

IMDB Film Yorumlarının Duygu Analizi için Farklı Sinir Ağlarının Performans Karşılaştırması

Ayşe Irmak Erçevik

Bilgisayar Mühendisliği

1. ÖZET

Bu çalışmada, IMDB platformu üzerinden yapılan film eleştirilerinin duygu analizi 3 farklı yapay sinir ağı türü kullanılarak belirlenmiştir. Eleştirilerin duygu analizi “olumlu yorum” ve “olumsuz yorum” olmak üzere iki farklı sınıf üzerinden incelenmiştir.

Sınıflandırma sürecinde;

1. Çok Katmanlı Algılayıcı / Multilayer Perceptron (MLP) (ileri beslemeli yapay sinir ağının bir sınıfıdır)
2. Evrişimli Sinir Ağı / Convolution Neural Networks (CNN)
3. Yinelene Sinir Ağı / Recurrent Neural Networks (RNN) – Long Short Term Memory Network modelleri kullanılmıştır.

Çalışmada, bu 3 farklı yapay sinir ağından elde edilen sınıflandırma sonuçları ile veri setinde bulunan sınıflandırma sonuçları kıyaslanarak gerçeğe en yakın sınıflandırma yapan yapay sinir ağı türü belirlenmiştir.

2. GİRİŞ

Çalışmanın amacı: IMDB Film yorumlarının duygu analizini gerçekleştirmek için; MLP, CNN ve LSTM sinir ağı mimarileri arasında en uygun yapay sinir ağı mimarisini seçmek ve en iyi sınıflandırmayı gerçekleştirmektir.

Çalışmadan beklenen sonuç: Eğitim ve test setleri arasındaki performans farkının minimum olduğu modeli, her bir sinir ağı çeşidi için oluşturulan “accuracy” ve “loss” grafikler üzerinden kullanıcıya sunmaktır.

Çalışmada Kullanılacak olan başarımlı metrikleri:

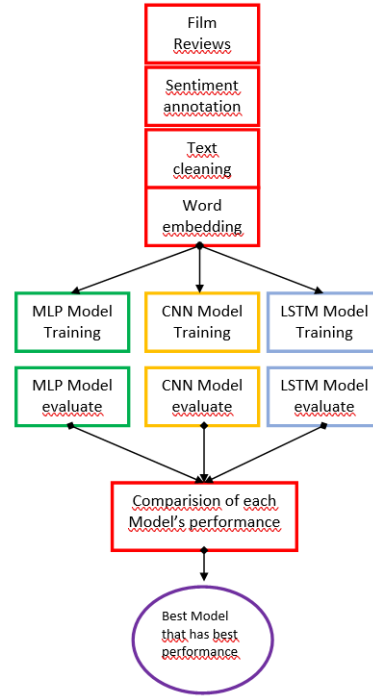
Çalışma sürecinde MLP, CNN ve LSTM modelleri arasında %85 üzerinde test başarımlı gösteren ve overfitting gerçekleştirmeyen modeller sınıflandırmada başarılı performans gerçekleştirmiş olarak kabul edilmiştir.

Modeller arasındaki performans karşılaştırılması, her bir model için oluşturulmuş hata matrisi (confusion matrix) üzerinden elde edilen accuracy skoru üstünden yapılmıştır. Bunun yanında modellerdeki overfitting oluşumunun incelenmesi ise her bir sinir ağı çeşidi için oluşturulan “accuracy” ve “loss” grafikler üzerinden eğitim ve test setleri arasındaki performans farkına bakılarak belirlenmiştir.

3. PROJE METODOLİJİSİ

Çalışmada yorumlardaki duygu analizi için Supervised-Machine Learning yaklaşımı uygulanmıştır. MLP, CNN, LSTM sinir ağları içerisindeki her bir nöronda sigmoid fonksiyon kullanılarak yorumların duygu analizi gerçekleştirilip (olumlu/olumsuz) sınıflandırılma gerçekleştirilmiştir. Yapılan sınıflandırılmanın doğruluğuna göre her bir sinir ağı çeşidinin performansı kıyaslanarak sınıflandırmada en iyi performans gösteren sinir ağı türü seçilmiştir.

Sema 1: Proje Metodolojisi



Projede kullanılan temel teknikler ve yapılar:

Metinsel bir çalışma olduğu için her kelime n boyutlu bir vektöre dönüştürülerek veriler sayısallaştırılmıştır. Literatür taraması sonucu metin verilerini sayısallaştırmak için uygulanan “**Bag of Word**” ve “**Word Embedding** (Kelime Gömme)” olmak üzere 2 farklı model olduğu tespit edilmiştir. Bag of Word modelinin bellek kullanımı yüksek olduğu ve daha çok “**lexicon-based**” yaklaşımlarda kullanıldığı için çalışmada “Word embedding” modeli uygulanmıştır.

Önceden Eğitilmiş kelime gömme modellerinde “**Word2vec**” ve “**Glove**” modelleri arasından Glove modeli kullanılmıştır. Bunun yanında çalışmada, 8000 benzersiz kelimeden oluşan, her kelimenin 100 boyutlu bir vektör uzayına gömüldüğü Keas tarafından sağlanan bir “embedding” katmanı (gömme katmanı) kullanılmıştır.

4. LİTERATÜR TARAMASI

Yapılan Literatür taramasına göre, metin verilerindeki duygu analizi için **Machine Learning** yaklaşımı ve **Lexicon Based** yaklaşım olmak üzere iki farklı yaklaşım olduğu tespit edilmiştir.

4.1 Performance Analysis of Different Neural Networks for Sentiment Analysis on IMDb Movie Reviews

(Yazarlar: Md. Rakibul Haque, Bangladesh Rajshahi, Rajshahi, Akter Lima, Sadia Zaman) [1]

Bu çalışmada metin verilerini sınıflandırmak için Makine öğrenmesi yaklaşımı kullanılmıştır.

Çalışmada film eleştirilerinin duygu analizi CNN, LSTM, CNN-LSTM olmak üzere 3 farklı yapay sinir ağı üzerinden uygulanmıştır.

Çalışmada Kullanılan Metodoloji: CNN, LSTM, CNN-LSTM sinir ağları yorum cümlelerindeki özniteliklerin çıkarılması için oluşturulmuştur. Çıkarılan öznitelikler oluşturulan Çok Katmanlı Algılayıcıya (MLP) girdi olarak verilerek, yorumlar için olumlu/olumsuz sınıflandırılması yapılmıştır.

Çalışmada Kullanılan Teknikler ve Yapılar:

Veri işlemede kullanılan teknikler:

Çalışmada, Bag of Word modelinin bellek israfına neden olacağı gerekçesiyle oluşturulacak vektör uzayı için “Word embedding” modeli uygulanmıştır.

Kelime Gömme modelleri içerisinde de Word2vec modeli yerine Glove modeli ve Keas gömme katmanı kullanılmıştır.

Çalışmada oluşturulan sinir ağları:

- CNN,
- **LSTM:** RNN sinir ağlarında **kaybolan gradyan sorunu** “vanishing gradient problem”, olması nedeniyle daha gelişmiş bir RNN modeli olan LSTM modelinin tercih edilmiştir.

Kaybolan Gradyan Problemi:

Aktivasyon işlevi Sigmoid Fonksiyon olan sinir ağlarında katman sayısının artmasıyla, modele daha fazla aktivasyon işlevi eklenmektedir bu durum, modelde gerçekleştirilen her “back propogation” işleminde kayıp işlevinin eğimini 0'a yaklaştırmaktadır ve sonuç gradyanın değeri 0'a yakın bir değer çıkmaktadır. 0'a yakın gradyan değeri ile modeli ağırlıkları düzgün güncellenememekte ve ağ yapısının eğitilmesini zorlaştırmaktadır. Bu

probleme “Kaybolan Gradyan Sorunu” denmektedir. [2]

- **LSTM-CNN:** LSTM ve CNN sinir ağlarının birleştirilmesi sonucu oluşturulmuş bir mimari.

LSTM-CNN mimarisinin çalışma mekanizması:

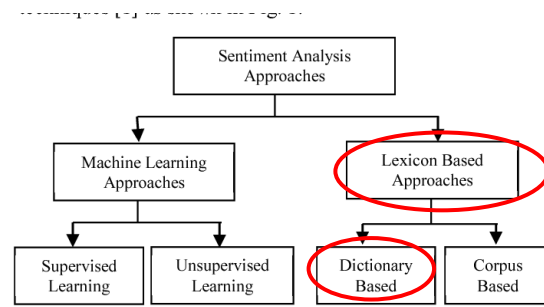
LSTM modeli ile cümlelerin söz dizim yapısını çözümlenmektedir ve elde edilen çıktı CNN modeline verilmektedir. CNN modelinde ise cümledeki olumlu ve olumsuz kelimeler, öznitelikler, çıkarılmaktadır ve bu öznitelikler sınıflandırıcı MLP ağına girdi olarak verilmektedir. MLP ile edilen skora göre sınıflandırılma gerçekleştirilmektedir.

4.2 Sentiment analysis on IMDB using lexicon and neural networks

(Yazarlar: Zeeshan Shaukat, Abdul Ahad Zulfikar, Chuangbai Xiao, Muhammad Azeem) [3]

Bu çalışmada ise metin verilerini sınıflandırmak için Lexicon Based yaklaşımı kullanılmıştır.

Şema 2: Çalışmada kullanılan yaklaşım



Çalışmada Kullanılan Teknikler ve Yapılar:

Veri işlemede kullanılan teknikler:

Çalışmada, Lexical analiz yaklaşımına daha uygun olan “**Bag of Word**” modeli uygulanmıştır. Bunun yanında sözlük olarak otomatik kullanılan **WordNet**¹ sözlüğü tercih edilmiştir.

Çalışmada oluşturulan sinir ağları:

- **MLP:** Yorumlardaki polarizasyonu hesaplamak ve sınıflandırmak için kullanılmıştır.

¹ **WordNet:** synset olarak da adlandırılan bilişsel eş anlamlıların dört bölümünü içeren (isimler, fiiller, sıfatlar ve zarflar) İngilizce sözcük tabanlı bir veritabanıdır.

5. VERİ SETİ ve VERİ ÖZELLİKLERİ

Çalışmada girdi olarak “IMDB Dataset of 50K Movie Reviews Large Movie Review” veri seti kullanılmıştır.

Projede kullanılan veri seti:

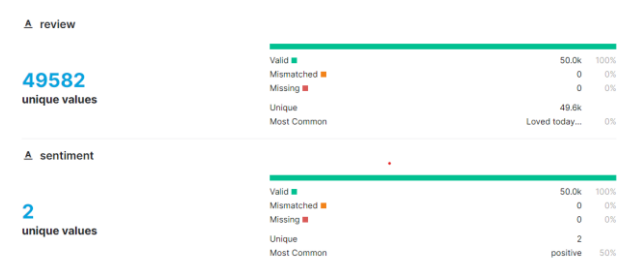
<https://www.kaggle.com/lakshmi25npathi/imdb-dataset-of-50k-movie-reviews> adresinden ulaşılmaktadır.

Veri Seti Yapı Analizi:

Çalışmada ilk olarak belirlenen veri setinin genel yapısı analiz edilmiştir. Analiz sonucu elde edilen bulgular aşağıda yer almaktadır.

Veri setinde 50.000 film eleştirisi bulunmaktadır. Bunlardan 25.000’i model training için kullanılan, tarafını net bir şekilde belli eden (highly polar) yorumlarken geri kalan 25.000 test için kullanılan yorumlardır.

Analiz 1: Veri Seti Analiz Grafikleri



Veri seti review (film eleştirisi) ve sentiment (olumlu / olumsuz duygu) olmak üzere iki farklı sütundan oluşmaktadır. “review” sütununda, filmlere yapılan yorumların metin kaydı tutulurken, sentiment sütununda ise yorumların pozitif ya da negatif olduğunun sınıflandırılması tutulmaktadır.

Bu durumda çalışmada kullanılan verilerin

- Sıralı,
- Karşılaştırılabilir olmayan,
- Sayısal olmayan (metin verisi) veriler olduğu gözlemlenmiştir.

Ekran Görüntüsü 1: Genel veri seti yapısı

review	sentiment
49582 unique values	2 unique values
One of the other reviewers has mentioned that after watching just 1 Oz episode you'll be hooked. The...	positive
A wonderful little production. The filming technique is very unassuming- very old-time-B...	positive
I thought this was a wonderful way to spend time on a too hot summer weekend, sitting in the air con...	positive
Basically there's a family where a little boy (Jake) thinks there's a zombie in his closet & his nar...	negative

Yorumların metin kaydına detaylı bakıldığında kayıtların, HTML etiketleri, noktalama işaretleri ve rakamlar içerdiği gözlemlenmiştir.

Ekran Görüntüsü 2: Örnek yorum metin kaydı

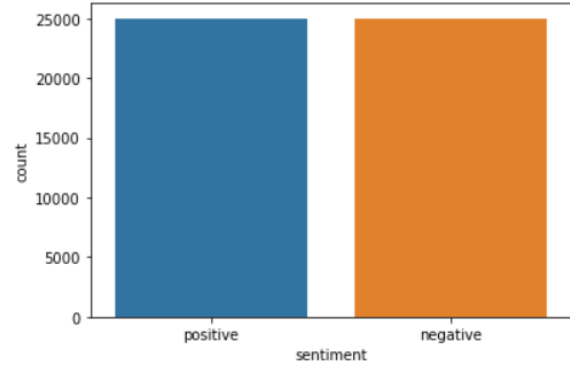
4	career, but it was wittier than "Devil Wears Prada" and more interesting than "Superman" a great Basically there's a family where a little boy (Jake) thinks there's a zombie in his closet & his parents are fighting all the time. This movie is slower than a soap opera... and suddenly, Jake decides to become Rambo and kill the zombie. OK, first of all when you're going to make a film you must Decide if its a thriller or a drama! As a drama the movie is watchable. Parents are divorcing & arguing like in real life. And then we have Jake with his closet which totally ruins all the film! I expected to see a BOOGEYMAN similar movie, and instead i watched a drama with some meaningless thriller spots. 3 out of 10 just for the well playing parents & descent dialogs. As for the shots with Jake: just ignore them.	positive
5	Petter Mattei's "Love in the Time of Money" is a	negative

Veri Seti İçerik Analizi:

Veri setinin genel yapısı incelendikten sonra, veri setinin içerik analiz gerçekleştirilmiştir.

Veri setinde herhangi bir “null” değer olup olmadığı kontrol edilmiş ve sonuç olarak olmadığı öğrenilmiştir. Bunun yanında veri setindeki kayıtların sınıflandırma dağılımı incelenmiştir.

Analiz 2: Yorumların pozitif-negatif dağılım grafiği



Bu analiz sonucunda veri setinin aynı sayıda olumlu ve olumsuz yorum içerdiği, dengeli bir veri seti olduğu öğrenilmiştir.

6. VERİ ÖNİŞLEME

Veri setinde yer alan veriler metin verisidir ancak metin verilerini yapay sinir ağ modellerinde girdi olarak kullanmak için metni sayısal değerlere dönüştürmek gerekmektedir. Bunun için çalışmada, yukarıda da belirtildiği üzere **Word Embedding (Kelime Gömme)** tekniği uygulanmıştır. Bu yöntemle, her bir kelime için referans verilen kelimelerle yakınlığı göz önüne alınarak gerçek değerli vektör atanmıştır ve benzer anlamlı kelimelerin vektör uzayında yakın bulunmaları beklenmiştir.

Çalışmada Stanford açık-kaynak Word Embedding Modeli olan **GloVe** modeli ve **keras embedding katmanı** kullanılmıştır.

Veri Önışleme Adımları:

1. Yukarıda da belirtildiği üzere yorumların metin kayıtlarının HTML etiketleri, noktalama ve rakamlar içerdiği gözlemlenmişti. Bunun üzerinde bütün yorum kayıtlarından HTML etiketleri, noktalama ve rakamlar silinmiştir. Bunun sonucunda yorumlarda bazı tekli anlamsız karakterlerin oluştuğu gözlemlenmiştir.

Örnek 1:

“there’s a zombie” → “there s a zombie”
Silinme işlemi sonrası

Bu durumdan dolayı oluşan tekli karakterlerde silinmiştir. Bu işlem sonucunda oluşan çift boşluklar tek boşluklara indirgenmiş ve ham veri oluşturulmuştur.

2. Hedef sütunundaki metinsel sınıflandırma sayısallaştırıldı (positive -> 1, negative -> 0)

7. GÖMME KATMANINI HAZIRLAMA

Bu katmanda veri ön işlemlerinden elde edilen ham metin verilerinin, oluşturulacak sinir ağ modellerine girdi olarak verilebilmesi için gerekli olan sayısallaştırma işlemleri yapılmıştır.

Bu aşamada metin verilerinde her bir kelime "one hot vektöre" dönüştürülmüştür ve anlamına göre vektör uzayında konumlandırılmıştır. Bu şekilde metin verilerindeki her bir cümle onu oluşturan kelimelerin one hot vektörlerinin bileşke vektörü olarak temsil edilmiştir. Daha sonradan cümleleri temsil eden vektör listeleri GloVe modeli kullanılarak öznitelik matrisine dönüştürüldü. Sinir ağ yapılarına girdi olarak oluşturulan matris verildi.

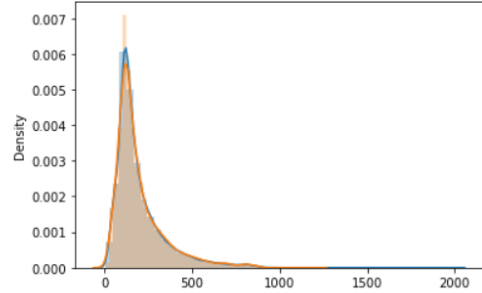
Gömme Katmanı Hazırlama Adımları:

1. Tokenizer sınıfı ile "word-to-index " sözlüğü oluşturulmuştur. Yapıdaki her bir kelime bir anahtar olarak kabul edilmiştir ve her anahtara eşsiz bir index atanmıştır.
Bu işlem sonucunda eğitim girdi setinin farklı uzunlukta sayısallaşmış 40000 liste içerdiği gözlemlenmiştir. Her bir liste girdi veri setindeki bir cümleyi temsil etmektedir. Cümleler ile oluşturulacak öznitelik matrisi için her bir cümlelerin aynı boyutta olması gerekmektedir. Bundan dolayı test ve eğitim girdi verilerindeki cümle uzunluklarının belli bir değere sabitlenmesi planlanmıştır.

2. Cümle uzunluklarının sabitleneceği değere eğitim ve test girdilerindeki cümle uzunluklarının dağılımı incelenerek karar verilmiştir.

Analiz 3: Eğitim ve test verilerindeki cümle uzunluklarının dağılımı

Train mean: 198.422675
Train median: 150.0
Train mode: ModeResult(mode=array([117]), count=array([333]))



Yukarıdaki grafikte mavi ile gösterilen eğri eğitim girdi verisindeki cümlelerin uzunluklarının dağılımını temsil ederken, turuncu ile gösterilen eğri test girdi verisindeki cümlelerin dağılımını temsil etmektedir. Grafikten de anlaşılacağı üzere dağılım neredeyse aynı çıkmıştır. Bu durumda ortalama medyan ve mod cümle uzunluk değerleri hesaplanmıştır ve cümle uzunluklarının çoğunlukla 117 kelimeden oluştuğu gözlemlenmiştir. Bu durumda sabitlenecek cümle uzunluğu en yakın 120 seçilmesi planlanmıştır.

3. Belirlenen veri büyüklüğüne uygun boyuttaki önceden eğitilmiş GLoVe modelleri incelenmiştir.

Ekran Görüntüsü 3: İncelenen GloVe Modelleri

• Wikipedia 2014 • Gigaword 5 (6B tokens, 400K vocab, uncased, 50d, 100d, 200d, & 300d vectors, 822 MB download): [glove.6B.zip](#)
• Common Crawl (42B tokens, 19M vocab, uncased, 300d vectors, 1.75 GB download): [glove.42B.300d.zip](#)
• Common Crawl (840B tokens, 2.2M vocab, cased, 300d vectors, 2.03 GB download): [glove.840B.300d.zip](#)
• Twitter (2B tweets, 27B tokens, 12M vocab, uncased, 25d, 50d, 100d, & 200d vectors, 1.42 GB download): [glove.twitter.27B.zip](#)

4. Çalışmada kullanılmak üzere 6 Milyar token'dan 400 bin kelimeden oluşan 100 boyutlu GloVe modeli kullanılması kararlaştırılmıştır. Kullanılması planlanan GloVe modeli 100 boyutlu bir vektör modeli olduğu için ve dağılım sonucunun (117) 100'e yakın bir değere olduğundan oluşabilecek sapmanın göz ardı edilebilecek düzeyde olduğu kararlaştırılmıştır ve cümle uzunlukları için sabitlenecek değere 100 seçilmiştir. Uzunluğu 100'den az olan vektörleri 100 olacak şekilde 0'la doldurulmuştur("PADDING"); 100'den çok olan vektörleri ise küçültülmüştür. ("TRUNCATION"). Bu işlem sonucunda birbirinden farklı 92547 kelime oluşmuştur.

5. Seçilen GloVe modeli kullanılarak keylerden ve her bir key'in karşılık geldiği gömülü listeden oluşan bir sözlük yaratılmıştır. Bu sözlük kullanılarak gömme matrisi oluşturulmuştur. Gömme matrisinin her satır numarası cümlelerdeki kelimelerin indexine karşılık gelmektedir ve matrisin her sütunda o indexe sahip kelimenin 100 boyutlu GloVe kelime gömme değeri vardır. Oluşan gömme matrisi 92547 x 100'lük bir matristir.

8. KULLANILAN MODELLER ve PERFORMANS KARŞILAŞTIRILMASI

Veri ön işlemesi yapıldıktan sonra veriler eğitim seti için %80 ve test seti için %20 olarak ayrılmıştır. Daha sonra ayrılan eğitim ve test girdi verileri üzerinden gömme katmanı oluşturulmuştur. Gömme katmanı oluşturulduktan sonra MLP – CNN - LSTM modelleri eğitilmiş ve sınıflandırmadaki başarımları karşılaştırılmıştır.

MLP ile Sınıflandırma

Çok Katmanlı Algılayıcılar (MLP) XOR Problemini çözmek için yapılan çalışmalar sonucu ortaya çıkmıştır. Rumelhart ve arkadaşları tarafından geliştirilen bu modeli “Back Propagation Model” ya da hatayı ağı yaydığı için “Hata Yayma Modeli” de denmektedir. Modelde “**Delta Öğrenme Kuralı**” denilen bir öğrenme metodu kullanılır. MLP özellikle sınıflandırma ve genelleme yapma durumlarında etkin çalışmaktadır.

Modelde aktivasyon fonksiyonu olarak herhangi bir matematiksel fonksiyon kullanılabilir. Ancak Sigmoid, tang, lineer, threshold ve hard limiter fonksiyonları en çok kullanılan fonksiyonlardır.

Modelin öğrenme metodu iki aşamadan oluşur. Bunlar **ileri doğru hesaplama** ve **geriye doğru hesaplama**dır.

İleri doğru hesaplama: Modele verilen girdi, ara katmanlardan geçerek çıkışa ulaşmaktadır. Her nörona gelen girdiler toplanarak net girdi hesaplanır. Bu net girdi aktivasyon fonksiyonundan geçirilir ve mevcut nöronun çıktısı bulunur. Bu çıktı değeri bir sonraki katmanda bulunan nörona gönderilir. Bu işlemler en son çıktı katmanından çıktılar elde edilinceye kadar devam eder.

Ağdan çıktı alınmasıyla öğrenmenin ilk aşaması bitirilmiştir olur. İkinci aşama hatanın dağıtılmasıdır. Beklenen çıktı değeri ile elde edilen birbirinden farklı ise hata vardır.

Geriye doğru hesaplama: Hata, her iterasyonda ağırlık değerlerine dağıtılarak azaltılır. Modele başlangıçta random olarak verilen ağırlık değerleri, hataların ağırlıklara dağıtılmasıyla her iterasyonda güncellenmiş olur. [4]

CNN ile Sınıflandırma

Evrişimsel sinir ağı temel olarak üç Katmandan oluşur. Bu katmanlar evrişim katmanı, havuz katman ve tam bağlantılı katmandır (fully connected layer).

Evrişim Katmanı: Girdi matrisinin belirli filtreler ile sarıldığı (convoluted) katmandır. Bu filtreler girdi olarak verilen matristen ayırt edici öznitelikleri belirlemek için kullanılmaktadır.

Filtrenin ağırlıkları ilk iterasyonda, gloriot-üniform dağılımdan başlatılır. Daha sonra, eğitim sürecince elde edilen ağırlık değerlerine göre filtrelerin değerleri güncellenmektedir.

Havuzlama Katmanı: Bu katmanda evrişim katmandaki nöron kümesinin çıktısı bir sonraki katmanda bulunan tek bir nörona birleştirilmektedir. Ortalama Havuzlama ve Maksimum Havuzlama wn çok kullanılan yapılarıdır Havuzlama katmanı, iki evrişim katmanı arasında kullanılır.

Tam bağlantılı katman: düşük seviyeli ve yüksek seviyeli öznitelikler belirlenir ve o girdi için ayırt edici olan öznitelikler belirlenmiş olur.

2 boyutlu verilerde, öznitelik tespiti için kullanılan evrişimli sinir ağlarının 1 boyutlu metin verilerinin ayırt edici özelliklerinin belirlenmesinde de iyi çalıştığı literatür tarmasında gözlemlendi. Bunun üzerine çalışmada 1 evrişim katmanlı ve 1 havuz katmanlı basit bir evrişimsel sinir ağı oluşturuldu.

Çalışmada 128 öznitelikten oluşan tek boyutlu bir evrişim katmanı oluşturuldu ve kullanılan etkinleştirme fonksiyonu sigmoid olarak belirlendi. Ardından, öznitelik boyutunu küçültmek için global bir maksimum havuzlama katmanı eklendi. [1]

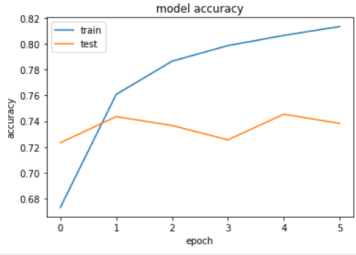
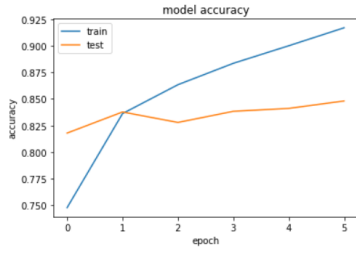
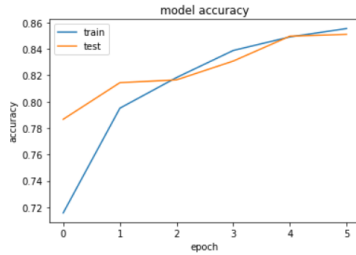
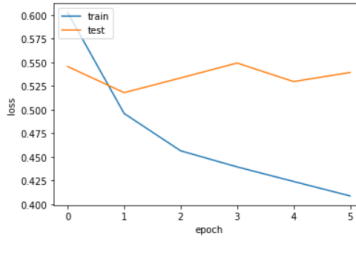
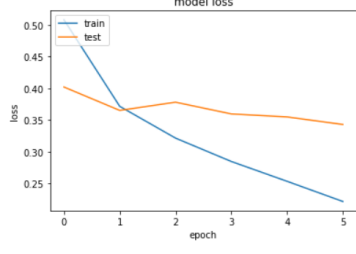
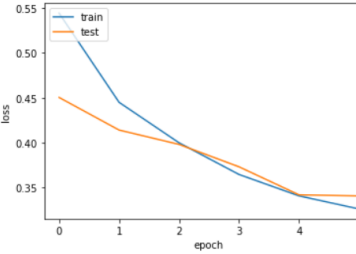
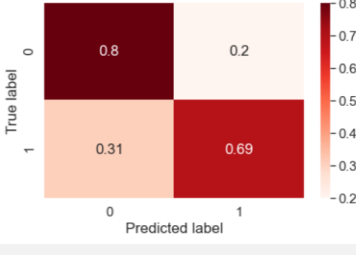
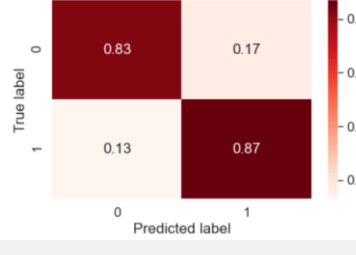
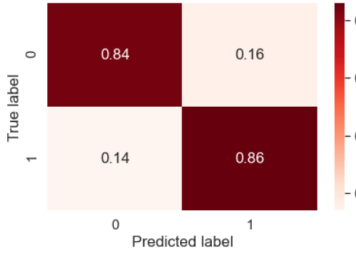
LSTM ile Sınıflandırma

LSTM, uzun vadeli bağımlılığı destekleyen RNN'nin doğaçlama bir versiyonudur. RNN'ye benzer şekilde, LSTM'nin katmanının içindedir geçici döngü vardır, ancak LSTM ve RNN arasındaki temel fark, LSTM'de bulunan girdiye göre bilgileri depolayabilen veya güncelleyebilen bellek hücresidir.

Bir LSTM hücresinde esas olarak üç geçiş katman vardır. Biri, bellek hücresinden atılması gereken bilgileri belirleyen bir Sigmoid katmanı olan **Forget Gate katmanı**dır. İkincisi, bellek hücresinde hangi yeni bilgilerin depolanacağını belirleyen **Giriş Kapısı Katmanı**dır. Üçüncüsü, karşılık gelen LSTM Hücresinin çıkışını belirleyen **Çıkış Kapısı Katmanı**dır. [1]

Literatür taraması sırasında sıralı verilerde sınıflandırma performansı yüksek olan ağlardan birinin RNN olduğu belirlenmiştir. Metin verilerinin de sıralı veriler olduğu düşünüldüğünde, Film yorumlarının sınıflandırılmasında da RNN sinir ağının varyantı olan LSTM sinir ağının da iyi bir performans sergileyeceği tahmin edilmiştir

Performans Analiz Tablosu

	MLP ile Sınıflandırma	CNN ile Sınıflandırma	LSTM ile Sınıflandırma
Accuracy Graph			
Loss Graph			
Confusion Matrix			

Modellerde kullanılan ortak parametreler:

- Gömme Katmanı: Oluşturulan tüm modellerin ortak gömme katmanlarının parametreleri
Sözcük sayısı 100
Ağırlık Matrisi Gömme matrisi
- Batch_size (MLP-CNN) 128
LSTM birimi 128
- İterasyon sayısı (epoch) 6

Performans karşılaştırılması:

- CNN modeli ile MLP modeli arasındaki eğitim ve test doğruluğu karşılaştırıldığında; CNN modelinde eğitim doğruluğunun yaklaşık %93 olduğu, MLP modelinde eğitim doğruluğunun ise yaklaşık %82 olduğu gözlemlenir. Bunun yanında CNN modelindeki test doğruluğunun yaklaşık %85 olduğu, MLP modelindeki test doğruluğunun ise %74 olduğu gözlemlenir. Yukarıdaki bilgiler sonucunda CNN modelinin MLP modeline kıyasla metinsel sınıflandırmada daha iyi performans gösterdiği gözlemlenmiştir. Ancak CNN modelinde de ortaya çıkan eğitim ve test doğruluğu arasındaki

büyük fark, modelin veriyi ezberlediğini (overfitting) ortaya koymuştur.

- LSTM modelinin test doğruluğunun CNN modelinde olduğu gibi yaklaşık %85 olduğu ve eğitim modelinin doğruluğunun ise yaklaşık %87 olduğu gözlemlenmiştir. Bu durum LSTM modelinde eğitim ve test doğruluğunun arasındaki farkın küçük olduğunu ve bu modelin diğer iki modelin aksine veriyi ezberlemediğini göstermiştir.

Çalışmanın Sonucu

Yukarıdaki grafiklerde de görüldüğü üzere LSTM modelinde eğitim ve test setleri arasındaki doğruluk farkının, basit sinir ağı ve CNN ile karşılaştırıldığında çok daha küçüktür. Benzer şekilde, kayıp değerleri arasındaki fark da ihmal edilebilir düzeydedir, bu da LSTM modelinin veriyi ezberlemediğini göstermektedir. Metinsel Film yorumlarının duygusal analizi için kullanılacak en iyi sınıflandırma modelinin RNN sinir ağının bir çeşidi olan LSTM modeli olduğu sonucuna varılmıştır.

9. KAYNAKÇA

- [1] WIKIPEDIA, «<https://en.wikipedia.org/>,»
[Çevrimiçi]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Vanishing_gradient_problem.
[Erişildi: Temmuz 2021].
- [2] A. A. Z. C. X. M. A. Zeeshan Shaukat, Şubat 2020.
[Çevrimiçi]. Available:
https://www.researchgate.net/publication/338347609_Sentiment_analysis_on_IMDB_using_lexicon_and_neural_networks.
[Erişildi: Temmuz 2021].
- [3] N. AZGINOĞLU, Temmuz 2021.
[Çevrimiçi]. Available: <http://www.nuhazginoglu.com/2018/05/15/cok-katmanli-algilayicilar-multi-layer-perceptron/>.
[Erişildi: Ağustos 2021].
- [4] B. R. R. A. L. S. Z. Md. Rakibul Haque, «Performance Analysis of Different Neural Networks for Sentiment Analysis on IMDb Movie Reviews,» Haziran 2020.
[Çevrimiçi]. Available:
[https://www.researchgate.net/publication/343046458_Performance_Analysis_of_Different_Neural_Networks_for_Sentiment_Analysis_on_IMDb_Movie](https://www.researchgate.net/publication/343046458_Performance_Analysis_of_Different_Neural_Networks_for_Sentiment_Analysis_on_IMDb_Movie_Reviews)
[Erişildi: Temmuz 2021].

10. Ek

Ekte çalışmanın implamentasyonun ve çıktılarının yer aldığı belge bulunmaktadır.