

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**



TRABZON



KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ORCID : - - -

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünce

Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : / /

Tezin Savunma Tarihi : / /

Tez Danışmanı :
ORCID : - - -

Trabzon

ÖNSÖZ

Her şeyden önce, bu akademik yolculuk boyunca bana rehberlik eden ve nimetlerini esirgemeyen Allah’a sonsuz şükranlarımı sunarım. O’nun lütfu olmadan bu başarı mümkün olmazdı. Bu tez çalışması, Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü’nde gerçekleştirilmiş olup, Mühendislik Bölümü’nde yüksek lisans tezi olarak tamamlanmıştır.

Tez danışmanım sayın Prof. Dr. Vedat TOĞAN’a, bu araştırma süresince sağladığı vazgeçilmez destek, rehberlik ve teşvik için içtenlikle teşekkür ederim. Uzmanlıkları, yapıcı geri bildirimleri ve sabırları, bu çalışmanın şekillenmesinde çok önemli bir rol oynamıştır.

Jüri üyeleri Sayın Prof. Dr. Tayfun DEDE, ve Sayın Doç. Dr. Saman AMİNBAKHSH’a, tezimin zenginleşmesine yaptıkları değerli katkılar ve öneriler için içten teşekkürlerimi sunarım. Yüksek lisans eğitimim süresince sağladıkları destekten dolayı Türkiye Bursları YTB-İslam Kalkınma Bankası (IsDB) burs programına şükranlarımı sunarım.

Ayrıca, Yapım Yönetimi ekibindeki meslektaşlarım Fatemeh Mostofi, Mohammad Azim Eirgash, Raja Abuelaish ve Theint Shwe Sin’e de katkıları ve iş birliği için teşekkür ederim.

Sevgili babam Said Sulub Mahamoud’a, her zaman yanımda olduğu ve yüksek lisans eğitimimi tamamlamamı büyük bir heyecanla beklediği halde, ne yazık ki bu sürecin sonunu göremediği için rahmet diliyorum. Ruhun şad, mekânın cennet olsun. Canım annem Farhia Osman Gedi’ye ve kıymetli kardeşlerime, duaları ve destekleri için minnettarım.

Bunun yanı sıra, dostlarıma ve meslektaşlarıma, sundukları destek, paylaştıkları fikirler ve dostlukları için teşekkür ederim. Bu deneyimi benim için daha anlamlı hale getirdiler. Aileme, duaları, sevgileri ve sarsılmaz destekleri için en derin şükranlarımı sunarım; onların varlığı benim en büyük güç kaynağım olmuştur.

Abdikarim Said SULUB
Trabzon 2025

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “Yapım Projelerinde Zaman-Maliyet Ödünleşim Problemlerinin Vekil Model Destekli Çözümü” 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. 28/02/2025

Abdikarim Said SULUB

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ.....	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET	VII
SUMMARY	VIII
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	IX
TABLolar DİZİNİ.....	XII
SEMBOLLER DİZİNİ	XIV
1. GENEL BİLGİLER	1
1.1. Giriş	1
1.2. Literatür Taraması.....	4
1.3. Problem Tanımı	8
1.4. Tezin Amacı ve Kapsamı	9
1.5. Çalışmanın Metodolojisi	9
1.6. Kritik Yol Yöntemi (CPM)	11
1.7. Zaman Maliyet Ödünleşim Problemi (TCTP).....	13
1.8. TCTP İçin Optimizasyon Yöntemleri.....	15
1.8.1. TCTP İçin Kesin Yöntemler	16
1.8.2. TCTP için Sezgisel Yöntemler	16
1.8.3. TCTP İçin Meta-sezgisel Yöntemler	18
2. YAPILAN ÇALIŞMALAR	21
2.1. Aritmetik Optimizasyon Algoritması (AOA)	21
2.2. TCTP İçin Matematiksel Formülasyon	25
2.3. Baskın Olmayan Sıralama (NDS).....	26
2.4. Kalabalık Mesafe (CD).....	27
2.5. Vekil Destekli Zaman Maliyet Ödünleşim Problemi (TCTP)	27
2.6. Vekil Model Türleri	28
2.6.1. Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP)	28

2.6.2.	Rastgele Orman (RF).....	29
2.6.3.	Destek Vektör Regresyonu (SVR).....	29
2.7.	Izgara Arama (GS).....	29
2.8.	Performans Ölçümleri.....	31
2.9.	Model Seçimi.....	32
3.	BULGULAR VE TARTIŞMA	38
3.1.	Sayısal Örnekler: Vekil Modelsiz MO-AOA ile.....	38
3.1.1.	81 Aktiviteli Proje: Vekil Modelsiz MO-AOA ile	39
3.1.2.	146 Faaliyetli Proje: Vekil Modelsiz MO-AOA ile	43
3.1.3.	208 Faaliyetli Proje: Vekil Modelsiz MO-AOA ile	47
3.1.4.	291 Faaliyetli Proje: Vekil Modelsiz MO-AOA ile	50
3.2.	Sayısal Örnekler: Vekil Modelli MO-AOA ile	53
3.2.1.	81 Faaliyetli Proje: Vekil Modelli MO-AOA ile	55
3.2.2.	146 Faaliyetli Proje: Vekil Modelli MO-AOA ile	60
3.2.3.	208 Faaliyetli Proje: Vekil Modelli MO-AOA ile	64
3.2.4.	291 Faaliyetli Proje: Vekil Modelli MO-AOA ile	68
4.	SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	73
4.1.	Katkılar	73
4.2.	Öneriler.....	74
5.	KAYNAKLAR	75
6.	EKLER	86
ÖZGEÇMİŞ		

Yüksek Lisans Tezi

ÖZET

YAPIM PROJELERİNDE ZAMAN MALİYET ÖDÜNLEŞİM PROBLEMİNİN VEKİL MODEL DESTEKLİ ÇÖZÜMÜ

Abdikarim Said Sulub

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Prof. Dr. Vedat TOĞAN
2025, 105 Sayfa

Bu tez, aritmetik optimizasyon algoritmasını (AOA) çok katmanlı algılayıcı (MLP) ile birleştirerek yapım projelerinde kesikli zaman-maliyet ödünleşim probleminin (DTCTP) çözümüne vekil model destekli bir yaklaşım getirmektedir. Bu yöntem, kritik yol yöntemi (CPM) hesaplama sonuçlarını tahmin etmek için MLP vekil modelini kullanarak tekrarlayan CPM hesaplama çabasını hafifletmektedir. Vekil modellerin hiper parametreleri ızgara aramasıyla optimize edilmiştir. MLP vekil modeli tahmin doğruluğu ve hesaplama süresi dikkate alındığında diğer vekil modeller olan destek vektör regresyonu (SVR) ve rastgele ormana (RF) üstünlük göstermiştir. Vekil model destekli AOA'nın performansı, 81, 146, 208 ve 291 faaliyet içeren yapım projelerinin DTCTP'lemlerinin çözümünde test edilmiştir. İncelenen problemlerin vekil model destekli AOA ile elde edilen Pareto front çözümleri AOA ile elde edilen çözümlere kıyasla proje süresini %4,61, maliyetleri %6,71 ve hesaplama süresini %71,24 oranında azaltmıştır. Elde edilen sonuçlar vekil model destekli AOA'nın özellikle büyük ölçekli yapım projelerinin DTCTP'lemlerinin çözümünde vekil model desteksiz AOA'na göre hesaplama süresi açısından daha üstün olduğunu göstermektedir. Bu model, kesikli DTCTP'lemlerinin çözümü için hesaplama açısından daha güçlü bir araç sunarak proje yöneticilerine ve karar vericilere ilgili probleme daha hızlı çözüm üretmelerini sağlayacaktır. Çalışma, makine öğrenimi tabanlı vekil modeli optimizasyon algoritmasına entegre ederek ilgili alandaki araştırmalara katkıda bulunmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Aritmetik optimizasyon algoritması (AOA), Vekil model, Zaman maliyet ödünleşim problemi (TCTP), Çok amaçlı optimizasyon, Yapım yönetimi

Master Thesis

SUMMARY

SURROGATE MODEL ASSISTED SOLUTION OF TIME COST TRADE-OFF PROBLEM IN THE CONSTRUCTION PROJECTS

Abdikarim Said Sulub

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Civil Engineering Graduate Program
Supervisor: Prof. Dr. Vedat TOĞAN
2025, 105 Pages

This thesis introduces an approach to solving the discrete time-cost trade-off problem (DTCTP) in construction projects by combining the Arithmetic optimization algorithm (AOA) with a Multilayer perceptron (MLP) surrogate model. The proposed method alleviates the iterative computational effort of the Critical path method (CPM) by using the MLP surrogate model to predict CPM calculation results. The hyperparameters of the surrogate models were optimized using grid search. The MLP surrogate model demonstrated superior prediction accuracy and computational efficiency compared to other surrogate models, such as Support vector regression (SVR) and Random forest (RF). The performance of the surrogate model-assisted AOA was tested on DTCTP solutions for construction projects comprising 81, 146, 208, and 291 activities. The Pareto front solutions obtained using the surrogate model-assisted AOA reduced project duration by 4.61%, costs by 6.71%, and computational time by 71.24% compared to solutions obtained using AOA without surrogate model. These results indicate that the surrogate model-assisted AOA outperforms the conventional AOA, particularly in terms of computational efficiency, for solving large-scale DTCTPs in construction projects. This model offers a computationally robust tool for solving discrete DTCTPs, enabling project managers and decision-makers to generate faster solutions to this problem. By integrating a machine learning-based surrogate model into the optimization algorithm, the study contributes to advancing research in the field.

Keywords: Arithmetic optimization algorithm (AOA), Surrogate model, Time cost trade off problem (TCTP), Multiobjective optimization, Construction management

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1. Araştırma metodolojisi	10
Şekil 2. CPM hesaplaması	12
Şekil 3. Faaliyetler arası farklı mantıksal ilişkiler	13
Şekil 4. Proje Zaman ve Maliyet İlişkisi	14
Şekil 5. AOA'nın optimizasyon sürecinde kullandığı operatörler	22
Şekil 6. Vekil modelsiz MO-AOA akış şeması.....	24
Şekil 7. Vekil modellenli MO-AOA'nın akış şeması.....	37
Şekil 8. 81 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri ile HHMH algoritması çözümü karşılaştırması.....	41
Şekil 9. 81 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA ve HHMH ile elde edilen çözümlerin NFE ve APD(%) karşılaştırması.....	42
Şekil 10. 81 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA'sıyla gerçekleştirilen çözüm süreciyle ilgili yakınsama geçmişi.....	43
Şekil 11. 146 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri ile HHMH algoritması çözümü karşılaştırması	45
Şekil 12. 146 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA ve HHMH ile elde edilen çözümlerin NFE ve APD(%) karşılaştırması.....	46
Şekil 13. 146 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA'sıyla gerçekleştirilen çözüm süreciyle ilgili yakınsama geçmişi.....	46
Şekil 14. 208 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri ile HHMH algoritması çözümü karşılaştırması	48
Şekil 15. 208 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA ve HHMH ile elde edilen çözümlerin NFE ve APD(%) karşılaştırması.....	49
Şekil 16. 208 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA'sıyla gerçekleştirilen çözüm süreciyle ilgili yakınsama geçmişi.....	49
Şekil 17. 291 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri ile HHMH algoritması çözümü karşılaştırması	51
Şekil 18. 291 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA ve HHMH ile elde edilen çözümlerin NFE ve APD(%) karşılaştırması.....	52
Şekil 19. 291 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA'sıyla gerçekleştirilen çözüm süreciyle ilgili yakınsama geçmişi.....	52
Şekil 20. 81 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri karşılaştırması.....	56

Şekil 21. 81 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri	57
Şekil 22. 81 faaliyetli yapım projesinin çözüm sürecinin vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'larının tamamlanma süreleri karşılaştırması	57
Şekil 23. 81 faaliyetli yapım projesinin çözüm süreci için modellerin elde ettikleri en iyi Pareto optimal çözümlerin karşılaştırması	58
Şekil 24. 81 faaliyetli yapım projesinin çözüm süreci için modellerin hesaplama verimlilikleri (NFE ile APD(%)) karşılaştırması	59
Şekil 25. 81 faaliyetli yapım projesinin çözüm sürecinde vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'nın yakınsama geçmişleri	59
Şekil 26. 146 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri karşılaştırması	61
Şekil 27. 146 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri	61
Şekil 28. 146 faaliyetli yapım projesinin çözüm sürecinin vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'ları ile tamamlanma süreleri karşılaştırması	62
Şekil 29. 146 faaliyetli yapım projesinin çözüm süreci için modellerin elde ettikleri en iyi Pareto optimal çözümlerin karşılaştırması	62
Şekil 30. 146 faaliyetli yapım projesinin çözüm süreci için modellerin hesaplama verimlilikleri (NFE ile APD(%)) karşılaştırması	63
Şekil 31. 146 faaliyetli yapım projesinin çözüm sürecinde vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'nın yakınsama geçmişleri	63
Şekil 32. 208 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri karşılaştırması	65
Şekil 33. 208 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri	65
Şekil 34. 208 faaliyetli yapım projesinin çözüm sürecinin vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'ları ile tamamlanma süreleri karşılaştırması	66
Şekil 35. 208 faaliyetli yapım projesinin çözüm süreci için modellerin elde ettikleri en iyi Pareto optimal çözümlerin karşılaştırması	66
Şekil 36. 208 faaliyetli yapım projesinin çözüm süreci için modellerin hesaplama verimlilikleri (NFE ile APD(%)) karşılaştırması	67
Şekil 37. 208 faaliyetli yapım projesinin çözüm sürecinde vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'nın yakınsama geçmişleri	67
Şekil 38. 291 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri karşılaştırması	69
Şekil 39. 291 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri	70
Şekil 40. 291 faaliyetli yapım projesinin çözüm sürecinin vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'ları ile tamamlanma süreleri karşılaştırması	70

Şekil 41. 291 faaliyetli yapım projesinin çözüm süreci için modellerin elde ettikleri en iyi Pareto optimal çözümlerin karşılaştırması	71
Şekil 42. 291 faaliyetli yapım projesinin çözüm süreci için modellerin hesaplama verimlilikleri (NFE ile APD(%)) karşılaştırması	71
Şekil 43. 291 faaliyetli yapım projesinin çözüm sürecinde vekil modelsiz ve modelli MO-AOA'nın yakınsama geçmişleri	72



TABLÖLAR DİZİNİ

Sayfa No

Tablo 1. Zaman-maliyet ödünleşim problemleri çözümü için sunulan modeller ve problem tipleri.	6
Tablo 2. Bazı meta-sezgisel algoritmalar ve temel özellikleri.....	19
Tablo 3. RF, SVR ve MLP vekil modelleri için hiper parametrelerin konfigürasyon uzayı.....	30
Tablo 4. 81 Aktiviteli yapım projesi için vekil modellerin proje süresi tahmin performansları metrikleri.	33
Tablo 5. 81 Aktiviteli yapım projesi için vekil modellerin proje toplam maliyeti tahmin performansları ölçütleri.	33
Tablo 6. 146 Aktiviteli yapım projesi için vekil modellerin proje süresi tahmin performansları metrikleri.	34
Tablo 7. 146 Aktiviteli yapım projesi için vekil modellerin proje toplam maliyeti tahmin performansları ölçütleri.	34
Tablo 8. 208 Aktiviteli yapım projesi için vekil modellerin proje süresi tahmin performansları metrikleri.	34
Tablo 9. 208 Aktiviteli yapım projesi için vekil modellerin proje toplam maliyeti tahmin performansları ölçütleri.	35
Tablo 10. 291 Aktiviteli yapım projesi için vekil modellerin proje süresi tahmin performansları metrikleri.	35
Tablo 11. 291 Aktiviteli yapım projesi için vekil modellerin proje toplam maliyeti tahmin performansları ölçütleri.	35
Tablo 12. 81 Faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA ile elde edilen Pareto front çözümleri.	39
Tablo 13. 146 Faaliyetli DTCTP'minin vekil modelsiz MO-AOA ile elde edilen Pareto front çözümleri.	43
Tablo 14. 208 Faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA ile elde edilen Pareto front çözümleri.	47
Tablo 15. 291 Faaliyetli DTCTP'minin vekil modelsiz MO-AOA ile elde edilen Pareto front çözümleri.	50
Tablo 16. Vekil modelin, MLP, incelenen örnek çalışmalar için farklı veri seti boyutlarındaki tahmin performansı.....	53
Tablo 17. Bir çözüm için vekil modelsiz yaklaşımda CPM ve vekil modeli yaklaşımda süre-maliyet tahmin hesap süreleri.	54
Tablo 18. Vekil modelsiz ve vekil modeli yaklaşımların aynı çözüm sürecindeki hesaplama süreleri.	55
Tablo 19. 81 faaliyetli yapım projesinin vekil modeli MO-AOA ile elde edilen Pareto front çözümleri.	56

Tablo 20. 146 faaliyetli yapım projesinin vekil modeli MO-AOA ile elde edilen Pareto front çözümleri.	60
Tablo 21. Vekil modeli MO-AOA kullanımı ile 208 faaliyetli yapım projesi için elde edilen Pareto front çözümleri.	64
Tablo 22. 291 faaliyetli yapım projesinin vekil modeli MO-AOA ile elde edilen Pareto front çözümleri.	68



SEMBOLLER DİZİNİ

CPM	: Kritik Yol Yöntemleri
TCTP	: Zaman Maliyet Ödünleşim Problemi (Time-Cost Trade-Off Problem)
DCTP	: Ayrık Zamanlı Maliyet Ödünleşim Problemi (Discrete Time-Cost Trade-Off Problem)
TCT	: Zaman Maliyet Ödünleşimi
PSO	: Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization)
AOA	: Aritmetik Optimizasyon Algoritması (Arithmetic Optimization Algorithm)
RF	: Rastgele Orman (Random Forest)
SVR	: Destek Vektör Regresyonu (Support Vector Regression)
MLP	: Çok Katmanlı Algı (Multi-Layer Perceptron)
NDS	: Baskın Olmayan Sıralama (Non-Dominate Sorting)
CD	: Kalabalık Mesafe (Crowding Distance)
PF	: Pareto front
AoA	: Aktiviteler okta (Activity on Arrow)
AoN	: Aktiviteler düğüm noktasında (Activity on Node)
MAE	: Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error)
MSE	: Ortalama Kare Hata (Mean Squared Error)
MPE	: Ortalama Yüzde Hata (Mean Percentage Error)
RMSE	: Ortalama Karesel Hata Kökü (Root Mean Squared Error)
R ²	: Belirleme Katsayısı (Coefficient of Determination)
PFPPO	: Pareto Önü Parçacık Sürü Optimizasyonu (Pareto Front Particle Swarm Optimizer)
GA	: Genetik Algoritma (Genetic Algorithm)
SAM	: Siemens Yaklaşım Yöntemi (Siemens Approximation Method)
TLBO	: Öğretme-Öğrenmeye Tabanlı Optimizasyon (Teaching-Learning-Based Optimization)
MAWA	: Değiştirilmiş Uyarlanabilir Ağırlık Yaklaşımı (Modified Adapted Weight Approach)
MOA	: Matematiksel Optimizasyon Hızlandırıcı (Math Optimizer Accelerator)
MOP	: Matematiksel Optimizasyon Olasılığı (Math Optimizer Probability)
CPU Süre	: Merkezi İşlem Birimi Süresi (Central Processing Unit Time)

MO-PSO	: Çok Amaçlı Parçacık Sürü Optimizasyonu (Multi-Objective Particle Swarm Optimization)
GS	: Izgara Arama (Grid Search)
CPU	: Merkezi işlem ünitesi (Central Processing Unit)
ICR	: Dolaylı Maliyet Oranı (Indirect Cost Rate)
MAWAGA	: Modifiye Uyarlanabilir Ağırlık Yaklaşımı Genetik Algoritma (Modified Adaptive Weight Approach Genetic Algorithm)
NHA	: Yeni Hibrit Algoritma (New Hybrid Algorithm)
SAGA	: Benzetilmiş Tavlama Tabanlı Genetik Algoritma (Simulated Annealing-based Genetic Algorithm)
hDMVO	: Hibrit Çoklu Evren Optimizasyonu (hybrid Multi-Verse Optimizer)
NSGA-II	: Baskın Olmayan Sıralama Genetik Algoritması-II(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II)
TCTOM	: Zaman-Maliyet Ödünleşimi Optimizasyon Modeli (Time-Cost Trade-off Optimization Model)
S	: Saniye (Second)
DAK	: Dakika
APD	: Ortalama Yüzde sapma (Average Percentage deviation)
NFE	: Fonksiyon Değerlendirme Sayısı (Number of Function Evaluation)

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

Yapım projeleri, antik harikalardan modern gökdelenlere ve altyapı sistemlerine kadar değişen yapılar üreterek medeniyetlerin şekillenmesinde hayati öneme sahip olmuştur. Ancak bu projelerin yönetimi her zaman sistematik veya iyi tanımlanmış süreçler içermemektedir (Kumar vd. 2023). Eski zamanlarda, yapım projeleri gerekli beceri ve bilgiye sahip mimarlar veya usta inşaatçılar tarafından denetlenir, projenin zamanında ve bütçe dahilinde tamamlanması için bu kişiler büyük ölçüde deneyim ve geleneksel tekniklere güvenerek işgücü, malzeme ve tedariki koordine etmişlerdir. Yapım projesi yönetimi, inşaat faaliyetlerinin etkin ve verimli bir şekilde yürütülmesini içeren süreçleri tanımlamaktadır (Zhao vd. 2021).

Kritik yol yöntemi (CPM), özellikle inşaat ve karmaşık projeler için proje planlama ve çizelgeleme için yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu, mümkün olan en kısa proje süresini belirleyen kritik yolun tanımlanmasına yardımcı olur (Abeli ve Dykstra, 1988; Kadang vd., 2024). CPM, yüklenicinin gerekli kaynakları ve bunları ne zaman elde edeceğini belirlemesine, satıcıların malzemeler için uygun teslimat sürelerini belirlemesine ve alt yüklenicilerin işlerini tamamlamak için en uygun zamanı belirlemelerine olanak tanıdığı için yapım projelerinin yönetiminde önemli bir unsurdur (Haddad vd., 2008). Yapım projelerinde yer alan faaliyetler(aktiviteler) farklı süre ve kaynak kullanım alternatiflerine sahip yapım seçeneklerinden biri ile gerçekleştirilebilirler ve burada amaç proje hedeflerine uygun sonuçları veren seçeneği belirlemek olmaktadır. Bir proje için toplam maliyet, işçilik, malzeme, ekipman ve alt yüklenici hizmetleri gibi doğrudan maliyetlerin yanı sıra, proje süresine bağlı genel giderler, bekleme maliyetleri ve fırsat maliyetleri gibi dolaylı maliyetleri de içerir (Sinnott ve Towler, 2019). Bu durumda, ideal faaliyet süresi, doğrudan ve dolaylı maliyetler arasında en uygun dengeyi kurarak toplam proje maliyetini en aza indirecek seçeneğin sunduğu çözüm olmaktadır. Bu tür zaman ve maliyet ilişkilerine odaklanan araştırmalar, genellikle zaman-maliyet ödünleşim problemi (time-cost trade-off problem, TCTP) olarak bilinir (Ghoddousi vd., 2012).

Faaliyet ve seçenek sayısı arttıkça, arama uzayı genişlemektedir ve bu durum TCTP'lemlerinin daha kapsamlı bir şekilde incelenmesini gerektirir (Bettemir ve Birgonul, 2023). TCTP'lemlerinin çözümü üzerine yapılan ilk çalışmalarda zaman ve maliyet arasında

sürekli bir ilişki olduğu varsayılmıştır (Kelley ve Walker, 1959; Fulkerson, 1961; Siemens, 1971; Goyal, 1975).

Son zamanlarda, pratik uygulamaları nedeniyle problemin kesikli versiyonuna giderek daha fazla odaklanılmaktadır (Aminbakhsh ve Sönmez, 2017; Eirgash vd. 2019; Patil vd. 2024). Kesikli zaman-maliyet ödünleşim problemi (DTCTP), her bir faaliyet için genellikle "alternatif" olarak adlandırılan sonlu bir seçenek kümesi içerir. Bu alternatifler(modlar), faaliyet süreleri ve maliyetlerinin farklı kombinasyonlarını temsil etmektedir. İster sürekli isterse de kesikli TCTP’nde amaç aynı anda hem proje süresini hem de toplam maliyeti en aza indirmek olduğu için bu tür problemler çok amaçlı optimizasyon problemi olmaktadır (Zhange ve Li, 2010). Zaman ve maliyet arasındaki dengenin belirlenmesine yönelik kullanılacak çözüm yöntemleri genellikle Pareto-optimal çözüm kümesi olarak bilinen birbirine göre önceliği olmayan çözümlerin bulunduğu bir kümenin elde edilmesine yol açar (Van ve Vanhoucke, 2022).

DTCTP'nin çözümü için çeşitli meta-sezgisel yaklaşımlar önerilmiştir (Hegazy, 1999; Elbeltagi vd., 2007; Vanhoucke ve Debels, 2007; Abdel-Raheem ve Khalafallah, 2011; Sonmez ve Bettemir, 2012). DTCTP'nin çözümü sonucu elde edilecek proje süresi ve maliyeti arasında en uygun dengenin sağlandığı Pareto front'un (PF) belirlenmesi için araştırmacılar genetik algoritma (GA) (Feng vd., 1997; Zheng vd., 2005; Kandil ve El-Rayes, 2006; Eshtehardian vd, 2009), karınca kolonisi optimizasyonu (ACO) (Ng ve Zhang, 2008; Afshar vd., 2009; Zhang ve Ng, 2012), uyum araması (Geem, 2010), parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO) (Yang, 2007; Aminbakhsh ve Sönmez, 2016; Agarwal vd, 2024), öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon (TLBO) (Toğan vd. 2019; Eirgash, 2024), Rao-1 ve Rao-2 algoritmaları (Yılmaz ve Dede, 2023) ve çok evreli bir optimizasyon (Pham vd. 2024) gibi meta-sezgisel tabanlı çok amaçlı optimizasyon algoritmaları sunmuşlardır. Ancak, DTCTP'nin karmaşıklığı nedeniyle, bu optimizasyon modelleri gerçek hayattaki inşaat projelerine kıyasla daha az faaliyet içeren küçük ölçekli yapım projelerinde denemiştir gösterilmiştir. Örneği bazı çalışmalar 20'den az faaliyeti olan yapım projelerinin DTCTP çözümüne odaklanmıştır (Afshar vd. 2009; Zhang ve Ng 2012). Bu da yüzlerce faaliyeti olan gerçek dünya yapım projelerinin karmaşıklığını yeterince yansıtmamaktadır (Akinci vd., 2002). Örneğin, büyük ölçekli gerçek dünya yapım projelerinde, her biri birden fazla olası moda sahip 300-500 faaliyetin olması yaygındır ve bu da DTCTP'nin çözümünün katlanarak daha zor hale getirir (Kong ve Dou, 2020). Mevcut birkaç yöntem tipik olarak 300'den fazla faaliyet içeren gerçek hayattaki inşaat projelerinin PF'nin belirlenmesine uygulanabilir

(Liberatore vd., 2001; Aminbakhsh ve Sönmez, 2017; Eirgash vd. 2019). Mevcut teknik literatürde sıkça incelenen 630 faaliyetli yapım projesi DTCTP, aslında 63 faaliyetli bir yapım projesinin dokuz kez, 720 faaliyetli yapım projesi DTCTP ise 18 faaliyetli bir yapım projesinin 40 kez çoğaltılarak elde edilmiş halidir (Eirgash vd., 2019; Aminbakhsh ve Sönmez, 2017). Bu çalışmada incelenen 81, 146, 208 ve 291 faaliyetli yapım projesi DTCTP'lemleri, daha yüksek dolaylı maliyetler ve daha fazla sayıda mod nedeniyle bahsedilen 630 ve 720 aktiviteli yapım projeleri DTCTP'lemlerine oranla önemli ölçüde daha karmaşıktır. Ayrıca, büyük projelerle ilişkili dolaylı maliyetler, Pareto optimal veya Pareto optimale yakın bir çözüm bulmayı daha da kritik hale getirmektedir (Leśniak ve Juszczak, 2018).

Bu çalışma, inşaat yönetimi için çok amaçlı (multiobjective, MO) bir aritmetik optimizasyon algoritması (AOA) kullanarak bir DTCTP çözüm modeli sunmayı amaçlamaktadır. Proje süresi ve toplam maliyet değerlerini türetmek üzere Python'da kodlanan CPM'i kullanan esnek bir DTCTP çözüm modeli geliştirilmiştir. Model, bitiş-başlangıç (Finish to Start, FS) mantıksal ilişkisine sahip projeler için CPM çizelgelemesi gerçekleştirmektedir. Karar verme sürecini geliştirmek için, çalışma MO-AOA'yı iki bileşenle bütünleştirmektedir: Kalabalık mesafeli (CD) baskın olmayan sıralama (NDS) ve çok katmanlı algılayıcı (MLP) vekil modeli. NDS, PF'de çözüm çeşitliliğini sağlarken, proje süresi ve toplam maliyet arasındaki ödünleşimleri belirleyerek çözümleri Pareto optimal cephelerine göre sıralar. NDS, DTCTP çözüm modeli içerisinde birden fazla amaç arasında dengeli çözümler seçmek için gerekli olmaktadır (Yılmaz ve Dede, 2023).

MLP vekil modelinin, amaç fonksiyonu değerlerini tahmin ederek büyük ölçekli CPM çizelgeleme problemleriyle ilişkili hesaplama yükünü DTCTP çözüm süreci içerisinde azaltması beklenmektedir. Optimizasyon verilerinin bir alt kümesi üzerinde eğitilen bu model, her iterasyonda CPM simülasyonları gerektirmeden proje süresini ve maliyetini yaklaşık olarak tahmin ederek aday çözümlerin değerlendirilmesini hızlandırır. Bu metodolojinin, özellikle karmaşık ve kapsamlı proje ağları için hesaplama verimliliğini önemli ölçüde artıracığı düşünülmektedir.

Bu çalışmada, AOA'nın yapım projelerinin DTCTP çözüm performansı, MLP vekil modeli entegre edilerek ve edilmeden değerlendirilmiştir.

1.2. Literatür Taraması

Teknik literatürde çeşitli meta-sezgisel teknikler kullanılarak yapım projelerinde TCTP'lerinin çözümünün değerlendirildiği görülmektedir. Zheng vd. (2004) TCTP'yi çözmek için bir genetik algoritma (GA) kullanmış ve daha önceki modellere göre sundukları GA tabanlı modelin daha önceleri sunulan modellere (Feng vd., 1997; Hegazy, 1999) olan üstünlüğünü ortaya koymuşlardır. Zheng vd. (2005) TCTP için bir değiştirilerek geliştirilmiş GA kullanmışlar ve bu modelin performansını doğrulamışlardır. Ng ve Zhang (2008) karınca davranışından esinlenen bir algoritma olan karınca kolonisi optimizasyonunu (ACO) kullanarak zaman ve maliyeti aynı anda optimize etmişler ve önceki yöntemlerden daha iyi çözümler elde etmişlerdir. Öte yandan Afshar vd. (2009) 7 ve 18 faaliyetli yapım projelere ait TCTP'ni çözmek için çok kolonili karınca optimizasyonunu uygulamışlardır.

Parveen ve Saha (2012) Modifiye Uyarlanabilir Ağırlık Yaklaşımı Genetik Algoritma (MAWA-GA) tabanlı bir yöntem ile 7 ve 18 faaliyetli faaliyetli yapım projelere ait TCTP'lemleri incelemişlerdir. Sunulan modelin çözüm elde etmek için ihtiyaç duyduğu iterasyon sayısını artırarak (Zheng vd. 2004)'de verilen sonuçlardan daha iyi sonuçlar elde etmişlerdir.

Sonmez ve Bettemir (2012), TCTP'yi çözmek için genetik algoritma, benzetimli tavlama ve kuantum benzetimli tavlama'yı birleştiren hibrit bir yaklaşım öne sürerken, Aminbakhsh ve Sönmez (2016) ise ayrı TCTP'yi (DTCTP) çözmek için PSO'ya dayalı bir yöntem sunmuşlardır. Simülasyon sonuçları, önerilen modellerin önceki modelleri geride bıraktığını ve özellikle orta ve büyük ölçekli problemler için hem çözüm kalitesi hem de hesaplama süresi açısından üstün sonuçlar elde ettiğini göstermektedir. Aminbakhsh ve Sönmez (2017) 720'ye kadar faaliyet içeren orta ve büyük ölçekli yapım projelerindeki DTCTP'yi ele almak için Pareto ön parçacık sürü optimizasyonu (PFPSO) adı verilen yeni bir yöntem önermişlerdir. PFPSO, incelenen yapım projelerine ait DTCTP'lemlerinin çözümünde daha hızlı ve daha etkili bir yöntem olarak öne çıkmıştır.

Toğan ve Eirgash (2019a) 7, 18 ve 63 faaliyetli yapım projelerinin DTCTP'lemlerini ele almak için TLBO-MAWA modelini önermişlerdir. Sonuç olarak, TLBO yönteminin başarılı sonuçlar elde ettiği ve daha iyi çözümler üretme potansiyeline sahip olduğunu öne sürmüşlerdir.

Berberoğlu (2019) yapım projelerine ait DTCTP'lemlerinin çözümü için dört adet değiştirilmiş uyarlanabilir ağırlık yöntemi sunmuştur. Bu yöntemler GA ve TLBO

algoritmaları kullanılarak 7, 14, 18, 63 ve 630 faaliyetli inşaat projeleri üzerinde değerlendirilmiştir. Sayısal sonuçlar, yeni yöntemlerin geleneksel MAWA yaklaşımının yerini etkili bir şekilde alabileceğini göstermiştir.

Eirgash vd. (2019b), DTCTP'deki baskın olmayan sıralama tabanlı öğretme-öğrenme optimizasyon algoritmasının literatürde sunulan diğer algoritmalarla karşılaştırmalı bir analizini gerçekleştirmiştir. Elde ettikleri sonuçlar, bu algoritmanın diğer algoritmaları geride bırakarak üstün performans gösterdiğini ortaya koymuştur.

Albayrak (2020), TCTP çözmek için PSO ve GA'yı birleştiren yeni bir hibrit algoritma tanıtmıştır. Sonuçlar, sunulan modelin standart PSO yaklaşımından daha ekonomik olan daha kısa proje süreleri elde ettiğini göstermektedir.

Kamil (2021), yapım projelerinin TCTP'lemlerini ele almak için NDSII-Jaya yöntemini kullanmış ve bu yöntemin performansını 7, 18, 63 ve 630 faaliyetli yapım projelerinin ilgili problemlerinin çözümünde doğrulamışlardır.

Toğan vd. (2022) dört yeni uyarlanabilir ağırlık formülasyonunu tanıtmıştır. Bu formülasyonlar esasen geleneksel MAWA yaklaşımının iyileştirilmesi olarak işlev görmektedir. Bu yeni formülasyonlar, özellikle orta ve büyük ölçekli inşaat projeleri için MAWA'nın performansını artırmayı amaçlamaktadır. Geleneksel MAWA'dan farklı olarak, bu model orta ve büyük ölçekli inşaat projeleri için zaman-maliyet optimizasyon problemlerini ele almada daha iyi performans göstermiştir.

Bettemir ve Yücel (2023), yüksek katlı inşaat projelerinde TCTP'nin çözümü için zaman kazandıran ve verimli bir yaklaşım sunan, potansiyel olarak yükleniciler için önemli maliyet düşüşlerine ve proje yöneticileri için gelişmiş planlamaya yol açan bir çalışma yürütmüştür.

Yılmaz ve Dede (2023), NDS yönteminin Rao-1 ve Rao-2 algoritmalarına entegre edilmesinin, TCTP problemleri için diğer optimizasyon algoritmalarına kıyasla üstün performansa yol açtığını göstermiştir.

Aminbakhsh ve Ahmed (2023), örtüşen faaliyetlere sahip TCTP problemlerini ele almak için özel olarak tasarlanmış benzetimli tavlama tabanlı bir Genetik Algoritma (SAGA) tanıtmıştır. SAGA, çeşitli test problemlerinde yüksek kaliteli çözümlere doğru hızlı yakınsama göstermekte ve performansını büyük ölçekli bir gerçek dünya inşaat projesinde doğrulamaktadır.

Son ve Dang (2023), inşaat proje yönetiminde DTCTP'yi ele almak için çoklu evren optizasyonu (multi-verse optimizer, MVO) ve sinüs kosinüs algoritmasını (SCA) entegre

eden bir hibrit optimizasyon algoritması (hDMVO) tanıtmıştır. Algoritmanın etkinliği 23 kıyaslama test fonksiyonu ve orta ve büyük ölçekli örnekleri içeren dört adet DTCTP kıyaslama problemi kullanılarak doğrulanmıştır. Sonuçlar, hDMVO'nun karmaşık projeler için optimum zaman-maliyet çözümleri sağlamada önceki yöntemlerden daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymaktadır.

Kumar vd. (2024), Hindistan otoyol inşaatı için hem proje süresini hem de maliyeti en aza indirmek için NSGA-II kullanan bir model sunmaktadır. Bu model, öncelik ilişkilerini ve kaynak kullanılabilirliğini içererek sunulan modeli karmaşık yapım projeleri için kullanımını pratik hale getirmektedir. NSGA-II algoritması, Pareto optimal çözümleri belirleyerek geleneksel modellerden daha iyi performans göstermiştir.

Patil vd. (2024), Hindistan'ın aşırı nüfuslu bölgelerindeki güçlendirme projelerine süre ve maliyet dengesini sağlayan çözümler bulmak için MOGA'yı kullanmışlardır. Çalışma, MOGA'nın ilgili problemlere dair çözümleri daha hızlı bularak ve daha geniş bir seçenek yelpazesi sunarak mevcut yöntemlere göre avantajlar sunduğunu göstermektedir.

Pham vd. (2024) güve alevi optimizasyonunu (moth flame optimization, MFO), özellikle küçük ölçekli yapım projelerinin TCTP'lemlerinin çözümlerini etkili bir şekilde elde etmek amacıyla geliştirmişlerdir.

Agarwal vd. (2024) TCTP optimizasyonu için Çok Amaçlı (MOPSO) kullanan yeni bir model önermiştir. MOPSO, sürü davranışından esinlenen bir hesaplama tekniğidir. Model, Pareto-optimal çözümler üretmedeki etkinliğini göstermek için gerçek dünyadaki bir projeye uygulanmıştır. MOPSO yöntemi, potansiyel olarak daha iyi performans gösteren mevcut TCO optimizasyon yöntemleriyle karşılaştırılmıştır.

Tablo 1, çeşitli büyüklükteki yapım projelerinin TCTP ve DTCTP'lemleri çözümüne yönelik sunulan modelleri ve incelenilen problemlerin ölçeklerini özetlemektedir.

Tablo 1. Zaman-maliyet ödünleşim problemleri çözümü için sunulan modeller ve problem tipleri.

Yazar(lar)	Yıl	Algoritma adı	TCTP'lemlerinin ölçeği		
			Küçük ölçekli	Orta ölçekli	Büyük ölçekli
Zheng, D. X. M., Ng, S. T., & Kumaraswamy, M. M.	2004	MAWA-GA	7 aktiviteli	-	-
Zheng, D., Ng, S., & Kumaraswamy, M.	2005	GA	18 aktiviteli	-	-

Tablo 1'nin devamı

Ng, S.T., & Zhang, Y. S.	2008	ACO	18 aktiviteli	-	-
Afshar, A., Ziaraty, A., Kaveh, A., & Sharifi. F.	2009	ACO	7 ve 18 aktiviteli	-	-
Parveen, S., & Saha, S. K.	2012	ACO	7 ve 18 aktiviteli	-	-
Sonmez, R., & Bettemir, O.H.	2012	GA, SA ve QSA	18 aktiviteli	-	630 aktiviteli
Aminbakhsh, S., & Sönmez, R.	2016	PSO	18 aktiviteli	63 aktiviteli	630 aktiviteli
Aminbakhsh, S., & Sonmez, R.	2017	PFPSO	7 ve 18 aktiviteli	180 aktiviteli	360 ve 720 aktiviteli
Toğan, V., & Eirgash, M. A.	2019a	MAWA-TLBO	7 ve 18 aktiviteli	63 aktiviteli	-
Eirgash, M. A., Vedat Toğan, & Dede, T.	2019b	NDS-TLBO	18 aktiviteli	63 aktiviteli	630 aktiviteli
Berberoğlu, N.	2019	TLBO ve GA	7,14 ve 18 aktiviteli	63 aktiviteli	630 aktiviteli
Albayrak, G.	2020	PSO	37 aktiviteli	-	-
Kamal, S.	2021	NDS-II-Jaya	7,18 aktiviteli	63 aktiviteli	630 aktiviteli
Toğan, V., Berberoğlu, N., & Dede, T.	2022	GA, TLBO ve Jaya algoritması	18 aktiviteli	63 aktiviteli	630 aktiviteli
Yılmaz, M., & Dede, T.	2023	Rao-1 ve Rao-2 algoritması	18 aktiviteli	63 ve 90 aktiviteli	-
Bettemir, Ö. H., & Yücel.	2023	Regresyon model	19 aktiviteli	-	-
Aminbakhsh, S., & Ahmed, A.	2023	SAGA	29 aktiviteli	-	292 ve 447 aktiviteli
Son, P. V. H., & Nguyen Dang, N. T.	2023	hDMVO, MVO ve SCA	-	63 aktiviteli	630 aktiviteli
Kumar, K. M., Agrawal, D., Vishwakarma, V. K., & Eirgash, M. A	2024	NSGA-II	18 ve 29 aktiviteli	69 aktiviteli	290 aktiviteli
Patil, A. S., Aditya Kumar Agarwal, Sharma, K., & Manoj Kumar Trivedi.	2024	ACO, PSO, TLBO	7 aktiviteli	-	-
Pham, V. H. S., Nguyen Dang, N. T., & Nguyen, V. N.	2024	Moth-flame optimization	7 ve 18 aktiviteli	-	-
Agarwal, A. K., Chauhan, S. S., Sharma, K., & et al.	2024	MOPSO	19 aktiviteli	-	-

1.3. Problem Tanımı

Yukarıda değinilen teknik literatür göz önüne alındığında yapım projelerine ait TCTP ve DTCTP'lemlerinin çözümünde özellikle son yıllarda çeşitli meta sezgisel tabanlı optimizasyon algoritmalarının kullanıldığı göze çarpmaktadır. Farklı alanlardaki optimizasyon problemlerinin çözümüne yönelik geliştirilen meta sezgisel algoritmaların akabinde çok amaçlı bir optimizasyon problemi olan DTCTP'lemlerinin çözümünde de test edildiği görülmektedir. Böylelikle sunulan algoritmanın farklı optimizasyon problemlerini çöze bilme yeteneği ve genel bir kullanım alanına sahip olduğu gösterilmeye çalışılmaktadır. Zira, tüm optimizasyon problemlerini aynı performansla çözebilen tek bir algoritma bulunmamaktadır. Bu yüzden sunulan her bir algoritmanın farklı mühendislik alanlarında karşılaşılan problemler üzerinde standart, geliştirilmiş, değiştirilmiş ve hibritleştirilmiş biçimlerinin uygulanması eğilimi bulunmaktadır.

Meta sezgisel tabanlı çeşitli optimizasyon algoritmalarının yapım projelerine ait TCTP'lemlerinin çözümü üzerine test edildiği problem ölçekleri genelde küçük ve orta ölçeklidir (bkz. Tablo 1). İncelenen büyük ölçekli problemler ise genelde gerçek dünya yapım projelerinde sıklıkla rastlanılan fazla sayılı faaliyet içeren büyük ölçekli problemleri temsil etmek için küçük ölçekli yapım projelerine ait TCTP'nin birkaç kez tekrarlanması ile eldi edilen temsili büyük ölçekli projelerdir. Bu tekrarlama TCTP'nin çözüm kümesi karmaşıklığını istenildiği gibi artırmamaktadır (Liu vd., 2020). Oysa, gerçek dünyadaki büyük ölçekli yapım projelerine ilişkin dolaylı maliyetler ve proje faaliyetlerini gerçekleştirebilme seçeneklerindeki artış, Pareto optimal veya Pareto optimale yakın bir çözüm bulmayı daha da kritik hale getirmektedir (Toğan ve Eirgash, 2019a).

TCTP'lemlerinin çözümünde dikkate alınan proje süresi ve buna bağlı olan dolaylı maliyetin tespiti için CPM problemin çözüm sürecinde tekrarlı olarak çağrılmaktadır. Bir yapısal optimizasyon problemi ile karşılaştırıldığında bu durum kuvvet, deplasman, doğal frekans vb. değerlerin tespiti için sonlu elemanlar kodunun veya programının optimizasyon süreci içerisinde tekrarlı çağrılışı ile aynı olmaktadır. Yapı sistemi büyüdükçe ve karmaşıklaştıkça ilgili koddan veya programdan veri dönüşü için beklenen süre artmaktadır. Araştırmacılar yapısal ve diğer bazı mühendislik alanları optimizasyon uygulamalarında da görülebilen bu problemi çözmek adına optimizasyon sürecinde vekil model kullanmaktadırlar (Edwards vd., 2017; Mostofi ve Altunişik, 2024). Yapım projelerine ait TCTP'lemlerinin ölçeği (faaliyet sayısı, faaliyetler ait mod sayısı ve dolaylı maliyet değeri)

de arttıkça CPM'in dönüş süresi artmakta ve optimizasyon sürecindeki hesaplama çaba ve süreside artmaktadır. Gözlemlerimize göre yapım projelerine ait TCTP'lemlerinin çözüm sürecinde vekil model kullanımı sınırlı sayıdadır.

1.4. Tezin Amacı ve Kapsamı

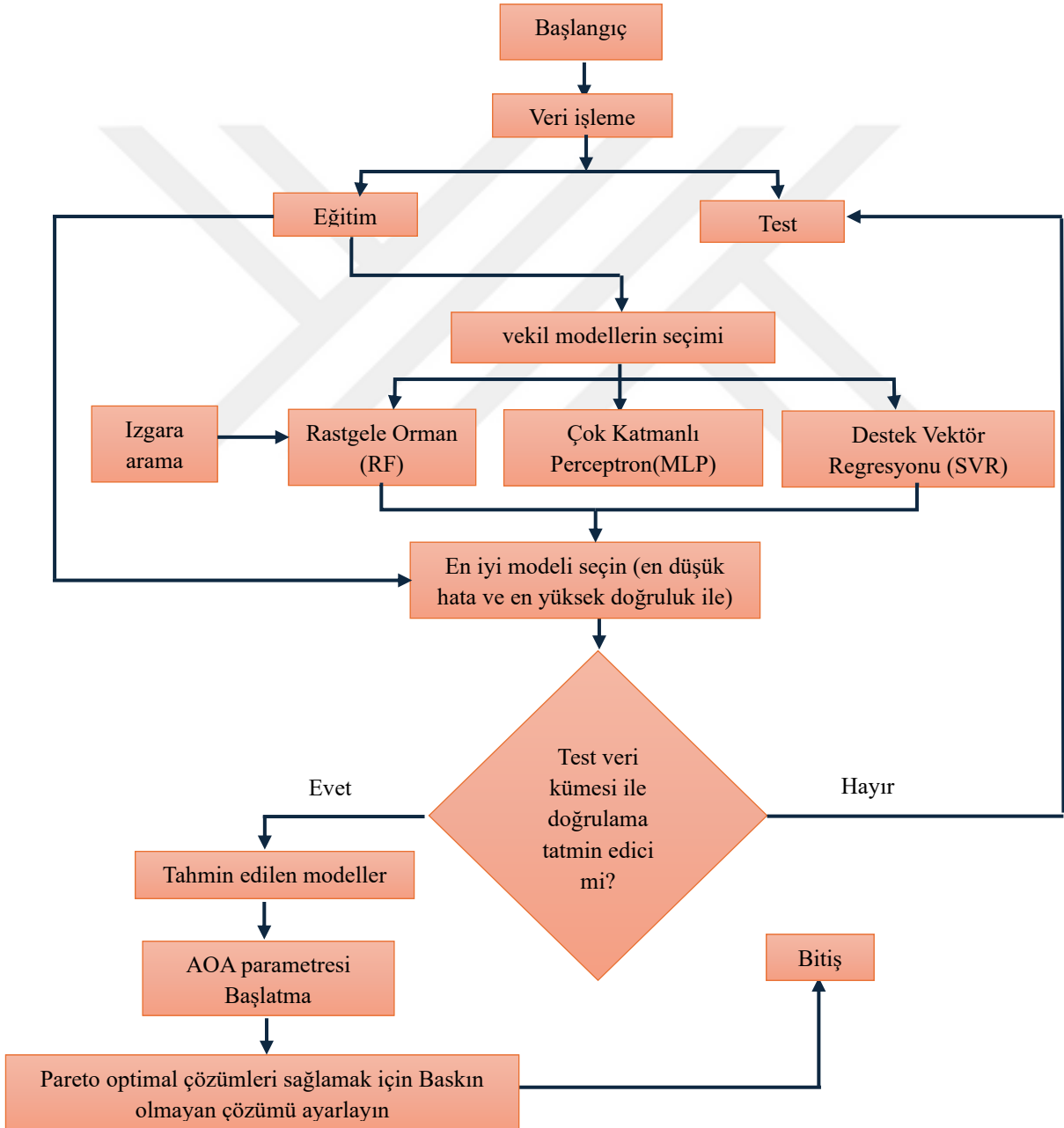
Bu araştırma, vekil model kullanımının büyük ölçekli yapım projelerine ait DTCTP'lemlerinin çözüm sürecine olan katkısını ve AOA'nın vekil model ile entegre edilerek bu tür problemlerin çözüm sürecindeki performansını değerlendirmeyi amaçlamaktadır. Çalışma literatürden alınan orta ve büyük ölçekli yapım projelerine ait DTCTP'lemlerinin incelemesini kapsamaktadır. İlgili projelerin aktiviteleri arası mantıksal ilişki tipi bitişle başla (Finish to Start, FS)'dir.

1.5. Çalışmanın Metodolojisi

Yukarıda değinilen amaca ulaşmak adına çalışmada, bitiş-başlangıç (Finish to Start, FS) mantıksal ilişkisine sahip yapım projeleri için CPM hesaplaması gerçekleştiren bir kod Python'da yazılmıştır. Sonrasında kalabalık mesafeli (CD) baskın olmayan sıralama (NDS) tekniğine sahip çok amaçlı bir aritmetik optimizasyon algoritması (AOA) aynı kodlama dilinde gerçekleştirilmiştir. Çalışmada dikkate alınan yapım projelerine ait DTCTP'lemlerinin çözümü bu algoritma ile yapılmıştır. Her iterasyon adımında CPM simülasyonları gerçekleştirilmeden proje süresini ve maliyetini yaklaşık olarak tahmin etmek üzere vekil model geliştirilmiştir. Çalışmada denenen vekil modeller, rastgele orman (RF), destek vektör regresyonu (SVR) ve çok katmanlı algılayıcı (MLP) olmak üzere üç adettir. Optimizasyon verilerinin bir alt kümesi üzerinde eğitilen bu modellerin performans değerlendirmesi yapılarak kullanılacak vekil model tayin edilmiştir. Belirlenen vekil model AOA algoritması ile ilişkilendirilerek, vekil model kullanılmadan DTCTP çözümleri elde edilen yapım projeleri yeniden incelenmiştir.

Vekil model incelemesinde ilgili modeller için veri setinin %80'ni eğitim ve %20'side test olmak üzere ikiye ayrılmıştır. Vekil modellere ait hiper parametre uygunlukları ızagara araması ile elde edilmiştir. Model performansları ortalama mutlak hata (MAE), ortalama kare hata (MSE), ortalama yüzde hata (MPE), ortalama karesel hatanın kökü (RMSE), belirleme katsayısı (R^2) ve doğruluk gibi ölçütler kullanılarak değerlendirilmiştir. Proje

süresi ve maliyetini tahmin etmek için en yüksek doğruluk ve en düşük hataya sahip model seçilmiştir. Çalışmada AOA'nın performansı yapım projelerinin DTCTP'lerinin, vekil modelli kullanılarak ve vekil modelsiz elde edilen çözümleri ve hesaplama çabası üzerinden karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırma aracılığıyla, vekil modelin optimizasyon sürecine olan etkisi hesaplama verimliliği ve çözüm kalitesini artırmadaki etkinliği açısından vurgulanmıştır. Şekil 1 çalışmanın amacına ulaşmak adına yukarıda özetlenen metodolojiye ait kapsamlı bir çerçeve sunmaktadır.



Şekil 1. Araştırma metodolojisi

1.6. Kritik Yol Yöntemi (CPM)

Bir yapım projesinin tamamlanması tüm faaliyetlerinin gerçekleştirilmesini gerektirmektedir. Bu faaliyetlerin zamanlaması ve sırası projenin tamamlanma süresini etkileyebilir. Bir projenin faaliyetlerine ait zamanlama ve sıra bilgine göre elde edilen resmi çizelgeleme olarak bilinmektedir (Lee vd., 2015). Projelerin planlanması ve çizelgelenmesi için kullanılan en yaygın tekniklerden biri CPM'dir (Galloway, 2006). CPM gibi bu amaç için geliştirilmiş herhangi bir yöntem kullanılarak, proje başlamadan önce projenin tamamlanma süresi belirlenebilir. Proje çizelgelemesinde CPM kullanmanın aşağıda verilen çeşitli avantajları vardır (Hegazy ve Menesi, 2010; Aboelmagd, 2020).

- CPM, bir projedeki kritik faaliyetleri belirlemek için değerli bir araçtır ve projeyi programa uygun tutmak için çok önemlidir.
- Projenin zamanında ve bütçe dahilinde tamamlanmasını sağlamak için en verimli yöntemlerin, ekipmanların, malzemelerin, ekiplerin ve çalışma saatlerinin seçilmesine yardımcı olabilir.
- CPM, ağın bir parçası olarak faaliyet yürütme modlarındaki değişiklikleri etkili bir şekilde izleyebilir.

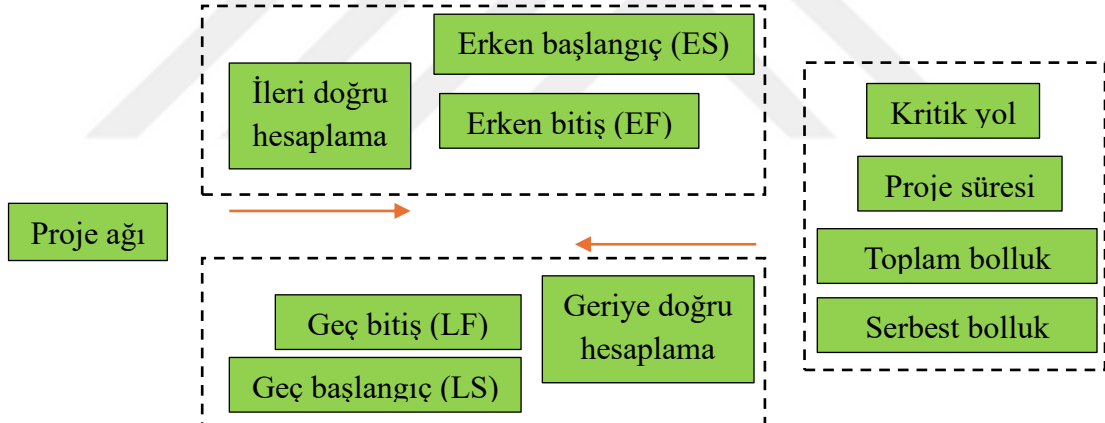
CPM'de iki tür ağ kullanılır: faaliyetler okta (AoA) ve faaliyet düğüm noktasında (AoN). Birincisinde, faaliyetler düğümlere bağlı oklar üzerinde gösterilirken, ikincisinde, faaliyetler doğrudan düğümler aracılığıyla temsil edilir.

CPM ile proje planlama ve çizelgelemede kullanılan çeşitli terimler aşağıda açıklanmıştır (Siemen, 1971).

- Aktivite: Bireysel görevler, faaliyet numarası, açıklaması, süresi ve türü ile tanımlanır. Ek olarak, maliyet ve kaynak talebi de belirtilebilir.
- Kritik Yol: Proje süresini belirleyen ve en uzun zaman alan faaliyetler dizisini gösterir.
- Süre: Planlanmış bir faaliyeti tamamlamak için gereken süre.
- Erken Başlangıç (ES): Öncülleri arasındaki mantıksal ilişkilere dayalı olarak bir faaliyetin başlayabileceği en erken tarih.
- Erken Bitiş (EF): Bir faaliyetin süresine ve öncülleri arasındaki mantıksal ilişkilere bağlı olarak bitirebileceği en erken tarih.
- Geç Başlangıç (LS): Projenin tamamlanma tarihini geciktirmeden faaliyetin başlayabileceği en son tarih.

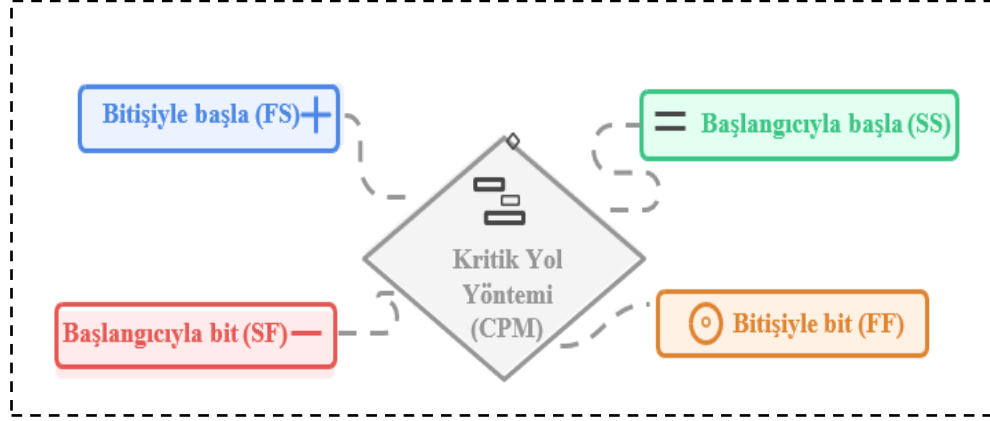
- Geç Bitiş (LF): Faaliyetin proje tamamlanma tarihini geciktirmeden bitirebileceği en son tarih.
- Toplam Bolluk: Proje tamamlanma tarihini geciktirmeden faaliyetin ertelenebileceği maksimum gün sayısı.
- Serbest Bolluk: Faaliyetin, sonraki herhangi bir faaliyeti geciktirmeden ertelenebileceği maksimum gün sayısı.
- İleriye doğru hesaplama: tüm faaliyetlerin erken başlangıç ve bitiş tarihlerinin hesaplandığı aşamayı belirtir.
- Geriye doğru hesaplama: Bu aşama, ileri geçiş hesaplama işlemi sırasında belirlenen proje bitiş tarihinden başlayarak tüm faaliyetler için geç başlangıç ve bitiş tarihlerini belirler.

Şekil 2’de proje çizelgelemesinde sıklıkla kullanılan ve programlama açısından da daha elverişli olan AoN ile elde edilen proje ağı üzerinde gerçekleştirilecek CPM hesaplaması şematik olarak gösterilmektedir.



Şekil 2. CPM hesaplaması

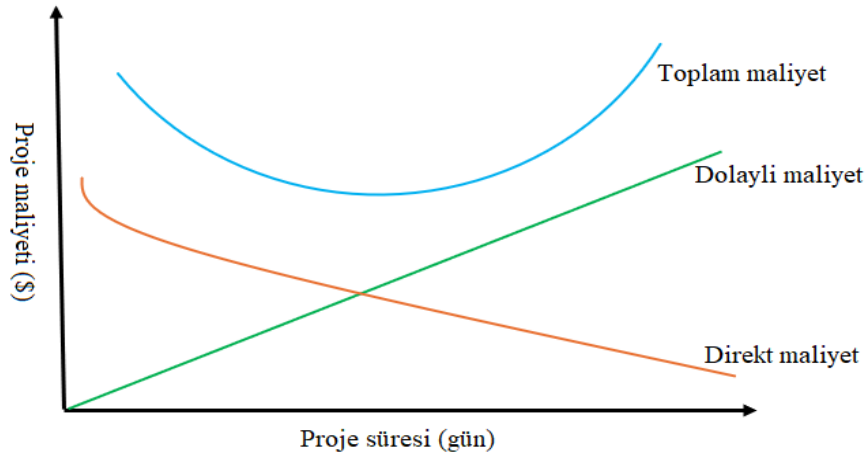
AoN kullanımı ile CPM ağ hesabında faaliyetler için ağırlıklı olarak kullanılan geleneksel FS ilişkisine ek olarak üç ek ilişki daha dikkate alabilmek mümkündür: Başlangıcıyla başla (SS), Bitişiyle bit (FF) ve Başlangıcıyla bit (SF). Bu mantıksal ilişkilerin faaliyetler arası tanımladığı mantıksal ilişki Şekil 3'te gösterilmektedir.



Şekil 3. Faaliyetler arası farklı mantıksal ilişkiler

1.7. Zaman Maliyet Ödünleşim Problemi (TCTP)

TCTP, yapım projeleri yönetiminde önemli bir konu olup proje süresi ve maliyetler arasında en uygun dengenin belirlenmesini gerektirir. Doğrudan maliyetler, proje faaliyetleriyle doğrudan bağlantılı maliyetleri içerirken, dolaylı maliyetler projenin tamamlanması için gerek duyulan maliyetlerdir. Ancak doğrudan belirli görevlere bağlı değildirler (Wuliang ve Chengen, 2009). Son teslim tarihi sabit olan veya programın gerisinde kalan projelerde, son teslim tarihini karşılamak için zaman maliyet ödünleşim analizi (time cost trade-off, TCT) analizi uygulanır (Meier vd., 2016). TCT analizinde, bazı kritik faaliyetler zamandan tasarruf etmek için daha kısa faaliyet yapım modlarıyla değiştirilirken, kritik olmayan faaliyetler maliyetten tasarruf etmek için gevşetilir (Siemens, 1971). Şekil 4 maliyet ve zaman arasındaki ilişkiyi göstermekte olup, proje süresi arttıkça doğrudan maliyetlerin azaldığını, dolaylı veya genel maliyetlerin ise arttığını ortaya koymaktadır (Hegazy, 1999; Suri ve Bhushan, 2008).



Şekil 4. Proje Zaman ve Maliyet İlişkisi

TCT analizi, daha hızlı ancak daha pahalı yapım teknikleri kullanan bir projenin kritik yolu üzerindeki en verimli faaliyetlerin seçilmesini içerir. Sonuç olarak, bu hızlandırılmış faaliyetlerin maliyetleri artar. Bir faaliyetin tamamlanması için gereken tipik süreyi belirlemek için minimum maliyet veya normal maliyet tahmin edilmiştir. Sıkıştırma (crash) süresi bir faaliyet için mümkün olan en kısa süreyi ifade eder ve buna karşılık gelen maliyet sıkıştırma maliyeti olarak adlandırılır. Bir faaliyetin zaman maliyet ilişkisi, normal ve sıkıştırma noktaları arasındaki herhangi bir noktada hesaplanabilir (Suri ve Bhushan, 2008).

Optimizasyon, birçok olası alternatifi olabilen bir probleme en etkili çözümü arama sürecidir (Guo ve Xia, 2006). Problemin arama(çözüm) uzayı çok geniş olduğunda, tüm uygulanabilir alternatifler arasından en uygun çözümü bulmak pratik olmayan ve önemli miktarda zaman gerektirebilir. Her bir alternatifi değerlendirmek için CPM kullanarak yeniden proje süresini ve toplam proje maliyetini değerlendirmek gerekir. Çok hızlı bilgisayarlarla bile bu yeniden değerlendirmeyi yapmak uygun ve pratik bir çözüm değildir (Hegazy, 1999). Mevcut optimizasyon modelleri, yapım projesinin süresi ve maliyeti arasında uygun dengeler oluşturmak için kullanılabilir de büyük ölçekli projelerin optimizasyonundaki uygulamaları, kapsamlı ve pratik olmayan hesaplama süresi gereksinimleri nedeniyle sınırlıdır (Kandil ve El-Rayes, 2006).

1.8. TCTP İçin Optimizasyon Yöntemleri

Literatürde çok sayıda MO optimizasyon modeli TCTP problemlerinin çözümünü bulmak için geliştirilmiştir. Hesaplama yetenekleri ve sayısal yöntemler geliştikçe TCTP'yi ele almak için çeşitli optimizasyon teknikleri kullanılmıştır. TCTP'lerinin çözümü için kullanılan yaygın optimizasyon algoritmaları kesin, sezgisel ve meta sezgisel algoritmalar olmak üzere üçe ayrılmaktadır (Zhang vd., 2004).

Kesin algoritmalar, adından da anlaşılacağı üzere, verilen problem için çözüm uzayındaki tüm optimal çözümleri bulmayı amaçlamaktadır. Bu algoritmalar, yüksek performanslı bilgisayarların ve karmaşık kodlama tekniklerinin kullanılmasını gerektiren önemli hesaplama kaynakları gerektirir. Artan hesaplama çabasına rağmen, kesin algoritmalar global optimumu/optimumları belirleme ve elde edilen sonuçların optimalliğini gösterme yetenekleri nedeniyle tercih edilmektedir. TCTP'yi çözmek için kullanılabilecek kesin algoritmalara örnek olarak doğrusal programlama, karma tamsayılı programlama ve dinamik programlama verilebilir (Zhou vd., 2017; Ya-Ping ve Ying, 2006 ; Yagiura ve Ibaraki, 1996; Meyer ve Shaffer, 1965).

Sezgisel algoritmalar, problemlere daha verimli ve etkili çözümler sunabildikleri için genellikle kesin algoritmalara tercih edilirler. Bu özelliğin kullanım kolaylığı, araştırmacıların karmaşık problemleri minimum çabayla çözmesine ve tüm süreci kolaylaştırmasına olanak tanır. Bu yöntemlerin ürettiği sonuçların güvenilirliği çoğu zaman tartışmalı olsa da hızlı ve verimli bir şekilde sonuç verme yetenekleri nedeniyle araştırmacılar arasında popüler bir seçim olmaya devam etmektedirler (Hegazy, 1999; Siemen, 1971; Aminbakhsh, 2013).

Meta sezgisel algoritmalar, optimizasyon problemlerini çözmek için yeni, doğal stokastik süreçler kullanan bir algoritma türüdür. Bu algoritmalar "Meta" olarak adlandırılırlar zira probleme bağlı olan sezgisel algoritmaların aksine, eldeki problemten bağımsız olan üst düzey algoritmalarlardır. Meta sezgiseller, optimizasyon problemlerini çözmek için doğal organizmaların evrimini ve akıllı davranışlarını simüle eden rastgele arama tekniklerini kullanırlar. Sezgisel yöntemlerin aksine, meta sezgisel yöntemler çözüm uzayında kapsamlı aramalar gerçekleştirerek global optimum çözümün elde edilme olasılığını artırır (Zheng vb., 2005; Feng vd., 1997; Yang, 2012). Öte yandan meta sezgisel algoritmalar, çözümün optimalliğini garanti edemezler; bunun yerine, minimum hesaplama çabasıyla kısa sürede optimale yakın çözümler sağlarlar. Bu algoritma kategorisi,

evrimsel hesaplama ve sürü zekâsı gibi modern çalışmalarla yakından ilişkilidir ve yavaş ama daha doğru çözümler yerine optimuma yakın çözümlere hızlı yakınsamaya öncelik verenler tarafından tercih edilirler (Aminbakhsh, 2018).

1.8.1. TCTP İçin Kesin Yöntemler

Kesin yöntem olarak da bilinen matematiksel programlama, inşaat proje yönetiminde TCTP'nin çözümü için temel bir yaklaşımdır ve matematiksel programlama modellerine dayanmaktadır. Bu yöntemler, proje süresi ve toplam maliyeti arasındaki ödünleşimleri dikkate alarak optimum çözümler arar. Doğrusal ve tamsayılı programlama gibi matematiksel programlama modelleri, küçük ve orta ölçekli projelerin TCTP'lemlerini çözmek için kullanılmıştır (Ya-Ping ve Ying, 2006). Ancak, bu kesin yöntemlerin yapım projesinin faaliyet sayısı arttıkça, yöntemin hesaplama karmaşıklığı üstel olarak artmakta ve makul bir zaman dilimi içinde optimum çözümlerin elde edilmesi zorlaşmaktadır (Mohammadi, 2011). Moussourakis ve Haksever (2004) esnek bir karma tamsayı modeli tanıtarak modelin doğrusal, parçalı doğrusal veya ayrık fonksiyonlar gibi farklı amaç fonksiyonları ele alabilme yeteneğini göstermişlerdir. Bu çalışmada proje son teslim tarihi kısıt olarak dikkate alınmıştır. De vd. (1995) merkezi bir yaklaşım ve modüler bir ayrıştırma yaklaşımı olmak üzere dinamik programlama tabanlı iki model önermişler ve ikincisinde optimizasyon sırasında paralel modüller kullanmışlardır. Demeulemeester vd., (1998) dal ve sınır yöntemini ve ufukla değişen bir yaklaşımı kullanarak DTCTP'lemleri için hassas bir Visual C++ modeli sunarak sayısal deneylerini faktöriyel bir deneyle doğrulamışlar ve sonuçları (Demeulemeester vd., 1996) ile karşılaştırmışlardır. Vanhoucke (2005), daha önce Yang ve Chen (2000) tarafından araştırılan DTCTP'lemlerinin karmaşıklığını inceleyerek gündüz, gece ve hafta sonu vardiya kullanımının problemin çözümüne olan etkisine odaklanmıştır.

1.8.2. TCTP için Sezgisel Yöntemler

TCTP'yi ele alan sezgisel yöntemler, büyük ölçekli proje çizelgeleme sorunlarını yönetmek için pratik yaklaşımlar olarak kabul edilmektedir. Ancak, bu yöntemler optimum çözümü garanti etmemekte ve makul bir hesaplama süresi içinde tatmin edici sonuçlar vermemektedir; bu da özellikle karmaşık ve fazla sayıda faaliyet içeren proje ağlarıyla

uğraşırken değerli olmaktadır (Ammar, 2010; Ya-ping & Ying, 2006). Sezgisel yöntemler faydalı olsa da yüzlerce veya daha fazla faaliyet içeren büyük ölçekli ağlar için verimli olmayabilirler ve her zaman daha hassas matematiksel programlama modelleriyle elde edilebilecek optimum çözümü sağlayamayabilirler (Prager, 1963; Siemen, 1971; Ya-ping & Ying, 2006).

TCTP için ilk sezgisel yöntemler arasında Siemens (1971) tarafından önerilen ve Siemens yaklaşım yöntemi (SAM) olarak bilinen, toplam proje maliyetlerini en aza indiren ve manuel olarak veya bilgisayar yardımı ile uygulanabilen yöntem yer almaktadır. SAM, dışbükey doğrusal olmayan TCTP'leri çoklu parçalı doğrusal eğri yaklaşımları kullanarak verimli bir şekilde çözmek için etkilidir. SAM, proje ağını kurarak başlar ve daha sonra faaliyetleri en az ek maliyetle hızlandırmak için kurallar uygular. Bu sonuçlar, kesin algoritmaların sonuçlarıyla iyi bir uyum göstermektedir. Ancak, modelin proje ağına farklı kritik yol sayısını göz ardı ettiği ve yalnızca minimum maliyet eğimi hususlarına odaklandığı için proje süresini aşırı kısaltabileceğini belirtilmektedir (Siemens, 1971).

Maliyet eğim yöntemi, TCTP'lerini ele almak için kullanılan basit bir tekniktir. Bu yöntem, zaman-maliyet ilişkisinin doğrusal olduğunu ve dolayısıyla proje süresini kısalttığını varsayar. Bu varsayımına göre, bir faaliyetin maliyet eğimi değeri, ilgili faaliyetin süresi bir birim zaman azaltıldığında katlanılması gereken maliyeti göstermektedir (Hegazy, 2001). Maliyet eğim yönteminin adımları aşağıdaki gibidir (Hegazy, ve Menesi, 2010):

- 1) Tüm faaliyetler için normal süreleri ve maliyetleri kullanın.
- 2) CPM hesaplamasını gerçekleştirin ve kritik yolu bulun.
- 3) Kritik olmayan tüm faaliyetleri eleyin.
- 4) Tüm kritik faaliyetler için normal/sıkıştırma sürelerini ve maliyetlerini tablo haline getirin.
- 5) Her bir kritik faaliyetin "maliyet eğimin" değerini hesaplayın
- 6) Minimum maliyet eğim değerine sahip faaliyet için olası süre kısaltmasını belirleyin.
- 7) Kritik yolu azaltmak için ya tüm yollardaki tek bir faaliyeti ya da her bir yoldan bir faaliyeti kısaltabiliriz. Seçim, tek bir faaliyetin maliyet eğiminin tüm kritik yolların maliyet eğimlerinin toplamıyla karşılaştırılmasına bağlıdır.
- 8) Maliyet eğim değerini kısaltılmış zaman birimleriyle çarparak ve ardından toplam doğrudan maliyete ekleyerek doğrudan maliyet artışını hesaplayın.
- 9) Proje için daha fazla kısaltma mümkün olmayana kadar Adım 2'ye devam edin.
- 10) Doğrudan ve dolaylı maliyetleri toplayın ve toplam maliyet eğrisini çizin.

Aminbakhsh (2013), ayrık arama uzaylarında ilk TCTP sezgisellerinden biri olan hibrit optimizasyon yöntemi için maliyet eğim tabanlı bir sezgisel tanıtmıştır. Değiştirilmiş-SAM olarak adlandırılan bu yöntem, DTCTP'lerinin çözümüne birden fazla baskın olmayan çözümü benzersiz bir şekilde üreterek başlar.

Vanhoucke ve Debels (2007) DTCTP'nin tam bir vaka çalışmasını çözmek için maliyet-eğim sezgisel yöntemini uygulamıştır. Zaman/anahtarlama kısıtları (Yang ve Chang, 2000), iş sürekliliği kısıtları (El-rays ve Moselhi, 1998) ve net bugünkü değer maksimizasyonu (Herroelen vd., 1997) olmak üzere üç artırımı incelemişlerdir. Yazarlar ayrıca Visual C++ ile programlanmış aktiviteler okta (AoA) ağ çizelgelemesini içeren bir meta-sezgisel algoritma önermişlerdir. Sezgisel bileşen, komşuluk araması ve çeşitliliğin korunmasına odaklanmaktadır. Algoritmanın dinamik programlama yönü, optimum tamamlanma tarihine ulaşırken kritik olmayan faaliyetlerin süresini uzatmıştır. Sonuçlar, önerilen algoritmanın DTCTP'nin net bugünkü değer versiyonlarına uygulanabilirliğini göstermektedir. Bu çalışmada sezgisel algoritmaların kullanımı, optimizasyon yöntemleri olmadıkları için maliyet eğim yönteminin tanıtılmasıyla sınırlı kalmıştır.

1.8.3. TCTP İçin Meta-sezgisel Yöntemler

Meta-sezgisel yöntemler, özellikle kesin matematiksel veya sezgisel yaklaşımların makul zaman dilimleri içinde tatmin edici çözümler üretemediği durumlarda, çeşitli problemleri çözmek için uyarlanabilir. Bununla birlikte, bu yöntemler karmaşık problemlerde genellikle yerel optimumlarla mücadele ederler (Elbeltagi, 2005; Gogna ve Tayal, 2013; Feng vd., 1997). Önemli meta-sezgisel algoritmalar arasında GA (Feng vd., 1997), ACO (Dorigo, M., ve Di Caro, G., 1999), PSO (Kennedy ve Eberhart, 1995), benzetilmiş tavlama (SA) (Anagnostopoulos ve Kotsikas, 2010), gri kurt optimizasyonu (Mirjalili vd., 2014), çiçek tozlaşma algoritması (Yang, 2012), öğretim-öğrenme tabanlı optimizasyon (Rao vd., 2011), balina optimizasyon algoritması (Mirjalili ve Lewis, 2016), şah kartalı optimizasyonu (Abualigah vd., 2021), Jaya (Rao, 2020), guguk kuşu araması (Yang ve Deb, 2010), Archimedes optimizasyon algoritması (Hashim vd., 2021), denizyıldızı optimizasyon algoritması (Zhong vd., 2024), aritmetik optimizasyon algoritması (Abualigah vd., 2021) ve yapay arı kolonisi algoritması (Karaboga vd., 2014) gibi yöntemler yer almaktadır. Bu algoritmalar, diğer optimizasyon tekniklerine benzer şekilde, çeşitli

mühendislik alanlarındaki optimizasyon problemlerini ele almak için etkili bir şekilde kullanılmıştır. Meta-sezgisel yöntemler tipik olarak iki aşamada çalışırlar: ilk olarak, algoritma tüm çözüm uzayını keşfederek çeşitlenir; daha sonra, aramayı beklenen optimum çözüme yakın belirli bir alana daraltır (Talbi ve ark., 2016).

Meta-sezgisel yöntemler, çözümleri hafızada tutma yetenekleri ile ayırt edilirler (Canayaz, 2015). Genellikle doğadan ilham alan bu algoritmalar biyolojik, fiziksel, sürü tabanlı, sosyal, müzikal, kimyasal ve hibrit kategorilerine ayrılırlar (Akyol ve Alataş, 2012). Özellikle büyük ölçekli veya yüksek doğrusal olmayan sorunlar gibi geleneksel tekniklerin başarısız olduğu karmaşık optimizasyon problemlerini çözmek için doğal süreçleri taklit ederler. Meta sezgisel algoritmaların çeşitliliği, araştırmacıların kendi özel problemlerine ve kısıtlamalarına uygun yöntemleri seçmelerine veya oluşturmalarına olanak tanımaktadır (Kaveh ve Zolghadr, 2014). Tablo 2, her biri farklı doğal veya sosyal olgulardan esinlenen bazı meta sezgisel algoritmaların özelliklerini özetlemektedir. Araştırmacılar, performansı artırmak ve çeşitli optimizasyon zorluklarının üstesinden gelmek için sürekli olarak yeni meta sezgisel algoritmalar geliştirmiş ve geliştirmektedir.

Tablo 2. Bazı meta-sezgisel algoritmalar ve temel özellikleri.

Yazar (lar)	Yıl	Algoritma adı	Açıklama
Feng, C.W., Liu, L., & Burns, S. A.	1997	Genetik algoritma (GA)	Karmaşık arama problemlerini çözmek için yaygın olarak kullanılan, evrimsel süreçlerden esinlenen bir optimizasyon tekniği.
Kennedy, J., & Eberhart, R.	1995	Parçacık sürüşü optimizasyonu (PSO)	Kuşların veya balıkların sosyal davranışlarından esinlenen popülasyon tabanlı bir optimizasyon algoritması.
Dorigo, M., & Di Caro, G.	1999	Karınca kolonisi optimizasyonu (ACO)	Ayrık optimizasyon problemlerine uygulanabilen, karınca arama davranışından esinlenen olasılıksal bir optimizasyon tekniği.
Yang, X. S., & Deb, S.	2010	Guguk kuşu arama algoritması (CSA)	Guguk kuşu türlerinin kuluçka parazitliğine dayanan biyolojik olarak esinlenmiş bir optimizasyon algoritması.
Anagnostopoulos, K.P, & Kotsikas., L.	2010	Benzetimli tavlama (SA)	Termal tavlama programına dayalı bir fonksiyonun global minimumunu belirlemek için olasılıksal bir metodoloji.
Rao, R., Savsani, V., & Vakharia. D.	2011	Öğrenme tabanlı optimizasyonun öğretilmesi (TLBO)	Bir sınıftaki öğretme ve öğrenme sürecini taklit eden popülasyon tabanlı bir optimizasyon algoritması.
Yang, X. S.	2012	Çiçek tozlaşma algoritması (FPA)	Çiçeklerdeki tozlaşma sürecinden esinlenen, optimizasyona uygun bir algoritma.

Tablo 2'nin Devamı

Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., & Lewis, A.	2014	Gri kurt optimizasyonu (GWO)	Optimizasyon için doğadaki gri kurtların liderlik hiyerarşisini ve avlanma mekanizmasını taklit eder.
Karaboga, D., Gorkemli, B., Ozturk, C., & Karaboga, N	2014	Yapay arı kolonisi Algoritması (ABCA)	Arıların yiyecek arama davranışından esinlenerek, sayısal optimizasyon için kullanılır.
Mirjalili and Lewis	2016	Balina optimizasyon algoritması (WOA)	Kambur balinaların kabarcık ağı avlanma stratejisini taklit eder, sürekli optimizasyon için etkilidir.
Mirjalili, S., Gandomi, A. H., Mirjalili, S. Z., Saremi, S., Faris, H., & Mirjalili, S. M.	2017	Salp sürü algoritması (SSA)	Sürü halindeki böceklerin davranışlarından ve etkileşimlerinden esinlenen bir sürü zekası algoritması.
Rao, R. V.	2020	Jaya algoritması	Jaya denge prensibinden esinlenen basit ama etkili bir optimizasyon tekniği.
Hashim, F. A., Hussain, K., Houssein, E. H., et al.	2021	Archimedes optimizasyon algoritması (AOA)	Arşimet prensibinden esinlenerek sürekli optimizasyon problemleri için kullanılır.
Abualigah, L., Yousri, D., Abd Elaziz, M., Ewees, A. A., Al-Qaness, M. A., & Gandomi, A. H.	2021	Şah kartalı Optimizasyonu (AO)	Şah kartalının avlanma mekanizmasını taklit eder, mühendislik problemlerini çözmek için etkilidir.
Abualigah, L., Diabat, A., Mirjalili, S., Abd Elaziz, M., & Gandomi, A. H.	2021	Aritmetik optimizasyon algoritması (AOA)	Gerçek değerli optimizasyon problemlerini çözmek için kullanılan toplama, çıkarma, çarpma ve bölme aritmetik işlemlerinden esinlenilmiştir.
Zhong, C., Li, G., Meng, Z., Li, H., Yıldız, A. R., & Mirjalili, S.	2024	Denizyıldızı optimizasyon algoritması (SFOA)	Denizyıldızlarının yırtıcı davranışlarından esinlenen bu algoritma, küresel optimizasyon görevleri için tasarlanmıştır.

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

Bu tez, rastgele orman (RF), destek vektör regresyonu (SVR) ve çok katmanlı algılayıcı (MLP) makine öğrenimi modellerini kullanarak yapım projelerinde TCTP'nin çözümünü ele almaktadır. Vekil modeller için veri kümesi eğitimde %80'e ve testte %20'ye bölünmüş ve model performansı MAE, MPE, RMSE, R^2 ve doğruluk gibi performans ölçütleri(metrikleri) kullanılarak değerlendirilmiştir. Proje süresini ve maliyetini tahmin etmek için performans ölçütlerine göre en iyi performans gösteren vekil model seçilmiştir. Vekil modeller için hiper parametreler ızgara araması kullanılarak ince ayarlanmış ve MLP modeli birden fazla performans ölçütüne dayalı olarak SVR ve RF'ye kıyasla üstün performans sergilemiştir.

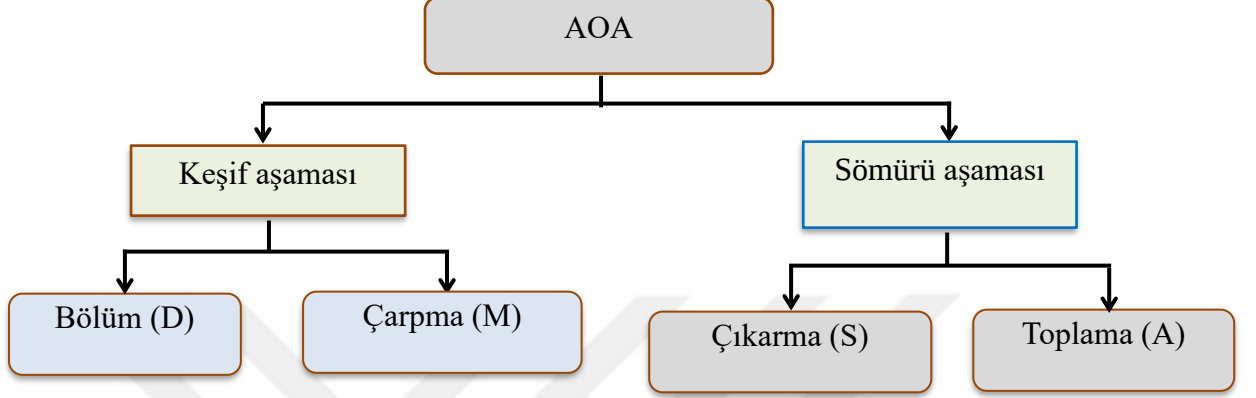
TCTP'ni çözmek için başlangıçta Python'da FS ilişkileri dikkate alınarak proje süresi ve toplam maliyeti (amaç fonksiyonları) elde etmek için CPM hesaplaması yapan bir kod yazılmıştır. NDS ve CD dayalı olarak geliştirilen MO-AOA CPM ile birleştirilerek 81, 146, 208 ve 291 faaliyet içeren vaka çalışmalarının DTCTP'lemleri çözülmüştür. Aynı problemler vekil model aracılığıyla amaç fonksiyonları tahmin edilerek CPM tekrarlı hesaplamalarını azaltmak amacıyla yeniden incelenmiştir. Elde edilen sonuçlar tablo ve grafikler aracılığıyla sunulurken, ilgili karşılaştırmalar yapılmıştır.

2.1. Aritmetik Optimizasyon Algoritması (AOA)

AOA, aritmetik operatörlerden esinlenen bir meta-sezgisel optimizasyon algoritmasıdır (Abualigah vd., 2021). Keşif (exploration) için çarpma ve bölme, sömürü (exploitation) için çıkarma ve toplama işlemlerini kullanır. AOA basitliği, sürece başlangıç için minimum parametre tanımlama ihtiyacı ve kolay programlanabilme gibi özellikleri nedeni ile onu mühendislik alanlarında karşılaşılan optimizasyon problemlerinin çözümünde etkili olmasını sağlamaktadır (Zhuang vd., 2023; Ma vd., 2021). Örneğin, Liu vd., (2022) mühendislik tasarım zorluklarını ele almak için AOA'ya altın sinüs algoritmasını eklemiş ve diğer algoritmalarından daha iyi performans sergilediğini göstermişlerdir. Khodadadi vd., (2022) ise kafes kiriş optimizasyonu için dinamik bir AOA geliştirerek küresel çözümü bulmak için keşif ve sömürü için gerekli olan çabayı dengelemişlerdir.

AOA diğer meta sezgisel algoritmaların çoğunda olduğu gibi popülasyon tabanlı bir meta sezgisel algoritma olup uygunluğu bir amaç fonksiyonu değeri tarafından

değerlendirilen ve kendine özgü operatörleri kullanarak iteratif olarak yenilediği probleme özgü potansiyel çözümleri rastgele üreterek optimizasyon sürecine başlar. AOA'nın optimizasyon sürecinde işlettiği dört ana operatör (Abualigah vd., 2021) Şekil 5'te gösterilmektedir.



Şekil 5. AOA'nın optimizasyon sürecinde kullandığı operatörler

AOA, optimizasyon sürecine rastgele olarak üretilen aday çözümlerin oluşturduğu $m \times n$ boyutlu $\mathbf{X}$ matrisinin oluşturulması ile başlar Denklem (1). m ve n sırasıyla popülasyon boyutunu ($i = 1, \dots, m$) ve tasarım değişkenlerinin sayısını ($j = 1, \dots, n$) temsil eder.

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,n-1} & x_{1,n} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,n-1} & x_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{m-1,1} & x_{m-1,2} & \cdots & x_{m-1,n-1} & x_{m-1,n} \\ x_{m,1} & x_{m,2} & \cdots & x_{m,n-1} & x_{m,n} \end{bmatrix} \quad (1)$$

Başlatma işleminden sonra AOA, mevcut popülasyondaki çözümler arasından X^{best} olarak adlandırılan en iyi çözümü, amaç fonksiyonu değerlerini dikkate alarak belirler. Bu çözüm sonraki AOA adımları için bir referans noktası görevi görmektedir. Bir sonraki adımda yürütülecek arama aşamasını (keşif veya sömürü) belirlemek için Denklem (2) kullanılarak matematik optimize hızlandırıcı (MOA) olarak adlandırılan bir katsayı hesaplanır.

$$MOA(C_{Iter}) = Min + C_{Iter} \times \left(\frac{Max - Min}{M_{Iter}} \right) \quad (2)$$

Burada, $MOA(C_{Iter})$ fonksiyonun değerini; C_{Iter} mevcut iterasyon sayısını; M_{Iter} maksimum iterasyon sayısını; Max ve Min ise sırasıyla hızlandırılmış fonksiyonun minimum ve maksimum değerlerini ifade etmektedir.

$r_1 > MOA$ olduğunda, keşif aşamasına geçilerek M veya D operatörleri Denklem (3)'de verilen konum güncelleme denklemi aracılığıyla işletilir.

$$X_i(C_{Iter} + 1) = \begin{cases} X^{best} \div (MOP + \varepsilon) \times ((UB - LB) \times \mu + LB), & r_2 < 0.5 \\ X^{best} \times MOP \times ((UB - LB) \times \mu + LB), & \text{aksi halde} \end{cases} \quad (3)$$

Burada, $X_i(C_{Iter} + 1)$, $C_{Iter} + 1$ 'inci iterasyondaki i 'inci çözümü ifade etmektedir; X^{best} o ana kadar elde edilen en iyi çözümü; ε küçük bir tam sayıyı ve UB ile LB ise sırasıyla tasarım değişkenleri için üst sınır ve alt sınır değerlerini göstermektedir; μ arama sürecini ayarlamak için tanımlanan bir kontrol parametresi olup 0,5'e olarak sabitlenmiştir (Abualigah vd., 2021). r_1 ve r_2 (0, 1) aralığında rastgele üretilen sayılardır. Son olarak, MOP matematik optimize edici olasılığı olarak adlandırılan ve Denklem (4)'de verilen matematiksel işlem aracılığı ile hesaplanan bir katsayıdır.

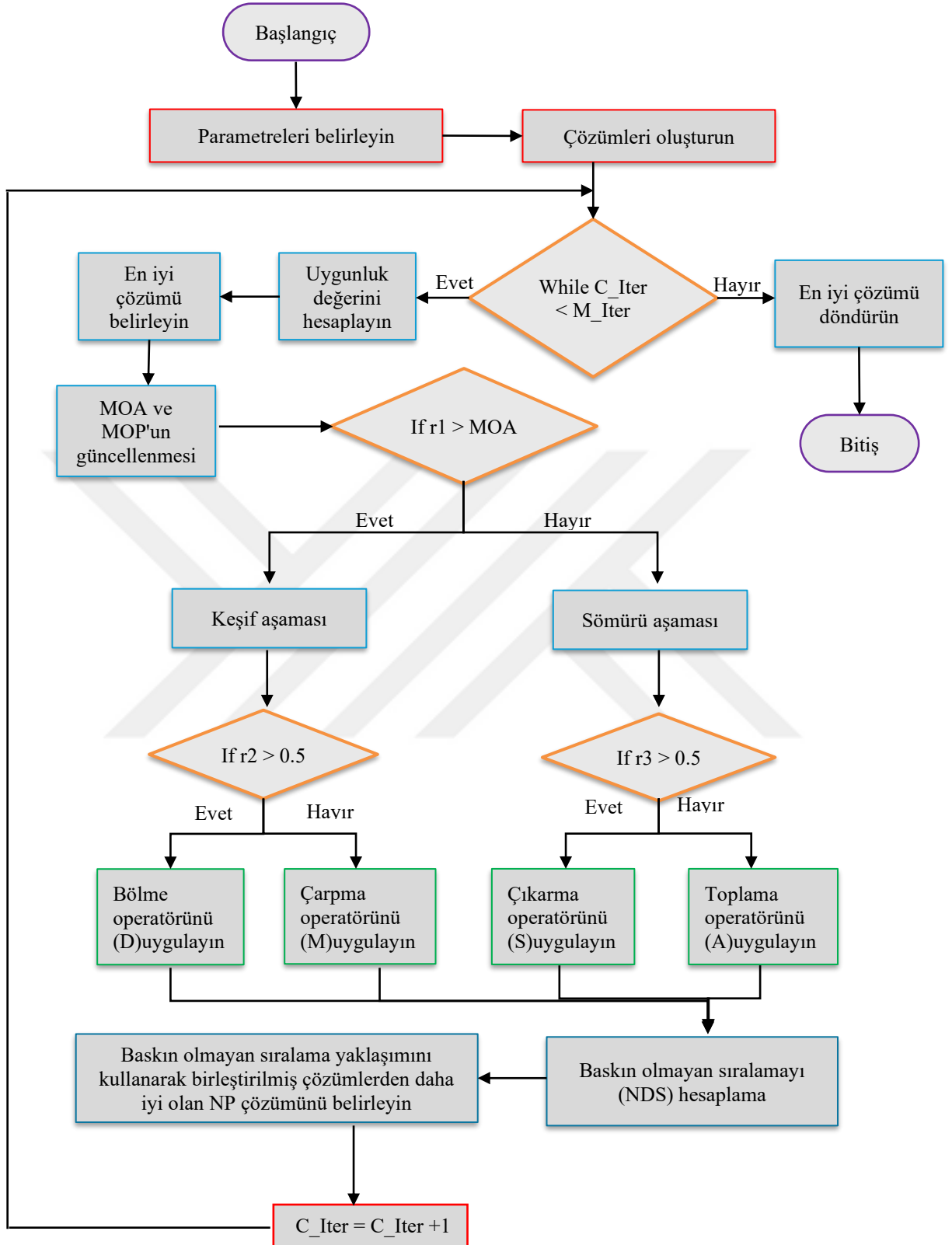
$$MOP(C_{Iter}) = 1 - (C_{Iter}/M_{Iter})^{\frac{1}{\alpha}} \quad (4)$$

Burada, $MOP(C_{Iter})$ fonksiyonun mevcut iterasyondaki değerini; C_{Iter} mevcut iterasyon sayısını; M_{Iter} maksimum iterasyon sayısını; α iterasyonlar boyunca sömürü doğruluğunu tanımlayan bir parametreyi ifade etmektedirler. α 5 olarak sabit alınmıştır (Abualigah vd., 2021).

$r_1 \leq MOA$ olması durumunda, sömürü aşaması geçilerek S veya A operatörleri işlemlerinden birinin gerçekleştirilir. Bu aşamadaki konum güncelleme denklemi Denklem (5)'de verilmiştir."

$$X_i(C_{Iter} + 1) = \begin{cases} X^{best} - MOP \times ((UB - LB) \times \mu + LB), & r_3 < 0.5 \\ X^{best} + MOP \times ((UB - LB) \times \mu + LB), & \text{aksi halde} \end{cases} \quad (5)$$

Denklem (5)'daki tüm gösterimler önceki tanımlarla aynıdır. r_3 , (0, 1) aralığında üretilen bir rastgele sayıdır. Vekil modelsiz MO-AOA'nın işleyişini gösteren akış şeması Şekil 6'da gösterilmektedir.



Şekil 6. Vekil modelsiz MO-AOA akış şeması

2.2. TCTP İçin Matematiksel Formülasyon

TCTP, her bir faaliyet için bir dizi alternatif arasından en etkili seçeneği seçerek hem süreyi hem de maliyeti en aza indirmeyi amaçlayan bir dengeleme mücadelesidir (Albayrak, 2020; Toğan ve Eirgash, 2018). TCTP'de her bir faaliyete, bu faaliyetin farklı kaynak kullanımı ile gerçekleştirile bilinmesini temsil eden (faaliyet süresi ve ilgili maliyetin belirli bir kombinasyonun temsil edildiği seçenek, mod) sonlu bir seçenek kümesi atanır. TCTP için matematiksel terimler aşağıdaki gibidir:

$$ES_0 = 0 \quad (6)$$

$$ES_j = \max_{i \in p_j} \{EF_i\} \quad j = 1, \dots, n + 1 \quad (7)$$

$$EF_i = ES_i + \sum_{k=1}^m t_i^{(k)} x_i^{(k)} \quad i = 0, \dots, n + 1 \quad (8)$$

$$T = EF_{n+1} \quad (9)$$

Burada T , toplam proje süresini ifade etmektedir. ES_j ve EF_j sırasıyla faaliyet j 'nin en erken başlama ve bitiş zamanlarını temsil etmektedir. p_j , faaliyet j 'nin doğrudan öncüllerini, $t_i^{(k)}$, i faaliyetinin k -inci alternatifinin süresini ve $x_i^{(k)}$, i faaliyeti için k -inci alternatifin seçildiğini gösteren bir ikili karar değişkenini ifade eder. $x_i^{(k)}$, yalnızca k -inci alternatif seçildiğinde 1, aksi takdirde 0'dır. Başlangıç (faaliyet 0) ve bitiş (faaliyet $n+1$) olmak üzere iki yapay faaliyet tanımlanmıştır.

Yukarıda belirtilen denklemlerin amacı, faaliyet ağındaki en uzun yolu belirleyerek proje tamamlanma süresini hesaplamaktır. Buna paralel olarak, projenin toplam maliyeti, doğrudan ve dolaylı maliyetleri içerir. Doğrudan maliyetler her bir faaliyetle ilişkilendirilmektedir, dolaylı maliyetler ise toplam proje süresine bağlı olarak hesaplanır.

$$DC = \sum_{i=0}^{n+1} dc_i^{(k)} x_i^{(k)} \quad (10)$$

$$IC = T \times ICR \quad (11)$$

$$C = DC + IC \quad (12)$$

Burada, DC , toplam doğrudan maliyetleri. IC , projenin dolaylı toplam maliyetlerini ifade etmektedir. the total direct and indirect costs of the project. C proje toplam maliyetidir. $dc_i^{(k)}$ $x_i^{(k)}$ i -inci faaliyetin k -inci alternatifine ilişkin doğrudan maliyeti tanımlarken. ICR projenin dolaylı maliyet oranını ifade eder.

2.3. Baskın Olmayan Sıralama (NDS)

Baskın olmayan sıralama, birçok amaçlı optimizasyon problemi için popülasyondaki olası çözümlerin çözüm kalitesini değerlendirmek için ihtiyaç duyulan önemli hesaplama aracıdır (Seada ve Deb, 2018; Tian vd., 2017). Çözüm uzayını uygunluğa göre hiyerarşik seviyeler halinde düzenleyerek bir sonraki nesil için baskın olmayan çözümlerin seçilmesini sağlayarak çeşitlilikle beraber PF'ye yakınsama olasılığını artırır (Yasear ve Ku-Mahamud, 2019).

TCTP için olanlar da dahil olmak üzere birçok meta sezgisel algoritma, optimizasyon sürecinde olası çözümlerin değerlendirilmesi için MAWA ve NDS gibi yöntemlere ihtiyaç duyarlar. MAWA, her bir amaç için belirlenen ağırlık katsayılarını kullanarak birden fazla amacı olan problemi tek amaçlı bir probleme indirger, ancak genellikle karmaşık, büyük ölçekli problemlerin çözümünde Pareto optimumu etkili bir şekilde keşfedemez (Eirgash, 2018). Buna karşılık, NDS, baskınlığa dayalı çözümleri karşılaştırarak Pareto cepheleri oluşturma yeteneği nedeniyle büyük ölçekli problemlerin çözümünde tercih edilir hale getirir (Deb vd., 2002). MAWA'nın aksine, NDS tek bir "en iyi" çözüm üretmez, ancak PF üzerinde baskın olmayan çeşitli çözümler sunarak karar vericilerin proje ihtiyaçlarına en uygun olanları seçmesine olanak tanır.

NDS, çözümleri baskınlığına göre sıralayarak bir popülasyon içindeki öncelikli çözümleri belirler. Her iterasyonda, çözümler baskınlık açısından değerlendirilir ve bir sonraki baskın olmayan çözüm grubu bir sonraki alt grubu oluşturur. Bu süreç, tüm çözümler sıralanana kadar hiyerarşik sıralamalar oluşturularak devam eder. Birbirini takip eden iterasyonlar boyunca, optimizasyon algoritması tarafından yenilenen çözümler diğerlerini domine edebilir ve yerel PF'yi iyileştirebilir.

2.4. Kalabalık Mesafe (CD)

Kalabalık mesafesi hesaplamasına birçok amaçlı optimizasyonda çeşitliliği korumak ve iyi dağıtılmış bir Pareto front sağlamak için gerek duyulmaktadır (Zou vd., 2012). Çözüm uzayında bir nokta etrafındaki çözümlerin yoğunluğunu ölçer ve daha yüksek değerler daha az kalabalık olan bölgeleri gösterir (Fan vd., 2010; Feng vd., 2024). NSGA-II, MOPSO ve TLBO gibi algoritmalar, yakınsama ve çeşitliliği dengelemek için kalabalıklaşma mesafesini seçim ve arşivleme süreçlerine dahil etmişlerdir (Eirgash, 2018; Cheng vd., 2013; Zou vd., 2012). Bu algoritmalarda, mevcut popülasyon başlangıçta NDS'e göre sıralanmıştır. Daha sonra, PF boyunca bu sıralamalar içindeki her birey için kalabalıklaşma mesafesi hesaplanmıştır. Bu süreç, popülasyonun problemin dikkate alınan amaçlarına göre artan sırada sıralanmasını içermektedir (Deb vd., 2002). Uç noktadaki çözümlere, popülasyonda kalmalarını sağlamak için sonsuz değeri atanmıştır. Kalan çözümler için CD değerleri, her bir amaç için bitişik çözümler arasındaki amaç değerlerinde mutlak normalleştirilmiş farkların toplanmasıyla belirlenmiştir (Liu ve Chen, 2019).

2.5. Vekil Destekli Zaman Maliyet Ödünleşim Problemi (TCTP)

Kara kutu modelleri veya meta modeller olarak da bilinen vekil modeller, girdi özellikleri ve çıktı değişkenleri arasındaki ilişkileri tanımlamak için verilerden öğrenirler (Alnuaimi ve Albaldawi, 2024). Geleneksel, deneysel veya simülasyon tabanlı yöntemlere kıyasla hesaplama maliyetlerini ve süresini önemli ölçüde azaltarak karmaşık karar alma süreçlerini kolaylaştırırlar (Guo vd., 2023). Makine öğrenimini kullanarak, belirli uygulamalar için adayların hızlı bir şekilde taranmasını, yapı-özellik ilişkilerini ortaya çıkarılmasını ve böylelikle tahminler sunma işlevlerini verimli bir şekilde gerçekleştirirler (Liu ve ark., 2023).

Bu araştırmada, yapım projelerinin TCTP'lemlerinin çözümünde tekrarlayan CPM çağırımlarına olan ihtiyacın getirdiği hesaplama ek yükünü azaltmak için vekil model destekli bir model tanıtılmaktadır. Vekil model öncelikle proje süresinin tahmini için kullanılmakta, daha sonra bu bilgi ve diğer girdi verileri ile maliyet tahmini yapılmaktadır. Çözüm kümelerini öngörülen bilgilerle destekleyen vekil modeller, çok amaçlı optimizasyonun hesaplama çabası verimliliğini artırarak büyük ölçekli yapım projelerinin DTCTP'lemlerini çözmek için kullanılabilir bir araç sağlamaktadır.

2.6. Vekil Model Türleri

Vekil modeller, karmaşık modellerin veya sistemlerin basitleştirilmiş gösterimleri veya yaklaşımlarıdır (Garzón vd., 2022). Optimizasyon problemlerinde hesaplama açısından zaman alıcı hesaplamaların daha az çaba ile gerçekleştirilmelerini sağladıkları için yaygın olarak kullanılırlar (Chugh vd., 2017). Yapım projelerinin DTCTP'lerinin çözümü bağlamında, vekil modeller, proje aktivelerinin farklı gerçekleştirilme senaryoları sonuçlarına göre proje çizelgeleme süre ve maliyet tahmini ile ilgili hızlı kararlar alınmasına yardımcı olurlar.

Bu çalışmada, üç tür vekil model dikkate alınmıştır. Bunlar MLP, RF ve SVR'dir. Bu modeller, yapım yönetimi alanında karşılaşılan çeşitli tipteki karmaşık problemleri ele almada kanıtlanmış etkinlikleri (Daghigh vd., 2024; Razi ve Ansari, 2024; Wang vd., 2024) nedeniyle seçilmiştir.

2.6.1. Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP)

Gu vd., (2023) göre, bir MLP tipik olarak bir girdi katmanı, bir veya daha fazla gizli katman ve her katmanın birden fazla nöron içerdiği bir çıktı katmanından oluşur. Giriş özellikleri giriş katmanındaki nöronlar tarafından temsil edilirken, hedef değişkenler çıkış katmanındaki nöronlara karşılık gelir. Gizli katmanda, her nöron birleştirilmiş girdi bilgisini bir aktivasyon fonksiyonu aracılığıyla işler ve böylece çıktı katmanına iletilen yeni bir sinyal üretir. Bilgi, katmanlar boyunca ileriye doğru yayılır ve son katmanın çıktısı tahmin olarak dikkate alınır. Bu süreç matematiksel olarak aşağıdaki gibi gösterilebilir (Myśliwiec vb., 2024).

$$h_j = f \left(\sum_{i=1}^n w_{ji} x_i + b_j \right) \quad (13)$$

Burada: h_j j . gizli katmanın çıktısını, w_{ji} i . giriş ile j . gizli nöron arasındaki ağırlığı, x_i i . giriş özelliğini, b_j j . gizli nöron için bias terimini ve son olarak f aktivasyon fonksiyonunu temsil etmektedir.

2.6.2. Rastgele Orman (RF)

RF, birden fazla karar ağacı oluşturan ve bunların tahminlerini birleştiren bir topluluk öğrenme yöntemidir (Li vd., 2021; Chen vd., 2023). Sağlamlığı ve yüksek boyutlu verileri işleme kapasitesi ile karakterize edilir. RF algoritması şu şekilde gösterilebilir (Myśliwiec vd., 2024):

$$y = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B y_b \quad (14)$$

Burada: y son tahmini, B ağaç sayısını, y_b ise b . karar ağacından elde edilen tahmini göstermektedir.

2.6.3. Destek Vektör Regresyonu (SVR)

SVR, regresyon görevleri için destek vektör makinelerinin bir uzantısıdır (Gu vd., 2023; Elish vd., 2012). Hatayı en aza indirirken verilere en iyi şekilde uyan bir hiper düzlem belirlemeye çalışır. SVR modeli şu şekilde ifade edilebilir (Oukhouya ve El Himdi, 2023).

$$f(x) = w^t \varphi(x) + b \quad (15)$$

Burada: w^t optimum hiper düzlemin yönünü belirleyen ağırlık vektörünü, $\varphi(x)$ çekirdek fonksiyonunu, b ise hiper düzlemin orijinden uzaklığını temsil etmektedir. SVR’de en yaygın kullanılan çekirdek fonksiyonları Doğrusal, Gauss ve Polinom fonksiyonları olmaktadır (Ranković vd., 2014).

2.7. Izgara Arama (GS)

GS, bir makine öğrenimi modeli için en uygun parametre setini tanımlayan bir hiper parametre ayarlama tekniğidir (Ghawi ve Pfeffer, 2019). Model performansı için gerekli olan hiper parametreler, verilerden türetilmek yerine öğrenme sürecini etkileyen önceden tanımlanmış ayarlardır. Izgara arama, manuel seçimden kaçınarak en iyi yapılandırmayı belirlemek için tüm olası hiper parametre kombinasyonlarını sistematik olarak inceler (Si vd., 2024).

Çalışmada bu yöntem RF, MLP ve SVR gibi vekil modellerin işleyiş ve performans açısından ihtiyaç duydukları hiper parametrelerin ayarlanması için de kullanılmıştır. Bu vekil modellerde, ağaç sayısı, maksimum ağaç derinliği, düzenleme gücü, öğrenme oranı ve gizli katman sayısı gibi hiper parametreler bir bu yolla en iyileştirilmiştir. Bu yaklaşım, temel parametreleri optimize ederek belirli sorunlara uyarlanmış daha etkili bir model yapılandırmasıyla sonuçlanır (Ogunsanya vd, 2023).

Izgara arama uygulaması için, ilk olarak Tablo 3'te gösterildiği gibi hiper parametreleri ve bunlara karşılık gelen arama uzayları oluşturulmuştur. Arama sürecinin ardından, değerlendirme performanslarına göre her model için en etkili hiper parametreler (koyu kırmızı ile vurgulananlar) belirlenmiştir.

Tablo 3. RF, SVR ve MLP vekil modelleri için hiper parametrelerin konfigürasyon uzayı.

Vekil Model	Kütüphane	Hiper parametreler	Tip	Arama Alanı
RF	Scikit-learn	Maksimum derinlik (maximum depth)	Integer	[5, 10, 20 , 30]
		Maksimum özellikler (maximum features)	Kategorik	[' Sqrt ', 'log ₂ ']
		Tahminci sayısı (number of trees)	Integer	[100, 150 , 300, 500]
		Minimum örnek ayrımı (Minimum sample split)	Integer	[5, 10 , 15]
		Minimum örnek yaprak (Minimum sample leaf)	Integer	[2 , 4, 6]
MLP	Scikit-learn	Gizli katman için aktivasyon fonksiyonu (activation function for hidden layer)	Kategorik	['Lojistik', ' relu ', 'tanh']
		Gizli katman boyutları (Neuron)	Integer	[(50), (100, 150, 100), (100), (50, 100, 50)]
		Öğrenme_oranı (learning rate for update program)	Kategorik	['adaptif', ' invscaling ', 'constant']
		Çözücü (optimization algorithm)	Kategorik	[' lbfgs ', 'adam', 'sgd']
		Alfa (strength of the regularization term)	Gerçek (real)	[0.1, 0.01 , 0.0001, 0.00001]

Tablo 3'nun devamı

		Maksimum iterasyon (iterations)	Integer	[100, 300,500, 1000]
SVR	Scikit-learn	C (regularization)	Gerçek	[50, 100 ,50000]
		Epsilon (error margin)	Gerçek	[0.1, 0.001 ,0.0001]
		Kernel (kernel type)	Kategorik	['rbf','sigmoid',' linear ','poly']
		Gamma (kernel coefficient)	Gerçek	[0.001, 0.0001 ,0.00001]

2.8. Performans Ölçümleri

Tüm vekil modellerin uygulanması için Python ve scikit-learn kütüphaneleri kullanılmıştır. Vekil modellerin performanslarını değerlendirmek için çeşitli performans ölçütleri kullanılmıştır. Bu ölçütler bir model performansının farklı yönlerinin değerlendirilmesini de sağlarlar (Plevris vd., 2022). Yaygın olarak kullanılan performans metrikleri arasında MSE, RMSE, MAE, MAPE, R^2 ve Accuracy (doğruluk) yer almaktadır (Plevris vd., 2022; Saritha vd., 2022; Wu ve Zhou 2022). Bu metrikler model doğruluğunu, anlaşılabilirliğini ve genelleme yeteneklerinin değerlendirilmesi açısından bakış açısı sunmaktadırlar. Çalışmada dikkate alınan metriklerin matematiksel formülleri Denklem (16-21)'de verilmektedir (Myśliwiec vd., 2024):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{i,ac} - y_{i,pre})^2 \quad (16)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{i,ac} - y_{i,pre})^2} \quad (17)$$

$$MAE = \sum_{i=1}^n |y_{i,ac} - y_{i,pre}| \quad (18)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_{i,ac} - y_{i,pre})^2}{\sum_{i=1}^n (y_{i,ac} - y_{i,av})^2} \quad (19)$$

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n |y_{i,ac} - y_{i,pre}| \quad (20)$$

$$Accuracy = 100\% - MAPE \quad (21)$$

Burada: $y_{i,ac}$ gerçek değeri, $y_{i,pre}$ tahmin edilen değeri, $y_{i,av}$ tüm gerçek değerlerin ortalamasını, n ise gözlem sayısını temsil etmektedir.

2.9. Model Seçimi

Bu çalışmada sırası ile 81, 146, 208 ve 291 faaliyet içeren yapım projelerinin DTCTP'lemlerinin çözüm sürecinde proje süresi ve maliyetini tahmin etmek için SVR, RF ve MLP makine öğrenimi modelleri değerlendirilmiştir. Proje süresi ve maliyetini tahmin etmek için en yüksek doğruluk ve en düşük hataya sahip olan DTCTP'lemlerinin çözüm sürecinde kullanılacak model olarak seçilmiştir. Model doğruluğu MSE, RMSE, MAPE, MAE, R^2 ve Accuracy kullanılarak değerlendirilmiş ve bu metrikler çalışmada dikkate alınan vekil modeller arasında karşılaştırılarak en iyi model seçimi yapılmıştır.

81 faaliyetli yapım projesi durumunda, vekil modeller sırasıyla Tablo 4 ve 5'te verilen performans metrik ölçütleri değerleri ile proje süresini ve maliyetini tahmin etmişlerdir. MLP modeli proje süresini ve maliyetini tahmini görevlerinin her ikisinde de diğer vekil modellere oranla üstün bir performans göstermiştir. Süre tahmini için, 0,914 R^2 ve %99,44 doğruluk ile en düşük MSE (27,33), RMSE (5,228), MAE (3,897) ve MAPE (%0,56) değerlerini elde etmiştir. SVR modeli R^2 (0.738), RMSE (6.690), MAE (5.221) ve doğruluk (%98,57) ile orta düzeyde performans gösterirken RF modeli, en yüksek MSE (82.16), RMSE (9.119), MAE (7.328), R^2 (0.515) ve doğruluk (%98.01) ile en kötü performansı göstermiştir.

Maliyet tahmini için MLP modeli MSE (173695.30), RMSE (416.700), MAE (98.744), MAPE (%1.27), R^2 (0.886) ile birlikte %98,73'lük doğruluk ölçüt değerleri ile yine diğer vekil modellere tahmin üstünlüğü sağlamıştır. SVR modeli 0.770 R^2 , 614.069 RMSE, 100.581 MAE ve %1.59 MAPE ile makul bir performans gösterirken RF modeli, en yüksek MSE (658700.25), RMSE (811.603), MAE (140.562) ve R^2 (0.601) ile en az etkili model olmuştur. Genel olarak, MLP modeli 81 aktiviteli yapım projesi için hem süre hem de maliyet tahminlerinde en etkili vekil model olarak ortaya çıkmaktadır.

Tablo 4. 81 Aktiviteli yapım projesi için vekil modellerin proje süresi tahmin performansları metrikleri.

Vekil Modeller	MSE	RMSE	MAE	MAPE (%)	R2	DOĞRULUK (%)
SVR	44.86	6.690	5.221	1.43	0.738	98.57
RF	82.16	9.119	7.328	1.6	0.515	98.4
MLP	27.33	5.228	3.897	0.56	0.914	99.44

Not: Veri seti sayısı 3000'dir

Tablo 5. 81 Aktiviteli yapım projesi için vekil modellerin proje toplam maliyeti tahmin performansları ölçütleri.

Vekil Modeller	MSE	RMSE	MAE	MAPE (%)	R2	DOĞRULUK (%)
SVR	377081.61	614.069	100.581	1.59	0.770	98.41
RF	658700.25	811.603	140.562	2.65	0.601	97.35
MLP	173695.3	416.7	98.744	1.27	0.886	98.73

Not: Veri seti sayısı 3000'dir

146 faaliyeti içeren yapım projesine yönelik vekil modellerin proje süresi ve maliyeti tahmin performansları sırası ile Tablo 6 ve 7'de gösterilmektedir. MLP modeli en düşük MSE (5,235), RMSE (2,288), MAE (1,636), MAPE (%0,30), en yüksek R² (0,948) ve %99,70 doğruluk ile süre tahmininde en güvenilir model olarak öne çıkmıştır. SVR modeli 67,1 MSE, 8,191 RMSE, 6,673 MAE, %0,96 MAPE, 0,787 R² ve %99,04 doğruluk ile orta düzeyde performans göstermiş olup, MLP düzeyinde olmasa da makul bir tahmin kapasitesine sahip olduğunu işaret etmektedir. RF modeli en yüksek MSE (202,61), RMSE (14,214), MAE (11,409), en düşük R² (0,365) ve %98,35 doğruluk ile düşük performans göstermiştir.

Maliyet tahmininde MLP modeli, 816159 MSE, 903.42 RMSE, 71.825 MAE, en küçük MAPE (%1.35), en yüksek R² (0.959) ve %99.04 doğruluk ile diğer vekil modellere üstünlük sağlamıştır. SVR modeli 2209411 MSE, 1486.40 RMSE, 373.210 MAE, %2.42 MAPE, 0.821 R² ve %97,58 doğruluk ile MLP'ye göre daha düşük bir performans göstermiştir. RF modeli, en yüksek MSE (132433), RMSE (1149.97), MAE (831.275), 0.396 R² ve %98,33 doğruluk ile en zayıf maliyet tahmin performansı gösteren vekil model olarak düşük tahmin kabiliyetine sahip olduğunu işaret etmektedir.

Genel olarak, MLP modeli 146 aktiviteli yapım projesi için hem süre hem de maliyet tahminlerinde en iyi performans gösteren vekil model olarak öne çıkmış ve tüm ölçütlerde oldukça iyi hassasiyet ve güvenilirlik göstermiştir.

Tablo 6. 146 Aktiviteli yapım projesi için vekil modellerin proje süresi tahmin performansları metrikleri.

Vekil Modeller	MSE	RMSE	MAE	MAPE (%)	R2	DOĞRULUK (%)
SVR	67.1	8.191	6.673	0.96	0.787	99.04
RF	202.61	14.214	11.409	1.65	0.365	98.35
MLP	5.235	2.288	1.636	0.30	0.948	99.70

Not: Veri seti sayısı 3000'dir

Tablo 7. 146 Aktiviteli yapım projesi için vekil modellerin proje toplam maliyeti tahmin performansları ölçütleri.

Vekil Modeller	MSE	RMSE	MAE	MAPE (%)	R2	DOĞRULUK (%)
SVR	2209411	1486.40	373.210	2.42	0.821	97.58
RF	1324330	1150.79	831.275	1.67	0.396	98.33
MLP	816159	903.42	71.825	1.35	0.959	99.04

Not: Veri seti sayısı 3000'dir

MLP modeli diğer iki yapım projesi örneğinde olduğu gibi 208 faaliyet içeren yapım projesi senaryosunda da hem proje süresini hem de maliyetini tahmin etmede en yüksek tahmin performansı sergilemiştir. Bu üstün performans, sırasıyla süre ve maliyet tahminlerine karşılık gelen Tablo 8 ve 9'da sunulan verilerle kanıtlanmaktadır. Süre tahmini için en düşük MSE (32,95), RMSE (5,74), MAE (4,31) ve %0,62'lik bir MAPE değeri elde etmiştir. R² değeri 0,896 ve doğruluk oranı %99,38 olup bu metrik değerleri güçlü bir tahmin doğruluğu ve güvenilirliğine işaret etmektedir. Maliyet tahmini için MLP, 685982,8 MSE, 828,24 RMSE, 208,65 MAE, en küçük MAPE (%2,15) ve 0,912'lik en yüksek R² değeri ile diğer vekil modellere üstün performans göstermiştir.

Tablo 8. 208 Aktiviteli yapım projesi için vekil modellerin proje süresi tahmin performansları metrikleri.

Vekil Modeller	MSE	RMSE	MAE	MAPE (%)	R2	DOĞRULUK (%)
SVR	54.93	7.411	5.969	1.34	0.705	98.66
RF	109.17	10.448	8.417	1.88	0.410	98.12
MLP	32.95	5.74	4.31	0.62	0.896	99.38

Not: Veri seti sayısı 3000'dir

Tablo 9. 208 Aktiviteli yapım projesi için vekil modellerin proje toplam maliyeti tahmin performansları ölçütleri.

Vekil Modeller	MSE	RMSE	MAE	MAPE (%)	R2	DOĞRULUK (%)
SVR	1714864.8	1309.5	735.56	3.37	0.775	96.63
RF	61246091	7825.9	635.62	4.83	0.275	95.17
MLP	685982.8	828.24	208.65	2.15	0.912	97.85

Not: Veri seti sayısı 3000'dir

291 faaliyet içeren yapım projesi için MLP modeli, sırasıyla Tablo 10 ve 11'de gösterilen performans ölçüt değerleri dikkate alındığında proje süresini ve maliyetini tahmin etmede en iyi vekil model olmuştur. Süre tahmininde, %0,61 MAPE ile en düşük performans ölçüt değeri sergilerken MSE (33,71), RMSE (5,806) ve MAE (4,222) için ölçüt değerlerini elde etmiştir. İlâveten, 0,904 R² değeri ve %99,09 doğruluk oranı ile güçlü bir tahmin performansı göstermiştir. Maliyet tahmini için de MLP, MSE (1841200,74), RMSE (1356,90), MAE (338,90), en düşük MAPE (%1,96) ve en yüksek R² değeri olan 0,846 ile en iyi sonucu vermiş ve %98,04 doğruluk elde etmiştir.

Tablo 10. 291 Aktiviteli yapım projesi için vekil modellerin proje süresi tahmin performansları metrikleri.

Vekil Modeller	MSE	RMSE	MAE	MAPE (%)	R2	DOĞRULUK (%)
SVR	64.55	8.031	6.457	0.93	0.803	99.07
RF	184.16	13.573	10.82	1.56	0.422	98.44
MLP	33.71	5.806	4.222	0.61	0.904	99.09

Not: Veri seti sayısı 3000'dir

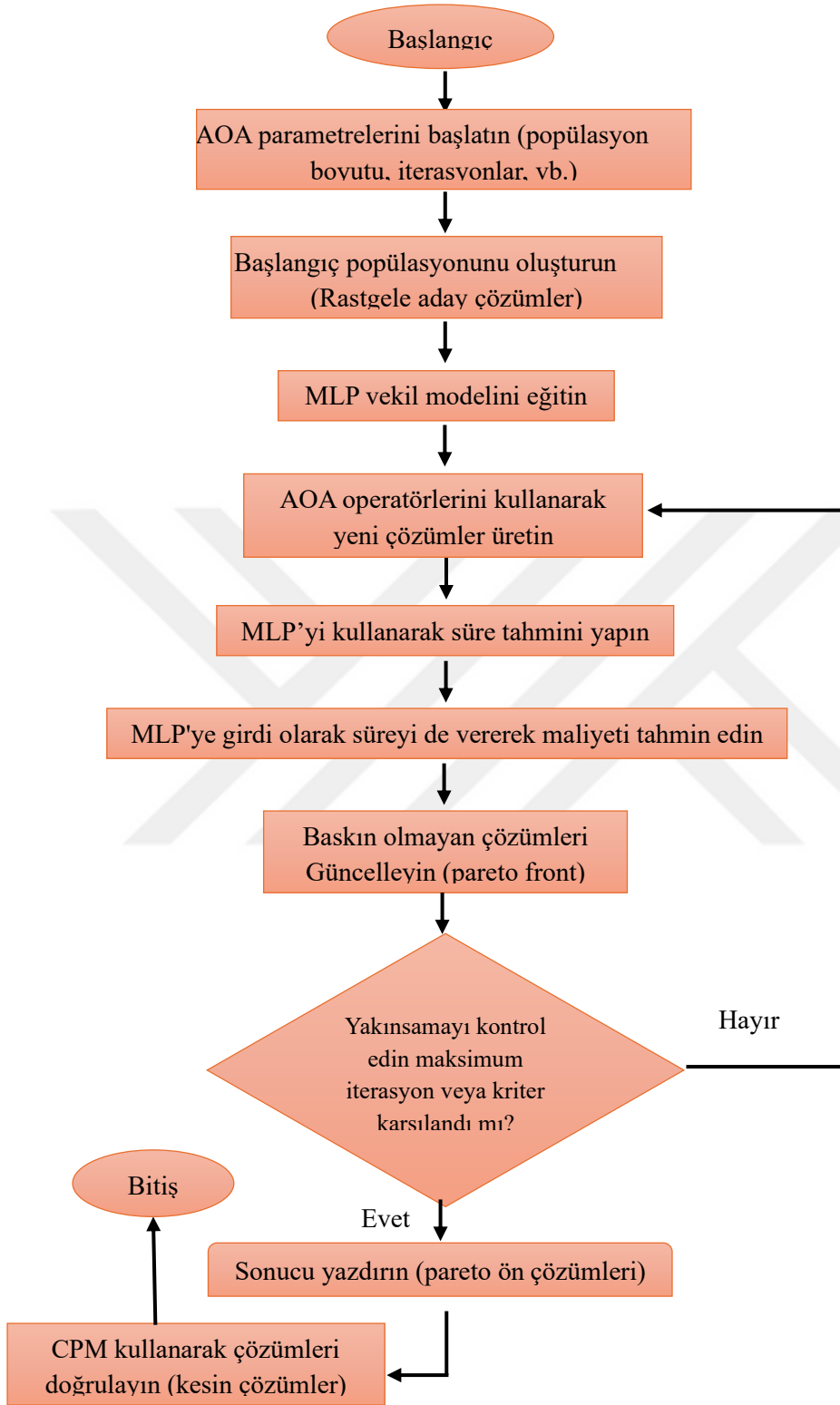
Tablo 11. 291 Aktiviteli yapım projesi için vekil modellerin proje toplam maliyeti tahmin performansları ölçütleri.

Vekil Modeller	MSE	RMSE	MAE	MAPE (%)	R2	DOĞRULUK (%)
SVR	5461230.51	2336.92	785.63	3.17	0.695	96.83
RF	23895432.63	4888.29	850.41	4.53	0.253	95.47
MLP	1841200.74	1356.90	338.90	1.96	0.846	98.04

Not: Veri seti sayısı 3000'dir

Çalışmada sırası ile 81, 146, 208 ve 291 faaliyet içeren yapım projelerinin DTCTP'lemlerinin çözüm sürecinde proje süresi ve maliyetini tahmin etmek için değerlendirilen SVR, RF ve MLP vekil modellerin Tablo 5-11 aracılığı ile sunulan tahmin

performans ölçüt değerleri incelendiğinde tüm yapım projesi örnekleri için MLP modeli, proje süresi ve maliyetini tahmin etmede SVR ve RF'den sürekli olarak daha iyi performans gösterirken en düşük MSE, RMSE, MAE ve MAPE değerlerini elde ederek MLP'nin yüksek doğruluklu tahmin yapabilme yeteneğine işaret etmiştir. Yüksek R^2 değerlerine sahip oluşu MLP'nin etkili veri değişkenliği yakalayabilme yeteneğini yansıtarak yüksek doğruluk yüzdeleri onun en etkili vekil model olarak dkkate alınmasının güvenilirliğinin altını çizmiştir. Buna karşılık, SVR modeli makul doğrulukla orta düzeyde performans göstermiş ancak MLP'den daha az hassasiyet göstermiştir. RF modeli, bazen yeterli olsa da genellikle daha yüksek hata ölçümleri ve daha düşük R^2 değerleri ile MLP ve SVR'nin gerisinde kalmıştır ve bu da daha zayıf tahmin yeteneklerine işaret etmektedir. Bu nedenle, MLP vekil modeli, çalışmada ele alınan yapım projelerine ait DTCTP'lerinin çözümünde kullanılacak güvenilir, etkili ve yüksek tahmin doğruluğuna sahip vekil model olarak alınmaktadır. Yapım projelerinin farklı faaliyet sayıları içermesine rağmen tüm bu projelere yönelik süre ve maliyet tahminlerindeki tutarlı üstünlüğü, MLP vekil modelinin karmaşık çok amaçlı optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılabilir oluşu değerinin altını çizmektedir. Vekil modeli MO-AOA'nın işleyişini gösteren akış şeması Şekil 7'de gösterilmektedir.



Şekil 7. Vekil modellenli MO-AOA'nın akış şeması

3. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu tez, yapım projelerinin DTCTP'lemleri çözümlerinde tekrarlı olarak ihtiyaç duyulan ve proje faaliyet sayısı arttıkça hesapla çabasını artıran CPM hesaplama yükünü azaltmak adına vekil model kullanımının sürece olan katkısını incelemektedir. Vekil model kullanımının sürece olan katkısını gösterebilmek için AOA'sına bağlı işleyen DTCTP'lemleri çözüm süreci iki farklı şekilde gerçekleştirilmiştir. İlk olarak, vekil modelsiz MO-AOA çalışmada incelenen 81, 146, 208 ve 291 faaliyet içeren yapım projelerinin DTCTP'lemlerinin çözüm sürecinde ilgili problemlerin PF'sini belirlemek adına kullanılmıştır.

İkinci olarak, aynı problem seti vekil modelli MO-AOA uygulanarak tekrar incelenmiştir. MLP'yi vekil model olarak kullanan bu incelemede, vekil modelli çözüm sürecinin vekil modelsiz çözüm sürecine kıyasla gerekli duyulan merkezi işlem birimi süresini (CPU Süresi) azaltması beklenmektedir. Vekil modelin potansiyel çözümleri tanımlamasından sonra, tahmin edilen çıktıları doğrulamak için CPM yeniden ziyaret edilir. Çözüm süreçlerinin vekil modelli ve vekil modelsiz olarak gerçekleştirilen incelenmeleri sonucunda elde edilen sonuçların karşılaştırmalı analizi, vekil model entegrasyonunun yapım projelerinin DTCTP'lemleri çözümünde özellikle büyük ölçekli yapım projelerinde potansiyelini ortaya koymaktadır.

3.1. Sayısal Örnekler: Vekil Modelsiz MO-AOA ile

MO-AOA modelinin DTCTP'lemlerinin PF çözümlerini elde etmedeki etkinliğini göstermek amacıyla, mevcut teknik literatürden (Bettemir ve Birgonul, 2023) alınan orta (81 ve 146 faaliyetli) ve büyük ölçekli problemler (208 ve 291 faaliyetli) incelenmiştir. Çalışmada geliştirilerek kullanılan algoritmalar PYTHON ortamında kodlanılmış ve 2.40 GHz Intel® Core TM i3-3110M CPU ve 4GB RAM ile donatılmış bir kişisel bilgisayarda çalıştırılmıştır. Deneysel çalışmalar ardışık olarak yürütülmüş ve sonuçların sağlamlığını ve tutarlılığını sağlamak için her bir örnek için toplam 10 kez koşum gerçekleştirilmiştir. Bu koşum denemelerinde kullanılan AOA'sı için ihtiyaç duyulan parametrelerin farklı kombinasyonları da denenmiş, tatmin edici sonuçlar veren kombinasyonlarda 10 tekrarlı koşum yapılmıştır. DTCTP'lemleri çok amaçlı optimizasyon problemleri olduklarından çözüm sürecinde NDS ve CD (Deb vd., 2002) gibi problemin olası çözümlerinin

uygunluğunu değerlendirme araçlarına ihtiyaç duymaktadırlar. Bu çalışmada da AOA'sının muhtemel çözüm değerlendirmesinde bu teknikler kullanılmıştır. Bu teknikler, tek bir "en iyi" çözümün olmadığı, bunun yerine birden fazla hedef arasında bir dizi değiş tokuşun olduğu problemleri ele almada sıklıkla kullanılırlar.

3.1.1. 81 Aktiviteli Proje: Vekil Modelsiz MO-AOA ile

Çalışmada geliştirilen MO-AOA'nın etkinliğinin gösterilmeye çalışıldığı ilk örnek ilk kez Bettemir ve Birgonul (2023) tarafından sunulan 81 faaliyetten oluşan orta ölçekli bir yapım projesidir. Proje, faaliyet başına altı yapım seçeneği ve 2000\$/gün dolaylı maliyet oranı (ICR) içermektedir ve bu da 1.072×10^{63} olası çizelgeleme seçeneği ile sonuçlanmaktadır. Tablo 12, MO-AOA tarafından elde edilen Pareto front çözümlerini (inşaat programları) ve HHMH algoritması (Bettemir ve Birgonul, 2023) kullanılarak elde edilen çözümü göstermektedir. Çok sayıdaki çizelgeleme seçeneği, projenin karmaşıklığını vurgulamakta ve problemin çözümü için etkin optimizasyon tekniklerinin kullanımını gerektirmektedir. MO-AOA'dan elde edilen Pareto front çözümlerinin HHMH algoritması sonucuyla karşılaştırılması, bu karmaşık proje için farklı çizelgeleme yaklaşımlarının etkinliği hakkında fikir vermektedir.

Tablo 12. 81 Faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA ile elde edilen Pareto front çözümleri.

Sr. No	(Bettemir ve Birgonul, 2023)		Bu Çalışma	
	HHMH		MO-AOA	
	Zaman	Maliyet	Zaman	Maliyet
1	389	3321550	318	3540900
2			360	3502400
3			347	3518800
4			349	3498500
5			328	3567600
6			350	3502100
7			360	3549600
8			356	3525150
9			362	3528500
10			368	3535900
Popülasyon büyüklüğü			100	
İterasyon sayısı			180	
NFE	1000000		36000	

Tablo 12'nin devamı

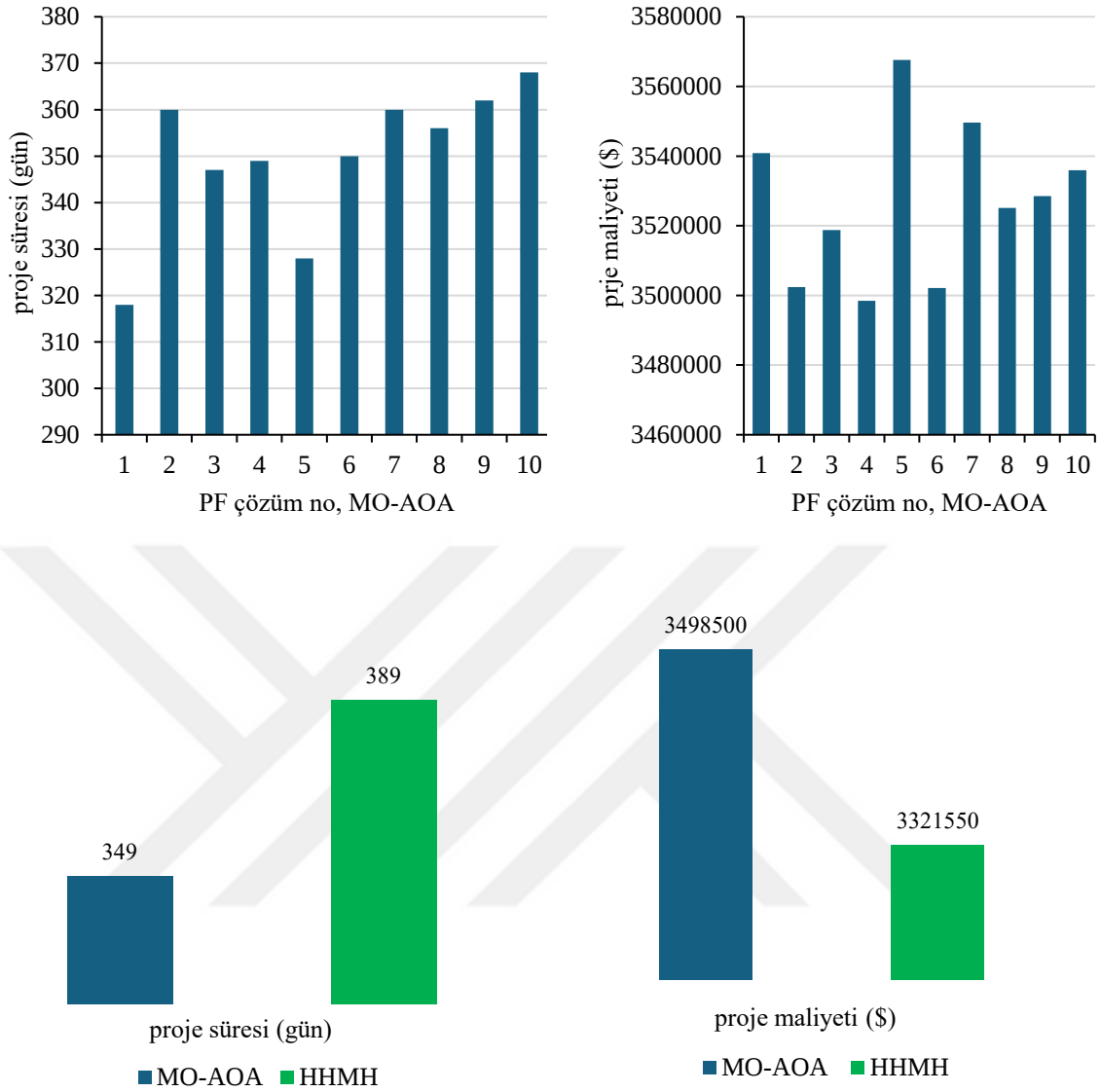
CPU süresi	-	1dak 46s
APD (%)	1.48	6.18

Not: HHMH: Hibrit sezgisel meta sezgisel (hybrid heuristic meta-heuristic)

Daha önce önerilen model, HHMH, için çizelgeleme verimliliğinin doğrudan karşılaştırılması mümkün değildir çünkü yazarlar (Bettemir ve Birgonul, 2023) tablo formatında bir çizelge değil, yalnızca elde ettikleri tekil bir çözümü sunmuşlardır. Tablo 12'de gösterildiği gibi, MO-AOA algoritması HHMH algoritma oranla daha geniş bir PF çözümleri sunmaktadır. MO-AOA çözüm uzayının HHMH algoritmasına göre daha küçük bir bölümünü araştırmıştır.

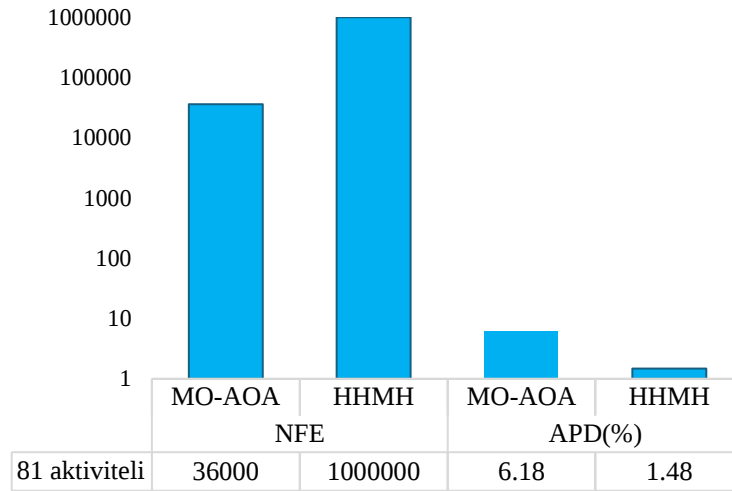
Şekil 8'deki görsel gösterim, Tablo 12'de sunulan verilere karşılık gelmekte ve MO-AOA ile HHMH algoritmaları arasındaki performansın karşılaştırmalı bir analizini sunmaktadır. HHMH, 389 gün proje süresi ve 3321550\$ maliyetle tek bir çözüm üretmektedir. Buna karşılık MO-AOA, çeşitli zaman-maliyet ödünleşimleri sunan on çözümlü bir Pareto front üretmiştir. MO-AOA'nın en kısa proje süresi 3540900 \$ maliyetle 318 gün iken, en uygun maliyetli çözüm 3498500\$ maliyetle 349 gündür.

MO-AOA algoritması ile elde edilen Pareto front çözümleri, proje sürelerinin azaltılmasına maliyetlerden daha fazla öncelik verildiğinde avantajlı olduğunu kanıtlamaktadır. Ayrıca, MO-AOA, Tablo 12'den de görüldüğü üzere, 1 dakika 46 saniyelik işlem süresiyle kayda değer bir hesaplama verimliliği göstermektedir. HHMH için hesaplama süresi açıklanmamış olsa da MO-AOA tarafından sergilenen hız, onu hızlı karar verme süreçleri gerektiren pratik uygulamalar için uygun hale getirmektedir.



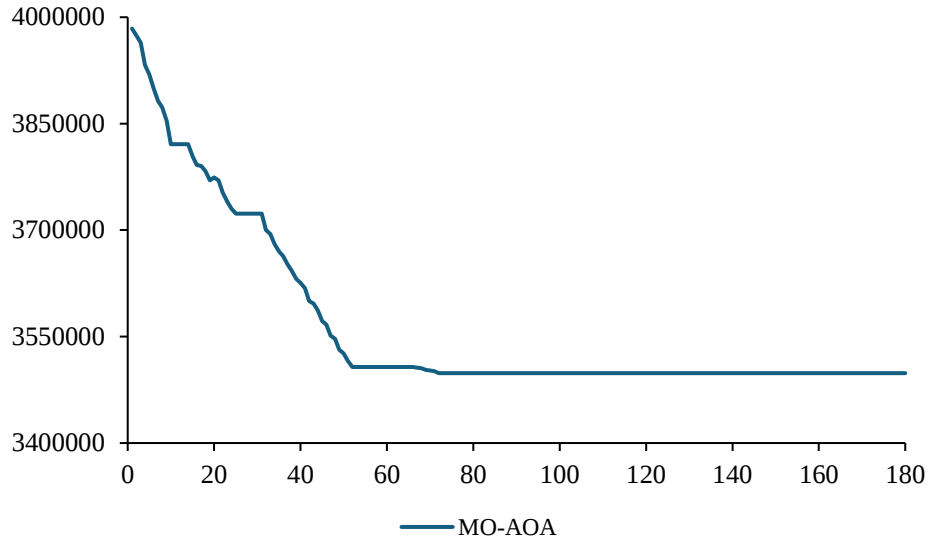
Şekil 8. 81 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri ile HHMH algoritması çözümü karşılaştırması

Şekil 9'da MO-AOA ve HHMH'nin APD(%) ve NFE değerlerinin grafiksel gösterimi verilmektedir. Bu metrikler elde edilen PF çözümlerin bilinen ya da elde edilen Pareto optimal çözümden olan sapma miktarını ve algoritmanın çözüm üretmek için gerçekleştirdiği arama miktarını ölçütü olarak değerlendirilmektedir. HHMH 1,48 APD(%) ile kayda değer bir hassasiyet göstermektedir, ancak bu tek bir çözümle ilgilidir. Buna karşılık, MO-AOA 6,18 APD(%) değerine sahip bir Pareto front üreterek birden fazla çözüm içeren bir yelpaze sunar. Özellikle, MO-AOA'nın hesaplama verimliliği, HHMH'ninkine, 1000000, kıyasla önemli bir azalma göstermektedir, sadece 36.000 NFE gereksinimi.



Şekil 9. 81 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA ve HHMH ile elde edilen çözümlerin NFE ve APD(%) karşılaştırması

Şekil 10, MO-AOA algoritmasının yakınsama geçmişini göstermektedir. MO-AOA 76. iterasyonda 349 günde 3498500\$'lık bir maliyete ulaşmıştır, ancak 76. iterasyonun ötesinde parametre kombinasyonlarını keşfetmeye devam etmiş olmasına rağmen verilen iterasyon üst sınırı içerisinde çözüm iyileştirmesi bulamamıştır. Bu durum algoritmanın yerel optimuma/optimumlara takılıp kalmış olabileceği durgunluk noktaları vurgulamaktadır. Zira elde edilen çözüm HHMH algoritması çözümüne oranla zaman maliyet dengesi yeterince sağlayamamaktadır. Öte yandan MO-AOA için NFE artırımına gidilmiş ancak istenen iyileştirme hesaplama yükünün artmasına karşın tatmin edici olmamıştır. Bu kalıpların analiz edilmesi, algoritmanın keşif ve sömürü arasında ne kadar iyi bir denge kurduğunu ortaya çıkarabilir ve daha fazla verimlilik ve etkinlik için gelecekte yapılacak ayarlamalara rehberlik edebilir.



Şekil 10. 81 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA'sıyla gerçekleştirilen çözüm süreciyle ilgili yakınsama geçmişi

3.1.2. 146 Faaliyetli Proje: Vekil Modelsiz MO-AOA ile

Çalışmada incelenen ve Bettemir ve Birgonul (2023) tarafından sunulan bir diğer DTCTP, 146 faaliyetli orta ölçekli bir yapım projene aittir. Günlük 4000\$'lık bir ICR kullanılmıştır. Problemden toplam 1.12×10^{102} olası proje iş programı bulunmaktadır. Bettemir ve Birgonul'un (2023) elde edilen tek bir çözüm sunan çalışmasının aksine, MO-AOA algoritması 146 faaliyetli proje için Pareto front çözümleri sunmaktadır. Hem tablolar hem de grafikler halinde sunulan bu kapsamlı bilgi, karar vericilere maliyet ve süre arasındaki ödünleşimler hakkında karar vermelerine yardımcı olacak içgörüler sunmaktadır. Tablo 13 MO-AOA ve HHMH algoritmaları kullanılarak elde edilen çözümleri sunmaktadır.

Tablo 13. 146 Faaliyetli DTCTP'minin vekil modelsiz MO-AOA ile elde edilen Pareto front çözümleri.

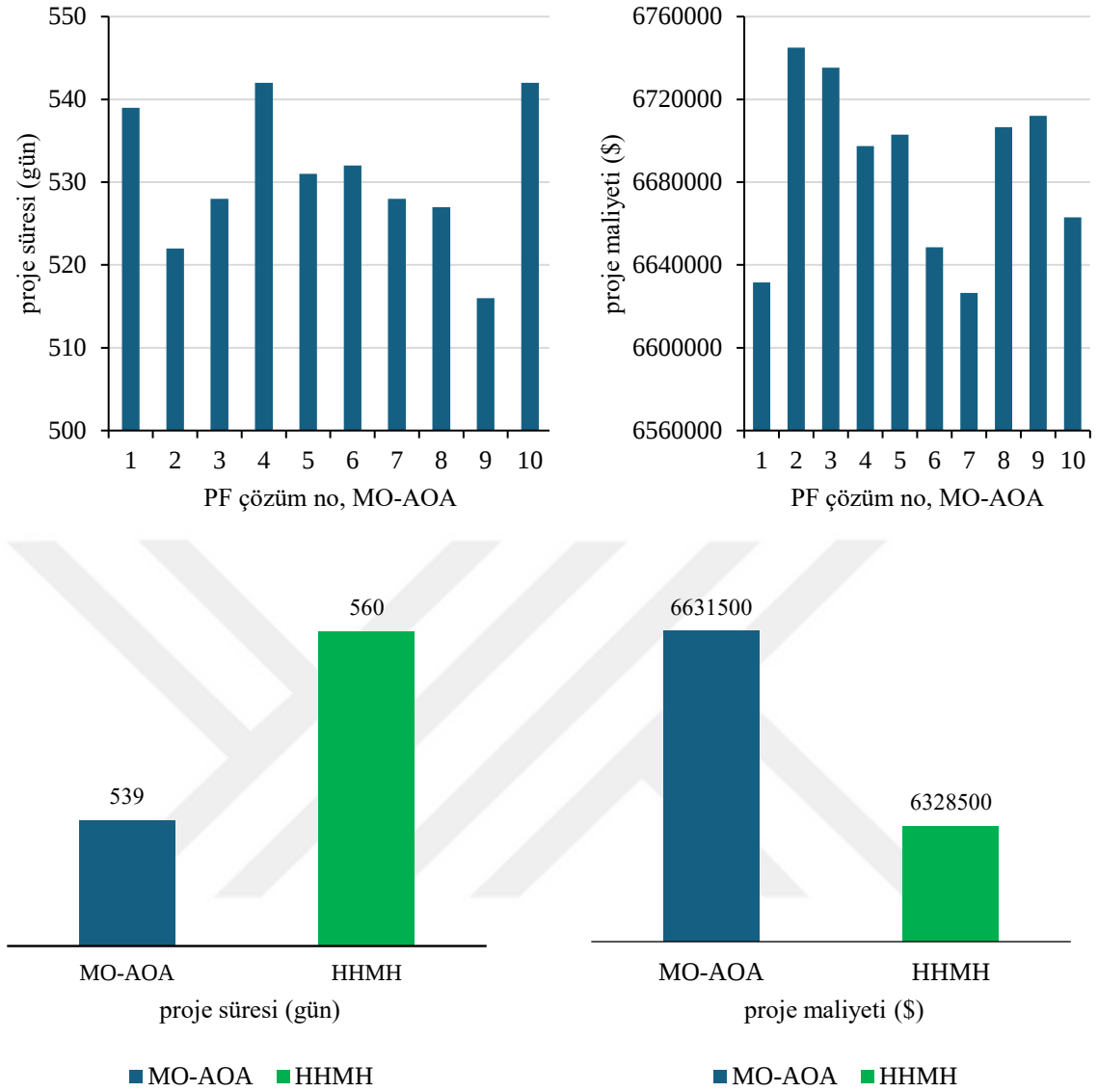
Sr. No	(Bettemir ve Birgonul, 2023)		Bu çalışma	
	HHMH		MO-AOA	
	Zaman	Maliyet	Zaman	Maliyet
1	560	6238500	539	6631500
2			522	6745000
3			528	6735250
4			542	6697500
5			531	6703000

Tablo 13'nün devamı

6			532	6648500
7			528	6626500
8			527	6706500
9			516	6712000
10			542	6663000
Popülasyon büyüklüğü			100	
İterasyon sayısı			200	
NFE	1000000		40000	
CPU süresi	-		3dak 18s	
APD (%)	2.89		5.66	

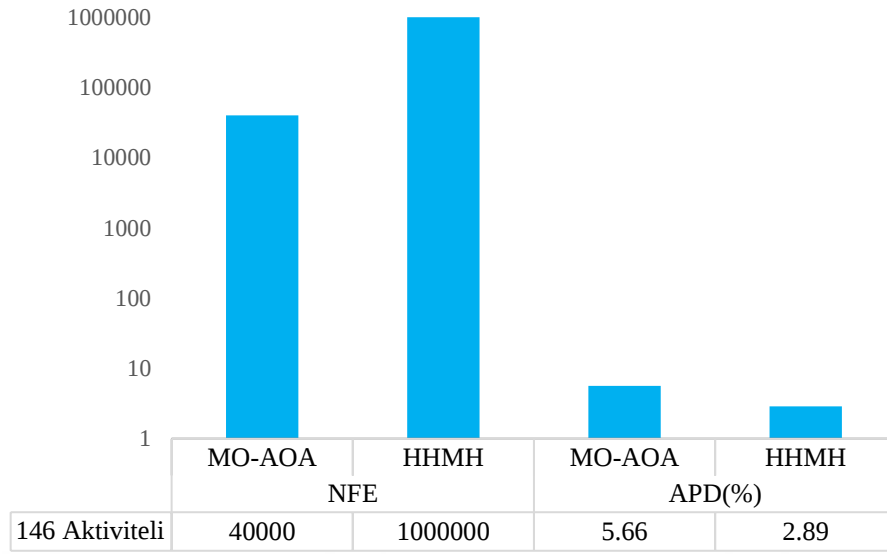
Daha önce de belirtildiği gibi vaka çalışması projesi ilk olarak Bettemir ve Birgonul (2023) tarafından tanıtılmıştır. Ancak, bir dizi Pareto-optimal çözüm yerine kullandıkları algoritmanın doğası gereği sadece tek bir çözüm sunulmuşlardır. Bu nedenle, bu çözüm dikkate alınarak bir karşılaştırma yapılmıştır. Buna karşılık, MO-AOA, geniş bir zaman maliyet ödünleşimi yelpazesi sunan 10 adetlik bir PF üretmiştir.

Şekil 11, Tablo 13'te sunulan verileri görsel olarak temsil ederek MO-AOA ve HHMH algoritmaları arasındaki performans karşılaştırmasını sunmaktadır. Şekil 11 ve Tablo 13'ten de görülebileceği üzere HHMH'nin 560 gününe karşılık MO-AOA algoritmasının 516 ila 542 gün arasında değişen proje süreleri elde ettiğini göstermektedir. Ancak, proje süresindeki bu azalmaya karşın MO-AOA, 6712000 ila 6697500\$ arasında değişen maliyetler içeren sonuçlar üretirken, HHMH 6238500\$'lık daha ekonomik bir maliyet elde etmiştir. Proje süresinin en aza indirilmesinin maliyet hususlarından daha öncelikli olduğu senaryolarda, MO-AOA'nın tarafından üretilen Pareto front çözümlerinin avantajlı olduğu görülmektedir. MO-AOA'nın hesaplama verimliliği, Tablo 13'te ayrıntıları verilen 3 dakika 18 saniyelik işlem süresinin de gösterdiği gibi dikkate değerdir. HHMH için hesaplama süresi rapor edilmemiş olsa da MO-AOA'nın anlık performansı, onu hızlı karar verme süreçleri gerektiren uygulamalar için uygun hale getirmektedir.



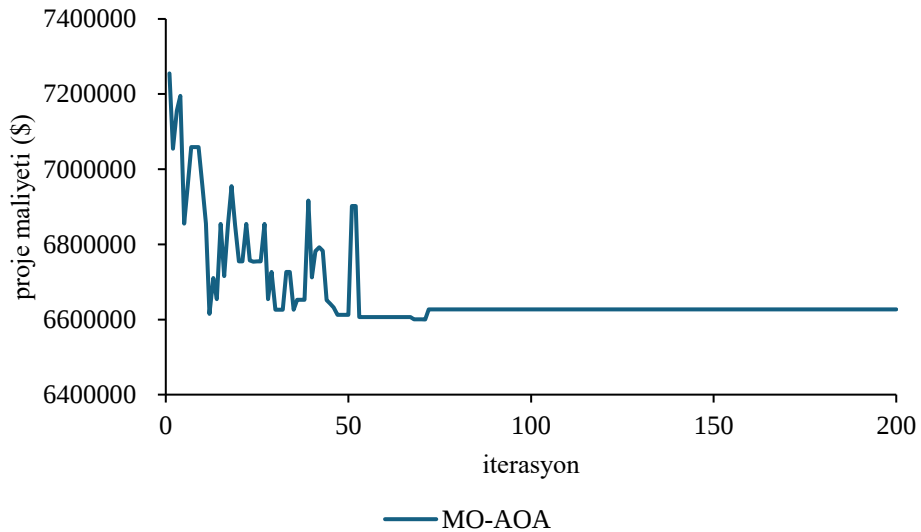
Şekil 11. 146 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri ile HHMH algoritması çözümü karşılaştırması

Şekil 12'de sunulan veriler, MO-AOA ve HHMH'nin çözüm süreçleri sonunda ürettikleri çözümlere ilişkin APD(%) ve NFE değerlerinin gösterimi verilmektedir. HHMH 2,89'luk bir APD(%) elde ederek yüksek doğruluğa işaret etmekte ancak tek ölçüt sonucu bir çözüme dayanmaktadır. Buna karşılık, MO-AOA 5,66 APD(%) ile bir Pareto front çözümü oluşturmakta ve hedefler arasında çeşitli ödünleşimleri yansıtmaktadır. Öte yandan, MO-AOA, HHMH'nin NFE değeri olan 1000000'dan önemli ölçüde daha az olan NFE sayısı, 40000, gerektirmektedir.



Şekil 12. 146 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA ve HHMH ile elde edilen çözümlerin NFE ve APD(%) karşılaştırması

MO-AOA'nın ilgili problem için yakınsama geçmişi Şekil 13'te gösterilmiştir. 13. ve 80. iterasyonda, MO-AOA 539 günlük bir süre için 6631500\$'lık bir maliyet elde etmiştir. Ancak sonuç HHMH'nin ürettiği sonuca kıyasla özellikle maliyet açısından dezavantajlı olmuştur. 80. iterasyondan sonra algoritma üretmiş olduğu çözümde verilen maksimum iterasyon sayısına ulaşıncaya iyileştirme belirleyememiştir.



Şekil 13. 146 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA'sıyla gerçekleştirilen çözüm süreciyle ilgili yakınsama geçmişi

3.1.3. 208 Faaliyetli Proje: Vekil Modelsiz MO-AOA ile

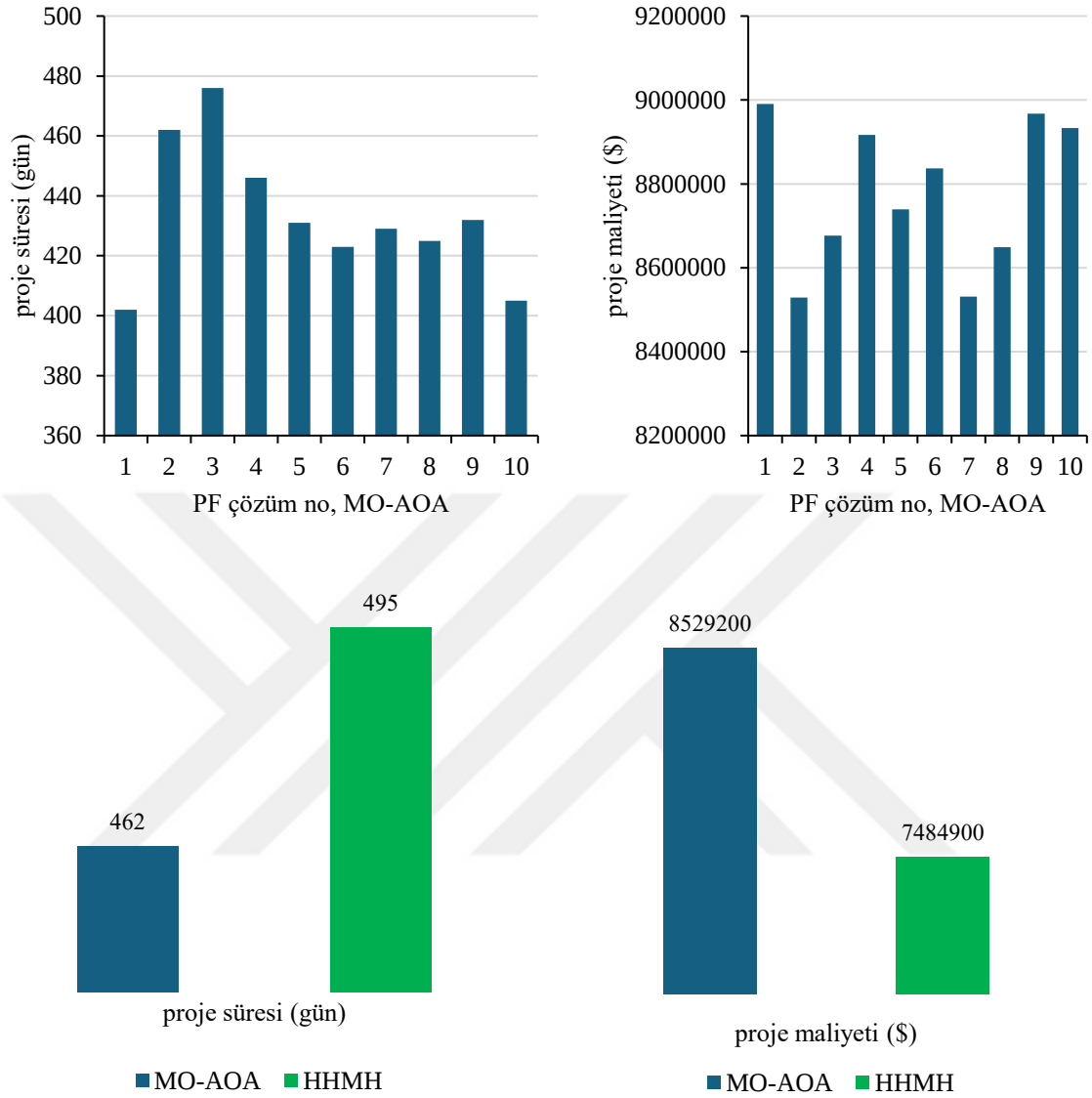
Vekil modelsiz MO-AOA'nın yapım projeleri DTCTP'lemleri çözümündeki etkinliğinin gösterildiği bir diğer yapım projesi 208 faaliyetli (Bettemir ve Birgonul, 2023) büyük ölçekli bir yapım projesine ait DTCTP'dir. Problemin çözümünde ICR 4000\$/gün olarak tanımlanmış olup problem $7,17 \times 10^{161}$ olası programa sahiptir. Tablo 14 ilgili problemin çözümü sonucu elde edilen çözümleri göstermektedir.

Tablo 14. 208 Faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA ile elde edilen Pareto front çözümleri.

Sr. No	(Bettemir ve Birgonul, 2023)		Bu çalışma	
	HHMH		MO-AOA	
	Zaman	Maliyet	Zaman	Maliyet
1	495	7484900	402	8990500
2			462	8529200
3			476	8676500
4			446	8916350
5			431	8739200
6			423	8837050
7			429	8531300
8			425	8648750
9			432	8967300
10			405	8933400
Popülasyon büyüklüğü			100	
İterasyon sayısı			300	
NFE	1000000		60000	
CPU süresi	-		6dak 39s	
APD (%)	9.38		17.26	

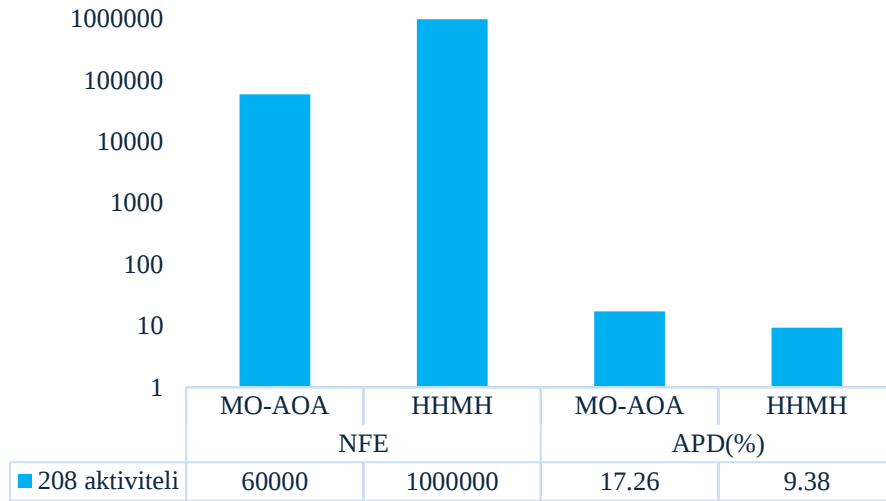
Şekil 14 208 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri ile HHMH algoritması çözümü karşılaştırmasını sunarken Şekil 15, MO-AOA ve HHMH'nin APD(%) ve NFE değerlerinin grafiksel gösterimini vermektedir.

HHMH (Bettemir ve Birgonul, 2023) problemin çözümüne 495 günlük projesi ve 7484900\$'lık proje toplam maliyeti ile cevap verirken, MO-AOA 402 ila 476 günlük projesi ve 8990500 ila 8676500\$'lık proje toplam maliyeti arasında değişen ve HHMH'ye göre daha yüksek maliyetli çözümler üretmektedir. MO-AOA 6 dakika 39 saniyelik CPU süresine sahipken HHMH için hesaplama süresi verilmemiştir.



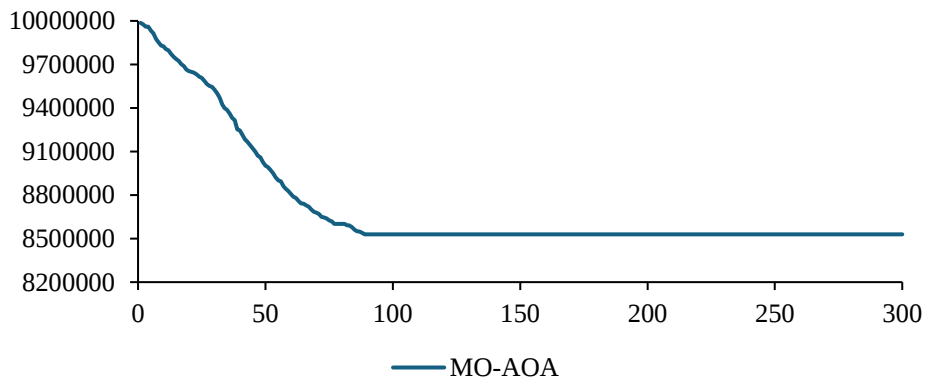
Şekil 14. 208 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri ile HHMH algoritması çözümü karşılaştırması

HHMH 9,38 APD(%) ile tek bir çözümünden yüksek doğruluk elde ederken, MO-AOA 17,26 APD(%)'lik bir Pareto front üreterek hedefler arasında çeşitli ödünleşimler olduğunu göstermektedir. MO-AOA HHMH'ye göre çözüm uzayında daha az araştırma yapmış olup bu da hesaplama çabasında %94'lük bir azalma ile sonuçlanmıştır. MO-AOA sınırlı hesaplama kaynakları ve zamanı olan büyük ölçekli projeler için hesaplama açısından pratik olmaktadır.



Şekil 15. 208 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA ve HHMH ile elde edilen çözümlerin NFE ve APD(%) karşılaştırması

MO-AOA algoritmasının ilgili problemin çözüm sürecindeki yakınsama geçmişini göstermektedir. İncelenen problemin ölçeği artığından MO-AOA uygulanabilir çözümler bulmak için daha fazla iterasyon gerek duymuş ve 97. iterasyonda bir Pareto optimum değere ulaşarak yakınsamıştır. Yakınsama sürecinin uzaması, büyük ölçekli çizelgeleme problemlerinin verimli bir şekilde ele alınmasındaki zorluklara işaret etmektedir. Bu zorluk, kullanılan algoritmanın, MO-AOA, karmaşık çözüm uzayındaki aramalarında keşif-sömürü operatörlerinin etkinlik göstermemesinden kaynaklanıyor olabilir. MO-AOA'sına performans artırıcı tekniklerin dahil edilmesi, kapsamlı faaliyet çizelgeleme görevleri için yöntemin etkinliğini artırmak için tercih edilebilir.



Şekil 16. 208 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA'sıyla gerçekleştirilen çözüm süreciyle ilgili yakınsama geçmişi

3.1.4. 291 Faaliyetli Proje: Vekil Modelsiz MO-AOA ile

Bettemir ve Birgonul (2023) tarafından tanıtılan ve kendileri tarafından sunulan HHMH algoritmasının DTCTP'lemleri çözümündeki performans testinin yapıldığı ve çalışmada sunulan MO-AOA'sında test edildiği son örnek 291 faaliyetli büyük ölçekli bir projeye ait DTCTP'dir. Günlük 4000\$'lık bir ICR kullanılmıştır. Problemden toplam $2,77 \times 10^{226}$ olası program bulunmaktadır.

Tablo 15 problemin MO-AOA ve HHMH algoritmaları kullanılarak elde edilen çözümlerini sunmaktadır. MO-AOA'nın HHMH'ye kıyasla çözüm uzayının daha küçük bir bölümünü araştırdığı ve bir PF çözüm kümesi sunduğu söylenebilir.

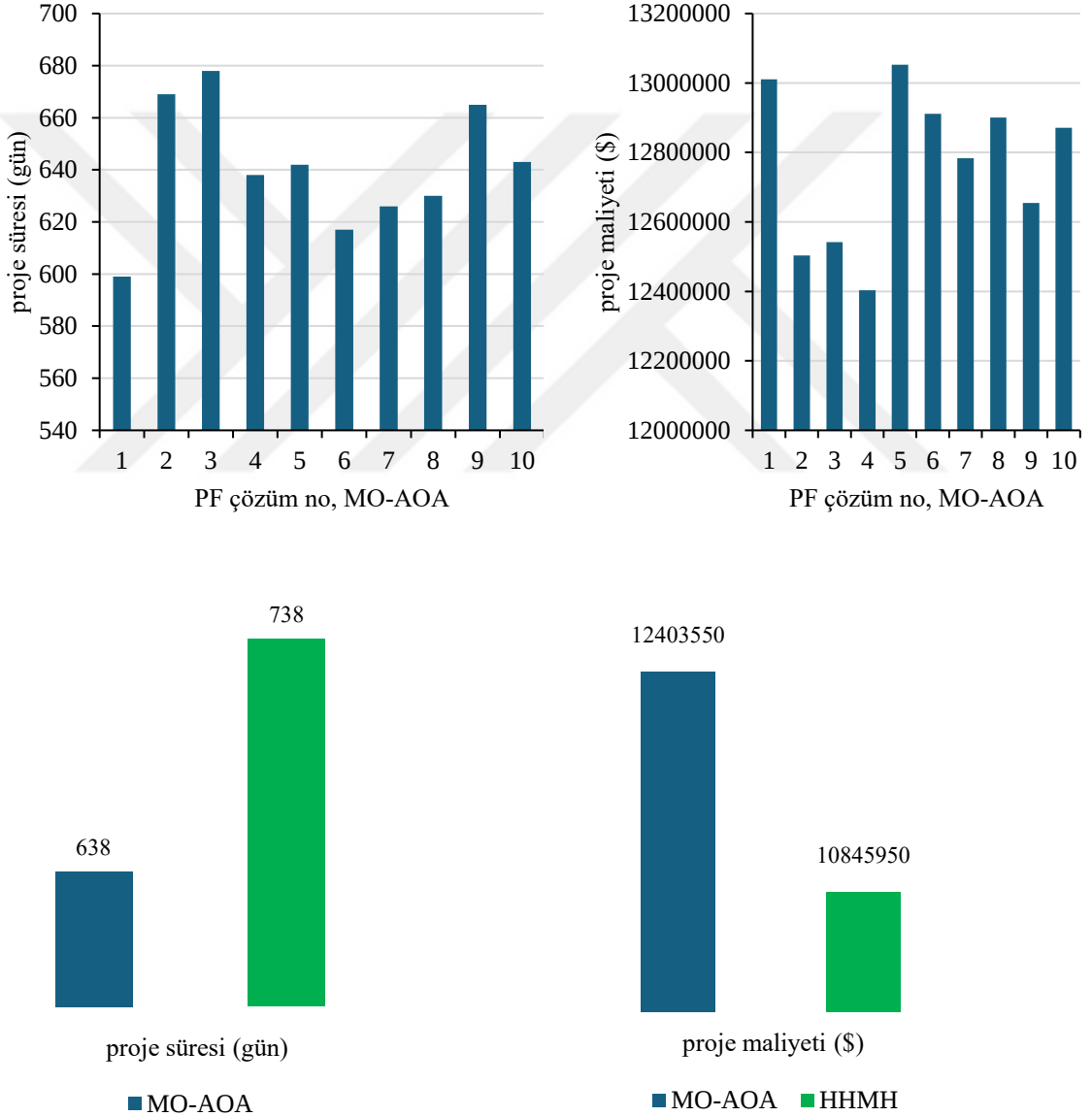
Tablo 15. 291 Faaliyetli DTCTP'minin vekil modelsiz MO-AOA ile elde edilen Pareto front çözümleri.

Sr. No	(Bettemir ve Birgonul, 2023)		Bu çalışma	
	HHMH		AOA	
	Zaman	Maliyet	Zaman	Maliyet
1	738	10845950	599	13010700
2			669	12503300
3			678	12541950
4			638	12403550
5			642	13052900
6			617	12911400
7			626	12783400
8			630	12900500
9			665	12654750
10			643	12870850
Popülasyon büyüklüğü			500	
İterasyon sayısı			200	
NFE	1000000		100000	
CPU süresi	-		14dak 12s	
APD (%)	10.19		17.67	

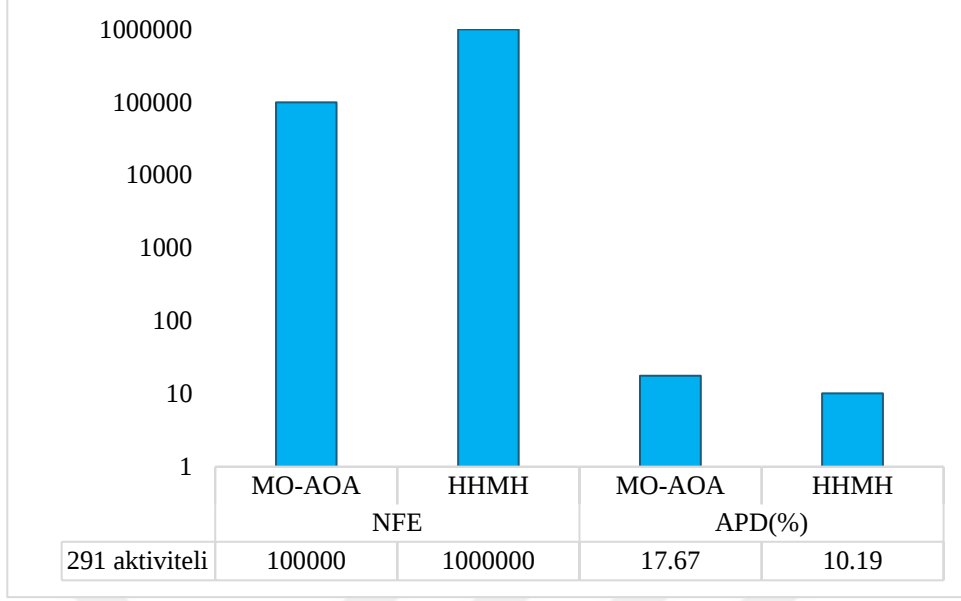
Daha önce de değinildiği üzere önerilen modelin çizelgeleme verimliliğinin HHMH algoritması (Bettemir ve Birgonul, 2023) ile doğrudan karşılaştırılması mümkün değildir. Zira, yazarlar tablo formatında bir çizelge değil, sundukları modelin doğası gereği yalnızca bir çözüm sunmuşlardır.

Tablo 15 verilerine dayanılarak grafikselleştirilen ve Şekil 17 ve 18'de sunulan sonuçlara göre, MO-AOA daha önceki örneklerde de olduğu gibi maliyetler yerine proje

süresinin öncelendiği durumlarda HHMH'ye nazaran daha etkin Pareto front çözümleri üretmektedir. Öte yandan MO-AOA 14'dak 12's'lik CPU süresiyle hesaplama açısından verimli gözükmemektedir. Ancak MO-AOA algoritması incelenen örneklerden de görülebileceği üzere proje ölçeği ortadan büyüğe doğru gittikçe HHMH'nin ürettiği sonuçlara kıyasla zaman maliyet dengesini istenilen düzeyde sağlayamama eğiliminin arttığı gözlenilmektedir. Bununla birlikte, proje ölçeği arttıkça, problemin çözümü için ihtiyaç duyulan hesaplama çabası da (NFE ve CPU) beklenildiği gibi artmaktadır.

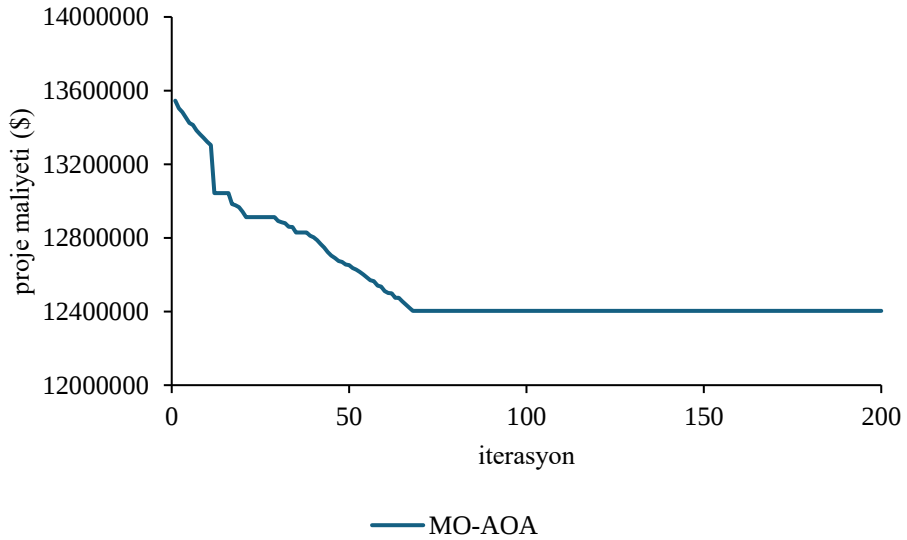


Şekil 17. 291 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri ile HHMH algoritması çözümü karşılaştırması



Şekil 18. 291 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA ve HHMH ile elde edilen çözümlerin NFE ve APD(%) karşılaştırması

MO-AOA'nın ilgili problem için yakınsama geçmişi Şekil 19'da gösterilmiştir. 75. iterasyonda, MO-AOA 638 günlük bir süre için 12403550\$'lık bir maliyet elde etmiştir. Ancak sonuç HHMH'nin ürettiği sonuca kıyasla özellikle maliyet açısından dezavantajlı olmuştur. 75. iterasyondan sonra algoritma üretmiş olduğu çözümde verilen maksimum iterasyon sayısına ulaşıncaya iyileştirme belirleyememiştir.



Şekil 19. 291 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz MO-AOA'sıyla gerçekleştirilen çözüm süreciyle ilgili yakınsama geçmişi

3.2. Sayısal Örnekler: Vekil Modeli MO-AOA ile

Bu çalışma, yapım projesi çizelgelemesine yönelik çok amaçlı optimizasyon problemindeki tekrarlı CPM hesaplamadan ileri gelen hesaplama çabası zorluklarını ele almak için MO-AOA'ya bir vekil model olan MLP'yi entegre etmektedir. Bu yaklaşımın, vekil model aracılığı ile DTCTP'lemlerinin çözümü sürecinde ihtiyaç duyulan CPM çıktılarına yaklaşılarak tekrarlanan CPM hesaplama çağırımları için kullanılan hesaplama yükünü azaltması beklenilmektedir. Modelin sonuçları CPM gönderilerek doğrulanmaktadır. MLP vekil modeli aracılığıyla makine öğreniminin çözüm sürecine dahil edilmesi, verilerden öğrenilmesine ve tahmin yeteneği ile CPM hesaplama yükünün azaltılmasına olanak tanır. Vekil model CPU süresini aza indirerek DTCTP'lemi çözüm sürecini hızlandırır ve büyük ölçekli projeler için kabul edilebilir hesaplama çabası sağlar. Problemin ölçeği büyüdükçe tahmin performansındaki değişimin incelenmesi için vekil model ilgili problemin bir dizi olası alt çözümleri üzerinde eğitilmiştir. Tablo 16 bu incelemede dikkate alınan veri setini (ilgili problemin bir dizi olası alt çözüm sayısı) ve vekil modelin bu değişen veri setleri için tahmin performansı ölçütlerini göstermektedir.

Tablo 16. Vekil modelin, MLP, incelenen örnek çalışmalar için farklı veri seti boyutlarındaki tahmin performansı.

Örnek	Aktivite sayısı	Veri seti boyutu	Alınan veri seti boyutu	Vekil model	MSE	RMSE	R ²	Yorum
Örn1	81	1000	3000	MLP	15.56	3.94	0.95	Orta düzeyde olmadan iyi performans
		2000		MLP	41.45	6.43	0.98	Yüksek doğruluk, ancak daha yüksek hata ile
		3000		MLP	7.23	2.68	0.96	En iyi doğruluk ve düşük hata için seçilen model
Örn2	146	1000	3000	MLP	75.10	8.67	0.86	Orta düzeyde doğruluk ve hata
		2000		MLP	15.65	3.95	0.80	Diğer modellere göre daha yüksek hata
		3000		MLP	14.42	3.79	0.82	Daha iyi hata dengesi nedeniyle seçilen model
Örn3	208	2000	4000	MLP	55.89	7.47	0.65	Daha büyük problemlerde daha düşük doğruluk
		3000		MLP	65.15	8.07	0.70	Yeterli performans

Tablo 16'nin devamı

		4000		MLP	35.10	5.92	0.85	En yüksek R ² ile seçilen model
Örn4	291	3000	5000	MLP	23.30	4.82	0.61	Orta düzeyde performans
		4000		MLP	20.85	4.56	0.59	Biraz daha düşük R ² , yeterli performans
		5000		MLP	10.69	3.26	0.74	Büyük problemlerde en iyi doğruluk için seçilen model

Sonuçlar, vekil model tahmin yeteneğinin doğruluk ve hesaplama verimliliğini dengelemek için veri setini sistematik olarak değerlendirmenin önemini göstermektedir. Orta ölçekli problemler için 3000'lik veri setinin dikkate alınmasının vekil modelin sunduğu tahmin performansı ölçütlerine göre yeterli olduğu anlaşılmaktadır. Büyük ölçekli problemler için ise veri setinin 4000 ve 5000'e çıkarılması vekil modelin tahmin doğruluğunu artırmış ve tahmin hatasını azaltmıştır. İlgili problemler için veri seti büyüklüğünün dikkatli bir şekilde seçilmesi MLP'nin (vekil modelin) tahmin yeteneklerinden yararlanılırken yüksek çözüm doğruluğu ve hesaplama yükünde önemli azalmaların elde edilmesine katkıda bulunmuştur.

Tablo 17 vekil model kullanımının DTCTP'lemi çözüm sürecinde olası çözümlere ait zaman ve maliyet tahmini için ihtiyaç duyulan hesaplama süresini göstermektedir. Çalışmada vekil model DTCTP'lemi çözüm sürecinde iki aşamalı kullanılmaktadır. Vekil model önce olası çözüme ait çözüm vektörüne bağlı olarak zamanı, daha sonrasında elde edilen zaman tahmini ile çözüm vektörüne bağlı olarak maliyeti tahmin etmektedir. Sonuçlar, geleneksel (vekil modelsiz) yaklaşıma kıyasla vekil destekli modellerin olası çözümün zaman ve maliyet değerlerinin elde edilmesi için gerçekleştirilen CPM hesaplama süresinde azalmalar sağladığını göstermektedir.

Tablo 17. Bir çözüm için vekil modelsiz yaklaşımda CPM ve vekil modellenli yaklaşımda süre-maliyet tahmin hesap süreleri.

Örnekler	Hesaplama süresi (milisaniye (ms))		
	Vekil modelsiz	Vekil modellenli (zaman)	Vekil modellenli (zaman+maliyet)
81 aktiviteli proje	10	2,5	3,2
146 aktiviteli proje	25	9,0	14,0
208 aktiviteli proje	105	40	64,5

Tablo 17'nin devamı

291 aktiviteli proje	160	65	90,4
----------------------	-----	----	------

Tablo 17'den farklı olarak Tablo 18, bir çözüm için değil vekil modelsiz ve vekil modelli yaklaşımların yanı popülasyon büyüklüğü ve iterasyon sayısı altında gerçekleştirilen optimizasyon sürecinin toplam hesaplama süresini göstermektedir.

Tablo 18. Vekil modelsiz ve vekil modelli yaklaşımların aynı çözüm sürecindeki hesaplama süreleri.

Örnekler	Popülasyon büyüklüğü	İterasyon sayısı	Hesaplama süresi (saniye (s))	
			Vekil modelsiz	Vekil modelli
81 aktiviteli proje	50	80	18,47	8,59
146 aktiviteli proje	60	90	42,99	16,22
208 aktiviteli proje	80	100	90,14	57,99
291 aktiviteli proje	100	150	231,89	124,99

Sonuçlar, vekil model kullanımının DTCTP'lemlerinin çözüm sürecine eklenmelerinin vekil modelsiz yaklaşımda kullanılan CPM hesaplama çabasına kıyasla zaman ve maliyet hesaplama çabasını azaltarak optimizasyon sürecinin bütünü için ihtiyaç duyulan hesaplama zamanında azalmalar sağlayabildiğini göstermektedir. Vekil model kullanımı sayesinde optimizasyon süreci daha hızlı tamamlanmakta, ancak bu hızlanma oranı problemin büyüklüğüne bağlı olarak değişmektedir. Küçük ölçekli projelerde daha az kazanç sağlanırken, büyük ölçekli projelerde hızlanma daha belirgin hale gelmiştir.

3.2.1. 81 Faaliyetli Proje: Vekil Modelli MO-AOA ile

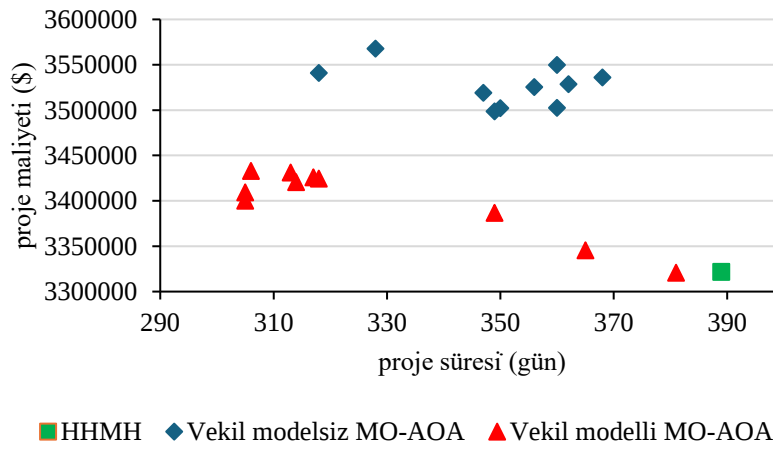
Tablo 19 daha önce vekil model kullanılmadan incelenen orta ölçekli olarak sınıflandırılan 81 faaliyetli yapım projesine (Bettemir ve Birgonul, 2023) ait DTCTP'leminin MLP vekil modelli MO-AOA kullanılarak incelenen çözüm süreci sonunda çözümden elde edilen Pareto front çözümlerini göstermektedir. Tablo aynı zamanda HHMH algoritması (Bettemir ve Birgonul, 2023) kullanılarak elde edilen Pareto optimal sonucu da içermektedir.

Tablo 19. 81 faaliyetli yapım projesinin vekil modeli MO-AOA ile elde edilen Pareto front çözümleri.

Sr. No	(Bettemir ve Birgonul, 2023)		Bu çalışma			
	HHMH		Vekil modelsiz MO-AOA		Vekil modeli MO-AOA	
	Zaman	Maliyet	Zaman	Maliyet	Zaman	Maliyet
1	389	3321550	318	3540900	305	3400015
2			360	3502400	365	3345310
3			347	3518800	381	3320640
4			349	3498500	314	3420487
5			328	3567600	305	3409108
6			350	3502100	318	3424450
7			360	3549600	306	3432998
8			356	3525150	313	3430945
9			362	3528500	349	3386520
10			368	3535900	317	3425858
Popülasyon büyüklüğü			100		70	
İterasyon sayısı			180		150	
CPU süresi	-		1dak 46s			
CPU süresi*					1dak 34s	
NFE	1000000		36000		24000 ⁺	
APD (%)	1.48		6.18		2.35	

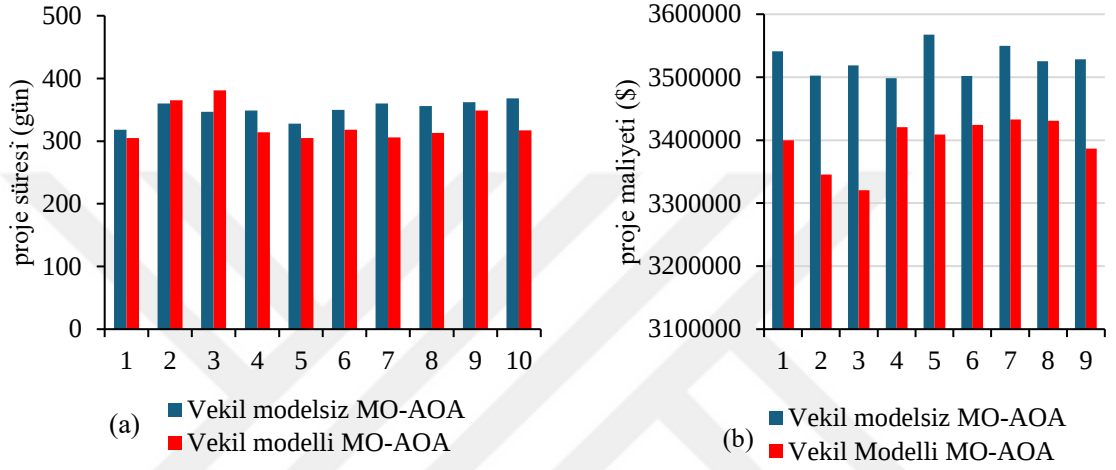
Not: * vekil model eğitim CPU süresi ile vekil modeli MO-AOA CPU süresinin toplamı; ⁺ vekil model eğitimi için kullanılan veri seti (3000) ile vekil modeli MO-AOA çözüm sürecinde yapılan araştırma sayısı (21000) toplamı

Şekil 20 ilgili problemin çözümünde bu çalışmada kullanılan modellerin ürettiği Pareto front çözümlerini ve HHMH algoritmasının elde ettiği çözümü grafiksel olarak karşılaştırmaktadır. Vekil modeli MO-AOA, vekil modelsiz MO-AOA'ya kıyasla proje süresi ve maliyeti arasındaki dengeyi önemli ölçüde iyileştirmiştir.

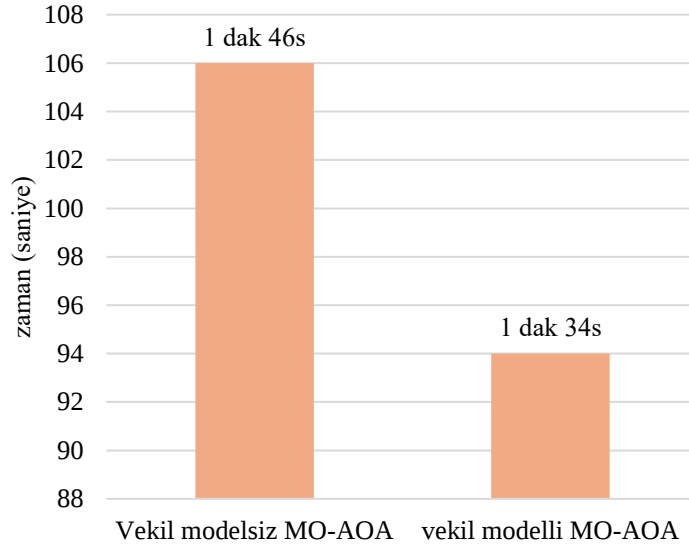


Şekil 20. 81 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz ve modeli MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri karşılaştırması

Şekil 21 ve 22'de gösterildiği gibi, vekil modelli MO-AOA, vekil modelsiz MO-AOA'ya kıyasla PF çözüm kümesi ortalama proje süresini %6,57, proje maliyetini ise %3,61 azaltmıştır. Öte yandan vekil modelli MO-AOA ilgili problemin çözüm süreci hesaplama yükünü vekil modelsiz MO-AOA kıyasla %11,32 azaltmıştır.

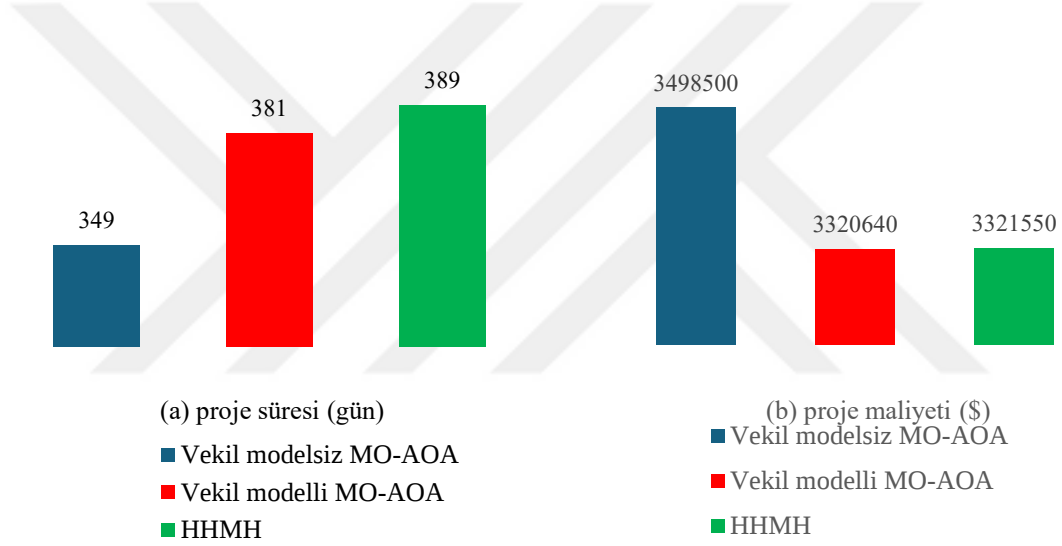


Şekil 21. 81 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz ve modelli MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri



Şekil 22. 81 faaliyetli yapım projesinin çözüm sürecinin vekil modelsiz ve modelli MO-AOA'larının tamamlanma süreleri karşılaştırması

Şekil 23, problemin çözümü için kullanılan modellerin (vekil modeli ve modelsiz MO-AOA ile HHMH) elde ettikleri en iyi Pareto optimal çözümleri karşılaştırmaktadır. Vekil modeli MO-AOA 381 günlük bir proje süresi elde ederken vekil modelsiz MO-AOA ile HHMH proje süresini sırasıyla 349 gün ve 389 gün olarak elde etmiştir. Bu, HHMH ile karşılaştırıldığında proje süresi açısından %2,06'lık bir azalmaya, vekil modelsiz MO-AOA ile karşılaştırıldığında ise %9,17'lik bir artışa işaret etmektedir. Proje maliyetiyle ilgili olarak, vekil modelsiz MO-AOA, 3498500\$, ve HHMH, 3321550\$, ile karşılaştırıldığında vekil modeli MO-AOA 3320640\$'lık ir proje toplam maliyeti elde etmiştir. Bu da vekil modelsiz MO-AOA'ya kıyasla %5,07'lik, HHMH'ye kıyasla ise %0,03'lük bir maliyet tasarrufuna işaret etmektedir.

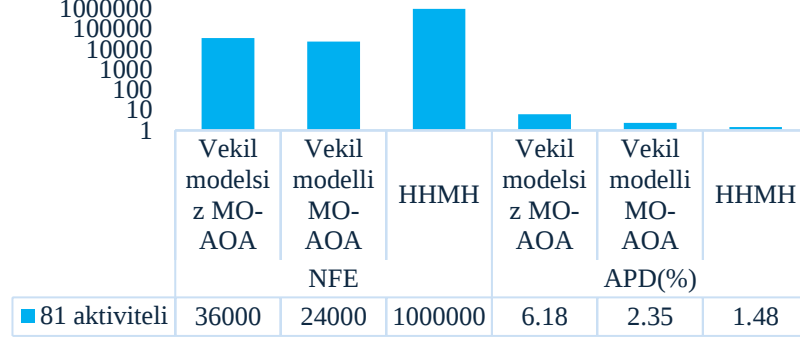


Şekil 23. 81 faaliyetli yapım projesinin çözüm süreci için modellerin elde ettikleri en iyi Pareto optimal çözümlerin karşılaştırması

Bulgular vekil modeli MO-AOA'nın hesaplama açısından verimli olmasının yanı sıra maliyet ve süreyi etkili bir şekilde dengeleme becerisini vurgulamaktadır.

Şekil 24 kullanılan modellerin NFE ve APD(%) açısından hesaplama verimliliklerini göstermektedir. Vekil modeli MO-AOA yalnızca 24000 NFE gerektirmiştir olup bu sonuç vekil modelsiz MO-AOA'nın 36000 NFE'sine kıyasla %33,34'lik bir azalma, HHMH'nin 1000000 NFE'sine kıyasla ise %97,6'lık bir azalmaya işaret etmektedir. Diğer taraftan, vekil

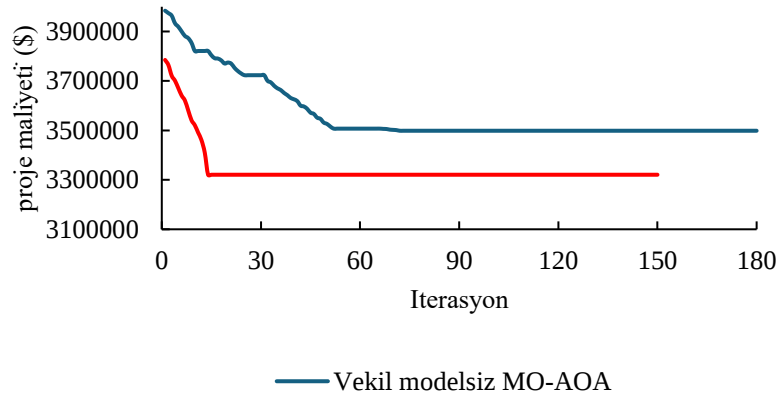
modelli MO-AOA, vekil modelsiz MO-AOA'nın 6,18 APD(%)'sine kıyasla %61,97'lik bir iyileşme ile 2,35 APD(%) elde etmiştir.



Şekil 24. 81 faaliyetli yapım projesinin çözüm süreci için modellerin hesaplama verimlilikleri (NFE ile APD(%)) karşılaştırması

Yapılan karşılaştırmalar vekil modelli MO-AOA'nın, HHMH ile vekil modelsiz MO-AOA'ya kıyasla önemli ölçüde daha az hesaplama kaynağıyla daha iyi Pareto optimal çözümler elde ettiğini göstermektedir.

Şekil 25'te gösterilen 81 faaliyetli yapım projesinin çözüm sürecine yönelik vekil modelsiz ve modelli MO-AOA'nın yakınsama geçmişleri incelendiğinde, vekil modelli MO-AOA'nın vekil modelsiz MO-AOA'ya kıyasla maliyet ve süre açısından daha üstün bir Pareto optimal çözümü daha erken bulabilme yeteneği sergilediği söylenebilir. Bu, vekil modelli MO-AOA'nın optimizasyon sürecini etkin bir şekilde yönlendirerek daha hızlı ve verimli yakınsamayı kolaylaştırma kapasitesine de işaret etmektedir.



Şekil 25. 81 faaliyetli yapım projesinin çözüm sürecinde vekil modelsiz ve modelli MO-AOA'nın yakınsama geçmişleri

3.2.2. 146 Faaliyetli Proje: Vekil Modelli MO-AOA ile

Orta ölçekli olarak sınıflandırılan 146 faaliyetli yapım projesine (Bettemir ve Birgonul, 2023) ait DTCTP’lerinin MLP vekil modeli MO-AOA kullanılarak incelenen çözüm süreci sonunda çözümden elde edilen Pareto front çözümleriyle birlikte diğer modellerin kullanımlarıyla elde edilen çözümler Tablo 20’de verilmektedir.

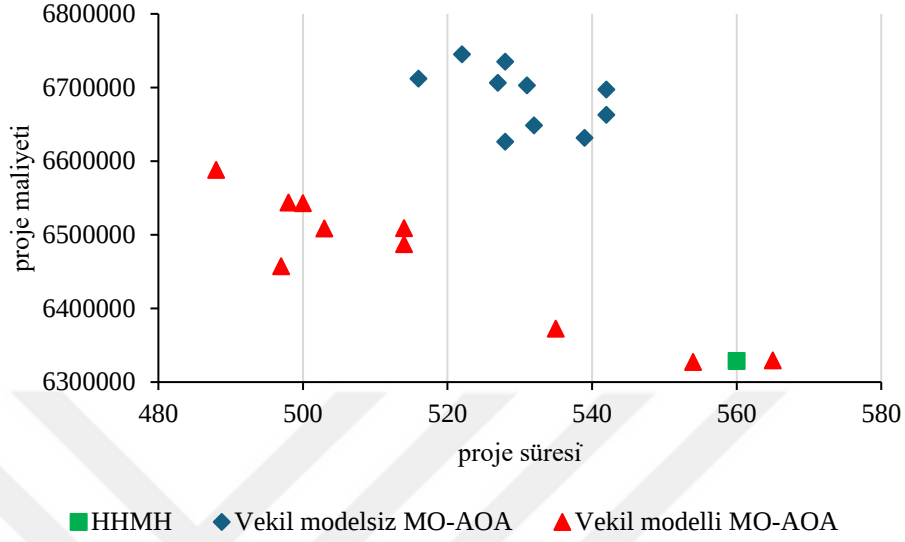
Tablo 20. 146 faaliyetli yapım projesinin vekil modeli MO-AOA ile elde edilen Pareto front çözümleri.

Sr. No	(Bettemir ve Birgonul, 2023)		Bu çalışma			
	HHMH		Vekil modelsiz MO-AOA		Vekil modeli MO-AOA	
	Zaman	Maliyet	Zaman	Maliyet	Zaman	Maliyet
1	560	6328500	539	6631500	514	6487316
2			522	6745000	535	6372808
3			528	6735250	497	6457468
4			542	6697500	503	6508615
5			531	6703000	500	6542906
6			532	6648500	565	6329400
7			528	6626500	554	6327325
8			527	6706500	498	6543847
9			516	6712000	488	6588369
10			542	6663000	514	6509170
Popülasyon büyüklüğü			100		90	
İterasyon sayısı			200		160	
CPU süresi	-		3dak 18s			
CPU süresi*					1dak 59s	
NFE	1000000		40000		31800 ⁺	
APD (%)	2.89		5.66		2.18	

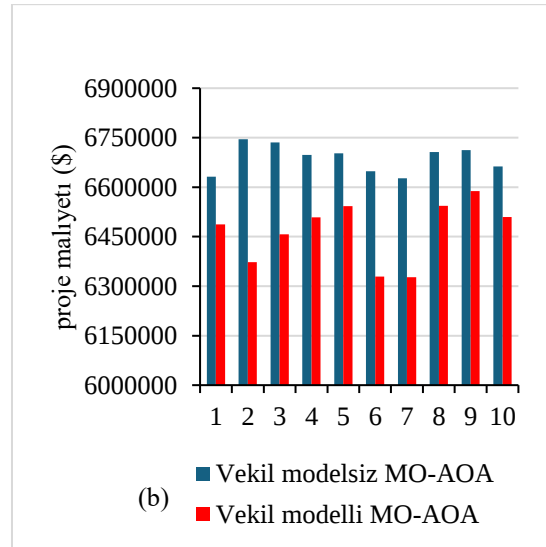
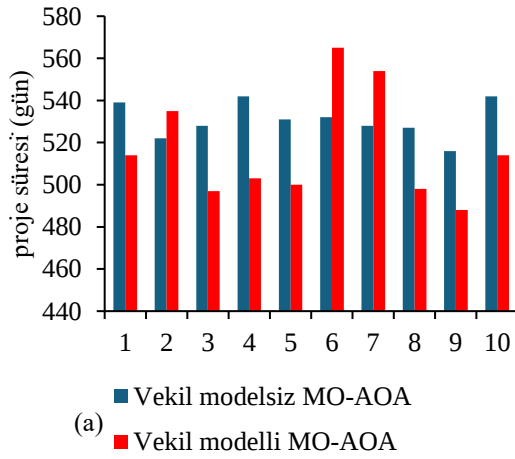
Not: * vekil model eğitim CPU süresi ile vekil modeli MO-AOA CPU süresinin toplamı; ⁺ vekil model eğitimi için kullanılan veri seti (3000) ile vekil modeli MO-AOA çözüm sürecinde yapılan araştırma sayısı (28800) toplamı

Şekil 26 ve 27’de Tablo 20 aracılığıyla verilen modellerin ilgili probleme ait elde ettikleri çözümlerin grafiksel gösterimi verilmektedir. Vekil modeli MO-AOA, vekil modelsiz MO-AOA’ya kıyasla proje süresi ve maliyeti arasındaki dengede önemli bir iyileşme sağlamıştır. Özellikle, Şekil 27’den de görülebileceği gibi, vekil modeli MO-AOA ortalama proje süresini 531 günden 517 güne (%2,63) ve ortalama maliyeti 6686875\$’dan 6466722\$’a (%3,29) düşürmüştür. Ayrıca, vekil modeli MO-AOA, Şekil 28’de gösterildiği gibi, ilgili proje ait DTCTP’lemi çözümünde vekil modelsiz MO-AOA için 3dak 18s (198s)

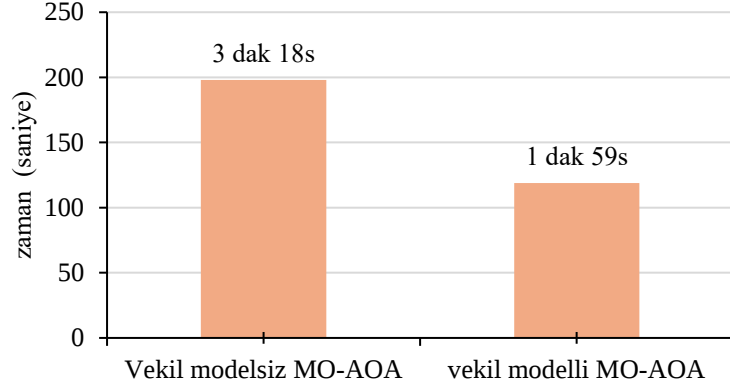
olan hesaplama çabasını 1 dak 59s (119s)'ye düşürerek hesaplama çabasında %39,89'luk bir azalma sağlamıştır.



Şekil 26. 146 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz ve modelli MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri karşılaştırması

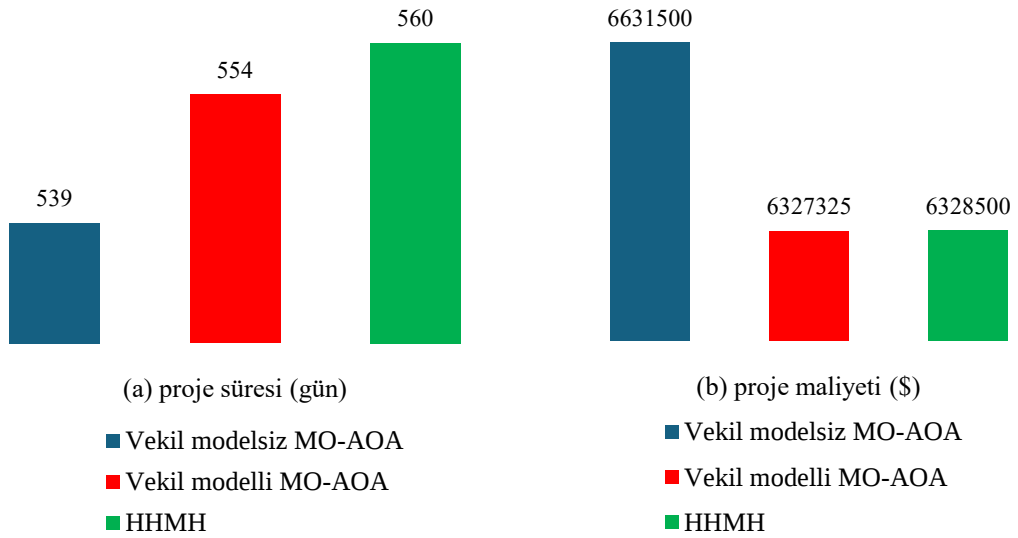


Şekil 27. 146 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz ve modelli MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri



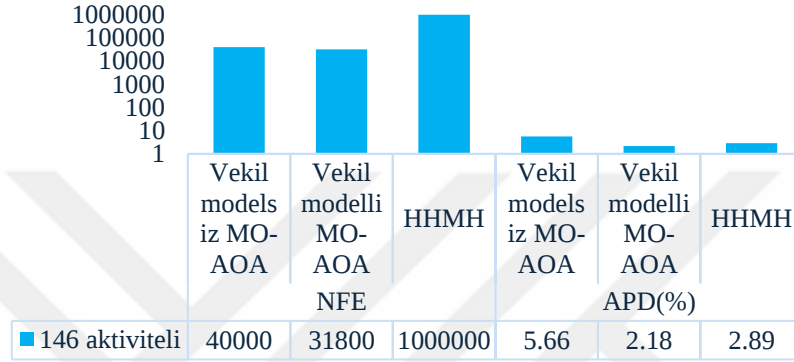
Şekil 28. 146 faaliyetli yapım projesinin çözüm sürecinin vekil modelsiz ve modelli MO-AOA'ları ile tamamlanma süreleri karşılaştırması

Şekil 29 vekil modelsiz ve modelli MO-AOA'ların ve HHMH'nin (Bettemir ve Birgonul, 2023) ürettikleri en iyi Pareto optimal çözümleri gösterirken Şekil 30 modellerin hesaplama verimliliği metriklerini sunmaktadır. Vekil modelli MO-AOA 554 günlük bir proje süresi ile 6327325\$'lık proje toplam maliyeti elde ederek vekil modelsiz MO-AOA (539 gün, 6631500\$) ve HHMH (560 gün, 6328500 \$)'ya kıyasla daha iyi bir Pareto çözüm elde etmiştir. Bir önceki orta ölçekli DTCTP probleminde olduğu gibi bulgular, vekil modelli MO-AOA 'nın hesaplama açısından verimli olmasının yanı sıra maliyet ve süreyi etkili bir şekilde dengeleme becerisine sahip olduğunu vurgulamaktadır.



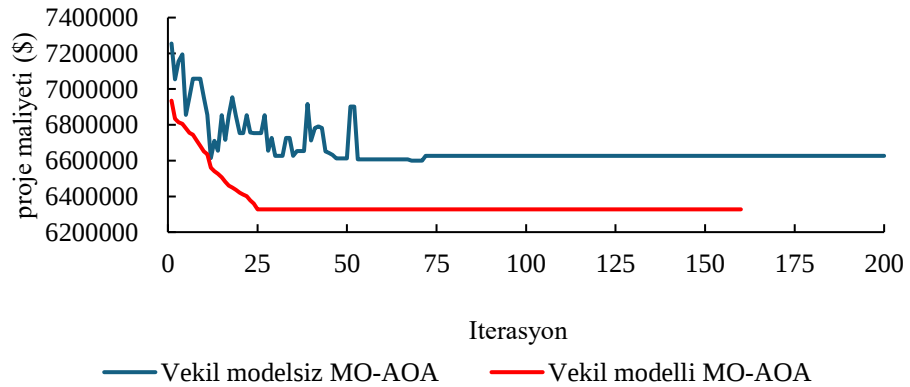
Şekil 29. 146 faaliyetli yapım projesinin çözüm süreci için modellerin elde ettikleri en iyi Pareto optimal çözümlerin karşılaştırması

Şekil 30 incelendiğinde vekil modelli MO-AOA 'nın diğer modellere kıyasla hesaplama verimliliği metrikleri açısından sırası ile vekil modelsiz MO-AOA ve HHMM'den %20,5 ve %96,82 daha az NFE ve %61,48 ve %24,56 daha düşük APD(%) değerleri sunmuştur. Azalan APD(%) değeri, algoritma tarafından tanımlanan çözümlerin dikkate alınan amaçlar arasında en uygun uzlaşmayı belirlemedeki etkinliğini desteklemektedir.



Şekil 30. 146 faaliyetli yapım projesinin çözüm süreci için modellerin hesaplama verimlilikleri (NFE ile APD(%)) karşılaştırması

Şekil 31 dikkate alındığında vekil modelli MO-AOA'nın vekil modelsiz MO-AOA'ya kıyasla hem maliyet hem de süre açısından daha iyi çözümler elde etmeyi daha erken başarabildiği söylenebilir. Bu gelişmiş performans, vekil modelin çözüm uzayını etkin bir şekilde keşfederek optimizasyon sürecini çözüm uzayı içerisinde daha iyi bölgelere doğru yönlendirmesinden kaynaklanmış olabileceği düşünülmektedir.



Şekil 31. 146 faaliyetli yapım projesinin çözüm sürecinde vekil modelsiz ve modelli MO-AOA'nın yakınsama geçmişleri

3.2.3. 208 Faaliyetli Proje: Vekil Modelli MO-AOA ile

Çalışmada sunulan modelin, yapım projelerinin içerdiği faaliyet sayısı ile bu faaliyetlerin gerçekleştirilebileceği alternatif sayısının artması ile karmaşılaşan ve CPM tekrarlı hesaplamaların hesap yükünün fazlalaştığı DTCTP'lemleri çözüm süreci etkinliğinin test edildiği bir diğer sayısal örnek büyük ölçekli olarak sınıflandırılan 208 faaliyetli yapım projesidir (Bettemir ve Birgonul, 2023).

Tablo 21 MO-AOA (hem vekil modelli hem de vekil modelsiz) ve HHMH algoritması kullanılarak elde edilen çözümleri göstermekte ve proje maliyeti ile süresi arasındaki ödünleşmeleri ortaya koymaktadır. Bu çözümler Pareto optimal olarak sınıflandırılırlar ve bir dizi verimli proje yönetimi seçeneğini temsil ederler.

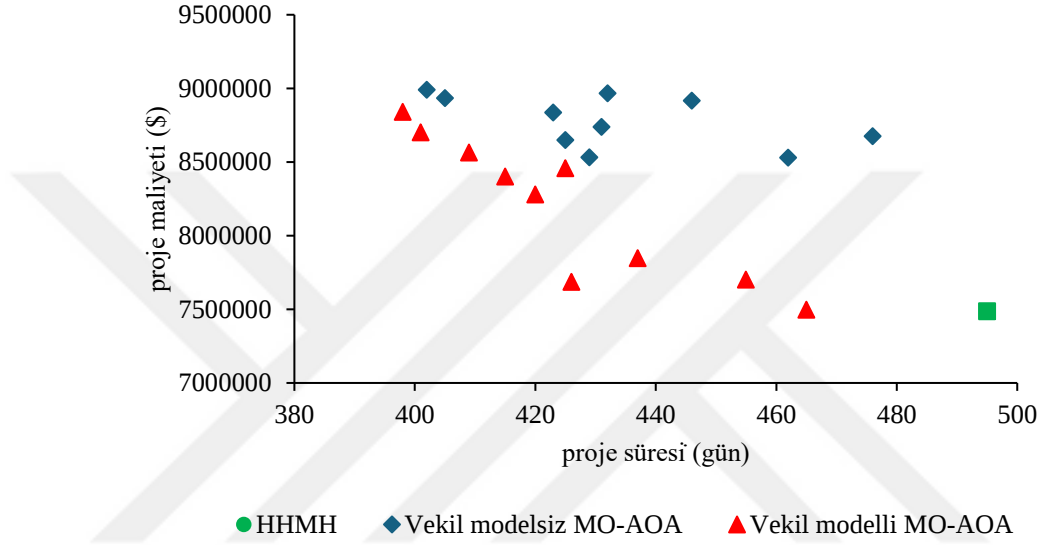
Tablo 21. Vekil modelli MO-AOA kullanımı ile 208 faaliyetli yapım projesi için elde edilen Pareto front çözümleri.

Sr. No	(Bettemir ve Birgonul, 2023)		Bu çalışma			
	HHMH		Vekil modelsiz MO-AOA		Vekil modelli MO-AOA	
	Zaman	Maliyet	Zaman	Maliyet	Zaman	Maliyet
1	495	7484900	402	8990500	398	8840283
2			462	8529200	437	7846651
3			476	8676500	426	7687875
4			446	8916350	420	8280669
5			431	8739200	465	7498722
6			423	8837050	409	8565261
7			429	8531300	455	7702563
8			425	8648750	415	8402180
9			432	8967300	401	8702587
10			405	8933400	425	8458358
Popülasyon büyüklüğü			100		100	
İterasyon sayısı			300		200	
CPU süresi	-		6dak 39s			
CPU süresi*					3dak 17s	
NFE	1000000		60000		44000 ⁺	
APD (%)	9.38		17.26		9.53	

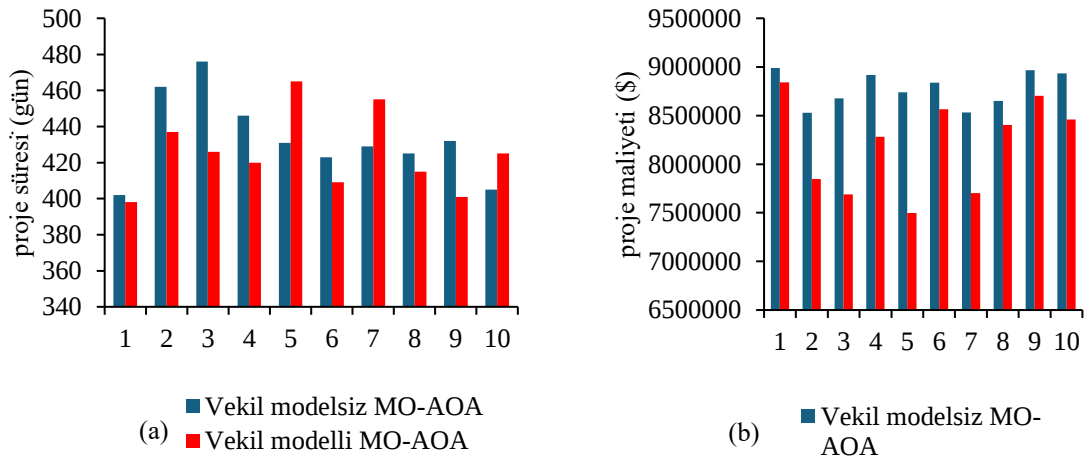
Not: * vekil model eğitim CPU süresi ile vekil modelli MO-AOA CPU süresinin toplamı; + vekil model eğitimi için kullanılan veri seti (4000) ile vekil modelli MO-AOA çözüm sürecinde yapılan araştırma sayısı (40000) toplamı

Şekil 32'de sunulan Pareto front çözümleri karşılaştırmasına göre vekil modelli MO-AOA, vekil modelsiz olana kıyasla proje süresi ve maliyeti arasındaki dengeyi HHMH algoritmasının tek bir Pareto optimal çözüm olarak sunulan çözümü dikkate alındığında

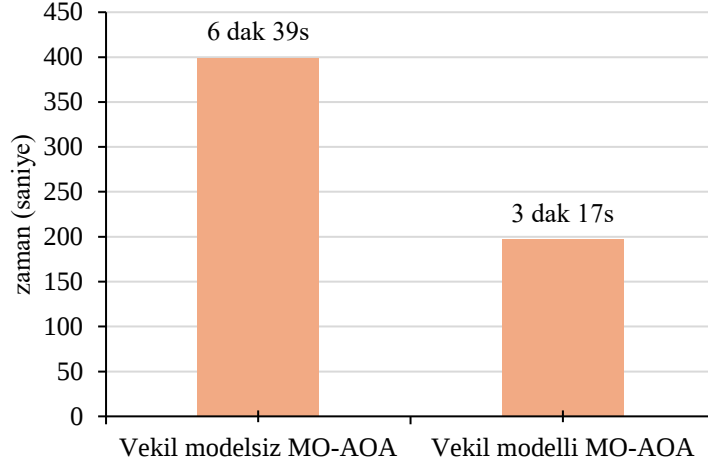
önemli ölçüde iyileştirmektedir. Şekil 33'te gösterildiği gibi, vekil modeli MO-AOA ortalama proje süresinde %1,85'lik, ortalama proje maliyetlerinde %6,59'luk bir azalma sağlayarak vekil modelsiz MO-AOA'ya göre DTCTP'lemi çözüm sürecinde vekil tabanlı yaklaşımın etkinliğini ortaya koymaktadır. Diğer taraftan vekil modeli MO-AOA (197s), vekil modelsize (399s) kıyasla ilgili probleme dair gerçekleştirilen çözüm süreci hesaplama yükünü %50,62 oranında azaltmıştır (bkz. Şekil 34).



Şekil 32. 208 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri karşılaştırması

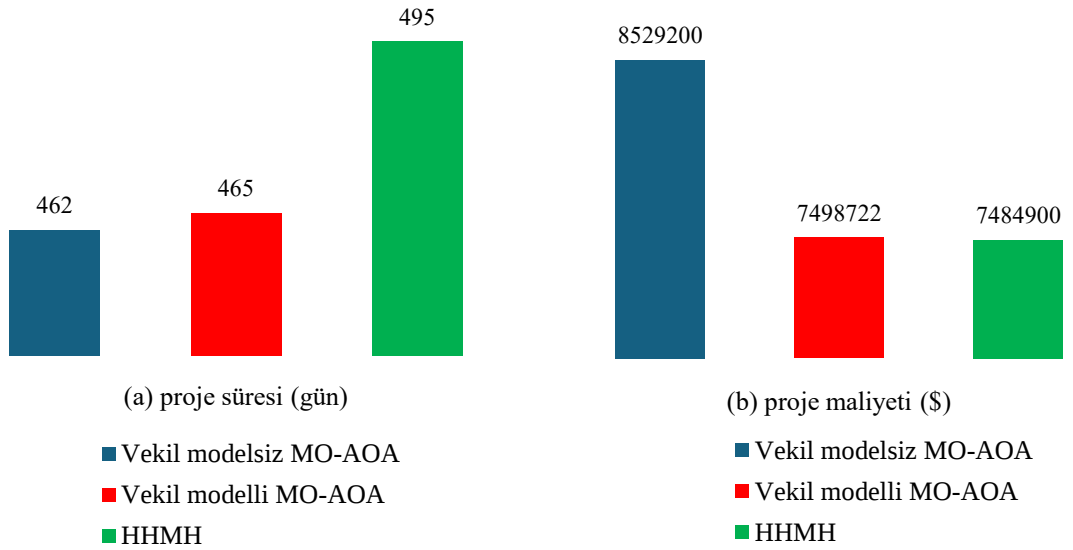


Şekil 33. 208 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri



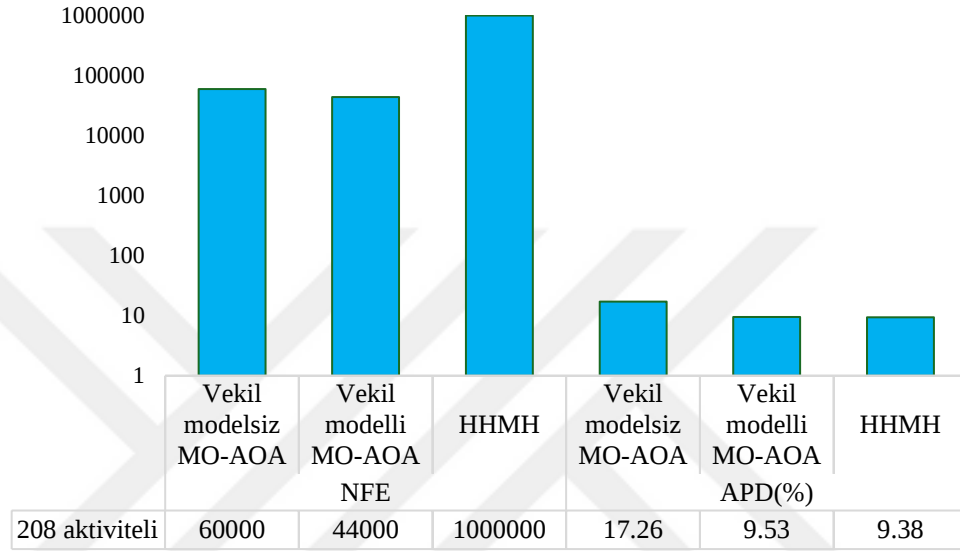
Şekil 34. 208 faaliyetli yapım projesinin çözüm sürecinin vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'ları ile tamamlanma süreleri karşılaştırması

Şekil 35'te sunulan grafik, vekil model kullanma yaklaşımın etkinliğini göstermektedir. Vekil modellenli MO-AOA bulmuş olduğu 465 günlük proje süresi ve 7498722\$'lık proje toplam maliyeti ile diğer modellere, vekil modelsiz MO-AOA ve HHMH, kıyasla süre ve maliyet açısından daha dengeli bir Pareto optimal çözüm sunmuştur. Grafik ve tablolar aracılığıyla sunulan bulgular, vekil modellenli MO-AOA'nın incelenen ve büyük ölçekli olarak sınıflandırılan bu problemin çözümünde hesaplama açısından verimli olmasının yanı sıra maliyet ve süreyi dengelemedeki etkinliğini vurgulamaktadır.

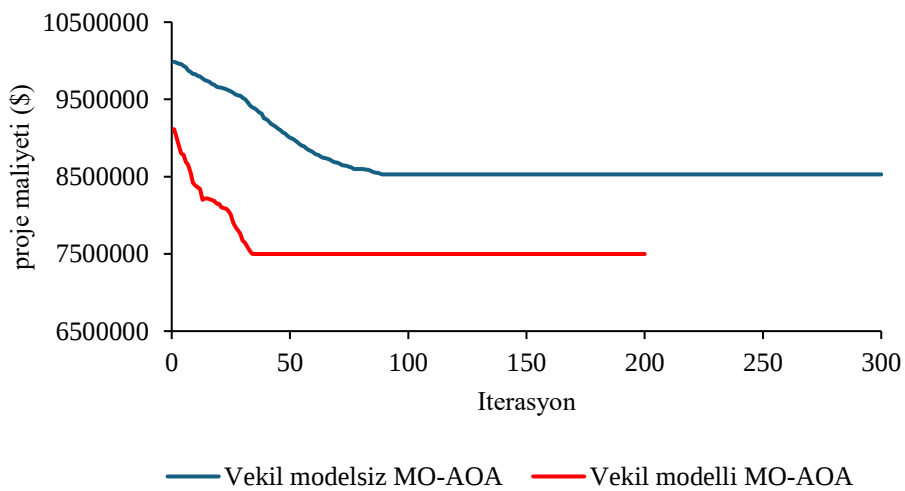


Şekil 35. 208 faaliyetli yapım projesinin çözüm süreci için modellerin elde ettikleri en iyi Pareto optimal çözümlerin karşılaştırması

Şekil 36 modellerin 208 faaliyetli yapım projesine ait DTCTP'ni çözerken ihtiyaç duydukları araştırma sayılarını (NFE) ve problemin çözümüne dair sundukları Pareto optimal çözümlerin etkinliğini APD(%) göstermektedir. Öte yandan Şekil 37'de ise vekil modelli ve modelsiz MO-AOA'nın problemin çözümüne dair izledikleri yakınsama geçmişleri verilmektedir.



Şekil 36. 208 faaliyetli yapım projesinin çözüm süreci için modellerin hesaplama verimlilikleri (NFE ile APD(%)) karşılaştırması



Şekil 37. 208 faaliyetli yapım projesinin çözüm sürecinde vekil modelsiz ve modelli MO-AOA'nın yakınsama geçmişleri

Şekil 36 ve 37 birlikte incelendiğinde vekil modelli MO-AOA'nın vekil modelsiz MO-AOA ve HHMH'ye göre daha düşük araştırma (NFE) ile daha etkin APD(%) Pareto optimal çözümler ürettiği ve vekil modelsiz MO-AOA'ya kıyasla çözüm uzayını etkin bir şekilde keşfetme becerisine sahip olduğu söylenebilir. Böylelikle, vekil model kullanımının hesaplama verimliliği sağlayarak karmaşık optimizasyon problemleri için kayda değer hesaplama çabası azaltımı sağladığı söylenebilir.

3.2.4. 291 Faaliyetli Proje: Vekil Modelli MO-AOA ile

Vekil model kullanımının vekil model kullanmayan modele göre büyük ölçekli yapım projelerinin dikkate alınan DTCTP'leri çözümündeki hesaplama çabasına olan katkısının gösterilmeye çalışıldığı son örnek 291 faaliyetli yapım projesine ait olan DTCTP (Bettemir ve Birgonul, 2023)'dir.

Tablo 22 ve Şekiller 38-43 aracılığıyla sunulan sonuçlar ve grafiksel gösterimler dikkate alınan bu büyük ölçekli yapım projesine ait DTCTP'nin vekil modelli MO-AOA ile çözümü sürecine dair bilgilendirmeyi içermektedir. Tablo ve şekiller aracılığıyla sunulan tüm bu bilgilendirmeler incelendiğinde vekil modelli MO-AOA'nın diğer incelenen orta ve büyük ölçekli örneklerde olduğu gibi vekil modelsiz MO-AOA'ya göre çözüm uzayında daha az hesaplama çabası ile daha az sayıda araştırma yaparak daha iyi Pareto front çözümler üretebildiği söylenebilir. Yine daha önce incelenen örneklerde olduğu gibi vekil modelli MO-AOA, HHMH (Bettemir ve Birgonul, 2023)'ye göre hesaplama çabası açısından oldukça üstün olup probleme yönelik olarak HHMH'nin aksine tek bir çözüm değil daha dengeli bir Pareto front çözümleri sunduğu ileri sürülebilir.

Tablo 22. 291 faaliyetli yapım projesinin vekil modelli MO-AOA ile elde edilen Pareto front çözümleri.

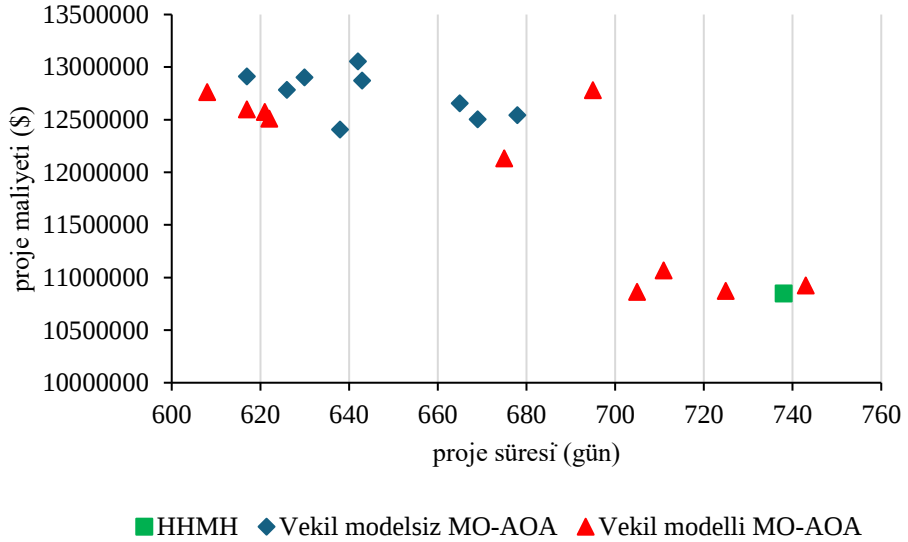
Sr. No	(Bettemir ve Birgonul, 2023)		Bu çalışma			
	HHMH		Vekil modelsiz MO-AOA		Vekil modelli MO-AOA	
	Zaman	Maliyet	Zaman	Maliyet	Zaman	Maliyet
1	738	10845950	599	13010700	695	12778568
2			669	12503300	675	12132297
3			678	12541950	705	10861626
4			638	12403550	711	11066471
5			642	13052900	608	12759883

Tablo 22'nin devamı

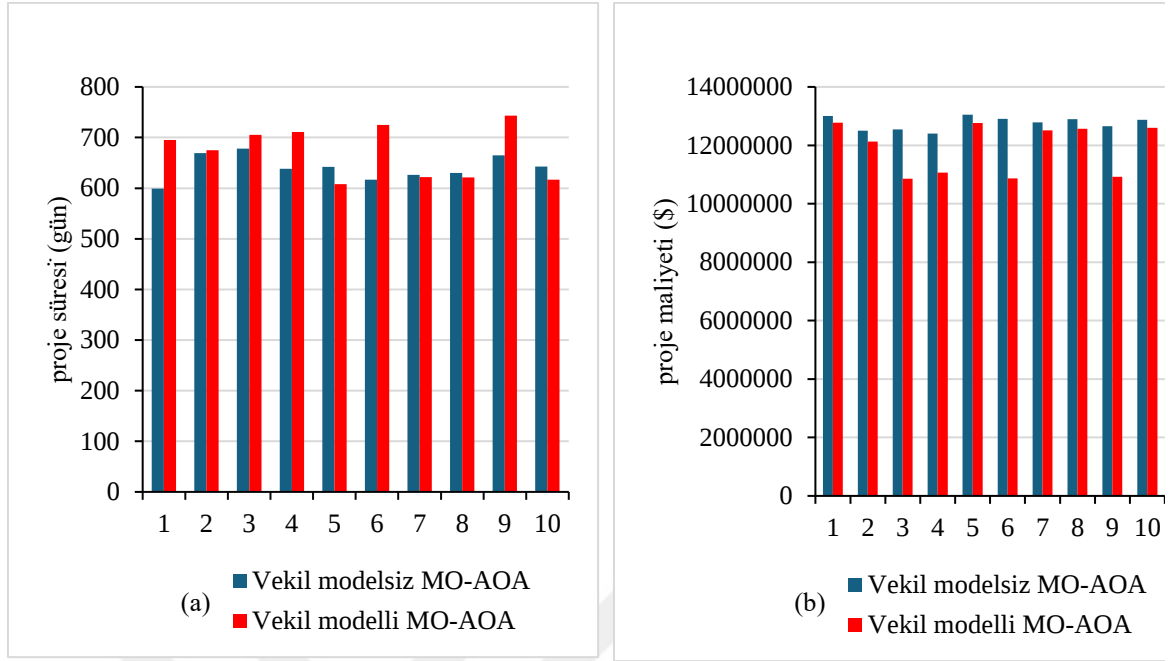
6			617	12911400	725	10871737
7			626	12783400	622	12509009
8			630	12900500	621	12571005
9			665	12654750	743	10924296
10			643	12870850	617	12597247
Popülasyon büyüklüğü			500		120	
İterasyon sayısı			200		250	
CPU süresi	-		14dak 12s			
CPU süresi*					4dak 5s	
NFE	1000000		200000		65000 ⁺	
APD (%)	10.19		17.67		9.78	

Not: * vekil model eğitim CPU süresi ile vekil modelli MO-AOA CPU süresinin toplamı; + vekil model eğitimi için kullanılan veri seti (5000) ile vekil modelli MO-AOA çözüm sürecinde yapılan araştırma sayısı (60000) toplamı

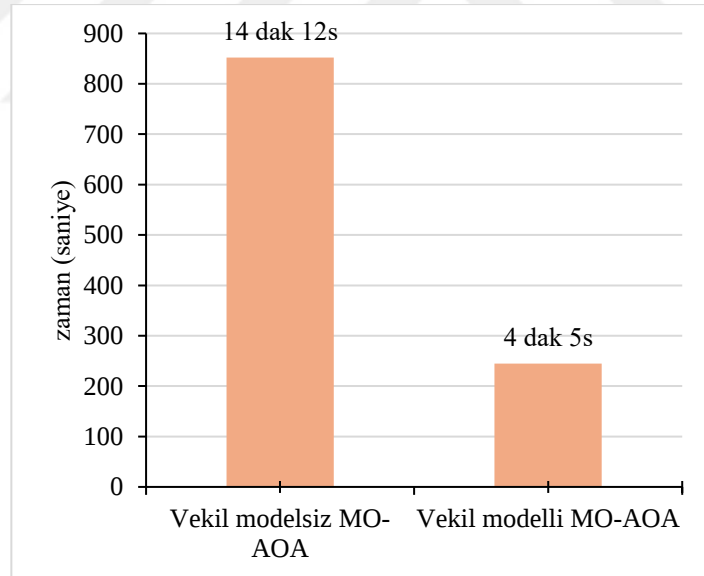
Bu sonuçlar, vekil model temelli yaklaşımın çok amaçlı optimizasyon problemlerinin çözümünde problemin karmaşıklığı arttıkça fazlalaşan tekrarlı çağırma ve gittikçe ağırlaşan hesaplama çabası yükünü vekil modelsiz modele ve HMHH (Bettemir ve Birgonul, 2023)'ye göre önemli derecede azaltarak maliyet ve süreyi dengelemedeki etkinliğini göstermektedir.



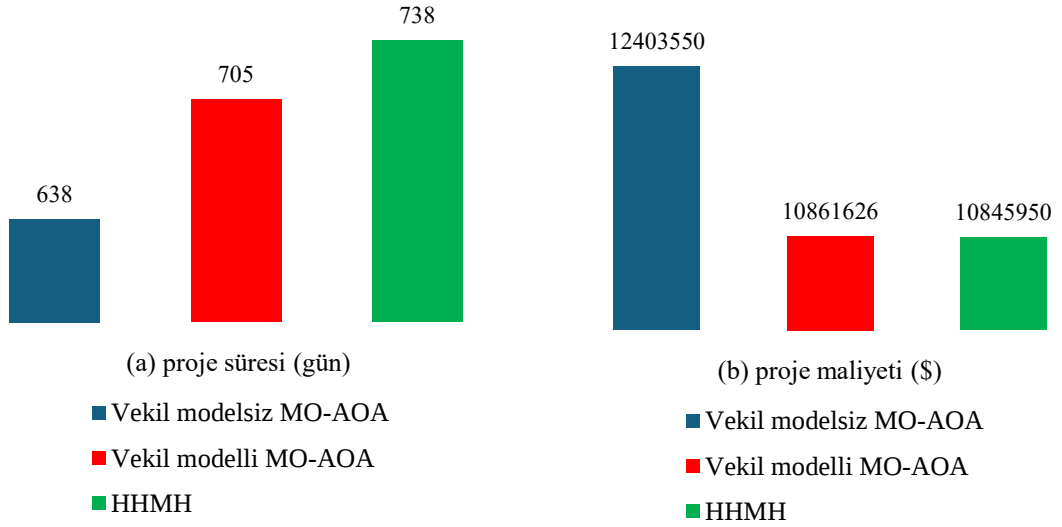
Şekil 38. 291 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz ve modelli MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri karşılaştırması



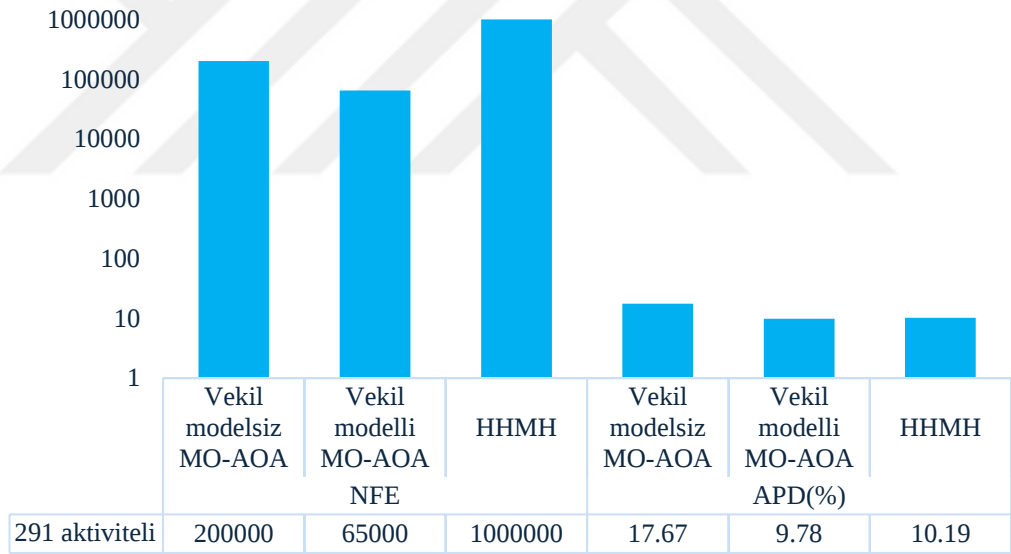
Şekil 39. 291 faaliyetli yapım projesinin vekil modelsiz ve modelli MO-AOA'sıyla elde edilen Pareto front çözümleri



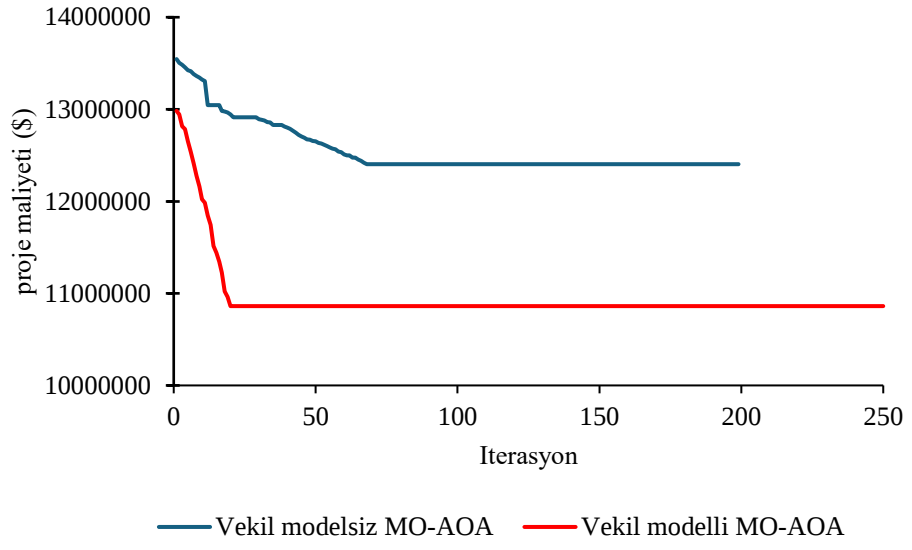
Şekil 40. 291 faaliyetli yapım projesinin çözüm sürecinin vekil modelsiz ve modelli MO-AOA'ları ile tamamlanma süreleri karşılaştırması



Şekil 41. 291 faaliyetli yapım projesinin çözüm süreci için modellerin elde ettikleri en iyi Pareto optimal çözümlerin karşılaştırması



Şekil 42. 291 faaliyetli yapım projesinin çözüm süreci için modellerin hesaplama verimlilikleri (NFE ile APD(%)) karşılaştırması



Şekil 43. 291 faaliyetli yapım projesinin çözüm sürecinde vekil modelsiz ve modellenli MO-AOA'nın yakınsama geçmişleri

4. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında yapım projelerinin tamamlanma süresi ve maliyeti arasındaki dengeyi sağlama problemi olarak bilinen TCTP'nde tekrarlı CPM hesaplama yükünün problemin ölçeği büyüdükçe artması sorununu ele alarak, sorunun çözümüne vekil model temelli bir yaklaşım sunulmuştur. Sunulan yaklaşımın farklı ölçeklerdeki yapım projelerine ait DTCTP'lemlerinin çözüm performanslarına olan etkisinin test edilebilmesi amacıyla AOA'nın bir vekil modeli (MLP) ile entegrasyonu gerçekleştirilmiştir. Bu entegrasyonun, DTCTP çözüm sürecinin zamansal verimliliğini artırıp artırmadığı gözlemlenilmiştir. Bu hibrit model, hesaplama yükünü azaltmak için AOA'nın keşif-kullanma yeteneklerini vekil modelin (MLP'nin) tahmin gücü ile birleştirmektedir. Önerilen yaklaşımın test edildiği 81, 146, 208 ve 291 faaliyet içeren yapım projelerine ait DTCTP'lemleri çözüm süreçlerinden elde edilen sonuçlar ve gözlemler vekil modelli MO-AOA'nın DTCTP'lemleri çözüm süreçleri için ihtiyaç duyulan hesaplama süresini önemli ölçüde azalttığı gösterilmiştir.

Hesaplama çabası açısından etkinlik sağlaması beklenen vekil model kullanımının çalışmada incelenen örnekler için elde edilen Pareto front çözüm setinin APD(%) değerini azalttığı gözlemlenmiştir. Vekil model kullanımının hesaplama çabasına olan katkısının yanı sıra böyle bir sonuca ulaşılmasında vekil modelin proje süresi ve toplam maliyetini tahmin etmesinden ileri gelen yaklaşıklığın AOA'yı çözüm uzayında lokal bölgelere takılmadan sıçratmasından ileri geldiği düşünülmektedir.

4.1. Katkıları

Büyük ölçekli yapım projelerine ait DTCTP optimizasyonuna yönelik mevcut yöntemler sınırlıdır ve çoğu çalışma 18'e kadar faaliyet içeren problemleri ele almaktadır (Afshar vd., 2009; Zhang ve Ng, 2012). Çok az yöntem, 630 ve 720 faaliyet içeren projeler gibi 300'den fazla faaliyet içeren gerçek hayat projelerinin DTCTP optimizasyonunu yönetebilmektedir (Liberatore vd., 2001; Aminbakhsh ve Sönmez, 2017; Eirgash vd., 2019). Daha büyük örneklerde genellikle gerçek projelerin karmaşıklığını yansıtmayan basitleştirilmiş ağlar kullanılmaktadır. Bu araştırma DTCTP optimizasyonuna yönelik var olan mevcut bilgi birikimine aşağıdaki temel katkıları sunmaktadır:

- ✓ MLP vekil modelini AOA ile entegre ederek yeni bir hibrit optimizasyon çerçevesi ortaya koymaktadır. Bu çerçeve, DTCTP çözüm sürecinin tamamlanması için ihtiyaç duyulan hesaplama süresini etkili bir şekilde azaltmaktadır.
- ✓ MLP vekil modelinin dahil edilmesi, tekrarlanan CPM hesaplamaları için ihtiyaç duyulan zamanı azaltarak, vekil modelin CPM hesaplama çıktılarına (zaman ve maliyet) verimli bir şekilde yaklaşmasını sağlayarak çözüm sürecinin erken sonlandırılması sağlanır.
- ✓ MO-AOA modeli daha önce küçük ölçekli problemler için etkin olan çözüm yeteneğini vekil model kullanımı ile orta ve büyük ölçekli problemlerin çözümünde de gösterebilir hale gelmiştir.
- ✓ Yapay olarak oluşturulan ağları kullanan önceki araştırmalardan farklı olarak, bu çalışma daha yüksek dolaylı maliyetlere ve çoklu faaliyet modlarına sahip yapım projelerine ait DTCTP'lerini incelemiştir.
- ✓ Bu araştırma, PYTHON kullanılarak DTCTP optimizasyonuna yönelik esnek bir model oluşturmuş ve bu tür problemleri ele almak için MO-AOA ile vekil model uygulamasını ilk kez tanıtmıştır.

4.2. Öneriler

Her ne kadar bu araştırma büyük ölçekli inşaat projelerinde zaman ve maliyet optimizasyonu konusunda önemli ilerlemeler kaydetmiş olsa da mevcut çalışmanın gelecekteki uzantılarında keşfedilebilecek bazı ek iyileştirmeler bulunmaktadır. Örneğin;

- Gelecekteki çalışmalar, amaç fonksiyonlarını tahmin etmek için alternatif makine öğrenimi tekniklerini, Destek Vektör Makineleri (SVM), XGBoost vb. gibi, kullanarak farklı tekniklerin tahmin ve hesaplama çabası üzerine etkinliğini araştırabilirler.
- Dikkate alınan zaman maliyet amaçlarına ek olarak kalite, güvenlik ve çevresel etkiler gibi amaçlarında dikkate alındığı ödünleşim problemlerinde vekil model kullanımının etkinliği araştırılabilir.
- Önerilen modelin, farklı yapım proje türleri ve karmaşıklıklarında kullanılabilirliği test edilebilir.

5. 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.
- Abeli, W. S., & Dykstra, D. P. (1988). Improving Work Efficiency through the Application of a Critical Path Method. *Forestry*, 61(1), 73–78. <https://doi.org/10.1093/forestry/61.1.73>
- Aboelmagd, Y. M. R. (2020). SMART critical path method as a modified detailed scheduling technique. *Journal of Engineering Sciences*, 48(1), 1–10. <https://doi.org/10.21608/jesaun.2020.107365>
- Abualigah, L., Diabat, A., Mirjalili, S., Abd Elaziz, M., & Gandomi, A. H. (2021). The arithmetic optimization algorithm. *Computational Methods in Applied Mechanical Engineering*, 376, 113609. <https://doi.org/10.1016/j.cma.2020.113609>
- 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 & Industrial Engineering*, 107250. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107250>
- 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.
- Agarwal, A. K., Chauhan, S. S., Sharma, K., & et al. (2024). Development of time–cost trade-off optimization model for construction projects with MOPSO technique. *Asian Journal of Civil Engineering*. <https://doi.org/10.1007/s42107-024-01063-3>
- Akinci, B., Fischer, M., & Kunz, J. (2002). Automated Generation of Work Spaces Required by Construction Activities. *Journal of Construction Engineering and Management*, 128(4), 306–315. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-9364\(2002\)128:4\(306\)](https://doi.org/10.1061/(asce)0733-9364(2002)128:4(306))
- Akyol, S., & Alataş, B. (2012). Güncel Sürü Zekâsı Optimizasyon Algoritmaları, Nevşehir University, *Journal of Graduate School of Natural and Applied Sciences*, 1, 36-50.
- Albayrak, G. (2020). Novel hybrid method in time–cost trade-off for resource-constrained construction projects. *Iranian Journal of Science and Technology*, Transactions of Civil Engineering, 44(4), 1295–1307. <https://doi.org/10.1007/s40996-020-00437-2>
- Alnuaimi, A. F. A. H., & Albaldawi, T. H. K. (2024). An overview of machine learning classification techniques. *BIO Web of Conferences*, 97, 00133. <https://doi.org/10.1051/bioconf/20249700133>
- 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. (2018). Heuristic and exact methods for the large-scale discrete time–cost trade-off problems, O.D.T.Ü., *Fen Bilimleri Enstitüsü*, Doktora Tezi, Ankara, Turkey.
- Aminbakhsh, S., & Ahmed, A. (2023). Optimization-based scheduling of construction projects with generalized precedence relationships: A real-life case study. *Scientia Iranica*. <https://doi.org/10.24200/sci.2023.59493.6275>
- Aminbakhsh, S., & Sonmez, R. (2017). Pareto Front Particle Swarm Optimizer for Discrete Time-Cost Trade-Off Problem. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 31(1), 04016040. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)cp.1943-5487.0000606](https://doi.org/10.1061/(asce)cp.1943-5487.0000606)
- 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. (2010). Optimization of project time-cost trade-off problem with discounted cash flows. *Journal of Construction Engineering and Management*, 137(1), 65–71. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)CO.1943-7862.0000256](https://doi.org/10.1061/(ASCE)CO.1943-7862.0000256)
- Bettemir, Ö. H., & Birgonul, M. T. (2023). Solution of discrete time–cost trade-off problem with adaptive search domain. *Engineering, Construction and Architectural Management*. <https://doi.org/10.1108/ecam-06-2022-0601>
- Bettemir, Ö. H., & Yücel. (2023). Simplified solution of time-cost trade-off problem for building constructions by linear scheduling. *Jordan Journal of Civil Engineering*, 17(2), 293–309. <https://doi.org/10.14525/jjce.v17i2.10>
- Bozorg Haddad, O., Zarezadeh Mehrizi, M., Mariño, M. A., & Mirmomeni, M. (2008). Finding the shortest path with honey-bee mating optimization algorithm in project management problems with constrained/unconstrained resources. *Computational Optimization and Applications*, 47(1), 97–128. <https://doi.org/10.1007/s10589-008-9210-9>
- Canayaz, M. (2015). Cırcır Böceği Algoritması: Yeni Bir Meta-Sezgisel Yaklaşım ve Turkey. Uygulamaları, İnönü University, *Fen Bilimleri Enstitüsü*, Doktora Tezi, Malatya, Turkey.
- Chen, Y., Zhang, X., Hong, A., Zeng, S., & Yang, K. (2023). Modeling rules of regional flash flood susceptibility prediction using different machine learning models. *Frontiers in Earth Science*, 11. <https://doi.org/10.3389/feart.2023.1117004>
- Cheng, S., Hu, G., & Chen, M.-Y. (2013). An Approach for Diversity and Convergence Improvement of Multi-Objective Particle Swarm Optimization. *Springer Berlin Heidelberg*. https://doi.org/10.1007/978-3-642-37502-6_59
- Chugh, T., Sindhya, K., Hakanen, J., & Miettinen, K. (2017). A survey on handling computationally expensive multiobjective optimization problems with evolutionary algorithms. *Soft Computing*, 23(9), 3137–3166. <https://doi.org/10.1007/s00500-017-2965-0>

- Daghighi, R., Arshad, S. A., Ensafjoe, K., & Hajialigol, N. (2024). A data-driven model for a liquid desiccant regenerator equipped with an evacuated tube solar collector: Random forest regression, support vector regression and artificial neural network. *Energy*, 295, 130932. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2024.130932>
- De, P., James Dunne, E., Ghosh, J. B., & Wells, C. E. (1995). The discrete time-cost tradeoff problem revisited. *European Journal of Operational Research*, 81(2), 225–238. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(94\)00187-h](https://doi.org/10.1016/0377-2217(94)00187-h)
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2), 182–197. <https://doi.org/10.1109/4235.996017>
- Demeulemeester, E. L., Herroelen, W. S., & Elmaghraby, S. E. (1996). Optimal procedures for the discrete time-cost trade-off problem in project networks. *European Journal of Operational Research*, 88(1), 50–68.
- Demeulemeester, E., De Reyck, B., Foubert, B., Herroelen, W., & Vanhoucke, M. (1998). New computational results on the discrete time/cost trade-off problem in project networks. *Journal of the Operational Research Society*, 49(11), 1153–1163.
- Dorigo, M., & Di Caro, G. (1999). Ant colony optimization: A new meta-heuristic. In *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation (CEC 99)* (pp. 1470–1477). <https://doi.org/10.1109/CEC.1999.782657>
- Edwards, R. E., New, J., Parker, L. E., Cui, B., & Dong, J. (2017). Constructing large scale surrogate models from big data and artificial intelligence. *Applied Energy*, 202, 685–699. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.05.155>
- Eirgash, M. A. (2018). Pareto-Front Performance of Multiobjective Teaching Learning Based Optimization Algorithm on Time-Cost Trade off Optimization Problem, Yüksek Lisans Tezi, K.T.Ü., *Fen Bilimleri Enstitüsü*, Trabzon, Türkiye.
- Eirgash, M. A. (2024). Proje Planlamasında farklı Ödünleşim Optimizasyon Problemlerinin Çözümünde Meta-sezgisel Algoritmaların Etkinliğini Artırtmaya Yönelik Yeni Öğrenme Yöntemlerinin Geliştirilmesi. K.T.Ü., *Fen Bilimleri Enstitüsü*, Doktora Tezi, Trabzon, Turkey.
- Eirgash, M. A., Vedat Toğan, & 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. <https://doi.org/10.12989/sem.2019.71.2.139>
- Elbeltagi, E., Hegazy, T., & Grierson, D. (2007). A modified shuffled frog-leaping optimization algorithm: applications to project management. *Structure and Infrastructure Engineering*, 3(1), 53–60. <https://doi.org/10.1080/15732470500254535>
- Elbeltagi, E; Hegazy, T & Grierson, D. (2005). Comparison among five evolutionarybased optimization algorithms. *Advanced engineering informatics*, 19(1), 43–53. doi.org/10.1016/j.aei.2005.01.004.

- Elish, M. O. (2012). A comparative study of fault density prediction in aspect-oriented systems using MLP, RBF, KNN, RT, DENFIS and SVR models. *Artificial Intelligence Review*, 42(4), 695–703. <https://doi.org/10.1007/s10462-012-9348-9>
- El-Rayes, K., & Moselhi, O. (1998). Resource-driven scheduling of repetitive activities. *Construction Management and Economics*, 16(4), 433–446.
- Eshtehardian, E., & Jafarian, A. (2009). Optimization of discrete time-cost trade-off problem using genetic algorithms. *Automation in Construction*, 18(5), 680–687.
- Fan, J., Du, L., Zheng, Y., & Zhao, L. (2010). Crowding-Distance-Based Multi-objective Particle Swarm Optimization. *Springer Berlin Heidelberg*. https://doi.org/10.1007/978-3-642-16388-3_24
- 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), 184–189. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)0887-3801\(1997\)11:3\(184\)](https://doi.org/10.1061/(asce)0887-3801(1997)11:3(184))
- Feng, D., Li, Y., Liu, J., & Liu, Y. (2024). A particle swarm optimization algorithm based on modified crowding distance for multimodal multi-objective problems. *Applied Soft Computing*, 152, 111280. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2024.111280>
- Fulkerson, D. R. (1961). A Network Flow Computation for Project Cost Curves. *Management Science*, 7(2), 167–178. <https://doi.org/10.1287/mnsc.7.2.167>
- Galloway, P. D. (2006). Survey of the Construction Industry Relative to the Use of CPM Scheduling for Construction Projects. *Journal of Construction Engineering and Management*, 132(7), 697–711. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-9364\(2006\)132:7\(697\)](https://doi.org/10.1061/(asce)0733-9364(2006)132:7(697))
- Garzón, A., Kapelan, Z., Langeveld, J., & Taormina, R. (2022). Machine Learning-Based Surrogate Modeling for Urban Water Networks: Review and Future Research Directions. *Water Resources Research*, 58(5). <https://doi.org/10.1029/2021wr031808>
- Geem, Z. (2010). Multiobjective optimization of time-cost trade-off using harmony search. *Journal of Construction Engineering and Management*, 136(7), 711–716. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)CO.1943-7862.0000167](https://doi.org/10.1061/(ASCE)CO.1943-7862.0000167)
- Ghawi, R., & Pfeffer, J. (2019). Efficient Hyperparameter Tuning with Grid Search for Text Categorization using kNN Approach with BM25 Similarity. *Open Computer Science*, 9(1), 160–180. <https://doi.org/10.1515/comp-2019-0011>
- Ghoddousi, P., Jooybanpour, S., Eshtehardian, E., & Javanmardi, A. (2012). Multi-mode resource-constrained discrete time–cost–resource optimization in project scheduling using non-dominated sorting genetic algorithm. *Automation in Construction*, 30, 216–227. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2012.11.014>
- Gogna, A., & Tayal, A. (2013). Metaheuristics: review and application. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 25(4), 503–526. <https://doi.org/10.1080/0952813x.2013.782347>

- Goyal, S. K. (1975). Note—A Note on “A Simple CPM Time-Cost Tradeoff Algorithm.” *Management Science*, 21(6), 718–722. <https://doi.org/10.1287/mnsc.21.6.718>
- Gu, J., Hua, W., Zhang, Z., Yu, W., & Zhang, H. (2023). Surrogate Model-Based Multiobjective Optimization of High-Speed PM Synchronous Machine: Construction and Comparison. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 9(1), 678–688. <https://doi.org/10.1109/tte.2022.3173940>
- Guo, F.-F., & Xia, Z.-Q. (2006). An Algorithm for Solving Optimization Problems with One Linear Objective Function and Finitely Many Constraints of Fuzzy Relation Inequalities. *Fuzzy Optimization and Decision Making*, 5(1), 33–47. <https://doi.org/10.1007/s10700-005-4914-0>
- Guo, L., Zhan, J., & Kou, G. (2023). Consensus reaching process using personalized modification rules in large-scale group decision-making. *Information Fusion*, 103, 102138. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.102138>
- Hashim, F. A., Hussain, K., Houssein, E. H., et al. (2021). Archimedes optimization algorithm: A new metaheuristic algorithm for solving optimization problems. *Applied Intelligence*, 51, 1531–1551. <https://doi.org/10.1007/s10489-020-01893-z>
- Hegazy, T. (1999). Optimization of construction time-cost trade-off analysis using genetic algorithms. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 26(6), 685–697. <https://doi.org/10.1139/199-031>
- Hegazy, T. (2001). Computer-based construction project management (1st ed.). Prentice Hall.
- Hegazy, T., & Menesi, W. (2010). Critical Path Segments Scheduling Technique. *Journal of Construction Engineering and Management*, 136(10), 1078–1085. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)co.1943-7862.0000212](https://doi.org/10.1061/(asce)co.1943-7862.0000212)
- Herroelen, W. S., Van Dommelen, P., & Demeulemeester, E. L. (1997). Project network models with discounted cash flows: A guided tour through recent developments. *European Journal of Operational Research*, 100(1), 97–121.
- Kadang, T., Putri, N. A., Simarmata, K., Krisvinus, K., & Hidayah, P. W. (2024). Analysis of Consultant Building Project Management Using the CPM (Critical Path Method). *Journal of Business Management and Economic Development*, 2(03), 1169–1179. <https://doi.org/10.59653/jbmed.v2i03.891>
- Kamil, S. (2021). Yapi Projelerinde Zaman Maliyet Optimizasyonu için Yeni bir Model Olarak NDS-II jaya Tekniği Önerisi, Yüksek Lisans Tezi, K.T.Ü., *Fen Bilimleri Enstitüsü*, Trabzon, Türkiye.
- Kandil, A., & El-Rayes, K. (2006). Parallel Genetic Algorithms for Optimizing Resource Utilization in Large-Scale Construction Projects. *Journal of Construction Engineering and Management*, 132(5), 491–498. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-9364\(2006\)132:5\(491\)](https://doi.org/10.1061/(asce)0733-9364(2006)132:5(491))

- Karaboga, D., Gorkemli, B., Ozturk, C., & Karaboga, N. (2014). A comprehensive survey: Artificial bee colony (ABC) algorithm and applications. *Artificial Intelligence Review*, 42(1), 21–57.
- Kaveh, A., & Zolghadr, A. (2014). Comparison of nine meta-heuristic algorithms for optimal design of truss structures with frequency constraints. *Advances in Engineering Software*, 76, 9–30. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2014.05.012>
- Kelley, J. E., & Walker, M. R. (1959). Critical-path planning and scheduling. *Papers Presented at the December 1-3, 1959, Eastern Joint IRE-AIEE-ACM Computer Conference on - IRE-AIEE-ACM '59 (Eastern)*. <https://doi.org/10.1145/1460299.1460318>
- Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks* (Vol. 4, pp. 1942–1948). Perth, WA, Australia. <https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968>
- Khodadadi, N., Snasel, V., & Mirjalili, S. (2022). Dynamic arithmetic optimization algorithm for truss optimization under natural frequency constraints. *IEEE Access*, 10, 16188–16208.
- Kong, F., & Dou, D. (2020). Resource-Constrained Project Scheduling Problem under Multiple Time Constraints. *Journal of Construction Engineering and Management*, 147(2). [https://doi.org/10.1061/\(asce\)co.1943-7862.0001990](https://doi.org/10.1061/(asce)co.1943-7862.0001990)
- Kumar, K. M., Agrawal, D., Vishwakarma, V. K., & Eirgash, M. A. (2024). Development of time-cost trade-off optimization model for Indian highway construction projects using non-dominated sorting genetic algorithm-II methodology. *Asian Journal of Civil Engineering*. <https://doi.org/10.1007/s42107-024-01157-y>
- Kumar, R., Srivastava, A., Rajak, M. K., Rajak, F., & Das, B. K. (2023). Advancement in Construction Management. *Proceedings of the International Conference on Civil Infrastructure and Construction (CIC)*, 2023(1), 334–342. <https://doi.org/10.29117/cic.2023.0046>
- Lee, H., Lee, D., Arditi, D., & Yi, C. (2015). An Advanced Stochastic Time-Cost Tradeoff Analysis Based on a CPM-Guided Genetic Algorithm. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 30(10), 824–842. <https://doi.org/10.1111/mice.12148>
- Leśniak, A., & Juszczak, M. (2018). Prediction of site overhead costs with the use of artificial neural network based model. *Archives of Civil and Mechanical Engineering*, 18(3), 973–982. <https://doi.org/10.1016/j.acme.2018.01.014>
- Li, B., Feng, L., & Dai, Y. (2021). Representation of Vapor-Liquid Equilibria Properties for Binary Mixtures Containing R1234ze(E) using Machine Learning Models. *Journal of Phase Equilibria and Diffusion*, 42(2), 231–244. <https://doi.org/10.1007/s11669-021-00874-0>
- Liberatore, M. J., Pollack-Johnson, B., & Smith, C. A. (2001). Project management in construction: Software use and research directions. *Journal of Construction*

- Engineering and Management*, 127(2), 101–107.
[https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9364\(2001\)127:2\(101\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9364(2001)127:2(101))
- Liu, D., Li, H., Wang, H., Qi, C., & Rose, T. (2020). Discrete symbiotic organisms search method for solving large-scale time-cost trade-off problem in construction scheduling. *Expert Systems with Applications*, 148, 113230.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113230>
- Liu, J., & Chen, X. (2019). An Improved NSGA-II Algorithm Based on Crowding Distance Elimination Strategy. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 12(2), 513. <https://doi.org/10.2991/ijcis.d.190328.001>
- Liu, Q., Li, N., Jia, H., Qi, Q., Abualigah, L., & Liu, Y. (2022). A hybrid arithmetic optimization and golden sine algorithm for solving industrial engineering design problems. *Mathematics*, 10(9), 1567.
- Meier, C., Walter, U., Yassine, A. A., & Browning, T. R. (2016). Optimizing time–cost trade-offs in product development projects with a multi-objective evolutionary algorithm. *Research in Engineering Design*, 27(4), 347–366. <https://doi.org/10.1007/s00163-016-0222-7>
- Meyer, W. L., & Shaffer, L. R. (1963). Extensions of the critical path method through the application of integer programming. *University of Illinois*.
- Mirjalili, S., & Lewis, A. (2016). The Whale Optimization Algorithm. *Advances in Engineering Software*, 95, 51–67. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2016.01.008>
- Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., & Lewis, A. (2014). Grey wolf optimizer. *Advances in Engineering Software*, 69, 46–61. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007>
- Mohammadi, G. (2011). Using genetic algorithms to solve industrial time-cost trade-off problems. *Indian Journal of Science and Technology*, 4(10), 1273–1278.
<https://doi.org/10.17485/ijst/2011/v4i10.11>
- Mostofi, S., & Altunışık, A. C. (2024). Surrogate model-driven estimation of adiabatic surface temperature of fire exposed suspension bridge towers. *Fire Technology*.
<https://doi.org/10.1007/s10694-024-01628-3>
- Moussourakis, J., & Haksever, C. (2004). Flexible model for time/cost trade-off problem. *Journal of Construction Engineering and Management*, 130(3), 307–314.
- Myśliwiec, P., Kubit, A., & Szawara, P. (2024). Optimization of 2024-T3 aluminum alloy friction stir welding using random forest, XGBoost, and MLP machine learning techniques. *Materials*, 17(7), 1452. <https://doi.org/10.3390/ma17071452>
- 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.

- Ogunsanya, M., Isichei, J., & Desai, S. (2023). Grid search hyperparameter tuning in additive manufacturing processes. *Manufacturing Letters*, 35, 1031–1042. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2023.08.056>
- Oukhouya, H., & El Himdi, K. (2023). Comparing machine learning methods—SVR, XGBoost, LSTM, and MLP—for forecasting the Moroccan stock market. *Computer Sciences & Mathematics Forum*, 7(1), 39. <https://doi.org/10.3390/IOCMA2023-14409>
- Parveen, S., & Saha, S. K. (2012). GA-based multi-objective time-cost optimization in a project with resource consideration. *International Journal of Modern Engineering Research*, 2(6), 4352–4359.
- Patil, A. S., Aditya Kumar Agarwal, Sharma, K., & Manoj Kumar Trivedi. (2024). Time-cost trade-off optimization model for retrofitting planning projects using MOGA. *Asian Journal of Civil Engineering*, 25, 3823–3833 (2024). <https://doi.org/10.1007/s42107-024-01014-y>
- Pham, V. H. S., Nguyen Dang, N. T., & Nguyen, V. N. (2024). Achieving improved performance in construction projects: advanced time and cost optimization framework. *Evolutionary Intelligence*, 17(2885–2897). <https://doi.org/10.1007/s12065-024-00918-7>
- Plevris, V., Solorzano, G., Bakas, N., & Seghier, M. B. (2022). Investigation of performance metrics in regression analysis and machine learning-based prediction models. *8th European Congress on Computational Methods in Applied Sciences and Engineering*. <https://doi.org/10.23967/eccomas.2022.155>
- Prager, W. (1963). A structural method of computing project cost polygons. *Management Science*, 9(3), 394–404.
- Ranković, V., Grujović, N., Divac, D., & Milivojević, N. (2014). Development of support vector regression identification model for prediction of dam structural behavior. *Structural Safety*, 48, 33–39. <https://doi.org/10.1016/j.strusafe.2014.02.004>
- Rao, R. V. (2020). Rao algorithms: Three metaphor-less simple algorithms for solving optimization problems. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 11(1), 107–130. <https://doi.org/10.5267/j.ijiec.2019.6.002>
- 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.
- Razi, N., & Ansari, R. (2024). A prediction-based model to optimize construction programs: Considering time, cost, energy consumption, and CO2 emissions trade-off. *Journal of Cleaner Production*, 445, 141164. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2024.141164>
- Saritha, M., Lavanya, M., & Reddy, M. N. (2022). Methods to predict the performance analysis of various machine learning algorithms. *Chapman and Hall/CRC EBooks*, 33–48. <https://doi.org/10.1201/9781003164265-3>

- Seada, H., & Deb, K. (2018). Non-dominated sorting based multi/many-objective optimization: Two decades of research and application. In J. Mandal, S. Mukhopadhyay, & P. Dutta (Eds.), *Multi-objective optimization* (pp. 1–28). Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-13-1471-1_1
- Si, B., Ni, Z., Xu, J., Li, Y., & Liu, F. (2024). Interactive effects of hyperparameter optimization techniques and data characteristics on the performance of machine learning algorithms for building energy metamodeling. *Case Studies in Thermal Engineering*, 55, 104124. <https://doi.org/10.1016/j.csite.2024.104124>
- Siemens, N. (1971). A Simple CPM Time-Cost Tradeoff Algorithm. *Management Science*, 17(6), B-354-B-363. <https://doi.org/10.1287/mnsc.17.6.b354>
- Sinnott, R., & Towler, G. (2019). Chapter 6 - Costing and Project Evaluation. *Chemical Engineering Design* (pp. 275–369). elsevier. <https://doi.org/10.1016/b978-0-08-102599-4.00006-0>
- Son, P. V. H., & Nguyen Dang, N. T. (2023). Solving large-scale discrete time–cost trade-off problem using hybrid multi-verse optimizer model. *Scientific Reports*, 13(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-29050-9>
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.04.019>
- Suri, P. K., & Bhushan, B. (2008). Simulator for Optimization of Software Project Cost and Schedule. *Journal of Computer Science*, 4(12), 1030–1035. <https://doi.org/10.3844/jcssp.2008.1030.1035>
- Talbi, E. G., & Amodeo, F. Y. L. (2016). Metaheuristics for Production Systems, *Springer International Publishing*, Switzerland.
- Tian, Y., Wang, H., Zhang, X., & Jin, Y. (2017). Effectiveness and efficiency of non-dominated sorting for evolutionary multi- and many-objective optimization. *Complex & Intelligent Systems*, 3(4), 247–263. <https://doi.org/10.1007/s40747-017-0057-5>
- 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. <https://doi.org/10.1007/s12205-018-1670-6>
- Toğan, V., Berberoğlu, N., & Dede, T. (2022). Optimizing discrete time-cost in construction projects using new adaptive weight formulations. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 26(2), 511–521.
- Van, E.R., & Vanhoucke, M. (2022). A reduction tree approach for the Discrete Time/Cost Trade-Off Problem. *Computers & Operations Research*, 143, 105750. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2022.105750>

- Vanhoucke, M. (2005). New computational results for the discrete time/cost trade-off problem with time-switch constraints. *European Journal of Operational Research*, 165(2), 359–374.
- Vanhoucke, M., & Debelts, D. (2007). The discrete time/cost trade-off problem: Extensions and heuristic procedures. *Journal of Scheduling*, 10(5), 311–326.
- Wang, P., Wang, K., Huang, Y., & Fenn, P. (2024). A contingency approach for time-cost trade-off in construction projects based on machine learning techniques. *Engineering, Construction and Architectural Management*, 31(11), 4677–4695. <https://doi.org/10.1108/ECAM-11-2022-1104>
- Wu, Y., & Zhou, Y. (2022). Hybrid machine learning model and Shapley additive explanations for compressive strength of sustainable concrete. *Construction and Building Materials*, 330, 127298. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2022.127298>
- Wuliang, P., & Chengen, W. (2009). A multi-mode resource-constrained discrete time–cost tradeoff problem and its genetic algorithm-based solution. *International Journal of Project Management*, 27(6), 600–609. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2008.10.009>
- Yagiura, M., & Ibaraki, T. (1996). The use of dynamic programming in genetic algorithms for permutation problems. *European Journal of Operational Research*, 92(2), 387–401. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(94\)00301-7](https://doi.org/10.1016/0377-2217(94)00301-7)
- Yang, H. H., & Chen, Y. L. (2000). Finding the critical path in an activity network with time-switch constraints. *European Journal of Operational Research*, 120(3), 603–613.
- 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.
- Yang, X. S. (2012). Flower pollination algorithm for global optimization. In *International Conference on Unconventional Computing and Natural Computation* (pp. 240–249). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Yang, X. S., & Deb, S. (2010). Engineering optimization by cuckoo search. *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation*, 1(4), 330–343.
- Ya-Ping, K., & Ying, X. (2006). Construction time-cost trade-off analysis using ant colony optimization algorithm. *Institute of Electrical and Electronics Engineers*, 2039–2044. <https://doi.org/10.1109/ICMSE.2006.314128>
- Yasear, S. A., & Ku-Mahamud, K. R. (2019). Non-dominated sorting Harris’s hawk multi-objective optimizer based on reference point approach. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 15(3), 1603–1614. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v15.i3.pp1603-1614>
- 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 time-cost tradeoff problems. *Construction Management and Economics*, 28(1), 75–88. <https://doi.org/10.1080/01446190903406170>
- 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. <https://doi.org/10.3846/13923730.2012.704164>
- Zhao, J., Peltokorpi, A., Zheng, Y., Tetik, M., & Seppänen, O. (2021). Using Real-Time Tracking of Materials and Labor for Kit-Based Logistics Management in Construction. *Frontiers in Built Environment*, 7. <https://doi.org/10.3389/fbuil.2021.713976>
- Zheng, D. X. M., Ng, S. T., & Kumaraswamy, M. M. (2004). Applying a genetic algorithm-based multiobjective approach for time-cost optimization. *Journal of Construction Engineering and Management*, 130(2), 168–176. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9364\(2004\)130:2\(168\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9364(2004)130:2(168))
- 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.
- Zhong, C., Li, G., Meng, Z., Li, H., Yildiz, A. R., & Mirjalili, S. (2024). Starfish optimization algorithm (SFOA): A bio-inspired metaheuristic algorithm for global optimization with comparing 100 optimizers. *Neural Computing and Applications*. <https://doi.org/10.1007/s00542-024-07429-4>
- Zhou, K., Chen, X., Kılınç, M. R., & Sahinidis, N. V. (2017). An efficient strategy for the activation of MIP relaxations in a multicore global MINLP solver. *Journal of Global Optimization*, 70(3), 497–516. <https://doi.org/10.1007/s10898-017-0559-0>
- Zhuang, Z., Pan, J.-S., Li, J., & Chu, S.-C. (2023). Parallel binary arithmetic optimization algorithm and its application for feature selection. *Knowledge-Based Systems*, 275, 110640. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2023.110640>
- Zou, F., Wang, L., Hei, X., Chen, D., & Wang, B. (2012). Multi-objective optimization using teaching-learning-based optimization algorithm. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26(4), 1291–1300. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2012.11.006>

6. EKLER

Ek 1. Vaka çalışmaları

Ek Tablo 1. 81 Aktiviti proje.

Akt	Öncüller	Altern 1		Altern 2		Altern 3		Altern 4		Altern 5		Altern 6	
		Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M
1		44	15500	42	18600	39	20950	37	23300	35	25650	32	26000
2		30	43750	27	46350	25	47450	22	49550	19	50400	15	51750
3		23	45500	20	48350	17	50950	14	53050	10	55650	7	56750
4		22	15500	21	17600	17	20200	16	20800	13	21900	9	24250
5		25	7500	22	9600	21	11950	19	13550	17	13900	13	14500
6		32	7000	29	7600	28	7950	26	8300	24	9900	21	12500
7	1	37	53000	34	53850	30	54950	27	55550	25	56900	21	57250
8	1, 2	29	50250	26	52350	23	54450	21	57300	17	58400	15	59500
9	3, 4	35	47000	33	49600	30	51200	29	54050	25	55150	21	56500
10	4	17	44500	15	46100	13	48950	10	49550	6	52400	3	52750
11	4, 5	30	23750	29	25850	27	26450	25	27050	24	27650	23	29750
12	6	36	53500	33	53850	30	55450	27	58300	26	61150	24	62000
13	7, 8	21	45500	18	48350	15	49450	11	50800	9	53900	6	55000
14	9	44	14000	42	14350	38	15200	35	16550	31	17150	27	18250
15	10	36	11500	3	12600	31	13950	29	16550	26	17650	24	19000
16	11, 12	43	25250	41	25850	38	28450	35	30550	32	32150	29	33000
17	12	31	16250	27	17850	23	20450	21	22800	19	23650	15	26500
18	13	42	25250	39	27600	38	29700	36	32800	33	32900	31	36000
19	14	39	32000	37	34350	34	35950	32	36050	28	36400	26	37500
20	14, 15	15	52750	13	54850	10	54950	7	55300	3	57650	2	59250
21	16, 17	39	42750	38	45850	36	47450	32	47550	30	50150	27	50500
22	17	41	14250	40	15350	36	17700	33	18800	30	21400	26	22000
23	17	38	19000	36	21100	34	21450	31	21800	28	23400	25	24250
24	18	19	8750	16	11100	13	13700	11	15050	8	17900	7	19250
25	19, 20	17	5250	15	6850	12	9700	11	11550	7	12150	3	15000
26	20	40	44000	39	45100	38	47200	35	48550	33	51150	30	53250
27	21	19	31000	16	31850	13	34200	9	35550	8	38400	7	39500
28	22, 23	26	52750	24	55600	21	56700	19	58050	15	58400	13	60500
29	24	25	49250	23	51100	21	52950	20	53800	19	55150	15	56250
30	24	38	8250	34	8350	31	8950	28	10550	25	11150	23	14000
31	24	17	25750	14	26600	11	28950	9	32050	6	33400	3	35500
32	25	15	14750	12	17100	9	18700	8	21550	7	21900	5	24500
33	26	40	21250	37	23350	35	23450	33	24300	30	25650	28	27500
34	26, 27	37	39500	36	41600	33	42450	31	45300	28	46650	25	49000
35	28	34	32250	31	33600	30	36200	29	37050	25	38650	21	39750
36	28	30	20000	28	21350	26	24450	24	25050	21	25650	18	28750
37	29	33	53750	31	56350	30	57700	27	58050	25	58150	22	61000

Ek Tablo 1'nin devamı

Akt	Öncüller	Altern 1		Altern 2		Altern 3		Altern 4		Altern 5		Altern 6	
		Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M
38	30	33	53250	29	53600	27	54450	23	55550	20	56400	17	58250
39	31	25	37500	21	39350	18	41200	17	41550	15	43400	13	43750
40	32, 33	21	30750	17	33600	13	35700	10	38300	7	41150	5	42750
41	34	22	24000	18	26350	15	28950	14	31550	12	33400	10	33500
42	35	20	39750	19	40850	18	43450	15	44550	13	46650	12	47250
43	36	26	13250	23	13850	22	14700	19	16800	17	18150	15	20750
44	36	27	37250	25	39850	24	41950	22	43800	19	46400	17	49000
45	37	18	9000	15	10350	12	10700	11	11800	9	14650	7	16250
46	36, 37	41	54000	39	56350	37	57950	36	59800	33	62650	31	64500
47	39	43	26000	41	26350	38	29450	35	29550	32	31650	29	32250
48	40	37	36000	33	37600	32	39950	31	42550	28	43150	26	44000
49	40, 41	39	54000	35	54850	32	55200	29	58050	26	60400	22	62750
50	42	43	31500	41	32600	38	35200	35	38300	33	40900	32	43500
51	43	32	6000	30	6600	28	8450	24	9800	21	12650	18	13000
52	44	38	38500	35	39850	32	40950	29	43800	26	46650	24	48250
53	45	42	51500	40	52850	38	55950	34	56050	31	58150	28	60250
54	46	44	52750	41	53350	39	54450	36	56550	33	59150	31	62000
55	47	44	37500	42	40350	41	40950	38	42550	36	44650	34	47250
56	48	26	28250	23	30350	20	32950	17	33800	13	36650	10	37000
57	49	20	6500	18	8850	17	10950	15	12550	11	14400	9	16500
58	50	25	5000	21	6350	19	8450	17	11050	14	11150	12	12250
59	51	21	24500	19	27100	18	29450	16	30050	12	30150	10	32250
60	52	41	17250	38	20100	36	23200	33	26300	31	28900	27	29500
61	53	17	16750	16	19350	15	22200	11	22550	8	23400	6	25500
62	54	35	18500	32	19100	31	22200	28	23300	26	25650	23	26500
63	55	41	27250	38	30350	35	31700	33	32550	29	34900	25	35750
64	56	40	6000	36	6350	34	6950	31	9050	29	10900	28	12250
65	57	43	35500	41	37100	38	39200	37	40300	33	41400	29	41500
66	58	16	25250	14	25600	12	27700	11	28050	8	28650	7	29750
67	59	33	54250	30	54600	28	57450	26	60300	24	63400	22	64000
68	60	25	13750	24	14850	21	16700	18	17800	14	20650	11	21250
69	60	44	53500	41	55100	37	55950	34	57300	32	58650	30	61000
70	61, 62	18	45250	16	45600	13	45700	12	47300	8	47900	5	50250
71	63	29	18750	26	18850	25	19700	23	20050	19	20900	18	21250
72	64	31	48000	28	48600	26	49700	23	52300	22	55150	20	57500
73	65	20	50750	18	53100	14	54950	12	57050	9	57650	6	59500
74	66	31	9000	29	11350	26	12450	24	12800	21	13650	18	14250
75	67,68, 69	23	36250	20	38850	16	41450	13	42050	12	43900	10	46750
76	70, 71	35	21250	33	23350	32	25200	31	26050	29	27400	26	28750
77	72	42	47000	40	47850	9	49450	36	50550	33	51400	32	52000
78	73, 74	29	41000	27	41850	24	44450	22	46050	21	47900	19	49250
79	75	44	38750	41	40850	39	41200	35	41300	34	42400	31	44000

Ek Tablo 1'nin devamı

80	76, 77	26	35000	22	37850	19	38700	16	39050	13	39900	10	42250
81	78, 79	34	34750	31	35850	27	38200	25	39550	21	40150	20	40500



Ek Tablo 2. 146 Aktiviti proje.

Akt	Öncüller	Altern 1		Altern 2		Altern 3		Altern 4		Altern 5	
		Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M
1		20	44000	18	45500	16	47000	15	47750	13	52250
2		49	11000	46	11750	44	14750	41	15500	39	20750
3		42	6500	39	11000	37	14750	35	16250	33	19250
4		35	41000	33	44750	30	47750	28	50750	25	52250
5		35	48500	33	50000	31	53000	30	54500	29	56000
6		48	9500	46	10250	45	11750	43	14000	41	17000
7		20	38000	18	39500	16	43250	14	46250	13	47000
8	1	28	5000	27	6500	25	8750	23	11750	21	15500
9	2	36	8000	34	11000	33	13250	30	14000	28	17000
10	3	24	14000	22	14750	19	19250	17	20750	14	27500
11	4	37	6500	36	7250	33	11000	32	13250	30	17750
12	5	24	29000	21	32750	18	37250	17	38750	14	41750
13	6	24	8000	22	10250	20	11750	18	14750	15	20000
14	7	43	26000	41	29750	40	31250	38	34250	37	37250
15	8	42	48500	39	53000	37	56750	34	58250	31	60500
16	9	43	39500	42	41750	39	44750	37	45500	35	47000
17	10	36	6500	35	8000	32	11750	29	12500	26	18500
18	11	38	48500	37	50750	34	52250	33	54500	32	56750
19	12	25	35000	23	37250	22	38750	20	39500	18	42500
20	13	29	41000	27	44750	25	45500	24	47000	22	50750
21	14	26	21500	24	24500	22	26000	20	29000	18	31250
22	15	20	17000	17	18500	15	20750	14	23000	12	26000
23	16	49	17000	46	22250	45	24500	43	27500	41	29750
24	17	49	48500	46	50000	44	51500	43	53750	41	55250
25	18	22	47000	19	50000	18	50750	17	52250	15	56000
26	19	21	14000	19	16250	17	19250	16	20000	13	23750
27	20	26	35000	25	36500	24	38000	22	39500	20	44000
28	21	21	44000	18	45500	16	47000	14	50000	12	52250
29	22	40	47000	39	49250	38	50750	37	53000	34	58250
30	23	41	48500	39	52250	38	53750	35	54500	33	58250
31	24	44	30500	42	32750	40	35000	39	35750	37	39500
32	25	38	23000	36	26750	34	29000	32	30500	30	34250
33	26	23	32000	21	33500	19	34250	17	37250	15	41000
34	27	39	30500	37	32750	34	35000	32	36500	30	39500
35	28	36	6500	34	8000	31	10250	29	11750	28	13250
36	29	35	11000	33	11750	32	14000	30	17000	29	18500
37	30	33	30500	31	32000	29	35000	27	38750	24	41750
38	31	48	18500	46	21500	44	23750	41	27500	39	28250
39	32	28	32000	25	35000	24	37250	23	38000	21	41750
40	33	40	29000	39	29750	38	31250	36	33500	33	35000
41	34	25	9500	23	11750	21	14000	18	16250	16	18500
42	35	46	47000	45	47750	44	49250	42	52250	40	56750

Ek Tablo 2'nin devamı

Akt	Öncüller	Altern 1		Altern		Altern 3		Altern 4		Altern 5	
		Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M
43	36	33	8000	32	9500	30	10250	27	13250	26	15500
44	37	49	48500	47	50000	46	51500	44	52250	42	53750
45	38	42	6500	41	8000	40	8750	39	10250	37	13250
46	39	36	23000	34	25250	32	28250	31	29750	29	35000
47	40	48	38000	47	38750	45	41000	44	43250	42	47000
48	41	43	27500	42	29000	40	32000	37	35000	35	37250
49	42	41	41000	40	41750	37	44000	35	46250	32	53750
50	43	32	20000	31	20750	29	23750	27	26000	24	27500
51	44	26	50000	25	52250	23	55250	22	56750	20	61250
52	45	30	9500	27	12500	25	15500	22	16250	21	17750
53	46	21	36500	18	39500	16	42500	13	47750	11	51500
54	47	26	21500	25	22250	22	26750	20	29000	18	33500
55	48	45	47000	42	52250	39	56000	38	56750	36	61250
56	49	44	20000	42	20750	41	22250	38	23750	37	26750
57	50	23	21500	21	23750	20	25250	17	26750	15	29000
58	51	31	48500	29	50750	26	51500	24	54500	21	55250
59	52	24	11000	22	14750	21	15500	19	18500	18	19250
60	53	32	9500	30	10250	28	11750	27	14000	26	16250
61	54	29	20000	27	23000	25	26000	24	28250	21	33500
62	55	47	48500	45	50000	43	52250	42	53750	40	56750
63	56	25	44000	24	44750	22	47000	21	47750	19	51500
64	57	34	12500	31	15500	28	18500	25	20750	23	23750
65	58	35	15500	33	17750	30	19250	28	22250	25	27500
66	59	36	12500	33	14750	30	18500	28	22250	27	23000
67	60	34	21500	33	23000	31	26750	28	29000	27	32000
68	61	40	47000	39	48500	37	50000	34	51500	31	55250
69	62	20	38000	19	39500	17	41750	15	45500	13	50000
70	63	27	12500	24	17750	21	21500	19	24500	17	27500
71	64	27	15500	24	16250	23	17750	21	20750	19	25250
72	65	25	14000	24	15500	22	17000	20	20750	18	25250
73	66	20	17000	19	18500	17	21500	16	23750	15	26750
74	67	49	33500	48	35000	45	38750	43	39500	41	41000
75	68	28	48500	26	51500	24	53750	21	56750	19	61250
76	69	28	38000	27	38750	25	41000	23	41750	21	44750
77	70	44	42500	42	43250	40	44750	37	49250	36	51500
78	70	32	41000	31	43250	30	44000	29	45500	27	47000
79	71	42	35000	39	38750	38	41000	36	41750	34	45500
80	71	33	20000	32	21500	31	22250	30	23000	27	25250
81	72	47	14000	45	15500	44	17000	43	18500	40	20750
82	72	40	9500	37	13250	36	15500	35	17000	32	20000
83	73	48	12500	45	15500	44	17000	41	20000	39	23000
84	73	35	20000	32	20750	29	25250	26	27500	24	30500
85	74	48	47000	47	47750	45	49250	43	50750	40	58250

Ek Tablo 2'nin devamı

Akt	Öncüller	Altern 1		Altern 2		Altern 3		Altern 4		Altern 5	
		Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M
86	74	38	14000	36	15500	34	19250	33	20750	30	26000
87	75	47	9500	45	12500	42	14000	40	17750	37	18500
88	75	30	32000	27	35750	26	37250	24	40250	23	43250
89	76	24	24500	21	26750	18	30500	15	35000	13	40250
90	76	48	26000	47	26750	44	29000	42	32000	40	34250
91	77	27	18500	24	19250	22	20000	19	23000	18	25250
92	77	41	36500	40	38750	37	42500	35	43250	34	44000
93	78	46	11000	44	13250	41	17000	40	18500	38	21500
94	78	38	35000	37	36500	35	37250	33	40250	30	41750
95	79	36	26000	35	28250	33	29000	32	30500	29	35000
96	80	34	39500	32	40250	31	41750	29	44000	27	47000
97	81	23	23000	21	25250	18	29750	16	32750	15	35000
98	82	35	33500	34	34250	32	35750	31	37250	29	41750
99	83	30	23000	27	24500	24	29000	22	31250	20	34250
100	84	50	38000	48	40250	47	41750	44	44000	41	47750
101	85	22	15500	19	17000	17	20750	15	21500	13	25250
102	86	41	18500	39	20750	37	22250	35	26000	32	32750
103	87	49	18500	48	20000	47	21500	45	23750	44	26750
104	88	20	41000	19	42500	17	43250	15	47000	13	47750
105	89	34	29000	31	32000	29	35750	26	36500	25	37250
106	90	22	12500	21	14750	19	16250	16	19250	14	23000
107	91	49	11000	47	14000	44	17750	42	20000	39	25250
108	92	30	29000	28	29750	25	32750	24	35000	22	40250
109	93	21	42500	19	44000	16	45500	15	46250	12	49250
110	94	29	39500	28	40250	26	41000	24	43250	22	46250
111	95	43	30500	42	32000	40	32750	39	34250	37	35750
112	96, 97	46	6500	44	9500	42	12500	41	14750	39	19250
113	98	30	44000	28	46250	25	48500	23	50750	20	56000
114	99	31	6500	29	7250	27	8750	25	11000	23	14750
115	100	43	29000	41	30500	40	32000	39	33500	37	37250
116	101	49	17000	46	18500	44	20750	42	23750	39	28250
117	102	24	15500	22	17750	21	20000	20	20750	17	22250
118	103	44	42500	42	45500	39	49250	38	50000	35	53000
119	104	25	32000	24	33500	21	38750	19	41000	17	42500
120	105	41	26000	39	27500	37	29750	35	31250	34	33500
121	106	31	35000	28	39500	25	43250	24	45500	22	48500
122	107	34	23000	31	26750	29	30500	28	32000	26	36500
123	108	36	48500	35	49250	33	50750	31	53000	30	55250
124	109, 110	26	21500	24	23000	22	25250	21	27500	20	29000
125	111	27	14000	26	15500	23	16250	22	17750	21	20750
126	112, 113	43	44000	41	45500	40	47750	38	51500	37	54500
127	114	47	26000	45	27500	44	29750	42	31250	40	34250

Ek Tablo 2'nin devamı

Akt	Öncüller	Altern 1		Altern 2		Altern 3		Altern 4		Altern 5	
		Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M
128	115	21	33500	20	35750	18	38000	16	41750	14	46250
129	116	21	32000	18	33500	15	38000	14	39500	13	41000
130	117	48	26000	46	28250	45	29000	43	30500	41	32000
131	118	45	36500	43	39500	42	41750	39	44000	37	45500
132	119	38	35000	36	36500	35	37250	33	38000	30	40250
133	120	21	33500	19	35750	17	38750	16	40250	14	41750
134	121	30	21500	28	24500	26	27500	25	29000	22	31250
135	122	47	39500	44	41750	42	44000	40	45500	39	47750
136	123, 124	25	14000	23	17000	21	17750	18	19250	16	23750
137	125, 126	23	17000	20	20750	17	23750	15	26750	13	29000
138	127	42	23000	40	24500	39	26000	38	26750	36	28250
139	128	45	35000	43	36500	42	38000	40	38750	38	43250
140	129	34	33500	32	36500	30	40250	28	41750	25	43250
141	130	36	8000	34	9500	32	11000	30	14000	28	19250
142	131	41	14000	38	17000	36	20000	34	23000	32	26750
143	132	34	35000	33	35750	31	38750	28	42500	26	46250
144	133	24	8000	23	9500	22	11000	20	12500	18	16250
145	134	45	33500	43	36500	41	39500	39	41750	37	42500
146	135, 136	30	29000	27	29750	25	32000	24	33500	22	38750

Ek Tablo 3. 208 Aktiviti proje.

Akt	Öncüller	Altern 1		Altern 2		Altern 3		Altern 4		Altern 5		Altern 6	
		Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M
1	-	35	7750	31	8350	29	11850	27	12350	25	15350	21	21100
2	-	44	17750	40	20350	37	24350	35	27600	34	30600	31	37350
3	-	32	44250	30	47100	26	50600	23	53350	22	56100	21	61100
4	-	42	33750	39	35850	37	38600	34	42600	31	43600	29	45350
5	-	23	33500	20	36600	19	37100	17	40850	15	44850	13	50850
6	-	37	29000	33	30600	29	34100	27	37100	25	44850	22	52850
7	1	21	30500	17	33100	14	37100	11	38350	7	40850	5	46350
8	2	35	31750	31	34350	30	37100	27	39850	23	42100	20	49850
9	3	23	19750	22	22350	19	25100	16	25850	13	30350	10	32600
10	4	29	29000	26	30850	24	35100	23	37350	20	44850	17	55100
11	4	43	43750	39	46350	37	49600	35	51100	32	57850	30	66600
12	5	23	37250	21	38100	19	38850	15	43350	12	44350	8	49100
13	6	20	19500	17	20100	14	22850	13	25600	10	28100	7	36850
14	6	41	18750	38	20350	35	24350	32	27350	29	30600	27	38600
15	7	45	25750	43	28350	41	30600	39	33850	37	35600	34	43600
16	8	26	11250	24	12350	22	15100	19	20100	17	25100	14	26350
17	9	22	10750	21	11600	18	12350	16	15100	15	21850	11	26350
18	10	41	23250	38	26350	36	27100	33	28100	29	33600	27	35350
19	11	45	22000	44	23350	43	27100	42	30850	39	36600	35	39600
20	12	38	7750	36	8100	34	9850	33	14100	29	19350	27	26100
21	12	32	31500	31	32350	28	35600	27	37600	26	40600	24	42850
22	13	42	28750	39	29850	35	32350	34	33850	32	37100	31	39850
23	14	42	34000	40	36350	36	40350	35	41850	32	43350	30	48600
24	14	42	18250	41	21100	39	24850	37	29850	34	32350	33	41350
25	14	35	25250	33	26600	31	28100	30	31100	29	34600	27	43600
26	15	30	24250	28	26100	27	26350	25	28100	22	30350	19	37600
27	16	37	9500	34	10850	31	13850	29	17100	25	18600	24	27350
28	17	23	14750	19	15850	16	17600	13	19350	10	24850	8	31350
29	17	27	22250	23	25350	21	28350	17	33100	14	34850	10	38600
30	18	29	8000	27	8100	24	9850	20	13350	17	14850	15	23350
31	19	26	41750	23	44100	21	47350	17	52350	13	57100	10	60600
32	20	22	31250	18	32600	15	36350	13	38350	11	42350	8	46600
33	21	31	17500	29	17850	26	21100	23	25600	20	29850	17	40100
34	22	25	21250	22	23850	19	24100	17	24850	15	29350	13	31600
35	22	41	12500	38	14850	35	16600	34	20350	32	23850	28	28100
36	23	38	10000	34	10600	30	14850	28	18350	26	23100	22	31850
37	24	35	44250	31	46100	28	50100	27	51350	24	54850	22	65100
38	25	33	10500	31	12100	29	14350	26	16100	25	20350	23	30600
39	25	43	39500	41	41350	40	42600	36	44100	32	50350	30	51850
40	26	30	19750	29	21100	26	24350	23	29100	19	36600	17	45100
41	27	42	26250	38	28850	36	30600	35	34600	33	36850	30	44600
42	28	43	29750	40	30850	39	34100	36	39100	33	45600	30	53850

Ek Tablo 3'nün devamı

Akt	Öncüller	Altern 1		Altern 2		Altern 3		Altern 4		Altern 5		Altern 6	
		Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M
43	29	45	40000	43	40100	42	43350	41	47850	38	49600	37	55850
44	29	42	24750	39	25350	36	28350	34	33100	31	36350	29	46350
45	30	34	35500	32	37100	30	39600	27	44850	25	46350	21	50600
46	31	39	29000	37	30600	36	33600	34	38100	31	42600	29	50350
47	32	25	28750	22	31350	18	33100	15	33600	14	40100	11	49350
48	33	24	43750	21	44100	19	47100	16	47850	14	49850	11	56100
49	34	25	40250	22	42350	19	43100	17	48350	16	51850	15	56600
50	35	20	34750	17	37350	16	39350	14	41600	12	46350	8	52100
51	36	30	36250	28	37100	26	40600	23	43100	21	46350	17	56100
52	37	40	26250	39	27350	37	29850	34	31600	30	36600	27	43850
53	38	28	20250	26	22600	24	24100	23	26100	22	29100	19	38100
54	39	40	43250	37	43600	36	46100	34	48850	31	49600	29	57100
55	39	34	31500	31	33350	29	36100	25	37850	22	43850	20	49600
56	40	31	35000	28	36350	25	38850	22	41600	19	47850	17	52600
57	41	26	44250	22	45850	20	50100	19	54350	15	55850	13	63100
58	42	43	9000	40	10600	36	13350	35	17100	33	19600	30	30100
59	43	42	27000	39	28600	35	32350	32	33350	28	36600	27	39100
60	44	32	45250	29	47850	27	50350	24	54100	23	56100	21	60350
61	45	35	34750	34	37600	31	37850	29	42100	25	44600	24	48100
62	46	37	18000	35	20350	31	22600	28	23850	26	26850	25	37100
63	47	37	41000	34	43350	31	43600	30	48600	26	53600	24	59850
64	48	40	25750	38	28100	37	31350	34	36100	30	42350	27	43850
65	49	43	38000	42	39600	39	43600	37	48350	35	55850	33	63350
66	50	24	15500	22	16100	21	17600	19	18600	16	25600	13	28600
67	51	45	36500	43	38350	40	39850	37	44100	33	45100	32	52850
68	52	21	47500	20	48850	16	50850	15	55850	12	61100	10	64600
69	53	28	8750	27	11350	24	12100	23	13850	20	16350	19	18850
70	54	29	42000	26	45100	24	45850	21	48600	18	54600	15	63100
71	55	27	29500	24	31100	22	32850	21	36600	18	41600	16	51100
72	56	35	36500	32	38100	29	40600	26	42100	25	48100	21	57600
73	57	27	20000	25	22600	22	26600	20	29600	17	35850	13	46350
74	58	37	41000	34	42850	32	44350	29	49600	26	54100	25	56600
75	59	23	31500	19	32350	16	35600	12	37850	9	43100	7	53100
76	60	33	11750	31	13100	29	14100	26	19100	22	23350	18	32600
77	61	31	29250	28	31850	26	35850	22	37850	19	45100	15	46350
78	62	29	13500	27	14350	25	15600	24	16850	21	21600	17	23100
79	63	36	30500	34	31600	32	34600	31	39600	28	46850	27	54850
80	64	27	29000	23	30100	20	32850	18	36350	14	41850	11	48850
81	65	27	32000	25	32600	23	35350	21	38600	18	44850	17	50600
82	66	41	38000	38	39100	34	39350	33	44350	31	46350	28	49100
83	67	40	17000	37	17850	35	19600	31	23350	29	25350	25	30600
84	68	41	36500	38	38850	35	42850	32	44850	28	49350	26	56600

Ek Tablo 3'nün devamı

Akt	Öncüller	Altern 1		Altern 2		Altern 3		Altern 4		Altern 5		Altern 6	
		Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M
85	69	35	38250	33	38600	31	40100	27	43350	25	49100	21	57600
86	70	22	16750	20	17600	17	18350	16	21350	12	27350	11	33850
87	70	22	26000	19	27350	17	31100	15	34850	14	38850	12	48100
88	71	31	11250	28	11600	25	14100	23	15350	20	17100	17	22100
89	72	36	15750	33	18100	30	22350	29	25850	27	32850	25	40100
90	73	32	11250	30	11350	27	14600	26	15350	22	19350	20	22100
91	74	38	20000	35	21350	32	24850	29	26600	28	34100	27	43100
92	75	23	45000	19	45850	17	46100	16	47100	12	52100	9	61600
93	76	39	11000	36	12850	33	16350	29	18850	26	20850	25	27350
94	77	23	27000	19	28100	16	31850	14	35850	12	42850	10	47850
95	78	40	37000	38	38600	34	40600	31	42350	29	47100	27	52600
96	79	28	21000	25	23600	22	27850	21	29100	18	33350	16	43100
97	80	28	14250	24	14600	20	18350	17	23350	15	29600	13	38850
98	81	25	8000	21	8850	18	9350	16	10100	14	17100	11	24100
99	82	27	10250	25	11850	23	13350	20	18850	18	22350	15	29100
100	83	31	14750	29	17850	27	18350	24	21100	22	27100	21	34100
101	84	26	34500	23	35850	21	37850	19	38600	16	44850	14	50100
102	85	41	11750	39	14100	35	16100	31	17850	28	24100	25	28850
103	86	26	23000	24	24350	21	27600	18	30600	15	32100	14	39850
104	87	21	33000	19	35850	17	39600	15	41850	12	43850	8	45350
105	88	32	46000	29	49100	28	52350	24	57850	21	60350	17	69600
106	89	42	21250	39	23100	36	23850	34	28600	31	29850	29	32600
107	90	36	24500	33	26600	29	27600	26	31100	23	37100	21	39850
108	91	44	26750	43	28600	39	30100	35	32350	32	36350	30	45350
109	92	31	33250	27	34600	25	36350	24	38100	21	40350	19	42600
110	93	22	13750	21	16600	19	19350	18	20100	17	26850	13	33100
111	94	29	32000	26	35100	25	39100	21	43350	20	47100	19	57350
112	95	33	33000	31	35350	28	39100	24	40100	21	46850	17	52100
113	96	30	11500	28	12350	27	13600	25	17850	21	20600	19	24850
114	97	27	19000	24	21350	21	22850	18	27100	15	33600	12	37350
115	98	37	44250	35	44600	31	48100	28	48850	24	55100	21	63350
116	99	44	17250	43	19100	40	22850	36	26600	33	30350	31	36600
117	100	21	47500	20	47850	18	49850	16	53350	13	54850	12	59100
118	101	25	45750	23	47350	20	50600	18	53100	17	60850	15	68100
119	102	37	35750	34	38600	32	41100	31	44600	27	46600	24	52350
120	103	42	27000	41	29100	38	31850	35	34350	32	39350	29	48350
121	104	33	34000	30	34850	26	36850	23	40350	20	41350	18	47100
122	105	27	9500	26	10100	24	10600	23	15100	21	20100	19	23850
123	106	30	18750	29	19100	27	21100	25	24350	23	29100	21	33600
124	107	26	43000	24	45850	22	46600	20	48350	18	54850	16	60600
125	108	39	18750	38	19600	36	22350	34	24600	30	26850	26	36850
126	109	24	32500	23	32850	20	33600	19	36600	17	43350	14	45600

Ek Tablo 3'nün devamı

Akt	Öncüller	Altern 1		Altern 2		Altern 3		Altern 4		Altern 5		Altern 6	
		Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M
127	110	27	8000	25	8350	23	10600	21	12100	19	14350	17	20850
128	111	39	41750	37	44350	33	46100	32	47850	29	51350	25	55350
129	112	31	11250	27	14100	24	16100	21	20850	19	28100	15	36350
130	113	44	36250	41	39100	38	42600	35	43600	32	47100	28	55600
131	114	29	19750	28	22850	26	25350	25	29100	23	31350	19	42100
132	115	44	18750	42	21600	40	21850	38	25850	35	33350	34	37600
133	116	23	22250	22	24350	19	24850	17	28600	15	31100	13	37350
134	117	35	27000	32	29350	30	32100	29	35600	25	37600	24	47100
135	118	22	43000	20	45850	18	47350	15	52100	12	53350	10	61350
136	119	39	9750	37	11100	34	12350	33	13850	32	17350	29	24600
137	120	22	29250	18	31100	17	32850	13	36100	12	38350	9	42100
138	121	39	10250	38	11600	36	12100	33	16850	31	21350	28	26850
139	122	25	45750	21	46350	18	48100	15	49350	14	56350	11	59600
140	123	38	19500	36	19850	34	23350	31	27100	28	31350	25	32850
141	124	42	30500	39	32100	35	36350	32	37100	30	43350	26	53350
142	125	40	14000	36	17100	34	17850	31	18600	29	23100	26	33350
143	126	28	17500	26	18100	23	21350	19	25850	16	28600	13	36350
144	127	23	39500	19	41350	17	42850	15	44850	13	49350	12	55350
145	128	40	23500	37	26350	33	27350	32	32100	28	37600	25	47850
146	129	32	10750	28	13600	25	14600	23	16850	21	24100	20	30350
147	130	21	9000	18	11100	15	13600	12	16350	10	21350	8	29350
148	131	44	25000	42	25600	40	26600	37	27350	33	31850	29	42600
149	132	44	19000	41	20350	39	24100	37	29600	35	34350	32	35600
150	133	24	10750	23	12600	19	14350	17	15600	15	20350	11	27100
151	134	27	15500	25	16850	22	19850	21	23600	17	31350	15	33850
152	135	28	44000	24	45850	23	49350	21	54350	17	60600	14	70600
153	136	43	38500	39	40600	36	41850	32	46850	29	50600	27	60600
154	137	35	16500	34	19100	32	22100	30	25850	28	30350	25	32350
155	138, 139	22	41250	18	42600	17	45600	14	49100	11	54850	9	57100
156	140	35	38250	32	40100	29	41100	27	46350	24	54100	21	59100
157	141	43	38750	40	39850	38	40850	34	45850	31	53100	29	54600
158	142	31	10750	27	11350	26	15350	23	18350	21	20100	17	22850
159	143	37	43750	34	44350	30	45350	26	50100	24	55350	23	56850
160	144	37	8250	34	9850	32	10600	29	14850	27	16350	25	20850
161	145	28	22750	25	23600	24	27850	21	28600	17	33350	14	37850
162	146	40	20750	38	22600	36	24850	34	28350	31	33350	30	41600
163	147	26	26000	23	26850	20	27850	18	30350	16	36850	13	47100
164	148	42	46000	41	47850	38	51350	36	53100	34	55350	31	61850
165	149	32	9750	29	12350	26	13850	24	14350	21	16350	19	23850
166	150	43	34000	41	34600	38	34850	36	38850	34	39850	32	45100
167	151	34	25750	31	28600	30	31850	29	33350	26	36350	23	38600
168	152	32	31000	29	31350	27	32100	26	34850	22	36100	19	37600

Ek Tablo 3'nün devamı

Akt	Öncüller	Altern 1		Altern 2		Altern 3		Altern 4		Altern 5		Altern 6	
		Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M
169	153	28	16250	26	18100	24	19850	21	21850	20	24850	18	26600
170	154, 155	38	32500	37	35350	34	35600	32	39350	29	42100	26	44100
171	156	32	31750	29	33600	26	36100	24	37350	22	42850	18	45600
172	157	24	39250	23	41350	19	43100	16	45600	12	46600	10	56600
173	158	43	33750	39	35100	38	38600	36	41100	33	47350	32	52850
174	159	24	28000	22	28850	21	32100	18	35850	16	42350	13	43850
175	160	26	38500	25	38600	24	42100	23	44100	21	50850	19	55850
176	161	35	37750	33	39600	31	43850	29	45600	26	47100	25	56600
177	162	37	9000	34	10100	30	10350	27	13350	23	20350	21	27100
178	163	36	34250	34	34850	31	37100	28	38850	26	41350	24	42850
179	164	39	21000	37	23350	33	25350	32	29600	30	31350	28	34100
180	165	32	46000	31	48600	30	52350	28	57600	25	61350	21	69350
181	166	35	14250	32	17350	28	17600	26	20100	23	23100	20	29600
182	167	22	41250	20	42850	19	45600	17	49600	15	56350	11	58350
183	165	37	13000	36	15100	35	16350	32	21600	31	27600	29	34850
184	169, 170	40	17000	37	18100	35	18350	32	19850	29	27100	27	28350
185	171	29	17250	27	18350	23	19600	19	21600	16	28350	12	37350
186	172	32	13000	31	14100	30	17350	27	19350	24	23350	22	33350
187	173	33	20000	30	22850	28	25600	24	30850	23	37850	20	42100
188	174	20	37250	19	37350	15	37600	12	42350	9	43350	6	52100
189	175	37	16750	36	17350	32	21100	30	25350	26	31100	24	34100
190	176	30	24000	28	25850	25	27850	22	29350	19	35100	17	41850
191	177	21	19000	19	19850	16	22350	14	26350	11	33600	9	37350
192	178	23	21750	21	22850	17	26350	16	27100	15	28100	14	33600
193	179	33	41500	30	43600	29	47600	25	50100	22	56600	18	62100
194	180	33	30750	29	33350	28	35350	27	37850	23	41100	20	46850
195	181	34	42500	31	44850	27	45100	26	47600	22	49850	20	58350
196	182	21	36250	19	36600	18	39100	15	42600	13	46350	10	54850
197	183, 184	27	45250	24	47600	22	49600	20	51600	16	56600	14	63350
198	185	33	27250	32	30100	30	32850	28	35100	25	40600	21	49850
199	186	38	16500	35	19100	33	20850	32	22100	31	27100	29	29100
200	187	24	21500	23	22100	20	23850	17	26600	14	28350	13	34100
201	188	28	14500	25	15600	22	19100	19	21600	17	28850	14	35850
202	189	25	8000	23	8600	20	11100	17	14600	15	19600	13	29100
203	190	38	27000	37	29350	34	32850	31	33850	30	39350	28	48850
204	191	44	31750	41	32350	38	33350	37	35100	34	36100	30	39100
205	192	41	9500	39	11850	37	13350	33	15600	29	22850	25	25600
206	193	42	13750	41	15600	39	17850	37	22600	34	29850	32	33350
207	194	31	25000	29	26600	27	30600	25	31350	23	38100	21	47100
208	195,196, 197	120	10750	16	11350	13	12350	9	13600	7	18350	4	28850

Ek Tablo 4. 291 Aktiviti proje.

Akt	Öncüller	Altern 1		Altern 2		Altern 3		Altern 4		Altern 5		Altern 6	
		Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M
1	-	32	38750	29	40350	25	43600	22	46350	20	50850	17	61100
2	-	42	36750	40	36850	38	38100	37	39100	36	40600	34	49350
3	-	26	33500	22	35100	20	38100	19	39100	16	46100	14	53350
4	-	35	42000	32	42350	30	43850	27	46100	23	51350	20	53850
5	-	45	37250	42	39600	39	43850	38	45850	36	49100	32	59600
6	-	42	26000	40	28350	37	29850	34	30350	32	37350	29	44850
7	-	42	14000	40	14350	38	18100	34	21850	32	24350	30	30600
8	-	42	23750	40	24100	38	25850	36	30350	32	34850	29	45600
9	-	39	17500	37	19850	33	22100	30	23600	27	25100	25	30350
10	-	34	10000	30	12350	28	16350	24	19850	22	26850	19	32850
11	-	22	44250	19	44600	16	45850	15	47350	14	54100	12	58600
12	-	25	38750	24	39600	22	42100	21	44100	18	51100	16	52350
13	1	34	35000	33	36600	31	40600	30	42850	27	45600	24	53350
14	2	30	11750	29	14600	27	16850	24	19350	22	27100	18	28100
15	3	20	35500	17	37600	15	38850	13	42600	11	49600	7	52600
16	4	36	19500	34	22350	31	24100	28	29100	25	34350	23	42850
17	5	31	24000	30	25350	29	28350	27	33350	23	35600	21	38850
18	6	41	37250	39	39350	37	42850	36	45600	33	53100	29	57600
19	6	31	46250	27	47350	24	49600	21	50350	18	53100	17	57600
20	7	35	39500	31	41350	28	45100	27	50600	24	54100	21	60350
21	8	31	14000	28	14850	24	15600	21	16350	18	19100	17	24350
22	8	23	38500	21	39100	18	39600	15	41350	14	43850	13	52100
23	9	41	41750	39	43850	36	46100	34	49600	32	52100	29	62350
24	10	37	11500	35	12100	32	14350	28	19350	25	22600	22	24100
25	11	30	23250	29	24350	26	27100	25	27600	23	28850	21	37100
26	11	35	17750	32	19350	29	20600	28	23850	26	30100	22	32350
27	12	45	21250	43	23600	39	26100	36	30600	34	32350	31	35600
28	13	35	30250	32	32100	30	33350	26	35600	22	37850	19	41850
29	14	27	14250	26	16850	23	18600	20	21350	17	24850	16	27100
30	15	35	26250	32	27100	31	28350	29	31850	28	38100	26	44350
31	16	36	17250	35	18850	34	19600	31	21600	28	25100	25	33600
32	17	33	42500	32	45350	28	46350	25	47600	24	53600	21	56850
33	18	26	40000	25	42850	22	44850	21	47850	17	51600	16	54350
34	19	32	26000	30	27600	27	28850	23	29850	21	31850	18	35100
35	20	41	30250	39	32350	37	36600	36	39100	32	45600	31	50100
36	20	36	40750	34	42100	31	43100	30	48100	28	49850	27	58100
37	21	33	8500	29	10350	25	11850	22	14350	19	21100	16	31600
38	22	35	28000	33	30100	32	30350	28	35600	27	42850	26	48600
39	23	35	38750	31	40600	28	40850	25	41850	21	45600	18	47850
40	24	31	16750	28	17850	25	18600	24	20600	21	27100	17	33350
41	25	34	8750	32	10600	28	14100	26	17100	23	22350	20	24100
42	26	32	15250	30	16600	27	19600	26	21100	22	22350	19	24100

Ek Tablo 4'nün devamı

Akt	Öncüller	Altern 1		Altern 2		Altern 3		Altern 4		Altern 5		Altern 6	
		Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M
43	27	39	18750	37	21350	34	25100	32	27100	29	27850	25	35850
44	28	33	30750	31	31600	27	32100	26	36850	23	39600	22	43350
45	29	23	34500	20	35350	18	37100	16	40100	13	47100	10	53600
46	30	39	41250	36	42350	34	44600	31	49850	27	56850	26	58850
47	31	33	46750	31	49100	28	49850	26	53100	25	54100	23	56350
48	32	35	21250	32	23350	28	26850	26	32350	23	39350	21	44100
49	33	33	28000	30	29100	27	31100	23	33350	22	40600	19	50850
50	34	32	13250	30	15600	28	18850	26	19600	25	26850	24	27850
51	35	45	32500	41	35100	38	38850	37	42100	34	45350	33	52100
52	36	41	28750	38	30600	36	31100	32	34100	31	39850	30	47350
53	37	35	35000	32	35600	30	36850	26	40100	25	43350	24	52100
54	38	30	17750	28	18350	25	21600	23	22350	19	26850	15	30350
55	39	36	28250	34	28850	31	29600	30	34350	26	36600	24	42600
56	40	27	14000	26	16100	23	20350	19	24850	16	26350	14	29100
57	41	29	37000	28	38850	24	39100	21	44100	19	48100	16	58850
58	42	43	18250	40	19350	38	20100	35	24850	32	26600	28	35100
59	43	23	39750	20	42350	17	45100	14	49600	11	56850	8	60350
60	44	29	25500	26	26350	22	30100	19	32850	18	37100	15	44100
61	45	36	31250	33	32600	30	35350	26	37350	24	44600	21	53850
62	46	29	38250	25	40350	22	44350	19	47100	17	50350	15	59350
63	47	22	31500	19	34350	16	36600	14	41100	11	45100	9	49100
64	48	25	9500	23	10350	20	11350	16	15350	14	21350	11	31850
65	49	23	28000	20	29350	17	31600	14	32600	11	35600	7	40850
66	50	20	41000	17	44100	13	48350	10	53600	6	56600	4	58600
67	51	30	27250	28	27850	26	28600	23	32600	21	34850	19	42350
68	52	35	9000	32	9350	30	12350	28	14850	26	18100	25	23600
69	53	41	18000	39	20350	37	22100	33	27100	31	32600	30	33850
70	54	44	42750	40	43100	37	47100	34	49600	31	56100	29	64850
71	55	31	43500	30	43850	28	47350	25	50350	23	52600	22	62350
72	56	43	43250	39	45850	38	48850	35	50850	34	51850	31	60600
73	57	28	11500	26	13600	22	14850	20	20100	18	25350	14	27350
74	58	35	25750	34	27600	30	29850	28	32100	25	34600	22	36850
75	59	32	38000	31	40600	28	41100	25	42100	23	44850	21	53350
76	60	28	34500	25	35100	22	36100	19	39350	18	42350	16	52600
77	61	29	38000	28	39600	26	41350	24	45850	23	50850	20	61100
78	62	31	27000	27	29350	25	30350	24	34600	22	41850	18	51850
79	63	41	14750	40	17600	37	18350	35	22100	33	28350	30	36350
80	64	29	7750	27	10350	26	12600	23	13850	20	17850	19	21600
81	65	21	15500	19	16600	16	19100	12	20350	11	26350	10	34350
82	66	44	45500	42	46850	39	47600	38	48350	35	52600	31	63600
83	67	32	14750	28	17850	26	19850	25	24100	23	24850	19	31350
84	68	38	21000	35	23600	32	24600	30	26350	29	33600	25	36600

Ek Tablo 4'nün devamı

Akt	Öncüller	Altern 1		Altern 2		Altern 3		Altern 4		Altern 5		Altern 6	
		Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M
85	69	45	16250	44	19100	40	19600	37	20600	36	27350	32	32850
86	70	31	17500	30	18100	26	20350	24	22850	23	26850	20	36600
87	71	36	25500	32	26850	28	28600	27	30350	25	36850	23	38350
88	72	33	25000	32	25600	29	28600	25	31850	23	37850	20	41600
89	73	39	12500	36	13850	33	16100	30	17850	29	25600	27	26850
90	74	43	28750	40	31350	36	35100	34	37350	31	40600	27	42100
91	75	22	11250	20	11600	18	13100	16	14600	14	17350	10	24100
92	76	40	24250	38	25600	36	26100	35	28350	33	29850	30	32850
93	77	37	45250	35	46850	33	49850	31	54600	29	59350	26	64600
94	78	36	13750	32	16100	30	16600	27	20100	23	24350	19	34850
95	79	41	31500	37	33100	35	34100	31	36100	30	43850	29	50350
96	80	24	16500	22	17350	21	21350	19	23850	16	25100	12	27100
97	81	32	16250	30	16600	26	18100	25	23350	22	29600	21	36100
98	82	38	36250	34	38850	32	40350	31	44350	28	45100	24	46350
99	83	30	40500	26	41600	22	43350	20	48100	18	49100	17	55600
100	84	25	22000	23	22350	19	23350	18	24100	16	24850	13	28100
101	85	24	24750	22	26600	19	29600	15	32100	11	35100	8	40850
102	86	32	17250	31	17850	29	18350	27	20600	24	27100	21	34600
103	87	36	19500	34	22100	32	23850	30	25350	28	27100	27	30350
104	88	29	15750	26	16350	22	17600	18	22850	16	26350	12	37100
105	89	35	30750	33	31600	29	33350	28	38100	26	44350	22	53600
106	90	25	42750	22	43850	19	44600	18	49850	16	52350	12	54100
107	91, 92	43	16750	41	18600	40	22850	36	27350	35	30850	31	36350
108	93	39	12750	37	15600	36	16600	34	18600	31	25350	28	30100
109	94	40	31750	38	33850	36	36600	33	40600	30	44350	29	55100
110	95	24	15500	21	17350	19	19350	16	22850	13	27600	10	30600
111	96	38	33000	37	33350	34	34100	32	38600	29	43100	27	44850
112	97	38	19250	34	19600	31	20850	30	23600	27	27850	24	37600
113	98	23	33500	20	34600	18	38600	16	41350	13	45350	9	46850
114	99	28	41250	26	43350	23	44350	19	45850	16	49350	15	55350
115	100	31	19000	30	21600	28	23600	26	27850	23	29100	21	35100
116	101	38	25250	34	27850	31	30100	30	30850	29	35100	27	40600
117	102	25	29750	22	30350	20	32100	18	33350	15	40350	12	48100
118	103	25	38000	23	40100	22	41100	20	43100	18	45850	16	52850
119	104	34	29500	32	31100	29	32100	28	36850	27	39100	24	47100
120	105	45	15250	42	17600	41	20350	37	21350	34	27850	31	37350
121	106	37	21250	33	21850	30	24350	27	29100	26	30100	24	41100
122	107	35	40750	33	43100	30	43850	26	47850	24	55100	22	61600
123	108	26	12000	23	14850	19	16600	15	20350	12	23350	8	29100
124	109	39	28250	36	30600	35	32100	33	34850	32	36100	28	37850
125	110	28	42750	25	44100	24	47100	22	49600	21	54850	17	57600
126	111	32	8500	28	10600	26	14850	23	19100	22	23850	20	31600

Ek Tablo 4'nün devamı

Akt	Öncüller	Altern 1		Altern 2		Altern 3		Altern 4		Altern 5		Altern 6	
		Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M
127	112	33	28500	29	28850	25	31600	23	36100	20	43600	19	47350
128	113	30	33500	27	34600	24	35100	22	38850	18	41600	15	49600
129	114	34	40500	31	43350	28	44850	26	46100	25	52350	21	55100
130	115	20	41750	19	44600	15	48100	13	49350	11	56100	9	60600
131	116	33	11250	30	12600	26	16100	23	20100	22	22100	18	25850
132	117	43	27000	40	29600	38	31100	35	34100	33	38600	32	43350
133	118	40	35000	37	36850	35	37350	32	42600	29	46850	26	54850
134	119	28	42250	26	43350	23	44350	22	46350	19	48850	16	50850
135	120	40	17750	38	18850	36	22350	32	26350	28	29600	24	40600
136	121	43	45750	41	46850	40	50600	37	55850	34	59600	32	69600
137	122	37	16250	35	18600	32	20850	30	25600	29	27850	26	37600
138	123	21	19000	18	20350	14	22600	10	26100	6	32350	5	40600
139	124	25	23500	22	24350	18	28100	17	33100	13	36850	12	41100
140	125	44	21500	41	22100	39	23850	36	27600	33	29850	32	32350
141	126	22	41000	19	41850	17	45600	16	46350	13	47600	11	53350
142	127	20	12750	17	14350	14	15600	11	17100	8	18600	4	25100
143	128	26	39750	23	40600	20	41100	16	45350	12	46600	9	57100
144	129	39	16500	38	18600	36	19600	33	24350	32	28600	30	34850
145	130	45	17500	42	20350	38	23600	36	25350	35	27350	33	30100
146	131	37	41000	35	43350	32	44100	28	45350	25	52850	23	57600
147	132	34	12000	32	13350	30	14850	27	17850	25	25100	23	31850
148	133	38	43500	35	43600	32	46850	29	49600	28	57100	24	65850
149	134	42	39000	38	41850	37	43600	35	48350	34	55100	30	65850
150	135	27	9750	23	9850	20	11600	16	15600	15	18850	12	24100
151	136	31	39500	30	42100	28	46100	27	50850	23	57600	20	67350
152	137	34	38750	31	39350	30	41350	28	44100	24	46850	21	56850
153	138	20	18000	18	21100	16	24100	13	27350	10	28350	9	31850
154	139	41	9250	38	10600	36	14350	32	18100	30	20350	28	21600
155	140	21	18750	19	19100	16	20350	13	24850	12	30350	9	34100
156	141	20	28250	19	28600	17	29600	13	31850	9	37850	8	43100
157	142	24	28500	23	30100	22	33100	20	35600	16	40350	12	44100
158	143	44	36250	40	38850	37	40100	35	44100	33	47850	30	56600
159	144	39	14250	36	15350	34	17600	32	20100	30	26600	27	37600
160	145	36	19250	33	21850	32	25350	31	27850	28	35600	24	38350
161	146	24	32250	21	34350	17	35600	15	39100	13	45850	11	54350
162	147	34	28750	31	29850	29	30600	28	34100	26	40850	23	43100
163	148	44	11250	40	14350	38	18350	35	21350	31	23850	28	30600
164	149	23	16500	21	18350	17	20100	14	22850	10	25850	6	28100
165	150	36	42250	32	45350	28	49100	27	54350	24	56850	21	58100
166	151	29	46750	27	48100	26	49850	24	52350	21	59350	19	64350
167	152	32	37250	30	39850	28	43850	25	49100	22	56100	19	61850
168	153	25	11000	23	12600	20	13600	19	15100	16	21850	13	32600

Ek Tablo 4'nün devamı

Akt	Öncüller	Altern 1		Altern 2		Altern 3		Altern 4		Altern 5		Altern 6	
		Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M
169	154	36	45750	33	47100	31	49850	27	53600	25	58850	23	62600
170	155	43	38250	41	39100	39	40100	38	44350	36	45100	35	55600
171	156	29	41750	27	42100	23	42600	20	47100	16	48600	14	59350
172	157	40	15500	38	18100	35	19350	33	21350	30	27350	28	30350
173	158	31	32250	29	32600	28	34600	25	36850	22	42100	20	46850
174	159	31	29750	28	29850	26	30100	24	30850	22	35600	19	44100
175	160	24	11000	21	12350	20	12850	17	17850	16	25100	15	35600
176	161	25	13750	21	14100	19	14600	17	20100	14	24100	12	32100
177	162	25	17500	24	20350	22	22350	20	26600	18	30600	15	39850
178	163	36	31250	34	31600	31	33850	29	37100	25	40350	22	50600
179	164	32	33750	29	36600	26	37350	25	41850	23	48600	20	58600
180	165	29	18000	26	18850	22	22600	18	25600	14	31600	11	35100
181	166	26	43750	25	44850	23	45350	20	47850	18	52850	17	54850
182	167	36	29750	33	32600	32	36100	29	39100	26	44350	23	49600
183	168	38	17000	35	19100	31	19850	29	23350	27	26350	24	27850
184	169	34	29000	30	32100	27	34100	24	37850	22	40350	18	47600
185	170	25	47250	24	48350	20	50350	17	55350	16	58850	12	63100
186	171	41	31500	40	34100	37	37850	34	42350	31	45100	29	48600
187	172	28	18000	27	18600	26	22600	25	28100	21	29350	20	39350
188	173	28	44750	27	45100	24	45850	22	47350	18	52350	16	56850
189	174	25	45250	24	46850	21	50850	18	53100	15	56100	12	57350
190	174	42	23500	39	25600	37	26600	36	30600	32	35600	29	45600
191	175	38	45750	34	47100	32	48100	28	50350	26	53600	22	63850
192	176	45	23000	43	25850	40	27600	39	31100	35	38350	32	48600
193	176	33	24500	29	25600	27	28350	26	29350	22	35850	20	45850
194	177	45	37500	44	39600	40	41850	37	46600	35	47600	31	51850
195	178	25	22750	21	24100	17	24850	16	26850	13	27600	12	35850
196	179	24	21250	23	22600	20	23600	16	24600	13	30100	9	37100
197	180	31	16000	28	17600	27	19350	23	23600	21	28850	19	35850
198	181	41	24000	38	26350	35	30100	32	34100	30	37100	26	43600
199	181	29	46750	28	48350	27	50600	25	52350	23	54850	22	57350
200	180	22	32000	20	33350	18	36350	15	39850	12	42850	9	47850
201	183	40	43000	36	44850	33	46100	30	49600	27	55600	24	62600
202	184	41	9000	40	11350	39	12850	37	17850	35	23100	33	27100
203	185	21	14750	18	15100	16	15600	15	17100	13	21600	9	27600
204	186	24	26750	20	27100	17	29600	15	32100	12	34100	10	43100
205	187	40	14750	39	17350	35	18350	32	23100	29	28850	28	34600
206	188	23	16000	19	18850	16	22100	15	23100	12	29850	11	40350
207	189	43	39000	41	40600	37	44100	33	45600	32	50100	28	60350
208	190	33	15500	31	17850	29	18850	26	22600	24	28350	21	33350
209	191	35	39250	32	41100	30	42100	29	46100	28	51350	24	60350
210	192	40	31000	36	32100	33	36100	31	37600	27	44600	23	48850

Ek Tablo 4'nün devamı

Akt	Öncüller	Altern 1		Altern 2		Altern 3		Altern 4		Altern 5		Altern 6	
		Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M
211	193	37	24250	35	24600	32	26350	29	31100	27	34850	23	40600
212	194, 195	30	36500	28	37850	26	39850	24	44100	22	47100	20	52850
213	196	26	17250	23	20100	20	23850	18	26850	15	28350	12	37350
214	197	25	28750	21	29100	17	30350	15	33600	13	37350	10	42850
215	198, 199	22	23250	20	24600	16	25350	15	27350	12	29850	10	37600
216	200	23	8250	20	10100	17	10350	16	11100	13	17600	10	27100
217	201	25	31250	21	33850	20	34350	17	35600	14	39600	13	41350
218	202, 203	32	28250	28	31100	26	32850	24	35100	23	40350	20	50850
219	204	41	45000	39	45600	36	47850	34	52350	30	56850	28	64100
220	205	40	12250	39	15100	35	17100	32	18350	31	19600	30	27350
221	206	32	44000	28	46100	26	49350	23	53850	20	61100	17	65600
222	207	28	16250	26	17850	24	19600	23	21350	19	27850	16	33600
223	208, 209	38	16500	36	18350	33	21100	31	25850	29	31850	26	34350
224	210	35	26750	31	29100	30	32100	28	35850	27	38850	26	43600
225	211	30	17000	26	18600	25	21600	24	26600	22	33850	18	40850
226	212	45	35750	42	37350	41	41350	39	44350	36	49350	32	55350
227	213	41	28000	38	31100	34	33600	32	36350	29	40350	27	44350
228	214, 215	34	31250	30	33600	26	36600	24	37350	20	38850	17	44600
229	216	40	41250	36	42600	33	45100	32	48100	28	55350	26	60850
230	217	39	25000	37	27100	36	29850	34	32350	33	33100	29	43350
231	218	41	21000	38	21350	35	24600	33	29100	31	31850	29	38850
232	219	21	18250	18	20600	16	21850	14	25350	11	31350	7	41350
233	220	24	41000	21	43100	20	46350	19	48100	17	50350	14	53850
234	221	34	12750	32	13600	29	17600	26	20350	23	25100	19	30350
235	222	23	35000	21	36350	20	39850	16	45100	13	48350	9	49600
236	223	20	7750	18	7850	14	8600	11	13600	9	18350	7	27850
237	224	26	35250	24	36600	21	37350	18	38100	16	42350	12	50100
238	225	22	19000	18	20350	16	21850	13	27100	9	30350	8	40100
239	226	35	28750	34	28850	33	32100	32	35600	28	38350	25	49100
240	227, 228	22	47500	21	49100	19	50850	17	56100	15	61600	11	69850
241	229	21	37250	20	39600	18	40600	16	44850	14	48350	12	57100
242	230	22	13500	21	13600	19	14350	17	15350	14	19850	13	21100
243	231	27	22250	25	24350	23	28350	21	31600	18	36350	14	38100
244	232	43	10000	41	12850	37	15100	34	19600	31	24850	27	33350
245	233	45	27500	42	28850	39	30600	37	32850	35	38350	32	48600
246	234	22	20500	18	23100	16	24600	12	29850	10	34350	8	42350
247	235	25	13000	23	13350	20	14100	18	16600	16	22350	15	26100
248	236	27	30750	25	33350	23	37350	20	40100	16	44350	13	49350
249	237	35	26000	34	28100	32	28600	29	33850	26	38600	23	40100
250	238	30	16500	29	18600	26	20350	24	21100	22	28100	19	30100
251	239, 240	43	32000	41	33850	38	35600	35	39850	34	42100	33	51350
252	241	23	32250	21	34100	18	37850	14	41100	13	45100	12	51850

Ek Tablo 4'nün devamı

Akt	Öncüller	Altern 1		Altern 2		Altern 3		Altern 4		Altern 5		Altern 6	
		Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M	Z	M
253	242	36	16000	32	17350	30	19350	27	22850	25	29600	22	39100
254	243	34	20250	32	22100	29	25100	26	27850	25	31350	24	41100
255	244	32	21750	29	24600	26	27600	22	29350	20	34350	16	35350
256	245	36	39250	33	39600	32	41850	31	44850	30	47600	26	55600
257	246	21	28000	19	29350	16	33350	13	35100	10	41100	6	48850
258	247	41	35250	38	35850	37	37600	35	42100	32	46350	30	53600
259	248	25	16500	22	18100	18	20600	14	26100	12	31100	8	37100
260	249, 250, 251	36	11000	34	11350	31	12850	30	17350	27	24100	25	26600
261	252	44	42750	40	43600	37	44100	33	49100	30	55100	28	61600
262	253	32	31750	28	34600	24	36850	22	39850	19	43600	16	45850
263	254	25	40250	21	41850	18	44350	14	46100	13	47850	10	51600
264	255	36	44750	34	45100	33	46100	30	48850	28	51850	26	53600
265	256	41	27250	38	30100	37	32600	33	37850	32	43350	29	50850
266	257	23	12750	20	12850	16	13850	14	16350	13	18850	10	29850
267	258	34	12250	31	13350	29	13850	27	18600	25	26350	24	27600
268	259, 260	41	26250	39	28600	35	29850	32	31850	30	32850	29	39100
269	261	20	29500	18	32600	15	34100	11	34850	10	41850	7	44850
270	262	20	9250	18	11100	15	15350	14	18350	10	23350	7	33600
271	263	40	36750	37	38600	36	42350	34	43600	31	49600	30	50850
272	264	40	41500	38	42350	35	45850	32	49600	31	52350	28	62850
273	265	28	23500	27	23850	23	25350	22	26600	21	33850	20	44850
274	266	45	31750	42	33350	39	34850	36	39600	35	41600	34	51850
275	267, 268	22	8000	20	10600	18	14100	15	15850	12	18350	9	24100
276	269	44	37250	42	38350	41	40600	40	43850	38	47100	35	56850
277	270	33	13000	31	14600	29	18350	28	23850	24	26350	21	30350
278	271	22	41500	20	43850	18	45350	15	49100	14	55100	12	60600
279	272	28	14000	26	16600	24	17350	22	20100	20	26850	17	36600
280	273	41	37750	39	39850	36	42350	33	47100	31	52350	27	63100
281	274, 275	39	22000	38	23850	34	27600	32	28350	28	35350	27	37850
282	276	21	24250	17	24850	16	25100	15	30350	14	35100	11	36100
283	277	23	29000	22	31350	21	34600	19	35850	18	39100	15	49350
284	278	24	7750	21	10600	17	14850	14	16600	11	17350	8	24850
285	279	20	32250	19	34600	17	36100	16	37100	12	40100	11	44850
286	280, 281	36	19750	34	20100	32	21850	31	25600	29	26600	26	32350
287	282	35	30250	32	31850	28	32850	26	36100	23	41350	21	49350
288	283	30	19000	28	20100	25	21100	21	24350	18	26350	14	32100
289	284	30	22500	29	24600	27	28100	25	29350	24	34600	21	38350
290	285	41	45250	38	48100	35	50600	33	52850	29	57100	28	63350
291	286	35	14000	34	15850	31	16600	28	17600	25	22100	22	31100

Ek 2. Çalışmada inçelenen projelerin vekil modelsiz ve vekil modelli Pareto optimal sonuçları

Ek Tablo 1. 81 Aktivitile proje

PF	Zaman	Maliyet	
1	349	3498500	3 1 1 1 1 6 6 1 1 1 6 4 3 3 3 6 6 6 3 6 6 6 1 6 6 1 6 6 6 2 1 2 2 1 3 6 1 3 6 5 6 1 3 6 1 1 1 3 4 2 2 6 1 6 2 2 1 1 1 4 1 1 1 6 6 6 1 1 6 1 6 2 2 2 6 6 2 1 6 4 6

Ek Tablo 2. 146 Aktivitile proje

PF	Zaman	Maliyet	
1	539	6631500	1 3 5 2 1 1 1 1 3 5 1 1 2 1 5 5 5 5 2 1 2 5 5 5 5 1 5 1 4 4 5 3 4 1 1 1 5 5 2 2 1 1 5 3 1 1 2 3 5 1 1 4 1 5 1 4 5 5 1 1 1 1 1 5 1 5 3 1 3 3 1 3 1 1 1 1 5 5 1 5 4 5 5 1 5 1 4 1 1 1 3 1 1 1 1 5 5 2 5 5 1 5 1 3 5 3 1 1 1 5 5 1 1 1 1 1 1 3 1 1 1 1 3 2 3 1 3 1 1 5 3 5 3 4 1 5 5 1 1 1 1 1 5 1

Ek Tablo 3. 208 Aktivitile proje

PF	Zaman	Maliyet	
1	462	8529200	1 3 1 1 1 6 6 6 1 4 1 2 1 6 1 6 2 6 5 1 5 4 6 1 2 1 5 1 6 1 6 1 1 6 4 1 5 3 4 1 2 6 6 4 1 1 5 1 3 1 1 6 3 1 1 1 4 5 1 3 1 6 1 1 1 1 1 1 1 6 6 1 1 1 5 1 1 1 3 1 6 4 6 1 2 1 1 1 4 5 1 2 1 2 6 6 1 6 2 1 1 5 1 1 1 6 3 1 1 1 1 1 6 1 1 4 3 3 1 1 3 6 6 4 1 6 1 1 1 1 3 1 1 6 1 5 2 4 1 1 6 6 5 1 2 1 1 4 1 4 1 6 1 2 1 3 1 5 6 1 6 6 3 1 3 1 1 6 1 6 1 6 3 6 2 1 6 6 6 3 5 5 6 5 5 6 6 6 6 1 6 6 1 1 4 1 4 4 1 6 1 6 1 6 1 4 1 6

Ek Tablo 4. 291 Aktivitile proje

PF	Zaman	Maliyet	
1	638	12403550	2 6 1 1 1 3 1 4 6 1 1 5 2 1 1 3 1 1 6 5 5 6 6 4 6 5 6 4 6 4 1 3 1 5 3 1 1 6 2 6 5 4 1 3 1 5 1 6 6 1 2 6 1 5 5 1 1 5 1 2 6 2 1 4 1 2 4 1 6 3 5 2 5 5 1 6 1 2 3 1 1 4 1 6 1 6 6 1 6 6 4 6 6 6 3 4 6 1 3 1 6 4 1 1 1 1 4 6 4 1 2 1 1 2 1 4 3 6 1 6 6 1 1 3 1 6 3 5 6 1 5 6 1 4 6 1 1 4 4 6 5 6 2 1 1 6 4 1 6 3 3 5 1 5 1 3 6 4 1 6 3 5 6 1 6 6 2 1 4 5 4 2 1 6 3 3 3 5 4 1 3 5 2 6 1 1 5 6 6 3 1 6 6 1 1 6 1 1 3 6 6 6 2 6 1 1 1 2 5 6 1 5 1 6 3 2 6 6 2 6 1 1 1 1 2 6 1 3 1 6 1 1 6 6 1 4 3 6 3 5 1 5 3 3 6 1 5 5 1 6 6 5 1 4 3 1 3 3 5 1 6 4 4 1 1 1 6 1 1 1 6 6 1 6 2 6 1 6 4 6 3 1 2 5 6 1 6 4 6 6

ÖZGEÇMİŞ

Abdikarim Said SULUB, 2013 yılında Amoud Üniversitesi İnşaat Mühendisliği Bölümünde başladığı lisans eğitimini 2017’de tamamlayarak mezun oldu. Aynı yıl, Uluslararası Beder Üniversitesi (Beder International University) Proje Yönetimi alanında ikinci bir lisans derecesi aldı. Mezuniyetinin ardından, 2017-2018 yılları arasında Soma İnşaat Şirketi'nde saha mühendisi olarak çalıştı. 2019-2021 yılları arasında ise Gollis Üniversitesi'nde akademisyen olarak görev yaptı. 2021 yılında Abdikarim, Türk Bursları ve İslam Kalkınma Bankası’nın ortak burs programını kazanarak 2022 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi İnşaat Mühendisliği Bölümünde yüksek lisans yapmaya başladı. Abdikarim, Somali anadilinin yanı sıra İngilizce, Türkçe ve Arapça dillerini akıcı bir şekilde konuşmaktadır.

Yayınlar

- A1. Sulub, A. S., Mostofi, F., & Toğan, V. (2024). Utilizing arithmetic optimization algorithm for optimizing time and cost in construction projects. *Journal of Construction Engineering, Management & Innovation*, 7(4), 336–353.
<https://doi.org/10.31462/jcemi.2024.04336353>
- A2. Sulub, A. S., Eirgash, M. A., & Toğan, V. (2024). An arithmetic optimization algorithm based on opposition jumping rate for time-cost trade-off optimization problems. *Asian Journal of Civil Engineering*. <https://doi.org/10.1007/s42107-024-01227-1>
- A3. Sulub, A. S., & Eirgash, M. A. (2024). Development of FDB-based Multi-objective Oppositional Slime Mould Algorithm for Time-Cost Trade-off Optimization Problems. *8th International Student Science Congress*, 31 October - 3 November 2024, Gaziantep.
- A4. Toğan, V., Sulub, A. S., Eirgash, M. A., & Mostofi, F. (2025). Project scheduling to minimize the time and cost in large-scale construction projects with repulsion-based improved arithmetic optimization. *Soft Computing*. (Under review).
- A5. Sulub, A. S., & Eirgash, M. A. (2024). Development of FDB-based Multi-objective Oppositional Slime Mould Algorithm for Time-Cost Trade-off Optimization Problems. *Frontier of Structural*. (Submitted).
- A6. Sulub, A. S., Mostofi, F., & Toğan, V. (2025). Surrogate assisted trade-off problem in large-scale construction projects.(preparing).