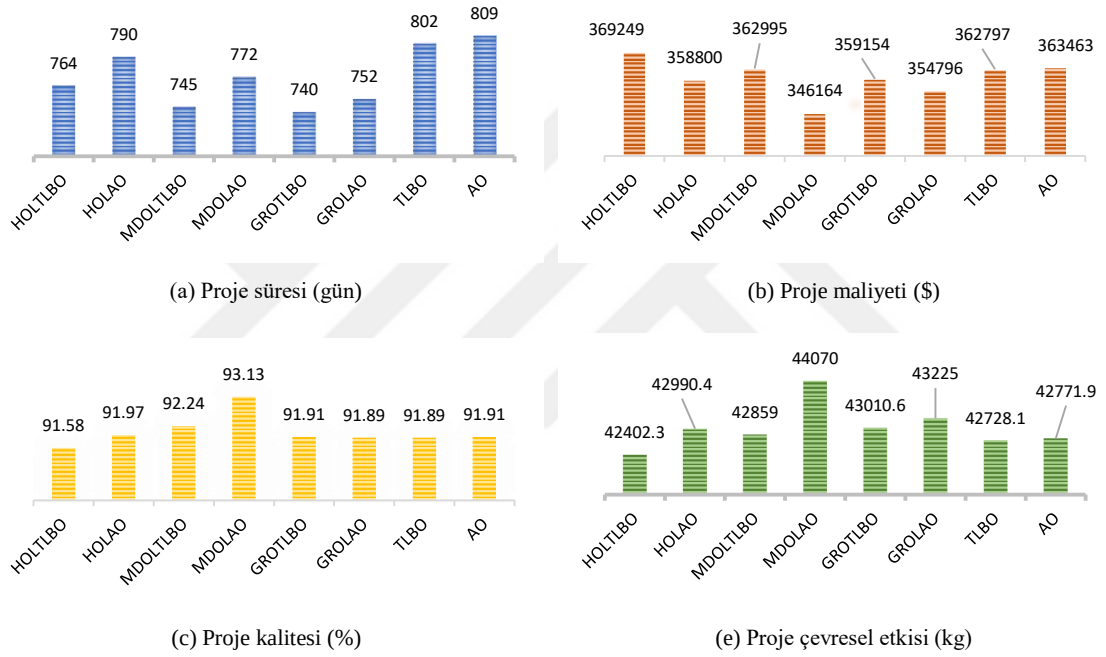
Bu çalışma							
HOLAO				HOLTLBO			
PCT	PCC	PQI	PEI	PCT	PCC	PQI	PEI
842	318900	92.66	45336.4	690	380730	91.25	41477.4
705	382100	90.74	41244.8	698	378840	91.17	41694.5
718	371400	91.77	42219.2	717	372910	91.23	42102.0
783	370880	91.57	42181.1	778	367850	91.67	42585.7
784	370920	92.15	42476.0	790	361510	92.53	43226.1
822	328040	93.00	44848.1	817	358690	91.71	43004.4
824	356210	92.38	43281.0	787	363530	92.34	42937.9
821	360650	91.21	42801.8	788	369090	91.68	42349.9
810	358970	92.27	43076.6	779	370860	90.75	42276.3
793	369930	91.97	42439.2	794	368480	91.53	42369.6
790.2	358800	91.97	42990.4	763.8	369249	91.58	42402.3
NOP	90			90			
NOI	100			50			
NFE	9000			9000			

Tablo 80. 290 aktiviteli proje için MDOLAO ve MDOTLBO kullanılarak ulaşılan Pareto-front sonuçlar

Bu çalışma							
MDOLAO				MDOTLBO			
PCT	PCC	PQI	PEI	PCT	PCC	PQI	PEI
684	383390	91.04	41432.4	694	377890	91.49	41759.1
741	360670	94.05	43502.8	718	365090	92.71	42980.8
757	350720	94.36	44143.8	754	355770	94.13	43856.9
759	351000	92.87	43837.3	736	359800	93.37	43232.4
743	356170	93.12	43683.0	729	365720	92.01	42764.1
770	346080	93.51	44115.7	703	373330	92.07	42293.3
771	347100	93.97	44314.6	705	375600	91.01	41755.6
839	320920	92.74	45245.3	772	366430	91.52	42467.7
827	324060	92.95	45183.7	804	369500	91.42	42234.1
835	321530	92.74	45240.0	837	320820	92.70	45246.7
772.6	346164	93.13	44069.8	745.2	362995	92.24	42859.1
NOP	90			90			
NOI	100			50			
NFE	9000			9000			

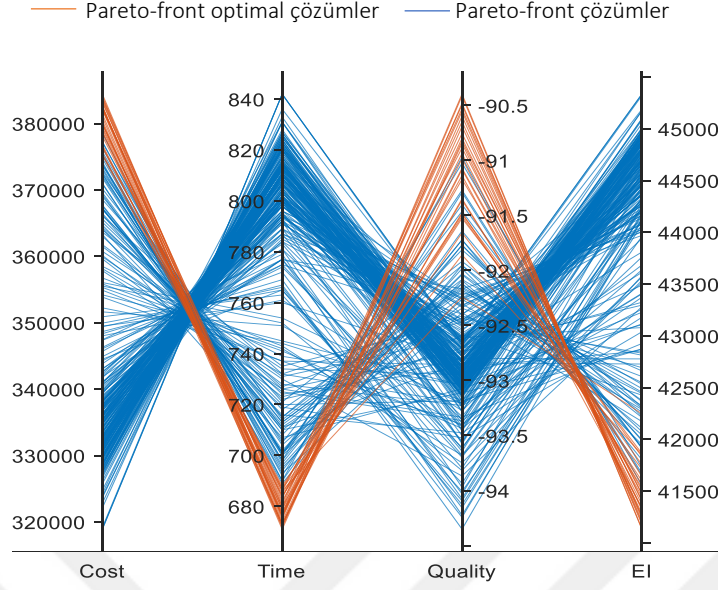
Bu tez çalışmasında kullanılan optimizasyon algoritmaları kullanılarak gerçekleştirilen optimizasyon süreçlerinin 10 kez tekrarlanması sonucunda ulaşılan Pareto-front çözümler Şekil 70'te gösterilmektedir. İlgili şekil incelendiğinde, GROTLBO'nun

güçlü bir algoritma olduğu ve karşılaştırılan algoritmalara göre daha az hesaplama çabasıyla en düşük proje tamamlanma süresine sahip Pareto-front çözümleri sunduğu görülmektedir. MDOLAO algoritması diğer biçimlere kıyasla daha az proje genel maliyeti ve daha yüksek kalite değerleri elde etmiştir. HOLTTLBO algoritması ise ilgili proje için proje yöneticisine en düşük çevresel etki değerine sahip Pareto-front çözümleri sunmaktadır. Ayrıca, bu grafiksel gösterimler, proje yöneticilerine farklı potansiyel kaynak kullanımı yapım işi projesi performansını nasıl etkileyebileceği konusunda yardımcı olabilmektedir.



Şekil 70. 290 aktiviteli projenin TCQET problemi için elde edilen Pareto-optimal çözümlerin grafiksel gösterimi

Şekil 71’de 290 aktiviteli projesi için TCQET problemine ilişkin baskın olmayan (Pareto-front optimal) çözümler ile baskın olan çözümlerin değer yolu grafikleri gösterilmektedir. İlgili şekil incelendiğinde, mavi eğri çizgiler baskın olan çözümleri (diğer çözümlerden daha iyi olmayan çözümleri) gösterirken turuncu eğriler ise baskın olmayan çözümleri (diğer çözümlerden daha iyi olan çözümleri) temsil etmektedir. Dolayısıyla, GROTLBO algoritması kullanılarak üretilen bu çözümler karar vericilere karar verme sürecinde kolaylık sağlamaktadır.



Şekil 71. 290 aktiviteli projenin TCQET problemine ait GROTLBO kullanılarak elde edilen Pareto-optimal çözümlerinin değer yolu grafiği

Bu bulgular, basitliği ve sağlamlığı ile bilinen TLBO algoritmasının GROL stratejisi ile birleştirilmesinin elde edilen çözümlerin kalitesini önemli ölçüde artırdığını ortaya koymaktadır. GROL stratejisi, arama alanını çeşitlendirerek daha iyi çözümlere ulaşılmasını sağlamaktadır. Bu durum, GROTLBO'nun genelleştirilmiş büyük ölçekli ve karmaşık TCQET problemlerini çözme yeteneğine sahip olduğunu kanıtlamıştır.

3.5.5. TCQET Problemleri İçin Performans Ölçütleri

Çalışmada geliştirilen algoritmaların incelenen TCEQT problemlerinin çözümündeki performanslarının değerlendirilmesi amacı ile daha önce bahsedilen yedi performans ölçütü hesaplaması gerçekleştirilmiştir. Değerlendirmede bu yedi performans ölçütünün yanı sıra fonksiyon değerlendirme sayısı ve Pareto-optimal çözümlerin ortalaması da dikkate alınmaktadır. Yanı sıra, C-metrik performans ölçütü değerlendirmesinde yalnızca önerilen algoritmalar arasında gerçekleştirilmiştir. Tablo 81 ve Şekil 72 kullanılan algoritmaların zaman-maliyet-kalite-çevresel ekti ödünleşim problemleri için C-metrik sonuçlarını karşılaştırmalı olarak göstermektedir. Bu karşılaştırma da A1, A2, A3, A4, A5 ve A6 sırasıyla GROTLBO, GROLAO, MDOTLBO, MDOLAO, HOLTLBO ve HOLAO algoritmalarını temsil etmektedir.

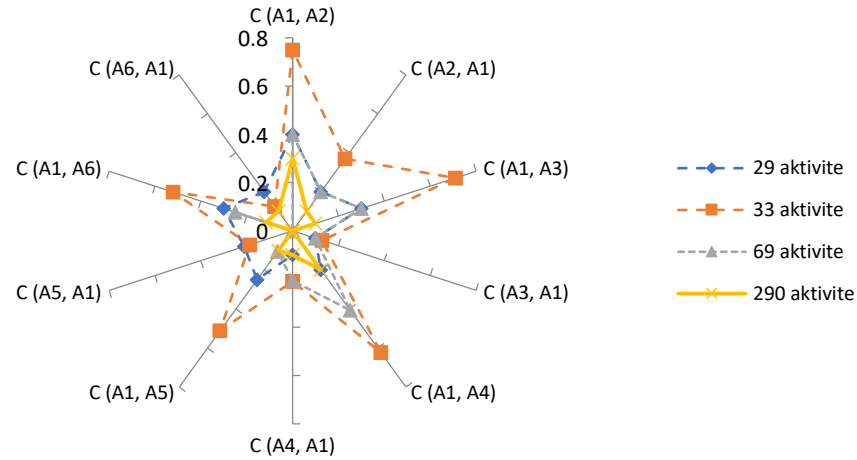
Şekil 72'de 29 aktivite TCQET projesi için GROTLBO algoritmasının GROLAO çözümlerinin %40'ine, MDOTLBO çözümlerinin %30.0'una, MDOLAO'nun %20,0'sine, HOLTLBO'nun %25,0'ine ve HOLAO çözümlerinin %30.0'una baskın olduğu görülmektedir. Bir başka deyişle, 29 aktiviteli proje için GROTLBO tarafından sağlanan Pareto-front çözümleri, GROLAO, MDOTLBO, MDOLAO, HOLTLBO ve HOLAO algoritmaları kullanılarak üretilen Pareto-front çözümleri tarafından sırası ile %20,0, %10,0, %10,0, %21,0 ve %20,0 oranında domine edilmektedir.

Benzer şekilde, 33 aktiviteli projede GROTLBO algoritması sırası ile GROLAO, MDOTLBO, MDOLAO, HOLTLBO, ve HOLAO algoritmaları %75.0, %71.0, %62.4, %51.2 ve %52.0 oranında domine etmektedir. 69 aktiviteli projede ise, GROLAO çözümlerinin %40.'ına, MDOTLBO çözümlerinin %30.'una, MDOLAO'nun %40,7'sine, HOLTLBO'nun %10,5'ine ve HOLAO çözümlerinin %25.0'ine baskın olduğu görülmektedir. Son olarak 290 aktiviteli projesinde, GROTLBO algoritması sırası ile GROLAO, MDOLTLBO, MDOLAO, HOTLBO, ve HOLAO algoritmaları %30.0, %10.0, %20.0, %10.0 ve %11.5 oranında domine etmektedir. Dolayısıyla, bu gözlemler GROTLBO'nun tutarlı bir şekilde en tatmin edici sonuçları ürettiği açıkça doğrulanmaktadır. Bunun temel nedeni, GROL'un ilgili algoritmanın arama-araştırma yönlerini dengeleyerek optimizasyon sürecinde çeşitliliği sağlayarak optimal çözümlere ulaşmada hızlı bir yakınsamaya yol açmasıdır.

Tablo 81. TCQET problemi sayısal örnekleri için C-metrik sonuçları karşılaştırması

C-metrik	C (A1, A2)	C (A2, A1)	C (A1, A3)	C (A3, A1)	C (A1, A4)	C (A4, A1)	C (A1, A5)	C (A5, A1)	C (A1, A6)	C (A6, A1)
29 aktivite										
Ort.	0.400	0.200	0.300	0.100	0.200	0.100	0.250	0.210	0.300	0.200
33 aktivite										
Ort.	0.750	0.370	0.710	0.129	0.624	0.210	0.512	0.187	0.520	0.125
69 aktivite										
Ort.	0.400	0.200	0.300	0.100	0.407	0.207	0.105	0.00	0.250	0.000
290 aktivite										
Ort.	0.300	0.100	0.100	0.000	0.200	0.100	0.100	0.00	0.115	0.100

201

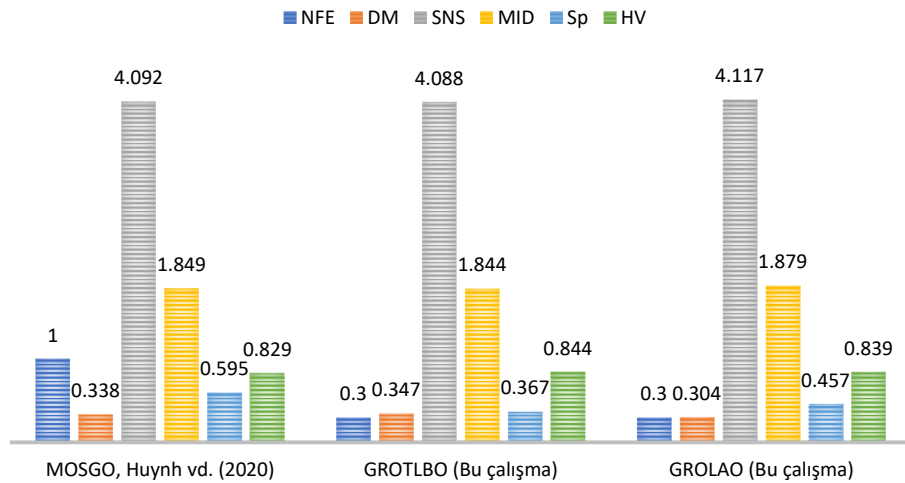


Şekil 72. TCQET problemi sayısal örnekleri için C-metrik analizinin grafiksel gösterimi

Ayrıca, bir algoritmadaki üstün performansın, daha büyük DM, SNS ve HV değerlerinin yanı sıra daha küçük Sp ve MID değerleri gösteren algoritmalarla ilişkili olduğunu belirtmek önemlidir. Tablo 82 ve Şekil 73 ise 29 aktiviteli proje için MOSGO, GROLAO ve GROTLBO algoritmalarının 10 bağımsız koşumu sonunda elde edilen Pareto-optimal setlerinin değerlendirilmesi sonucu bulunan 10 adetlik Pareto-optimal çözüm üzerinden hesaplanan performans ölçütlerinin değerlerini göstermektedir. GROTLBO %84.4'lük bir HV değeri elde etmişken, GROLAO ve MOSGO sırasıyla %83.9 ve %82.9'luk HV değerine ulaşmaktadır. Ayrıca, ilgili projede GROTLBO modelinin Sp performans ölçüt değerinin 0.367 olarak elde edilmesi ve diğer algoritmalar için hesaplanan Sp değerlerinden küçük olması, GROTLBO'nun optimizasyon problemlerinin çözümünde diğer algoritmalarından daha iyi bir sonuçlar üretebildiğini işaret etmektedir. Bu bulgular, GROTLBO algoritmasının karşılaştırma algoritmalarına göre daha üstün sonuçlar verdiğini ortaya koymaktadır.

Tablo 82. 29 aktiviteli proje için MOSGO ile önerilen modellerin performans karşılaştırması

Algoritmalar	NPFs	NFE	DM	SNS	MID	Sp	HV
MOSGO (Huynh vd. 2020)	10	1	0.338	4.092	1.849	0.595	0.829
GROTLBO (bu çalışma)	10	0.3	0.347	4.088	1.844	0.367	0.844
GROLAO (bu çalışma)	10	0.3	0.304	4.117	1.879	0.457	0.839

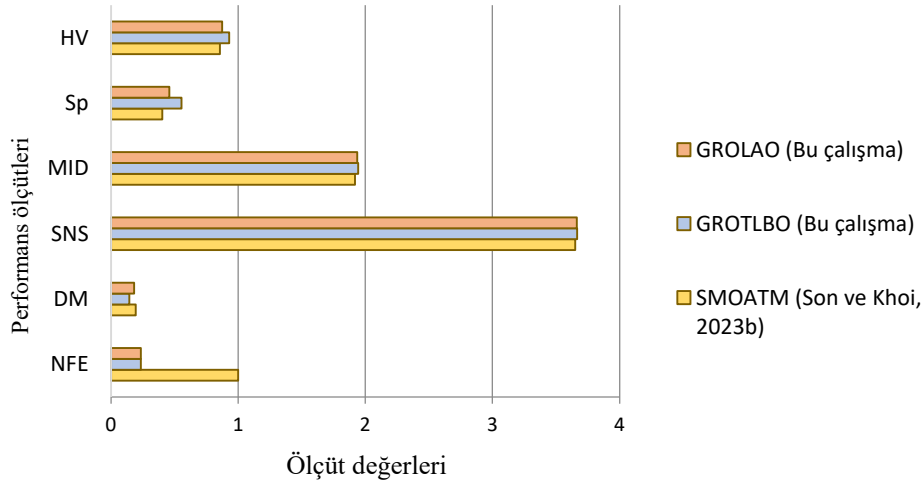


Şekil 73. 29 aktiviteli proje için önerilen modellerin MOSGO ile performans karşılaştırmaları grafiksel gösterimi

Tablo 83 ve Şekil 74'te 33 aktiviteli proje için hesaplanan performans ölçüt değerlerini ve bu değerlerin grafiksel gösterimi sunulmaktadır. Bu veri sunumu ve görsel gösterim dikkate alındığında, GROTLBO algoritmasının performansı HV açısından ve GROLAO algoritması ise Sp açısından önerilen modeller arasında 33 aktiviteli projeye ait TCQET problemi çözümündeki üstünlüğünü açıkça göstermektedir.

Tablo 83. 33 aktiviteli proje için SMOATM ile önerilen modellerin performans karşılaştırılması

Algoritmalar	NPFs	NFE	DM	SNS	MID	Sp	HV
SMOATM (Son ve Khoi, 2023a)	8	1	0.194	3.652	1.920	0.405	0.858
GROTLBO (bu çalışma)	8	0.234	0.144	3.667	1.945	0.555	0.931
GROLAO (bu çalışmam)	8	0.234	0.182	3.663	1.936	0.460	0.874
*1 Fonksiyon değerlendirme sayısı (NFE)'nin normalize edilmiş değerleri							

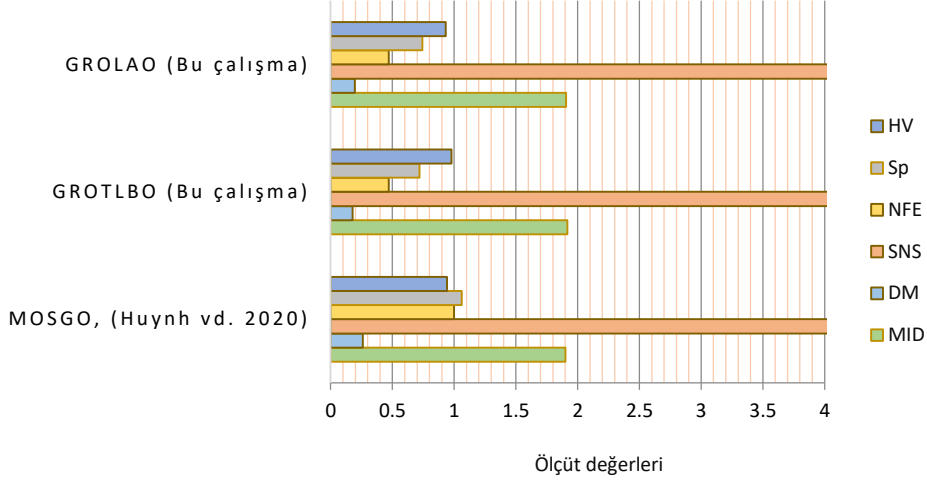


Şekil 74. 33 aktiviteli proje için önerilen modellerin SMOATM ile performans karşılaştırmaları grafiksel gösterimi

Benzer şekilde, Tablo 84 ve Şekil 75 ise 69 aktiviteli proje için hesaplanan performans ölçüt değerlerini ve bu değerlerin grafiksel gösterimini sunmaktadır. Bu veri sunumu ve görsel gösterim dikkate alındığında, GROTLBO'nun HV ve Sp açısından kullanılan algoritmalar arasında 69 aktivite TCQET aktiviteli projeye ait TCQET problemi çözümünde etkin bir yaklaşım olduğunu göstermektedir.

Tablo 84. 69 aktiviteli proje için MOSGO ile önerilen modellerin performans karşılaştırması

Algoritmalar	NPFs	NFE	DM	SNS	MID	Sp	HV
MOSGO (Huynh vd. 2020)	10	1	0.260	4.136	1.902	1.061	0.941
GROTLBO (bu çalışma)	10	0.47	0.177	4.148	1.916	0.719	0.979
GROLAO (bu çalışma)	10	0.47	0.197	4.141	1.907	0.742	0.931

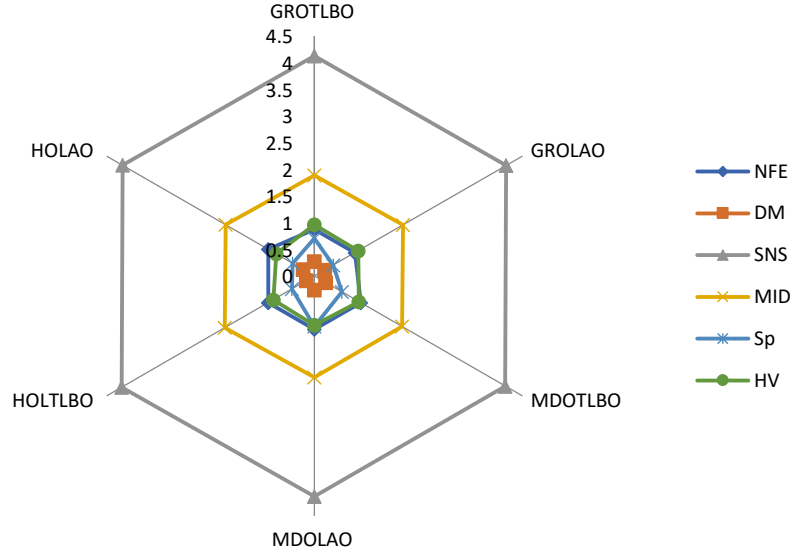


Şekil 75. 69 aktiviteli proje için önerilen modellerin MOSGO ile performans karşılaştırmaları grafiksel gösterimi

Tablo 85 ve Şekil 76'da 290 aktiviteli proje için hesaplanan performans ölçüt değerleri ve bu değerlerin grafiksel gösterimi verilmektedir. Bu veri sunumu ve görsel gösterim dikkate alındığında, ilgili projede GROLAO'nun 0.408 gibi göreceli olarak daha iyi bir Sp değeri elde ettiği ve GROTLBO'nun diğer modellere göre %96.4'lük bir HV göstergesi performansı ile çözüm uzayında daha büyük alan kapsadığı görülmüştür.

Tablo 85. 290 aktiviteli proje için önerilen modellerin performans karşılaştırması

Algoritmalar	NPFs	NFE	DM	SNS	MID	Sp	HV
GROTLBO	10	0.875	0.273	4.127	1.891	0.703	0.964
GROLAO	10	0.875	0.220	4.151	1.920	0.408	0.947
MDOTLBO	10	1	0.242	4.132	1.896	0.594	0.961
MDOLAO	10	1	0.262	4.133	1.898	0.948	0.921
HOLTLBO	10	1	0.174	4.175	1.944	0.488	0.893
HOLAO	10	1	0.246	4.155	1.923	0.472	0.830



Şekil 76. 290 aktiviteli proje için önerilen modellerin performans karşılaştırmaları grafiksel gösterimi

3.5.6. TCQET Problemleri İçin MCDM Analizi

Pareto-front kümesi, çok amaçlı optimizasyon algoritmaları aracılığıyla oluşturulan domine edilmeyen çözümleri içermektedir. Karar vericiler karar verme sürecini hızlandırmak için bu kümeden tek bir uzlaşma çözümü seçme göreviyle görevlendirilmişlerdir. Ancak, karar vericiler optimal bir çözüm seçerken karar verme konusunda uzmanlık eksikliği yaşayabilirler. Bu nedenle, bu tez çalışmasında, Pareto-front çözümlerini sıralamak için NDS tabanlı kalabalık uzaklık (CD) sıralaması yöntemi kullanılmaktadır.

Tablo 86-89 sırası ile 29, 33, 69 ve 290 aktivite projelerin TCQET problemi çözümünde elde edilen Pareto-front çözüm kümesine CD mekanizma uygulanmasıyla elde edilen sıralamaları sunmaktadır. Tablo 86'ye göre, karar vericilerin proje maliyeti ve kaliteye öncelik verdiğinde, PF1 iyi bir seçenektir. PF3 ve PF4 ise proje tamamlanma süresi ve çevresel etkiye öncelik verildiğinde daha iyi bir tercih olarak görülmektedir.

Benzer şekilde, Tablo 87 incelendiğinde karar vericiler proje tamamlanma süresi ve maliyete öncelik veriyorsa, PF2 iyi bir seçenek olacaktır. PF1 proje tamamlanma süresi ve kalitesi önceliklendirildiğinde, PF3 ve PF4 ise proje çevresel etkisine öncelik verildiğinde iyi bir tercih olarak görülmektedir.

Tablo 88 incelendiğinde, 69 aktivite projesi için karar vericiler proje tamamlanma süresi ve çevresel etkiyi önceliklendirdiğinde, PF2 makul bir tercih olarak görülmektedir. Eğer, proje maliyeti ve kalite hedefleri önceliklendiriyorsa bu durumda P4 daha iyi bir seçenek olarak görülmektedir. Tablo 89 incelendiğinde, 290 aktiviteli proje için proje tamamlanma süresi ve çevresel etki öncelikli ise, PF3'ü ve genel maliyet ve proje kalitesi öncelikli ise de PF1'i seçebileceklerdir.

Tablo 86. 29 aktiviteli projenin TCQET problemi için ilk dört sıradaki uzlaşık çözümleri

P. Fs	GROTLBO (Bu çalışma)				Kalabalık Uzaklık (CD) değeri	CD Sırası
	PCT	PCC	PQ	PEI		
PF1	70	37650	92.40	4247.93	Inf	1
PF2	66	39070	90.39	4064.22	Inf	2
PF3	65	40430	88.94	3929.23	0.2740	3
PF4	65	39020	90.20	4081.36	0.1865	4

Tablo 87. 33 aktiviteli projenin TCQET problemi için ilk dört sıradaki uzlaşık çözümleri

P. Fs	GROTLBO (Bu çalışma)				Kalabalık Uzaklık (CD)	CD Sırası
	PCT	PCC	PQ	PEI		
PF1	198	66103	90.76	4520.91	Inf	1
PF2	198	62200	88.19	4526.33	Inf	1
PF3	205	64901	90.47	4929.23	0.2740	2
PF4	205	66544	90.15	3904.23	0.1865	3

Tablo 88. 69 aktiviteli projenin TCQET problemi için ilk dört sıradaki uzlaşık çözümleri

P. Fs	GROTLBO (Bu çalışma)				Kalabalık Uzaklık (CD)	CD Sırası
	PCT	PCC	PQ	PEI		
PF1	314	185737	91.39	8701.81	Inf	1
PF2	314	190113	88.03	8156.70	Inf	1
PF3	316	188968	89.24	8225.57	0.5240	1
PF4	360	182265	92.78	9678.99	0.3865	2

Tablo 89. 290 aktiviteli projenin TCQET problemi için ilk dört sıradaki uzlaşık çözümleri

P. Fs	GROTLBO (Bu çalışma)				Kalabalık Uzaklık (CD)	CD Sırası
	PCT	PCC	PQ	PEI		
PF1	833	324240	92.94	45094.6	Inf	1
PF2	717	369390	92.43	42677.5	Inf	1
PF3	678	382310	90.08	41147.8	0.2740	2
PF4	700	377590	91.16	41747.0	0.1865	2

Sonuç olarak karar verme yöntemleri optimizasyon sürecinde kritik bir rol oynamaktadır. Doğru kararlar belirlenen hedeflere en etkili ve verimli şekilde ulaşmayı sağlar. Bu yöntemler kaynakların en iyi şekilde kullanılmasını, maliyetlerin azaltılmasını, kalitenin artırılmasını ve genel verimliliğin artırılmasını sağlayabilir. Ayrıca, uygun karar verme yöntemlerinin seçimi, çözümün doğruluğunu ve güvenilirliğini etkiler. Bu nedenle optimizasyon problemlerini çözerken doğru karar verme yöntemlerinin seçilmesi kritik öneme sahiptir.

4. SONUÇLAR

Yapım işi projelerinde zaman, maliyet, kalite ve çevresel etkiler, projenin başarısını doğrudan etkileyen dört önemli faktördür. Bu faktörler arasındaki dengeyi kurmak ve projeyi tüm parametreler göz önünde bulundurularak başarıya ulaştırmak, proje yöneticilerinin temel görevidir. Zaman, maliyet, kalite ve çevresel etkiler arasındaki denge, projenin belirlenen zaman çerçevesi içinde tamamlanması, bütçenin aşılmasının önlenmesi, projenin belirlenen standartlara uygunluğunun sağlanması ve çevresel etkilerin minimum seviyeye indirilmesi hedeflenerek yapılmaktadır.

Genellikle birbirine zıt yönde hareket eden bu dört değişkenin optimize edilmeye çalışılması çok amaçlı zaman-maliyet-kalite-çevresel etki ödünleşim problemlerini ortaya çıkarmaktadır. Bu tür problemlerin çözümü için literatürde birçok çalışma yapılmıştır. Bu çalışmada ise yapılan bu çalışmaları geliştirerek onlara alternatif olacak yöntemler geliştirilmeye çalışılmıştır. Dört set problem ile ilgili araştırma, toplamda 16 yapım işi projelerin çözümü ile gerçekleştirilmiştir.

İlk problem türünde, zaman-maliyet-ödünleşim problemleri (TCTP) analiz edilerek karar vericilerin projenin uygulanması sırasında kullanmaları için Pareto-optimal çözümler sunulmaktadır. Analizde, GROTLBO ve GROLAO'nun, uygulanan yapım problemlerinin çoğu için Pareto-optimal çözümler elde etme yeteneğine sahip olduğu gösterilmiştir. Ayrıca, HOLAO, HOLTLBO, MDOTLBO ve MDOLAO da tatmin edici sonuçlar sağlayarak GROTLBO ve GROLAO algoritmaları takip etmektedir.

İkinci problem türü, inşaat sektöründe önemli bir planlama problemi olan zaman maliyet-kalite ödünleşim (TCQT) problemlerini inceleyen bir araştırmaya değinmektedir. Araştırma, GROTLBO algoritmasının hem zamandan tasarruf ederek hem de maliyeti makul seviyede tutarak kaliteyi artırmayı hedefleyen TCQT problemlerinde diğer algoritmalarından daha başarılı olduğunu göstermektedir.

Analiz edilen üçüncü problem türü zaman, maliyet ve çevresel etki ödünleşim (TCET) problemidir. Araştırma, GROTLBO algoritmasının TCET problemlerinde zaman, maliyet ve çevresel etkileri dengeli bir şekilde optimize ederek en iyi performansı gösterdiğini vurgulamaktadır. Diğer algoritmalar da uzlaşık sonuçlar üretse de GROTLBO bu konuda en başarılı seçenek olarak konumlanmıştır.

Bu tezde analiz edilen dördüncü problem türü zaman, maliyet, kalite ve çevresel etki ödünleşim (TCQET) problemidir. Bu bağlamda, optimizasyon proje tamamlanma süresi, maliyet, kalite ve çevresel etki gibi çeşitli unsurlar arasında denge kurmayı amaçlamaktadır. Bu problem türü oldukça karmaşık ve istenen hedeflere ulaşmak için güçlü optimizasyon yaklaşımları gerektirmektedir. GROTLBO algoritması, bu tür optimizasyon problemlerini çözmede de yetkinliğini kanıtlamıştır.

Bu tez çalışması, zaman-maliyet, zaman-maliyet-kalite, zaman-maliyet-çevresel etki ve zaman-maliyet-kalite-çevresel etki ödünleşim problemleri de dahil olmak üzere, ödünleşim optimizasyon problemleri için Pareto-optimal çözümler elde etmeyi amaçlamaktadır. Bu amaçla, değiştirilmiş dinamik karşıtlık öğrenme (MDOL), hibrit karşıtlık öğrenme (HOL) ve altın oran karşıtlık öğrenme (GROL) teknikleri TLBO ve AO algoritmalarıyla birleştirilerek bu problemlerin çözümünde kullanılmıştır.

Yeni geliştirilen TLBO ve AO biçimlerinin arama-araştırma yeteneklerini karşılaştırmak için, fonksiyon değerlendirme sayısı, yedi istatistiksel performans ölçütü ve elde edilen Pareto-front çözümlerin kalitesini dikkate alınarak yapılmıştır. Geliştirilen modellere ait deneyler, MOSGO (Huynh vd., 2020), OMODE (Cheng ve Tran, 2014), ve HGAQSA (Bettemir, 2009) gibi literatürde bulunan algoritmalarla karşılaştırılmıştır. Bu nedenle, tablo ve grafik gösterimlerden elde edilen sonuçlar, tasarlanan modellerin çeşitlilik özellikleri, hesaplama çabaları ve Pareto-optimal çözümlere yakınsama hızı açısından karşılaştırma algoritmalarına göre sağlamlığını açıkça ortaya koymaktadır. Bunun nedeni, GROL'deki altın oran faktörünün GROTLBO algoritmasının arama ve araştırma yönleri arasında denge sağlayarak ve algoritmanın yerel optimuma takılmasını önleyerek daha iyi çözümlere ulaşmasına olan etkisinden kaynaklanmaktadır.

4.1. Katkılar

Bu araştırma inşaat sektöründe sıkça karşılaşılan farklı ölçeklerdeki kesikli TCTP, TCQT, TCET ve TCQET problemleri çözümüne yenilikçi bir yaklaşım getirmektedir. Geliştirilen modeller daha etkili, hızlı ve sürdürülebilir çözümler sunarak sektöre önemli katkı sağlayacak niteliktedir. Geliştirilen modellerin inşaat sektöründeki ödünleşim problemlerine yönelik potansiyel katkıları şunları içermektedir:

- Bu çalışma, yapım projesi aktiviteleri arasındaki FS ve genelleştirilmiş ilişkilerin türlerini dikkate alarak, CO₂ emisyonlarını bir zaman-maliyet-kalite ödünleşim problemine dahil etmektedir.
- Projenin toplam süresi geleneksel kritik yol yöntemi (CPM) ile hesaplanmaktadır.
- Araştırma hedeflerine ulaşmak için TLBO ve AO algoritmaları OBL yaklaşımlarıyla entegre edilmektedir.
- MDOL, HOL ve GROL operatörleri, arama çabasını ve başlangıç popülasyonunun ve optimizasyon sürecinin rastgeleliğini azaltmak için kullanılmaktadır.
- MDOL, HOL ve GROL stratejileri aynı zamanda çözümlere makul bir hızda yakınsamayı sağlayarak, zaman açısından hassas yapım projelerinde hızlı karar verme ve optimizasyonu mümkün kılmaktadır.
- Pareto-front çözümlerini sıralamak için, mevcut TOPSIS ve SAW yöntemleriyle birlikte kalabalık mesafesi sırası (CDR) mekanizması alternatif bir karar destek sistemi olarak kullanılmaktadır.
- MCDM yöntemler baskın olmayan (Pareto-front) çözümler arasından sıralı çözümler sunarak, karar vericilerin önceliklerine göre en uygun seçimi yapmalarına yardımcı olabilmektedir.
- Önerilen algoritmaların etkinliğini gözlemlemek için C-metrik, Spread ve HV gibi çeşitli ölçüm metrikleri kullanılmıştır.
- Geliştirilen GROTLBO tekniğinin, TLBO, AO biçimleri ve diğer algoritmalara kıyasla daha iyi performans gösterdiği ortaya konulmuştur.
- Sonuç olarak bu tez çalışması, karışıklık tabanlı öğrenmenin çeşitli ve karmaşık yapım ödünleşim problemlerin çözümünde uygulanabilirliğini ve etkinliğini göstererek akademik bilgi tabanına katkıda bulunmaktadır.

5. Araştırma Önerileri

Bu araştırma, farklı ölçeklerdeki yapım projelerinde ödünleşim optimizasyonu konusunda önemli gelişmeler sağlamış olsa da tezin gelecekteki uzantıları için şu ek iyileştirmeler önerilmektedir:

- Daha fazla gerçekçi senaryoların modellenmesi: Gerçek hayattaki yapım projelerinde karşılaşılan daha karmaşık durumlara, belirsizliklere ve risklere adapte edilebilen modeller geliştirilebilir. Örneğin, dinamik olarak değişen maliyetler, malzeme teminindeki gecikmeler veya hava koşulları gibi faktörler modellenenebilir.
- Diğer performans ölçütlerinin dahil edilmesi: Bu çalışmada odaklanılan zaman, maliyet, kalite ve çevresel etki dışında, diğer önemli proje hedef kriterleri de hesaba katılabilir. Örneğin, güvenlik, risk, sosyal etki gibi faktörler modellenenebilir.
- Gerçek hayat verilerinin kullanılması: Mevcut çalışmalarda, daha gerçekçi ve güvenilir sonuçlar elde etmek için gerçek hayat yapım projelerinden elde edilen verilerin kullanılması önerilmektedir. Bu durum, geliştirilen modellerin ve algoritmaların pratik uygulamalarda daha iyi performans göstermesine yardımcı olabilir.
- Uygulama alanlarının genişletilmesi: Genel olarak, önerilen modelin potansiyeli yüksek görünmektedir. Ancak daha kapsamlı bir değerlendirme ile modelin genel geçerliliği, sınırları ve uygulama alanları daha net bir şekilde ortaya konabilir.
- Pratik uygulamaya entegrasyon: Geliştirilen modellerin inşaat sektöründe pratik olarak uygulanabilirliğini artırmak için yazılım araçları veya karar destek sistemleri geliştirilebilir. Bu, modelleme ve optimizasyon süreçlerini kolaylaştırarak sektörün faydasına kullanılabilir.
- Kaynak tahsisi ve kaynak dengelenmesi: Kaynak kısıtlamalarını içerecek şekilde optimizasyon modelini genişletilmesi önemlidir. Bu geliştirme, aynı anda zaman, maliyet ve kaynak kullanımını optimize etmek için daha kapsamlı bir optimizasyon stratejisine katkı sağlayacaktır.
- Yeni öğrenme tekniği geliştirilmesi: Araştırmaya takviyeli öğrenme (Q-öğrenme) gibi başka bir karşıtlık öğrenme şemasını geliştirilmesi de önemlidir.

- Yeni zamanlama yaklaşımı kullanımı: Yapım projelerinde korografik (chorographical) zamanlama mantığı ve güvenilirlik kavramlarıyla ilişkilendirilen ödünleşim problemlerine yönelik yaklaşımların tasarlanması gereklidir.
- Arayüz programının geliştirilmesi: Optimizasyon çerçevesi ile proje yönetimi yazılımları arasında model verilerinin doğrudan aktarımını kolaylaştırmak için, örneğin Primavera paketleri ve Microsoft Project gibi proje yönetimi yazılımlarıyla bir arayüz geliştirmesi önerilmektedir.



6. KAYNAKLAR

- Abdel Raheem, M., & Khalafallah, A. (2011). Using eclecticizes to solve the time cost trade-off problem in construction engineering, *Department of Civil, Environmental and Construction Engineering*, University of Central Florida Orlando, Doktora Tezi, Florida.
- Abhilasha, P., & Jha, K.N. (2021). Integrating Quality and Safety in Construction Scheduling Time-Cost Trade-Off Model. *Journal of Construction Engineering and Management*, 147, 1979.
- Abualigah. L, Diabat. A. & Elaziz. M.A. (2021). “Improved slime mould algorithm by opposition-based learning and levy flight distribution for global optimization and advances in real-world engineering problems,” *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 1–40.
- Abualigah. L, Yousri. D, Abd Elaziz. M, Ewees. A.A, Al-qaness. M. A., & Gandomi. A. H. (2021). Aquila optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm. *Computers and Industrial Engineering*, 157, 107250. doi.org/10.1016/j.cie.2021.107250
- Afruz, E. N., Najafi, A. A., Roghanian, E., & Mazinani, M., (2014). A multi-objective imperialist competitive algorithm for solving discrete time, cost and quality trade-off problems with mode-identity and resource-constrained situations. *Computers and Operations Research*, 50, 80-96.
- Afshar, A., & Dolabi, HRZ. (2014). Multi-objective optimization of time–cost–safety using genetic algorithm. *International Journal of Optimization in Civil Engineering*, 4(4):433–450
- Afshar, A., Ziaraty, A., Kaveh, A., & Sharifi. F. (2009). Nondominated Archiving Multicolumn Ant Algorithm in Time–Cost Trade-Off Optimization. *Journal of Construction Engineering Management*. 135 (7) 668-674.
- Agdas, D., Warne, D.J., Osio-norgaard. J., & Masters F.J. (2018). Utility of Genetic Algorithms for Solving Large-Scale Construction Time-Cost Trade-Off Problems. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 32(1),1–10. doi.org/10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000718.
- Ahandani, M.A., & Alavi-Rad., H. (2012). Opposition-based learning in the shuffled differential evolution algorithm, *Soft Computing*, 16 (8), 1303–1337.
- Ahmet-Baykal, H. (2006). Discrete time/cost trade-off problem in project scheduling. O.D.T.Ü., *Fen Bilimleri Enstitüsü*, Yüksek Lisans Tezi, Ankara, Turkey.
- Akyol, S., & Alataş, B. (2012). Güncel Sürü Zekâsı Optimizasyon Algoritmaları, Nevşehir University, *Journal of Graduate School of Natural and Applied Sciences*, 1, 36-50.

- Alavipour, R.S.M, & Arditi, D. (2019). Time-cost tradeoff analysis with minimized project financing cost. *Automation in Construction*, 98, 110–121.
- Albayrak, G. (2023). Optimizing of Discrete Time-cost Trade-off Problem in Construction Projects Using Advanced Jaya Algorithm. *Periodica Polytechnica Civil Engineering* 63(3), 806–818.
- Alindayu II, R. C., Polancos, R. V., & Seva, R. R. (2022). A Binary Integer Linear Programming Approach for Risk Minimization of a Multi-Mode Resource-Constrained Project Scheduling Problem with Discrete Time-Cost-Quality-Risk Trade-Off. *RSF Conference Series: Engineering Technology*, 2(1), 07–17.
- Al-Zarrad, M., A. & Fonseca D. (2018). A New Model to Improve Project Time-Cost Trade-Off in Uncertain Environments, *Contemporary Issues and Research in Operations Management*, 95-112.
- Aminbakhsh, S. (2013). Hybrid particle swarm optimization algorithm for obtaining Pareto front of discrete time–cost trade-off problem, O.D.T.Ü., *Fen Bilimleri Enstitüsü*, Yüksek Lisans Tezi, Ankara, Turkey.
- Aminbakhsh, S., & Sönmez, R. (2016). Applied discrete particle swarm optimization method for the large-scale discrete time–cost trade-off problem. *Expert System with Applications* 51, 177-185.
- Ammar, M.A. (2011). Optimization of project time-cost trade-off problem with discounted cash flows. *Journal of Construction Engineering and Management*, 137(1), 65-71.
- Anagnostopoulos, K.P, & Kotsikas., L. (2010). Experimental evaluation of simulated annealing algorithms for the time–cost trade-off problem. *Applied Mathematics and Computation*, 217(1), 260–270. doi.org/10.1016/j.amc.2010.05.056.
- Aniruddha, B., & Chattopadhyay. P.K. (2010). Solution of Economic Power Dispatch Problems Using Oppositional Biogeography-based Optimization. *Electric Power Components System*, 38(10),1139-1160, doi.10.1080/15325001003652934
- Armaghani, Y. (2014). Time–Cost–Quality Trade-Off Problems Using Evolutionary Algorithms, İstanbul Teknik Üniversitesi, *Fen Bilimleri Enstitüsü*, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul, Turkey.
- Azad, H.R.L. (2013). An application of opposition based colonial competitive algorithm to solve network count location problem, *International Journal of Intelligent System and Application*, 6 (1), 29.
- Azeez, M. N. & Alsaffar, A. (2014). Construction Time-Cost Optimization Modelling Using Ant Colony Optimization. *Journal of Engineering*, 20 (1), 114-131.
- Azizipanah-Abarghooee, R., Niknam, T., Roosta, A., Malekpour, A.R. & Zare, M. (2012). Probabilistic multiobjective wind-thermal economic emission dispatch based on point estimated method. *Energy*, 37(1), 322-335.

- Banerjee, A., Mukherjee, V., & Ghoshal, S. (2014). An opposition-based harmony search algorithm for engineering optimization problems, *Ain Shams Engineering Journal*, 5 (1), 85–101.
- Banihashemi, S.A., & Khalilzadeh, M. (2022). Time-Cost-Quality-Risk Trade-off Project Scheduling Problem in Oil and Gas Construction Projects: Fuzzy Logic and Genetic Algorithm. *Jordan Journal of Civil Engineering* 16, 355–364.
- Banihashemi, S.A., Khalilzadeh, M.; Zavadskas, E.K., & Antucheviciene, J. (2021). Investigating the Environmental Impacts of Construction Projects in Time-Cost Trade-Off Project Scheduling Problems with CoCoSo Multi-Criteria Decision-Making Method. *Sustainability*, 13, 10922. doi.org/10.3390/su131910922
- Banihashemi, S.A., Khalilzadeh, Mohammad; Shahraki, A., Malkhalifeh, M. Rostami, & Ahmadizadeh, S. S. R. (2020). Optimization of environmental impacts of construction projects: a time-cost-quality trade-off approach. *International Journal of Environmental Science and Technology* 18(2).
- Banihashemi, S.A, & Khalilzadeh, M. (2020). Time-cost-quality-environmental impact trade-off resource-constrained project scheduling problem with DEA approach, *Engineering Construction and Architectural Management*, 28 (7), 1979-2004. doi.org/10.1108/ECAM-05-0350u
- Basu, M. (2015). Combined heat and power economic dispatch using opposition-based group search optimization, *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 73, 819–829.
- Basu, M. (2016). Quasi-oppositional differential evolution for optimal reactive power dispatch, *Electrical Power and Energy Systems*. 78, 29–40.
- Bengio, Y., Courville, A. C., & Vincent, P. (2012). Unsupervised feature learning and deep learning: A review and new perspectives. *CoRR*, abs/1206.5538, 1:2012.
- Bettemir, Ö. H., (2009). Optimization of time-cost-resource trade-off problems in project scheduling using meta-heuristic algorithms, O.D.T.Ü., *Fen Bilimleri Enstitüsü*, Doktora Tezi, Ankara, Turkey.
- Bettemir, Ö. H., & Birgönül, T. (2016). Network analysis algorithm for the solution of discrete time-cost trade-off problem. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 21 (4),1047-1058.
- Bettemir, Ö.H., & Birgönül, M.T. (2023). Solution of discrete time–cost trade-off problem with adaptive search domain, *Engineering, Construction and Architectural Management*, 21 (1). doi.org/10.1108/ECAM-06-2022-0601
- Biswas, S. K., Karmakera, C.L., & Biswas, T. K., (2016). Time-Cost Trade-Off Analysis in a Construction Project Problem: Case Study, *International Journal of Computational Engineering Research (IJCER)*, 6, 10, 32-38.

- Canayaz, M. (2015). Cırcır Böceği Algoritması: Yeni Bir Meta-Sezgisel Yaklaşım ve Uygulamaları, İnönü University, *Fen Bilimleri Enstitüsü*, Doktora Tezi, Malatya, Turkey.
- Cao, Y., Li, X., & Wang, J. (2013). Opposition-based animal migration optimization, *Math Problems Engineering*, 7, 308250. doi:10.1155/2013/308250
- Carson, C., Oakander, P., & Relyea, C. (2014). CPM Scheduling for Construction-Best Practices and Guidelines, *Project Management Institute*, ISBN: 978-1-62825-037-4, Pennsylvania, USA.
- Chapelle, O., Scholkopf, B., & Zien, A. (2009). Semi-supervised learning: book reviews, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 20(3):542–542.
- Chassiakos, A.P., & Sakellariopoulos, S.P. (2005). Time-cost optimization of construction projects with generalized activity constraints, *Journal of Construction Engineering and Management*, 131, 10, 1115-24
- Chen, L., Zhang, J., & Peng, W. (2022). Research on the hierarchical discrete time-cost trade off problem for program. *Journal of Construction Engineering and Management*, 148(7), 04022039.
- Chen, Z., Li, H., & Wong, C.T.C. (2005). Environment planning: analytic network process model for environmentally conscious construction planning. *ASCE Journal of Construction Engineering and Management*, 131(1), 92–101
- Cheraghalipour, A., Hajiaghahi-Keshteli, M., & Paydar, M.M. (2018). Tree Growth Algorithm (TGA): A novel approach for solving optimization problems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 72, 393–414.
- Das, B., Mukherjee, V., & Debapriya, D. (2020). Student psychology-based optimization algorithm: A new population-based optimization algorithm for solving optimization problems. *Advances in Engineering Software*, 146, 102804.
- Deb, K., Pratab, A., Agrawal, S., & Meyarivan, T. (2000). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm. NSGA-II. *IEEE Transaction on Evolutionary Computation*. 6, 2 182–197.
- Dede, T. (2013). Optimum design of grillage structures to lrfd-aisc with teaching-learning based optimization. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 48, 955-964.
- Deng, W., Ni, H., Liu, Y., Chen, H., & Zhao, H. (2022). An adaptive differential evolution algorithm based on belief space and generalized opposition-based learning for resource allocation, *Applied Soft Computing*, 127, 109419.
- Eirgash, M.A., Toğan, V., Trivedi, M. K., & Sharma, K. (2022). A Modified Oppositional Teaching-Learning-Based Optimization Model for Solving Construction Time-Cost-Quality Trade-Off Problems. 7th *International Project and Construction Management Conference*, Istanbul.

- Eirgash, M.A., Toğan, V., Dede, T., & Başağa, H.B. (2023). Modified Dynamic Opposite Learning assisted TLBO for solving Time-Cost optimization in Generalized Construction Projects, *Structures*, 53(1), 608-621.
- Eirgash, M. A. (2018). Pareto-Front Performance of Multiobjective Teaching Learning Based Optimization Algorithm on Time-Cost Tradeoff Optimization Problem, K.T.Ü., *Fen Bilimleri Enstitüsü*, Yüksek Lisans Tezi, Trabzon, Turkey.
- Eirgash, M.A., & Toğan, V. (2023). A Novel Oppositional Teaching Learning Strategy Based on the Golden Ratio to Solve the Time-Cost-Environmental Impact Trade-Off Optimization Problems, *Expert System with Application*, 119995, doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119995
- Eirgash, M.A., Toğan, V., & Dede, T. (2022). Time cost trade-off problems with multi objective quasi oppositional teaching learning-based Optimization, In: Venkata Rao, R., Taler, J. (eds) *Advances in Engineering Optimization Through Inteligent Techniques. Lecture Notes in Mechanical Engineering*, Springer, Singapore.
- Elaziz, M.A., Dahou, A., Alsaleh, N.A., Elsheikh, A.H, Saba, A.I., & Ahmadein, M. (2021). Boosting covid-19 image classification using mobilenetv2 and aquila optimizer algorithm, *Entropy*, 1383. doi.org/10.3390/e23111383
- Elazouni, A. M., & Metwally, F. G. (2007). Expanding finance-based scheduling to devise overall-optimized project schedules. *Journal of Construction Engineering and Management*, 133(1), 86-90.
- Elbeltagi, E., Ammar, M., Sanad, H., & Kassab, M. (2016). Overall multiobjective optimization of construction projects scheduling using particle swarm. *Engineering, Construction and Architectural Management*, 23 (3), 265–282.
- Elbeltagi, E; Hegazy, T & Grierson, D. (2005). Comparison among five evolutionary-based optimization algorithms. *Advanced engineering informatics*, 19(1), 43–53. doi.org/10.1016/j.aei.2005.01.004.
- El-Rayes, K., & Kandil, A. (2005). Time-cost-quality trade-off analysis for highway construction. *Journal of Construction Engineering and Management*, 131 (4), 477–486.
- Eshtehardian, E., Afshar, A., & Abbasnia, R. (2008). Time–cost optimization: using GA and fuzzy sets theory for uncertainties in cost.” *Construction Management and Economics*, 26 (7):679–91
- Ewees, A.A., Algamal, Z.Y., Abualigah, L., Al-qaness, M.A.A., Yousri, D., Ghoniem, R.M., & Abd Elaziz. (2022). A Cox Proportional-Hazards Model Based on an Improved Aquila Optimizer with Whale Optimization Algorithm Operators. *Mathematics*, 10,1273. doi.org/10.3390/math10081273
- Farazmand, N., & Beheshtinia, M. (2018). Multi objective optimization of time-cost-quality-carbon dioxide emission-plan robustness in construction projects. *Journal of Industrial and Systems Engineering*, 11 (3), 102–125. doi.jise.ir/article_60778.

- Farshchin, M., Camp, C.V., & Maniat, M. (2016). Optimal design of truss structures for size and shape with frequency constraints using a collaborative optimization strategy, *Expert System with Application*, 66, 203-218.
- Feng, C.W., Liu, L., & Burns, S. A. (1997). Using genetic algorithms to solve construction time-cost trade-off problems. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 11, 3(1997) 184 –189.
- Francois-Lavet, V., Henderson, P., Islam, R., Bellemare, M. G., & Pineau, J. (2018). An Introduction to Deep Reinforcement Learning. *Foundations and Trends® in Machine Learning*: 11: 3-4, 219
- Gao, B., Shi, Y., Xu, F., & Xu, X. (2022). An Improved Aquila Optimizer Based on Search Control Factor and Mutations. *Processes*. 10(8), 1451. doi.org/10.3390/pr10081451
- Gen, M., & Cheng, R. (2000). Genetic Algorithms and Engineering Optimization, *John Wiley & Sons Incorporation.*, Canada.
- Ghoddousi, P., Eshtehardian, E., Jooybanpour, S., & Javanmardi, A. (2013). Multi-mode resource-constrained discrete time–cost–resource optimization in project scheduling using non-dominated sorting genetic algorithm. *Automation in Construction*, 30, 216-227.
- Gupta, S., & Deep, K. (2019). A hybrid self-adaptive sine cosine algorithm with opposition-based learning, *Expert Systems with Applications*, 119, 210-230.
- Habibi, F., Barzinpour, F., & Sadjadi, S. J. (2017). A Multi-objective optimization model for project scheduling with time-varying resource requirements and capacities. *Journal of Industrial and Systems Engineering*, 10 (special issue on scheduling), 92-118.
- Houssein, E.H., Helmy, B.E., Rezk, H., & Nassef, A.M. (2022). An efficient orthogonal opposition-based learning slime mould algorithm for maximum power point tracking. *Neural Computing and Application*, 34, 3671–3695.
- Houssein, E. H., Hussain, K., Abualigah, L., Abd Elaziz, M., Alomoush, W., Dhiman, G., Djenouri, Y., & Cuevas, E. (2021). An improved opposition-based marine predator's algorithm for global optimization and multilevel thresholding image segmentation. *Knowledge Based System*, 229, 107348.
- Hu, Z., Bao, Y., & Xiong, T. (2014). Partial Opposition-Based Adaptive Differential Evolution Algorithms: Evaluation on the CEC Benchmark Set for Real-parameter Optimization, *IEEE Congress on Evolutionary Computation* 6-11, Beijing, China.
- Huynh, V.H., Nguyen, T.H., Pham, H.C., Huynh, T.M.D., Nguyen, & Tran, D.H. (2020) Multiple Objective Social Group Optimization for Time–Cost–Quality–Carbon Dioxide in Generalized Construction Projects, *International Journal of Civil Engineering*, 19(2), 1-18 doi.org/10.1007/s40999-020-00581-w

- Iqbal, M.A, Khan, N.K., Mujtaba, H., & Baig, A.R. (2011). A novel function optimization approach using opposition based genetic algorithm with gene excitation, *International Journal of Innovative Computing, Information and Control* 7, 4263–4276.
- Jain, M., Singh, V., & Rani, A. (2019). A novel nature-inspired algorithm for optimization: Squirrel search algorithm. *Swarm and Evolutionary Computation*, 44, 148-175, doi: 10.1016/j.swevo.2018.02.013.
- Jeunet, J., & Orm, M. B. (2020). Optimizing temporary work and overtime in the Time Cost Quality Trade-off Problem, *European Journal of Operational Research*, 284, 2, 743-761.
- Jia, H., Lu, C., Wu, D.; Wen, C., Rao, H., & Abualigah, L. (2023). An Improved Reptile Search Algorithm with Ghost Opposition-based Learning for Global Optimization Problems. *Journal of Computation Design Engineering*, 10, 1390–1422.
- Kaveh, A., Rajabi, F., & Mirvalad, S. (2021). Many-objective optimization for construction project scheduling using non-dominated sorting differential evolution algorithm based on reference points. *Scientia Iranica*, 28(6), 3112-3128. doi: 10.24200/sci.2021.58952.5988.
- Keshavarz, E., & Shoul. (2020). A. Project Time-Cost-Quality Trade-off Problem: A Novel Approach Based on Fuzzy Decision Making. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based System*, 28(04), 545–567.
- Khairul, M. M., & Siahaan, A. U. P. (2016). Decision Support System in Selecting the Appropriate Laptop Using Simple Additive Weighting. *International Journal of Recent Trends in Engineering and Research*, 2(12), 215–222.
- Khishe, M. (2023). Greedy opposition-based learning for chimp optimization algorithm. *Artificial Intelligence Revolution*, 56, 7633–7663. doi.org/10.1007/s10462-022-10343-w.
- Koo, C., Hong, T., & Kim S. (2015). An Integrated Multi-Objective Optimization Model for Solving The Construction Time-Cost Trade-Off Problem, *Journal of Civil Engineering and Management*, 21(3), 323–333.
- Kotsiantis, S. B., Zaharakis, I., & Pintelas, P. (2007). Supervised machine learning: A review of classification techniques. *Emerging artificial intelligence applications in computer engineering*, 160:3–24.
- Kuang, Y., & Xiong, Y. (2006). Construction Time-Cost Trade-Off Analysis Using Ant Colony Optimization Algorithm, *International Conference on Management Science and Engineering*, ICMSE '6, 2039-2044.
- Li, J., Gao, Y., Wang, K., & Sun, Y. (2021). A dual opposition-based learning for differential evolution with protective mechanism for engineering optimization problems, *Applied Soft Computing*, 113, 107942.

- Liu, G-Y., Lee, E.W-M. & Yuen, R. K-K. (2020). Optimizing the time-cost-quality (TCQ) trade-off in offshore wind farm project management with a genetic algorithm (GA). *Hong Kong Institution and Engineering*, 27, 1–12.
- Liu, S-S., & Wang, C-J. (2008) Resource-constrained construction project scheduling model for profit maximization considering cash flow. *Automation in Construction*, 17, 8 966-974.
- Long, W., Jiao, J, Liang, X, Cai, X., & Xu. M. (2019). “A random opposition-based learning grey wolf optimizer,” *IEEE Access*, (7), 113810.
- Lotfi, R., Yadegari, Z., Hosseini, S.H., Khameneh, A.H., Tirkolaee, E.B., & Weber, G-W. (2022). A robust time-cost-quality-energy-environment trade-off with resource-constrained in project management: A case study for a bridge construction project. *Journal of Industrial and Management Optimization*, 18(1): 375-396.
- Luong, D.L., Tran D.H., & Nguyen P.T. (2018). Optimizing multi-mode time– cost– quality trade-off of construction project using opposition multiple objective difference evolution. *International Journal of Construction Management*, 21(2) 1–13 doi.org/10.1080/15623599.2018.1526630
- Ma, S., Fang, Y., & Zhao, X. (2023). Ameliorated grey wolf optimizer with the best and worst orthogonal opposition-based learning. *Soft Computing*, 28, 2941–2965
- Maceika, A., Bugajev, A., Šostak, O.R, & Vilutienė. T. (2021). Decision Tree and AHP Methods Application for Projects Assessment: A Case Study. *Sustainability*, 13,5502, doi.org/10.3390/su13105502
- Mahdavi, S., Rahnamayan., S., & Deb., K. (2018). Opposition based learning, A literature review, swarm and evolutionary computation, doi: 10.1016/j.swevo.2017.09.010.
- Mahdavi-Roshan. P., & Mousavi, S.M. (2022). A new interval-valued fuzzy multi-objective approach for project time–cost–quality trade-off problem with activity crashing and overlapping under uncertainty, *Kybernetes*, doi.org/10.1108/K-11-2021-1217
- Mahdiraji, H.A., Sedigh M, Razavi Hajiagha S.H., Garza-Reyes J.A, Jafari-Sadeghi V, & Leo-Paul, D. (2021). A novel time, cost, quality and risk tradeoff model with a knowledge-based hesitant fuzzy information: An R&D project application. *Technological Forecasting and Social Change*, 172,1–13.
- Mandal, B., & Roy, P. K. (2013). Optimal reactive power dispatch using quasi-oppositional teaching learningbased optimization. *International Journal of Electrical Power & Energy System*. 53, 123–134.
- Marzouk, M., Madany, M., Abou-Zied, A., & El-said, M. (2008). Handling construction pollutions using multi-objective optimization. *Construction Management and Economics*. 26(10), 1113–1125

- Meng, Q., & Zhou, L. (2017). Improved clustering algorithm with adaptive opposition-based learning, 2017 IEEE 2nd International Conference on Big Data Analysis (ICBDA), Beijing, China, 291-295, doi: 10.1109/ICBDA.2017.8078826.
- Mirjalili. S., & Lewis. A. (2016). The whale optimization algorithm. *Advances in Engineering Software*, 95, 51–67. Doi.org/10.1016/j.advengsoft.2016.01.008
- Mohammadi, M.O., Dede, T., & Rao, R.V. (2023). Using Meta-Heuristic Optimization Methods in Solving Time–Cost–Quality Trade-Off Problems. In: Venkata Rao, R., Taler, J. (eds) *Advanced Engineering Optimization Through Intelligent Techniques*. Lecture Notes in Mechanical Engineering. *Springer*, Singapore.
- Monghasemi, S., Nikoo, M. R., Fasaee, M. A. K., & Adamowski, J. (2015). A novel multi criteria decision making model for optimizing time–cost–quality trade-off problems in construction projects. *Expert Systems with Applications*, 42(6), 3089-3104.
- Moselhi., O. (1993). Schedule compression using the direct stiffness method. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 20(1), 65-72. <https://doi.org/10.1139/193-007>.
- Mungle, S., Benyoucef, L., Son, Y. J., & Tiwari, M. K. (2013). A fuzzy clustering-based genetic algorithm approach for time–cost–quality trade-off problems: A case study of highway construction project. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26, 8, 1953-1966
- Nasiri, S., & Lu, M. (2022). Streamlined project time-cost trade off optimization methodology: Algorithm, automation, and application, *Automation in Construction*, 133, 104002.
- Nematollahi, A.F., Rahiminejad, A., & Vahidi, B. A. (2020). Novel meta-heuristic optimization method based on golden ratio in nature. *Soft Computing*, 24, 1117–1151 doi.org/10.1007/s00500-019-03949-w
- Neslihan, B. (2019). New Modified Adaptive Weight Approaches for The Solution of Time-Cost Trade-Off Optimization Problems, K.T.Ü., *Fen Bilimleri Enstitüsü*, Yüksek Lisans Tezi, Trabzon, Turkey.
- Ng, S.T., & Zhang, Y. S. (2008). Optimizing construction time and cost using ant colony optimization approach. *Journal of Construction Engineering and Management* ASCE, 134(9), 721-728.
- Niknam, T. A. (2012). new multi objective optimization approach based on TLBO for location of automatic voltage regulators in distribution systems, *Engineering Application of Artificial Intelligent*, 25 (8), 1577-1588.
- Ozcan-Deniz, G., Zhu, Y., & Ceron, V. (2012). Time, cost, and environmental impact analysis on construction operation optimization using genetic algorithms. *Journal of Management Engineering*, 28 (3), 265–272
- Panwar, A., & Jha, N.K. (2019). A many-objective optimization model for construction scheduling, *Construction Management and Economics*, 37(12), 727-739.

- Prakash, V., Vijaya, A. M., & Sekar, A. S. S. (2018). Time, Cost, Quality Trade Off Analysis in Construction Projects Based on Resource Allocation using Microsoft Project, *International Journal of Engineering Research & Technology*, 7, 04, 2278-0181.
- Rahnamayan, S., Tizhoosh, H.R., & Salama, M.M.A. (2007). Quasi-oppositional differential evolution. In Proceedings of IEEE Congress on evolutionary computation." Singapore, 25–28, 2229–2236, doi.org/10.1109/CEC.2007.4424748
- Rahnamayan, S., & Wang, G.G. (2009). Center-based sampling for population-based algorithms. In Proceedings of *IEEE Congress on Evolution and Computing*. Norway, 18–21, 933–938. Doi.org/10.1109/CEC.2009.4983045
- Rahnamayan, S., Tizhoosh, H-R., & Salama., M.A. (2008). Opposition versus randomness in soft computing techniques, *Applied Soft Computing*, 8 (2), 906-918.
- Rao, R., Savsani, V., & Vakharia. D. (2011). Teaching–learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems, *Computer-Aided Design*, 43 (3), 303–315. doi.org/10.1016/j.cad.2010.12.015.
- Rostami, M., Moradinezhad, D., & Soufipour, A. (2014). Improved and competitive algorithms for large scale multiple resource constrained project-scheduling problems. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 18(5), 1261-1269.
- Ruiz, R., & Maroto, C. (2005). A Comprehensive Review and Evaluation of Permutation Flowshop Heuristics, *European Journal of Operational Research*, 165, 479-494.
- Saif, A., Abbas, S., & Fayed, Z. (2015). The PDBO algorithm for discrete time, cost and quality trade-off in software projects with expressing quality by defects, *Procedia Computer Science*, 65, 930-939.
- Sakellariopoulos, S., & Chassiakos, A.P. (2004). Project time–cost analysis under generalized precedence relations, *Advanced in Engineering Software*, 35, 715–724.
- Santosh., M., Benyoucef. L., Young, J. S., & Tiwari, M.K. (2013). A fuzzy clustering-based genetic algorithm approach for time–cost–quality trade-off problems: A case study of highway construction project, *Engineering Application of Artificial Intelligence*, 26,8, 1953-1966. doi.org/10.1016/j.engappai.2013.05.006
- Senouci, A.B., & Mubarak, S.A. (2016). Multiobjective optimization model for scheduling of construction projects under extreme weather, *Journal of Civil Engineering and Management*, 22 (3), 373-81 doi.org/10.3846/jcem.2019.9681.
- Shahrouzi, M., & Sabzi. A.H. (2018). Damage detection of truss structures by hybrid immune system and teaching-learning-based optimization. *Asian Journal of Civil Engineering*, 19(7), 811-825.
- Sharma, K., & Trivedi, M.K. (2021). Development of Multi-Objective Scheduling Model for Construction Projects Using Opposition-Based NSGA III. *Journal of the*

Institution of Engineering India Series. A 102, 435–449 doi.org/10.1007/s40030-021-00529-w

- Sharrard, A. L., Matthews, H. S., & Roth, M. (2007). Environmental Implications of Construction Site Energy Use and Electricity Generation. *Journal of Construction and Engineering Management*, 133(11), 846–854.
- Shaw, B., Mukherjee, V., & Ghoshal, S.P. (2012). A novel opposition-based gravitational search algorithm for combined economic and emission dispatch problems of power systems, *Internal Journal of Electrical Power Energy System*. 35(1), 21-23 doi: 10.1016/j.ijepes.2011.08.012.
- Sheikh., M.A., & Kumar, C. (2020). Time, cost and quality trade off analysis in construction of projects, *International Research Journal of Engineering and Technology*, 7, 9.
- Shen, L. Y., Lu, W., Yao, H., & Wu, D. (2005). “A computer-based scoring method for measuring the environmental performance of construction activities,” *Automation in Construction*, 14, 297–309. Doi.org/10.1016/j.autcon.2004.08.017
- Siemens, N. (1971). A Simple CPM Time-Cost Trade off Algorithm. *Management Science*, 17, 6 354 –363.
- Şimşek, S., Kahya, V., Adıyaman, G., & Toğan, V. (2022). Damage detection in anisotropic-laminated composite beams based on incomplete modal data and teaching-learning-based optimization, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 65(11).
- Singh, P.R., Elaziz, M.A., & Xiong, S. (2019). Ludo game-based metaheuristics for global and engineering optimization, *Applied Soft Computing*, 84, 105723.
- Son, P.V.H., & Khoi, L.N.Q. (2023b). Time–cost–quality–CO2 emissions optimization in construction management using slime mold algorithm opposition tournament mutation, *Soft Computing*. 27, 12071–12098.
- Son, P.V.H., & Khoi, L.N.Q. (2023c). Adaptive opposition slime mould algorithm for time–cost–quality–safety trade-off for construction projects. *Asian Journal of Civil Engineering*, 2 (24). https://doi.org/10.1007/s42107-023-00612-6
- Son, P.V.H., & Khoi, L.N.Q. (2022). Utilizing artificial intelligence to solving time – cost – quality trade-off problem. *Scientific Report*, 12, 20112.
- Son, P.V.H., & Khoi, L.N.Q. (2023a). Adaptive selection slime mould algorithm in time–cost–quality–environmental impact trade-off optimization, *Canadian Journal of Civil Engineering*. https://doi.org/10.1139/cjce-2022-0485
- Sonmez, R., Aminbakhsh, A., & Atan, T. (2020). Activity Uncrashing Heuristic with Noncritical Activity Rescheduling Method for the Discrete Time-Cost Trade-Off Problem, *Journal of Construction Engineering and Management*, 146(8),1–14.

- Sonmez, R., & Bettemir, O.H. (2012). A hybrid genetic algorithm for the discrete time-cost trade-off problem. *Expert Systems with Applications*, 39 (13),11428-11434.
- Talbi, E. G., & Amodeo, F. Y. L. (2016). Metaheuristics for Production Systems, *Springer International Publishing*, Switzerland.
- Tefek, M.F., Guz. H.U., & Güçyetmez. M. (2017). A new hybrid gravitational search teaching learning-based optimization method for energy demand estimation of Turkey," *Neural Computing Application.*, 31(7), 2939-2954.
- Tiwari, A., Trivedi, M., & Sharma, K. (2020). NSGA III based Time-Cost-Environmental Impact Trade-Off Optimization model for Construction Projects, *Second International Conference on Sustainable and Innovation Solutions for Current Challenges in Engineering Technology (ICSISCET)*
- Tizhoosh, HR. (2005). Opposition-based learning: a new scheme for machine intelligence, *Proceedings of the International Conference on Computational Intelligence for Modeling, Control and Automation*. 1, 695-701.
- Toğan, V. (2013). Design of pin jointed structures using teaching-learning based optimization. *Structure Engineering Mechanical*. 47(2), 209-225.
- Toğan, V., & Eirgash, M. A. (2019). Time-Cost Trade-off Optimization of Construction Projects using Teaching Learning Based Optimization, *KSCE Journal of Civil Engineering*, 23(1), 10-20.
- Toğan, V., Berberoğlu, N. & Dede, T. (2022). Optimizing of Discrete Time-Cost in Construction Projects Using New Adaptive Weight Formulations. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 26, 511–521.
- Toğan, V., & Eirgash, M.A, (2019). Time-Cost Trade-Off Optimization with a New Initial Population Approach. *Teknik Dergi*, 30(6), 9561-9580.
- Tran, D.H, Chou, J.S., & Luong, D.L. (2019). Multi-objective symbiotic organism optimization for making time-cost tradeoffs in repetitive project scheduling problem, *Journal of Civil Engineering Management*, 25 (4), 322-39. doi.org/10.3846/jcem.2019.9681
- Tran, D.-H., & Tarigan, P.B. (2022). Time Cost Quality Trade-Off in Repetitive Construction Project for Sustainable Construction Project, *Sustainability Management Strategies and Impact in Developing Countries*, (26), 75-85.
- Tran, H.D. (2020). Optimizing time–cost in generalized construction projects using multiple-objective social group optimization and multi-criteria decision-making methods, *Engineering Construction and Architectural Management*, 27(9), 2287-2313. <http://dx.doi.org/10.1108/ECAM-08-2019-0412>
- Turan, G. (2018). Çok Kriterli Karar Verme. B. F. Yıldırım, ve E. Önder içinde, Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri (s. 15-20). Bursa: Dora Basım Yayınları.

- Van, E.R., & Vanhoucke, M. (2022). A reduction tree approach for the Discrete Time/Cost Trade-Off Problem, *Computers and Operations Research*, 143, 105750.
- Wang, H., Wu, Z., Rahnamayan, S., Liu, Y., & Ventresca, M. (2011). Enhancing particle swarm optimization using generalized opposition-based learning, *information science*, doi: 10.1016/j.ins.2011.03.016.
- Wang, S., Jia, H., Abualigah, L., Liu, Q., & Zheng, R. (2021). An Improved Hybrid Aquila Optimizer and Harris Hawks Algorithm for Solving Industrial Engineering Optimization Problems. *Processes*, 9, 1551
- Wang, T., Abdallah, M., Clevenger, C., & Shahryar, M. (2019). Time–cost–quality trade-off analysis for planning construction projects, *Engineering Construction Architecture Management*, 28 (1), 82-100. doi.org/10.1108/ECAM-12-2017-0271
- Wang, Y., Jin, C., Li, Q., Hu, T., Xu, X., Chen, C. Zhang, Y., & Yang. Y. (2022b). A Dynamic Opposite Learning-Assisted Grey Wolf Optimizer. *Symmetry*, 14, 1871.
- Wang, Y., Xiao, Y., Guo, Y., & Li, J. (2022a). Dynamic Chaotic Opposition-Based Learning-Driven Hybrid Aquila Optimizer and Artificial Rabbits Optimization Algorithm: Framework and Applications. *Processes*, 10, 2703.
- Wang, J., Han., C., & Li. X. (2023). Modified streamlined optimization Algorithm for time–cost trade-off problems of complex large-scale construction projects, *Journal of Construction Engineering and Management*, 149(5), 04023022
- Wei, H., Su, Z., & Zhang, Y. (2020). Pre-processing the Discrete Time-Cost Trade-off Problem with Generalized Precedence Relations. *Mathematical Problems in Engineering*, 19, 6312198, doi.org/10.1155/2020/6312198
- Wu, L.H., Wang. Y.N., & Yuan, X.F. (2010). Multi-objective self-adaptive differential evolution with elitist archive and crowding entropy-based diversity measure. *Soft Computing*, 14(3), 193–209.
- Xiong, Y., & Kuang, Y. (2008). Applying an Ant Colony Optimization Algorithm-Based Multiobjective Approach for Time–Cost Trade-Off. *Journal of Construction Engineering and Management*, 134 (2), 153–156.
- Xu, Y., Yang, Z., Li, X., Kang, H., & Yang, X. (2020). Dynamic opposite learning enhanced teaching–learning-based optimization, *Knowledge-Based System*, 188, 104966
- Xua, J., Zheng, H., Zeng, Z., Wud, Sa, & Shend, M. (2012). Discrete time–cost–environment trade-off problem for large-scale construction systems with multiple modes under fuzzy uncertainty and its application to Jinping-II Hydroelectric Project, *International Journal of Project Management*, 30(8) 950-966.
- Yang, I. T. (2007). Performing complex project crashing analysis with aid of particle swarm optimization algorithm. *International Journal of Project Management*, 25 (6) 637-646.

- Yanga, D., Wua, M., Lib, D., Xu, Y., Zhoua, X., & Yang, Z. (2021). Dynamic opposite learning enhanced dragonfly algorithm for solving large-scale flexible job shop scheduling problem”, *Knowledge-Based System*, 238-107815
- Yazdani, M., Wen, Z., Liao, H., Banaitis, B., & Turskis, Z. (2019). A grey combined compromise solution (COCOSO-G) method for supplier selection in construction management. *Journal of Civil Engineering and Management*, 25, 858–874,
- Yilmaz, M., & Dede, T. (2023). Multi-objective time–cost trade-off optimization for the construction scheduling with Rao algorithms, *Structures* 48, 798–808.
- Zhang, H., & Li, H. (2010). Multi-objective particle swarm optimization for construction TCTP problems. *Construction Management and Economics*. 28(1),75–88.
- Zhang, H., & Xing, F. (2010). Fuzzy-multi-objective PSO for time –cost – quality trade-off in construction. *Automation in Construction*, 19 (8), 1067-1075.
- Zhang, Y., & Ng, S. (2012). An Ant Colony System Based Decision Support System for Construction Time-Cost Optimization, *Journal of Civil Engineering and Management*, 18 (4), 580-589.
- Zhao, J., Gao, Z.M., & Chen, H.F. (2022). The simplified Aquila optimization algorithm, *IEEE Access*, 10, 22487–22515. doi.org/10.1109/access.2022.3153727
- Zheng, D., Ng, S., & Kumaraswamy, M. (2005). Applying Pareto Ranking and Niche Formation to Genetic Algorithm-Based Multiobjective Time–Cost Optimization. *Journal of Construction Engineering and Management*, 131 (1), 81–91.
- Zheng, H. (2016). The Bi-Level Optimization Research for Time-Cost-Quality-Environment Trade-off Scheduling Problem and Its Application to a Construction Project, Proceedings of the 10th International Conference on Management Science and Engineering Management, 745–753. doi.org/10.1007/978-981-10-1837-4_62
- Zhong, C., Li, G., Meng, Z., & He, W. (2023). Opposition-based learning equilibrium optimizer with Levy flight and evolutionary population dynamics for high-dimensional global optimization problems. *Expert System with Application*, 215, 119303
- Zitzler, E., Thiele, L., Laumanns, M., Fonseca, C.M., & Fonseca. V.G. (2003). Performance assessment of multiobjective optimizers: An analysis and review.” on *Evolutionary Computation*, 7(2), 117–1132.
- Zou, F., Wang, L., Chen, D., & Wang, B. (2016). An improved teaching-learning-based optimization with the social character of PSO for global optimization, *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2, 4561507.
- Zou, X., & Zhang, L. (2020). A constraint programming approach for scheduling repetitive projects with a typical activity considering soft logic. *Automation in Construction*, 109, 102990. doi.org/10.1016/j.autcon.2019.102990.

ÖZGEÇMİŞ

Muhammed Azim İRGEŞ (Mohammad Azim EİRGASH), Öğrenim hayatında; orta ve lise öğrenimi (2003-2010) Andkhoi Abu Muslim Fen Lisesinde tamamladı. Lisans (2010-2014) eğitimini National Institute of Technology, Warangal Üniversitesi İnşaat Mühendisliği Bölümünde tamamladı. Yüksek Lisansı (2015-2017) Karadeniz Teknik Üniversitesinde yapım yönetimi anabilim dalında tamamladı. 2019 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesinde doktora eğitimine başladı ve 2023-2024 yılında başarıyla bitirdi. İş hayatında; 2018-2024 yılları arasında TEOL Yabancı Dil Okulları Trabzon Şubesinde İngilizce usta öğretici olarak çalışmaktadır. Lisans eğitimini İCCR bursu kapsamında Hindistan'da ve yüksek lisans eğitimini ise Yurtdışı Türkler ve Akraba Topluluklar Başkanlığı (YTB) bursu kazanarak Türkiye'de tamamladı. Tez çalışması kapsamında SCI, E-SCI, bildiri ve kitap bölümü olmak üzere çeşitli yayın faaliyetlerinde bulunulmuş olmakla birlikte, yapılan SCI makaleler, bildiri ve kitap bölümü aşağıda sıralanmaktadır.

A. SCI-E indeksli Dergide Yayınlanan Makaleler:

- A1. Eirgash, M. A., Toğan, V., and Dede, T. (2019). "A multi-objective decision-making model based on TLBO for the time-cost trade-off problems." *Structural Engineering and Mechanics*, 71(2), 139-151
- A2. Toğan, V, Eirgash, M. A, (2019). Time-cost trade-off optimization of construction projects using teaching learning-based optimization. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 23(1), 10–20.
- A3. Toğan, V., Eirgash, M.A, (2018) Time-Cost Trade-Off Optimization with a New Initial Population Approach. *Teknik Dergi*, 30(6), 9561-9580.
- A4. Eirgash, M.A and Togan, V. (2023) A Novel Oppositional Teaching Learning Strategy Based on the Golden Ratio to Solve the Time-Cost-Environmental Impact Trade-Off Optimization Problems, *Expert systems with applications.*, 119995
- A5. Eirgash, M.A., Toğan, V., Dede, T., Başağa, H.B. (2023). Modified Dynamic Opposite Learning assisted TLBO for solving Time-Cost optimization in Generalized Construction Projects, *Structures*, 53(1), 608-621.
- A6. Eirgash, M.A, and Togan, V. (2023). A Dual Opposition Learning Based Aquila Optimizer for Trading off Time-Cost-Quality-Environmental impact of Generalized Construction Projects. Submitted to *Engineering Computations*.

B. Diğer hakemli dergilerde yayınlanan makale:

- B1.** Eirgash, M.A (2020). Resource Allocation and Leveling in Construction Management Projects with Resource Histogram, American Journal of Engineering and Technology Management, 5 (6), 91-95.
- B2.** Eirgash, M.A., Baltaci Y. (2021). Project Monitoring and Early Warning of Time-Cost Overruns in Earned Value Management, Current Trends in Civil & Structural Engineering 7 (5), 1-7.
- B3.** Eirgash, M.A. (2019). A Comparative Study of Seismic Performance of the Building Designed using Four Major Codes, International Journal of Engineering Research & Technology, 8 (8), 414-420.
- B4.** Eirgash, M.A (2019). Earned value analysis for construction projects using project management scheduling engine, American Journal of Civil Engineering 7 (5), 121-125

C. Ulusal ve Uluslararası Konferans Bildirileri:

- C1.** Eirgash M. A., Toğan V. (2016). Time Cost Trade-offs problem using Siemens Effective Cost Slope Method, 12th international Congress on Advances in Civil Engineering. 21-23 September, Boğaziçi University. / Istanbul –Turkey, pp 26-33.
- C2.** Eirgash M. A., Toğan V., Kazaz. A. (2017). Application of Earned Value Based Metrics to Enhance the Performance Measurement of Engineering Project Management, 2nd International Conference on Civil and Environmental Engineering. 8-10 May, Cappadocia, pp 453-461.
- C3.** Eirgash, M. A., Toğan, V., Trivedi, MK.; Sharma, K. (2022). Modified Oppositional Teaching-Learning-Based Optimization Model for Solving Construction Time-Cost-Quality Trade-Off Problems, 7th International Project and Construction Management Conference, 100-112, Yıldız Technical University, Istanbul.

D. Yüksek Lisans Tezi:

- D1.** Eirgash, M. A. (2018). Pareto-Front Performance of Multi-objective Teaching Learning Based Optimization Algorithm on Time-Cost Trade off Optimization Problems, Master degree thesis, Karadeniz Technical University, Trabzon, Türkiye.

E. Kitap bölümü:

- E1.** Eirgash, M. A., Toğan, V, Dede. T. (2022). Time cost trade-off problems with multi objective quasi oppositional teaching learning-based Optimization, In: Venkata Rao, R., Taler, J. (eds) Adv Eng Optim Through Intel Tech. Lecture Notes in Mechanical Engineering, Springer, Singapore.

F. Atıflar:

Genel alıntılar (**Google Scholar** =177)

Web of Science = 68

Scopus = 77

h-index (**Google Scholar** = 7)

Diller:

Özbekçe Anne dil

İngilizce Akıcı (C1)

Türkçe Akıcı (C1)

Farsça Anadil

Hintçe Çalışma Bilgisi