Teknoloji Fakültesi

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ

YAPAY SİNİR AĞLARI TEKNOLOJİLERİNİN MULTİMODÜLER VERİ SETLERİ İLE DUYGU ANALİZİ ÜZERİNE PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ

BİTİRME PROJESİ

Bilgisayar Mühendisliği Bölümü

DANIŞMAN

Doç. Dr. Ayşe Berna ALTINEL

İSTANBUL, 2025

MARMARA ÜNİVERSİTESİ
TEKNOLOJİ FAKÜLTESİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ

Marmara Üniversitesi Teknoloji Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği Öğrencileri Rabia Şevval AYDIN ve Sude Nur TUNGAÇ tarafından "**YAPAY SİNİR AĞLARI TEKNOLOJİLERİNİN MULTİMODÜLER VERİ SETLERİ İLE DUYGU ANALİZİ ÜZERİNE PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ**" başlıklı proje çalışması, 19/06/2025 tarihinde savunulmuş ve jüri üyeleri tarafından başarılı bulunmuştur.

Jüri Üyeleri

Doç. Dr. Ayşe Berna ALTINEL	**(Danışman)**	
Marmara Üniversitesi		……
Dr. Öğr. Üyesi Neşe ÖZDEMİR	(Üye)	
Marmara Üniversitesi		……
Arş. Gör. Nursaç KURT	(Üye)	
Marmara Üniversitesi		……

ÖNSÖZ

Bitirme tezi süresi boyunca karşılaştığımız tüm zorluklarda sabırla yanımızda olan, bilgi ve deneyimleriyle bize yol gösteren, tez konumuzun şekillenmesinde yönlendirmeleri ile katkı sağlayan çok değerli danışman hocamız Sayın Doç. Dr. Ayşe Berna ALTINEL'e en içten teşekkürlerimizi sunarız.

Projenin hazırlanması ve lisans sürecimiz boyunca yardımını esirgemeyen tüm öğretim üyelerimize, maddi ve manevi desteklerini esirgemeyen ailelerimize ve çalışma arkadaşlarımıza teşekkür ederiz.

İÇİNDEKİLER

ÖZET

YAPAY SİNİR AĞLARI TEKNOLOJİLERİNİN MULTİMODÜLER VERİ SETLERİ İLE DUYGU ANALİZİ ÜZERİNE PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ

Bu tez çalışmasında, diyaloglarda duygu analizi yapılmasının zorluğu ile ilgili problemlere çözüm olarak yapay sinir ağları teknolojilerinin performansları incelenmiştir. Metin, ses ve görüntü olmak üzere farklı modaliteleri sağlayan veri setleri, insan duygularının daha doğru ve kapsamlı bir şekilde analiz edilebilmesi için gereklidir. Bu yapıya sahip MELD ve IEMOCAP veri seti üzerinde farklı sinir ağı modelleri kullanılarak deneyler gerçekleştirilerek duygu analizi konusunda en optimal modellerin tespit edilmesi için çalışmalar yapılmıştır.

Elde edilen sonuçlar genellikle duygu analizi çalışmalarında birden çok modalitenin aynı anda kullanıldığı durumların tekli modaliteye göre daha başarılı performans gösterdiğini kanıtlamıştır.

Haziran, 2025

Sude Nur TUNGAÇ
Rabia Şevval AYDIN

ABSTRACT

PERFORMANCE EVALUATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES ON EMOTION ANALYSIS WITH MULTIMODAL DATASETS

In this thesis, performance of artifical neural network Technologies was evaluated as a solution to challenges of emotion analysis in dialogues. Datasets with multiple modalities, such as text, audio and visual data, are essential for achieving more accurate and comprehensive understanding of human emotions. To find optimal model types, experiments were conducted using various neural network models on MELD and IEMOCAP datasets, both having multimodular structures.

The results demonstrate that in most cases, using multiple modalities simultaneoulsy gives better performance compared to single modality approaches.

June, 2025

Sude Nur TUNGAÇ

Rabia Şevval AYDIN

SEMBOLLER

σ **:** aktivasyon fonksiyonu

$\sum$ **:** toplam sembolü

KISALTMALAR

1D-CNN : one-dimensional convolutional neural network

ATOMIC : atlas of machine commonsense

AVEC : audio/visual emotion challenge

BC-LSTM / bcLSTM: bidirectional contextual long short-term memory

CMN : conversational memory network

CMU-MOSEI : carnegie mellon university - multimodal opinion sentiment and emotion intensity

CMU-MOSI : carnegie mellon university - multimodal opinion sentiment intensity

CMU-MOUD : carnegie mellon university - multimodal opinion utterance dataset

COMET : commonsense transformers

ConGCN : contextual graph convolutional network

COSMIC :commonsense knowledge for emotion identification in conversations

DialogueGCN : dialogue graph convolutional network

DialogueRNN : dialogue recurrent neural network

EmbraceNet : embedding-based multimodal fusion network

ERC : emotional recognition in conversations

FaceNet : face recognition network

GCN : graph convolutional network

GPT : generative pre-trained transformer

GRU : gated recurrent unit

ICON : improved context-aware network

IEMOCAP **:** interactive emotional dyadic motion capture

Masked NLL-Loss **:** masked negative log-likelihood loss

MELD **:** multimodal emotion lines dataset

MFN **:** memory fusion network

MOSEI **:** multimodal corpus of sentiment intensity

MOUD **:** multimodal opinion utterances dataset

openSMILE **:** open-source speech and music interpretation by large-space extraction

RNN **:** recurrent Neural Network

RoBERTa **:** robust optimized BERT pretraining approach

SEMAINE **:** sensitive artificial listener multimodal database

text-CNN **:** text-based convolutional neural network

waveRNN **:** waveform recurrent neural network

ŞEKİL LİSTESİ

TABLO LİSTESİ

1. GİRİŞ

1.1. Problem Tanımı

Günümüzde duygu analizi sağlık alanında psikolojik rahatsızlıkların tespiti ve tedavisi, hukuk alanında suç analizi ve ifade analizi, pazarlama alanında kullanıcı tepkisi, kişi davranış tespiti gibi çeşitli amaçlar ile kullanılmaktadır. Geleneksel duygu analizi çalışmaları genellikle tek tip veri türüne odaklanmaktadır. Konuşmacılardan alınan ifadelerde metin verisi üzerine duygu analizi, mimikler kullanılarak görsel veri ile duygu analizi veya konuşma kayıtlarından ses verisi ile duygu analizi yapılması gibi. Bu tez çalışması duygu analizinin diyaloglar üzerine uygulanmasına odaklanacaktır.

Diyaloglar insan doğası gereği çoklu modüler yapıdadır. Konuşmacılar sözlü ifadelerine ek olarak mimik, ses tonu, ve vücut hareketleri kullanarak duygularını karşı tarafa aktarırlar. Bu sebeple karşılıklı konuşmalarda duygu tespiti (ERC-Emotional Recognition in Conversations) çalışmalarında bu yapıya uygun veri seti ve yöntemlerinin kullanılması gerekmektedir [1].

Yıllar içerisinde ses, metin ve görsel veriler ile yapılan çalışmalar ile duygu analizi konusunda gelişmeler elde edilmesine rağmen diyaloglar üzerine olan çalışmalar yetersiz kalmaktadır. Bu durumun en büyük nedeni diyaloglar üzerine kapsamlı veri setleri bulunmamasıdır. Veri eksikliği sorununu çözmek için [1] tarafından diyaloglar üzerine çoklu modaliteye sahip geniş örnek sayısına sahip veri seti MELD (Multimodal EmotionLines Dataset) sunulmuştur. Bu çalışmada MELD veri setinin yanı sıra bu alanda önde gelen veri setlerinden biri olan IEMOCAP veri seti kullanılacaktır.

1.2. Projenin Amacı ve Hedefleri

Projenin temel amacı multimodüler duygu analizi için en iyi performans gösteren yapay sinir ağı yöntemlerini bulmaktır. Bu doğrultuda öncelikle MELD ve IEMOCAP veri setinin farklı modaliteleri incelenerek tek bir modalite üzerinden temel analiz yöntemleri araştırılacaktır. Ardından bu modaliteler birleştirilerek, çoklu modaliteler üzerine duygu analizlerinin performansları incelenecektir. Proje süresince her aşamada, her bir modalite için çeşitli yapay sinir ağları modelleri test edilerek analiz değerlendirme raporu oluşturulacaktır. Bu rapor ile her bir modalite için optimal yöntemin bulunması ve farklı

yöntemlerin birleştirilerek en iyi sonucu sağlayacak olası multimodal model yapısına dair çıkarımlar yapılabilmesi hedeflenmektedir.

1.3. Proje Takvimi

Projenin geliştirilmesi esnasında ana görevlerin gerçekleştirilme sırası ve ne kadar sürecekleri ile ilgili hazırlanan proje takvimi aşağıdaki gibidir.

Tablo 1. Proje takvim tablosu

Proje Aşaması	Tarih
Literatür taraması	13/01/2025-26/01/2025
Veri setinin analizi	27/01/2025-09-02-2025
Modalitelerden özellik çıkarılması	10/02/2025-02/03/2025
Tekli modaliteye sahip modellerin oluşturulması	03/03/2025-30/03/2025
Multimodal model yapısının oluşturulması	31/03/2025-03/05/2025
Analiz performans raporunun oluşturulması	04/05/2025-18/05/2025
Sonuçların değerlendirilmesi	19/05/2025-04/06/2025
Rapor ve sunum hazırlığı	05/06/2025-19/06/2025

2. MULTİMODÜLER YAPIDAKİ DİYALOG VERİSİ ÜZERİNDE YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANILARAK DUYGU ANALİZİ GERÇEKLEŞTİRME YÖNTEMLERİ

Multimodüler duygu analizinde farklı modalitelerden (ses, metin ve görüntü) gelen verilerin birleştirilmesiyle tekli modalite yaklaşımlarından elde edilen başarıyı arttırması hedeflenir. Ses verisi tonlama, perde ve vurgu gibi akustik özellikler taşırken, metin verisi diyalog hakkında anlamsal bilgiler sunar. Görüntü verisinin içeriğinde ise jest ve mimikler bulunur. Bu modalitelerin entegre edilerek bir arada kullanılması ile duygu analizinde daha yüksek doğruluk elde edilir. Bu bağlamda, temel olarak kullanılan üç çıktı modeli bulunur. Bu çıktı modelleri şu şekildedir:

- Erken Birleşme (Early Fusion): Farklı modaliteler için ham verilerin işlenmeden birleştirilmesinin ardından modelin girdi katmanına verilmesi şeklinde gerçekleşir.
- Geç Birleşme (Late Fusion): Her modalitenin ayrı ayrı işlenerek özelliklerinin çıkarılmasının ardından birleştirilmesi durumudur.
- Orta Düzeyde Birleştirme (Hybrid Fusion): Modalitelerin belirli bir seviyeye kadar ayrı ayrı işlenmesinin ardından daha sonrasında bir arada işlenmesiyle gerçekleştirilen yöntemdir [2].

2.1. Literatür Taraması

Yapay sinir ağları ile çoklu modüler yapıda duygu analizi yapılması güncel ve önemli görülen bir konudur. Literatürde bu konuda yapılmış birçok araştırma ve yöntem bulunur.

Duygu analizinde diyalog sürecini anlamak ve duygu akışını takip etmek için [2] tarafından yapılan çalışmada geliştirilmiş DialogueRNN modelinden bahsedilir. Geliştirilen DialogueRNN modeli ve araştırmada incelenen diğer modeller IEMOCAP ve AVEC veri setleri üzerinde test edildiğinde en başarılı performansı DialogeRNN varyantlarından biri olan BiDialogRNN+Attn yapısı gösterir.

İkili diyalogların yanında çok kişili diyaloglar üzerinde duygu analizi için [1] tarafından yapılan çalışmada MELD veri seti üzerinde test edilen üç ana model vardır. Bu modeller text-CNN, bcLSTM ve DialogueRNN modelleridir. text-CNN konuşmanın bağlamını dikkate almaz, yani ifadelerin sırasını veya önceki ifadelerin durumlarını kullanmaz. İki yönlü RNN kullanan bcLSTM ise konuşmayı bir bütün olarak işler, konuşmacı değişikliğini dikkate almaz. DialougeRNN ise çok kişili diyaloglarda konuşmacı durumlarını takip ederek her bir konuşmacı için özel bağlam oluşturur.

[3] tarafından yapılan çalışmada bağlam duyarlılığı bağımlılıklarının yanı sıra konuşmacı duyarlılığı bağımlılıkları da dikkate alınır. Bu özelliklere odaklanan bir model olan ConGCN modeli geliştirilir. Modelde graf bazlı evrişimli sinir ağı kullanılır. Graf tabanlı modellemede her bir ifade ile her bir konuşmacı için birer düğüm bulunur. Bağlamsal bağımlılık için aynı konuşmadaki düğümlerin ilgili kenarları birbirine bağlanırken konuşmacı bağımlılığının sağlanmasında ifade düğümü ile konuşmacı düğümü arasında bir bağlantı oluşturulur. Oluşturulan GCN modelinin performansının MFN, BC-LSTM,

CMN, ICON ve DialogueRNN modellerinin performansları ile karşılaştırıldığında en yüksek başarıyı verdiği görülür.

[4] tarafından yapılan çalışmada MELD veri setinde bulunan üç veri türü için de derin öğrenme modülleri yapılandırılarak ince ayar yapılır. Metin modalitesinin ön işlemesinde GPT, ses modalitesinin ön işlemesinde WaveRNN, görüntü modalitesinin ön işlemesinde ise FaceNet modalitesinden yararlanılır. Duygunun tahmini aşamasında çapraz modalite füzyon transformatörü ve füzyon için EmbraceNet mimarisi kullanılır.

[5] tarafından yapılan çalışmada ise farklı veri setleri üzerinde metin verisi ile yapılan çalışmalarda metnin bağlam durumu, içsel durum, dışsal durum, niyet durumu ve duygu durumu değişkenleri kullanılır. Ayrıca RoBERTa large modelinin ince ayar edilerek bağımsız özellik çıkarımında kullanılmasının başarıyı artırdığı görülür.

[6] tarafından yapılan çalışmada konuşmalardaki duygu tanıma problemi (ERC) ele alınmıştır ve bu probleme çözüm olarak konuşmayı hem konuşmacılar arasındaki bağımlılık hem de kendi kendine bağımlılık incelemesi ile duygusal olarak sınıflandıran DialogueGCN modeli tanıtılmıştır.

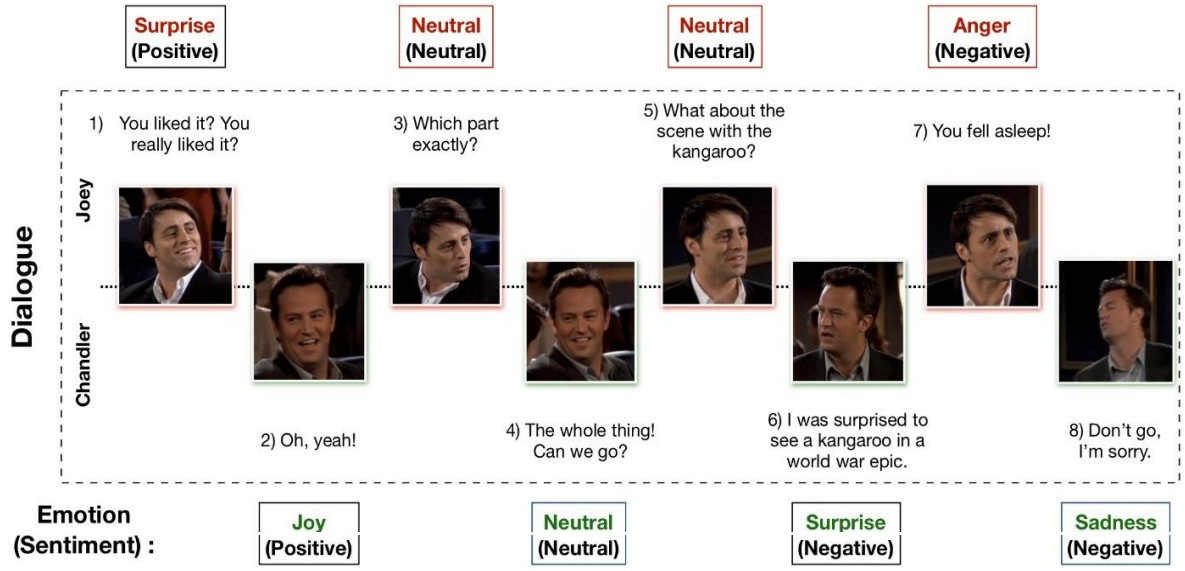
2.2. Veri Seti Analizi

2.2.1 MELD Veri Seti

Multimodüler yapıda duygu analizi için pek çok veri seti bulunmaktadır. Fakat bu veri setlerinin çoğunluğu tekli ifadeler içermesi sebebiyle sınırlı çalışma imkânı sunmaktadır. Örneğin CMU-MOSEI, CMU-MOSI ve CMU-MOUD veri setleri sadece tekli ifadelerden oluştuğundan dolayı diyalog üzerine analiz imkânı sağlayamamaktadır. IEMOCAP VE SEMAINE veri setleri ikili ifadeler içerdiklerinden diyaloglar üzerine çalışma imkânı sağlamaktadır ancak örnek sayları MELD veri setine göre çok daha azdır. Örnek sayısına ek olarak IEMOCAP ve SEMAINE veri setleri iki kişilik diyaloglar içerirken MELD veri seti ikiden fazla kişiden oluşan diyaloglara yer verdiği için daha kapsamlı bir çalışma fırsatı sunmaktadır.

MELD veri seti hazırlanırken diyaloglar video klipleri ile beraber değerlendirilmiştir. Veri seti Friends adlı televizyon serisine ait 1433 diyalogdan alınmış 13000 ifadeden oluşur. Her bir ifade için 7 duygu (sinir, tiksinti, üzüntü, mutluluk, nötr, şaşkınlık, korku) etiketine ek olarak duygular pozitif, negatif ve nötr sınıflarında gruplandırılmıştır. Sinir,

tiksinti, üzüntü, korku duyguları negatif, mutluluk pozitif, nötr ise nötr sınıfı içerisinde gruplanmıştır. Şaşkınlık hem pozitif hem de negatif olarak ifade edilebilen bir duygu örneğidir. Şekil 1'de veri setine ait örnek bir diyalog yer almaktadır.



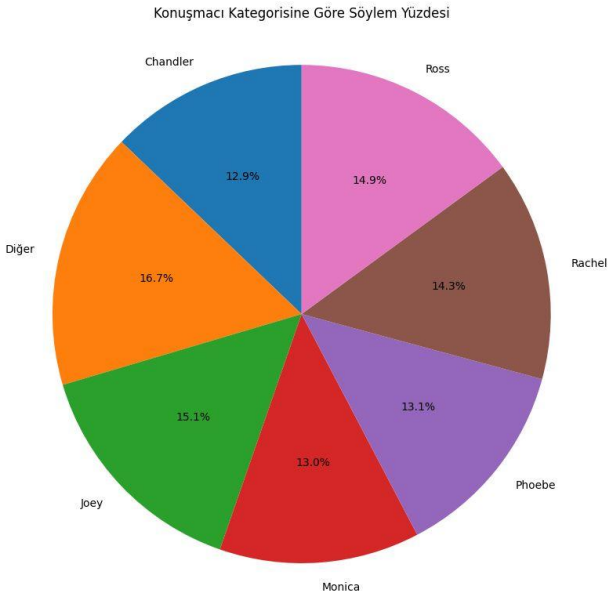
Şekil 1. MELD veri setinden diyalog örneği

Tablo 2'de veri setinde her bir duygu sınıfı için kaç adet ifade olduğu gösterilmektedir.

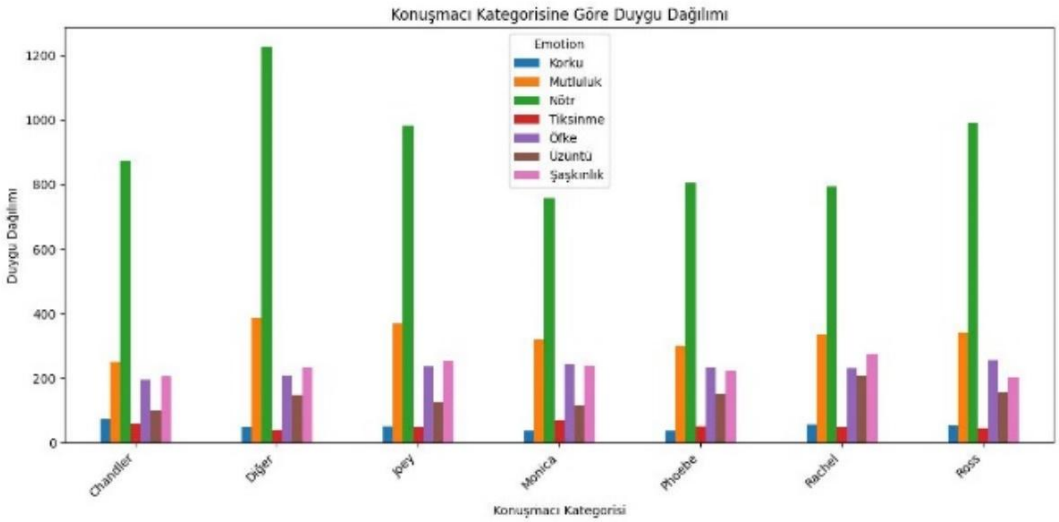
Tablo 2. MELD veri setinin duygu sınıflarına ait örnek sayıları

Duygular	Nötr	Şaşkınlık	Korku	Üzüntü	Sevinç	Tiksinti	Sinir
MELD	6436	1636	358	1002	2308	361	1697

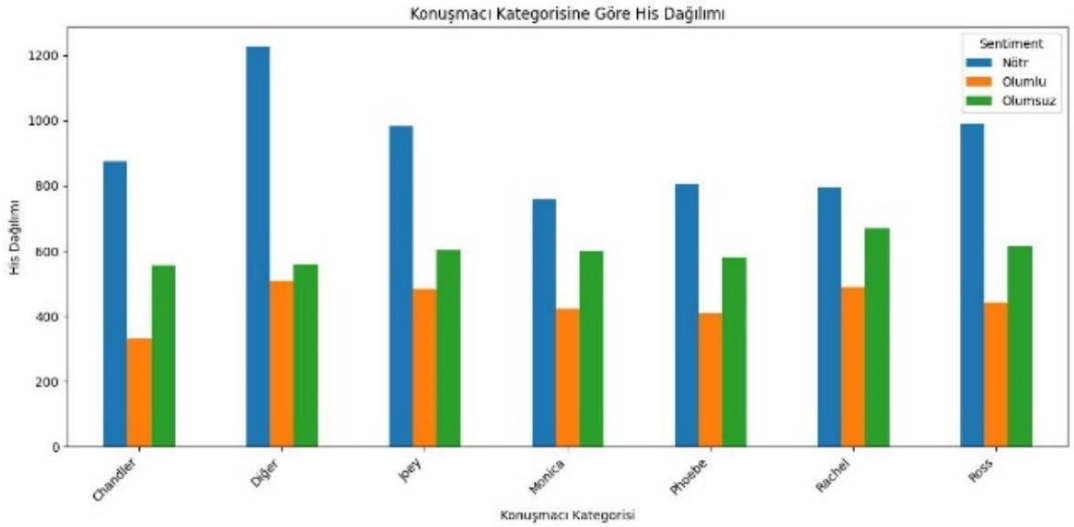
Konuşmacılara göre ifade sayısı Şekil 2'de yer almaktadır. Ana karakterlere ait olan konuşmalar haricindeki konuşmalar 'Diğer' başlığı altında toplanmıştır. Konuşmacılara göre duygu dağılımı ise Şekil 3'te görülmektedir. Konuşmacılara göre his dağılımı Şekil 4'te bulunmaktadır. Bu görsellerin incelenmesi sonucunda veri serinde nötr sınıfına ait verilerin diğer sınıflara oranla daha fazla olduğu gözlemlenmektedir. Korku ve tiksinme sınıflarında ise bu oranın düşük olduğu görülmektedir.



Şekil 2. MELD veri setindeki konuşmacıların ifade dağılımı yüzdeleri



Şekil 3. MELD veri setindeki konuşmacıların duygu dağılımları

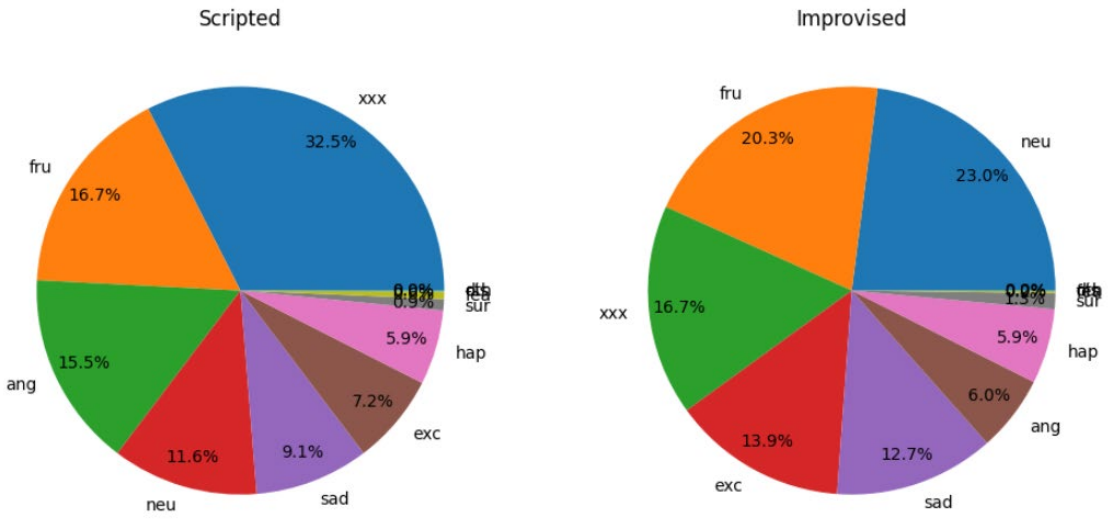


Şekil 4. MELD veri setindeki konuşmacıların his dağılımları

2.2.2 IEMOCAP Veri Seti

Interactive Emotional Dyadic Motion Capture (IEMOCAP) veri seti 5 erkek, 5 kadın olmak üzere 10 kişilik bir grup tarafından gerçekleştirilen ikili diyalog çiftlerinden oluşur. 151 diyalog verisinde 2 konuşmacı için de video görüntüleri alınarak 302 video kaydı oluşturulmuştur. Her bir diyalog ifadesi sinir, heyecan, korku, üzüntü, şaşkınlık, mutluluk, memnuniyetsizlik, hayal kırıklığı ve nötr olmak üzere 9 duygu sınıfı ile etiketlenmiştir. Her bir diyalog için ifadelerin yazılı verisi, konuşmacıların ses kayıtları, video kayıtları olmak üzere üç modalite bulunur.

Toplamda 10039 tane veri örneği bulunur. Bu veri örnekleri iki farklı metot altında gruplanır: bir senaryoya bağlı gerçekleşen diyaloglar ve doğaçlama olarak gerçekleştirilen diyaloglar. İfadelerin 4784 tanesi doğaçlama, 5255 tanesi senaryoya bağlıdır. Şekil 5'te her bir grup için duygu etiketlerinin dağılım yüzdeleri gösterilmiştir.[7]



Şekil 5. IEMOCAP veri setindeki duyguların metot gruplarına göre dağılımları

2.3. Önerilen Yöntem ve Modeller

DialogueRNN / RoBERTa+DialogueRNN: DialogueRNN modeli multimodüler duygu sınıflandırmasında diyaloğun bağlamını anlamak ve duygu akışını takip etmekte verimli bir yöntem olarak karşımıza çıkar. Bu modelin üç modülü bulunmaktadır.

- Küresel durum (Global GRU), önceki ifadelerin ve konuşmacının durumunun dikkate alınması ile genel bağlamın temsil edilmesidir. g_t , küresel bağlamdaki zaman adımının t durumunu temsil eder. x_t, güncel girdinin vektörüdür. g_{t-1}, önceki zaman adımındaki küresel bağlam vektörünü ifade eder.

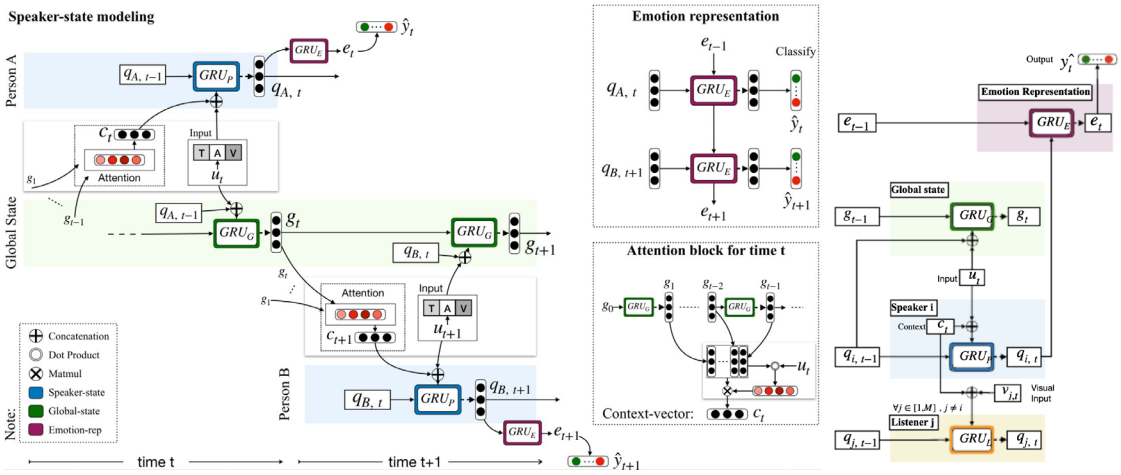
$$g_t = GRU_g(x_t, g_{t-1}) \tag{1}$$

- Konuşmacı durumu (Speaker GRU), konuşmacının önceki durumunun ve konuşmasının bağlamının ifadesidir. $s^i{}_t$, belirli bir konuşmacının belirli bir andaki durumudur. Eğer bir konuşmacı i, t zamanında konuşuyor ise durumu aşağıdaki gibi güncellenir.

$$s_t^{\,i} = GRU_s(x_t, s^i{}_{t-1}) \tag{2}$$

- Duygu durumu (Emotion GRU) kısmında ise konuşmacının durumunun ve önceki ifadelerin duygusal bağlamının birleştirilmesinin sonucunda duygusal temsilin oluşturulmasıdır. e_t, t zamanındaki duygusal durumu temsil eder.

$$e_t = GRU_e(g_t, s_t, e_{t-1}) \tag{3}$$



Şekil 6. DialogueRNN mimarisi ve t zamanı ifade etmek üzere bir diyalogdaki küresel, konuşmacı, dinleyici ve duygu durumlarının güncellenmesi şeması

Şekil 2.5'te M katılımcısı olan bir konuşmada kişi i konuşmacıdır ve kişiler $j \in [1,M]$ ve $j \neq i$ dinleyicidir. Mevcut ifade bu ifadelerin bir fonksiyon ile modellenmesinden elde edilir [2]

DialogueRNN varyantları test edildiğinde en yüksek performansı BiDialogueRNN+Att varyansı elde eder. RoBERTa-large modelinin ince ayar edilmesi ile özellik çıkarılmasının ardından DialogueRNN kullanımında ise performansın artması söz konusudur [5].

COSMIC: İkiden fazla konuşmacının yer aldığı diyaloglar üzerinde yapılan duygu analizi görevinin karmaşıklığı için COSMIC bu probleme çözüm olarak duygu analizi işleminde konuşmacının ifadesine ait içerik, bağlam ve sezgisel bilgilerden faydalanmıştır. Mevcut konuşma tabanlı duygu tanıma modellerinin temel üç sorununa

odaklanmaktadır: yetersiz bağlam takibi, duygu geçişlerinin yetersiz takibi ve yakın duygular arasında ayrım güçlüğü. COSMIC modeli bu konuşmalarda geçen ifadelerin her birini bir olay olarak ele alır. Bu olayın kişinin niyeti, zihinsel durumu ve olayın sonucu gibi çıkarımların kullanılmasını önerir. ATOMIC veri kümesi üzerinde eğitilmiş COMET adlı bilgi çıkarım modeli aracılığıyla elde edilen çıkarımlar kullanılır. COSMIC mimarisinde dört ana bileşen bulunur:

1. Girdi Temsili: Diyaloglar (u_1 , p_1), (u_2, p_2), ... , (u_3 , p_3) yerleştirilir. Burada u_i bir ifadeyi, p_i ise konuşmacıyı temsil eder. Her bir u_i için hedef, uygun duygu sınıfı e_i'nin tahmin edilmesidir.
2. Commonsense Bilgi Çıkarımı: İfadelerin her biri için COMET modeli, üç tür sezgisel çıkarım yapar. Mental state (m_i) konuşmacının o anda nasıl hissettiğini temsil eder. Intent (t_i) bu ifadenin niyetidir. Event effect (e_i) ise olayın başkasına veya kendine etkisi nedir.

COMET, ATOMIC bilgi kümesi üzerinde eğitilmiş dil modeli tabanlı bir yapı olup, doğal dil ifadelerinden bu soyut kavramları çıkarabilmektedir.

3. Diyalog Akışı ve Bağlam Temsili: COSMIC, konuşmacı bazlı bağlam izleme için DialogueRNN benzeri bir yapı kullanır. Her konuşmacının geçmişi ayrı ayrı GRU tabanlı durum vektörleriyle takip edilir. Bu durumda, her bir ifadenin kendisiyle birlikte mental durum (mental state), niyet (intent) ve durum etki (event effect) vektörleri de modele dahil edilir. Bu sayede konuşmanın akışında yalnızca kelimeler değil, o ifadenin arka planındaki psikolojik ve sezgisel bilgiler de modele dahil edilir.

$$x_i = [u_i; m_i;\ t_i;\ e_i{}^{event}] \tag{4}$$

$$h_i = GRU(x_i; h_{i-1}) \tag{5}$$

4. Duygu Sınıflandırması: Son adımda, her h_i vektörü (bağlamsal temsil), softmax katmanı üzerinden sınıflandırılır:

$$e_i = softmax(Wh_i + b) \tag{6}$$

Eğitim sırasında klasik çapraz entropy kayıp fonksiyonu ($L = -\sum e_i log e_i$) kullanılır [5].

Proje kapsımda bahsedilen modellerin veri setlerin üzerindeki performansları test edilecektir.

2.4. Model Eğitimi ve Değerlendirme Teknikleri

Model eğitimi süreci verilerin ön işlenmesi, model mimarisinin belirlenmesi, verilerin bu modellere uygun boyuta getirilmesi, modellerin parametrelerinin uygun şekilde ayarlanması ve optimizasyon işlemlerinin yapılması, model performansının değerlendirilmesi adımlarını içerir. Bu bölümde modelin eğitimi ve değerlendirilmesi kısımları ile ilgili detaylı bilgiler verilecektir.

2.4.1. Deney Ortamı ve Kullanılan Araçlar

Bu çalışmada gerçekleştirilen deneysel çalışmalar, iki farklı bilgisayar ortamında gerçekleştirilmiştir. Kullanılan sistemlerin özellikleri aşağıda belirtilmiştir:

Bilgisayar-1 (MacBook Pro):

- İşlemci (CPU): Apple M3 Pro
- Bellek (RAM): 18GB
- Grafik Kartı (GPU): Apple GPU
- İşletim Sistemi: macOS

Bilgisayar-2 (Dell G5 5500):

- İşlemci (CPU): Intel® Core™ i7-10750H CPU @ 2.60GHz
- Bellek (RAM): 16 GB
- Grafik Kartı (GPU): NVIDIA GeForce GTX 1660 Ti (6GB), Intel® UHD Graphics
- İşletim Sistemi: Windows 10 64-bit

Çalışma sırasında verilerin işlenmesi, modellerin eğitilmesi ve değerlendirilmesinde

kullanılan başlıca kütüphaneler aşağıdakiler gibidir:

Conda: Python ortamlarını ve paket bağımlılıklarını yönetmek için kullanılan bir paket yöneticisidir.

NumPy: Hesaplamalar için kullanılan temel bir Python kütüphanesidir.

Matplotlib: Veri görselleştirme amacıyla kullanılan bir kütüphanedir.

PyTorch: Derin öğrenme modellerinin kurulması, eğitilmesi ve test edilmesi için kullanılan bir yapay sinir ağı kütüphanesidir.

Scikit-learn: Makine öğrenmesi algoritmaları ve model değerlendirme metrikleri için kullanılan bir Python kütüphanesidir.

Pandas: Veri analizi ve veri işleme süreçlerinde kullanılan bir kütüphanedir.

TensorFlow: Yapay sinir ağı modellerinin kurulması ve eğitilmesi amacıyla kullanılan bir derin öğrenme kütüphanesidir.

2.4.2. Model Eğitim Süreci

MELD ve IEMOCAP veri seti üzerinde uygulanan deneylerde çeşitli yöntemler uygulanmıştır. Verilerden özellik elde etme aşamasında yazılı veriler için önceden eğitilmiş GloVe vektörleri ve 1D-CNN kullanılarak metin özellikleri elde edilmiştir. Ses verileri için openSMILE aracı kullanılmıştır. Deneylerde görsel modülü video bazlı konuşmacı tespiti probleminden dolayı kullanılmamıştır.

Model eğitimi için yapay sinir ağları tabanlı modeller ve çoklu modüler yapıya sahip modeller tercih edilmiştir. Model mimarisinde metinsel ve ses verilerini birlikte ve ayrı ayrı işleyebilen yapılar tercih edilmiştir. Bundan dolayı CNN tabanlı bir text-CNN modeli, çift yönlü RNN tabanlı bir bcLSTM modeli ve 3 adet GRU yapısı kullanan DialogueRNN modeli eğitilmiştir. Aynı zamanda verilerden öznitelik çıkarımı aşamasında RoBERTa modeli kullanılarak elde edilen öznitelikler DialogueRNN modeline verilmiştir. Benzer bir şekilde RoBERTa ile işlenen veriler COSMIC modeli kullanılarak duygu sınıflandırması yapılmasında da kullanılmıştır.

Eğitim sürecinde modellerin aşırı öğrenmesinin önüne geçilmesi adına erken durdurma (early stopping) ve dropout teknikleri kullanılmıştır. text-CNN ve bcLSTM modellerinde optimizasyon algoritması için ‘Adam’ seçilmiştir. Kayıp fonksiyonu olarak ise

‘kategorisel çapraz entropi kaybı (categorical crossentropy)’ tercih edilmiştir. DialogueRNN ve COSMIC modellerinde ise bu modellerden farklı olarak kayıp fonksiyonunda ‘Masked NLL Loss’ tercih edilmiştir.

2.4.3. Model Değerlendirme Süreci

Modellerin eğitim sürecinin tamamlanmasının ardından model performansının doğru ve kapsamlı bir şekilde değerlendirilebilmesi için model başarısını ve genelleme yeteneğini ölçerken bazı temel ölçüt ve tekniklerden yararlanılmıştır. Bu değerlendirme, modelin yalnızca eğitim verisi üzerindeki başarısını değil aynı zamanda daha önce görmediği veriler üzerinde nasıl genelleme yapabildiğini anlamak açısından önemli bir role sahiptir. Modelin değerlendirilmesi eğitim, doğrulama ve test veri setleri üzerinde gerçekleştirilmiştir. Test verisi, eğitim sürecine dahil edilmeden yalnızca son değerlendirme amacı ile kullanılmıştır.

Modelin başarısını ölçmek amacıyla aşağıdaki temel performans metriklerinden faydalanılmıştır:

- Doğruluk (Accuracy): Modelin doğru sınıflandırıldığı örneklerin toplam örnek sayısına oranıdır. Ancak sınıf dengesizliğinin bulunduğu durumlarda yanıltıcı olabilir.
- Hassasiyet (Precision): Belirli bir duygu sınıfı için yapılan doğru pozitif tahminlerin sayısının o sınıf için yapılan toplam pozitif tahminlerin sayısına oranıdır. Yani modelin tahmin ettiği bir duygu sınıfının gerçekten doğru olup olmadığını ölçmektedir.
- Duyarlılık (Recall): Gerçek pozitif örneklerin, toplam pozitif örnek sayısına oranıdır. Yani modelin o sınıfa ait örnekleri ne kadar yakalayabildiğini göstermektedir.
- F1-skoru (F1-Score): Hassasiyet ve duyarlılığın harmonik ortalamasıdır. Dengesiz veri setlerinde en çok tercih edilen ölçütlerden biridir çünkü hem yanlış pozitif hem de yanlış negatif tahminlerin etkisini dengeleyerek genel bir başarı ölçüsü sunmaktadır.
- Karmaşıklık Matrisi (Confusion Matrix): Modelin hangi sınıfları doğru veya yanlış sınıflandırıldığını görselleştirmek için kullanılmaktadır. Her bir satır gerçek sınıfları, her bir sütun ise modelin tahminlerini göstermektedir.

3. BULGULAR VE TARTIŞMA

3.1. Yapılan Çalışmalar

Çok konuşmacılı diyaloglarda yapay sinir ağları ve çoklu modüler yapıların kullanılması ile konuşmanın bağlam takibinin yapılabilmesi önem taşımaktadır. Ayrıca farklı veri türlerinden yararlanılarak duygu sınıflandırmasında ulaşılan başarının tekli modaliteler ile yapılan duygu sınıflandırmasına göre daha yüksek başarı oranına sahip olması beklenmektedir. Çalışmada DialogueRNN modelinin MELD veri setindeki metin, ses ile hem metin hem ses verisi üzerinde çalıştırılması, COSMIC modelinin MELD ve IEMOCAP veri setinde yer alan metin verileri için çalıştırılması, text-CNN ve bcLSTM modellerinin ise MELD veri seti için hem metin hem ses verileri üzerinde çalışmasının ardından multimodal çalıştırılması sağlanmıştır. Base modeller ile MELD veri kümesi üzerinde elde edilen sonuçlar Tablo 3'te karşılaştırılmıştır. DialogueRNN modelinin, RoBERTa+DialogueRNN ve RoBERTa+COSMIC kombinasyonlarının MELD ve IEMOCAP veri seti üzerinde elde ettiği sonuçlar ise Tablo 4'te gösterilmiştir.

Tablo 3. MELD veri setinde base modellerin ve DialogueRNN modelinin duygu sınıflandırmasına ait doğruluk ve f1-skorları

Modeller / Duygular	nötr	şaşkınlık	korku	üzüntü	sevinç	tiksinti	sinir	doğruluk
Base model text	0.6498	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.4812
Base model audio	0.4578	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.3390
Bimodel base text+audio	0.6518	0.0137	0.00	0.00	0.1240	0.00	0.272	0.4816

Tablo 4. MELD ve IEMOCAP veri setinde DialogueRNN ve COSMIC modellerinin duygu sınıflandırmasına ait f1-score değerleri

Modeller / Veri Setleri	MELD			IEMOCAP
	text	audio	multimodal	
DialogueRNN	57.27	43.24	57.68	60.60
RoBERTa + DialogueRNN	47.10	47.47	50.40	-
RoBERTa + COSMIC	64.36	-	-	66.34

Çalışmada base model olarak bcLSTM modeli kullanılmıştır. Base modellerin her biri için epoch sayısı 100, batch sayısı 50 olacak şekilde eğitim gerçekleştirilmiştir. DialogueRNN modeli için ise epoch sayısı 100 iken batch sayısı 30 olacak şekilde eğitim gerçekleştirilmiştir. COSMIC modelinin eğitiminde epoch sayısı 60 olarak belirlenmiştir. Batch size ise 32 olarak kullanılmıştır.

3.2. Sonuçların Değerlendirilmesi

Sonuçlar incelendiğinde duygu sınıfları arasında nötr etiketine sahip verilerin genel olarak sınıflandırmada diğer sınıflara göre baskın olduğu görülmektedir. Şaşkınlık, korku, üzüntü, tiksinti gibi daha karmaşık duygulara ait verilerin sınıflandırılabilmesi için modellerin tek başına yetersiz kaldığı, öznitelik çıkarımı yöntemleri kullanılarak bu verilerden elde edilecek özellikler ile sınıflandırmanın yapılması gerektiği görülmektedir. Modalitelerde tekli kullanım ile ikili kullanım karşılaştırıldığında, tek modalite kullanımında sevinç ve sinir duygularında performans göstermediği, ikili modalite kullanımında ise bu durumun iyileştiği gözlemlenir. Bu duygu analizinde farklı modalitelerin beraber kullanılarak sınıflandırma sürecinin desteklenmesi gerektiği görüşünü desteklemektedir. Aynı zamanda metin verisinin kullanımıyla yapılan sınıflandırılmalarda COSMIC modelinin performansının diğer modellerin performansları ile karşılaştırıldığında çok daha iyi olduğu görülmektedir.

4. SONUÇLAR

Tez kapsamında şu ana kadar yapılan çalışmalara ait sonuçlar incelendiğinde duygu sınıfları arasında nötr etiketine sahip verilerin genel olarak sınıflandırmada diğer sınıflara göre daha yüksek başarıya sahip olduğu görülmektedir. Şaşkınlık, korku, üzüntü, tiksinti gibi daha karmaşık duygulara ait verilerin sınıflandırılabilmesi için bcLSTM, textCNN ve DialogueRNN modellerinin kapsamlı duygu analizi için tek başına yetersiz kaldığı görülmüştür.

Her ne kadar DialogueRNN modeli bağlamsal bilgilerin kullanımı açısından başarılı bir yapıya sahip olsa da model tekli modaliteler (sadece ses ya da sadece metin) üzerinde çalıştırıldığında sınırlı performans göstermiştir. Ancak çoklu modaliteler ile çalıştırılarak ses ve metin verileri birlikte kullanıldığında modelin genel doğruluğunun arttığı gözlemlenmiştir. Bu durum, çoklu modalitelerin birlikte kullanılmasının duygu sınıflandırma başarısını olumlu yönde etkilediğini göstermektedir.

COSMIC ile yapılan metin temelli duygu sınıflandırmasının diğer modellere göre çok daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Bu noktada COSMIC modelinin diğer modellere kıyasla daha yüksek başarı göstermesinin asıl nedeni yalnızca ham metin verisini değil, bununla beraber ortam bilgisi ve kişiler arasındaki ilişkisel bağlam gibi ek bilgileri kullanarak karmaşık duyguların anlaşılmasını sağlamasıdır. Modelin sahip olduğu bu özellik modelin özellikle bağlama duyarlı (şaşkınlık, tiksinti gibi) duyguların sınıflandırılmasında daha yüksek başarıya ulaşmasını sağlamıştır.

5. GELECEK ÇALIŞMALAR İÇİN ÖNERİLER

Bu çalışma kapsamında elde edilen bulgular, duygu sınıflandırma görevinde özellikle bazı duygu grupları için iyileştirme gerektiren özelliklerin bulunduğunu işaret etmektedir. Özellikle karmaşık duyguların (şaşkınlık, korku, üzüntü, tiksinti gibi) sınıflandırılmasında, kullanılan modellerin performansı diğer sınıfların sınıflandırmalarına kıyasla düşük kalmıştır. Bundan dolayı mevcut yöntemlerin karmaşık duygu sınıflandırması için yeterli olmadıkları sonucuna ulaşılmıştır. Bu duruma ek olarak, veri dengesizliği ve duygular arası semantik benzerliklerin model performansını etkilediği ortaya çıkmıştır. Bu nedenle gelecekteki çalışmalarda veri dengesizliği ile başa çıkabilecek örnekleme stratejileri kullanılması önerilmektedir.

COSMIC modelinin metin tabanlı sınıflandırmada sağladığı yüksek başarıdan dolayı, bu modelin farklı modalitelerle desteklenerek genişletilmesiyle multimodüler veriler için duygu analizinde en optimal modelin elde edilmesi önerilmektedir. Bu sayede hem duygu bağlamının hem de ortam dinamiklerinin daha güçlü bir şekilde yakalanması hedeflenmektedir.

Geliştirilen modellerin gerçek zamanlı diyaloğu analiz edebilen konuşma analiz sistemlerine uygulanması ise akademik araştırmadan pratik uygulamalara geçiş için değerli olacaktır.

6. KAYNAKÇA

[1] S. Poria, D. Hazarika, N. Majumder, G. Naik, R. Mihalcea, and E. Cambria, "MELD: A Multimodal Multi-Party Dataset for Emotion Recognition in Conversation," 2018. doi: 10.48550/arXiv.1810.02508.

[2] N. Majumder, S. Poria, D. Hazarika, R. Mihalcea, A. Gelbukh, and E. Cambria, "DialogueRNN: An Attentive RNN for Emotion Detection in Conversations," *arXiv preprint*, Nov. 2018. doi: 10.48550/arXiv.1811.00405

[3] D. Zhang, L. Wu, C. Sun, S. Li, Q. Zhu, and G. Zhou, "Modeling both context- and speaker-sensitive dependence for emotion detection in multi-speaker conversations," in Proc. 28th Int. Joint Conf. Artif. Intell. (IJCAI-19), 2019, pp. 5415–5421. [Online]. Available: https://www.ijcai.org/proceedings/2019/0752.pdf.

[4] C. Bai, S. Kumar, J. Leskovec, M. Metzger, J. F. Nunamaker, and V. S. Subrahmanian, "Predicting the visual focus of attention in multi-person discussion videos," in *Proc. 28th Int. Joint Conf. Artif. Intell. (IJCAI-19)*, 2019. doi: 10.24963/ijcai.2019/626.

[5] D. Ghosal, N. Majumder, A. Gelbukh, R. Mihalcea, and S. Poria, "COmmonSense knowledge for eMotion Identification in Conversations," in *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP*, 2020, pp. 2470–2481. doi: 10.48550/arXiv.2010.02795.

[6] A. Gelbukh, N. Majumder, S. Poria, N. Chhaya, and D. Ghosal, "DialogueGCN: A Graph Convolutional Neural Network for Emotion Recognition in Conversation," *arXiv preprint*, Aug. 2019. doi: 10.48550/arXiv.1908.11540.

[7] C. Busso, M. Bulut, C.-C. Lee, A. Kazemzadeh, E. Mower, S. Kim, J. N. Chang, S. Lee ve S. S. Narayanan, "IEMOCAP: Interactive emotional dyadic motion capture database," Language Resources and Evaluation, cilt. 42, ss. 335–359, Kasım 2008, doi: 10.1007/s10579-008-9076-6.

[8] D. Zhang, L. Wu, C. Sun, S. Li, Q. Zhu, and G. Zhou, "Modeling both context- and speaker-sensitive dependence for emotion detection in multi-speaker

conversations," in Proc. 28th Int. Joint Conf. Artif. Intell. (IJCAI-19), 2019, pp. 5415–5421. [Online]. Available: https://www.ijcai.org/proceedings/2019/0752.pdf.