

T.C.

TRAKYA ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DURUŞ TESPİTİ

İBRAHİM OKAN AKVEÇ

YÜKSEK LİSANS SEMİNERİ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ

Tez Danışmanı: Dr. ÖZLEM AYDIN

EDİRNE 2024

Yüksek Lisans Semineri

Duruş Tespiti

T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü

Bilgisayar Mühendisliği

ÖZET

Doğal Dil İşleme (NLP) alanında "duruş tespiti" (stance detection), bir metin veya konuşmada yazarın veya konuşmacının belirli bir konu, olay veya tartışma hakkındaki duruşunu (tutumunu) belirlemeye yönelik bir süreçtir. Duruş tespiti, doğal dil işlemede bir sınıflandırma problemidir; Çalışmanın kapsamı bir metin için kişinin olumlu, olumsuz veya tarafsız bir duruş sergileyip sergilemediğini analiz etmeyi içerir.

Yıl : 2024

Anahtar Kelimeler : Transformers, doğal dil işleme, duruş tespiti

Master's Seminar
Stance Detection
Trakya University Institute of Natural Sciences
Department of Computer Science

ABSTRACT

In the field of Natural Language Processing (NLP), stance detection (duruş tespiti) is a method used to determine the stance (attitude) of the author or record on a particular topic, event or discussion behavior in a text or speech. Stance detection is a classification problem in natural language processing; The scope of the study involves analyzing whether a person takes a positive, negative or neutral stance for a text.

Year : 2024

Keywords : Transformers, naturel language processing, stance detection

BÖLÜM 1	6
GİRİŞ	6
BÖLÜM 2	7
Duruş Tespiti	7
2.1 Duruş Tespiti (Stance Detection)	7
2.2 Duruş Tespiti ve Duygu Analizi	8
2.2 Duruş Tespiti ve Diğer Alanlarla Olan İlişkisi	9
2.2.1 Rumour Stance Classification (Dedikodu Duruş Sınıflandırması)	10
2.2.2 Fake News Stance Classification (Sahte Haber Duruş Sınıflandırması)	10
2.2.3 Cross-target Stance Detection (Hedefler Arası Duruş Tespiti)	10
2.2.4 Multi-target Stance Detection (Çok Hedefli Duruş Tespiti)	11
2.2.5 Target-dependent Sentiment Analysis (Hedefe Bağlı Duygu Analizi).....	11
2.2.6 Aspect-based Sentiment Analysis (Özellik Bazlı Duygu Analizi)	11
2.2.7 Emotion Recognition (Duygu Tanıma)	11
2.2.6 Perspective Identification (Perspektif Belirleme)	12
2.2.8 Sarcasm/Irony Detection (İroni Tespiti).....	12
2.2.9 Controversy Detection (Tartışma Tespiti)	12
2.2.10 Argument Mining (Argüman Madenciliği)	12
2.2.11 Biased Language Detection (Önyargılı Dil Tespiti)	13
BÖLÜM 3	14
Transformer	14
3.1 Dönüştürücüler	14
3.2 Öz Dikkat Mekanizması.....	14
3.2.1 Girdi Gömmeleri	16

3.2.2 Konumsal kodlama.....	16
3.2.3 Dönüştürücü bloğu	16
3.2.4 Doğrusal ve softmax bloklar	17
BÖLÜM 4	18
Model ve Veri.....	18
4.1 Veri Toplama ve Hazırlama Süreci.....	18
4.2 Model Eğitim ve Değerlendirme Süreci	18
4.3 Model Test ve Değerlendirme Süreci.....	19
BÖLÜM 5	20
SONUÇ.....	20
Kaynakça	21

BÖLÜM 1

GİRİŞ

Duruş tespiti (duruş belirleme veya duruş sınıflandırma olarak da adlandırılır), doğal dil işleme (NLP) alanında oldukça yeni araştırma konularından biridir. Bu, alan hızla gelişmekte ve yeni çalışmalar yapılmaktadır. Genellikle, bir metin ve hedef çifti için, metin yazarının o hedefe yönelik duruşunun {olumlu, olumsuz veya tarafsız gibi} kümesinden bir sınıflandırma çıktısı olarak beklenmesi şeklinde tanımlanır.

Duruş tespiti, duygu analizi gibi diğer NLP görevleriyle benzerlik gösterir, ancak daha spesifik bir odaklanma gerektirir. Çünkü belirli bir hedefe yönelik tutumu belirlemeye çalışır.

Duruş tespiti, sosyal medya analizi, haber analizleri, pazarlama ve kamuoyu araştırmaları gibi çeşitli alanlarda yaygın ve önemli uygulamalara sahiptir. Bu uygulamalar, özellikle sosyal medya platformlarında kullanıcıların belirli konular hakkındaki tutumlarını anlamak için kullanılabilir.

Sonuç olarak, duruş tespiti, NLP alanında hızla gelişen ve önemli uygulamalara sahip yeni bir araştırma konusudur. Bu çalışma, metin yazarının belirli bir hedefe yönelik tutumunu belirlemeye odaklanır ve genellikle sınıflandırma algoritmaları kullanılarak gerçekleştirilir.

BÖLÜM 2

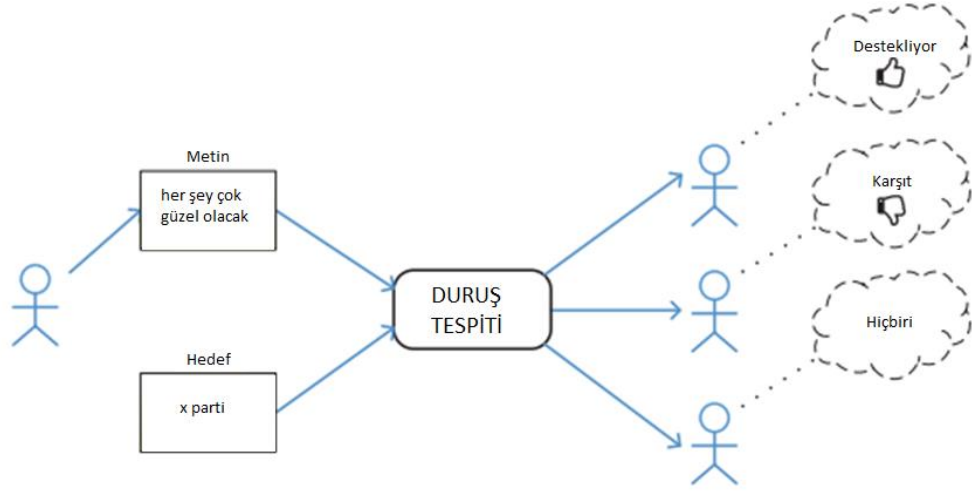
Duruş Tespiti

2.1 Duruş Tespiti (Stance Detection)

Duruş ile ilgili çalışmalar incelendiğinde birbirine yakın çeşitli tanımlar yapılmıştır. Çalışmalardaki açıklamalar incelendiğinde en kapsamlı tanımı bir dilbilimci olan John W. Du Bois tarafından yapılmıştır. Du Bois'e göre “Duruş sosyokültürel alanın herhangi bir göze çarpan boyutuna göre nesneleri eşzamanlı olarak değerlendirme, özneyi (benlik ve diğerleri) konumlandırma ve diğer konulara hizalama yoluyla açık iletişim araçlarıyla diyolojik olarak gerçekleştiren bir sosyal aktör tarafından gerçekleştirilen kamusal bir eylemdir. “[Du Bois, 2007]. Bu tanımdan yola çıkarak duruş tespiti için bir kişinin belirli bir hedefle ilgili bakış açısı, görüşü veya yargısı diyebiliriz.

Doğal dil metinlerinde duruş tespiti, metin üreticisinin bir hedefe veya bir dizi hedefe yönelik konumuyla (veya duruşuyla) ilgilidir. Duruş tespitine yönelik ilk çalışmalar, çevrimiçi tartışma forumlarında insanların ideolojik veya tartışmalı konulara yönelik duruşlarını belirlemeyi amaçlamaktadır. Daha yakın bir tarihte, yıllık Semantik Değerlendirme Çalıştayı (SemEval) kapsamında 2016 yılında tweet'ler üzerinde bir duruş tespiti yarışması yapılmış ve 2017'de sahte haber tespiti için bir duruş tespiti yarışması (Sahte Haber Mücadelesi) düzenlenmiştir.

Duruş tespiti, aynı zamanda söylenti tespitinde de kullanılmaktadır. Bu ilerlemeyle birlikte, duruş tespiti yapılan metin türleri artık sosyal medya metinleri, haber makaleleri ve haberler üzerine çevrimiçi kullanıcı yorumlarını da kapsamaktadır.



Şekil 1 Duruş Tespiti

Duruş tespiti, duygu analiziyle yakından ilgili olduğu düşünülen bir araştırma konusudur ve genel olarak metin üreticisinin bir hedefe yönelik duruşunun (Destekliyor, Karşıt veya Hiçbiri olarak) tespiti olarak tanımlanır.

Duruş Tespiti, bir metin parçası ve bir hedef çifti için metnin yazarının duruşunun (tutumunun) “Destekliyor” (Favor), “Karşıt” (Against) ve “Hiçbiri” (Neither) etiketlerinden biri ile sınıflandırılması problemidir.

Duruş tespitinde hedef; olay, fikir, ürün, insan veya bir hareket olabilir. Hedef metin içerisinde açıkça geçebilir veya geçmeyebilir.

Literatür incelemesi yapıldığında Türkçe dili için yapılan otomatik duruş tespiti çalışmalarının oldukça az olduğu görülmektedir. Bunun en önemli sebebi yeterli sayıda Türkçe duruş veri setinin bulunmamasıdır.

2.2 Duruş Tespiti ve Duygu Analizi

Duruş tespiti, duygu analizinin bir alt sınıfı olarak kabul edilir. Bu, her iki alanda metin yazarının duyguları veya tutumları hakkında bilgi edinmeye odaklandığını gösterir. Ancak farklı odak noktaları vardır. Her iki alanda çoğunlukla sosyal medya metinlerinde, özellikle tweetlerde uygulanır. Sosyal medya, kullanıcıların düşüncelerini ve duygularını paylaştıkları önemli bir platform olduğu için, bu görevler sosyal medya analizinde kritik öneme sahiptir.

Duygu analizinde, metin yazarının genel duygusu (Pozitif, Negatif, Nötr) incelenir. Örnek olarak bir ürün hakkında yazılan bir tweetin pozitif veya negatif olduğunu

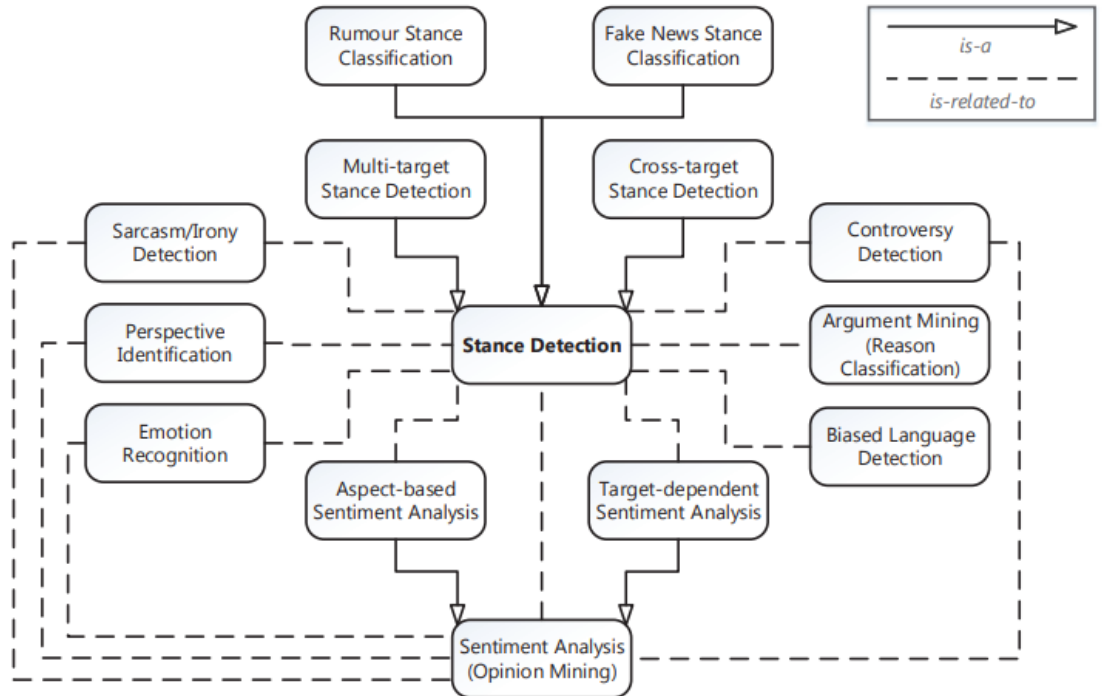
belirlemek işlemi bir ürün ile ilgili olarak duygunun tespiti verilebilir. [Liu 2010; Pang ve Lee 2008; Ravi ve Ravi 2015]

Duruş tespitinde ise, metin yazarının belirli bir hedef (varlık, olay vb.) hakkındaki duruşu incelenir. Bu duruş, metinde açıkça veya örtük olarak ifade edilebilir. Örneğin, belirli bir politikacı hakkındaki duruşun olumlu veya olumsuz olup olmadığını belirlemek. Burada metin yazarının duygusu pozitif olabilir fakat duruşu olumsuz olarak tespit edilebilir.

Özetle, duruş tespiti ve duygu analizi, sosyal medya analizinin önemli bileşenleridir. Her iki alanda metin yazarlarının duygularını ve tutumlarını anlamaya odaklanır. Ancak duruş tespiti belirli bir hedefe yönelik tutumu belirlemeye çalışır. Bu görevler, bilgi erişim ve metin analizi sistemlerinde değerli bileşenler olarak önemli bir rol oynar.

2.2 Duruş Tespiti ve Diğer Alanlarla Olan İlişkisi

Duruş tespiti, doğal dil işleme alanında önemli bir araştırma konusudur. Bu alanda ana konulardan biri olarak kabul edilir ve birçok alt dalları ve ilişkili alanları vardır.



Şekil 2 Duruş Tespiti ve diğer alanlarla olan ilişkisi

2.2.1 Rumour Stance Classification (Dedikodu Duruş Sınıflandırması)

Sosyal medya ve çevrimiçi platformlarda yayılan bilgi parçalarının doğruluğunu belirlemeye yönelik bir süreçtir. Bu işlem, bilgi parçasının (dedikodu) gerçek mi, sahte mi, yanıltıcı mı yoksa güvenilir mi olduğunu tespit etmeye çalışır. Dedikodu tespiti, yanlış bilgi yayılmasını önlemek, kamuoyunu doğru bilgilendirmek ve güvenilir bilgi kaynaklarını ayırt etmek için kritik öneme sahiptir. [Bondielli 2019]

Dedikodu tespiti, yanlış bilgilendirme ve dezenformasyonun yayılmasını engellemede önemli bir araçtır. Özellikle sosyal medya platformlarında hızla yayılan yanlış bilgiler, toplumda kaosa ve yanlış yönlendirmelere neden olabilir. Bu nedenle, dedikodu tespiti üzerine yapılan araştırmalar, daha güvenilir bilgi ortamları oluşturmak ve doğru bilginin yayılmasını sağlamak için önemlidir.

"is-a" ilişkisi: Dedikoduya yönelik duruş tespiti, duruş tespiti alanının bir parçasıdır.

2.2.2 Fake News Stance Classification (Sahte Haber Duruş Sınıflandırması)

Sahte haber duruş tespiti, belirli bir haber veya bilgi parçasına karşı bireylerin veya sistemlerin duruşunu (tutumunu) belirlemeye yönelik bir süreçtir. Bu süreç, belirli bir haberin veya iddianın doğru olup olmadığına dair doğrudan bir yargıya varmak yerine, insanların veya algoritmaların bu habere nasıl tepki verdiğini anlamaya çalışır.[Umer 2020]

"is-a" ilişkisi: Sahte haberler için duruş tespiti, duruş tespiti alanının bir parçasıdır.

2.2.3 Cross-target Stance Detection (Hedefler Arası Duruş Tespiti)

Hedefler arası duruş tespiti, doğrudan ifade edilmeyen tutumları anlamak ve analiz etmek için kritik bir araçtır. Bu yöntem, kullanıcıların dolaylı ifadelerinden ve farklı konulara yönelik tutumlarından hareketle, belirli bir konuya yönelik tutumlarını daha kapsamlı bir şekilde tespit etmeye yardımcı olur. Bu da, sosyal medya analizinden pazarlama stratejilerine kadar birçok alanda değerli bilgiler sunar.[Zhang 2020]

"is-a" ilişkisi: Hedefler arası duruş tespiti, genel duruş tespiti alanının bir parçasıdır.

2.2.4 Multi-target Stance Detection (Çok Hedefli Duruş Tespiti)

Çok hedefli duruş tespiti, bir metnin birden fazla hedefe yönelik tutumunu belirlemeyi amaçlayan bir süreçtir. Yani, aynı metinde farklı konulara, kişilere veya olaylara karşı gösterilen tutumlar ayrı ayrı tespit edilir. [Vamvas 2020]

"is-a" ilişkisi: Birden fazla hedef için duruş tespiti, duruş tespiti alanının bir parçasıdır.

2.2.5 Target-dependent Sentiment Analysis (Hedefe Bağlı Duygu Analizi)

Hedefe bağlı duygu analizi, bir metindeki belirli bir hedefe (örneğin, bir kişi, ürün veya olay) yönelik duygu veya tutumu belirlemeyi amaçlayan bir süreçtir. Bu analiz, metnin genel duygusunu değil, belirli hedeflere yönelik duygusal ifadeleri değerlendirir[Jiang 2011].

"is-related-to" ilişkisi: Hedefe bağlı duygu analizi, duruş tespiti ile ilişkilidir.

2.2.6 Aspect-based Sentiment Analysis (Özellik Bazlı Duygu Analizi)

Özellik bazlı duygu analizi, bir metindeki belirli özellikler veya yönler (aspects) hakkında ifade edilen duyguları tespit etmeyi amaçlayan bir duygu analizi türüdür. Bu yöntem, genel duygudan ziyade, belirli özellikler hakkında ne tür duyguların ifade edildiğini analiz eder. [Hoang 2019]

"is-related-to" ilişkisi: Özellik bazlı duygu analizi, duruş tespiti ile ilişkilidir.

2.2.7 Emotion Recognition (Duygu Tanıma)

Duygu Tanıma, doğal dil işleme alanında duygusal ifadeleri anlama ve çözümleme sürecidir. Bu alan, metin veya konuşma verilerinden duygusal durumları tespit etmeyi ve anlamayı amaçlar. Duygu tanıma, genellikle metinlerdeki veya konuşmalardaki duygusal ifadeleri tespit etmeyi amaçlar. Özellikle sosyal medya platformları gibi büyük veri kaynaklarından gelen zengin konuşma verilerini kullanarak, insanların duygusal durumlarını anlama ve analiz etme yeteneği sunar. [Poria 2019]

"is-related-to" ilişkisi: Duygu tanıma, duruş tespiti ile ilişkilidir.

2.2.6 Perspective Identification (Perspektif Belirleme)

Perspektif Tanıma, doğal dil işleme alanında metinlerdeki farklı bakış açılarını veya perspektifleri tanımlama ve analiz etme sürecidir. Bu alan, metinlerdeki ifadelerin hangi bakış açısından yapıldığını anlama üzerine odaklanır. Özellikle tartışma forumları, sosyal medya ve haber metinleri gibi kaynaklardan gelen verilerde farklı perspektiflerin tespit edilmesi ve analiz edilmesi gerekliliği önem kazanmaktadır.[Grishman 2007]

"is-related-to" ilişkisi: Perspektif belirleme, duruş tespiti ile ilişkilidir.

2.2.8 Sarcasm/Irony Detection (İroni Tespiti)

İroni Tespiti, doğal dil işleme alanında metinlerdeki ironik ifadeleri tespit etme ve anlama sürecidir. Bu alan, metinlerdeki söylenenin gerçek niyetini veya tonunu doğru bir şekilde yorumlayarak ironi içeren ifadeleri tanımlamayı hedefler. [Potamias 2020]

"is-related-to" ilişkisi: İroni veya taşlama tespiti, duruş tespiti ile ilişkilidir.

2.2.9 Controversy Detection (Tartışma Tespiti)

Tartışma tespiti, doğal dil işleme alanında metinlerdeki tartışmalı konuları veya çelişkili görüşleri tanımlama ve analiz etme sürecidir. Bu alan, genellikle metinlerdeki argümanların farklı taraflarını veya farklı görüşleri belirlemeyi ve bu konuların potansiyel tartışmaları tetikleyebileceğini anlamayı amaçlar. [Zarate 2020]

"is-related-to" ilişkisi: Tartışma tespiti, duruş tespiti ile ilişkilidir.

2.2.10 Argument Mining (Argüman Madenciliği)

Argüman Madenciliği, doğal dil işleme alanında metinlerdeki argümanları tanımlama ve analiz etme sürecidir. Bu alan, metinlerdeki argüman yapılarını belirleyerek, farklı görüşleri veya argümanları ortaya çıkararak metinlerdeki mantıksal yapıları anlamayı amaçlar. [Lawrence 2019]

"is-related-to" ilişkisi: Argüman madenciliği, duruş tespiti ile ilişkilidir.

2.2.11 Biased Language Detection (Önyargılı Dil Tespiti)

Önyargılı Dil Tespiti, doğal dil işleme alanında metinlerdeki önyargılı veya taraflı dil kullanımını tanımlama ve analiz etme sürecidir. Bu alan, metinlerdeki dil kullanımının nesnelliğini veya tarafsızlığını değerlendirerek, belirli grupları veya konuları haksız veya yanlış bir şekilde temsil edebilecek ifadeleri tespit etmeyi amaçlar. [Tiya Vaj]

"is-related-to" ilişkisi: Önyargılı dil tespiti, duruş tespiti ile ilişkilidir.

BÖLÜM 3

Transformer

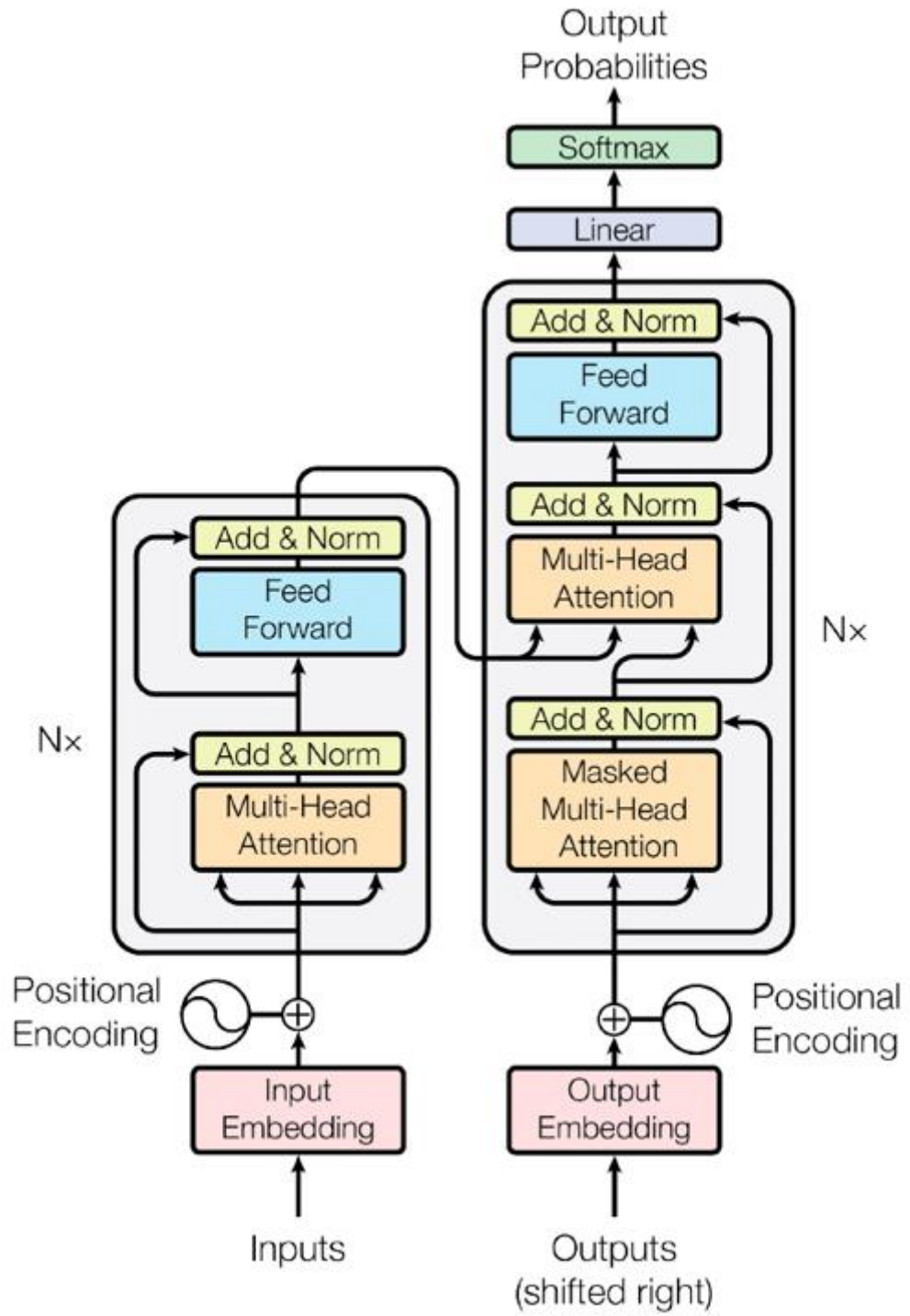
3.1 Dönüştürücüler

Veri dizileriyle ilgilenen geleneksel sinir ağları genellikle bir kodlayıcı/kod çözücü mimarisi deseni kullanır. Kodlayıcı, İngilizce bir cümle gibi giriş verileri dizisinin tamamını okuyup işler ve bu diziyi kompakt bir matematiksel temsile dönüştürür. Bu temsil, girdinin özünü yakalayan bir özetir. Ardından, kod çözücü bu özeti alır ve adım adım, Fransızcaya çevrilmiş aynı cümle olabilecek çıktı dizisini üretir.

3.2 Öz Dikkat Mekanizması

Dönüştürücü modelleri, *öz dikkat mekanizması* adı verilen bir mekanizmayı dahil ederek bu süreci değiştirir. Mekanizma, verileri sırayla işlemek yerine modelin dizinin farklı bölümlerine aynı anda bakmasını ve hangi parçaların en önemli olduğunu belirlemesini sağlar.

Öz dikkat mekanizması, modelin yoğun bir veri içindeyken, daha az önemli veriler yerine daha çok önemli veriler üzerine odaklanması sağlar. İlgili bilgi parçalarına daha fazla dikkat eder ve daha iyi çıktı tahminlerinde bulunmak için bunları birleştirir. Bu mekanizma, dönüştürücüleri daha verimli hâle getirerek daha büyük veri kümeleri üzerinde eğitilmelerini sağlar. Ayrıca söz konusu mekanizma, özellikle çok eskiden gelen bağlamın sonra gelenin anlamını etkileyebileceği uzun metin parçalarıyla uğraşırken daha etkilidir.



Şekil 3 Transformers Mimarisi

3.2.1 Girdi Gömmeleri

Bu aşama, girdi dizisini yazılım algoritmalarının anladığı matematiksel etki alanına dönüştürür. Girdi dizisi, ilk olarak bir dizi belirtece veya bireysel dizi bileşenine ayrılır. Örneğin girdi bir cümle ise belirteçler kelimelerdir. Gömme, daha sonra belirteç dizisini matematiksel bir vektör dizisine dönüştürür. Vektörler, sayılar olarak temsil edilen semantik ve söz dizimi bilgilerini taşır ve bunların öznitelikleri eğitim sürecinde öğrenilir.

3.2.2 Konumsal kodlama

Konumsal kodlama, dönüştürücü mimarisinde çok önemli bir bileşendir çünkü modelin kendisi doğal olarak sıralı verileri sırayla işlemez. Dönüştürücünün, girdi dizisindeki belirteçlerin sırasını dikkate almanın bir yoluna ihtiyacı vardır. Konumsal kodlama, dizideki konumunu belirtmek için her belirtecın gömmesine bilgi ekler. Bu işlem genellikle her belirtecın gömmesine eklenen benzersiz bir konumsal sinyal üreten bir dizi işlev kullanılarak yapılır. Konumsal kodlama ile model, belirteçlerin sırasını koruyabilir ve dizi bağlamını anlayabilir.

3.2.3 Dönüştürücü bloğu

Tipik bir dönüştürücü modeli, birlikte yığılmış birden fazla dönüştürücü bloğuna sahiptir. Her dönüştürücü bloğunun çok başlı bir öz dikkat mekanizması ve konum bazlı bir beslemeli sinir ağı olmak üzere iki ana bileşeni vardır. Öz dikkat mekanizması, modelin dizi içindeki farklı belirteçlerin önemini tartmasını sağlar. Bu mekanizma, tahminlerde bulunurken girdinin ilgili kısımlarına odaklanır.

Örneğin "*Eli kulağında, birazdan gelir.*" ve "*Yardımcısı onun eli ayağı.*" cümlelerini düşünün. Her iki cümlede de *eli* kelimesinin anlamı yanındaki kelimelere bakılmadan anlaşılamaz. *Kulağında* ve *ayağı* kelimeleri doğru anlamı elde etmek için esastır. Öz dikkat, ilgili belirteçlerin bağlama yönelik gruplandırılmasını sağlar.

Beslemeli katman, dönüştürücü modelinin daha verimli çalışmasına ve çalışmasına yardımcı olan ek bileşenlere sahiptir. Örneğin her dönüştürücü bloku şunları içerir:

- Kısayol gibi çalışan iki ana bileşenin çevresindeki bağlantılar. Bu bağlantılar, aradaki belirli işlemleri atlayarak ağın bir bölümünden diğerine bilgi akışını sağlar.

- Modelin sorunsuz bir şekilde çalışması için sayıları (özellikle ağıdaki farklı katmanların çıktılarını) belirli bir aralığın içinde tutan katman normalleştirme.
- Doğrusal dönüştürme, modelin, üzerinde eğitildiği görevi daha iyi yerine getirmek için değerleri ayarlayacağı şekilde işler (çevirinin aksine belge özeti gibi).

3.2.4 Doğrusal ve softmax bloklar

Sonunda modelin, bir dizideki bir sonraki kelimeyi seçmek gibi somut bir tahminde bulunması gerekir. Doğrusal bloğun devreye girdiği yer burasıdır. Burası son aşamadan önce yoğun bir katman olarak da bilinen tamamen bağlı başka bir katmandır. Bu katman, vektör alanından orijinal girdi etki alanına öğrenilmiş bir doğrusal eşleme gerçekleştirir. Bu önemli katman, modelin karar verme bölümünün karmaşık iç temsilleri aldığı ve bunları yorumlayıp kullanabileceğiniz belirli tahminlere dönüştürdüğü yerdir. Bu katmanın çıktısı, her olası belirteç için bir dizi puandır.

Softmax işlevi, bu dizi puanlarını alan ve bunları bir olasılık dağılımı şeklinde normalleştiren son aşamadır. Softmax çıktısının her ögesi, modelin belirli bir sınıfa veya belirtece olan güvenini temsil eder.

BÖLÜM 4

Model ve Veri

Transformers tabanlı bir model kullanarak bir duruş tespiti (stance detection) projesi yapmak için aşağıdaki adımlar izlenecektir.

4.1 Veri Toplama ve Hazırlama Süreci

İlgili konular veya tartışma başlıklarıyla ilgili metin verileri Twitter (X) platformundan toplanacaktır.

Toplanan veri kümesi pozitif (destekleyici), negatif (karşıt), veya tarafsız olacak şekilde duruş etiketleriyle etiketlenecektir.

Veri kümesi önışleme sürecinden geçecektir. Bu süreç içerisinde metin verileri için; gereksiz karakterleri kaldırmak, metinleri küçük harflere dönüştürmek, özel karakterleri ve sayıları temizlemek gibi işlemler uygulanacaktır.

Önışlemenden geçen metin verileri token'lere ayrılacaktır (tokenization) ve tokenlar sayısallaştırılacaktır. Bu adım, verileri Transformer modellerinin girdi olarak alabileceği forma getirecektir.

Transformer tabanlı bir model seçilecektir, örneğin BERT, GPT, RoBERTa.

4.2 Model Eğitim ve Değerlendirme Süreci

Seçilen modeli sıfırdan eğitmek yerine, daha önceden eğitilmiş ağırlıklarla kullanmak için dil işleme kütüphanelerinden (örneğin Hugging Face Transformers veya TensorFlow) yararlanılacaktır.

Eğitim veri kümesi kullanılarak model eğitilecektir. Eğitim sürecinde, belirli bir ölçüte (örneğin doğruluk, hassasiyet) göre model değerlendirilecek ve hiperparametreleri ayarı yapılacaktır.

Eğitim veri kümesi üzerinde overfitting'i (aşırı uyum) önlemek için gerekli önlem adımları uygulanacaktır, örneğin veri artırma (data augmentation) gibi.

4.3 Model Test ve Değerlendirme Süreci

Eğitilen modelinizi doğrulama veri kümesi ile test edilecektir. Bu adımda, modelin genelleme yeteneği ve performansı değerlendirilecektir. Metrikler aracılığıyla modelin başarımı ölçülecektir, örneğin, accuracy, precision, recall, F Score gibi.

Modelinizin performansını iyileştirmek için gerektiğinde model yeniden eğitilecek veya hiperparametreleri ayarları değiştirilecektir.

Elde edilen sonuçları yorumlanacak ve modelin duruş tespiti üzerindeki başarısı gözden geçirilecektir. Gerekirse, yeni veri eklenecek veya modelinizin mimarisinde güncellemeler yapılarak, iyileştirmeler elde edilmeye çalışılacaktır.

Akabinde model, bir sunucu üzerinde gerçek zamanlı veri üzerinde çalışacak şekilde bir web sitesi arayüzü ile entegre edilecek ve güncel konular hakkında otomatik bir şekilde veri beslemesi sağlanmaya çalışılacaktır.

BÖLÜM 5

SONUÇ

Bu çalışma, doğal dil işleme alanında duruş tespiti konusunda Transformer tabanlı model geliştirmeyi amaçlamaktadır. Transformer tabanlı modeller, metinlerdeki duruşları belirlemek için derin öğrenme prensiplerini kullanarak çalışır. Özellikle BERT, GPT ve benzeri Transformer modelleri, metinlerdeki kelime sıralamasını ve bağlamı dikkate alarak karmaşık dil yapılarını analiz eder ve bir metnin belirli bir konuya veya görüşe karşı pozitif, negatif veya tarafsız bir duruş sergileyip sergilemediğini tahmin eder.

Transformer tabanlı modellerin avantajları arasında, büyük miktarda veri üzerinde eğitilerek dildeki özgünlük ve çok katmanlı ifadeleri daha iyi kavrayabilme kapasiteleri bulunur. Bu modeller ayrıca, belirli bir konu veya görüş hakkında kullanıcıların çeşitli ifadelerini anlayarak, duygusal ve tarafsız duruşları doğru bir şekilde sınıflandırabilir.

Duruş tespiti modelleri; Sosyal Medya Analizi, Haber Analizi, Siyasi Analiz, Ürün İncelemeleri ve Pazarlama, Kamuoyu Araştırmaları gibi çeşitli alanlarda kullanılabilir, belirli bir konu veya görüş hakkındaki tutumları anlamak ve değerlendirmek için güçlü, hızlı ve otomatik bir araç sağlar.

Kaynakça

1. Bing Liu. 2010. Sentiment analysis and subjectivity
2. Bo Pang and Lillian Lee. 2008. Opinion mining and sentiment analysis. Foundations and Trends® in Information Retrieval
3. Kumar Ravi and Vadlamani Ravi. 2015. A survey on opinion mining and sentiment analysis: Tasks, approaches and applications.
4. Dilek Küçük ve Fazlı Can. 2019. A Tweet Dataset Annotated for Named Entity Recognition and Stance Detection
5. Dilek Küçük ve Fazlı Can. 2020. Stance Detection in Turkish Tweets
6. Dilek Küçük ve Fazlı Can. 2020. Stance Detection: A Survey
7. Stance Detection with Bidirectional Conditional Encoding
8. John W. Du Bois. 2007. The stance triangle
9. Isabelle Augenstein and Tim Rocktaschel and Andreas Vlachos and Kalina Bontcheva. 2016. Stance Detection with Bidirectional Conditional Encoding
10. Alessandro Bondielli and Francesco Marcelloni. 2019. A survey on fake news and rumour detection techniques
11. Muhammad Umer and Zainab Imtiaz Fake News Stance Detection Using Deep Learning Architecture
12. Bowen Zhang, Min Yang, Xutao Li, Yunming Ye, Xiaofei Xu, Kuai Dai . 2020. Enhancing Cross-target Stance Detection with Transferable Semantic-Emotion Knowledge
13. Jannis Vamvas, Rico Sennrich. 2020. A Multilingual Multi-Target Dataset for Stance Detection
14. Long Jiang, Mo Yu, Ming Zhou, Xiaohua Liu, Tiejun Zhao, 2011. Target-dependent Twitter Sentiment Classification
15. Mickel Hoang, Oskar Alija Bihorac, Jacobo Rouces. 2019. Aspect-Based Sentiment Analysis using BERT
16. Soujanya Poria; Navonil Majumder; Rada Mihalcea; Eduard Hovy. 2019. Emotion Recognition in Conversation: Research Challenges, Datasets, and Recent Advances
17. R Grishman. 2007. An information extraction perspective
18. Rolandos Alexandros Potamias, Georgios Siolas & Andreas - Georgios Stafylopatis. 2020. A transformer-based approach to irony and sarcasm detection
19. Juan Manuel Ortiz de Zarate, Marco Di Giovanni, Esteban Zindel Feuerstein, and Marco Brambilla Authors Info & Claims. 2020. Measuring Controversy in Social Networks Through NLP
20. John Lawrence, Chris Reed. 2019. Argument Mining: A Survey
21. Tiya Vaj. Bias detection in NLP