



**ÜRETİM SİSTEMLERİNDE BAKIM PLANLAMA
KAPSAMINDA ARIZALARIN
SINIFLANDIRILMASI VE ARIZA ZAMANI
TAHMİNİ**

Ozan SAĞLAM

Yüksek Lisans Tezi

Makine Mühendisliği

Ana Bilim Dalı

Dr. Öğr. Üyesi Çağatay TEKE

Doç. Dr. Murat ÇOLAK

2025

(Her Hakkı Saklıdır)

T.C.
BAYBURT ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
MAKİNE MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI
MAKİNE MÜHENDİSLİĞİ TEZLİ YÜKSEK LİSANS PROGRAMI

ÜRETİM SİSTEMLERİNDE BAKIM PLANLAMA KAPSAMINDA ARIZALARIN
SINIFLANDIRILMASI VE ARIZA ZAMANI TAHMİNİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Ozan SAĞLAM

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Çağatay TEKE

İkinci Danışman: Doç. Dr. Murat ÇOLAK

KABUL VE ONAY

Dr. Öğr. Üyesi Çağatay TEKE ve Doç. Dr. Murat ÇOLAK danışmanlığında, Ozan SAĞLAM tarafından hazırlanan “Üretim Sistemlerinde Bakım Planlama Kapsamında Arızaların Sınıflandırılması ve Arıza Zamanı Tahmini” başlıklı bu çalışma, 26.06.2025 tarihinde yapılan savunma sınavı sonucunda oy birliği ile başarılı bulunarak jürimiz tarafından Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

Başkan : Dr. Öğr. Üyesi Sinan MARAŞ

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Çağatay TEKE

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Erman Kadir ÖZTEKİN

Bu tezin kabulü Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Yönetim Kurulu’nun/...../20... tarih ve 20...../.....-..... sayılı kararıyla onaylanmıştır.

Doç. Dr. Bünyamin ALIM
Enstitü Müdürü

BEYANNAME

Bayburt Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü tez yazım kılavuzuna göre Dr. Öğr. Üyesi Çağatay TEKE ve Doç. Dr. Murat ÇOLAK danışmanlığında hazırlamış olduğum “Üretim Sistemlerinde Bakım Planlama Kapsamında Arızaların Sınıflandırılması ve Arıza Zamanı Tahmini” başlıklı yüksek lisans tezimin bilimsel etik değerlere ve kurallara uygun, özgün bir çalışma olduğunu, aksinin tespit edilmesi halinde her türlü yasal yaptırımını kabul edeceğimi beyan ederim.

26.06.2025

Ozan SAĞLAM



ÖN SÖZ

Bu çalışmanın her aşamasında bana yol gösteren ve bilgi ile deneyimlerini cömertçe paylaşan Sayın Dr. Öğr. Üyesi Çağatay TEKE ve Doç. Dr. Murat Çolak’a; bu çalışma boyunca sadece danışman değil, aynı zamanda bir mentor olarak sabırlı yaklaşımı ve bilimsel tutumuyla bu tezin kalitesini artırarak akademik gelişimime büyük katkılarda bulunduğu için teşekkür ederim.

Eğitim hayatım süresince üzerimde emeği bulunan tüm hocalarıma minnettarlığımı ifade etmek isterim. Çalışmamın ülkemize değerli katkılarda bulunmasını içtenlikle arzu ederim.

Ozan SAĞLAM

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ÜRETİM SİSTEMLERİNDE BAKIM PLANLAMA KAPSAMINDA ARIZALARIN SINIFLANDIRILMASI VE ARIZA ZAMANI TAHMİNİ

Ozan SAĞLAM

Bayburt Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

Makine Mühendisliği Ana Bilim Dalı

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Çağatay TEKE

İkinci Danışman: Doç. Dr. Murat ÇOLAK

Bayburt-2025, Sayfa: 48

Bu çalışma, verimliliği etkileyen başlıca sorunları belirlemek için bir üretim tesisindeki sorunları, özellikle makine arızalarına odaklanarak değerlendirmekte ve sınıflandırmaktadır. İlk olarak, geçmiş arıza verileri Pareto analizi kullanılarak niceliksel olarak analiz edilmiş, arızalar sıklık ve toplam duruş süresine göre sıralanmış ve yağ yönetim sisteminin arızaların en önemli nedeni olduğu ortaya çıkmıştır. Günümüz imalat endüstrisindeki yüksek rekabet göz önüne alındığında, özellikle yağ yönetimi gibi kritik sistemleri içeren makine arızaları, üretim planlamasını ve bakımı etkileyerek iş operasyonları üzerinde önemli etkilere sahiptir. Bunu ele almak için, çalışma ayrıca yağ yönetim sisteminin arızaları için bir tahmin modeli geliştirmeyi amaçlamıştır. Geçmiş 150 arıza kaydı kullanılarak, Weibull dağılımının arıza sürelerini modellemeye uygunluğu, Minitab yazılımı ortamında, En Küçük Kareler Yöntemi (LSM) ve Maksimum Olabilirlik Yöntemi (MLE) ile değerlendirilmiştir. MLE en doğru yöntem olarak belirlenmiş, verimli bakım planlaması ve etkili arıza yönetimi için gerekli olan güvenilir arıza süresi tahminleri sağlayarak, sonuçta arızayla ilgili maliyetleri en aza indirmeyi ve üretim çalışma süresini en üst düzeye çıkarmayı amaçlamıştır.

Anahtar Kelimeler: Pareto analizi, arıza sınıflandırması, bakım planlaması, weibull dağılımı, arıza zamanı tahmini, en küçük kareler yöntemi, maksimum olabilirlik yöntemi.

ABSTRACT

M. SC. THESIS

CLASSIFICATION OF FAILURES AND FAILURE TIME ESTIMATION WITHIN THE SCOPE OF MAINTENANCE PLANNING IN PRODUCTION SYSTEMS

Ozan SAĞLAM

Bayburt University

Institute of Graduate Studies

Department of Mechanical Engineering

Thesis Advisor: Assist. Prof. Dr. Çağatay TEKE

Second Thesis Advisor: Assoc. Prof. Dr. Murat ÇOLAK

Bayburt-2025, Pages: 48

This study evaluates and categorizes problems in a manufacturing plant to identify the major problems affecting productivity, with a particular focus on machine failures. First, historical failure data is quantitatively analyzed using Pareto analysis, the failures are ranked according to frequency and total downtime, and it is revealed that the oil management system is the most important cause of failures. Given the high competition in today's manufacturing industry, machine failures, especially those involving critical systems such as oil management, have significant impacts on business operations by affecting production planning and maintenance. To address this, the study also aimed to develop a prediction model for failures of the oil management system. Using 150 past failure records, the suitability of the Weibull distribution for modeling downtime was evaluated using the Least Squares Method (LSM) and Maximum Likelihood Estimation Method (MLE) in Minitab software. MLE was determined to be the most accurate method, providing reliable downtime predictions necessary for efficient maintenance planning and effective failure management, ultimately aiming to minimize failure-related costs and maximize production uptime.

Keywords: Pareto analysis, failure classification, maintenance planning, weibull distribution, failure time estimation, least squares method, maximum likelihood method.

İÇİNDEKİLER

KABUL VE ONAY.....	II
BEYANNAME	III
ÖN SÖZ	IV
ÖZET	V
ABSTRACT	VI
İÇİNDEKİLER.....	VII
TABLOLAR.....	VIII
ŞEKİLLER.....	IX
KISALTMALAR.....	X
SİMGELER.....	X
GİRİŞ.....	1
Araştırmanın Konusu ve Problemi	3
Araştırmanın Amacı	3
Araştırmanın Önemi ve Gerekçesi	3
Araştırmanın Sınırlılıkları	4
Varsayımlar	4
BİRİNCİ BÖLÜM.....	5
1. KURAMSAL ÇERÇEVE.....	5
1.1. LİTERATÜR ÖZETİ	5
1.2. BAKIM PLANLAMA	9
İKİNCİ BÖLÜM	18
2. YÖNTEMLER.....	18
2.1. PARETO ANALİZİ	18
2.2. EN KÜÇÜK KARELER YÖNTEMİ	24
2.3. MAKSİMUM OLABİLİRLİK YÖNTEMİ	28
2.4. WEIBULL DAĞILIMI	32
ÜÇÜNCÜ BÖLÜM.....	37
3. BULGULAR.....	37
SONUÇ VE ÖNERİLER	43
KAYNAKÇA.....	44
ÖZ GEÇMİŞ	48

TABLÖLAR

Tablo 1: Arızı Bakım ve Önleyici Bakım Karşılaştırması.....	14
Tablo 2: Uygulamada Kullanılan Arıza Verileri	37
Tablo 3: Arıza Türlerinin Türkçe Karşılığı ve Arıza Verileri	38
Tablo 4: Yağ Yönetim Sistemi Geçmiş Arıza Kayıtları	40



ŞEKİLLER

Şekil 1: Bakım Planlama Departmanının Diğer Departmanlarla Olan İlişkisi	11
Şekil 2: ÖB Akış Şeması.....	13
Şekil 3: Arızı Bakıma Ait Akış Diyagramı.....	14
Şekil 4: Örnek Bir PdM yapısı.....	16
Şekil 5: RCM Yapısının Şematik Gösterimi.....	17
Şekil 6: Pareto Analizi Uygulama Adımları	19
Şekil 7: Pareto Analizine İlişkin Bir İnfografi	21
Şekil 8: LSM Yönteminin Bakım Planlamadaki Kullanım Amaçları.....	28
Şekil 9: MLE Yönteminin Bakım Planlamadaki Kullanım Amaçları	31
Şekil 10: Weibull Dağılımının Kullanım Alanları.....	33
Şekil 11: Banyo Küveti Eğrisi	34
Şekil 12: Oluşturulan Pareto Grafiği.....	39
Şekil 13: LSM Yöntemiyle Weibull Dağılımı Parametre Tahmini	41
Şekil 14: MLE Yöntemiyle Weibull Dağılımı Parametre Tahmini	41

KISALTMALAR

LSM	: En Küçük Kareler Yöntemi
MLE	: Maksimum Olabilirlik Yöntemi
AD	: Anderson Darling
ÖB	: Önleyici Bakım
AB	: Arızı Bakım
RCM	: Güvenilirlik Merkezli Bakım
WASPAS	: Bulanık Ağırlıklandırılmış Birleşik Çarpım Değerlendirmesi
YSA	: Yapay Sinir Ağı
HTEA	: Hata Türleri ve Etki Analizi
FBD	: Balık Kılçığı Diyagramı
OEE	: Genel Ekipman Etkinliği
FMECA	: Failure Mode, Effects, and Criticality Analysis
RPN	: Risk Öncelik Numaraları
CMMS	: Bilgisayarlı Bakım Yönetim Sistemi
PdM	: Kestirimci Bakım
FMEA	: Failure Mode, Effects Analysis
BAHP	: Bulanık Analitik Hiyerarşi Prosesi
TKY	: Toplam Kalite Yönetimi
İK	: İnsan Kaynakları
IoT	: Nesnelerin İnterneti

SİMGELER

X	: Tasarım Matrisi
β	: Şekil Parametresi
y	: Çapraz vektör
ε	: Hata Terimi
η	: Ölçek Parametresi
L(θ)	: Olabilirlik Fonksiyonu
γ	: Konum Parametresi

GİRİŞ

Günümüzün rekabetçi endüstriyel ortamında, üretim tesisleri karlılığı ve rekabet avantajını korumak için sürekli olarak üretkenliği ve verimliliği optimize etmeye çalışmaktadır. Bu hedeflere ulaşmanın merkezinde makine ve ekipman güvenilirliğinin etkin yönetimi yer almaktadır. Özellikle beklenmedik arızalardan kaynaklanan makine duruş süreleri, üretim programlarını önemli ölçüde aksatır, bakım maliyetlerini yükseltir ve genel operasyonel verimliliği azaltır. Sonuç olarak, kapsamlı arıza analizi ve önleyici bakım stratejileri, ekipman arızalarına katkıda bulunan faktörleri önceden tespit etmeyi ve azaltmayı amaçlayan modern endüstriyel yönetim uygulamalarının temel unsurları haline gelmiştir.

Makine güvenilirliği, verimlilik, maliyet yönetimi, kaynak tahsisi ve hatta kurumsal itibar dahil olmak üzere üretim yönetiminin çeşitli yönlerini doğrudan etkiler. Kritik ekipmanlardaki arızalar üretim hatlarını durdurarak önemli mali kayıplara, teslimatların gecikmesine ve müşteri memnuniyetinin azalmasına yol açabilir. Bu nedenle, makine arızalarının nedenlerini ve sıklıklarını anlamanın yanı sıra bunların meydana geleceğini doğru bir şekilde tahmin etmek, etkili bakım planlaması ve üretim çizelgelemesi için hayati önem taşır.

Makine güvenilirliğine katkıda bulunan çok sayıda alt sistem arasında yağ yönetim sistemleri, yağlama, soğutma ve mekanik bileşenlerin düzgün çalışmasını sağlamadaki rolleri nedeniyle özellikle kritik olarak ortaya çıkmaktadır. Yağ yönetim sistemi arızaları genellikle karmaşıktır ve kontaminasyon, sızıntılar, yanlış bakım ve yağlayıcı özelliklerinin zamanla bozulması gibi birbirine bağlı çeşitli sorunlardan kaynaklanır. Bu tür arızalar yalnızca doğrudan ekipman hasarına neden olmakla kalmaz, aynı zamanda birden fazla sistem bileşeninde ikincil hasarlara yol açarak yayılabilir.

Endüstriyel makinelerde yağ yönetim sisteminin önemi göz önüne alındığında, bu çalışma ayrıntılı arıza analizinin önemini vurgulamaktadır. Araştırmanın ilk aşaması, duruş sürelerinin ve verimsizliğin birincil kaynaklarını tespit etmek için belirli bir üretim tesisindeki sorunların sistematik olarak tanımlanmasını, kategorize edilmesini ve sayısallaştırılmasını içermektedir. Yapılandırılmış nicel bir yaklaşım kullanılarak, tesisten geçmiş arıza verileri titizlikle toplanır ve Pareto analizi kullanılarak analiz edilir. Bu istatistiksel teknik, en kritik arıza modlarını sıklıklarına ve kümülatif duruş sürelerine göre sıralayarak etkili bir şekilde vurgular. Pareto prensibi veya 80/20 kuralı, sorunların yaklaşık %80'inin genellikle potansiyel nedenlerin yaklaşık %20'sinden kaynaklandığını öne sürer. Bu ilkedен yararlanmak,

yöneticilerin ve bakım ekiplerinin kaynaklarını ve müdahalelerini stratejik olarak önceliklendirmelerini ve en etkili sorunlara odaklanmalarını sağlar.

Bu ilk analitik aşamadan elde edilen sonuçlar, incelenen üretim ortamında makine arızalarının en önemli kaynağı olarak yağ yönetim sistemini açıkça ortaya koymaktadır. Bu bulgular, arıza oranlarını ve ardından üretim üzerindeki olumsuz etkilerini en aza indirmek için yağ yönetim sistemlerine yönelik hedefli bakım ve iyileştirme çabalarının gerekliliğinin altını çizmektedir.

Yağ yönetim sisteminin kritik bir arıza noktası olarak tanımlanmasının ardından, çalışma daha proaktif ve öngörücü bir yaklaşıma doğru ilerlemektedir. Potansiyel arıza olaylarının doğru bir şekilde tahmin edilmesinin ve böylece reaktif bakımdan önleyici bakım stratejilerine geçilmesinin gerekliliği vurgulanmaktadır. Önleyici bakım, arızaları meydana gelmeden önce öngörmek için geçmiş verilerden, istatistiksel analizlerden ve gelişmiş modelleme tekniklerinden yararlanır. Bu yaklaşım plansız duruş sürelerini önemli ölçüde azaltır, ekipman ömrünü uzatır ve kaynak tahsisini optimize eder.

Bu çalışma, etkili önleyici bakım uygulamalarını kolaylaştırmak için, güvenilirlik verilerini analiz etmek ve çeşitli mekanik bileşenlerin arızalanma süresini modellemek için yaygın olarak tanınan bir istatistiksel araç olan Weibull dağılımının uygulanabilirliğini değerlendirmektedir. Weibull dağılımı, farklı arıza modellerini temsil etme esnekliği ve ekipmanın yapısına ve yaşına bağlı olarak artan, azalan veya sabit arıza oranlarını modelleme kapasitesi nedeniyle güvenilirlik analizi için özellikle uygundur. Arıza sürelerindeki içsel değişkenliği yakalayan Weibull dağılımı, önleyici tedbirler için eyleme geçirilebilir bilgiler sağlar.

Weibull modelinin pratik uygulaması için, araştırma, tesisin yağ yönetim sistemine özgü 150 geçmiş arıza kaydından oluşan kapsamlı bir veri setini kullanmaktadır. Ayrıntılı geçmiş veri seti, arızadan önceki çalışma saatleri ve arızaların niteliği gibi temel değişkenleri içermektedir. Bu veriler, farklı parametre tahmin yöntemlerinin güvenilirliğini ve etkinliğini değerlendirmek için deneysel bir temel oluşturmaktadır.

Bu çalışmada yürütülen istatistiksel analiz, endüstri mühendisliği ve kalite yönetimi uygulamalarında yaygın olarak benimsenen sağlam bir istatistiksel araç olan Minitab yazılım platformunun yeteneklerinden yararlanmaktadır. Weibull dağılımı için öne çıkan iki parametre tahmin yöntemi En Küçük Kareler Yöntemi (LSM) ve Maksimum Olabilirlik Yöntemi (MLE) dir. Bu yöntemler, arıza sürelerinin modellenmesindeki etkinliklerini ve doğruluklarını belirlemek için değerlendirilmiş ve karşılaştırılmıştır.

Bu çalışmanın sonuçları, üretim endüstrisindeki bakım yönetimi için önemli çıkarımlara sahiptir. Kuruluşlar, ekipman arızalarını doğru bir şekilde tahmin ederek planlanmamış arıza sürelerini önemli ölçüde azaltabilir, acil onarımlarla ilgili maliyetleri en aza indirebilir ve genel operasyonel verimliliği artırabilir. Ayrıca, tahmine dayalı analitiğin bakım yönetimine entegre edilmesi, dijitalleşme ve Endüstri 4.0 teknolojilerinin benimsenmesine yönelik daha geniş endüstri eğilimleriyle uyumludur.

Sonuç olarak, bu araştırma geleneksel reaktif bakım yaklaşımlarındaki kritik bir boşluğu ele almakta ve arıza zamanını yüksek doğrulukla tahmin etmenin güvenilirliği ve üretkenliği artırmadaki önemli avantajlarını ortaya koymaktadır. Üretim tesisleri, yağ yönetimi gibi kritik sistemlerin arızalarını sistematik olarak belirleyip analiz ederek ve doğru tahmin modellerini benimseyerek, makine arıza süreleriyle ilişkili riskleri önemli ölçüde azaltabilir, operasyonel maliyetleri düşürebilir ve zorlu endüstriyel ortamda rekabet avantajını koruyabilir.

Araştırmanın Konusu ve Problemi

Bu araştırma, endüstriyel üretim tesislerinde makine arızalarının en yaygın ve kritik nedenlerinden biri olarak öne çıkan yağ yönetim sistemleri üzerine odaklanmaktadır. Özellikle bu sistemlerde meydana gelen arızaların üretim hattındaki duruş sürelerini artırarak verimliliği ve kârlılığı olumsuz etkilediği tespit edilmiştir. Araştırmanın temel problemi; yağ yönetim sistemlerinde yaşanan arızaların nedenlerini doğru bir şekilde analiz etmek, bu arızaların üretim üzerindeki etkilerini belirlemek ve söz konusu arızaların meydana gelme olasılıklarını doğru tahmin ederek kestirimci bakım stratejilerinin uygulanabilirliğini ortaya koymaktır.

Araştırmanın Amacı

Bu çalışmanın amacı; bir üretim tesisindeki yağ yönetim sistemi arızalarının istatistiksel analizini yaparak, bu arızaların temel nedenlerini ve tekrar oranlarını belirlemek, ardından elde edilen verilerle Weibull dağılımı kullanarak arıza sürelerini modellemektir. Böylece, üretim sürecinde öngörülemeyen duruşları önlemek amacıyla kestirimci bakım stratejileri geliştirilmesi hedeflenmektedir. Bu sayede arızaların daha meydana gelmeden tespiti mümkün olacak, bakım süreçleri daha etkin planlanacak ve operasyonel maliyetler azaltılacaktır.

Araştırmanın Önemi ve Gerekçesi

Makine ve ekipman güvenilirliği, günümüz sanayisinde rekabet avantajını korumanın ve sürdürülebilir üretim sağlamanın temel gerekliliklerinden biridir. Bu bağlamda araştırma, üretim hattındaki en kritik sistemlerden biri olan yağ yönetim sistemine odaklanarak, bu

alandaki bakım ve arıza önleme çalışmalarına bilimsel bir katkı sunmaktadır. Özellikle önleyici bakım stratejilerinin geleneksel reaktif yöntemlere kıyasla sağladığı avantajlar nedeniyle bu çalışma hem teorik hem de pratik açıdan yüksek öneme sahiptir. Ayrıca araştırma, dijitalleşme ve Endüstri 4.0 uygulamalarıyla entegre çalışmalara da zemin hazırlamaktadır.

Araştırmanın Sınırlılıkları

Bu araştırma, yalnızca belirli bir üretim tesisine ait arızalarla sınırlıdır. Elde edilen veriler yalnızca bu tesisin geçmiş arıza kayıtlarını içermekte olup, farklı sektör veya tesislerde benzer sistemlerde yaşanabilecek arızaların türleri, nedenleri ve sıklıkları farklılık gösterebilir. Ayrıca, önleyici bakım modellemesinde yalnızca Weibull dağılımı kullanılmış; diğer istatistiksel ya da yapay zekâ temelli modelleme yöntemleri değerlendirme kapsamı dışında bırakılmıştır. Kullanılan analizler, mevcut verinin doğruluğu ve eksiksizliğine bağlıdır; eksik veya hatalı veriler sonuçların güvenilirliğini etkileyebilir.

Varsayımlar

1. Çalışmada kullanılan arıza verilerinin doğru, eksiksiz ve sistematik şekilde kaydedildiği varsayılmaktadır.
2. Tespit edilen arızalar, yalnızca yağ yönetim sistemi kaynaklıdır ve başka sistemlerden etkilenmemiştir.
3. Weibull dağılımı, yağ yönetim sistemine ait arıza verilerinin karakteristiklerini temsil etmede uygun bir istatistiksel modeldir.
4. Arıza sonrası yapılan müdahaleler (bakım/onarım) aynı standart ve yöntemle gerçekleştirilmiştir.
5. Tesisin çalışma koşulları, veri toplama süresi boyunca büyük değişiklik göstermemiştir.

BİRİNCİ BÖLÜM

1. KURAMSAL ÇERÇEVE

1.1. LİTERATÜR ÖZETİ

Çalışma kapsamında literatür araştırması yapılırken, mevcut literatür, bakım planlama, pareto analizi, weibull dağılımı parametrelerinin belirlenmesi açısından incelenmiş ve buna göre bir literatür özeti oluşturulmuştur.

Çakırkaya ve Acar (2023), çalışmalarında makarna üretimi yapan üç vardiya sisteminde faaliyet gösteren firmanın üretim hattının ilk 5 aylık verilerini incelemiş ve sınıflandırmışlardır. Sınıflandırma sonucunda arızanın giderilme süresi, tekrarlama sayıları ve bunlara ait yüzdeler elde edilmiştir. Pareto analizi ile işletmenin hangi noktalara ağırlık vermesi gerektiğine dair öneride bulunulmuştur.

Aydın ve Teke (2016), yaptıkları çalışmada bir lastik fabrikasının üretim hattındaki lastik hamurunun elde edilmesi sürecinde ortaya çıkan duruşların üretim kayıpları üzerine en fazla duruş süresine sahip sebeplerin belirlenebilmesi için Pareto analizi kullanılmıştır. Pareto analizi ile arıza kaynaklı duruşları önem derecesine göre sıralamışlardır. Bu sayede işletmede arızaların hangilerinin yakından takip edilmesi gerektiği, hangilerinin orta derecede önemde olduğu ve hangilerinin çok fazla önem arz etmeyen arızalar olduğunu ortaya çıkarmıştır.

Sekhar ve Shaikh (2015), otomotiv sektöründe halka dişli/esnek plaka montajı imalatında kaynak kusurlarının azaltılmasına yönelik Pareto bazlı bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. Analiz, sorunların neden kaynaklandığını ortaya çıkarmıştır. Bu hatalar kök neden araştırmaları kullanılarak sistematik olarak ortadan kaldırılmıştır. Alınan önlemler, halka dişli/esnek plaka düzeneklerinin kaynak hatalarına dayalı reddedilmesinde ciddi azalmalarla sonuçlanmıştır.

Sağır vd. (2019), üretim hattındaki en önemli arızayı buldukları çalışmalarında çok kriterli karar verme tekniklerinden faydalanmışlardır. Üretim işletmesindeki ilgili hatta ait üç yıllık arıza verilerini incelemiş ve bu verileri karar verme probleminin alternatifleri olarak belirlemişlerdir. Daha sonrasında üretim hattındaki bakım uzmanlarına danışarak alternatifleri değerlendirmek için kullanılacak kriterleri belirlemişlerdir. Bulanık Analitik Hiyerarşi Prosesi (BAHP) kullanılarak belirlenen her kriteri birbirleriyle ikili olarak karşılaştırmış ve her bir kriterin ağırlığı hesaplanmıştır. Alternatif sıralanmasının girdileri her bir alternatif, tüm kriterler açısından değerlendirilmiştir. Alternatiflerin sıralanması için ise Bulanık Ağırlıklandırılmış Birleşik Toplam Çarpım Değerlendirmesi (WASPAS) yöntemi kullanılmıştır.

Kaynak (2022), çalışmasında Arıma, Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Hibrit Arıma-YSA modellerini kullanarak bir gıda firmasının üretimini en çok kesintiye uğratmakta olan kurutma hattındaki plansız duruşları ortadan kaldırmak ve kestirimci bakım planı oluşturmak için makine arıza tahmini üzerinde çalışmıştır. 3 aylık arıza verileri ile yapılan çalışmada hibrit modelin diğer modellere göre daha verimli sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

Konu hakkında diğer bir çalışma da ise Bahar (2021), tekstil sektöründeki bir firmanın yastık dolum makinesine ait 2 yıllık verilerini Weibull dağılımı ile önleyici bakım sürelerini belirlemiştir. Ayrıca arıza tipleri ile öznitelikler arasındaki ilişki bağıını göstermek için de birliktelik kuralını kullanmıştır. Çalışmanın sonucunda Weibull dağılımı ile önleyici bakım sürelerini ve bu sürece ait bütçeyi de dikkate alan bir karar destek sistemi oluşturmuştur.

Savunma sanayi sektöründe çalışma yapan Zeytin (2020), havacılık sektöründe kullanılan güvenilirlik merkezli bakım uygulamasını zırhlı kara araçlarının süspansiyon sistemleri üzerinde bir örnek geliştirmiştir. Türk Ordusu Zırhlı Muharebe Araçları'nın saha arıza kayıtları içerisinde süspansiyon sistemine ait veriler incelenmiş ve sınıflandırılırken Hata Türleri ve Etkileri Analizi'nin (HTEA) geliştirilmesinde kullanılmıştır. Veriler Realisoft yazılımı ile uygun dağılımlar seçilip hesaplanmış ve HTEA'nin benzeri bir bilgi formu hazırlanmıştır. Çıkan sonuçlar ışığında zırhlı paletli araçların süspansiyon sistemi için güvenilirlik merkezli bakım planı oluşturulmuştur. Çalışma sonucunda güvenilirlik merkezli bakım çalışması ile hazır bulunuşluk süresinde %6'lık bir iyileşme ve sahada yaşanan yıkıcı şiddete sahip arızaların tamamen engellenmesi sağlanmıştır.

Teke (2018) yaptığı çalışmada ise Taguchi ve Bulanık Uzman Sistem yöntemi ile bir çimento fabrikasının imalat sürecindeki verileri kullanarak sisteminin modellenmesinde simülasyon yaklaşımından faydalanmıştır. Çalışma sonucundaki veriler varyans analizi kullanılarak değerlendirilmiş ve %25 kontrol oranına sahip fırsatçı bakım politikasının sürekli-proses tipi imalat sistemlerinde önleyici bakıma göre toplam çıktı miktarı açısından daha iyi bir performans verdiği ortaya konmuştur.

Özpar (2007), makine parçalarında meydana gelen yorulma kırılmalarının ömürlerini istatistiksel yöntemlerle değerlendirmeyi ve bu sayede makine parçalarının ömürleri hakkında bilgiye sahip olmayı ve kıyas yapmayı amaçlamıştır. Çalışmada Weibull analiz çizimini yapmış ve Wöhler eğrisi oluşturarak kıyaslamalar yapılmıştır. Deney noktalarının sayısının fazla olması, daha güvenilir sonuçlar elde edilmesini sağlar. Endüstride yaygın olarak kullanılan Weibull ve Wöhler eğrileri pratik yöntemlerle çizilmiş ve sonuçları değerlendirilmiştir. Makine parçalarının ömürleri, belirli güvenilirlik seviyelerinde çizilen diyagramlar kullanılarak birikimli hasar teorilerine göre değerlendirilmiştir.

Varol (2013) tarafından yapılan arařtırmada, ticari havacılıkta motorların bakım zamanlarının Weibull analizi ile öngörölmesi incelenmiřtir. Bu kapsamda, motorların öngörölmemeyen hasarlanma ve servis dıřı kalma zamanları hesaplanmıřtır. Çalışmada, Weibull parametrelerinin hesaplanmasında grafik metodu kullanılmıř ve Excel Microsoft Office 2010 programı ile hesaplamalar hızlandırılmıřtır. Pareto Analizi ile en önemli etkiye sahip servis dıřı kalma sebepleri sınırlandırılmıřtır. Ayrıca, kiralama adayı bir uçağın motorları incelenmiř ve kira süresi boyunca motorların ağır bakım gerektirme riskleri hesaplanmıřtır. Bu çalışma, havayolu řirketlerinin motor bakım maliyetlerini güvenlikten ödün vermeden düşürmelerine ve operasyonel verimliliklerini artırmalarına yardımcı olmayı amaçlamaktadır.

İncel vd. (2019) tarafından yapılan arařtırmada, bir makinenin tarihsel arıza verileri kullanılarak Weibull dağılım parametreleri belirlenmiřtir. En küçük kareler yöntemi ve maksimum olabilirlik tahmin yöntemi kullanılarak hesaplanan Weibull dağılım parametrelerinin, řirketlerin bakım planlama faaliyetlerine katkı sağlamaı beklenmektedir.

Danacı vd. (2009), küçük örnek hacimleri için güven aralıkları ve alt sınırlarının tahmin edilmesinin önemini vurgulamaktadır. Çalışmada, tamamlanmıř veriler için Weibull uyumluluk testlerini yapan, Weibull parametrelerinin ve yüzdelerinin en çok olabilirlik ve ağırlıklı en küçük kareler yöntemleriyle nokta tahminlerini ve benzetime dayalı güven aralığı tahminlerini gerçekleřtiren algoritmalar geliřtirilmiřtir. Bu algoritmalar, kullanıcı tarafından belirlenen deđerler için benzetim deneyleri çalıştırarak tahminleri makul sürelerde hesaplama imkânı sunmaktadır.

Knights (2001) çalışmasında, bakım planlamada en yaygın kullanılan araçlardan biri olarak Pareto histogramlarını ele almıř; arıza kodlarının görelı maliyet veya duruř sürelerine göre sıralanmasını sağlasa da, eğilim karşılařtırmalarında ve baskın değıřkenlerin (frekans, ortalama duruř süresi, onarım maliyeti) eř zamanlı analizinde yetersiz kaldığını vurgulamıřtır. Bu eksiklikleri gidermek üzere, logaritmik saçılım diyagramları önerilmiř; böylece sık tekrarlanan ancak düşük maliyetli arızalar ile nadir ancak yüksek maliyetli arızalar aynı grafikte ayrıřtırılarak kök neden analizine daha güçlü bir görsel destek sunulabileceğı gösterilmiřtir.

Zhao vd. (2022) üç ařamalı bir vaka çalışması üzerinden Pareto analizi, Balık Kılçığı Diyagramı (FBD) ve Genel Ekipman Etkinliğı (OEE) metriklerinin entegrasyonunu incelemiřtir. İlk ařamada, üretim hattındaki arıza ve kalite sorunları Pareto diyagramında frekans ve maliyet bazında sıralanmıř, ikinci ařamada FBD ile bu sorunların kök nedenleri analiz edilmiř, üçüncü ařamada ise önerilen düzeltici önlemler uygulama öncesi ve sonrası OEE üzerinden karşılařtırılmıřtır. Sonuçlar, kritik arıza modlarının hedef odaklı ele alınmasıyla genel OEE deđerinin %12 puan artıř gösterdiğini ve bakım kaynaklarının %30 daha etkili

kullanıldığını ortaya koymuştur. Bu bütünleşmiş yöntem, arıza sınıflandırma ve önleyici bakım planlamasında kapsamlı bir yol haritası sunmaktadır.

Egbe vd. (2024) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, hava kompresörlerinde bakım kaynaklarını optimize etmek amacıyla Pareto analizi ve Failure Mode, Effects, and Criticality Analysis (FMECA) yöntemleri kombine edilmiştir. Araştırma, Nijerya’da bir petrol rafinerisinde işletilen kompresörlerden elde edilen iki yıllık arıza verilerini kullanarak en kritik arıza modlarını belirlemiştir. Pareto analizi, toplam duruş süresinin %82’sine sebep olan ilk beş arıza modunu tespit ederken, FMECA ise bu modların her birine ilişkin Risk Öncelik Sayılarını detaylı olarak ortaya koymuştur. Bu çift aşamalı yaklaşım, kritik modlar için bakım periyotlarının yeniden planlanmasına ve bakım ekipman stok seviyelerinin %25 oranında optimize edilmesine olanak tanımıştır.

Elevli ve Yılmaz (2014) yaptıkları çalışmada, açık ocak maden işletmesinde kamyon filosunun arıza/tamir verileri Pareto grafiği ve logaritmik serpmeye diyagramı ile analiz edilmiştir. Ardından seçilen kritik arıza türleri için bir sonraki arıza zamanının tahmini için parametrik dağılım ve regresyon yöntemleri karşılaştırılmış, her iki yöntemin de $\pm\%15$ sapma aralığında performans gösterdiği bulunmuştur. Bu sayede bakım periyotları yeniden planlanarak filo kullanılabilirliği artırılmıştır.

Öztürk ve Elevli (2014), CNC tezgahlarındaki arıza ve tamir süreleri için olasılık dağılımları (Weibull, lognormal, normal, üstel) test edilmiştir. Parametrik uyumluluk testleri (Kolmogorov-Smirnov, Anderson-Darling) sonucunda Weibull dağılımı en uygun model olarak seçilmiş; tahmin edilen güvenilirlik fonksiyonları kullanılarak bakım stratejilerinin optimize edilebileceği, plansız duruş riskinin %12 oranında düşürülebileceği raporlanmıştır.

Soylu vd. (2022), ekipman arızaları arasındaki ortalama sürelerin tahmin edilmesinde Weibull dağılımının rolünü vurgular. Yazarlar, saha verilerine Weibull modelini uydurmak için maksimum olasılık, en küçük kareler ve moment yöntemlerini karşılaştırmış; tüm tekniklerin arıza verilerindeki düzensizliklere tolerans gösterdiğini ancak maksimum olasılık yönteminin hem parametre hem de güvenilirlik fonksiyonu tahmininde en tutarlı sonuçları verdiğini bulmuşlardır. Çalışma, kestirimci bakım planlamada bu tahminlerin güvenilirlik temelli bakım periyotlarına dayanak oluşturabileceğini savunur.

Atamer ve Çavdar (2009) Weibull dağılımı temelli bir güvenilirlik analizi gerçekleştirmiştir. Çalışma, Maksimum olasılık, En küçük kareler ve Ağırlıklı en küçük kareler yöntemlerini karşılaştırarak, dişli kutusunun arıza zaman verilerinden parametre tahminleri yapar. MATLAB’ın “wblplot” komutuyla grafik uyumluluk testlerini de

gerçekleştirirler. Benzetim sonuçlarına göre maksimum olabilirlik yöntemi, küçük örneklem ve yüksek varyans durumlarında bile en düşük hata ve en doğru kapsama olasılığını sunmuştur.

1.2. BAKIM PLANLAMA

Bakım planlaması, bir üretim sisteminin sürekliliğini sağlamak ve beklenmedik duruşları minimize etmek için tüm bakım faaliyetlerinin sistematik olarak organize edilmesini ifade eder (Cavalieri ve Salafia, 2020).

Bakım planlaması, bir işletmenin varlıklarının (makine, tesis veya ekipman) kesintisiz ve güvenli çalışmasını sağlamak amacıyla yapılacak bakım faaliyetlerinin sistematik olarak tanımlanması, zamanlanması ve kaynaklarının belirlenmesidir. Bu süreç, bakım gereksinimlerinin önceden saptanması, bakım türlerinin seçimi, iş emirlerinin oluşturulması ve bakım takviminin oluşturulması adımlarından oluşur. Amaç, plansız duruş sürelerini minimize ederek üretim sürekliliğini sağlamak, bakım maliyetlerini kontrol altında tutmak ve varlık ömrünü maksimize etmektir (Chen vd., 2021).

Bakım planlaması, üretim işletmelerinde kritik bir işlemdir ve operasyonel verimlilik, maliyet kontrolü ve varlıkların uzun ömürlü olması için temel oluşturur. Modern üretim ortamlarında makine ve ekipmanlar, üretim programlarını sürdürmek ve müşteri taleplerini karşılamak için güvenilir bir şekilde çalışması gereken sermaye yoğun yatırımlardır. Doğru bakım planlaması, ekipmana en uygun aralıklarla bakım yapılmasını sağlayarak planlanmamış arıza olasılığını azaltır. Bakım sistematik olarak planlanıp uygulandığında, arıza süresini en aza indirir, ekipman performansını artırır ve varlıkların ömrünü uzatır. Bu faydalar toplu olarak daha yüksek üretim verimliliğine ve genel karlılığa katkıda bulunur.

Ayrıca, bakım planlaması güvenlik ve uyumluluk açısından kilit bir rol oynar. Ekipman arızaları sadece operasyonları aksatmakla kalmaz, aynı zamanda işçi güvenliği ve çevre için de ciddi riskler oluşturabilir. Örneğin, arızalı bir basınç valfi veya konveyör bandı, derhal müdahale edilmediği takdirde tehlikeli durumlara yol açabilir. Planlı bakım, bu tür risklerin kazaya dönüşmeden önce tespit edilmesine ve azaltılmasına yardımcı olur. İlaç, gıda işleme ve havacılık gibi yüksek düzeyde düzenlemeye tabi sektörlerde önleyici bakım, güvenlik standartlarına ve devlet düzenlemelerine uyulmasını sağlar. Bu proaktif yaklaşım kurumsal güvenilirliği artırır ve yasal yükümlülöklere ve itibar kaybına karşı koruma sağlar.

İyi yapılandırılmış bakım planlaması daha iyi kaynak yönetimi ve maliyet optimizasyonu sağlar. Üretim yöneticilerinin işçilik, yedek parça ve servis araçlarını verimli bir şekilde tahsis etmesini sağlayarak, genellikle daha pahalı olan acil durum tedariki veya son dakika onarımları ihtiyacını ortadan kaldırır. Bakım programlarını genel üretim planına entegre

ederek şirketler üretim duruşlarını azaltabilir ve ekipman kullanımını optimize edebilir. Bu özellikle küçük aksaklıkların bile önemli kayıplara yol açabildiği yalın üretim ortamlarında önemlidir.

Bir üretim işletmesinde, bakım planlama departmanı operasyonel verimliliğin, ekipman güvenilirliğinin ve genel üretkenliğin sağlanmasında çok önemli bir rol oynar. Endüstri Mühendisliği perspektifinden bakıldığında, bu departman planlama, koordinasyon ve önleyici stratejiler aracılığıyla kuruluşun çeşitli işlevlerini birbirine bağlayan merkezi bir düğüm görevi görür. Bakım planlaması ve üretim arasındaki ilişki kritiktir; planlanmamış duruş süreleri veya gecikmiş bakımlar üretim hatlarının durmasına, teslim tarihlerinin karşılanamamasına ve işletme maliyetlerinin artmasına neden olabilir. Bakım planlaması, önleyici bakımın yoğun olmayan zamanlarda veya planlı duruş sürelerinde planlanmasını sağlayarak kesintileri en aza indirir. Ayrıca, makine performans verilerini analiz etmek, olası arızaları tahmin etmek ve bakım faaliyetlerini üretim hedefleriyle uyumlu hale getirmek için üretim mühendisleriyle iş birliği yapar.

Kalite güvence departmanı da bakım planlaması ile önemli bir ilişkiye sahiptir. Kötü durumdaki ekipman ürün kalitesini doğrudan etkileyebilir. Bu nedenle kalite güvence, ekipman aşınması, kalibrasyon hataları veya arızalı aletlerden kaynaklanabilecek yinelenen kalite sorunları hakkında geri bildirim sağlar. Bakım planlaması bu verileri bakım programlarını ayarlamak, kritik makinelere öncelik vermek ve kalibrasyon rutinlerinin güncel olmasını sağlamak, böylece ürün bütünlüğünü korumak için kullanır. Bu geri bildirim döngüsü sürekli iyileştirme süreçlerine katkıda bulunur, hurda oranlarını azaltır ve Toplam Kalite Yönetimi (TKY) girişimlerini destekler.

Tedarik zinciri ve envanter yönetimi departmanı ile olan ilişki de aynı derecede önemlidir. Bakım planlaması yedek parçaların, yağlayıcıların, aletlerin ve diğer sarf malzemelerinin zamanında bulunmasına bağlıdır. Envanter ekipleriyle koordinasyon içinde çalışarak hem aşırı stoklamayı hem de stoksuzlukları önleyerek optimum stok seviyelerinin korunmasını sağlamalıdır. Yalın üretim gibi Endüstri Mühendisliği ilkeleriyle desteklenen teknikler bu etkileşimi kolaylaştırmaya yardımcı olur. Yedek parçalar gecikirse bakım programları aksayabilir ve bu da tüm tedarik zincirini kesintiye uğratan plansız kesintilere yol açabilir.

Buna ek olarak, insan kaynakları (İK) departmanı ve bakım planlaması, özellikle vasıflı işgücünün planlanması, sertifikaların yönetilmesi ve teknisyenlerin güncel eğitim almasının sağlanması konularında yakın etkileşim içindedir. Endüstri Mühendisliği işgücü planlaması ve ergonomiyi vurgular; bakım planlaması doğru becerilere sahip doğru personelin ihtiyaç

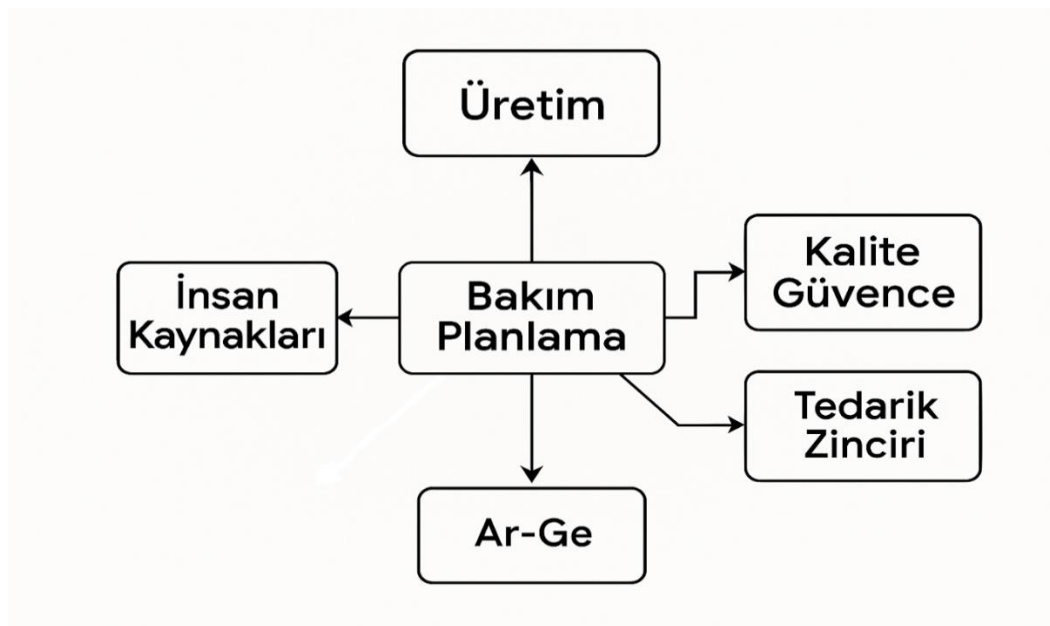
duyulduğunda hazır olmasını sağlar ve İK da yetenek geliştirme ve programlamaya yardımcı olur. Bu koordinasyon, özel beceriler veya güvenlik düzenlemelerine uyum gerektiren karmaşık veya tehlikeli görevler için hayati önem taşır.

Mühendislik ya da diğer adıyla Ar-Ge departmanı ise bir diğer kilit ortaktır. Yeni teknolojiler veya makineler piyasaya sürüldükçe bakım planlaması, duruma dayalı ve kestirimci bakım protokolleri de dahil olmak üzere yeni bakım stratejileri geliştirmek için mühendislerle birlikte çalışmalıdır. Bu iş birliği, yeni ekipmanın mevcut bakım sistemleriyle sorunsuz bir şekilde entegre olmasını ve güvenilirlik merkezli bakım (RCM) ilkelerinin tasarım aşamasından itibaren uygulanmasını sağlar. Ayrıca, zaman içinde toplanan bakım verileri, makine tasarımını veya operasyonel parametreleri iyileştirmek isteyen mühendisler için değerlidir.

Finans ve maliyet kontrolü bakım planlaması ile iç içedir, çünkü bakım faaliyetlerinin doğrudan bütçe etkileri vardır. Plansız bakım genellikle daha yüksek maliyetlere neden olur, bu nedenle bakım planlayıcıları maliyet-fayda analizleri, kestirimci bakım sistemlerinden elde edilen yatırım getirisi ve azalan arıza süresinden elde edilen uzun vadeli tasarruflar yoluyla bütçeleri gerekçelendirir. Endüstri Mühendisleri bu iş birliğini desteklemek için yaşam döngüsü maliyet analizi ve Hata Modu ve Etkileri Analizi (FMEA) gibi araçları kullanırlar.

Özetle, bakım planlaması departmanlar arası iletişimin merkezidir ve verimlilik, kalite, güvenlik ve maliyet kontrolü gibi daha geniş hedefleri doğrudan etkiler. Endüstri Mühendisliği disiplini, bu etkileşimleri optimize etmek ve işletmenin uyumlu, yüksek performanslı bir sistem olarak çalışmasını sağlamak için gereken analitik araçları ve sistemik düşüncüyü sağlar.

Departmanlar arası bu ilişkiler aşağıda görsel olarak sunulmuştur:



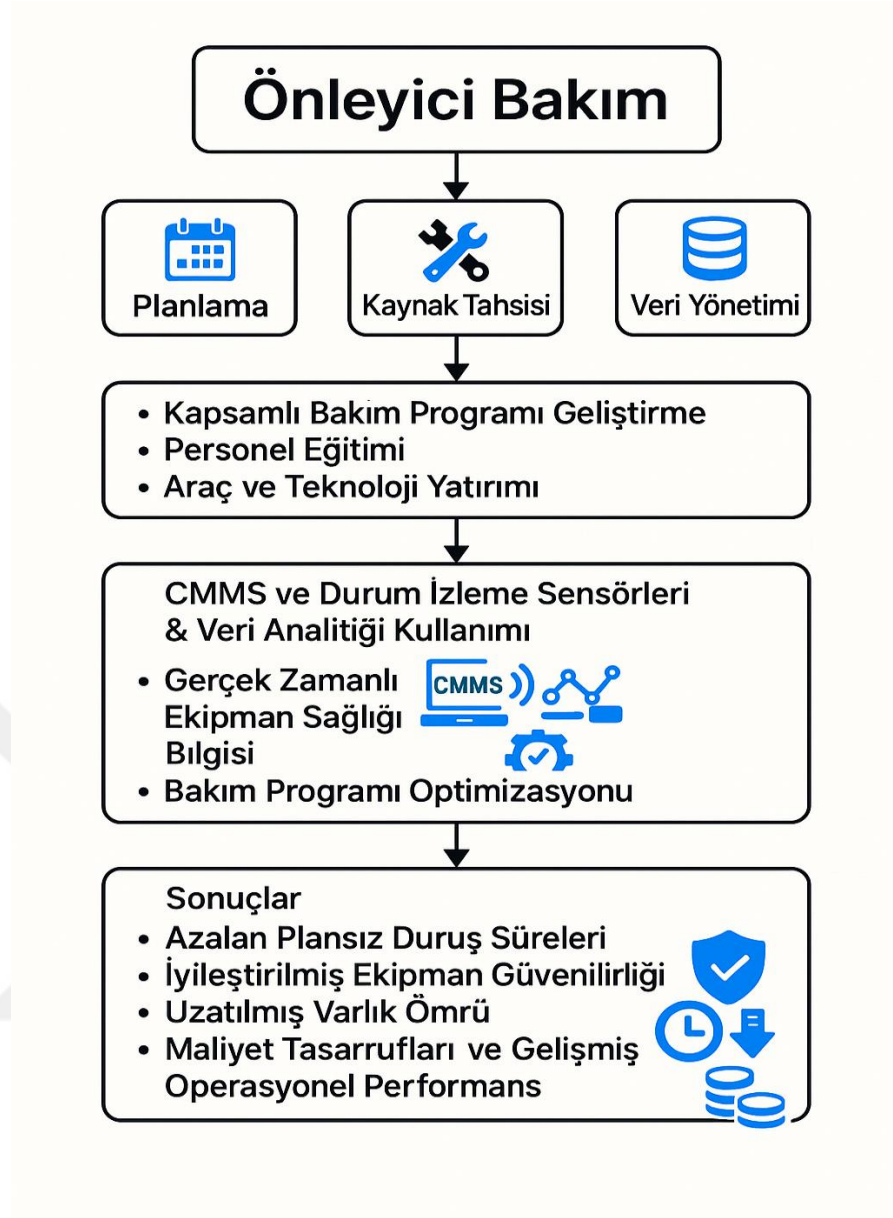
Şekil 1: Bakım Planlama Departmanının Diğer Departmanlarla Olan İlişkisi

Bakım planlaması endüstriyel ortamlarla sınırlı olmayıp sağlık hizmetleri ve toplu taşıma da dahil olmak üzere çeşitli sektörleri kapsamaktadır. Örneğin, tıbbi ekipman bakım yönetimi, hasta bakımında kullanılan ekipmanın çalışır durumda, güvenli ve uygun şekilde yapılandırılmış olmasını sağlar (Khider ve Hamza, 2023). Tramvay ray sistemleri bağlamında, bakım planlaması, kestirimci bir bakım sistemi kurmak için ray bozulmasına yönelik matematiksel modellerin geliştirilmesini içerir (Ahac ve Lakušić, 2015).

Bakım planlaması, önleyici bakım, arıza bakım ve kestirimci bakım dahil olmak üzere çeşitli stratejileri kapsar. Önleyici bakım (ÖB), rutin denetimler, yağlama, temizlik, ayarlamalar ve bileşen değişimleri de dahil olmak üzere çok çeşitli faaliyetleri kapsar. Bu görevler tipik olarak ekipman kullanımı, üretici tavsiyeleri ve geçmiş performans verileri gibi faktörlere dayalı olarak önceden belirlenmiş aralıklarla gerçekleştirilir (Hardt vd., 2021). ÖB, potansiyel sorunları büyük sorunlara dönüşmeden önce ele alarak ekipmanın ömrünü uzatmaya, güvenlik koşullarını iyileştirmeye ve optimum operasyonel verimliliği sürdürmeye yardımcı olur. Bu proaktif yaklaşım, yalnızca arızalar meydana geldikten sonra sorunları ele alan ve genellikle maliyetli duruş sürelerine ve acil onarımlara neden olan reaktif bakım stratejileriyle tezat oluşturmaktadır (Peng vd., 2023).

Etkili bir ÖB programının uygulanması dikkatli bir planlama, kaynak tahsisi ve veri yönetimi gerektirir. Kuruluşlar kapsamlı bakım programları geliştirmeli, personeli önleyici teknikler konusunda eğitmeli ve ÖB faaliyetlerini desteklemek için uygun araç ve teknolojilere yatırım yapmalıdır (Sim ve Endrenyi, 1988). Ayrıca, Bilgisayarlı Bakım Yönetim Sistemlerinin (CMMS) ve durum izleme sensörleri ve veri analitiği gibi kestirimci bakım teknolojilerinin kullanılması, ekipman sağlığı hakkında gerçek zamanlı bilgiler sağlayarak ve bakım programlarını optimize ederek ÖB programlarının etkinliğini artırabilir (Hardt vd., 2021; Peng vd., 2023). ÖB, arıza bakıma kıyasla daha yüksek ön maliyetler içerse de azalan arıza süreleri, iyileştirilmiş ekipman güvenilirliği ve uzatılmış varlık ömrünün uzun vadeli faydaları genellikle önemli maliyet tasarrufları ve iyileştirilmiş operasyonel performans ile sonuçlanır.

ÖB programının planlama ve kaynak yönetiminden başlayarak CMMS ve sensör destekli gerçek zamanlı izlemeye, bakım optimizasyonuna ve nihai sonuçlara uzanan akış diyagramı Şekil 2. de yer almaktadır:



Şekil 2: ÖB Akış Şeması

Arızı bakım ya da diğer adıyla düzeltici bakım, birçok sektörde gerekli olmakla birlikte, alternatif bakım stratejilerinin araştırılmasına yol açan çeşitli zorluklar ortaya çıkarmaktadır. Önemli sorunlardan biri, beklenmedik duruş sürelerine ve üretim kayıplarına yol açabilen ekipman arızalarının öngörülemezliğidir. Bu öngörülemezlik aynı zamanda bakım maliyetlerinin artmasına da neden olabilir, çünkü acil onarımlar genellikle daha fazla kaynak gerektirir ve fazla mesai veya hızlandırılmış parça tedarikini içerebilir (Sheut & Krajewski, 1994; Borgi vd., 2017). Ayrıca, arızı bakımın reaktif yapısı, bir bileşenin arızalanmasının sistemin diğer parçalarında stres veya hasara neden olduğu ve potansiyel olarak daha kapsamlı ve maliyetli onarımlarla sonuçlanan bir domino etkisine yol açabilir.

Arızı bakımı görsel olarak özetleyen akış diyagramı Şekil 3. de mevcuttur:



Şekil 3: Arızı Bakıma Ait Akış Diyagramı

Aşağıdaki tabloda arızı ve önleyici bakım yaklaşımları arasındaki karşılaştırma gösterilmektedir:

Tablo 1: Arızı Bakım ve Önleyici Bakım Karşılaştırması

Değişken	Arızı Bakım	Önleyici Bakım
Duruş Süresi	Yüksek	Düşük
Maliyet	Yüksek	Düşük
Güvenlik riski	Yüksek	Düşük
Verimlilik	Kesintiye uğramış	İstikrarlı

Bu sınırlamaları ele almak için birçok kuruluş, arızı bakımın yanı sıra önleyici ve kestirimci stratejileri de içeren daha dengeli bir bakım yaklaşımı benimsemektedir. Önleyici bakım, ekipman arızası olasılığını azaltmak için düzenli, planlı bakım faaliyetlerini içerirken,

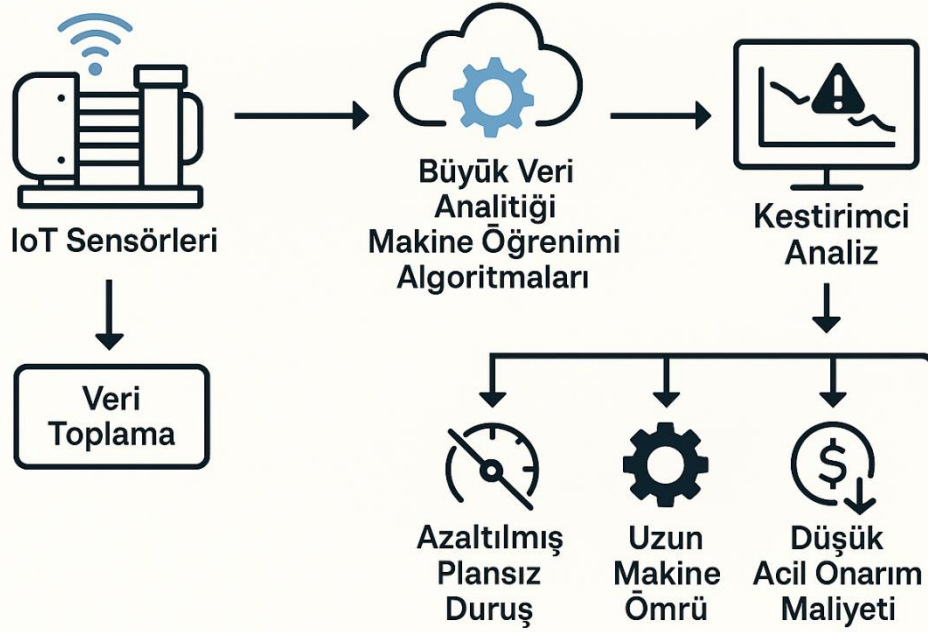
kestirimci bakım, arızaların ne zaman meydana gelebileceğini tahmin etmek için veri analizi ve durum izlemeyi kullanır (Zhao vd., 2022). Bu entegre yaklaşım, daha verimli kaynak tahsisi, daha az arıza süresi ve daha iyi genel ekipman güvenilirliği sağlar. Ancak bu stratejiler arasındaki optimum denge, ekipmanın kritikliği, arıza süresinin maliyeti ve daha gelişmiş bakım tekniklerinin uygulanması için kaynakların mevcudiyeti gibi çeşitli faktörlere bağlıdır (Ulansky ve Raza, 2024). Kuruluşlar, en uygun bakım yaklaşımını belirlemek için kendi özel operasyonel bağlamlarını dikkatlice değerlendirmelidir. Bu değerlendirme yalnızca anlık maliyetleri ve faydaları değil, aynı zamanda ekipman güvenilirliği ve genel üretkenlik üzerindeki uzun vadeli etkileri de dikkate almalıdır. Şirketler, bakım stratejilerini kendilerine özgü ihtiyaçlara göre uyarlayarak ekipmanın çalışma süresini en üst düzeye çıkarabilir, beklenmedik arızaları azaltabilir ve kaynak tahsisini optimize edebilir.

Kestirimci bakım (PdM), ekipman performansını sürekli olarak izlemek ve olası sorunları gerçek zamanlı olarak tespit etmek için makine öğrenimi algoritmaları, Nesnelerin İnterneti (IoT) sensörleri ve büyük veri analitiği gibi gelişmiş teknolojilerden yararlanır (Lee vd., 2017). PdM sistemleri geçmiş verileri, mevcut çalışma koşullarını ve çevresel faktörleri analiz ederek bir ekipmanın ne zaman arızalanabileceğini doğru bir şekilde tahmin edebilir ve bakım ekiplerinin kritik arızalar meydana gelmeden önce onarımları veya değişimleri planlamasını ve gerçekleştirmesini sağlar (Butte vd., 2018). Bu proaktif yaklaşım sadece plansız duruş sürelerini en aza indirmekle kalmaz, aynı zamanda makinelerin genel ömrünü uzatır ve maliyetli acil onarım ihtiyacını azaltır.

PdM stratejilerinin uygulanması, imalat, enerji ve ulaşım dahil olmak üzere çeşitli sektörlerde çok sayıda fayda sağlar (Wang vd., 2017). Kuruluşlar, bakım programlarını optimize ederek bakım maliyetlerini önemli ölçüde azaltabilir, operasyonel verimliliği artırabilir ve genel ekipman etkinliğini (OEE) geliştirebilir. Ayrıca PdM, potansiyel tehlikeleri tehlikeli durumlara dönüşmeden önce tespit ederek güvenliğin artırılmasına da katkıda bulunur (Cachada vd., 2018). Teknoloji gelişmeye devam ettikçe, kestirimci bakım, daha kapsamlı ve akıllı bakım ekosistemleri oluşturmak için dijital ikizler ve yapay zekâ gibi diğer Endüstri 4.0 kavramlarıyla giderek daha fazla entegre edilmektedir (He vd., 2017).

Örnek bir PdM yapısı Şekil 4. de gösterilmiştir:

Kestirimci Bakım



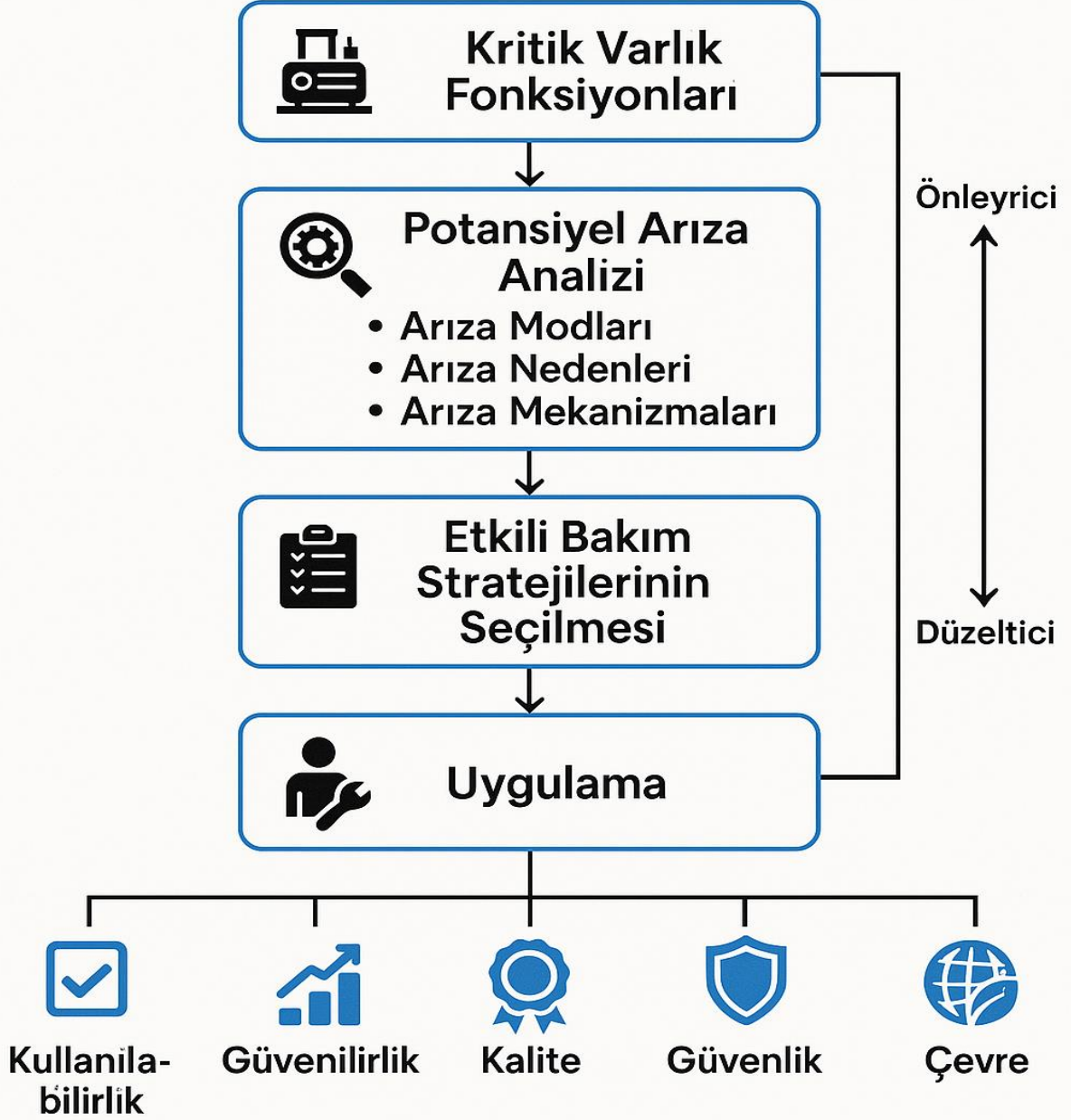
Şekil 4: Örnek Bir PdM Yapısı

Güvenilirlik merkezli bakım (RCM), fiziksel varlıkların amaçlanan işlevlerini yerine getirmeye devam etmelerini sağlamak için en etkili bakım stratejilerini belirlemek amacıyla kullanılan sistematik ve bilimsel bir süreçtir (Ziegel ve Moubray, 1996). Dünya standartlarında bakım stratejileri geliştirmek için uygun maliyetli bir yaklaşım olarak kabul edilir ve tesis kullanılabilirliği, güvenilirlik, ürün kalitesi, güvenlik ve çevre bütünlüğünde önemli iyileştirmelere yol açar (Ziegel ve Moubray, 1996).

RCM, düzeltici bakımdan ziyade önleyici bakıma odaklanır ve potansiyel arızaları ortaya çıkmadan önce tespit etmeyi ve ele almayı amaçlar (Anderson ve Neri, 1990). Uygun iyileştirici önlemleri belirlemek için işlevsel arızaları, bunların nedenlerini ve altında yatan mekanizmaları analiz etmeyi içerir (Fischer vd., 2012). Metodoloji tipik olarak kritik bileşen tanımlama, arıza oranı modelleme ve çeşitli bakım planlarının maliyet-fayda değerlendirmesini içerir (Dehghanian vd., 2013).

RCM yapısı Şekil 5. de sunulmuştur:

GÜVENİLİRLİK MERKEZLİ BAKIM



Şekil 5: RCM Yapısının Şematik Gösterimi

İKİNCİ BÖLÜM

2. YÖNTEMLER

2.1. PARETO ANALİZİ

ABC analizi, 80/20 kuralı isimleriyle de anılan Pareto Analizi, başta kalite yönetimi ve iş optimizasyonu olmak üzere çeşitli alanlarda yaygın olarak kullanılan bir tekniktir. Etkilerin kabaca %80'inin nedenlerin %20'sinden kaynaklandığını öne sürer (Kim vd., 2017; Kwilinski ve Kardas, 2024).

80/20 kuralı veya Pareto dağılımı olarak da bilinen Pareto ilkesinin kökeni İtalyan ekonomist Vilfredo Pareto'nun gözlemlerine dayanmaktadır (Nisonger, 2008). İtalya'daki arazilerin yaklaşık %80'inin nüfusun %20'sine ait olduğunu fark etmesi, bu ilkenin formüle edilmesine yol açmıştır.

Pareto prensibi üç aşamalı bir metodoloji ile uygulanır: sınıflandırma, farklılaştırma ve kaynak tahsisi. Bu süreç tipik olarak, nitelikleri ve bunların göreceli frekanslarını azalan sırada gösteren çubuk grafikler olan Pareto diyagramlarının oluşturulmasıyla başlar. Bu diyagramlar yöneticilerin kritik nitelikleri belirlemelerine ve belirli bir durumu etkileyen en önemli faktörlere odaklanmalarına yardımcı olur (Grosfeld-Nir vd., 2007).

Pareto ilkesi, kalite yönetiminde kuruluşların çabalarını iyileştirme için en etkili alanlara odaklanmalarına yardımcı olan güçlü bir kavramdır. Yöneticiler, kalite sorunlarının çoğuna katkıda bulunan hayati önemdeki birkaç nedeni belirleyerek kaynakları daha verimli ve etkili bir şekilde tahsis edebilirler. Bu ilke, nedenlerin en üstteki %20'sini ele alarak kuruluşların kalite sorunlarının %80'ine kadarını çözebileceğini ve bunun da genel ürün veya hizmet kalitesinde önemli iyileşmelere yol açacağını öne sürer.

Pareto analizinin uygulama adımları şu şekildedir:

1. Veri Toplama: CMMS veya üretim kayıtlarından arıza frekansı, duruş süresi veya bakım maliyetleri gibi niceliksel veriler toplanır.
2. Kategori Oluşturma: Toplanan veriler, arıza modları, ekipman tipleri veya maliyet kalemleri gibi anlamlı gruplara ayrılır.
3. Sıralama: Her kategori, seçilen ölçüte (frekans, süre, maliyet) göre büyükten küçüğe dizilir.
4. Kümülatif Yüzde Hesabı: Sıralanan her kategori için mutlak değer ve kümülatif yüzde hesaplanır.

5. Diyagram Hazırlama: Bireysel kategori değerleri çubuk grafik, kümülatif yüzdeler ise çizgi grafikte gösterilir; kümülatif %80 noktasına ulaşan ilk grup “vital few” yani hayati azınlık olarak işaretlenir.

Pareto analizinin uygulama adımları aşağıda görsel olarak da sunulmuştur:



Şekil 6: Pareto Analizi Uygulama Adımları

Pareto analizi birçok farklı alanda yaygın bir kullanım alanına sahiptir. Örneğin, üretim süreçlerindeki en yaygın kusurları belirlemek ve kalite iyileştirme çabalarına öncelik vermek için kalite kontrolde yaygın olarak kullanılır. Bir otomobil üreticisi, müşteri şikayetlerinin %80'inin otomobil bileşenlerinin sadece %20'sinden kaynaklandığını belirlemek için Pareto analizini kullanabilir ve böylece bu belirli parçaları iyileştirmeye odaklanabilir.

Proje yönetiminde Pareto analizi, bir projedeki en kritik görevlerin veya risklerin belirlenmesine ve kaynakların etkin bir şekilde tahsis edilmesine yardımcı olur. Bir yazılım geliştirme ekibi, hataların %80'inin kod tabanının %20'sinden kaynaklandığını belirlemek için bu yöntemi kullanabilir ve kod inceleme ve yeniden düzenleme çabalarına öncelik vermelerine yardımcı olabilir.

Müşteri hizmetleri departmanları, en sık karşılaşılan müşteri şikayetlerini veya sorunlarını analiz etmek ve temel endişeleri ele alarak müşteri memnuniyetini artırmak için Pareto analizini kullanır. Örneğin, bir telekom şirketi müşteri destek çağrılarının %80'inin hizmetlerinin %20'siyle ilgili olduğunu tespit ederek bu belirli alanları iyileştirmeye odaklanabilir.

Envanter yönetimi, stoktaki en değerli veya hızlı hareket eden ürünleri belirleyerek ve envanter seviyelerini ve depolamayı optimize ederek Pareto analizinden yararlanır. Bir perakendeci, satışlarının %80'inin ürün yelpazesinin %20'sinden geldiğini keşfederek stok seviyeleri ve mağaza düzenleri hakkında bilinçli kararlar almasına yardımcı olabilir.

Satış ve pazarlamada Pareto analizi, en kârlı müşterileri veya ürünleri analiz etmek ve pazarlama çabalarını yüksek etkili alanlara odaklamak için kullanılır. Bir B2B şirketi, gelirlerinin %80'inin müşterilerinin %20'sinden geldiğini fark ederek bu kilit hesaplar için hedefe yönelik elde tutma stratejileri geliştirebilir.

En önemli görevleri veya faaliyetleri belirlemek ve yüksek etkili işlere odaklanmak için Pareto analizi kullanılarak zaman yönetimi geliştirilebilir. Bir yönetici, ekibinin üretkenliğinin %80'inin çalışma saatlerinin %20'sinden kaynaklandığını belirleyerek günlük programların ve önceliklerin yeniden düzenlenmesine yol açabilir.

Finansal analiz, en önemli gelir veya gider kaynaklarını belirleyerek ve finansal iyileştirme için kilit alanlara odaklanarak Pareto analizinden yararlanır. Kâr amacı gütmeyen bir kuruluş, bağışlarının %80'inin bağışçıların %20'sinden geldiğini tespit ederek bağış toplama stratejilerini uyarlamalarına yardımcı olabilir.

Tedarik zinciri yönetiminde Pareto analizi, en kritik tedarikçileri veya bileşenleri analiz etmeye ve tedarik zinciri verimliliğini ve risk yönetimini optimize etmeye yardımcı olur. Bir

üretici, tedarik zinciri aksaklıklarının %80'inin tedarikçilerinin %20'sinden kaynaklandığını keşfederek tedarikçi ilişkilerinin ve acil durum planlamasının yeniden değerlendirilmesine yol açabilir.

Sağlık kuruluşları, sağlık sorunlarının veya hastane başvurularının en yaygın nedenlerini belirlemek ve kaynakları yüksek etkili önleyici tedbirlere odaklamak için Pareto analizini kullanır. Bir halk sağlığı departmanı, bir toplumun sağlık sorunlarının %80'inin yaşam tarzı faktörlerinin %20'siyle ilişkili olduğunu belirleyerek hedeflenen sağlık eğitimi programlarının geliştirilmesine rehberlik edebilir.

Çevre yönetim kurumları, en önemli kirlilik veya atık kaynaklarını belirlemek ve çevre koruma çabalarına öncelik vermek için Pareto analizini kullanabilir. Örneğin bir çevre kurumu, bir bölgedeki su kirliliğinin %80'inin sanayi tesislerinin %20'sinden kaynaklandığını tespit edebilir ve böylece düzenleme ve temizleme çalışmalarına daha etkin bir şekilde odaklanabilir.

Pareto analizine ilişkin bir infografi Şekil 7. de sunulmuştur:



Şekil 7: Pareto Analizine İlişkin Bir İnfografi

Pareto ilkesi veya 80/20 kuralı, çeşitli sektörlerde ve disiplinlerde çok yönlü ve güçlü bir araç olduğunu kanıtlamaktadır. Kuruluşlar, sonuçların çoğuna katkıda bulunan hayati birkaç faktörü belirleyerek kaynaklarını optimize edebilir, verimliliği artırabilir ve kritik sorunları daha etkili bir şekilde ele alabilir. Üretim ve proje yönetiminden müşteri hizmetleri ve çevre korumaya kadar Pareto analizi, karar vericilerin yüksek etkili alanlara odaklanmasını sağlayarak performans, kalite ve genel başarıda önemli iyileşmelere yol açar. İşletmeler ve kuruluşlar karmaşık zorluklarla karşılaşmaya devam ettikçe, Pareto analizinin uygulanması, çabaların önceliklendirilmesi ve sonuçların en üst düzeye çıkarılması için değerli bir strateji olmaya devam etmektedir.

Pareto analizi bakım planlamasında önemli bir rol oynar ve karar vericilerin aynı anda birden fazla hedefi optimize etmesine olanak tanır. Bu yaklaşım, bakım yöneticilerinin görevleri maliyet azaltma, ekipman güvenilirliği ve genel sistem verimliliği gibi çeşitli performans göstergeleri üzerindeki etkilerine göre önceliklendirmelerini sağlar. Kuruluşlar, bakım sorunlarına katkıda bulunan en kritik faktörleri belirleyerek kaynakları daha etkili bir şekilde tahsis edebilir ve hedeflenen iyileştirme stratejilerini uygulayabilir. Ayrıca Pareto analizi, veriye dayalı bakım programlarının geliştirilmesini kolaylaştırarak önleyici ve düzeltici faaliyetlerin en uygun zamanlarda gerçekleştirilmesini sağlayarak operasyonel çalışma süresini en üst düzeye çıkarır ve kesintileri en aza indirir.

Bakım planlamasında Pareto analizinin başlıca faydalarından biri, en acil sorunları vurgulama yeteneğidir. Karar vericiler, Pareto grafikleri aracılığıyla verileri görselleştirerek bakım sorunlarının çoğundan hangi ekipman, bileşen veya süreçlerin sorumlu olduğunu hızlı bir şekilde belirleyebilir. Bu görsel temsil, bulguların paydaşlara iletilmesini ve kaynak tahsisi kararlarının gerekçelendirilmesini kolaylaştırır.

Ayrıca, Pareto analizi veri odaklı bakım programlarının geliştirilmesini destekler. Kuruluşlar, farklı bakım sorunlarının sıklığını ve ciddiyetini anlayarak daha etkili önleyici bakım programları oluşturabilir. Bu yaklaşım, önleyici ve düzeltici faaliyetlerin en uygun zamanlarda yapılmasını sağlayarak operasyonel çalışma süresini en üst düzeye çıkarır ve arıza süresini en aza indirir. Örneğin, Pareto analizi belirli bir bileşenin orantısız miktarda ekipman arızasından sorumlu olduğunu ortaya koyarsa, bakım ekipleri bu bileşenin incelenmesine ve değiştirilmesine öncelik verebilir ve potansiyel olarak maliyetli arızaları önleyebilir.

Bakım planlamasında Pareto analizinin uygulanması sürekli iyileştirme çabalarına da katkıda bulunur. Kuruluşlar bu yöntemle belirlenen en önemli sorunları ele aldıkça, daha az kritik sorunlar üzerinde aşamalı olarak çalışarak genel sistem güvenilirliğini ve verimliliğini kademeli olarak artırabilirler. Bu yinelemeli süreç, zaman içinde değişen operasyonel koşullara

ve ekipman performansına uyum sağlayarak bakım stratejilerinin sürekli olarak iyileştirilmesine olanak tanır.

Ayrıca, Pareto analizi bakım operasyonlarında daha iyi kaynak yönetimini kolaylaştırır. Kuruluşlar en etkili sorunlara odaklanarak personel, zaman ve bütçe dahil olmak üzere sınırlı kaynaklarını daha verimli bir şekilde tahsis edebilir. Bu hedefli yaklaşım genellikle maliyet tasarrufu sağlar, çünkü bakım çabaları yatırımdan en yüksek getiriyi sağlayacak alanlara yoğunlaşır.

Pareto analizinin çok yönlülüğü, çeşitli sektörlerde ve bakım bağlamlarında uygulanabilir olmasını sağlar. İster üretim ister tesis yönetimi veya altyapı bakımı olsun, bu araç belirli kurumsal ihtiyaçlara uyacak şekilde uyarlanabilir. Örneğin, bir üretim ortamında pareto analizi, kalite kusurlarının veya arıza sürelerinin çoğundan sorumlu makineleri veya üretim hatlarını belirlemek için kullanılabilir. Bir bina bakımı bağlamında, hangi sistemlerin en sık veya maliyetli sorunlara neden olduğunu vurgulayabilir.

Ayrıca, Pareto analizi bakım planlamasında stratejik karar alma sürecini destekler. Bakım önceliklerinin net bir resmini sunarak, kuruluşların bakım stratejilerini daha geniş iş hedefleriyle uyumlu hale getirmelerine yardımcı olur. Bu uyum, bakım faaliyetlerinin ürün kalitesini iyileştirmek, üretim kapasitesini artırmak veya operasyonel maliyetleri azaltmak gibi kurumsal hedeflere doğrudan katkıda bulunmasını sağlar.

Pareto analizinin diğer bakım yönetimi araçları ve teknikleriyle entegrasyonu etkinliğini daha da artırabilir. Örneğin, Pareto analizinin istatistiksel parametre tahmin yöntemleriyle birleştirilmesi, kuruluşların yalnızca en kritik arızaları tespit etmesine değil, aynı zamanda bu en kritik arızaların gerçekleşme zamanlarının tahmin edilmesine de olanak tanır. Bu kapsamlı yaklaşım, bakım sorunlarına daha sağlam ve uzun ömürlü çözümler geliştirilmesini sağlar.

Sonuç olarak Pareto analizi, bakım faaliyetlerinin önceliklendirilmesi için sistematik ve veri odaklı bir yaklaşım sunarak modern bakım planlamasında kilit bir görevi icra eder. Dikkati en etkili konulara odaklama, kaynak tahsisini kolaylaştırma ve sürekli iyileştirmeyi destekleme yeteneği, onu sektörlerdeki bakım yöneticileri için önemli bir araç haline getirmektedir. Kuruluşlar operasyonlarını optimize etmenin ve maliyetleri düşürmenin yollarını aramaya devam ettikçe, bakım planlamasında Pareto analizinin uygulanması, operasyonel mükemmelliğe ulaşmak ve rekabet avantajını korumak için muhtemelen önemli bir strateji olmaya devam edecektir.

2.2. EN KÜÇÜK KARELER YÖNTEMİ

En küçük kareler yöntemi (LSM), istatistiksel analiz ve veri biliminde temel bir araçtır ve belirli bir veri kümesi için en uygun doğruyu veya eğriyi bulmaya yönelik sağlam bir yaklaşım sunar. Bu teknik, karesel artıkların toplamını en aza indirerek değişkenler arasındaki ilişkinin güvenilir bir tahminini sağlar ve ekonomi, mühendislik ve doğa bilimleri gibi çeşitli alanlarda çok değerli hale getirir (Cornbleet ve Gochman, 1979). Yöntemin çok yönlülüğü, polinom regresyon ve çoklu regresyon analizi de dahil olmak üzere daha karmaşık modellere uygulanabildiğinden, basit doğrusal regresyonun ötesine uzanır. Bu metot, özellikle doğrusal regresyon analizinde “en iyi uyum çizgisi”ni belirlemek için yaygın olarak kullanılır.

LSM’nin kökeni, 18. yüzyılda astronomi ve jeodezi çalışmalarına kadar uzanır. Isaac Newton ve Roger Cotes gibi erken bilim insanları, farklı gözlemler arasındaki ortalama değerin tahminini sorgulamış; ancak yöntemin matematiksel formülasyonu, 1805’te Carl Friedrich Gauss tarafından geliştirilen Gauss-Markov teoremi ile tam anlamıyla ortaya konmuştur. Gauss ve Laplace arasında geçen kullanım önceliği tartışmalarının ardından, LSM istatistik ve bilimsel hesaplamalarda standart bir araç haline gelmiştir. 20. yüzyılın başlarında LSM, özellikle de istatistiksel analize uygulanmasında daha fazla gelişme kaydedilmiştir. 1934 yılında Jerzy Neyman ve Egon Pearson, en küçük kareler regresyonu yoluyla elde edilen parametre tahminleri için bir belirsizlik ölçüsü sağlayan güven aralıkları kavramını ortaya atmıştır. Bu gelişme, araştırmacıların sonuçlarının güvenilirliğini ölçmelerine ve analizlerine dayanarak daha bilinçli kararlar almalarına olanak sağlamıştır. LSM, 20. yüzyılın ikinci yarısında hesaplama yetenekleri geliştikçe giderek daha erişilebilir ve yaygın bir şekilde uygulanabilir hale gelmiştir. Bilgisayarların ve istatistiksel yazılım paketlerinin ortaya çıkması, araştırmacıların daha büyük veri kümelerini ve daha karmaşık modelleri ele almasını sağlamıştır.

En küçük karelerin altında yatan temel ilke, belirli bir veri kümesindeki tüm veri noktalarına en yakın olan bir çizgi veya eğri oluşturmayı içerir. Bu süreç, değişkenler arasındaki ilişkilerin dikkatlice analiz edilmesini ve etkileşimlerini en iyi şekilde tanımlayan matematiksel fonksiyonun belirlenmesini gerektirir. Elde edilen uygun çizgi veya eğri daha sonra gelecekteki veri noktaları hakkında tahminlerde bulunmak, eğilimleri tahmin etmek veya mevcut bilgilerdeki kalıpları ayırt etmek gibi çeşitli amaçlar için kullanılabilir.

LSM’nin en önemli avantajlarından biri, gerçek dünya uygulamalarında sıklıkla karşılaşılan gürültülü veya kusurlu verileri işleme yeteneğidir. Tam bir uyumu zorlamak yerine veri noktalarının genel eğilimini dikkate alan yöntem, aykırı değerlere ve ölçüm hatalarına daha az duyarlı bir model üretir. Bu özellik, matematiksel basitliği ve hesaplama verimliliği ile

birleştğinde, en küçük karelerin hem akademik araştırmalarda hem de pratik uygulamalarda yaygın olarak benimsenmesine katkıda bulunmuştur (Cornbleet ve Gochman, 1979). Sonuç olarak, araştırmacılara ve analistlere karmaşık veri kümelerindeki örüntüleri ve ilişkileri ortaya çıkarmak için güçlü bir araç sağlayarak veri analizinde kritik bir teknik olmaya devam etmektedir.

En küçük kareler uygulama süreci tipik olarak birkaç adım içerir. İlk olarak, araştırmacı veri setindeki bağımlı ve bağımsız değişkenleri tanımlamalıdır. Daha sonra, bu değişkenler arasındaki ilişkiyi tanımlamak için matematiksel bir model önerilmektedir. Daha sonra en küçük kareler algoritması, gözlemlenen veri noktaları ile tahmin edilen değerler arasındaki karesel farkların toplamını en aza indiren bu modelin parametrelerini tahmin etmek için uygulanır. Bu optimizasyon süreci, verilerdeki genel eğilimi en iyi şekilde temsil eden uygun bir çizgi veya eğri ile sonuçlanır.

LSM'nin çok yönlülüğü, basit doğrusal ilişkilerin ötesine geçerek polinom regresyon ve diğer gelişmiş teknikler aracılığıyla daha karmaşık olguların modellenmesine olanak tanır. Bu uyarlanabilirlik, değişkenler arasındaki ilişkilerin genellikle doğrusal olmadığı ve çok yönlü olduğu ekonomi, mühendislik ve doğa bilimleri gibi alanlarda onu özellikle değerli kılmıştır. Ayrıca, LSM, geliştirilmiş doğrusal modeller ve makine öğrenimi algoritmaları da dahil olmak üzere daha sofistike istatistiksel teknikler için bir temel görevi görerek, veri biliminin gelişen ortamında kalıcı önemini göstermektedir.

İkili (veya çoklu) regresyon modeli şu şekilde yazılır:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip} + \varepsilon_i \quad (1)$$

Matris gösterimi ise şu şekildedir:

$$y = X \cdot \beta + \varepsilon \quad (2)$$

Burada, y çapraz vektörü, X tasarım matrisini, β parametre vektörünü ve ε hata terimleri vektörünü ifade eder.

Amaç, sapmaların karelerinin toplamını minimize etmektir. Buna Kareler Toplamı denir:

$$S(\beta) = \sum_{i=1}^n (y_i - x_i^T \beta)^2 = (y - X\beta)^T (y - X\beta) \quad (3)$$

Burada x_i^T tasarım matrisinin i . satır vektörüdür.

$S(\beta)$ fonksiyonunu β yönünden minimize etmek için türevi sıfıra eşitlenir:

$$\frac{\partial S}{\partial \beta} = -2 X^T (y - X\beta) = 0 \quad \Rightarrow \quad X^T X \beta = X^T y \quad (4)$$

Bu denklemlere normal denklemler denir. Eđer $X^T X$ matrisi tam sütun rütbesine (invertible) sahipse, normal denklemler şöyle çözölür:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (5)$$

LSM yöntemi, karar verme süreçlerini optimize etmek ve genel ekipman güvenilirliğini artırmak için bakım planlamasında yaygın olarak kullanılan güçlü bir istatistiksel tekniktir. Bu yöntem özellikle gelecekteki bakım ihtiyaçlarının tahmin edilmesinde, bileşen ömürlerinin tahmin edilmesinde ve optimum bakım programlarının belirlenmesinde değerlidir. Gözlenen ve tahmin edilen değerler arasındaki karesel farkların toplamını en aza indiren LSM yöntemi, bakım planlamacılarının bilinçli kararlar almak için kullanabileceği doğru ve güvenilir sonuçlar sağlar.

Bakım planlamasında, LSM yönteminin başlıca uygulamalarından biri ekipman arıza zamanlarının tahmin edilmesi ve bakım gereksinimlerinin öngörölmesidir. Planlamacılar ekipman performansı, bakım aralıkları ve arıza oluşumlarına ilişkin geçmiş verileri analiz ederek eğilimleri ve kalıpları belirlemek için LSM yöntemini kullanabilir. Bu bilgiler, ekipman arızalarını meydana gelmeden önce önlemeyi amaçlayan kestirimci bakım stratejileri geliştirmek için çok önemlidir. Yöntem, mevcut verilere matematiksel bir model uydurmaya yardımcı olarak bakım ekiplerinin gelecekteki davranışları tahmin etmesine ve buna göre planlama yapmasına olanak tanır.

Bakım planlamasında LSM yönteminin bir diđer önemli kullanımı da ekipman ve bileşenlerin kalan faydalı ömrünün tahmin edilmesidir. Bakım planlamacıları, zaman içindeki bozulma verilerini ve performans ölçümlerini analiz ederek, ekipman aşınma ve yıpranmasına ilişkin doğru modeller oluşturmak için bu yöntemi kullanabilir. Bu modeller, belirli bir bileşen veya sistemin ne zaman arızalanabileceğinin tahmin edilmesini sağlayarak kritik arızalar meydana gelmeden önce proaktif değıştirme veya bakım yapılmasına olanak tanır. Bu yaklaşım, kaynak tahsisinin optimize edilmesine ve beklenmedik arıza sürelerinin en aza indirilmesine yardımcı olur.

LSM yöntemi, optimum bakım aralıklarının belirlenmesinde de değerlidir. Geleneksel bakım programları genellikle sabit zaman aralıklarına veya kullanıma dayalı kriterlere dayanır. Ancak bu yaklaşımlar aşırı veya yetersiz bakıma yol açarak gereksiz maliyetlere veya arıza riskinin artmasına neden olabilir. Planlamacılar, geçmiş bakım ve arıza verilerine LSM yöntemini uygulayarak maliyet ve güvenilirliği dengeleyen en etkili bakım aralıklarını belirleyebilirler. Bu veri odaklı yaklaşım, her bir ekipman parçasının özel ihtiyaçlarına ve

alıřma kořullarına gre uyarlanmış zelleřtirilmiş bakım programlarının geliřtirilmesine olanak tanır.

LSM yntemi, kk neden analizi ve arıza modu tanımlamasında da etkilidir. Ekipman arızaları meydana geldiğinde, bakım planlayıcıları bu yntemi kullanarak gemiř verileri analiz edebilir ve eřitli faktrler ile arıza olayları arasındaki korelasyonları belirleyebilir. Planlamacılar bu verilere modeller uydurarak ekipman arızalarına en nemli katkıda bulunan faktrleri belirleyebilir ve bu sorunları ele almak iin hedefli stratejiler geliřtirebilir. Bu yaklařım, bakım uygulamalarının srekli olarak iyileřtirilmesine ve arızaların tekrarlanma olasılığının azaltılmasına yardımcı olur.

Bakım amalı envanter ynetimi alanında, LSM yntemi yedek para envanter seviyelerinin optimize edilmesine yardımcı olur. Bakım planlayıcıları, gemiř kullanım modellerini ve arıza zamanlarını analiz ederek, gelecekteki yedek para gereksinimlerini daha doğru bir řekilde tahmin etmek iin bu yntemi kullanabilir. Bu, optimum envanter seviyelerinin korunmasına, taşıma maliyetlerinin azaltılmasına ve bakım faaliyetleri iin ihtiya duyulduğunda kritik bileřenlerin mevcut olmasının saėlanmasına yardımcı olur.

Bakım planlamasında LSM ynteminin uygulanması, btce tahmini ve kaynak tahsisine de uzanır. Planlamacılar, gemiř bakım maliyetlerini analiz ederek ve bunları ekipman yařı, kullanım řekilleri ve evresel kořullar gibi eřitli faktrlerle iliřkilendirerek daha doğru btce tahminleri geliřtirebilirler. Bu, daha iyi finansal planlama yapılmasını ve kaynakların farklı bakım faaliyetleri ve ekipman trleri arasında verimli bir řekilde tahsis edilmesini saėlar.

Ayrıca, LSM yntemi bakım stratejilerinin zaman iindeki etkinliğini deėerlendirmede deėerlidir. Bakım planlamacıları, tahmin edilen sonuları gerek sonularla karřılařtırarak modellerini srekli olarak iyileřtirebilir ve tahminlerinin doėruluėunu artırabilir. Bu yinelemeli model iyileřtirme sreci, giderek daha etkili bakım planlaması ve karar verme srecine yol aar.

Sonu olarak, LSM yntemi bakım planlamasında ok ynl ve gl bir aratır ve bakım ynetiminin eřitli ynlerinde karar vermeye ynelik veri odaklı bir yaklařım sunar. Ekipman arızalarını tahmin etmekten bakım programlarını optimize etmeye, envanter ynetiminden kaynak tahsisine kadar bu yntem bakım planlamacılarına gvenilirliėi artırmak, maliyetleri dřrmek ve genel operasyonel verimliliėi artırmak iin gereken irrleri saėlar. Bakım uygulamaları daha ngrl ve proaktif yaklařımlara doėru evrilmeye devam ettike, LSM yntemi bakım planlamacısının ara setinde nemli bir teknik olmaya devam etmekte ve daha bilinli ve etkili bakım stratejileri saėlamaktadır.

LSM ynteminin bakım planlamadaki kullanım amaları řekil 8. de gsterilmiřtir:

En Küçük Kareler Yöntemi ile Bakım Planlaması



Şekil 8: LSM Yönteminin Bakım Planlamadaki Kullanım Amaçları

2.3. MAKSİMUM OLABİLİRLİK YÖNTEMİ

Maksimum Olabilirlik Tahmini (MLE), gözlemlenen verilere dayanarak bir olasılık dağılımının veya modelin parametrelerini tahmin etmek için yaygın olarak kullanılan istatistiksel bir yöntemdir. Gözlenen verileri en olası kılan parametre değerlerini bulmayı amaçlar (Liu ve Liu, 2023; Yang vd., 2019).

MLE, çeşitli alanlarda geniş kapsamlı uygulamaları olan çok yönlü bir istatistiksel yöntemdir. Belirsiz istatistiklerde MLE, belirsizliğin doğal olduğu istatistiksel modellerin bilinmeyen parametrelerinin tahmin edilmesinde önemli bir rol oynar (Liu ve Liu, 2023). Bu yaklaşım, araştırmacıların karmaşık olasılık dağılımları veya eksik bilgilerle uğraşırken bile örneklem verilerine dayanarak popülasyon özellikleri hakkında bilinçli çıkarımlar yapmasına olanak tanır. MLE'nin esnekliği, doğru modelleme ve tahmin için hassas parametre tahmininin gerekli olduğu ekonomi, biyoloji ve mühendislik gibi alanlarda onu özellikle değerli kılmaktadır.

MLE uygulaması, güvenilirlik analizi ve ömür boyu modellemede yaygın olarak kullanılan üç parametrelili Weibull dağılımı gibi daha karmaşık dağılımlara kadar uzanmaktadır. Bu durumlarda, geleneksel optimizasyon yöntemleri olabilirlik fonksiyonunun global maksimumunu bulmakta zorlanabilir. Bu zorluğun üstesinden gelmek için araştırmacılar, karmaşık olabilirlik ortamında verimli bir şekilde gezinebilen ve fonksiyonu optimize edebilen

evrimsel algoritmalarla yönelmiştir (Yang vd., 2019). Bu gelişmiş hesaplama teknikleri, MLE'nin sağlamlığını ve uygulanabilirliğini artırarak geleneksel yöntemlerin yetersiz kalabileceği senaryolarda kullanılmasını sağlar. Sonuç olarak MLE, çeşitli bilimsel disiplinlerde modern veri odaklı araştırmaların artan karmaşıklığına uyum sağlayarak istatistiksel analizde güçlü bir araç olmaya devam etmektedir.

Varsayalım ki bağımsız ve özdeş dağılmış $X_1, X_2, \dots, X_n$ rastgele değişkenlerinden oluşan bir örneklem, ve bu değişkenlerin dağılımı parametrelili bir aile olan $\{f(x; \theta): \theta \in \Theta\}$ ile tanımlanmış olsun.

Örnekleme dayalı olarak parametre θ 'nın “olabilirliğini” ölçen fonksiyon şu şekildedir:

$$L(\theta | x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta) \quad (6)$$

Çarpımların yönetimini kolaylaştırmak ve sayısal kararlılığı artırmak amacıyla genellikle logaritma alınır:

$$l(\theta) = \ln L(\theta | x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n \log f(x_i; \theta) \quad (7)$$

Parametre θ için MLE, olabilirlik (ya da eşdeğer şekilde log-olabilirlik) fonksiyonunu maksimize eden değerdir:

$$\widehat{\theta}_{MLE} = \arg \max_{\theta \in \Theta} L(\theta | x) = \arg \max_{\theta \in \Theta} l(\theta). \quad (8)$$

Eğer $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$ ise, buna göre log-olabilirlik:

$$l(\mu, \sigma^2) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \quad (9)$$

Türevleri alındığında:

$$\hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad \widehat{\sigma^2} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\mu})^2 \quad (10)$$

Bu genel formülasyon, parametrik dağılımlar için maksimum olabilirlik tahmincisi elde etmenin temel adımlarını özetlemektedir.

MLE yöntemi, karar verme süreçlerini optimize etmek ve genel sistem güvenilirliğini artırmak için bakım planlamasında yaygın olarak kullanılan güçlü bir istatistiksel tekniktir. Bakım planlaması bağlamında MLE, mühendislerin ve yöneticilerin ekipman davranışını, arıza modellerini ve bakım ihtiyaçlarını tanımlayan istatistiksel modellerin parametrelerini tahmin etmelerine yardımcı olur.

MLE, verilen verileri gözlemlene olasılığını en üst düzeye çıkaran parametre değerlerini bulma prensibine göre çalışır. Bakım planlamasında bu veriler tipik olarak ekipman arızaları, bakım müdahaleleri ve operasyonel koşullarla ilgili geçmiş bilgileri içerir. Bakım

planlayıcıları bu verilere MLE uygulayarak arıza hızı, arızalar arası ortalama süre ve bileşenlerin beklenen ömürleri gibi kritik parametrelerin doğru tahminlerini elde edebilir.

MLE'nin bakım planlamasındaki başlıca uygulamalarından biri güvenilirlik analizidir. Planlamacılar, MLE kullanarak arıza verilerine olasılık dağılımlarını uydurarak ekipmanın arıza davranışını daha doğru bir şekilde modelleyebilirler. Bu da gelecekteki arızaları daha hassas bir şekilde tahmin etmelerini sağlayarak önleyici bakım faaliyetlerinin daha etkili bir şekilde planlanmasına olanak tanır. Örneğin MLE, çeşitli sektörlerde ekipman ömürlerini ve arıza hızlarını modellemek için yaygın olarak kullanılan Weibull dağılımlarının parametrelerini tahmin etmek için kullanılabilir.

MLE, duruma dayalı bakım stratejilerinde de önemli bir rol oynar. Bakım planlayıcıları, sensör verilerini ve performans göstergelerini MLE kullanarak analiz ederek ekipmanın mevcut durumunu tahmin edebilir ve ne zaman bakım gerekeceğini öngörebilir. Bu yaklaşım, sabit aralıklı bakım programlarından uzaklaşarak ekipmanın gerçek durumuna dayalı daha dinamik ve verimli bakım planlamasına geçilmesine yardımcı olur.

Yedek parça yönetimi alanında MLE, envanter seviyelerinin optimize edilmesine yardımcı olur. Planlamacılar, geçmiş verileri kullanarak yedek parçalara yönelik talep dağılımlarının parametrelerini tahmin ederek gelecekteki talebi daha doğru bir şekilde tahmin edebilirler. Bu da envanter yönetiminin iyileştirilmesini sağlayarak hem stoksuzluğu hem de fazla envanteri azaltır, böylece bakım faaliyetleri için ihtiyaç duyulduğunda parça bulunabilirliğini sağlarken maliyetleri de en aza indirir.

MLE, bakım verilerinin sansürlü veya eksik olduğu durumlarda özellikle değerlidir ki, bu gerçek dünya senaryolarında sıklıkla görülen bir durumdur. Örneğin, doğru sansürlü verilerle çalışırken (hala çalışır durumda olan bazı bileşenler için kesin arıza süresinin bilinmediği durumlarda), MLE güvenilirlik parametrelerinin sağlam tahminlerini sağlayabilir. Bu özellik, MLE'yi çeşitli ve karmaşık veri kümeleriyle çalışan bakım planlamacıları için çok yönlü bir araç haline getirir.

Ayrıca MLE, kestirimci bakım modellerinin geliştirilmesini de destekler. Planlamacılar, ekipman sağlığını etkileyen birden fazla değişkeni içeren karmaşık istatistiksel modellerin parametrelerini tahmin ederek sofistike tahmin algoritmaları oluşturabilir. Bu modeller operasyonel koşullar, çevresel değişkenler ve bakım geçmişi gibi faktörleri dikkate alarak ekipman arızaları ve optimum bakım zamanlaması hakkında daha doğru tahminler sağlayabilir.

MLE'nin bakım planlamasındaki uygulaması maliyet optimizasyonuna da uzanır. Bakım maliyetleri, duruş süreleri ve arıza sonuçları ile ilgili parametreleri doğru bir şekilde

tahmin ederek, planlamacılar farklı bakım stratejileri için daha etkili fayda-maliyet analizleri geliştirebilirler. Bu sayede bakımın ne zaman yapılacağı, bileşenlerin onarılması mı yoksa değiştirilmesi mi gerektiği ve bakım kaynaklarının en verimli şekilde nasıl tahsis edileceği konusunda bilinçli kararlar verebilirler.

MLE yönteminin bakım planlamadaki kullanım amaçları Şekil 9. da mevcuttur.



Şekil 9: MLE Yönteminin Bakım Planlamadaki Kullanım Amaçları

Sonuç olarak, MLE yöntemi, modern bakım planlamasında oldukça önemli bir tekniktir. Geçmiş verilerden doğru parametre tahminleri sağlama yeteneği, bakım planlamacılarının daha bilinçli kararlar almasını, bakım programlarını optimize etmesini, güvenilirlik tahminlerini iyileştirmesini ve genel bakım verimliliğini artırmasını sağlar. Bakım uygulamaları daha veri odaklı ve öngörüye dayalı yaklaşımlara doğru evrilmeye devam ettikçe, MLE'nin bakım planlamasındaki rolü muhtemelen daha da önemli hale gelecek ve çeşitli sektörlerde ekipman

güvenilirliğinin artmasına, arıza sürelerinin azalmasına ve bakım maliyetlerinin optimize edilmesine katkıda bulunacaktır.

2.4. WEİBULL DAĞILIMI

Weibull dağılımı, başta güvenilirlik mühendisliği, yaşam verisi analizi ve arıza analizi olmak üzere çeşitli alanlarda çok yönlü ve yaygın olarak kullanılan bir olasılık dağılımıdır. Farklı veri türlerini modellemedeki esnekliği ve çeşitli arıza davranışlarını temsil etme yeteneği, onu mühendisler, istatistikçiler ve araştırmacılar için güçlü bir araç haline getirmektedir.

Weibull dağılımı rüzgâr enerjisi analizinde de kullanılmaktadır. Rüzgâr hızı dağılımları genellikle bir Weibull modelini takip eder ve bu bilgi rüzgâr çiftliği planlaması ve türbin tasarımı için çok önemlidir. Araştırmacılar ve mühendisler rüzgâr kaynaklarını değerlendirmek, enerji üretimini tahmin etmek ve türbin yerleşimini optimize etmek için Weibull analizini kullanırlar.

Finans ve sigorta alanında Weibull dağılımı, finansal risklerin ve sigorta taleplerinin modellenmesinde uygulama alanı bulur. Bir finansal olayın gerçekleşmesine kadar geçen süreyi veya sigorta taleplerinin boyutunu temsil ederek risk değerlendirme ve fiyatlandırma stratejilerine yardımcı olabilir.

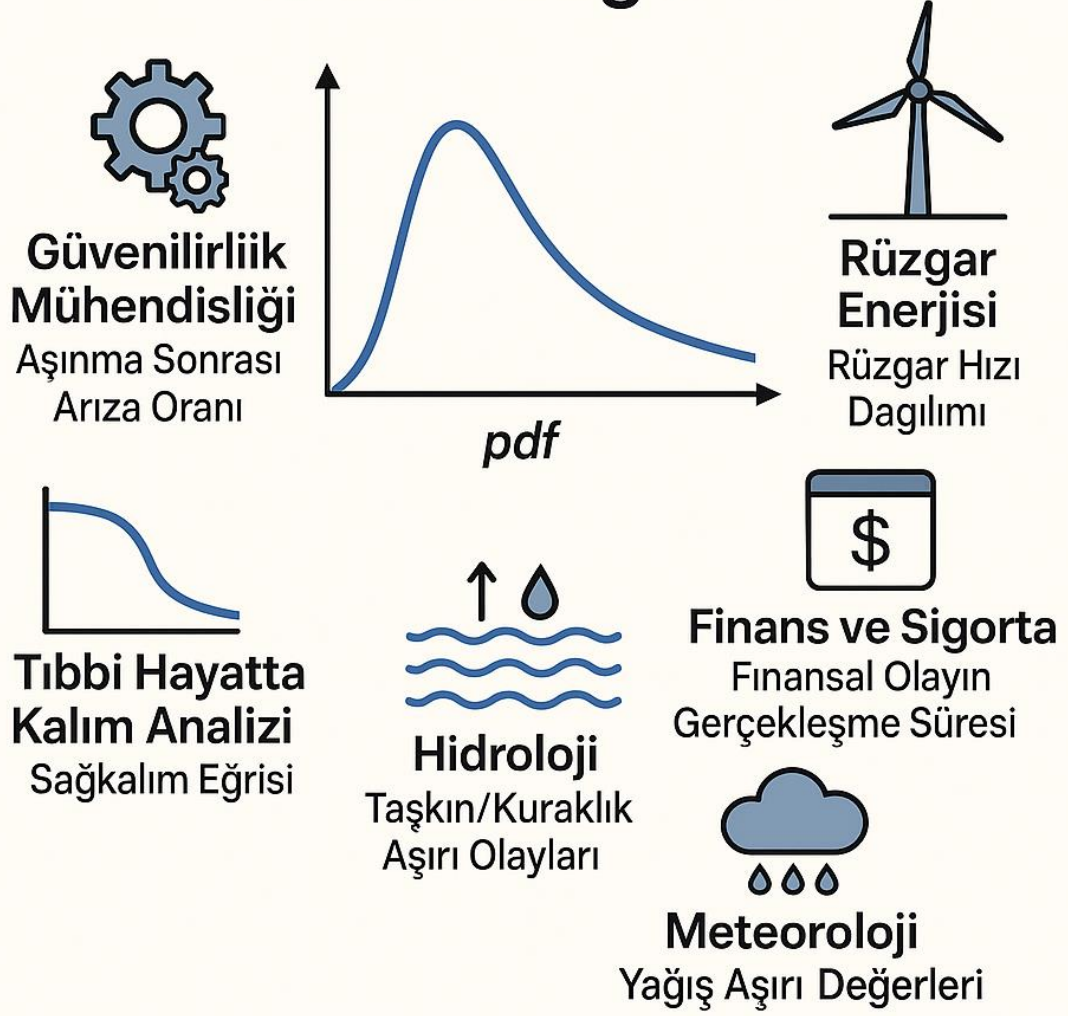
Weibull dağılımının hem artan hem de azalan başarısızlık oranlarını modelleme yeteneği, onu tıbbi araştırmalarda insan ölüm oranını ve hayatta kalma analizini incelemede yararlı kılar. Hastalığın ilerlemesini, tedavi etkinliğini ve hasta sağ kalım oranlarını anlamaya yardımcı olur.

Dağılımın çok yönlülüğü, sel ve kuraklık gibi aşırı olayları modellemek için kullanıldığı hidrolojiye kadar uzanmaktadır. Bu uygulama su kaynakları yönetimi, taşkın riski değerlendirmesi ve iklim değişikliği çalışmaları için çok önemlidir. Benzer şekilde, meteorolojide Weibull dağılımı, yağış modellerini ve aşırı hava olaylarını modellemek için kullanılır.

Birçok farklı alanda kullanım alanı olan Weibull dağılımı, özellikle nesnelerin veya sistemlerin arıza sürelerini modellemek için güvenilirlik analizi ve hayatta kalma modellemesinde yaygın olarak kullanılan çok yönlü bir olasılık dağılımıdır (Gómez vd., 2023). Temelde iki parametre ile karakterize edilir: gerçek dünya senaryolarında gözlemlenen çeşitli arıza modellerini yakalamak için manipüle edilebilen şekil parametresi ve ölçek parametresi (Gómez vd., 2023).

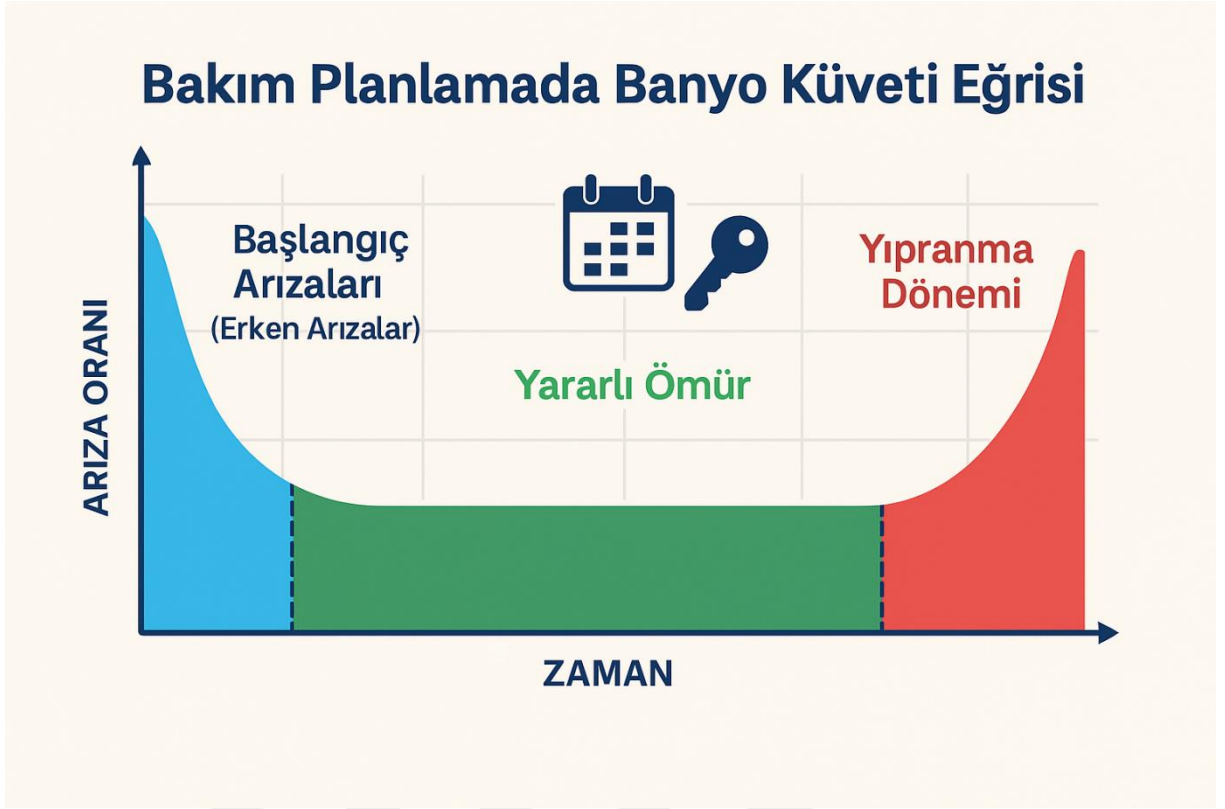
Weibull dağılımının kullanım alanları Şekil 10. da yer almaktadır:

Weibull Dağılımı



Şekil 10. Weibull Dağılımının Kullanım Alanları

Weibull dağılımının esnekliği, artan, azalan veya küvet şeklindeki tehlike fonksiyonları dahil olmak üzere çeşitli arıza hızlarının modellenmesine olanak tanır (Dombi vd., 2018; Shama vd., 2023). Bu uyarlanabilirlik, bir bileşenin yaşam döngüsünün farklı aşamalarını doğru bir şekilde temsil edebildiğinden, bakım planlamasında özellikle yararlı olmasını sağlar. Örneğin, küvet şeklindeki tehlike fonksiyonu erken arızaları, normal çalışma sırasındaki rastgele arızaları ve bir bileşenin ömrünün sonuna doğru aşınma arızalarını modelleyebilir (Dombi vd., 2018; Shama vd., 2023). Weibull dağılımının bu uyarlanabilirliği Banyo Küveti Eğrisi adı verilen bir grafik ile gösterilir. Banyo Küveti Eğrisi Şekil 11. de yer almaktadır:



Şekil 11. Banyo Küveti Eğrisi

Bakım planlamasında Weibull dağılımı, mühendislik bileşenlerinin yorulma arızası için risk değerlendirmesinde önemli bir rol oynamaktadır (Fakoor ve Alizadeh Kaklar, 2023). Yorulma sonuçlarının olasılık yönlerini analiz etmek için genellikle log-normal dağılıma tercih edilir. Mühendisler, Weibull dağılımlarını kullanarak, bileşen ömürlerini tahmin etmek ve bakım programlarını planlamak için gerekli olan farklı güvenilirlik seviyeleri için R-S-N eğrileri oluşturabilirler (Fakoor ve Alizadeh Kaklar, 2023). Ayrıca, Weibull dağılımının çeşitli arıza modellerini modelleme yeteneği, bakım planlamacılarının bileşenlerin veya sistemlerin beklenen arıza davranışına dayalı olarak önleyici bakım stratejilerini optimize etmelerine olanak tanır (Dombi vd., 2018; Shama vd., 2023).

Weibull dağılımı üç parametrelidir. Ölçek parametresini eta harfiyle, şekil parametresini beta ile ve konum parametresi gama harfiyle gösterildiğinde dağılım farklı şekillerde formüle edilebilir.

Üç parametrelili Weibull dağılımının olasılık yoğunluk fonksiyonu, şekil parametresi β , ölçek parametresi η ve konum parametresi γ kullanılarak aşağıdaki şekilde ifade edilir:

$$\frac{\beta}{\eta} \left(\frac{x-\gamma}{\eta} \right)^{\beta-1} \exp \left[- \left(\frac{x-\gamma}{\eta} \right)^{\beta} \right], x \geq \gamma \quad (11)$$

Üç parametrelili Weibull dağılımının kümülatif dağılım fonksiyonu, şekil parametresi β , ölçek parametresi η ve konum parametresi γ kullanılarak aşağıdaki şekilde ifade edilir:

$$1 - \exp \left[- \left(\frac{x-\gamma}{\eta} \right)^\beta \right], x \geq \gamma \quad (12)$$

İki parametrelili Weibull dağılımının olasılık yoğunluk fonksiyonu, şekil parametresi β ve ölçek parametresi η kullanılarak aşağıdaki şekilde ifade edilir:

$$\frac{\beta}{\eta} \left(\frac{x}{\eta} \right)^{\beta-1} \exp \left[- \left(\frac{x}{\eta} \right)^\beta \right], x \geq 0 \quad (13)$$

İki parametrelili Weibull dağılımının kümülatif dağılım fonksiyonu, şekil parametresi β ve ölçek parametresi η kullanılarak aşağıdaki şekilde ifade edilir:

$$1 - \exp \left[- \left(\frac{x}{\eta} \right)^\beta \right], x \geq 0 \quad (14)$$

Tek parametrelili Weibull dağılımının olasılık yoğunluk fonksiyonu, yalnızca şekil parametresi β kullanılarak aşağıdaki şekilde ifade edilir:

$$\beta x^{\beta-1} \exp[-x^\beta], x \geq 0 \quad (15)$$

Tek parametrelili Weibull dağılımının kümülatif dağılım fonksiyonu, yalnızca şekil parametresi β kullanılarak aşağıdaki şekilde ifade edilir:

$$1 - \exp[-x^\beta], x \geq 0 \quad (16)$$

Weibull dağılımının esnekliği, şekil ve ölçek parametrelerinin ayarlanması yoluyla çeşitli arıza modellerini modelleme yeteneğinden kaynaklanmaktadır. Genellikle β olarak gösterilen şekil parametresi, dağılımın davranışını belirler ve bir sistemin yaşam döngüsünün farklı aşamalarını temsil edebilir. Örneğin, $\beta < 1$ olduğunda, azalan bir arıza oranını gösterir, bu da tipik olarak erken yaşam arızaları veya ürünlerdeki “bebek ölümleri” için geçerlidir. $\beta = 1$ olduğunda, dağılım sabit bir arıza oranını temsil eden üstel bir dağılıma indirgenir. $\beta > 1$ olduğunda, yaşlanan sistemlerin yıpranma arızalarında yaygın olan artan bir arıza oranını ifade eder (Gómez vd., 2023).

Genellikle η olarak gösterilen ölçek parametresi, dağılımın yayılımını etkiler ve sistemin karakteristik ömrü ile ilgilidir. Bir popülasyondaki birimlerin %63,2'sinin arızalanmasının beklendiği zamanı temsil eder. Bu iki parametre arasındaki etkileşim, Weibull dağılımının çok çeşitli arıza davranışlarını doğru bir şekilde modellemesine olanak tanıyarak onu mühendislik, üretim ve sağlık hizmetleri gibi alanlarda çok değerli kılar. Bu çok yönlülük,

arařtırmacıların ve uygulayıcıların arıza sürelerini analiz ve tahmin etmelerini, güvenilirlięi tahmin etmelerini ve bakım programları, garanti süreleri ve sistem tasarımı iyileřtirmeleri ile ilgili bilinçli kararlar almalarını sağlar (Gómez vd., 2023).



ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. BULGULAR

Uygulama kapsamında, 2017 ve 2024 yılları arasında bir işletmedeki belirli bir üretim hattından toplanan arıza verileri, sekiz yıllık bir dönemdeki operasyonel aksaklıklara kapsamlı bir genel bakış sağlamaktadır. Veri kümesi, her biri üretim hattının bir arıza veya kesinti yaşadığı bir örneği temsil eden 603 ayrı arıza kaydından oluşmaktadır. Bu arızalar, üretim sürecini etkileyen çok çeşitli sorunlara işaret eden 15 farklı tipte kategorize edilmiştir. Arızaların sınıflandırılması, hedeflenen bakım ve risk azaltma stratejilerinin geliştirilmesi için gerekli olan tekrar eden sorunların, potansiyel temel nedenlerin ve her bir arıza türünün sıklığının daha ayrıntılı bir şekilde analiz edilmesini sağlar. Bu arıza verileri Tablo 2. de gösterilmektedir.

Tablo 2: Uygulamada Kullanılan Arıza Verileri

Arıza Türü	Arıza Sayısı	Toplam Duruş Süresi (dk.)
Fryer	250	27530
Oil management system	150	56853
Exchanger	70	5756
Catchbox system	39	3322
Output vibroconveyor	18	2524
Vacuum system	17	1363
Extinguishing system	15	1453
Jet washing system	15	1390
Pre-wash system	8	327
Air blowing system	6	496
Vibrator	5	866
Oil service tank	4	562
Cooling system	4	405
Moisture measuring system	1	56
Input vibroconveyor	1	45
Genel Toplam	603	102948

Tablo 2. de yer alan arıza verileri doğrudan bakım veri tabanındaki hali ile ifade edilmiştir. Anlaşılabilirliği artırmak amacıyla, ilgili bakım teknik elemanları ile görüşülerek her bir arıza türünün Türkçe karşılığı belirlenmiştir. Bu arıza verileri ise Tablo 3. de yer almaktadır.

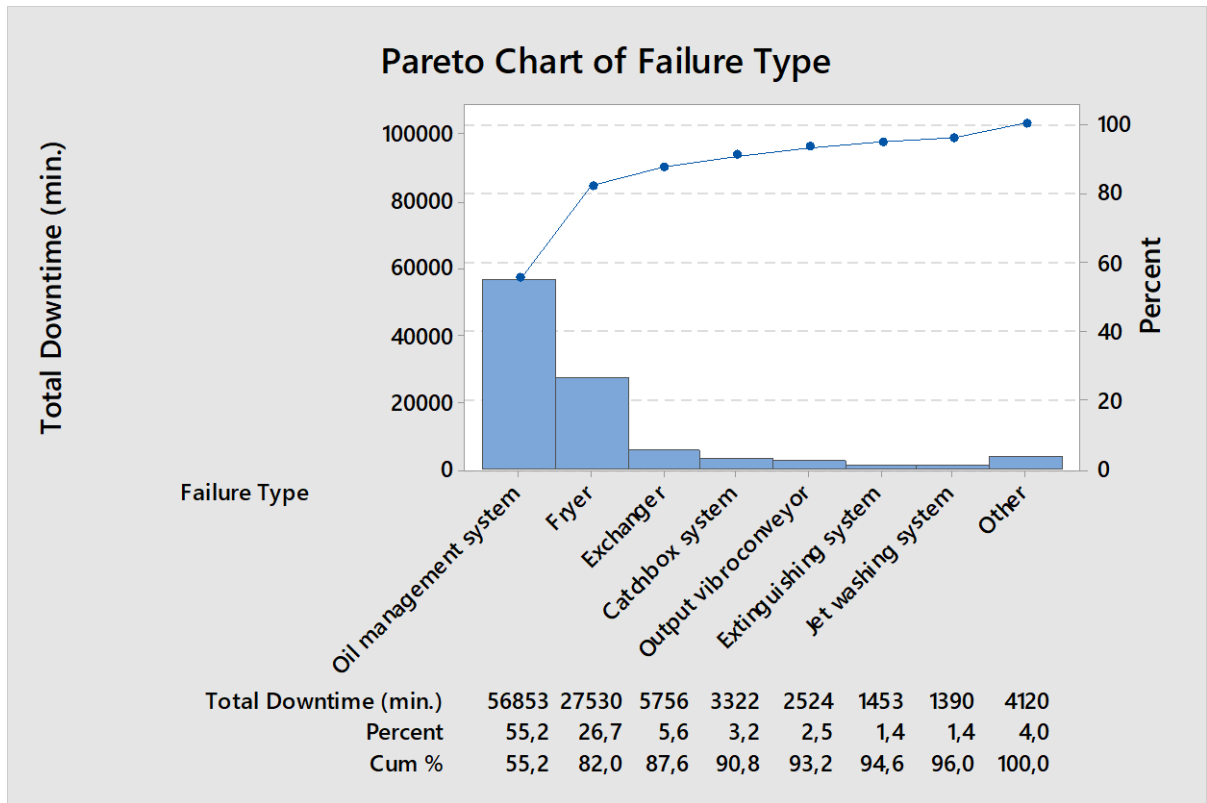
Tablo 3: Arıza Türlerinin Türkçe Karşılığı ve Arıza Verileri

Arıza Türü	Arıza Sayısı	Toplam Duruş Süresi (dk.)
Kızartma makinesi	250	27530
Yağ yönetim sistemi	150	56853
Eşanjör	70	5756
Catchbox sistemi	39	3322
Çıkış vibro konveyör	18	2524
Vakum sistemi	17	1363
Söndürme sistemi	15	1453
Jet yıkama sistemi	15	1390
Ön yıkama sistemi	8	327
Hava üfleme sistemi	6	496
Vibratör	5	866
Yağ servis tankı	4	562
Soğutma sistemi	4	405
Nem ölçme sistemi	1	56
Giriş vibro konveyör	1	45
Genel Toplam	603	102948

Şekil 12'de, üretim tesisindeki başlıca arıza nedenlerini belirlemek için bir Pareto grafiği kullanılmıştır. Veriler önce her bir arıza türü için toplam arıza süresi olarak düzenlenmiş, ardından grafiği oluşturmak için veriler Minitab yazılımına girilmiştir. Grafik, arıza süresini gösteren çubuklardan ve grafiğin sağ tarafına çizilen kümülatif bir yüzde çizgisinden oluşmaktadır.

Yağ yönetim sistemi olarak bilinen en soldaki çubuk, toplam arıza süresinin yaklaşık %55'ini (56.853 dakika) oluşturarak arıza süresinin en büyük kısmını oluşturmaktadır. Kızartma makinesi kategorisi ikinci sırada yer almakta ve toplam arıza süresine yaklaşık %27 (27.530 dakika) katkıda bulunmaktadır. Bu iki kategori birlikte tesisin toplam duruş süresinin yaklaşık %82'sinden sorumludur.

Pareto analizinin uygulanmasıyla, sınırlı sayıda nedenin etkilerin çoğunu oluşturduğu sonucuna varılabilir. Özellikle, iki arıza modu toplam arıza süresinin yaklaşık %80'inden sorumludur ve böylece “hayati azınlık yasası”nın önemini altını çizmektedir.



Şekil 12: Oluşturulan Pareto Grafiği

Arıza sıklıklarına bakıldığında 250 kızartma makinesi arızası ve 150 yağ yönetim sistemi arızası olduğu görülmektedir. Pareto analizi, arızaların en üst %20'sine odaklanılmasını önermektedir ki bu da yaklaşık 120 arıza kaydına karşılık gelmektedir. Sonuç olarak, 150 yağ yönetim sistemi arızasının mevcut üretim sürecindeki en kritik arızalar olduğu sonucuna varılabilir.

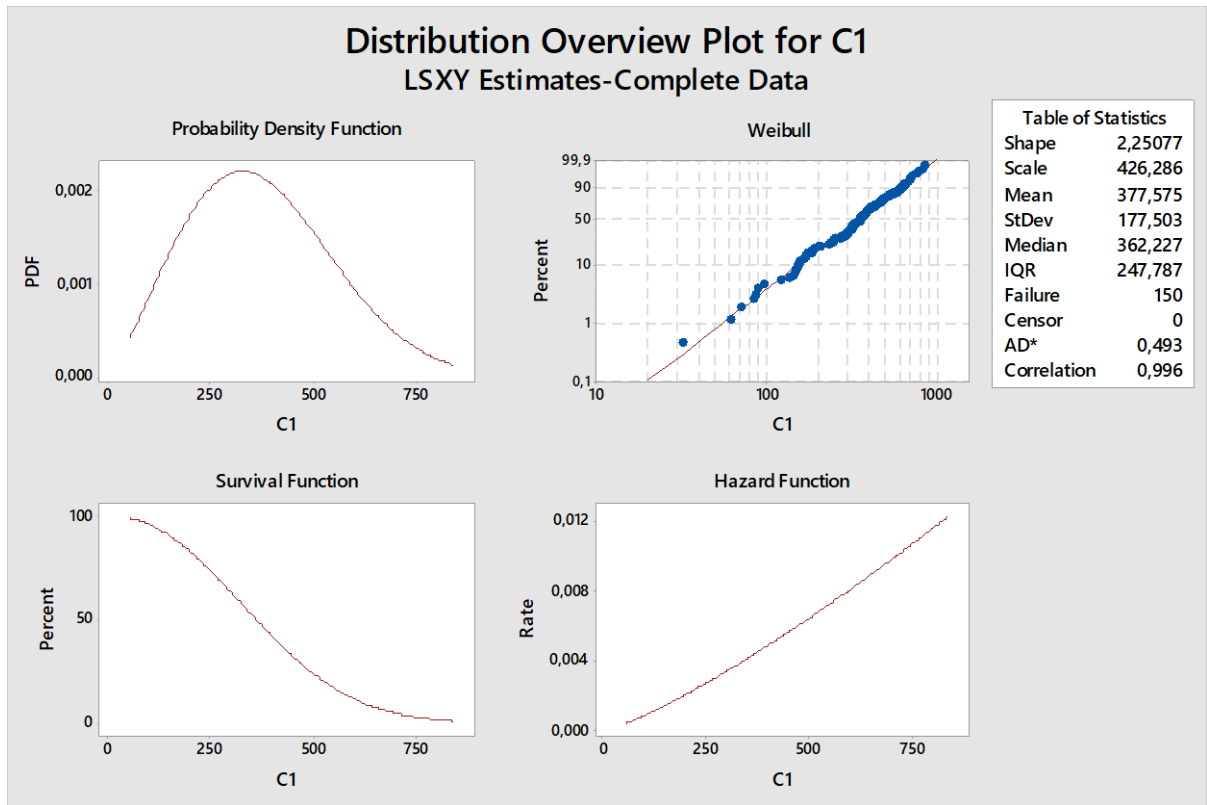
Sürekli iyileştirme perspektifinden bakıldığında Pareto grafiği, yağ yönetim sistemindeki arızaların sorunların çoğunluğunu oluşturduğunu, diğer kategorilerin ise nispeten daha önemsiz olduğunu göstermektedir. Optimum kaynak yönetimi için görünürlük şarttır ve tesisin en kritik faktöre veya en fazla iki kritik faktöre odaklanmasını sağlayarak bakım bütçelerini ve mühendislik süresini optimize eder. Birincil nedenler büyük ölçüde hafifletildikten veya çözüldükten sonra, dikkat daha küçük sorunların ele alınmasına yönlendirilebilir.

Mevcut veri seti, belirli bir üretim şirketinin yağ yönetim sistemindeki 150 arıza kaydını içermektedir. Bu veriler tesisin bilgisayarlı bakım yönetim sisteminden elde edilmiştir. Her bir arıza kaydı, arıza tarihi, arızadan önceki hizmet süresi ve arıza nedeni gibi ayrıntıları içermektedir. Bu çalışmada kullanılan veri kümesi, her bir yağ yönetim sistemi için dakika cinsinden ölçülen arıza sürelerine odaklanmaktadır. Veri setinde hatalı veya eksik değerler bulunmadığından emin olunmuş ve analiz için 150 doğru veri seti kullanılmıştır.

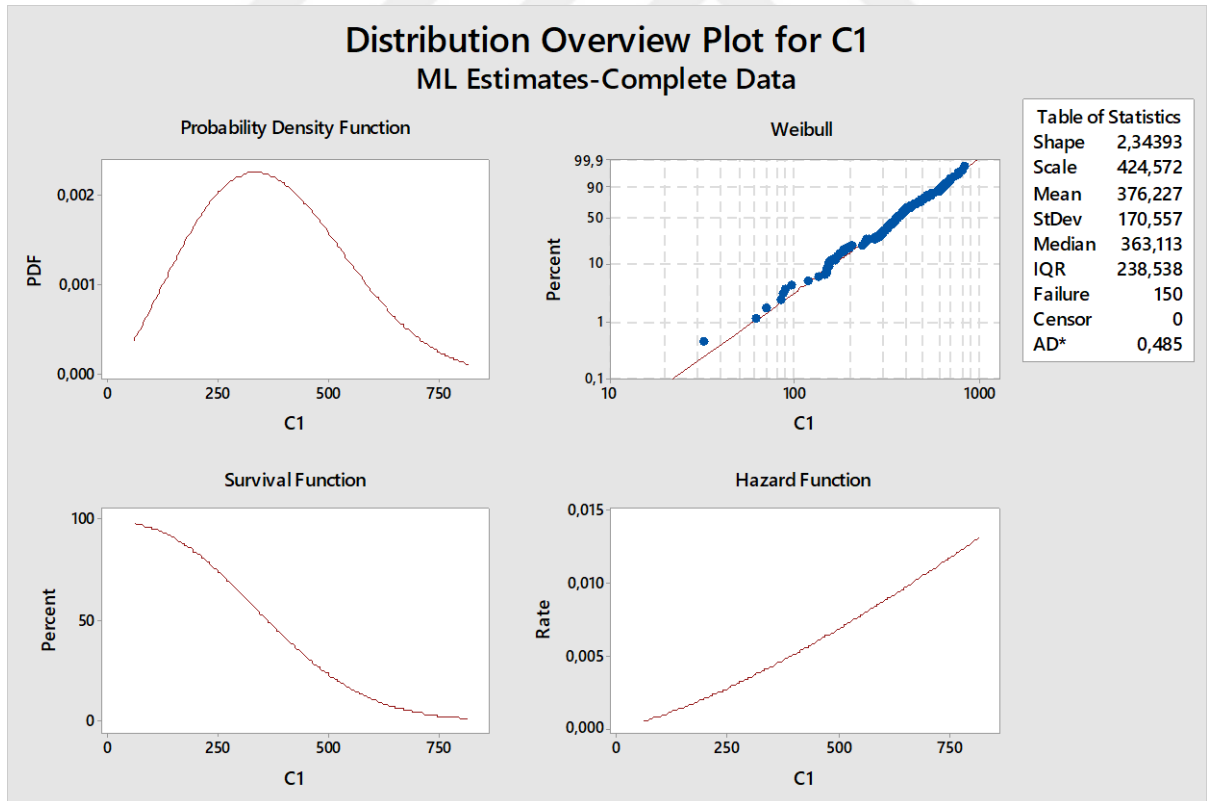
Tablo 4: Yağ Yönetim Sistemi Geçmiş Arıza Kayıtları

No	Data	No	Data	No	Data	No	Data	No	Data	No	Data
1	303	26	434	51	252	76	545	101	272	126	119
2	189	27	547	52	378	77	338	102	166	127	476
3	155	28	452	53	544	78	350	103	182	128	426
4	464	29	182	54	516	79	764	104	667	129	317
5	311	30	356	55	402	80	809	105	95	130	694
6	482	31	147	56	433	81	424	106	580	131	375
7	684	32	411	57	415	82	537	107	168	132	404
8	586	33	318	58	32	83	299	108	636	133	346
9	610	34	387	59	294	84	395	109	311	134	502
10	191	35	429	60	479	85	244	110	488	135	467
11	359	36	454	61	607	86	391	111	235	136	379
12	360	37	364	62	267	87	500	112	197	137	464
13	353	38	762	63	497	88	412	113	85	138	324
14	380	39	378	64	338	89	713	114	299	139	383
15	148	40	334	65	134	90	831	115	172	140	305
16	88	41	484	66	593	91	153	116	152	141	347
17	303	42	149	67	164	92	363	117	648	142	553
18	665	43	270	68	634	93	437	118	229	143	243
19	292	44	143	69	600	94	519	119	231	144	241
20	205	45	168	70	321	95	378	120	372	145	512
21	615	46	315	71	383	96	351	121	183	146	655
22	470	47	84	72	312	97	287	122	368	147	354
23	381	48	70	73	334	98	561	123	690	148	282
24	154	49	296	74	614	99	61	124	609	149	458
25	311	50	395	75	333	100	237	125	284	150	343

Çalışmanın istatistiksel analizi ve grafiksel çıktıları için Minitab yazılımı kullanılmıştır. Mevcut verilerin iki parametrelili Weibull dağılımına olan uygunluğu incelenmiştir. Bunun için LSM ve MLE yöntemleri kullanılarak mevcut veri setinin iki parametrelili Weibull dağılımına olan uygunluğu test edilmiştir. Şekil 13, LSM yöntemi kullanılarak ve Minitab programı aracılığıyla elde edilen analiz sonuçlarını bünyesinde barındırmaktadır. MLE yöntemi kullanılarak ve Minitab programı aracılığıyla elde edilen analiz sonuçları ise Şekil 14. de yer almaktadır.



Şekil 13: LSM Yöntemiyle Weibull Dağılımı Parametre Tahmini



Şekil 14: MLE Yöntemiyle Weibull Dağılımı Parametre Tahmini

Her iki yöntemde de dağılımın şekil parametresi $\beta > 1$ 'dir. Bu, sistemde arızaların zamanla sürekli artan bir eğilimde meydana geldiği anlamına gelir. Başka bir deyişle,

sistemdeki aşınma ve yıpranma ya da yağ kalitesinin bozulması nedeniyle arıza riski çalışma süresinin artmasıyla birlikte artmaktadır. Ölçek parametresine (η) gelince, her iki yöntemin tahminleri arasında çok fazla fark yoktur. Model uyumunu karşılaştırmak için Anderson Darling (AD) testi kullanılmıştır. AD testi, belirli bir modelin bir dizi veriye ne kadar iyi uyduğunu değerlendirmek için kullanılan istatistiksel bir yöntemdir. Daha basit bir ifadeyle, seçilen modelin gözlemlenen bilgileri doğru bir şekilde temsil edip etmediğini belirlemeye yardımcı olur. Bu test, araştırmacılar teorik modellerinin topladıkları gerçek verilerle uyumlu olup olmadığını değerlendirmek istediklerinde özellikle kullanışlıdır ve modelin uyum iyiliğinin bir ölçüsünü sağlar. Her iki yöntemde de AD testinden elde edilen değerler kabul edilebilir sınırlar içerisinde, ancak MLE ile yapılan tahmin daha düşük AD değerine sahiptir.



SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada yapılan Pareto analizi kritik bir kavrayışı ortaya koymaktadır; üretim kesintilerinin çoğundan az sayıda kilit faktör sorumludur. Bu faktörlere odaklanmış çabalar, arıza maliyetlerinde önemli düşüşlere ve genel verimlilikte kayda değer artışlara yol açabilir. Çalışmanın bulguları, Pareto analizinin yöneticiler için bir karar verme aracı olarak pratik değerinin altını çizmekte ve performans artışı üzerinde en önemli etkiye sahip olabilecek kaynaklara ve müdahalelere öncelik vermelerini sağlamaktadır.

Çalışma, ileriye dönük olarak sürekli iyileştirme için stratejik bir yaklaşım önermektedir. Pareto analizi yoluyla belirlenen ana arıza nedenleri etkin bir şekilde ele alındıktan sonra, dikkat sistematik olarak ikincil faktörlere kaydırılmalıdır. Bu sıralı yaklaşım, üretim hattı güvenilirliğinin kapsamlı ve sürekli bir şekilde geliştirilmesini sağlar. Kuruluşlar, sorunları etki sırasına göre metodik olarak ele alarak, üretim kesintilerine ve verimsizliklere katkıda bulunan tüm faktörleri kademeli olarak ele alarak sürekli iyileştirme döngüsünü sürdürebilirler. Bu strateji yalnızca hedeflenen müdahalelerin anlık faydalarını en üst düzeye çıkarmakla kalmaz, aynı zamanda üretim süreçlerinde ve genel operasyonel verimlilikte uzun vadeli, sürdürülebilir iyileştirmeler için bir çerçeve oluşturur.

Çalışma, Weibull dağılımını kullanarak bir üretim şirketindeki yağ yönetim sisteminin arıza dağılımını analiz etmeye odaklanmıştır. Bu kapsamda, 150 arıza verisi incelenmiş, arızaların istatistiksel olarak Weibull dağılımına uygun olduğu doğrulanmıştır. Bu bulgu, gelecekteki arızaların daha doğru tahmin edilmesinin sağlanması ve etkili bakım stratejilerinin geliştirilmesine yardımcı olması açısından önemlidir.

Weibull dağılımı parametrelerini tahmin etmek için LSM ve MLE olmak üzere iki yöntem kullanılmıştır. Sonuçlar, MLE'nin daha hassas tahminler sağladığını ve bunun da bakım maliyeti optimizasyonunu ve üretim sürekliliğini iyileştirebileceğini göstermiştir. Bu bulgulara dayanarak çalışma, şirketin yağ yönetim sistemi için düzenli bir bakım programı uygulamasını ve yeterli yedek parça stoğu tutmasını önermektedir. Bu proaktif yaklaşım beklenmedik arıza sürelerini azaltmaya, onarım maliyetlerini en aza indirmeye ve genel sistem güvenilirliğini artırmaya yardımcı olabilir. Bu analizden elde edilen bilgiler, bakım uygulamalarını optimize etmek ve operasyonel verimliliği artırmak isteyen benzer üretim şirketleri için değerli olabilir.

KAYNAKÇA

- Ahac, M., & Lakušić, S. (2015). Tram track maintenance-planning by gauge degradation modelling. *Transport*, 30(4), 430–436. <https://doi.org/10.3846/16484142.2015.1116464>
- Anderson, R. T., & Neri, L. (1990). *Reliability-Centered Maintenance: Management and Engineering Methods* (Issue 1). Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/978-94-009-0757-7>
- Atamer, Ş., & Çavdar, K. (2009). Tek kademeli dişli kutusunun güvenilirlik analizi. *Uludağ Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi*, 14(1), 11–20. <https://doi.org/10.17482/uujfe.54878>
- Aydın, M. Ş., & Teke Ç. (2016). Lastik endüstrisinde makine duruş analizi. *Uluslararası Mühendislik ve Teknoloji Araştırmaları Dergisi*, 1(1), 38-43.
- Bahar, K. P. (2021). *Makine öğrenme teknikleri kullanılarak periyodik ve kestirimci bakım planlama entegrasyonu ve bir karar destek sistemi* (Yüksek lisans tezi). Yükseköğretim Kurulu Ulusal Tez Merkezi'nden edinilmiştir. (Tez No. 696120)
- Borgi, T., Naceur, M. S., Neef, B., & Hidri, A. (2017). Data analytics for predictive maintenance of industrial robots. 2017 International Conference on Advanced Systems and Electric Technologies içinde (s. 412-417). Tunisia: Hammamet.
- Butte, S., Prashanth, A. R., & Patil, S. (2018). Machine learning based predictive maintenance strategy: a super learning approach with deep neural networks. 2018 IEEE Workshop on Microelectronics and Electron Devices içinde (s. 1–5). USA: Boise, Id.
- Cachada, A., Teixeira, J., Moreira, A. H. J., Teixeira, C., Barbosa, J., Leitno, P., et al. (2018). Maintenance 4.0: intelligent and predictive maintenance system architecture. 2018 IEEE 23rd International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation. (s. 139–146). Italy: Turin.
- Cavalieri, S., & Salafia, M. G. (2020). A model for predictive maintenance based on asset administration shell. *Sensors*, 20(21), 6028. <https://doi.org/10.3390/s20216028>
- Chen, C., Lu, N., Jiang, B., Xing, Y., & Wang, C. (2021). A data-driven predictive maintenance strategy based on accurate failure prognostics. *Eksploatacja i Niezawodność – Maintenance and Reliability*, 23(2), 387–394. <https://doi.org/10.17531/ein.2021.2.19>
- Cornbleet, P. J., & Gochman, N. (1979). Incorrect least-squares regression coefficients in method-comparison analysis. *Clinical Chemistry*, 25(3), 432-438. <https://doi.org/10.1093/clinchem/25.3.432>
- Çakırkaya, M., & Acar, Ö. E. (2016). Bir üretim hattında meydana gelen hataların önem derecelerinin istatistiksel proses kontrol tekniklerinden pareto analizi ile belirlenmesi. *Mustafa Kemal Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 13(36), 272-288.
- Danacı, M. A., Birgören, B., & Ersöz, S. (2009). Weibull parametreleri ve yüzdelikleri için güven aralığı tahmin algoritmaları. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 24(1), 119-128.
- Dehghanian, P., Aminifar, F., Fotuhi-Firuzabad, M., & Billinton, R. (2013). A comprehensive scheme for reliability centered maintenance in power distribution systems—part i:

- methodology. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 28(2), 761–770. <https://doi.org/10.1109/tpwrd.2012.2227832>
- Dombi, J., Tóth, Z. E., Jónás, T., & Árva, G. (2018). The omega probability distribution and its applications in reliability theory. *Quality and Reliability Engineering International*, 35(2), 600–626. <https://doi.org/10.1002/qre.2425>
- Egbe, G. O., Arinze, S. N., Eбенуwa, S. H., Obi, E. R., & Nwajana, A. O. (2024). Maintenance resources optimization using pareto analysis: instrumentation air compressor in oredo, Nigeria. *International Journal of Manufacturing, Materials, and Mechanical Engineering*, 13(1), 1–14.
- Elevli, S., & Yılmaz, Y. H. (2014). Açık ocak maden işletmesinde kamyon filosunun arıza/tamir verilerinin Pareto grafiği ve logaritmik serpmeye diyagramı ile analizi ve kritik arıza türleri için bir sonraki arıza zamanının tahmininde parametrik dağılım ve regresyon yöntemlerinin karşılaştırılması. *Ufuk Üniversitesi Mühendislik ve Mimarlık Dergisi*, 3(6), 45–58.
- Fakoor, H., & Alizadeh Kaklar, J. (2023). A modification in Weibull parameters to achieve a more accurate probability distribution function in fatigue applications. *Scientific Reports*, 13(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-44907-9>
- Fischer, K., Bertling, L., & Besnard, F. (2012). Reliability-centered maintenance for wind turbines based on statistical analysis and practical experience. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 27(1), 184–195. <https://doi.org/10.1109/tec.2011.2176129>
- Gómez, Y. M., Bourguignon, M., Sánchez, L., Marchant, C., & Gallardo, D. I. (2023). An in-depth review of the weibull model with a focus on various parameterizations. *Mathematics*, 12(1), 56. <https://doi.org/10.3390/math12010056>
- Grosfeld-Nir, A., Ronen, B., & Kozlovsky, N. (2007). The Pareto managerial principle: when does it apply? *International Journal of Production Research*, 45(10), 2317–2325. <https://doi.org/10.1080/00207540600818203>
- Hardt, F., Jarusek, R., Volna, E., & Kotyrba, M. (2021). Innovative approach to preventive maintenance of production equipment based on a modified tpm methodology for industry 4.0. *Applied Sciences*, 11(15), 6953. <https://doi.org/10.3390/app11156953>
- He, Y., Gu, C., Chen, Z., & Han, X. (2017). Integrated predictive maintenance strategy for manufacturing systems by combining quality control and mission reliability analysis. *International Journal of Production Research*, 55(19), 5841–5862. <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1346843>
- Kaynak, G. (2022). *Kestirimci bakım planlaması için zaman serisi modellerine dayalı arıza zamanı tahmini* (Yüksek lisans tezi). Yükseköğretim Kurulu Ulusal Tez Merkezi'nden edinilmiştir. (Tez No. 755201)
- Khider, M. O., & Hamza, A. O. (2023). Medical equipment maintenance management system. *Journal of Clinical Engineering*, 48(3), 107–117. <https://doi.org/10.1097/jce.0000000000000592>
- Kim, B. J., Winer, R. S., & Singh, V. (2017). The Pareto rule for frequently purchased packaged goods: an empirical generalization. *Marketing Letters*, 28(4), 491–507. <https://doi.org/10.1007/s11002-017-9442-5>

- Knights, P. F. (2001). Rethinking Pareto analysis: maintenance applications of logarithmic scatterplots. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 7(4), 252-263. <https://doi.org/10.1108/13552510110407041>
- Kwilinski, A., & Kardas, M. (2024). The role of the pareto principle in quality management within industry 4.0: a comprehensive bibliometric analysis. *Virtual Economics*, 7(3). [https://doi.org/10.34021/ve.2024.07.03\(1\)](https://doi.org/10.34021/ve.2024.07.03(1))
- Lee, C. K. M., Cao, Y., & Ng, K. H. (2017). Big Data Analytics for Predictive Maintenance Strategies (pp. 50–74). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-5225-0956-1.ch004>
- Liu, Y., & Liu, B. (2023). A modified uncertain maximum likelihood estimation with applications in uncertain statistics. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 53(18), 6649–6670. <https://doi.org/10.1080/03610926.2023.2248534>
- Nisonger, T. E. (2008). The “80/20 Rule” and Core Journals. *The Serials Librarian*, 55(1–2), 62–84. <https://doi.org/10.1080/03615260801970774>
- Özpar, T. A. (2007). *Makine parçalarının ömür hesaplarında Weibull dağılımının hasar teorileri ve istatistik dağılım fonksiyonlarıyla karşılaştırılması* (Yüksek lisans tezi). Yükseköğretim Kurulu Ulusal Tez Merkezi’nden edinilmiştir. (Tez No. 213312)
- Öztürk, E., & Elevli, S. (2014). CNC tezgahlarının bakım verilerinin istatistiksel değerlendirmesi. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi* (Özel Sayı), 351–364.
- Peng, C., Chen, B., Shangguan, W., & Cai, B. (2023). Multi-objective optimal maintenance strategy considering imperfect preventive maintenance: A case study on railway VOBC. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 238(4), 740–753. <https://doi.org/10.1177/1748006x231175708>
- Sağır, S., İncel, E. N., & Teke, Ç. (2019). Bulanık çok kriterli karar verme teknikleri ile bir üretim hattındaki en önemli arızanın belirlenmesi. *Hoca Ahmet Yesevi 2.Uluslararası Bilimsel Araştırmalar Kongresi* içinde (s. 152-161).
- Sekhar, R., Shaikh, S., Akbani, I., & Solke, N. S. (2015). Pareto analysis based investigation and reduction of welding-defects in automobile ring gear/flex plate assembly. *International Journal of Applied Engineering Research*, 10(4), 9811-9818.
- Shama, M. S., Alharthi, A. S., Almulhim, F. A., Gemeay, A. M., Meraou, M. A., Mustafa, M. S., et al. (2023). Modified generalized Weibull distribution: theory and applications. *Scientific Reports*, 13(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-38942-9>
- Sheut, C., & Krajewski, L. J. (1994). A decision model for corrective maintenance management. *International Journal of Production Research*, 32(6), 1365–1382. <https://doi.org/10.1080/00207549408957005>
- Sim, S. H., & Endrenyi, J. (1988). Optimal preventive maintenance with repair. *IEEE Transactions on Reliability*, 37(1), 92–96. <https://doi.org/10.1109/24.3721>
- Soylu, B., Yiğiter, H., Sarıkaya, V., Sandıkçı, Z., & Utku, A. (2022). Kestirimci bakım planlama için makine öğrenmesi temelli bir karar destek sistemi ve bir uygulama. *Verimlilik Dergisi* (Dijital Dönüşüm ve Verimlilik Özel Sayısı), 48–66. <https://doi.org/10.51551/verimlilik.988104>

- Teke, Ç. (2018). *İmalat sektöründe uygun bakım ve stratejisinin belirlenmesi için bir yöntem tasarımı ve uygulaması* (Doktora tezi). Yükseköğretim Kurulu Ulusal Tez Merkezi'nden edinilmiştir. (Tez No. 780413)
- İncel, E. N., Sağır, S., & Teke, Ç. (2019). Bir üretim hattındaki makine arıza zamanlarının weibull dağılımına uygunluğunun incelenmesi. *Hoca Ahmet Yesevi 2.Uluslararası Bilimsel Araştırmalar Kongresi* içinde (s. 145-151).
- Ulsansky, V., & Raza, A. (2024). A historical survey of corrective and preventive maintenance models with imperfect inspections: cases of constant and non-constant probabilities of decision making. *Aerospace*, 11(1), 92. <https://doi.org/10.3390/aerospace11010092>
- Varol, K. (2013). *Ticari havacılıkta motorların bakım zamanlarının weibull analizi ile öngörülmesi* (Yüksek lisans tezi). Yükseköğretim Kurulu Ulusal Tez Merkezi'nden edinilmiştir. (Tez No. 350456)
- Wang, J., Han, S., Zhou, X., Li, C., & Sarkar, S. (2017). Predictive maintenance based on event-log analysis: A case study. *IBM Journal of Research and Development*, 61(1), 11:121–11:132. <https://doi.org/10.1147/jrd.2017.2648298>
- Yang, F., Ren, H., & Hu, Z. (2019). Maximum likelihood estimation for three - parameter weibull distribution using evolutionary strategy. *Mathematical Problems in Engineering*, 2019(1), 1–8. <https://doi.org/10.1155/2019/6281781>
- Zeytin, M. (2020). *Paletli bir zırhlı aracın süspansiyon sisteminin saha verileri ile hata türleri ve etkileri analizi sonuçlarına göre güvenilirlik merkezli bakım planlaması* (Yüksek lisans tezi). Yükseköğretim Kurulu Ulusal Tez Merkezi'nden edinilmiştir. (Tez No. 633210)
- Ziegel, E. R., & Moubrey, J. (1996). Reliability-centered maintenance. *Technometrics*, 38(1), 87. <https://doi.org/10.2307/1268924>
- Zhao, J., Gao, C., & Tang, T. (2022). A review of sustainable maintenance strategies for single component and multicomponent equipment. *Sustainability*, 14(5), 2992. <https://doi.org/10.3390/su14052992>
- Zhao, Y., Li, X., & Chen, Z. (2022). Effectiveness improvement in manufacturing industry; trilogy study of pareto analysis, fishbone diagram, and overall equipment effectiveness. *Procedia Computer Science*, 199, 1234–1240.

ÖZ GEÇMİŞ

Ozan SAĞLAM, ... tarihinde ...'ta doğdu. İlköğretimini Hızır Reis İlköğretim okulunda tamamladı. Ortaöğretimini Derince Anadolu Lisesinde 2014 yılında tamamladı. 2019 yılında Bayburt Üniversitesi Makine Mühendisliği bölümünden mezun oldu. Çalışma hayatına 2020 yılında başlayıp, 2022 yılından itibaren Habaş Sınai ve Tıbbi Gazlar İstihsal Endüstrisi A.Ş. de üretim/mekanik bakım mühendisi olarak çalışmaktadır. Aynı zamanda 2022 yılında Bayburt Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Makine Mühendisliği Ana Bilim Dalında yüksek lisans eğitimine başladı.

