

T.C.
DOKUZ EYLÜL ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
DENİZ ULAŞTIRMA İŞLETME MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
DENİZCİLİKTE EMNİYET, GÜVENLİK VE ÇEVRE YÖNETİMİ
PROGRAMI
DOKTORA TEZİ

DENİZ KAZALARINDAKİ İNSAN HATASI
UNSURLARININ MAKİNE ÖĞRENMESİ
ALGORİTMALARI İLE ANALİZİ

Muammer NURDUHAN

Danışman

Doç. Dr. Barış KULEYİN

İZMİR-2024

TEZ ONAY SAYFASI

DOKTORA TEZ ONAY SAYFASI

Üniversite : Dokuz Eylül Üniversitesi
Enstitü : Sosyal Bilimler Enstitüsü
Adı ve Soyadı : Muammer NURDUHAN
Öğrenci No : 2017801439
Tez Başlığı : Deniz Kazalarındaki İnsan Hatası Unsurlarının Makine Öğrenmesi Algoritmaları İle Analizi

Savunma Tarihi : 30/07/2024

Danışmanı : Doç.Dr. Barış KULEYİN

JÜRİ ÜYELERİ

<u>Ünvanı, Adı, Soyadı</u>	<u>Üniversitesi</u>
Doç.Dr. Barış KULEYİN	-Dokuz Eylül Üniversitesi
Prof.Dr.Ali Cemal TÖZ	-Dokuz Eylül Üniversitesi
Prof.Dr.Olca SÜRGEVİL DALKILIÇ	-Dokuz Eylül Üniversitesi
Prof.Dr.Özkan UĞURLU	- Ordu Üniversitesi
Prof.Dr.Mehmet KOYUNCU	- İzmir Bakırçay Üniversitesi

Muammer NURDUHAN tarafından hazırlanmış ve sunulmuş olan bu tez savunmada başarılı bulunarak oy birliği () / oy çokluğu () ile kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Asuman ALTAY
Müdür

YEMİN METNİ

Doktora Tezi olarak sunduğum “Deniz Kazalarındaki İnsan Hatası Unsurlarının Makine Öğrenmesi Algoritmaları İle Analizi” adlı çalışmanın, tarafımdan, akademik kurallara ve etik değerlere uygun olarak yazıldığını ve yararlandığım eserlerin kaynakçada gösterilenlerden oluştuğunu, bunlara atıf yapılarak yararlanılmış olduğunu belirtir ve bunu onurumla doğrularım.

....../....../.....

Muammer NURDUHAN

ÖZET

Doktora Tezi

Deniz Kazalarındaki İnsan Hatası Unsurlarının Makine Öğrenmesi

Algoritmaları İle Analizi

Muammer NURDUHAN

Dokuz Eylül Üniversitesi

Sosyal Bilimler Enstitüsü

Deniz Ulaştırma İşletme Mühendisliği Anabilim Dalı

Denizcilikte Emniyet, Güvenlik ve Çevre Yönetimi Programı

Bu çalışma, çok sayıda can kaybı, çevresel felaket ve ekonomik kayıpla sonuçlanan deniz kazalarındaki insan hatalarını ele almaktadır. Çalışmanın amacı deniz kazalarına neden olan insan hatalarını hem denizciliğe özgü terimlerle hem de diğer sınıflandırma modellerine göre analiz ederek kaza türü ya da gemi tipi özelinde hata türleri arasında bir örüntü olup olmadığını gözlemlemektir. Çalışmada deniz kazalarında gözlemlenen insan hatalarından oluşan bir veri seti kullanılarak sınıflandırma, kümeleme ve birliktelik kuralı analizleri yapılmıştır. Metinlerin sayısallaştırılması aşamasında ise farklı doğal dil işleme algoritmaları kullanılmıştır. Sınıflandırma analizi sonucunda altı farklı insan hatasının %82 doğruluk oranında tahmin edebilen bir model geliştirilmiştir. Kümeleme analizinde denizcilik literatürüne uygun olarak her biri farklı bir insan hatasına karşılık gelen 19 farklı hata türü tespit edilmiş ve en yüksek frekansa sahip hata türünün seyirle ilişkili hatalar olduğu tespit edilmiştir. Birliktelik kuralı analizinde ise hata türlerinin gemi tiplerine ve kaza tiplerine göre farklılık gösterdiği belirlenmiştir. Elde edilen bulguların, deniz kazalarındaki insan hatalarının daha iyi anlaşılmasını sağlayacağı düşünülmektedir. Kümeleme analizi ile elde edilen sonuçların deniz kazalarına özgü insan hatası sınıflandırma sistemi oluşturulmasına katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Son olarak, sınıflandırma analizi ile geliştirilen model farklı endüstrilerden verisetleriyle de eğitilerek modelin doğruluk oranı arttırılabilir ve hata türlerinin daha hızlı tespit edilmesi sağlanabilir.

Anahtar Kelimeler: Deniz Kazaları, İnsan Hatası, CREAM, Makine Öğrenmesi, Doğal Dil İşleme.



ABSTRACT
Doctoral Thesis
Analysis of Human Elements in Marine Accidents with Machine Learning
Algorithms
Muammer NURDUHAN

Dokuz Eylül University
Graduate School of Social Sciences
Department of Marine Transportation Engineering
Maritime Safety, Security and Environmental Management Program

This study addresses human errors in maritime accidents that result in large numbers of casualties, environmental disasters and economic losses. The aim of the study is to analyze human errors that cause maritime accidents both in maritime-specific terms and according to other classification models and to observe whether there is a pattern between error types specific to the accident type or ship type. In the study, classification, clustering and association rule analyzes were performed using a dataset consisting of human errors observed in maritime accidents. Different natural language processing algorithms were used during the digitization of the texts. As a result of the classification analysis, a model that can predict six different human errors with 82% accuracy was developed. In the clustering analysis, 19 different error types, each corresponding to a different human error, were identified in accordance with the maritime literature, and the error type with the highest frequency was determined to be navigation-related errors. In the association rule analysis, it was determined that the error types differ according to ship types and accident types. It is thought that the findings will provide a better understanding of human errors in maritime accidents. It is thought that the results obtained by cluster analysis will contribute to the creation of a human error classification system specific to maritime accidents. Finally, the model developed by classification analysis can be trained with datasets from different industries, increasing the accuracy of the model and enabling faster detection of error types.

Keywords: Maritime Accidents, Human Errors, CREAM, Machine Learning, Natural Language Processing.



DENİZ KAZALARINDAKİ İNSAN HATASI UNSURLARININ MAKİNE ÖĞRENMESİ ALGORİTMALARI İLE ANALİZİ

İÇİNDEKİLER

TEZ ONAY SAYFASI	ii
YEMİN METNİ	iii
ÖZET	iv
ABSTRACT	vi
İÇİNDEKİLER	viii
KISALTMALAR	xi
TABLOLAR LİSTESİ	xiii
ŞEKİLLER LİSTESİ	xiv
EKLER LİSTESİ	xv
GİRİŞ	1

BİRİNCİ BÖLÜM

ARAŞTIRMANIN KAVRAMSAL ÇERÇEVESİ

1.1. DENİZ KAZALARININ TANIMI VE ÖZELLİKLERİ	4
1.1.1. Deniz Kazası Türleri	4
1.1.2. Deniz Kazalarına Neden Olan Unsurlar	6
1.1.3. Deniz Kazası Veritabanları	7
1.1.3.1. Global Integrated Shipping Information System (GISIS)	7
1.1.3.2. European Maritime Casualty Investigation Platform (EMCIP)	7
1.1.3.3. Marine Accident Investigation Branch (MAIB)	8
1.1.4. Deniz Kazalarına Ait Güncel İstatistikler	8
1.2. İNSAN HATASI TANIMLARI VE SINIFLANDIRMALARI	10
1.2.1. İnsan Hatasının Tanımı	10
1.2.2. İnsan Hatası Sınıflandırmaları	13
1.2.2.1. THERP (Technique for Human Error Rate Prediction)	16

1.2.2.2. Beceri – Kural – Bilgi Modeli (Skill – Rule – Knowledge Model - SRK)	17
1.2.2.3. Jenerik Hata Modelleme Sistemi (GEMS – Generic Error Modelling System)	18
1.2.2.4. İsviçre Peyniri Modeli (Swiss Cheese Model – SCM)	20
1.2.2.5. İnsan Faktörü Analizi ve Sınıflandırma Sistemi (Human Factor Analysis and Classification System - HFACS)	22
1.2.2.6. Bilişsel Güvenirlik ve Hata Analizi Yöntemi (Cognitive Reliability and Error Analysis Method – CREAM)	25
1.3. DENİZ KAZALARINDAKİ İNSAN HATASI UNSURLARI	31
1.3.1. Deniz Kazalarındaki İnsan Hatalarını Ele Alan Bilimsel Çalışma Eğilimlerinin Analizi	31
1.3.2. Deniz Kazalarındaki İnsan Hatalarını Ele Alan Bilimsel Çalışmaların Değerlendirilmesi	40

İKİNCİ BÖLÜM

ARAŞTIRMANIN TASARIMI VE YÖNTEMİ

2.1. ARAŞTIRMANIN ÖNEMİ	47
2.2. ARAŞTIRMANIN ÖZGÜNLÜĞÜ	48
2.3. ARAŞTIRMANIN AMACI	49
2.4. ARAŞTIRMANIN MODELİ VE HİPOTEZLERİ	49
2.5. VERİ TOPLAMA YÖNTEMİ	53
2.6. ANALİZ YÖNTEMİ	53
2.6.1. Doğal Dil İşleme ve Veri Ön İşleme	53
2.6.2. Metinlerin Sayısal Verilere Dönüştürülmesi	56
2.6.3. Makine Öğrenmesi Algoritmaları	60
2.6.3.1. Sınıflandırma Algoritmaları	61
2.6.3.2. Kümeleme Algoritmaları	65
2.6.3.3. Boyut Düşürme Algoritmaları	66
2.6.3.4. Birliktelik Kuralı Algoritmaları	67

2.7. DENİZ KAZALARINDAKİ İNSAN HATASI TÜRLERİNİN BELİRLENMESİ	68
2.7.1. Deniz Kazası Raporlarının İnsan Hatası Açısından Sınıflandırılması	68
2.7.2. Deniz Kazası Raporlarının İnsan Hatası Açısından Kümelenmesi	74
2.7.3. Deniz Kazalarındaki İnsan Hatası Türleri ve Deniz Kazası Değişkenleri Arasında Birliktelik Kuralı Analizi	79
2.8. ARAŞTIRMANIN KISITLARI	79

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

ARAŞTIRMANIN BULGULARI

3.1. İNSAN HATASI SINIFLANDIRMASINA İLİŞKİN BULGULAR	80
3.2. İNSAN HATASI KÜMELENMESİNE İLİŞKİN BULGULAR	83
3.3. BİRLİKTELİK KURALI ANALİZİNE İLİŞKİN BULGULAR	87
3.4. ARAŞTIRMA SONUÇLARININ LİTERATÜR KAPSAMINDA TARTIŞILMASI	93
SONUÇ	99
KAYNAKLAR	103
EKLER	

KISALTMALAR

AHP	Analitik Hiyerarşi Süreci
AIS	Automatic Identification System (Otomatik Tanımlama Sistemi)
ANP	Analytical Network Process (Analitik Ağ Süreci)
CoCoM	Contextual Control Model (Bağlamsal Kontrol Modeli)
CREAM	Cognitive Reliability and Error Modelling System (Bilişsel Güvenirlik ve Hata Modelleme Sistemi)
DDİ	Doğal Dil İşleme
EMSA	European Maritime Safety Agency (Avrupa Deniz Emniyeti Ajansı)
EMCIP	European Maritime Casualty Investigation Platform (Avrupa Deniz Kazaları İnceleme Platformu)
GEMS	Generic Error Modelling System (Genel Hata Modelleme Sistemi)
GISIS	Global Integrated Shipping Information System (Küresel Bütünleşik Bilgi Sistemi)
HFACS	Human Factor Analysis and Classification System (İnsan Faktörü Analiz ve Sınıflandırma Sistemi)
IMO	International Maritime Organization (Uluslararası Denizcilik Örgütü)
İGA	İnsan Güvenirlik Analizi
LLM	Large Language Model (Büyük Dil Modeli)
MAIB	Marine Investigation Branch (Deniz Kazaları İnceleme Bölümü)
NLP	Natural Language Processing (Doğal Dil İşleme)
PCA	Principal Component Analysis (Temel Bileşen Analizi)
SLIM	Success Likelihood Index Method (Başarı Olasılığı İndeks Metodu)
SMoC	Simple Model of Cognition (Bilişin Basit Modeli)
SRK	Skill Rule Knowledge (Beceri Kural Bilgi)
SVM	Support Vector Machines (Destek Vektör Makineleri)

	Term Frequency – Inverse Document Frequency
THERP	Technique for Human Error Rate Prediction (İnsan Hatası Tahminleme Tekniği)
t-SNE	t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding
UMAP	Manifold Analysis of Variance (Varyans Analizi)



TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 1: Üç Temel Hata Türünün Rasmussen'in Performans Düzeyleriyle İlişkilendirilmesi	18
Tablo 2: Performans Düzeylerine ait Hata Modlarının Ana Başlıkları	19
Tablo 3: Hata Modlarına Ait Sınıflandırmalar	27
Tablo 4: Genotiplere İlişkin Alt Başlıklar	29
Tablo 5: Veri Seti Oluşturulurken Kullanılan Parametreler	33
Tablo 6: Makine Öğrenmesi Algoritmaları	61
Tablo 7: MATA-D Veri setinde Yer Alan Hata Türlerine Ait Örnek Sayıları	71
Tablo 8: Eğitim Aşamasında Kullanılan MATA-D Veri setindeki İnsan Hatası Sınıfları	72
Tablo 9: UMAP ve k-Ortalamalar Algoritması Parametreleri	76
Tablo 10: Deniz Kazalarındaki İnsan Hatalarının Sınıflandırma Sonuçları	80
Tablo 11: Tahminleme İle Elde Edilen Hata Sayıları	83
Tablo 12: Kümelere Ait En Yüksek Skorlu İlk 5 Anahtar Kelime	85
Tablo 13: Veri setinin En Az %25'inde Bulunan Değişkenler	87
Tablo 14: "Çok Şiddetli Deniz Kazası" İle Sonuçlanan Analiz Sonuçları	89
Tablo 15: En Sık Gerçekleşen Kazalara Ait Analiz Sonuçları	90
Tablo 16: Gemi Tiplerine Ait Analiz Sonuçları	90
Tablo 17: Güven (0.7) ve Destek (0.1) Değerlerine Ait Analiz Sonuçları	91
Tablo 18: Kaza Tiplerine Göre Gerçekleşen Hata Türlerinin Frekansları	92
Tablo 19: Gemi Tiplerine Göre Gerçekleşen Hata Türlerinin Frekansı	93

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1: Yıllara Göre Deniz Kazası Sayıları (2011–2022)	9
Şekil 2: Kaza Türlerine Göre Yıllık Deniz Kazası Sayıları (2014-2022)	10
Şekil 3: Nesillere Göre İnsan Güvenirlik Analizi Sınıflandırması	14
Şekil 4: İnsan Güvenirlik Analizi Modelleri	15
Şekil 5: İnsan Güvenirlik Analizine İlişkin Olay Ağacı	16
Şekil 6: Defans, Bariyer ve Güvenlik Görevlilerinin Kaza Yörüngesi Tarafından Geçilmesi	20
Şekil 7: Bir Kazanın Oluşmasındaki Yaygın Unsurlar	21
Şekil 8: Emniyetsiz Eylem Kategorileri	23
Şekil 9: Emniyetsiz Eylemlerin Oluşturduğu Koşullara Ait Kategoriler	23
Şekil 10: Emniyetsiz Gözetimin Kategorileri	24
Şekil 11: Kazalara Neden Olan Örgütsel Faktörler	24
Şekil 12: TF-IDF Skoruna Göre Öne Çıkan 10 Anahtar Kelime	35
Şekil 13: K-Ortalama Yöntemine Göre Elde Edilen Anahtar Kelimeler	35
Şekil 14: TBA ile Boyut İndirgeme Yapılan Kümelerin Grafik Gösterimi	36
Şekil 15: Optimum Küme Sayısı Grafiği	37
Şekil 16: Kümelere İlişkin Sankey Diyagramı	38
Şekil 17: Yıllara Göre Anahtar Kelimelerin Değişimi	39
Şekil 18: Yıllara Göre Yayın Sayıları	40
Şekil 19: Çalışmanın Akış Diyagramı	51
Şekil 20: Araştırmanın Modeli	52
Şekil 21: İnsan Dillerinin Dilsel Düzeyleri	54
Şekil 22: BERT Kodlama Mekanizmasının Akış Şeması	59
Şekil 23: Girdi Vektörünün Temsili	59
Şekil 24: Titanik Kazasına Ait Karar Ağacı Sınıflandırması	63
Şekil 25: Yapay Sinir Ağlarının Oluşumu	64
Şekil 26: Kümeleme Analizinin Akış Diyagramı	78
Şekil 27: Sınıflandırma Analizine Ait Karmaşıklık Matrisi	82
Şekil 28: İnsan Hatalarına Ait Kümelerin 2-B Gösterimi	84
Şekil 29: Kümelerin İsimlendirilmiş Gösterimleri	86
Şekil 30: Hata Türlerinin Birbirleriyle İlişkisi	87

EKLER LİSTESİ

Ek 1:Deniz Kazalarındaki İnsan Hatalarını Ele Alan Çalışmaların Özetiek s. 1



GİRİŞ

Deniz kazaları insan hayatı çevre ve ekonomi üzerinde çok önemli etkileri olan ve çok ciddi zararlar vermektedir. Deepwater Horizon kazası, tek bir kazanın bile denli büyük felaketlere yol açabileceğini göstermektedir. Bu kaza, 11 kişinin ölümü, 5 milyon varillik petrol kirliliği ve 69 milyar dolarlık ekonomik kayba neden olmuştur (BP, 2021). 2014 ve 2022 yılları arasında gerçekleşen deniz kazalarında 604 kişi yaşamını yitirmiş ve 6781 kişi yaralanmıştır. Bu kazaların 542'si çevre kirliliğiyle sonuçlanmış ve kazalar sonucunda 184 gemi tamamen kullanılamaz hale gelmiştir. Kazalara neden olan unsurlar incelendiğinde kazaların 80,7'sinin insan hatalarından kaynaklandığı belirlenmiştir (EMSA, 2023a: 7-9). Literatürde “human element” ya da “human factor” olarak da adlandırılan insan hataları kazaların en büyük nedeni olarak görülmüş ve “Gemi mürettebatı, kıyı yönetimleri, düzenleyici kuruluşlar ve diğer insanlar tarafından gerçekleştirilen tüm insan aktiviteleri kapsayan ve deniz emniyetini, güvenliğini ve deniz çevresini etkileyen çok boyutlu kompleks bir konu” olarak tanımlanmıştır (IMO, 2020). Deniz kazalarındaki insan hatasının rolü konusundaki tartışmalar 16. yy.'a uzanırken bu konudaki ilk bilimsel çalışmaların 1950'li yıllarda başladığı görülmektedir (Grech ve diğerleri, 2008:1-5). İlk çalışmalardan bu yana insan hatalarının deniz kazalarına neden olma oranı %60-90 aralığında değişmekle birlikte genel olarak %80 olarak ifade edildiği görülmektedir (Esbensen ve diğerleri, 1985: 385; Goulielmos ve diğerleri, 2009: 338; Kandemir ve Celik, 2021: 1; Wróbel, 2021: 2). İnsan hatalarını azaltmak ve gemi kayıplarını azaltmak amacıyla klass kuruluşlarının kurulmasıyla başlayan düzenlemeler özellikle IMO'nun kurulmasıyla birlikte hız kazanmıştır. Tüm deniz paydaşlarıyla birlikte denizde emniyeti arttırmak amacıyla bir yandan ISM Kod (International Safety Management Code – Uluslararası Emniyet Yönetimi Kodu) ve STCW Konvansiyonu (International Standards of Training, Certification and Watchkeeping for Seafarer – Uluslararası Gemiadamı Eğitim, Sertifikalandırma ve Vardiya Tutma Standardı Konvansiyonu) ile bireysel ve örgütsel olarak gemide emniyet kültürü oluşturulmaya çalışılırken diğer yandan tekne dizaynı, tahrik sistemleri ve seyir ekipmanlarında önemli iyileştirmeler yapılmıştır (Galieriková, 2019: 1319; Grech ve diğerleri: 1-5). Ancak tüm bu iyileştirmelere rağmen deniz kazalarına neden olan insan hatalarının

oranı sabit kalmaktadır. Bu nedenle insan hatalarını daha iyi anlayabilmek amacıyla çok sayıda yöntem ve insan hatası sınıflandırma sistemleri geliştirilmiştir.

Gemi operasyonları çoğunlukla insan ve makine operasyonlarının yoğun olduğu bir ortamda gerçekleşmektedir. Bu nedenle operasyonlarda meydana gelen bir hatanın sosyal, teknik ve ekonomik nedenler gibi pek çok açıdan ele alınması gerektiğinden hataya neden olan unsurların net bir biçimde tespit edilmesi oldukça güçleşmektedir (Paolo ve diğerleri, 2021: 252-253). Kazalara neden olan hatalar, farklı perspektiflerden ele alındığı gibi bütüncül olarak da değerlendirilmektedir. Ancak özellikle kaza incelemelerinde çoğunlukla tek bir nedene odaklanıldığından diğer nedenler göz ardı edilmektedir (Schröder-Hinrichs ve diğerleri, 2011: 1188-1190). Bu nedenle kazaların en büyük nedeni olan insan hatalarına odaklanılmış ve hataların sayısallaştırılması ve hata türlerinin tanımlanması amacıyla çok sayıda insan hatası sınıflandırma sistemi geliştirilmiştir. Deniz kazası incelemelerinde de bu sınıflandırma sistemlerinin yoğun bir biçimde kullanıldığı görülmektedir. Deniz kazası incelemelerinde özellikle HFACS ve CREAM sınıflandırma sistemlerinin kullanıldığı görülmektedir. Ancak tespit edilen insan hatası sınıfları, kullanılan yöntem ve sınıflandırma sistemine göre değişkenlik gösterdiği için hataları tanımlamak zorlaşmaktadır (Jeong ve diğerleri, 2016: 1-6; Wróbel, 2021: 1-11). Bu nedenle deniz kazaları özelinde hata türlerini tespit edebilmek amacıyla HFACS sınıflandırma sistemi HFACS-MA (Maritime Accident) (Chen ve diğerleri, 2013: 105-114) ve HFACS-PV (Passenger Vessel) (Uğurlu ve diğerleri, 2018: 47-60) olarak yeniden uyarlanmıştır. Ancak yine de kaza kaza soruşturma prosedürlerinin standart olmaması nedeniyle kazaların yorumlanması ve hataların tespitinde eksiklik ve belirsizlikler olmaktadır (Coraddu ve diğerleri, 2020: 1-10). Bunun yanında belirli standartlara uygun kaza raporları oluşturulsa bile kaza raporlarını incelemek çok yoğun emek ve zaman gerektiren ve uzmanlık gerektiren bir süreçtir (Dominguez-Péry ve diğerleri, 2023: 1544-1567; H. Wang ve diğerleri, 2021: 1-10).

Doğal Dil İşleme (DDİ) teknikleri ve Büyük Dil Modelleri (Large Language Models (LLM))'nin gelişmesiyle birlikte metinlerden anahtar kelime çıkarmak, metinleri kümelemek ve sınıflandırmak ve metinlerden anlamlı bilgiler elde etmek kolaylaşmıştır. Bu tekniklerin sağladığı kolaylıklar nedeniyle karayolu (Krause ve Busch, 2019: 1-6), demiryolu (Williams ve Betak, 2016: 531-537), havayolu (Yang ve

Huang, 2023: 1-20) ve denizyolu (Gan ve diğerleri, 2023: 1-14; Shi ve diğerleri, 2022: 820-830) taşımacılığı kazaları gibi farklı endüstri dallarında çok sayıda kaza analizi bu teknikler kullanılarak yapılmaya başlanmıştır. Bu teknikler anlamsal bilgi çıkarmanın yanında metinlerle soru-cevap oluşturma ve metinleri bütüncül bir biçimde değerlendirmeye de imkan sağlamaktadır.

Bu çalışmanın amacı, deniz kazalarındaki insan hatalarını DDİ teknikleri tekniklerini kullanarak tespit etmek, sınıflandırmak, kümelemek ve hatalar arasında anlamsal ilişki kurmaktır. Çalışmanın bir diğer amacı ise hata ifadelerini sayısal verilere dönüştürerek iki boyutlu düzlemde nasıl konumlandıklarını gözlemlemektir. Bu kapsamda, deniz kazalarındaki insan hatalarına ilişkin gözlemleri içeren 1110 kazaya ait bilgilerle veri seti oluşturulmuştur. Bu veriler, sınıflandırma aşamasında CREAM sınıflandırma sistemine uygun olarak hazırlanmış bir veri seti kullanılarak eğitilen bir model ile analiz edilerek hata türleri tahmin edilmeye çalışılmıştır. Kümeleme aşamasında ise veriler herhangi bir eğitime ve koşula bağlı tutulmadan anlamsal benzerlikleri kullanılarak nasıl kümelendikleri gözlenmiş ve oluşan kümeler arasındaki ilişkiler tespit edilmeye çalışılmıştır. Son olarak Birliktelik Kuralı Analizi aşamasında ise sınıflandırma aşamasında elde edilen hata türleri ile gemi tipleri, kaza tipleri ve kaza şiddetleri birlikte değerlendirilerek bu değişkenler arasında bir ilişki olup olmadığı belirlenmeye çalışılmıştır.

Çalışmanın birinci bölümünde öncelikle deniz kazalarının tanımı yapılmış ve deniz kazası türleri açıklanmıştır. Bunun yanında en sık kullanılan deniz kazası veritabanlarına ilişkin bilgiler verilmiş ve son yıllardaki deniz kazası istatistiklerine yer verilmiştir. Bu bölümde ayrıca insan hatası tanımı ve türlerine yer verilerek insan hatası sınıflandırma çeşitleri kapsamlı bir biçimde açıklanmıştır.

Çalışmanın ikinci bölümünde araştırmanın amacı, önemi, kapsamı ve modeli açıklanmıştır. Devamında ise çalışmada kullanılan yöntemler aşamalarıyla belirtilmiştir. Veri setinin toplanması, metinlerin sayısal vektörlere dönüştürülmesi aşamasında kullanılan dil modellerinin yapısı ve bu vektörlerin analizinde kullanılacak sınıflandırma, kümeleme ve birliktelik kuralı analizi algoritmaları açıklanmıştır.

Son olarak üçüncü bölümde çalışmada yapılan analizler sonucu elde edilen bulgular yorumlanmış ve hata türleri arasındaki ilişkiler açıklanmaya çalışılmıştır.

BİRİNCİ BÖLÜM

ARAŞTIRMANIN KAVRAMSAL ÇERÇEVESİ

1.1. DENİZ KAZALARININ TANIMI VE ÖZELLİKLERİ

Deniz kazası terimi, Dünya Denizcilik Örgütü (IMO – International Maritime Organization) tarafından MSC.255(84) no’lu önergede tanımlanmıştır. Buna göre deniz kazası, gemi operasyonlarıyla doğrudan bağlantılı olmak üzere, aşağıdaki maddelerden en az birinin meydana gelmesine neden olan olay ya da olaylar zinciridir (IMO, 2008: 7-8):

- Ölüm ya da ağır yaralanma,
- Gemideki birinin kaybolması,
- Geminin tamamen kaybı, kayıp olduğunun kabul edilmesi ya da geminin terk edilmesi,
- Geminin maddi hasara uğraması,
- Geminin kabiliyetini yitirmesi ya da çatışması,
- Bir deniz altyapısının, gemiyi, diğer gemileri ya da insanları ciddi anlamda tehlikeye sokacak şekilde hasar alması,
- Çevreye çok ciddi zarar veren ya da verme potansiyeli olan gemi hasarı.

Bu bölümde deniz kazalarının türleri, kaza nedenlerinin neler olduğu ve deniz kazası araştırmalarında en sık kullanılan veritabanları ele alınacaktır.

1.1.1. Deniz Kazası Türleri

Deniz kazalarında raporlama prosedürlerinin Avrupa Deniz Kazası Bilgilendirme Platformu (European Marine Casualty Information Platform – EMCIP) ile uyumlu bir şekilde yürütülmesi ve raporlamada tekrarı önlemek amacıyla IMO, Avrupa Deniz Emniyeti Ajansı (European Maritime Safety Agency – EMSA) ile birlikte çalışmaktadır (IMO, 2023). IMO, 2008 yılında yayınladığı “Deniz Kazaları ve Deniz Olayları Raporu”nda deniz kazası türlerini aşağıdaki gibi tanımlamıştır (MSC, 2008: 1-2):

1. Çatışma: Bir gemiye çarpmak ya da başka bir gemi tarafından çarpılmak.

2. Karaya oturma: sığ suda zemine saplanmak ya da kıyı, deniz tabanı ya da deniz altındaki bir nesneye çarpmak.

3. Çatma: 1 ve 2. Numaralı kaza türlerinden farklı olarak sabit ya da yüzer bir nesneye çarpmak.

4. Yangın ya da Patlama

5. Gövde hasarı ya da su sızdırmaz kapılar vb. hasar görmesi: 1'den 4'e kadar olan kaza türlerinden kaynaklanmayan hasarlar.

6. Makine Hasarı: 1'den 5'e kadar olan kaza türlerinden kaynaklanmayan ve römorkör ya da kıyı desteğini gerektiren durumlar.

7. Gemi ya da ekipman hasarı: 1'den 6'ya kadar olan kaza türlerinden kaynaklanmayan hasarlar.

8. Alabora olma ya da yan yatma: 1'den 7'ye kadar olan kaza türlerinden kaynaklanmayan kazalar.

9. Kayıp

10. Can kurtarma ekipmanlarıyla ilgili kazalar.

11. Diğer: 1'den 10'a kadar olan kaza türlerinin dışında kalan kazalar.

Aynı raporun 2014 yılındaki revizyonunda ise kaza türlerine ilişkin tanımlar yapılmamış ancak kaza türleri aşağıdaki gibi değiştirilmiştir (IMO, 2014: 13):

1. Çatışma (Collision)
2. Karaya oturma (Grounding)
3. Çatma (Contact)
4. Yangın/Patlama (Fire/explosion)
5. Gövde Hasarı (Hull Failure)
6. Kontrol kaybı (Loss of control)
7. Gemi/ekipman hasarı (Ship/equipment damage)
8. Alabora/yan yatma (Capsize/Listing)
9. Mesleki kazalar (Occupational accident)
10. Diğer (Other)
11. Bilinmeyen (Unknown)

Yukarıda belirtilen kaza türlerinden farklı olarak kazalar şiddetlerine göre de sınıflandırılmış ve 2008 yılı raporunda aşağıdaki gibi tanımlanmıştır(MSC, 2008: 2):

- Çok Şiddetli Deniz Kazaları: geminin tamamen kaybı, can kaybı ya da ciddi çevre kirliliğiyle sonuçlanan kazalar.
- Şiddetli Deniz Kazaları: “çok şiddetli deniz kazaları” olarak nitelendirilmeyen ancak ana makinenin devre dışı kalması, yaşam mahallerinin ciddi zarar görmesi, geminin ciddi yapısal hasar alması, kirliliğe neden olması ya da karadan destek gerektirmesi gibi olaylarla sonuçlanan kazalar.
- Az Şiddetli Kazalar: “çok şiddetli deniz kazaları” ya da “şiddetli deniz kazaları” olarak sınıflandırılmayan ancak tehlikeli olayları ve ramakkala olaylarını da kapsayan ve yararlı bilgiler edinebilmek amacıyla kayıt altına alınan kazalar.

1.1.2. Deniz Kazalarına Neden Olan Unsurlar

Deniz kazalarını başlatan temel nedenler IMO’nun 2008’de yayınladığı “Deniz Kazaları ve Deniz Olayları Raporu”nda başlıklar halinde listelenmiştir. Bu nedenler aşağıdaki gibi özetlenebilir(MSC, 2008: 5-8):

1. Kazaya neden olan iç faktörler:
 - 1.1.İnsan hatası ve ihlaller
 - 1.2.Geminin yapısal sorunları
 - 1.3.Dizayn hataları da dahil olmak üzere makine/ekipmanların teknik arızası
 - 1.4.Yüke bağlı hususlar
2. Kazaya neden olan dış faktörler:
 - 2.1.Başka gemi ya da gemiler
 - 2.2.Çevresel koşullar
 - 2.3.Seyri olumsuz etkileyen altyapı unsurları
 - 2.4.Suç olayları
 - 2.5.Gemiye bağlı olmayan diğer hususlar
3. Bilinmeyen nedenler

1.1.3. Deniz Kazası Veritabanları

Deniz kazalarına ait detayların ve istatistiklerin yayınlandığı çok sayıda veritabanı bulunmaktadır. Ancak kapsadığı alan, içerdiği detay ve gemi sayısı açısından bazı veritabanları öne çıkmaktadır. Bu başlık altında literatürde sıklıkla kullanılan deniz kazası veritabanlarına ilişkin detaylar ele alınacaktır.

1.1.3.1. Global Integrated Shipping Information System (GISIS)

GISIS (Küresel Bütünleşik Denizcilik Bilgi Sistemi), IMO tarafından yönetilen ve deniz taşımacılığına ilişkin istatistik, düzenlemeler, deniz kurum ve kuruluşlarına ait modüllerin bulunduğu veritabanında deniz kazaları ve olayları ayrı bir modül olarak bulunmaktadır. “Marine Casualties and Incidents” olarak adlandırılan bu modül binlerce deniz kazası verisi içermektedir. Halka açık üyelik gerektiren bu modülde deniz kazaları yüzlerce farklı kriterlere göre sınırlandırılıp aranabilmektedir. Gemi özellikleri ve tanımlamaları, kaza şiddeti, tehlikeli madde bulundurma, hasar durumu, küresel denizcilik tehlike ve güvenlik sistemi, tükenmişlik parametreleri, kirlilik durumu ve can kurtarma ekipmanlarına ilişkin parametreler ve bunların alt başlıkları çerçevesinde sınırlandırmalar yapılabilmektedir. Bunun dışında kazalara ilişkin raporlar ve analizler de sınırlandırılabilir. Her kazanın analizi olmamakla birlikte, analizi bulunan kazalardaki önemli hususlar özet halinde sunulmaktadır. Bu kısımda, “kazanın türü”, “olay ve sonuçları”, “kazaya neden olan unsurlar”, “çıkarılan dersler” ve “insan unsuruna yönelik gözlemler” başlıkları altında kazalar analiz edilmektedir. Özellikle “insan unsuruna yönelik gözlemler” başlığı altında yer alan bilgiler bu çalışmanın veri setini oluşturmaktadır. Veri setiyle ilgili detaylı açıklamalar yöntem kısmında ele alınacaktır (GISIS, 2023: 1).

1.1.3.2. European Maritime Casualty Investigation Platform (EMCIP)

Avrupa Deniz Emniyeti Ajansı (European Maritime Safety Agency (EMSA)) tarafından yönetilen EMCIP, 2011 yılında hizmete başlamıştır. Platformun amacı, deniz kazalarıyla ilgili altyapı oluşturmak, kaza nedenlerini analiz etmek ve önceki

kazalardan çıkarılan dersleri paylaşmaktır. Platform, tüm gemi tiplerine ait deniz kazalarını ve ramakkala olaylarını ele aldığı gibi, kazalardaki teknik, sosyal, çevresel ve örgütsel unsurlarla ilgili istatistiklere de yer vermektedir. Üye devletlerin bayrağını taşıyan gemilerde ya da üye devletlerin karasularında meydana gelen kazaların bildirilmesi zorunlu tutulmuştur. Ayrıca “çok ciddi kaza” kategorisindeki kazalarda üye devlet de kaza incelemesi yapmalı ve kaza inceleme raporunu 12 ay içerisinde paylaşmalıdır. Platforma ait veritabanında kazalar, kaza şiddeti, gemi türü, kaza türü ve gemi özellikleri olmak üzere çok sayıda özelliğe göre sınırlandırılabilir (EMSA, 2023: 1).

1.1.3.3. Marine Accident Investigation Branch (MAIB)

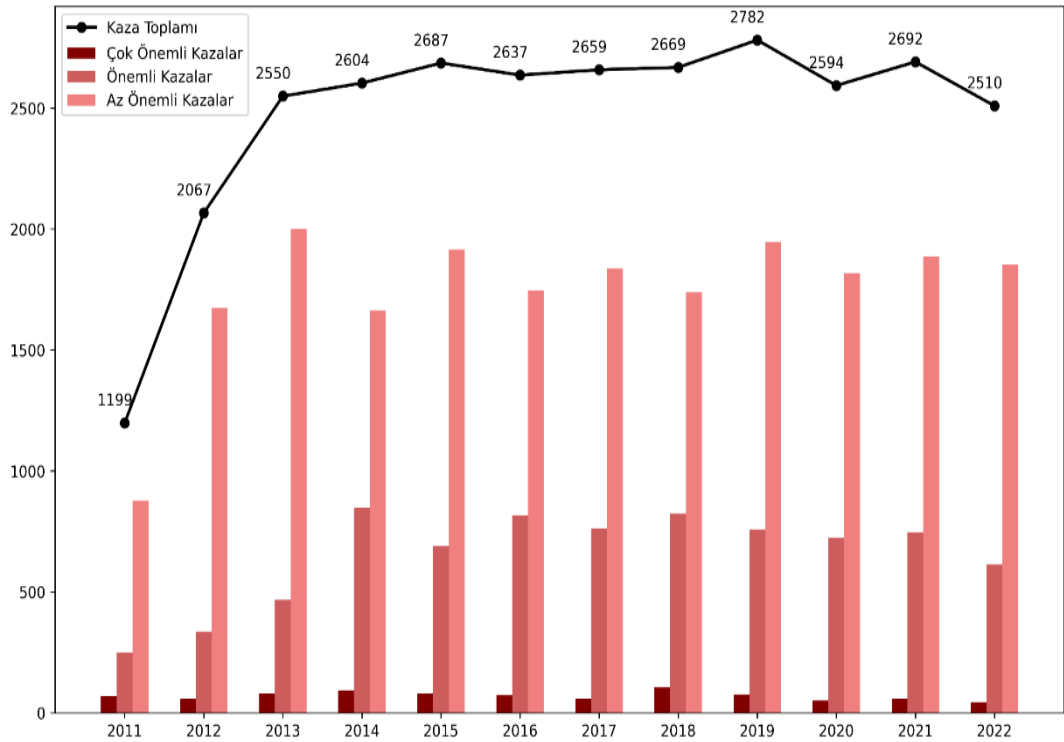
Birleşik Krallık Ulaştırma Departmanına bağlı bağımsız bir birim olan MAIB, Birleşik Krallık bayraklı gemilere ait ya da Birleşik Krallık karasularında meydana gelen kazaları incelemektedir. Birime ait halka açık deniz kazaları veritabanında kaza raporları ve emniyet bültenleri yer almaktadır. Birim, kazaların nedenlerini belirlemeyi, emniyeti arttırmak için önerilerde bulunmayı, deniz kazalarına ilişkin farkındalığı arttırmayı ve kaza incelemeleriyle ilgili ulusal ve uluslararası işbirliğini güçlendirmeyi amaçlamaktadır (MAIB, 2023: 1).

1.1.4. Deniz Kazalarına Ait Güncel İstatistikler

GISIS veritabanı deniz kazalarını küresel ölçekte incelemesine rağmen kazalara ilişkin istatistikleri yayınlamamakta ve istatistikler için farklı veritabanlarına yönlendirmektedir. Bu veritabanlarından biri olan EMSA, sadece Avrupa Birliği’ne üye ülkelerin karasularında meydana gelen ya da Avrupa Birliği’ne üye ülkelerin bayrağını taşıyan gemilere ait kaza istatistiklerini yayınlamasına rağmen her yıl düzenli ve oldukça kapsamlı raporlar yayınlamaktadır. 2023 yılında gerçekleşen deniz kazası istatistiklerinin yer aldığı raporda (EMSA, 2024) toplam 2560 deniz kazası gerçekleştiği ve bu kazalara 2769 geminin karıştığı belirtilmiştir. Bu kazalarda 27 kişi yaşamını yitirmiş, 792 kişi ise yaralanmıştır. Kazaların %44’ü seyir hatalarından kaynaklanmış ve kazaların %27’si “Perseonelin Düşmesi/Kayması” şeklinde

gerçekleşmiştir. EMSA’nın yayınladığı raporlardan elde edilen verilere göre deniz kazası sayılarının 2011-2022 yılları arasındaki değişimi Şekil 1’deki gibidir. 2013 yılında kaza sayıları 2011’in iki katına çıkmış ve bu sayı günümüze kadar benzer şekilde devam etmiştir. Kaza şiddeti oranlarının da benzer seviyelerde devam ettiği görülmektedir.

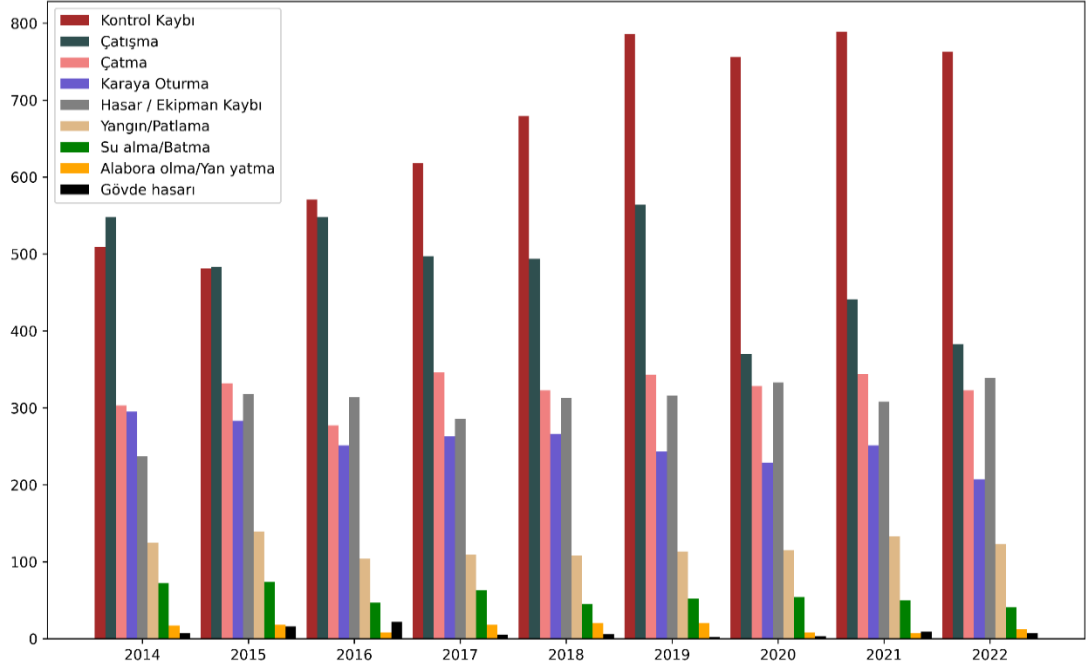
Şekil 1: Yıllara Göre Deniz Kazası Sayıları (2011–2022)



Kaynak: 2011-2022 EMSA raporları kullanılarak yazar tarafından oluşturulmuştur.

Deniz kazaları kaza türlerine göre sınıflandırıldığında “kontrol kaybı” ve “çatma” türlerinin ön plana çıktığı görülmektedir. EMSA’nın 2023 yılı raporunda (EMSA, 2023a) yer alan 2014-2022 yılları arasındaki kaza istatistikleri Şekil 2’de verilmiştir.

Şekil 2: Kaza Türlerine Göre Yıllık Deniz Kazası Sayıları (2014-2022)



Kaynak: (EMSA, 2023a)'dan uyarlanarak yazar tarafından oluşturulmuştur.

1.2. İNSAN HATASI TANIMLARI VE SINIFLANDIRMALARI

Farklı endüstrilerde ve farklı bilim dallarında çok sayıda insan hatası tanımı ve buna bağlı olarak da çok sayıda insan hatası sınıflandırmaları bulunmaktadır. Bu başlık altında insan hatalarının farklı alanlardaki tanımlarına ve insan güvenilirlik analizi altında yer alan insan hatası sınıflandırmalarına yer verilecektir.

1.2.1. İnsan Hatasının Tanımı

İnsan güvenilirlik analizi ve insan hataları üzerine yapılan çalışmalarda en çok atıf yapılan yazarlar sırasıyla (Reason, 2000a) ve (Rasmussen, 1997)'dir. Rasmussen, (1982), insan hatasını, bir sistemin normalden farklı çalışmasına ya da sistemin bozulmasına neden olan insan eylemleri olarak tanımlamıştır. Hata olarak adlandırılan eylemlerin altında yatan bilişsel ve psikolojik faktörlerin tespit edilmesi zor olduğundan insan hatalarının eylemler üzerinden açıklandığını belirtmiştir. Eylemlerin altında yatan nedenlerin tespitinin gözlem ile mümkün olduğunu ancak hata süreçlerinin çok sayıda parametre barındırması ve gözlemlenemeyen durumların

varlığı nedeniyle gözlemin imkansız olduğunu vurgulamıştır. (Reason, 1990: 28) ise insan hatasını, planlanan zihinsel ya da fiziksel aktivitelerin istenen çıktılarının oluşmasında başarısız olması şeklinde tanımlamıştır. Bu noktada hatanın, planlamanın yanlış yapılmasından kaynaklı olabileceği gibi planlanan aktivitenin yanlış icra edilmesinden de kaynaklanabileceğini belirtmiştir. Bu nedenle uygulama (slips) ve hafıza hataları (lapses) şeklinde yeni bir tanımlama yapmıştır. Uygulama hatalarının planlanan aktivitelerin uygulanmasında meydana gelen sapmaları (dil sürçmesi, kalemin kayması, eylemin sapması), hafıza hatalarının ise yapılacak eylemin ya da işlem sırasının unutulması durumunu ifade ettiğini belirtmiştir. Ayrıca uygulama hataları dışarıdan gözlemlenebilirken, hafıza hatalarının dışarıdan gözlemlenemediğini ifade etmiştir. Bu tanımlamalara ek olarak “yanlış” (mistake) olarak nitelendirilen bir diğer hata türünü ise “bir hedefin seçilmesinde ya da hedefe ulaşmak için seçilen araçlar konusunda karar alma ya da çıkarımda bulunma süreçlerinde eksiklik ya da hataların olması” şeklinde tanımlamıştır. Yanlışların tespit edilmesi diğer hata türlerine göre daha zor olduğundan daha fazla tehlike barındırdığını vurgulamıştır.

İnsan hatası, istenen eylem ya da çıktının belirlenen limitler içinde gerçekleşmesi sürecinde tek başına ya da planlı bir dizi eylemin parçası olarak gerçekleşen kasıtlı olmayan başarısızlıklardır (Whittingham, 2004: 6-7). Buna göre insan hatasının gerçekleşmesi için aşağıdaki hususların oluşması gerekmektedir:

- a) eylem gerçekleşirken hata yapma kastının olmaması,
- b) eylemin kendisinin maksatlı yapılması,
- c) istenen çıktının önceden belirlenen limitler içerisinde gerçekleştirilememesi.

İnsan hatası, planlanan operasyonların aksamasına ya da ekipman ve mala zarar verecek şekilde bir eylemin gerçekleşmesinde başarısız olma durumu olarak tanımlanabilir (Dhillon, 2007: 3).

İnsan hatası çok fazla boyutu olan ve çok geniş bir konsept olduğu için üzerinde uzlaşılmış standart bir tanımı yoktur. Tanımı, hangi disiplin (psikoloji, ergonomi, mühendislik, sosyoloji, felsefe, hukuk) açısından ele alındığına göre değişmektedir. İnsanın istenmeyen sonuçlara neden olan uygunsuz davranışları olarak tanımlanabilir (Hadj-Mabrouk, 2021: 32).

Reason, bir başka çalışmasında (Reason, 2000a: 768-770), insan hatalarının iki açıdan ele alınabileceğini belirtmiştir: insan yaklaşımı ve sistem yaklaşımı. Her iki modelin de kendisine ait hata nedenleri modeli bulunmaktadır ve her model hata yönetiminde oldukça farklı felsefeler barındırmaktadır. Bu farklılıkları anlayabilmek kaza riskleriyle mücadelede önemli rol oynamaktadır. İnsan yaklaşımı, bireyleri unutkanlık, dikkatsizlik ve ahlaki zayıflık gibi hatalarına odaklanırken, sistem yaklaşımı bireylerin çalıştığı ve meydana gelmemesi için önlem aldığı ya da olası hataların etkilerini azaltmaya çalıştıkları durumlara odaklanmaktadır.

İnsan hatası'nın (human error) petrol platformu endüstrisinde “human factor” olarak da kullanıldığı ve her iki terimin de teknik arızadan ziyade kazaya neden olan insan unsurunu tanımlamakta kullanıldığı belirtilmektedir (Gordon, 1998: 95-108). Bunun yanında “human error” kavramının anlamı, kullanıldığı alana göre değişmekle birlikte zaman zaman literatürde “human factor”, “human action” ve “human element” olarak da kullanıldığı görülmektedir. Bu durum özellikle insan güvenilirlik değerlendirmelerinde kafa karışıklığına yol açmaktadır (Wróbel, 2021: 1). Bu kavramlara ek olarak yakın gelecekte “human reliability” kavramının da aynı anlamda kullanılacağı öngörülmektedir (Ma ve diğerleri, 2023: 2580).

IMO, 1997 yılında yayınladığı önergeyle birlikte “human element” kavramını kullanmaya başlamıştır. Bu önergede “human element” kavramı, “deniz emniyetini ve deniz çevresinin korunmasını etkileyen kompleks çok boyutlu bir konudur. Bu kavram, gemi insanı, kıyı yönetimi, düzenleyici kuruluşlar, tanınmış kuruluşlar, tersaneler, kanun koyucular ve ilgili diğer paydaşların tüm insani aktivitelerini kapsamaktadır.”. Bunun yanında önergede, insan unsuru (human element) kavramı ele alınırken insan hatasını (human error) olabildiğince azaltmaya çalışılması gerektiği belirtilmiştir (IMO, 1997). Bu ifadeyle insan unsuru kavramının diğer kavramları da kapsadığı anlaşılmaktadır. Literatürde insan hatası olarak kullanılan kavramın EMSA tarafından da insan unsuru olarak kullanılmaya başlandığı görülmektedir (EMSA, 2020). Deniz kazası çalışmalarında “insan hatası” kavramı net bir şekilde ayrışıp diğer iki kavramın alt unsuru olarak ele alınırken, “insan unsuru” kavramının “insan faktörü” ile çoğunlukla benzer anlamlarda kullanıldığı ve bu iki kavram arasında bazı yönlerden ayırım yapmanın imkansız olduğu görülmüştür (Ma ve diğerleri, 2023: 1-3).

1.2.2. İnsan Hatası Sınıflandırmaları

İnsan hatalarının, literatürde “insan hatası tanımlama teknikleri” (Cheng ve Hwang, 2013: 1393; Kirwan, 1992: 372), “insan hatası sınıflandırması” (Liu ve diğerleri, 2021: 514) ve “insan güvenilirlik analizi modelleri” (Boring ve diğerleri, 2010: 1; Kirwan, 1992: 372; Spurgin, 2010: 44) başlıkları altında ve çoğunlukla birbirlerinin yerine kullanılarak ele alındığı görülmektedir. Sınıflandırma modellerinde insan hatalarını detaylandırma ve genelleme üzerinde durulurken, insan güvenilirlik analizlerinde hataları tahminleme, değerlendirme ve olasılığını ölçme konularına odaklanılmıştır. Literatürdeki insan hatalarına ilişkin çalışmalar çoğunlukla insan güvenilirlik analizi başlığı altında ele alındığından bu çalışmada da insan hatası sınıflandırma ve analiz yöntemleri insan güvenilirlik analizi modelleri üzerinden ele alınacaktır.

İnsan güvenilirlik analizi, insan hatalarını anlamak, tahmin etmek, değerlendirmek, yönetmek ve önlemek için konseptler, yaklaşımlar, yöntemler ve modellerle ilgilenen bir alandır (Liu ve diğerleri, 2021: 514-516). 20. yy’ın ikinci yarısından itibaren çok sayıda insan güvenilirlik analizi yöntemi geliştirilmiş ve güncellenmiştir. 2009 yılında yapılan bir çalışmada insan güvenirlğine ilişkin 72 farklı araç geliştirildiği belirlenmiştir. Bu araçlar çoğunlukla nükleer endüstride kullanılmakla birlikte sadece birkaç modelin ön plan çıktığı ve sıklıkla kullanıldığı görülmektedir. İnsan güvenilirlik analizleri, boyut sayısı, çalışma alanı, temel aldığı model, temel aldığı veri ve sayısallaştırma yöntemi gibi faktörler açısından birbirlerinden farklılaşmaktadır. Bu analizler, nesillere göre, göreve ilişkin faktörlere göre ve kapsamlarına göre farklı şekillerde sınıflandırılmaktadır (Boring ve diğerleri, 2010: 1-3). Nesillere göre yapılan sınıflandırma Şekil 3’de gösterildiği gibidir:

Birinci nesil modeller, kantitatif risk analizi/olasılıksal risk analizi için girdi üretmek ve insan eylem ve hatalarını risk analiziyle bütünleştirmek amacıyla geliştirilmiştir. Bu modeller, görevleri en küçük bileşenlerine ayırarak zaman baskısı, ekipman dizaynı ve stresin bu bileşenler üzerindeki etkisini ölçmeye çalışırlar. Birinci nesil modeller sadece beceri ve kural bazlı insan eylemlerini göz önünde bulundurmaları, psikolojik faktörleri, durumsallığı, örgütsel faktörleri, kültürel

farklılıkları ve hataların birbirleriyle olan ilişkisini göz ardı etmeleri açısından eksik kalmaktadırlar (Bell ve Holroyd, 2009: 6-7; Rausand ve Haugen, 2020: 552-554).

Şekil 3: Nesillere Göre İnsan Güvenirlik Analizi Sınıflandırması

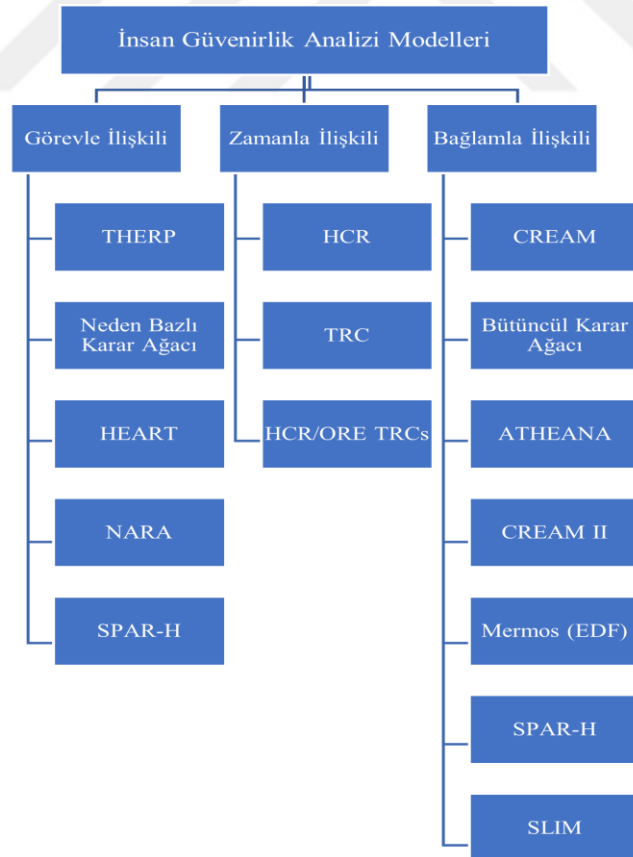
1. Nesil	2. Nesil	3. Nesil
•THERP •ASEP •HEART •APJ •SLIM •HRMS •JHEDI •INTENT	•ATHEANA •CREAM •SPAR-H •CAHR •CESA •CODA •MERMOS	•NARA •PROCOS •SHERPA •PHOENIX •IDHEAS •IDAC

Kaynak: Ade ve Peres, 2022: 1-10; Bell ve Holroyd, 2009: 6-7; Ciani ve diğerleri, 2021: 1-15; Groth ve diğerleri, 2019: 1-14.

İkinci nesil İGA modelleri insan performansı analizinde düşünme, hatırlama ve problem çözme gibi bilişsel durumların yanında prosedürler, insan-makine arayüzü ve eğitim gibi bağlamı etkileyen unsurların da göz önünde bulundurulması gerektiğine vurgu yapmaktadır (Ciani ve diğerleri, 2021: 14; Spurgin, 2010: 40-50). Bu nesilde, birinci nesilde görülen özellikle bilişsel düzeydeki eksikliklerin giderilmesi amaçlanmıştır. Ancak yine de eksikliklerin tamamen giderilmesinin iyimser bir bakış açısı olacağı değerlendirilmiştir. Örneğin, modellerin desteklenmesi için gereken verilerin eksiklikliği ikinci nesil İGA modellerinde de devam etmiştir (Hollnagel, 1998: 151-155). Bağlam ve bilişsel faktörler her ne kadar ikinci nesil İGA modelleri için ayırt edici olsa da birinci ve ikinci nesil İGA modelleri arasında keskin bir ayrım yapmak da zordur. Örneğin SPAR-H modeli bilişsel faktörleri göz önünde bulundururken bağlamı ele almamıştır. Bu açıdan hem birinci hem de ikinci nesil modeller arasında gösterilmektedir (Boring, 2012: 5). İkinci nesil insan hataları bilişsel faktörleri ele aldığından deneysel verilere ulaşmak oldukça güçtür ve bu nedenle performans değerlendirmeleri çoğunlukla uzman görüşüne dayanmaktadır. Bu durum, ikinci nesil modellerin analiz yeteneğini önemli ölçüde kısıtlamaktadır. Bu nedenle insan hatalarını simülasyon bazlı ele alan ve birinci nesil modelleri verilerle güçlendiren üçüncü nesil İGA modelleri geliştirilmiştir. Ayrıca ilk iki nesil İGA

modelleri statik modellemeye dayanırken yeni nesil İGA modelleri dinamik modellemeye dayanmaktadır. Bu yönüyle de yeni nesil ya da üçüncü nesil model olarak anılmaktadır. Simülasyon temelli modeller diğer nesillere uymadığından ve nispeten yeni oldukları için üçüncü nesil olarak adlandırılmıştır (Ade ve Peres, 2022: 1-10; Bell ve Holroyd, 2009: 6-7; Boring, 2012: 5; Groth ve diğerleri, 2019: 1-14). Literatürde üçüncü nesil İGA modellerine birçok çalışmada değinilmesine rağmen diğer modellerden hangi yönüyle ayrıldığına ilişkin net bir ayırım yapılmamıştır. Odaklandıkları parametreler açısından görev, zaman ve bağlamla ilişkili bulunan insan güvenilirlik analizleri Şekil 4’deki gibi sınıflandırılmıştır. Çok sayıda İGA modeli bulunmasına karşın bu çalışmada İGA modellerinin yıllara göre değişimini gösteren ve literatürde sıklıkla yer alan modeller açıklanmıştır. HFACS ve CREAM sınıflandırmaları özellikle deniz kazalarında en fazla kullanılan sınıflandırma yöntemleri oldukları için bu yöntemler detaylıca ele alınmıştır.

Şekil 4: İnsan Güvenirlik Analizi Modelleri



Kaynak: Spurgin, 2010: 44’den uyarlanarak yazar tarafından oluşturulmuştur.

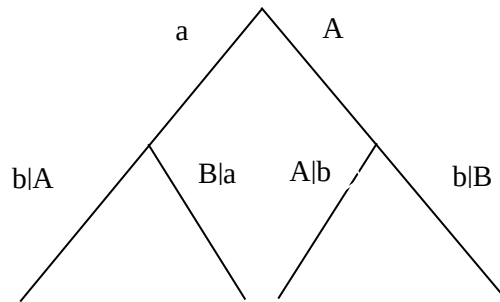
1.2.2.1. THERP (Technique for Human Error Rate Prediction)

THERP , insan hatalarının olasılığını tahminleyen ve doğrudan insan hatası ya da insanla makine etkileşiminden, operasyonel prosedürler ve uygulamalardan kaynaklı insan-makine etkileşiminin bozulmasını değerlendiren bir yöntemdir (Swain ve Guttman, 1983: 13). THERP, biçimlendirilmiş ilk insan güvenilirlik analizi modeli olarak 1962 yılında tanıtılmıştır (Boring, 2012: 2). Bu model, insan güvenilirlik analizlerinin öncülü olduğundan sonraki yıllarda geliştirilen birçok insan güvenilirlik modeli tarafından da referans alınmış ve hatta bazıları yapısal olarak neredeyse birebir aynı şekilde oluşturulmuştur (Paglioni ve Groth, 2023: 1-24). İnsan hatalarını iki kısımda incelemek mümkündür. Bunlar, ihmal (ommission) ve yanlış icra (commision) olarak adlandırılır. İhmalde bir işin tamamını ya da bir kısmını yapmama durumu söz konusuken yanlış icrada yanlış eylemi seçme, eylemin sıralamasını yanlış yapma, zamanlamayı yanlış yapma ve az ya da çok yapma durumu söz konusudur (Swain ve Guttman, 1983: 14-20). Bu modelde ölçüm için kullanılan anahtar unsurlar şunlardır (Bell ve Holroyd, 2009: 6-9):

- Görev, onu oluşturan en küçük elemanlarına kadar ayrılır.
- Her bir elemana ait insan hatası olasılığı tespit edilir.
- Her bir elemana ait performansı etkileyen unsurlar belirlenir.
- Görevler arasındaki bağımlılığın etkileri hesaplanır.
- İnsan güvenilirlik analizi olay ağacı modellenir.
- Toplam insan hatası olasılığı tespit edilir.

İnsan güvenilirlik analizi olay ağacı ise Şekil 5'deki gibi örneklendirilebilir.

Şekil 5: İnsan Güvenirlik Analizine İlişkin Olay Ağacı



Kaynak: Swain ve Guttman, 1983: 171.

Görev A:	İlk Görev
Görev B:	İkinci Görev
a:	Görev A'nın Başarılı Olma Olasılığı
A:	Görev A'nın Başarısız Olma Olasılığı
b a:	a durumunda Görev B'nin Başarılı Olma Olasılığı
B a:	b durumunda Görev B'nin Başarısız Olma Olasılığı
b A:	A durumunda Görev B'nin Başarılı Olma Olasılığı
B A:	B olma durumunda Görev B'nin Başarısız Olma Olasılığı

1.2.2.2. Beceri – Kural – Bilgi Modeli (Skill – Rule – Knowledge Model - SRK)

Hataların görevden ve görevin yapıldığı ortamdan bağımsız olarak bireye özgü bilgi ve mental süreçler nedeniyle de gerçekleşebileceği ve bu nedenle bireylerin bilgi işlem süreçlerini ele alan modellerin de geliştirilmesi gerektiğinden hareketle oluşturulmuş bir modeldir. Beceri-Kural-Bilgi (BKB) modeli davranışın üç seviyesi arasında ayrım yapar: beceri, kural ve bilgi. Beceri düzeyi, otomatikleşmiş, bilinçdışı rutinler şeklinde gerçekleşen ve belirli zaman aralığında belirli davranışlarla kontrol edilen performansları içerir. Bu düzeyde hatalar, güç, zaman ve mekanla ilişkilidir. Kural düzeyi, rutin eylemleri gerçekleştirmek amacıyla oluşturulan belirli kurallara dayalı performansları içerir. Bu düzeyde hatalar, olayları yanlış sınıflandırma veya tanımlama, görevleri yanlış ilişkilendirme ya da prosedürleri hatırlamadaki sorunlar olarak örneklendirilebilir. Bilgi düzeyinde ise daha önce karşılaşılmayan olaylara karşı mevcut bilgilerin analiz edilerek ve öncelikler göz önünde bulundurularak karar alınmasını içerir. Bu düzeydeki hatalar olaylara ve kişilere bağlı olarak ele alındığından her duruma uyacak net bir hata belirtmek mümkün değildir (Rasmussen, 1983: 257-259). BKB modeli çok fazla atıf almasına ve başka modellere de zemin hazırlamasına rağmen eleştirildiği yönler de bulunmaktadır. Bunlardan biri bilgi düzeyinin diğer düzeylerden net olarak ayrılamaması ve net olarak tanımlanamamasıdır. Özellikle beceri düzeyinin bilgi düzeyinden net bir şekilde ayrılmasının mümkün olmadığı ve aynı şeyin iki farklı yüzü olduğu belirtilmiştir. Zira bilgi düzeyiyle benzer şekilde beceri düzeyi de bilişsel süreçlere dayanmaktadır. Öyle

ki kişinin bilişsel becerisinden de söz edilebilir ve bu durum aynı anda iki düzeye de karşılık gelebilir. Kural düzeyi de içerisinde bilgi ve beceri barındırdığından diğer düzeylerden net bir biçimde ayırlanamamaktadır. Basit işlerde prosedürleri takip etmek kolayken görevler zorlaştıkça başka bilişsel süreçler devreye girmekte ve kural düzeyini etkilemektedir (Dougherty, 1992: 253-255). Benzer bir eleştiri de (Hollnagel, 1998: 64) tarafından yapılmış ve beceri bazlı hataların iki farklı anlama gelebileceğini belirtmiştir. Bunlar bir işin icrası sırasında gereken becerideki eksikliğe atıfta bulunabileceği gibi beceriye dayanan bir görevin eksik ya da yanlışlığını da belirtebilir.

1.2.2.3. Jenerik Hata Modelleme Sistemi (GEMS – Generic Error Modelling System)

Reason, (1990) tarafından geliştirilen bu modelde Norman, (1981)'in hata türleriyle (sürçme,kayma ve yanlışlar) Rasmussen, (1983)'in hata türleri (BKB Modeli) birleştirilerek yeni bir model oluşturulmuştur. Bu modelde iki önemli hata türü birbirine entegre edilmeye çalışılmıştır. Sürçmeler (slips) ve kaymalar (lapses), eylemlerin hafıza ya da icra edilmesi nedeniyle hedeflenenden sapması olarak tanımlanırken, yanlışlar (mistakes) eylem planının hedeflenen çıktı için yetersiz ya da eksik olmasını ifade etmektedir. Bu hata türleri BKB'de belirtilen hata türleriyle birleştirilerek Tablo 1'de belirtilen üç farklı hata türü oluşturulmuştur.

Tablo 1: Üç Temel Hata Türünün Rasmussen'in Performans Düzeyleriyle İlişkilendirilmesi

Performans Düzeyleri	Hata Türleri
Beceri-bazlı düzey	Sürçme ve Kaymalar
Kural-bazlı düzey	Kural düzeyi yanlışları
Bilgi-bazlı düzey	Bilgi düzeyi yanlışları

Kaynak: Reason, 1990: 30.

Bu hata türleri çeşitli boyutlara göre ayrılmıştır: aktivite, dikkat, kontrol modu, görelî tahmin edilebilirlik, fırsatlar, durumsal etkiler ve değişimin gözlenme ya da

ilişkilendirme kolaylığı. Her bir performans düzeyine ilişkin hata modları Tablo 2’de verilmiştir.

GEMS’de bir göreve ilişkin hata türlerinin belirlenmesi ve bu hataların modeldeki hangi hata türüne karşılık geldiğinin tespit edilmesi analizi yapan kişinin bakış açısına ve hayal gücüne bağlıdır. Ayrıca hata türlerinin tanımlanmasında da eksiklik olduğu ve bu modeli kullanacak kişilerin hatalara ilişkin detaylı tanımlara ihtiyaçları olduğu belirtilmiştir. Bu yönüyle GEMS, insan hatalarını sınıflandırma sistemi olarak ele alınıp sayısal modellemeye imkan tanıyacak başka modeller için bir araç olarak kullanılabilir (Kirwan, 1994).

Tablo 2: Performans Düzeylerine ait Hata Modlarının Ana Başlıkları

Beceri-bazlı Performans Düzeyi	
<i>Dikkat Eksikliği</i>	<i>Aşırı Dikkat</i>
Ayrık dikkat kayması	Eksiklik hatası
Müdahale kaynaklı eksiklik	Tekrarlama
Azalmış niyetlilik	Tersine çevirme
Algısal karışıklık	
Müdahale hataları	
Kural-bazlı Performans Düzeyi	
<i>Doğru Kuralların Yanlış Uygulanması</i>	<i>Yanlış Kuralların Uygulanması</i>
İlk sıradışılık	Kodlama eksikliği
Karşı kural ve kural eksikliği	Eylem eksikliği
Aşırı bilgi yüklemesi	Yanlış kural
Kural gücü	Aykırı kural (Tolere edilebilir)
Genel kurallar	Tavsiye edilmeyen kural
Gereksiz çokluk	
Katılık	
Bilgi-bazlı Performans Düzeyi	
<i>Seçicilik</i>	
<i>Çalışma alanı kısıtı</i>	
<i>Görüş açısında olmama</i>	
<i>Onaylama yanlılığı</i>	
<i>Aşırı güven</i>	
<i>Önyargılı inceleme</i>	
<i>Hayali korelasyon</i>	

Tablo 2 (Devamı): Performans Düzeylerine ait Hata Modlarının Ana Başlıkları

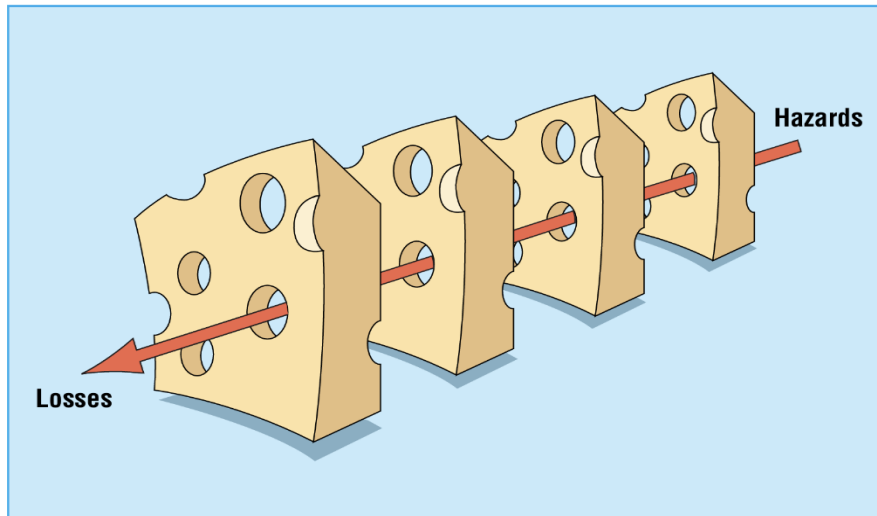
<i>Halo efekti</i>
<i>Nedensellik problemi</i>
<i>Karmaşıklık problemi</i>
Geç geri bildirimle ilgili problemler
Zamana bağlı değişimi fark etmede eksiklik
Hızlı gelişmelerle ilgili problemler
Nedensel ağlar yerine nedensel seriler şeklinde düşünme
Problemi geçiştirme
Aşırı detaycılık

Kaynak: Reason, 1990'dan uyarlanmıştır.

1.2.2.4. İsviçre Peyniri Modeli (Swiss Cheese Model – SCM)

Reason, (2000a) tarafından geliştirilen bu model yapılacak görevlere ilişkin farklı düzeylerde hatalar olabileceğini ve bu hatalara önlem alınmadığı takdirde kazanın gerçekleşeceğini belirtmiştir. Düzeylere ilişkin hataları İsviçre peynirindeki deliklere benzetmiş ve bir katmandan diğerine geçecek hataların bariyerler olmaması durumunda kazayla sonuçlanacağını belirtmiştir. Modele ait görsel Şekil 6'da verilmiştir.

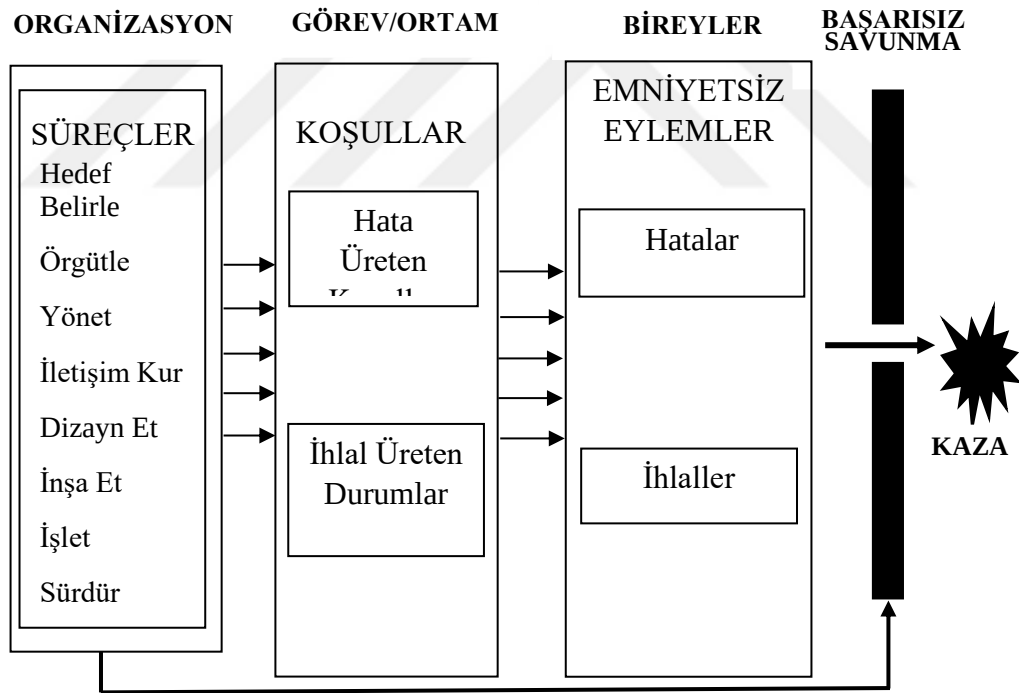
Şekil 6: Defans, Bariyer ve Güvenlik Görevlilerinin Kaza Yörüngesi Tarafından Geçilmesi



Kaynak: Reason, 2000a: 769.

Sistemdeki açıkların “aktif hatalar” ve “gizli koşullar” olmak üzere iki nedenden dolayı gerçekleştiği belirtilmiştir. Aktif hatalar, gözlemlenebilen emniyetsiz eylemler olarak tanımlanırken, gizli koşullar, sistemde ilk bakışta fark edilmeyen emniyet zafiyetlerini ifade etmektedir. Gizli koşullar, tasarımcı, inşacı, prosedür yazarı ve üst düzey yöneticilerin kararları sonucu oluşur ve yanlışlıkla olmasa bile sistemde zafiyete neden olur. İsviçre Peyniri modelinden önce yine aynı yazar tarafından bir görevi oluşturan unsurlar arasındaki emniyet zafiyetlerinin aktarımı ifade edilmiştir. Sonraki yıllarda HFACS modeline de ilham veren bu yapı, emniyet zafiyetlerinin öncelikle organizasyonel süreçlerde meydana geleceğini bu zafiyetin ortam koşulları ve bireylerin emniyetsiz eylemleriyle birleşmesi nedeniyle kazaya sebebiyet vereceğini belirtmiştir (Reason, 1993: 223-224).

Şekil 7: Bir Kazanın Oluşmasındaki Yaygın Unsurlar



Kaynak: Reason, 2000b: 240.

İsviçre Peyniri Modeli, hatalar için basit ve kullanışlı bir sınıflandırma sistemi sunmasına rağmen bazı yönlerden eksik bulunmaktadır. Bunlardan ilki kazalara neden olan unsurların doğrudan operatör performansına bağlı olarak oluşturulmasıdır. Halbuki gerçek hayatta bireyler, ortam ve organizasyonla ilgili hataların birden fazla

faktörden etkilendiği ve bu faktörlerin birbirlerinden zaman ya da mesafe açısından uzaklığının tespit edilemediği belirtilmiştir. Bununla beraber örgütsel kararların emniyetsiz eylemlere ne şekilde neden olduğu ve bu ilişkilerin nasıl tespit edilebileceği konusunda da eksik kaldığı belirtilmektedir (Luxhoj ve Maurino, 2001: 1-10). Ayrıca modelde hataların doğrusal bir biçimde ilerlediği ancak gerçek hayatta farklı düzeylerde gerçekleşen hatalar arasında kompleks ilişkilerin olduğu ifade edilmiştir. Düzeylerdeki deliklerin hangi hatalara karşılık geldiği de bilinmediğinden hataların ve buna karşı alınacak önlemlerin belirlenmesinde eksik kaldığı vurgulanmaktadır (Larouzee ve Le Coze, 2020: 8).

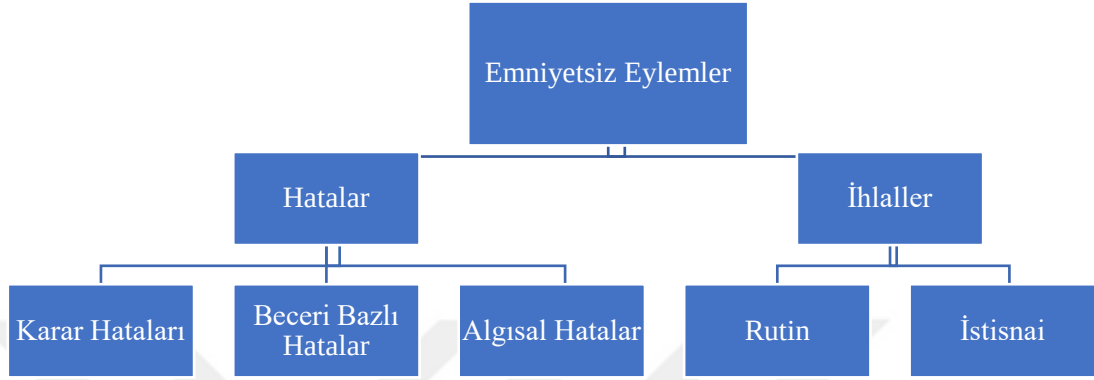
1.2.2.5. İnsan Faktörü Analizi ve Sınıflandırma Sistemi (Human Factor Analysis and Classification System - HFACS)

Havacılıkta meydana gelen hataların sınıflandırılması için oluşturulmuş ve büyük oranda İsviçre Peyniri Modeli üzerine inşa edilen bu modelde İsviçre Peyniri Modeli'nde olduğu gibi farklı düzeylerde hata türlerine yer verilmiş ve bu hatalar detaylandırılmıştır. İsviçre Peyniri Modeli'ne yapılan en büyük eleştirilerden biri olan katmanlardaki deliklerin ne olduğunun bilinmemesi durumu bu yeni model ile giderilmiş ve olası hatalar alt başlıklar şeklinde sunulmuştur. Buna göre HFACS modelinde “Emniyetsiz Eylemler”, “Emniyetsiz Eylemlerin Oluşturduğu Koşullar”, “Emniyetsiz Gözetim” ve “Örgütsel Etkiler” olarak 4 farklı düzey bulunmaktadır. Emniyetsiz eylemler, hata ve ihlal olmak üzere iki başlık altında değerlendirilmektedir. Hatalar, genel itibarıyla bireylerin görevlerini istenen şekilde yürütmeleri için gereken mental ve fiziksel aktivitelerin yerine getirilmemesi olarak yorumlanırken, ihlaller ise bireylerin kendi istekleriyle uygun olmayan eylem tercihlerini ifade etmektedir (Shappell ve Wiegmann, 2000: 1-17; Wiegmann ve Shappell, 2001: 1006-1016). Her iki hata türü de kendi içerisinde alt başlıklara ayrılmaktadır. Bu başlıklara ilişkin görsel Şekil 8’de verilmiştir.

Kaza nedenleri çoğunlukla emniyetsiz eylemlerden kaynaklansa da bu eylemlere neden olan koşulların göz ardı edilmesi kaza nedenlerinin net bir biçimde anlaşılamamasına neden olmaktadır. Bu nedenle kazaya neden olan hususlar eylemin

gerçekleştiği koşullar da göz önünde bulundurularak daha derin bir incelemeye tabi tutulmalıdır.

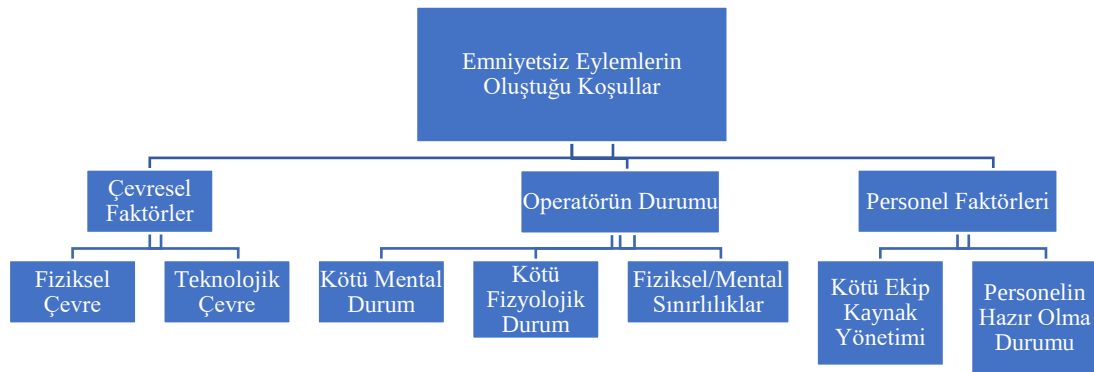
Şekil 8: Emniyetsiz Eylem Kategorileri



Kaynak: Shappell ve diğerleri, 2007: 229.

Emniyetsiz eylemlerin oluştuğu koşullar operatörün standart altı uygulamaları ve operatörün standart altı koşulları olarak iki başlık altında ele alınmaktadır (Shappell ve Wiegmann, 2000: 1-17). Yazarın sonraki çalışmalarında (Shappell ve diğerleri, 2007: 227-242) bu düzeye ait alt sınıflar üçe çıkarılmış ve başlıklar “Çevresel Faktörler”, “Operatörün Durumu” ve “Personel Faktörleri” olarak değiştirilmiştir. Bu ayrımlara ait alt başlıklar Şekil 9’da verilmiştir.

Şekil 9: Emniyetsiz Eylemlerin Oluşturduğu Koşullara Ait Kategoriler



Kaynak: Shappell ve diğerleri, 2007: 229.

Emniyetsiz eylemleri etkileyen bir diğer hata düzeyi ise “Emniyetsiz Gözetim”’dir. Bu düzey kendi içinde “Yetersiz Gözetim”, “Uygun Olmayan Operasyonların Planlanması”, “Problemin Düzeltilememesi”, “Gözetimsel İhlaller” olmak üzere 4 alt başlığa ayrılmıştır. Bu başlıklar Şekil 10’da gösterilmiştir.

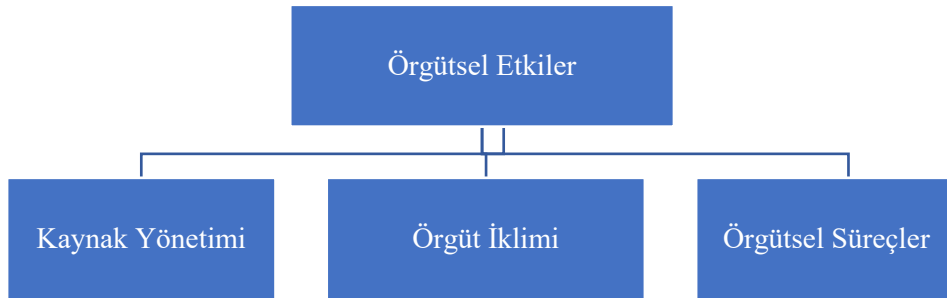
Şekil 10: Emniyetsiz Gözetimin Kategorileri



Kaynak: Shappell ve diğerleri, 2007: 229.

Yönetimsel düzeyde meydana gelen hatalar diğer bütün düzeyleri doğrudan etkilemektedir ve çoğunlukla fark etmesi zor hatalardır. Bu hata düzeyine ait alt başlıklar “Kaynak Yönetimi”, “Örgüt İklimi” ve “Örgütsel Süreçler” şeklinde olup Şekil 11’de gösterilmiştir.

Şekil 11: Kazalara Neden Olan Örgütsel Faktörler



Kaynak: Shappell ve diğerleri, 2007: 229.

HFACS modeli farklı endüstriyel alanlarda çok sayıda çalışma tarafından kullanılmasına rağmen bazı yönleriyle eleştirilmektedir. Bunlardan ilki, HFACS modeli ile kaza raporlarından kazaya neden olan gizli koşulların tespit edilmesinin oldukça zor olmasıdır. Bir diğer eleştiri ise insan hatası ve kazaya neden olan koşullar arasında çok küçük farklılıkların olması sebebi ile sınıflandırma ve analizde karışıklık

yaşanmasıdır. Ayrıca hataların kategorilere atanması hatanın kendisini açıklamakta ve kazaya neyin neden olduğunu tespit etmede yetersiz olduğu gibi önlem için de bir eylem planı sunmamaktadır (Li ve diğerleri, 2008: 426-430). Bu eleştirilere ek olarak HFACS modeli ile olay zincirinin tespit edilemediği ve bu nedenle neden-sonuç ilişkisi kurulamadığı belirtilmektedir (Beaubien ve Baker, 2002:11-18).

1.2.2.6. Bilişsel Güvenirlik ve Hata Analizi Yöntemi (Cognitive Reliability and Error Analysis Method – CREAM)

CREAM, 1998 yılında Hollnagel tarafından geliştirilmiş ve insan hatalarının birden çok nedeni olduğu ve bu nedenlerin de eylemin yapıldığı bağlama göre değişeceğini öngören ikinci nesil bir insan güvenirlik analizi modelidir (Rausand ve Haugen, 2020: 567-570). CREAM, geçmişte yaşanmış kazalardaki insan hatalarını analiz etmek ya da ileriye dönük performans tahminlemesi yapmak amacıyla geliştirilmiş ikinci nesil bir insan güvenirlik analizi modelidir. Diğer modellerden farklı olarak insanların performanslarını ya da eylemlerini içinde bulundukları bağlam içerisinde ele alır. İkinci nesil diğer modellerde olduğu gibi CREAM de göreve ait unsurların yanında bilişsel faktörleri de göz önünde bulundurur. Bu noktada hem insanların hatalı eylemlerini açıklayacak kadar detaylı hem de pratik faydası olmayan ve önleyici faaliyetlerle ilişkilendirilemeyen eylemleri göz ardı edecek kadar sade bir model olarak geliştirilmiştir (Hollnagel, 1998: 1).

CREAM yöntemine temel oluşturan model, Bilişin Basit Modeli (Simple Model of Cognition – SMOc)’nin geliştirilmiş bir versiyonu olan Bağlamsal Kontrol Modeli (Contextual Control Model – COCOM)’dir. SMOc modelinde Gözlemleme, Yorumlama, Planlama ve Uygulama modları arasında standart yönlü bir ilişki söz konusuysa COCOM modelinde bu ilişkilerin bağlama göre değişebileceği belirtilmiştir. Yani, bilişsel düzeyde standart bir girdi-çıkı ilişkisinden ziyade bireyin yetkinliği ve kontrolü arasındaki ilişki bulunduğu varsayılmaktadır. Bireyin bilgi, beceri ve bilişsel yeteneğini ifade eden yetkinlik kavramı, yine bireyin bu yetkinliğini içinde bulunduğu koşullara uygun olarak kontrol edebilme yeteneği ile gözlemlenebilir hale gelmektedir. Dolayısıyla bireyin yetkinliği ve kontrol yeteneği bağlamsal olarak değerlendirilmelidir. Sonuç olarak COCOM modeli 4 farklı kontrol

modelinden oluşmaktadır: karıştırıcı kontrol, fırsatçı kontrol, taktiksel kontrol ve stratejik kontrol (Hollnagel, 1993: 27-35).

1. Karıştırıcı Kontrol: Bir sonraki eylem seçimi pratikte tahmin edilemez ya da rastlantısaldır. Yapılacak eylemin seçiminde düşünmenin çok az olduğu ya da hiç olmadığı durumları ifade eder. Genel olarak iş gereklerinin yüksek olduğu, koşulların alışılmadık olduğu ve beklenmeyen şekillerde değiştiği ve düşünmenin felç olduğu ve buna bağlı olarak durumsal farkındalığın tamamen yitirildiği koşullardır.

2. Fırsatçı Kontrol: Bir sonraki eylem seçimi değişmez niyetler ve hedeflerden ziyade bağlam içerisinde ön plana çıkan özelliklere göre belirlenir. Bağlam çok iyi anlaşılmadığında ya da zaman kısıtının olması gibi durumlarda bireyin çok az planlama ya da tahminleme yapmasını ifade eder.

3. Taktiksel Kontrol: Performans planlamaya bağlı olduğundan bilinen bir prosedür veya kurala uyulur. Ancak planlama sınırlı kapsama sahiptir ve hesaba katılan ihtiyaçlar belirli bir amaca yönelik olabilir.

4. Stratejik Kontrol: birey, daha geniş bir bağlamı göz önünde bulundurur ve bu nedenle daha geniş bir zaman aralığı kullanarak daha yüksek düzeyli hedefler için ileriye yönelik hareket eder. Bu mod, daha etkin ve sağlam bir performans sunar ve bu nedenle bu modu hedeflemek ideal olabilir.

İnsan hatalarının sınıflandırma şemaları, değerli bilgilerin kaybolmasını önleyecek kadar detaylı, aynı zamanda olaylar atanırken yönetilecek düzeyde kategori bulunduracak kadar basit olmalıdır. Üst düzey sınıflandırma şemaları nedenler (genotip) ve sonuçlar (fenotip) arasında keskin bir ayrım yapar. Fenotipler, bireylerin eylemleri ya da sistem içerisinde meydana gelen olaylar gibi sistem içerisinde doğrudan gözlemlenebilen unsurları ifade eder. Dolayısıyla geçmişe yönelik yapılan analizlerde başlangıç noktası fenotipler olur. Genotipler ise fenotipleri meydana getiren nedenler olarak tanımlanır. Yani, fenotipler bir hatanın görünür kısmını ifade ederken, genotipler ise hataya neden olan, doğrudan gözlemlenemeyen ve görünmeyen kısmını ifade eder. Dolayısıyla, sınıflandırma şemaları genotipler ve fenotipler arasındaki ilişkiyi tespit etmeye çalışır. Genotipler, bireysel, teknolojik ve örgütsel olmak üzere üç farklı kategoride ele alınırken, fenotipler ise hata modları olarak ele alınmaktadır (Hollnagel, 1998: 164-176).

Hata Modları: olası fenotipleri yani yanlış ya da hatalı eylemlerin nasıl dışavurduğunu tanımlayan kategorilerdir. Bu modlar, zamanlama, süre, mesafe, hız, yön, güç, nesne ve sekans olmak üzere 8 adettir. Ancak bu modlar Tablo 3’de görüldüğü gibi kullanım kolaylığı olması açısından 4 başlık altında ele alınmıştır (Hollnagel, 1998: 161-163).

Tablo 3: Hata Modlarına Ait Sınıflandırmalar

SINIFLANDIRMALAR	GENEL ETKİ	SPESİFİK ETKİ
1. Hatalı Eylem Zamanı	Zamanlama	Çok erken
		Çok geç
		İhmal
	Süre	Çok uzun
		Çok kısa
2. Hatalı Eylem Tipi	Güç	Çok az
		Çok fazla
	Mesafe/Genişlik	Çok uzak
		Çok yakın
	Hız	Çok hızlı
		Çok yavaş
	Yön	Yanlış yön
		Yanlış hareket tipi
3. Hatalı Nesneyle Eylem	Hatalı Nesne	Yakın konum
		Benzer nesne
		Alakasız nesne
4. Hatalı Konumdaki Eylem	Sekans	İhmal
		İleri atlama
		Geri atlama
		Tekrar
		Sırayı karıştırma
		Hatalı eylem

Kaynak: Hollnagel, (1998)’den uyarlanarak oluşturulmuştur.

Bireysel Genotipler, insan bilişinin en önemli özelliklerinden birisi gizli olması, yani gözlemlenemiyor olmasıdır. İnsan hatası analizlerinde olayın nasıl gerçekleştiği ve tekrarlanmaması için ne yapılması gerektiği konusu analizin

motivasyonunu oluşturmaktadır. Bu nedenle olası hata nedenleri değişikliğin önerilebileceği düzeyde tanımlanmalı ve bilişsel mekanizmalara ait spesifik detayları içermemelidir. Bu kapsamda bireysel genotipler, spesifik bilişsel fonksiyonlar, geçici bireysel fonksiyonlar ve kalıcı bireysel fonksiyonlar başlıkları altında değerlendirilmektedir. Her bir başlık kendi içerisinde alt başlıklara ayrılarak yeterince detaylı sınıflandırmalara imkan tanımaktadır (Hollnagel, 1998).

Teknolojik Genotipler, doğrudan teknolojik kısımlarla doğrudan ilişkili bulunabilen tüm hataları içerir. Bu hatalar teknik bir arıza olabileceği gibi operasyon destek sistemi eksikliği ya da arayüzle ilgili sorunlar da olabilir. Arayüzle ilgili arızalar insan performansını doğrudan etkiler ve bir hata modunun ana nedeni olabilir. Özellikle günümüzde ekipmanların bir parçası olarak görülen yazılım arızaları önemli bir sınıflandırmayı oluşturmaktadır. Teknoloji genotipleri, ekipman arızaları, prosedürler, geçici arayüz problemleri ve kalıcı arayüz problemleri olmak üzere 4 grupta incelenmektedir.

Örgütsel Genotipler, operatör ve teknolojik sistemden ziyade çevreye atfedilen genotipleri içeren bir kategoridir. Bu kategori örgütün yönetsel ve idari kısımlarından daha fazlasını içermektedir. Bu genotipe ilişkin sınıflandırmalar iletişim, organizasyon, eğitim, çevre koşulları ve çalışma koşullarından oluşmaktadır. Genotipler, daha anlaşılır olmaları için kendi içlerinde alt başlıklara ayrılmıştır. Bu başlıklar da genel ve spesifik nedenler olarak alt başlıklara ayrılıp ayrıca tanımlanmıştır. Genotiplere ilişkin genel nedenler Tablo 4’de verilmiştir.

CREAM, temel ve genişletilmiş versiyon olmak üzere iki farklı düzeyde analize imkan tanır. Bu modellerin uygulama adımları aşağıdaki gibidir (Felice ve diğerleri, 2013:4453):

Temel Versiyon;

- Adım 1: Hiyerarşik Görev Analizi
- Adım 2: Temel Performans Koşullarının Değerlendirilmesi
- Adım 3: Kontrol Modu

Genişletilmiş Versiyon;

- Adım 4: Bilişsel Profil Oluşturma
- Adım 5: Bilişsel Fonksiyonların Olası Hata Modları
- Adım 6: Hata Olasılıklarının Tanımlanması

Tablo 4: Genotiplere İlişkin Alt Başlıklar

GENOTİP	SINIF	GENEL SONUÇ
BİREYSEL	SPESİFİK BİREYSEL FONKSİYONLAR	GÖZLEMLEME
		Iskalanmış Gözlem
		Yanlış Gözlem
		Hatalı Tanımlama
		YORUMLAMA
		Hatalı Teşhis
		Hatalı Çıkarım
		Karar Hatası
		Gecikmiş Yorumlama
		Hatalı Tahmin
	PLANLAMA	Eksik Plan
		Öncelik Hatası
	GENEL BİREYSEL FONKSİYONLAR	GEÇİCİ BİREYSEL FONKSİYONLAR
		Hafıza Hatası
		Korku
		Dikkat Dağınıklığı
		Tükenmişlik
		Performans Değişkenliği
		Dikkat Eksikliği
		Fizyolojik Stres
		Psikolojik Stres
	KALICI BİREYSEL FONKSİYONLAR	Fonksiyonel Bozukluk
		Bilişsel Model
		Bilişsel Yanlılıklar
TEKNOLOJİK	EKİPMAN ARIZALARI	
	PROSEDÜR	
	GEÇİCİ ARAYÜZ PROBLEMLERİ	
	KALICI ARAYÜZ PROBLEMLERİ	

Tablo 4 (Devamı): Genotiplere İlişkin Alt Başlıklar

ÖRGÜTSEL	İLETİŞİM HATASI	İletişim Hatası
		Eksik Bilgi
	ORGANİZASYON	Bakım Hatası
		Eksik Kalite Kontrolü
		Yönetimsel Problem
		Dizayn Hatası
		Eksik Görev Bölümlendirmesi
		Sosyal Baskı
	EĞİTİM	Beceri Eksikliği
		Bilgi Eksikliği
	ORTAM KOŞULLARI	Sıcaklık
		Ses
		Nemlilik
		Aydınlatma
		Diğer
		Kötü Ortam Koşulları
	ÇALIŞMA KOŞULLARI	Aşırı Talep
		Yetersiz Çalışma Ortamı Düzeni
		Yetersiz Takım Desteği
		Düzensiz Çalışma Saatleri

Kaynak: Hollnagel, 1998: 161-184.

CREAM başlangıçta nükleer tesislerdeki insan güvenirliliği analizleri için geliştirilmiş olsa da farklı endüstriyel alanlarda da kullanılabilmektedir. Yaygın kullanımına rağmen bu modelin de birtakım eksiklikleri bulunmaktadır. Sistemde meydana gelen hatalı eylemleri belirtecek ifadelerin sınırlı olması, hata türlerinin tespiti öznel olduğu gibi baskın bir hata türü bulmanın zor olması nedeniyle birbirine yakın insan hatası olasılıklarının elde edilmesi ve analizle ilgili yönlendirmelerde eksikliklerin bulunması bu modelin zayıf yanları arasında sayılmaktadır(Forester ve diğerleri, 2008:64-66).

1.3. DENİZ KAZALARINDAKİ İNSAN HATASI UNSURLARI

Çalışma kapsamında deniz kazalarındaki insan hatalarını ele alan bilimsel çalışmalar hem konu modelleme analizi ile hem de öne çıkan çalışmalara dair detaylar verilerek ele alınmıştır. Konu modelleme analizinde çalışmaların ortak noktaları doğal dil işleme ve makine öğrenmesi algoritmaları ile tespit edilmeye çalışılmıştır. Çalışmanın devamında ise hem deniz kazalarındaki insan hataları hem de doğal dil işleme ve makine öğrenmesi algoritmalarıyla kaza analizlerini ele alan çalışmalara yer verilmiştir.

1.3.1. Deniz Kazalarındaki İnsan Hatalarını Ele Alan Bilimsel Çalışma Eğilimlerinin Analizi

Deniz kazalarındaki insan hatalarını farklı yönleriyle ve farklı yöntemlerle ele alan çok sayıda çalışma olduğundan bu çalışmalardaki eğilimlerin ortaya koyulması büyük önem taşımaktadır. Bu çalışmalarda öne çıkan hususların belirlenmesi, gruplandırılması ve yıllara göre değişen trendlerin belirlenmesiyle bu alanda yapılan çalışmaların evrimi ve güncel çalışma alanları daha net görülebilecektir. Doğal Dil İşleme (Natural Language Processing (NLP)) (DDİ) yöntemlerinin gelişmesiyle birlikte “konu modelleme”, “metin sınıflandırma”, “metin kümeleme”, “anahtar kelime çıkarma” ve “metin özetleme” gibi yöntemler kullanılarak metinlerin teması ve metinlerde öne çıkan hususlar kısa sürede ve büyük doğruluk oranlarıyla tespit edilebilmektedir.

DDİ yöntemleri temel alınarak yapılan “konu modelleme” (topic modelling) analizlerinin günümüzde sıklıkla kullanılan tekniklerden biri olduğu görülmektedir. Konu modelleme, çok sayıdaki dokümandan doğrudan gözlenemeyen tematik yapıları ortaya çıkarmaya yarayan algoritmalar (Blei, 2014). Bu nedenle başta bilgisayar bilimleri olmak üzere tıp, mühendislik, sosyal bilimler ve matematik alanlarında konuyla ilgili çok sayıda çalışma bulunmaktadır. DDİ modellerinin denizcilik alanında da yaygın bir şekilde kullanılmaya başlandığı görülmektedir. Konu modelleme ile gemilerin otomatik tanımlama sistemi bilgilerine dayanarak gemilerin rota düzenleri ve rota aykırılıkları incelenmiş (Fujino ve diğerleri, 2019: 129-135; Huang ve

diğerleri, 2020: 1-11; Zhou ve diğerleri, 2019: 1-6) ve kaza raporları kullanılarak kaza nedenleri tespit edilmeye çalışılmıştır (Chen ve diğerleri, 2022: 35-56; Yan ve diğerleri, 2023: 1-19).

Konu modelleme analizi ile deniz kazalarındaki insan hatası çalışmalarının öne çıkan yanlarının tespit edilebileceği ve çalışmaları bütüncül bir bakış açısıyla ele almayı sağlayacaktır. Bu kapsamda konuya ilişkin literatür konu modelleme yöntemi, kümeleme ve boyut indirgeme algoritmaları ile birlikte analiz edilecektir. Konu modelleme analizi “verilerin toplanması”, “verilerin düzenlenmesi” ve “verilerin analizi” olmak üzere üç aşamada ele alınacaktır.

Literatürde insan hatası kavramının “human error”, “human factor”, “human element” ve “human action” şeklinde kullanıldığı görülmektedir. Benzer şekilde deniz kazası kavramı da “maritime accident”, “ship accident” ve “marine accident” şeklinde kullanılmaktadır. Bu anahtar kelimeler SCOPUS ve WoS veri tabanlarında “başlık”, “anahtar kelime” ve “özet” kısımlarında aratıldığında SCOPUS veri tabanında 339 adet, Web of Science veri tabanında ise 83 adet çalışmaya ulaşılmıştır. Sayıca daha fazla çalışma içerdiği ve WoS veri tabanında yer alan çalışmaların çoğunu kapsadığı için SCOPUS veri tabanındaki çalışmalar araştırmanın veri setini oluşturmuştur. Çalışmanın veri seti oluşturulurken kullanılan parametreler Tablo 5’de verilmiştir.

SCOPUS veri tabanından alınan özetlerin analize uygun hale getirilmesi için yeniden düzenlenmesi gerekmektedir. Bu düzenlemeler sırasıyla;

- 1- Özetlerde yer alan telif hakkı ya da dergi adlarına yönelik standart ifadelerin kaldırılması,
- 2- Kelimelerin tamamının küçük harflere dönüştürülmesi,
- 3- Cümlelerdeki belirli bir kavrama karşılık gelmeyen ve sıklıkla tekrar edilen “a”, “an”, “the”, “you” vb. etkisiz kelimelerin çıkarılması,
- 4- Kelimelerin eklerinden arındırılarak kök haline dönüştürülmesi şeklinde yürütülmüştür.

Metinleri kullanarak anahtar kelime oluşturmak, metinleri kümelemek ve görselleştirmek için TF-IDF, K-Ortalamlar ve temel bileşen analizi algoritmaları kullanılmaktadır. Veriler, Python programlama dili kullanılarak ve Scikit-Learn topluluğunun (Pedregosa ve diğerleri, 2011: 2525-2530) makine öğrenmesi algoritmalarıyla analiz edilmiştir.

Tablo 5: Veri Seti Oluşturulurken Kullanılan Parametreler

Veri Tabanı	SCOPUS
Anahtar Kelimeler	("human error" or "human factor" or "human element" or "human action") and ("maritime accident" or "ship accident" or "marine accident")
Arama Alanı	Başlık – Anahtar Kelime - Özet
Doküman Türü	Tümü
Zaman Aralığı	Tümü
Dil	İngilizce
Erişim Tarihi	Şubat, 2023
Toplam Sonuç	339

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Metin verilerinden her bir kelimeye ait önem derecesi çoğunlukla TF-IDF algoritması ile hesaplanmaktadır. TF, bir kelimenin ait olduğu metindeki olasılığını verirken; IDF, aynı kelimenin tüm metinlerdeki önem derecesini vermektedir. Bu iki değer çarpılması ile ilgili kelimenin önem derecesi hesaplanmaktadır (Haji ve diğerleri, 2023: 5; Setiawan ve diğerleri, 2022: 285).

$$\text{TF-IDF Skoru}(w,d) = \text{TermFreq}(w,d) \times \log(N/\text{DocFreq}(w))$$

$\text{TermFreq}(w,d)$, kelimenin doküman içerisindeki frekansını, N tüm doküman sayısını ve $\text{DocFreq}(w)$, w kelimesini içeren tüm doküman sayısını ifade etmektedir. Bu çalışmada, TF-IDF hesaplamaları, Scikit-Learn topluluğunun *TfidfVectorizer* kütüphanesi kullanılarak yapılmıştır. TF-IDF hesaplamaları sonucunda her bir satırı bir dokümanı temsil eden ve önem derecesi en yüksek olan belirli sayıdaki kelime de sütunlarda olmak üzere bir matris oluşturulur. Dolayısıyla matrisin her bir satırı bir yayını ifade eder.

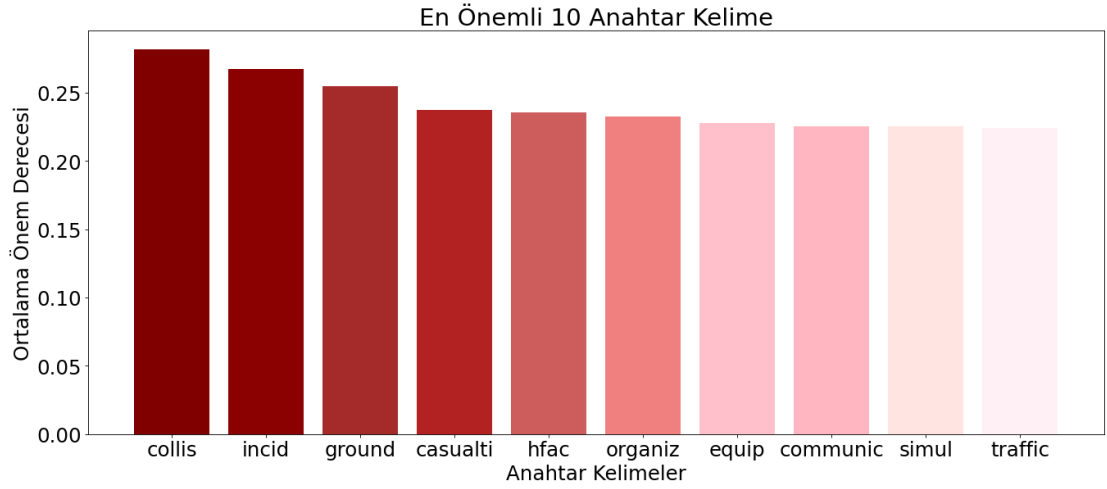
Her bir doküman bir vektör ile temsil edildiğinden vektörler arasındaki mesafe ya da açısal değer kullanılarak vektörlerin yakınlığı tespit edilebilir. Bu noktadan hareketle vektörler arasındaki mesafeye dayanarak k-Ortalamlar algoritması ile vektörler kümelere ayrılabilir. Kümeleme analizinde kullanılan K-Ortalamlar algoritması, etiketlenmemiş verileri önceden belirlenen sayıda kümeye ayıran bir gözetimsiz makine öğrenmesi yöntemidir. Başlangıçta küme merkezleri belirlenir ve en uygun merkez bulununcaya kadar merkezlerin kaydırılması ile oluşturulur (Sethia

ve diğerleri, 2022: 2206). Çalışmada, Scikit-Learn topluluğunun K-Means kütüphanesi kullanılmıştır. Boyut indirgeme aşamasında kullanılan Temel Bileşenler Analizi (TBA) ise, çok boyutlu verilerden veriye zarar vermeden daha düşük boyutlara indirgeyerek önemli bilgileri çıkarmaya yarayan istatistiksel bir tekniktir (Alani, 2014: 3). TBA, Scikit-Learn topluluğunun PCA kütüphanesi kullanılarak yapılmıştır. Grafiklerin oluşturulmasında ise “matplotlib” ve “plotly” kütüphaneleri kullanılmıştır.

Veri setini oluşturan 339 makale özeti ön işleme sürecinden geçtikten sonra en az 30 özetle yer alan önem derecesi en yüksek 150 adet kelime TF-IDF vektörlerine dönüştürülmüştür. Önem derecesine göre en yüksek ortalamaya sahip 10 anahtar kelime Şekil 12’de verilmiştir. Bu işlemin sonucunda 339x150’lik bir matris oluşturulmuştur. Bu vektörlerin birbirine yakınlığına göre oluşturulan K-Ortalamlar analizinde veriler üç kümeye ayrılmış ve her bir küme için sonuçlar elde edilmiştir (Bkz. Şekil 13). Her bir kümede önem derecesi en yüksek olan ilk 5 anahtar kelime ön plana çıkarılmıştır. Elde edilen vektörün boyutu 339x150 olduğundan kümelerin iki boyutlu eksenle gösterilebilmesi için TBA ile boyutlar 339x2 şekline dönüştürülmüştür. Elde edilen yeni matrisin iki boyutlu grafiği çıkarıldığında çok az bozulmayla kümeleri gruplandırabildiği Şekil 14’de görülmektedir. Küme sayısının belirlenmesinde “Dirsek Yöntemi” olarak adlandırılan ve küme sayısına ait hata miktarının yer aldığı grafik kullanılmaktadır. Bu grafikte eğimin büyük oranda azalmaya başladığı noktadaki küme sayısı optimum küme sayısı olarak belirlenmektedir. Şekil 15’deki grafik incelendiğinde optimum küme sayısının üç olduğu görülmektedir. Üç gruba ayrılan veri setinin varsa alt dallarını tespit edebilmek için veri setinin vektörlere dönüştürülmesinden itibaren süreç yeniden tekrarlanmış ve her bir grup kendi içinde alt kümelere ayrılmıştır. Alt gruplar için en az 5 özetle yer alan 100 adet kelime TF-IDF vektörlerine dönüştürülmüştür. Diğer analizlerdeki parametreler değiştirilmemiştir.

Çalışmada yapılan analiz neticesinde, Şekil 12’deki anahtar kelimeler incelendiğinde “collision” (çatışma) ve “grounding” (karaya oturma) kaza türleri, “HFACS” ve “simulation” yöntemi ve “equipment” (ekipman), “communication” (iletişim) ve “traffic” (trafik) öğeleri ön plana çıkmıştır.

Şekil 12: TF-IDF Skoruna Göre Öne Çıkan 10 Anahtar Kelime



Kaynak: Nurduhan ve Kuleyin, (2023: 6).

K-Ortalamalar yöntemi kullanılarak yapılan kümeleme analizi sonucunda çalışmaları temsil eden metinlere ilişkin TF-IDF formülü kullanılarak oluşturulan anahtar kelimelerden en yüksek skora sahip ilk beş kelimenin gruplandırılmasıyla metinlerin Şekil 13'deki gibi üç kümeye ayrıldığı görülmektedir. Kümeler anahtar kelimelerine göre değerlendirildiğinde; birinci kümenin “kullanılan yöntemleri”, ikinci kümenin “kaza nedenlerine ilişkin konuları” ve üçüncü kümenin de “çatışma kazaları” özelinde ayrıştığı görülmektedir. Çalışmanın devamında bu kümeler “yöntem kümesi”, “kaza nedenleri kümesi” ve “çatışma kümesi” olarak adlandırılmıştır.

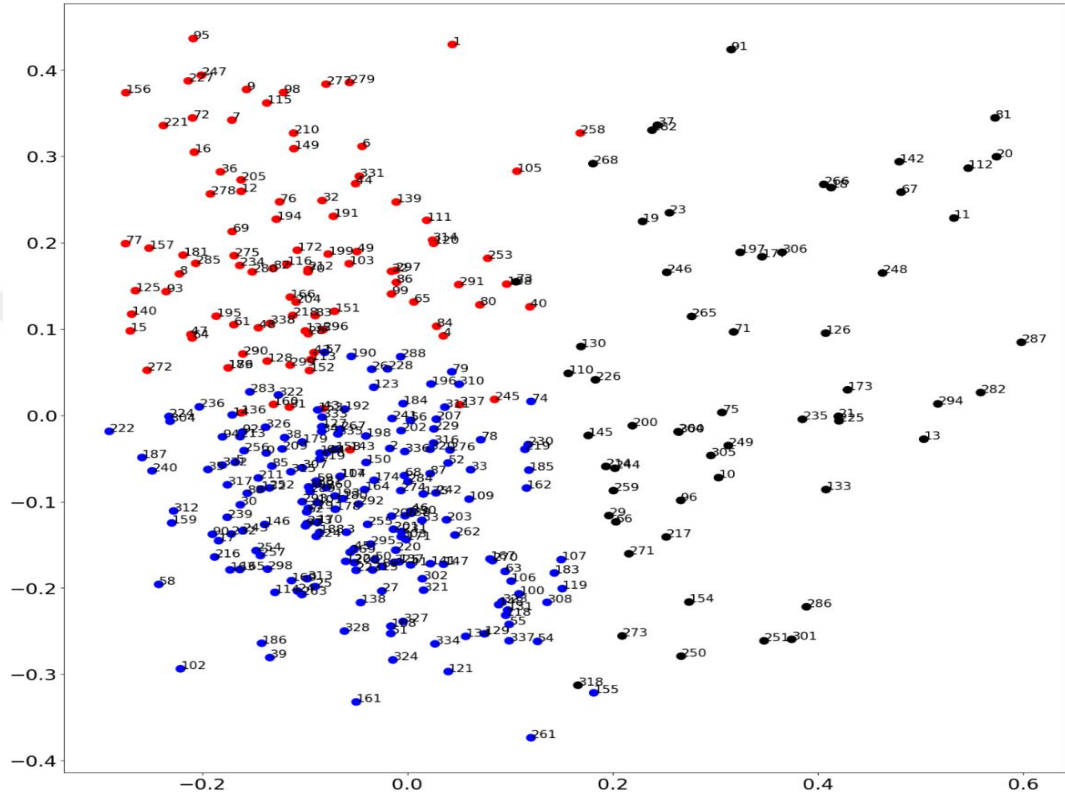
Şekil 13: K-Ortalama Yöntemine Göre Elde Edilen Anahtar Kelimeler



Kaynak: Nurduhan ve Kuleyin, (2023: 6).

Elde edilen kümelerle ait vektörler TBA ile boyut indirgeme yapılarak iki boyutlu vektörlere dönüştürülmüş ve bu sayede Şekil 14’de yer alan grafiğe aktarılmıştır.

Şekil 14: TBA ile Boyut İndirgeme Yapılan Kümelerin Grafik Gösterimi



Kaynak: Nurduhan ve Kuleyin, (2023: 7).

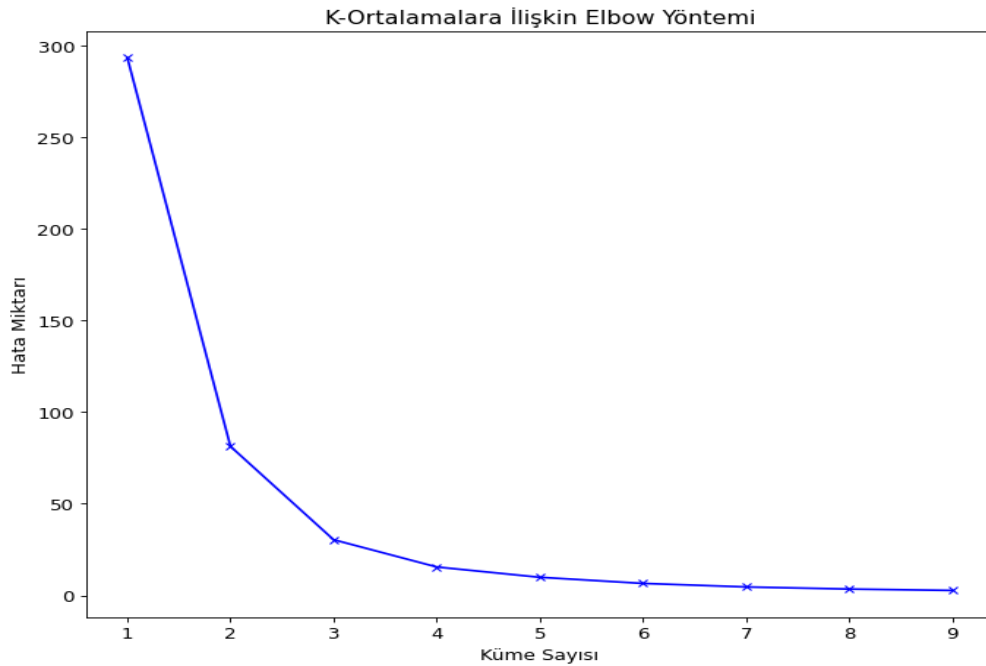
Grafik incelendiğinde kümelerle ait vektörlerin büyük oranda ayrıştığı görülmektedir. Ancak boyutlara ilişkin varyanslar incelendiğinde iki boyutla toplam varyansın sadece %7,5’inin açıklandığı görülmüştür. Bu nedenle gelecek çalışmalarda farklı boyut düşürme ya da veri görselleştirme algoritmaları kullanılabilir.

En uygun küme sayısının belirlenmesi amacıyla her bir küme elemanının küme merkezlerine olan uzaklıkları dikkate alınarak yapılan hata hesaplamalarında Şekil 15’de görüldüğü gibi hata miktarının 300 birimden 30 birimlere kadar düştüğü görülmektedir. Eğimin nispeten azaldığı nokta olan ve dirsek noktası olarak adlandırılan küme sayısının üç olduğu nokta temel alınarak optimum küme sayısı üç olarak belirlenmiştir.

Kümeler kendi içlerinde yeniden analiz edildiğinde; yöntem kümesi içinde öne çıkan anahtar kelimelerin “unsafe”, “unsafe act”, “reliability analysis”, “decision-

making”, “prediction”, “variable” ve “bn” (Bayesian Network) olduğu görülmektedir. Küme adıyla da paralel olarak kümede yer alan çalışmaların yöntemsel açıdan ön plana çıktığı ve en çok kullanılan yöntemlerin “HFACS”, “decision-making” ve “bayesian network” olduğu tespit edilmiştir. Kaza nedenleri olarak adlandırılan diğer kümede ise; ön plana çıkan anahtar kelimelerin “fatigue”, “competency”, “culture”, “ISM Code”, “workload”, “bridge” ve “communication” olduğu ve literatürde sıklıkla dile getirilen ve insan hatası olarak gösterilen kaza nedenleri olduğu görülmektedir. Çatışma olarak adlandırılan kümede ise; “area”, “collision risk”, “algorithm”, “avoidance”, “collision grounding”, “network”, “bridge simulation” ve “target” kelimelerin ön plana çıktığı tespit edilmiştir.

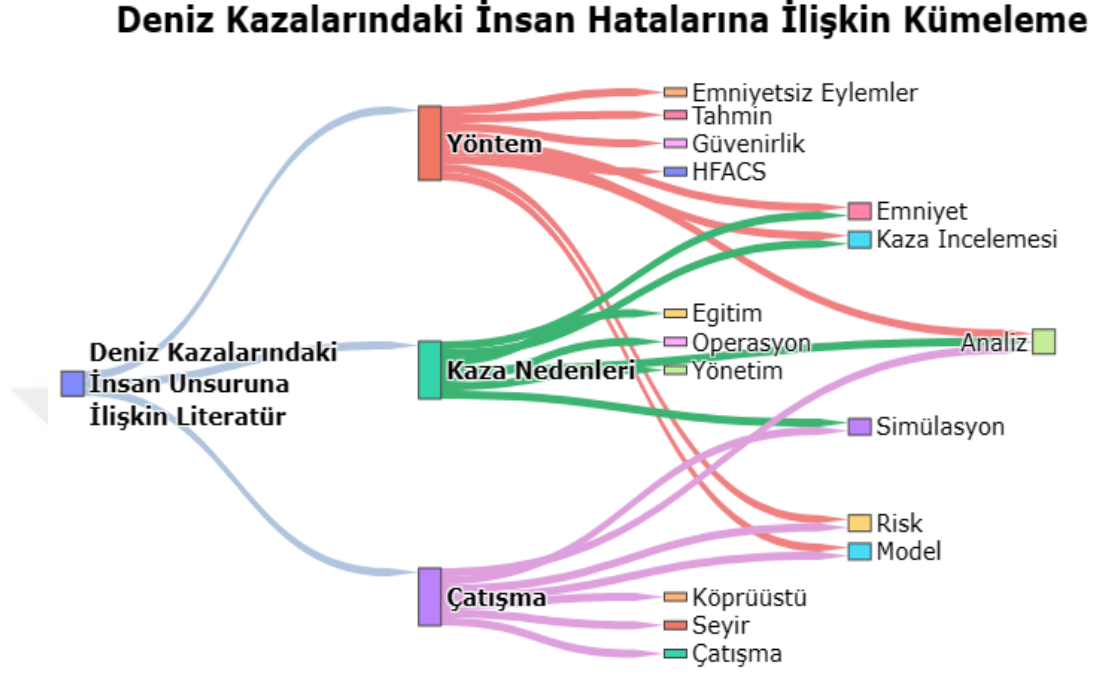
Şekil 15: Optimum Küme Sayısı Grafiği



Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Veri setine ait küme ve anahtar kelimeler Şekil 16’da gösterilmektedir. “Analiz” anahtar kelimesine her üç kümede de sıklıkla karşılaşılrken, “emniyet” ve “kaza incelemesi” kelimeleri yöntem ve kaza nedenleri kümesinde, “simülasyon” kelimesi kaza nedenleri ve çatışma kümesinde ve “risk” ve “model” kelimeleri ise çatışma ve yöntem kümelerinde sıkça rastlanan ortak kelimeler olarak öne çıkmaktadır.

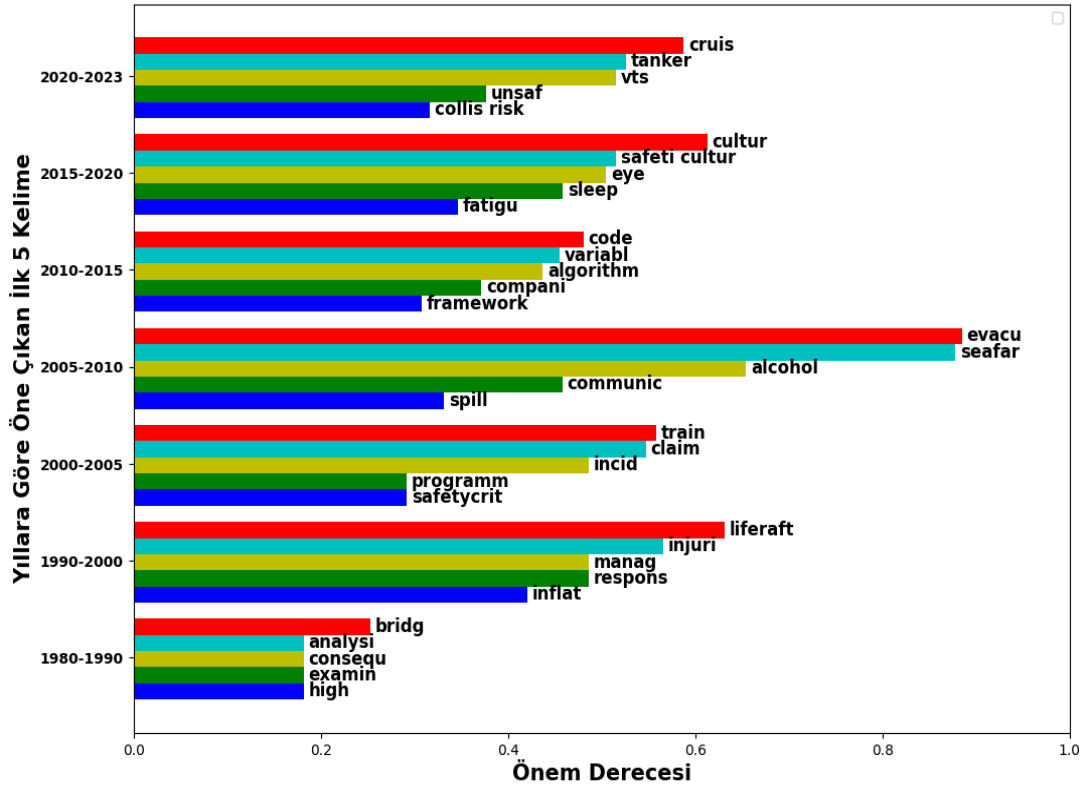
Şekil 16: Kümelere İlişkin Sankey Diyagramı



Kaynak: Nurduhan ve Kuleyin, (2023: 8).

Son olarak çalışmalarda yıllara göre öne çıkan anahtar kelimeler analiz edilmiş ve Şekil 17'deki grafik oluşturulmuştur. 1980-2000 yılları arasında çok az sayıda çalışma olduğu için anlamlı sonuçlar elde edebilmek adına veri seti 10'ar yıllık aralıklara bölünmüş, sonrasında 5'er yıllık aralıklarla analiz sürdürülmüştür. 2005 yılına kadar çok az sayıda çalışma olduğundan anlamlı bir anahtar kelime elde edilememiştir. 2005-2010 yılları arasında "evacuation", "alcohol", "communication" kelimelerinin anlamlı olarak öne çıktığı görülmektedir. 2010-2015 yılları arasında "ISM Code", "variable", "algorithm" gibi kelimelerle yöntemlere ağırlık verildiği görülmektedir. 2015-2020 yılları arasında ise "safety culture", "sleep" ve "fatigue" gibi son dönemde özellikle üzerinde durulan ve çokça çalışılmaya başlanan konuların ön plana çıktığı görülmektedir. 2020-2023 yılları arasındaki çalışmalarda "cruise", "tanker", "vts" ve "collision risk" kelimelerinin öne çıktığı ve çalışmaların özellikle tanker ve yolcu gemileri özelinde yoğunlaştığı görülmektedir.

Şekil 17: Yıllara Göre Anahtar Kelimelerin Değişimi



Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

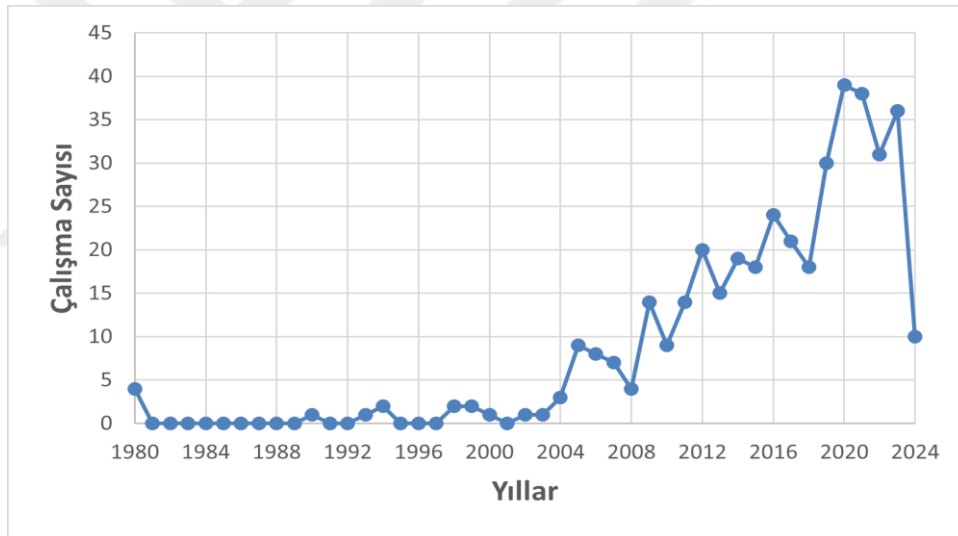
Analiz sonucunda ortaya çıkan anahtar kelimelerin en çok çalışılan kaza türlerini, en çok kullanılan araştırma yöntemlerini ve en çok karşılaşılan hata türlerini başarılı bir şekilde ortaya koyduğu görülmektedir. Bunun yanında K-Ortalamlar algoritması ile yapılan kümelemeyle çalışmaların “yöntem”, “kaza nedeni” ve “çatışma” olmak üzere üç kümeye ayrıldığını ve bu kümeler arasındaki ayrımın da anlamlı bir şekilde yapılabildiği tespit edilmiştir. Literatürle paralel olarak çatışma kazaları ve bununla bağlantılı olarak köprüüstü kavramı ön plana çıkmıştır. Çalışmalarda yıllara göre öne çıkan anahtar kelimeler ele alındığında ise son yıllarda deniz kazalarında sıklıkla karşılaşılan “emniyet kültürü”, “uyku” ve “yorgunluk” kelimelerinin başarılı bir şekilde tespit edilebildiği görülmüştür. Özellikle çatışma kazaları özelinde literatürde sıklıkla çatışmadan kaçınma ve çatışma kazalarının önlenmesine ilişkin algoritmaların geliştirilmesine ilişkin çalışmalar yer almaktadır. Bu noktada küme içerisinde elde edilen anahtar kelimelerin de literatürle paralellik gösterdiği söylenebilir. Sonuç olarak konu modelleme analizi ile deniz kazalarındaki insan hatası çalışmalarında yöntem,

kaza türü ve çatışma kazaları özelinde kümelenmenin olduğu tespit edilmiştir ve yıllara göre çalışma alanlarındaki değişimler ortaya koyularak konuya ilişkin geniş bir çerçeveden bakış açısı sağlanmıştır.

1.3.2. Deniz Kazalarındaki İnsan Hatalarını Ele Alan Bilimsel Çalışmaların Değerlendirilmesi

SCOPUS ve WoS veritabanlarında bir önceki başlıkta verilen arama kriterleri kullanılarak yapılan taramada Şekil 18’de gösterildiği gibi deniz kazalarındaki insan hatası kavramına ilişkin çalışmaların arttığı gözlenmektedir.

Şekil 18: Yıllara Göre Yayın Sayıları



Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

İlk olarak 1980 yılında ele alınan ve deniz kazalarının çok ciddi felaketlere neden olduğu ve kazalara neden olan insan hatalarının olası sebeplerine yer verilen çalışmada (Millar, 1980: 9-15) betimsel bir analiz yapılarak kazaların azaltılabilmesi için nelerin yapılabileceğine dair öneriler sunulmuştur. Aynı bakış açısının günümüzde de hala devam ettiği literatürdeki diğer çalışmalarda da net bir biçimde gözlenmektedir. Yapılan çalışmalarda kaza türü, kaza bölgesi, veri toplama yöntemi ve analiz yöntemi farklılaşmasına rağmen çalışmaların odak noktasının deniz kazalarını azaltmak ve dolayısıyla deniz kazalarının en büyük nedeni olarak görülen insan hatalarını tespit etmek, azaltmak ve önlemek olduğu görülmektedir.

1980 yılında yapılan bir diğer çalışmada (Storch ve Wenk, 1980: 181-186) ilk defa insan hatalarının deniz kazalarına neden olma olasılığı ele alınmış ve deniz kazalarının üçte ikisinin insan hatalarından kaynaklandığı tespit edilmiştir. Deniz kazalarının bölgesel olarak ele alındığı bu çalışmada deniz kazalarına karar hatası, seyir yapılan bölgenin şartlarının bilinmemesi ve iletişim hatalarının neden olduğu belirlenmiştir. Sonraki yıllarda deniz kazalarındaki insan hatalarını ele alan çalışmalar artmış ve insan hatalarını tespit etmek için kullanılan yöntemler çeşitlilik göstermeye başlamıştır.

1998 yılında yapılan bir çalışmada (Harrald ve diğerleri, 1998: 235-247) deniz kazası veritabanlarından insan hatası etkileşimlerinin tespit edilememesi sebebiyle ilk defa hem mülakat hem de simülasyonun bir arada kullanıldığı yeni bir yöntemle insan hataları tespit edilmeye çalışılmıştır. Simülasyon sırasında meydana gelen hatalar gözlemlenebildiği ve hata nedeni doğrudan katılımcıya sorulabildiği için kaza nedenlerinin daha net bir biçimde ortaya koyulduğu görülmüştür. (Ung ve diğerleri, 2006: 73-86) tarafından yapılan çalışmada ise ilk defa bulanık AHP (Analitik Hiyerarşi Prosesi) yöntemi kullanılarak petrol yüklerinin eleçlenmesi sırasında meydana gelebilecek olası riskler ve alınacak önlemler hesaplanmıştır. Çok kriterli karar verme yöntemlerinden olan AHP ile altı aşamada ele alınan operasyon süreci için her bir aşamadaki insan hatalarının olasılığı ve kaza olasılığı ele alınarak aşamalara ait riskler hesaplanmıştır. Çok kriterli karar verme yöntemlerinin kullanıldığı bir diğer çalışmada (Özdemir ve Güneroglu, 2015: 113-123) ise DEMATEL (The Decision-Making Trial and Evaluation Laboratory) ve ANP (Analytic Network Process – Analitik Ağ Prosesi) birlikte kullanılarak IMO tarafından belirlenmiş kaza nedenlerinin birbirlerine göre önem dereceleri hesaplanmıştır. Çalışma sonucunda deniz kazasına neden olan en önemli unsur “yetenek, beceri, bilgi kaynaklı hatalar” olmuş, ikinci önemli unsur ise “bireyin fiziksel yeterliliği” olmuştur. Kaza nedenleri arasında önem derecesi açısından en son sırada yer alan unsur ise “yükün durumu” olmuştur. Betimleyici istatistiksel analizlerin ilk kez kullanıldığı bir başka çalışmada (Johnson ve Holloway, 2007: 85-104) ise 182 deniz kazasına ait insan hataları analiz edilmiş ve literatürde çok yüksek oranlarda belirtilen insan hatası oranlarının %50 oranında tespit edildiği belirtilmiştir. İstatistiksel testler ve korelasyon testlerinin yapıldığı bir diğer çalışmada (Gemelos ve Ventikos, 2008: 31-49) Yunanistan bayraklı yolcu gemisi kazalarında geminin yaşı,

büyükluğu ve insan hataları arasındaki ilişki incelenmiş ve geminin yaşı arttıkça kazalardaki insan hatası oranının da arttığı tespit edilmiştir. Gemi büyüklüğü ve insan hatası arasındaki ilişkide ise ters yönlü bir ilişki tespit edilmiş yani gemi büyüklüğü arttıkça kazalardaki insan hatası oranının düştüğü gözlemlenmiştir. Ayrıca insan hatalarının %76'sının köprüüstünde gerçekleştiği belirlenmiştir.

FTA (Fault Tree Analysis – Hata Ağacı Analizi) ile analiz edilen bir çalışmada (Uğurlu ve diğerleri, 2015:163-185) 202 adet karaya oturma ve çatışma kazası incelenmiştir. Çalışmada çatışma kazalarına neden olan en önemli iki hususun COLREG ihlali ve iki gemi arasındaki iletişim eksikliği olduğu belirlenmiştir. Karaya oturma kazalarında ise yorumlama hatası öne çıkmıştır. Ayrıca hatalı iletişim her iki kaza türü için de önemli bir faktör olmuştur. Türk arama-kurtarma bölgelerinde meydana gelen kazaların analiz edildiği bir çalışmada (Erol ve Başar, 2015: 377-388) Karar Ağacı kullanılarak 382 adet gemi kazası analiz edilmiştir. Analiz sonucunda kazaların %60'ının insan kaynaklı olduğu belirlenmiştir. En temel insan hatası türleri ise seyir hatası (%37), manevra hatası (%24) ve dikkatsizlik (%22) olmuştur. Deniz kazalarındaki insan hatalarının incelendiği bir diğer yöntem ise sistem dinamikleri yaklaşımıdır. Sisteme ait değişkenlerin birbirleri arasındaki ilişkileri ele alan bu yöntemle 298 deniz kazası incelenmiş (Nakamura ve diğerleri, 2016: 886-891) ve makine dairesinde meydana gelen hatalar ele alınmıştır. Analiz sonucunda insan hatalarının iki başlık altında ele alınabileceği görülmüştür. Bunlardan ilki “çözümü anlama düzeyi” olup dört alt başlığa ayrılmaktadır. Diğer ise “mevcut kavrama anlama yeteneği” olup iki alt başlığa ayrılmaktadır.

Deniz kazası çalışmalarında özellikle CREAM ve HFACS olmak üzere iki tür insan hatası sınıflandırma modeli üzerinde durulduğu görülmektedir. İnsan hatası güvenilirlik analizi modellerinin ilk örneklerinden olan bir çalışmada (Macrae, 2009:21-38) CREAM modeli kullanılarak çatışma ve karaya oturma kazaları incelenmiş ve kaza nedenleri insan, teknoloji ve örgütsel düzeyde ele alınmıştır. Yapılan analiz sonucunda karaya oturma kazalarının %76'sının, çatışma kazalarının ise %90'ının insan kaynaklı olduğu tespit edilmiştir. Karaya oturma kazalarında planlama ve iletişim eksiklikleri öne çıkarken, çatışma kazalarında diğer gemilere ait farkındalığın eksikliği öne çıkmıştır. CREAM modeli kullanılan bir diğer çalışmada (Yoshimura ve diğerleri, 2013: 3339-3343) CREAM modelindeki dokuz temel performans koşulları çatışma kazalarına

uyarlanarak bu koşulların birbirlerini etkileme düzeyleri incelenmiştir. 57 gemi insanıyla yapılan görüşmelerde bu koşullara ait 72 kombinasyon puanlandırılmıştır. Puanlama sonucunda en fazla değişkenle ilişkili bulunan değişkenin “yeterli zaman” olduğu ve “seyir koşulları”, “çalışma ortamı”, “anlık görevler” ve “vardiya zabiti kaynağı” üzerinde etkisi olduğu belirlenmiştir. Ayrıca diğer endüstri dallarından farklı olarak bu çalışmada vardiya zabitinin bilgi ve becerisinin çok sayıda faktör tarafından etkilendiği görülmüştür. Benzer bir çalışma (Ung, 2015: 144-152) tanker kazaları için bulanık mantık kullanılarak yapılmış ve farklı parametre koşullarının hangi kontrol moduna karşılık geldiği tespit edilmeye çalışılmıştır. İki farklı senaryo ile geçerliliği test edilen modelin farklı parametrelere göre uygulanacak kontrol modunu başarılı bir şekilde tespit ettiği görülmüştür. Bulanık mantık kullanarak temel performans koşullarını değerlendirmenin çok fazla kural tanımlama gerektirdiğini ve hem uzman hem de zaman açısından verimli olmadığını belirten bir başka CREAM temelli çalışmada (Wu ve diğerleri, 2017: 1936-1957) alternatif olarak kanıtsal çıkarım modelinin uygulanması önerilmiştir. Kaza sonrası alınacak önlemleri 4 farklı aşamada ve farklı bariyer tipleriyle önlenebileceğini varsayan çalışmada bu bariyer tipleri temel performans koşulları açısından değerlendirilmiş ve bulanık mantık ve AHP kullanılarak bariyerlerin etkinliği örnek bir kaza üzerinden değerlendirilmiştir. Son olarak hata olasılıklarına göre hangi kontrol moduna karşılık geldiği belirlenmiştir. Önerilen bu yöntemle kazalardaki insan hatası olasılıklarının daha kesin bir biçimde belirlenebileceği vurgulanmıştır. Bir diğer insan hatası sınıflandırma modeli olan HFACS, 2009’dan bu yana deniz kazalarında yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. HFACS kullanılan ilk çalışmada (Xi ve diğerleri, 2009: 2148-2153) modeldeki insan hatası düzeyleri yıllara göre ve kaza tiplerine göre analiz edilerek ortaya çıkan hataların frekansı tespit edilmiştir. “emniyetsiz eylemler” düzeyinde en fazla beceri bazlı hataların, “ortam koşulları” düzeyinde çevresel koşulların, “gözetim” düzeyinde problemin düzeltilememesinin ve “örgütsel etki” düzeyinde ise örgütsel süreçlerin en yüksek frekanslara sahip oldukları belirlenmiştir. Aynı yazarlar tarafından yapılan bir diğer çalışmada (Xi ve diğerleri, 2010: 1499-1504) HFACS modeli kullanılarak deniz kazaları analiz edilmiş ve insan hataları arasındaki ilişkiler birliktelik kuralı ile tespit edilmiştir. Analiz sonucunda fiziksel çevre ve beceri bazlı hata, bilişsel faktörler ve koordinasyon/iletişim/planlama arasında birliktelik bulunduğu tespit edilmiştir.

HFACS'ın kullanıldığı başka bir çalışmada (Wang ve diğerleri, 2010: 1776-1780) ise hatalar arasındaki ilişkiler bayes ağı ve bulanık AHP kullanılarak tespit edilmiştir. Çalışma sonucunda “prosedürlerin uygulanmaması”, “prosedürlerin olmaması”, “yeterli bilgilendirme olmaması” ve “iletişimin zayıf olması” gibi faktörlerin kaza riskini arttırdığı belirlenmiştir. Makine dairesinde meydana gelen yangın ve patlama kazalarını HFACS modeliyle ele alan bir çalışmada (Schröder-Hinrichs ve diğerleri, 2011: 1187-1196) 41 kaza incelenmiş ve bu kazalara ilişkin 368 adet insan hatası tespit edilmiştir. Bu hatalar içerisinde en çok öne çıkan faktör emniyetsiz eylemlere ait ortam koşullarının yer aldığı üçüncü düzeyde ve teknik faktörlerin altında yer alan “fiziksel bariyerlerin başarısız olması” hata türü olmuştur. Genel amaçlı kullanılabilen HFACS sınıflandırma sistemi 2012 yılında deniz kazalarına özgü olacak şekilde HFACS-MA olarak uyarlanmış (Chen ve Chou, 2012: 391-396) ve özellikle üçüncü düzeyde değişiklikler yapılmıştır. Herald of Free Enterprises kazası üzerinden etkinliği test edilen bu modelle insan hatalarının daha spesifik olarak tespit edilebildiği görülmüştür. 2018 yılına gelindiğinde HFACS Modeli'nin bu kez yolcu gemileri özelinde ele alınarak yeniden uyarlandığı görülmektedir. HFACS-PV (Passenger Vessel – Yolcu Gemisi) olarak adlandırılan bu sınıflandırma sistemi 70 adet çatışma ve karaya oturma kazasına karışan yolcu gemisi analiz edilerek oluşturulmuştur. Orijinal HFACS sisteminden farklı olarak yeni hata düzeyi eklenmiş ve bazı düzeylerde yer alan hata türlerinin içerikleri yolcu gemilerine uygun olacak şekilde yeniden düzenlenmiştir. Bunun yanında hata türleri de kendi içlerinde ayrıca detaylandırılmıştır. Oluşturulan model ile deniz kazalarının nasıl gerçekleştiğinin daha kolay anlaşılacağı ve yorumlanabileceği belirtilmiştir (Uğurlu ve diğerleri, 2018: 47-60). İnsan güvenilirlik analizi yöntemlerinden bir diğeri olan SLIM (Success Likelihood Index Method-Başarı Olasılık İndeks Yöntemi) yöntemi, AHP ve APJE (Absolute Probability Judgment for End Points – Kök Nedenler için Mutlak Olasılık Değerlendirmesi) yöntemleriyle birlikte kullanılarak deniz kazalarındaki insan hataları tespit edilmeye ve sınıflandırılmaya çalışılmıştır. İlgili çalışmada (Xi ve Guo, 2011: 825-830) çatışma kazalarına neden olan dokuz farklı insan hatası ve bunlara neden olan sekiz farklı performansı etkileyen faktör tespit edilmiştir.

Son yıllarda deniz kazalarındaki insan hatalarını analiz etmede makine öğrenmesi algoritmalarının kullanımının yaygınlaşmaya başladığı görülmektedir. Kümeleme, sınıflandırma ve tahminleme analizlerinin yanında metin madenciliği

kullanılarak kaza raporları ve deniz kazası veritabanları incelenmektedir. 355 deniz kazasının incelendiği bir çalışmada (Lema ve diğerleri, 2014: 1-4) deniz kazasına neden olan 10 değişken ve beş insan hatası belirlenerek önceden belirlenmiş 15 önerme noktası etrafında nasıl kümелendikleri K-Means kümeleme algoritması kullanılarak gözlemlenmiştir. Kümeleme sonucunda balıkçı gemilerinin en fazla temsile sahip olduğu ve çatışma ve alabora/yan yatma kazalarıyla ilişkilendikleri tespit edilmiştir. Bunun yanında denge, kötü hava koşulları, gemi insanı donatma düzeyi ve eğitim seviyesiyle de ilişkili bulunmuştur. Genel yük gemileri ise çatışma kazaları ve ağır işyüküyle ilişkili bulunmuştur. Kümeleme algoritmasının kullanıldığı bir diğer çalışmada (Paolo ve diğerleri, 2021: 252-259) 1079 deniz kazası insan hataları açısından HFACS sistemine göre sınıflandırılmış ve sonrasında K-ortalamlar algoritması ile kümelenmiştir. Gemi tipi, kazaya ait değişkenler, geminin koşulları ve teknik, yapısal ya da yükle ilgili değişkenlerin yanında özellikle “emniyetsiz eylemler” sınıfında yer alan insan hatalarına odaklanılarak bu parametrelerin nasıl kümелendikleri gözlemlenmiştir. 11 kümeye ayrılan kazalarda özellikle çatışma, karaya oturma ve mesleki kazaların insan hatalarıyla birlikte kümелendikleri görülmüştür. Gemi insanların kötü eğitim ve talimlerinin eksik gözlemle birleşmesi deniz kazalarındaki en yaygın neden olarak belirlenmiştir. İnsan hatalarının altında yatan nedenlerin de donanım, yazılım ve personel yetersizliği olduğu tespit edilmiştir. Farklı bir kümeleme algoritması olan DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) algoritması kullanılarak gemilerin izledikleri rotaları kümeleyen ve rotanın dışında seyreden gemileri analiz eden bir çalışmada (Han ve diğerleri, 2020: 455-461) spesifik bir bölgeye ait gemi güzergahları AIS verileri analiz edilmiş ve güzergahın yoğunluğuna göre kümeleme yapılmıştır. Çalışmada benzer şekilde farklı rotalar üzerinde uygulanarak anomalilerin tespit edilebileceği ve bu sayede insan hatalarının önüne geçerek kazaların önlenebileceği vurgulanmıştır. Optik sensörler kullanılarak gözcünün hareketlerinin tahmin edilerek sınıflandırıldığı bir çalışmada (Youn ve diğerleri, 2019: 1-10) yedi gözcülük aktivitesi tahmin edilmeye çalışılmış ve 94,9 doğruluk oranının yakalandığı gözlemlenmiştir. Bu yöntemle gözcülerin uygunsuz eylemleri ve köprüüstü aktiviteleri ile kazalar arasındaki ilişkilerin tespit edilebileceği öne sürülmüştür. Tahminleme ve kümeleme algoritmalarının kullanıldığı bir diğer çalışmada (Panagiotidis ve diğerleri, 2021: 1-

19) ise geçmiş kazalara ait gemi bilgileri, personel bilgileri ve çevresel koşullara ait değişkenler kullanılarak oluşturulan veri seti ile çevre kirliliğine neden olup olmayacağı öğretilmiş ve algoritma test edildiğinde %74 oranında doğru tahmin ettiği belirlenmiştir. Ayrıca kazanın ekonomik etkisi de %72 oranında doğru tahmin edilmiştir. Ayrıca veri setine ait bilgiler TF-IDF algoritması kullanılarak vektörlere dönüştürülmüş ve bu vektörler K-ortalamlar algoritması kullanılarak kümelendirilmiştir. Bu kümeleme sonucunda gemi boylarının ön plana çıkarak kazaların büyük, orta ve küçük boyutlu gemiler olmak üzere üç kümeye ayrıldığı belirlenmiştir.

Son yıllarda özellikle DDİ tekniklerinin ve LLM (Large Language Model – Büyük Dil Modeli)’lerin gelişmesi, büyük boyutlu metinler üzerinde kısa sürede ve kolaylıkla anahtar kelime çıkarma, kümeleme, sınıflandırma ve anlamsal harita oluşturma işlemlerinin yapılmasını mümkün hale getirmiştir. Bu tekniklerin inşaat (Zhang ve diğerleri, 2019: 238-248), madencilik (Tarshizi ve diğerleri, 2018: 43-48), karayolu taşımacılığı (Krause ve Busch, 2019: 1-6), demiryolu taşımacılığı (Williams ve Betak, 2016: 531-537), havayolu taşımacılığı (Yang ve Huang, 2023: 1-20) ve denizyolu taşımacılığı (Gan ve diğerleri, 2023: 1-14; Shi ve diğerleri, 2022: 820-830; Youn ve Kim, 2019: 1-13; Yan ve diğerleri, 2023: 1-19) gibi çok sayıda farklı endüstriyel alanda kaza analizi için kullanıldığı görülmektedir.

Deniz kazalarındaki insan hatalarını ele alan çalışmalar, konu modelleme analizi sonucunda elde edilen kümeler de göz önünde bulundurularak amaç, kullanılan yöntem, kaza türü ve kullanılan veri türü açısından tablo halinde Ek 2’de verilmiştir.

İKİNCİ BÖLÜM

ARAŞTIRMANIN TASARIMI VE YÖNTEMİ

2.1. ARAŞTIRMANIN ÖNEMİ

Deniz kazalarının insan hayatı, çevre ve ekonomi üzerinde yıkıcı etkileri olmaktadır. Deepwater Horizon kazası, 11 kişinin ölümü, beş milyon varillik petrol sızıntısı ve temizleme, yeniden düzenleme, kamu cezaları, çevre ve ekonomi zararları ve kamu ödemeleri olmak üzere 69 milyar dolarlık ekonomik kayba neden olmuştur. Benzer şekilde 2021 yılında Süveyş Kanalı'nda gerçekleşen Ever Given kazası 600 milyon dolarlık cezaya ve günlük 9.6 milyar dolarlık kargonun etkilenmesine neden olmuştur (Nurduhan ve Kuleyin, 2024: 1). Diğer deniz kazalarında olduğu gibi bu kazaların da insan hatası nedeniyle meydana geldiği belirtilmektedir. 2014-2020 yılları arasında insan hatası nedeniyle meydana gelen deniz kazalarında 550 kişi hayatını kaybetmiş, 6921 kişi yaralanmıştır. 2020 yılında gerçekleşen ölümlü kazaların %89.1 ve 6921 yaralanmanın %81'i insan hatası nedeniyle meydana gelmiştir (European Maritime Safety Agency, 2021: 4). 1985'den günümüze kadar yapılan bilimsel araştırmalarda deniz kazalarındaki insan hatası oranı %70-90 oranını korumuştur (Esbensen ve diğerleri, 1985: 286; Goulielmos ve diğerleri, 2009: 339; Kandemir ve Celik, 2021: 1; Wróbel, 2021: 1-5). Denizcilik paydaşları tarafından deniz kazalarındaki insan hatalarını azaltmak amacıyla başta ISM Kod ve STCW Konvansiyonu olmak üzere tekne dizaynı, tahrik sistemleri ve seyir ekipmanları konusunda önemli gelişimler kaydedilmesine rağmen insan hatası oranının istenilen düzeye indirilemediği görülmüştür (Galieriková, 2019: 1319-1320).

Gemi operasyonları, yüksek düzeyde insan-makine etkileşimi gerektirdiğinden olası kazalarda kazayı sosyal, teknik ve ekonomik yönleriyle ele almak ve kazanın asıl nedenini bulmak güçleşmektedir (Paolo ve diğerleri, 2021: 252-253). Deniz kazalarında olduğu gibi farklı birçok endüstriyel alanda da benzer sorunlar yaşandığından kaza nedenini bulmak amacıyla çok sayıda yaklaşım geliştirilmiştir. En sık kullanılan yöntem ise insan hatası sınıflandırma sistemlerine göre kazaları analiz edip olası nedenleri sınıflandırmak ve varsa benzer örüntüleri ortaya çıkarmaktır. Ancak diğer araştırma yöntemleriyle benzer şekilde bu yöntemin de birtakım kısıtları

bulunmaktadır. Birincisi, spesifik bir gemi tipi ya da kaza tipine odaklanıldığı için sonuçları genelleştirmek oldukça zordur. İkincisi, kaza analizleri çok yoğun emek ve zaman gerektirdiğinden sadece sınırlı sayıda kaza analiz edilebilmektedir. Bu nedenle genellenebilir sonuçlar elde edilememektedir (Dominguez-Péry ve diğerleri, 2023: 1-28). Üçüncüsü, insan hatalarının frekansları açısından değerlendirilip birbirleriyle etkileşimlerinin göz ardı edilmesidir (Shi ve diğerleri, 2021: 1-13). Son olarak, kaza araştırmalarında sınıflandırmayı yapan uzmanın önyargılarının da analize dahil edilmesi nedeniyle analizin objektifliği etkilenmektedir (Yan ve diğerleri, 2023: 1-3).

2.2. ARAŞTIRMANIN ÖZGÜNLÜĞÜ

Deniz kazalarındaki insan hatalarını analiz etmek amacıyla 1985 yılından beri çok sayıda yaklaşım geliştirilmiştir. Günümüzde büyük dil modellerinin ve makine öğrenmesi algoritmalarının gelişmesiyle birlikte kazaların da bu algoritmalarla analiz edilmeye başlandığı görülmektedir. Bu analiz yöntemlerinin en büyük avantajı çok sayıda veriyi emek ve zaman tasarrufu sağlayarak analiz etmesi ve çoğu zaman da doğrudan gözlenemeyen ilişkileri ortaya çıkarmasıdır. Bu analizlerin inşaat (Zhang ve diğerleri, 2019), madencilik ((Tarshizi ve diğerleri, 2018: 43-48), karayolu (Krause ve Busch, 2019: 1-6), demiryolu ((Williams ve Betak, 2016: 531-537), havayolu ((Yang ve Huang, 2023: 1-20) ve deniz taşımacılığı (Gan ve diğerleri, 2023: 1-14; Shi ve diğerleri, 2022: 820-830; Yan ve diğerleri, 2023: 1-19; I.-H. Youn ve Kim, 2019: 1-13) olmak üzere farklı alanlarda uygulandığı görülmektedir. Bu çalışma, deniz kazalarındaki insan hatalarının analizinde büyük dil modeli ve makine öğrenmesi algoritmalarının birlikte kullanıldığı az sayıdaki çalışmadan biri olma niteliği taşımaktadır. Çalışma hem incelediği kaza sayısının fazla olması hem de insan hatalarını sınıflandırma ve kümeleme analizlerinde kullanması açısından diğer yöntemlerden ayrılmaktadır. Deniz kazalarında makine öğrenmesi analizlerinin çoğunlukla sayısal veriler üzerinden yapıldığı görülmektedir. Bu çalışmada insan hatalarına karşılık gelen metinler vektörlere dönüştürülerek sayısallaştırılmış ve bu haliyle analiz edilmiştir. Çalışma bu yönüyle deniz kazaları analizinde bir ilk olma niteliği taşımaktadır. Son olarak kümeleme algoritması kullanılarak yapılan analiz

sonucu elde edilen grafikte insan hatalarının birbirleriyle etkileşimi iki boyutlu düzlemde gösterilebilmiştir.

2.3. ARAŞTIRMANIN AMACI

Bu çalışmanın temel amacı, deniz kazalarındaki insan hatalarını yukarıda bahsi geçen kısıtları minimize edecek şekilde çok yönlü bir şekilde ortaya koymaktır. Çalışmanın bir diğer amacı ise deniz kazalarındaki insan hataları konusunda genellenebilir sonuçlar üreterek uygun emniyet politikalarının geliştirilmesine katkı sağlamaktır. Çalışmada genel sınıflandırma sistemleri yerine deniz kazalarına özgü kavramlar kullanılarak kaza nedenlerinin ve birbirleriyle etkileşiminin daha net ve daha anlaşılır bir biçimde sunulması hedeflenmiştir. Son olarak kaza türleri ya da gemi türlerine özgü hata birliktelikleri olup olmadığını ve varsa hangi hataların birlikte gerçekleştiğini ortaya koymayı amaçlamaktadır. Bu kapsamda, sonuçları genelleştirebilmek amacıyla tüm gemi türleri ve tüm kaza türlerinden toplamda 1110 deniz kazası incelenmiştir. Bunun yanında insan hatalarının birbirleriyle etkileşimleri ve birlikte gerçekleşme sıklıkları analiz edilmiştir. Veri analizinde objektifliği sağlayabilmek amacıyla makine öğrenmesi algoritmaları kullanılmıştır. Sınıflandırma algoritmaları kullanılarak insan hataları CREAM sınıflandırma sistemine göre sınıflandırılmış, kümeleme algoritmaları kullanılarak herhangi bir sınıflandırma sistemine tabi tutulmadan verilerin nasıl kümelendiği gözlemlenmiş ve son olarak kazalarda meydana gelen hataların belirli bir örüntüye sahip olup olmadığı birliktelik kuralı analiziyle test edilmiştir. Çalışmanın tüm analizleri Python v3.11 programlama dili ve Jupyter Notebook arayüzü kullanılarak yapılmıştır.

2.4. ARAŞTIRMANIN MODELİ VE HİPOTEZLERİ

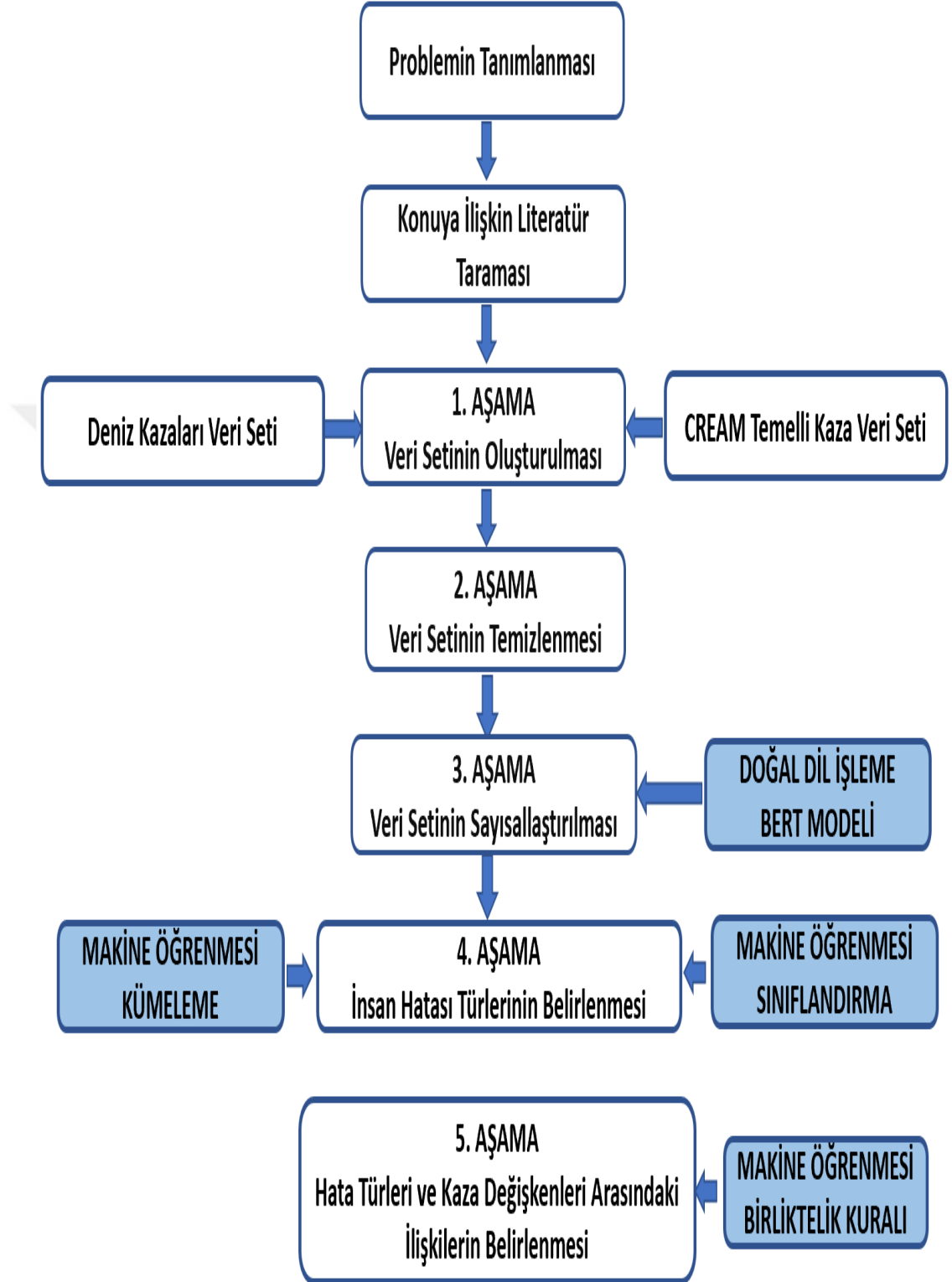
Çalışma, deniz kazalarındaki insan hatası türlerini doğal dil işleme ve makine öğrenmesi algoritmaları aracılığıyla tespit etmeyi amaçlamaktadır. Bu kapsamda veri seti oluşturulup sayısallaştırıldıktan sonra hata türleri tespit edilip devamında kaza türleri, gemi türleri ve hata türleri arasındaki olası ilişkilerin tespit edilmesi hedeflenmiştir. Analize konu olan değişkenler ve bu değişkenlere ilişkin analizlere ait araştırma modeli Şekil 20’de verilmiştir.

Çalışmanın sınıflandırma aşaması, mevcut insan hatası sınıflandırma sistemlerinden biri olan CREAM Modeli üzerinden oluşturulan MATA-D veri seti ile makine öğrenmesi gerçekleştirilerek eğitilen modelin deniz kazalarındaki insan hatalarını tahmin etmesi ile yürütülecektir. Kümeleme analizinde ise deniz kazalarındaki insan hatalarına karşılık gelen cümleler birbirlerine anlamsal benzerliklerine göre kümelendirilerek ele alınacaktır. Hem sınıflandırma hem de kümeleme analizi ile elde edilen hata türleri meydana geldiği kazanın özellikleri dikkate alınarak kazaların belirli örüntülere göre gerçekleşip gerçekleşmediği birliktelik kuralı ile analiz edilecektir. Çalışmanın aşamalarının ilişkin diyagram Şekil 19’da verilmiştir.

Çalışma kapsamında aşağıda yer alan araştırma soruları cevaplandırılmaya çalışılmaktadır:

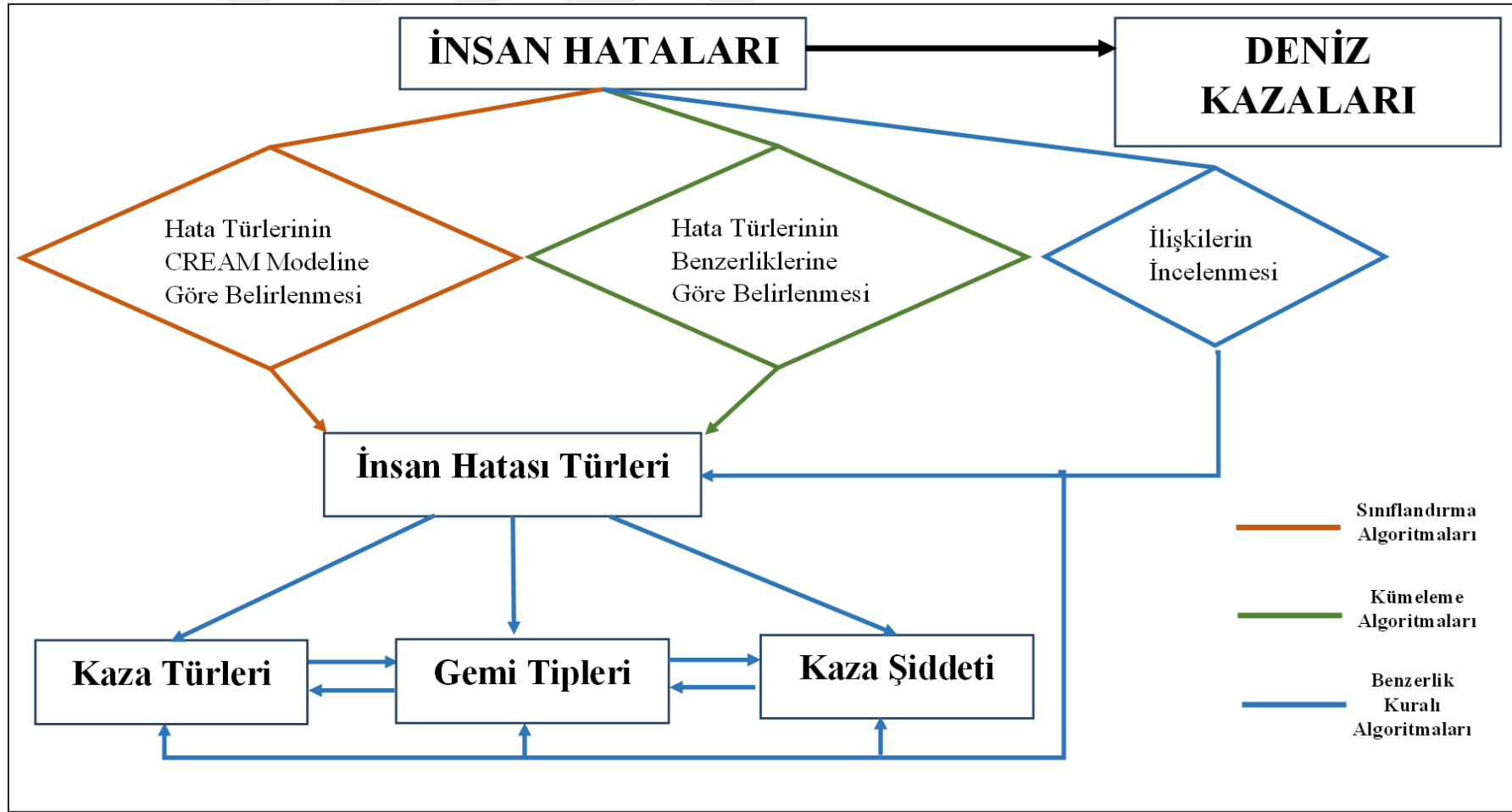
1. Deniz kazalarındaki insan hataları CREAM sınıflandırma sistemine göre sınıflandırıldığında hangi hata türleri ön plana çıkar?
2. Deniz kazalarındaki insan hataları birbirlerine benzerliklerine göre gruplandırıldığında kaç grup oluşur ve bu gruplar hangi hatalara karşılık gelir?
3. Deniz kazalarındaki insan hataları gemi tipine göre farklılık gösterir mi?
4. Deniz kazalarındaki insan hataları kaza tipine göre farklılık gösterir mi?
5. Deniz kazalarındaki insan hataları kazanın şiddetine göre farklılık gösterir mi?
6. Deniz kazalarındaki insan hataları gemi tipi, kaza tipi ve kazanın şiddetine göre bir örüntü oluşturur mu?

Şekil 19: Çalışmanın Akış Diyagramı



Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Şekil 20: Araştırmanın Modeli



Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

2.5. VERİ TOPLAMA YÖNTEMİ

Bu çalışmada, IMO'nun GISIS veritabanında yer alan “Deniz Kazaları ve Olayları” modülü üzerinden 1980-2021 tarihleri arasında gerçekleşen kazalar listelenmiştir. Listelenen yaklaşık 7000 deniz kazası içerisinde modülde yer alan ve IMO tarafından ayrı bir analiz sekmesi içeren kazalarda “Observation on Human Element” olarak analizlerin bulunduğu deniz kazaları filtrelenerek 1110 adet deniz kazası veri seti olarak alınmıştır. Veri setinde gemi adı, bayrak devleti, gemi tipi, tonaj, tarih, konum, enlem, boylam, kaza tipi ve insan hatalarına ait tespitler yer almaktadır. Veri setinde insan hataları kısmı incelendiğinde bilgi içermeyen, sadece “Yes” ya da “human error” olarak yer alan veriler silinerek 871 kazayı içeren bir veri seti elde edilmiştir.

2.6. ANALİZ YÖNTEMİ

Çalışmanın analiz bölümünde veri setinin sayısallaştırılmasında ve analizinde kullanılan algoritmalar hem teorik hem de çalışma kapsamındaki uygulamaları ile birlikte ele alınmıştır.

2.6.1. Doğal Dil İşleme ve Veri Ön İşleme

Doğal Dil İşleme (DDİ)(Natural Language Processing) insan dillerini farklı yönleriyle ele alarak anlamaya ve işlemeye yönelik matematiksel ve hesaplamalı modeller oluşturan yapay zeka, bilgi mühendisliği ve bilgisayar bilimlerinin bir alt alanıdır (Pillai ve Tedesco, 2024: 3; Reshamwala ve diğerleri, 2013: 1; Shivahare ve diğerleri., 2022: 1). 17. yy’da Descartes ve Leibniz’in kelimeler arasındaki ilişkileri ele alan ve bu sayede çeviriye imkan tanıyan çalışmaları ile temelleri atılan bu kavram, ilk resmi çalışma olan ve 1950 yılında Alan Turing tarafından yayınlanan “Computing Machinery and Intelligence” ile makine zekasının bir göstergesi olarak kullanılmıştır (Lee, 2024: 8). Günümüzde ise isimlendirme, doküman filtreleme ve sınıflandırma, otomatik özet oluşturma, bilgi çıkarma, duygu analizi, fikir madenciliği, yazım ve dilbilgisi kontrolü, akıllı ve optimize edilmiş arama, otomatik cevap sistemleri, kişisel asistan, otomatik çeviri, ses tanıma, metinden sese dönüştürme sistemleri ve diyalog

sistemleri vb. gibi farklı alanlarda kullanılmaktadır (Lopez-Martinez ve Sierra, 2020: 310). Doğal Dil İşleme, Şekil 21’de verilen ve insan dillerinin düzeylerini gösteren altı düzeyin tümüyle ilgilenir.

İnternetin hızla gelişmesiyle birlikte metin madenciliği bilgisayar bilimi alanında önemli bir araştırma alanı haline gelmiştir. İnternette yer alan verilerin çoğunluğu metinsel veri olduğu için analiz edilecek veriler de genellikle metinsel veri olmaktadır. DDİ çalışmaları da tam olarak bu analizlerle ilgilenmektedir. Bu nedenle veri madenciliğinde kullanılan makine öğrenmesi yöntemleri de DDİ için büyük önem taşımaktadır (Feng, 2023: 41). Metinsel verilerden anlam çıkarabilmek için verilerin ön işlemeden geçirilmesi gerekmektedir. Ön işleme, analiz ya da dönüşüm amacıyla sayısal temsiller oluşturulmadan önce için verilerin bazı temizleme ve düzeltme aşamalarından geçmesini ifade eder (Singh, 2023: 34-48). Metinsel verilerde ön işleme aşamaları temizleme, tokenizasyon, kelime köküne indirgeme, lemmatizasyon ve etkisiz kelime çıkarma işlemlerini içermektedir.

Şekil 21: İnsan Dillerinin Dilsel Düzeyleri



Kaynak: Lee, 2024: 7.

Veriler veri setine entegre edilmesi verilerin hatasız olduğu anlamı taşımamaktadır. Hatalı veri seti, genel olarak eksik, yanlış ya da standart olmayan

veriler barındıran veri setidir. Veri setinin hatalı olması analiz sonuçlarının da hatalı olmasına neden olur. Bu nedenle veri seti analiz edilmeden önce hatalardan arındırılmalıdır (Garcia ve diğerleri, 2015: 45). Örneğin, bir cümleden anahtar kelime çıkarmak için “https://...” gibi URL’lerin, “@”, “#” gibi özel karakterlerin, “ki” ve “de” gibi doğrudan ilgisi olmayan kelimelerin veri setinden temizlenmesi gerekir (Singh, 2023: 75).

Tokenizasyon, bir verinin cümle, kelime ya da tamlama gibi alt birimlere ayrılmasıdır (Lamba ve Madhusudhan, 2022: 83). Girdi olarak alınan bir metin tokenizasyon işlemi sonucunda token adı verilen alt birimlere ayrılır. Bu aşamadan sonra özel karakterler ve noktalama işaretleri temizlenerek tokenler küçük harflere dönüştürülür. Bu işlem sonrasında elde edilen tokenler ön işleme sürecinin diğer aşamalarının girdisini oluşturur (Jo, 2019: 21).

Kelime köküne indirgeme, kelime tokenlerini yapım eki, çekim eki, çoğul ekleri gibi eklerden arındırarak kök haline dönüştüren süreçtir. Örneğin, “gülüyorlar”, “gülüyor”, “güldü” gibi kelimeleri eklerinden temizlenerek ve “gül(mek)” şekline dönüştürülerek aynı kelime ile ifade edilir. Bu sayede aynı şeyi ifade eden farklı kelimeler ayrı ayrı değerlendirilmek yerine bir bütün olarak değerlendirilir. Ancak, indirgeme işlemi kural bazlı yapıldığı için zaman zaman hatalara da neden olmaktadır. Örneğin, ingilizcede zarf eki olan “ly” kelimesi “daily” kelimesine uygulandığında onu “dai” şekline dönüştürmekte ve kelimenin anlamını yitirmesine neden olmaktadır. Bu nedenle anlamsal analizlerde indirgeme işlemi tercih edilmemektedir (Lamba ve Madhusudhan: 82, 2022; Singh, 2023: 84).

Lemmatizasyon, kelime köküne indirgemenin ileri bir versiyonu olarak ele alınabilir. Bu işlem, kelimeleri anlamsal yönlerini de göz önünde bulundurarak köklerine indirir. Örneğin, “care” ve “cars” kelimeleri indirgeme işlemiyle her ikisi de “car” kelimesine dönüştürken lemmatizasyon işlemi ile “care” ve “car” olarak iki farklı kelime şekline dönüştürülür. Ayrıca “better” ve “thoughts” kelimeleri indirgeme ile verimli sonuçlar vermezken lemmatizasyon ile sözlük formuna yani “good” ve “think” kelimelerine dönüştürülür (Lamba ve Madhusudhan: 84-85, 2022; Žižka ve diğerleri, 2020: 100-102).

Bir analizi yapabilmek için bir önem arz etmeyen kelimeler etkisiz kelime (stopword) olarak adlandırılır. Bu kelimeler, ingilizcedeki “the”, “of”, “by”, “with”

kelimeleri gibi genellikle bir dildeki en yaygın kelimelerden oluşur. Standart etkisiz kelime listeleri olmasına rağmen, bu liste mevcut veri setine göre de değişkenlik gösterebilir. Bu nedenle veri setinde en fazla tekrar edilen kelimeler incelenerek analize etkisi değerlendirilmelidir. Örneğin, otel yorumlarının incelendiği bir veri setinde “otel” kelimesi analiz açısından bir anlam taşımayacaktır. Bunun yanında veri setindeki düşük frekanslı kelimeler de etkisiz kelime olarak ele alınabilir. Örneğin, 1000 dokümanın yer aldığı bir veri setinde tek bir dokümanda yer alan tek bir kelimenin analize etkisi ihmal edilebilecek düzeyde düşük olacaktır (Žižka ve diğerleri, 2020: 94-98).

2.6.2. Metinlerin Sayısal Verilere Dönüştürülmesi

Metinsel veriler, ön işleme aşamasından geçtikten sonra makine öğrenmesi analizlerinin yapılabilmesi için makinenin anlayabileceği ve üzerinde işlem yapabileceği sayısal temsillere dönüştürülür (Singh, 2023: 89).

Metinleri sayılara dönüştürmenin en iyi yollarından biri sözcük bazlı temsillerinin oluşturulmasıdır. Bu yöntemde veri setinde yer alan tüm sözcüklerin bir listesi oluşturulur ve her bir sözcük için sözcük listesinde eşleşen yer “1” ile diğer kısımlar “0” ile kodlanır. Elde edilen bu sayı dizisi vektör olarak adlandırılır. Dokümanların içerdikleri kelimelere ait vektörlerle ifade edilerek vektörel temsilleri oluşturulmuş olur. Bu yöntem **sıfır-bir kodlama (one-hot encoding)** olarak adlandırılır. Bu yöntem benzer ancak bir adım ötesi olan bir diğer yöntemde ise tüm kelimelerin bir listesi oluşturularak dokümanlarda yer alan kelimelerle sözcük listesindeki eşleşen kısımlar “1”, eşleşmeyen kısımlar ise “0” olarak kodlanarak oluşturulur. Bu yöntem ise **kelime çantası (bag of words)** olarak adlandırılır (Liu ve Sun, 2023: 8). Bu yöntemlere ek olarak kelimelerin ağırlıklandırılmasına dayanan kodlamalar bulunmaktadır. Bunlardan biri kelime frekanslarına göre vektör oluşturmaya imkan sağlayan **TF-IDF** yöntemidir. Bu yöntemde önce her bir kelimenin ilgili dokümanda geçme frekansı (TF) ile toplam doküman sayısının ilgili kelimenin geçtiği doküman sayısına bölünerek ve logaritması alınarak (IDF) çarpılması ile elde edilir. İlgili hesaplama ile ilgili formül Denklem (1)’de verilmiştir (Feldman ve Sanger, 2007: 68).

$$TF - IDF (w, d) = TermFreq(w, d) * \log(N/DocFreq(w)) \quad (1)$$

$TermFreq(w, d)$, w kelimesinin doküman içerisindeki frekansını, N tüm doküman sayısını ve $DocFreq(w)$, w kelimesini içeren tüm doküman sayısını ifade etmektedir.

Sembolik temsil olarak adlandırılan ve istatistiğe dayanan bu yöntemlerin dışında **kelime bağlantıları (word embeddings)** olarak adlandırılan ve kelimelerin cümle içindeki anlamlarını göz önünde bulunduran temsiller geliştirilmiştir. 2013 yılında Google tarafından geliştirilen yapay sinir ağları temelli “Word2Vec” modeli ile kelimelerin birbirleriyle ilişkilerine dayanan bir sözcük temsil modeli oluşturulmuştur. Bu modelde kelimeler içerisinde bulundukları dokümanlar ve kelimenin öncesinde ya da sonrasında yer alan kelimeler göz önünde bulundurularak eğitilen bir ağ yapısı söz konusudur. Bu model ile anlamsal ilişkiler düşük boyutlu vektörlerle temsil edildiğinden makine öğrenmesi analizleri için büyük gelişmelere imkan sağlamıştır. Örneğin, “kral”, “erkek”, “kadın” ve “kraliçe” kelimelerinin bu modeldeki temsilleri ele alındığında “kral” vektöründen “erkek” vektörünün çıkarılması ve “kadın” vektörünün eklenmesiyle “kraliçe” vektörüne ulaşabilmektedir. Bu modele benzer şekilde Stanford Üniversitesi tarafından **GloVe** modeli ve Facebook tarafından **FastText** modeli geliştirilmiştir. Bu modeller ile her veri seti için özgün kelime bağlantıları oluşturulabileceği gibi binlerce metin dosyasıyla eğitilmiş **önceden eğitilmiş kelime bağlantıları (pre-trained word embeddings)** da kullanılabilir (Vajjala ve diğerleri, 2020: 94-105).

Yapay sinir ağlarıyla oluşturulan dil modelleri hem boyutları hem de veri setinde olmayan kelimelere ilişkin eksiklikleri ve kelime anlamlarının sabit kalması gibi problemleri nedeniyle sürekli geliştirilmeye çalışılmıştır. Bu zayıflıkların üstesinden gelinmesi amacıyla derin öğrenme bazlı **Yinelemeli Sinir Ağları (Recurrent Neural Network)**, **Evrişimsel Sinir Ağları (Convolutional Neural Network)** ve bunların çeşitli varyasyonlarına dayanan yeni dil modelleri geliştirilmiştir. Bu modeller ilk aşamada farklı anlamlar taşıyan sözcükleri aynı ve sabit kabul etse de Universal Language Model Finetuning (ULMFit) ve Embeddings from Language Models (ELMo) ile cümle bazlı kodlama yapılarak bu sorunun üstesinden gelinmiştir (Yıldırım ve Asgari-Chenaghlu, 2021: 5-7).

2017 yılında kodlayıcı-çözümleyici tabanlı Transformer modelinin geliştirilmesi ile daha önce geliştirilen modellerdeki eksiklikler büyük oranda giderilip

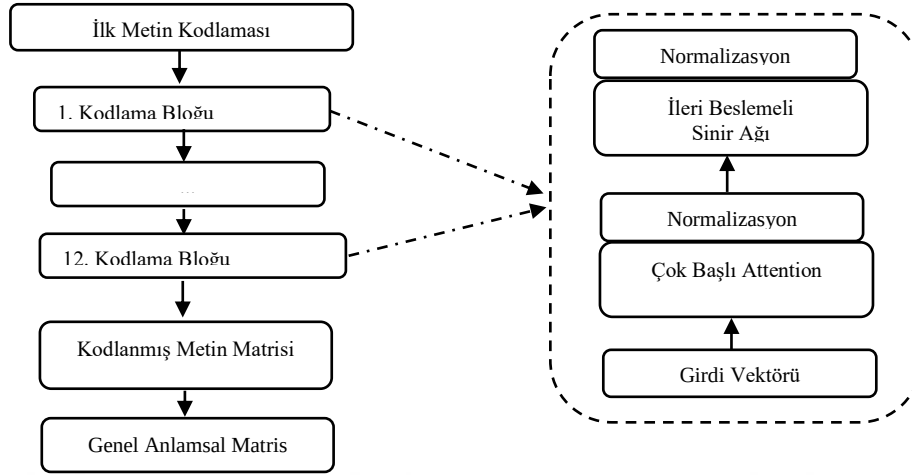
metinsel analiz konusunda önemli bir adım atılmış oldu. Kelimelerin doğrudan ilişkili olmayan diğer kelimelerle birlikte analiz edilmesi, büyük boyutlu metinlerde ağırlıkların güncellenmesindeki problemler, paralel analize imkan sağlamaması ve analizlerin uzun sürmesi gibi sorunlar Transformer mimarisi ile büyük oranda aşılmış oldu. Transformer mimarisi ile birlikte metin özetleme, soru cevaplama sistemleri, metin sınıflandırma gibi işlemlerde kullanılmak üzere geliştirilen ve kodlayıcı tabanlı çalışan BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), DistilBERT, RoBERTa modelleri, çoğunlukla metin üretme amaçlı kullanılan ve çözümleyici tabanlı çalışan GPT (Generative Pre-trained Transformer) varyasyonları ve XLNet modelleri ve çeviri, özetleme ve sınıflandırma amaçlı kullanılan ve hem kodlayıcı hem de çözümleyiciyi bir arada kullanan T5, BART ve PEGASUS modelleri öne çıkan modeller olmuştur (Singh, 2023: 125-128; Yıldırım ve Asgari-Chenaghlu, 2021: 16-20).

Açık kaynak kodlu olması, sürekli gelişen ve güncellenen varyasyonlarının olması ve tezin amacına uygun olarak metin sınıflandırma analizlerinde yüksek doğruluk skorlarına sahip olması sebebiyle tezde yer alan analizlerde BERT dil modelinin kullanılması uygun bulunmuştur.

BERT Dil Modeli, Transformer mekanizmasının kodlayıcı mimarisini kullanan bağlam bazlı önceden eğitilmiş bir dil modelidir (Devlin ve diğerleri, 2019: 4171). BERT modeli metinleri vektörlere dönüştürerek benzerlik analizi, metin sınıflandırması, anlam çıkarma ve soru cevaplama gibi farklı analizlerin yapılmasına imkan sağlayan bir derin sinir ağıları modelidir (Devlin ve diğerleri, 2019: 4171).

İlk olarak BERT-base ve BERT-Large olarak geliştirilen model daha sonra hem parametreler açısından hem de kullanım amaçları açısından çok sayıda varyasyonunun türetilmesiyle birlikte gelişmeye devam etmektedir. Bu modeller, farklı kodlayıcı bloklar, gizli katmanlar ve self-attention bloklarından oluştuğu gibi eğitilen veri açısından da değişiklik göstermektedir. BERT-base modelinin kodlama süreci Şekil 22’de gösterilmiştir.

Şekil 22: BERT Kodlama Mekanizmasının Akış Şeması



Kaynak: Ding ve diğerleri, 2022: 224

Şekil 23'deki girdi vektörü token vektörü, segment vektörü ve pozisyon vektörü olmak üzere üç vektör katmanını içermektedir. Girdi vektörü aşamasında cümlede yer alan tüm kelimeler önce tokenlere ardından her bir token birer vektöre dönüştürülür. Segment vektörü aşamasında ise aynı cümleye ait kelimelerle diğer cümlelere ait kelimeler haritalanır. Pozisyon vektörü aşamasında da tüm tokenlere ait pozisyon vektörü oluşturularak tokenlerin sırasının önemi de analize dahil edilir. Girdi vektörüne eklenen [CLS] ve [SEP] tokenleri ise sınıflandırma ve cümlelerin sonunu belirlemek için eklenen tokenlerdir (Devlin ve diğerleri, 2019: 5). Bu aşamalar Şekil 23'de verilmiştir.

Şekil 23: Girdi Vektörünün Temsili

Girdi	[CLS]	Huma	elemen	is	important	[SEP]
Token Vektörü	$E_{[CLS]}$	E_{Huma}	E_{elemen}	E_{is}	$E_{important}$	$E_{[SEP]}$
	+	+	+	+	+	+
Segment Vektörü	E_A	E_A	E_A	E_A	E_A	E_A
	+	+	+	+	+	+
Pozisyon Vektörü	E_0	E_1	E_2	E_3	E_4	E_5

Kaynak: (Devlin ve diğerleri, 2019: 5)'den uyarlanarak oluşturulmuştur.

Vektörler toplandıktan sonra girdi vektörü olarak attention mekanizmasına dahil edilir. Bu aşamada girdi vektöründen hareketle sorgu (Q), anahtar (K) ve değer (V) matrisleri türetilir ve bu değerlerle aşağıda formülü verilen hesaplama yapılır (Vaswani ve diğerleri, 2017: 5603).

$$Attention(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V$$

d_k , K matrisinin boyutunu ifade etmektedir. Bu hesaplama, kodlama aşamasında tüm Attention başlıkları için tekrar tekrar yapılır. Elde edilen çıktı vektörü girdi vektörü eklenip normalizasyon yapılarak yeni bir matris üretilir. Bu matris derin sinir ağları aşaması ve normalizasyon aşamasından geçtikten sonra metni temsil eden nihai matris oluşturulmuş olur. Bir metin bu aşamalardan geçtikten sonra sayısallaştırılarak üzerinde işlem yapılabilecek ve dolayısıyla makine öğrenmesi analizleri yapılabilecek bir vektöre dönüşmüş olur.

2.6.3. Makine Öğrenmesi Algoritmaları

Makine öğrenmesi, bilgisayar ve makinelerle mevcut bilgiyi öğretme ve bu bilgiyi benzer başka görevlerde kullanmaya imkan sağlayan bir yapay zeka alanıdır (Ektaş, 2024: 2). İnsanın öğrenme biçimini spesifik bir biçimde programlanmadan veri ve algoritmalarla taklit etmeye çalışır (Ramsay ve Ahmad, 2023: 25). Makine öğrenmesinin amacı bilgisayarların veriden öğrenmesini ve performansını arttırmasını sağlamaktır. İstatistik az sayıda veriden anlam çıkarmaya çalışırken makine öğrenmesi çok sayıda veriden anlam çıkarmaya çalışmaktadır (Gürsakal, 2018: 65-68). Bilgisayarlar öğrenme türlerine göre farklı tür ve algoritmalarla ayrılmaktadır. Öğrenme türleri Tablo 6'da gösterilmiştir.

Klasik sınıflandırmada ise makine öğrenmesi türleri sadece denetimli ve denetimsiz olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. Tahmin edilecek değer belli ise denetimli, değilse denetimsiz öğrenme yöntemleri kullanılır. Denetimli öğrenmede hedef değer sayısal bir değer ise regresyon, kategorik bir değer ise sınıflandırma algoritmaları kullanılır. Denetimsiz öğrenmede ise veriler benzerliğine göre ayrılacaksa kümeleme, veriler bir örüntüyü tespit edecekse birliktelik kuralı, verilerin birbirleri arasındaki bağımlılıkları tespit edilecekse boyut düşürme ya da genelleme algoritmaları kullanılır (Geetha ve Sendhilkumar, 2023: 90-91).

Tablo 6: Makine Öğrenmesi Algoritmaları

Denetimli Öğrenme		Denetimsiz Öğrenme		Derin Öğrenme		Diğer
Regresyon	Sınıflandırma	Kümeleme	Faktör Analizi	Zaman Serileri	Yapılandırılmamış Verilerle Öğrenme	Takviyeli Öğrenme
Lasso, Ridge, Loess, KNN, Spline, XGBoost	Lojistik, SVM, Rassal Orman, Gizli Markov,	K-Ortalamalar, Birch, Ward, Spektral Kümeleme	PCA, ICA, NMF,	Çok Katlı Perceptron, Konvolüsyonel Sinir Ağları, Uzun Kısa Dönem Bellek, Kısıtlı Boltzman Makinesi,		Yarı Denetimli Öğrenme, Aktif Öğrenme

Kaynak: Gürsakal, 2018: 98.

2.6.3.1. Sınıflandırma Algoritmaları

Sınıflandırma, gerçek hayatta en çok kullanılan denetimli öğrenme tekniklerinden biridir. Sınıflandırma algoritmaları bilinmeyen bir veriyi bilinen bir sınıfa atama prensibine dayanır. Benzer verilerin benzer gruplarda yer almasına çalışılır. Bu nedenle kullanılan algoritmalarla önce veri seti öğretilir ardından test edilir. Test aşamasında ise benzer verilerin eğitim aşamasında sınıflandırmayı ne ölçüde öğrendiği test edilir. Test aşamasının sonucuna göre modelin doğruluğu belirlenir. Bir mailin spam olup olmadığını tahminlemek gibi ikili sınıflandırma yapılabileceği gibi rengi, boyutu ve şekline dayanarak bir sebzenin domates, soğan ya da patates sınıfından hangisine ait olduğunu tahminleyen çok sınıflı sınıflandırma da yapılabilir (Ektaş, 2024: 140-141; Geetha ve Sendhilkumar, 2023: 127-128).

Birçok sınıflandırma yöntemi Bayes Sınıflandırıcı algoritması gibi sonucu yakınsayarak tahminleme yapar. Bu yöntemlerden Kuadratik Diskriminant Analizi, Lineer Diskriminant Analizi, Gauss Karışım Modeli ve Lojistik Regresyon gibi algoritmalar nispeten basit istatistiksel modellere dayanırken, k En Yakın Komşu, Histogram, Çekirdek Yoğunluk Tahminlemesi ve Destek Vektör Makineleri gibi algoritmalar geometrik bir bakış açısıyla tahminleme yaparlar. Bunun yanında insanın problem çözme becerisini k En Yakın Komşu ve Karar Ağacı gibi davranışlar

üzerinden, yapay sinir ağları gibi sinirsel yapı üzerinden taklit eden algoritmalar da bulunmaktadır (Knox, 2018: 34).

Naive Bayes Yöntemi, Bayes teoremini temel alan ve olasılığa dayanan bir yöntemdir. Bayes yöntemi ile metin sınıflandırması yapılarak spam postalar tespit edilebilir, metinler konularına göre sınıflandırılabilir, bilgisayar ağlarındaki anomaliler tespit edilebilir ya da hastalıklar teşhis edilebilir. Bayes teoreminin temel prensibi basittir ve aşağıdaki aşamalardan oluşur (Gürsakar, 2018: 205-206; Shmueli ve diğerleri, 2023: 209):

2. Tahmin edilecek kayda benzeyen tüm sınıfları bul.
3. Kayıtların hangi sınıfa ait olduğunu ve en yaygın olduğu sınıfı bul.
4. İlgili sınıfı yeni kayda ata.

Naive Bayes yöntemi, parametrelerin birbirinden bağımsız olduğu koşula dayanan bir yöntemdir. Bayes teoremine göre bir sınıfı temsil eden y ve bağımsız değişkenlere ifade eden $x_1, x_2, \dots, x_n$ vektörü arasındaki ilişki, x 'in gerçekleşmesi durumunda y 'nin olasılığı, y 'nin gerçekleşmesi durumunda x 'in olasılığı ve bu değerlerin bağımsız olasılıklarının hesabına dayanarak aşağıdaki gibi ifade edilebilir (Eklas, 2024: 144):

$$P(y|x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{P(y)P(x_1, x_2, \dots, x_n|y)}{P(x_1, x_2, \dots, x_n)}$$

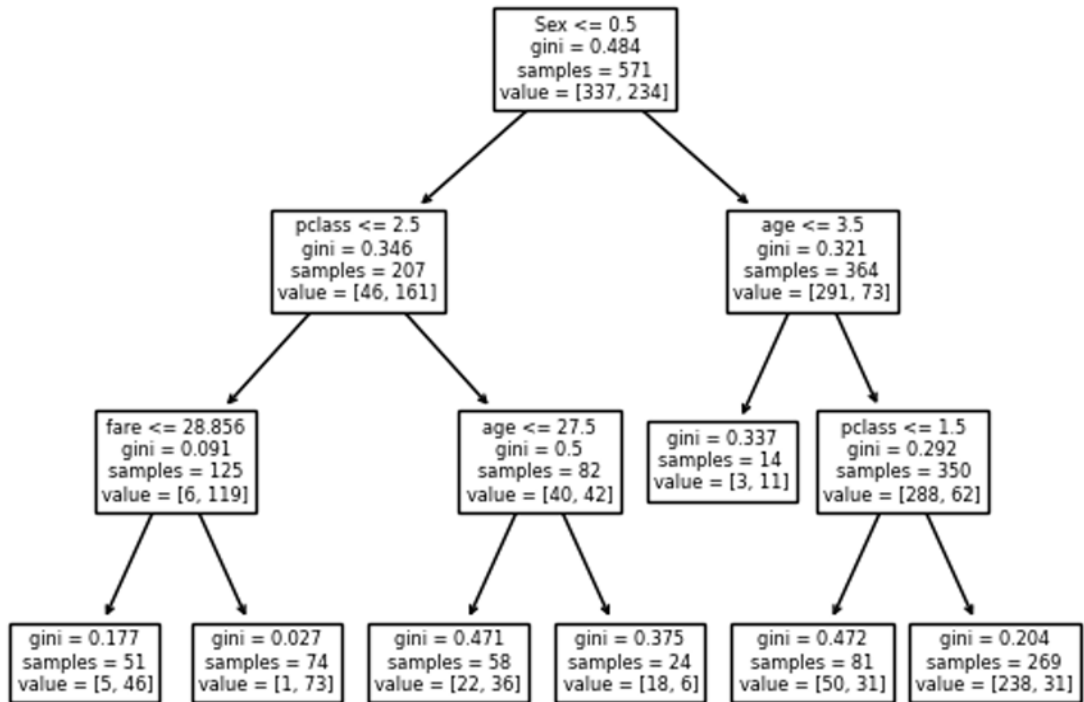
k-NN yöntemi, bir veriye en yakın k elemanın sınıfı neyse veriyi o sınıfa atama prensibine dayanır. En yakın k eleman farklı sınıflara aitse elemanların çoğunluğun ait olduğu sınıfa atama yapılır. Bu yöntem, sınıflara ilişkin bir fonksiyon oluşturmadığından parametrik olmayan yöntem bir olarak ele alınır. Bunun yerine girdi verilerine benzerliği göz önünde bulundurur. En yakın noktalara ait mesafe tayini farklı yöntemlerle yapılabileceği gibi Öklid mesafesi kullanılarak da hesaplanabilir (Shmueli ve diğerleri, 2023: 190).

Lojistik regresyon, sınıflandırma problemlerini çözmeye yarayan lineer bir modeldir. Bu nedenle maksimum entropi sınıflandırması, lojit regresyon ya da log-lineer sınıflandırıcı olarak da isimlendirilir. Bu modelde L , eğrinin maksimum değerini k , lojistik büyüme oranını, x_0 değeri ise eğrinin ortasına denk gelen x değerini temsil etmek üzere aşağıda formülü verilen lojistik fonksiyonu kullanılarak çıktıların olasılığı hesaplanmaya çalışılır (Eklas, 2024: 141-142).

$$f(x) = \frac{L}{1 + e^{-k(x-x_0)}}$$

Karar ağaçları, veri özelliklerine göre bir sınıflandırma ağacı oluşturarak bu ağacı verinin özelliklerine göre ayırarak son yaprağa (düğüm) verinin sınıfını atama sistemine dayanır. Örneğin x_1 ve x_2 parametrelerine bağlı bir problemde veri önce x_1 parametresine göre ikiye ayrılır. x_1 parametresinden büyük olanlar ve olmayanlar şeklinde ayrılan ağaç bir sonraki aşamada x_2 değişkenine göre ayrılır ve böylelikle aşamalı hiyerarşik bir grafik elde edilir (Knox, 2018: 74). Örneğin, Şekil 24'de gösterilen Titanik kazası veri setinde yaş, cinsiyet, yolcu sınıfı, bilet ücreti ve kurtarılma durumunu içeren bir veri setinde ölenler ve sağ kalanların sınıflarının tahminlenmesinde veri ilk önce cinsiyete göre ardından bir tarafta yolcu sınıfı diğer tarafta yaşa göre ve ağacın sol tarafında bilet ücreti ile son düğüme ayrılmıştır. Düğüm noktalarında ilk sırada değişkene ait kısıt, ikinci sırada ayrımın maliyet fonksiyonu sayılabilecek gini skoru, üçüncü sırada o grupta yer alan veri sayısı ve son satırda ise ilgili düğüm noktasında ilk sınıfa ve ikinci sınıfa karşılık gelen veri sayısı yer almaktadır.

Şekil 24: Titanik Kazasına Ait Karar Ağacı Sınıflandırması

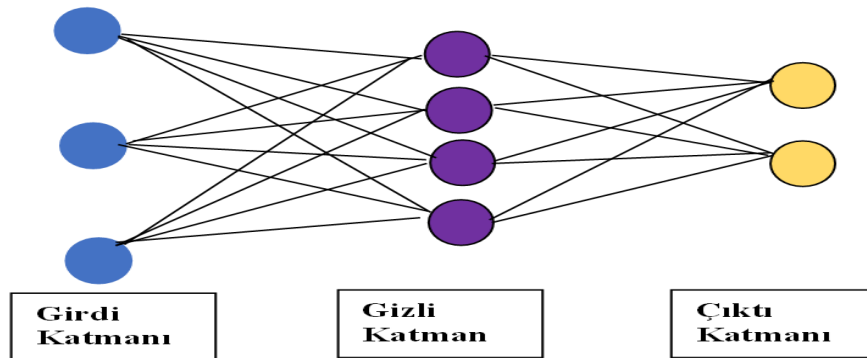


Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Destek vektör makineleri, çoğunlukla sınıflandırma problemlerinde kullanıldığı halde hem sınıflandırma hem de regresyon tahminlemede kullanılabilen bir yöntemdir. Bu yöntemde amaç, n boyutlu veri noktalarını tüm verileri göz önünde bulundurarak lineer olarak iki bileşene ayırabilecek bir hiperdüzlem oluşturmaktır. Bunun yanında lineer olmayan sınıflandırmada da kullanılabilir (Vasquez, 2024: 211-212).

Yapay sinir ağı, ileri beslemeli ağ olarak da bilinir ve çok sayıda nöronu içeren katmanları ifade eder. Bir yapay sinir ağı, bir girdi katmanı, çok sayıda gizli katman ve bir çıktı katmanından oluşur. Girdi katmanı veriye ait özellikleri içeren değerlerden oluşur (Eklas, 2024: 161-162). Yapay sinir ağı Şekil 25’de gösterildiği gibi oluşturulur. Girdi katmanında yer alan her bir daire veriye ait bir parametreyi, katmanlar arasındaki çizgiler ise katmanlar arasındaki ağırlık katsayılarını ifade etmektedir. Ağırlık katsayıları ve girdi değerleri çarpılıp önceden belirlenmiş bir eşik değeri eklenerek elde edilen değer bir aktivasyon fonksiyonuyla işleme sokularak gizli katmandaki nöronlara ait değerler bulunur. Aynı işlem gizli katmanlardaki nöronlar ve çıktı değeri arasında yapıldıktan sonra gerçek değer ve hesaplanan değer karşılaştırılır. Elde edilen değerle gerçek değer arasındaki fark istenen düzeyde değilse kayıp fonksiyonu kullanılarak ağırlık katsayıları yeniden düzenlenir ve aynı işlemler tekrar eder. Bu süreç, hesaplanan değer ile gerçek değer arasındaki fark istenen düzeye ulaşınca kadar devam eder. Tahmin doğruluğu istenen düzeye eriştiğinde yeni veriler için önceden hesaplanan ağırlık katsayıları kullanılarak verinin sınıfı tahmin edilir (Geetha ve Sendhilkumar, 2023: 370-383; Vasquez, 2024: 223-230).

Şekil 25: Yapay Sinir Ağlarının Oluşumu



Kaynak: Eklas, 2024: 162.

2.6.3.2. Kümeleme Algoritmaları

Kümeleme analizi benzer özelliklere sahip verilerden küme ya da grupların oluşturulmasıdır. Yaygın kümeleme yaklaşımlarından ikisi hiyerarşik kümeleme ve k-ortalamlar kümeleme yöntemidir. Hiyerarşik kümelemede hem veriler hem de kümeler arasındaki mesafeye bağlı olarak sıralı kümeler oluşturulur. Ayrıca hiyerarşik kümelemede dendrogram adı verilen grafik ile kümeleme sonucuna ilişkin kullanışlı bir görsel üretilir. k-Ortalamlar yöntemi önceden belirlenmiş küme sayısına göre verileri ilgili kümeye atama prensibine dayanır. Kümeleme yöntemleri astronomi, arkeoloji, tıp, kimya, eğitim, psikoloji, dilbilimi ve sosyoloji alanında kullanılmaktadır. Özellikle biyologlar türleri sınıflara ve alt sınıflara ayırmak amacıyla kümeleme algoritmalarını sıklıkla kullanmaktadırlar (Shmueli ve diğerleri, 2023: 445-446).

k-ortalamlar algoritması ilk olarak önceden belirlenmiş küme sayısına göre küme merkezi belirler. Sonrasında veriler rastgele seçilerek hangi küme merkezine yakınsa o kümeye atanır (Knox, 2018: 150-151). k-ortalamlar algoritması aşağıdaki adımlardan oluşur (Sultan Alalawi ve diğerleri, 2023: 46-47):

- 1) k adet nokta küme merkezi olarak rastgele seçilir.
- 2) Her bir elemanın küme merkezlerine olan mesafesi hesaplanarak küme merkezi en yakın olan kümeye atanır.
- 3) Küme merkezleri atanan elemanların ortalamasına dayanarak yeniden hesaplanır.
- 4) Küme merkezlerinde değişim olmayıncaya kadar atama ve güncelleme adımları tekrar edilir.

Veriler ve küme merkezleri arasındaki mesafe cosine benzerliği, Öklit mesafesi, Manhattan mesafesi, Chebyshev mesafesi, Minkowski mesafesi ve Jakkard katsayısına göre yapılabilir. Bu sayede verilerin küme merkezinden sapma ihtimali düşürülmüş olur (Žižka ve diğerleri, 2020: 239-241).

Hiyerarşik kümeleme, kümelere ayrılmış bir veri setinde alt kümelerden ikisinin birbirinden ayrı ya da birbirinin alt kümesi olup olmadığına göre kademeli olarak ağaç benzeri bir yapı oluşturmaya dayanır. Hiyerarşinin en alt kısmı sadece tek bir kümeye ait elemanların yer aldığı kümelerden oluşur. Hiyerarşik yapının

oluşturulmasında en alt kümeden başlanarak en yakın kümeleri tespit edip yukarı yönlü hiyerarşinin oluşturulabildiği yığinsal yaklaşımın yanında hiyerarşinin üstünden başlayıp alt kümelere ayrılarak hiyerarşinin oluşturulduğu bölücü yaklaşım olmak üzere iki türü vardır. Hiyerarşik kümelemenin grafiksel olarak gösterimine dendrogram adı verilir (Žižka ve diğerleri, 2020: 243-245). Hiyerarşik kümeleme aşağıdaki adımlardan oluşur (Gürsaka, 2018: 254):

- 1) Veri setindeki eleman sayısı kadar küme oluşturulur.
- 2) Birbirine en yakın iki küme birleştirilir.
- 3) Kümeler arası uzaklık yeniden hesaplanır.
- 4) Verilerin tamamı için iki ve üçüncü adımlar tekrarlanarak dendrogram oluşturulur.
- 5) Dendrograma yatay bir çizgi çekilerek kümeler belirlenir.

Yoğunluk bazlı kümeleme yöntemlerinde ise küme elemanlarının merkeze uzaklıkları yerine birbirleri ile olan mesafeleri ölçülerek birbirine yakın belirli sayıda elemana göre küme belirlemeye dayanmaktadır. HDBSCAN (Hierarchical Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise – Sıradüzensel Yoğunluk Tabanlı Uzamsal Kümeleme) algoritması hem yoğunluk bazlı kümeleme yaparken aynı zamanda kümeler arasındaki hiyerarşik ilişkiyi de ortaya koymaktadır. HDBSCAN algoritmasında tüm noktaların belirli bir çaptaki komşularının sayısı hesaplanır. Sonrasında, istenen sayıda elemana sahip noktalar çekirdek nokta olarak belirlenir. Bu çekirdek noktaya ait kümedeki elemanlarla küme dışındaki elemanların mesafesi ölçülerek belirli sayıda komşuya sahip olup olmamasına göre elemanlar kümeye dahil edilir ya da dışlanır. Çekirdek kümenin en yoğun olduğu noktalardan itibaren diğer kümeleri kapsaması ve diğer kümelere olan mesafelere göre hiyerarşik yapı oluşturulur (Compello ve diğerleri, 2013: 161-172; McInnes ve diğerleri, 2017: 1-2).

2.6.3.3. Boyut Düşürme Algoritmaları

Verilerdeki değişken sayısı arttıkça hem analiz yapmak hem de belirli desenleri bulmak zorlaşmaktadır. Kaç cümleden oluştuğundan bağımsız olarak herhangi bir cümle büyük dil modellerinde ortalama 512 boyutlu bir vektörle temsil edilmektedir. Bu vektörlerde boyut düşürme işleminin yapılması yapılacak analizi hızlandırdığı gibi

verilerin grafik üzerinde gösterilebilmesine de imkan sağlamaktadır. Bunun yanında verilerin boyutu arttıkça veriler arasında mesafeye bağlı hesaplama yapmak da anlamsızlaşmaktadır. Temel bileşenler analizi (TBA), UMAP (Uniform Manifold Approximation and Projection), t-SNE (t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding), MDS (Multi Dimensional Scaling) ve Isomap literatürde yaygın görülen boyut düşürme tekniklerindendir. Bu çalışmada boyut düşürme algoritmalarından TBA ve UMAP algoritmasının çalışma prensipleri ele alınacaktır.

Temel Bileşen Analizi, çok boyutlu verilerden veriye zarar vermeden daha düşük boyutlara indirgeyerek önemli bilgileri çıkarmaya yarayan istatistiksel bir tekniktir. Elde edilen yeni boyutlar temel bileşen olarak adlandırılır (Alani, 2014: 16). TBA, özellikle benzer ölçüm değerlerine sahip ve yüksek oranda korelasyon içeren verisetleri için önemlidir. Veri setini en çok açıklayan değişkenlere göre boyut sayısı istenilen düzeye indirilir. TBA, çoğunlukla sayısal verisetlerine uygun olduğu için kategorik değişkenler için uyumluluk analizi daha uygun olmaktadır (Shmueli ve diğerleri, 2023: 107).

UMAP, manifold öğrenmeye ve topolojik veri analizine dayanan bir yöntemdir. UMAP, bir verinin yüksek ve düşük boyutlarına ilişkin bulanık küme temsilleri oluşturarak aynı verinin hem yüksek hem de düşük boyutları arasında eşit bir topolojik temsil oluşturmayı amaçlar. Bu temsiller oluşturulduktan sonra düşük boyutlu temsil optimize edilir. Temsillerin oluşturulmasında k-NN algoritması, optimizasyon aşamasında ise stokastik gradyan azalımı algoritmasını kullanır (McInnes ve diğerleri, 2018: 1-63).

2.6.3.4. Birliktelik Kuralı Algoritmaları

Veri analizinde çokça kullanılan denetimsiz öğrenme yöntemlerinden biri de birliktelik kuralıdır. Birliktelik kuralı analizlerinde bir değişkenin başka bir değişkene bağımlı olup olmadığını kontrol ederek ilginç ilişkilerin ya da birlikteliklerin bulunmasına dayanır. Veri setinde değişkenlere bağlı ilginç ilişkilere ilişkin kurallar oluşturur (Geetha ve Sendhilkumar, 2023: 237-238). Birliktelik kuralı market sepeti analizlerinde, biyoinformatikte, web sayfaları ve sızma tespitlerinde kullanılmaktadır. Örneğin, mısır gevreği, ekmek ve süt alımları arasındaki ilişkide mısır gevreği ve

ekmek alanların aynı zamanda süt alıp almadıkları analiz edilmektedir. Bu analizde destek, güven ve lift değerleri kullanılmaktadır. Destek değeri, bir ürün alımının bütün alımların kaçında gerçekleştiği değere karşılık gelir. Güven değeri, bir ürün alımı gerçekleştiğinde belirli başka bir ürünün de alınma olasılığını verir. Lift değeri ise iki ürün arasındaki korelasyonu belirtir (Ektaş, 2024: 227-228).

2.7. DENİZ KAZALARINDAKİ İNSAN HATASI TÜRLERİNİN BELİRLENMESİ

Çalışmada, sınıflandırma, kümeleme ve birliktelik kuralı olmak üzere üç farklı makine öğrenmesi algoritması kullanılarak analiz yürütülecektir. İlk aşamada sınıflandırma ve kümeleme analizleri yapılacak, sonrasında ise elde edilen insan hatası türleri ile birliktelik kuralı analizi yapılacaktır.

2.7.1. Deniz Kazası Raporlarının İnsan Hatası Açısından Sınıflandırılması

Deniz kazalarındaki insan hatalarının sınıflandırılması çok sayıda girdi ve çok sayıda çıktıya imkan verecek algoritmalar ile gerçekleştirilmektedir. Sınıflandırma algoritmaları analiz sonucunda elde edilecek doğruluk oranına göre değerlendirilir. Bu nedenle kullanılacak algoritmaya göre önce girdisi ve çıktısı belli olan bir veri seti ile algoritmadaki parametrelere ilişkin katsayılar değiştirilir, yani algoritmanın veriyi öğrenmesi sağlanır. Sonrasında ise eğitilen veri seti algoritmanın daha önce karşılaşmadığı veri seti ile test edilerek tahminlemeyi hangi oranda doğru yaptığı test edilir. Böylelikle sınıflandırmanın doğru tahmin etme becerisi gösterilmiş olur. Sınıflandırma eğitimleri için farklı veritabanlarında çok sayıda veri seti mevcuttur. Ancak deniz kazası gibi niş bir alanda insan hatalarına ilişkin eğitim verisi bulunmamaktadır. Bu amaçla geliştirilmeyen ancak eğitim verisi olarak kullanılabilecek bir veri seti (Multi-Attribute Technological Accidents Dataset (MATA-D) (Moura ve diğerleri, 2016: 36-45) tarafından geliştirilmiştir. Ancak bu veri seti sınırlı sayıda veri içerdiği için öğrenmenin doğruluğunu garanti etmemektedir. Bu nedenle sınıflandırmada kullanılacak veri setinin olmadığı durumlarda alternatif yöntemler uygulanmaktadır. Bunlardan ilki diğer metinsel sınıflandırma verisetleriyle

eğitilmiş dil modellerini kullanarak mevcut insan hatalarını sınıflandırmaya çalışmaktadır. Bunun yanında sınırlı sayıda örnekle sınıflandırma yapmaya imkan tanıyan algoritmalar da bulunmaktadır. Ancak bu algoritmaların birtakım kısıtları bulunmaktadır. Bu kısıtlardan biri makinenin öğrenip öğrenmediğinin test edilememesidir. Bu durum kullanılan algoritmaların geçerliliğine ilişkin güveni zedelemektedir. Bir diğer kısıt ise özellikle niş alanlardaki sınıflandırmalarda sınıf tahminini yanlış yapabilmesidir. Bu nedenle bu çalışmada hem MATA-D veri seti kullanılarak hem de alternatif yöntemler kullanılarak insan hataları sınıflandırılmaktadır.

Farklı endüstriyel alanlarda gerçekleşen 238 adet kazanın insan hatası açısından incelendiği çalışmada ((Moura ve diğerleri, 2016: 37-45) CREAM sınıflandırma sistemi kullanılarak sınıflandırılmış ve hangi alanda ne kadar insan hatası gerçekleştiğine ilişkin analizler yapılmıştır. Kazalar, CREAM sınıflandırmasında yer alan üç ana başlık, 13 alt başlık ve 52 kök nedenin 49'u açısından incelenmiş ve kök nedenlerin gerçekleşme sıklığına göre değerlendirme yapılmıştır. Çalışmada her bir kök nedene karşılık gelen hata ifadesi eklenerek bir veri seti oluşturulmuş ve bu veri seti başkalarının kullanımına sunulmak üzere paylaşılmıştır. Bu çalışmada, ilgili veri seti kullanılarak 238 kaza ve 49 kök nedenle örneklendirilen toplamda 2098 insan hatası örneği sınıflandırma algoritmalarının eğitimi için kullanılarak analiz edilecektir.

MATA-D veri setinde sütunlar CREAM sınıflandırmasına karşılık gelen öğeleri satırlar ise kazaları temsil etmektedir. İlgili kazada CREAM sınıfına denk gelen unsurlar 1 olarak işaretlenip ilgili hücreye o hataya ilişkin ifade yorum olarak eklenmiştir. İlgili olmayan diğer hücreler ise boş bırakılmıştır. Veri ön işleme aşamasında ilk olarak yorum olarak yer alan ifadeler ilgili hücrelere değer olarak yazdırılmıştır. İfadelerin başında yer alan “Moura Raphael:” ifadesi ve farklı satırları ifade eden “\n” ifadeleri silinmiştir. Ayrıca sınıflandırma sırasında öğrenmeyi olumsuz etkileyen hata türüne ait tamlamaların olduğu ifadeler kaldırılmıştır. Bu işlemler sonucunda hücrede yer alan “Moura, Raphael: Timing (Too early): lockout system was removed and hoses reconnected before the conclusion of maintenance.” ifadesi “lockout system was removed and hoses reconnected before the conclusion of maintenance.” olarak değiştirilmiştir. Sınıflandırmanın öğrenme aşamasında “Timing

(Too early):” gibi CREAM sınıflandırmasına karşılık gelen ifadelerin yanlış öğrenmeye neden olduğu belirlenerek bu ifadeler veri setinden çıkarılıp sadece hataya karşılık gelen ifade kullanılmıştır. Hatalara ait örnekler her hata türü için farklı sayılarda olduğu için hata türleri arasında yanlış öğrenmenin önüne geçebilmek amacıyla kök nedenler yerine üst başlıklar sınıflandırmaya tabi tutulmuştur. Örneğin, “design failure” sınıfında 326 örnek ifade varken, “functional impairment” sınıfında sadece 1 adet örnek ifade bulunmaktadır. Üst sınıflar açısından küme elemanları dikkate alındığında Tablo 7’de yer alan sınıflar ve örnek sayıları elde edilmiştir. “Specific Cognitive Function” sınıfı altında yer alan “Observation”, “Interpretation” ve “Planning” sınıfları ilk aşamada spesifik ayırım sağlanması açısından ayrı sınıflar olarak ele alınmıştır. Ayrıca doğrudan insan hatasına karşılık gelmediği için ortamın fiziksel koşullarına ait sınıf veri setinden çıkarılmıştır. Veri ön işleme aşamasının son kısmında ise aynı hücrede yer alan birden fazla hata farklı örnekleri temsil edecek şekilde ayrılmıştır. İlk aşamada 1548 hücre ifade içerirken, birden fazla değer içeren hücrelerdeki ifadeler ayrıldığında toplam 2098 hata örneği elde edilmiştir. Sınıflandırmada bu aşamada büyük dil modeli kullanıldığından etkisiz kelime çıkarma, kelime köküne indirgeme işlemleri yapılmamıştır.

Çalışmada ilk olarak cümlelerin vektörlere dönüştürülerek sınıflarının tahmininin derin öğrenme ile yapıldığı bir model, ikinci olarak ise Birkaç Örnekli Öğrenme algoritması kullanılarak sınıflandırma doğrulukları test edilmiştir.

Derin öğrenme modelinde MATA-D veri setinde yer alan tüm ifadeler ve sınıfları veri setine dönüştürülmüş ve CREAM kitabında yer alan hata tanımları da modelin doğruluk oranını arttırmak amacıyla veri setine eklenmiştir. Veri setinde yer alan ifadeler “bart-large-mnli” (Lewis ve diğerleri, 2019: 1-10), “gte-large” (Z. Li ve diğerleri, 2023: 1-18), “bert-large-uncased” (Devlin ve diğerleri, 2019: 1-16), “flan-t5-base” (Chung ve diğerleri, 2024: 1-53) ve “bge-large-en” önceden eğitilmiş dil modelleri kullanılarak vektörlere dönüştürülmüştür. Analiz için hem 512 hem de 1024 boyutlu vektörler kullanılmıştır. Kullanılan dil modelinin boyutu ve modelin parametrelerine göre farklı vektör boyutları denenmiştir. Analizin yürütüldüğü bilgisayarın özellikleri göz önünde bulundurularak modelinin ağırlık katsayılarını içeren dosya boyutunun 12 GB’ı geçmemesine özen gösterilmiştir. Bunun yanında

eğitim sırasında kullanılan yığın miktarının 16 ve üstü olduğu durumlarda daha küçük boyutlu bir dil modeli kullanılmıştır.

Tablo 7: MATA-D Veri setinde Yer Alan Hata Türlerine Ait Örnek Sayıları

HATA SINIFLARI	HATA ADEDİ
Hatalı Eylem (Wrong Action)	170
Gözlem Hatası (Observation Error)	58
Yorumlama Hatası (Interpretation Error)	106
Planlama Hatası (Planning Error)	41
Geçici Bedensel Sorunlar (Temporary Human Functions)	52
Kalıcı Bedensel Sorunlar (Permanent Human Functions)	20
Ekipman Arızası (Equipment Failure)	166
Prosedür Hatası (Inadequate Procedure)	131
Geçici Arayüz Hataları (Temporary Interface)	60
Kalıcı Arayüz Hataları (Permanent Interface)	8
İletişim Hatası (Communication Error)	88
Organizasyon Hatası (Organisational Error)	965
Eğitim Hataları (Training Error)	192
Çalışma Koşulları (Working Conditions)	41

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Metinlerin vektörlere dönüştürülmesi ile veri setinde sınıflandırma algoritmalarının kullanımı mümkün hale gelmiştir. Bu kapsamda, başlangıç aşamasında karar ağacı, destek vektör makineleri, bayes sınıflandırıcı, rassal orman, diskriminant analizi ve derin öğrenme gibi çok sayıda algoritma kullanılarak veriler sınıflandırılmaya çalışılmıştır. Altı farklı sınıfın tahminlenmeye çalışıldığı modelde, diğer algoritmalar %41- %61 aralığında doğruluk oranı sağlarken derin öğrenme ile %69 doğruluk oranına ulaştığı belirlenmiştir. Bu nedenle daha hassas analiz için derin öğrenme algoritması kullanılmaya karar verilmiştir. İlk olarak veri setinde yer alan 49 farklı insan hatası türü için tahminleme yapılmaya çalışılmış ve özellikle örnek sayısının düşük olduğu sınıflarda tahmin doğruluğu sıfıra yakın olduğundan toplam doğruluk oranını düşürdüğü gözlemlenmiş ve bu nedenle hata türleri arasındaki veri

dengeşizlięi giderilmeye alıřılmıştır. Üst başlıklar açısından analiz edilen 14 sınıf sonucu %62 doğruluk oranına ulařıldıęı ancak 4 sınıfta tahminleme yapılamadıęı ve doğruluk oranının sıfır olduęu tespit edilmiştir. Bu nedenle örnek sayısı sınırlı olan bazı sınıfların birleřtirilmesi kararlařtırılmıştır. İlk aşamada “Geici Bedensel Sorunlar” sınıfı “Kalıcı Bedensel Sorunlar” sınıfı ile, “Geici Arayüz Sorunları” ise Kalıcı Arayüz Sorunları” ile birleřtirilerek yeniden analiz yapılmıştır. Deęişiklik sonrası yapılan analizde doğruluk oranı %65’e yükselmiş ve sadece bir sınıfta tahminleme yapılamadıęı görölmüřtür. Farklı denemeler ve kombinasyonlar sonrasında ekipman arızalarının organizasyon sınıfında yer alan bakım arızaları ve dizayn hataları sınıfı ile, prosedür eksiklięinin ise yine organizasyon sınıfı altında yer alan kalite kontrol eksiklięi sınıfıyla büyük ölçüde benzeřtięi tespit edilmiştir. Bu sınıflara ait ifadeler incelendięinde doğrudan ekipman arızasına ya da kalite kontrolüne gönderme yapan etiketlere sahip örnekler tařıdıęı görölmüřtür. Bu nedenle bu sınıflar birleřtirilmiştir. Eksik görev tahsisi sınıfında ise birçok farklı sınıfa karřılık gelen ifadelerin olduęu görölmüş ve bu nedenle sınıf elemanlarını tek tek ayırmak yerine bu sınıf veri setinin dıřında tutulmuřtur. Gözlem, yorumlama ve planlama hataları, üst başlıkları olan spesifik biliřsel sorunlar sınıfı altında birleřtirilmiştir. Son olarak bedensel sorunlar ve arayüz hataları da yeterli eęitim verisi iermedięinden veri setinden ıkarılmıştır. Son aşamada analize tabi tutulan sınıflar ve örnek sayıları Tablo 8’de verilmiştir.

Tablo 8: Eęitim Ařamasında Kullanılan MATA-D Veri setindeki İnsan Hatası Sınıfları

Hata Türü	Örnek Adedi
Hatalı Eylem	233
Biliřsel Sorunlar	251
Ekipman Hataları	607
Prosedür Hataları	389
İletiřim Sorunları	103
Eęitim Hataları	200

Kaynak: Yazar tarafından oluřturulmuřtur.

Derin öğrenme algoritmasının kullanıldığı modelde öncelikle veri seti 80-20 oranında eğitim ve test verisi olarak ayrılmış ve hata türleri 0-5 arasında etiketlenmiştir. Yukarıda bahsi geçen dil modelleri kullanılarak oluşturulan “attention mask” vektörleri girdi, etiketler ise çıktı olarak belirlenmiştir. Çok sınıflı sınıflandırma yapıldığı için hata değeri “CrossEntropyLoss” değeri üzerinden hesaplanmıştır. Örnek sayıları ve eğitimin kaç tekrarla yapılacağına ilişkin farklı parametreler kullanılmış ve kullanılan parametreler AdamW algoritması ile optimize edilmiştir. Bu sayede yaklaşık 60 farklı kombinasyon denenerek en yüksek doğruluk skoru 0.9041 olarak elde edilmiştir.

Metinlerin kodlanarak sıfırdan eğitilmesinin yanında sınıflandırma yapmak amacıyla geliştirilen farklı algoritmalar da kullanılmıştır. Veri seti, “SetFit” kütüphanesi aracılığıyla Sıfır Örnekli Öğrenme (Zero Shot Learning) ve Birkaç Örnekli Öğrenme (Few Shot Learning) kullanılarak tekrar analiz edilmiştir. Sıfır Örnekli Öğrenme modelinin test edilen doğruluk oranı düşük olduğundan Birkaç Örnekli Öğrenme modeli kullanılarak da MATA-D veri setinde yer alan örneklerle eğitime çalışılmıştır. Bu modelde parametrelerin alacağı değerler ve deneme sayısı belirtildikten sonra farklı kombinasyonlara göre doğruluk değeri ölçülerek en yüksek doğruluk oranına sahip model kaydedilmektedir. 20 farklı kombinasyonun denendiği bu model ile 0.814'lük doğruluk oranına ulaşılmıştır. Derin öğrenme ile eğitilen modelin doğruluk oranı daha yüksek olduğundan sınıflandırma o modeller yapılmıştır.

MATA-D veri seti ile eğitilen ve %90 doğruluk oranına ulaşan sınıflandırma modelinin deniz kazalarına ilişkin hataları sınıflandırmada ne ölçüde başarılı olacağını test etmek amacıyla kaptan, kılavuz kaptan, akademisyen ve psikologdan oluşan beş kişilik bir uzman grubu tarafından deniz kazalarındaki insan hatalarını modelde yer alan altı farklı sınıfa göre sınıflandırmaları istenmiştir. Model, uzmanlar tarafından oluşturulan veri seti ile yeniden test edilerek modelin deniz kazalarındaki insan hatalarını tahmin etme derecesi ölçülmüştür. Deniz kazalarındaki insan hatalarına ilişkin veri setinden 249 adet örnek, eğitilen model ile test edilmiş ve modelin doğruluk oranı 0.8192 olmuştur. 7 milyar parametrelili ve 26 GB'lık dil modeli ile yapılan sınıflandırmalarda elde edilen ortalama sınıflandırma skorunun 0.89 olduğu göz önüne alındığında modelde kullanılan 1.25 GB'lık ve 335 milyon parametrelili “bge-large-en” dil modelinin başarılı sonuç verdiği söylenebilir.

2.7.2. Deniz Kazası Raporlarının İnsan Hatası Açısından Kümelenmesi

Deniz Kazalarındaki insan hatalarının kümelenmesi analizinde hiç bir müdahale yapılmaksızın verilerin nasıl kümelendiği gözlemlenmeye çalışılmıştır. BERT modeli ile 512, 768 ve 1024 boyutlu vektörlere dönüştürülen metinlerin daha doğru ve daha hızlı bir biçimde analiz edilebilmesi için boyut düşürme algoritmalarının kullanılması gerekmektedir. Kümeleme ve boyut düşürme algoritmalarının hangi parametrelerle en doğru sonucu verdiği bilinmediğinden sınıfı bilinen bir veri seti ile parametrelerin test edilmesinin daha güvenilir olduğuna karar verilmiştir. Pilot çalışmada belirlenen algoritma ve parametrelerle insan hatası verileri analiz edilmiştir. Analizin akış diyagramı Şekil 26’da verilmiştir.

Pilot kümeleme çalışmasında sınıfı bilinen bir veri seti ile algoritmalar test edileceğinden makale özetlerin bu test için uygun olacağına karar verilmiştir. Makale özetlerinin kümelenme performansı analiz sonrası yapılacak gerçek sınıflarla test edilecektir. Bu kapsamda SCOPUS veritabanı kullanılarak, her birinden 300 adet olmak üzere 6 farklı alandan toplam 1800 makale özeti alınmıştır. Makalelere ilişkin anahtar kelimeler ayırt ediciliği görebilmek amacıyla birbirinden olabildiğince farklı ve birbirine benzer alanlardan rastgele seçilmiştir. Belirlenen anahtar kelimeler “maritime”, “maritime renewable”, “maritime freight”, “neuroscience”, “physics” ve “cyber security”dir.

Veri ön işleme aşamasında makale özetlerinde yer alan “\n” ifadeleri ve özet sonunda yer alan yayıncı kuruluş bilgileri silinmiştir. Ayrıca özetler görsel olarak incelenmiş ve özeti eksik ve tek cümle olan makaleler elenmiştir.

Verilerin sayısallaştırılması aşamasında BERT modeli ile eğitilmiş ve metinsel ifadelerin benzerliği testlerinde doğruluk oranı en yüksek model olan “gte-large” (Li ve diğerleri, 2023: 1-18) modeli seçilmiştir. Bu sıralamalar, dil modellerinin ve kıyaslamalarının yapıldığı bir internet sitesinde MTEB (Massive Text Embedding Benchmark) (Muennighoff ve diğerleri, 2022: 2006-2029) sekmesinde yer almaktadır. Bu modelin anlamsal metin benzerliği testlerinde spearman korelasyon skoru ortalaması 83.35 olarak belirlenmiştir. Kullanılan model ile makale özetleri 1024 boyutlu vektörlere dönüştürülmüştür.

Özetleri temsil eden vektörler ilk aşamada k-ortalamalar algoritması ile kümelenebilir ve doğruluk oranı %74 ve kümelerin homojenliğini ifade eden ve $[-1,1]$ aralığında değer alan silüet skoru 0.1 olmuştur. Ayrıca “maritime freight” ve “maritime renewable” birbirinden ayıramamıştır. UMAP algoritması kullanılarak vektörler 2 boyuta düşürülüp yeniden analiz edildiğinde kümelerin doğruluğu %86.8’e silüet skoru ise 0.538’e yükselmiştir. Bu durum, kümelerin daha yüksek doğruluk oranıyla ve daha düzgün bir ayrışmayla oluşturulduğunu göstermektedir. Bu aşamada diğer boyut düşürme algoritmaları da k-Ortalamlar algoritması ile test edilerek en yüksek doğruluk oranına sahip algoritmaya karar verilmiştir. Analizde, UMAP, PCA, t-SNE, MDS, ve Isomap algoritmaları ile veriler iki boyuta düşürülerek kümeleme yapılmıştır. PCA ve t-SNE kümelere ayırmada başarısız olurken, Isomap, sadece iki kümeyi net bir şekilde ayırabilmiştir. MDS algoritması ise sadece “maritime freight” ve “maritime renewable” kümelerini ayıramamış toplamda da %54.8’lik bir doğruluk oranını yakalamıştır. İlk aşamada da test edilen UMAP ise tüm kümeleri ayırmanın yanında %86.8 oranla en yüksek doğruluk skorunu elde etmiştir. En yüksek silüet skoru veren UMAP algoritmasına ilişkin hiperparametreler, komşu sayısının 10, boyutun 2 ve elemanlar arası mesafenin 0.1 olarak ayarlandığı durumda elde edilmiştir. Kümeleme aşamasında bu kez UMAP algoritmasına ait parametreler sabit tutulurken farklı boyut düşürme algoritmaları test edilmiştir. Analizde k-Ortalamlar, Gaussian Mixture, Spectral Kümeleme ve BIRCH algoritmaları test edilmiş ve silüet skorları karşılaştırılmıştır. Elde edilen silüet skorları sırasıyla 0.496, 0.408, 0.489, 0.457 ve 0.40’dır. En yüksek ayrımın k-Ortalamlar algoritması ile elde edildiği görülmüştür. Elde edilen sonuçlar neticesinde metinlere ait vektörlerin UMAP ile boyutunun düşürülüp, k-Ortalamlar algoritması ile kümelenebilmesinin en doğru sonucu vereceği kararlaştırılmıştır.

Ana kümeleme çalışmasında, deniz kazalarındaki insan hatalarına karşılık gelen ifadeler pilot kümeleme çalışmasında elde edilen parametreler göz önünde bulundurularak yürütülmüştür. Bu kapsamda GISIS veritabanında yer alan “Deniz Kazaları ve Olayları” modülünden “Observation on Human Element” kısmında analizlerin yer aldığı 1110 deniz kazası veri seti olarak alınmıştır. Bu kazaların 130 tanesinde ilgili kısımda sadece “human factor: yes”, “yes” ve “human error” ifadeleri yer aldığı için veri setinden çıkarılmıştır. Ayrıca sadece önerilerin yer aldığı ve kazaya

ilişkin tespitlerin bulunmadığı kazalar da veri setinden çıkarılarak toplamda 871 kaza üzerinden analiz yürütülmüştür. Bu aşamada veri setindeki “\n” ve “
” ifadeleri de veri setinden temizlenmiştir. İnsan hatasına ilişkin tespitler çoğu zaman maddeler halinde sıralandığı için insan hatasına karşılık gelen her bir ifade ayrı ayrı değerlendirilmiştir. Bunun sonucunda 871 kazadan toplamda 2580 cümle elde edilmiştir. Doğrudan insan hatası belirtmeyen cümleler çıkarılarak her biri bir insan hatasını temsil eden 2050 cümlelik bir veri seti oluşturulmuştur. Bu cümleler “gte-large” modeliyle 1024 boyutlu vektörlere dönüştürülmüştür.

Boyut düşürme aşaması kümeleme aşamasıyla birlikte yürütülerek hem UMAP hem de k-Ortalamlar algoritmasına ait hiperparametreler farklı kombinasyonlarla analiz edilerek en yüksek silüet skora ulaşan parametreler kullanılmıştır. Bu aşamada her iki algoritma için test edilen hiperparametreler Tablo 9’da verilmiştir.

En yüksek silüet skora sahip kombinasyona ait parametreler, komşu sayısı 10, min. uzaklık 0.01, bozulma oranı 0.2 ve küme sayısı 19 olarak tespit edilmiştir. Bu kombinasyona ait silüet skor ise 0.46 olmuştur. Bu skora göre kümeler kendi içlerinde yeterince homojen olarak ayrılmış ve kümeler birbirlerinden yeterince uzakta konumlanmıştır. Bu aşamada kümeleme analizi pilot çalışmada ikinci yüksek skora sahip algoritma olması nedeniyle spektral kümeleme algoritması ile de test edilmiş ve silüet skor 0.43 olarak hesaplanmıştır. k-ortalamlar algoritmasında elde edilene yakın bir kümeleme oluşturduğu gözlemlenmiştir.

Tablo 9: UMAP ve k-Ortalamlar Algoritması Parametreleri

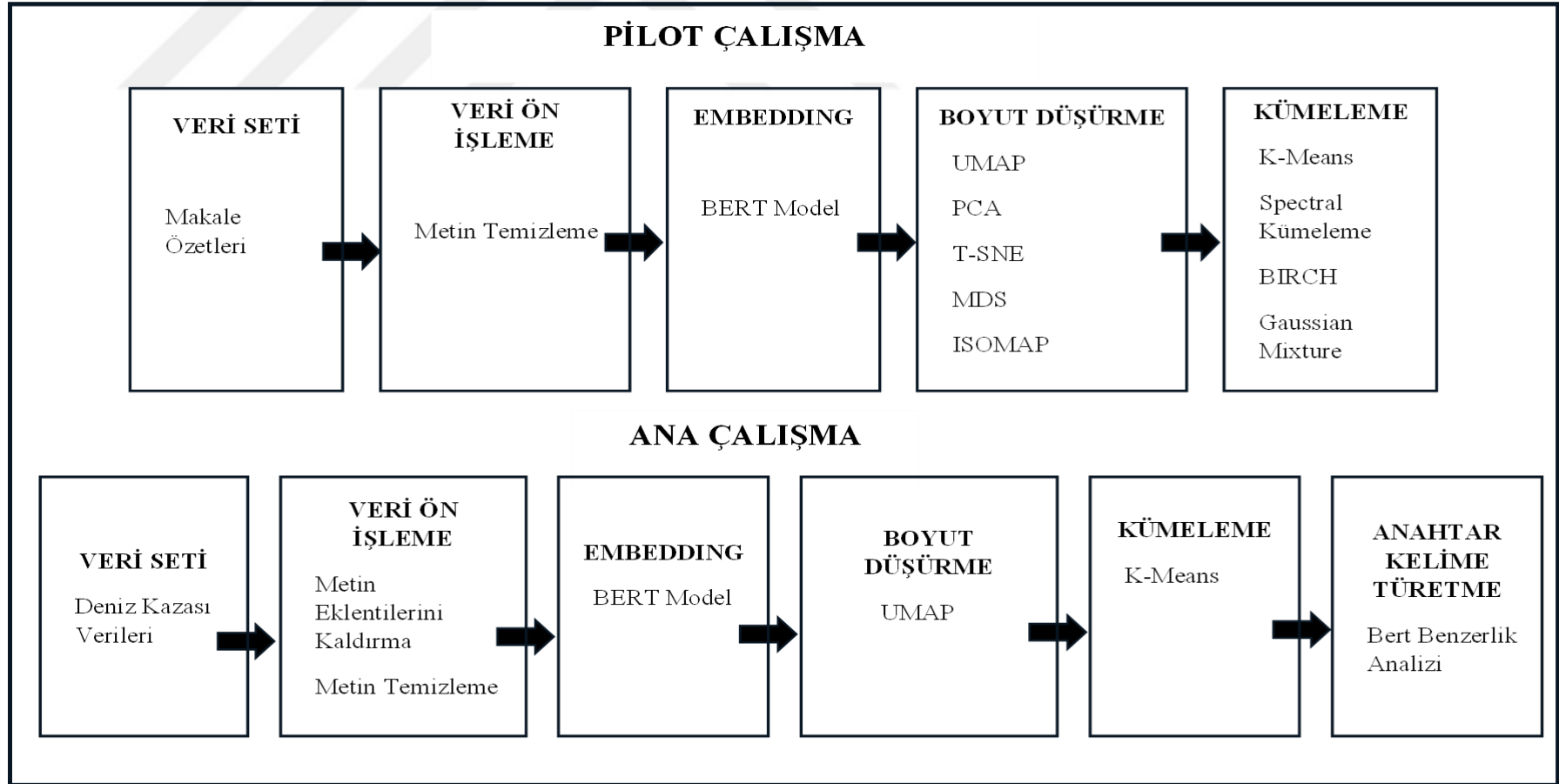
UMAP	
komşu sayısı	3, 4, 5, 10, 15, 20, 25, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100
boyut sayısı	2
min. uzaklık	0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05, 0.1, 0.15, 0.2, 0.25, 0.3, 0.31, 0.35, 0.4, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9,
bozulma oranı	0.1, 0.15, 0.2, 0.25, 0.3, 0.31, 0.32, 0.33, 0.34, 0.35, 0.36, 0.37, 0.38, 0.39, 0.4
K-Ortalamlar	
küme sayısı	2-50

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Kümeleme analizi sonucu elde edilen 19 küme son aşamada isimlendirilmek üzere anahtar kelime çıkarma sürecine dahil edilmiştir. Bu kapsamda her bir kümede yer alan tüm isim ve isim tamlamaları TextBlob kütüphanesi kullanılarak tespit edilmiş ve küme elemanlarının bu isim ve isim tamlamalarına benzerliği hesaplanarak her küme için en yüksek benzerlik ortalamasına sahip 30 kelime seçilmiştir. Bu 30 kelime göz önünde bulundurularak kümeler isimlendirilmiştir.



Şekil 26: Kümeleme Analizinin Akış Diyagramı



Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

2.7.3. Deniz Kazalarındaki İnsan Hatası Türleri ve Deniz Kazası Değişkenleri Arasında Birliktelik Kuralı Analizi

Deniz kazalarındaki insan hatalarının gemi türü, kaza türü ve kaza şiddetine göre belirli örüntüler içerip içermediği birliktelik kuralı algoritması ile analiz edilmiştir. Analizde gemi türleri, kaza türleri ve aynı kazaya neden olan insan hatalarına ait sınıflar kullanılmıştır. Kazalar, sınıflandırma analizi sonucu elde edilen hata türleri dikkate alınarak analiz edilmiştir. Sınıflandırma, altı farklı sınıf üzerinden yürütülmüş ve sınıf tahmin olasılığı düşük olan sınıflar yeniden gözden geçirilerek analize tabi tutulmuştur. Kazalarda aynı hata türleri birden fazla kez gerçekleşebildiği için hatalar “Bilişsel Hatalar1”, “Bilişsel Hatalar2” şeklinde kodlanarak birden fazla gerçekleşen aynı hataların analize dahil edilmesi sağlanmıştır. Analiz, “A Priori” algoritması kullanılarak yürütülmüştür. Bu kapsamda “mlxtend” kütüphanesi kullanılarak önce tüm veriler sonrasında ise gemi türü, kaza türü ve kaza şiddetleri ayrı ayrı değerlendirilerek analizler yürütülmüştür. Analizler farklı destek değerleri, güven değerleri ve lift değerleri denenmiş ve anlamlı bilgiler içeren veriler değerlendirilmiştir.

2.8. ARAŞTIRMANIN KISITLARI

Çalışmada kullanılan dil modelleri ve sınıflandırma analizinde kullanılan eğitim veri seti açısından birtakım kısıtlar bulunmaktadır. Derin öğrenme analizlerinde paralel işleme uygun olduğu için analizler çoğunlukla grafik kartlar üzerinden yürütülmektedir. Çalışmanın analiz aşamasında kullanılan bilgisayarın grafik kartı belleği 16 GB’dır. Bu nedenle dil modeli seçiminde grafik kartıyla işlem yapılabilen en yüksek doğruluk oranına sahip ve ücretsiz olan dil modelleri tercih edilmiştir. Sınıflandırma analizinde kullanılan eğitim veri setinde ise yeterli sayıda örnek olmamasının yanında yanlış sınıflandırmaların da yapıldığı tespit edilmiştir. Yanlış örnekler sınırlı sayıda olduğundan modelin öğrenmesini olumsuz etkilemediği düşünülmektedir. Eğitim veri setiyle ilgili bir diğer kısıt ise bir hata ifadesinin birden fazla hata türüne karşılık gelmesine rağmen tek bir sınıfa atanmış olmasıdır. Bu durum, modelin öğrenmesini olumsuz etkilediği gibi gerçek sınıflandırmanın da önüne geçmektedir.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

ARAŞTIRMANIN BULGULARI

3.1. İNSAN HATASI SINIFLANDIRMASINA İLİŞKİN BULGULAR

Deniz kazalarındaki insan hatalarının sınıflandırma analizi sonucunda 0.904'lük bir doğruluk skoruna ulaşılmıştır. Dil modellerinin farklı açılardan sınıflandırıldığı liderlik tablosu (Muennighoff ve diğerleri, 2022: 2006-2029) incelendiğinde çoğunlukla ikili sınıflandırmalara dayanan ve çok büyük verilerle eğitilen dil modellerinde bile en yüksek ortalama sınıflandırma skorunun 0.89 olduğu görülmektedir. Bu kapsamda MATA-Ds veri seti ile yapılan eğitim sonucu 0.904 ve deniz kazalarındaki insan hatalarına ait veri setinde 0.8193'lük doğruluk oranı elde etmek modelin tahmin gücünün yeterli olduğunu göstermektedir. MATA-D veri setine ilişkin analiz sonucu Tablo 10'da gösterilmiştir.

Tablo 10: Deniz Kazalarındaki İnsan Hatalarının Sınıflandırma Sonuçları

Sınıflar	Kesinlik	Doğruluk	f1 Skoru	Destek
Bilişsel Sorunlar	0.93	0.79	0.85	48
İletişim Sorunları	0.90	0.90	0.90	21
Ekipman Hataları	0.93	0.94	0.94	123
Prosedür Hataları	0.85	0.88	0.87	66
Eğitim Hataları	0.87	0.95	0.91	42
Hatalı Eylem	0.93	0.91	0.92	44
Doğruluk Oranı			0.90	344

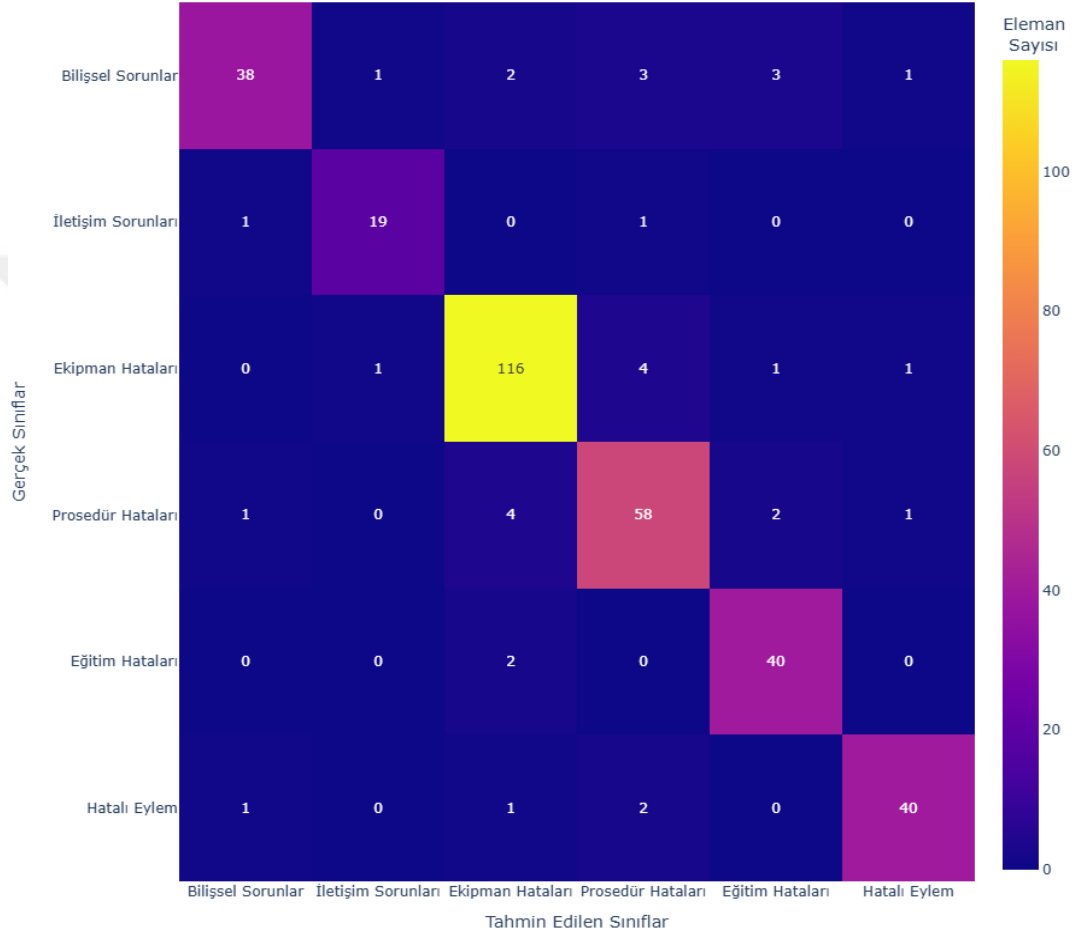
Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Tablo 9’da yer alan “Kesinlik” skoru modelin tahminlerinin doğruluk derecesini belirtirken “Doğruluk” değeri o sınıfa ait elemanların tahmin edilme gücünü belirtir. “f1 Skoru” ise hem kesinlik hem de doğruluk skorunun harmonik ortalamasını ifade etmektedir. Buna göre modelin “Bilişsel Sorunlar” olarak sınıfladığı elemanların %93’ünün doğru olduğu ama “Bilişsel Sorunlar”a ait elemanların sadece %79’unu doğru tahmin ettiğini belirtmektedir. Bu değerlerin harmonik ortalaması “f1 Skoru” sütununda verilmiştir. Destek değeri ise bu sınıfa ait test edilen toplam eleman sayısını ifade etmektedir. Tahmin edilen sınıflar ve gerçek sınıflara ait test sonucu elde edilen karmaşıklık matrisi Şekil 27’de verilmiştir. Şekildeki satırlar gerçek sınıfları ifade ederken sütunlar tahmin edilen sınıfları göstermektedir. Tablo 9’daki değerler bu matris üzerinden okunduğunda sonuçlar daha anlamlı hale gelmektedir. Örneğin, “Bilişsel Sorunlar” sınıfında toplam 41 eleman sınıflandırılmış ve bunların 38 tanesi doğru çıkmıştır. Bu sınıfa ait olarak tahmin edilen diğer üç elemanın “İletişim Sorunları”, “Prosedür Hataları” ve “Hatalı Eylem” sınıfına ait olduğu ancak yanlışlıkla “Bilişsel Sorunlar” sınıfında sınıflandırıldığı görülmektedir. “Bilişsel Sorunlar” sınıfında yer aldığı halde 10 adet elemanın farklı sınıflara atandığı görülmektedir. Matristeki köşegende ise doğru tahmin edilen elemanların sayıları yer almaktadır.

Yanlış sınıflandırılan elemanlar incelendiğinde birçok elemanın iki farklı hataya karşılık geldiği ve bu nedenle yanlış tahminlere neden olduğu görülmektedir. Örneğin, “No prior testing of the residue and/or atmosphere inside vessel” hatasına ait sınıf “Prosedür Hatası” olarak tahmin edilmesine rağmen gerçek sınıfının “Bilişsel Hatalar” sınıfında yer aldığı görülmektedir. Ancak hata tanımları dikkate alındığında hatanın “Prosedür Hataları” ya da “Hatalı Eylem” sınıfına daha uygun olduğu görülmektedir. Benzer şekilde “Although job safety analysis recommended that personnel are to stand to the side of the pipe while grinding, the RBMO was working between the pipes at the time of the accident.” ifadesi “Prosedür Hataları” sınıfında tahmin edilmişken gerçek sınıfının “Hatalı Eylem” olduğu görülmektedir. Tanımlar dikkate alındığında her iki hatanın her iki sınıfa da dahil edilebileceği görülmektedir. Son olarak “None of the electrical conduits, fixtures, or boxes were certified for use in a flammable environment.” ifadesi gerçekte “Ekipman Hatası” olarak etiketlenmişken modelde “Prosedür Hatası” olarak tahmin edilmiştir ve ifadenin her iki sınıfa da dahil edilebileceği görülmektedir. Diğer örnekler de göz önünde bulundurulduğunda

doğruluk oranının daha yüksek olabileceği görülmektedir. Hata oranı modelin eğitiminden kaynaklanan sistematik hataları içerdiği gibi veri setinde yer alan yanlış sınıflandırmalardan da kaynaklanmaktadır.

Şekil 27: Sınıflandırma Analizine Ait Karmaşıklık Matrisi



Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Eğitilen model ile uzman grubu tarafından etiketlenen deniz kazalarındaki insan hatalarını içeren 250 adetlik test veri seti tahmin edilmiş ve tahminlerin doğruluk oranının %82 olduğu görülmüştür. deniz kazaları veri seti tahmin edildiğinde Tablo Sonrasında test veri setiyle birlikte veri setinin geri kalanı tahmin edilmiştir. Elde edilen tahmin sonuçları Tablo 11’de verilen hata türleri elde edilmiştir.

Tablo 11: Tahminleme İle Elde Edilen Hata Sayıları

HATA TÜRÜ	HATA ADEDİ
Eğitim Hataları	745
Bilişsel Sorunlar	635
Prosedür Hataları	348
Ekipman Hataları	244
İletişim Sorunları	222
Hatalı Eylem	169

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Tahmin edilen hatalar ele alındığında en çok gerçekleşen hata türünün “Eğitim Hatası” olduğu görülmüştür. Eğitim veri setinde en fazla örneğe sahip hata türünün “Ekipman Hataları” (607) olduğu göz önünde bulundurulduğunda modelin yanlış öğrenme gerçekleştirmediği görülmektedir. Tahminleme sonucu 313 hata örneği iki farklı sınıfa atanmıştır. Sınıflandırmada ikinci hata türü logit fonksiyonu sonucu elde edilen en yüksek değerle ikinci en yüksek değer arasındaki farkın 1’den küçük olduğu durumlar tercih edilmiştir. Bu kısıt, benzer tahmin olasılığına sahip iki farklı sınıf olduğu anlamına gelmektedir. Test veri setinde bu kısıt kullanıldığında uzmanlar tarafından atanan hata türlerinin de %91 olasılıkla en az iki farklı hata türü içerdiği tespit edilmiştir. Olasılıkları birbirine en yakın olan sınıflar 75 adetle “Bilişsel Sorunlar” ve “Eğitim Hataları” sınıfları olmuştur. İkinci sırada ise 39 adetle “Ekipman Hataları” ve “Eğitim Hataları” yer almıştır.

3.2. İNSAN HATASI KÜMELENMESİNE İLİŞKİN BULGULAR

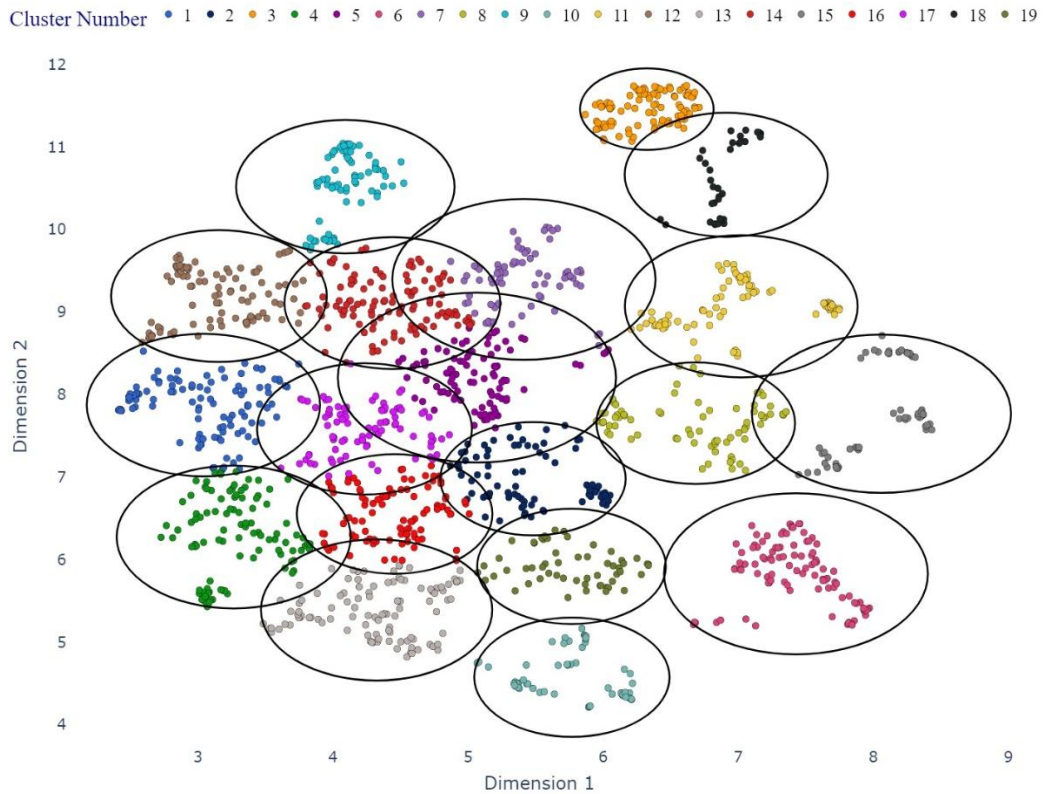
Deniz kazalarında insan hataları kümeleme analizi sonucunda 19 farklı kümeye ayrılmıştır. Analiz sonucu elde edilen silüet skoru 0.46’dır. Hataların çoğunlukla birbirleri ile ilişkili oldukları göz önünde bulundurulduğunda birbirinden tamamen ayrı kümelerin elde edilmesinin anlamsız olacağı değerlendirilmiştir. Elde edilen 19 kümenin iki boyutlu gösterimi Şekil 28’de gösterilmiştir.

Kümeler belirlendikten sonra kümelerin hangi hatalara ait olduğunu belirleme aşamasına geçilmiştir. Yöntem kısmında ele alınan anahtar kelime belirleme süreci

sonucunda kümelerde yer alan bütün isimler ve isim tamlamalarının küme elemanlarına benzerliklerine dayanarak kümelere en çok benzeyen 30 anahtar kelime belirlenmiştir. Her bir kümeye ait en yüksek benzerlik skoruna sahip beş anahtar kelime Tablo 12’de verilmiştir.

Kümelerin büyük çoğunluğu kümeye ait anahtar kelimelere göre belirlenmiştir. Ancak bazı kümelerde yer alan anahtar kelimeler anlamlı küme adı oluşturacak şekilde sıralanmamıştır. Bu nedenle küme elemanları anahtar kelimelerle birlikte değerlendirilerek yazarlar tarafından isimlendirilmiştir. İsimlendirilmiş kümelere ait grafik Şekil 29’da verilmiştir. Kümelerle elde edilen insan hatalarının literatürle uyumlu olduğu görülmektedir. HFACS gibi genel başlıkları içeren insan hatası sınıflandırmalarından farklı olarak elde edilen insan hataları doğrudan deniz kazalarıyla ilişkili ve denizcilğe özgü terimler içermektedir.

Şekil 28: İnsan Hatalarına Ait Kümelerin 2-B Gösterimi



Kaynak: Nurduhan ve Kuleyin, (2024: 6).

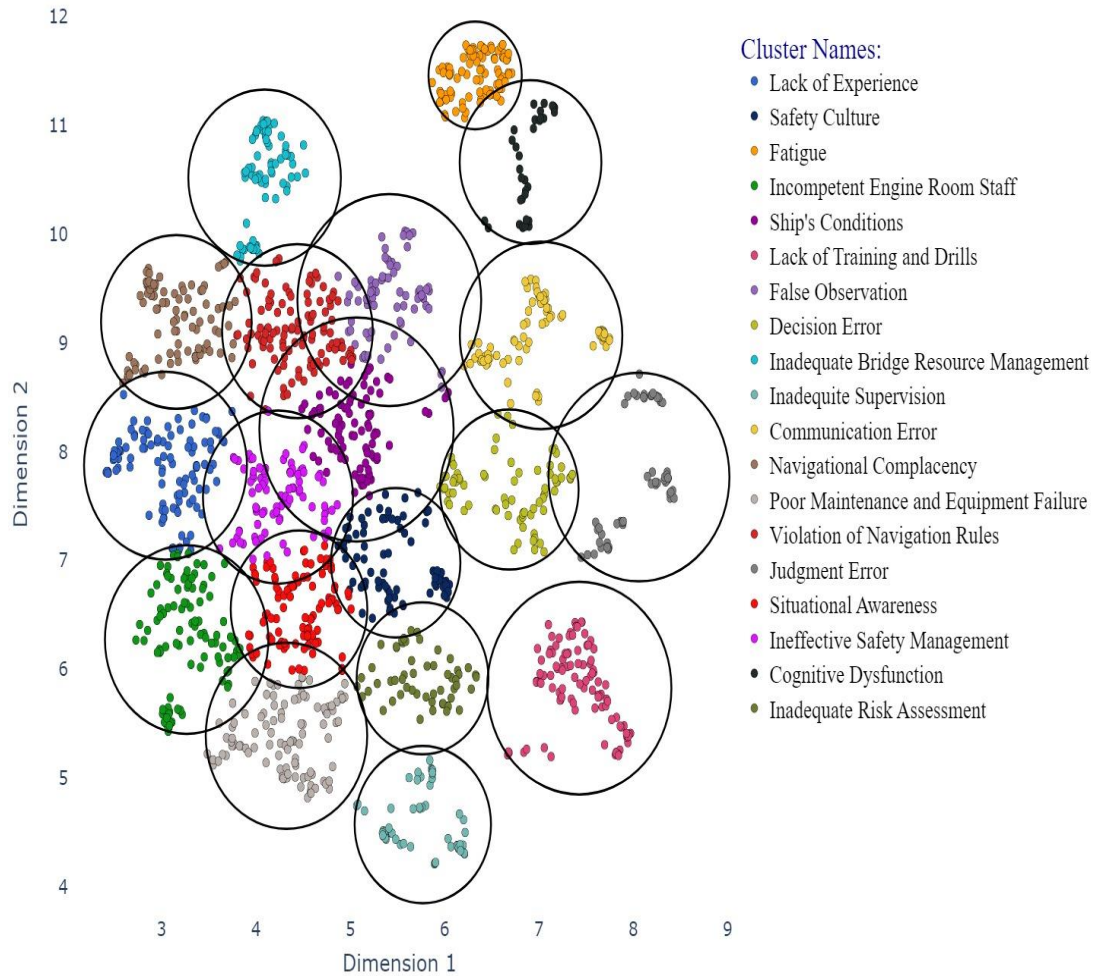
Tablo 12: Kümelere Ait En Yüksek Skorlu İlk 5 Anahtar Kelime

Küme No	Anahtar Kelimeler (Top 5)	Benzerlik Skoru	Küme Numarası	Anahtar Kelimeler (Top 5)	Benzerlik Skoru
Küme 1	Crew's Safety	0.83	Küme 11	Crew Interaction	0.84
	Operations Onboard	0.82		Poor Communication	0.84
	Crew Agreement	0.81		Communication Difficulties	0.83
	Shipboard Training	0.8		Ineffective Communication	0.83
	Weeks Onboard	0.8		Multi-National Crew Language	0.82
Küme 2	Safety Culture Onboard	0.85	Küme 12	Poor Lookout	0.8
	Poor Safety Culture	0.85		Danger Situation	0.79
	Weak Safety Culture	0.85		Crew Mess Room	0.78
	Safety Perspective	0.83		Proper Lookout	0.78
	Poor Supervision	0.83		Evasive Manoeuvres	0.78
Küme 3	Possible Fatigue	0.85	Küme 13	Outstanding Safety Defects	0.81
	Insufficient Rest	0.83		Machinery Failures	0.81
	Fatigue	0.83		Technical Deficiencies	0.81
	Feeling Fatigue	0.82		Inadequate Assessment	0.81
	Long Shifts	0.82		Improper Training	0.81
Küme 4	Insufficient Engine Room Staff	0.85	Küme 14	Improper Navigational Status	0.85
	Engine Room Emergency	0.84		Master's Mistake	0.83
	Engine Room Staff	0.82		Unseaworthy Ship	0.82
	Engine Crews	0.82		Safe Navigation	0.82
	Engineer's Lone Attempt	0.82		Lone Deck Officer	0.82
Küme 5	Ship's Precautions	0.84	Küme 15	Lookout Unfit	0.83
	Ship's Limitations	0.84		Ineffective Communication	0.83
	Ship Safety Management	0.83		Misjudgement	0.82
	Vessel Manoeuvrability	0.83		Master's Error	0.81
	Sea Conditions	0.83		Own Wrong Perception	0.81
Küme 6	Important Safety Requirement	0.83	Küme 16	Safety Issues	0.83
	Necessary Training	0.83		Stevedore Situational Awareness	0.82
	On-Board Training	0.81		Safety Awareness	0.82
	Board Safety Practices	0.81		Dangerous Position	0.81
	Emergency Drills	0.81		Insufficient Attention	0.81
Küme 7	Ship's Position	0.83	Küme 17	Ship's Procedure	0.83
	Unexpected Manoeuvre	0.83		On-Board Ship Management	0.82
	Vessel's Course	0.83		Ship Managers	0.81
	Safe Navigation	0.82		Discipline Crew	0.81
	Collision Avoidance Action	0.8		Ship Management	0.81
Küme 8	Unpleasant Situation	0.82	Küme 18	Concentration Lapse	0.81
	Dangerous Situation	0.82		Distraction	0.81
	Poor Decisions	0.81		Drugs/Alcohol Problem	0.8
	Decision Process Pressure	0.81		Personal Problems	0.8
	Critical Decisions	0.8		Compromise Cognitive	0.8
Küme 9	Inadequate Bridge Resource Management	0.88	Küme 19	Safety Deficiencies	0.86
	Bridge Management Team	0.85		Unsafe Behaviour	0.85
	Bridge Resource Management	0.85		Poor Practices	0.84
	Crew's Lack	0.83		Risk	0.83
	Bridge Resource Training	0.83		Person's Risk Perception	0.82
Küme 10	Inadequate Supervision	0.86			
	Misapplication	0.81			
	Management Guidance	0.8			
	Assertive Site Supervision	0.8			
	Management Oversight	0.8			

Kaynak: Nurduhan ve Kuleyin, (2024: 7)

Elde edilen hataların birbirleriyle ilişkilerini daha net görebilmek amacıyla Şekil 30’da yer alan ve küme elemanlarının yerine küme isimlerinin yer aldığı yeni bir grafik küme isimleri Türkçe’ye çevrilerek yeniden oluşturulmuştur. Bu kümeler birbirlerine benzerlikleri üzerinden ele alındığından ilişkili olmayan ya da birbirlerinden uzakta görünen kümelerin diğer kümelerle daha az benzer olduğu şeklinde yorumlamak daha doğru olacaktır. Dolayısıyla diğer kümelerle ilişkisiz görünen “Tükenmişlik” kümesinin diğer kümelerin birbirleriyle olan ilişkisinden daha az benzerlik gösterdiği için ayrıştığı söylenebilir.

Şekil 29: Kümelerin İsimlendirilmiş Gösterimleri



Kaynak: Nurduhan ve Kuleyin, (2024: 7)

Şekil 30: Hata Türlerinin Birbirleriyle İlişkisi



Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

3.3. BİRLİKTELİK KURALI ANALİZİNE İLİŞKİN BULGULAR

Kaza şiddeti, kaza türü, gemi tipi ve sınıflandırma analiziyle elde edilen insan hatası türleri kullanılarak oluşturulan veri setinde frekansı %25’den fazla olan değerler Tablo 13’de verilmiştir.

Tablo 13: Veri setinin En Az %25’inde Bulunan Değişkenler

Değişkenler	Destek Değeri
Eğitim Hataları	0.592
Bilişsel Hatalar	0.529

Tablo 13 (Devamı): Veri Setinin En Az %25’inde Bulunan Değişkenler

Çok Ciddi Deniz Kazası	0.563
Eğitim Hataları, Çok Şiddetli Deniz Kazası	0.355
Ciddi Deniz Kazası	0.331
Prosedür Hataları	0.301
Bilişsel Hatalar, Çok Şiddetli Deniz Kazası	0.298
Eğitim Hataları, Bilişsel Hatalar	0.278
Mesleki Kazalar	0.268

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Tablo 13’deki değerler incelendiğinde hata türleri arasında Eğitim ve Bilişsel hataların ön plana çıktığı görülmektedir. “Çok Şiddetli Deniz Kazası” türünün kazaların %56’sını oluşturduğu görülmektedir. Bunun yanında, Eğitim Hataları - Çok Şiddetli Deniz Kazası birlikteliğinin kazaların üçte birinden fazlasında yer aldığı görülmektedir. Kazaya karışan gemi tipleri incelendiğinde ise Genel Kargo ve Dökme Yük gemilerinin ikisinin de kazaların %22’sinde yer aldığı görülmektedir. Oluşturulan veri seti ile, destek değeri 0.05’den fazla ve lift değeri 1.1’den fazla olacak şekilde birliktelik kuralı analizi yapılmıştır. Analiz sonucu elde edilen değerler farklı senaryolara göre değerlendirilerek incelenmiştir. Sonucun “Çok Şiddetli Deniz Kazası” olacak şekilde sonuçlanması olasılığının hesaplandığı senaryoya ait değerler Tablo 14’de verilmiştir.

Oluşturulan tabloda öncülün gerçekleşmesi durumunda “Çok Şiddetli Deniz Kazası”yla sonuçlanması olasılığı en yüksek olan durum, “Eğitim Hataları”, Prosedür Hataları” ve “Mesleki Kaza” durumlarının bir araya gelmesidir. Bu tür bir senaryoda “Çok Şiddetli Deniz Kazası” olma olasılığı %98 olarak belirlenmiştir. Ancak bu senaryonun gerçekleşme olasılığı ise %6 olmuştur. Ayrıca “Mesleki Kazalar”ın “Çok Şiddetli Deniz Kazası” ile birlikte gerçekleşme olasılığı %23, ve “Mesleki Kaza” olması durumunda “Çok Şiddetli Deniz Kazası” olma olasılığı %86 olmuştur. Tablodaki lift değerleri incelendiğinde tüm değerlerin 1.1’den büyük olduğu ve bu nedenle tüm öncül ve sonuçların birbirlerine bağımlı oldukları sonucuna ulaşılmaktadır.

Tablo 14: “Çok Şiddetli Deniz Kazası” İle Sonuçlanan Analiz Sonuçları

	Öncül	Sonuç	Öncül Desteği	Sonuç Desteği	Destek	Güven	Lift
0	[Training0, Procedures0, Occupational Accident]	["Very Serious Casualties"]	0.062740	0.56338	0.061460	0.979592	1.738776
1	[Occupational Accident, Training1]	["Very Serious Casualties"]	0.056338	0.56338	0.053777	0.954545	1.694318
2	[Training0, Occupational Accident, Training1]	["Very Serious Casualties"]	0.056338	0.56338	0.053777	0.954545	1.694318
3	[Training0, Cognitive0, Occupational Accident]	["Very Serious Casualties"]	0.069142	0.56338	0.062740	0.907407	1.610648
4	[Training0, Occupational Accident]	["Very Serious Casualties"]	0.161332	0.56338	0.144686	0.896825	1.591865
5	[Procedures0, Occupational Accident]	["Very Serious Casualties"]	0.103713	0.56338	0.092190	0.888889	1.577778
6	[Cognitive0, Occupational Accident]	["Very Serious Casualties"]	0.134443	0.56338	0.116517	0.866667	1.538333
7	[Occupational Accident, Bulk Carrier0]	["Very Serious Casualties"]	0.066581	0.56338	0.057618	0.865385	1.536058
8	Occupational Accident	["Very Serious Casualties"]	0.267606	0.56338	0.230474	0.861244	1.528708
9	[Procedures0, Training1]	["Very Serious Casualties"]	0.083227	0.56338	0.061460	0.738462	1.310769
10	[Training0, Procedures0, Training1]	["Very Serious Casualties"]	0.083227	0.56338	0.061460	0.738462	1.310769
11	[Training0, Cognitive0, Procedures0]	["Very Serious Casualties"]	0.089629	0.56338	0.062740	0.700000	1.242500
12	[Training0, Procedures0]	["Very Serious Casualties"]	0.179257	0.56338	0.124200	0.692857	1.229821
13	[Training0, Fishing Vessel0]	["Very Serious Casualties"]	0.097311	0.56338	0.066581	0.684211	1.214474
14	Fishing Vessel0	["Very Serious Casualties"]	0.152369	0.56338	0.101152	0.663866	1.178361
15	[Cognitive0, Procedures0]	["Very Serious Casualties"]	0.134443	0.56338	0.087068	0.647619	1.149524
16	[Training0, Cognitive0, Equipment0]	["Very Serious Casualties"]	0.084507	0.56338	0.052497	0.621212	1.102652

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

İkinci senaryoda frekansı en yüksek üç kaza türü olmaları nedeniyle “Mesleki Kaza”, “Çatışma” ve “Yangın” kazalarına yol açan durumlar incelenmiştir. Elde edilen sonuçlara ilişkin değerler Tablo 15’de verilmiştir. Tabloda yer alan veriler incelendiğinde kazada “Prosedür Hatası” ve “Çok Şiddetli Deniz Kazası” olması durumunda kaza türünün “Mesleki Kaza” olma olasılığı %50 olarak hesaplanmıştır. Bu koşulların bir araya gelme olasılığı ise %9 olarak bulunmuştur. Bir önceki senaryoda görüldüğü gibi “Mesleki Kazalar” ve “Çok Şiddetli Deniz Kazası” en sık gerçekleşen birliktelik olmuştur. Gemi türünün “Balıkçı Gemisi” olması durumunda “Çatışma” olma olasılığı %39 olarak hesaplanırken bu senaryonun gerçekleşme olasılığı ise %6 olarak hesaplanmıştır. Ayrıca bu değişkenlere ait lift değeri incelendiğinde değişkenlerin birbirleriyle oldukça bağlantılı oldukları görülmektedir. “Yangın ya da Patlama” kazalarının ise %9 olasılıkla “Eğitim Hataları” ile birlikte gözlemlendiği ve kazaya neden olma olasılığının ise %15 olduğu belirlenmiştir.

Tablo 15: En Sık Gerçekleşen Kazalara Ait Analiz Sonuçları

	Öncül	Sonuç	Öncül Desteği	Sonuç Desteği	Destek	Güven	Lift
0	[Procedures0, ['Very Serious Casualties']]	Occupational Accident	0.184379	0.267606	0.092190	0.500000	1.868421
1	[Training0, Procedures0, ['Very Serious Casualties']]	Occupational Accident	0.124200	0.267606	0.061460	0.494845	1.849159
2	[Bulk Carrier0, ['Very Serious Casualties']]	Occupational Accident	0.119078	0.267606	0.057618	0.483871	1.808149
3	[Training1, ['Very Serious Casualties']]	Occupational Accident	0.121639	0.267606	0.053777	0.442105	1.652078
4	[Training0, Training1, ['Very Serious Casualties']]	Occupational Accident	0.121639	0.267606	0.053777	0.442105	1.652078
5	['Very Serious Casualties']	Occupational Accident	0.563380	0.267606	0.230474	0.409091	1.528708
6	[Training0, ['Very Serious Casualties']]	Occupational Accident	0.354673	0.267606	0.144686	0.407942	1.524416
7	Fishing Vessel0	Collision	0.152369	0.184379	0.060179	0.394958	2.142099
8	[Cognitive0, ['Very Serious Casualties']]	Occupational Accident	0.298335	0.267606	0.116517	0.390558	1.459453
9	[Cognitive0, Procedures0]	Occupational Accident	0.134443	0.267606	0.052497	0.390476	1.459148
10	[Training0, Cognitive0, ['Very Serious Casualties']]	Occupational Accident	0.163892	0.267606	0.062740	0.382812	1.430510
11	[Training0, Procedures0]	Occupational Accident	0.179257	0.267606	0.062740	0.350000	1.307895
12	Procedures0	Occupational Accident	0.300896	0.267606	0.103713	0.344681	1.288018
13	[Cognitive0, ['Serious Casualties']]	Collision	0.177977	0.184379	0.056338	0.316547	1.716827
14	Bulk Carrier0	Occupational Accident	0.216389	0.267606	0.066581	0.307692	1.149798
15	General Cargo0	Collision	0.222791	0.184379	0.067862	0.304598	1.652019
16	Wrong Action0	Collision	0.179257	0.184379	0.051216	0.285714	1.549603
17	['Serious Casualties']	Collision	0.330346	0.184379	0.078105	0.236434	1.282327
18	Cognitive0	Collision	0.528809	0.184379	0.120359	0.227603	1.234430
19	Equipment0	Collision	0.234315	0.184379	0.052497	0.224044	1.215126
20	['Serious Casualties']	Fire or Explosion	0.330346	0.131882	0.051216	0.155039	1.175585
21	Training0	Fire or Explosion	0.591549	0.131882	0.090909	0.153680	1.165280
22	[Training0, ['Very Serious Casualties']]	Fire or Explosion	0.354673	0.131882	0.053777	0.151625	1.149697

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Üçüncü senaryoda en çok kazaya karışan iki gemi tipi olan genel kargo ve dökme yük gemilerinin diğer değişkenlerle olan ilişkisi incelenmiştir. Elde edilen değerler Tablo 16’da verilmiştir.

Tablo 16: Gemi Tiplerine Ait Analiz Sonuçları

	Öncül	Sonuç	Öncül Desteği	Sonuç Desteği	Destek	Güven	Lift
0	Bulk Carrier0	Cognitive0	0.216389	0.528809	0.130602	0.603550	1.141338
1	Bulk Carrier0	[Cognitive0, ['Very Serious Casualties']]	0.216389	0.298335	0.076825	0.355030	1.190035
2	Bulk Carrier0	[Training0, Cognitive0]	0.216389	0.277849	0.069142	0.319527	1.150001
3	Bulk Carrier0	Occupational Accident	0.216389	0.267606	0.066581	0.307692	1.149798
4	General Cargo0	Collision	0.222791	0.184379	0.067862	0.304598	1.652019
5	General Cargo0	Equipment0	0.222791	0.234315	0.062740	0.281609	1.201840
6	Bulk Carrier0	[Occupational Accident, ['Very Serious Casualties']]	0.216389	0.230474	0.057618	0.266272	1.155325
7	General Cargo0	Stranding / Grounding	0.222791	0.177977	0.051216	0.229885	1.291656

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Güven değeri %20 olarak ayarlanan bu senaryoda “Dökme Yük Gemisi”nde “Bilişsel Hatalar”ın gerçekleşme olasılığı %60, bu senaryonun gerçekleşme ihtimali ise %13 olarak bulunmuştur. “Genel Kargo Gemisi”nin “Çatışma”ya neden olma olasılığı %30 ve bu senaryonun gerçekleşme olasılığı ise %7 olarak hesaplanmıştır. Bu senaryoda da değişkenlerin birbirlerine bağımlı olma durumları oldukça yüksektir.

Sonraki aşamada “Güven” değerinin %70’den, “Destek” değerinin de %10’dan yüksek olduğu durumlar değerlendirilmiştir. İlgili değerler Tablo 17’de verilmiştir. Tabloda görüldüğü üzere iki farklı bilişsel hatanın birlikte gerçekleşme olasılığı %17, iki farklı eğitim hatasının birlikte gerçekleşme olasılığı ise %21 olarak hesaplanmıştır. “Hatalı Eylem” gerçekleşmesi durumunda “Bilişsel Hatalar”ın gerçekleşmesi olasılığı %70 olurken bu senaryonun gerçekleşme ihtimali ise %13 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 17: Güven (0.7) ve Destek (0.1) Değerlerine Ait Analiz Sonuçları

	Öncül	Sonuç	Öncül Desteği	Sonuç Desteği	Destek	Güven	Lift
0	Cognitive1	Cognitive0	0.167734	0.528809	0.167734	1.000000	1.891041
1	Training1	Training0	0.211268	0.591549	0.211268	1.000000	1.690476
2	[Cognitive0, Training1]	Training0	0.112676	0.591549	0.112676	1.000000	1.690476
3	[Training1, ['Very Serious Casualties']]	Training0	0.121639	0.591549	0.121639	1.000000	1.690476
4	[Training0, Occupational Accident]	['Very Serious Casualties']	0.161332	0.563380	0.144686	0.896825	1.591865
5	[Cognitive0, Occupational Accident]	['Very Serious Casualties']	0.134443	0.563380	0.116517	0.866667	1.538333
6	Occupational Accident	['Very Serious Casualties']	0.267606	0.563380	0.230474	0.861244	1.528708
7	Wrong Action0	Cognitive0	0.179257	0.528809	0.125480	0.700000	1.323729

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Son olarak kaza ve gemi tipleri açısından hangi hata türlerinin ön plana çıktığını doğrudan gözlemlemek amacıyla hatalara ilişkin frekanslardan oluşan tablolar oluşturulmuştur. Kaza tipine göre hata türlerinin dağılımı Tablo 18’de, gemi tipine göre hata türlerinin dağılımı ise Tablo 19’da verilmiştir.

Tablo 18: Kaza Tiplerine Göre Gerçekleşen Hata Türlerinin Frekansları

	Çatışma	Mesleki Kazalar	Karaya Oturma	Yangın / Patlama	Batma	Çatma
Bilişsel Hatalar	158 (0.91)	138 (0.66)	149 (1.07)	55 (0.53)	35 (0.83)	30 (0.91)
Eğitim Hataları	119 (0.83)	184 (0.88)	145 (1.04)	118 (1.15)	46 (1.1)	35 (1.06)
Prosedür Hataları	35 (0.24)	111 (0.53)	59 (0.42)	62 (0.60)	20 (0.48)	11 (0.33)
İletişim Hataları	50 (0.35)	48 (0.23)	39 (0.28)	38 (0.37)	13 (0.31)	10 (0.30)
Ekipman Hataları	54 (0.38)	54 (0.26)	43 (0.31)	33 (0.32)	20 (0.48)	8 (0.24)
Hatalı Eylem	54 (0.38)	33 (0.16)	33 (0.24)	18 (0.17)	6 (0.14)	6 (0.18)
Toplam	3.09	2.72	3.36	3.14	3.34	3.02

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Tablo 18 incelendiğinde çatışma kazalarında bilişsel hatalar ön plana çıkarken mesleki kazalarda eğitim hatalarının öne çıktığı görülmektedir. Benzer şekilde yangın kazalarında da eğitim hataları diğer hatalara kıyasla çok daha fazla gerçekleşmiştir. Çatışma, çatma ve karaya oturma kazaları benzer özellik taşıdıklarından gerçekleşen hata türleri de oranlar açısından benzerlik göstermiştir. Prosedür hatalarının en fazla gözlemlendiği kaza tipi mesleki kazalar olmuştur. İletişim hataları çatışma ve mesleki kazalar tipinde benzer frekanslarda gerçekleşmiştir. Tabloda yer alan frekanslar kaza tipleriyle oranlandığında hata türleri daha anlamlı hale gelmektedir. Örneğin, eğitim hataları en fazla mesleki kazalarda gözlemlenmesine rağmen kaza başına eğitim hatası oranının çatışma kazalarıyla benzer olduğu görülmektedir. Kaza adedine göre eğitim hatası gerçekleşme oranı çatışma kazalarında 0.83, mesleki kazalarda ise 0.88 olmuştur. Eğitim hataları bu iki kaza tipinde en fazla frekansa sahip olmasına rağmen diğer kaza tiplerinde olma olasılıklarının daha yüksek olduğu görülmektedir. Çatma ve çatışma tipindeki kazalarda bilişsel hataların gerçekleşme sayıları arasında çok büyük fark olmasına rağmen gerçekleşme oranlarının eşit olduğu görülmektedir.

Ortalamalar toplamı dikkate alındığında kaza tiplerinin birbirine yakın değerler aldığı ve kaza başına ortalama üç hata gerçekleştiği görülmektedir.

Tablo 19: Gemi Tiplerine Göre Gerçekleşen Hata Türlerinin Frekansı

	Genel Kargo Gemisi	Dökme Yük Gemisi	Yolcu Gemisi / Ro -Ro	Tanker	Balıkçı Gemisi	Konteyner Gemisi
Bilişsel Hatalar	89 (0.82)	155 (0.86)	122 (0.89)	96 (0.84)	74 (0.62)	89 (0.92)
Eğitim Hataları	83 (0.74)	165 (0.91)	140 (1.02)	111 (0.97)	105 (0.88)	83 (0.86)
Prosedür Hataları	32 (0.41)	76 (0.42)	81 (0.59)	42 (0.36)	30 (0.25)	32 (0.33)
İletişim Hataları	39 (0.28)	46 (0.25)	46 (0.34)	37 (0.32)	21 (0.18)	29 (0.40)
Ekipman Hataları	45 (0.34)	54 (0.30)	49 (0.36)	20 (0.18)	29 (0.24)	45 (0.46)
Hatalı Eylem	27 (0.25)	32 (0.18)	26 (0.19)	25 (0.22)	31 (0.26)	27 (0.28)
Toplam	2.84	2.92	3.4	2.9	2.42	3.25

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Tablo 19’da yer alan hatalar değerlendirildiğinde balıkçı gemileri dışında kalan gemi tiplerinde bilişsel hataların benzer oranlarda gerçekleştiği ve kaza başına ortalamanın bir adet olduğu görülmektedir. Bunun yanında tanker ve yolcu gemilerinde gerçekleşen her kazada yaklaşık bir tane eğitim hatası gerçekleştiği görülmektedir.

3.4. ARAŞTIRMA SONUÇLARININ LİTERATÜR KAPSAMINDA TARTIŞILMASI

Deniz kazalarındaki insan hataları geçmişten günümüze çok sayıda araştırmanın konusu olmuştur. Diğer birçok endüstri dalında olduğu gibi denizcilikte de kazaların %80 oranında insan hatasından kaynaklandığı belirtilmektedir. 2020 yılında gerçekleşen ölümlü kazaların %89,1’inin ve 6921 yaralanmanın %81’inin insan hatası nedeniyle meydana geldiği tespit edilmiştir (EMSA, 2023a). Dolayısıyla hem insan hatalarını azaltmak hem de hataların nasıl meydana geldiğini anlamak

amacıyla yapılan çalışmaların literatürdeki diğer çalışmalarla benzeyen ya da farklılaşan yanlarını ortaya koymak büyük önem taşımaktadır. Çalışmanın bu bölümünde sınıflandırma, kümeleme ve birliktelik kuralı analizleri ayrı ayrı ele alınarak literatürle karşılaştırılmıştır. Bulgular, çalışmanın araştırma soruları kapsamında değerlendirildiğinde birinci araştırma sorusu sınıflandırma analizi ile, ikinci araştırma sorusu kümeleme analizi ile ve kalan dört araştırma sorusu ise birliktelik kuralı analizi ile cevaplandırılmıştır.

Sınıflandırma analizinde elde edilen hata türlerinin frekanslarının literatürle de uyumlu olduğu görülmüştür. En yüksek frekansa sahip iki hata türü “Eğitim Hataları” ve “Bilişsel Hatalar” olmuştur. Bu sonuç, gemi insanların bilişsel hatalarının deniz kazalarına etkisinin incelendiği bir çalışmayla (Ma ve diğerleri, 2022: 37) büyük ölçüde uyumluluk göstermektedir. Çalışmada, gemi insanlarını en çok etkileyen hususların bilgi, tecrübe, bilişsel yük, dikkat olduğu ve bu hususların eğitimle doğrudan ilişkili olduğu tespit edilmiştir. Başka bir çalışmada (Wang ve diğerleri, 2021: 8-9) ise yüksek şiddetli kaza ihtimalini teorik bilgi eksikliğinin %234, tecrübe eksikliğinin ise %159 arttırdığı tespit edilmiştir. Kılavuz kaptanların bilişsel durumlarının değerlendirildiği bir çalışmada ise (Seyfzadehdarabad ve diğerleri, 2023: 6) psiko-bilişsel sorunların deniz kazalarıyla ilişkilendirilebileceği ve hatasız performans gösterebilmeleri için kılavuz kaptanların seçiminde bilişsel yeteneğin değerlendirilmesinin önemli olduğu ortaya konmuştur. Ayrıca otoriteler tarafından da bilişsel yeteneklerin arttırılmasına yönelik eğitimlerin yapılması gerektiği vurgulanmıştır. Deniz kazalarının bilişsel nedenlerinin (Água ve diğerleri, 2021) incelendiği bir çalışmada ise bilişsel önyargının önlenmesinin bazı deniz kazalarının önüne geçeceği belirtilmiştir. Özellikle acil durumlarda önyargının ortadan kaldırılması amacıyla bilişsel yargıların yeniden dizayn edilebileceği eğitimlerin düzenlenmesi gerektiği vurgulanmıştır. Sınıflandırma analizi sonucu elde edilen diğer hata türleri ise “Prosedür Hataları”, “Ekipman Hataları”, “İletişim Hataları” ve “Hatalı Eylem”dir. Bu hata türlerinin de literatürde sıklıkla yer aldığı belirlenmiştir. Deniz emniyetini ele alan bir kitapta (Kristiansen, 2013: 57) mevcut insan hatası türlerine ek olarak sistem dizaynı, ekipman hatası, planlama, operasyonel prosedür ve örgütsel yönetim konuları ele alınmadan kaza mekanizmasının çözülmesinin eksik kalacağı belirtilmiştir. Gemilerde emniyet değerlendirilmesinin ele alındığı bir tezde

(Bidne, 2015: 3:51) ise deniz kazalarının %25'inde kötü prosedürlerin kaza nedenleri arasında yer aldığı belirlenmiştir. Bunun yanında kötü prosedürlerde yapılacak küçük düzeltmelerin hata ihtimalini önemli ölçüde azalttığı belirlenmiştir. Ayrıca karmaşık prosedürlerin bilgi-bazlı hataya da neden olduğu tespit edilmiştir. Deniz sistemlerinde risk analizini konu alan bir çalışmada (Ayyub ve diğerleri, 2002: 181-206) ekipman hatalarının fark edilmesi en olası hata türü olduğu ve diğer hata türlerinden farklı olarak bağımsız bir hata türü olarak ele alınması gerektiği ifade edilmiştir. Ekipman hataları, literatürde çoğunlukla bir kaza türü olarak ele alındığından hata türü olarak ele alındığı bir kaynak bulunamamıştır. CREAM modelinde hatalı eylem olarak adlandırılan hata türü HFACS modelinde emniyetsiz eylem olarak yer almış ve literatürde çoğunlukla emniyetsiz eylem olarak anılmıştır. Bu kapsamda çatma ve çarpışma kazalarını inceleyen bir çalışmada (Yıldırım ve diğerleri, 2019: 412-425) en önemli unsurun emniyetsiz eylemler ve bu eylemlere neden olan koşullar olduğu belirlenmiştir. Bireysel hataların önüne geçilebilmesi için de köprüüstünde birden fazla kişinin bulundurulması gerektiği belirtilmiştir. Karaya oturma kazalarını inceleyen bir çalışmada (Ma ve diğerleri, 2024: 1-25) deniz kazalarına neden olan hatalar arasında en yüksek eşleşmenin emniyetsiz eylemler ve emniyetsiz eylemlerin olduğu koşullar olduğu belirlenmiştir. Emniyetsiz eylemlerin diğer hata türleriyle yüksek oranda ilişkili olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca hata sınıflandırmasında en alt düzeyde yer aldığından bu hata türüne ait çok sayıda örnek bulunduğu vurgulanmıştır.

Deniz kazalarına ait veri seti incelendiğinde hataların birden fazla sınıfa dahil edilmesi gerektiği görülmektedir. Ancak eğitim verisetinde her bir hata örneğinin tek bir hata türüne karşılık gelmesi tahminlemede çıktının birden fazla olmasını zorlaştırmıştır. Bu noktada verisetinin eğitim için yeterli olmadığı sonucuna varılmıştır. Bunun yanında her ne kadar farklı sınıflar oluşturulsa da birçok hata türünün “Bilişsel Hatalar” sınıfına dahil edilebileceği görülmektedir. CREAM modelinin yazarı, bu bakış açısını şu şekilde ifade etmiştir (CREAM, 2012): “*Yapılan işler ‘eylem’ ve ‘düşünce’ arasındaki bir skalada yer alır. Bazı işler, örneğin el becerileri ya da bir prosedürü takip etmek çok fazla ‘eylem’ ve biraz ‘düşünce’ gerektirirken arıza tespiti, planlama ve problem çözme, çok fazla ‘düşünme’ ve biraz ‘eylem’ gerektirmektedir.*” Hataları tek bir nedenle açıklamak hatanın doğru bir biçimde anlaşılmasının önüne geçecektir. Her eylemin kendi içerisinde bilişsel bir

süreç içermesi hataların ne zaman hangi sınıfa dahil olması gerektiği konusunda güçlük yaratmaktadır. Bu nedenle CREAM modelinin yazarı, hala çok sayıda çalışmada kullanılmasına rağmen insan hatalarının değerlendirilmesinde alternatif yöntemlerin uygulanması gerektiğini belirterek CREAM modelinin geçerliliğini yitirdiğini belirtmiştir. Son olarak sınıflandırmada kullanılan hata türleri CREAM modelinin üst başlıklarını içerdiğinden hatayla ilgili yeterince detay içermemektedir. Oysa ki, insan hatalarının daha iyi anlaşılabilmesi için genel başlıklardan ziyade insan hatalarının olabildiğince kapsamlı ve detaylı bir biçimde ele alınması gerektiği vurgulanmaktadır (Hollnagel, 1998:14; Woods ve diğerleri, 2010:1).

Deniz kazalarındaki insan hatalarının denizciliğe özgü spesifik terimlerle ifade edilmesinin hataların daha iyi anlaşılmasını sağlayacağından dolayı kümeleme analizi yapılmıştır. Kümeleme analizi sonucu elde edilen 19 farklı hata türü literatürdeki diğer çalışmalarda da desteklenmiştir. Kümeleme analizinde elde edildiği gibi deniz kazalarındaki insan hatalarını ele alan çalışmalarda (Jiang ve diğerleri, 2023: 105-112; Lan ve diğerleri, 2022: 1-25; Ma ve diğerleri, 2022: 1-14) olduğu gibi seyir hataları en sık karşılaşılan hata türü olmuştur. “Seyir Kayıtsızlığı” ve “Seyir Kurallarının İhlali” kümeleri seyir hatalarını doğrudan işaret eden kümeler olmakla birlikte “Gemi Kondisyonu”, “Hatalı Gözlem” ve “Tecrübe Eksikliği” kümelerinin de seyir hatalarıyla doğrudan ilgili olduğu görülmektedir. “Etkisiz Emniyet Yönetimi”, “Emniyet Farkındalığı” ve “Emniyet Kültürü” kümeleri emniyetle ilişkili bulunan kümeler olmuş ve bu kümeler içerdikleri eleman sayıları açısından ikinci sırada yer almıştır. “Emniyet Kültürü” kümesinin çok sayıda kümeyle de ilişkili olduğu tespit edilmiş ve deniz emniyetini ve deniz kazalarını yakından ilgilendiren en önemli hususlardan biri olduğu başka çalışmalarda (Fan ve Yang, 2024: 1-10; Kasyk ve diğerleri, 2023: 1-25) da belirtilmiştir. Bunun yanında grafikteki kesişimleri göz önünde bulundurulduğunda “Tükenmişlik” ve “Bilişsel Bozukluk”, “Köprüüstü Kaynak Yönetimi Eksikliği” ve “Seyir Kurallarının İhlali”, “Karar Hatası” ve “Değerlendirme Hatası” ve “Yetkin Olmayan Makine Dairesi Personeli” ve “Kötü Bakım ve Ekipman Hatası” kümeleri literatürle uyumlu olarak birbirleriyle ilişkili bulunmuştur. “Tecrübe Eksikliği” ve “Eğitim ve Talim Eksikliği” kümeleri gerçekte birbirleriyle ilişkili bulunmasına rağmen grafikte birbirlerinden farklı noktalarda görülmektedirler. Bunun nedeninin her iki kümenin kendilerine komşu kümelerle olan

benzerliklerinin farklı olmasından kaynaklandığı düşünülmektedir. Grafikte yer alan bazı kümeler için neden sonuç ilişkisi kurulabilir. Örneğin, “Tükenmişlik” ve “Bilişsel Bozukluklar” ve “Hatalı Gözlem” ve “Seyir Kurallarının İhlali” adlı kümeler arasında neden sonuç ilişkisi kurulabilir. Bu ilişkilerin farklı çalışmalarda (Kasyk ve diğerleri, 2023: 1-25; Ma ve diğerleri, 2023: 1889-1898) da gözlemlendiği görülmektedir.

Kümelerde yer alan elemanlar incelendiğinde küme içlerinde de küçük gruplar oluştuğu gözlemlenmektedir. Bu gruplar ilgili kümenin alt başlığı olarak nitelendirilebilecek farklı bileşenlerini ortaya koymaktadır. Örneğin, “*Bilişsel Bozukluklar*” kümesinde yer alan iki gruptan biri uyuşturucu madde ve alkol kaynaklı bilişsel bozuklukları içerirken diğer grupta psikolojik nedenler, ağır iş yükü ve ailevi nedenlerden dolayı meydana gelen bilişsel bozuklukları içermektedir. Alt kümelere ilişkin detaylı analizin gelecek çalışmalarda yoğunluk bazlı kümeleme yöntemi kullanılarak analiz edilmesinin hataların daha detaylı bir biçimde ortaya konulmasına katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

Çalışmanın birliktelik kuralı analizinde kullanılan hata türleri sınıflandırma analizi kapsamında gruplandırılmış CREAM modeli başlıklarını içerdiğinden bu hataların literatürdeki diğer çalışmalarla doğrudan karşılaştırılması mümkün olmamaktadır. Ancak çalışmadaki hata türleriyle bağdaşacak farklı sınıflandırma modellerine ait analizler değerlendirilmiştir. Birliktelik kuralı analizinde kullanılan diğer değişkenler ise literatürdeki çok sayıda çalışmada benzer şekilde kullanılmıştır. Bulgular kaza şiddeti açısından değerlendirildiğinde “Çok Şiddetli Kazalar” ile “Eğitim Hataları” ve “Bilişsel Hatalar”ın birlikteliğinin ön plana çıktığı görülmektedir. Özellikle “Eğitim Hataları”nın “Çok Şiddetli Kazalar”la birlikte gözlemlenme olasılığının %90’ın üzerinde olduğu tespit edilmiştir. Benzer bir sonuç deniz kazalarında kazaların şiddetini etkileyen faktörlerin analiz edildiği bir çalışmada (Wang, 2021: 5) da elde edilmiştir. Bu çalışmada “Teorik Bilgi Eksikliği” ve “Deniz Tecrübesi Eksikliği”nin “Çok Şiddetli Kazalar” üzerinde etkili olan en önemli iki neden olarak sıralanmıştır. Bu iki hata türünün de “Eğitim Hataları” sınıfında yer aldığı ve bulguların benzeştiği söylenebilir. Aynı çalışmada “Çok Şiddetli Kazalar” sınıfında yer alan en yüksek frekanslı gemi tipi petrol tankerleri olurken bu çalışma kapsamında yapılan analizde en yüksek frekanslı gemi tipi dökme yük gemisi olmuştur. Bu farklılığın kullanılan veri setinin farklılığından kaynaklandığı

söylenabilir. Balıkçı gemilerinin ise her iki çalışmada da benzer oranlara sahip olduğu görülmektedir.

Bulgular kaza tipleri açısından değerlendirildiğinde “Mesleki Kazalar” tipinin “Prosedür Hataları” ile “Çatışma” tipi kazaların ise “Bilişsel Hatalar” ile ilişkili olduğu tespit edilmiştir. Deniz kazalarını birliktelik kuralı ile ele alan bir çalışmada (La ve diğerleri, 2022: 10) da birçok gemi tipi için prosedür eksikliğinin mesleki kazalara neden olduğu tespit edilmiştir. Mevcut çalışmadaki Çatışma-Bilişsel Hatalar ilişkisi diğer çalışmalarda (Ma, 2024: 8; Lan, 2022: 13) da Çatışma-Yetersiz Gözcülük ve Çatışma-Uygun Gözcülüğün Sürdürülememesi, Çatışma Riskinin Hesaplanamaması vb. şeklinde tespit edilmiştir. Aynı çalışmada (Lan, 2022: 14) yangın kazaları prosedür hatalarıyla ilişkilendirilirken mevcut çalışmada eğitim hatalarıyla ilişkilendirilmiştir. Karaya oturma kazalarında ise benzer sonuçlar elde edilmiş ve bilişsel hatalar ön plana çıkmıştır.

Bulgular gemi tipleri açısından incelendiğinde dökme yük gemileri bilişsel hatalarla genel yük gemileri ise ekipman hatalarıyla ilişkili bulunmuştur. Wang’ın çalışmasında (Wang, 2021: 9) ise hem dökme yük hem genel yük gemileri için bilişsel hatalar öne çıkmıştır. Ekipman hataları ise yolcu gemileriyle ilişkili bulunmuştur.

SONUÇ

Deniz kazalarının insan hayatı, çevre ve ekonomi üzerinde yıkıcı etkileri olmaktadır. Titanic, Torrey Canyon, Amoca Cadiz, Herald of Free Enterprise, Exxon Valdez, Erika, Prestige ve Deepwater Horizon kazaları tek başına bir deniz kazasının nasıl katastrofik sonuçlara yol açabildiğini göstermektedir. Deniz taşımacılığının yapılmaya başlandığı ilk günden beri deniz kazalarını önleme ve etkilerini azaltma konusu tartışmaların odağında yer almıştır. 1950’lerde istatistiksel analizle tespit edilmeye çalışılan deniz kazası nedenleri günümüze kadar birçok farklı yöntem ve veri çeşidiyle ele alınarak açıklanmaya çalışılmıştır. Yöntemler ve kullanılan veriler değişim gösterse de bu alanda yapılan ilk çalışmalarda da belirtildiği gibi günümüzde de deniz kazalarının büyük çoğunluğunun insan hatası nedeniyle gerçekleştiği tespit edilmiştir. Kaza nedenlerinin büyük çoğunluğunun insan hatalarından kaynaklanması nedeniyle çalışmaların çoğunlukla insan hatalarını tespit etme ve sınıflandırmaya yöneldiği görülmektedir.

İnsan hatasının analiz edilmesindeki en büyük zorluk, hatanın meydana geldiği andaki çevresel ortamın, personelin, ekipmanın ve yönetsel faaliyetlerin bilinmiyor oluşudur. Bu nedenle insan hatası analizleri prospektif ve retrospektif olmak üzere iki türlü yürütülmektedir. Prospektif analizlerde kaza meydana gelmeden önce olası insan hataları tespit edilip riskler hesaplanırken, retrospektif analizlerde kaza meydana geldikten sonra kazaya neden olan insan hataları tespit edilmeye çalışılmaktadır. Gemi operasyonları sosyo-teknik bir ortamda gerçekleştiğinden kaza nedenlerini spesifik olarak belirlemek oldukça zordur. Çünkü operasyonu gerçekleştiren personelin bilişsel ve psikolojik durumu, ekipmanların durumu ve dizaynı, çevresel etkiler ve örgütsel faktörler bir arada değerlendirilmelidir. Deniz kazalarının nedenlerinin net bir biçimde belirlenebilmesi ve gerekli önlemlerin alınabilmesi için kazaya neden olan tüm unsurların birlikte değerlendirildiği kapsamlı analizlere ihtiyaç duyulmaktadır. Bu nedenle kaza nedenlerinin %80’ini oluşturan insan hatalarını spesifik olarak tespit edebilmek amacıyla farklı endüstri dallarında çok sayıda insan hatası sınıflandırma modeli geliştirilmiştir. Deniz kazası analizlerinde en çok kullanılan insan hatası sınıflandırma modelleri HFACS ve CREAM’dir. HFACS, insan hatalarının daha kısa sürede genel hatlarıyla tespit edilmesine imkan tanırken, CREAM, daha uzun sürede

ancak daha kapsamlı bir biçimde tespit edilmesini sağlamaktadır. Ancak, bu modellerin kullanıldığı çalışmaların gemi tipi ya da kaza tipi özelinde yürütüldüğü görülmektedir. Bu nedenle farklı kaza ve gemi tipleri dikkate alınarak daha genellenebilir sonuçların elde edilmesi büyük önem taşımaktadır.

Deniz kazalarındaki insan hataları sınırlı sayıda deniz kazası raporu üzerinden yürütülmektedir. Bunun iki nedeni vardır: Birincisi, uzunlukları kimi zaman 200 sayfayı bulan deniz kazası raporlarını incelemek ve anlamlı bilgiler çıkarmak çok yoğun işgücü ve emek gerektirmektedir. İkincisi, raporlardan anlamlı bilgiler çıkarılmasına rağmen bu bilgileri sistematik bir biçimde yorumlamak ve varsa hatalar arasındaki örüntüleri tespit etmek rapor sayısı ile orantılı olarak güçleşmektedir. Dolayısıyla deniz kazalarındaki insan hatası analizleri örüntülere odaklanmaktan ziyade çoğunlukla insan hatası türlerine ilişkin frekansların belirlenmesine odaklanmaktadır. Bu durum, insan hatalarının nasıl gerçekleştiğinin tespit edilmesi ihtiyacını ortadan kaldırmaya yetmemektedir.

İnsan hatası araştırmalarında sıklıkla vurgulanan husus hatanın olası en küçük bileşenlerine kadar analiz edilerek kök nedenlerinin belirlenmesi ve bu kök nedenler arasındaki ilişkilerin tespit edilmesidir. Bu nedenle hatalara ilişkin detayların ortaya konması büyük önem taşımaktadır. Bu kapsamda genel başlıklar sunan insan hatası modelleri yerine daha fazla detay içeren ve uygulandığı endüstriyel alana özgü terimleri içeren insan hatası sınıflandırma modellerini kullanmak kök nedenlerin belirlenmesi için daha uygun olacaktır. Doğrudan deniz kazalarına özgü insan hatası sınıflandırma modeli bulunmamakla beraber HFACS modelinin uyarlaması olan HFACS-MA ve HFACS-PV modellerinin olduğu bilinmektedir. Ancak bu modellerin ilki deniz kazalarına özgü terimler içermezken, ikincisi ise yolcu gemileri özelinde geliştirilmiştir.

Bu çalışmanın temel amacı, deniz kazalarındaki insan hatalarını olası en küçük detaylarıyla ele almak, hataların birbirleriyle, gemi tipleriyle ve kaza tipleriyle ilişkisini ortaya koymak ve deniz kazaları için yeni bir analiz yöntemi sunmaktır. Çalışmanın bir diğer amacı ise deniz kazalarındaki insan hataları konusunda genellenebilir sonuçlar üreterek uygun emniyet politikalarının geliştirilmesine katkı sağlamaktır. Çalışmada genel sınıflandırma sistemleri yerine deniz kazalarına özgü kavramlar kullanılarak kaza nedenlerinin ve birbirleriyle etkileşiminin daha net ve

daha anlaşılır bir biçimde sunulması hedeflenmiştir. Bu kapsamda, çalışmada tüm gemi türleri ve tüm kaza türlerini içeren 1110 adet deniz kazası incelenmiştir. Bu kazalarda insan hatasına ilişkin gözlemler kısmında yer alan ve her biri bir insan hatasına karşılık gelen 2580 cümle bulunmaktadır. Bu cümlelerin tek tek sınıflandırılması ve hem gemi tipi hem de kaza tipiyle ilişkilendirilmesi çok yoğun işgücü ve zaman gerektirdiğinden analizler makine öğrenmesi algoritmaları yardımıyla yapılmıştır. Sınıflandırma algoritmaları kullanılarak hem eğitim amacıyla kullanılabilecek veri seti bulunduğundan hem de daha detaylı insan hatası analizi imkanı sağladığından CREAM sınıflandırma modeli üzerinden analizler gerçekleştirilmiştir. Kümeleme algoritmaları kullanılarak veri setinde belirli örüntülerin bulunup bulunmadığı ve verilerin nasıl kümelendiği analiz edilmiştir. Bu analiz ile birlikte tespit edilen hata türleri iki boyutlu grafiğe aktarılarak hataların birbirleriyle etkileşimleri görselleştirilmiştir. Birliktelik kuralı analizinde ise sınıflandırılan hata türlerinin birbirleriyle, gemi tipleriyle ve kaza tipleriyle olan ilişkileri analiz edilmiştir.

Derin öğrenme algoritması ve farklı dil modelleri ile kullanılarak yapılan sınıflandırma analizi sonucunda altı hata türüyle etiketlenen eğitim verisinin %90 doğrulukla hata türünü tahmin ettiği belirlenmiştir. Eğitilen sınıflandırma modeliyle uzmanlar tarafından etiketlenen deniz kazalarındaki insan hataları veri seti test edildiğinde doğruluk oranı %82 olmuştur. Tüm veri seti sınıflandırıldığında en yüksek oranda gerçekleşen hata türlerinin “Eğitim Hataları” ve “Bilişsel Sorunlar” olduğu tespit edilmiştir. Diğer hata türleri ise sırasıyla “Prosedür Hataları”, “İletişim Hataları”, “Ekipman Hataları” ve “Hatalı Eylem” şeklinde gerçekleştiği görülmüştür.

K-Means ve UMAP algoritmaları ve “gte-large” dil modeli kullanılarak yapılan kümeleme analizi sonucunda deniz kazasındaki insan hatası örneklerinin literatürle uyumlu olarak 19 farklı kümeye ayrıldığı tespit edilmiştir. En sık gerçekleşen hata türleri “Seyir Hataları” olmuştur. Hataların iki boyutlu düzleme aktarılması hatalar arasındaki ilişkilerin net bir biçimde görülmesine olanak sağlamıştır. Grafik incelendiğinde “Yetersiz Makine Dairesi Personeli” – “Yetersiz Bakım ve Ekipman Hatası”, “Tükenmişlik – Bilişsel Bozukluklar”, “Hatalı Gözlem – Seyir Kurallarının İhlal Edilmesi” hataları arasında neden-sonuç ilişkisi kurulabileceği görülmüştür.

Birliktelik Kuralı Analizi sonucunda ise insan hatalarının gemi tipi ve kaza tipine göre deęişkenlik gösterdiği belirlenmiştir. Mesleki kazalarda eğitim hatası öne çıkarken çatışma, karaya oturma ve çatma kazalarında bilişsel hatalar ön plana çıkmıştır.

Yapılan analizler sonucunda gelecek çalışmalarda aşağıda yer alan konulara ağırlık verilmesinin faydalı olacağı düşünülmektedir:

- Sınıfı belirlenen hata türleriyle tüm deniz kazası raporları analiz edilerek daha genel ve daha detaylı hata türleri tespit edilebilir.
- Deniz kazalarındaki insan hatalarından yola çıkılarak deniz kazalarına özgü bir insan hatası sınıflandırma sistemi oluşturulabilir.
- Yoğunluk bazlı kümeleme analizi kullanılarak daha spesifik hata türleri tespit edilebilir.
- Bayes Ağları kullanılarak hatalar arasındaki ilişki ve kazaya neden olma ihtimalleri analiz edilebilir.

Sonuç olarak, bu araştırma kapsamında deniz kazalarındaki insan hataları denizciliğe özgü terimlerle daha kapsamlı ve daha detaylı bir biçimde ele alınmıştır. Tüm gemi ve kaza tiplerini içeren çok sayıda deniz kazasının incelenmesi ile genele yordanabilecek sonuçlar elde edilmiştir. Özellikle hatalarla gemi tipleri ve kaza tipleri arasındaki ilişkilerin ortaya konmasının emniyet politikaları üretme açısından yol gösterici olacağı düşünülmektedir. Ayrıca deniz kazalarına ilişkin insan hatası sınıflandırma modeli olmaması sebebiyle kümeleme analizi ile elde edilen hata türlerinin deniz kazalarına neden olan insan hatalarının daha net görülmesine olanak sağlamıştır. Son olarak, hem sınıflandırma hem de kümeleme analizinde kullanılan parametreler kullanılarak farklı endüstriyel alandaki insan hatalarının tespit edilmesi sağlanabilir.

KAYNAKLAR

Ade, N., ve Peres, S. C. (2022). A Review of Human Reliability Assessment Methods for Proposed Application in Quantitative Risk Analysis of Offshore Industries. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 87(2022): 1-10.

Água, P. B., Frias, A., ve Simões-Marques, M. (2021). Mental Traps Behind Maritime Disasters. *Lecture Notes in Networks and Systems*, 265(1): 1-10.

Alani, A. S. A. (2014). *Principal Component Analysis in Statistics* (Yüksek Lisans Tezi), Gazimağusa, Easterns Mediterranean University, Institute of Graduate Studies and Research.

Ayyub, B. M., Beach, J. E., Sarkani, S., ve Assakkaf, I. A. (2002). Risk Analysis and Management for Marine Systems. *Naval Engineers Journal*, 114(2): 181-206.

Beaubien, J. M., ve Baker, D. P. (2002). A Review of Selected Aviation Human Factors Taxonomies, Accident/Incident Reporting Systems, and Data Reporting Tools. *International Journal of Applied Aviation Studies*, 2(2): 11-36.

Bell, J., ve Holroyd, J. (2009). *Review of Human Reliability Assessment Methods*. Health and Safety Executive. Research Report.

Bidne, A. (2015). *Formal Safety Assessment of Dynamic Positioned Vessels*. Norwegian University of Science and Technology. Technical Report.

Blei, D. M. (2014). *Topic Modelling*. Columbia University, www.cs.columbia.edu/~blei/topicmodelling.html, (22.05.2022).

Boring, R. L. (2012). *Fifty Years of THERP and Human Reliability Analysis*. Idaho National Laboratory, <https://digital.library.unt.edu/ark:/67531/metadc828716/m1/6/>, (25.02.2023).

Boring, R. L., Forester, J. A., Bye, A., Dang, V. N., ve Lois, E. (2010). *Lessons Learned on Benchmarking from the International Human Reliability Analysis Empirical Study*. Idaho National Laboratory. Technical Report.

BP. (2021). *Gulf Commitment*. British Petroleum, https://www.bp.com/en_us/united-states/home/community/gulf-commitment.html, (13.10.2021).

Chen, S. T., ve Chou, Y. H. (2012). Examining human factors for marine casualties using HFACS - Maritime accidents (HFACS-MA). *2012 12th International Conference on ITS Telecommunications, ITST 2012*, 391-396.

Chen, S. T., Wall, A., Davies, P., Yang, Z., Wang, J., & Chou, Y. H. (2013). A Human and Organisational Factors (HOFs) analysis method for marine casualties using HFACS-Maritime Accidents (HFACS-MA). *Safety Science*, 60(2013), 105-114.

Chen, Y., Liu, Z., Zhou, H., Zheng, J., ve Wang, L. (2022). Social-material aspect of navigation technology: using structural topic models to identify the causes of ship accidents (1973-2018). *The Journal of Navigation*, 75(1): 35-56.

Cheng, C.-M., ve Hwang, S.-L. (2014). Applications of integrated human error identification techniques on the chemical cylinder change task. *Applied Ergonomics*, 47(1): 274-284.

Chung, H. W., Hou, L., Longpre, S., Zoph, B., Tay, Y., Fedus, W., Li, Y., Wang, X., Denghani, M., Brahma, S., Webson, A., Gu, S. S., Dai, Z., Suzgun, M., Chen, Z., Chowdherry, A., Castro-Ros, A., Pellat, M., Robinson, K., ... Wei, J. (2024). Scaling Instruction-Finetuned Language Models. *Journal of Machine Learning Research*, 25(70): 1-53.

Ciani, L., Guidi, G., Patrizi, G., ve Galar, D. (2021). Improving Human Reliability Analysis for Railway Systems Using Fuzzy Logic. *IEEE Access*, 9(1): 1-15.

Compello, R. J. G. B., Moulavi, D., ve Sander, J. (2013). Density-Based Clustering Based on Hierarchical Density Estimates. *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining* (ss. 160-172). Springer. 11–14 May 2021.

Coraddu, A., Oneto, L., Navas de Maya, B., ve Kurt, R. (2020). Determining the most influential human factors in maritime accidents: A data-driven approach. *Ocean Engineering*, 211(2020): 1-10.

CREAM, (2023). CREAM. <https://erikhollnagel.com/ideas/cream.html>, (12.09.2022).

Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., ve Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *NAACL HLT 2019 - 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies - Proceedings of the Conference*, 1, 4171-4186.

Dhillon, B. S. (2007). *Human Reliability and Error in Transportation Systems*. Boca Raton: Springer.

Ding, W., Jin, S., Ren, Y., ve Liu, F. (2022). Research on classification method of business requirement text based on deep learning. *ACM International Conference Proceeding Series*, 222-226.

Dominguez-Péry, C., Tassabehji, R., Corset, F., ve Chreim, Z. (2023). A holistic view of maritime navigation accidents and risk indicators: examining IMO reports from 2011 to 2021. *Journal of Shipping and Trade*, 8(1): 1544-1567.

Dougherty, E. (1992). SRK—It just keeps on a' rollin'. *Reliability Engineering ve System Safety*, 38(3): 253-255.

Eklas, H. (2024). *Machine Learning Crash Course for Engineers*. Cham: Springer.

EMSA. (2020). *Component 5 - Human Element in maritime safety*. European Maritime Safety Agency, <https://www.emsa.europa.eu/safemed-iv-project/component-5-human-element-in-maritime-safety.html>, (03.05.2021).

EMSA. (2023a). *Annual Overview of Marine Casualties and Incidents 2023*. EMSA.

EMSA. (2023b). *European Marine Casualty Information Platform – EMCIP*. European Maritime Safety Agency, <https://www.emsa.europa.eu/emcip.html>, (01.03.2021).

EMSA. (2024). *EMSA Facts ve Figures 2023*. EMSA. Annual Report.

Erol, S., ve Başar, E. (2015). The Analysis of Ship accident Occurred in Turkish Search and Rescue Area by Using Decision Tree. *Maritime Policy and Management*, 42(4), 377-388.

Esbensen, P., Johnson, R. E., ve Kayten, P. (1985). Importance Of Crew Training And Standard Operating Procedures In Commercial Vessel Accident Prevention. *Proceedings - Ship Technology and Research (STAR) Symposium*, 285-307.

European Maritime Safety Agency. (2021). *Annual Overview of Marine Casualties and Incidents 2021*. Annual Report.

Fan, S., ve Yang, Z. (2024). Accident Data-Driven Human Fatigue Analysis in Maritime Transport Using Machine Learning. *Reliability Engineering ve System Safety*, 241(2024): 1-10.

Feldman, R., ve Sanger, J. (2007). *The Text Mining Handbook: Advanced Approaches in Analyzing Unstructured Data*. Cambridge: Cambridge University Press.

Felice, F. De, Petrillo, A., Carlomusto, A., ve Romano, U. (2013). Modelling Application for Cognitive Reliability and Error Analysis Method. *International Journal of Engineering and Technology*, 5(5): 4450-4464.

Feng, Z. (2023). *Formal Analysis for Natural Language Processing: A Handbook*. Singapore: Springer Nature.

Forester, J. A., Dang, V. N., ve Lois, E. (2008). Defining The HRA Analysis Task in HRA Method Benchmarking - Approaches and Outcomes in the International Empirical Study. *9th International Conference on Probabilistic Safety Assessment and Management 2008, PSAM 2008*, 2, 1354-1361.

Fujino, I., Claramunt, C., ve Boudraa, A.-O. (2019). Extracting 4-Attributes Vessel Courses from AIS Data with PQQ-Means and Topic Model. *Proceedings of the 3rd International Conference on Big Data Research*, 129-135.

Galieriková, A. (2019). The Human Factor and Maritime Safety. *Transportation Research Procedia*, 40(1): 1319-1326.

Gan, L., Ye, B., Huang, Z., Xu, Y., Chen, Q., ve Shu, Y. (2023). Knowledge Graph Construction Based on Ship Collision Accident Reports to Improve Maritime Traffic Safety. *Ocean and Coastal Management*, 240(1): 1-14.

Garcia, S., Luengo, J., ve Herrera, F. (2015). *Data Preprocessing in Data Mining*. Cham: Springer.

Geetha, T. V., ve Sendhilkumar, S. (2023). *Machine Learning: Concept, Techniques and Application*. Boca Raton: CRC Press.

Gemelos, I. C., ve Ventikos, N. P. (2008). Safety in Greek Coastal Shipping: The Role and Risk of Human Factor Revisited. *WMU Journal of Maritime Affairs*, 7(1): 31-49.

GISIS. (2023). *Global Integrated Shipping Information System*. International Maritime Organization, <https://gisis.imo.org/Public/>, (11.10.2020).

Gordon, R. P. E. (1998). The Contribution of Human Factors to Accidents in the Offshore Oil Industry. *Reliability Engineering and System Safety*, 61(1): 95-108.

Goulielmos, A. M., Goulielmos, M. A., ve Gatzoli, A. (2009). The Accident of Passenger-Car Vessel IT Samina Express/IT (2000), When 80 Persons died: An Analysis by the Principles of Nonlinear Management. *Disaster Prevention and Management: An International Journal*, 18(3): 338-358.

Grech, M. (2008). *Human Factors in Maritime Domain*. Boca Raton :CRC Press.

Groth, K. M., Smith, R., ve Moradi, R. (2019). A Hybrid Algorithm for Developing Third Generation HRA Methods Using Simulator Data, Causal Models, and Cognitive Science. *Reliability Engineering ve System Safety*, 191(1): 1-14.

Gürsakaç, N. (2018). *Makine Öğrenmesi*. Bursa: Dora Basım Yayın.

Hadj-Mabrouk, H. (2021). Human Factors Affecting Railway Safety: Approach for Considering Human Errors in Investigations. *Handbook of Research on Decision Sciences and Applications in the Transportation Sector* (ss. 92-123). New Jersey: IGI GLOBAL.

Haji, S. H., Jacksi, K., ve Salah, R. M. (2023). A Semantics-Based Clustering Approach for Online Laboratories Using K-Means and HAC Algorithms. *Mathematics*, 11(548): 1-15.

Han, X., Armenakis, C., ve Jadidi, M. (2020). DbSCAN Optimization for Improving Marine Trajectory Clustering and Anomaly Detection. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 43(4): 455-461.

Harrauld, J. R., Mazzuchi, T. A., Spahn, J., Van Dorp, R., Merrick, J., Shrestha, S., ve Grabowski, M. (1998). Using System Simulation to Model the Impact of Human Error in a Maritime System. *Safety Science*, 30(1): 235-247.

Hollnagel, E. (1993). Models of Cognition: Procedural Prototypes and Contextual Control. *Le Travail Humain*, 56(1): 27-51.

Hollnagel, E. (1998). *Cognitive Reliability and Error Analysis Method: CREAM*. Oxford: Elsevier Science Limited.

Huang, L., Wen, Y., Guo, W., Zhu, X., Zhou, C., Zhang, F., ve Zhu, M. (2020). Mobility Pattern Analysis of Ship Trajectories based on Semantic Transformation and Topic Modelling. *Ocean Engineering*, 201(107092): 1-11.

IMO. (1997). *Human Element Vision, Principles and Goals for the Organization Resolution A.850(20)*. International Maritime Organization, Resolution.

IMO. (2008). *Adoption of the Code of the International Standards and Recommended Practices for a Safety Investigation into a Marine Casualty or Marine Incident (Casualty Investigation Code)*, International Maritime Organization. Resolution.

IMO. (2014). Casualty-related matters' reports on marine casualties and incidents. *MSC-MEPC.3/Circ.4/Rev.1*, 1-31.

IMO. (2020). *Human Element*. International Maritime Organization. <https://www.imo.org/en/OurWork/HumanElement/Pages/Default.aspx>, (22.11.2020).

IMO. (2023). *Casualties*. International Maritime Organization. <https://www.imo.org/en/OurWork/MSAS/Pages/Casualties.aspx>, (19.02.2020).

Jeong, K., Choi, B., Moon, J., Hyun, D., Lee, J., Kim, I., Kim, G., ve Kang, S. (2016). Risk Assessment on Abnormal Accidents from Human Errors During Decommissioning of Nuclear Facilities. *Annals of Nuclear Energy*, 87(P2): 1-6.

Jiang, H., Zhang, J., Wu, D., ve Tian, W. (2023). A Statistical Analysis of the Maritime Accidents in 2015-2020 in China Waters. *7th IEEE International Conference on Transportation Information and Safety, ICTIS 2023*, 105-112.

Jo, T. (2019). *Text Mining: Concepts, Implementation, and Big Data Challenge*. Cham: Springer Nature.

Johnson, C. W., ve Holloway, C. M. (2007). A Longitudinal Analysis of the Causal Factors in Major Maritime Accidents in the USA and Canada (1996-2006). *The Safety of Systems - Proceedings of the 15th Safety-Critical Systems Symposium, SSS 2007*, 85-104.

Kandemir, C., ve Celik, M. (2021). Determining the Error Producing Conditions in Marine Engineering Maintenance and Operations Through HFACS-MMO. *Reliability Engineering and System Safety*, 206(2021): 1-8.

Kasyk, L., Wolnowska, A. E., Pleskacz, K., ve Kapuściński, T. (2023). The Analysis of Social and Situational Systems as Components of Human Errors Resulting in Navigational Accidents. *Applied Sciences*. 13(11): 2-15 .

Kirwan, B. (1992). Human error identification in human reliability assessment. Part 2: Detailed comparison of techniques. *Applied Ergonomics*. 23(6):371-381.

Kirwan, B. (1994). *A guide to practical human reliability assessment*. London: Taylor ve Francis.

Knox, S. W. (2018). *Machine Learning: A Concise Introduction*. New Jersey: WILEY.

Krause, S., ve Busch, F. (2019). New insights into road accident analysis through the use of text mining methods (ss. 1-6). *MT-ITS 2019 - 6th International Conference on Models and Technologies for Intelligent Transportation Systems*. IEEE, 5-7 Temmuz 2019.

Kristiansen, S. (2013). *Maritime Transportation: Safety Management and Risk Analysis*. London: Routledge.

Lamba, M., ve Madhusudhan, M. (2022). *Text Mining for Information Professionals*. Cham: Springer.

Lan, H., Ma, X., Qiao, W., ve Ma, L. (2022). On the Causation of Seafarers' Unsafe Acts Using Grounded Theory and Association Rule. *Reliability Engineering ve System Safety*, 223(2022): 1-11.

Larouzee, J., ve Le Coze, J. C. (2020). Good and Bad Reasons: The Swiss Cheese Model and Its Critics. *Safety Science*, 126(2020): 1-11.

Lee, R. S. T. (2024). *Natural Language Processing: A Textbook with Python Implementation*. Singapore: Springer Nature.

Lema, E., Papaioannou, D., ve Vlachos, G. P. (2014). Investigation of Coinciding Shipping Accident Factors with the Use of Partitional Clustering Methods. *ACM International Conference Proceeding Series*, 2014, 2014.

Lewis, M., Liu, Y., Goyal, N., Ghazvininejad, M., Mohamed, A., Levy, O., Stoyanov, V., ve Zettlemoyer, L. (2019). BART: Denoising Sequence-to-Sequence Pre-training for Natural Language Generation, Translation, and Comprehension. *Proceedings of the Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 7871-7880.

Li, W. C., Harris, D., ve Yu, C. S. (2008). Routes to failure: Analysis of 41 Civil Aviation Accidents from the Republic of China Using the Human Factors Analysis and Classification System. *Accident Analysis ve Prevention*, 40(2): 426-434.

Li, Z., Zhang, X., Zhang, Y., Long, D., Xie, P., Zhang, M., ve Group, A. (2023). *Towards General Text Embeddings with Multi-stage Contrastive Learning*. <https://arxiv.org/abs/2308.03281v1>, (23.11.2022).

Liu, P., Zhang, R., Yin, Z., ve Li, Z. (2021). HUMAN ERRORS AND HUMAN RELIABILITY. *Handbook of Human Factors and Ergonomics* (ss. 514-572). New Jersey: WILEY.

Liu, Z., ve Sun, M. (2023). *Representation Learning for Natural Language Processing*. Singapore: Springer.

Lopez-Martinez, R. E., ve Sierra, G. (2020). Research Trends in the International Literature on Natural Language Processing, 2000-2019 — A Bibliometric Study. *Journal of Scientometric Research*, 9(3): 310-318.

Luxhoj, J. T., ve Maurino, M. (2001). An Aviation System Risk Model (ASRM) Case Study: Air Ontario 1363. *The Rutgers Scholar*, 3(2001): 1-10.

Ma, L., Ma, X., Lan, H., Liu, Y., ve Deng, W. (2022). A Data-Driven Method for Modeling Human Factors in Maritime Accidents by Integrating DEMATEL and FCM based on HFACS: A Case of Ship Collisions. *Ocean Engineering*, 266(2022): 1-13.

Ma, L., Ma, X., Wang, T., Chen, L., ve Lan, H. (2024). On the Development and Measurement of Human Factors Complex Network for Maritime Accidents: A Case of Ship Groundings. *Ocean ve Coastal Management*, 248(2024): 1-10.

Ma, X. F. ;, Shi, G. Y. ;, Liu, Z. J., Fei Ma, X., Shi, G. Y., ve Liu, Z. J. (2023). Unraveling the Usage Characteristics of Human Element, Human Factor, and Human Error in Maritime Safety. *Applied Sciences*, 13(5): 2580-2606.

Ma, Y., Liu, Q., ve Yang, L. (2022). Influence of Seafarers' Cognitive Errors on Ship Accidents : A Cognitive Error Mining Model Based on Ida and Tracer. *Social Science Research Center*, 1(1): 1-49.

Ma, Y., Liu, Q., ve Yang, L. (2023). Analysis Of Human Factors Affecting Seafarers' Cognitive Load on Maritime Safety. *7th IEEE International Conference on Transportation Information and Safety, ICTIS 2023*, 1889-1898.

Macrae, C. (2009). Human Factors at Sea: Common Patterns of Error in Groundings and Collisions. *Maritime Policy and Management*, 36(1): 21-38.

MAIB. (2023). *Marine Accident Investigation Branch*. <https://www.gov.uk/government/organisations/marine-accident-investigation-branch/about>, (07.04.2022).

McInnes, L., Healy, J., ve Astels, S. (2017). hdbscan: Hierarchical Density based Clustering. *Journal of Open Source Software*, 2(11): 1-2.

McInnes, L., Healy, J., ve Melville, J. (2018). *UMAP: Uniform Manifold Approximation and Projection for Dimension Reduction*. <https://arxiv.org/abs/1802.03426v3>, (12.10.2022).

Millar, I. C. (1980). The Need for a Structured Policy Towards Reducing Human-Factor Errors in Marine Accidents. *Maritime Policy and Management*, 7(1), 9-15.

Moura, R., Beer, M., Patelli, E., Lewis, J., ve Knoll, F. (2016). Learning from Major Accidents to Improve System Design. *Safety Science*, 84(1): 37-45.

MSC. (2008). *MSC-MEPC.3/Circ.3 Casualty-Related Matters Reports on Marine Casualties and Incidents*. IMO. Resolution.

Muennighoff, N., Tazi, N., Magne, L., ve Reimers, N. (2022). MTEB: Massive Text Embedding Benchmark. *EACL 2023 - 17th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics, Proceedings of the Conference*, 2006-2029.

Nakamura, M., Miwa, T., ve Uchida, M. (2016). Relationship between Characteristics Of Human Factors based on Marine Accident Analysis. *IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, 2016, 886-891.

Norman, D. A. (1981). Categorization of Action Slips. *Psychological Review*, 88(1): 1-15.

Nurduhan, M. ve Kuleyin, B. (2023). Deniz Kazalarındaki İnsan Hatalarına İlişkin Araştırma Eğilimlerinin Belirlenmesi: Konu Modelleme Analizi. *Denizcilikte Disiplinler Arası Çalışmalar* (ss. 79-91). Ankara: Nobel Bilimsel Eserler.

Nurduhan, M., ve Kuleyin, B. (2024). Cluster-based Visualization of Human Element Interactions in Marine Accidents. *Ocean Engineering*, 298(1):1-14

Özdemir, Ü., ve Güneröğlu, A. (2015). Strategic Approach Model for Investigating the Cause of Maritime Accidents. *Promet - Traffic and Transportation*, 27(2): 113-123.

Paglioni, V. P., ve Groth, K. M. (2023). Dependency Idioms for Quantitative Human Reliability Analysis. *Nuclear Science and Engineering*, 1(1): 1-24.

Panagiotidis, P., Giannakis, K., Angelopoulos, N., ve Liapis, A. (2021). Shipping Accidents Dataset: Data-driven Directions for Assessing Accident's Impact and Improving Safety Onboard. *Data*, 6(12): 129.

Paolo, F., Gianfranco, F., Luca, F., Marco, M., Andrea, M., Francesco, M., Vittorio, P., Mattia, P., ve Patrizia, S. (2021). Investigating the Role of the Human Element in Maritime Accidents using Semi-Supervised Hierarchical Methods. *Transportation Research Procedia*, 52(1): 252-259.

Pedregosa, F., Varoquax, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., ve Duchesnay, E. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python. *The Journal of Machine Learning Research*, 12(1): 2825-2830.

Pillai, A. S., ve Tedesco, R. (2024). Introduction to Machine Learning, Deep Learning, and Natural Language Processing *Machine Learning and Deep Learning in Natural Language Processing* (ss. 3-13). Boca Raton: CRC Press.

Ramsay, A., ve Ahmad, T. (2023). *Machine Learning for Emotion Analysis in Python*. Birmingham: Packt Publishing Ltd.

Rasmussen, J. (1982). Human Errors: A Taxonomy for Describing Human Malfunction in Industrial Installations. *Journal of Occupational Accidents*, 4(2-4): 311-333.

Rasmussen, J. (1983). Skills, rules, and knowledge; signals, signs, and symbols, and other distinctions in human performance models. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, SMC-13(3): 257-266.

Rasmussen, J. (1997). Risk Management in a Dynamic Society: A Modelling Problem. *Safety Science*, 27(2): 183-213.

Rausand, M., ve Haugen, S. (2020). *Risk assessment: Theory, Methods, and Applications*: (Second Edition). Boca Raton: John Wiley ve Sons.

Reason, J. (1990). *Human Error*. Cambridge: Cambridge University Press.

Reason, J. (1993). The Identification of Latent Organizational Failures in Complex Systems. *Verification and Validation of Complex Systems: Human Factors Issues*, 223-237.

Reason, J. (2000). Human error: Models and Management. *British Medical Journal*, 320(7237): 768-770.

Reshamwala, A., Mishra, D., ve Pawar, P. (2013). Review on Natural Language Processing. *IRACST Engineering Science and Technology: An International Journal (ESTIJ)*, 1(1): 113-116.

Schröder-Hinrichs, J. U., Baldauf, M., ve Ghirxi, K. T. (2011). Accident Investigation Reporting Deficiencies Related to Organizational Factors in Machinery Space Fires and Explosions. *Accident Analysis and Prevention*, 43(3): 1187-1196.

Sethia, K., Saxena, M., Goyal, M., ve Yadav, R. K. (2022). Framework for Topic Modeling using BERT, LDA and K-Means. *2nd International Conference on Advance Computing and Innovative Technologies in Engineering (ICACITE)*, 2204-2208.

Setiawan, Y., Gunawan, D., ve Efendi, R. (2022). Feature Extraction TF-IDF to Perform Cyberbullying Text Classification: A Literature Review and Future Research Direction. *2022 International Conference on Information Technology Systems and Innovation (ICITSI)*, 283-288.

Seyfzadehdarabad, F., Sadeghi-Firoozabadi, V., Shokri, O., Bagheri, M., ve Sadeghi Firoozabadi, A. (2023). Cognitive Correlates of Maritime Pilots' Human Errors. *Safety Science*, 165(2023): 1-8.

Shappell, S. A., ve Wiegmann, D. A. (2000). *The Human Factors Analysis and Classification System - HFACS*. Federal Aviation Administration. Technical Report.

Shappell, S., Detwiler, C., Holcomb, K., Hackworth, C., Boquet, A., ve Wiegmann, D. A. (2007). Human Error and Commercial Aviation Accidents: An Analysis Using the Human Factors Analysis and Classification System. *Human Factors*, 49(2): 227-242.

Shi, X., Xu, D., Zhuang, H., ve Liu, C. (2022). How Unsafe Acts Occur: An Automatic Text Mining Study. *Maritime Policy and Management*, 49(6): 820-830.

Shi, X., Zhuang, H., ve Xu, D. (2021). Structured Survey of Human Factor-Related Maritime Accident Research. *Ocean Engineering*, 237(2021): 1-10.

Shivahare, B. D., Singh, A. K., Uppal, N., Rizwan, A., Vaathsav, V. S., ve Suman, S. (2022). Survey Paper: Study of Natural Language Processing and its Recent Applications. *Proceedings - 2022 2nd International Conference on Innovative Sustainable Computational Technologies, CISCT 2022*.

Shmueli, G., Bruce, P. C., Deokar, A. V., ve Patel, N. R. (2023). *Machine Learning for Business Analytics: Concepts, Techniques and Application in RapidMiner*. New Jersey: WILEY.

Singh, J. (2023). *Natural Language Processing in the Real World: Text Processing, Analytics and Classification*. Boca Raton: CRC Press.

Spurgin, A. J. (2010). *Human Reliability Assessment Theory and Practice*. Boca Raton: Routledge.

Storch, R., ve Wenk, E. (1980). Vessel traffic safety in puget sound. *Oceans Conference Record (IEEE)*, 181-186.

Sultan Alalawi, S. J., Mohd Shahrane, I. N., ve Mohd Jamil, J. (2023). Clustering Student Performance Data Using K-Means Algorithms. *Journal of Computational Innovation and Analytics (JCIA)*, 2(1): 41-55.

Swain, A. D., ve Guttman, H. E. (1983). *Handbook of human-reliability analysis with emphasis on nuclear power plant applications. Final report.* http://inis.iaea.org/Search/search.aspx?orig_q=RN:15006016, (14.07.2022).

Tarshizi, E., Buche, M. W., Inti, B., ve Chappidi, R. (2018). Text Mining Analysis of U.S. Department of Labor's MSHA Fatal Accident Reports for Coal Mining. *Mining Engineering*, 70(4): 43-48.

Uğurlu, Ö., Köse, E., Yıldırım, U., ve Yüksekşildiz, E. (2015). Marine Accident Analysis for Collision and Grounding in Oil Tanker using FTA Method. *Maritime Policy and Management*, 42(2): 163-185.

Uğurlu, Ö., Yıldız, S., Loughney, S., ve Wang, J. (2018). Modified human factor analysis and classification system for passenger vessel accidents (HFACS-PV). *Ocean Engineering*, 161(2018): 47-61.

Ung, S. T. (2015). A Weighted CREAM Model for Maritime Human Reliability Analysis. *Safety Science*, 72: 144-152.

Ung, S. T., Williams, V., Chen, H. S., Bonsall, S., ve Wang, J. (2006). Human Error Assessment and Management in Port Operations using Fuzzy AHP. *Marine Technology Society Journal*, 40(1): 73-86.

Vajjala, S., Majumder, B., Gupta, A., ve Surana, H. (2020). *Practical Natural Language Processing: A Comprehensive Guide to Building Real-World NLP Systems.* California: O'Reilly.

Vasquez, X. (2024). *Machine Learning Theory and Applications: Hands-on Use Cases with Python on Classical and Quantum Machines.* New Jersey: WILEY.

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., ve Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017: 5999-6009.

Wang, H., Liu, Z., Wang, X., Graham, T., ve Wang, J. (2021). An analysis of factors affecting the severity of marine accidents. *Reliability Engineering ve System Safety*, 210(2021): 1-12.

Wang, Y. F., Roohi, S. F., Hu, X. M., ve Xie, M. (2010). A New Methodology to Integrate Human Factors Analysis and Classification System with Bayesian Network. *IEEM2010 - IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, 1776-1780.

Whittingham, R. B. (2004). *The Blame Machine: Why Human Error Causes Accidents* (First Edition). Burlington: Elsevier Butterworth-Heinemann.

Wiegmann, D. A., ve Shappell, S. A. (2001). Human error analysis of commercial aviation accidents: Application of the human factors analysis and classification system (HFACS). *Aviation, Space and Environmental Medicine*, 72(11), 1006-1016.

Williams, T. P., ve Betak, J. F. (2016). Identifying Themes in Railroad Equipment Accidents Using Text Mining and Text Visualization. *International Conference on Transportation and Development 2016: Projects and Practices for Prosperity - Proceedings of the 2016 International Conference on Transportation and Development*, 531-537.

Woods, D. D., Dekker, S., Cook, R., Johannesen, L. ve Sarter, N. (2010). *Behind Human Error*. Ashgate Publishing.

Wróbel, K. (2021). Searching for the Origins of the Myth: 80% Human Error Impact on Maritime Safety. *Reliability Engineering ve System Safety*, 216(2021): 1-12.

Wu, B., Yan, X., Wang, Y., ve Soares, C. G. (2017). An Evidential Reasoning-Based CREAM to Human Reliability Analysis in Maritime Accident Process. *Risk Analysis*, 37(10): 1936-1957.

Xi, Y. T., Chen, W. J., Fang, Q. G., ve Hu, S. P. (2010). HFACS Model based Data Mining of Human Factors-A Marine Study. *IEEM2010 - IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, 1499-1504.

Xi, Y. T., Fang, Q. G., Chen, W. J., ve Hu, S. P. (2009). Case-based HFACS for Collecting, Classifying and Analyzing Human Errors in Marine Accidents. *IEEM 2009 - IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, 2148-2153.

Xi, Y. T., ve Guo, C. (2011). A Method for Marine Human Error Probability Estimate: APJE-SLIM. *Applied Mechanics and Materials*, 97(1): 825-830.

Yan, K., Wang, Y., Jia, L., Wang, W., Liu, S., ve Geng, Y. (2023). A content-aware corpus-based model for analysis of marine accidents. *Accident Analysis and Prevention*, 184(2023): 1-19.

Yang, C., ve Huang, C. (2023). Natural Language Processing (NLP) in Aviation Safety: Systematic Review of Research and Outlook into the Future. *Aerospace*, 10(7): 1-20.

Yıldırım, S., ve Asgari-Chenaghlu, M. (2021). *Mastering Transformers*. Birmingham: Packt Publishing.

Yıldırım, U., Başar, E., ve Uğurlu, Ö. (2019). Assessment of Collisions and Grounding Accidents with Human Factors Analysis and Classification System (HFACS) and Statistical Methods. *Safety Science*, 119(2019): 412-425.

Yoshimura, K., Nishizaki, C., Mitomo, N., Kimura, A., Murata, S., ve Takemoto, T. (2013). Questionnaire Survey for Adapting Common Performance Conditions to Marine Accidents. *Proceedings - 2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, SMC 2013*, 3339-3343.

Youn, I. H., Park, D. J., ve Yim, J. Bin. (2019). Analysis of Lookout Activity in a Simulated Environment to Investigate Maritime Accidents Caused by Human Error. *Applied Sciences (Switzerland)*, 9(1): 1-10.

Youn, I.-H., ve Kim, S.-C. (2019). Preventive Maintenance Topic Models for LNG Containment Systems of LNG Marine Carriers Using Dock Specifications. *Applied Sciences*, 9(6): 1-13.

Zhang, F., Fleyeh, H., Wang, X., ve Lu, M. (2019). Construction Site Accident Analysis Using Text Mining and Natural Language Processing Techniques. *Automation in Construction*, 99, 238-248.

Zhou, Y., Wright, J., ve Maskell, S. (2019). A Generic Anomaly Detection Approach Applied to Mixture-of-Unigrams and Maritime Surveillance Data. İçinde IEEE (Ed.), *Sensor Data Fusion: Trends, Solutions, Applications* (ss. 1-6).

Žižka, J., Darena, F., ve Svoboda, A. (2020). *Text Mining with Machine Learning: Principles and Techniques*. Boca Raton: CRC Press.



EKLER

Ek 1:Deniz Kazalarındaki İnsan Hatalarını Ele Alan Çalışmaların Özeti

YAZAR(LAR)	BAŞLIK	AMAÇ	VERİ TÜRÜ	KAZA TÜRÜ	ANALİZ TÜRÜ
Storch, R., Wenk, E. (1980)	Vessel Traffic Safety İn Puget Sound	To produce recommended elements of a marine transportation management scheme.	Kaza Raporları	1974-1979 Yılları Arasında Puget Sound'da Gerçekleşen Deniz Kazaları	İstatistiksel Analiz
Harrald, J.R. vd. (1998)	Using System Simulation To Model The Impact Of Human Error İn A Maritime System	İnsan kaynaklı deniz kazalarının modellenmesi.	Kaza Raporları	Prince William Sound'da Meydana Gelen Kazalar	Simülasyon
C. W. Johnson (2004)	The Team-Based Operation Of Safety Critical Programmable Systems İn US Commercial Aviation	Mürettebatın etkileşimini içeren kazaları analiz etmek.	Olay Raporları	2001-2003 Yılları Arasında Gerçekleşen Deniz ve Hava Kazaları	Doküman Analizi

	And The UK Maritime Industries				
S. T. Ung vd. (2006)	Human Error Assessment And Management In Port Operations Using Fuzzy AHP	İnsan hatalarını değerlendirmek amacıyla bir model önerisi sunmak.	Mülakat		Bulanık AHP
C. W. Johnson, Holloway, C.M. (2007)	A Longitudinal Analysis Of The Causal Factors In Major Maritime Accidents In The USA And Canada (1996-2006)	Deniz kazalarına neden olan faktörlerin frekanslarını karşılaştırarak değerlendirmek.	Kaza Raporları	182 Deniz Kazası	İstatistiksel Analiz
I. C. Gemelos, Ventikos, N.P. (2008)	Safety In Greek Coastal Shipping: The Role And Risk Of Human Factor Revisited	Deniz taşımacılığında insan hataları ve diğer önemli unsurlar arasındaki ilişkiyi ele almak.	Kaza Raporları	74 Yunanistan Bayraklı Gemi Kazası	İstatistiksel Analiz
A. M. Goulielmos vd. (2009)	The Accident Of Passenger - Car Vessel Itsamina Express/IT (2000), When 80	82 kişinin yaşamını yitirdiği MV Samina kazasını kapsamlı bir biçimde değerlendirmek.	Kaza Raporları	MV Samina Express Kazası	Olay Analizi

	Persons Died: An Analysis By The Principles Of Nonlinear Management				
C. Macrae (2009)	Human Factors At Sea: Common Patterns Of Error İn Groundings And Collisions	Çatma ve karaya oturma kazalarındaki insan hatalarını tanımlamak ve haritasını çıkarmak.	Kaza Raporları	30 Çatışma ve Karaya Oturma Kazası	CREAM, MAIT
M. Grabowski vd.(2009)	Human And Organizational Error Data Challenges İn Complex, Large-Scale Systems	Kompleks sistemlerdeki değişikliklerin ölçümündeki güçlükleri tanımlamak.	Kaza Raporları	Puget Sound'da Meydana Gelen Kazalar	Olay Analizi
B. Zheng vd. (2009)	Human Factor Analysis On Marine Accidents Based On Attribute Reduction	İnsan hatalarını azaltmak için hatalara neden olan ana sebepleri tanımlamak.	Kaza Raporları	100 Çatışma Kazası	Rough Set Theory
Y. T. Xi vd. (2009)	Case-Based HFACS For Collecting, Classifying And Analyzing Human	Deniz kazalarındaki insan hatalarını sınıflandırmak amacıyla olay bazlı HFACS modeli oluşturmak.	Kaza Raporları	866 Deniz Kazası	Doküman Analizi

	Errors In Marine Accidents				
Y. T. Xi vd. (2010)	HFACS Model Based Data Mining Of Human Factors: A Marine Study	Deniz kazalarını insan hatalarını içermesi açısından analiz etmek.	Kaza Raporları	886 Deniz Kazası	Veri Madenciliği
Y. F. Wang vd. (2010)	A New Methodology To Integrate Human Factors Analysis And Classification System With Bayesian Network	Deniz kazalarındaki insan ve örgütsel faktörlerin oranlarını değerlendirmek.	Kaza Raporları	Saetta ve Conger Çatışması	Bayes Ağları, Fuzzy-AHP, HFACS
J. U. Schröder-Hinrichs vd. (2011)	Accident Investigation Reporting Deficiencies Related To Organizational Factors In Machinery Space Fires And Explosions	Deniz kazalarındaki örgütsel faktörleri tanımlamak.	Kaza Raporları	41 Makine Dairesi Kazası	İstatistiksel Analiz
C. Chauvin (2011)	Human Factors And Maritime Safety	Deniz kazalarındaki insan hatalarının önemini açıklamak.	Kaza Raporları	1 Çatışma Kazası	Doküman Analizi

Y. T. Xi, Guo, C. (2011)	A Method For Marine Human Error Probability Estimate: APJE-SLIM	İnsan hatalarını tespit etmek ve sınıflandırmak	Uzman Görüşü		AHP, SLIM, APJE
T. Dai, Wang H. (2011)	The Human Factor Analysis Of Marine Accidents Based On Goal Structure Notion	İnsan hatalarının alt başlıklarını ve deniz kazalarını analiz etmek.	-	-	Goal Structure Notion
H. Wang, Dai, T. (2012)	Causing Mechanism Analysis Of Human Factors İn The Marine Safety Management Based On The Entropy	İnsan faktörlerinin mekanizmasını entropi ile analiz etmek ve deniz emniyet yönetimi sistemini analiz etmek.	-	-	Entropi
J. U. Schröder-Hinrichs vd. (2012)	From Titanic To Costa Concordia - A Century Of Lessons Not Learned	Costa Concordia ve Titanik kazalarına neden olan insan ve örgüt faktörlerini analiz etmek.	Kaza Raporları	Costa Concordia ve Titanic Kazaları	Doküman Analizi
M. Hanninen, Kujala, P. (2012)	Influences Of Variables On Ship Collision Probability İn A Bayesian Belief Network Model	Çatışma kazalarına neden olan en önemli unsurları tespit etmek ve oluşturulan Bayes ağını geçerliliğini sağlamak.	Uzman Görüşü	Finlandiyalı Zabitler	İstatistiksel Analiz

M. Goulielmos vd. (2012)	The Quest Of Marine Accidents Due To Human Error, 1998-2011	Deniz kazaları ve insan hataları arasındaki ilişkiyi tespit etmek.	Kaza Raporları	-	İstatistiksel Analiz
K. Yoshimura vd. (2012)	A Method For Quamtifying The Risks Of Human Error From Experiments With The Ship Bridge Simulator	Vardiya zabitlerinin neden olduğu deniz kazalarını incelemek.	Kaza Raporları, Gözlem	6860 Deniz Kazası	Gözlem
C. Nishizaki vd. (2012)	Process Of Judgment Error On Collision Risk By Modelling Judgment Patterns Of Officers	Deniz kazalarındaki insan hatalarını ve emniyet önlemlerini incelemek ve emniyet önlemlerinin etkinliğini değerlendirmek.	Gözlem, Mülakat	16 Güverte Zabit	Gözlem
S. T. Chen, Chou, Y.-H. (2012)	Examining Human Factors For Marine Casualties Using HFACS-Maritime Accidents (HFACS-MA)	Deniz kazaları için daha kapsamlı ve uygun bir sınıflandırma sistemi (HFACS-MA) geliştirmek.	Kaza Raporları	-	Doküman Analizi

B. Corovic, Djurović, P. (2013)	Research Of Marine Accidents Through The Prism Of Human Factors	Deniz kazalarındaki insan hatalarını analiz etmek ve bir sonraki yıl gerçekleşebilecek kazaları tahmin etmek.	Kaza Raporları	2007-2013 Yılları Arasında Gerçekleşen Kazalar	Regresyon
J. -U. Schröder- Hinrichs vd. (2013)	Maritime Human Factors And IMO Policy	IMO'nun insan hatalarındaki önceliklerini ve karar alma süreçlerini değerlendirmek.	Makaleler	-	Doküman Analiz
C. Chauvin vd. (2013)	Human And Organisational Factors In Maritime Accidents: Analysis Of Collisions At Sea Using The HFACS	Çatışma kazalarındaki insan hatalarını HFACS sistemine göre analiz etmek.	Kaza Raporları	27 Çatışma Kazası	İstatistiksel Analiz
K. Yoshimura vd. (2013)	Questionnaire Survey For Adapting Common Performance Conditions To Marine Accidents	CREAM modelini deniz kazalarına uyarlamak.	Anket	57 Gemi İnsanı	İstatistiksel Analiz
N. Mitomo vd. (2014)	Development Of A Method For Marine	Deniz kazalarındaki insan hatalarını tespit etmek amacıyla analitik bir yaklaşım önermek.	Gözlem	16 Güverte Zabiti	Gözlem

	Accident Analysis With Concepts Of PRA				
E. Akyuz, Celik, M. (2014)	Utilisation Of Cognitive Map Modelling Human Error İn Marine Accident Analysis And Prevention	Deniz kazalarındaki insan hatalarını analiz etmek.	Kaza Raporları	1 Denize Adam Düşme Kazası	İstatistiksel Analiz
B. -M. Batalden, Sydnes, A.K. (2014)	Maritime Safety And ISM Code: A Study Of Investigated Casualties And Incidents	Deniz kazalarına neden olan unsurları analiz etmek.	Kaza Raporları	85 Deniz Kazası	Tanımlayıcı Analiz
A. D. Lestari, Jaswar Kader, A.S.A. (2014)	Contribution Of Human Factors To Shipping Safety	Gemi emniyeti ve insan faktörleri arasındaki ilişkiyi analiz etmek.	Anket	86 Yolcu Gemisi Mürettebatı	İstatistiksel Analiz
Akhtar, M.J., Utne, I.B. (2014)	Human Fatigue's Effect On The Risk Of Maritime Groundings - A Bayesian Network Modelling Approach	Deniz kazalarındaki riskleri modellemek amacıyla Bayes ağı oluşturmak.	Kaza Raporları	93 Deniz Kazası	Bayes Ağları

E. Lema vd. (2014)	Investigation Of Coinciding Shipping Accident Factors With The Use Of Partitional Clustering Methods	Deniz kazalarında birlikte meydana gelen faktörleri tespit etmek.	Kaza Raporları	355 Deniz Kazası	Doküman Analizi, Kümeleme
U. Ozdemir, Güneroğlu, A. (2015)	Strategic Approach Model For Investigating The Cause Of Maritime Accidents	Deniz kazalarında insan hatalarının nasıl meydana geldiğini araştırmak.	Mülakat	6 Uzman	DEMATEL, ANP
O. Ugurlu vd. (2015)	Marine Accident Analysis For Collision And Grounding In Oil Tanker Using FTA Method	Çatışma ve karaya oturma kazalarının nedenleri ve etkilerini analiz etmek.	Kaza Raporları	202 Çatışma ve Karaya Oturma Kazası	FTA
S. Erol, Başar E. (2015)	The Analysis Of Ship Accident Occured In Turkish Search And Rescue Area By Using Decision Tree	Türk Arama ve Kurtarma Alanlarında meydana gelen deniz kazalarının nedenlerini analiz etmek.	Kaza Raporları	1247 Deniz Kazası	Karar Ağacı

A. Mazaheri vd. (2015)	Usability Of Accident And Incident Reports For Evidence-Based Risk Modelling - A Case Study On Ship Grounding Reports	Risk modellemesi için kaza ve olay raporlarındaki ilişkileri bulmak.	Kaza Raporları	275 Karaya Oturma Kazası ve Ramak Kala Olayı	HFACS
E. Akyuz (2015)	A Hybrid Accident Analysis Method To Assess Potential Navigational Contingencies: The Case Of Ship Grounding	Deniz emniyetini arttırmak amacıyla karaya oturma kazalarındaki olası seyir risklerini analiz etmek.	Kaza Raporları, Mülakat	1 Karaya Oturma Kazası	Accimap, ANP
A. Hashimoto vd. (2015)	A Study Application To Marine Accident Of Human Reliability Analysis Method	Deniz kazalarına neden olan en önemli insan hatalarını tespit etmek.	Kaza Raporları	Simülasyon	THERP, ETA
T. C. Stratmann, Boll, S. (2016)	Demon Hunt - The Role Of Endley's Demons Of Situation Awareness İn Maritime Accidents	İnsan hatalarının en önemli nedeni olan durumsal farkındalığın nedenlerini analiz etmek.	Kaza Raporları	535 Deniz Kazası	Metin Madenciliği

M. Nakamura vd. (2016)	Relationship Between Characteristics Of Human Factors Based On Marine Accident Analysis	Deniz makine operasyonları sırasında meydana gelen insan hatalarını analiz etmek ve hataları engelleyecek önlemleri araştırmak.	Kaza Raporları	298 Deniz Kazası	Kovaryans Yapısal Analizi, Sistem Dinamikleri
Y. Kunieda vd. (2016)	Education And Training On Causal Factors Of Marine Collisions	İnsan hatalarını sınıflandırmak.	Kaza Raporları	130 Çatışma Kazası	Doküman Analizi
Ö. Uğurlu vd. (2016)	The Analysis Of Life Safety And Economic Loss İn Marine Accidents Occurring İn The Turkish Straits	Türk Boğazlarında meydana gelen deniz kazalarının türlerini, nedenlerini ve sonuçlarını analiz etmek.	Kaza Raporları	850 Şiddetli Kaza	AHP
A. Graziano vd. (2016)	Classification Of Human Errors İn Grounding And Collision Accidents Using The Tracer Taxonomy	Deniz emniyetini arttırmak amacıyla insan hatalarını tespit etmek.	Kaza Raporları	52 Karaya Oturma ve Çatışma Kazası	TRACER
E. Akyuz (2017)	A Marine Accident Analysing Model To	Deniz kazalarındaki olası emniyet risklerini değerlendirmek.	Kaza Raporları	1 LPG Tankeri Kazası	HFACS, ANP, Mülakat

	Evaluate Potential Operational Causes In Cargo Ships				
T. Kececi, Arslan, O. (2017)	SHARE Technique: A Novel Approach To Root Cause Analysis Of Ship Accidents	Emniyet risklerini azaltmak amacıyla deniz kazalarının kök nedenlerini analiz etmek için yeni bir araç geliştirmek.	Kaza Raporları	MAIB, ATSB	FAHP, SWOT, Anket
S. Fan vd. (2017)	A Review On Human Factors In Maritime Transportation Using Seafarers' Physiological Data	Farklı mental durumdaki mürettebatın nörofizyolojik özelliklerini analiz etmek ve insan faktörlerini özetlemek.	Makaleler	-	Derleme
B. Wu vd. (2017)	An Evidential Reasoning-Based CREAM To Human Reliability Analysis In Maritime Accident Process	Kanıtsal akıl yürütme yaklaşımı ve CREAM modeli kullanılarak deniz kazalarındaki insan hatası olasılıklarını tahmin etmek.	Literatür	İnsan Güvenirlik Analizi Yöntemi	CREAM
D. Miskovic vd. (2018)	Impact Of Technology On Safety As Viewed By Ship Operators	İnsan makine etkileşimi ve bu etkileşimin ihlaline neden olan unsurları analiz etmek.	Anket	55 Güverte Zabiti	İstatistiksel Analiz

S.-T. Ung (2018)	Human Error Assessment Of Oil Tanker Grounding	İnsan hatalarının petrol tankerlerinin karaya oturmasına neden olma durumlarını kantitatif bir biçimde analiz etmek.	Mülakat, Kaza Raporları	72 Petrol Tankeri Kazası	FTA, CREAM, Bayes Çıkarsama
Ö. Uğurlu vd. (2018)	Modified Human Factor Analysis And Classification System For Passenger Vessel Accidents (HFACS-PV)	HFACS sistemini yolcu gemilerine uyarlamak.	Kaza Raporları	Yolcu Gemilerinde Gerçekleşen 70 Çatışma ve Çatma Kazası	Sınıflandırma
R. Islam vd. (2018)	Human Error Assessment During Maintenance Operations Of Marine Systems - What Are The Effective Environmental Factors?	Gemideki insan performansı konusundaki kantitatif data ve bilgi açığını kapatmak.	Anket	235 Gemi İnsanı	İstatistiksel Analiz
I.-H. Youn vd. (2018)	Analysis Of Lookout Activity İn A Simulated Environment To Investigate Maritime	Simülasyon ortamında seyir davranışlarını sınıflandırmak amacıyla bir model geliştirmek.	Sensör	24 Stajyer	Makine Öğrenmesi

	Accidents Caused By Human Error				
Y. Liu vd. (2018)	EEG-Based Cadets Training And Performance Assessment System İn Maritime Virtual Simulator	Gemideki stajyerlerin performansını ve mental durumlarını EEG ile analiz etmek.	Sensör	18 Stajyer	Makine Öğrenmesi