



**BEYAZ YAKALI ÇALIŞANLARIN PSİKOSOSYAL ORTAMLARININ
İYİLEŞTİRİLMESİNDE DUYGU ANALİZİ MODELLERİNİN
KULLANIMI ÜZERİNE BİR ÇALIŞMA**

Kasımcan GÜNDÜZ

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

OCAK 2025

ETİK BEYAN

Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,

bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

Kasımcan GÜNDÜZ

30/01/2025

BEYAZ YAKALI ÇALIŞANLARIN PSİKOSOSYAL ORTAMLARININ
İYİLEŞTİRİLMESİNDE DUYGU ANALİZİ MODELLERİNİN KULLANIMI ÜZERİNE

BİR ÇALIŞMA
(Yüksek Lisans Tezi)

Kasımcan GÜNDÜZ

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Ocak 2025

ÖZET

Ergonomi ve insan faktörleri mühendisliği, iş yeri tasarımı ve süreç iyileştirmede fiziksel ve psikolojik ihtiyaçları merkeze alan yaklaşımlarla modern organizasyonlarda giderek daha fazla önem kazanmaktadır. Psikososyal ortamların iyileştirilmesinde, çalışanların duygusal ve sosyal ihtiyaçlarının anlaşılması ve bu ihtiyaçlara yönelik çözümler geliştirilmesi kritik bir rol oynamaktadır. Gerek performansa bağlı iş veriminin artırılması gerekse motivasyona bağlı iş tatmini programları ile çalışan tutundurma faaliyetlerinde psikososyal iş çevresinin etkisi var olan çalışmalar ile ispatlanarak ergonomi literatüründe kendine yer edinmiştir. Literatürde bu yöntemlerin çoğunlukla maddi ve fiziksel değişikliklere odaklandığı gözlemlenmektedir. 2021'de başlayan ve "Büyük İstifa" olarak bilinen küresel trend, iş gücü piyasasında değişimlere yol açarak çalışan tutundurma ve motivasyon konularında yeni stratejiler gerektirmiştir. Bu çalışmada, maddi teşviklere daha az duyarlı olan beyaz yakalı çalışanların duygu durumlarının izlenmesi amacıyla dil modelleri temelli duygu analizi araştırması önerilmektedir. Çalışma, beyaz yakalı çalışanların duygusal refahını artırmaya yönelik bilimsel ve uygulamalı bir çerçeve sunmakta olup ek olarak üç ana ve 16 alt kriter çerçevesinde dil modellerinin etkinliğine dair performans analizi gerçekleştirmiştir. Objektif ve subjektif değerlendirme yapılabilmesi için iki farklı ağırlıklandırma yöntemi kullanılmış olup literatürde sıkça kullanılan VIKOR ve PROMETHEE yöntemleri ile modeller etkinliklerine göre sıralanmıştır. Bu bağlamda, dönüştürücü mimarisi tabanlı yedi farklı ince ayarlı dil modeli kullanılarak, bu modellerin; literatürdeki gibi yalnızca doğruluk oranları değil, dil anlama kapasiteleri, işlem maliyetleri ve performans metrikleri gibi yeni metrikler de karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar, çalışan bağlılığını artırmak ve iş yerindeki duygusal iklimi iyileştirmek için veri odaklı yaklaşımların ergonomik potansiyelini göstermektedir.

Bilim Kodu : 90603

Anahtar Kelimeler : Ergonomi ve insan faktörleri yönetimi, duygu analizi, çok kriterli karar verme, büyük dil modelleri

Sayfa Adedi : 94

Danışman : Doç. Dr. Burcu YILMAZ KAYA

A STUDY ON THE USE OF EMOTION ANALYSIS MODELS IN IMPROVING THE
PSYCHOSOCIAL ENVIRONMENT OF WHITE COLLAR EMPLOYEES

(M. Sc. Thesis)

Kasımcı GÜNDÜZ

GAZİ UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

January 2025

ABSTRACT

Ergonomics and human factors engineering have become increasingly important in modern organizations with approaches focused on addressing physical and psychological needs in workplace design and process improvement. In enhancing psychosocial environments, understanding employees' emotional and social needs and developing solutions tailored to these requirements play a critical role. The effect of the psychosocial work environment on both performance-based work efficiency and motivation-based job satisfaction programs and employee retention activities has been proven by existing studies and gained a place in the ergonomics literature. However, literature reveals that these methods predominantly focus on financial and physical changes. The global trend known as the "Great Resignation," which began in 2021, has caused significant changes in labor market, necessitating new strategies for employee retention and motivation. In this study, a language model-based sentiment analysis research was proposed to monitor the emotional states of white-collar employees, who are perceived to be less sensitive to financial incentives. The study presents a scientific and practical framework aimed at improving the emotional well-being of white-collar employees and conducts a performance analysis of language models based on three main- and 16 sub-criteria. Two different weighting methods were employed to enable both objective and subjective evaluations, and models were ranked using the widely recognized VIKOR and PROMETHEE methods. In this context, seven different fine-tuned language models based on transformer architecture were utilized, and not only their accuracy rates as in the existing literature, but also new metrics such as language understanding capacities, computational costs and performance metrics were contemplated. Study findings demonstrate the potential of data-driven approaches and ergonomics-based strategies to enhance employee engagement and improve the emotional climate in the workplace.

Science Code : 90603

Key Words : Ergonomics and human factors management, emotion analysis, multi criteria decision making, large language models

Page Number : 94

Supervisor : Assoc. Prof. Dr. Burcu YILMAZ KAYA

TEŞEKKÜR

Yüksek lisans ders dönemimden tez dönemimin sonunda kadar her sorumu cevaplayan, çalışma boyunca karşılaştığım zorlu süreçlerde; motivasyon ve desteğini esirgemeyen, çalışkanlığı ve disiplini ile öğrencilerine örnek olarak yol gösteren danışman hocam Sayın Doç. Dr. Burcu YILMAZ KAYA'ya teşekkür ederim. Ayrıca öğrenim hayatım boyunca beni destekleyen annem Ferdane GÜNDÜZ, babam Mehmet GÜNDÜZ ve kardeşim Efehan GÜNDÜZ'e, Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası Kıdemli Uzmanı Burcu Zuhale İMANER'e, Ankara Adliyesi Yazı İşleri Müdürü Şeyda ÇİFTÇİ'ye, Ankara Adliyesi Hakimi Murat DEMİRELLİ'ye, Ankara Adliyesi Hakimi Sevinç ARAS'a, Ankara Adliyesi Yazı İşleri Müdürü Alper SİRAKAYA'ya, içtenlikle teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGELERİN LİSTESİ.....	x
ŞEKİLLERİN LİSTESİ.....	xii
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	xiii
1. GİRİŞ.....	1
2. TEMEL KAVRAMLAR.....	7
2.1. Makine Öğrenmesi	7
2.1.1. Büyük dil modelleri.....	7
2.1.2. Dönüştürücü mimarisi	9
2.1.3. Dil modellerinde ince ayarlama	10
3. YÖNTEMLER	11
3.1. Duygu Analizi	11
3.1.1. ALBERT-base-v2-emotion ince ayarlı dil modeli.....	12
3.1.2. BERT-base-uncased-emotion ince ayarlı dil modeli	12
3.1.3. RoBERTA-base-emotion ince ayarlı dil modeli	13
3.1.4. DistilBERT-base-uncased-emotion ince ayarlı dil modeli	13
3.1.5. T5-base-finetuned-emotion ince ayarlı dil modeli.....	13
3.1.6. Emotion-english-DistilRoBERTA-base ince ayarlı dil modeli.....	13
3.1.7. Emotion_text_classifier ince ayarlı dil modeli	13
3.2. Çok Kriterli Karar Verme	14
3.2.1. AHP yöntemi.....	16

	Sayfa
3.2.2. Entropi yöntemi.....	19
3.2.3. VIKOR yöntemi	21
3.2.4. PROMETHEE yöntemi.....	23
4. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI	29
4.1. Psikososyal İş Çevresinin İyileştirilmesi Üzerine Araştırmalar.....	29
4.2. Duygu Analizi ve Yapay Zeka Araştırmaları.....	35
4.3. Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri Araştırmaları.....	38
5. GERÇEK HAYAT UYGULAMASI	43
5.1. Problem Tanımı ve Önerilen Çözüm Yaklaşımı	43
5.2. Hazırlık Aşaması.....	47
5.2.1. Veri toplama.....	47
5.2.2. Veri ön işleme	48
5.3. Duygu Analizi Hesaplamaları	48
5.3.1. Veri etiketleme	48
5.3.2. Metriklerin hesaplanması	49
5.4. Performans Değerlendirme	50
5.4.1. Problem uzayı tanımı	50
5.4.2. Ağırlıklandırma hesaplamaları.....	54
5.4.3. Sıralama hesaplamaları	56
6. ARASTIRMA BULGULARI VE TARTISMA.....	65
6.1. Duygu Analizi Sonuçları.....	65
6.2. Performans Değerlendirme Sonuçları	66
6.2.1. Subjektif ve objektif değerlendirme sonuçları	66
6.2.2. Uzlaşma temelli çözüm yaklaşımı	66
6.2.3. Üstünlük temelli çözüm yaklaşımı.....	67
6.2.4. Genel karşılaştırma.....	67

Sayfa

7. SONUÇ VE ÖNERİLER	69
KAYNAKLAR.....	71
EKLER	81
ÖZGEÇMİŞ.....	94



ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 3.1. Dilsel değerler ölçeği	17
Çizelge 3.2. Rastgele indeks değerleri	19
Çizelge 3.3. PROMETHEE yönteminde kullanılan tercih fonksiyonları	25
Çizelge 4.1. Psikososyal iş çevresinin iyileştirilmesi üzerine araştırmalar	34
Çizelge 4.2. Duygu analizi ve yapay zeka araştırmaları	37
Çizelge 4.3. Çok kriterli karar verme yöntemleri araştırmaları	40
Çizelge 5.1. Kesinlik ve duyarlılık değerleri	50
Çizelge 5.2. Başlangıç Değerlendirme Matrisi	53
Çizelge 5.3. Uzmanların demografileri.....	54
Çizelge 5.4. AHP yöntemi sonuçları.....	55
Çizelge 5.5. Kriterlere ait ağırlık değerleri	56
Çizelge 5.6. Kriterlerin ideal ve negatif ideal değerlerinin belirlenmesi.....	57
Çizelge 5.7. Normalize karar matrisi	58
Çizelge 5.8. Objektif ağırlıklar ile çarpılmış normalize karar matrisi	58
Çizelge 5.9. Objektif fayda ve pişmanlık değerleri ile uzlaşık sıralama indeksi	59
Çizelge 5.10. Subjektif ağırlıklar ile çarpılmış normalize karar matrisi.....	59
Çizelge 5.11. Subjektif fayda ve pişmanlık değerleri ile uzlaşık sıralama indeksi.....	60
Çizelge 5.12. Tercih fonksiyonları ve parametreler.....	60
Çizelge 5.13. Entropi yöntemi ağırlıkları ile tercih dereceleri çizelgesi.....	61
Çizelge 5.14. AHP yöntemi ağırlıkları ile tercih dereceleri çizelgesi.....	61
Çizelge 5.15. Entropi yöntemi ağırlıkları ile hesaplanan üstünlük değerleri.....	61
Çizelge 5.16. Entropi yöntemi ağırlıkları ile hesaplanan tam üstünlük değerleri.....	62
Çizelge 5.17. AHP yöntemi ağırlıkları ile hesaplanan üstünlük değerleri.....	63
Çizelge 5.18. AHP yöntemi ağırlıkları ile hesaplanan tam üstünlük değerleri.....	63

Çizelge	Sayfa
Çizelge 6.1. Duygu analizi metrikleri	65
Çizelge 6.2. Dil modellerinin farklı yöntemlerde performans kıyaslamaları	67



ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 3.1. PLUTCHIK'in duygu tekerleği	11
Şekil 5.1. Önerilen çözüm yaklaşımı	44
Şekil 5.2. Entropi yöntemi ağırlıkları ile PROMETHEE-I kısmi sıralaması.....	62
Şekil 5.3. Entropi yöntemi ağırlıkları ile PROMETHEE-II tam sıralaması	62
Şekil 5.4. AHP yöntemi ağırlıkları ile PROMETHEE-I kısmi sıralaması.....	63
Şekil 5.5. AHP yöntemi ağırlıkları ile PROMETHEE-II tam sıralaması	64

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Simgeler	Açıklamalar
a	Alternatifin kriterdeki değeri
b	Bilgi çeşitliliği ölçüsü
CI	Tutarlılık indeksi
CR	Tutarlılık oranı
d	Kriter bazında alternatif değerleri arasındaki uzaklık
E	Entropi değeri
$f_i(a)$	a alternatifinin i . kriter temelinde sahip olduğu değerlendirme
FN	Negatif olarak tahmin edilen değerlerden gerçekte negatif olanların sayısı
FP	Pozitif olarak tahmin edilen değerlerden gerçekte negatif olanların sayısı
P	Tercih fonksiyonu
R	En yüksek pişmanlık değeri
RI	Rastgele indeks
S	Ortalama grup faydası
TN	Negatif olarak tahmin edilen değerlerden gerçekte negatif olanların sayısı
TP	Pozitif olarak tahmin edilen değerlerden gerçekte pozitif olanların sayısı
w	Kriter ağırlığı
Q	Alternatiflerin uzlaşma sıralamalarını belirleyen uzlaşma değeri
π	Tercih derecesi
λ_{max}	Ağırlıklandırılmış toplam vektör ile kriter ağırlıkları arasındaki ilişki.

Simgeler**Açıklamalar** Φ_i^+

i. alternatifin A alternatifler setinde bulunan diğer tüm alternatiflere ne derece baskın olduğunun ölçüsü

 Φ_i^-

i. alternatifin A alternatifler setinde bulunan diğer tüm alternatifler tarafından ne derece bastırıldığının bir ölçüsü

 $\Phi_{net,i}$

i. alternatifin A alternatifler setinde bulunan diğer tüm alternatiflere karşı öncelik ölçüsü

Kısaltmalar**Açıklamalar****DDİ**

Doğal dil işleme

DVM

Destek vektör makineleri

ESA

Evrışimli sinir ağları

TSA

Tekrarlayan sinir ağları

1. GİRİŞ

Ergonomi bilimi, insanların fiziksel ve psikososyal ihtiyaçlarına uygun çalışma ortamlarının tasarlanması ile performans ve iş güvenliği hususlarını geliştirmeyi hedefleyen bir bilim dalıdır (Dul ve Weerdmeester, 2008). Ergonomi; çalışanların, gerek memnuniyetlerini arttırarak gerekse iş kazalarını en aza indirerek işyerlerindeki etkileşimlerini daha verimli hale getirmeyi hedefler (Karwowski, 2012). Stres, yoğun iş yükü, sosyal etkileşimler çalışanların motivasyonunu ve performansını etkilemektedir (Hendrick ve Kleiner, 2001).

Çalışan kayıplarının kurumlara maliyetleri her geçen gün artmaktadır. Kurumlar, çalışanlarının işten ayrılmalarını önlemek, çalışanlarını tutundurmak ve çalışanlarının performanslarını arttırmak için çeşitli çalışmalar yürütmektedir. Bu çalışmalar, büyük istifa olarak bilinen, 2021 yılı itibariyle çalışanların toplu olarak işlerinden istifa ettikleri bir eğilim ile birlikte önemini artırmıştır (Investopedia, 2022). 2021 yılı Mart ayı ile Amerika Birleşik Devletleri'nde yaklaşık 4.5 milyon çalışan emeklilik dışı sebeplerle istifa etmiştir (U.S. Bureau of Labor Statistics, 2022). Bu istifanın temel sebepleri arasında çalışma şartları, tükenmişlik, yüksek ücret beklentisi, kariyer değişikliği gibi sebepler yer almaktadır (CareerArc, 2022).

Çalışanlara yönelik mental, motivasyonel ve tatminsel temellerde yapılan iyileştirmeler, birçok kurum tarafından tutundurma eylemleri olarak benimsenmektedir. Bireylerin, çalışma ortamları ile motivasyonel uyum içerisinde olması çalışan kayıp oranını düşürmeye yönelik etkili bir yaklaşımdır (O'Connell ve Kung, 2007). Ayrıca çalışanlara güven vermek, saygı duymak, morallerini yüksek tutmak, çalışmak ve eğlenmek istedikleri çevreyi yaratmak gibi stratejiler çalışan tutundurma yöntemleri olarak gösterilmektedir (Lwin vd., 2020). Bu stratejiler çalışanların mental sağlıkları için önleyici tedbirlerdir. Uluslararası 155 Sayılı ILO Sözleşmesinin 3. Makalesinin e bendinde yer alan “sağlık” terimi, yalnızca hastalık veya sakatlığın olmamasını kapsamaz aynı zamanda çalışma sırasında hijyen ve güvenlik ile ilgili olarak sağlığı doğrudan etkileyen zihinsel unsurları da kapsamaktadır (International Labour Organization, 2022).

Çalışanların bağlılık ve performanslarında motivasyon, duygu durumu gibi manevi etkenler de önem taşımaktadır (Aytekin ve Akıncı, 2019). Duygusal bağlılığa sahip çalışanlar kurumunda kalmak istediğini düşünmektedir (Allen ve Meyer, 1990). Özellikle ücret temelli

iyileştirmelere daha az duyarlı olan beyaz ve altın yaka çalışanlar için modern yönetim felsefelerine uygun yaklaşımların benimsenmesi ile psiko-sosyal iş çevresinin iyileştirilmesi, çalışanlar için iş hijyenini iyilemede ve performans ile iş yeri verimliliğini arttırmada, ek maliyete katlanmadan katmadeğeri yüksek faydalar yaratacaktır (Büyükbese vd., 2023).

Duyguların çalışma ortamında bireylerin iş çevresi ile olan ilişkisine nasıl yansıdığı ve iş tatmini üzerindeki etkisi, yapılan araştırmalar ile ön plana çıkmaktadır (Karaman, 2017; Demirel, 2022).

Kurumlar için, çalışanların iş hijyeni, psiko-sosyal çevre, performans ve çalışan bağlılığına yönelik faaliyetlerin etkin bir şekilde yürütülmesi, organizasyonel verimliliği artıran kritik faktörlerdir. Bu bağlamda, özellikle duygusal sorunlar yaşayan personelin doğru zamanda tespit edilmesi ve gerekli müdahalelerin yapılması büyük önem taşımaktadır. Duygusal olarak sorun yaşayan çalışanlar, iş yerinde düşük performans, tükenmişlik sendromu, ekip içi çatışmalar, yüksek devamsızlık oranları ve işten ayrılma gibi olumsuz sonuçlara yol açabilir. Ayrıca bu durum, organizasyonların finansal kayıplara uğramasına ve genel iş yeri kültürünün olumsuz etkilenmesine neden olabilir.

Sosyal medya platformları, bireyler hakkında geniş kapsamlı bilgiler içermekte ve bu bilgiler belirli aralıklarla güncellenmektedir. Özellikle X (eski adıyla Twitter) gibi platformlar, kullanıcıların duygu ve düşüncelerini metin, görsel veya video formatında ifade ettiği zengin veri kaynakları sunmaktadır. Bu paylaşımlar, bireylerin anlık duygu durumlarının anlaşılmasında değerli bilgiler içerir. Metin tabanlı içerikler, duygu durumlarının sınıflandırılmasına olanak tanıyan dil işleme yöntemleri için uygun bir veri kaynağı olarak öne çıkmaktadır. Bireylerin sosyal medya üzerinden yaptıkları metin tabanlı paylaşımlar, bireylerin yalnızca o anlık duygu durumlarının tespit edilmesi ile sınırlandırılmayıp dönemsel analizler için de bir veri kaynağı olarak görülebilir. Ayrıca yalnızca iş ortamlarındaki duygu durumlarını incelemek ile kalmayıp sosyal hayatları da dahil olmak üzere bireylerin tüm hayatını etkileyen duygu durumlarının tespiti için veri sağlamaktadır.

Ancak sağladığı pek çok avantajın yanı sıra, sosyal medya paylaşımları verilerinin üzerinde temellendirilen duygu analizi çalışmaları platform üzerinde yer alan verilerin çeşitlerine ve bağlamlarına bağlı çeşitli zorlukları da uygulama aşamasında beraberinde getirmektedir.

Örneğin, “*dil ve anlam çeşitliliği*” ne bağlı olarak kullanıcılar, duygu ve düşüncelerini ifade ederken farklı diller, lehçeler, yazım kuralları kullanabilmekte ve hatta dilbilgisi hataları yapabilmekte, ve, bu durum, doğal dil işleme (DDİ) algoritmalarının metinleri anlamasını güçleştirebilmektedir. Bunun yanı sıra, sosyal medya paylaşımları genellikle kısa ve bağlamdan yoksundur. Bu durum, duygu durumlarının doğru bir şekilde *sınıflandırılmasını* zorlaştırır. Kullanıcıların duygu ve düşüncelerini ironi veya alaycı bir şekilde ifade etmesi, metinlerin yalnızca yüzeysel analizine dayalı olarak geliştirilmiş ve uygulanmış yöntemlerin uygulanmasında yanlış sınıflandırmalara yol açabilmektedir. Bir başka sık karşılaşılan zorluk ise paylaşımların yalnızca metinden oluşmaması, aynı zamanda görsel ve video da içerebilmesidir ki bu durum ise duygu analizinde *çoklu veri kaynaklarının entegre edilmesini* gerektirmektedir (Taboada, 2011).

Bahsi geçen bu zorluklara rağmen, duygu analizi yöntemlerinin psikososyal iş çevresi iyileştirmelerinde ve nihai verimlilik artışı ile çalışan tutundurma faaliyetleri araçları olarak kullanılmasında sosyal medya verilerinin doğru analiz edilmesi, çalışanların duygu durumlarının erken tespit edilmesi ve iş yerindeki olası sorunların proaktif yaklaşımlarla önlenmesine yönelik önemli bir fırsat sunmaktadır.

Duygu analizi, metinler üzerinden bireylerin duygusal durumlarını ve hislerini belirlemeye odaklanan bir süreçtir (Liu, 2012). Duygu durumu sınıflandırmasında kullanılan ve mevcut ilişkin literatürde hem bilimsel araştırmacılar hem de alan uygulayıcıları tarafından kabul görmüş çeşitli büyük dil modelleri bulunmaktadır, bu algoritmalar arasında evrişimli sinir ağları (ESA), sözlük tabanlı yöntem ve destek vektör makineleri (DVM) gibi farklı yöntemler yer almaktadır. Ancak, literatürde mevcut bulunmakta olan duygu analizi çalışmalarının büyük çoğunluğunun yüzeysel metin analizi temelinde duygu durumlarının yalnızca pozitif ve negatif ayrımına dayalı sınıflandırmalara odaklanmış olduğu görülmektedir (Sivri, 2023; Mutlu, 2012). Mevcut literatürde baskın olan duygu analizi uygulamalarında güdülen bu yaklaşımın daha derinlemesine duygusal analizlerin önünü tıkamakta olduğu ve duygu durumlarının daha ayrıntılı kategorilere ayrılmasını zorlaştırdığı değerlendirilebilmektedir (Yurdasever, 2024).

Bu kapsamda beyaz yakalı çalışanların duygu durumlarındaki değişimlerin herhangi bir olumsuz sonuç yaratmadan önce tespit edilerek belirli periyotlar ile takip edilmesi, hem performans hem de psikososyal çevrenin korunması, beklenmedik istifaların ve ön

görülemeyen kayıpların önlenmesi, özellikle ücret iyileştirmelerine daha az duyarlı olan beyaz yakalı çalışanlardan tükenmişlik ve motivasyon kaybı yaşayan personellerin analizleri, insan kaynakları yönetimi uygulamaları çerçevesinde proaktif önlem alma ve güdüleme çalışmalarını destekleme gibi verimlilik seviyelerini korumak, organizasyonların kaynak kullanım oranlarını en iyilemek gibi amaçlar için katkı sağlayacaktır.

Sosyal medyanın bu çerçevede kullanılması ile çalışanların sosyal hayatından ve özgür iradeleri ile yayınladıkları ifadelerinden edinilen bir veri seti oluşturulması, yalnız iş değil çalışanın tüm hayatını etkileyen duygularının sonuçlarının dönemsel olarak ya da sürekli olarak kontrol edilmesini sağlayabilir.

Bu tez çalışmasında, duygu analizi için büyük dil modellerinin ince ayarlı versiyonlarının kullanılması önerilmektedir. Dönüştürücü mimarisi tabanlı büyük dil modelleri, dilin bağlamsal anlamını daha iyi yakalayarak duygu analizinde daha yüksek doğruluk oranlarına ulaşmayı mümkün kılmaktadır. Çalışma kapsamında, yedi farklı ince ayarlı dil modeli; DAIR-AI platformundan ulaşılan 2000 satırdan oluşan duygu analizi veri seti ve Google, Amazon ve Meta organizasyonlarında iş gören 30 beyaz yaka çalışana ait X platformu üzerinden çekilen veri seti üzerinde duygu analizi araştırması yapılmıştır. Mevcut literatürde yalnızca pozitif, negatif ve nötr sınıflarında duygu durumu sınıflandırması yapılmış olan çalışmaların bulunuyor olması ışığında (Mutlu, 2018; Rustam, 2021) bu çalışmada (i) 13.697 satır büyüklüğünde gerçek hayat veri seti ve 2.000 satır büyüklüğünde etiketlenmiş duygu analizi veri seti kullanılması, (ii) ALBERT (A Lite BERT), BERT (Bidirectional Encoder Representations From Transformers), RoBERTa (Robustly Optimized BERT Pretraining Approach), DistilBERT, DistilRoBERTa ve T5 (Text-to-Text Transfer Transformer) olmak üzere altı büyük dil modelinin duygu analizi için ince ayarlanmış yedi farklı ince ayarlı dil modelinin ayrı ayrı çalıştırılması ile metinsel veri seti üzerindeki etkinliklerinin karşılaştırmalı olarak analiz edilmesi, (iii) modellerin etkinlik temelli performans değerlendirmeleri için mevcut ilişkin literatürde yer aldığı gibi yalnızca doğruluk oranlarının değil, doğruluk oranı, teknik becerisi ve detay yeteneği özellikleri altında sıralanan üç temel ve 16 alt kriterden oluşan bir kriter kümesinin kullanılması, (iv) kriterlerin çözüm uzayı üzerindeki etkilerinin en doğru şekilde hesaplanabilmesi amacıyla kriter ağırlıklarının objektif ve subjektif verilere dayalı olarak ayrı ayrı hesaplanması, (v) etkinlik kriterleri temelinde dil modellerinin performans değerlendirmesinin yapılması ve bu ileri analizde de problem uzayının özelliklerini farklı şekilde ele alarak çözüm uzayında farklı iyileştirmeler

öneren iki ayrı yöntemin kullanılması, (vi) araştırma sonuçlarının bu değerlendirmeler ışığında farklı senaryolar temelinde duyarlılık analizleriyle anlamlandırılması ve problem çözümüne en uygun dil modeli önerilmesi hususları çerçevesinde mevcut literatüre katkılarda bulunulması hedeflenmiştir. Çalışmada önerilen çözüm yaklaşımı, metinlerin bağlamsal anlamını yakalayabilmesi, çeşitli duygu durumlarını etiketleyebilmesi ve uygulama esnekliği ile çalışanların duygu durumlarının tespiti ve iş yerindeki psiko-sosyal süreçlerin iyileştirilmesi açısından daha kapsamlı bir çözüm sunmayı hedeflemektedir. Bu çalışma ile hem şirketlere beyaz yakalı çalışanlarının duygu durumlarının tespiti için en etkin ince ayarlı dil modeli önerilerek hem de literatüre duygu analizi modeli seçiminde yalnızca doğruluk oranının kıstas alınmayıp başkaca kriterlerin de önemleri sunularak katkı sağlanmaktadır.

Bu tez çalışmasının ikinci bölümünde araştırmanın teorik çerçevesini oluşturan temel kavramlar, üçüncü bölümünde çalışmada kullanılan yöntemler, dördüncü bölümünde konu ile ilgili yapılmış geçmiş çalışmalara ilişkin literatür araştırması, beşinci bölümünde tez kapsamında ele alınan problem tanımı, çözüm yaklaşımı ve gerçek hayat uygulaması, altıncı bölümünde elde edilen bulgular ve yedinci bölümünde bulgular doğrultusunda varılan sonuçlar detaylı bir şekilde ele alınacaktır.



2. TEMEL KAVRAMLAR

Tez çalışmasına ilişkin temel kavramlar, çalışma içeriğini yapılandırmak ve teorik çerçeveyi açıklamak amacıyla aşağıda dil modelleri kavramlarına dair detaylı bilgi ve açıklamalar alt başlıklar halinde ele alınmıştır.

2.1. Makine Öğrenmesi

Bilgisayar sistemlerinin açık bir şekilde programlanmadan, veriler üzerinden öğrenerek belirlenmiş görevleri yerine getirme yeteneğini sağlayan bir yapay zeka dalıdır. Bu süreç modellerin geçmiş verilerden anlamlı desenler çıkararak gelecekteki verileri tahmin veya sınıflandırma yapmasını sağlar.

Makine öğrenmesi, temel olarak; denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme ve pekiştirmeli öğrenme olmak üzere üç ana kategoriye ayrılır. Denetimli öğrenme, etiketlenmiş veri üzerinde çalışarak, girdi ve çıktı arasındaki ilişkiyi öğrenmeyi amaçlar. Bu tür öğrenmede, algoritma geçmiş verilerden öğrenerek gelecekteki tahminleri yapar ve genellikle sınıflandırma ve regresyon problemlerinde kullanılır. Denetimsiz öğrenme ise etiketlenmemiş veri üzerinde çalışarak, verilerde gizli desenleri veya grupları keşfetmeyi hedefler. Kümeleme ve boyut indirgeme gibi uygulamalar bu alana örnek gösterilebilir. Son olarak, pekiştirmeli öğrenme, bir sistemin bir ortamda hareket ederek, aldığı ödüller veya cezalar yoluyla en uygun stratejiyi öğrenmesine dayanır. Bu öğrenme türü, oyun oynama, otonom araçlar ve robotik gibi alanlarda sıklıkla kullanılır. Ayrıca, denetimli ve denetimsiz öğrenme arasında bir köprü kuran yarı denetimli öğrenme, az miktarda etiketli ve çok miktarda etiketlenmemiş veri ile çalışır ve özellikle etiketleme maliyetinin yüksek olduğu durumlarda tercih edilir. Bu kategoriler, farklı veri türleri ve problem ihtiyaçlarına göre makine öğrenmesi yöntemlerinin esnek bir şekilde uygulanmasını sağlar.

2.1.1. Büyük dil modelleri

Dil modelleri DDİ alanında metinlerin anlamlarını anlamak ve bağlamlarını çözmek için kullanılan yapılar (dönüştürücü mimarisi) ile metin sınıflandırma, duygu analizi, metin özetleme, sohbet asistanı ve çeviri gibi çeşitli görevleri yerine getirmek için eğitilen makine öğrenmesi modelleridir.

BERT dil modeli

Google tarafından geliştirilmiş ve DDİ görevlerinde devrim yaratmış bir ön eğitilmiş dil modelidir. Dönüştürücü mimarisine dayalı olarak, BERT bir kelimenin anlamını belirlemek için hem öncesindeki hem de sonrasındaki kelimeleri dikkate alır. BERT'in temel özellikleri arasında *maskelenmiş dil modelleme* ve *sonraki cümle tahmini* gibi görevler yer alır. Bu özellikler, modelin dil anlama yeteneklerini geniş bir yelpazede geliştirmesine olanak tanır. BERT BookCorpus ve English Wikipedia veri setleride eğitilmiştir. Ancak, büyük boyutu ve hesaplama yoğunluğu, özellikle sınırlı kaynaklara sahip sistemlerde kullanımını zorlaştırabilir (Devlin vd., 2019).

RoBERTa dil modeli

RoBERTa, Facebook AI tarafından geliştirilmiş ve BERT modelinin odağının değiştirilerek, uzun süre boyunca, sıklıkla ve daha fazla veri ile eğitilerek geliştirilmiş bir türüdür. BERT modelinin eğitilmesine yalnızca BookCorpus ve English Wikipedia veri setleri kullanılmış olup, RoBERTa modeli BookCorpus, English Wikipedia, CommonCrawl News, OpenWebText ve Stories veri setleri ile eğitilmiştir. BERT modeli maskeleye tekniği ile rastgele seçilen simgeleri maskelerken, RoBERTa modeli çok daha geniş bir maskeleye kapasitesine sahiptir (Liu vd., 2019).

ALBERT dil modeli

ALBERT, BERT'in daha hafif bir versiyonudur ve hesaplama verimliliğini artırmayı hedefler. Parametre paylaşımı, modelin farklı katmanlarında aynı ağırlıkların kullanılmasıyla, model boyutunun küçültülmesine olanak tanır. Ayrıca, giriş kelime vektörleri ile gizli katman boyutlarını ayrıştıran *faktörize gömme parametresi* kullanılmıştır. Bu iyileştirmeler, modelin hem eğitiminin hem de çalıştırılmasının daha hızlı ve daha az kaynak gerektirir hale gelmesini sağlar. ALBERT, aynı doğruluk seviyelerine daha az parametreyle ulaşarak BERT'ten ayrışır (Lan vd., 2022).

T5 dil modeli

T5, Google tarafından geliştirilmiş ve tüm DDİ görevlerini bir metin girdisi ve metin çıktısı formatında ifade eden bir modeldir. Dönüştürücü mimarisine dayalı olan T5, metin

sınıflandırma, çeviri, özetleme ve diğer birçok DDİ görevini birleştirir. Ön eğitim sırasında, dil modelleme için kelime gruplarının maskelenmesi yöntemi kullanılmıştır. Yaklaşık 750GB işlenmemiş metinden oluşan C4 (Colossal Clean Crawled Corpus) veri seti ile eğitilmiştir. T5, geniş görev kapsamı ve esnek yapısı sayesinde çok yönlü bir modeldir. Ancak, geniş kapsamlı görevleri nedeniyle hesaplama gereksinimleri yüksektir (Raffel vd., 2020).

DistilBERT dil modeli

DistilBERT, Hugging Face tarafından BERT'in daha küçük ve daha hızlı bir versiyonu olarak geliştirilmiştir. *Bilgi damıtma* adlı bir yöntem kullanılarak, büyük bir modelin (öğretmen model) bilgisi daha küçük bir modele (öğrenci model) aktarılır. Bu süreçte, modelin boyutu %40 oranında küçültülürken, doğruluk performansı %97 oranında korunur. DistilBERT, özellikle kaynak kısıtlı uygulamalarda, gerçek zamanlı görevlerde veya enerji tasarrufu gerektiren durumlarda etkili bir çözüm sunar (Sanh vd., 2019).

DistilRoBERTa dil modeli

DistilRoBERTa, RoBERTa'nın *bilgi damıtma* yöntemiyle daha küçük ve daha hızlı hale getirilmiş versiyonudur. RoBERTa'nın yüksek performansını koruyarak, daha az parametre ve daha düşük hesaplama gücü ile çalışır. DistilRoBERTa, özellikle RoBERTa'nın yoğun hesaplama gereksinimlerini karşılayamayan sistemler için uygundur. Küçük boyutuna rağmen, birçok DDİ görevinde etkileyici bir performans sunar (Sanh vd., 2019).

Alt başlıklar kapsamında, dil modellerinin temelini oluşturan dönüştürücü mimarisi ve bu modellerin spesifik görevler için uyarlanmasında kullanılan ince ayarlama yöntemine dair ayrıntılara yer verilecektir.

2.1.2. Dönüştürücü mimarisi

Dönüştürücü mimarisi, DDİ ve dilsel verilerle çalışan yapay zeka uygulamalarında devrim niteliği taşıyan bir yapay sinir ağı mimarisidir. 2017 yılında geliştirilmiştir (Vaswani vd., 2017). Bu mimari, dikkat mekanizmasını temel alarak metin içindeki kelimeler arasındaki ilişkileri modelleyebilmekte ve özellikle DDİ ve yapay zeka uygulamalarında önemli ilerlemelere katkı sağlayan bir yenilik olarak kabul edilmektedir.

Günümüzde çokça kullanılan Generative Pre-trained Transformer (GPT), BERT gibi dil modelleri bu mimari ile eğitilmiş olup duygu analizi gibi görevler için de kullanılmaktadır (Devlin vd., 2019). Bu mimari ile eğitilen modeller, ince ayarlama yapılarak metin özetleme, çeviri gibi birçok farklı görev için kullanılabilirler ve çok büyük miktarda veriyi hızlı bir şekilde işleyebilmeleri sebebiyle yaygın olarak tercih edilmektedir (Radford vd., 2018).

Dönüştürücü mimarisi girdi ve çıktı bölümü olmak üzere iki bölümden oluşur. Girdi bölümü *kodlayıcı*, çıktı bölümü ise *kod çözücü* olarak çalışır. Cümleler girdi olarak *girdi gömmesi* bölümünde sayısal ifadelerden oluşan vektörlere çevrilir. Her bir kelime için sabit boyutlu vektörler oluşturulur. Daha sonra kelimelerin sıralamalarının da önemi olduğu için *konumsal kodlama* bölümünde sıralamalar için de vektörler oluşturulur ve *girdi gömmesi* değerleri ile toplanır. Artık girdi cümlesi anlam ve sıralama bilgisi bulunan vektörler ile ifade edilmiş durumdadır. Bu vektörler *kodlayıcı* bölümünde *çok başlı dikkat* alanına girer. Burada birden çok *öz dikkat mekanizması* sonuçları birleştirilir. Girdiler öğrenilebilir ağırlıklar ile çarpılarak Q, K ve V vektörleri hesaplanıp *öz dikkat mekanizmasına* alınır. Burada Q vektörü kelimenin ilgi alanına, K vektörü içerdiği detay bilgilere ve V vektörü ise diğer kelimeler ile olan ilişkiye işaret eder (Vaswani vd., 2017).

2.1.3. Dil modellerinde ince ayarlama

Öğrenme aktarımı (transfer learning) türlerinden olan *ince ayarlama (fine tuning)*, önceden eğitilmiş modellerin spesifik bir alana dair bilgiler içeren ve daha küçük boyuttaki veri setleri ile yeniden eğitilmesi sürecidir. Bu yöntem ile önceden eğitilmiş modelleri ince ayarlamak, baştan bir model eğitmekten daha az kaynak kullanımı ve zaman gerektirir. Ayrıca önceden eğitilmiş modellerin öğrendiği bilgileri spesifik alana dair bilgiler ile pekiştirir (Howard ve Ruder, 2018; Devlin vd., 2019).

Önceden eğitilmiş modellerin son katmanlarının belirli bir alana dair etiketli veri seti ile yeniden eğitilmesi ile ince ayarlanmış dil modelleri yaratılır (Devlin vd., 2019).

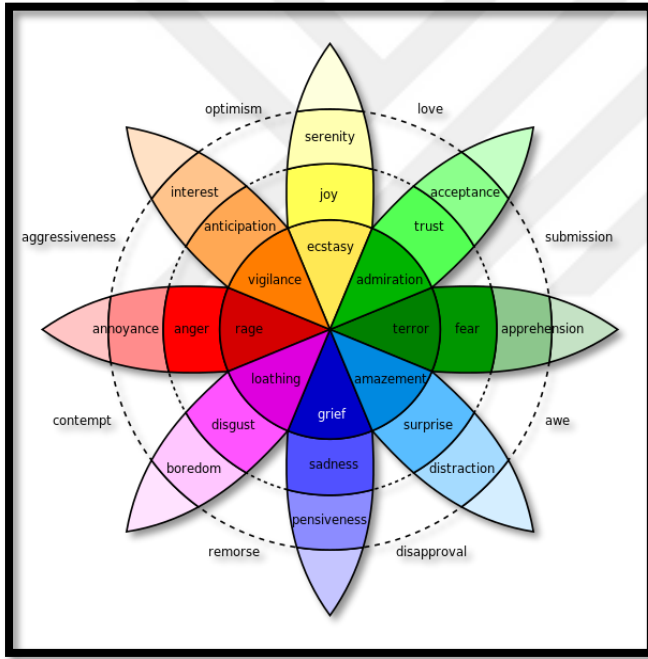
Çalışmada kullanılan modeller büyük veri setleri ile eğitilmiş BERT, ALBERT, RoBERTa ve T5 büyük dil modellerinin duygu analizi için ince ayarlanması ile edinilmiş modellerdir (Lan vd., 2020; Devlin vd., 2019; Liu vd., 2019; Raffel vd., 2020).

3. YÖNTEMLER

Bu bölümde tez çalışmasında kullanılan yöntemlere dair ayrıntılı açıklamalara yer verilmiştir.

3.1. Duygu Analizi

Duygu durumları insanların düşünme ve karar alma süreçlerinde, insan ilişkilerinde, davranışlarında etkilere sebep olmaktadır. PLUTCHIK'in duygu tekerleği (Şekil 3.1) *sevinç*, *üzgünlük*, *korku*, *öfke*, *iğrenme*, *şaşkınlık*, *güven* ve *beklenti* duygularından oluşan sekiz temel duyguyu içermektedir (Plutchik, 1980).



Şekil 3.1. PLUTCHIK'in duygu tekerleği

Duygu analizi, metinlerde bulunan duygu durumlarını tespit ederek metinleri eğitim gördüğü veri setinde bulunan duygu durumu kategorilerine (örneğin, *öfke*, *neşe*, *korku*, *üzgünlük* gibi) ayırmayı amaçlayan bir DDİ yöntemidir.

Duygu analizi, video yorumları ve müşteri geri bildirimleri gibi veriler kullanılarak süreç iyileştirmelerine dair farklı uygulama alanlarında kullanılmaktadır (Lee, 2022).

Duygu analizi yöntemleri, metinlerin duygusal anlamlarını sınıflandırmada farklı yaklaşımlar sunar. Sözlük tabanlı yöntemler, metindeki kelimelerin duygusal anlamlarını önceden tanımlanmış bir duygu sözlüğüne göre sınıflandırır (Taboada vd., 2011). Makine öğrenimi tabanlı yöntemler, etiketli bir veri kümesiyle eğitilmiş algoritmalar aracılığıyla metni sınıflandırır ve bu yöntemler arasında Naive Bayes, Destek Vektör Makineleri (DVM) ve lojistik regresyon gibi algoritmalar yaygın olarak kullanılır (Liu, 2012). Derin öğrenme tabanlı yöntemler ise özellikle Tekrarlayan Sinir Ağları (TSA), Uzun Kısa Süreli Bellek (UKSB) ve Dönüştürücü modelleri gibi gelişmiş yapılar sayesinde metinlerin bağlamını daha iyi anlamada etkili sonuçlar sunar (Devlin vd., 2019).

Yürütülen tez çalışmasında gerçekleştirilecek duygu analizi araştırmalarında geleneksel makine öğrenmesi yöntemlerinin yetersiz kalması; büyük dil modellerinin metin bağlamı anlayışındaki yüksek performansı, kelime ilişkileri öğrenme kapasitesi, yüksek doğruluk oranları ve ince ayarlı modellerin daha ulaşılabilir olması sebepleri ile dönüştürücü mimarisi ile eğitilmiş büyük dil modellerinin duygu analizi için ince ayarlanmış modelleri kullanılmıştır. Tez çalışmasında kullanılmış olan ince ayarlı dil modelleri aşağıda ayrıntılarıyla birlikte sunulmaktadır.

3.1.1. ALBERT-base-v2-emotion ince ayarlı dil modeli

Bu model ALBERT (A Lite BERT) büyük dil modeli üzerine ince ayarlı bir duygu analizi modelidir. ALBERT modeli BERT modelinin daha hafif ve hızlı bir versiyonudur. Hugging Face platformunda sunulan bu model metinlerdeki duygusal ifadeleri sınıflandırmak için eğitilmiştir. Mutluluk, üzümlük, öfke, korku, şaşkınlık ve sevgi duygularını etiketleyebilir. (Lan vd., 2022)

3.1.2. BERT-base-uncased-emotion ince ayarlı dil modeli

Bu model BERT büyük dil modeli tabanlı bir duygu analizi modelidir. Hugging Face platformunda sunulan bu modeli metinlerdeki duygusal ifadeleri sınıflandırmak için eğitilmiştir. Mutluluk, üzümlük, öfke, korku, şaşkınlık ve tiksinti duygularını etiketleyebilir. (Devlin vd., 2019)

3.1.3. RoBERTA-base-emotion ince ayarlı dil modeli

Bu model RoBERTA büyük dil modeli üzerine ince ayarlı bir duygu analizi modelidir. Hugging Face platformunda sunulan bu modeli metinlerdeki duygusal ifadeleri sınıflandırmak için eğitilmiştir. Mutluluk, üzgünlük, öfke, korku, şaşkınlık ve tiksinti duygularını etiketleyebilir (Liu vd., 2019).

3.1.4. DistilBERT-base-uncased-emotion ince ayarlı dil modeli

Bu model DistilBERT (Distilled BERT) büyük dil modeli üzerine ince ayarlı bir duygu analizi modelidir. Hugging Face platformunda sunulan bu model, metinlerdeki duygusal ifadeleri sınıflandırmak için eğitilmiştir. Mutluluk, üzgünlük, öfke, korku, şaşkınlık ve tiksinti duygularını etiketleyebilir (Sanh vd., 2019).

3.1.5. T5-base-finetuned-emotion ince ayarlı dil modeli

Bu model T5 büyük dil modeli üzerine ince ayarlı bir duygu analizi modelidir. Hugging Face platformunda sunulan bu model, metinlerdeki duygusal ifadeleri sınıflandırmak için eğitilmiştir. Mutluluk, üzgünlük, öfke, korku, şaşkınlık ve tiksinti duygularını etiketleyebilir (Raffel vd., 2020).

3.1.6. Emotion-english-DistilRoBERTA-base ince ayarlı dil modeli

Bu model DistilRoBERTA (Distilled Robustly Optimized BERT Approach) büyük dil modeli üzerine ince ayarlı bir duygu analizi modelidir. Hugging Face platformunda sunulan bu model, metinlerdeki duygusal ifadeleri sınıflandırmak için eğitilmiştir. Mutluluk, üzgünlük, öfke, korku, şaşkınlık ve tiksinti gibi temel duyguları etiketleyebilir (Sanh vd., 2019).

3.1.7. Emotion_text_classifier ince ayarlı dil modeli

Bu model DistilRoBERTa (Distilled Robustly Optimized BERT Approach) büyük dil tabanlı bir duygu analizi modelidir. Hugging Face platformunda sunulan bu model, metinlerdeki duygusal ifadeleri sınıflandırmak için eğitilmiştir. Mutluluk, üzgünlük, öfke, korku, şaşkınlık ve nötr gibi temel duyguları etiketleyebilir (Sanh vd., 2019).

Tez çalışmasında iki farklı DistilRoBERTa dil modelinin ince ayarlanmış versiyonu kullanılması sebebiyle ilerleyen bölümlerde Emotion-english-DistilRoBERTa-base modeli DistilRoBERTa1, Emotion_text_classifier modeli DistilRoBERTa2 olarak isimlendirilecektir.

3.2. Çok Kriterli Karar Verme

Karar verme süreçleri, genellikle birbiriyle çelişen ve çerçevesi belirsiz birçok kriter temelinde çok sayıda alternatifin değerlendirildiği karmaşık ve çözümü zaman ile emek isteyen problemlerdir. Karar verme problemleri tek kriterli karar verme problemleri ve ÇKKV problemleri olarak iki ayrı ana başlık altında incelenebilir. Tek kriterli karar verme problemleri karar vermenin en basit olanıdır, karar verici tek bir amacı göz önüne almaktadır. Ancak gerçek hayat problemlerinde ise amaç sayısı birden çok, aynı zamanda, genellikle birbiriyle çelişkili olduğundan (yüksek oranda kar elde etmekle en çok sayıda işçi işlendirmek gibi) her amacı en iyi şekilde karşılayan bir seçenek bulmak zordur (Yılmaz, 2010). Bu problemlerin hızlı ve sağlıklı bir şekilde çözümlenebilmesi için çoğunlukla matematiksel modelleme yöntemleri yetersiz kalmakta; bu nedenle optimal çözüm yerine uzlaşık çözüm üreten amaç programlama ve çok kriterli karar verme (ÇKKV) yöntemlerinden faydalanılmaktadır. Karar verme süreci ve karar problemleri için belirleyici bir faktör olan karar çevresinde meydana gelen değişiklikler, verilecek kararlar ve oluşan karar problemi tiplerini de çeşitlendirmektedir (Yılmaz, 2010).

ÇKKV’de gerek şart birden fazla kriterin varlığı, yeter şart ise kriterlerin birbirleriyle çelişen yapıya sahip olması, açıklanacak olursa, bir kriterin bütünüyle tatmininin diğer(ler)inin bütünüyle tatminini engelliyor veya azaltıyor olmasıdır (Tabucannon, 1988; Arıkan, 1996; Yılmaz, 2010). ÇKKV’nin yeter şartı bunu gerekli kılmaz (Arıkan, 1996; Yılmaz, 2010). Alternatif ve kriter sayısı arttıkça, karmaşıklığı üstel olarak artan problem tiplerini ele almak için geliştirilmiş, geçerliliği ve doğruluğu literatürde birçok saygın yayın tarafından ispatlanmış olan ÇKKV yöntemleri; ağırlıklandırma, sıralama, seçme ve sınıflandırma amaçlarıyla farklı yapı ve hedeflere sahip problem tiplerinde uygulanabilmektedir (Coşkun, 2020).

50 yılı aşkın süredir karar problemlerinin çözüme ulaştırılmasında baskın yöntemler olarak ilişkin literatürde kabul gören ÇKKV yöntemleri çatısı altında birçok yöntem geliştirilmiştir.

Bu yöntemlerin birbirlerine göre bazı üstünlükleri bulunmaktadır (Yılmaz, 2010). Karar vericinin çözüme başlarken karşılaşılabileceği problemlerden birisi de hangi yöntemin uygun yöntem olduğunun belirlenmesidir, ve, burada karar verici analiz edilecek olan problem uzayının yapısına ve karar sürecine etki eden değişkenlere ve amaçlara en uygun yöntemi belirlemeye çalışmalıdır (Aytürk, 2006; Yılmaz, 2010).

AHP, Saaty (1980) tarafından geliştirilen bir ÇKKV yöntemidir. Yöntem ÇKKV problemlerini yukarıdan aşağıya bir hiyerarşi içerisinde yapılandırmakta; bu yapı problem hedefinin tanımlanmasını ve ardından bu hedefe etki eden faktör ve faktörlere ilişkin tümalt faktörlerin tanımlanarak aralarındaki ilişkinin belirlenmesini gerektirir (Yılmaz Kaya ve Dağdeviren, 2016). Özellikle sınırlı problem uzayları ve çelişen en iyileme koşulları altında karar vermenin karmaşık bir görev olduğu ve kapsamlı alan bağımlı bilgiyle karakterize edilmesi gereği göz önüne alındığında, seçim sürecini yönetmek için etkili ve verimli bir yöntem olarak değerlendirilen AHP (Yılmaz Kaya ve Dağdeviren, 2016), karar vericilerin subjektif görüşleri temelinde oluşturulan veriler ile hesaplama yaparken, konu hakkındaki deneyim ve bilgi birikimini sonuç kümesine ve çözüm uzayına yansıtmayı sağlayabilen, ayrıca, karar vericilerin değerlendirmelerinin güvenilirlik düzeylerini de kontrol ederek nihai sonuçların doğru, geçerli ve etkin olmasını kesinleştirebilmektedir.

Entropi, ilk olarak Alman fizikçi R. Clausius (1865) tarafından bir termodinamik sistemin düzensizliğini veya kaosunu tanımlamak için önerilen bir termodinamik kavramı iken (Chen, 2020); Shannon (1948), bilgi kaynaklarındaki sinyallerin belirsizliğini ölçen *bilgi entropisi* kavramını karar verme literatürüne tanıtmıştır. ÇKKV aracı olarak Entropi yöntemi, karar problemlerindeki kriterleri araştırmak ve önceliklendirme sürecinin öznel doğasından dikkati uzaklaştırmak için kullanılan ve objektif veriler temelinde hesaplama yapan bir yöntemdir (Liao vd., 2020; Yılmaz Kaya ve Ok, 2021). Entropi yöntemi, diğer ağırlıklandırma metodolojilerinin aksine, çiftler halinde karşılaştırma işlemleri gerektirmemesi ve dolayısıyla problemin artan karmaşıklığına uygun olarak hesaplama süresini ve karmaşıklık seviyelerini artırmaması gibi başlıca avantajlara sahip olarak kısa sürede ÇKKV literatüründe teoriye ve pratiğe dönük tüm uygulamalarda kendine geniş bir uygulama alanı bulmuştur (Peng vd., 2015; Jin vd., 2020; Liao vd., 2020; Zhang vd., 2020; Torkayesh vd., 2021; Yılmaz Kaya ve Ok, 2021).

Çok kriterli karar verme yöntemlerinden biri olan VIKOR yöntemi 2004 yılında Opricovic ve Tzeng tarafından geliştirilmiş, karar alternatiflerini grup faydası ve bireysel pişmanlık ölçütleri bakımından değerlendirerek uzlaşık bir çözüm bulmayı hedefleyen bir seçme ve sıralama yöntemidir. Uzlaşık çözüm, problemin ideal çözümüne yakın mümkün bir çözüm olarak tanımlanır, ve, bir karar problemi için seçilmesi en uygun alternatifin en yüksek grup faydasına ve en düşük bireysel pişmanlığa sahip alternatif olduğu varsayımına dayanır (Opricovic, 1998; Opricovic ve Tzeng, 2004; Opricovic ve Tzeng, 2007; Göktürk vd., 201; Karaman ve Çerçioğlu, 2015).

PROMETHEE yöntemi Brans tarafından 1982 yılında geliştirilen (Brans, 1982) ÇKKV literatüründe kendisine geniş bir uygulama alanı bulmuş, esnek, etkin, kullanışlı ve güvenilir hesaplama mekanizmasıyla hem teori hem pratikte kabul gören bir seçme ve sıralama yöntemidir. PROMETHEE ÇKKV literatüründe yer alan mevcut sıralama yöntemlerinin uygulama aşamasındaki zorluklardan hareketle geliştirilmiş ve karar vericilere problem uzayını farklı boyutlarda tanımlayan ve birbirinden farklı karakterize olan karar kriterlerinin tam anlamıyla başarılması için her kriter tipine özel hesaplamalar ile daha güvenilir sonuçlar sunacak bir çözüm uzayı oluşturma avantajları sağlar (Yılmaz, 2010).

Bu tez çalışması kapsamında ele alınan probleme uygun olarak, öncelik (ağırlık) belirleme ve karşılaştırma analizlerinin gerçekleştirilmesi için literatürde etkinliği ile geçerliliği ispatlanmış ve belirlenen problem uzayı karakteristiklerini ele almaya elverişli olan dört farklı ÇKKV yönteminden faydalanılmıştır. Bu ÇKKV yöntemlerine dair detaylı açıklamalar ve hesaplama mekanizmaları, tez çalışması kapsamında geliştirilen çözüm yaklaşımında kullanım sıralarına uygun olarak, aşağıda sunulmaktadır

3.2.1. AHP yöntemi

Saaty (1980) tarafından geliştirilen AHP, karar araştırmalarında grup veya bireylerin değerlendirmelerini dikkate alan, nitel ve nicel değişkenlerin bir arada değerlendirilmesine uygun olan, matematiksel hesaplamaları subjektif veriler üzerinde gerçekleştiren bir ÇKKV yöntemidir. AHP yöntemi karar vericilere farklı psikolojik ve sosyolojik durumlardaki bireysel değerlendirme, tecrübe ve gözlemlerini dikkate alınarak kendi karar verme mekanizmalarını tanıma olanağı sağlanmayı hedefler. Bu yöntemle karar vericilerin daha etkin karar vermeleri amaçlanmaktadır (Yılmaz ve Dağdeviren, 2010).

AHP yöntemi karar vericilere sunduğu karmaşık problemleri hiyerarşik yapıda inceleyerek kriterlerin daha iyi anlaşılmasını sağlaması, karar verme sürecinin sistematik ve objektif bir şekilde yürütülmesini sağlaması, hem nicel hem de nitel kriterleri analiz edebilme yeteneğine sahip olması ve kriter karşılaştırmalarının tutarlılık derecelerinin ölçülebilir olması gibi avantajlar ile ön plana çıkmaktadır. Ayrıca; kriter sayısı arttıkça uzman görüşlerindeki tutarlılıkların azalması, kriter seçimleri karar vericiler tarafından tercih edileceği için tam objektiflikten uzaklaşması, kriter sayısının artması ile birlikte dilsel değerlendirme ölçeğinin karşılaştırmalı üstünlük analizindeki verilerin temsilinde yetersiz kalabilecek olması gibi özellikleri AHP yönteminin dezavantajları olarak görülmektedir.

İkili karşılaştırma karar matrislerinin (A) oluşturulması AHP yönteminin en önemli aşamasıdır. AHP metodolojisine göre karşılaştırma matrisinin özdeğer ve özvektörleri öncelik sırasını belirlemeye yardımcı olur. En büyük özdeğere karşılık gelen özvektör öncelikleri belirlemektedir. A matrisinin en büyük özdeğeri $\lambda_{\max}$ olarak ele alınırsa, W öncelik vektörü; $(A - \lambda_{\max} I) w = 0$, denklem sisteminin çözümü ile elde edilir. Ancak bu denklem sisteminin özdeğer ve özvektörlerini hesaplamak özellikle büyük boyutlu matrisler ($n > 5$) için çok karmaşık ve zaman alıcıdır (Yılmaz ve Dağdeviren, 2010).

Bu tez çalışmasında AHP yöntemi Saaty (1980) tarafından önerilen adımlar çerçevesinde yürütülmüş ve hesaplama adımları aşağıda sunulmuştur.

Adım 1: Yöntemin ilk adımında her bir ana ve alt kriter için ikili karşılaştırma matrisi oluşturulur. İkili karşılaştırma karar matrislerinin oluşturulması AHP'nin en önemli aşamasıdır. Kriterler her bir karar verici tarafından önem değerleri temelinde ikili karşılaştırmalarla değerlendirilir. Karşılaştırmada Çizelge 3.1'de verilen 1-9 dilsel değerler ölçeği kullanılmaktadır (Saaty 1980).

Çizelge 3.1. Dilsel değerler ölçeği

Önem	Tanım	Açıklama
1	Eşit öneme sahip	Her iki ölçüt de (seçenek de) eşit değerde öneme sahip
3	Biraz önemli	Bir ölçüt diğerine göre biraz daha önemli
5	Fazla önemli	Bir ölçüt diğerine göre fazla önemli
7	Çok fazla önemli	Bir ölçüt diğerine göre çok fazla önemli
9	Son derece önemli	Bir ölçüt diğerine göre mutlak üstün bir önemde
2,4,6,8	Ara değerler	Uzlaşma gerektiğinde kullanılmak üzere iki ardışık yargı arasına düşen değerler

Adım 2: Bu adımda normalize edilmiş karar matrisinleri Adım 1’de oluşturulan karşılaştırma matrisleri için Eş. 3.1 kullanılarak oluşturulur.

$$n_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{i=1}^m a_{ij}}, \forall i, j \quad (3.1)$$

Burada a_{ij} i . kriterin j . alternatifteki değerini göstermektedir. n_{ij} ise m sayılı alternatif uzayında j . alternatife i . kriterdeki normalize edilmiş değerini gösterir.

Adım 3: Bu adımda kriter ağırlıkları normalize edilmiş karar matrisi değerleri kullanılarak Eş 3.2 yardımıyla hesaplanır.

$$w_i = \frac{\sum_{j=1}^m n_{ij}}{m}, \forall i \quad (3.2)$$

Burada w_i i . kriterin ağırlığını göstermektedir.

Adım 4: AHP yöntemi karar vericilerin subjektif değerlendirmelerine tabi olarak yapılan hesaplamaların tutarlılık oranları dikkate alarak sonuçların güvenilirliğini test eden güvenilir bir yöntemdir. Yöntemin son adımında tutarlılık indeksi ve oranları Eş. 3.3 Eş. 3-6 kullanılarak hesaplanır.

$$(Aw)_i = \sum_{j=1}^n a_{ij} \cdot w_j \quad (3.3)$$

$$\lambda_{\max} = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{(Aw)_i}{w_i}}{n} \quad (3.4)$$

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad (3.5)$$

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (3.6)$$

Burada λ_{max} ağırlıklandırılmış toplam vektör ile kriter ağırlıkları arasındaki ilişkiyi, CI tutarlılık indeksini, CR tutarlılık oranını ve RI rastgele indeks değerini göstermektedir.

Tutarlılık oranı hesaplamasında kullanılan Rastgele indeks (RI) değerleri Çizelge 3.2’de verilmiştir. Tutarlılık oranı 0,1’den küçük olan puanlamalar tutarlı kabul edilir.

Çizelge 3.2. Rastgele indeks değerleri

Kriter sayısı	3	4	5	6	7	8	9	10
Rastgele indeks değeri (RI)	0,58	0,9	1,12	1,24	1,32	1,41	1,45	1,49

3.2.2. Entropi yöntemi

ÇKKV yöntemi olarak Entropi yöntemi, karar problemlerindeki kriterleri araştırmak ve önceliklendirme sürecinin öznel doğasından uzaklaşmak için sıklıkla kullanılan bir araçtır (Liao vd. 2020). Entropi, ilk olarak 1865 yılında Clausius tarafından bir termodinamik sistemin düzensizliğini veya kaosunu tanımlamak için önerilen bir fizik kavramı iken ilk kez 1948 yılında Shannon entropiyi bilgi teorisine dahil etmiş ve bilgi kaynaklarındaki sinyallerin belirsizliğini ölçen bilgi entropisi kavramını öne sürmüştür. Entropi yöntemi, diğer benzer ÇKKV metodolojilerinin aksine, çiftler halinde karşılaştırma işlemleri gerektirmemesi ve dolayısıyla problemin karmaşıklığının artmasına bağlı olarak hesaplama süresini ve karmaşıklık seviyelerini artırmaması gibi başlıca avantajların sunan nesnel bir önem değerlendirme aracıdır.

Bu temel avantajının yanı sıra yöntem, karar vericilerin subjektif görüşlerine bağlı kalmadan, kriterlerin yalnızca veriler üzerindeki değişimine odaklanarak, tarafsız bir şekilde kriter ağırlıklarının belirlenmesini sağlaması, daha fazla bilgi çeşitliliği sağlayan kriterin daha yüksek ağırlıklanması, farklı birimler veya ölçeklerdeki kriterler arasında normalize edilmiş değerlere dayanması ile ön plana çıkmaktadır.

Entropi yöntemi karar problemlerini kriter ve alternatifler boyutları altında ele alan karar verme matrisinin oluşturulması ile başlayan bir hesaplama süreci ile ele alır. Yöntemin

hesaplama adımları aşağıda detayları ile açıklanmaktadır (Bakhoun ve Brown, 2013; Chen, 2020; Liao vd., 2020; Yılmaz Kaya ve Ok, 2021).

Adım1: Bu adımda karar verme uzayında yer alan her kriter için alternatif değerlerinin bulunduğu m alternatif n kriter sayılı $m \times n$ boyutunda karar matrisi oluşturulur.

Adım2: Bir sonraki adımda karar matrisindeki değerler fayda ve maliyet kriterleri için sırasıyla Eş. 3.7 ve Eş. 3.8’de gösterildiği gibi normalize edilerek n_{ij} normalize karar matrisi (Eş. 3.9) oluşturulur.

$$a_{ij} = \frac{a_{ij} - \min(a_{ij})}{\max(a_{ij}) - \min(a_{ij})} \quad (3.7)$$

$$a_{ij} = \frac{\max(a_{ij}) - a_{ij}}{\max(a_{ij}) - \min(a_{ij})} \quad (3.8)$$

$$n_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{j=1}^m a_{ij}} \quad (3.9)$$

Adım3: Daha sonra, Her bir kriter için E_j entropi değeri Eş. 3.10 ve Eş. 3.11 kullanılarak hesaplanır. Burada k normalizasyon sabiti m alternatif sayısıdır.

$$E_i = -k \sum_{j=1}^m n_{ij} \ln n_{ij} \quad (3.10)$$

$$k = 1/\ln(m) \quad (3.11)$$

Adım4: Bu adımda bilgi çeşitliliği değeri olan d_j Eş. 3.12 kullanılarak hesaplanır. Burada entropi değeri E_i ne kadar düşükse bilgi çeşitliliği b_i değeri o kadar yüksek olacaktır.

$$b_i = 1 - E_i \quad (3.12)$$

Adım5: Yöntemin son adımında her kriter için Eş. 3.13 kullanılarak kriter ağırlıkları belirlenir.

$$w_i = \frac{b_i}{\sum_{i=1}^m b_i} \quad (3.13)$$

Avantajları ile nesnel ağırlık hesaplama problemlerinde karar vericilere fayda sağlayan Entropi yönteminin de bazı dezavantajları bulunmaktadır. Yöntem, veri setinin küçük veya sınırlı olması halinde anlamlı bir ayırım yapmanın zorlaşması, veri setinin homojenliğinin fazla olması halinde bilgi farkı az olacağından kriter ağırlıklandırmasında hatalara yol açılabilmesi gibi durumlar göz önünde bulundurularak diğer nesnel yöntemler ile mukayese edilmeli ve problem karakteristiklerine uyumlu ise uygulama için kullanılmalıdır.

3.2.3. VIKOR yöntemi

VIKOR (Vise Kriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje) ilk kez 2004 yılında Opricovic ve Tzeng tarafından karar problemlerine uzlaşık çözüm üretmek için bir yöntem olarak sunulmuştur. VIKOR yöntemi çelişen kriterlerin olduğu ve kesin çözümün belirlenemediği problemlerde uzlaşmaya dayalı sonuç için kullanılır. Amacı alternatifler arasında sıralama yaparak uzlaşık bir çözüm bulmaya çalışmaktır (Opricovic ve Tzeng, 2004). Yöntem her kriter için alternatiflerin ideal çözüme olan uzaklığını dikkate alarak karar problemine uzlaşık bir çözüm aramaktadır.

Yöntemin adı Sırpça *Çok Kriterli Optimizasyon ve Uzlaşık Çözüm* anlamına gelmektedir. VIKOR yönteminin esası karar vericilere karar seçenekleri için hesaplanan grup faydası ve bireysel pişmanlık ölçütleri ve bu iki ölçütün birleştirilmesi ile elde edilen uzlaşık ölçütü yardımıyla değerlendirilmesi olanağı sağlamasıdır. Değerlendirmenin doğrulanması için ölçüt değerleri ve alternatif sıralaması açısından bir kontrol adımı uygulanarak en uygun seçeneğin tek bir alternatif mi yoksa birden fazla alternatif mi olduğu anlaşılabilmektedir (Opricovic ve Tzeng, 2004).

Yöntemin karar vericilere sunduğu temel avantaj uzlaşık bir çözüm sağlaması ve kriterlerin ideal ve anti ideal çözümlere uzaklıklarını ölçerek objektif bir sıralama sağlamasıdır. Bu sıralamaları sağlarken kriterlerin göreceli önemleri de dikkate alınır, ayrıca, birbiri ile çelişen kriterler fayda ve maliyet fonksiyon yönlerine göre gruplanarak incelenmektedir (Opricovic ve Tzeng, 2004; Opricovic ve Tzeng, 2007; Göktürk vd. 2011; Karaman ve Çerçioğlu, 2015).

VIKOR yöntemi karar problemlerini alternatifler (m) ve kriterler (n) kümeleri altında analiz eden bir matris olarak yapılandırarak ele almaktadır. VIKOR hesaplama adımları detayları

ile aşağıda açıklanmaktadır (Opricovic ve Tzeng, 2004; Opricovic ve Tzeng, 2007).

Adım1: VIKOR yönteminin ilk adımında öncelikle her kriter için en iyi ve en kötü değerler belirlenir. En iyi değer a^+ ve en kötü değer a^- ile ifade edilmek üzere ideal ve anti-ideal çözümler fayda ve maliyet kriterleri için sırasıyla Eş. 3.14 ve Eş. 3.15 kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$a_i^* = \max_j a_{ij}, \quad a_i^- = \min_j a_{ij} \quad (3.14)$$

$$a_i^* = \min_j a_{ij}, \quad a_i^- = \max_j a_{ij} \quad (3.15)$$

Burada a_{ij} j . alternatifin i . kriter için aldığı değeri temsil etmektedir.

Adım2: Bir sonraki adımda normalize edilmiş değerler ve fayda-pişmanlık değerleri her bir alternatifin ideal ve anti-ideal çözümlere olan uzaklıklarının hesaplanması ve kriter ağırlıkları ile çarpılması ile belirlenmektedir (Eş. 3.16 ve Eş. 3.17).

$$S_j = \sum_{i=1}^n w_i \frac{a_i^* - a_{ij}}{a_i^* - a_i^-} \quad (3.16)$$

$$R_j = \max_i \left(w_i \frac{a_i^* - a_{ij}}{a_i^* - a_i^-} \right) \quad (3.17)$$

Burada S_j ortalama grup faydası, R_j en yüksek pişmanlık değeri, w_i i . kriter ağırlığıdır.

Adım3: Yöntemin sonraki adımında uzlaşık sıralama indeks değerleri Eş. 3.18 – Eş. 3.20 kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$Q_j = v \frac{S_j - S^*}{S^* - S_j} + (1-v) \frac{R_j - R^*}{R^- - R^*} \quad (3.18)$$

$$S^+ = \min_j S_j, \quad S^- = \max_j S_j \quad (3.19)$$

$$R^+ = \min_j R_j, \quad R^- = \max_j R_j \quad (3.20)$$

Burada v değeri maksimum grup faydasına (S_J) verilen önem derecesini (strateji ağırlığını) temsil ederken $1-v$ değeri ise karşıt görüşe (R_J) ait minimum pişmanlık ağırlığını temsil etmektedir. Q_J değeri alternatiflerin uzlaşma sıralamalarını belirleyen uzlaşma değeridir.

Adım 4. Q_J değerleri küçükten büyüğe sıralanarak alternatiflerin sıralaması yapılır.

Sıralama sonucunda Q_J değerleri kullanılarak en iyi performans gösteren iki alternatif karşılaştırılır ve uzlaşma çözümü seçilir. En iyi sonuç veren alternatifin uzlaşma çözümü olarak kabul edilmesi için alternatifler arasındaki farkın m sayılı alternatif uzayında $1/(m-1)$ 'den küçük olması ve S_J ya da R_J değerlerinden en az birinde en iyi performansı göstermesi gerekmektedir.

3.2.4. PROMETHEE yöntemi

PROMETHEE yöntemi Brans tarafından 1982 yılında geliştirilen bir çok kriterli karar verme tekniğidir. Bu yöntem problem uzayında tanımlanan ve farklı karar karakteristikleri gösteren kriter tiplerini tek bir değerlendirme matrisi boyutunda ele alabilmek ve uygulama alanında kolaylık sağlamak açılarından diğer seçme ve sıralama yöntemleri arasında en etkin metodolojidir (Yılmaz, 2010). Bu yöntem karar vericinin kriterlere verdiği önemi oran ölçeğinde ifade edebilmesi durumunda uygulanabilmektedir (De Keyser ve Peeters, 1996).

PROMETHEE yöntemini yürütmek için iki çeşit ek bilgiye ihtiyaç duyulmaktadır (Dağdeviren, 2008): (i) göz önünde bulundurulacak kriterlere ait ağırlıklar olan göreceli önemlere ilişkin bilgi, (ii) karar vericinin her bir ayrı kriter bazında alternatiflerin katkılarını karşılaştırırken kullandığı tercih fonksiyonlarına ilişkin bilgi (Yılmaz, 2010).

Yöntem karar problemlerini $w=(w_1, w_2, \dots, w_k)$ ağırlıkları ile k kriter $c=(f_1, f_2, \dots, f_k)$ tarafından değerlendirilen $A=(a, b, c, \dots)$ alternatiflerine ilişkin değerlendirme matrisi altında ele alır. PROMETHEE yöntemi çok kriterli problemlere Eş. 3. 21'de verilen bağıntı ile inceler ve aşağıda açıklanan hesaplama adımlarını yürüterek incelenen alternatiflerin belirlenen kriter tipleri ve tercih fonksiyonları altında kısmi, tam ve net sıralamalarını hesaplar (Brans, 1982; Yılmaz, 2010). Burada A mümkün alternatiflerin sonlu bir kümesidir ve f_j en büyüklenecek n tane kriteri göstermektedir. Her alternatif için $f_j(a)$ o alternatifin bir değerlendirmesidir.

$$\text{Max}\{f_1(a), f_2(a), \dots, f_n(a) \mid a \in A\} \quad (3.21)$$

Adım 1: Her kriter için alternatiflerin birbirlerine olan uzaklıklarını ifade eden ikili karşılaştırma matrisi Eş. 3.22 kullanılarak oluşturulur.

$$d_{ij}(k) = a_{ik} - a_{jk} \quad (3.22)$$

Adım 2: Bir sonraki adımda karar problemi uzayında tanımlanan kriterler için uygun tercih fonksiyonları belirlenmelidir. PROMETHEE yöntemi değerlendirme matrisinde hesaplama yapmak için ek bilgiye ihtiyaç duyar; her bir kriter için özel bir tercih fonksiyonu tanımlanmalıdır. Bu fonksiyonlar ikili karşılaştırmalar anında en iyi alternatife ilişkin tercih derecesini hesaplamakta kullanılmaktadır (Brans ve Vincke, 1985). $a, b \in A$ olan iki alternatif karşılaştırıldığında, bu karşılaştırmanın sonucunu tercihler bakımından açıklanabilmektedir. Bu yüzden bir P tercih fonksiyonu seçilir (Dağdeviren, 2008). Bu tercih fonksiyonu, 0 – 1 aralığında değişen bir tercih derecesi içinde, belirli bir kriter temelinde değerlendirilen iki alternatif arasındaki farkı açıklamaktadır. Yöntemin uygulanmasında kullanılabilecek altı farklı tercih fonksiyonu bulunmaktadır ve bunlar Brans ve Vincke (1985) tarafından sunulmuştur. Buna göre bu tercih fonksiyonları Birinci Tip (Olağan – Usual), İkinci Tip (U-tipi – U-type), Üçüncü Tip (V-tipi – V-type), Dördüncü Tip (Seviyeli – Level), Beşinci Tip (Lineer – Linear) ve Altıncı Tip (Gaussian) olarak sıralanabilmektedir (Brans ve Mareschal, 1998). Karar vericinin ilgili değerlendirme faktörü açısından herhangi bir tercihinin olmadığı durumlarda Birinci Tip (Olağan) tercih fonksiyonu kullanılmalıdır. Eğer değerlendirme faktörü açısından belirlenen bir değer üzerinde olan karar noktalarını tercih ediyorsa, İkinci Tip (U Tipi) tercih fonksiyonu uygundur. Karar verici, bir değerlendirme faktöründe ortalamanın üstünde olan değerlere öncelik verip, ancak altındaki değerleri de tamamen göz ardı etmek istemiyorsa, Üçüncü Tip (V Tipi) tercih fonksiyonu tercih edilmelidir. Değerlendirme faktörü açısından tercihlerin belirli bir değer aralığına odaklanması gerektiğinde, Dördüncü Tip (Seviyeli) tercih fonksiyonu, ortalamanın üzerindeki değerlere öncelik vermek isteyen karar vericiler için Beşinci Tip (Lineer), değerlendirme faktöründeki değerlerin ortalama sapmaları karar verici için belirleyici bir unsur olduğunda Altıncı Tip (Gaussian) tercih fonksiyonu kullanılmalıdır. PROMETHEE yönteminde kullanılan tercih fonksiyonu tipleri, parametleri, fonksiyonları ve grafikleri ile birlikte Çizelge 3.3’te verilmiştir (Dağdeviren ve Eraslan, 2008; Yılmaz, 2010).

Çizelge 3.3. PROMETHEE yönteminde kullanılan tercih fonksiyonları

Tip	Parametreler	Fonksiyon	Grafik, $P(x)$
Birinci Tip (olağan)	-	$P(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 0, \\ 1 & x > 0. \end{cases}$	
İkinci Tip (U-tipi)	L	$P(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 1, \\ 1 & x > 1. \end{cases}$	
Üçüncü Tip (V-tipi)	M	$P(x) = \begin{cases} x/m & x \leq m, \\ 1 & x \geq m. \end{cases}$	
Dördüncü Tip (Seviyeli)	q, p	$P(x) = \begin{cases} 0, & x \leq q, \\ 0.5, & q < x \leq q + p, \\ 1, & x > q + p, \end{cases}$	
Beşinci Tip (Lineer)	s, r	$P(x) = \begin{cases} 0, & x \leq s, \\ \frac{x-s}{r}, & s \leq x \leq s+r, \\ 1, & x \geq s+r, \end{cases}$	
Altıncı Tip (Gaussian)	σ	$P(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0, \\ 1 - \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right), & x > 0, \end{cases}$	

$f_j(i)$ kriterine ilişkin tercih fonksiyonu Eş.3.23 ve Eş. 3.24 ile verilmektedir.

$$P_j(a,b) = G_j \left[f_j(a) - f_j(b) \right] \quad (3.23)$$

$$0 \leq P_j(a,b) \leq 1, \quad (3.24)$$

Burada G_j , $f_j(a)$ ve $f_j(b)$ arasında gözlemlenen (d) sapmasının azalmayan bir fonksiyonu iken, $P_j(i)$ ise j . kritere bağlı tercih fonksiyonudur. Daha sonraki adımlarda tercih fonksiyonuna göre sonuç değeri fazla olan alternatif az olana tercih edilir ve belirlenen tercih fonksiyonları temelinde ortak tercih fonksiyonu hesaplanır (Yılmaz, 2010).

Adım3: Bir sonraki adımda ortak tercih fonksiyonlarından hareketle her bir alternatif çifti için tercih indeksleri belirlenir ve Eş. 3.25 kullanılarak ayrı ayrı hesaplanır.

$$\pi_{ij} = \sum_{k=1}^n w_k . P_{ij}(k) \quad (3.25)$$

Burada π_{ij} i . alternatifinin j . alternatifine göre tüm kriterler temelinde tercih derecesini gösterir.

Adım4: Sıradaki adımda ortak tercih fonksiyonu değerlerine göre pozitif ve negatif üstünlük değerlerinin sırası ile Eş. 3.26 ve Eş. 3.27 ile hesaplanması gelmektedir.

$$\Phi_i^+ = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^m \pi_{ij} \quad (3.26)$$

$$\Phi_i^- = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^m \pi_{ij} \quad (3.27)$$

Burada, pozitif üstünlük (Φ^+), a alternatifinin A 'nın diğer bütün alternatiflerine nasıl baskın geldiğinin ölçüsüdür, burada her bir a alternatifinin A alternatifler kümesine ait olduğu kabul edilmektedir. Benzer olarak, negatif üstünlük (Φ^-) a alternatifinin A 'nın diğer bütün alternatifleri tarafından nasıl bastırıldığının ölçüsüdür (Yılmaz, 2010).

Adım 5: Bu adımda, bir önceki adımda hesaplanmış olan pozitif ve negatif üstünlük değerlerine göre her alternatifin birbiri ile karşılaştırması yapılarak PROMETHEE I kısmi sıralaması yine PROMETHEE metodolijisinin sahip olduğu ilkelere göre belirlenmiş olan bazı matematiksel eşitlikler kullanılarak (Eş. 3.28 – 3.33) elde edilir. Bu kapsamda alternatiflerin sahip olduğu pozitif ve negatif üstünlük değerleri kendi içlerinde karşılaştırılarak bir alternatifin bir diğerine tercih edilmesi (üstünlük durumu) (Eş. 3.28-3.30), alternatiflerin birbirlerinden farksızlığı (Eş. 3.31) ve birbiri ile karşılaştırılamamazlığı (Eş. 3.32 ve Eş. 3.33) durumları belirlenir.

$$\Phi^+(i) > \Phi^+(j) \text{ ve } \Phi^-(i) < \Phi^-(j) \quad (3.28)$$

$$\Phi^+(i) > \Phi^+(j) \text{ ve } \Phi^-(i) = \Phi^-(j) \quad (3.29)$$

$$\Phi^+(i) = \Phi^+(j) \text{ ve } \Phi^-(i) < \Phi^-(j) \quad (3.30)$$

$$\Phi^+(i) = \Phi^+(j) \text{ ve } \Phi^-(i) = \Phi^-(j) \quad (3.31)$$

$$\Phi^+(i) > \Phi^+(j) \text{ ve } \Phi^-(i) > \Phi^-(j) \quad (3.32)$$

$$\Phi^+(i) < \Phi^+(j) \text{ ve } \Phi^-(i) < \Phi^-(j) \quad (3.33)$$

Bazı karar problemlerinin çözüm kümelerinde PROMETHEE I kısmi sıralaması karar vericiler için yeterli ve tam olarak güvenilir bir sonuç sağlayamayabilmektedir. Eş. 3.32 ve Eş. 3.33'te ifade edildiği üzere iki alternatif karşılaştırılırken a alternatifinin pozitif üstünlüğü b alternatifninkinden büyükken ya da küçükken, yine a alternatifinin negatif üstünlük değeri b alternatifninkinden sırasıyla büyük ya da küçükse iki alternatif karşılaştırılamamakta ve dolayısıyla PROMETHEE I kısmi sıralaması ile hangi alternatifin en iyi alternatif olduğu ve diğer alternatiflerin en iyiden en kötüye doğru gidilirken hangi sırada yer aldığı bu tip durumlarda kesin olarak belirlenememektedir (Yılmaz, 2010).

Adım 6: PROMETHEE I kısmi sıralaması ile alternatiflerin birbiri ile karşılaştırılamama ya da alternatiflerin birbirinden farksızlığı durumlarında bir sonraki adıma PROMETHEE II (tam öncelik değerlerinin belirlenmesi adımı) tam sıralamasının hesaplanması

gerekmektedir. Bu adımda her bir alternatif için pozitif üstünlük (Φ^+) ve negatif üstünlük (Φ^-) değerlerinin arasındaki fark olarak tanımlanan *alternatiflerin tam öncelik değeri* (Φ_i^{net}) Eş. 3.34 kullanılarak hesaplanmaktadır. Bir alternatifin tam öncelik değeri ne kadar yüksek ise o alternatifin tercih edilebilirliğinin o derecede yüksek olduğu bilinmektedir.

$$\Phi_i^{net} = \Phi_i^+ + \Phi_i^- \quad (3.34)$$

PROMETHEE II tam sıralaması tüm alternatifler için hesaplanan Φ^{net} değerlerinin aynı düzlemde değerlendirilmesiyle elde edilmektedir. a ve b alternatifleri için hesaplanan Φ^{net} değerlerine göre a alternatifi b alternatifine tercih edilir (Eş. 3.35) veya a ve b alternatifleri farksızdır (Eş. 3.36).

$$\phi^{net}(a) > \phi^{net}(b) \quad (3.35)$$

$$\phi^{net}(a) = \phi^{net}(b) \quad (3.36)$$

Eş. 3.35 ve Eş. 3.36 kullanılarak karar probleminde tanımlanmış olan alternatiflerin üstünlüğünü ifade eden PROMETHEE II tam sıralaması hesaplanmaktadır.

Adım 7: Bazı karar problemlerinde nadir olarak PROMETHEE II tam sıralaması ile alternatiflerin birbirinden farksızlığı durumu ile karşılaşılabilir. Bu durumda problem uzayını ele almak için bir ileri hesaplama mekanizması daha bulunmaktadır. PROMETHEE GAIA analizi ile tüm alternatiflerin çözüm uzayında kriterler temelindeki konumlandırılmalarını ifade eden iki boyutlu bir düzlem olan PROMETHEE GAIA grafiği ile çözüm uzayının şekilsel olarak ifade edilmesi, ayrıca karar doğrusuna (decision stick) uzaklıkları çerçevesinde alternatiflerin seçme ve sıralama probleminde sahip oldukları performansın üstünlüğünün tayin edilebilmesi, karar vericilere net sonuçların çözüm uzayına yansıtılması ve en kesin ve verimli kararların alınması imkânını sağlamaktadır.

4. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Bu bölümde tez çalışmasında kullanılan yöntemlere dair literatür çalışmalarına yer verilmiştir.

4.1. Psikososyal İş Çevresinin İyileştirilmesi Üzerine Araştırmalar

Mevcut literatürde yer alan psikososyal iş çevresinin iyileştirmesi konusu üzerinde yürütülmüş olan çalışmalara dair gerçekleştirilen literatür araştırması bu alt bölüm altında sunulacaktır.

Web of Science veri tabanı üzerinden 2024 yılı Aralık ayında yapılan literatür incelemesinde “psychosocial environment” AND “emotion” anahtar kelimeleri ile yapılan taramada iki araştırma makalesi, “psychosocial environment” AND “motivation” anahtar kelimeleri ile yapılan taramada dört araştırma makalesi, “psychosocial environment” anahtar kelimeleri ile yapılan taramada 563 araştırma makalesi ve 46 literatür incelemesi, Ulusal Tez Merkezi veri tabanı üzerinden “insan faktörleri” anahtar kelimeleri ile yapılan taramada 21 yüksek lisans ve doktora tezi, “motivasyon” AND “ergonomi” anahtar kelimeleri ile yapılan taramada 3 yüksek lisans ve doktora tezi araştırmalarına ulaşılmış olup bu çalışmalar arasından gerek fiziksel iyileştirmelerin yoğunluğu gerekse motivasyon ve bilişsel çalışmaların anket temelli olmaları sebebiyle aşağıdaki çalışmalar seçilerek Çizelge 4.1’de özet olarak sunulmuştur.

Herzberg (1964), iş tatmininin hijyen ve motivasyon olarak iki farklı faktör temelinde oluştuğunu, motivasyonun tatmine, hijyen eksikliğinin ise tatminsizliğe yönlendiren faktörler olduğunu açıklamıştır. Herzberg, hijyeni; şirket politikası, prosedürleri, gözetim kalitesi, müdürler ve çalışanların ilişkisi, çalışma koşulları, maaş ve yan haklar, iş güvenliği ve iş hayat dengesi olarak tanımlamıştır. Buradaki iyileştirmelerin tatmini artırmayacağını ancak tatminsizliğe önlem olacağını ifade etmiştir. Herzberg, motivasyonu ise; kişisel başarı duygusu, tanınma, zorlu/teşvik edici görev, sorumluluk, ilerleme fırsatı, terfi ve bireysel büyüme olarak tanımlamıştır. Buradaki iyileştirmelerin iş tatmini artıracığını ifade etmiştir.

Burstyn (2004), iş hijyeni çalışmalarının birçok parametre içermesi, farklı kriterler barındırması sebebiyle çok boyutlu yapıya sahip olduğunu belirterek, yorum ve

görselleştirme için temel bileşen analizi çalışması yapılmasının fayda sağlayacağını önermiştir.

Carter (2004) çalışmasında 1720 ile 1920 yılları arasında İngiltere’de gerçekleştirilen iş hijyeni çalışmalarını incelemiştir. Bu çalışmaların genellikle ağır metal zehirlenmeleri, temiz su temini, ışıklandırma, havalandırma gibi konularda yapıldığı ve çalışmaların çoğunun devlet katılımı ile gerçekleştirildiği bildirmiştir.

Armstrong, Kaschinger ve Wong (2009) tarafından 300 hemşire ile yürütülen çalışmada çalışan güçlendirme üzerinde teorik bir model üretilmiştir. Çalışma sonucunda başhemşirelere ve hastane yöneticilerine fikir sağlayacak ve hasta güvenliği iklimini olumlu yönde etkileyecek hemşirelik uygulama özellikleri belirlenmiştir.

Hedlund ve diğerleri (2010), iş yeri ortamının tasarlanmasında çalışan motivasyonlarının da dâhil edilerek iş motivasyonlarının artırılabilceği varsayılarak, anket yolu ile 113 çalışan verisi üzerinden bir analiz yapılmıştır. Kitapevi ve belediye tesisi çalışanları ile yapılan bu çalışmada çalışanların iş yeri ortamını iyileştirmek için katkı sağlamak istedikleri, bu yönde yapılacak çalışmaların daha verimli sonuçlar sunabileceği bildirilmiştir.

Lin ve Lee (2010), Tayvan restoranlarında gıda işleme sürecinde kullanılan bitkisel yağların mutfak personelinin akciğer hastalığına yakalanmasına sebep olması sebebiyle, 30 farklı restoranda yürütülen çalışmada hava perdeleri tasarlayarak ve havalandırma başlığının şeklini değiştirerek, çalışanların buharlara minimum seviyede maruz kalmasını sağlamışlardır.

Pervez (2010), 210 çalışanın iş performanslarına ilişkin toplanan veri üzerinde duyguların performans ile olan ilişkisini istatistiksel tekniklerle analiz etmiştir. Çalışanların iş performanslarında; öfke, güven ve ilgi gibi duyguların güçlü etkiye sahip olduğu gösterilmiştir.

Ceylan ve Dul (2011) tarafından geliştirilen 409 çalışanın katıldığı Yaratıcılık Geliştirme Hızlı Tarama yöntemi ile zorlu iş, takım çalışması, görev rotasyonu, iş otomasyonu, danışman koçluğu, düşünme zamanı, yırtıcı hedefler, doğaya bakan pencere, gizlilik, koku

ve ses gibi 21 farklı özellik dikkate alınarak oluşturulan çalışma ortamlarında yaratıcılığın artırıldığı gösterilmiştir.

Top ve Gider (2013) çalışmalarında, üç farklı hastanede çalışan 677 hemşire ve 195 medikal sekreterden anket yolu veri toplayarak, çalışanların iş tatmini ile organizasyonel bağlılıklarında; cinsiyet, eğitim seviyesi, yaş, aylık gelir, hastane sahiplik türü, çalışma yılı, iş ve medeni durumu gibi özelliklerin etkisi araştırılmıştır. Sonuçlar organizasyonel bağlılık ile iş tatmini arasında güçlü bir ilişki olduğunu ve bu güçlü ilişkide duygusal bağlılık ile iş tatmini arasındaki pozitif yönlü ilişkinin ön plana çıktığını göstermiştir.

Bushiri (2014) tez çalışmasında, anket yolu ile maliye alanında çalışan beyaz yakalılarından veri toplayarak korelasyon ve regresyon analizleri yapmıştır. Çalışma alanlarının çalışanlar üzerinde güçlü bir etkisi olduğu, amirler ile çalışan ilişkilerinin, performans geri bildirimlerinin ve teşviklerinin çalışan motivasyonunu olumlu yönde artırdığı bildirilmiştir.

Kramer ve diğerleri (2014), çalışmalarında duygusal durumların çevredeki insanlara farkında olunmadan dahi bulaşabileceğini, haber kaynaklarında daha az duygusal gönderiye maruz kalan kişilerin sonraki günlerde genel olarak daha az etkileyici duygusal durumlarda bulunduğunu ifade etmişlerdir.

Palvalin (2015), SmartWoW aracı ile çalışma ortamındaki değişikliklerin bilgi işlerindeki verimliliğe etkisini araştırmıştır. Finlandiya'daki çalışma ortamı değişikliği yapacak olan dokuz-farklı organizasyondan ve 998 katılımcıdan çevrimiçi anket yolu ile veri toplanmıştır. Bu veri seti üzerinde doğrulayıcı ve keşifsel faktör analizleri uygulanmıştır. Çalışan deneyimlerine dayalı anketlerin çalışan performansı analizlerinde kullanımı ile iş yerindeki değişikliklerin performansa olan etkisinin anlaşılacağı ileri sürülmüştür.

Searcy, Dixon ve Neumann (2015), Kanada merkezli ve Toronto Menkul Kıymetler Borsası'nda işlem gören rastgele şirketler tarafından yayınlanan 100 raporu inceleyerek çalışma alanı değerlendirme göstergelerini belirlenmeye çalışmışlardır. Çalışma sonucunda 892 farklı gösterge kullanıldığı görülmüştür. Sonuçlar, şirketler tarafından çalışma ortamları için; güvenlik odaklı göstergelere (sağlık, insan hakları, çalışan-şirket bağlılığı) büyük önem verildiğini ancak stres gibi psikososyal sorunların gösterge açıklamalarında yeterince temsil edilmediğini göstermiştir.

Naser Valaei ve Sajad Razaee (2016), denetim, işin doğası, iletişim, koşullu ödüller, iş arkadaşı, yan haklar, ödeme, terfi ve işletme prosedürlerinden oluşan dokuz iş tatmini yönü ile normal, duygusal ve devam bağlılığından oluşan üç örgütsel bağlılık türü arasındaki ilişkinin yapısına ilişkin inceleme yapılmıştır. Çalışma sonucunda şirketlere, çalışanlarının bağlılık ve iş tatmini derecelerini saptayabilecekleri, işten ayrılma oranlarını düşürebilecekleri bir model önerilmiştir.

Shahsavarani ve diğerleri (2016), 120 beyaz yakalı çalışanın mental müdahalelerde dini eğitimlerin dâhil edilmesinin çalışan performanslarına katkı sağlayacağı, stres ve gerginlik seviyelerinde azalma sağlanacağı ifade edilmiştir.

Ede ve Bal (2018), iş hijyeninin, psiko-sosyal ve mental iyilik temelli risk faktörlerinin önlenmesi için bilimsel yollar ile ölçümler yapılmasını ve çalışanlara eğitimler verilerek desteklenmesini önerilmiştir.

Doğanay (2021), tez çalışmasında İstanbul ili Levent semtindeki plazalarda çalışan 294 beyaz yakalı üzerinde anket yöntemi ile örgütsel strese yönelik araştırma yapmıştır. Sonuç olarak, beyaz yakalı çalışanların stres seviyelerinin normalin üzerinde olduğunu, genellikle adaletsizlik durumlarında öfke tabanlı düşüncelere sahip olduklarını ancak davranışsal olarak sakin kaldıklarını, organizasyonlarda örgütsel stres düzeylerinin öfke belirtileri ve öfkeye neden olan alt boyutlar ile doğrusal olarak ilişkili olduğunu göstermiştir.

Jensen ve diğerleri (2021), akademik araştırmalar ve psiko-sosyal iş çevresi arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarmışlardır. Çalışan anketleri ve sekiz yıllık bibliyometri ve dış finansmandan elde edilen kayıt verileri üzerinde gerçekleştirilen araştırmada psiko-sosyal iş çevresinin gelecek araştırma performanslarında en yüksek etkiye sahip olduğu gösterilmiştir. Yazarlar, üniversitelerdeki akademik araştırma performanslarının artırılmasında, yönetimler tarafından psiko-sosyal iş çevresinin iyileştirilmesinin kritik öneme sahip olması gerektiğini vurgulamışlardır.

Nursaid ve diğerleri (2021), çalışan yeterliliği, çalışma ortamı ve çalışan motivasyonu ile performans değerlendirilmesi çalışmalarında finans ve varlık yönetimi departmanında çalışan 61 kişiden oluşan örneklemde anket yolu ile edinilen verileri kullanmışlardır. Çalışan yeterliliği; bilgi, kavrama, değer, yetenek ve tavır özellikleri ile değerlendirilmiştir.

Çalışma ortamı; temizlik, ıřıklandırma, hava sirkülasyonu, iş yerine huzur güvenliđi garantisi, mekansal planlama özellikleri ile değeriendirilmiřtir. Çalışma motivasyonu; fizyolojik ihtiyaçlar, iş sađlıđı güvenliđi (sađlık sigortası, emeklilik fonları gibi), sosyal ihtiyaçlar, benlik saygısı ihtiyaçları, kendini gerçekileştirme ihtiyaçları özellikleri ile değeriendirilmiřtir.

Tint ve diđerleri (2017), kimya, metal, tarım, elektronik ve tekstil gibi birçok farklı endüstriden güvenlik çalışanları, uzmanlar ve müdürleri yönelik iş sađlıđı ve güvenliđi temelli anket çalışması düzenlemiřtir. Toplanan veri seti üzerinde Barlett'in Ki-kare parametreleri ile korelasyon analizi yapılmıřtır. Sonuçlar ile, ilgili firmaların güvenlik politikaları, çalışanların güvenliklıklı alan tanımlamaları ve güvenlik personellerinin sorumlulukları net bir şekilde belirlenerek ilgili firmalara bildirilmiřtir. Çalışma fiziki güvenlik unsurları üzerine yapıřmıřtır.

Viksnina, Vitolina ve Priede (2018), sosyal hizmet uzmanlarının iş alanlarını; uygun çalışma ortamı, yerleřim düzeni, oda temizliđi ve düzeni, aydınlatma gibi temellerde değeriendirildiđi, birçok çalışma ortamında bu temellerin sađlandığı, çalışanların birbiri ile iliřkilerinin pozitif olduđu ancak asıl problemlerin müşteri ve çalışanlar arasındaki iletiřimden kaynaklanan psikososyal çevrede olduđu bildirilmiřtir. Bu çalışmada analiz için yasalar ve yönetmelikler, literatür taraması ve anketler kullanılmıřtır.

Thee (2021), çalışanların işten ayrılma olasılıđını tespit etmek ve çalışanların řirketlerde tutundurulmasına yönelik katkı sađlamak amacıyla IBM üzerinden edindikleri insan kaynakları veri seti ile makine öğrenmesi algoritmalarını (Lojistik Regresyon, Destek Vektör Makineleri, Rastgele Orman, K-en Yakın Komřu, Ařırı Gradyan Artırımı) kullanarak bir çözüm yaklařımı önermiřtir. En iyi dođruluk oranı Ařırı Gradyan Artırımı algoritması ile sađlanmıřtır.

Uzun (2021) tez çalışmasında, anket yöntemi ile 269 farklı personelden toplanan veri seti ile yürüttüđu analizde; çalışanların performans planlaması süreçlerine olan katılımlarının zayıf olduđu, kaynakların sınırlı kaldığı, performans değeriendirmelerinde kullanılan kriterlerin yetersiz olduđu sonucuna varılmıřtır.

Wang ve Zhi (2021), Rastgele Orman, K En Yakın Komşu, Naïve Bayes, Hafif Gradyan Artırma, Aşırı Gradyan Artırma, Doğrusal Regresyon gibi makine öğrenmesi algoritmalarını kullanarak Kaggle ve IBM üzerinden edindikleri insan kaynakları veri seti ile personellerin şirketten ayrılmaya ne kadar eğimli olduğunu tahmin edebilen bir model önermiştir.

Uronen ve diğerleri (2022), iş sağlığı kontrolü için elektronik kayıtlardan oluşan veri seti üzerinde DDİ yöntemi ile psikolojik risk faktörlerini tanımlayabilen bir model tasarlanmıştır. Çalışmada, Finlandiya’da çalışan 7.078 çalışanın 2002 ve 2007 yılları arasındaki iş sağlığı kayıtlarından oluşan veri seti kullanılmıştır. Bu veri üzerinde önceden eğitilmiş BERT modeli ile gözetimli ve gözetimsiz öğrenme çalışması yapılmıştır. Çalışma sonuçlarında iki öğrenme uygulamasında da %60 doğruluk değerinin üzerinde sonuçlar elde edilmiş olup, yazarlar yapılandırılmamış metinler üzerinden psiko-sosyal risk faktörlerinin uyguladıkları yöntem ve veri seti ile otomatik olarak tespit edilebileceğinin mümkün olduğunu belirtmiştir.

Çizelge 4.1. Psikososyal iş çevresinin iyileştirilmesi üzerine araştırmalar

Yazar	Yıl	Problem	Veri edinim yöntemi	Veri büyüklüğü
Hedlund vd.	2010	İş motivasyonunun artırılması	Anket	113 çalışan
Lin ve Lee	2010	İş hijyeni	Tasarım	30 restoran
Pervez	2010	Duygu ve performans ilişkisi	Anket	210 çalışan
Ceylan ve Dul	2011	Çalışma ortamındaki yaratıcılığın artırılması	Anket	409 çalışan
Top ve Gider	2013	İş tatmini ve organizasyonel bağlılık	Anket	892 çalışan
Bushiri	2014	Çalışma ortamının performans üzerindeki etkisi	Anket	50 çalışan
Kramer vd.	2014	Duygu durumlarının bulaşıcılığının araştırılması	Sosyal Medya	689 003 birey
Palvalin	2015	Çalışma ortamının performans üzerindeki etkisi	Anket	998 çalışan
Shahsavarani vd.	2016	Organizasyonel davranış ve mental sağlık üzerinde psikolojik eğitimlerin verimliliği	Anket	120 çalışan
Doğanay	2021	Örgütsel stres analizi	Anket	294 çalışan
Nursaid	2021	Çalışma ortamının performans üzerindeki etkisi	Anket	61 çalışan
Thee	2021	Çalışanların işten ayrılma olasılığı hesaplaması	İnsan Kaynakları	1 470 çalışan
Uzun	2021	Performans değerlendirme süreçleri analizi	Anket	269 çalışan
Wang ve Zhi	2021	Çalışanların işten ayrılma olasılığı hesaplaması	İnsan Kaynakları	1 470 çalışan
Uronen vd.	2022	Psikososyal risk faktörlerinin doğal dil işleme ile tanımlanması	Elektronik Kayıtlar	7 078 çalışan

4.2. Duygu Analizi ve Yapay Zeka Araştırmaları

Bu bölümde duygu analizi için uygulanan yapay zeka çalışmalarına yer verilecektir.

Web of Science veri tabanı üzerinden 2024 yılı Aralık ayında yapılan literatür incelemesinde “sentiment analysis” AND “artificial intelligence” anahtar kelimeleri ile yapılan taramada 162 araştırma makalesi ve 14 literatür incelemesi, “sentiment analysis” AND “large language models” anahtar kelimeleri ile yapılan taramada 60 araştırma makalesi ve 3 literatür incelemesi, Ulusal Tez Merkezi veri tabanı üzerinden “duygu analizi” anahtar kelimeleri ile yapılan taramada 230 yüksek lisans ve doktora tezi, “duygu analizi” AND “yapay zeka” anahtar kelimeleri ile yapılan taramada 51 yüksek lisans ve doktora tezi, “duygu analizi” AND “dil modelleri” anahtar kelimeleri ile yapılan taramada 9 yüksek lisans ve doktora tezi araştırmalarına ulaşılmış olup bu çalışmalar arasından çeşitli makine öğrenmesi teknikleri ve büyük dil modellerinin kullanımına ilişkin yöntem olarak seçildiği, metinsel veriler üzerinden çalışmaların yürütüldüğü araştırmalar seçilerek Çizelge 4.2’de özet olarak sunulmuştur.

Nguyen ve diğerleri (2018), Apache Spark üzerinde son 40 yılda PubMed veri tabanında yayınlanan makalelerin özet bölümleri ile Wikipedia, Twitter ve Reddit gibi sosyal medya platformlarında kullanılan kelimeleri karşılaştırarak akademik makalelerde birinci çoğul şahıs kullanımının arttığını göstermişlerdir.

Rustam ve diğerleri (2021), Kaggle üzerinden elde ettikleri “Amazon”, “Microsoft”, “Apple”, “Google”, “Facebook”, “Netflix” şirketleri çalışanlarının şirketlerine yönelik numerik ve metinsel yorumlarından oluşan veri setini makine öğrenmesi algoritmaları ile tatminkâr ve tatminsiz olarak sınıflandıran bir model önermişlerdir.

Lwin ve diğerleri (2020), 29 Ocak 2020 ile 9 Nisan 2020 tarihleri arasında paylaşılan COVID-19 ilişkili paylaşımlar analiz edilmiştir. Çalışmada duygu analizi teknolojilerinden CrystalFeel teknolojisi kullanılmıştır. Ayrıca ilgili tarihler arasındaki COVID-19 süreci ile duygular arasında Pearson korelasyonu hesaplanmıştır. Sonuçlar, pandemi sürecinde, duyguların keskin bir şekilde korkudan öfkeye döndüğünü göstermiştir.

Chaudhary ve diğerleri (2022) çalışmalarında Kaggle üzerinden elde ettikleri çalışan yıpranma veri seti üzerinden çok kriterli karar verme ve makine öğrenmesi teknikleri ile oluşturdukları, yıpranma türünü sınıflandıran bir model önermiştir. Çalışmada CRITIC ve MARCOS yöntemleri çok kriterli karar verme teknikleri olarak kullanılmıştır. Bu yöntemlerin uygulanmasından sonra çalışanların, aylık mesai saatleri, çalıştıkları proje sayıları ve tatmin seviyeleri gibi kriterler temelindeki özellikleri sayısal olarak çizelge halinde belirlenmiştir. Ardından bu çizelgeler ile çeşitli makine öğrenmesi algoritmaları eğitilerek en iyi doğruluk değeri CatBoost algoritması ile elde edilmiştir.

Joseph ve diğerleri (2022), duygu analizi literatüründe Evrişimli Sinir Ağları, Tekrarlayan Sinir Ağları, Uzun Kısa Süreli Bellek, Kapılı Tekrarlayan Birim gibi algoritmaların kullanıldığı araştırmalar incelenmiştir. Çalışmada bu algoritmaların sonuçları karşılaştırılarak en iyi doğruluk oranlarının derin öğrenme algoritmaları ile elde edildiğini göstermiştir.

Lee ve diğerleri (2022), çalışmalarında üç farklı veri seti üzerinde, önceden eğitilmiş modeller ile etiketleme yaparak, Yinelemeli Sinir Ağları ve Dönüştürücü modeli ile hibrit bir model oluşturmuştur. IMDB, Twitter US Airline Sentiment ve Sentiment140 veri setleri için duygu analizi alanında son teknoloji bir model olarak literatürde yer edinmiştir.

Metilda, M. ve Anitha S. (2022), çalışmalarında Apache HADOOP üzerinde Covid-19 pandemisine ve paranın tedavülden kaldırmasına ilişkin X platformu paylaşımlarından oluşan veri setleri kullanarak duygu analizi yapmıştır. Veri seti Apache Flume ile edinilmiş olup, Hadoop dağıtık dosya sisteminde toplanarak Apache Pig ile analiz edilmiştir.

Rahmanti ve diğerleri (2022) tarafından, COVID-19 aşısının ortaya çıkması ile birlikte negatif duyguların yerini güven duygusu gibi pozitif duyguların aldığı gösterilmiştir.

Bollen ve diğerleri tarafından (2011), Twitter üzerindeki paylaşımlar toplanarak uygulanan duygu analizinde, duyguların Dow Jones borsası ile güçlü ilişkiye sahip olduğunu göstererek, duygu analizi modeli ile günlük yükseliş ve düşüşleri %86,7 doğrulukta tahmin edebilen bir model önerilmiştir.

Çizelge 4.2. Duygu analizi ve yapay zeka araştırmaları

Yazar	Yıl	Problem	Veri edinim yöntemi	Veri büyüklüğü
Bollen vd.	2011	Duygu analizi ve borsa seyri ilişkisi	X platformu	9 853 498 satır
Rustam vd.	2021	Metinsel yorumlardan tahmin durumu analizi	Kaggle	67 529 satır
Lwin vd.	2021	Covid-19 pandemi sürecindeki duygu durumu analizi	X platformu	20 325 929 satır
Chaudhary vd.	2022	Çalışanların işten ayrılma olasılığı hesaplaması	Kaggle	25 491 satır
Lee vd.	2022	Duygu analizi için hibrit model önerisi	Kaggle	50 000 satır
Metilda ve Anitha	2022	Covid-19 pandemi sürecindeki duygu durumu analizi	X platformu	14 940 satır
Rahmanti vd.	2022	Covid-19 pandemi sürecindeki duygu durumu analizi	X platformu	555 892 satır

4.3. Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri Araştırmaları

Bu bölümde çok kriterli karar verme yöntemleri araştırmalarına yer verilecektir.

Web of Science veri tabanı üzerinden 2024 yılı Aralık ayında yapılan literatür incelemesinde “multi criteria decision making” AND “ergonomics” anahtar kelimeleri ile yapılan taramada 5 araştırma makalesi, “multi criteria decision making” AND “human factors” anahtar kelimeleri ile yapılan taramada 11 araştırma makalesi, “multi criteria decision making” AND “sentiment analysis” anahtar kelimeleri ile yapılan taramada 17 araştırma makalesi çalışmasına ulaşılmış olup bu çalışmalar arasından subjektif ve objektif yöntemler ile kriter ağırlıklarının belirlendiği çalışmalar ve üstünlük ve uzlaşmacı temelli çalışmalar seçilerek Çizelge 4.3’te özet olarak sunulmuştur.

Kaya ve Dağdeviren tarafından (2016), kaynak makinesi seçimi süreci, sözel ifadelerle tanımlanan kriterlerin ağırlıklandırılması adımı AHP ve alternatif seçimi adımı PROMETHEE ve F-PROMETHEE yöntemleri ile yürütülmüştür. Değerlendirme sürecinde sözel ifadelerin bulunması halinde F-PROMETHEE yönteminin daha uygun olacağı kanaatine varılmıştır.

Soba (2012), fiyat, yakıt tüketimi, motor gücü, konfor gibi kriterler üzerinden altı farklı panelvan otomobil arasından tüketici ihtiyaç ve beklentilerine göre en uygun aracın seçilme süreci yürütmüştür. PROMETHEE yöntemi ile sıralama yapılmıştır.

Ergün (2018), AHP yönteminin performans değerlendirme sürecinde daha yapılandırılmış ve adil bir tutum ortaya çıkaracağını, bu yöntemin hem yöneticilere hem de çalışanlara şeffaf bir değerlendirme sunacağını anlatmıştır.

Perçin ve Kısa (2018), müşteri memnuniyeti, yenilikçilik ve finansal performans gibi kriterler ENTROPİ yöntemi ile ağırlıklandırılarak VIKOR yöntemi ile bilişim firmaları performanslarına göre sıralanmıştır.

Ağırbaşı ve Demirtaş (2019) çalışmalarında ilaç sektöründe çalışan satış temsilcilerinin motivasyonunu etkileyen faktörleri AHP yöntemi ile değerlendirmiştir. Bu faktörler sosyo-ekonomik, örgütsel-yönetimsel ve psiko-sosyal olmak üzere üç kategoride ana kriter olarak alınmıştır.

Büyükkiz (2019), Türkiye’de yenilenebilir enerji kaynaklarının değerlendirilmesi ve elektrik üretimine en uygun kaynağın seçilmesi için AHP ve bulanık TOPSIS yöntemlerini kullanarak yedi farklı enerji kaynağı için yedi ana kriter ve 20 alt kriter üzerinde araştırma yapmıştır.

Demirarslan vd. (2019) tarafından 43 akademisyenin katıldığı duygusal performans ölçme amaçlı çalışmada iş tatmini, tükenmişlik, duygusal emek ve işten ayrılma niyeti ile ilgili 57 maddelik bir anket ile veri toplanmıştır. Entropi yöntemi ile kriter ağırlıkları belirlenerek VIKOR ve TOPSIS yöntemleri ile akademisyenler duygusal performans düzeylerine göre sıralanmıştır.

Yalçındağ (2019), bir sigara distribütörünün geçmiş yıllardaki performansını değerlendirmek amacıyla satış geliri, satış miktarı gibi kriterlerin ağırlıklandırılmasında Entropi yöntemi kullanılmış olup COPRAS, MULTIMOORA ve WASPAS çok kriterli karar verme yöntemleri ile performans analizi yapılmıştır.

Ekin ve Okutan (2021) çalışmalarında kırtasiye malzemeleri üreten bir fabrika için tesis yer seçimi süreci PROMETHEE kullanılarak yürütmüştür. Maliyet, ulaşım ve iş gücü erişimi gibi kriterler ile alternatifler değerlendirilmiştir.

Nebati vd. (2021) çalışmasında çalışan performanslarını analitik düşünme, etkili iletişim, empati kurabilme, uyumluluk, takım ruhu ve dayanışma, uygun ses tonu ve vücut dili gibi kriterler ile AHP yöntemi kullanılarak değerlendirmiştir.

Alaca ve Ulutaş (2022) tarafından, 8 lojistik firması net satışlar, çalışan sayısı ve ihracat gibi kriterler ile değerlendirilerek en yüksek performansa sahip olan şirket tespit edilmiştir. Entropi ve CODAS yöntemlerinin birlikte kullanımının lojistik sektöründe faaliyet gösteren firma performans analizinde etkili bir yaklaşım olduğu öne sürülmüştür.

İnönü (2022), Borsa İstanbul’da kote 59 şirketin cari oran, alacak devir hızı, stok devir hızı gibi finansal oran bilgilerini kriter olarak alarak Entropi yöntemi ile ağırlıklandırmış ve ARAS ve MOORA yöntemleri ile sıralamıştır. Çalışma sonucunda ARAS ve MOORA yöntemleri arasında yüksek korelasyon olduğu tespit edilmiştir.

Yaldırak (2023), yeşil tedarikçi seçimi yapmak için Entropi ve CRITIC yöntemleri ile maliyet, kalite, yeşil ürün gibi kriterlerin ağırlıklarını belirlemiştir. Tedarikçiler VIKOR ve PROMETHEE yöntemleri ile sıralanmıştır. Yöntemlerin kombinasyon ile kullanılması karar sürecinde sistematik ve güvenilir bir analiz sağlamıştır.

Çeken (2024), AHP yöntemini kullanarak pilot seçim süreçlerinde kullanılan durumsal farkındalık, ekip çalışması, liderlik, duygularını kontrol etme ve yönetme gibi teknik olmayan kriterlerin belirli uçuş safhalarına göre ağırlıklandırılması süreci yürütmüştür.

Göbeloğlu tarafından (2024) güneş enerjisi santrali için yer seçimine ilişkin yapılan çalışmada arazi maliyeti, güneşlenme süresi gibi kriterler üzerinde lokasyonlar değerlendirilmiştir. AHP yöntemi ile kriterler ağırlıklandırılarak ve VIKOR yöntemi ile alternatifler sıralanmıştır. AHP ve VIKOR yöntemleri ile benzer sonuçlar üretilmiştir.

Çizelge 4.3. Çok kriterli karar verme yöntemleri araştırmaları

Yazar	Yıl	Problem	Çözüm yöntemi
Soba	2012	Panelvan otomobil seçim süreci	PROMETHEE
Kaya ve Dağdeviren	2016	Kaynak makinesi seçim süreci	AHP,PROMETHEE,F-PROMETHEE
Ergün	2018	Performans değerlendirme sürecinde AHP kullanımı	AHP
Perçin ve Kısa	2018	Bilişim firmalarının performans sıralaması	Entropi ve VIKOR
Ağırbaşı ve Demirtaş	2019	Motivasyona etki eden faktörlerin değerlendirilmesi	AHP
Büyükkiz	2019	Enerji kaynağı seçimi	AHP ve bulanık TOPSIS
Demirarslan vd.	2019	Akademisyenler üzerinde duygusal performans değerlendirme	Entropi, VIKOR ve TOPSIS
Yalçındağ	2019	Performans analizi	Entropi, COPRAS, MULTIMOORA, WASPAS
Ekin ve Okutan	2021	Tesis yeri seçimi	PROMETHEE
Nebati vd.	2021	Çalışan performans değerlendirmesi	AHP
Alaca ve Ulutaş	2022	Lojistik firmalarının performans analizi	Entropi ve CODAS
İnönü	2022	Finansal performans analizi	Entropi, ARAS ve MOORA
Yaldırak	2023	Tedarikçi seçimi	Entropi, CRITIC, VIKOR ve PROMETHEE
Çeken	2024	Pilot seçimi	AHP
Göbeloğlu	2024	Tesis yeri seçimi	AHP ve VIKOR

Mevcut literatür araştırmaları ışığında (Amick ve Celentano, 1991; Schéle ve diğerleri, 2012; Aronsson ve diğerleri 2019, Kózka ve diğerleri, 2022; Szwamel ve diğerleri. 2022, Bidisha ve Mukulesh, 2013, Rikhotso ve diğerleri 2021, Kıran ve diğerleri 2019, Leblebici 2012) çalışan bağlılığını ve performansını artırmak, psiko-sosyal iş çevresini iyileştirmek ve

insan faktörleri merkezli sistem tasarımı önermek için belirleyici duygu durumu ve motivasyon gibi insan faktörlerinin ve bunlar arasındaki etkileşim ile performans seviyeleri değişiminin araştırılmasına dayanan çalışmaların eksikliği görülmektedir.

Her ne kadar; çalışanların psiko-sosyal iş çevresini, iş tatmini ve motivasyon seviyelerini analiz ederek performanslarını arttırmaya destek olacak modeller üzerine yapılan çalışmalar literatürde mevcut bulunsada çalışmaların çoğunluğunun belirli ve sınırlı örneklemeler üzerinde anket yolu ile veri toplanarak gerçekleştirilen istatistiki durum analizleri temeline dayandığı görülmektedir (Fu, Deshpande ve Zhao, 2011; Poghosyan, Liu, Shang ve D'Aunno, 2017; Redondo, Sparrow ve Hernández-Lechuga, 2021; Top ve Gider, 2013; Valaei ve Rezaei, 2016). Her ne kadar duygu analizi çalışmaları makine öğrenmesi literatüründe önemli bir yer tutsada, yöntemin belirli bir çalışan grubunun genelini temsil edebilecek şekilde, farklı demografik özellikler, sosyal çevreler ve iş yerlerinden elde edilen örneklemeler üzerinde genelleştirilebilir bir model oluşturulduğuna dair bir çalışmaya rastlanmamıştır. Yürütölen tez çalışması sosyal medya verilerinin açık rızada üzerine depolanmakta olduđu bir platformdan edinilmesi ile uygulanacağından, hesaplamalarda kullanılan verilerin anket çalışması verilerine kıyasla çalışanların duygu durumlarını daha doğal ve daha az otokontrolden geçirilmiş halini, bir başka deyişle, gerçek duygu durumlarını temel alması hedeflenmektedir. Ayrıca duygu durumlarının tespiti ve sonuçların farklı senaryolarda analizi ile motivasyon, performans, iş hijyeni ve çalışan tutundurma gibi kapsamlarda organizasyonlara, bilimsel araştırmacılara ve alan uygulayıcılarına farklı bir perspektif sağlanması hedeflenmiştir. Çalışmada beyaz yakalı çalışanların duygu durumlarını sosyal medya üzerinden analiz ederek, duygusal anlamda sorun yaşayabilecek çalışanların tespiti ve sorunun sebebine ilişkin metinsel keşif yapmaya yönelik bir süreç izlenmiş, çalışmanın bu özelliğı ile de diğere niteliklerine ek olarak mevcut literatürde bulunan diğere kıymetli örneklerden ayrılması ve özgün nitelik taşıması hedeflenmektedir. Bu çalışma sonucunda elde edilen çözüm verileri, ilgili şirketlerin insan kaynakları departmanlarınca kullanılma potansiyelinde performans ve verimlilik çalışmalarındaki süreçlere katkı sağlayacak bir model oluşturulabilmesi amacıyla etkinliklerine göre ayrıca analiz edilmiş ve farklı senaryolarda performans değerlendirmesi yapılmıştır. Literatürde mevcut bulunan çalışmaların anket veya direk gözlemlere dayalı olmasına, çalışma sonuçlarına göre sunulan çözüm önerilerinin ise genel olarak yalnızca iş ortamındaki fiziksel değişiklikler veya performansa ilişkin maddi teşvikleri içermesine kıyasla, yürütölmüş olan tez çalışmasının ise veri setini çalışanların sosyal hayatından ve özgür iradeleri ile

ifadelerinden edinmesi, duygu analizi ile olası sorun yaşayacak personelin önceden tespit ve problemin teşhisine yönelik bir süreç izlenmesinin hedefleniyor olması açısından bu tez çalışması ile literatüre yeni bir bakış açısı kazandırılması hedeflenmiştir.



5. GERÇEK HAYAT UYGULAMASI

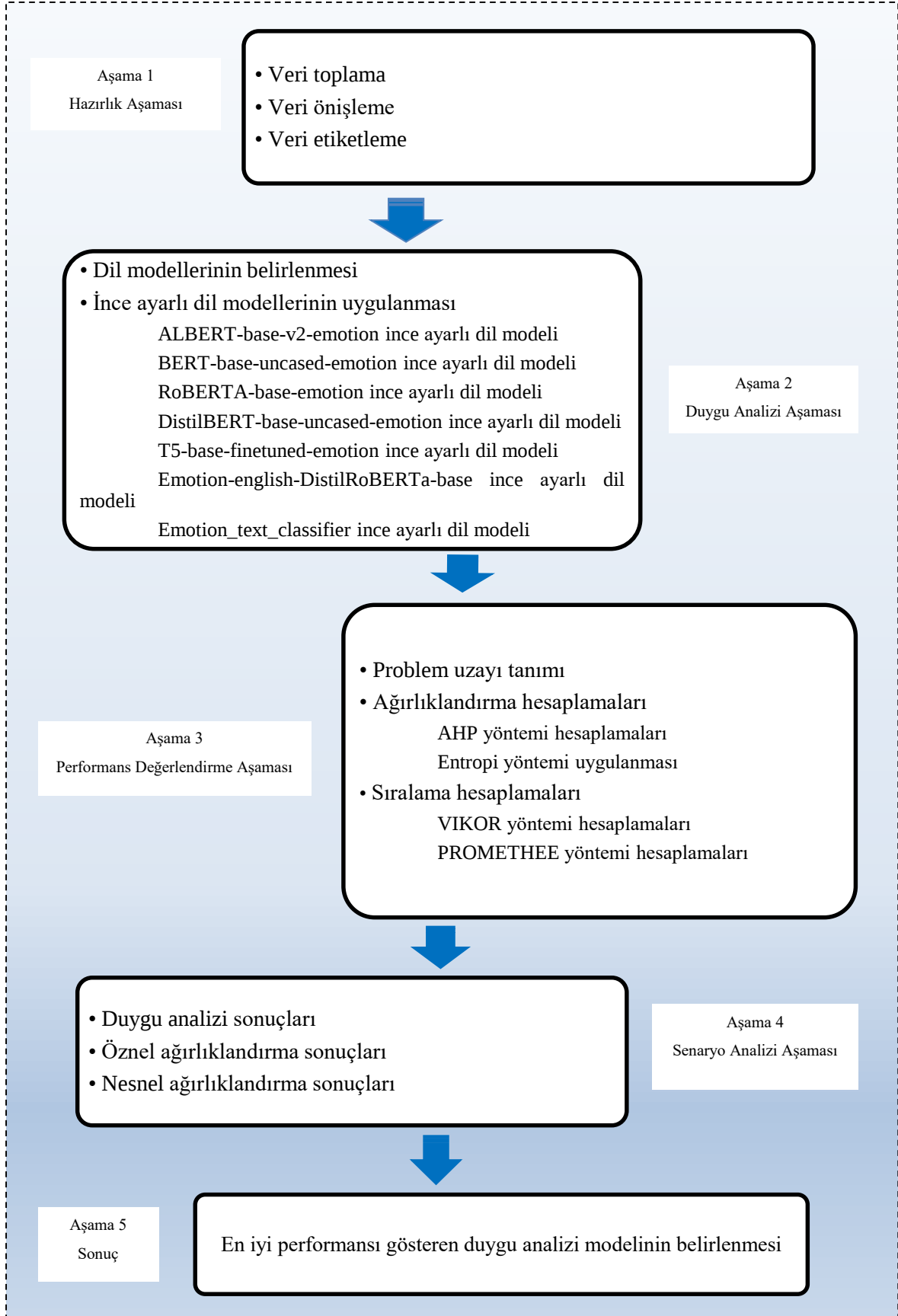
Bu bölümde, problem tanımı ve önerilen çözüm yaklaşımı ayrıntılı bir şekilde ele alınarak, gerçek hayat verilerine dayanan duygu analizi uygulaması yapılacaktır. Ayrıca, ince ayarlı dil modellerinin performanslarının karşılaştırılması yapılarak, bu modellerin etkinlikleri ve uygulama süreçlerindeki rolü karşılaştırmalı olarak analiz edilecektir.

5.1. Problem Tanımı ve Önerilen Çözüm Yaklaşımı

Beyaz yakalı çalışanların performans iyileştirmesi, çalışan tutundurma, iş hijyeni sağlama ve psikososyal çalışma ortamlarının iyileştirilmesi amacıyla, olası performans sorunları yaşayabilecek personelin duygu analizleri ile tespit edilmesi ve araştırma bulgularınca işaret edilen çalışanlar için yöneticilerce olası sorun kaynaklarının tespit edilmesi ile ilgili kurumların yetkili makamlarına proaktif çözüm üretme fırsatları sunulması bu tez çalışmasının ana hedefidir. Bu bağlamda, tez çalışması kapsamında çalışanların duygu durumlarının, çalışan motivasyonundaki olası dalgalanmaların ve duygu durumlarında meydana gelen değişimlerin tespiti için anket verileri ya da gözleme dayalı değerlendirmeler yerine sosyal medyada açık rıza ile yapılan kişisel durum, duygu ve düşüncelerin etkilerinin gözlemlenebileceği paylaşımlar üzerinden edinilen verilerin kullanılması ile duygu analizi araştırmasının gerçekleştirilmesi, bu süreçlerin yürütülmesinde geleneksel makine öğrenmesi metotları yerine büyük dil modellerinin duygu analizi için ince ayarlı versiyonlarının kullanılması ve modellerin performans derecelerinin yalnız mevcut literatürde öne sürülen ve model koşum sonuçlarının sunduğu metrikler temelinde değil, ek metrik ve parametreler temelinde yürütülmesi ile gerçek hayat uygulaması sonuçlarının iyileştirilmesi hedeflenmektedir.

Bu tez çalışmasında, hesaplama süreçlerinde Google Colab platformu kullanılmış ve sunulan Tesla T4 GPU donanımından yararlanılmıştır. Google Colab, ücretsiz erişime açık bir bulut tabanlı hizmet olarak araştırmacılar tarafından yaygın şekilde kullanılmaktadır.

Bu çalışma kapsamında, psikososyal iş ortamının iyileştirilmesi ile çalışan bağlılığının ve motivasyonunun artırılması hedefleri doğrultusunda büyük dil modellerinin ince ayarlanmış versiyonlarından en iyi performansı gösteren modelin analizi için bir çözüm yaklaşımı geliştirilmiştir. Bu yaklaşım, aşağıda aşamalar halinde bilimsel bir çerçevede açıklanmıştır.



Şekil 5.1. Önerilen çözüm yaklaşımı

Bu tez çalışmasında önerilen çözüm yaklaşımı beş aşamadan oluşmaktadır. Hazırlık aşaması veri toplama ve veri ön işleme olmak üzere iki ayrı adımda yürütülmektedir. Veri toplama adımında sosyal medya üzerinden edinilen veriler ve Democratizing Artificial Intelligence Research, Education, and Technologies (DAIR-AI) tarafından hazırlanan duygu veri seti kullanılarak, ince ayarlı dil modelleri üzerinde doğruluk ve süre için testler yapılmıştır. Verilerin ön işleme sürecinde, Python programlama dilinin regex (Regular Expression) kütüphanesi aracılığıyla metinsel verilerin temizlenmesi gerçekleştirilmiştir.

Duygu analizi aşaması için, büyük dil modelleri ve bu modellerin damıtılmış versiyonları kullanılarak ince ayarlanmış toplam yedi farklı dil modeli tercih edilmiştir. Bu modeller, test için 2000 satırdan oluşan metinsel veri ve süre hesaplamaları için beyaz yakalı çalışanlara ait toplam 13697 metinsel paylaşım üzerinden duygu etiketleme sürecinde kullanılmıştır. Çalışmada duygu durumlarının doğru bir şekilde sınıflandırılması amacıyla Python üzerinde sunulan "emotion" veri seti test amaçlı kullanılmıştır. Bu süreçte doğruluk, kesinlik ve duyarlılık gibi ölçütler değerlendirilmiştir. Hugging Face tarafından sağlanan önceden eğitilmiş modellere ilişkin bilgiler, Hugging Face Dönüştürücü dökümantasyonunun 2023 Ağustos tarihli sürümünden alınmıştır (Hugging Face, 2023). Veri etiketleme işlemleri için Python'ın "transformers" kütüphanesi üzerinde yer alan dil modelleri kullanılmıştır. Bu modeller, büyük dil modellerinin DDİ süreçlerindeki performanslarını optimize etmek için ince ayar yapılmış sürümlerden oluşmaktadır.

Bu aşamada kullanılan büyük dil modelleri ve bu modellerin ince ayarlı versiyonları, farklı özellikleri ve performans kriterleriyle değerlendirilmiştir. Albert-base-v2-emotion, en düşük parametre sayısına (11 milyon) sahip olan modeldir ve bu özelliği, daha düşük hesaplama maliyeti ve hızlı etiketleme anlamına gelir. Ayrıca, en az veri boyutuna (16 GB) sahip model olması, daha küçük ölçekli veri kümelerinde verimli bir şekilde çalışmasını sağlar. Bert-base-uncased-emotion, en yüksek doğruluk oranına sahip modeldir ve metin etiketleme doğruluğu açısından en başarılı performansı sergilemiştir. Roberta-base-emotion, özellikle üzgünlük ve şaşkınlık duygularını en iyi kesinlikte hesaplayan modeldir, bu da bu duyguların analizinde daha güvenilir sonuçlar elde edilmesini sağlamıştır. Distilbert-base-uncased-emotion, en kısa sürede metin etiketleyebilen modeldir. Hızlı sonuç üretme özelliği, temel BERT modelinin damıtılmış bir versiyonu olarak eğitilmesi sayesinde elde edilmiştir. Bu model, hızın önemli olduğu uygulamalarda ideal bir seçenek sunar. T5-base-finetuned-emotion, en fazla parametre sayısına (220 milyon) sahip modeldir. Karmaşık ve büyük veri

kümeleri üzerinde daha iyi performans göstermesine rağmen, yüksek veri boyutu (750 GB) ve parametre sayısı nedeniyle etiketleme süresi artmıştır. Emotion-english-distilroberta-base, RoBERTa modelinin damıtılmış bir versiyonu üzerinden eğitilmiş duygu analizi modelidir ve performansı ile hızlı işlem yeteneği arasında dengeli bir yaklaşım sunar. Son olarak, emotion_text_classifier, en düşük doğruluk oranına sahip modeldir ve diğer modellere kıyasla duygu analizi doğruluğu açısından daha zayıf bir performans sergilemiştir.

Tez çalışmasının üçüncü aşamasında psikososyal iş ortamı iyileştirme için uygulanan ince ayarlı dil modellerinin performansları duygu analizi sonuçlarının etkinliklerine ve diğer kriterlere göre karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Bu adımda öncelikle problem uzayına etki eden faktörler ve değerlendirilecek dil modellerinin bu faktörler temelinde sahip oldukları değerler çerçevesinde problem uzayı literatür örneklerinden faydalanılarak oluşturulmuştur. Daha sonra ağırlıklandırma adımı için sırası ile öznel ve nesnel değerlendirmeler temelinde hesaplama yapmayı sağlayan ve problem uzayı yapısına uygunluğu ile mevcut literatür ışığında belirlenen AHP ve Entropi yöntemleri uygulanarak farklı senaryo analizleri için kullanılacak kriter önem dereceleri belirlenmiştir. Bu aşamanın daha sonraki adımlarında ise detaylı literatür araştırmaları ışığında problem yapısına uygunluğu ve güvenilirliği belirlenen VIKOR ve PROMETHEE (PROMETHEE I ve PROMETHEE II) yöntemleri ile ince ayarlı dil modellerinin sıralama sonuçları belirlenmiş, kriterler temelinde performansları sırası ile öznel ve nesnel önceliklendirme değerleri kullanılarak ayrı ayrı hesaplanmıştır.

Çalışmanın gerçek hayat uygulama hesaplamalarından elde edilen sonuçlar dördüncü bölümde çeşitli senaryolar temelinde karşılaştırmalı olarak incelenmiştir. Bu aşamada öncelikle duygu analizi hesaplama sonuçları farklı ince ayarlı dil modeli alternatiflerinin koşum sonuçlarından elde edilen çözüm verilerinin karşılaştırmalı olarak analiz edilmesini içermektedir. Bu aşamanın diğer adımlarında ise öznel ve nesnel ağırlıklandırma sonuçları temelinde uzlaşık çözümlerin en iyi ve kötü çözümden uzaklıklar ve farklı kriter karakteristiklerinin dikkate alınması şartları altında ileri analizler ile araştırılmış, sonuçlar detaylarıyla açıklanmış ve görsel grafiklerle desteklenerek literatüre sunulmuştur.

Çalışmanın son aşamasında ergonomik iş yeri iyileştirmeleri çerçevesinde psikososyal ortamın proaktif ve katılımcı ergonomik düzenlemeler çerçevesinde iyileştirilmesi için en iyi duygu analizi modeli belirlenmiştir.

5.2. Hazırlık Aşaması

Duygu analizi için bu çalışmada önceden eğitilmiş büyük dil modellerinin duygu analizi için ince ayarlanması ile oluşturulan dil modelleri kullanılmıştır. Veri toplama ve veri ön işleme adımlarından oluşan hazırlık aşaması bu alt bölümde açıklanmaktadır.

5.2.1. Veri toplama

Çalışmada sosyal medya üzerinden edinilen veriler ve DAIR-AI tarafından hazırlanan duygu veri seti kullanılarak, ince ayarlı dil modelleri üzerinde doğruluk ve süre için testler yapılmıştır. Bu adımı DAIR-AI tarafından hazırlanan 436809 satırdan oluşan etiketlenmiş veri setinin eğitim, test ve validasyon için bölümlenmiş 20000 satırdan oluşan yapılandırılmış parçasının 2000 satırdan oluşan test bölümü Python programlama dili ile edinilmiştir. Bu veri seti altı temel duygu olan öfke, korku, neşe, sevgi, üzümlük ve şaşkınlık duygularını içeren etiketlenmiş bir yapıdadır. Ayrıca Google, Amazon ve Meta organizasyonlarında istihdam edilen 30 farklı beyaz yaka çalışana ait X platformu üzerinden çekilen 13697 satırdan oluşan veri seti bu adımda edinilmiştir. X platformu üzerinden edinilen veri seti ana dili İngilizce olan beyaz yakalı çalışanlar tarafından yapılan paylaşımları içermektedir. Duygu analizi verilerinde paylaşımları kullanılan beyaz yaka çalışanlara dair demografik bilgiler LinkedIn platformu üzerinden edinilmiştir. Beyaz yaka çalışanların %40'ını kadın çalışanlar, %10'unu 60 yaş üstü, %10'unu 40 yaş altı, %40'ını 40-50 yaş aralığı ve %40'ını 50-60 yaş aralığı çalışanlar oluşturmaktadır. Ayrıca paylaşımları kullanılan çalışan profili %40 lisans, %45 yüksek lisans ve %15'i doktora ve üzeri eğitim derecelerine sahiptir. olduğu görülmüştür. X platformu gizlilik politikası gereğince kullanıcı paylaşımları gerek API (Application Programming Interface), gerek arama motorları aracılığı ile üçüncü kişilere açık bir şekilde yapılabilmektedir. Bu nedenle beyaz yakalı çalışanlardan hesap özellikleri “herkese açık hesap” olarak nitelendirilen hesaplara ait paylaşımlar kullanılmıştır.

Python programlama dili “Datasets” kütüphanesinde bulunan “load_dataset” modülü içeriklerinden duygu durumu sınıflandırması için hazırlanmış “dair-ai/emotion” veri seti kullanılarak ince ayarlanmış modeller test edilmiştir (Saravia vd., 2018).

5.2.2. Veri önışleme

Regex (Regular Expressions), yani düzenli ifadeler, metin içinde belirli desenleri tanımlamak, aramak ve işlemek için kullanılan güçlü bir araçtır. Python'da re kütüphanesi, regex işlemlerini gerçekleştirmek için kullanılır. Bu çalışmada, regex kütüphanesi yardımıyla metin temizleme işlemleri yapılmıştır. Bu işlem sırasında emojiiler, semboller, bayraklar, Çince karakterler, web sitesi adresleri, fazla boşluk, tab, yeni satır, özel karakterler, harf-rakam-harf gibi anlam ifade etmeyen metinler ile "@", "#" gibi sembollerle başlayan kullanıcı adları ve etiketlerin bulunduğu kısımlar temizlenmiştir. Bu aşamada yapılan temizleme işlemi bütün dil modelleri için ortak olduğundan etiketleme süresine dahil edilmemiştir.

Bu tür bir temizleme işlemi yapılmasının nedeni, duygu analizi gibi DDİ görevlerinde analiz edilecek metnin mümkün olduğunca sadeleştirilerek anlamlı hale getirilmesidir. Örneğin, bir web adresi veya emoji, metnin duygusal içeriğine doğrudan katkıda bulunmaz ve gürültü (noise) oluşturur. Aynı şekilde, "@kullanıcı" veya "#etiket" gibi ifadeler, metnin ana duygusal bağlamını zayıflatabilir. Fazla boşluklar, tablalar ve yeni satırlar da analizde gereksiz yer kaplayarak işlem performansını olumsuz etkileyebilir.

Bu nedenle, re kütüphanesi ile bu tür unsurların temizlenmesi, veriyi, modelin daha iyi anlayabileceği bir forma dönüştürmek ve modelin doğru sonuçlar üretme kapasitesini artırmak için önemli bir adımdır. Bu işlem sonucunda, metin daha tutarlı, anlamlı ve analiz edilebilir bir yapıya kavuşmuştur.

5.3. Duygu Analizi Hesaplamaları

Duygu analizi için bu çalışmada önceden eğitilmiş büyük dil modellerinin duygu analizi için ince ayarlanması ile oluşturulan dil modelleri kullanılmıştır. Duygu analizi süreci bu bölümde aktarılacaktır.

5.3.1. Veri etiketleme

Python programlama dilinde, DDİ görevlerini kolaylaştıran ve güçlü bir altyapı sağlayan “transformers” kütüphanesi kullanılarak yedi farklı ince ayarlanmış dil modeliyle veri etiketleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Transformers kütüphanesi, özellikle Hugging Face

tarafından desteklenen bir açık kaynaklı araçtır ve BERT, RoBERTa, DistilBERT, GPT gibi popüler modellerin yanı sıra birçok farklı dil modelini kolayca kullanıma sunmaktadır. Bu çalışma kapsamında kullanılan dil modelleri, önceden eğitilmiş büyük dil modellerinin belirli bir görev için ince ayarlanmış versiyonlarıdır. Etiketleme sürecinde her bir dil modelinin parametre sayısı, veri büyüklüğü, duygu sayısı gibi özellikleri sebebiyle beyaz yakalı çalışanlara ait paylaşımları etiketleme süreçlerinin farklılaştığı tespit edilmiştir.

5.3.2. Metriklerin hesaplanması

Metinlerin duygu analizi sonucu elde edilen sınıflandırma performansını değerlendirmek için, Python programlama dilinde sıkça kullanılan scikit-learn (sklearn) kütüphanesinin *metrics* modülünde bulunan *classification_report* fonksiyonu kullanılmıştır. Bu fonksiyon, sınıflandırma görevlerinde, modelin, farklı metrikler açısından performansını detaylı bir şekilde özetler. Metinlerin duygu analizi görevinde, kesinlik (precision) ve duyarlılık (recall) metrikleri üzerinde durulmuştur. Kesinlik, duyarlılık ve doğruluk değerleri aşağıdaki şekilde hesaplanmıştır (Cleverdon, 1966).

$$Kesinlik = \frac{TP}{TP+FP} \quad (5.1)$$

$$Duyarlılık = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5.2)$$

$$Doğruluk = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (5.3)$$

Buradaki *TP* modelin pozitif olarak tahmin ettiği ve gerçekte pozitif olan örneklerin sayısını, *TN* negatif olarak tahmin ettiği ve gerçekte negatif olan örneklerin sayısını ifade eder. *FP* modelin pozitif olarak tahmin ettiği ancak gerçekte negatif olan örneklerin sayısını, *FN* ise negatif olarak tahmin ettiği ancak gerçekte pozitif olan örneklerin sayısını ifade eder (Bishop, 2006).

Metriklerin hesaplanmasında dil modellerinin ortak olarak etiketleyebildikleri duygular olan öfke, neşe, üzümlük, şaşkınlık ve korku duyguları kullanılarak 159 satırdan oluşan sevgi duygu durumu dışlanmıştır.

Dil modellerinin 1.841 satırdan oluşan test veri setini etiketleme sonuçları Eş. 5.1 ve Eş. 5.2

ile hesaplanarak kesinlik ve duyarlılık değerleri elde edilmiştir.

Çizelge 5.1. Kesinlik ve duyarlılık değerleri

Metrikler	Dil modelleri	Öfke	Korku	Neşe	Üzgünlük	Şaşkınlık	Doğruluk oranı
Kesinlik	Albert-Kesinlik	0,90411	0,89956	0,99843	0,97719	0,79688	0,93156
	Bert-Kesinlik	0,94340	0,86364	0,98655	0,96886	0,76190	0,93808
	Roberta-Kesinlik	0,91459	0,84375	0,97612	0,98221	1,00000	0,93102
	T5-Kesinlik	0,93358	0,90000	0,99390	0,97079	0,74359	0,93753
	Distilbert-Kesinlik	0,93015	0,87607	0,98201	0,96891	0,80357	0,93373
	Distilroberta1-Kesinlik	0,84459	0,87054	0,97447	0,94316	0,60227	0,91146
	Distilroberta2-Kesinlik	0,80576	0,87907	0,89035	0,88850	0,75000	0,84574
Duyarlılık	Albert-Duyarlılık	0,96000	0,91964	0,91655	0,95869	0,77273	0,93156
	Bert-Duyarlılık	0,90909	0,93304	0,94964	0,96386	0,72727	0,93808
	Roberta-Duyarlılık	0,93455	0,96429	0,94101	0,95009	0,53030	0,93102
	T5-Duyarlılık	0,92000	0,88393	0,93813	0,97246	0,87879	0,93753
	Distilbert-Duyarlılık	0,92000	0,91518	0,94245	0,96558	0,68182	0,93373
	Distilroberta1-Duyarlılık	0,90909	0,87054	0,93381	0,91394	0,80303	0,91146
	Distilroberta2-Duyarlılık	0,81455	0,84375	0,87626	0,86403	0,50000	0,84574

5.4. Performans Değerlendirme

Bu alt bölümde tez çalışması kapsamında öne sürülen çözüm yaklaşımının üçüncü aşamasında yer alan ve bir önceki aşama hesaplamalarında geliştirilmiş ve kullanılmış olan yedi farklı dil modeli için performans değerlendirmesi yapılacaktır.

5.4.1. Problem uzayı tanımı

Dil modelleri; eğitim verisi boyutları, kullanılan parametre sayıları, öğrenilen kelime sayıları, etiketleme işlem süreleri gibi kendine has birçok farklı özelliğe sahiptir. Çağımızda zaman ve depolama alanı gibi maliyetler hem özel kurum ve kuruluşlarda hem de kamu harcamalarında dikkate alınmaktadır. Ayrıca sınıflandırma problemlerinde doğruluk oranı metriğinin alt metriği olan kesinlik ve duyarlılık metrikleri, duygu analizi süreçlerinde duygu durumlarının önem dereceleri ilgili kişi/kurumlarca değişkenlik göstermektedir. Bu nedenle dil modeli seçiminde yalnızca doğruluk oranı metriğinin belirleyici kriter olarak hesaba alınmasının tek başına geçerli ve yeterli sonuçlar doğuramayacağı aşıkardır. Problem uzayının çok boyutlu bir biçimde incelenmesi, hem dil modelinin güvenilirliği hem de ihtiyaçlara göre diğer kriterlerden faydalanmak amacıyla çeşitliliği arttıracaktır.

Bu çalışma kapsamında duygu analizi arařtırmalarında kullanılan yedi farklı ince ayarlı dil modelinden hangisinin proje amacına en uygun olduđuna ve en iyi performans ile etiket sonuçlarına duygu durumunu aktarabildiđine karar verilmesi gerekmektedir. Bu çerçevede ince ayarlı dil modellerinin performans sonuçlarında göz önünde tutulması gereken faktörlerin belirlenmesi için detaylı bir literatür arařtırması yürütölmüřtür. Bu arařtırmalar sonucu ele alınan problemin bu aşaması 16 farklı kriter ve yedi alternatif model içeren, birbiri ile çeliřen kriterler altında en iyi performansa sahip modelin belirlenmesini gerektiren bir yapıya sahip olduđu görölmektedir. Bu nedenle, karar verme sürecinin sistematik ve objektif bir řekilde yürütölebilmesi için problemin bu aşamasında ÇKKV yöntemlerinin kullanılması zorunlu hale gelmiřtir.

Bu tez çalışmasında ince ayarlı dil modellerinin performanslarına etki edecek kriterler, duygu analizi modellerinin deđerlendirilmesinde dikkate alınan metrikler çerçevesinde deđerlendirilmiř ve “*C₁:Teknik beceri*”, “*C₂:Detay yeteneđi*” ve “*C₃:Dođruluk oranı*” olarak üç adet ana kriter belirlenmiřtir. Bu ana kriterler, modellerin genel performansını ve işlevselliđini daha detaylı arařtırabilmek için çeřitli alt kriterle desteklenerek her ana kriter bařlığının altında sırası ile dört, iki ve iki adet alt kriter tanımlanmiřtır. “*C₃:Dođruluk oranı*” ana kriterinin alt kriterleri olarak tanımlanan “*C₃₁:Kesinlik*” ve “*C₃₂:Duyarlılık*” alt kriterleri de yine arařtırma derinliđini arttırabilmek için beřer alt kriter temelinde incelenmiř, ince ayarlı duygu analizi dil modellerinin performans deđerlendirmesinde dikkate alınacak toplam üç ana ve 16 alt kriter ile bunların arasında var olan hiyerarřik yapı bu çerçevede tanımlanmiřtır. Tez çalışması kapsamında tanımlanan ana ve alt kriterler ařađıda kriter özellik ve problem uzayına etki eden karakteristikleri çerçevesinde detayları ile açıklanmaktadır.

Teknik beceri(C₁) ana kriteri dil modelinin teknik kapasitesini ve işlem verimliliđini ifade eder. Bu kriter, modelin bir metni etiketlemek için harcadıđı süre (saniye), eđitiminde kullanılan parametre sayısı (milyon), işlenen veri büyüklüđu (GB) ve öđrenilen farklı kelime sayısı (sözlük) gibi alt ölçütlerle deđerlendirilir. Bu ölçütler, modelin ne kadar büyük bir bilgi tabanına sahip olduđunu ve bu bilgiyi ne kadar hızlı işleyebildiđini ortaya koyar.

Detay yeteneđi (C₂) ana kriteri modelin duygu analizindeki derinliđini ve hassasiyetini ölçmektedir. Bu kriter, modelin etiketleyebildiđi duygu sayısı ve duyguların hangi kuvvette olduđunu belirleyebilme kapasitesini ifade eden 0-1 aralıđında skörlama alt ölçütleriyle

değerlendirilmektedir. Detay yeteneği, modelin daha ince duygusal nüansları tespit edebilmesini sağlar.

Doğruluk oranı (C_3) ana kriteri ise modellerin duygu analizi sonuçlarının doğruluğunu ölçmek için kullanılan kriterdir. Bu kriter, iki temel alt başlık olan *Kesinlik* (C_{31}) ve *Duyarlılık* (C_{32}) alt kriterleri temelinde değerlendirilmektedir. *Kesinlik* (C_{31}) alt kriteri belirli bir duyguda tahmin edilen metinlerin doğru olup olmadığını ifade ederken, *Duyarlılık* (C_{32}) alt kriteri bir duyguya ait tüm gerçek örneklerin ne kadarının doğru tahmin edildiğini göstermektedir. Performans değerlendirmeleri kapsamında her iki alt kriter de daha spesifik alt kriterler altında analiz edilecektir. Örneğin, *Öfke kesinlik* (C_{311}) alt kriteri modelin öfkeli olarak sınıflandırdığı metinlerin ne kadarının gerçekten öfkeli olduğunu ölçerken, *Korku kesinlik* (C_{312}) alt kriteri benzer şekilde korku duygu durumlu tahminlerin doğruluğunu değerlendirmektedir. Aynı yaklaşım, *Neşe kesinlik* (C_{313}), *Üzgünlük kesinlik* (C_{314}) ve *Şaşkınlık kesinlik* (C_{315}) alt kriterleri için de geçerlidir. *Duyarlılık* (C_{32}) alt kriteri altında ise, her bir duygu için modelin doğru tespit oranı ölçüsü değerlendirilmektedir. Örneğin, *Öfke duyarlılık* (C_{321}) alt kriteri modelin gerçekten öfkeli olan metinlerin ne kadarının doğru şekilde öfkeli olarak etiketlendiğini ifade etmektedir. Benzer tanımlamalar, sırasıyla diğer duygu etiketi tiplerinin temsili için oluşturulan alt kriterler için de geçerlidir.

Mevcut literatürde yer alan çalışmalarda dikkate alınan metriklere ek olarak tanımlanan yeni metriklerin de kullanıldığı, mevcut metriklere dair alt kırımların da tanımlandığı, ayrıca, bu metriklerin arasında var olan hiyerarşik etkileşimlerin de dikkate alındığı önerilen değerlendirme sistemi ile analiz edilecek dil modellerinin hem teknik kapasitesinin hem de duygu analizi performansının kapsamlı şekilde incelenmesi hedeflenmektedir. Ayrıca önerilen kriter yapısı sayesinde genel sonuçlarda birbirine yakın değerler veren modellerin üstünlük ya da çekinikliklerinin daha duyarlı analizlerle incelenmesi de sağlanacaktır. Çizelge 5.1 ve Çizelge 5.2’de yer alan veriler incelendiğinde, alterantif dil modellerinin doğruluk oranları her ne kadar yüksek ve birbirine yakın olarak değerlendirilebilecek olsa da duygu durumları kırımlarında doğruluk oranlarının farklılaştığı görülmektedir. İnce ayarlı dil modellerine ait ana kriter ve alt kriterler temelinde oluşturulan model performans verilerine dair derlenen değerler Çizelge 5.2’de sunulmaktadır.

Çizelge 5.2. Başlangıç Değerlendirme Matrisi

Kriterler/Alternatif Modeller	ALBERT	BERT	RoBERTa	DistilBERT	T5	DistilRoBERTa1	DistilRoBERTa2
C ₁ Teknik beceri							
C ₁₁ Parametre sayısı (Milyon)	11	110	125	66	220	82	82
C ₁₂ Süre (Saniye)	263	268	267	157	445	136	137
C ₁₃ Veri büyüklüğü (GB)	26	16	160	16	750	40	40
C ₁₄ Sözlük	30000	30522	50265	30522	32128	50265	50265
C ₂ Detay yeteneği							
C ₂₁ 0-1 aralığında skorlama	Evet	Evet	Evet	Evet	Hayır	Evet	Evet
C ₂₂ Duygu sayısı	6	6	6	6	6	7	7
C ₃ Doğruluk	0,932	0,938	0,931	0,934	0,938	0,911	0,846
C ₃₁ Kesinlik							
C ₃₁₁ Öfke kesinlik	0,904	0,943	0,915	0,930	0,934	0,845	0,806
C ₃₁₂ Korku kesinlik	0,900	0,864	0,844	0,876	0,900	0,871	0,879
C ₃₁₃ Neşe kesinlik	0,998	0,987	0,976	0,982	0,994	0,974	0,890
C ₃₁₄ Üzgünlük kesinlik	0,977	0,969	0,982	0,969	0,971	0,943	0,888
C ₃₁₅ Şaşkınlık kesinlik	0,797	0,762	1,000	0,804	0,744	0,602	0,750
C ₃₂ Duyarlılık							
C ₃₂₁ Öfke duyarlılık	0,960	0,909	0,935	0,920	0,920	0,909	0,815
C ₃₂₂ Korku duyarlılık	0,920	0,933	0,964	0,915	0,884	0,871	0,844
C ₃₂₃ Neşe duyarlılık	0,917	0,950	0,941	0,942	0,938	0,934	0,876
C ₃₂₄ Üzgünlük duyarlılık	0,959	0,964	0,950	0,966	0,972	0,914	0,864
C ₃₂₅ Şaşkınlık duyarlılık	0,773	0,727	0,530	0,682	0,879	0,803	0,500

Alternatiflerin ve kriterlerin belirlenmesinden sonra en iyi performansa sahip dil modelinin seçiminde problem uzayına etki eden kriterlerin sonucu değiştirme kuvvetlerinin, bir başka deyişle, önemlerinin belirlenmesi gerekmektedir. Ağırlıklandırma hesaplamalarından kullanılabilen öznel ve nesnel ÇKKV yöntemlerinin kendilerine özgü avantaj ve dezavantajları bulunmaktadır; bu konuya ilişkin detaylı bilgiler Alt bölüm 3.2 ve devamındaki alt bölümler çerçevesinde sunulmuştur. Uygulama çalışması çerçevesinde hem alan uzmanlarının deneyim ve tecrübelerinin sonuçlara yansıtılabilmesi, hem de subjektif yargılardan arınmış ve alternatiflerin problem uzayında tanımlanmış kriterler temelindeki performansına odaklanan hesaplamalar yapılabilmesi amacıyla, kriter ağırlıkları sırası ile öznel ve nesnel ÇKKV yöntemleri ile ayrı ayrı hesaplanmıştır. Bu çerçevede kriterlerin hiyerarşik yapısının dikkate alınması, uzman görüşlerinin ve deneyiminin sonuçlara yansıtılması ve değerlendirme verilerinin tutarlılıklarının kontrolünün sağlanabilmesi amaçlarıyla AHP yöntemi ile öznel ÇKKV öncelik hesaplamaları; dilsel ifadeler ve kişisel görüşlerden uzak, alternatif performans verileri temelinde objektif bir değerlendirmeden de yararlanmak amacıyla ise Entropi yöntemi ile nesnel ÇKKV öncelik hesaplamaları kriter ağırlıklarının belirlenmesinde kullanılmıştır.

En iyi dil modelinin belirlenmesi adımımda, sıralama ve seçme hesaplamalarında kriter karakteristiklerinin farklılıklarını hesaplama sonuçlarına yansıtabilmek ve alternatiflerin üstünlük ilişkileri üzerine hem kısmi hem de tam sıralamaları elde edebilmek amacı ile PROMETHEE yöntemi; ideal ve anti-ideal çözümlere uzaklıkları değerlendirerek uzlaşmacı bir çözüm elde edebilmek amacı ile ise VIKOR yöntemi kullanılmıştır.

5.4.2. Ağırlıklandırma hesaplamaları

Bu alt bölümde karar verme sürecinin öznel ve nesnel boyutlarının göz önünde bulundurulması amacıyla Çizelge 5.2’de verilen kriterler üzerinden AHP ve Entropi hesaplamaları gerçekleştirilecektir.

AHP hesaplamaları

Bu alt bölümde, karar verme sürecinde kullanılan subjektif yöntemlerden biri olan AHP yöntemi aracılığıyla kriter ağırlıkları belirlenecektir.

Hiyerarşik yapıda bulunan kriterlerin ağırlıklandırılması için Çizelge 5.3’te demografileri verilen altı farklı uzman görüşü alınmıştır. Çalışma kapsamında beyaz yakalı çalışanların bireysel hayatlarındaki duygu durumlarının analizi için kullanılan dil modellerine ait teknik bilgi ve donanıma sahip bilişim teknolojileri alanında görev alan yönetici ve personeller, duygu durumlarının önem derecelerinin saptanması açısından insan kaynakları personelleri uzman görüşü alınması için tercih edilmiştir.

Çizelge 5.3. Uzmanların demografileri

Uzmanlar	Yaş	Cinsiyet	Tecrübe (yıl)	Çalışma alanı
Uzman1	30	Erkek	5	İnsan Kaynakları
Uzman2	26	Erkek	2	Bilişim Teknolojileri
Uzman3	32	Erkek	7	Bilişim Teknolojileri
Uzman4	27	Kadın	2	İnsan Kaynakları
Uzman5	27	Erkek	2	Bilişim Teknolojileri
Uzman6	29	Erkek	5	Bilişim Teknolojileri

Her bir uzmana kriterler tüm detayları ile sözlü olarak anlatılarak Çizelge 5.3’te verilen uzmanlarca EK-1., EK-2., EK-3., EK-4., EK-5., EK-6. anketleri doldurulmuştur. Görüşü alınan uzmanlar Uzman1, Uzman2, Uzman3, Uzman4, Uzman5 ve Uzman6 olarak isimlendirilmiş olup çalışma boyunca bu şekilde kullanılacaktır. Her uzman görüşünde, ana ve alt kriterler için Eş. 3.1 ve Eş. 3.2 kullanılarak öncelik değerleri hesaplanmıştır. Tutarlılık

indeksi ve oranı hesaplamaları için Eş. 3.3 ve Eş. 3.4 kullanılarak maksimum özdeğer hesaplanmıştır. Eş. 3.5 ve Eş. 3.6 ile tutarlılık hesaplamaları tamamlandığında tüm uzman görüşlerine ait tutarlılık oranlarının (CR) 0.1'den küçük olma şartını sağladığı görülmüştür. Uzman görüşleri ve tutarlılık parametreleri Ek-1. ve Ek-6. arasında sunulmuştur.

Çizelge 5.4. AHP yöntemi sonuçları

Kriter/Uzman	Uzman1	Uzman2	Uzman3	Uzman4	Uzman5	Uzman6	Aritmetik ortalama
C ₁₁	0,01363	0,28126	0,10205	0,01041	0,04408	0,08722	0,08977
C ₁₂	0,00306	0,01888	0,04074	0,00307	0,01076	0,03217	0,01811
C ₁₃	0,02303	0,08034	0,09035	0,02244	0,05855	0,07130	0,05767
C ₁₄	0,04482	0,07778	0,23745	0,04686	0,10278	0,03217	0,09031
C ₂₁	0,29598	0,01305	0,02941	0,01963	0,00550	0,04667	0,06837
C ₂₂	0,07399	0,04961	0,02941	0,11775	0,04949	0,01556	0,05597
C ₃₁₁	0,03513	0,19061	0,15081	0,08181	0,34730	0,26708	0,17879
C ₃₁₂	0,01687	0,07896	0,04574	0,21624	0,07573	0,16841	0,10033
C ₃₁₃	0,00668	0,01510	0,03380	0,30558	0,05929	0,02261	0,07384
C ₃₁₄	0,04709	0,06847	0,16785	0,06495	0,13877	0,05547	0,09044
C ₃₁₅	0,00333	0,03012	0,01357	0,02461	0,01664	0,02261	0,01848
C ₃₂₁	0,14052	0,04765	0,02154	0,01023	0,04961	0,08903	0,05976
C ₃₂₂	0,06747	0,01974	0,00653	0,02703	0,01082	0,05614	0,03129
C ₃₂₃	0,02671	0,00378	0,00483	0,03820	0,00847	0,00754	0,01492
C ₃₂₄	0,18836	0,01712	0,02398	0,00812	0,01982	0,01849	0,04598
C ₃₂₅	0,01333	0,00753	0,00194	0,00308	0,00238	0,00754	0,00597

Uzman görüşleri aritmetik ortalama ile Çizelge 5.4'te birleştirilerek incelendiğinde *öfke kesinlik* (C₃₁₁) kriterinin büyük bir fark ile en yüksek aritmetik ortalamaya sahip olduğu, sonrasında korku kesinlik (C₃₁₂) ve *üzgünlük kesinlik* (C₃₁₄) kriterlerinin takip ettiği görülmüştür. Genel çerçevede uzmanlar doğruluk oranlarını, doğruluk oranları içinde kesinlik değerlerini önemsemiş olmakla *öfke*, *korku* ve *üzgünlük* duygularına diğer duygulara kıyasla daha çok önem vermektedir. Aynı zamanda *şaşkınlık* ve *neşe* duygularının duyarlılık derecelerinin en az önemsenen kriterler olduğu, *süre* (C₁₂) kriterinin uzmanlar için görece daha az önemsenen bir kriter olduğu görülmektedir.

Entropi hesaplamaları

Bu alt bölümde, karar verme sürecinde kullanılan objektif yöntemlerden biri olan Entropi yöntemi aracılığıyla kriter ağırlıkları belirlenecektir.

Eşitlik 3.7, Eş. 3.8 ve Eş. 3.9 ile normalize karar matrisi hesaplanmıştır. Eş. 3.10 ile her bir kriter için entropi değerleri, 3.12 ile bilgi çeşitliliği hesaplanmıştır. Eş. 3.13 ile kriterlere ait ağırlık değerleri hesaplanarak Çizelge 5.5'te sunulmuştur.

Çizelge 5.5. Kriterlere ait ağırlık değerleri

Kriterler	Ağırlıklar
C ₁₁	0,13079
C ₁₂	0,05920
C ₁₃	0,65781
C ₁₄	0,02079
C ₂₁	0,10664
C ₂₂	0,00175
C ₃₁₁	0,00100
C ₃₁₂	0,00015
C ₃₁₃	0,00044
C ₃₁₄	0,00035
C ₃₁₅	0,00667
C ₃₂₁	0,00076
C ₃₂₂	0,00061
C ₃₂₃	0,00022
C ₃₂₄	0,00052
C ₃₂₅	0,01230

Dil modelleri arasında büyük bir fark ile en yüksek entropi değerinin *veri büyüklüğü* (C₁₃) kriterinde olduğu, *parametre sayısı* (C₁₁) ve *0-1 aralığında skortlama yeteneği* (C₂₁) kriterinin bu kriteri takip eden kriterler olduğu görülmüştür. *Şaşkınlık duyarlılık* (C₃₂₅) kriterinin diğer duygu duyarlılık değerleri arasında en yüksek entropi değerine sahip olduğu, genel çerçevede *duygu sayısı* kriterinin (C₂₂) en düşük entropi değerine sahip olduğu görülmüştür.

AHP ve Entropi yöntemleri, karar verme sürecinde farklı perspektiflerin nasıl sonuçlar ortaya koyduğunu değerlendirmek için kullanılacaktır. Bir sonraki alt bölümde, belirlenen bu ağırlıklar ile PROMETHEE ve VIKOR yöntemlerinin uygulanmasına yönelik detaylara yer verilecektir. Amaç, her iki ağırlıklandırma yönteminin karar verme sürecindeki etkilerini analiz ederek alternatifler arasındaki sıralamayı kıyaslamaktır.

5.4.3. Sıralama hesaplamaları

Bu alt bölümde karar verme sürecinde tanımlanmış olan farklı dil modeli alternatiflerinin kriterler temelinde gösterdikleri performansları karşılaştırmak amacıyla uygulanan VIKOR ve PROMETHEE yöntemlerine ilişkin hesaplamalar gerçekleştirilecektir.

Bu alt bölümde gerçekleştirilecek hesaplamalar Alt bölüm 5.4.2 temelinde yürütülen öznel ve nesnel ağırlıklandırma hesaplamaları sonuçlarının ayrı ayrı dikkate alınması temelinde yürütülmüştür. Geliştirilen bu hesaplama algoritmasında amaç nihai alternatif sıralamasındaki farklılıkları değerlendirmek ve her bir yöntemin karar verme sürecine sağladığı katkıları analiz ederek anlayabilmektir. Ayrıca, objektif ve subjektif kriterlerin karşılaştırılması, hangi yöntemin daha uygun çözüm önerileri sunduğunu belirlemek için önemli bir analiz noktası olacaktır. Bu analizler, karar verme süreçlerinde farklı yaklaşımların nasıl sonuçlar doğurduğunu göstermekle birlikte, VIKOR ve PROMETHEE yöntemlerinin çözüm performansını ve güvenilirliğini kıyaslamak için de bir temel oluşturacaktır.

VIKOR hesaplamaları

Entropi ve AHP yöntemleri sonuçları ile oluşan kriter ağırlıkları için iki farklı hesaplama yapılmıştır. VIKOR yönteminde v (vikor endeksi) uzlaşma çözümünde denge noktasını sağlamak için 0.5 değeri ile kullanılmıştır.

Eş. 3.11. ve Eş. 3.12 ile her bir kriter için ideal ve anti-ideal çözümler Çizelge 5.6'da belirlenmiştir.

Çizelge 5.6. Kriterlerin ideal ve negatif ideal değerlerinin belirlenmesi

Kriter	f_i^+	f_i^-
C_{11}	220,00000	11,00000
C_{12}	136,00000	445,00000
C_{13}	750,00000	16,00000
C_{14}	50265,00000	30000,00000
C_{21}	1,00000	0,00000
C_{22}	7,00000	6,00000
C_{311}	0,94340	0,80576
C_{312}	0,90000	0,84375
C_{313}	0,99843	0,89035
C_{314}	0,98221	0,88850
C_{315}	1,00000	0,60227
C_{321}	0,96000	0,81455
C_{322}	0,96429	0,84375
C_{323}	0,94964	0,87626
C_{324}	0,97246	0,86403
C_{325}	0,87879	0,50000

Eş. 3.13. ve Eş. 3.14 ile hesaplanan normalize karar matrisi Çizelge 5.7’de verilmiştir.

Çizelge 5.7. Normalize karar matrisi

Kriter/Alternatif	ALBERT	BERT	RoBERTa	DistilBERT	T5	DistilRoBERTa1	DistilRoBERTa2
C ₁₁	1,00000	0,52632	0,45455	0,73684	0,00000	0,66029	0,66029
C ₁₂	0,41100	0,42718	0,42395	0,06796	1,00000	0,00000	0,00324
C ₁₃	0,98638	1,00000	0,80381	1,00000	0,00000	0,96730	0,96730
C ₁₄	1,00000	0,97424	0,00000	0,97424	0,89499	0,00000	0,00000
C ₂₁	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	1,00000	0,00000	0,00000
C ₂₂	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	0,00000	0,00000
C ₃₁₁	0,28543	0,00000	0,20928	0,09626	0,07132	0,71782	1,00000
C ₃₁₂	0,00776	0,64646	1,00000	0,42545	0,00000	0,52381	0,37209
C ₃₁₃	0,00000	0,10997	0,20645	0,15196	0,04191	0,22167	1,00000
C ₃₁₄	0,05350	0,14244	0,00000	0,14187	0,12182	0,41665	1,00000
C ₃₁₅	0,51071	0,59864	0,00000	0,49388	0,64469	1,00000	0,62857
C ₃₂₁	0,00000	0,35000	0,17500	0,27500	0,27500	0,35000	1,00000
C ₃₂₂	0,37037	0,25926	0,00000	0,40741	0,66667	0,77778	1,00000
C ₃₂₃	0,45098	0,00000	0,11765	0,09804	0,15686	0,21569	1,00000
C ₃₂₄	0,12698	0,07937	0,20635	0,06349	0,00000	0,53968	1,00000
C ₃₂₅	0,28000	0,40000	0,92000	0,52000	0,00000	0,20000	1,00000

Entropi yöntemi ile hesaplanan ağırlıklar ile normalize karar matrisi çarpılarak Normalize karar matrisi oluşturulmuş ve Çizelge 5.8’de verilmiştir.

Çizelge 5.8. Objektif ağırlıklar ile çarpılmış normalize karar matrisi

Kriter	ALBERT	BERT	RoBERTa	DistilBERT	T5	DistilRoBERTa1	DistilRoBERTa2
C ₁₁	0,13079	0,06883	0,05945	0,09637	0,00000	0,08636	0,08636
C ₁₂	0,02433	0,02529	0,02510	0,00402	0,05920	0,00000	0,00019
C ₁₃	0,64885	0,65781	0,52876	0,65781	0,00000	0,63630	0,63630
C ₁₄	0,02079	0,02026	0,00000	0,02026	0,01861	0,00000	0,00000
C ₂₁	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,10664	0,00000	0,00000
C ₂₂	0,00175	0,00175	0,00175	0,00175	0,00175	0,00000	0,00000
C ₃₁₁	0,00029	0,00000	0,00021	0,00010	0,00007	0,00072	0,00100
C ₃₁₂	0,00000	0,00010	0,00015	0,00006	0,00000	0,00008	0,00006
C ₃₁₃	0,00000	0,00005	0,00009	0,00007	0,00002	0,00010	0,00044
C ₃₁₄	0,00002	0,00005	0,00000	0,00005	0,00004	0,00015	0,00035
C ₃₁₅	0,00341	0,00399	0,00000	0,00330	0,00430	0,00667	0,00419
C ₃₂₁	0,00000	0,00027	0,00013	0,00021	0,00021	0,00027	0,00076
C ₃₂₂	0,00022	0,00016	0,00000	0,00025	0,00040	0,00047	0,00061
C ₃₂₃	0,00010	0,00000	0,00003	0,00002	0,00003	0,00005	0,00022
C ₃₂₄	0,00007	0,00004	0,00011	0,00003	0,00000	0,00028	0,00052
C ₃₂₅	0,00344	0,00492	0,01131	0,00639	0,00000	0,00246	0,01230

Eş. 3.15. ve Eş. 3.16. ile fayda ve pişmanlık değerleri, Eş. 3.17. Eş.3.18. ve Eş. 3.19 ile uzlaşık sıralama indeksinin hesaplanması Çizelge 5.9’da verilmiştir.

Çizelge 5.9. Objektif fayda ve pişmanlık değerleri ile uzlaşık sıralama indeksi

Entropi	Si	Sıralama	Ri	Sıralama	Qi	Sıralama
ALBERT	0,83405	7	0,64885	5	0,99187	7
BERT	0,78351	5	0,65781	6	0,96069	5
RoBERTa	0,62708	2	0,52876	2	0,72193	2
DistilBERT	0,79069	6	0,65781	6	0,96626	6
T5	0,19129	1	0,10664	1	0,00000	1
DistilRoBERTa1	0,73390	3	0,63630	3	0,90258	3
DistilRoBERTa2	0,74329	4	0,63630	3	0,90988	4
	Si ⁺	0,83405	Ri ⁺	0,65781		
	Si ⁻	0,19129	Ri ⁻	0,10664		

Entropi ağırlıkları ile VIKOR yöntemi uygulandığında alternatifler; T5, RoBERTa, DistilRoBERTa1, DistilRoBERTa2, BERT, DistilBERT, ALBERT şeklinde sıralanmıştır. Ancak en iyi performans gösteren T5 ve RoBERTa modelleri arasında uzlaşma çözümü sağlanamamıştır.

AHP yöntemi ile hesaplanan ağırlıklar ile normalize karar matrisi çarpılarak normalize karar matrisi oluşturulmuş ve Çizelge 5.10’da verilmiştir.

Çizelge 5.10. Subjektif ağırlıklar ile çarpılmış normalize karar matrisi

AHP	ALBERT	BERT	RoBERTa	DistilBERT	T5	DistilRoBERTa1	DistilRoBERTa2
C ₁₁	0,07806	0,04109	0,03548	0,05752	0,00000	0,05154	0,05154
C ₁₂	0,02581	0,02682	0,02662	0,00427	0,06279	0,00000	0,00020
C ₁₃	0,05881	0,05962	0,04792	0,05962	0,00000	0,05767	0,05767
C ₁₄	0,08903	0,08674	0,00000	0,08674	0,07968	0,00000	0,00000
C ₂₁	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,07878	0,00000	0,00000
C ₂₂	0,05944	0,05944	0,05944	0,05944	0,05944	0,00000	0,00000
C ₃₁₁	0,04449	0,00000	0,03262	0,01500	0,01112	0,11189	0,15588
C ₃₁₂	0,00068	0,05639	0,08723	0,03711	0,00000	0,04569	0,03246
C ₃₁₃	0,00000	0,00871	0,01635	0,01203	0,00332	0,01755	0,07919
C ₃₁₄	0,00444	0,01183	0,00000	0,01179	0,01012	0,03462	0,08308
C ₃₁₅	0,00849	0,00995	0,00000	0,00821	0,01071	0,01662	0,01045
C ₃₂₁	0,00000	0,02306	0,01153	0,01812	0,01812	0,02306	0,06590
C ₃₂₂	0,01059	0,00741	0,00000	0,01165	0,01906	0,02224	0,02860
C ₃₂₃	0,00838	0,00000	0,00219	0,00182	0,00292	0,00401	0,01858
C ₃₂₄	0,00405	0,00253	0,00659	0,00203	0,00000	0,01722	0,03191
C ₃₂₅	0,00148	0,00211	0,00486	0,00275	0,00000	0,00106	0,00528

Eş. 3.15. ve Eş. 3.16. ile fayda ve pişmanlık değerleri, Eş. 3.17. Eş.3.18. ve Eş. 3.19 ile uzlaşık sıralama indeksinin hesaplanması Çizelge 5.11’de verilmiştir.

Çizelge 5.11. Subjektif fayda ve pişmanlık değerleri ile uzlaşık sıralama indeksi

AHP	Si	Sıralama	Ri	Sıralama	Qi	Sıralama
ALBERT	0,39376	4	0,08903	5	0,16987	5
BERT	0,39571	5	0,08674	2	0,15820	4
RoBERTa	0,33083	1	0,08723	4	0,04953	2
DistilBERT	0,38810	3	0,08674	2	0,14507	3
T5	0,35607	2	0,07968	1	0,04353	1
DistilRoBERTa1	0,40318	6	0,11189	6	0,33614	6
DistilRoBERTa2	0,62074	7	0,15588	7	1,00000	7
	Si+	0,62074	Ri+	0,155876		
	Si-	0,33083	Ri-	0,079682		

AHP yöntemi ağırlıkları ile VIKOR yöntemi uygulandığında alternatifler; T5, RoBERTa, DistilBERT, BERT, ALBERT, DistilRoBERTa1, DistilRoBERTa2 şeklinde sıralanmıştır. Ancak en iyi performans gösteren T5 ve RoBERTa modelleri arasında uzlaşma çözümü sağlanamamıştır.

PROMETHEE hesaplamaları

Çalışmada PROMETHEE I (Kısmi sıralama) ve PROMETHEE II (Tam sıralama) kullanılmıştır. Kriterler için belirlenen tercih fonksiyonu ve parametreler Çizelge 5.12’de gösterilmektedir.

Çizelge 5.12. Tercih fonksiyonları ve parametreler

Kriterler	Tercih fonksiyonu tipleri	Tercih fonksiyonu parametreleri
C ₁₁	3	m=100
C ₁₂	3	m=200
C ₁₃	3	m=50
C ₁₄	3	m=40000
C ₂₁	1	-
C ₂₂	3	m=3
C ₃₁₁	5	p=0,05 q=0,01 r=0,04
C ₃₁₂	5	p=0,05 q=0,01 r=0,04
C ₃₁₃	5	p=0,05 q=0,01 r=0,04
C ₃₁₄	5	p=0,05 q=0,01 r=0,04
C ₃₁₅	5	p=0,05 q=0,01 r=0,04
C ₃₂₁	5	p=0,05 q=0,01 r=0,04
C ₃₂₂	5	p=0,05 q=0,01 r=0,04
C ₃₂₃	5	p=0,05 q=0,01 r=0,04
C ₃₂₄	5	p=0,05 q=0,01 r=0,04
C ₃₂₅	5	p=0,05 q=0,01 r=0,04

Entropi yöntemi ağırlıkları ve Eş. 3.25 ile hesaplanan tercih dereceleri Çizelge 5.13’de sunulmuştur.

Çizelge 5.13. Entropi yöntemi ağırlıkları ile tercih dereceleri çizelgesi

Entropi	ALBERT	BERT	RoBERTa	DistilBERT	T5	DistilRoBERTa1	DistilRoBERTa2
ALBERT	0,00000	0,13075	0,80993	0,10416	0,80297	0,33671	0,33014
BERT	0,14898	0,00000	0,69843	0,03817	0,80212	0,38255	0,36998
RoBERTa	0,01406	0,01286	0,00000	0,04515	0,79498	0,05289	0,04033
DistilBERT	0,14455	0,06865	0,75262	0,00000	0,80208	0,37062	0,35803
T5	0,16815	0,16103	0,17614	0,19889	0,00000	0,21243	0,21213
DistilRoBERTa1	0,00991	0,04561	0,72322	0,00887	0,80949	0,00000	0,00667
DistilRoBERTa2	0,02233	0,05313	0,73086	0,02286	0,80468	0,01585	0,00000

AHP yöntemi ağırlıkları ve Eş. 3.25 ile hesaplanan tercih dereceleri Çizelge 5.14’te sunulmuştur.

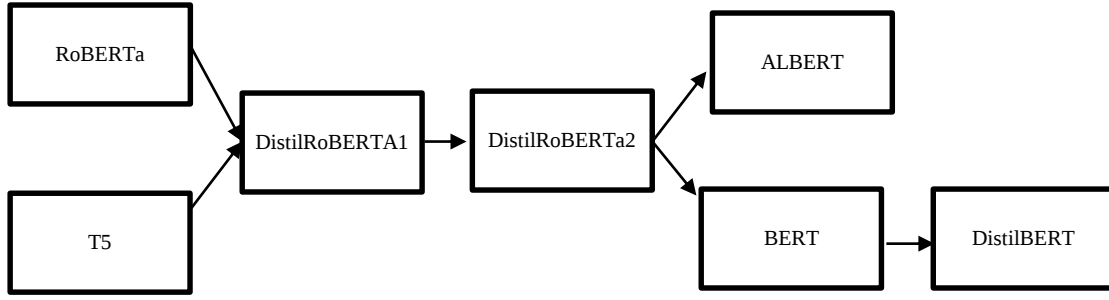
Çizelge 5.14. AHP yöntemi ağırlıkları ile tercih dereceleri çizelgesi

AHP	ALBERT	BERT	RoBERTa	DistilBERT	T5	DistilRoBERTa1	DistilRoBERTa2
ALBERT	0,00000	0,20612	0,24780	0,14765	0,23354	0,23763	0,23126
BERT	0,15472	0,00000	0,19415	0,05481	0,20672	0,19337	0,19963
RoBERTa	0,14361	0,10398	0,00000	0,11452	0,28660	0,14246	0,15547
DistilBERT	0,10878	0,05731	0,20853	0,00000	0,18186	0,17101	0,16542
T5	0,22035	0,16647	0,23068	0,20101	0,00000	0,28906	0,28875
DistilRoBERTa1	0,41312	0,29421	0,40092	0,26339	0,44902	0,00000	0,01662
DistilRoBERTa2	0,50211	0,49107	0,57563	0,48504	0,62292	0,40858	0,00000

Entropi yöntemi ağırlıkları ve Eş. 3.26 ve Eş. 3.27 ile PROMETHEE-I Kısmi sıralaması için hesaplanan üstünlük değerleri Çizelge 5.15’te verilmiştir.

Çizelge 5.15. Entropi yöntemi ağırlıkları ile hesaplanan üstünlük değerleri

ENTROPİ	ALBERT	BERT	RoBERTa	DistilBERT	T5	DistilRoBERTa1	DistilRoBERTa2
Φ^-	2,51466	2,44023	0,96026	2,49654	1,12877	1,60377	1,64971
Φ^+	0,50798	0,47202	3,89119	0,41811	4,81632	1,37106	1,31728



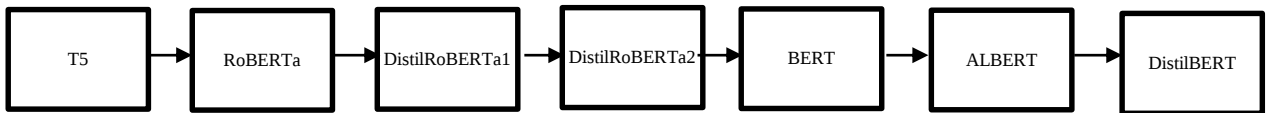
Şekil 5.2. Entropi yöntemi ağırlıkları ile PROMETHEE-I kısmi sıralaması

Kısmi sıralama yapıldığında RoBERTa ve T5 alternatiflerinin birbirleri ile karşılaştırılmaz oldukları, iki alternatifinde DistilRoBERTa1 alternatifine üstün olduğu, DistilRoBERTa1 alternatifinin DistilRoBERTa2 alternatifinden üstün olduğu, DistilRoBERTa2 alternatifinin ALBERT ve BERT alternatiflerinden üstün olduğu ve ALBERT ve BERT alternatifinin birbirleri ile karşılaştırılmaz olduğu, BERT alternatifinin DistilBERT alternatifinden üstün olduğu ve ALBERT alternatifi ile DistilBERT alternatifinin birbirleri ile karşılaştırılmaz olduğu görülmüştür. Kısmi sıralama sonucunda RoBERTa ve T5 alternatiflerinin birbirine üstünlükleri belirlenemediği için tam üstünlük hesaplamasına geçilmiştir.

Entropi yöntemi ağırlıkları ve Eş. 3.34 ile hesaplanan PROMETHEE II Tam sıralama sonuçları Çizelge 5.16'da ve Şekil 5.3'te sunulmaktadır.

Çizelge 5.16. Entropi yöntemi ağırlıkları ile hesaplanan tam üstünlük değerleri

ENTROPİ	ALBERT	BERT	RoBERTa	DistilBERT	T5	DistilRoBERTa1	DistilRoBERTa2
Φ_{net}	-2,00668	-1,96821	2,93092	-2,07843	3,68755	-0,23272	-0,33243



Şekil 5.3. Entropi yöntemi ağırlıkları ile PROMETHEE-II tam sıralaması

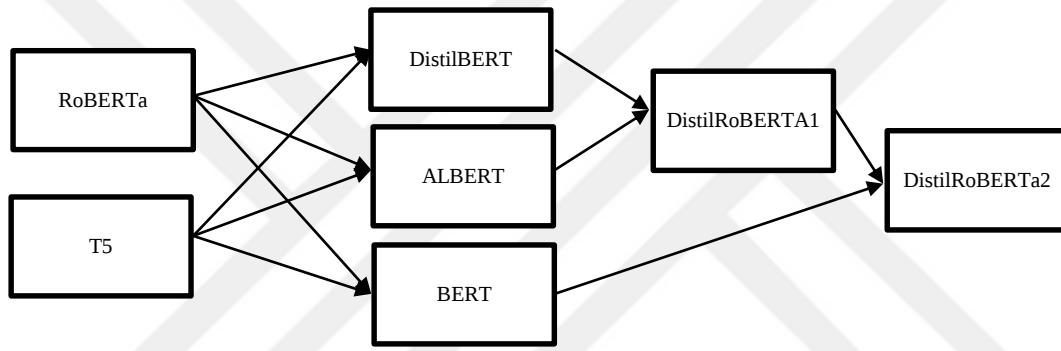
Entropi yöntemi ağırlıkları ile elde edilen PROMETHEE II sonuçlarına göre ele alınan

alternatif dil modelleri tam sıralaması T5, RoBERTa, DistilRoBERTa1, DistilRoBERTa2, BERT, ALBERT, DistilBERT şeklindedir.

AHP yöntemi ağırlıkları ve Eş. 3.26 ve Eş. 3.27 ile hesaplanan üstünlük değerleri Çizelge 5.17’de sunulmuştur.

Çizelge 5.17. AHP yöntemi ağırlıkları ile hesaplanan üstünlük değerleri

AHP	ALBERT	BERT	RoBERTa	DistilBERT	T5	DistilRoBERTa1	DistilRoBERTa2
Φ^-	1,30400	1,00339	0,94664	0,89291	1,39632	1,83727	3,08535
Φ^+	1,54268	1,31915	1,85771	1,26641	1,98067	1,44211	1,05714



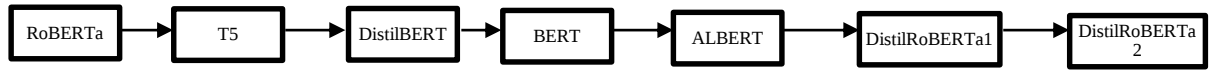
Şekil 5.4. AHP yöntemi ağırlıkları ile PROMETHEE-I kısmi sıralaması

Kısmi sıralama yapıldığında RoBERTa ve T5 alternatiflerinin birbirleri ile karşılaştırılmaz oldukları, iki alternatifin de diğer alternatiflerden üstün oldukları, ALBERT alternatifinin DistilRoBERTa1 alternatifinden üstün olduğu ve BERT alternatifi ile karşılaştırılamayacağı, DistilBERT alternatifinin ALBERT, BERT, DistilRoBERTa1 alternatifleri ile karşılaştırılamayacağı ve DistilRoBERTa2 alternatifinden üstün olduğu, DistilRoBERTa1 alternatifinin BERT alternatifi ile karşılaştıramayacağı ve DistilRoBERTa2 alternatifinden üstün olduğu görülmüştür. Kısmi sıralama sonucunda RoBERTa ve T5 alternatiflerinin birbirine üstünlükleri belirlenemediği için tam üstünlük hesaplamasına geçilmiştir.

AHP yöntemi ağırlıkları ve Eş. 3.34 ile hesaplanan tam üstünlük değerleri Çizelge 5.18’de sunulmuştur.

Çizelge 5.18. AHP yöntemi ağırlıkları ile hesaplanan tam üstünlük değerleri

AHP	ALBERT	BERT	RoBERTa	DistilBERT	T5	DistilRoBERTa1	DistilRoBERTa2
Φ_{net}	0,23868	0,31576	0,91107	0,37350	0,58435	-0,39516	-2,02821



Şekil 5.5. AHP yöntemi ağırlıkları ile PROMETHEE-II tam sıralaması

AHP yöntemi ağırlıkları ile PROMETHEE yöntemi uygulandığında alternatifler; RoBERTa, T5, DistilBERT, BERT, ALBERT, DistilRoBERTa1, DistilRoBERTa2 şeklinde Şekil 5.5'teki gibi sıralanmıştır.

6. ARASTIRMA BULGULARI VE TARTISMA

6.1. Duygu Analizi Sonuçları

Eş. 5.3 ile hesaplanan doğruluk oranları her ne kadar tüm modellerde yüksek olsa da Eş. 5.1 ve Eş. 5.2 ile hesaplanan kesinlik ve duyarlılık alt kriterlerinde farklı duygu durumlarında bu başarıların değiştiği görülmüştür. En iyi doğruluk oranı “bhadresh-savani/bert-base-uncased-emotion” (BERT) modeli ile sağlanmış olsa da “emotion_text_classifier” (DistilRoBERTa) ve “emotion-english-distilroberta-base” (DistilRoBERTa) modelleri hariç diğer modeller doğruluk oranı özelinde birbirlerine çok yakın seyretmektedir (Çizelge 6.1).

Çizelge 6.1. Duygu analizi metrikleri

Kriterler	ALBERT	BERT	RoBERTa	DistilBERT	T5	DistilRoBERTa1	DistilRoBERTa2
C ₃	0,93156	0,93808	0,93102	0,93373	0,93753	0,91146	0,84574
C ₃₁₁	0,90411	0,94340	0,91459	0,93015	0,93358	0,84459	0,80576
C ₃₁₂	0,89956	0,86364	0,84375	0,87607	0,90000	0,87054	0,87907
C ₃₁₃	0,99843	0,98655	0,97612	0,98201	0,99390	0,97447	0,89035
C ₃₁₄	0,97719	0,96886	0,98221	0,96891	0,97079	0,94316	0,88850
C ₃₁₅	0,79688	0,76190	1,00000	0,80357	0,74359	0,60227	0,75000
C ₃₂₁	0,96000	0,90909	0,93455	0,92000	0,92000	0,90909	0,81455
C ₃₂₂	0,91964	0,93304	0,96429	0,91518	0,88393	0,87054	0,84375
C ₃₂₃	0,91655	0,94964	0,94101	0,94245	0,93813	0,93381	0,87626
C ₃₂₄	0,95869	0,96386	0,95009	0,96558	0,97246	0,91394	0,86403
C ₃₂₅	0,77273	0,72727	0,53030	0,68182	0,87879	0,80303	0,50000

Öfke kesinlik performansında “bert-base-uncased-emotion” (BERT); korku kesinlik performansında “t5-base-finetuned-emotion”(T5) ; neşe kesinlik performansında “albert-base-v2-emotion”; üzgünlük ve şaşkınlık kesinlik performansında “roberta-base-emotion” (RoBERTa); öfke duyarlılık performansında “albert-base-v2-emotion” (ALBERT); korku duyarlılık performansında “roberta-base-emotion” (RoBERTa); neşe duyarlılık performansında “bert-base-uncased-emotion” (BERT); üzgünlük ve şaşkınlık duyarlılık performanslarında “t5-base-finetuned-emotion” (T5) modelleri öne çıkmaktadır (Çizelge 6.1).

Doğruluk oranlarında açık ara bir üstünlüğün olmaması, duygu durumu, kesinlik ve duyarlılık performanslarındaki üstünlüklerde çoğunluk sahibi olunmaması ve dil modellerinin karşılaştırılmasında farklı performans kriterlerinin etkili olması sebebiyle net

bir karara varmak için yeterlilik sağlanamamıştır. Bu nedenle ÇKKV yöntemleri sonuçları ile performans değerlendirmesi yapılacaktır.

6.2. Performans Değerlendirme Sonuçları

Performans değerlendirme sürecinde yalnızca doğruluk oranları üzerinden süreç yürütülseydi; BERT dil modelinin en iyi doğruluk oranına sahip olması sebebiyle başkaca kriter aranmaksızın seçilmesi söz konusu olacaktı. Ancak dil modelleri uygulamalarında; birbirine yakın doğruluk oranlarına sahip modellerin duygu analizi uygulamalarında duygu durumları gibi farklı önem derecelerine sahip özelliklerin de dikkate alınarak dil modeli seçilmesinin karar sürecine katkı sağlayacağı görülmektedir.

6.2.1. Subjektif ve objektif değerlendirme sonuçları

Subjektif karar verme yöntemlerinden biri olan AHP yöntemi sonuçları incelendiğinde; süreçte dikkate alınan uzman görüşleri açısından kesinlik metriği alt kısıtlımlarından olan öfke, korku ve üzgünlük duygularına ait kesinlik kriterlerinin önceliklendirildiği görülmüştür. Bu kriterleri takiben sözlük, parametre sayısı ve neşe kesinlik kriterlerinin ön plana çıktığı, uzman görüşlerinin teknik beceri ve doğruluk oranı ana kriterlerinde önceliklendirme sağladığı görülmüştür.

Objektif karar verme yöntemlerinden biri olan entropi yöntemi sonuçları incelendiğinde; veri büyüklüğü kriterinin diğer kriter ağırlıklarına göre büyük bir üstünlük gösterdiği ve takiben parametre sayısı, 0-1 aralığında skorlama yeteneği, süre ve sözlük kriterlerinin önceliklendirildiği görülmüştür. Doğruluk oranlarının ve alt kısıtlımlarının birbirlerine yakın değerlere sahip olması sebebiyle bu yöntem temelinde geri planda kaldıkları görülmüştür.

6.2.2. Uzlaşma temelli çözüm yaklaşımı

Entropi yöntemi ağırlıkları ile VIKOR yöntemi hesaplamaları sonucunda T5 modelinin en iyi performansı gösterdiği ve RoBERTa modelinin takip ettiği ancak iki model arasında uzlaşma çözümünün sağlanamadığı görülmüştür.

AHP yöntemi ağırlıkları ile VIKOR yöntemi hesaplamaları sonucunda benzer şekilde T5 modelinin en iyi performansı gösterdiği ve RoBERTa modelinin takip ettiği ancak yine iki model arasında uzlaşma çözümünün sağlanamadığı görülmüştür.

6.2.3. Üstünlük temelli çözüm yaklaşımı

Entropi yöntemi ağırlıkları ile PROMETHEE-I kısmi sıralamasında T5 ve RoBERTa modellerinin diğer modellere üstün olduğu ancak birbirleri ile karşılaştırılmaz olmaları sebebi ile PROMETHEE-II hesaplamaları yapılmıştır. Tam sıralama sonucunda T5 modeli RoBERTa modelinden önce yer almıştır.

AHP yöntemi ağırlıkları ile PROMETHEE-I kısmi sıralamasında T5 ve RoBERTa modellerinin diğer modellere üstün olduğu ancak birbirleri ile karşılaştırılmaz olmaları sebebi ile PROMETHEE-II hesaplamaları yapılmıştır. Tam sıralama sonucunda RoBERTa modeli T5 modelinden önce yer almıştır.

6.2.4. Genel karşılaştırma

Bu çalışmada objektif kriter ağırlıklandırma yöntemlerinden Entropi yöntemi ile elde edilen VIKOR ve PROMETHEE sonuçlarının, son iki sıra hariç; subjektif kriter ağırlıklandırma yöntemlerinden AHP yöntemi ile elde edilen VIKOR ve PROMETHEE sonuçlarının ise ilk iki sıra hariç birbirine paralel olduğu Çizelge 6.2'deki gibi tespit edilmiştir.

Çizelge 6.2. Dil modellerinin farklı yöntemlerde performans kıyaslamaları

Dil modeli	ENTROPİ ve VIKOR	AHP ve VIKOR	ENTROPİ ve PROMETHEE	AHP ve PROMETHEE
albert-base-v2-emotion	7	5	6	5
bert-base-uncased-emotion	5	4	5	4
roberta-base-emotion	2	2	2	1
distilbert-base-uncased-emotion	6	3	7	3
t5-base-finetuned-emotion	1	1	1	2
emotion-english-distilroberta-base	3	6	3	6
emotion_text_classifier	4	7	4	7

Sonuçlar incelendiğinde, VIKOR yönteminde uzlaşma çözümünün sağlanamadığı ancak PROMETHEE yöntemi ile benzer sıralama sunduğu görülmüştür. Entropi yöntemi (Veri büyüklüğü, parametre sayısı, 0-1 aralığında skorlama yeteneği) ile ağırlıklandırılan VIKOR (T5:0,00000; RoBERTa: 0,72913; DistilRoBERTa1: 0,90258) ve PROMETHEE (T5:3,68755; RoBERTa:2,93092; DistilRoBERTa1:-0,23272) sıralamalarının genel olarak benzer olduğu ve yalnızca son iki sırada farklılık gösterdiği görülmektedir. Örneğin, t5-base-finetuned-emotion modeli her iki yöntemde de ilk sırada yer alırken, distilbert-base-uncased-

emotion modeli ve emotion_text_classifier modeli sıralamada yer deřiřtirmiřtir. Bu durum, Entropi yönteminin objektif veri ağırlıklandırmasında benzer sonuçlar sunduğunu ve alternatiflerin genel sıralamasını etkilemediğini göstermektedir. Diğeryandan, AHP (Öfke kesinlik, korku kesinlik, üzgünlük kesinlik) yöntemi ile elde edilen VIKOR (T5:0,04353; RoBERTa:0,04953; DistilBERT:0,14507) ve PROMETHEE (RoBERTa:0,91107; T5:0,58435; DistilBERT:0,37350) sıralamalarında, özellikle ilk iki sıradaki alternatiflerin farklı olduđu, ancak geri kalan sıralamaların benzerlik gösterdiği anlaşılmıřtır. Örneğiny, roberta-base-emotion modeli PROMETHEE yönteminde birinci sıradayken, VIKOR yönteminde ikinci sırada yer almıřtır. Benzer şekilde, t5-base-finetuned-emotion modeli VIKOR yönteminde birinci sırada yer almasına rağmen PROMETHEE yönteminde ikinci sıraya düşmüřtür. Bu farklılıklar, subjektif yöntemlerde uzman görüşünün sıralama sonuçlarına etkisini ortaya koymakta ve farklı karar destek yöntemlerinin seçim sürecine katkıda bulunabileceğini göstermektedir.

Performans deęerlendirmeleri sonucunda uzman görüşleri dikkate alınarak bir seçim yapılmak isteniyorsa RoBERTa modelinin, objektif bir yaklaşımy ile bir karar verilmek isteniyorsa T5 modelinin seçilebileceğı görölmüřtür. Bu süreçte üstünlük temelli yaklaşımın karar verme sürecini tamamladığı ancak uzlaşmacı yaklaşımın da benzer sıralamalar sunduğı görölmüřtür.

Dil modeli seçiminde, yalnızca doğruluk oranı kriterini dikkate almak yerine ÇKKV süreçleri yürütölerek farklı ihtiyaç ve performans göstergelerinin süreçlere dahil edilmesi ile parametre sayısı, veri büyüklüğü gibi teknik beceriler ile ön plana çıkan modellerin tercih için ilk sıralarda olduğı, duygu analizi süreçlerinde uzman görüşleri ile gerek dil modelleri özelliklerinin gerekse duygu durumu önem derecelerinin ağırlıklandırılması sağlanarak kurum kültürüne uygun dil modellerinin ön plana çıkabileceğı görölmüřtür.

7. SONUÇ VE ÖNERİLER

Duygu analizi modelleri, özellikle beyaz yakalı çalışanların psikososyal ortamlarının iyileştirilmesinde güçlü bir araç olarak değerlendirilebilir. Doğruluk oranı, model seçiminde önemli bir kriter olsa da, tek başına yeterli değildir; modellerin teknik kapasiteleri, işlem süreleri ve detaylı analiz yetenekleri gibi diğer parametrelerin de dikkate alınması gerekmektedir. Bu nedenle, duygu analizi için ince ayarlı dil modellerinin performanslarının kapsamlı bir şekilde değerlendirilmesi ve farklı kriterlerin sistematik olarak analiz edilmesi gerekmektedir. Bu bağlamda, ÇKKV yöntemleri, farklı kriterlere dayalı karar verme süreçlerinde kapsamlı ve etkili sonuçlar sunarak karar mekanizmalarına önemli bir destek sağlamaktadır. Çalışmada, seçilen yedi farklı ince ayarlı dil modellerinin ortak özellikleri kriter olarak ele alınmış ve bu kriterler AHP ve entropi yöntemleri kullanılarak ağırlıklandırılmıştır. Kriter ağırlıklarının belirlenmesinin ardından, alternatiflerin sıralanması sürecinde hem VIKOR hem de PROMETHEE yöntemleri kullanılmıştır. Bu iki yöntem, sırasıyla uzlaşmacı ve üstünlük yaklaşımlarını benimseyerek alternatiflerin kapsamlı bir şekilde değerlendirilmesine olanak tanımıştır.

Bu çalışmada, özellikle t5-base-finetuned-emotion ve roberta-base-emotion modellerinin duygu analizi için yüksek doğruluk oranları ve teknik yeterlilikleri ile öne çıktığı görülmüştür. Bu modellerin temel modelleri olan T5 ve RoBERTa büyük dil modelleri diğer büyük dil modellerine kıyasla daa yakın zamanda ortaya çıkmış, daha büyük veri setleri ile eğitilmiş ve daha yüksek parametre sayısına sahip modellerdir. Bu modellerin şirketler tarafından çalışanların duygu durumlarını analiz etmek, olası sorunları erken teşhis etmek ve gerekli önlemleri almak için kullanılabileceği görülmüştür. Ayrıca, psikososyal ortamın bu yöntem ile iyileştirilebileceği, çalışanlara motivasyon sağlanabileceği ve görev verme süreçlerinde duygu durumlarının takip edilerek daha verimli bir iş ortamı oluşturulabileceği ve çalışan bağlılığını artırma süreçlerinde etkili bir araç olarak kullanılabileceği önerilmektedir.

Sonuç olarak, bu çalışma, beyaz yakalı çalışanların duygusal refahını artırmaya yönelik duygu analizi modellerinin seçiminde yalnızca doğruluk oranı gibi tek bir metrik yerine çok boyutlu bir değerlendirme yaklaşımı benimseyerek, daha etkili ve sürdürülebilir karar verme süreçlerine katkı sağlamayı hedeflemiştir. Bu yaklaşım, duygu analizi modellerinin iş dünyasında uygulanabilirliğini artırmakla kalmayıp, aynı zamanda literatüre çalışan

verimliliği ve psikososyal iyileştirme süreçleri açısından yenilikçi bir bakış açısı kazandırmıştır. Literatürde, dil modellerinin karşılaştırılmasında; objektif ve subjektif kriter ağırlıklandırma yöntemlerinin kullanılması, uzlaşmacı ve üstünlük temelli sıralama yöntemlerinin uygulanması ile bir bakış açısı sunulmuştur. Benzer şekilde bu çalışma, psikososyal çevrenin iyileştirilmesi kapsamında yürütelen kavramsal ve anket temelli çalışmalara kıyasla çalışanların günlük yaşamlarındaki duygu durumlarının sürdürülebilir bir şekilde takip edilebileceği bir öneri sunulmuştur.

Çalışmada kullanılan uzman görüşlerinin kısıtlı sayıda olması ve aynı kurumda çalışan personellerden toplanması, dil modellerinin etiketleme sürelerinin tespiti için farklı kurumlarda görev yapan ve yalnızca İngilizce dilinde paylaşımlarda bulunan 30 beyaz yakalı çalışana ait paylaşımların toplanması ile çalışma performansının belirli bir alan dahilinde kalmasına sebep olmuştur. Ayrıca X platformu sunucularındaki yükü azaltmak için 2023 yılı itibarıyla paylaşımların ücretsiz edinimlerini sınırlandırmıştır.

Gelecek çalışmalar için yeni büyük dil modellerinin geliştirilmesi, bu modellerin duygu analizi için ince ayarlanması ile farklı duygu durumlarının eğitim veri setlerine dahil edilmesi bu alandaki karşılaştırmaların yelpazesini genişletebilir.

KAYNAKLAR

- Ağırbaşı, S., ve Demirtaş, E. (2019). Çalışan Motivasyonunu Etkileyen Faktörlerin AHP Yöntemi ile Değerlendirilmesi: Bir İlaç Firması Uygulaması. *Uluslararası İşletme Araştırmaları Dergisi (ISARDER)*, 11(4), 100-118.
- Alaca, D., ve Ulutaş, A. (2022). Bütünleşik Çok Kriterli Karar Verme Modeli ile Lojistik Firmalarının Performanslarının Ölçümü. *Gümüşhane Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 13(3), 1027-1045.
- Allen, N. J., Meyer, J. P. (1990). Organizational Socialization Tactics: A Longitudinal Analysis of Links to Newcomers' Commitment and Role Orientation. *The Academy of Management Journal*, 33(4), 847-858.
- Anitha, S., Metilda, M., (2022). Apache Hadoop based Effective Sentiment Analysis on Demonetization and Covid-19 Tweets. *Global Transitions Proceedings*, 3(1), 338-342.
- Arıkan, F. (1996). *Bulanık hedef programlamanın çok amaçlı proje şebekesi problemine uygulanması*, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 16-45.
- Armstrongs, K., Laschinger, H. ve Wong, C. (2009). Workplace empowerment and magnet hospital characteristics as predictors of patient safety climate. *JONA The Journal of Nursing Administration*. 24(1), 55-62.
- Aytekin, A. E., ve Akıncı, G. (2019). Motivasyon ile kurumsal bağlılık arasındaki ilişki ve bir uygulama. *Anadolu Bil Meslek Yüksekokulu Dergisi*, 14(56), 255-270.
- Aytürk, S. (2006). *Askeri savunma sistemlerinde analitik hiyerarşi ve analitik şebeke prosesi ile hafif makineli tüfek seçimi*, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 4-13.
- Bidisha, L. ve Mukulesh, B., (2013) Employee Retention: A Review of Literature, *Journal of Business and Management*, 14, 8-16.
- Bollen, J., Mao H. ve Zeng, X., (2011). Twitter mood predicts the stock market, *Journal of Computational Science*, 2(1), 1-8.
- Brans, J.P. (1982), L'ingénierie de la décision: élaboration d'instruments d'aide à la décision. La méthode PROMETHEE, *L'aide a la decision: Nature, Instruments et Perspectives d'Avenir*, 183-213.
- Brans, J.P. ve Vincke, P. (1985) A Preference Ranking Organisation Method: (The PROMETHEE Method for Multiple Criteria. Decision-Making). *Management Science*, 31, 647-656.
- Brans J.P., Macharis C. ve Mareschal B. (1998). *The GDSS Promethee procedure*. *Journal of Decision Systems*, 7, 283-30

- Burstyn, I., (2004), Principal Component Analysis is a Powerful Instrument in Occupational Hygiene Inquiries. *The Annals of Occupational Hygiene*, 48(8), 655-661.
- Bishop, C. M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer 4, 521-538.
- Bakhoun, E. S. ve Brown, D. C. (2013). A hybrid approach using AHP-TOPSIS-Entropy methods for sustainable ranking of structural materials. *International Journal of Sustainable Engineering*, 6(3), 212- 224.
- Bushiri, C., (2014). *The impact of working environment on employees' performance: the case of institute of finance management in dar es salaam region*. Yüksek Lisans Tezi, Open University of Tanzania, The Institute of Finance Management, Dar es Salaam.
- Büyükbeşe, T., Dikbaş, T., Asiltürk, A., Çavuş, Ö. (2023). Herzberg's Two Factor Theory and Its Impact on Job Satisfaction: A Research on Bank Employees During The Covid-19 Period. *Karamanoğlu Mehmetbey Üniversitesi Sosyal Ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, 25(45), 998-1013.
- Büyükikiz, Ş. (2019). *Türkiye'de Yenilenebilir Enerji Kaynaklarının Ahp Ve Bulanık Topsis Yöntemleri Ile Değerlendirilmesi*. Yüksek Lisans Tezi, Çukurova Üniversitesi.
- Clausius, R. (1865). Über verschiedene für die Anwendung bequeme Formen der Hauptgleichungen der mechanischen Wärmetheorie. *Annalen der Physik*, 201(7), 353–400.
- Cleverdon, C. W. (1966). The Cranfield Tests on Index Language Devices. *Aslib Proceedings*. 19(6), 173-194.
- Carter, T., (2004). British Occupational Hygiene Practice. *The Annals of Occupational Hygiene*, 48(4), 299-307.
- Chen, C. H. (2020). A novel multi-criteria decision-making model for building material supplier selection based on Entropy-AHP weighted TOPSIS. *Entropy*, 22, 259
- Coşkun, Ü. (2020). Karar ve karar verme süreci. *Ulakbilge Sosyal Bilimler Dergisi*, 53, 1181–1191.
- Çeken, S. (2024). *Ekip kaynak yönetimi (CRM) perspektifinden pilot seçim süreçlerinde kullanılan teknik olmayan yetkinliklerin Analitik Hiyerarşi Prosesi (AHP) ile ağırlıklandırılması*. Doktora Tezi. İstanbul Üniversitesi.
- Dağdeviren, M. (2008). Decision making in equipment selection: an integrated approach with AHP and PROMETHEE, *Journal of Intelligent Manufacturing*, 19, 397-406.
- Dağdeviren, M. ve Eraslan, E. (2008). PROMETHEE sıralama yöntemi ile tedarikçi seçimi. *Gazi Üniversitesi Mühendislik – Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 23(1), 69-76.
- De Keyser, W., ve Peeters, P. (1996). A note on the use of PROMETHEE multicriteria methods. *European Journal of Operational Research*, 89(3), 457–461.

- Dul, J. ve Weerdmeester, B. (2008). *Ergonomics for Beginners: A Quick Reference Guide*. CRC Press.
- Dul, J. ve Ceylan, C., (2011), Work Environments for employee creativity. *Ergonomics*, 54(1), 12-20.
- Demirarslan, P.Ç., Küçükönder, H. ve Kınır, S. (2019). Entropi tabanlı TOPSIS ve VIKOR yaklaşımı ile akademisyenler üzerinde duygusal performans değerlendirme: Bartın örneği. *Elektronik Sosyal Bilimler Dergisi*, 18(69), 232-237.
- Devlin, J., Chang, M. Lee, K. ve Toutanova, K., (2019). *BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding.*, In Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, 1, 4171-4186.
- Doğanay Pesen, F., (2021). *The Effect of Organization Sources of Stress on Employees' Anger: A Research on White Collars Working in Plazas*. Yüksek Lisans Tezi, Yeditepe Üniversitesi, Eğitim Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Demirel, Z. H. (2022). Duygusal emek algısının iş performansı üzerindeki etkisinde iş stresinin aracılık rolü. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 14(1), 266-283.
- Ekin, E. ve Okutkan, C. (2021). Promethee Yöntemi Ile Tesis Yeri Seçim Problemine İlişkin Bir Uygulama. *Gaziantep Üniversitesi İktisadi Ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 3(1), 46-58.
- Ergün, S. (2018). Performans Değerlendirmede Analitik Hiyerarşi Prosesi. *Akademik Bakış Dergisi*, 64, 457-472.
- Fu, W., Deshpande S., ve Zhao X., (2011). The Impact of Ethical Behavior and Facets of Job Satisfaction on Organizational Commitment of Chinese Employees. *Journal of Business Ethics*, 104(4), 537-543.
- Göktürk, İ., Eryılmaz, A., Yörür, B. ve Yuluğkural, Y. (2011). Bir işletmenin tedarikçi değerlendirme veseçim probleminin çözümünde AAS ve VIKOR yöntemlerinin kullanılması. *Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, (25), 61-74.
- Göbeloğlu, E. (2024). *Türkiye'de güneş enerjisi santrali yer seçiminin AHP-VIKOR hibrit yöntemi ile değerlendirilmesi*. Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi, İşletme Enstitüsü, Sakarya.
- Hedlund, A., Ateg, M., Andersson, I ve Rosen, G., (2010), Assessing motivation for work environment improvements: Internal consistency, reliability and factorial structure. *Journal of Safety Research*, 41(2010), 145-151.
- Hendrick, H. W. ve Kleiner, B. M. (2001). Macroergonomics: An Introduction to Work System Design. *Human Factors and Ergonomics Society*, Santa Monica.
- Herzberg, F., (1964) The Motivation-Hygiene Concept and Problems of Manpower, *Personnel Administration*. 27, 3-7.

- Howard, J. ve Ruder, S. (2018). Universal language model fine-tuning for text classification. *Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 1, 328–339.
- İnönü, G., (2022), *Entropi tabanlı aras ve moora yöntemleri ile Borsa İstanbul'da finansal performans analizi*. Yüksek Lisans Tezi. Aksaray Üniversitesi.
- İnternet: arXiv (2019). DistilBERT, a distilled version of BERT: smaller, faster, cheaper and lighter. <https://arxiv.org/abs/1910.01108v4>, Son Erişim Tarihi: 22.08.2023
- İnternet: Beekeeper. (2023). The role of employee sentiment analysis in frontline success. <https://www.beekeeper.io/blog/employee-sentiment-analysis>, Son Erişim tarihi: 04.11.2024
- İnternet: CareerArc. (2021). 23% of Employed Americans Plan to Quit in the Next 12 Months: 23 Key Stats from the Great Resignation + Rehire Survey, <https://www.careerarc.com>, Son Erişim Tarihi: 11.06.2022
- İnternet: Internetlivestats. (2013). Twitter İstatistikleri, <https://www.internetlivestats.com>, Son Erişim Tarihi: 24.06.2022
- İnternet: Hugging Face. (2023). Pretrained models. Hugging Face Transformers Documentation. https://huggingface.co/transformers/v2.5.1/pretrained_models, Son Erişim tarihi: 22.08.2023
- İnternet: International Labour Organization. (2022). C155- Occupational Safety and Health Convention, 1981(No.155), <https://www.ilo.org>, Son Erişim Tarihi: 11.06.2022
- İnternet: Investopedia. (2022). The Great Resignation, <https://www.investopedia.com>, Son Erişim Tarihi: 10.06.2022
- İnternet: OpenAI. (2018). Improving language understanding by generative pre-training, <https://openai.com>, Son Erişim Tarihi: 10.06.2022
- İnternet: U.S. Bureau of Labor Statistics. (2022). Job Openings and Labor Turnover – March 2022, https://www.bls.gov/news.release/archives/jolts_05032022, Son Erişim Tarihi: 10.06.2022
- Jensen, I., Bjorklund, C., Hagberg, J., Aboagye, E. ve Bodin, L., (2021), An overlooked key to excellence in research: a longitudinal cohort study on the association between the psycho-social work environment and research performance. *Studies in Higher Education*, 46(12), 2610-2628.
- Jin, H., Qian, X., Chin, T., ve Zhang, H. (2020). A global assessment of sustainable development based on modification of the human development index via the Entropy method. *Sustainability*, 12(8)
- Joseph, J., Vineetha, S., ve Sobhana, N., (2022). A survey on deep learning based sentiment analysis. *Materials Today: Proceedings*, 58(1), 456-460.

- Karaman, B. ve Çerçioğlu, H. (2015). 0-1 hedefprogramlama destekli bütünleşik AHP–VIKOR yöntemi: Hastane yatırımı projeleri. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 30(4), 567-576.
- Karaman, N. (2017). Çalışma yaşamında duygusal emek. *İş Ve Hayat*, 3(5), 30-56.
- Karwowski, W. (2012). The discipline of ergonomics and human factors. *Handbook of Human Factors and Ergonomics*, 3-37.
- Kıran, S., Ergor, A., Sahan, C., Emerce, E., Luzzi, S. ve Demiral Y., (2019), The development of a globally acceptable national model for occupational hygiene in Turkey: a modified Delphi study. *Globalization and Health* logo *Globalization and Health*, 15(19), 39.
- Kramer, A., Guillory, J. ve Hancock, T., (2014), Experimental evidence of massive-scale emotional contagion through social networks, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 111(24), 8788-8790.
- Lan, Z., Chen, M., Goodman, S., Gimpel, K., Sharma, P., ve Soricut, R. (2020). *ALBERT: A Lite BERT for Self-supervised Learning of Language Representations*. International Conference on Learning Representations.
- Leblebici, D., (2012). Impact Of Workplace Quality on Employee's Productivity: Case Study of a Bank in Turkey. *Journal of Business, Economics and Finance*, 1(1), 38-49.
- Lee, K., Anbananthen, K. ve Lim, K., (2022). *RoBERTa-LSTM: A Hybrid Model for Sentiment Analysis With Transformer and Recurrent Neural Network.*, *IEEE Access*, 10, 21517-21525.
- Liu, B. (2012). Sentiment analysis and opinion mining. *Synthesis Lectures on Human Language Technologies*, 5(1), 1-167.
- Liu, Y., Ott, M., Goyal, N., Du, J., Joshi, M., Chen, D., Levy, O., Lewis, M., Zettlemoyer, L. ve Stoyanov, V., (2019). RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach, *Computation and Language*.
- Liao, Y., Ma, Y., Chen, J., Liu, R. (2020). Evaluation of the level of sustainable development of provinces in China from 2012 to 2018: A study based on the improved Entropy coefficient-TOPSIS method. *Sustainability*, 12:2712
- Lwin, M., Lu, J., Sheldenkar, A., Schulz, P., Shin, W., Gupta, R., Yang, Y., (2020). Global Sentiments Surrounding the COVID-19 Pandemic on Twitter: Analysis of Twitter Trends, *JMIR Public Health Surveill*, 6(2), 19447.
- Muhammad, R., Rustam F., Ullah, S., Hussain, S., Mehmood, A. ve Choi, G., (2021). Employees reviews classification and evaluation (ERCE) model using supervised machine learning approaches. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 13, 3119–3136.

- Mutlu, M. (2018). *Türkçe Metinlerde Hedef Odaklı Duygu Analizi*. Yüksek Lisans Tezi. Boğaziçi Üniversitesi.
- Nguyen, N., Maifi, M. ve Wang, K. (2018). *Towards Automatic Tuning of Apache Spark Configuration*, IEEE 11th International Conference on Cloud Computing (CLOUD), 2018,417-425.
- Nebati, E., Sağanda, G. N., Erol, H., Subaşı, S. R., vd. (2021). Analitik hiyerarşi prosesi (AHP) yöntemi ile çalışan performansının değerlendirilmesi. *Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 10(2), 582-590.
- Nursaid, Fathiah, K., Martini, N., Sanosra, A. ve Qomariah, N., (2021), The Impact of Competence and Work Environment on Employee Motivation and Performance in The Financial and Asset Management Division. *Quality- Access to Success*, 22(185),52-63.
- O'Connel, M. ve Kung, M. (2007). The Cost of Employee Turnover. *Industrial Management*, 49, 14-19.
- Opricovic, S. (1998). *Multi-criteria optimization of civil engineering systems*. Doktora tezi. Faculty of Civil Engineering, Belgrade.
- Opricovic, S. ve Tzeng, G. H. (2004). Compromise solution by MCDM methods: A comparative analysis of VIKOR and TOPSIS. *European Journal of Operational Research*, 156, 445-455.
- Opricovic, S. ve Tzeng, G.H. (2007). Extended VIKOR method in comparison with other outranking methods. *European Journal of Operational Research*,178, 514-529.
- Palvalin, M. (2015). SmartWoW: A tool for improving knowledge work performance through new ways of working. *Engineering for Rural Development*, 16, 399-404.
- Perçin, S. ve Kısa, C. (2018). Bütünleşik Entropi Ağırlık-Vikor Yöntemi ile Bilişim Teknolojisi Sektöründe Performans Ölçümü. *Ekonomik ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 14, 1-13.
- Pervez, M., (2010). Impact of Emotions on Employee's Job Performance: An Evidence from Organizations of Pakistan. *OIDA International Journal of Sustainable Development*, 1(5), 11-16.
- Peng, Y., Lai, Y., Li, X., ve Zhang, X. (2015). An alternative model for measuring the sustainability of urban regeneration: The way forward. *Journal of Cleaner Production*, 109, 76-83.
- Plutchik, R. (1980). A general psychoevolutionary theory of emotion. *Theories of Emotion*, 3-33.
- Poghosyan, L., Liu, J., Shang, J., ve D'Aunno, T. (2017). Practice environments and job satisfaction and turnover intentions of nurse practitioners: Implications for primary care workforce capacity. *Health care management review*, 42(2), 162-171.

- Raffel, C., Shazeer, N., Roberts, A., Lee, K., Narang, S., Matena, M., Zhou, Y., Li, W., Liu, P. J. (2020). Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer. *Journal of Machine Learning Research*, 21(140), 1-67.
- Rahmanti, A. R., Chien, C. H., Nursetyo, A. A., Husnayain, A., Wiratama, B. S., Fuad, A., Yang, H. C., ve Li, Y. J. (2022). Social media sentiment analysis to monitor the performance of vaccination coverage during the early phase of the national COVID-19 vaccine rollout. *Computer methods and programs in biomedicine*, 221, 106838.
- Redondo, R., Sparrow, P., ve Hernández-Lechuga, G. (2021). Proactive career orientation and physical mobility preference as predictors of important work attitudes: The moderating role of pay satisfaction. *The International Journal of Human Resource Management*. Advance online publication.
- Rikhotso, O., Morodi, T. ve Masekameni, D., (2021), Occupational Health Hazards: Employer, Employee and Labour Union Concerns. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(10), 5423.
- Shannon, C. E. A. (1948). Mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal*, 27, 379–423.
- Saaty, T. (1980). The analytic hierarchy process. New York, *McGraw-Hill International Book Company*.
- Saravia, E., Liu, T., Huang, Y., Wu, J., ve Chen, Y. (2018). CARER: Contextualized affect representations for emotion recognition. *Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing* (3687–3697).
- Searcy, C., Dixon, S. ve Neumann, W., (2016), The use of work environment performance indicators in corporate social responsibility reporting. *Journal of Cleaner Production*, 112(2016), 2907-2921.
- Shahsavarani, A., Zoghifard, E., Mishamandani, M., Mahmoodabadi, M., Mohammadi, A. ve Sattari, K., (2016), The efficacy of psycho training on improvement of organizational behavior and mental health. *Journal of Fundamental and Applied Sciences*, 8(4), 1271-1299.
- Sivri, M. (2023). *Büyük veri üzerinde derin öğrenme teknikleri ile duygu analizi model önerisi: sektör göstergeleri yardımıyla portföy seçimi*. Yüksek Lisans Tezi. İstanbul Teknik Üniversitesi.
- Soba, M. (2012). Promethee yöntemi kullanarak en uygun panelvan otomobil seçimi ve bir uygulama. *Yaşar Üniversitesi E-Dergisi*, 7(28), 4708-4721.
- Taboada, M., Brooke, J., Tofiloski, M., Voll, K. ve Stede, M. (2011). Lexicon-based methods for sentiment analysis. *Computational Linguistics*, 37(2), 267-307.
- Tabucannon, M. T. (1988). Multiple criteria decision making in industry, *Elsevier Science Publishers*, Amsterdam,

- Thee, J. (2021). Employee Turnover Prediction: The impact of employee event features on interpretable machine learning methods. *13th International Conference on Knowledge and Smart Technology (KST)*, 181-185.
- Top, M. ve Gider, M., (2013). Interaction of organizational commitment and job satisfaction of nurses and medical secretaries in Turkey. *The International Journal of Human Resource Management*, 24(3), 667-683.
- Torkayesh, A. E., Ecer, F., Pamucar, D. ve Karamaşa, Ç. (2021). Comparative assessment of social sustainability performance: Integrated data-driven weighting system and CoCoSo model. *Sustainable Cities and Society*, 71.
- Uronen, L., Salanterä, S., Hakala, K., Hartiala, J. ve Moen, H., (2022), Combining supervised and unsupervised named entity recognition to detect psychosocial risk factors in occupational health checks. *International Journal of Medical Informatics*, 160(2022), 104695.
- Uzun, A., (2021). *Performance management in organizations and performance appraisal proposal for development agencies*. Yüksek Lisans Tezi, Karabük Üniversitesi.
- Valaei, N. ve Rezaei, S., (2016). Job satisfaction and organizational commitment: An empirical investigation among ICT-SMEs, *Management Research Review*, 39(12), 1663-1694.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., Polosukhin, I., others. (2017). Attention is all you need. *In Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*, 5998–6008.
- Viksnina, I., Vitolina, K. ve Priede, L., (2018), Risks of Work Environment for Social Work Specialists. *Proceedings of the International Scientific Conference*, 4, 304-313.
- Yalçındağ, B., (2019). *Performans ölçümünde entropi temelli çok kriterli karar verme yöntemleri ile bir uygulama*. Yüksek Lisans Tezi. Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Burdur.
- Yaldırak, B., (2023). *Farklı ağırlıklandırma yöntemlerine dayalı VIKOR ve PROMETHEE II ile hazır beton sektöründe tedarikçi seçimi*. Yüksek Lisans Tezi. Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi, Eğitim Enstitüsü, Bolu.
- Yılmaz, B., ve Dağdeviren, M. (2010). Ekipman seçimi probleminde promethee ve bulanık promethee yöntemlerinin karşılaştırmalı analizi. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 25(4) 811-826.
- Yılmaz, B., (2010). *Ekipman seçimi problemi için bulanık PROMETHEE ve 0-1 hedef programlama yöntemlerinin bütünlük kullanımı*, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara,
- Yılmaz Kaya, B. ve Dağdeviren, M. (2016). Selecting occupational safety equipment by MCDM approach considering universal design principles. *Human Factors and Ergonomics in Manufacturing and Service Industries*, 26(2), 224-242.

- Yılmaz Kaya, B. ve Ok, Y. (2021). A mathematical approach proposal to analyze sustainable development performance. *XLVIII Symposiom on Operational Research*, 65-70.
- Yurdasever, E. (2024). İşletmelerde çalışanlara yönelik duygu analizinin uygulanması: potansiyel faydalar ve zorluklar. *Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*. 17(3): 462-488.
- Zhang, B., Li, J., Tian, W., Chen, H., Kong, X., Chen, W., Zhao, M., ve Xia, X. (2020). Spatio-temporal variances and risk evaluation of land finance in china at the provincial level from 1998 to 2017. *Land use Policy*, 99.







EKLER

EK-1. Uzman1 görüşleri

	Teknik Beceri	Detay Yeteneği	Doğruluk	Öncelik
Teknik Beceri	1,00000	0,16667	0,20000	0,08454
Detay Yeteneği	6,00000	1,00000	0,50000	0,36997
Doğruluk	5,00000	2,00000	1,00000	0,54549

Ağırlıklı Toplamlar Vektörü	Ağırlık Oranı	$\lambda_{\max}$	CI	CR
0,25530	3,01994	3,08649	0,04325	0,07456
1,14994	3,10821			
1,70812	3,13133			

Duygular	Öfke	Korku	Neşe	Üzgünlük	Şaşkınlık	Öncelik
Öfke	1,00000	5,00000	6,00000	3,00000	9,00000	0,48423
Korku	0,20000	1,00000	3,00000	0,25000	7,00000	0,14392
Neşe	0,16667	0,33333	1,00000	0,33333	5,00000	0,08741
Üzgün	0,33333	4,00000	3,00000	1,00000	8,00000	0,25444
Şaşkın	0,11111	0,14286	0,20000	0,12500	1,00000	0,03000

Ağırlıklı Toplamlar Vektörü	Ağırlık Oranı	$\lambda_{\max}$	CI	CR
2,76164	5,70320	5,41939	0,10485	0,09361
0,77664	5,39641			
0,45092	5,15855			
1,49379	5,87090			
0,15365	5,12113			

Doğruluk Oranı	Kesinlik	Duyarlılık	Öncelik
Kesinlik	1,00000	0,25000	0,20000
Duyarlılık	4,00000	1,00000	0,80000

Teknik Beceri	Süre	Parametre Sayısı	Veri Büyüklüğü	Sözlük
Süre	1,00000	0,14286	0,12500	0,11111
Parametre Sayısı	7,00000	1,00000	0,50000	0,20000
Veri Büyüklüğü	8,00000	2,00000	1,00000	0,33333
Sözlük	9,00000	5,00000	3,00000	1,00000

EK-1. (devam) Uzmanl görüşleri

Ağırlıklı Toplamlar Vektörü	Ağırlık Oranı	$\lambda_{\max}$	CI	CR
0,15336	4,03207	4,20783	0,06928	0,07697
0,65898	4,16724			
1,05258	4,27646			
2,42908	4,35555			

Detay Yeteneği	0-1 Aralığında Skolama	Duygu Sayısı	Öncelik
0-1 Aralığında Skolama	1,00000	4,00000	0,80000
Duygu Sayısı	0,25000	1,00000	0,20000

EK-2. Uzman2 görüşleri

	Teknik Beceri	Detay Yeteneği	Doğruluk	Öncelik
Teknik Beceri	1,00000	7,00000	1,00000	0,45825
Detay Yeteneği	0,14286	1,00000	0,12500	0,06266
Doğruluk	1,00000	8,00000	1,00000	0,47908

Ağırlıklı Toplamlar Vektörü	Ağırlık Oranı	$\lambda_{\max}$	CI	CR
1,37598	3,00267	3,00198	0,00099	0,00171
0,18801	3,00037			
1,43864	3,00290			

Duygular	Öfke	Korku	Neşe	Üzgünlük	Şaşkınlık	Öncelik
Öfke	1,00000	5,00000	7,00000	3,00000	9,00000	0,50661
Korku	0,20000	1,00000	4,00000	0,50000	6,00000	0,16051
Neşe	0,14286	0,25000	1,00000	0,20000	2,00000	0,05761
Üzgün	0,33333	2,00000	5,00000	1,00000	7,00000	0,23927
Şaşkın	0,11111	0,16667	0,50000	0,14286	1,00000	0,03601

Ağırlıklı Toplamlar Vektörü	Ağırlık Oranı	$\lambda_{\max}$	CI	CR
2,75430	5,43677	5,20946	0,05237	0,04676
0,82796	5,15847			
0,28998	5,03314			
1,26927	5,30487			
0,18204	5,05547			

Doğruluk Oranı	Kesinlik	Duyarlılık	Öncelik
Kesinlik	1,00000	4,00000	0,80000
Duyarlılık	0,25000	1,00000	0,20000

Teknik Beceri	Süre	Parametre Sayısı	Veri Büyüklüğü	Sözlük	Öncelik
Süre	1,00000	0,12500	0,14286	0,14286	0,04182
Parametre Sayısı	8,00000	1,00000	5,00000	5,00000	0,60455
Veri Büyüklüğü	7,00000	0,20000	1,00000	1,00000	0,17961
Sözlük	7,00000	0,16667	1,00000	1,00000	0,17402

EK-2. (devam) Uzman2 görüşleri

Ağırlıklı Toplamlar Vektörü	Ağırlık Oranı	$\lambda_{\max}$	CI	CR
0,16791	4,01505	4,26460	0,08820	0,09800
2,70724	4,47808			
0,76727	4,27196			
0,74712	4,29330			

Detay Yeteneği	0-1 Aralığında Skolama	Duygu Sayısı	Öncelik
0-1 Aralığında Skolama	1,00000	0,20000	0,20833
Duygu Sayısı	3,00000	1,00000	0,79167

EK-3. Uzman3 görüşleri

	Teknik Beceri	Detay Yeteneği	Doğruluk	Öncelik
Teknik Beceri	1,00000	8,00000	1,00000	0,47059
Detay Yeteneği	0,12500	1,00000	0,12500	0,05882
Doğruluk	1,00000	8,00000	1,00000	0,47059

Ağırlıklı Toplamlar Vektörü	Ağırlık Oranı	$\lambda_{\max}$	CI	CR
1,41176	3,00000	3,00000	0,00000	0,00000
0,17647	3,00000			
1,41176	3,00000			

Duygular	Öfke	Korku	Neşe	Üzgünlük	Şaşkınlık	Öncelik
Öfke	1,00000	3,00000	9,00000	1,00000	9,00000	0,36681
Korku	0,33333	1,00000	3,00000	0,20000	7,00000	0,13885
Neşe	0,11111	0,33333	1,00000	0,11111	3,00000	0,05455
Üzgün	1,00000	5,00000	9,00000	1,00000	9,00000	0,40902
Şaşkın	0,11111	0,14286	0,33333	0,11111	1,00000	0,03077

Ağırlıklı Toplamlar Vektörü	Ağırlık Oranı	$\lambda_{\max}$	CI	CR
1,96023	5,34396	5,22140	0,05535	0,04942
0,72194	5,19951			
0,27934	5,12074			
2,23792	5,47139			
0,15499	5,03757			

Doğruluk Oranı	Kesinlik	Duyarlılık	Öncelik
Kesinlik	1,00000	7,00000	0,87500
Duyarlılık	0,14286	1,00000	0,12500

Teknik Beceri	Süre	Parametre Sayısı	Veri Büyüklüğü	Sözlük	Öncelik
Süre	1,00000	0,20000	0,33333	0,33333	0,08955
Parametre Sayısı	5,00000	1,00000	1,00000	0,25000	0,23173
Veri Büyüklüğü	3,00000	1,00000	1,00000	0,33333	0,20093
Sözlük	3,00000	3,00000	3,00000	1,00000	0,47779

EK-3. (devam) Uzman3 görüşleri

Ağırlıklı Toplamlar Vektörü	Ağırlık Oranı	$\lambda_{\max}$	CI	CR
0,36214	4,04388	4,23015	0,07672	0,08524
0,99987	4,31483			
0,86058	4,28296			
2,04442	4,27890			

Detay Yeteneği	0-1 Aralığında Skolama	Duygu Sayısı	Öncelik
0-1 Aralığında Skolama	1,00000	1,00000	0,50000
Duygu Sayısı	1,00000	1,00000	0,50000



EK-4. Uzman4 görüşleri

	Teknik Beceri	Detay Yeteneği	Doğruluk	Öncelik
Teknik Beceri	1,00000	0,50000	0,12500	0,08277
Detay Yeteneği	2,00000	1,00000	0,14286	0,13738
Doğruluk	8,00000	7,00000	1,00000	0,77984

Ağırlıklı Toplamlar Vektörü	Ağırlık Oranı	$\lambda_{\max}$	CI	CR
0,24895	3,00751	3,03526	0,01763	0,03039
0,41434	3,01598			
2,40371	3,08229			

Duygular	Öfke	Korku	Neşe	Üzgünlük	Şaşkınlık	Öncelik
Öfke	1,00000	0,33333	0,14286	0,50000	5,00000	0,09302
Korku	3,00000	1,00000	0,33333	3,00000	7,00000	0,24413
Neşe	7,00000	3,00000	1,00000	4,00000	8,00000	0,49042
Üzgün	2,00000	0,33333	0,25000	1,00000	6,00000	0,13870
Şaşkın	0,20000	0,14286	0,12500	0,16667	1,00000	0,03373

Ağırlıklı Toplamlar Vektörü	Ağırlık Oranı	$\lambda_{\max}$	CI	CR
0,48245	5,18643	5,39107	0,09777	0,08729
1,33887	5,48414			
2,69859	5,50263			
0,73110	5,27125			
0,17163	5,08841			

Doğruluk Oranı	Kesinlik	Duyarlılık	Öncelik
Kesinlik	1,00000	8,00000	0,88889
Duyarlılık	0,12500	1,00000	0,11111

Teknik Beceri	Süre	Parametre Sayısı	Veri Büyüklüğü	Sözlük	Öncelik
Süre	1,00000	0,14286	0,12500	0,11111	0,03779
Parametre Sayısı	7,00000	1,00000	0,33333	0,25000	0,15628
Veri Büyüklüğü	8,00000	3,00000	1,00000	0,33333	0,27736
Sözlük	9,00000	4,00000	3,00000	1,00000	0,52857

EK-4. (devam) Uzman4 görüşleri

Ağırlıklı Toplamlar Vektörü	Ağırlık Oranı	$\lambda_{\max}$	CI	CR
0,15351	4,06244	4,25201	0,08400	0,09334
0,64540	4,12978			
1,22470	4,41554			
2,32587	4,40028			

Detay Yeteneği	0-1 Aralığında Skorlama	Duygu Sayısı	Öncelik
0-1 Aralığında Skorlama	1,00000	0,16667	0,14286
Duygu Sayısı	6,00000	1,00000	0,85714

EK-5. Uzman5 görüşleri

	Teknik Beceri	Detay Yeteneği	Doğruluk	Öncelik
Teknik Beceri	1,00000	6,00000	0,14286	0,21724
Detay Yeteneği	0,14286	1,00000	0,11111	0,05812
Doğruluk	5,00000	9,00000	1,00000	0,72464

Ağırlıklı Toplamlar Vektörü	Ağırlık Oranı	$\lambda_{\max}$	CI	CR
0,66949	3,08180	3,07395	0,03698	0,06375
0,16967	2,91926			
2,33392	3,22080			

Duygular	Öfke	Korku	Neşe	Üzgünlük	Şaşkınlık	Öncelik
Öfke	1,00000	7,00000	8,00000	5,00000	9,00000	0,56675
Korku	0,14286	1,00000	2,00000	0,25000	6,00000	0,11194
Neşe	0,12500	0,50000	1,00000	0,25000	5,00000	0,08080
Üzgün	0,20000	3,00000	4,00000	1,00000	7,00000	0,20950
Şaşkın	0,11111	0,16667	0,20000	0,14286	1,00000	0,03101

Ağırlıklı Toplamlar Vektörü	Ağırlık Oranı	$\lambda_{\max}$	CI	CR
3,32331	5,86378	5,43230	0,10808	0,09650
0,59292	5,29691			
0,41502	5,13621			
1,19892	5,72277			
0,15872	5,11907			

Doğruluk Oranı	Kesinlik	Duyarlılık	Öncelik
Kesinlik	1,00000	7,00000	0,87500
Duyarlılık	0,14286	1,00000	0,12500

EK-5. (devam) Uzman5 görüşleri

Teknik Beceri	Süre	Parametre Sayısı	Veri Büyüklüğü	Sözlük	Öncelik
Süre	1,00000	0,20000	0,16667	0,14286	0,04977
Parametre Sayısı	5,00000	1,00000	0,50000	0,50000	0,20391
Veri Büyüklüğü	6,00000	2,00000	1,00000	0,33333	0,27084
Sözlük	7,00000	2,00000	3,00000	1,00000	0,47548

Ağırlıklı Toplamlar Vektörü	Ağırlık Oranı	$\lambda_{\max}$	CI	CR
0,20362	4,09090	4,15859	0,05286	0,05874
0,82594	4,05059			
1,13579	4,19356			
2,04423	4,29931			

Detay Yeteneği	0-1 Aralığında Skorlama	Duygu Sayısı	Öncelik
0-1 Aralığında Skorlama	1,00000	0,11111	0,10000
Duygu Sayısı	9,00000	1,00000	0,90000

EK-6. Uzman6 görüşleri

	Teknik Beceri	Detay Yeteneği	Doğruluk	Öncelik
Teknik Beceri	1,00000	6,00000	0,25000	0,25074
Detay Yeteneği	0,16667	1,00000	0,11111	0,05880
Doğruluk	4,00000	9,00000	1,00000	0,69046

Ağırlıklı Toplamlar Vektörü	Ağırlık Oranı	$\lambda_{\max}$	CI	CR
0,77614	3,09538	3,10998	0,05499	0,09481
0,17731	3,01555			
2,22260	3,21900			

Duygular	Öfke	Korku	Neşe	Üzgünlük	Şaşkınlık	Öncelik
Öfke	1,00000	3,00000	9,00000	5,00000	9,00000	0,49811
Korku	0,33333	1,00000	8,00000	5,00000	8,00000	0,31409
Neşe	0,11111	0,12500	1,00000	0,33333	1,00000	0,04217
Üzgün	0,20000	0,20000	3,00000	1,00000	3,00000	0,10346
Şaşkın	0,11111	0,12500	1,00000	0,33333	1,00000	0,04217

Ağırlıklı Toplamlar Vektörü	Ağırlık Oranı	$\lambda_{\max}$	CI	CR
2,71678	5,45422	5,27976	0,06994	0,06245
1,67219	5,32396			
0,21344	5,06109			
0,51893	5,01571			
0,21344	5,06109			

Doğruluk Oranı	Kesinlik	Duyarlılık	Öncelik
Kesinlik	1,00000	3,00000	0,75000
Duyarlılık	0,33333	1,00000	0,25000

EK-6. (devam) Uzman6 görüşleri

Teknik Beceri	Süre	Parametre Sayısı	Veri Büyüklüğü	Sözlük	Öncelik
Süre	1,00000	0,33333	0,50000	1,00000	0,14435
Parametre Sayısı	3,00000	1,00000	1,00000	3,00000	0,39137
Veri Büyüklüğü	2,00000	1,00000	1,00000	2,00000	0,31994
Sözlük	1,00000	0,33333	0,50000	1,00000	0,14435

Ağırlıklı Toplamlar Vektörü	Ağırlık Oranı	$\lambda_{\max}$	CI	CR
0,57912	4,01203	4,02060	0,00687	0,00763
1,57738	4,03042			
1,28869	4,02791			
0,57912	4,01203			

Detay Yeteneği	0-1 Aralığında Skorlama	Duygu Sayısı	Öncelik
0-1 Aralığında Skorlama	1,00000	3,00000	0,75000
Duygu Sayısı	0,33333	1,00000	0,25000



Gazili olmak ayrıcalıktır