

Türkçe Twitter Verileri Üzerinde Duygu Analizi: LSTM, CNN-LSTM, BERT Algoritmalarının Karşılaştırılması

Hazal Gizem DÖNMEZ^{1,2*}, Prof.Dr. Yaşar BECERİKLİ^{1,3**}

¹ Bilgisayar Mühendisliği Bölümü / Mühendislik Fakültesi, Kocaeli Üniversitesi, Kocaeli/Türkiye

² Bilgisayar Mühendisliği Bölümü / Deniz Harp Okulu, Milli Savunma Üniversitesi, İstanbul/Türkiye

³ Adli Bilişim İhtisas Dairesi / Adli Tıp Kurumu, İstanbul/Türkiye

*205112005@kocaeli.edu.tr

**ybecerikli@kocaeli.edu.tr

(Geliş Tarihi: 08 Temmuz 2023, Kabul Tarihi: 24 Temmuz 2023)

(5th International Conference on Applied Engineering and Natural Sciences ICAENS 2023, July 10 - 12, 2023)

ATIF/REFERENCE: Dönmez, H. G. & Becerikli Y. (2023). Türkçe Twitter Verileri Üzerinde Duygu Analizi: LSTM, CNN-LSTM, BERT Algoritmalarının Karşılaştırılması. *International Journal of Advanced Natural Sciences and Engineering Researches*, 7(6), 132-138.

Özet – Duygu analizi, metinlerdeki duygusal içeriğin belirlenmesine hizmet eden doğal dil işleme bileşenidir. Sosyal medya kullanımının artmasıyla finans, tıp, medya, e-ticaret, eğitim, politika gibi birçok alanda kullanılmaya başlanmıştır. Ürün satışında müşteri memnuniyetinin ölçülmesi, ürün tanıtımında müşterilerin verdiği tepkilerin belirlenmesi, seçim kampanyalarına halkın tepkilerinin gözlenmesi gibi birçok konuda ihtiyaç duyulduğu için önemlidir. Bu çalışmada, Türkçe tweetler üzerinde duygu analizi yapılarak üç farklı derin öğrenme algoritması- LSTM (Long Short-Term Memory, Uzun Kısa Vadeli Bellek), BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers, Dönüştürücülerden Çift Yönlü Kodlayıcı Temsilleri) ve CNN (Convolutional Neural Networks, Evrişimli Sinir Ağı) - karşılaştırılmıştır. İlk olarak, Kaggle aracılığıyla Türkçe tweet veri kümesi elde edilmiştir. Excel veri kümesi Tweet ve Etiket olarak iki gruba ayrılmış olup etiketler mutlu, kızgın, korku, şaşkın ve üzgün duygularını temsil etmektedir. CNN-LSTM Hibrit modelinde, metinleri gömme için bir Embedding (Gömme) katmanı ve ardından dönüşüm için Conv1D (1 Boyutlu Evrişimli Sinir Ağı) katmanı, MaxPooling1D (Havuzlama) katmanı, LSTM katmanı ve Dense (Tam Bağlı) katmanı yer almaktadır. LSTM modelinde ise Embedding katmanı ve bir LSTM katmanı ve Dense katmanı kullanılmıştır. Son olarak, BERT modelinde Türkçe metinlere özel bir sınıflandırma kullanılmış ve metinler BERT girişine dönüştürülmüştür. Modeller eğitilirken, uygun optimizasyon algoritması, kayıp fonksiyonu ve metrikler kullanılmıştır. Üç model eğitim veri setleri üzerinde eğitilerek test veri setleri üzerinde değerlendirilmiştir. Ulaşılan sonuçlara göre modellerin doğruluk oranları karşılaştırılmıştır. Bu çalışma, Türkçe metinler üzerinde duygu analizi yapıldığında çeşitli derin öğrenme algoritmalarının performanslarını karşılaştırarak duygu analizi çalışmalarına önemli ölçüde katkıda bulunmuştur.

Anahtar Kelimeler – Duygu Analizi, Türkçe Metinler, CNN, LSTM, BERT, Derin Öğrenme

I. GİRİŞ

Duygu analizi, metin verilerindeki duygusal yönleri tanımaya ve sınıflandırmaya odaklanan bir

araştırma alanıdır. Sosyal medya platformlarındaki kullanıcı tepkilerini anlamak, pazarlama stratejileri ve kullanıcı deneyimi iyileştirmelerinden sosyal

eğilimlere ve hatta siyasi hareketlere kadar birçok alanda kritik bir rol oynamaktadır. Bu nedenle, duygu analizi alanındaki çalışmalar, metinsel içeriği doğru bir şekilde sınıflandıran etkili yöntemler geliştirmeyi amaçlamaktadır.

Bu çalışmada amacımız, metin sınıflandırma için bilinen CNN (Evrişimsel Sinir Ağı), LSTM (Uzun Kısa Süreli Bellek) ve BERT (Dönüştürücülerden Çift Yönlü Kodlayıcı Temsilleri) derin öğrenme algoritmalarını Türkçe metinler üzerinde duygu analizi yaparak performanslarını karşılaştırmak ve en iyi performansa sahip olan modeli bulmaktır.

Duygu analizi, metin verilerindeki duyguları saptamak için tasarlanmış metotlar olarak tanımlanabilir. CNN veri içindeki özellikleri vurgulamak için evrişim ve havuzlama katmanlarına sahipken LSTM zaman serileri veya metin veri serileri arasındaki uzun vadeli bağımlılıkları modellemektedir. BERT modeli ise, büyük veri kümeleri üzerinde ön eğitim yaparak eğitmeye olanak tanımaktadır.

Literatür incelendiğinde duygu analizi konusunda birçok çalışma bulunmaktadır.

Toprak, 2023 yılında Türkiye, Rusya ve Katar'daki önemli petrol endeksi ve hisse senedi fiyatlarını içeren bir veri seti kullanılarak fiyat tahmini çalışması yapmıştır. Çalışmada RFR (Random Forest Regression, Rassal Orman Regresyonu), LSTM ve CNN+LSTM yöntemlerini kullanarak sonuçları karşılaştırmıştır. Karşılaştırmalara göre en iyi sonuçları veren algoritmanın LSTM olduğu görülmüştür [14].

Yılmaz ve Orman 2021 yılında, Twitter üzerinde Covid-19 verileri ile duygu analizi çalışması gerçekleştirmiştir. Bunun için, olumlu ve olumsuz düşünceler şeklinde sınıflandırılarak derin öğrenme yöntemlerinden biri olan LSTM yapısı ve maksimum 97% doğruluk başarısı elde edilmiştir [15].

Çakmak ve Selvi, Derin Öğrenme algoritmaları olan CNN, RNN (Recurrent Neural Network, Özyinelemeli Sinir Ağı), LSTM, GRU (Gated Recurrent Unit, Kapılı Tekrarlayan Birim) kullanarak protein ikincil yapı tahmini üzerine çalışma yapmıştır. CNN modeli için 82.54%, RNN modeli için 82.06%, LSTM modeli 81.1% ve GRU modeli için 81.48% doğruluk oranlarını elde etmiştir [16].

Çetiner 2022 yılında yaptığı mahsul verim tahmini için LSTM, CNN VE CNN-LSTM hibrit derin öğrenme algoritmaları ile yaptığı çalışmada

0-1 etiketli veri seti için LSTM modeli için 88,34%, CNN modeli için 86.24% ve Hibrit model için performansı 89.71% olarak bulmuştur [17].

Çetiner 2022 yılında, LSTM, CNN VE CNN-LSTM hibrit derin öğrenme algoritmaları ile Toksik, Şiddetli Toksik, Müstehcen, Tehdit, Hakaret, Kimlik Nefreti etiketleriyle başka bir çalışma yapmıştır. CNN-LSTM Hibrit modelinin 99.41% sonucu ile en başarılı sonucu verdiğini tespit etmiştir [18].

Özbay 2022'de yaptığı çalışmada saldırgan ve saldırgan olmayan olarak etiketlenen tweetlerden oluşan veri kümesine üç makine öğrenme; SVM (Support Vector Machine, Destek Vektör Makinesi), NB (Naive Bayes), KNN (K-Nearest Neighbors, K-En Yakın Komşu), üç derin öğrenme; CNN, LSTM ve GRU ve üç transformatör tabanlı; BERT, XLNet ve ULMFIT (Universal Language Model Fine-tuning) modelleri uygulanmıştır. LMTweets kodlayıcısı veri seti üzerinden eğitilmiştir. Makine öğrenmesi algoritmaları olan NB için 0.68, SVM için 0.67, KNN için 0.53 doğruluk elde edilmiştir. SVM ve NB algoritmasının karşılaştırılabilir şekilde performans gösterdiği, KNN algoritmasının düşük performans gösterdiği gözlenmiştir. Derin öğrenme algoritmalarından CNN için 0.83, LSTM için 0.85, GRU için 0.88 doğruluk değerleri elde edilmiştir. LSTM ile CNN modellerinin yaklaşık eşit performans gösterdiği tespit edilmiştir. Transformatör modellerinden BERT için 0.83, XLNet için 0.85 ULMFIT için 0.79 doğruluk oranları elde edilmiştir. BERT modeli ile ULMFIT modeli yaklaşık olarak eşit performans göstermiştir. BERT-tabanlı mimariye dayalı bir LMTweets ile CNN hibrit modelinin ise 0,96 doğruluk oranına sahip olduğu ve çalışılan diğer modellerin performanslarından daha iyi olduğu belirlenmiştir [19].

Küçüktaş, Uysal, Hardalaç ve Biri 2021 yılında, covid-19 aşısına karşıtların arttığı zamanın tespiti için çalışma yapmıştır. Aşı karşıtlığı, anlamsızlar, aşı destekleyenler ve haber olarak 4 kategoride BERT modeli ile eğitim yapmış ve sırasıyla kategorilerde 0.99, 0.91, 0.92, 0.92 doğruluk elde etmiştir [20].

To ve arkadaşları, NB, SVM, Bi-LSTM (Bidirectional Long Short Term Memory, Çift Yönlü Uzun Kısa Süreli Bellek) ve BERT sınıflandırma metotlarını kullanarak aşı karşıtı tweetleri tespit eden ve metotların performanslarını

karşılaştıran bir çalışma yapmıştır. Tweet veri setinden yapılan çalışmanın sonucunda NB modeli için 88.8%, BERT modeli için 91.6%, Bi-LSTM modeli için 89.8%, SVM modeli için 92.3% ve doğruluk oranı elde edilmiştir [21].

Literatüre bakıldığında, bu çalışmada kullanılan 3 tahmin yönteminin (CNN-LSTM, LSTM ve BERT) kullanılıp sonuçlarının karşılaştırıldığı bir çalışmaya rastlanmamıştır.

İngilizcenin dünyada konuşulan ortak dil olması sebebiyle, duygu analizi üzerine yapılan araştırmaların ağırlıklı olarak İngilizce metinlere odaklandığı görülmektedir. Türkçe metinlerde duygu analizinin hala geliştirilmeye açık bir araştırma alan olduğu söylenebilir [22].

Bu çalışmada "Türkçe metinler üzerinde hangi algoritma daha üstün performans göstermektedir?" sorusuna yanıt aranmaktadır. Bu soruya cevap bulabilmek için Türkçe metinler üzerinde kullanılan modellerin eğitiminden sonra doğruluk oranları karşılaştırılarak; Türkçe metinlerde duygu analizi konusunda ileride yapılacak araştırmalar için bir temel oluşturulması amaçlanmaktadır.

II. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu çalışmada, Türkçe metinler üzerinde duygu analizi gerçekleştirmek için LSTM, BERT, CNN-LSTM Hibrit Modeli kullanılmaktadır. Bu algoritmalar, metin sınıflandırma alanında başarılı sonuçlar elde etmiş derin öğrenme yöntemleridir.

Veri toplama aşamasında, etiketli Türkçe metinleri içeren bir Excel veri seti Kaggle aracılığıyla elde edilmiştir [1]. Veri seti Şekil 1'de gösterilmiştir.

	Tweet	Etiket
0	Allah'ım çıldıracağım. Yemin ederim çıldıracağ...	kızgın
1	site ne zaman çalıştıda ürün stokları bitti di...	kızgın
2	Sebebi neydi ki diye bağıracağım şimdi az kaldı	kızgın
3	Black friday ne amk bu yıl çıkardınız bu bokud...	kızgın
4	kısa kısa cevaplar vericeksen niye yazıyorsun ...	kızgın
...
3995	Aynı şeyleri yapmaktan sıkıldım	üzgün
3996	Olacağı varsa oluyor ya hani, biteceği varsa d...	üzgün
3997	Çok şey istiyorum ama sonu hep fiyasko MUTSUZUM	üzgün
3998	Garip bir şekilde canım çok yanıyor moralim bozuk	üzgün
3999	Üzgünüm birazdan takipten çıkarıp hesabımı giz...	üzgün

[4000 rows x 2 columns]

Şekil 1. Veri Seti

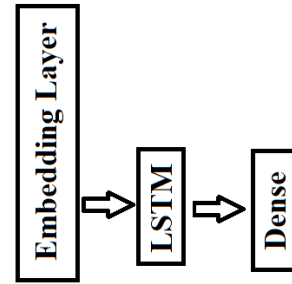
Bu veri seti, "mutlu", "kızgın", "korku", "şaşkın" ve "üzgün" olarak beş duygu sınıfını içermektedir. Toplamda 4000 adet örneğe sahip olan veri seti, 0,8 eğitim ve 0,2 test verisi olarak ayrılmıştır. Eğitim veri seti içinden 0,2'lik bir doğrulama verisi oluşturulmuştur.

Veri setinin ön işleme adımları için yaygın olarak kullanılan Türkçe doğal dil işleme kütüphaneleri kullanılmıştır. Bu kütüphaneler, metinleri düzenlemek, ön işleme adımlarını uygulamak, metinleri temizlemek ve gerektiğinde kelime dağarcığı oluşturmak gibi işlemlere sahiptir.

Eğitim aşamasında; LSTM, CNN-LSTM ve BERT algoritmaları eğitilmiştir. Bütün algoritmalar için eğitim verilerinin ne kadarlık bir parçasının aynı anda işleneceğini belirleyen toplu iş boyutu (batch size) 64 olarak belirlenmiştir.

A. LSTM

LSTM, Bir RNN mimarisidir [2].



Şekil 2. LSTM Modeli Katmanları

LSTM Modeli için üç katman kullanılmıştır. Modelin katman yapısı Şekil 2'de gösterilmektedir.

Embedding (Gömme) Katmanı Türkçe metinlerin gömülmesini sağlamaktadır. Tüm elemanları aynı uzunlukta olacak şekilde eksikleri sıfırlar ile doldurarak her kelime bir sayı vektörüne dönüştürülmüştür. Bu sayı vektörü için boyut (embedding size) 100 olarak belirlenmiştir. Eğitim sırasında model bu sayı vektörünü devamlı güncelleyerek öğrenmeyi sağlayacaktır [3].

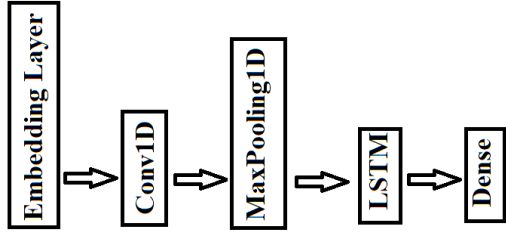
LSTM Katmanı zaman bağımlılıklarını modellemek için kullanılmaktadır. LSTM katmanında 128 nöron yer almaktadır. Ezberlemeye neden olan "Aşırı öğrenme (overfitting)"den kaçınmak için 0.2'lik "bırakma (dropout) oranı" kullanılmıştır [4].

Dense Katmanı tam bağlı (fully connected) katmandır. Sınıflandırma için kullanılmakta olup çıktı katmanıdır. Bu katmanda aktivasyon fonksiyonu olarak softmax aktivasyon fonksiyonu seçilmiştir.

LSTM için seyrek kategorik çapraz entropi (sparse categorical crossentropy) kayıp fonksiyonu ve doğruluk metriği kullanılmıştır.

B. CNN-LSTM

CNN mimarileri sınıflandırma yapacak özellikleri otomatik olarak öğrenme yeteneğine sahiptir. Hesaplama karmaşıklığını azaltmak için havuzlama katmanı kullanılmaktadır [5]. Veri artırmak adına LSTM katmanı ile model desteklenmiş ve hibrit model oluşturulmuştur [6]. Şekil 3'te CNN-LSTM modelinin katman yapısı gösterilmektedir.



Şekil 3. CNN-LSTM Hibrit Modeli Katmanları

Embedding Katmanında tüm elemanların boyutunu eşitleyerek verileri sayı vektörlerine dönüştürmektedir. Vektör boyutu 100 olarak belirlenmiştir.

Conv1D Katmanı, bir boyutlu evrişimi yalnızca bir boyutta gerçekleştiren evrişimli sinir ağı katmanıdır. Veri seti metin olduğu için Conv1D katmanı tercih edilmiştir [7]. Konvolüsyon katmanında filtre 128, kernel ise 5 olarak belirlenmiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak ReLu kullanılmıştır.

MaxPooling1D Katmanı, öznelik matrisinde pooling (havuzlama) için belirlenen boyutlarda matrisler oluşturularak verilerin hesaplanma yükünü azaltmaktadır [8]. İçeriğin indirgenmesini sağlamak için içeriğin en büyük değerini bir sonraki katmana aktarmaktadır. Bu sayede eğitim verisi üzerinde ezberlemenin engellenmesini sağlamaktadır [9], [10].

LSTM Katmanı, CNN katmanı tarafından çıkarılan özellikleri almaktadır. Metinlerin içindeki zaman bağımlılığını ve uzun vadeli bağımlılıkları modellemek için kullanılır [11].

Dense Katmanı, sınıflandırma işlemi için kullanılmaktadır. Metinlerin sahip olduğu etiketleri tahmin etmek için kullanılan aktivasyon fonksiyonu, softmax aktivasyon fonksiyonu olarak seçilmiştir.

CNN-LSTM Hibrit modelleri için seyrek kategorik çapraz entropi (sparse categorical crossentropy) kayıp fonksiyonu ve doğruluk metriği kullanılmıştır.

C. BERT

BERT modeli ise, büyük veri kümeleri üzerinde ön eğitim yapıp dil anlama yeteneklerini öğrenen ve metin sınıflandırma görevlerinde üstün başarı elde eden bir dil modelidir. Önceden eğitilmiş verinin sorunları çözmek için başka bir modele aktararak kullanılan Yapay Sinir Ağları algoritmasıdır [12].

BERT modelini otomatik olarak yüklemek için Hugging Face kütüphanesi tarafından sağlanan bir sınıf olan TFAutoModelForSequenceClassification kullanılmıştır ve beş duygu etiketi için sınıflandırma yapacak şekilde ayarlanmıştır [13]. Model derinliği, öğrenme oranı ve mini grup boyutu gibi parametreler Adam optimizasyon algoritması ile optimize edilmiştir. Modelin çıktılarındaki tahminler ile gerçek etiketler arasındaki kaybı hesaplaması için seyrek kategorik çapraz entropi hata fonksiyonu ve seyrek kategorik doğruluk (SparseCategoricalAccuracy) metriği kullanılmıştır.

Eğitim tamamlandıktan sonra, test veri seti kullanılarak tahminler ve gerçek etiketleri karşılaştırarak modellerin performansı değerlendirilmiştir. Bu karşılaştırma sonuçlarına Bulgular kısmında yer verilmiştir.

III. BULGULAR

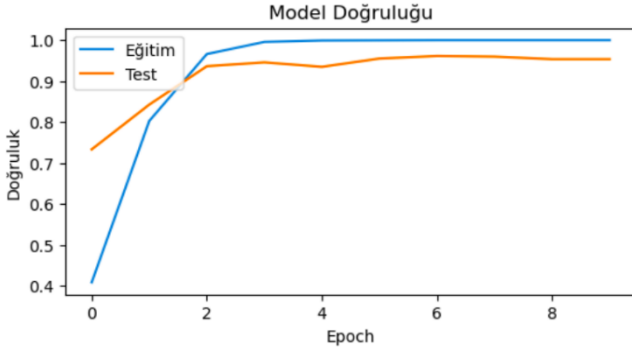
Bu çalışmada, CNN-LSTM, LSTM ve BERT algoritmaları eğitilmiştir. LSTM modelinde sadece metin verileri içindeki uzun vadeli bağımlılıkları yakalamak için tekrarlayan sinir ağı mimarisini kullanırken CNN-LSTM Hibrit modelinde, metindeki yerel özellikleri vurgulamak için evrişimli katman ve LSTM kullanılmıştır. Son olarak BERT modeli büyük veri kümeleri üzerinde ön eğitim yoluyla dil anlama yeteneklerini öğrenen ve metin sınıflandırmada üstünlük sağlayan otomatik bir dil modeli olarak kullanılmıştır.

Modellerin performansları Tablo 1'de verilmiştir.

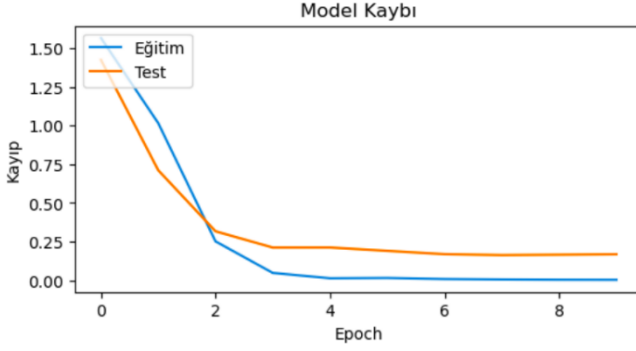
Tablo 1. Doğruluk Oranları

Modeller	Doğruluk Oranı
LSTM Modeli	0.9350000023841858
CNN-LSTM Hibrit Modeli	0.9474999904632568
BERT Modeli	0.98625

Tablo 1 incelendiğinde LSTM Modelinin başarılı sonuç verdiği gözlemlenmiştir. Her yaklaşımdaki kayıp ve elde edilen doğruluk oranı grafik olarak Şekil 4'te ve Şekil 5'te gösterilmiştir.



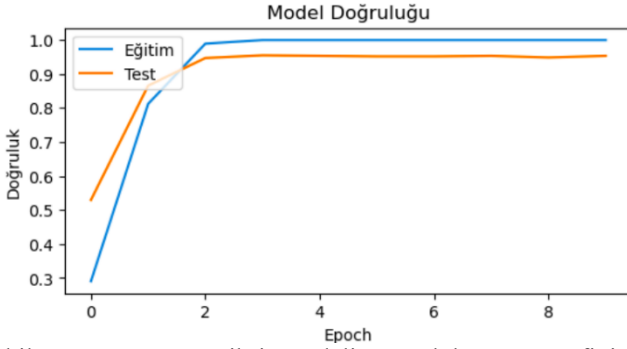
Şekil 4. LSTM Modeli Doğruluk Oranı Grafiği



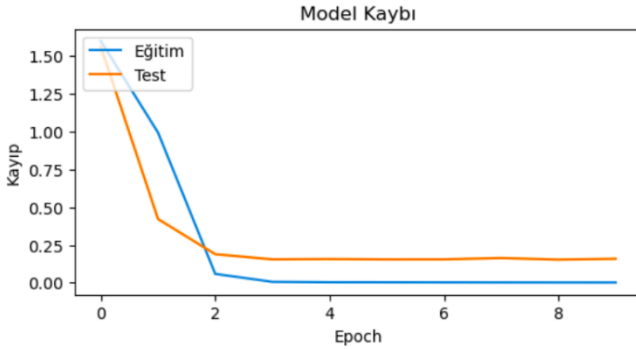
Şekil 5. LSTM Modeli Kayıp Grafiği

Tablo 1 incelendiğinde CNN-LSTM Hibrit modelinin ise LSTM modeline göre daha yüksek doğruluk oranı elde edilmiştir.

Her yaklaşımdaki kayıp ve elde edilen doğruluk oranı grafik olarak Şekil 6'da ve Şekil 7'de gösterilmiştir.



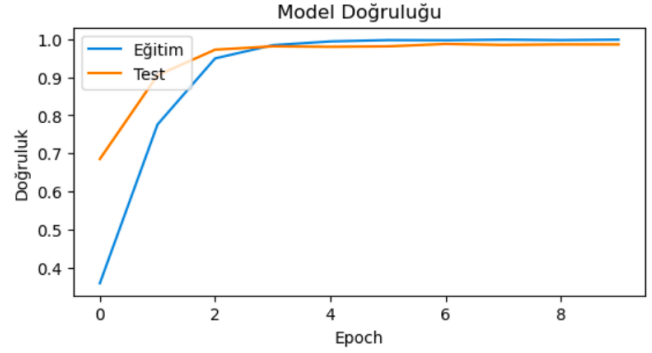
Şekil 6. CNN-LSTM Hibrit Modeli Doğruluk Oranı Grafiği



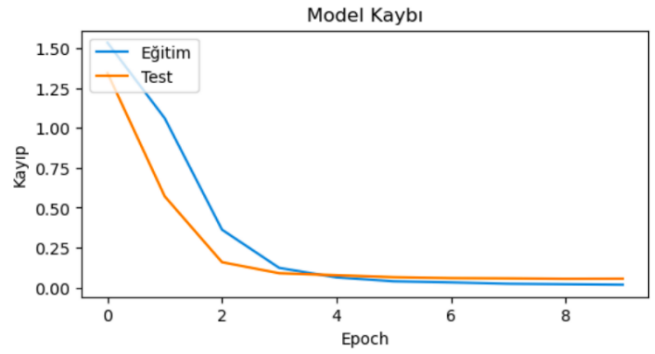
Şekil 7. CNN-LSTM Hibrit Modeli Kayıp Grafiği

LSTM ve CNN-LSTM modelleri her ne kadar çok başarılı olsa da BERT modelinde elde edilen doğruluk oranının daha başarılı olduğu görülmüştür.

Her yaklaşımdaki kayıp ve elde edilen doğruluk oranı grafik olarak Şekil 8 ve Şekil 9'da gösterilmiştir.



Şekil 8. BERT Modeli Doğruluk Oranı Grafiği



Şekil 9. BERT Modeli Kayıp Grafiği

Bulguların kullanılan dil özelliklerini dikkate alarak hangi duygu analizi yönteminin seçileceğinin karar verilmesine ve en verimli tekniğin hangisi olduğunun belirlenmesine yardımcı olabileceği düşünülmektedir.

IV. TARTIŞMA

Önceki çalışmalar incelendiğinde Makine öğrenmesi algoritmaları, Derin öğrenme algoritmaları ve Transformatör Model algoritmaları gibi farklı grup algoritmaların karşılaştırmalarına sık yer verilmediği görülmüştür [14-17].

Bu çalışmada aynı gruplara ait algoritmalar karşılaştırılırken farklı gruplara da ait modeller karşılaştırılmış ve ayrıca hibrit modele de yer verilmiştir. Transformatör Model Algoritması olan BERT, Derin öğrenme algoritması olan LSTM ve yine derin öğrenme algoritması olan CNN, LSTM katmanıyla birlikte kullanılarak CNN-LSTM hibrit model algoritması karşılaştırılmıştır.

BERT, diğer algoritmalarından farklı olarak gelen metni çift taraflı olarak incelediği için metinlerin anlamı ve kelimelerin birbiriyle olan ilişkilerini anlamada daha iyi sonuç vermektedir.

Bu yapılan karşılaştırma da bize hangi algoritmanın kullanılmasının daha verimli olacağını yanıtını vermede etkili olmuştur.

Başka yönden incelenecek olursa farklı grup algoritmaların karşılaştırmasının yapıldığı çalışmalarda ise duygu etiketlerinin pozitif, negatif, nötr gibi sınırlı etiketlerle yapıldığı gözlemlenmiştir. Duygu analizinde amaç makineye insani duyguları öğretmek olduğu için çalışmamızdaki gibi mutlu, üzgün, kızgın, şaşkın, korku gibi farklı etiketlerle analizin yapılması daha etkin olacaktır.

V. SONUÇLAR

Bu çalışmada, CNN-LSTM, LSTM ve BERT algoritmaları eğitilerek Türkçe tweet veri seti üzerinde duygu analizi gerçekleştirilmiş ve algoritmaların performansları karşılaştırılmıştır. Bulgular, Türkçe metinlerde duygu analizi için kullanılan her üç algoritmanın da etkili sonuçlar elde ettiğini göstermektedir. CNN-LSTM Hibrit modelinin LSTM modeline göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Ancak, BERT modelinin performansı incelendiğinde en yüksek doğruluk oranına sahip olduğu gözlemlenmiştir.

KAYNAKLAR

- [1] A. Güven, (2021). Turkish Tweets Dataset, Kaggle, <https://www.kaggle.com/datasets/anil1055/turkish-tweet-dataset>, [Erişim Tarihi: 15.01.2023]
- [2] Ö. F. Öztürk and E. Pashaei, "Konuşmalardaki duygunun evrimsel LSTM modeli ile tespiti," Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi, cilt 12, sayı 4, ss. 581-589, 2021.
- [3] S. E. L. İlhami and D. Hanbay, "Ön Eğitimli Dil Modelleri Kullanarak Türkçe Tweetlerden Cinsiyet Tespiti," Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, cilt 33, sayı 2, ss. 675-684, 2021.
- [4] Ş. Şahiner Yılmaz, İ. Özer, and H. Gökçen, "Türkçe Metinlerde Derin Öğrenme Yöntemleri Kullanılarak Duygu Analizi," International Symposium of Scientific Research and Innovative Studies, Vol. 22, 2021.
- [5] S. Aslan, "BiGRU-CNN Tabanlı Derin Öğrenme Modeliyle Türkiye'deki Covid-19 Aşularına Yönelik Twitter Duygu Analizi," International Journal of Pure and Applied Sciences, cilt 8, sayı 2, ss. 312-330, 2022.
- [6] O. Karasoy, "Makine öğrenmesi yöntemleri ile içerik tabanlı sms filtreleme uygulaması geliştirilmesi," Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 2019.
- [7] B. Koca, "Bilişim teknolojileri öğretmenlerinin Scratch yazılımına ilişkin özyeterlik inançlarının makine öğrenmesi ve derin öğrenme yöntemleri ile sınıflandırılması," Aksaray Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 2022.
- [8] M. Varlı and H. Yılmaz, "Kombine Derin Öğrenme Tabanlı Epileptik Nöbet Teşhisi," Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi, cilt 28, ss. 1210-1216, 2021.
- [9] H. S. Ozer, C. Demir, and G. Bilgin, "Histopatoloji Görüntülerinde Hücre Tiplerinin Yerel İkili Örüntüler Kullanılarak Sınıflandırılması," Classification of Cell Types on Histopathological Images Using Local Binary Patterns, 2019.
- [10] [B. Karaoğlan, "Görüntü İşlemenin Convolutional Neural Network (Cnn) Modeli Kullanılarak Tarımsal Alanda Uygulanması: Hastalıklı Yaprak Tespiti," Yüksek Lisans Tezi, 2022.
- [11] R. Daşgın, "Kitlesel çevrimiçi ders platformlarında kurslara yapılan yorumların metin madenciliği kullanılarak duygu analizi," Aksaray Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 2023.
- [12] O. Sevli and N. Kemaloğlu, "Olağandışı olaylar hakkındaki tweet'lerin gerçek ve gerçek dışı olarak google BERT modeli ile sınıflandırılması," Veri Bilimi, cilt 4, sayı 1, ss. 31-37, 2021.
- [13] H. Gündüz, "Derin Transformatörlerden Çift Yönlü Kodlayıcı Temsilleri Ve Destek Vektör Makineleri İle Türkçe Film Yorumları Üzerine Duygu Analizi," Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, cilt 26, sayı 2, ss. 542-549, 2023.
- [14] Ş. Toprak, "Makine öğrenmesi yöntemlerini kullanarak bir petrokimya firmasının hisse senedi fiyat tahmini," Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi, 2023.
- [15] M.C. YILMAZ, ve Z. Orman, "LSTM Derin Öğrenme Yaklaşımı ile Covid-19 Pandemi Sürecinde Twitter Verilerinden Duygu Analizi," Acta Infologica, cilt 5, sayı 2, ss. 359-372, 2021.
- [16] E. ÇAKMAK, ve İ.H. SELVİ, "Derin öğrenme (CNN, RNN, LSTM, GRU) Kullanarak Protein İkincil Yapı Tahmini," Acta Infologica, cilt 6, sayı 1, ss. 43-52, 2022.
- [17] H. ÇETİNER, "Hybrid Deep Learning Implementation for Crop Yield Prediction," Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi, cilt 23, sayı 3, ss. 648-660.
- [18] H. ÇETİNER, "Multi-Label Text Analysis With A CNN And LSTM Based Hybrid Deep Learning Model", Adıyaman Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, cilt 9, sayı 17, ss. 447-457, 2022.
- [19] E. ÖZBAY, "Transformatör-Tabanlı Evrimsel Sinir Ağı Modeli Kullanarak Twitter Verisinde Saldırganlık Tespiti", Konya Journal of Engineering Sciences, cilt 10, sayı 4, ss. 986-1001, 2022.
- [20] Ü. T. Küçüktaş vd., "COVID-19 Aşısı İçin Anti-Aşı Tweetlerinin Artan Zaman Aralıklarının BERT Modeli ile Tespiti", arXiv ön baskı arXiv:2202.00477, 2022.
- [21] Q. G. To et al., "Applying machine learning to identify anti-vaccination tweets during the COVID-19 pandemic," International Journal of Environmental Research and Public Health, vol. 18, no. 8, p. 4069, 2021.

- [22] S. Tokcaer, "Türkçe metinlerde duygu analizi," Yařar Üniversitesi E-Dergisi, cilt 16, sayı 63, ss. 1514-1534, 2021.