Fırat Üniversitesi Müh. Bil. Dergisi
34(2), 751-760, 2022

Araştırma Makalesi
https://doi.org/10.35234/fumbd.1138128

Film Yorumları Kullanılarak Önerilen Yapay Zekâ Tabanlı Yöntemle Duygu Analizinin Gerçekleştirilmesi

Muhammed YILDIRIM[1*]
[1] Bilgisayar Mühendisliği, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi, Malatya Turgut Özal Üniversitesi, Malatya, Türkiye
muhammed.yildirim@ozal.edu.tr

(Geliş/Received: 30/06/2022; Kabul/Accepted: 03/09/2022)

Öz: Gelişen teknoloji ile birlikte sosyal medya, forum siteleri ve bloklar yaygın bir şekilde kullanılmaya başlanmıştır. İnsanlar artık bu mecraları çok yaygın bir şekilde kullanmakta olup duygu ve düşüncelerini bu ortamlarda paylaşmaktadırlar. Bundan dolayı doğal dil işleme uygulamaları her geçen gün daha popüler bir konu haline gelmeye başlamıştır. Doğal dil işlemedeki en popüler konulardan birisi duygu analizidir. Duygu analizinde belirli kriterlere göre incelemeler yapılarak öznel bilgilerin çıkarılması sağlanmaktadır. Yapılan bu çalışmada duygu analizi yapmak için IMDB veri seti kullanılmıştır. IMDB veri seti, film yorumlarından oluşan bu konudaki en büyük veri setlerinden biridir. Bu veri seti kullanıcıların filmler hakkında ki yorumlarını içermektedir. Çalışmada, öncelikle veri önişleme adımı gerçekleştirilmiştir. Daha sonra hazırlanan veri seti klasik makine öğrenmesi sınıflandırıcılarında ve önerilen Evrişimsel Sinir Ağı (ESA) tabanlı modelde sınıflandırılmıştır. Önerilen ESA tabanlı model IMDB veri setindeki metinleri analiz etme işleminde klasik makine öğrenmesi sınıflandırıcılarından daha başarılı olmuştur ve önerilen derin model %85.57 oranında bir doğruluk değeri elde etmiştir.

Anahtar kelimeler: IMDB, Sınıflandırma, ESA, Duygu Analizi, NLP

Performing Sentiment Analysis with the Proposed Artificial Intelligence-Based Method

Abstract: With the developing technology, social media, forum sites and blocks have been widely used. People are now using these channels very widely and they share their feelings and thoughts in these environments. Therefore, natural language processing applications have started to become a more popular topic with each passing day. One of the most popular topics in natural language processing is sentiment analysis. In sentiment analysis, subjective information is extracted by making examinations according to certain criteria. In this study, the IMDB data set was used to perform sentiment analysis. The IMDB dataset is one of the largest datasets on this subject, consisting of movie reviews. This dataset contains users' comments about movies. In the study, firstly, the data preprocessing step was carried out. Then, the prepared data set was classified in classical machine learning classifiers and the proposed Convolutional Neural Network (CNN) based model. The proposed CNN-based model was more successful than the classical machine learning classifiers in analyzing the texts in the IMDB dataset, and the proposed deep model achieved an accuracy of 85.57%.

Key words: IMDB, Classification, CNN, Sentiment Analysis, NLP

1. Giriş

Doğal dil işleme, doğal dillerin kurallı yapısının anlaşılması veya cümlelerin yeniden üretilmesi amacını taşımaktadır. Doğal dil işleme, insanların kendi aralarında anlaşmak için kullandıkları dili insan-bilgisayar etkileşimini en üst düzeye çıkarabilmek veya farklı doğal dilleri kullanan insanlar arasında iletişimi güçlendirmek üzere çözümler üreten bilim alanı olarak tanımlanabilir [1, 2]. Doğal dil işleme yöntemleri sayesinde farklı çıkarımlar yapılabilmektedir. Doğal dil işleme yöntemleri, yazılı dokümanların otomatik olarak çevrilmesi, otomatik konuşma, cümle üretme, soru-cevap makinelerinin geliştirilmesi, konuşma sentezi ve metin özetleme gibi birçok alanda kullanılabilmektedir [3]. Doğal dil işleme yapay zekânın en zor alanlarından biri olmakla birlikte araştırmacıların en çok çalıştığı konulardan biridir.

Gelişen teknolojiyle beraber kullanıcı tabanlı platformlar yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Hisse senedi tahmini, e-ticaret siteleri, politik yönelim analizleri, film yorumları gibi birçok konuda insanlar bilgi paylaşımı yapabilmektedir. Metin verilerinin bu kadar artması doğal dil işlemenin farklı alanlarda faklı amaçlar için kullanılmasının önünü açmaktadır [4, 5]. Duygu analizi de doğal dil işlemenin en yaygın kullanıldığı alanlardan

* Sorumlu yazar: muhammed.yildirim@ozal.edu.tr Yazarların ORCID Numarası: [1] 0000-0003-1866-4721

biridir. Duygu analizi, kullanıcıların belirli bir ürün, şirket veya diğer herhangi bir fiziksel veya sanal varlık hakkındaki bakış açısını analiz etmede çok önemli bir rol oynamaktadır. Duygu analizi, bir varlık hakkındaki kullanıcı incelemesini analiz etmemize ve ardından bu incelemelerden bir sonuç çıkarmamıza yardımcı olur [6, 7]. Bu da gerçek hayatta insanlara yol gösterebilmekte ve insanların işini kolaylaştırmaktadır.

1.1. Literatür İncelemesi

Doğal dil işleme özellikle son yıllarda en popüler konulardan biri haline gelmiştir. Yapılan çalışmada film yorumları kullanılarak duygu analizi yapılmıştır. Literatürde konuyla ilgili yapılmış çalışmalar mevcuttur. Haque ve ark. yaptıkları çalışmada IMDB veri setini kullanmışlardır. IMDB veri seti kullanıcıların filmler hakkında yapmış oldukları yorumlardan oluşmaktadır. Araştırmacılar bu veri setinden duygu çıkarımı yapmak için ESA ve Long Short-Term Memory (LSTM) ağlarını kullanmışlardır. Önerilen modelde %91 oranında bir F1 değeri elde edilmiştir. Yapılan bu çalışmada araştırmacılar ESA ağlarının LSTM ağlarından daha iyi sonuç ürettiğini belirtmişlerdir [8].

Rao ve ark. yaptıkları çalışmada duygu analizi yapmak için IMDB ve Yelp veri setlerini kullanmışlardır. Araştırmacılar bu veri setlerinden analiz sonuçları üretmek için LSTM tabanlı bir model önermişlerdir. Önerdikleri modeli aynı zamanda farklı makine öğrenmesi sınıflandırıcısı ile de kıyaslamışlardır. Araştırmacılar bu veri setlerinde sırasıyla %46.3 ve %65.3 oranında doğruluk değeri elde etmişlerdir [9]

Islam ve ark. yaptıkları çalışmada 2 farklı veri seti ve 6 farklı makine öğrenmesi sınıflandırıcısı kullandıklarını belirtmişlerdir. Yapılan çalışmada kullanılan sınıflandırıcılar literatürde kabul görmüş sınıflandırıcılardır. IMDB ve Amazon veri setlerindeki veriler kullanılarak yapılan sınıflandırma işleminde ESA ve LSTM tabanlı herhangi bir model önerilmemiştir. Islam ve arkadaşları yapmış oldukları çalışmada Random Forest sınıflandırıcısında %83.66 oranında bir doğruluk değeri elde etmişlerdir [10].

Narayanan ve ark. duygu analizi yapmak için yapmış oldukları çalışmada Naive Bayes algoritmasını kullandıklarını belirtmişledir. IMDB veri seti kullanılarak yapılan bu çalışmada Naive Bayes algoritmasının farklı yönlerini araştırdıklarını ve yüksek bir doğruluk değeri elde ettiklerini belirtmişlerdir. Yazarlar, önerilen yöntemin hız ve doğruluğu geliştirmek için bir dizi metin sınıflandırma problemine genelleştirileceğini ifade etmişlerdir. Araştırmacılar Naive Bayes sınıflandırıcısında %88.80 oranında bir doğruluk değeri elde etmişlerdir [11].

Huang ve ark. yapmış oldukları bu çalışmada LSTM ve BiLSTM ağlarını kullanmışlar. Ayrıca LSTM ağlarının metin sınıflandırma sürecinde başarılı bir yöntem olduğunu ifade etmişlerdir. Araştırmacılar önermiş oldukları BiLSTM tabanlı model sayesinde farklı anlamlara gelen kelimelerin de tespit edilebilmesinin mümkün olacağını ifade etmiştir [12].

Pang ve ark. duygu analizi yapmak için yaptıkları bu çalışmada IMDB veri setini kullanmışlardır. Araştırmacılar yöntem olarak farklı makine öğrenmesi sınıflandırıcıları ve n-gram yöntemini tercih etmişlerdir. Unigram SVM ile %82.9, Biagram ME ile %77.4 ve Unigram + Bigram SVM ile %82.7 oranında doğruluk değerleri elde etmişlerdir [13].

Matsumoto ve ark. yaptıkları çalışmada IMDB ve Polarity veri setlerini kullanarak duygu analizi yapmışlardır. Araştırmacılar yaptıkları bu çalışmada SVM ve n-gram yöntemini tercih etmişlerdir. Unigram yönteminde %83.7, Bigram yönteminde %80.4 ve Unigram+Bigram yönteminde %84.6 oranında bir doğruluk değeri elde etmişlerdir [14].

Tang ve ark. duygu analizi yapabilmek için 3 farklı yapay sinir ağı modeli kullanmışlardır. Bu modellerde sırasıyla %83.37, %82.6 ve %77.33 oranında doğruluk değerleri elde etmişlerdir. Araştırmacılar yaptıkları bu çalışmada SemEval veri setini kullandıklarını ifade etmişlerdir [15].

Liu ve ark. ise duygu analizi yapabilmek için 3 farklı veri seti kullanmışlardır. Önerdikleri model ile %75.5 oranında bir doğruluk değeri elde etmişlerdir. Yapılan bu çalışmada araştırmacılar duygu analizi için çok etiketli sınıflandırma tabanlı bir yöntem önerdiklerini ifade etmişlerdir [16].

1.2. Yenilik ve Katkılar

Bu çalışmada IMDB veri seti kullanılarak duygu analizi yapılmıştır. Metin verileri kullanılarak sınıflandırma işlemini gerçekleştirmek zor bir süreçtir. Yapılan çalışmada öncelikle veri ön işleme süreci gerçekleştirilmiştir.

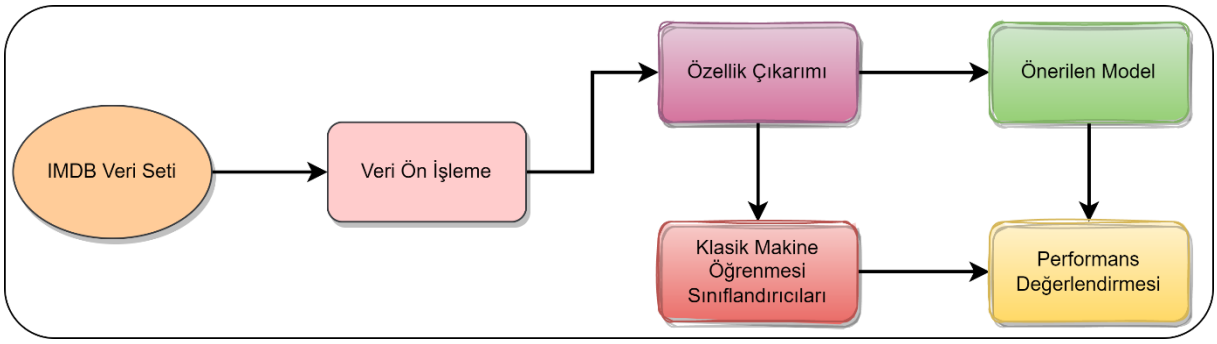
Daha sonra Bag of Words yöntemi kullanılarak doküman matrisi oluşturulmuştur. Bu çalışmada duygu analizi yapmak için ESA tabanlı yeni bir model önerilmiştir. Önerilen modelde elde edilen performans metrikleri literatürdeki diğer çalışmalarla karşılaştırıldığında, önerilen modelin performans metriklerinin yüksek olduğu görülmektedir. Ayrıca önerilen modelin performansını değerlendirmek için hazırlanan veri seti 8 farklı makine öğrenmesi sınıflandırıcısında da sınıflandırılmıştır. Önerilen ESA tabanlı model, bu sınıflandırıcılar ile karşılaştırıldığında önerilen modelin daha başarılı olduğu görülmektedir. Önerilen modelin film yorumlarını sınıflandırırken elde ettiği doğruluk değeri %85.55'tir. Bu değer önerilen modelin duygu analizi problemlerinde kullanılabileceğini göstermektedir.

1.3. Makalenin Organizasyonu

Çalışmanın ilk bölümünde genel bilgiler verilmiş ve konuyla ilgili benzer çalışmalar incelenmiştir. Çalışmanın geri kalanının organizasyonu ise şu şekildedir. İkinci bölümde, çalışmada kullanılan materyal ve metot incelenmiştir. Bu bölümde, çalışmada kullanılan veri seti ve önerilen ESA tabanlı model detaylı bir şekilde incelenmiştir. Daha sonra üçüncü bölümde, uygulama sonuçları sunulmuştur. Son olarak sonuçlar bölümüne yer verilmiştir.

2. Materyal ve Metot

IMDB veri setindeki verileri olumlu ve olumsuz olarak sınıflandırmak için ESA tabanlı bir model önerilmiştir. Literatürde klasik makine öğrenmesi sınıflandırıcıları kullanılarak yapılan çalışmalar mevcuttur. Fakat bu çalışmada önerilen model ESA tabanlı bir modeldir. Yapılan çalışmada verilerin %80'i eğitim için kullanılırken, geriye kalan %20'lik veriler ise modelin test edilmesi için ayrılmıştır. Ayrıca önerilen modelin performansını test etmek için 8 farklı makine öğrenmesi sınıflandırıcısında da sonuçlar alınmıştır. Önerilen modelin akış diyagramı Şekil 1'de verilmiştir.



Şekil 1. Geliştirilen modelin akış diyagramı

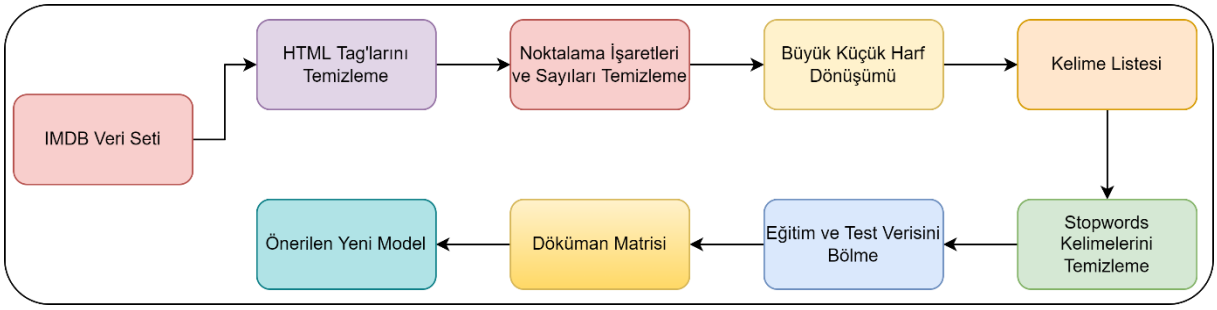
2.1. Veri Seti

Çalışmada kullanılan IMDB veri seti literatürde film yorumlarının incelemesi için kullanılan en büyük veri setlerinden birisidir [17, 18]. Veri seti, olumlu veya olumsuz iki kategoriye ait 50.000 film incelemesi içermektedir. Veri setinden örnek 3 yorum ve etiketleri Şekil 2'de verilmiştir.

index	review	sentiment
0	One of the other reviewers has mentioned that after watching just 1 Oz episode you'll be hooked. They are right, as this is exactly what happened with me. The first thing that struck me about Oz was its brutality and unflinching scenes of violence, which set in right from the word GO. Trust me, this is not a show for the faint hearted or timid. This show pulls no punches with regards to drugs, sex or violence. Its is hardcore, in the classic use of the word. It is called OZ as that is the nickname given to the Oswald Maximum Security State Penitentary. It focuses mainly on Emerald City, an experimental section of the prison where all the cells have glass fronts and face inwards, so privacy is not high on the agenda. Em City is home to many..Aryans, Muslims, gangstas, Latinos, Christians, Italians, Irish and more....so scuffles, death stares, dodgy dealings and shady agreements are never far away. I would say the main appeal of the show is due to the fact that it goes where other shows wouldn't dare. Forget pretty pictures painted for mainstream audiences, forget charm, forget romance...OZ doesn't mess around. The first episode I ever saw struck me as so nasty it was surreal, I couldn't say I was ready for it, but as I watched more, I developed a taste for Oz, and got accustomed to the high levels of graphic violence. Not just violence, but injustice (crooked guards who'll be sold out for a nickel, inmates who'll kill on order and get away with it, well mannered, middle class inmates being turned into prison bitches due to their lack of street skills or prison experience) Watching Oz, you may become comfortable with what is uncomfortable viewing....thats if you can get in touch with your darker side.	positive
1	A wonderful little production. The filming technique is very unassuming- very old-time-BBC fashion and gives a comforting, and sometimes discomforting, sense of realism to the entire piece. The actors are extremely well chosen- Michael Sheen not only "has got all the polari" but he has all the voices down pat too! You can truly see the seamless editing guided by the references to Williams' diary entries, not only is it well worth the watching but it is a terrifically written and performed piece. A masterful production about one of the great master's of comedy and his life. The realism really comes home with the little things: the fantasy of the guard which, rather than use the traditional 'dream' techniques remains solid then disappears. It plays on our knowledge and our senses, particularly with the scenes concerning Orton and Halliwell and the sets (particularly of their flat with Halliwell's murals decorating every surface) are terribly well done.	positive
2	I thought this was a wonderful way to spend time on a too hot summer weekend, sitting in the air conditioned theater and watching a light-hearted comedy. The plot is simplistic, but the dialogue is witty and the characters are likable (even the well bread suspected serial killer). While some may be disappointed when they realize this is not Match Point 2: Risk Addiction, I thought it was proof that Woody Allen is still fully in control of the style many of us have grown to love. This was the most I'd laughed at one of Woody's comedies in years (dare I say a decade?). While I've never been impressed with Scarlet Johanson, in this she managed to tone down her "sexy" image and jumped right into a average, but spirited young woman. This may not be the crown jewel of his career, but it was wittier than "Devil Wears Prada" and more interesting than "Superman" a great comedy to go see with friends.	positive

Şekil 2. Veri setinden örnek yorumlar

Yapay zekâ tabanlı modeller duygu analizini doğrudan metin üzerinde yapamamaktadır. Bundan dolayı öncelikle çalışmada kullanılan veri seti önerilen model için hazırlanmıştır. Bu süreç, Şekil 3'te verilmiştir.



Şekil 3. Veri ön işleme süreci

Yapay zekâ tabanlı modeller metin verisi üzerinde doğrudan işlem yapamamaktadır. Bu verilerin hazırlanması sürecinde öncelikle html tag'ları temizlenir. Daha sonra modellerin performansı üzerinde olumlu bir etkiye sahip olmayan noktalama işaretleri ve sayılar ayıklanır. Bu adım makinelere sözcüklerin öğretilmesi için en temel ön işleme adımlarından biridir [19]. Bir sonraki aşamada modelin aynı kelimeleri farklı algılamaması için büyük harfler küçük harfe dönüştürülmüştür. Veri ön işleme adımlarından sonra kelime listesi çıkartılmıştır. Bu kelime listesinde stopwords (the, he, she, at, with vb.) kelimeleri olduğundan dolayı bu kelimelerin temizlenmesi gerekmektedir [1]. Bundan sonraki süreçte ise eğitim ve test verileri ayrıştırılmıştır. Son olarak Bag of Words yöntemi kullanılarak döküman matrisi oluşturulmuş ve bu döküman matrisi önerilen modele girdi olarak verilmiştir. Şekil 4'te ön işleme yapılmamış orijinal bir yorum verilmiştir.

```
'Encouraged by the positive comments about this film on here I was looking forward to wa
tching this film. Bad mistake. I've seen 950+ films and this is truly one of the worst o
f them - it's awful in almost every way: editing, pacing, storyline, 'acting,' soundtrac
k (the film's only song - a lame country tune - is played no less than four times). The
film looks cheap and nasty and is boring in the extreme. Rarely have I been so happy to
see the end credits of a film. <br /><br />The only thing that prevents me giving this a
1-score is Harvey Keitel - while this is far from his best performance he at least seems
to be making a bit of an effort. One for Keitel obsessives only.'
```

Şekil 4. Orijinal Yorum

Şekil 4'teki orijinal yorum veri ön işleme sürecinden sonra Şekil 5'teki gibidir. Ön işleme adımından sonra html tag'ları, noktalama işaretleri ve sayılar kaldırılmıştır. Ayrıca büyük harfler küçük harfe dönüştürülmüştür.

```
'encouraged by the positive comments about this film on here i was looking forward to wa
tching this film  bad mistake  i ve seen      films and this is truly one of the worst o
f them   it s awful in almost every way  editing  pacing  storyline  acting  soundtrac
k  the film s only song   a lame country tune   is played no less than four times   the
film looks cheap and nasty and is boring in the extreme  rarely have i been so happy to
see the end credits of a film  the only thing that prevents me giving this a   score is
harvey keitel   while this is far from his best performance he at least seems to be maki
ng a bit of an effort  one for keitel obsessives only '
```

Şekil 5. Ön işleme adımı uygulanmış yorum örneği

Bu adımdan sonra kelime listesi çıkartılmıştır. Elde edilen kelime listesinden stopwords kelimeleri çıkartıldıktan sonra döküman matrisi [20] elde edilmiştir.

2.2. ESA Katmanları ve Sınıflandırıcılar

Evrişimsel Sinir Ağı (ESA), bilgisayarlı görü alanında yüksek başarımlar elde etmesinden dolayı görüntü tanıma, sinyal işleme, doğal dil işleme, duygu tanıma, bölütleme, sınıflandırma, nesne tanıma gibi çalışmalarda sıklıkla kullanılmaktadır. Derin öğrenme mimarileri içerisinde en fazla kullanılan mimarilerden biridir [21]. ESA mimarilerinin klasik makine öğrenmesi yöntemlerinden farkı öğrenme işlemini doğrudan model üzerinde gerçekleştirmesidir. ESA mimarilerinde veriler giriş katmanı üzerinden modele verilmektedir. ESA modelleri öznitelik haritalarını otomatik çıkarabilmektedir [22]. Bundan dolayı ESA mimarilerinde öznitelik çıkarma işlemi uzman tarafından değil, model tarafından yapılmaktadır. Bu da uzman tarafından öznitelik çıkarma gereksinimini ortadan kaldırmaktadır. ESA'larda oluşturulan modeller genel olarak 2 kısımdan oluşmaktadır. İlk kısımda öznitelikler çıkarılmaktadır, ikinci kısımda ise sınıflandırma yapılmaktadır.

ESA modelleri oluşturulurken belirli katmanlar kullanılır. Bu katmanlar ileri yönlü çalışmaktadır. Bu modellerde kullanılan katmanların sayısının veya dizilişinin belirli bir standardı yoktur. Literatürde kabul görmüş modellerde de bu katmanların sayıları veya dizilişleri birbirilerinden farklıdır. Modeller tasarlanırken önemli olan katmanların dizilişlerinin ve parametre değerlerinin nasıl ayarlandığıdır. Yapılan çalışmada giriş, convolution, maxpooling, relu aktivasyon fonksiyonu, dropout, flatten ve dense katmanları kullanılmıştır.

Giriş katmanı üzerinden veri setindeki veriler okunduktan sonra convolution katmanına girdi olarak verilir. Convolution katmanı ESA mimarilerinin en temel katmanlarından biridir. Bu katmana gelen verilere filtreler uygulanmaktadır. Convolution katmanına uygulanan filtrelerle ağın derinliği artırılmış olunur ve bu sayede ağın daha doğru sonuçlar vermesi amaçlanır [23].

Convolution katmanlarında elde edilen özellik haritaları daha sonra pooling adı verilen işleme tabi tutulabilir. Pooling işleminde ki amaçlardan biri öznitelik haritalarının boyutunu düşürüp, çeşitliliği azaltmaktır. Bu sayede önemli özellikler korunmakla beraber, hesaplama maliyetleri ve bir sonraki katmanın girdi boyutları düşürülmüş olunur [24].

Relu aktivasyon fonksiyonu ise özellikle ESA mimarilerinde sıklıkla kullanılan bir aktivasyon fonksiyonudur. Relu aktivasyon fonksiyonu sayesinde negatif eksende fonksiyonun 0 değerini alması sağlanmış olunur. Buradaki amaç ağın daha hızlı bir şekilde çalışmasını sağlamaktır. Bunun dezavantajı ise bu bölgede türevin sıfır olmasından dolayı, öğrenmenin de engellenmesi anlamına gelmektedir [25].

Derin öğrenme ağlarında eğitim sırasında ezberleme olayı meydana gelebilmektedir. Bu ezberleme olayına aşırı öğrenme de denilebilmektedir. Bu durumda eğitim verilerinde modellerin başarımı yüksek gibi gözükse de test aşamasında aynı başarı oranı elde edilememektedir. Ağdaki bazı bağlantıların koparılması nöronların birbirleri hakkında daha az bilgiye sahip olmalarına yol açacaktır ve bundan dolayı nöronlar birbirlerinin ağırlık değişimlerinden daha az etkilenmiş olacaklardır [26]. Bu sayede ağın aşırı ezberlemesi de engellenmiş olacaktır.

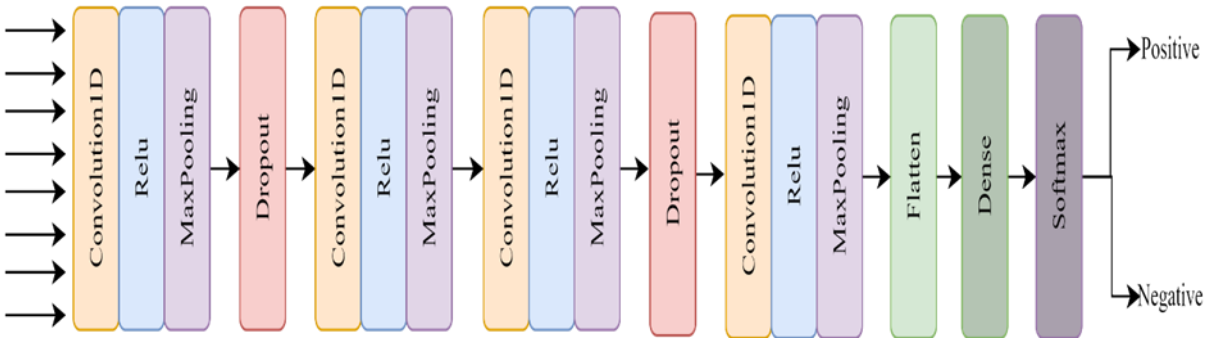
ESA ağlarında kullanılan bir diğer katman ise flatten katmanıdır. Bu katmanın görevi verileri Dense katmanına göre hazırlamaktır. Flatten katmanı kendisine matris olarak gelen verileri tek boyutlu diziye dönüştürür ve bu tek boyutlu dizi Dense katmanına giriş olarak verilir [27].

Dense katmanı kendisinden önceki katmanın tüm alanlarına bağlıdır. Sınıflandırma aşaması ESA ağlarında özellik çıkarımı aşamasından sonra gelmektedir. Dense katmanı özellik haritalarını girdi olarak almakta ve bu özellik haritalarını sınıflandırma işlemine hazırlamaktadır. [28].

Ayrıca çalışmada önerilen modelin performansını test etmek için 8 farklı klasik makine öğrenmesi sınıflandırıcılarından faydalanılmıştır. Bu sınıflandırıcılar literatürde kabul gören k-nearest neighbors(KNN) [29], Naive-bayes (NB) [30], Random Forest(RF) [31], Gradient Boosting (GB) [32], LightGBM [33], Discriminant Analysis [34], Adaboost [35] ve Xgboost [36] sınıflandırıcılarıdır.

2.3. Önerilen ESA Tabanlı Model

Bilgisayar destekli sistemler, özellikle teknolojinin gelişmesiyle birlikte birçok alanda yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır. Yapay zeka temelli yöntemler farklı alanlarda kullanılmakla birlikte doğal dil işleme alanında da sıklıkla kullanılmaktadır. Çalışmada duygu analizi yapmak için ESA temelli bir model önerilmiştir. Önerilen ESA tabanlı modelde 4 tane convolution katmanı, 4 tane relu aktivasyon fonksiyonu, 4 tane maxpooling, 2 tane dropout ve 1'er tane flatten, dense ve softmax kullanılmıştır. Önerilen modelin blok diyagramı Şekil 6'da verilmiştir.



Şekil 6. Önerilen modelin blok diyagramı

Önerilen modelin parametre sayıları ve katman dizilişleri Tablo 1'de verilmiştir.

Tablo 1. Önerilen modelin katman ve parametre dağılımları

Katmanlar	Çıktı Şekli	Aktivasyon	Parametre#
Conv1d	(None, 3000, 32)	Relu	96
Max_pooling1d	(None, 1500, 32)	-	0
Dropout	(None, 1500, 32)	-	0
Conv1d	(None, 750, 64)	Relu	4160
Max_pooling1d	(None, 375, 64)	-	0
Conv1d	(None, 188, 64)	Relu	8256
Max_pooling1d	(None, 94, 64)	-	0
Dropout	(None, 94, 64)	-	0
Conv1d	(None, 47, 32)	Relu	4128
Max_pooling1d	(None, 23, 32)	-	0
Flatten	(None, 736)	-	0
Dense	(None, 2)	-	1474

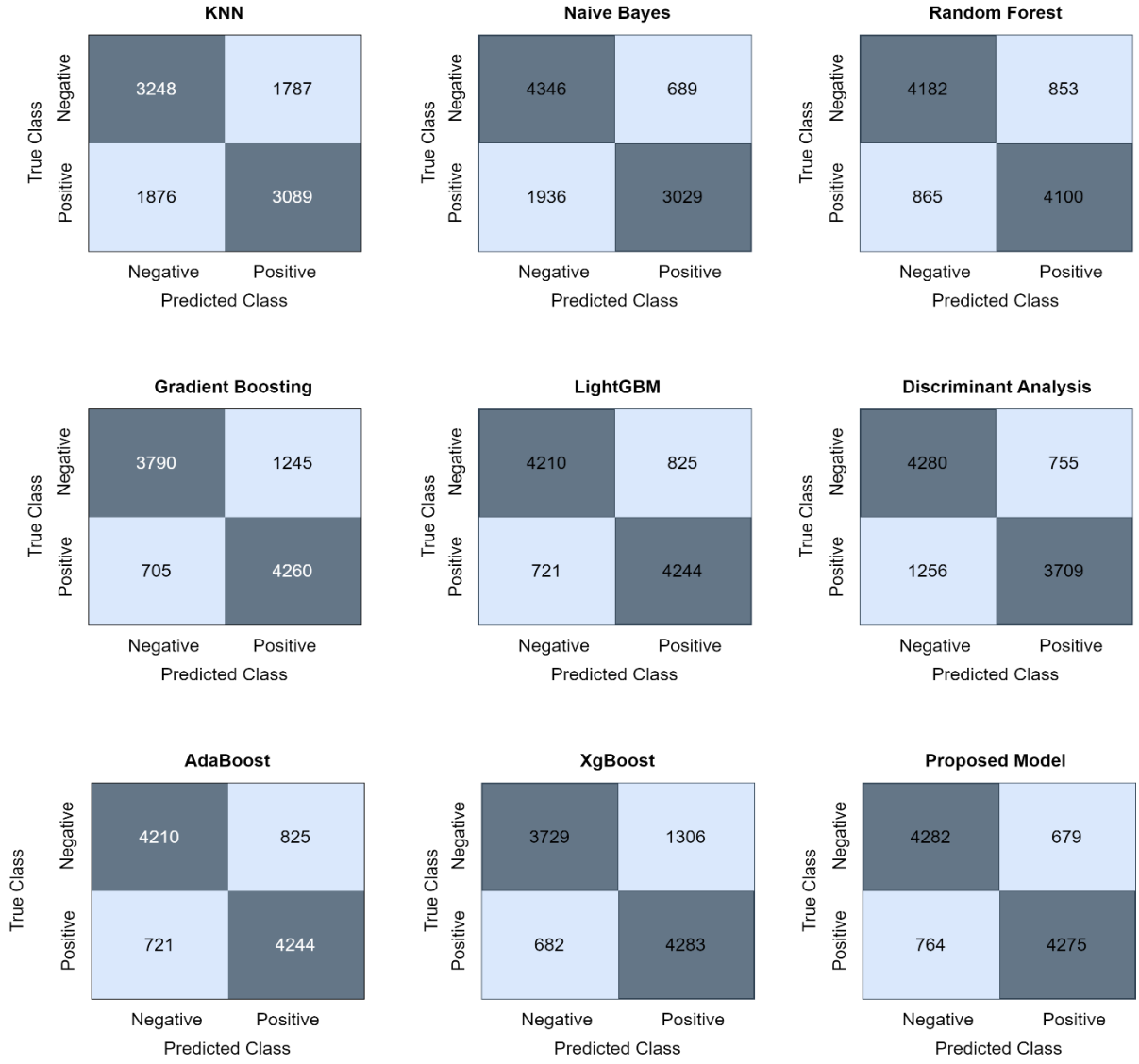
3. Deneysel Sonuçlar ve Tartışma

Duygu analizi yapmak için IMDB veri setini kullanarak yapılan bu çalışma Python ortamında gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar 16 GB RAM belleğe, 8 GB ekran kartına ve i7 işlemciye sahip bir bilgisayar üzerinde alınmıştır.

Çalışmada, modellerin performansını test etmek için farklı performans değerlendirme metrikleri kullanılmıştır. Bu metriklerin çoğu, karmaşıklık matrisi [37] kullanılarak hesaplanır.

Şekil 7'de Positive değerler olumlu yorumları, Negative değerler olumsuz yorumları, True Class doğru sınıfları ve Predicted Class tahmini sınıfları ifade etmektedir. Çalışmada yer alan modellerin performansını değerlendirmek için Doğruluk, Duyarlılık, Özgüllük, Kesinlik, FPR, FDR, FNR ve F1-Score parametreleri kullanılmıştır [38].

Yapılan çalışmada veri temizleme adımından sonra 8 farklı makine öğrenmesi ve önerilen ESA tabanlı model kullanılarak sonuçlar elde edilmiştir. 8 farklı sınıflandırıcı ve önerilen modelde elde edilen karmaşıklık matrisler Şekil 7'de verilmiştir. Veri setindeki veriler pozitif veya negatif olarak ayrıştırılmıştır.



Şekil 7. Önerilen modelin ve sınıflandırıcıların karışıklık matrisleri

Şekil 7 incelendiğinde önerilen model 10000 tane verinin 8557 tanesini doğru tahmin ederken 1143 tanesini ise yanlış tahmin etmiştir. Önerilen modelin doğruluk değeri %85.57 olmuştur. Önerilen model ile 8 farklı sınıflandırıcıda elde edilen doğruluk değerleri Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2. Önerilen modelde ve sınıflandırıcılarda elde edilen doğruluk değerleri

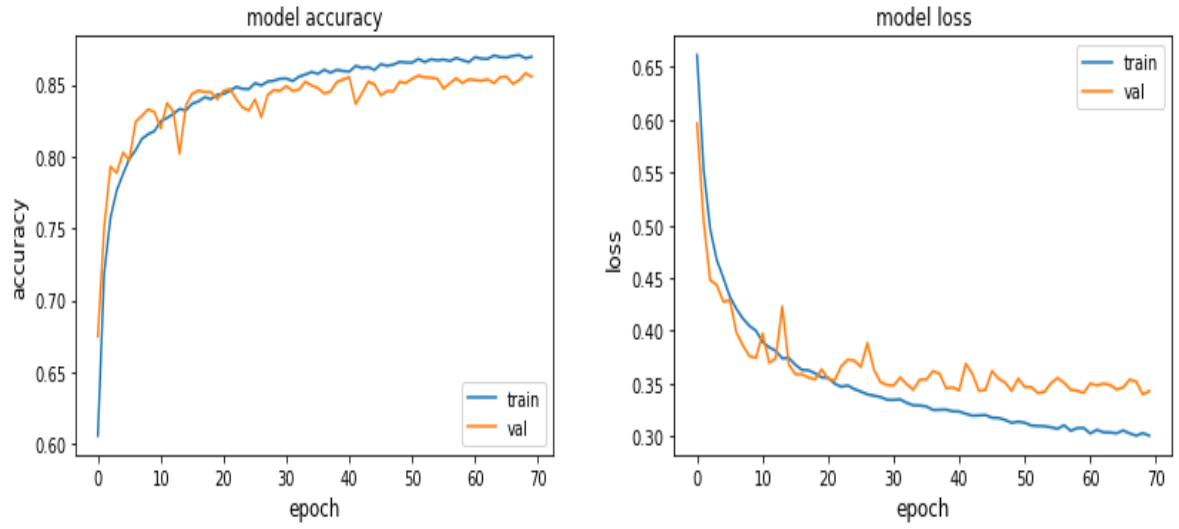
Model	**Doğruluk(%)**	**Model**	**Doğruluk(%)**
KNN	63.37	LightGBM	84.54
Naive Bayes	73.75	Discriminant Analysis	79.89
Random Forest	82.82	Adaboost	84.54
Gradient Boosting	80.50	XgBoost	80.12
		Önerilen Model	**85.57**

Tablo 2 incelendiğinde en düşük doğruluk değerinin %63.37 ile KNN sınıflandırıcısında elde edildiği ve en yüksek doğruluk değerinin ise %85.57 ile önerilen modelde elde edildiği görülmektedir. Önerilen modelin performans değerlendirme metrikleri Tablo 3'te verilmiştir.

Tablo 3. Önerilen modelin performans metrikleri(%)

Doğruluk	**Duyarlılık**	**Özgüllük**	**Kesinlik**
0.8557	0.8486	0.8629	0.8631
FPR	**FDR**	**FNR**	**F1-Score**
0.1371	0.1371	0.1514	0.8558

Önerilen modelde elde edilen doğruluk (accuracy) ve kayıp (loss) eğrileri ise Şekil 8'de verilmiştir.



Şekil 8. Önerilen modelin doğruluk ve kayıp eğrileri

4. Sonuçlar

İnternetin insan yaşamına girmesiyle birlikte insan yaşamı oldukça değişmiştir. Her geçen gün interneti kullanan insan sayısının artması farklı gereksinimlerin ortaya çıkmasına sebep olmuştur. İnternetin yaygın bir hale

gelmesiyle birlikte sosyal medya platformları, forum siteleri ve bloklarda yaygın bir şekilde kullanılmaya başlanmıştır. Bu platformlarda kullanıcılar tarafından çok fazla paylaşım yapılmaktadır. Bu paylaşımların bilgisayar destekli sistemler yardımıyla işlenmesi ve sonuçlar üretilmesi büyük bir önem arz etmektedir. Yapılan bu çalışmada da film yorumlarından oluşan bir veri seti kullanılarak duygu analizi yapılmıştır. Bu işlemin yapılabilmesi için ESA tabanlı bir model önerilmiştir. ESA tabanlı modeller özellikle son yıllarda görüntü işleme, sinyal işleme ve doğal dil işleme konularında sıklıkla kullanılmaktadır. Önerilen ESA tabanlı model ile IMDB veri setinde %85.57 oranında yüksek bir doğruluk değeri elde edilmiştir. Önerilen modelde elde edilen doğruluk değeri, önerilen modelin duygu analizi probleminde kullanılabileceğini göstermektedir.

Teşekkür

Araştırmacılara IMDB veri setini paylaştıkları için teşekkür ederim.

Kaynaklar

[1] Bingol, H. and B. Alatas. *Rumor Detection in Social Media using machine learning methods*. in *2019 1st International Informatics and Software Engineering Conference (UBMYK)*. 2019. IEEE.
[2] ALBAYRAK, A., *Doğal Dil İşleme Teknikleri Kullanılarak Disiplinler Arası Lisansüstü Ders İçeriği Hazırlanması.* Bilişim Teknolojileri Dergisi, 2020. **13**(4): p. 373-383.
[3] Mani, I., et al., *SUMMAC: a text summarization evaluation.* Natural Language Engineering, 2002. **8**(1): p. 43-68.
[4] Bansal, N. and A. Singh. *A review on opinionated sentiment analysis based upon machine learning approach*. in *2016 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT)*. 2016. IEEE.
[5] Yadav, A. and D.K. Vishwakarma, *Sentiment analysis using deep learning architectures: a review.* Artificial Intelligence Review, 2020. **53**(6): p. 4335-4385.
[6] Elnagar, A., Y.S. Khalifa, and A. Einea, *Hotel Arabic-reviews dataset construction for sentiment analysis applications*, in *Intelligent Natural Language Processing: Trends and Applications*. 2018, Springer. p. 35-52.
[7] Al Amrani, Y., M. Lazaar, and K.E. El Kadiri, *Random forest and support vector machine based hybrid approach to sentiment analysis.* Procedia Computer Science, 2018. **127**: p. 511-520.
[8] Haque, M.R., S.A. Lima, and S.Z. Mishu. *Performance Analysis of Different Neural Networks for Sentiment Analysis on IMDb Movie Reviews*. in *2019 3rd International Conference on Electrical, Computer & Telecommunication Engineering (ICECTE)*. 2019. IEEE.
[9] Rao, G., et al., *LSTM with sentence representations for document-level sentiment classification.* Neurocomputing, 2018. **308**: p. 49-57.
[10] Islam, M.M. and N. Sultana, *Comparative study on machine learning algorithms for sentiment classification.* International Journal of Computer Applications, 2018. **182**(21): p. 1-7.
[11] Narayanan, V., I. Arora, and A. Bhatia. *Fast and accurate sentiment classification using an enhanced Naive Bayes model*. in *International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning*. 2013. Springer.
[12] Huang, Y., et al. *A topic BiLSTM model for sentiment classification*. in *Proceedings of the 2nd International Conference on Innovation in Artificial Intelligence*. 2018.
[13] Pang, B., L. Lee, and S. Vaithyanathan, *Thumbs up? Sentiment classification using machine learning techniques.* arXiv preprint cs/0205070, 2002.
[14] Matsumoto, S., H. Takamura, and M. Okumura. *Sentiment classification using word sub-sequences and dependency sub-trees.* in *Pacific-Asia conference on knowledge discovery and data mining*. 2005. Springer.
[15] Tang, D. *Sentiment-specific representation learning for document-level sentiment analysis*. in *Proceedings of the eighth ACM international conference on web search and data mining*. 2015.
[16] Liu, S.M. and J.-H. Chen, *A multi-label classification based approach for sentiment classification.* Expert Systems with Applications, 2015. **42**(3): p. 1083-1093.
[17] Maas, A., et al. *Learning word vectors for sentiment analysis*. in *Proceedings of the 49th annual meeting of the association for computational linguistics: Human language technologies*. 2011.
[18] *Kaggle, Url:https://www.kaggle.com/datasets/lakshmi25npathi/imdb-dataset-of-50k-movie-reviews, Son Erişim Tarihi:15.03.2022*.
[19] A. Mullen, L., et al., *Fast, consistent tokenization of natural language text.* Journal of Open Source Software, 2018. **3**(23): p. 655.
[20] De Vries, E., M. Schoonvelde, and G. Schumacher, *No longer lost in translation: Evidence that Google Translate works for comparative bag-of-words text applications.* Political Analysis, 2018. **26**(4): p. 417-430.
[21] Sindagi, V.A. and V.M. Patel, *A survey of recent advances in cnn-based single image crowd counting and density estimation.* Pattern Recognition Letters, 2018. **107**: p. 3-16.

[22] Eroglu, Y., et al., *Diagnosis and grading of vesicoureteral reflux on voiding cystourethrography images in children using a deep hybrid model.* Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2021. **210**: p. 106369.
[23] 23. Fuhl, W., et al. *Training decision trees as replacement for convolution layers*. in *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2020.
[24] Gholamalinejad, H. and H. Khosravi, *Vehicle classification using a real-time convolutional structure based on DWT pooling layer and SE blocks.* Expert Systems with Applications, 2021. **183**: p. 115420.
[25] Wang, S.-H., et al., *Alcoholism identification via convolutional neural network based on parametric ReLU, dropout, and batch normalization.* Neural Computing and Applications, 2020. **32**(3): p. 665-680.
[26] Ali, A.A.A. and S. Mallaiah, *Intelligent handwritten recognition using hybrid CNN architectures based-SVM classifier with dropout.* Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2021.
[27] Lee, H., K. Bonin, and M. Guthold, *Human mammary epithelial cells in a mature, stratified epithelial layer flatten and stiffen compared to single and confluent cells.* Biochimica et Biophysica Acta (BBA)-General Subjects, 2021. **1865**(6): p. 129891.
[28] Lee, J.-S. and Y.-H. Byun, *Instrumented cone penetrometer for dense layer characterization.* Sensors, 2020. **20**(20): p. 5782.
[29] Zhang, M.-L. and Z.-H. Zhou, *ML-KNN: A lazy learning approach to multi-label learning.* Pattern recognition, 2007. **40**(7): p. 2038-2048.
[30] Rish, I. *An empirical study of the naive Bayes classifier*. in *IJCAI 2001 workshop on empirical methods in artificial intelligence*. 2001.
[31] Pal, M., *Random forest classifier for remote sensing classification.* International journal of remote sensing, 2005. **26**(1): p. 217-222.
[32] Friedman, J.H., *Stochastic gradient boosting.* Computational statistics & data analysis, 2002. **38**(4): p. 367-378.
[33] Ke, G., et al., *Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree.* Advances in neural information processing systems, 2017. **30**.
[34] Klecka, W.R., G.R. Iversen, and W.R. Klecka, *Discriminant analysis*. Vol. 19. 1980: Sage.
[35] Rätsch, G., T. Onoda, and K.-R. Müller, *Soft margins for AdaBoost.* Machine learning, 2001. **42**(3): p. 287-320.
[36] Chen, T. and C. Guestrin. *Xgboost: A scalable tree boosting system*. in *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*. 2016.
[37] Cengil, E., A. Çinar, and M. Yildirim. *A Case Study: Cat-Dog Face Detector Based on YOLOv5*. in *2021 International Conference on Innovation and Intelligence for Informatics, Computing, and Technologies (3ICT)*. 2021. IEEE.
[38] Yildirim, M. and A. Cinar, *Classification with respect to colon adenocarcinoma and colon benign tissue of colon histopathological images with a new CNN model: MA_ColonNET.* International Journal of Imaging Systems and Technology, 2022. **32**(1): p. 155-162.