SELÇUK ÜNİVERSİTESİ
MÜHENDİSLİK FAKÜLTESİ

S.Ü. Müh. Bilim ve Tekn. Derg., c.6, s.4, ss. 668-693, 2018
Selcuk Univ. J. Eng. Sci. Tech., v.6, n.4, pp. 668-693, 2018
ISSN: 2147-9364 (Electronic)
DOI: 10.15317/Scitech.2018.160

FİKİR MADENCİLİĞİ VE DUYGU ANALİZİ, YAKLAŞIMLAR, YÖNTEMLER ÜZERİNE BİR ARAŞTIRMA

[1]Barış ÖZYURT, [2]Muhammet Ali AKCAYOL

[1]Gazi Üniversitesi, Bilişim Enstitüsü, Bilgisayar Bilimleri A.B.D. ANKARA
[2]Gazi Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, ANKARA
[1] b.ozyurt@gmail.com, [2] akcayol@gazi.edu.tr

(Geliş/Received: 23.10.2017; Kabul/Accepted in Revised Form: 08.04.2018)

ÖZ: Günümüzde Web uygulamalarının yaygınlaşmasıyla birlikte bireylerin fikir, düşünce ve duygularını ifade ettikleri platformların kullanımı büyük bir hızla artmıştır. Bu platformlarda bireylerden alınmış veriler çok büyük boyutlara ulaşmaktadır. Bu verilerin manuel olarak analiz edilmesi veya sınıflandırılması mümkün olmadığından otomatik analiz edilmesi ve sınıflandırılması zorunluluk haline gelmiştir. Bu nedenle fikir madenciliği ve duygu analizine yönelik araştırmalar son yıllarda giderek artmaya başlamıştır. Bu makalede fikir madenciliği ve duygu analizi konusu detaylarıyla, uygulanan yöntemlerle birlikte anlatılmış, bu alanda yapılmış olan çalışmalar incelenmiş ve literatür taraması şeklinde sunulmuştur.

Anahtar Kelimeler: *Duygu analizi, Fikir madenciliği*

A Survey On Sentiment Analysis And Opinion Mining, Methods And Approaches

ABSTRACT: In recent years, with the widespread usage of Web applications, the platforms where people express their opinions and ideas are continously increasing. There are too much text data containing people's ideas in these platforms. Manual analysis and classification of these text data is not possible, so there is need to automatically analyze and classify them. So opinion mining and sentiment analysis works have been popular in recent years. In this article, opinion mining and sentiment analysis subject is comprehensively described with details. Also the works done in the literature about this subject are comprehensively analyzed and presented in the article as literature survey.

Key Words: *Sentiment analysis, Opinion mining*

GİRİŞ (INTRODUCTION)

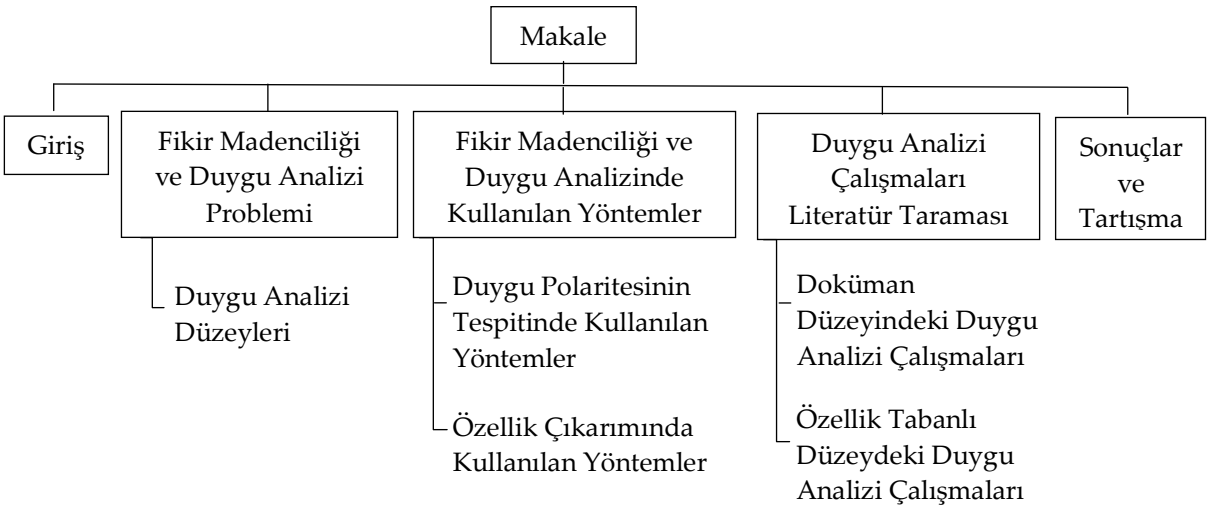
Günümüzde, İnternetin hayatın her alanına girecek şekilde yaygınlaşmış olması, insanlara, fikirlerini, duygularını ve görüşlerini paylaşabildikleri sosyal medya, forumlar, bloglar, e-ticaret siteleri gibi sanal ortamlar sunmaktadır. Bu sanal ortamlarda insanların fikirlerinin ifade edildiği çok büyük miktarda veri bulunmaktadır. Bu veriler, başta bu ürün ve hizmetlerin üreticisi ve satıcısı firmalar olmak üzere birçok kişinin ve araştırmacının ilgisini çekmektedir.

Fikir madenciliği ve duygu analizi, insanların sanal ortamlarda ürünler, hizmetler, organizasyonlar, olaylar, siyasi düşünceler gibi konular hakkında görüşlerini ifade ettikleri metinler içinde saklı olan duygu, fikir ve düşünceleri ortaya çıkarmayı amaçlamaktadır. 2000'li yılların başından itibaren duygu analizi, doğal dil işlemenin bir alt dalı olarak oldukça aktif çalışma alanı haline gelmiştir. Duygu analizi

çalışmaları doğal dil işlemenin yanı sıra veri madenciliği, web madenciliği ve metin madenciliği alanlarında da yürütülmektedir (Liu, 2012).

Duygu analizi (sentiment analysis) ifadesi ilk defa 2003 yılında Tetsuya ve Jeonghee tarafından (Tetsuya ve Jeonghee, 2003), fikir madenciliği (opinion mining) ifadesi ise ilk defa 2003 yılında Kushal ve arkadaşları tarafından kullanılmıştır (Kushal ve diğ., 2003). Bu ifadeler 2003 yılında ortaya çıkmış olsalar da bu konudaki çalışmalar daha önceki yıllarda başlamıştır. 2000 yılında Vasileios ve Janyce (Vasileios ve Janyce, 2000), 2001 yılında Tong ve arkadaşlarının (Tong ve diğ., 2001), 2002 yılında Turney'in (Turney, 2002), 2002 yılında Pang ve arkadaşlarının (Pang ve diğ., 2002) yaptıkları çalışmalar bu alandaki ilk çalışmalara örnek olarak gösterilebilirler.

Bu makalenin kalan kısımlarında, ikinci bölümde fikir madenciliği ve duygu analizi problemine giriş yapılmış, bu problem detaylarıyla birlikte anlatılmıştır. Üçüncü bölümde duygu analizi alanında yaygın olarak kullanılan yöntemler kategorik olarak tanıtılmıştır. Dördüncü bölümde ise 2010 yılından günümüze kadar literatürde duygu analizi ve fikir madenciliği alanında yapılmış olan çalışmalar taranmış ve aralarından seçilen çalışmalar literatür taraması şeklinde sunulmuştur. Makaledeki konuların organizasyonu ve başlıklar, hiyerarşik olarak ağaç yapısı biçiminde Şekil 1'de verilmiştir.



Şekil 1. Makaledeki konuların organizasyonu ve başlıklar
Figure 1. *Organization of topics in the article and titles*

Bu makale, fikir madenciliği ve duygu analizi alanına yeni başlayanlar için oldukça yol gösterici bir yazıdır çünkü bu yazıda duygu analizi probleminin en temelden tanımı yapılmış ve bu çalışma alanı bütün yönleriyle birlikte anlatılmıştır. Günümüzde duygu analizi çalışmaları üç farklı düzeyde yapılmaktadır. Bu yazıda bu düzeyler detaylarıyla birlikte anlatılmıştır. Ayrıca duygu analizi çalışmalarında yerine getirilmesi gereken duygu polaritesinin tespit edilmesi, özellik çıkarımı gibi görevleri gerçekleştirmek için literatürde yaygın olarak kullanılan yöntemler, bu yöntemleri uygulamış çalışmalarla birlikte tanıtılmıştır.

Bu makale aynı zamanda uygulanan yöntemlere göre literatürdeki duygu analizi çalışmalarını araştırmak isteyenler için önemli bir kaynaktır çünkü 2010 yılından günümüze kadar literatürde yapılmış olan çalışmalar taranmış ve aralarından seçilmiş çok sayıda çalışma kullanılan yöntemleri ile birlikte tek tek özetlenmiştir. Ayrıca bu çalışmalar kullanılan yöntemleri, üzerinde çalıştıkları veri setleri, çalışmanın türü ve yapıldığı yıl bilgileri ile birlikte çizelge şeklinde sunulmuştur.

FİKİR MADENCİLİĞİ VE DUYGU ANALİZİ PROBLEMİ (SENTİMENT ANALYSIS AND OPINION MINING PROBLEM)

Duygu analizi ve fikir madenciliği, insanların ürünler, hizmetler, organizasyonlar, olaylar, gibi farklı konular hakkında görüşlerini ifade ettikleri metinler içinde saklı olan duygu, fikir ve düşünceleri ortaya çıkaran çalışmalara denilmektedir. Duygu analizi çalışmalarında, hakkında görüş belirtilen ürün, hizmet, olay, kişi gibi şeyler varlık olarak adlandırılmaktadır. Duygu ifadesi, varlığın doğrudan kendisi hakkında olabileceği gibi varlığın bir yönü veya bir özelliği hakkında da olabilir. Örneğin, bir kişi akıllı telefon hakkında yorum yaparken, genel olarak telefondan memnun olduğunu belirtebilir. Bu direk varlık hakkındaki bir duygu ifadesidir. Başka bir kişi ise akıllı telefonun ekranından memnun olduğunu ama kamerasından memnun olmadığını ifade edebilir. Bu durumda duygu ifadesinin hedefleri akıllı telefonun ekran ve kamera özellikleridir.

Bunların dışında, düşüncenin kime ait olduğu yani duygu ifadesinin öznesi de yapılan duygu analizi çalışmasının türüne göre önem taşıyabilmektedir. Sonuç olarak duygu ifadesi aşağıdaki gibi dört bileşenden oluşan bir model şeklinde tanımlanabilir (Liu, 2012):

$$(v, ö, d, n) \tag{1}$$

v: varlık, $ö$: özellik, d: duygu, n: özne

Duygu analizindeki temel görevler, duygu ifadesine ait bu dört bileşenin bazılarının veya tamamının, çalışmanın kapsam ve düzeyine göre metinlerden çıkartılmasıdır. Bu dört bileşenden ilki varlıktır. Metinden varlık çıkarımı görevi tüm duygu analizi çalışmalarında yapılmaz. Örneğin, ürünler hakkındaki inceleme yazılarında veya e-ticaret sitelerindeki ürün yorumlarında belirli bir varlık hakkında fikir belirtilmektedir, o yüzden metinden varlık çıkarımı çalışmasına gerek kalmaz. Öte yandan siyasetle ilgili bir köşe yazısında, yazar farklı siyasi partiler ve siyasetçiler hakkında fikir beyan edebilir. Bu tür metinlerde yapılacak fikir madenciliği çalışmasında varlık çıkarımı önem taşır. Varlık çıkarımı aslında kural tabanlı varlık çıkarımı görevidir. Bu alanda Türkçe diliyle Dalkılıç ve arkadaşlarının (Dalkılıç ve diğ., 2010), Şeker ve Eryiğit'in (Şeker ve Eryiğit, 2012), Küçük ve Yazıcı'nın (Küçük ve Yazıcı, 2009) yapmış oldukları çalışmalar mevcuttur.

İkinci bileşen olan *özellik* çıkarımı bütün duygu analizi çalışmalarında yapılmaz. Özellik çıkarımının yapılıp yapılmaması duygu analizi çalışmasının yapıldığı düzeye bağlıdır. Özellik çıkarımına ilerleyen bölümlerde değinilecektir.

Üçüncü bileşen *duygudur*. Buna *duygu polaritesi* de denilmektedir. Duygu polaritesi pozitif veya negatiftir. Bazı çalışmalarda nötr şeklinde de sınıflandırma yapılmış olsa da çok yaygın değildir. Pozitif/negatif şeklinde ikili sınıflandırmanın yanında duygunun pozitiflik/negatiflik düzeyinin belirlendiği duygu derecelendirme çalışmaları da yapılmaktadır. Duygu polaritesinin çıkartılması duygu analizi ve fikir madenciliği çalışmalarındaki temel görevdir.

Dördüncü bileşen ise *özne* bileşenidir. Özne bir şahıs olabileceği gibi tüzel kişi de olabilir. Forum, blog ve e-ticaret sitelerinde özne çok istisnai durumlar dışında mesajı yazan kullanıcıdır. İdareci, siyasetçi gibi kişilerin fikir ve düşüncelerinin aktarıldığı gazete haberleri gibi metinlerde ise özne yazarın kendisi yerine üçüncü şahıslar da olabilmektedir.

Duygu Analizi Düzeyleri (Sentiment Analysis Levels)

Duygu analizi çalışmaları, veri setindeki kapsamlarına ve veri setindeki metinlerden çıkarım yaptıkları bilgilere göre üç farklı çalışma düzeyi altında ele alınmaktadırlar. Bunlar doküman düzeyinde duygu analizi, cümle düzeyinde duygu analizi ve özellik tabanlı düzeyde duygu analizidir.

Doküman Düzeyinde Duygu Analizi (Document Level Sentiment Analysis)

Doküman düzeyinde duygu analizinde görüş bildirilen bir yorum veya bir inceleme yazısı bir bütün olarak pozitif veya negatif olarak sınıflandırılır. Duygu analizi ve fikir madenciliği alanında yapılan ilk çalışmaların tamamı doküman düzeyinde sınıflandırma çalışmalarıdır. Yukarıda, duygu analizi alanındaki ilk çalışmalara örnek olarak verilen çalışmalarının tamamı doküman düzeyindedir.

Görüş bildirilen bir metinde bazı cümleler pozitif polariteye, bazı cümleler negatif polariteye sahip olabilmektedir. Ayrıca görüş bildirilen varlığın bazı özellikleri hakkında pozitif görüşler, bazı özellikleri hakkında da negatif görüşler karışık olarak yer alabilmektedir. Doküman düzeyindeki duygu analizi çalışmalarında bu seviyedeki detaylara inilmez, metin bir bütün olarak daha ağır basan görüşe göre pozitif veya negatif olarak sınıflandırılır.

Cümle Düzeyinde Duygu Analizi (Sentence Level Sentiment Analysis)

Doküman düzeyinde duygu analizi bazı uygulamalar için yetersiz kalmaktadır çünkü doküman düzeyinde duygu analizinde her bir cümledeki duygu polariteleri detaylı şekilde incelenmeksizin tüm dokümandaki ağırlıklı duygu polaritesine göre sınıflandırma yapılmaktadır. Bir inceleme veya yorum yazısında bazı cümleler pozitif polariteye, bazı cümleler negatif polariteye sahip olabilmekte, bazı cümleler ise nötr olabilmektedir. Cümle düzeyinde duygu analizinde metin bir bütün olarak sınıflandırılmak yerine, öncelikle her bir cümlede duygu ifade edilip edilmediği tespit edilir, daha sonra duygu ifade edilmişse cümle pozitif veya negatif olarak sınıflandırılır. Bir cümlede herhangi bir duygu ifade edilip edilmediğine dair yapılan çalışmaya sübjektiflik sınıflandırması denilmektedir.

Özellik Tabanlı Düzeyde Duygu Analizi (Aspect Level Sentiment Analysis)

Duygu sınıflandırmasını doküman düzeyinde yapmak duygu ifadelerinin hedeflerinin belirsiz kalmasına neden olmaktadır. Doküman düzeyinde duygu sınıflandırmada bir varlık hakkında yapılan yorumun pozitif olarak sınıflandırılmış olması, yorumcunun o varlığın bütün özellikleri hakkında pozitif görüş bildirdiği anlamına gelmez. Örneğin, bir yorumcu varlığın 4 özelliği hakkında pozitif, 3 özelliği hakkında negatif yorum yapmış olsa, o yorum doküman düzeyinde pozitif olarak sınıflandırılır. Burada önemli bir bilgi kaybı söz konusudur. Yorumcu varlığın 3 özelliği hakkında negatif yorum yapmıştır ancak bu bilgi ortaya çıkarılmamıştır.

Bir yorum hakkında en kapsamlı bilgi, varlığın hangi özellikleri için pozitif, hangi özellikleri için negatif yorum yapıldığı bilgisidir. Özellik tabanlı duygu analizi çalışmalarında yapılan budur. Duygu ifadesinin hedefi olan varlığın özellikleri tespit edilmektedir. Bu işleme *özellik çıkarımı* denilmektedir.

Özellik tabanlı duygu analizinde kullanılan duygu polaritesi sınıflandırma yöntemleri çoğunlukla doküman düzeyindeki duygu polaritesi sınıflandırma yöntemlerine benzemektedir (Liu, 2012). Burada önemli olan duygu ifadesinin hedef ve kapsamının belirlenerek özellik çıkarımının doğru bir şekilde yapılmasıdır. Özellik çıkarımı çoğu zaman duygu polaritesinin tespit edilmesinden çok daha zor bir görevdir.

FİKİR MADENCİLİĞİ VE DUYGU ANALİZİNDE KULLANILAN YÖNTEMLER (METHODS IN SENTIMENT ANALYSIS AND OPINION MINING)

Bütün duygu analizi çalışmalarında yerine getirilmesi gereken en temel görev duygu polaritesinin tespit edilmesidir. Duygu polaritesinin tespit edilmesi dışında, özellik tabanlı düzeydeki duygu analizi çalışmalarında özellik çıkarımı görevinin yerine getirilmesi gerekmektedir. Literatürdeki çalışmalarda bu görevleri yerine getirmek için çok farklı yöntemler uygulansa da yaygın olarak kullanılan bazı yöntemler vardır. Bu bölümde bu görevler için yaygın olarak kullanılan yöntemler tanıtılmaktadır.

Duygu Polaritesinin Tespitinde Kullanılan Yöntemler (Methods Used For Determining Sentiment Polarity)

Duygu polaritesinin tespiti, duygu analizi ve fikir madenciliği çalışmalarındaki asli görevdir ve bütün düzeylerde yapılan duygu analizi çalışmalarında yerine getirilmektedir. Duygu polaritesinin tespit edilmesinde kullanılan yöntemler iki ana kategori altında yer almaktadır. Bu kategoriler makine öğrenmesine dayalı yöntemler ve sözcük tabanlı yöntemlerdir.

Makine Öğrenmesine Dayalı Yöntemler (Machine Learning Based Methods)

Makine öğrenmesine dayalı yöntemlerde önceden etiketlenmiş eğitim verisi ile sistem eğitilir ve eğitilmiş sistem ile duygu sınıflandırması yapılır. Makine öğrenmesi sınıflandırma algoritmalarından herhangi birisi kullanılabilir. Çoğunlukla Destek Vektör Makinesi (DVM), Naive Bayes (NB) ve Maksimum Entropi (ME) sınıflandırma algoritmaları kullanılmaktadır. Bu kategori altındaki yöntemlerin uygulanabilmesi için etiketlenmiş eğitim verisine ihtiyaç vardır.

Makine öğrenmesi yöntemi ile duygu sınıflandırma çalışması, ilk defa 2002 yılında Pang ve arkadaşları tarafından sinema filmlerinin yorumlarını pozitif ve negatif olarak sınıflandırmak amacıyla yapılmıştır (Pang ve diğ., 2002). Yaptıkları çalışmada, makine öğrenmesi için özellik olarak bir Kelime Torbası modeli olan unigramı, sınıflandırıcı olarak ise hem NB, hem de DVM'yi kullanmışlar ve başarılı sonuçlar elde etmişlerdir.

Makine öğrenmesi yöntemlerinde başarı oranını etkileyen en önemli faktör, özellik vektörünü oluştururken duygu sınıflandırması için efektif özelliklerin tespit edilmesi ve kullanılmasıdır. Duygu analizi çalışmalarında özellik vektörü oluşturmak için yaygın olarak kullanılan özellik seçimi yöntemleri aşağıda anlatılmaktadır.

Kelime Torbası Modeli (Bag of Words Model): Kelime Torbası (KT) kelimelerin metinlerde geçip geçmediğine dayalı olan ve metin sınıflandırmada en yaygın olarak kullanılan özelliktir. Kelimelerin metinde tek tek geçip geçmeleri yanında arka arkaya ikili veya n'li gruplar halinde geçip geçmemeleri de kullanılmaktadır. Kelimelerin tek tek ele alınmaları *unigram* modeli, arka arkaya ikili gruplar halinde ele alınmaları *bigram* modeli, arka arkaya n'li gruplar halinde ele alınmaları ise *n-gram* modelidir.

KT modelinde, kelimelerin metinde kaç defa geçtiğine bakılmaksızın sadece geçip geçmediğine dayalı olarak uygulanmasına *ikili* özellik seçimi denilmektedir. Metinde sadece geçip geçmeleri değil, kaç defa geçtiklerine dayalı olarak uygulanmasına da *terim frekans ağırlığı* özellik seçimi denilmektedir.

Terim Frekansı - Ters Doküman Frekansı – TF-TDF (Term Frequency - Inverse Document Frequency): Bir kelime, sadece bir türdeki dokümanlarda sıkça geçiyor, diğer tür dokümanlarda çok düşük frekansta geçiyorsa, ayırt edici özelliği yüksek demektir. Fakat bir kelime sadece belli bir tür değil, tüm dokümanlarda sıkça geçiyorsa ayırt edici özelliği düşük demektir. TF-TDF, dokümandaki bir kelimenin frekansı, o kelimeyi içeren toplam doküman sayısı ve tüm dokümanların sayısına dayalı olarak hesaplanan bir terim ağırlıklandırma yöntemidir.

Sözcük türü (Part of Speech): Sözcük türleri (isim, sıfat, fiil, vs.) doğal dil işleme ve metin işleme çalışmalarında kullanılan önemli bir özelliktir. Duygu analizi çalışmalarında da sözcük türleri önem taşımaktadır. Özellikle sıfat, fiil, isim ve zarf türündeki sözcükler daha fazla önem taşımaktadırlar. Metinde geçen kelimelerin sözcük türleri de özellik vektörünü oluşturmada kullanılmaktadır.

Nokta tabanlı Karşılıklı Bilgi (Pointwise Mutual Information): Nokta tabanlı Karşılıklı Bilgi (NKB) 1990 yılında Church ve Hanks tarafından (Church ve Hanks, 1990) iki terim arasındaki anlamsal yakınlığı ölçmek için önerilmiş bir skorlama yöntemidir. Makine öğrenmesi, doğal dil işleme, metin işleme, anlamsal çıkarım çalışmalarında sıklıkla kullanılmaktadır. NKB'nin formülasyonu aşağıdaki gibidir:

$$\mathrm{NKB}(x,y) = \log\frac{\mathrm{p}(x,y)}{\mathrm{p}(x)\mathrm{p}(y)} \tag{2}$$

Burada, p(x,y), x ve y'nin birlikte yer alma sayısı, p(x) x'in tek başına yer alma sayısı, p(y) ise y'nin tek başına yer alma sayısıdır. Terimlerin birlikte yer alma sayıları genellikle eldeki tüm dokümanlar üzerinden hesaplanmaktadır. Bazı çalışmalarda ise bu sayılar web aramalarından elde edilmektedir. NKB skoru ne kadar büyükse iki terimin anlamsal yakınlığı da o kadar yüksektir.

NKB skorlamasını bir duygu analizi çalışmasında ilk defa Turney (Turney, 2002) 2002 yılında otomobil ve sinema yorumları üzerinde yaptığı çalışmada kullanmıştır. NKB'nin makine öğrenmesinde özellik seçimi olarak ilk defa kullanıldığı çalışma ise Muller ve Collier'in (Mullen ve Collier, 2004) sinema yorumları üzerinde yaptıkları duygu analizi çalışmasıdır. Bu çalışmalardan sonra daha birçok duygu analizi çalışmasında NKB skorlama yöntemi kullanılmıştır.

Sözcük Tabanlı Yöntemler (Lexicon Based Methods)

Bu kategori altında doğal dil işleme yöntem ve araçları kullanılarak cümlelerin sentaktik analizine dayalı yöntemler kullanılmaktadır. Denetimli makine öğrenmesi yöntemlerindeki gibi etiketlenmiş eğitim verisine ihtiyaç yoktur. Doğal dil işleme araç ve yöntemleri ile cümleler analiz edilir, cümlelerdeki duygu terimleri tespit edilerek anlamsal çıkarımlar yapılır. Cümlelerdeki duygu ifadelerini tespit etmek için çoğunlukla duygu terimleri sözlüğü kullanılır. Cümlelerin sentaktik analizinde genel olarak üç yöntem ve bu yöntemlerin farklı uygulamalarının kullanımı çok yaygındır:

Koşullu Rastgele Alanlar (Conditional Random Fields) : Koşullu Rastgele Alanlar (KRA) 2001 yılında Lafferty ve arkadaşları tarafından önerilmiş, örüntü tanıma, yapay zeka, makine öğrenmesi gibi alanlarda kullanılan istatistiksel bir modelleme yöntemidir (Lafferty ve diğ., 2001). Doğal dil işleme çalışmalarında kullanımı oldukça yaygındır. KRA, doğal dil işlemede, cümle içindeki kelimelerin kullanım amacını tespit etmede, o kelimeden önce ve sonra gelen kelimelerin, o kelimenin içinde geçtiği cümleden önce ve sonra gelen cümlelerin de göz önüne alınarak uygulanan istatistiksel ve olasılıksal tabanlı yöntemlerdir.

Bağlılık Ağacı (Dependency Tree): Bağlılık ağacı, cümledeki öğelerin birbirlerine olan bağlılıklarını, hangi öğenin hangi öğeyi nitelediği bilgisini içeren bir ağaç yapısıdır. Bağlılık ağacı, bağlılık ayrıştırıcı doğal dil işleme araçları ile oluşturulur. Oluşturulan bağlılık ağacındaki düğümler arasındaki ilişkiler analiz edilerek duygu analizi çalışması gerçekleştirilir.

Kural Tabanlı Yaklaşım (Rule Based Approach): Bu yöntemde, başta sözcük türleri ve sözcük türü örüntüleri olmak üzere farklı doğal dil işleme özelliklerine dayanan kurallar belirlenir ve bu kurallara uyan cümle yapıları analiz edilerek anlamsal çıkarımlar yapılır. Bu yöntem genellikle KRA ile birlikte uygulanır. Duygu analizi ve fikir madenciliği alanında bu yaklaşımı ilk defa Turney (Turney, 2002) müşteri yorumları üzerinde yaptığı çalışmada uygulamıştır. Maharani ve arkadaşları da ürün yorumları üzerinde yaptıkları çalışmada (Maharani ve diğ., 2015) sözcük türü örüntülerine dayalı kural tabanlı bir yöntem uygulamışlardır. Sözcük türü örüntüleri ile ilgili kuralları belirlerken Turney'in çalışmasındaki (Turney, 2002) sözcük türü örüntüleri ile ilgili kurallardan faydalanmışlardır.

Yöntemlerin Karşılaştırmalı Analizi (Comparative Analysis of Methods)

Makine öğrenmesine dayalı yöntemlerin ve sözcük tabanlı yöntemlerin birbirlerine karşı avantaj ve dezavantajları bulunmaktadır. Makine öğrenmesine dayalı yöntemlerin en önemli dezavantajı çalışma yapılacak alan ile ilgili yeteri kadar miktarda etiketlenmiş eğitim verisi gerektirmesidir. Ayrıca belli bir çalışma alanıyla ile ilgili eğitim verisi başka bir alanda işe yaramamaktadır. Mesela sinema yorumları ile eğitilmiş bir sistem akıllı telefon yorumları üzerinde kullanıldığında başarılı olamamaktadır. Çalışma yapılacak her alan ile ilgili etiketlenmiş eğitim verisi temin etmek oldukça zordur.

Sözcük tabanlı yöntemler, etiketlenmiş eğitim verisi gerektirmemeleri ile makine öğrenmesi yöntemlerine göre avantaj sağlamaktadırlar fakat sözcük tabanlı yöntemlerin de bir takım dezavantajları bulunmaktadır. Sözcük tabanlı yöntemlerde duygu terimleri sözlüğüne ve doğal dil işleme araçlarına ihtiyaç duyulmaktadır. Duygu terimleri sözlüğü ve doğal dil işleme araçlarının varlığı ve etkinlikleri

dilden dile değişmektedir. Üzerinde en çok doğal dil işleme çalışması yapılan dil olan İngilizce'de çok sayıda ve güçlü doğal dil işleme araçları ve hazır duygu terimleri sözlükleri bulunmaktadır. Diğer dillerdeki araçlar ise İngilizce kadar çok sayıda ve güçte değildirler.

Sözcük tabanlı yöntemler, kullanıcıların görüşlerini duygu terimleri kullanmadan dolaylı olarak ifade ettikleri durumlarda başarılı değillerdir. Bu tür durumlarda makine öğrenmesine dayalı yöntemler daha başarılıdırlar. Mesela pozitif polariteye sahip "bu telefonun şarjı uzun gidiyor" şeklindeki bir cümlenin sözcük tabanlı bir yöntem tarafından pozitif olarak sınıflandırılması oldukça zordur çünkü cümlede herhangi bir duygu terimi yoktur. Yeteri kadar çeşitlilikte ve miktarda etiketlenmiş eğitim verisine sahip bir makine öğrenmesi yöntemi böyle bir cümleyi sınıflandırmada çok daha başarılıdır.

Bu iki ana kategori altındaki yöntemlerin duygu polaritesi sınıflandırma başarı oranları kıyaslandığı zaman makine öğrenmesine dayalı yöntemlerin daha başarılı oldukları gözlenmektedir. Kennedy ve Inkpen yaptıkları çalışmada (Kennedy ve Inkpen, 2006), Hailong ve arkadaşları yaptıkları karşılaştırmalı analiz çalışmasında (Hailong ve diğ., 2014) denetimli makine öğrenmesine dayalı yöntemlerin sözcük tabanlı yöntemlere göre daha başarılı olduklarını ortaya koymuşlardır. Bu iki ana kategorideki yöntemlerin karşılaştırması Çizelge 1'de verilmiştir.

Çizelge 1. Makine öğrenmesine dayalı - Sözcük tabanlı yöntemlerin karşılaştırması
Table 1. *Comparison of machine learning based – lexicon based methods*

	Avantajlar	**Dezavantajlar**
Makine öğrenmesine dayalı yöntemler	- Başarım oranı daha yüksektir - Dolaylı olarak ifade edilen duygu polaritelerini tespit etmede başarılıdır	- Çalışma alanına özgü etiketlenmiş eğitim verisi gerektirir - Bir alandaki eğitim verisi başka alanda işe yaramaz
Sözcük tabanlı yöntemler	- Etiketlenmiş eğitim verisi gerektirmez - Doğal dil işleme araçları ve duygu terimleri sözlüğüne ihtiyaç olsa da bunlar çalışma alanına özgü değildirler. Elde bu araçlar varsa herhangi bir alandaki çalışmada kullanılabilirler	- Başarım oranı daha düşüktür. - Doğal dil işleme araçlarına ihtiyaç vardır. - Duygu terimleri sözlüğüne ihtiyaç vardır - Dolaylı olarak ifade edilen duygu polaritelerini tespit etmede başarısızdır

Özellik Çıkarımında Kullanılan Yöntemler (Methods Used For Aspect Extraction)

Özellik tabanlı düzeyde duygu analizi çalışmalarında, duygu ifadelerinin hedefleri olan varlık özelliklerinin belirlenmesi gerekmektedir. Yukarda belirtildiği gibi bu göreve özellik çıkarımı denilmektedir. Özellik çıkarımı için araştırmacılar tarafından yaygın olarak kullanılan yöntemler aşağıda özetlenmiştir.

Sık geçen isimler (Frequent Names): Bu yöntem Hu ve Liu tarafından, 2004 yılında yaptıkları duygu analizi çalışmasında önerilmiştir (Hu ve Liu, 2004). Bir ürün hakkında yorum yaparken herkesin farklı bir hikayesi vardır ve genelde bu hikayeleri anlatırken farklı farklı kelimeler kullanıldığı varsayılır. Ancak, ürünün özelliklerinden bahsedildiği zaman, kullanılan kelimeler genellikle aynı olmaktadır. Yorumlarda sık geçen isim türündeki sözcükler çoğunlukla ürünün özellikleridir. Ancak, yorumlarda sık geçen isimlerin bazıları ürün özellikleri dışında isimler de olabilmektedir. Bunların da tespit edilip ürün özelliklerinden ayrıştırılmaları gerekmektedir. Bu yöntem Hu ve Liu tarafında önerildikten sonra birçok araştırmacı tarafından geliştirilerek kullanılmıştır.

Popescu ve Etzioni yaptıkları çalışmada bu yöntemin başarı oranını yükseltecek bir yöntem uygulamışlardır (Popescu ve Etzioni, 2005). Popescu ve Etzioni terimler arasındaki yakınlığı ölçmekte kullanılan Nokta tabanlı Karşılıklı Bilgi (NKB) yöntemini, ürün ve sık geçen isim arasında

uygulamışlardır. NKB skoruna göre aralarındaki yakınlık derecesi belli bir eşiğin üzerindeyse o ismin ürünün özelliği olduğuna, o eşik değerin altındaysa özellik olmadığına karar vermişlerdir.

Goldensohn ve arkadaşları yaptıkları çalışmada bütün sık geçen isimleri değil sadece duygu ifadesi içeren sübjektif cümlelerdeki sık geçen isimleri kullanarak iyileştirme yapmışlardır (Goldensohn ve diğ., 2008).

Duygu ifadesi - hedef ilişkilerinin sentaktik analizi (Syntactical analysis of opinion words and targets): Bir cümlede bir duygu ifadesi varsa, bunun mutlaka bir hedefi vardır. Bu hedef, ya varlığın bizzat kendisi ya da varlığın bir özelliğidir. Bu yöntemde öncelikle cümlelerdeki duygu ifadeleri tespit edilmektedir. Duygu ifadesi tespit edildikten sonra cümlenin içindeki hedef belirlenmeye çalışılmaktadır. Bu yöntemde, cümlelerin sentaktik analizi, sözcük türü belirleme, bağlılık ağacı kullanma gibi doğal dil işleme araçları ve yöntemleri kullanılmaktadır.

Zhuang ve arkadaşlarının 2006 yılında yaptıkları çalışma (Zhuang ve diğ., 2006), Swapna ve Wiebe'nin cümle ayrıştırıcı araç kullanarak 2009 yılında yaptıkları çalışma (Swapna ve Wiebe, 2009), Qiu ve arkadaşlarının "Double Propagation" adını verdikleri bağlılık ağacı kullanarak yaptıkları çalışma (Qiu ve diğ., 2011) bu yöntemle özellik çıkarımının yapıldığı çalışmalardır.

Makine öğrenmesine dayalı yöntemler (Machine learning based methods) : Özellik çıkarımında makine öğrenmesine dayalı yöntemler de kullanılmaktadır. Özellik çıkarımı bir tür bilgi çıkarımı problemidir. Bilgi çıkarımında kullanılan denetimli öğrenmeye dayalı birçok metot ortaya atılmıştır. Bu metotlar arasında günümüzde en yaygın kullanılanları sıralı öğrenmeye dayalı makine öğrenmesi metotlarıdır (Liu, 2012). Koşullu Rastgele Alanlar (Lafferty ve diğ., 2001) ve Saklı Markov Modeli (Rabiner, 1989) özellik tabanlı duygu analizi çalışmalarında sıkça kullanılan sıralı öğrenme algoritmalarıdır.

Konu Modelleme (Topic Modeling) – Latent Dirichlet Allocation (LDA): Konu modelleme, son yıllarda büyük miktardaki metinlerdeki konuları keşfetmek için kullanılan önemli bir yöntem olarak ortaya çıkmıştır. Konu modelleme yöntemi, her dokümanın belli oranlarda belli konuları içerdiği ve her konunun kelimeler üzerine olasılıksal bir dağılım olduğu varsayımına dayanmaktadır. Duygu analizinde ürün özellikleri, konu modellemedeki konulara karşılık gelmektedir. En çok bilinen ve kullanılan konu modelleme algoritması 2003 yılında David M. Blei ve arkadaşları tarafından önerilmiş olan Latent Dirichlet Allocation (LDA) algoritmasıdır (Blei ve diğ., 2003).

Konu modelleme ve LDA, büyük miktardaki metinlerdeki konuları keşfetmek için geliştirilmiştir. Duygu analizi çalışmalarının çalışma alanları olan müşteri yorumları, sosyal medya mesajları gibi kısa metinler üzerinde verimli olamamaktadır (Liu, 2012). LDA'yı ürün yorumları, sosyal medya mesajları gibi kısa metinlerde uygulamayla ilgili birçok çalışma yapılmıştır ve yapılmaktadır.

Ontoloji tabanlı yaklaşımlar (Ontology based approaches): Ontoloji kısaca varlık bilimidir. Ontolojide hiyerarşik olarak varlıklar, varlıkların özellikleri, o özelliklerin alt özellikleri modellenir. Bu ontoloji modeli, metinlerden varlıkları ve varlıkların özelliklerini çıkarmak için kullanılır. Özellik tabanlı duygu analizi çalışmalarında da ontoloji kullanarak özellik çıkarımı oldukça yaygın bir yöntemdir. Örnek çalışma olarak Isidro ve arkadaşları sinema yorumları üzerinde duygu analizi çalışmasında özellik çıkarımı için IMDb (IMDb, 2017) kaynaklı verilerden oluşturulan http://www.movieontology.org sitesindeki sinema ontolojisinden faydalanmışlardır (Isidro ve diğ., 2011).

DUYGU ANALİZİ ÇALIŞMALARI LİTERATÜR TARAMASI (SENTIMENT ANALYSIS LITERATURE REVIEW)

Bu bölümde duygu analizi ve fikir madenciliği ile ilgili yapılmış olan çalışmalar literatür taraması şeklinde özetlenmiştir. Çalışmalar, Doküman Düzeyindeki Duygu Analizi Çalışmaları ve Özellik Tabanlı Düzeydeki Duygu Analizi Çalışmaları olmak üzere iki ana başlık altında ele alınmışlardır. Bu başlıklar altında Türkçe dili ile yapılmış olan çalışmalar diğer çalışmaların arasında karışık olarak değil, en sonda ayrı bir şekilde verilmiştir.

Literatür taraması için çalışmaların seçimi iki kritere göre yapılmıştır. Birincisi 2010 yılından günümüze kadar olan tarih aralığında literatür taraması yapılmıştır. Bu tarihler arasında literatürde çok sayıda çalışma vardır. Bu çalışmalardan seçim yapılırken olabildiğince farklı yöntemlerin kullanıldığı

çalışma örnekleri dahil edilmeye çalışılmıştır. İkinci olarak ise daha eski tarihli çalışmalardan yenilikçi olan, birçok çalışma tarafından benzerleri uygulanan bir yöntemin ilk örneğini sunan bazı çalışmalar literatür taramasına dahil edilmiştir.

Doküman Düzeyindeki Duygu Analizi Çalışmaları (Document Level Sentiment Analysis Works)

Duygu analizi ve fikir madenciliği alanında yapılan ilk çalışmaların tamamı doküman düzeyinde sınıflandırma çalışmalarıdır.

McDonald ve arkadaşları 2007 yılında yaptıkları çalışmada Koşullu Rastgele Alanlar yöntemine benzeyen bir hiyerarşik öğrenme modelini ortaya koymuşlardır (McDonald ve diğ., 2007). Bu yöntemde cümle düzeyinde sınıflandırma, doküman düzeyinde sınıflandırma ile birlikte yapılmaktadır. Veri setindeki her doküman ve o dokümandaki her cümle sınıflandırılmaktadır. Çalışmada her iki seviyede birlikte duygu sınıflandırması yapmanın başarım oranını yükselttiğini göstermişlerdir.

Nakagawa ve arkadaşları 2010 yılında yaptıkları çalışmada İngilizce ve Japonca dilleri üzerinde bağlılık ağacı ve Koşullu Rastgele Alanlar yaklaşımını kullanmışlardır (Nakagawa ve diğ., 2010). Çalışmada kullandıkları yöntemi, yaygın olarak kullanılan 6 farklı yöntemle kıyaslamışlardır. Diğer yöntemlerle %63 ile %84 arası başarı oranı elde edilirken önerdikleri yöntemle %77 ile %86 arasında değişen başarı oranı elde etmişlerdir.

Davidov ve arkadaşları, 2010 yılında Twitter mesajları üzerinde duygu sınıflandırması çalışması yapmışlardır (Davidov ve diğ., 2010). Denetimli makine öğrenmesine dayalı bir yöntemin kullandıkları çalışmada özellik vektöründe metin işlemede kullanılan yaygın özellikler dışında Twitter'a özgü olan hashtag'ler ve smiley karakterleri gibi özellikleri de kullanmışlardır. Twitter'a özgü bu özellikleri kullanmanın başarı oranını arttırdığını göstermişlerdir.

Taboada ve arkadaşları 2011 yılında ürün yorumlarını -5 ile +5 arasında derecelendirmeye yönelik bir çalışma yapmışlardır (Taboada ve diğ., 2011). Duygu terimleri sözlüğünü oluşturmak için Amazon'un Mechanical Turk (MTurk, 2017) servisini kullanmışlardır. Mechanical Turk ile oluşturdukları sözlük ile elde ettikleri başarı oranını, SentiWordNet (Baccianella ve diğ., 2010), Google PMI (Taboada ve diğ., 2006) , Maryland (Mohammad ve diğ., 2009) gibi sözlüklerle elde ettikleri başarı oranlarıyla kıyaslamışlar ve onlardan daha etkin olduğunu göstermişlerdir.

Kang ve arkadaşları 2012 yılında restoran yorumlarında hem duygu sınıflandırması için bir yöntem önermişler hem de farklı denetimli makine öğrenmesi metotlarını ve farklı makine öğrenmesi özelliklerini birbirleriyle kıyaslamışlardır (Kang ve diğ., 2012). Çalışmalarında restoran yorumlarını sınıflandırmak için duygu terimleri sözlüğü oluşturmuşlardır. Bu sözlük sadece unigramları değil, çift kelimeden oluşan bigramları da kapsamaktadır. Genel olarak restoran yorumları sınıflandırma çalışmasında negatif yorumlardaki başarı oranının, pozitif yorumlardaki başarı oranına göre ortalama %10 daha düşük olduğunu görmüşler ve bu %10'luk farkı azaltmak için NB sınıflandırma algoritması üzerinde geliştirmeler yapmışlardır. Oluşturdukları restoran yorumları duygu sözlüğü ile standart duygu terimleri sözlüğünü; DVM, NB ve geliştirilmiş NB algoritmalarını; unigram, bigram ve unigram+bigram özellikleri ile bunların hepsinin başarı oranlarını kıyaslayacak şekilde testlerini gerçekleştirmişlerdir.

Mejova ve Srinivasan 2011 yılında yaptıkları çalışmada, denetimli makine öğrenmesine dayalı duygu sınıflandırmasında kullanılan makine öğrenmesi özelliklerinin etkinliklerini birbirleriyle kıyaslamışlardır (Mejova ve Srinivasan, 2011). "kelime - kelime kökü", "ikili - terim frekans ağırlığı", "olumsuzluk kelime ve ekleri", "n-gram" gibi yaklaşımların duygu sınıflandırma çalışmalarında başarıyı ne derece etkiledikleriyle ilgili bir çalışma yapmışlardır. Yapılan testlerde kelime n-gram seçiminin başarı oranını önemli oranda etkilediğini gözlemlemişlerdir. "kelime - kelime kökü", "ikili - terim frekans ağırlığı", "olumsuzluk kelime ve ekleri" şeklindeki karşılaştırmalarda, başarı oranında belirgin bir fark olmadığını gözlemlemişlerdir. Bespalov ve arkadaşlarının yapmış oldukları çalışmada da benzer bir sonuç elde edilmiş ve bazı çalışmalarda daha yüksek başarı oranı elde etmek için daha yüksek seviyeli kelime n-gramları kullanmanın faydalı olduğu ifade edilmiştir (Bespalov ve diğ., 2011).

Fakat yüksek seviyeli kelime n-gramları, hesaplama maliyetini çok arttırmakta ve kullanmak imkansız hale gelmektedir. Bespalov ve arkadaşları bunları ortaya koyduktan sonra yüksek seviyeli n-gramları kullanabilmek için hesaplama maliyetini düşürmeye yönelik "supervised embedding strategy" ismini verdikleri ve sinir ağları kullanımına dayanan bir yöntem önermişlerdir. Önerdikleri yöntemle yüksek seviyeli n-gram'ları da kullanarak duygu sınıflandırma testlerini yapmışlar ve yüksek seviyeli kelime n-gram'ları kullanmanın sınıflandırma başarısını arttırdığını göstermişlerdir.

Balahur ve arkadaşları, 2012 yılında yaptıkları duygu analizi çalışmasında sadece pozitif/negatif şeklinde ikili sınıflandırma değil, sinirli, mutlu, mutsuz, suçluluk hissi gibi birden fazla sınıfa göre duygu sınıflandırma çalışması yapmışlardır (Balahur ve diğ., 2012). Çalışmalarında dolaylı anlatımla ifade edilen duyguların da tespit edilebilmesi üzerinde çalışmışlardır. Balahur ve arkadaşları, psikolojide insanların bir varlık veya olay hakkında fikir sahibi olma süreçlerini inceleyen Appraisal Theory'den ve insanların olaylar karşısındaki tepkileri, tutumları gibi davranışları hakkında oluşturulmuş bir bilgi bankası olan ISEAR'dan (ISEAR, 2017) faydalanmışlardır. Önerdikleri yöntemi, unigram, bigram, 3-gram özelliklerine dayalı makine öğrenmesi yöntemi ile kıyaslamışlar ve daha başarılı olduğunu göstermişlerdir.

Zhang ve arkadaşları 2014 yılında yaptıkları duygu analizi çalışmasında AppleStore'daki mobil uygulama yorumları üzerinde denetimli makine öğrenmesi yöntemlerini ve bu yöntemlerin farklı parametrelere göre performanslarının karşılaştırmasını yapmışlardır (Zhang ve diğ., 2014). Çalışmalarında, DVM ile NB'nin, unigram, bigram, 3-gram ve 4-gram özelliklerinin, farklı uzunluklardaki yorumlardaki başarı oranlarının karşılaştırmasını yapmışlardır. Elde ettikleri bulgulara göre, NB sınıflandırıcı DVM'den daha başarılı olmuştur, kelime n-gramında en yüksek başarı oranı bigram ile elde edilmiştir. Kısa yorumlarda başarı oranının yüksek, uzun yorumlarda ise daha düşük olduğu gözlemlenmiştir.

Zhang ve arkadaşları, 2014 yılında Facebook mesajları ve müşteri ürün yorumları üzerinde duygu analizi çalışması yapmışlardır (Zhang ve diğ., 2014). Yaptıkları çalışma, bir ayrıştırıcı kullanarak cümlelerin sentaktik analizine dayanmaktadır. Koşullu Rastgele Alanlar yöntemiyle cümlelerin kendinden önce ve kendinden sonra gelen cümlelerle olan ilişkilerinin, bağlaçlarla bağlanmış olan cümlelerin bağlaçlardan kaynaklanan ilişkilerinin detaylı şekilde analizine dayalı bir yöntem önermişlerdir. Önerdikleri yöntemin, DVM, Lojistik Regresyon (LR), Saklı Markov Modeli (SMM) ve Choi ve Cardie'nin önerdikleri Compositional Semantic Rules (CSR) (Choi ve Cardie, 2008) yöntemleriyle deneysel karşılaştırmalarını yapmışlardır. Müşteri ürün yorumlarında, önerdikleri yöntem en yüksek başarı oranını ortaya koymuştur. Ancak, facebook mesajları üzerinde CSR yöntemi en yüksek başarı oranını ortaya koymuş, önerdikleri yöntem diğer yöntemlere göre bir üstünlük sağlayamamıştır. Facebook mesajları genellikle bir iki cümlelik kısa mesajlar olması nedeniyle Koşullu Rastgele Alanlar yöntemi etkin olamamıştır.

Habernal ve arkadaşları 2015 yılında Çekoslovakya diliyle Facebook mesajları, sinema yorumları ve ürün yorumları üzerinde yaptıkları çalışmada, DVM ve Maksimum Entropi sınıflandırma algoritmalarını kullanan denetimli makine öğrenmesi yöntemini kullanmışlardır (Habernal ve diğ., 2015). Makine öğrenmesi özellikleri için kelime unigram ve bigramı, karakter n-gramı, sözcük türleri ile ilgili özellikler, smiley'ler ve TF-TDF özelliklerini kullanmışlardır. Facebook mesajları oldukça kısa metinler oldukları, birçok jargon ve kısaltmaları barındırdıkları için karakter n-gramının başarı oranını arttırmada etkin olduğunu gözlemlemişlerdir. Facebook mesajlarına göre daha uzun metinler olan ürün yorumları ve sinema yorumlarında ise kelime bigramının en iyi başarı oranını ortaya koyduğunu gözlemlemişlerdir.

Park ve arkadaşları 2015 yılında duygu terimleri sözlüğü oluşturma ile ilgili bir çalışma yapmışlardır (Park ve diğ., 2015). Çalışmada, etiketlenmiş eğitim verilerinden, çalışma alanına özgü duygu terimleri çıkarımı için bir yöntem ortaya koymuşlardır. Önerdikleri yöntemle oluşturulan sözlüğün duygu analizindeki performansını test etmek için SentiWordNet (Baccianella ve diğ., 2010) duygu terimleri sözlüğü ile kıyaslamasını yapmışlardır. Eğitim verisinin az olduğu durumlarda

önerdikleri yöntemle oluşturulan sözlüğün başarı oranı daha düşük kalmıştır. Yeteri kadar eğitim verisi olduğu zaman SentiWordNet'ten daha iyi bir başarı oranı ortaya koyduğunu göstermişlerdir.

Fernández-Gavilanes M. ve arkadaşları 2015 yılında sinema yorumları, Twitter mesajları gibi farklı veri setleri üzerinde duygu analizi çalışmasında bağlılık ağacı kullanarak sentaktik analize dayalı sözcük tabanlı bir yöntem uygulamışlardır (Fernández-Gavilanes ve diğ., 2015). Pekiştiricileri, olumsuzluk kelime ve eklerini, zıtlık bağlaçlarını detaylı şekilde analiz etmişlerdir. Bu çalışma sözcük tabanlı yöntemlerin kullanıldığı çalışmalar arasında en kapsamlı ve en detaylı sentaktik analizin yapıldığı çalışmalardan birisidir. Farklı veri setlerinde yaptıkları testlerde çok çeşitli sonuçlar elde etmişlerdir. Genel olarak %60 - %75 arası başarı oranı elde etmişlerdir. Bu oran düşük gibi görünebilir ama aynı veri setleri üzerinde karşılaştırma yaptıkları diğer yöntemlerin başarı oranları daha düşük gerçekleşmiştir.

Khan F. H. ve arkadaşları sinema yorumları, ürün yorumları gibi farklı veri setleri üzerinde denetimli makine öğrenmesi yöntemi ve DVM sınıflandırıcısı ile duygu analizi çalışması yapmışlardır (Khan ve diğ., 2016). Uyguladıkları yöntem, klasik bir denetimli makine öğrenmesi yöntemidir fakat bu çalışmanın literatüre olan katkısı kullandıkları duygu terimleri sözlüğü ile ilgilidir. İngilizce duygu analizi çalışmalarında sıklıkla kullanılan SentiWordNet (Baccianella ve diğ., 2010) duygu terimleri sözlüğünün duygu analizi çalışmaları için çok uygun olmadığını ortaya koymuşlar ve SentiWordNet'i kullanarak yeni bir duygu terimleri sözlüğü oluşturma metodolojisi ortaya koymuşlardır ve oluşturdukları bu sözlükle duygu analizi çalışmasını gerçekleştirmişlerdir. Yaptıkları testlerde kendi yöntemleriyle oluşturdukları sözlük ile yapılan duygu analizinin SentiWordNet ile yapılan analizden daha başarılı olduğunu göstermişlerdir.

Chen T. ve arkadaşları 2017 yılında sinema yorumları, ürün yorumları gibi farklı veri setleri üzerinde duygu analizi çalışması yapmışlardır (Chen ve diğ., 2017). Çalışmalarında öncelikle cümleleri duygu ifadelerinin hedeflerine göre hedefsiz cümleler, bir-hedefli cümleler ve çok-hedefli cümleler olarak üç gruba ayırmışlardır çünkü bu üç gruptaki cümlelerin cümle yapılarının birbirlerinden çok farklı olduğunu ve karışık olarak değil ayrı ayrı ele alınmaları gerektiğini savunmuşlardır. Cümleleri bu üç kategoriye göre sınıflandırmak için Koşullu Rastgele Alanlar tabanlı bir yöntem uygulamışlardır. Daha sonra bu üç kategori altındaki cümlelerin duygu polaritelerini tespit etmek için Evrişimli Sinir Ağlarına dayalı bir yöntem uygulamışlardır.

Türkçe dilinde duygu analizi çalışmaları İngilizce'den çok daha sonraları başlamıştır. Eroğul 2009 yılında yaptığı tez çalışmasında sinema yorumları üzerinde yaptığı duygu analizi çalışmasında makine öğrenmesine dayalı bir yöntem uygulamıştır (Eroğul, 2009). Özellik vektörü için KT modelini, sözcük türü özelliklerini, sınıflandırma algoritması olarak ise DVM'yi kullanmıştır. Farklı parametre ve konfigürasyonlarla yaptığı testlerde %73 - %86 arası değişen başarı oranları elde etmiştir.

Kaya ve arkadaşları 2012 yılında Türkçe politika haberleri üzerinde duygu analizi çalışması yapmışlardır (Kaya ve diğ., 2012). Ürün veya sinema yorumları gibi metinler, konu odaklı ve düşünce bakımından yoğun metinler iken, politika haberleri düşünce bakımından daha az yoğunlukta olan, yorumlar kadar konu odaklı olmayan metinlerdir. Kaya ve arkadaşları, çalışmalarında makine öğrenmesi yöntemleri dışında sözcük tabanlı yöntemleri de kullanmışlardır. Politika haberlerinde pozitif ve negatif duyguları ifade eden kelimeler listesi oluşturmuşlardır. Yaptıkları testlerde %67 ile %76 arası değişen başarı oranları elde etmişlerdir.

Şimşek ve Özdemir, 2012 yılındaki yaptıkları çalışmada Twitter mesajlarını mutlu ve mutsuz şeklinde sınıflandırma çalışması yapmışlardır (Şimşek ve Özdemir, 2012). Şimşek ve Özdemir Amazon'un Mechanical Turk (MTurk, 2017) servisini kullanarak mutluluk ve üzüntü ifadelerinde kullanılan 113 sözcüklük bir Türkçe sözlük oluşturmuşlar ve bu sözcüklerin Twitter mesajlarında geçme frekanslarına göre sınıflandırma yapmışlardır.

Çetin ve Amasyalı 2013 yılında Twitter mesajları üzerinde WEKA (Frank ve diğ., 2016) sınıflandırma aracı ile NB, DVM, karar ağacı, rastgele orman ve 1-en yakın komşu yöntemleri ile duygu sınıflandırması çalışması yapmışlardır (Çetin ve Amasyalı, 2013). Özellik vektörünü oluşturulurken TF, TF-TDF ve Delta TF-TDF (Martineau ve Finin, 2009) terim ağırlıklandırma yöntemlerinden

faydalanmışlardır. Çetin ve Amasyalı, yaptıkları testlerde Delta TF-TDF terim ağırlıklandırma yönteminin diğer iki yöntemden daha başarılı olduğunu gözlemlemişlerdir.

Aytekin, 2013 yılında Türkçe blog sitelerindeki beyaz eşya yorumları üzerinde duygu sınıflandırma çalışması yapmıştır (Aytekin, 2013). Çalışmada sözcük tabanlı yöntem ile makine öğrenmesi yönteminin karışımı yarı-denetimli bir yöntem uygulamıştır. Aytekin pozitif ve negatif duygu ifade eden kelimeler sözlüğünü ise İngilizce'de hazırlanmış bir sözlüğü Türkçe'ye tercüme edilerek oluşturmuştur. Çalışmada 350 pozitif, 350 negatif yorum üzerinde yapılan testte pozitif yorumlarda %72, negatif yorumlarda %73 başarı oranı elde edilmiştir.

Sevindi 2013 yılında yaptığı tez çalışmasında, duygu analizi çalışmalarında kullanılan terim ağırlıklandırma yöntemlerinin ve sınıflandırıcı algoritmalarından DVM, NB ve K-En Yakın Komşu yöntemlerinin kıyaslamasını yapmıştır (Sevindi, 2013). Veri seti olarak sinema yorumlarının kullanıldığı çalışmada TF-TDF, A-TF, B-TF, LA-TF, L-TF ve N-TF terim ağırlıklandırma yöntemlerinin etkinlikleri kıyaslanmıştır. Bu ağırlıklandırma yöntemleri, unigram, bigram ve 3-gram KT modellerinin hepsi ile ayrı ayrı kıyaslanmıştır. Kullanılan sınıflandırma algoritması ve KT modeline göre çok çeşitli sonuçlar elde edilmiş olsa da genel olarak TF-TDF ağırlıklandırma yönteminin diğerlerinden daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir.

Meral ve Diri 2014 yılında sağlık, spor, siyaset, gibi farklı konular hakkında derledikleri Twitter mesajları üzerinde duygu sınıflandırması çalışması yapmışlardır (Meral ve Diri, 2014). Twitter'ın kendine özgü jargonlarını da ele alabilmek amacıyla kelime n-gramı yerine karakter n-gramı kullanmayı tercih etmişlerdir. Meral ve Diri, karakter 2-gram ve 3-gramları kullanarak DVM, rastgele orman ve NB sınıflandırıcılar ile duygu sınıflandırmasını gerçekleştirmişlerdir. Bu üç sınıflandırma yönteminde DVM en iyi sonuçları vermiş olsa da elde edilen başarı oranları birbirlerine çok yakın çıkmıştır.

Akba ve arkadaşları, 2014 yılında yaptıkları duygu analizi çalışmasında sinema yorumları üzerinde DVM ile NB sınıflandırma algoritmaları ve Ki Kare ile Bilgi Kazanımı özellik seçimi yöntemlerinin etkinliklerini kıyaslamışlardır (Akba ve diğ., 2014). Elde ettikleri sonuçlarda Ki Kare ile Bilgi Kazanımı özellik seçimi yöntemlerinin etkinlikleri arasında fark çıkmamıştır. Sınıflandırma algoritmalarından DVM'nin NB'den daha etkin olduğunu gözlemlemişlerdir.

Çizelge 2'de doküman düzeyinde duygu sınıflandırması alanında yapılmış çalışmalar sunulmuştur.

Çizelge 2. Doküman düzeyinde duygu analizi çalışmaları

Table 2. *Document level sentiment analysis works*

Ref. No	Yıl	Veri Seti	Çalışma Türü	Dil	Uygulanan Yöntem/Algoritma	Denetimli/ Denetimsiz	Sonuçlar
(Kennedy ve Inkpen, 2006)	2006	Sinema yorumları	Yöntem önerisi	İngilizce	Koşullu Rastgele Alanlar, Bağlılık Ağacı	Denetimsiz	Farklı parametrelerle %31 - %76 arası çeşitli sonuçlar elde edilmiştir
(McDonald ve diğ., 2007)	2007	Ürün yorumları	Yöntem önerisi	İngilizce	Koşullu Rastgele Alanlar	Denetimli	%62,6 ve %70,3 oranında başarı oranları elde etmişlerdir
(Nakagawa ve diğ., 2010)	2010	Ürün, sinema yorumları	Yöntem önerisi	Japonca, İngilizce	Koşullu Rastgele Alanlar, Bağlılık Ağacı	Denetimsiz	%77 - %86 arası değişen başarı düzeyleri elde edilmiştir
(Davidov ve diğ., 2010)	2010	Twitter mesajları	Yöntem önerisi	İngilizce	Hashtag'ler gibi Twitter jargonlarını kapsayan KT	Denetimli	%57 - %86 arası değişen çok çeşitli sonuçlar elde edilmiştir.
(Taboada ve diğ., 2011)	2011	Ürün yorumları	Duygu derecelendirme	İngilizce	Sözcük tabanlı. Sözlük "Mechanical Turk" servisi ile oluşturulmuştur	Denetimsiz	Farklı duygu terimleri sözlükleri ile %58 - %78 arası değişen başarı oranları elde edilmiştir
(Kang ve diğ., 2012)	2012	Restoran yorumları	Karşılaştırmalı Analiz	İngilizce	Unigram, Bigram, Unigram+Bigram modelleri, DVM, NB kıyaslanmıştır. Improved NB yöntem önerisi	Denetimli	Önerdikleri Geliştirilmiş NB'nin en yüksek başarı oranlarını elde ettiğini göstermişlerdir
(Mejova ve Srinivasan, 2011)	2011	Ürün yorumları	Karşılaştırmalı Analiz	İngilizce	"kelime - kelime kökü", "ikili - terim frekans ağırlığı", "olumsuzluk kelime ve ekleri", "n-gram" (unigram, bigram, 3-gram) özellikleri karşılıklı kıyaslanmıştır	Denetimli	Farklı özellik seçimlerine göre çok kapsamlı sonuçlar yayınlanmıştır.
(Bespalov ve diğ., 2011)	2011	Ürün yorumları	Yüksek seviyeli n-gramlar için yöntem önerisi	İngilizce	Yüksek seviyeli n-gramlardaki hesaplama maliyetini düşürmek için "Neural Network" tabanlı bir yöntem önerilmiştir	Denetimsiz	Yüksek seviyeli n-gramların hesaplama sürelerini kabul edilebilir seviyeye indirmişlerdir.
(Balahur ve diğ., 2012)	2012	Sosyal mesajlar	Yöntem önerisi	İngilizce	Psikolojideki Appraisal Theory'den ve psikoloji ISEAR veri bankasından faydalanılmıştır	Denetimsiz	%22 - % 62 arası değişen başarım oranı elde edilmiştir.
(Zhang ve diğ., 2014)	2014	Apple Store yorumları	Karşılaştırmalı Analiz	İngilizce	1-gram, 2-gram, 3-gram, 4-gram modelleri, DVM, NB sınıflandırma algoritmaları karşılıklı kıyaslanmıştır	Denetimli	NB'nin az farkla DVM'den iyi olduğu, n-gram'lardan 2-gramın en iyi olduğu sonuçları elde edilmiştir
(Zhang ve diğ., 2014)	2014	Facebook, Ürün yorumları	Yöntem önerisi	İngilizce	Sentaktik Analiz, KRA	Denetimsiz	Facebook mesajlarında %61, ürün yorumlarında %66 - %72 arası değişen başarı oranları elde edilmiştir
(Habernal ve diğ., 2015)	2015	Facebook mesajları	Yöntem önerisi	Çek Dili	Kelime n-gram, Karakter n-gram, TF-TDF	Denetimli	Karakter n-gram ve smiley özelliklerinin başarıyı arttırdığını ortaya koymuşlardır

(Park ve diğ., 2015)	2015	Sosyal medya mesajları	Sözlük oluşturma yöntem önerisi	İngilizce	Etiketlenmiş eğitim verisi kullanılarak sözlük oluşturulmuştur	Denetimli	Yeteri kadar eğitim verisi olduğunda SentiWordNet'ten daha iyi bir başarı ortaya koyduğunu göstermişlerdir
(Fernández-Gavilanes ve diğ., 2015)	2016	Sinema yorumları, Tweetler	Yöntem önerisi	İngilizce	Bağlılık ağacı kullanarak çok detaylı sentaktik analiz	Denetimsiz	%60 - %75 arası değişen başarı oranları elde edilmiştir.
(Khan ve diğ., 2016)	2016	Sinema, ürün yorumları	Sözlük oluşturma yöntem önerisi	İngilizce	SentiWordNet sözlüğünü kullanarak duygu analizi için daha kullanışlı sözlük oluşturmuşlardır	Denetimsiz	Oluşturdukları sözlüğün duygu sınıflandırmada SentiWordNet'ten daha başarılı olduğunu göstermişlerdir
(Chen ve diğ., 2017)	2017	Sinema, ürün yorumları	Yöntem önerisi	İngilizce	KRA, Evrişimli Sinir Ağları	Denetimli	Birçok farklı yöntemle kıyaslamasını yapmışlar ve %85.4'lük başarı oranı ile en yüksek sonucu elde etmişlerdir.
(Eroğul, 2009)	2009	Sinema Yorumları	Yöntem önerisi	Türkçe	KT, kelime n-gram, sözcük türü, DVM	Denetimli	Farklı parametrelerle yapılan testlerde %75 - %89 arası değişen başarım oranları elde edilmiştir
(Kaya ve diğ., 2012)	2012	Politika haberleri	Yöntem önerisi	Türkçe	Hibrit yaklaşım. Ayrıca İngilizce ve Türkçe metinlerde performans kıyaslaması yapmışlardır.	Yarı-Denetimli	Farklı konfigürasyonlarla yaptıkları testlerde %62 - %82 arası değişen başarı oranları elde etmişlerdir.
(Şimşek ve Özdemir, 2012)	2012	Twitter mesajları	Yöntem önerisi	Türkçe	Mechanical Turk servisi ile sözlük oluşturulmuştur. WEKA aracı ile sınıflandırma	Denetimsiz	Tweetlerdeki mutluluk düzeyinin borsa endeksi ile ilişkisini analiz etmişlerdir. %45'lik bir korelasyon gözlemişlerdir.
(Çetin ve Amasyalı, 2013)	2013	Twitter mesajları	Yöntem önerisi	Türkçe	TF, TF-TDF, NB, 1-En Yakın Komşu, DVM, Karar Ağacı, Rastgele Orman	Denetimli	Farklı parametrelerle testler yapılmış ve çok farklı sonuçlar yayınlanmıştır
(Aytekin, 2013)	2013	Ürün yorumları	Yöntem önerisi	Türkçe	Sözcük tabanlı yöntem ile NB'ye dayalı makine öğrenmesi bir arada.	Yarı-Denetimli	Veri seti üzerinde %73'lük bir başarı oranı elde etmişlerdir.
(Sevindi, 2013)	2013	Sinema Yorumları	Karşılaştırmalı analiz	Türkçe	Özellik vektörü özellikleri ve DVM, NB, K-En Yakın Komşu sınıflandırma algoritmaları karşılıklı kıyaslanmıştır.	Denetimli	Farklı n-gramlar ve DVM, NB, K-En Yakın Komşu gibi farklı sınıflandırıcılarla çok çeşitli sonuçlar yayınlamışlardır.
(Meral ve Diri, 2014)	2014	Twitter mesajları	Yöntem önerisi	Türkçe	Karakter 2-gram, 3-gram. NB, DVM, Rastgele Orman	Denetimli	Farklı konfigürasyonlarla yaptıkları testlerde %59 - %79 arası değişen başarı oranları elde etmişlerdir.
(Akba ve diğ., 2014)	2014	Sinema yorumları	Karşılaştırmalı analiz	Türkçe	Bilgi Kazanımı ve Ki Kare özellik algoritmaları NB ve DVM kullanarak kıyaslanmıştır	Denetimli	Bilgi Kazanımı ve Ki Kare'de çok yakın sonuçlar. DVM ise NB'den daha başarılı sonuçlar doğurmuştur.

Özellik Tabanlı Düzeydeki Duygu Analizi Çalışmaları (Aspect Level Sentiment Analysis Works)

Literatürde özellik tabanlı düzeydeki duygu analizi çalışmaları, doküman düzeyindeki çalışmalarına göre daha yakın döneme aittir. Hu ve Liu'nun, 2004 yılında ürün yorumları üzerinde yaptıkları çalışma, özellik tabanlı düzeyde yapılan ilk çalışmadır (Hu ve Liu, 2004). Hu ve Liu çalışmalarında sözcük tabanlı bir yöntem uygulamışlardır. Sözcük tabanlı yöntem için manuel olarak duygu terimleri sözlüğü derlemek yerine az sayıda tohum duygu terimleri belirlemişler, daha sonra WordNet'in (WordNet, 2017) eş ve zıt anlamlı kelimeler servisiyle genişleterek duygu terimleri sözlüğünü oluşturmuşlardır. Özellik çıkarımı içinse yukarda detayları anlatılan "sık geçen isimler" adını verdikleri ve daha sonra birçok araştırmacı tarafından kullanılmış olan yöntemi önermişlerdir.

Ding ve arkadaşları 2008 yılında sözcük tabanlı özellik düzeyinde duygu analizi çalışması yapmışlardır (Ding ve diğ., 2008). Çalışmada, NLProcessor (NLProcessor, 2017) aracı ile doğal dil işleme yöntemlerini uygulamışlar, zıtlık bağlaçlarını özel olarak ele almışlardır. Ayrıca duygu ifadelerinin hedefi olan ürün özelliklerini tespit etmek için cümle içinde kelimeler arasındaki mesafeye dayalı bir yöntem uygulamışlardır. Ding ve arkadaşları önerdikleri yöntemi Hu ve Liu'nun (Hu ve Liu, 2004)'da kullandıkları veri kümesi üzerinde ve (Popescu ve Etzioni, 2005)'de önerilen yöntemlerle karşılaştırmalı olarak test etmişlerdir ve daha başarılı olduğunu göstermişlerdir.

Wu ve arkadaşları 2009 yılında ürün yorumları üzerinde özellik tabanlı düzeyde duygu analizi çalışması yapmışlardır (Wu ve diğ., 2009). Bağlılık ağacı tabanlı bir yöntem uygulamışlardır. Ancak, "phrase dependency tree" olarak adlandırdıkları farklı bir bağlılık ağacı yapısı kullanmışlardır. Bağlılık ağacında her bir düğüm bir kelimeden oluşur, cümledeki kelimeler arasındaki bağlılıklar temsil edilir. Phrase dependency tree'de her bir düğümde anlam bütünlüğü içinde olan isim tamlamaları gibi cümlenin anlamlı alt parçacıkları temsil edilmektedir. Bu şekilde bağlılık ağacındaki gibi tamamen kelimelere ayrıldığı zaman isim tamlamaları gibi cümle parçacıklarındaki anlam kaybı azaltılmış olmaktadır. Phrase dependency tree'deki ilişkilerin analiz edilmesi sonucu duygu ifadelerinin hedefleri olan ürün özellikleri ve pozitif/negatif duygu yönelimi tespit edilmeye çalışılmıştır. Önerdikleri bu yöntemi, yaygın kullanılan diğer yöntemlerle karşılaştırmak amacıyla bir veri kümesi üzerinde test etmişlerdir. Veri kümesi oldukça karmaşık olduğu için diğer yöntemlerin başarı oranları %25, %30'lara kadar düşmüştür. Önerilen yöntem ise %53 ile %68 arasında başarı oranı elde etmiştir.

Wei ve Gulla, 2010 yılında yaptıkları çalışmada ontolojilerden faydalanmışlardır (Wei ve Gulla, 2010). Çalışmalarında Sentiment Ontology Tree (SOT) adını verdikleri, ürünün kendisini ve tüm hiyerarşik özelliklerini ve bunların duygu sınıflandırmasını tutan bir ağaç yapısı tanımlamışlardır. Cesa-Bianchi ve arkadaşlarının geliştirdiği H-RLS hiyerarşik sınıflandırma algoritması (Cesa-Bianchi ve diğ., 2006) üzerine bina ettikleri, HL-SOT adını verdikleri hiyerarşik sınıflandırma algoritması ile ürünün kendisi ve hiyerarşik özelliklerine göre duygu sınıflandırması yapmışlardır.

Brody ve Elhadad, 2010 yılında restoran yorumları üzerinde özellik tabanlı düzeyde duygu analizi çalışması yapmışlardır (Brody ve Elhadad, 2010). Özellik çıkarımı için Latent Dirichlet Allocation (LDA) algoritmasını kullanmışlardır. Brody ve Elhadad çalışmalarında, LDA'yı cümlelerden özellik çıkarımı yapacak şekilde uyarlamışlardır. Özellik çıkarımını yaptıktan sonra, o özellik hakkındaki duygu yönelimini tespit etmek için, bir ayrıştırıcı kullanarak o özelliği ifade eden terimler ve o terimleri niteleyen sıfatlar arasında bağlılık grafı oluşturarak duygu polaritesini tespit etmişlerdir.

Moghaddam ve Ester, 2010 yılında ürün yorumları üzerinde yaptıkları özellik tabanlı düzeydeki duygu analizi çalışmasında özellik çıkarımı için sık geçen isimler yöntemini uygulamışlardır (Moghaddam ve Ester, 2010). Çalışma özellik çıkarımının ardından duygu polaritesini tespit etmek için özelliği ifade eden terime en yakın olan sıfat tipindeki sözcüğü duygu ifadesi terimi olarak ele almışlar ve WordNet'in sağladığı servisleri kullanarak duygu polaritesini tespit etmişlerdir. Yaptıkları testlerde %70 ile %90 arasında başarı oranı elde etmişlerdir.

Jiang ve arkadaşları, 2011 yılında Twitter mesajları üzerinde özellik tabanlı duygu sınıflandırması çalışması yapmışlardır (Jiang ve diğ., 2011). Yapılan çalışma, verilen bir hedef hakkında, mesajlardaki pozitif ve negatif duygu yönelimlerini bulmayı amaçlamıştır. Duygu polaritesini tespit etmek için de

doğal dil işleme yöntemlerinden ve NKB skorundan faydalanmışlardır. Sözcük türü belirleme, kelime köklerini bulma, cümlenin sentaktik analizi ve kural tabanlı yöntemler uygulamışlardır. Son olarak yöntemin başarısını arttırmak için kullanıcının daha önce yazdığı, "retweet" ettiği ve cevap yazdığı mesajlardan bir graf oluşturularak, o mesajlardaki duygu polaritelerinden de faydalanmışlardır. Jiang ve arkadaşları yaptıkları testlerde önerdikleri yöntemin test verisi üzerinde %68 oranında bir başarı oranı ortaya koyduğunu, karşılaştırdıkları diğer yöntemlerin başarı oranlarının ise %60 - %63 aralığında olduğunu ifade etmişlerdir.

Qiu ve arkadaşları 2011 yılında, ürün yorumları üzerinde yaptıkları özellik tabanlı duygu analizi çalışmasında sözcük tabanlı bir yöntem uygulamışlardır (Qiu ve diğ., 2011). "Double Propagation" adını verdikleri yöntemde, önce az sayıda pozitif/negatif duygu terimleri ile başlanmaktadır. Cümleler bir bağlılık ayrıştırıcı ile detaylı şekilde analiz edilmekte, sonra o az sayıda duygu ifadelerinden hedeflerin keşfedilmesi, keşfedilmiş hedef ve mevcut duygu ifadelerinden yeni duygu ifadelerinin ve yeni hedeflerin keşfedilmesi ile pozitif/negatif duygu sözcükleri ve hedefler genişletilmektedir. Bu şekilde yeni duygu sözcükleri ve hedefler bulunamayana kadar devam edilmektedir. Yaptıkları testlerde önerdikleri yöntemin %73 - %89 arasında başarı oranını yakaladığını görmüşlerdir.

Eirinaki ve arkadaşları 2012 yılında ürün yorumları üzerinde özellik tabanlı düzeyde duygu derecelendirme çalışması yapmışlardır (Eirinaki ve diğ., 2012). Çalışmalarında, özellik çıkarımı için sık geçen isimler yöntemini üzerinde bir takım iyileştirmeler yaparak kullanmışlardır. Doğrudan isim türündeki tüm sözcüklerden en sık geçenleri seçmek yerine sadece duygu ifade eden terimlerle ilişkili olan isim türündeki sözcüklerden en sık geçenleri seçmişlerdir. Bu şekilde sık geçen isimler arasında hatalı sonuçları azaltmışlardır. Duygu polaritesinin tespitinde ise sözcük tabanlı yöntem uygulamışlardır. Sadece pozitif/negatif şeklinde bir sınıflandırma değil, -4 ile +4 arası değişen derecelendirme yapmışlardır. Eirinaki ve arkadaşları, yaptıkları testlerde önerdikleri yöntemin %87 başarı oranı ortaya koyduğunu ifade etmişlerdir.

Kontopoulos ve arkadaşları, 2013 yılında Twitter mesajları üzerinde özellik tabanlı düzeyde duygu sınıflandırma çalışması yapmışlardır (Kontopoulos ve diğ., 2013). Yaptıkları çalışmanın ana odak noktası duygu sınıflandırmadan ziyade Twitter mesajlarında ve metinlerde bahsi geçen varlıklar ve bu varlıkların özelliklerinin çıkarımı üzerinedir. Çalışmalarında kendi geliştirdikleri bir duygu sınıflandırma yöntemini değil, OpenDover (OpenDover, 2017) duygu sınıflandırma web servisini kullanmışlardır. Twitter mesajlarından varlıkları ve bu varlıkların özelliklerinin çıkarımı için ontoloji tabanlı Formal Concept Analysis (Ganter ve Wille, 1999) yöntemini uygulamışlardır.

Xianghua ve arkadaşları 2013 yılında Çince blog metinleri üzerinde özellik tabanlı düzeyde duygu analizi çalışması yapmışlardır (Xianghua ve diğ., 2013). Metinlerden özellik çıkarımı için Latent Dirichlet Allocation algoritmasını kullanmışlardır. Duygu yöneliminin tespiti için "Çince WordNet" olan HowNet (Dong ve Dong, 2006) aracını kullanmışlardır. Duygu ifadesi olan terimin HowNet'teki pozitif ve negatif duygu ifade terimleri ile olan benzerliklerine dayalı bir yöntemle duygu sınıflandırmasını yapmışlardır. Yaptıkları testlerde özellik çıkarımında %91, duygu sınıflandırmasında %92'ye varan başarı oranları elde etmişlerdir.

Bagheria ve arkadaşları 2013 yılında yaptıkları çalışmada özellik-çıkarımı için yeni bir yöntem önermişlerdir (Bagheria ve diğ., 2013). Önerdikleri sözcük tabanlı yöntemde, sadece doğrudan ifade edilen özellikleri değil, dolaylı şekilde ifade edilen özelliklerinin çıkarımını da amaçlamışlardır. Önerdikleri yöntemde önce cümlelerdeki kelimelerin sözcük türlerini belirlemişler, sonra "isim", "sıfat ve onu takip eden isim" gibi belirledikleri sözcük türü örüntülerine uyan kelime ve kelime gruplarını "aday özellikler" olarak belirlemişlerdir. Bu aday özelliklerden eleme yapmak için önce Nakagawa ve Mori'nin (Nakagawa ve Mori, 2003) çalışmalarında önerdikleri FLR metodunu uygulamışlar, daha sonra bu çalışmada önerdikleri A-score yöntemini uygulamışlardır. Dolaylı olarak ifade edilen özellikleri bulmak için de duygu ifadesi terimi ve o ifadelerin hedefi olan ürün özellikleri arasında bir graf yapısı oluşturarak, bu graf üzerinde geliştirdikleri bir yöntemle dolaylı olarak ifade edilen özellikleri keşfetmeye çalışmışlardır.

Kang ve Park, 2014 yılında kullanıcıların mobil hizmetler konusundaki yorumları üzerinde duygu analizi çalışması yapmışlardır (Kang ve Park, 2014). Çalışmada kullanıcıların bu hizmetlerin farklı yönleri hakkındaki duygu yönelimleri tespit edilmeye çalışılmıştır. Çalışma özellik tabanlı düzeyde gerçekleştirilmiş olsa da otomatik özellik çıkarımı yapılmamış, manuel belirlenen özelliklere göre duygu yönelimleri sınıflandırılmıştır. Kang ve Park, çalışmalarında, sadece pozitif/negatif şeklinde sınıflandırma değil, -2 ile +2 arasında değişen derecelendirme de yapmışlardır.

Isidro ve arkadaşları, 2014 yılında sinema yorumları üzerinde duygu analizi çalışmasında özellik çıkarımı için ontolojiden faydalanmışlardır (Isidro ve diğ., 2011). Çalışmada IMDb (IMDb, 2017) kaynaklı verilerden oluşturulan "http://www.movieontology.org" sitesindeki sinema ontolojisinden faydalanmışlardır. Duygu sınıflandırması için SentiWordNet (Baccianella ve diğ., 2010) aracını kullanarak denetimsiz öğrenmeye dayalı bir yöntem uygulamışlardır. Yaptıkları testlerde özellik çıkarımında %71 ile %78 arasında, duygu sınıflandırmasında ise %56 ile %89 arasında değişen başarı oranları elde etmişlerdir.

Quan ve Ren 2014 yılında ürün yorumları üzerinde özellik tabanlı düzeyde duygu analizi çalışması yapmışlardır (Quan ve Ren, 2014). Özellik çıkarımı için önce yorumdaki tüm isimleri aday özellik olarak belirlemişler, daha sonra bu aday özelliklerin ürünle olan ilişki düzeyini belirlemek TF-TDF ile NKB yöntemlerini birlikte kullanmışlardır. Ürün özelliklerini belirledikten sonra duygu ifadelerini ve duygu polaritelerini tespit etmek için bağlılık ayrıştırıcısı kullanmışlardır. Önerdikleri yöntemi dijital kameralar, cep telefonları, mp3 çalarlar ve router'lar hakkındaki derledikleri yorumlar üzerinde test etmişlerdir. Bu testlerde özellik çıkarımında %61 ile %89 arasında, duygu sınıflandırmasında ise %66 ile %77 arasında başarı oranı elde etmişlerdir.

Kansal ve Toshniwal 2014 yılında ürün yorumları üzerinde yaptıkları duygu analizi çalışmasında özellik çıkarımı için sık geçen isimler yöntemini uygulamışlardır (Kansal ve Toshniwal, 2014). Sık geçen isimlerden özellik olmayanları elemek için olasılık tabanlı bir yöntem uygulamışlardır. Özelliklere göre duygu sınıflandırmasında ise birçok sözcük tabanlı çalışmada göz önüne alınmayan durumları incelemişlerdir. Örneğin, "uzun" sıfatı duygu polaritesi bakımından nötrdür ama kullanıldığı bağlama göre polaritesi değişebilir. "Bu telefonun pil ömrü uzun" şeklindeki bir yorumda pozitif polariteye, "Telefonun açılma süresi çok uzun" şeklinde bir yorumda ise negatif polariteye sahiptir. Kansal ve Toshniwal, cümle yapılarının, bağlaçların detaylı analizlerini yaparak "bağlama bağlı duygu terimlerini" tespit etmeye çalışmışlardır.

Bhadane ve arkadaşları, 2015 yılında ürün yorumları üzerinde yaptıkları özellik tabanlı düzeydeki duygu analizi çalışmasında DVM sınıflandırıcısı ile denetimli makine öğrenmesine dayalı bir yöntem uygulamışlardır (Bhadane ve diğ., 2014). Yaptıkları çalışmada önce özellik çıkarımı için daha sonra o özellik hakkındaki duygu yöneliminin tespiti için iki aşamalı denetimli öğrenmeye dayalı sınıflandırma yapmışlardır. 41 yorumdan oluşan küçük bir test kümesi üzerinde yaptıkları testlerde %78 gibi bir başarı oranı elde etmişlerdir.

Maharani ve arkadaşları 2015 yılında yaptıkları çalışmada özellik çıkarımı için bir yöntem önermişlerdir (Maharani ve diğ., 2015). Önerdikleri, doğal dil işleme araçları ile sentaktik analiz tabanlı bir yöntemdir. Maharani ve arkadaşları, önce cümlelerdeki sözcük türlerini belirlemişler ve bu sözcük türlerine göre kural tabanlı bir yöntem uygulamışlardır. Maharani ve arkadaşları, yaptıkları testlerde önerdikleri yöntemle özellik çıkarımında %39 ile %80 arasında başarı oranı elde etmişlerdir.

Li ve arkadaşları, 2015 yılında Çince ürün yorumları üzerinde özellik çıkarımına yönelik bir çalışma yapmışlardır (Li ve diğ., 2015). Çalışmalarında sık geçen isimler yöntemini geliştirmişlerdir. Li ve arkadaşları, sık geçen isimler yönteminde özellik olmayan isimleri elemek için cümlelerdeki kelimelerin dizilişini analiz etmeye, NKB skorlarına ve anlamsal ölçümleri yapmaya dayalı bir yöntem önermişlerdir. Yaptıkları testlerde önerdikleri yöntem ile özellik çıkarımında %67 ile %82 arasında başarı oranları elde etmişlerdir.

Liao ve arkadaşları 2016 yılında Çince sosyal medya mesajları üzerinde özellik tabanlı düzeyde duygu analizi çalışması yapmışlardır (Liao ve diğ., 2016). Mesajlardaki konuların (özelliklerin) çıkarımı için graf veri yapısını kullanmışlardır. Graf'ta düğümler konu ile ilgili kelimeleri tutmakta, kenarlar ise

iki düğüm (kelime) arasındaki anlamsal bağa göre bir ağırlık değeri almaktadır. Bu ağırlık değerini TF-TDF yöntemine benzer kendi önerdikleri bir yöntem ile hesaplamışlardır. Daha sonra bu ağırlıklandırılmış graf yapısını ile son yıllarda kullanımı yaygınlaşmakta olan kelime yerleştirme (word embeddings) yöntemini birleştirerek yöntemlerini tamamlamışlardır. Yaptıkları testlerde %71,9 ile %83,69 arası değişen başarı oranları elde etmişler ve önerdikleri yöntemin diğer birçok yöntemden daha başarılı olduğunu göstermişlerdir.

Liu ve arkadaşları 2016 yılında yaptıkları özellik tabanlı duygu analizi çalışmasında sadece özellik çıkarımı üzerinde çalışmışlardır (Liu ve dig., 2016). Kullandıkları yöntem kural tabanlı bir yöntemdir fakat diğer kural tabanlı yöntemlerden oldukça farklıdır. Liu ve arkadaşları daha önce yapılmış olan kural tabanlı çalışmalardaki kuralları aynen almışlar ama bu kuralların hepsini birden kullanmak yerine içlerinden en yüksek başarı oranını sağlayacak kurallar setini tespit etme üzerine çalışmışlardır. En yüksek başarı oranını sağlayacak olan kurallar setini tespit etmenin NP-Hard bir problem olduğunu ortaya koymuşlar ve sezgisel arama yöntemleri kullanmışlardır. Açgözlü arama ve benzetimli tavlama algoritmaları ile en ideal kurallar setini seçmeye çalışmışlardır. Bu sezgisel yöntemlerle seçtikleri kurallar seti ile yaptıkları testleri, kuralların tamamını uygulayarak yaptıkları testlerle kıyaslamışlar ve uyguladıkları sezgisel kural seti belirleme yönteminin başarı oranını arttırdığını göstermişlerdir.

Türkçe'de özellik tabanlı düzeydeki ilk duygu analizi çalışması Akbaş'ın 2012 yılında yapmış olduğu tez çalışmasıdır (Akbaş, 2012). Akbaş, Twitter mesajlarının önce hangi konu hakkında olduğunu ve sonra da duygu yönelimini tespit etmeye yönelik bir çalışma yapmıştır. Çalışmasında özellik çıkarımı için Latent Dirichlet Allocation algoritmasını, duygu yönelimini belirlemek için sözcük tabanlı yöntemle, makine öğrenmesi yöntemlerini birleştirerek uygulamıştır.

Ekinci ve Somurca 2016 yılında yaptıkları özellik tabanlı düzeydeki duygu analizi çalışmada, Türkçe otel yorumları üzerinde Latent Dirichlet Allocation algoritmasını kullanarak özellik çıkarımı yapmışlardır (Ekinci ve Somurca, 2016). Ekinci ve Somurca veri setleri üzerinde yaptıkları testler sonucunda %69 kesinlik, %80 duyarlılık, %74 F-ölçümü başarı oranları elde etmişlerdir.

Dehkharghani ve arkadaşları 2016 yılında Türkçe sinema yorumları üzerinde doküman, cümle ve özellik tabanlı düzeyde duygu analizi çalışması yapmışlardır (Dehkharghani ve diğ., 2016). Yaptıkları özellik tabanlı düzeydeki çalışmada tamamen otomatik özellik çıkarımı yapmamışlar, sinema özellikleri ile ilgili kelimelerin bir listesini elle oluşturmuşlardır. ITU Turkish Parser (Eryiğit ve diğ., 2014), SentiTurkNet (Dehkharghani ve diğ., 2016) araçlarını kullandıkları çalışmada, doküman ve cümle düzeyindeki sınıflandırma için bağlılık ağacı tabanlı denetimli makine öğrenmesine dayalı bir yöntem uygulamışlardır. Dehkharghani ve arkadaşları, çalışmalarında %79 oranında bir başarı elde ettiklerini belirtmişlerdir.

Özellik tabanlı düzeyde duygu sınıflandırması alanında yapılmış çalışmalar özet halinde Çizelge 3'te sunulmuştur.

Bunların dışında önemli bir Türkçe kaynak olarak Can ve Alataş'ın 2017 yılında yayınlanan, duygu analizi ve fikir madenciliğinde kullanılan yöntemleri anlattıkları ve literatürdeki çok sayıda çalışmayı özetledikleri bir tarama/değerlendirme makalesi bulunmaktadır (Can ve Alataş, 2017).

Çizelge 3. Özellik tabanlı düzeyde duygu analizi çalışmaları

Table 3. *Aspect level sentiment analysis works*

Ref. no	Yıl	Veri seti	Çalışma türü	Dil	Uygulanan yöntem/algoritma	Denetimli/ denetimsiz	Sonuçlar
(Wu ve diğ., 2009)	2009	Ürün yorumları	Yöntem önerisi	İngilizce	Bağlılık ağacı tabanlı "Phrase Dependency Tree" olarak adlandırdıkları bir veri yapısı kullanmışlardır	Denetimsiz	Karmaşık bir veri setinde test yapılmıştır. %53 - %68 arası değişen başarı oranı elde edilmiştir
(Wei ve Gulla, 2010)	2010	Ürün yorumları	Yöntem önerisi	İngilizce	Ontoloji tabanlı "Sentiment Ontoloji Tree" adını verdikleri yöntem.	Denetimsiz	Yapılan testlerde %84 gibi bir başarı oranı elde edilmiştir
(Brody ve Elhadad, 2010)	2010	Restoran yorumları	Yöntem önerisi	İngilizce	Özellik çıkarımı: Konu modelleme, LDA Duygu tespiti: Ayrıştırıcı ile sentaktik analiz.	Denetimsiz	Recall-Precision ölçümleri verilmiştir. %80'lik recall ve %50 - %85 arası precision elde edilmiştir
(Moghaddam ve Ester, 2010)	2010	Ürün yorumları	Yöntem önerisi	İngilizce	Özellik Çıkarımı: "Sık Geçen İsimler" yöntemi Duygu Tespiti: WordNet'i kullanmışlardır.	Denetimsiz	%70 ile %90 arası değişen başarı oranları elde edilmiştir
(Qiu ve diğ., 2011)	2011	Ürün yorumları	Yöntem önerisi	İngilizce	Bağlılık ağacı kullanılarak cümlelerin sentaktik analizine dayalı “Double Propagation” adını verdikleri yöntem	Denetimsiz	%73 - %89 arası değişen bir başarı oranı elde edilmiştir
(Jiang ve diğ., 2011)	2011	Twitter mesajları	Yöntem önerisi	İngilizce	Özellik çıkarımı: co-reference çözümü ve NKB Duygu tespiti: Sentaktik analiz, kural tabanlı	Denetimsiz	%68 gibi bir başarım oranı elde edilmiştir.
(Eirinaki ve diğ., 2012)	2012	Ürün yorumları	Duygu derecelendirme yöntem önerisi	İngilizce	Özellik Çıkarımı: Sentaktik analiz ve Sık Geçen İsimler üzerinde iyileştirme. Duygu Tespiti: Sentaktik analiz ile (-4, +4) arası duygu derecelendirme.	Denetimsiz	Farklı veri setleri üzerinde farklı parametrelerle yaptıkları çok sayıda testlerde %40 - %80 arası değişen başarı oranlar elde etmişlerdir
(Kontopoulos ve diğ., 2013)	2013	Twitter mesajları	Özellik çıkarımı yöntem önerisi	İngilizce	Ontoloji tabanlı Formal Concept Analysis yöntemi	Denetimsiz	Çok farklı değişkenlere göre sonuçlar yayınlanmıştır. Genel olarak %53 - %72 arası başarı oranları elde edilmiştir
(Xianghua ve diğ., 2013)	2013	Sosyal mesajlar	Yöntem önerisi	Çince	Özellik çıkarımı: Konu modelleme, LDA Duygu tespiti: Çince WordNet olan HowNet aracı kullanılmıştır.	Denetimsiz	%92'ye varan başarı oranları elde etmişlerdir.
(Bagheria ve diğ., 2013)	2013	Ürün yorumları	Özellik çıkarımı yöntem önerisi	İngilizce	Özellik Çıkarımı: Sentaktik analize dayalı NKB skorlarının da kullanıldığı kural tabanlı yöntem.	Denetimsiz	Farklı veri setleri üzerinde yapılan testlerde %79 - %90 arası değişen başarı oranları elde edilmiştir.
(Kang ve Park, 2014)	2014	Ürün yorumları	Duygu derecelendirme yöntem önerisi	İngilizce	Stanford Parser ve WordNet ile sentaktik analiz yöntemi ile duygu derecelendirme	Denetimsiz	Çok farklı parametrelere göre çok farklı sonuçlar yayınlanmıştır
(Isidro ve diğ., 2011)	2014	Sinema yorumları	Yöntem önerisi	İngilizce	Özellik Çıkarımı: Sinema ontolojisi ile ilgili "http://www.movieontology.org" sitesindeki Ontolojilerden faydalanarak yapılmıştır. Duygu Tespiti: SentiWordNet kullanılmıştır.	Denetimsiz	Özellik çıkarımında %71 ile %78 arası değişen, duygu sınıflandırmasında ise %56 ile %89 arası değişen başarı elde edilmiştir

(Quan ve Ren, 2014)	2014	Ürün yorumları	Yöntem önerisi	İngilizce	Özellik Çıkarımı: NKB ve TF-TDF Duygu Tespiti: Bağlılık Ayrıştırıcı (Dependency Parser) kullanılmıştır.	Denetimsiz	Farklı veri setleri üzerinde yapılan testlerde %61 - %89 arası değişen başarı oranları elde edilmiştir.
(Kansal ve Toshniwal, 2014)	2014	Ürün yorumları	Yöntem önerisi	İngilizce	Özellik Çıkarımı: Sık Geçen İsimler Duygu Tespiti: Sentaktik analiz, Duygu terimleri sözlüğü	Denetimsiz	Farklı veri setleri üzerinde yapılan testlerde %78,5 - %85 arası değişen başarı oranları elde edilmiştir.
(Bhadane ve diğ., 2014)	2015	Ürün yorumları	Yöntem önerisi	İngilizce	DVM sınıflandırıcısı ile denetimli makine öğrenmesine dayalı yöntem	Denetimli	%78'e varan başarı oranı elde edilmiştir
(Maharani ve diğ., 2015)	2015	Ürün yorumları	Özellik çıkarım yöntem önerisi	İngilizce	Sözcük türüne göre belli örüntülerin cümlelerde arandığı kural tabanlı yöntem	Denetimsiz	Farklı veri setleri üzerinde farklı konfigürasyonlarla yapılan testlerde %39 - %80 arası değişen başarı oranları
(Li ve diğ., 2015)	2015	Ürün yorumları	Özellik çıkarımı yöntem önerisi	Çince	Sık geçen isimler, NKB skoru ve sözcüklerin diziliminin göz önüne alındığı bileşik yöntem	Denetimsiz	Farklı veri setleri üzerinde yapılan testlerde %73 - %79 arası değişen başarı oranları elde edilmiştir.
(Liao ve diğ., 2016)	2016	Sosyal medya mesajları	Yöntem önerisi	Çince	Kendi belirledikleri formata sahip ağırlıklandırılmış bir graf yapısı ile Word Embeddings yöntemini kombine etmişlerdir.	Denetimsiz	%71,9 ile %83,69 arası değişen başarı oranları elde etmişlerdir.
(Liu ve dig., 2016)	2016	Ürün yorumları	Yöntem önerisi	İngilizce	Kural tabanlı bir yöntem uygulamışlardır. Optimum kurallar setini tespit etmek için sezgisel arama yöntemleri uygulamışlardır	Denetimsiz	Aynı kurallarla normal kural tabanlı klasik yöntemlere göre daha yüksek başarı oranı elde etmişlerdir.
(Akhtar ve diğ., 2017)	2017	Restoran ve ürün yorumları	Yöntem önerisi	İngilizce	Makine öğrenmesi için 19 farklı özellik seçim yönteminden en ideal kombinasyonu bulabilmek için parçacık sürü optimizasyonu algoritmasını uygulamışlardır	Denetimli	19 farklı özellik seçim yönteminin direk olarak uygulanmasından daha başarılı sonuçlar elde etmişlerdir.
(Akbaş, 2012)	2012	Twitter mesajları	Duygu derecelendirme yöntem önerisi	Türkçe	Özellik Çıkarımı: Konu modelleme, LDA Duygu Tespiti: Sözcük tabanlı ve denetimli makine öğrenmesi yöntemin harmanlandığı hibrit yaklaşım	Yarı-Denetimli	Farklı konfigürasyonlarla yapılan testlerde %45 - %88 arası değişen başarı oranları elde edilmiştir.
Ekinci ve Somurca, 2016	2016	Otel yorumları	Özellk Çıkarımı	Türkçe	Özellik Çıkarımı: Konu modelleme, LDA	Denetimsiz	Kesinlik: %69, duyarlılık: %80, F-ölçümü: %74 şeklinde başarı oranları
Dehkharghani ve diğ., 2016	2016	Sinema yorumları	Yöntem öneriis	Türkçe	Özellik çıkarımı: Otomatik özellik çıkarımı değil, sentaktik analiz Duygu Tespiti: Bağlılık ağacı, makine öğrenmesi	Denetimli/ Denetimsiz	Duygu tespitinde %79 başarı. Özellik çıkarımındaki başarı ile ilgili bilgi yok.

SONUÇLAR VE TARTIŞMA (RESULTS AND DISCUSSION)

Bu makalede fikir madenciliği ve duygu analizi problemi bu konuya yabancı olanların da rahatlıkla anlayabilecekleri bir şekilde detaylarıyla birlikte anlatılmıştır. Bu çalışma alanında yerine getirilmesi gereken duygu polaritesinin tespit edilmesi, özellik çıkarımı görevleri için günümüzde yaygın olarak kullanılan yöntemler tanıtılmıştır. Bu yöntemlerin birbirlerine karşı avantaj ve dezavantajları analiz edilmiştir.

Literatürde fikir madenciliği ve duygu analizi ile ilgili 2010 yılından günümüze kadar yapılmış çalışmalar incelenmiş ve bunların arasından seçilmiş çok sayıda çalışma, Doküman Düzeyindeki Duygu Analizi Çalışmaları ve Özellik Tabanlı Düzeydeki Çalışmaları başlıkları altında tek tek özetlenmiştir. Ayrıca bu çalışmalar toplu olarak çizelge şeklinde de sunulmuştur. Literatürde farklı yöntemlere göre duygu analiz çalışmaları araştırmak isteyenler için bu literatür taramasının önemli bir kaynak olarak kullanılabileceği değerlendirilmektedir.

Çok sayıda çalışmanın incelenmesi ve sonuçlarının değerlendirilmesi neticesinde, duygu analizi ve fikir madenciliği ile ilgili aşağıdaki değerlendirmeler yapılmıştır:

- Duygu analizi ve fikir madenciliği çalışmalarında yerine getirilmesi gereken temel görev olan duygu polaritesinin tespit edilmesinde kullanılan yöntemler iki ana kategori altında yer almaktadır: Makine öğrenmesine dayalı yöntemler ve sözcük tabanlı yöntemler. Yapılan çalışmalarda makine öğrenmeye dayalı yöntemlerin daha başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir fakat makine öğrenmesinde etiketlenmiş eğitim verisi temin etme zorluğu bulunmaktadır. Sözcük tabanlı yöntemlerle, makine öğrenmesine çok yakın başarı oranlarının elde edildiği çalışmalar da vardır. Sözcük tabanlı yöntemlerde çoğunlukla doğal dil işleme yöntem ve araçları kullanılmaktadır ve güçlü doğal dil işleme araçlarına ihtiyaç duyulmaktadır.
- Makine öğrenmesine dayalı yöntemlerde özellik seçimi büyük önem taşımaktadır. Yapılan çalışmalardaki sonuçların incelenmesi neticesinde TF-TDF'in, KT modeli olan kelime n-gramları ve kelime n-gramları arasında özellikle bigram'ın makine öğrenmesi özellikleri olarak oldukça etkili oldukları gözlemlenmiştir. Diğer yandan KT modelinde yüksek kelime n-gramları kullanmanın işlem hacmini çok arttırdığını ve hesaplama süresini çok uzattığını unutmamak gerekmektedir.
- Duygu analizi çalışmaları günümüzde çoğunlukla sosyal medya mesajları, ürün yorumları gibi veri setleri üzerinde yapılmaktadır. Sosyal medyanın, özellikle Twitter'ın kendi jargonu, kısaltmaları ve kendine özgü bir dili vardır. Mesajlardaki karakter sınırlamasından ötürü birçok kısaltma kullanılmaktadır. Aynı durum kısmen de olsa ürün yorumları için de geçerlidir. Ayrıca kullanıcılar tarafından gelişi güzel yazılan bu metinlerde dil kurallarına uyulmamakta, birçok metinde noktalama işaretleri hiç kullanılmamaktadır. Sonuç olarak duygu analizi ve fikir madenciliği çalışmalarının veri setleri son derece kirli metinlerden oluşmaktadır. Duygu analizi çalışmalarında bu durum muhakkak göz önüne alınmalıdır.
- Normalde metin işleme çalışmalarında karakter n-gramı makine öğrenmesi özelliği olarak kullanılmamaktadır. Duygu analizi çalışmalarında veri setlerindeki kısaltmalar ve kirlilikten ötürü karşımıza çok sayıda bir veya iki karakterden oluşan kısaltmalar çıkmaktadır. Bu kısaltmalar dil kurallarına uygun sözcükler olmadıkları için kelime n-gramı kullanımına katılamamaktadır. Bundan ötürü bazı duygu analizi çalışmalarında kelime n-gramına ek olarak karakter n-gramı, makine öğrenmesi özelliği olarak kullanılmış ve başarıyı belirgin şekilde arttırdığı gözlemlenmiştir.
- Özellik tabanlı düzeydeki duygu analizi çalışmalarında yerine getirilmesi gereken özellik çıkarımı görevi için çok farklı yöntemler denenmiştir. Makine öğrenmesine dayalı ve sözcük tabanlı yöntemler dışında ontoloji tabanlı yaklaşımlar, konu modelleme gibi yöntemler de kullanılmaktadır. Eğer etiketlenmiş yeteri miktarda ve zenginlikte eğitim verisi varsa makine öğrenmesine dayalı bir yöntem kullanmak mantıklıdır. Ontoloji tabanlı yöntem, çalışılan dilde çalışma alanı ile ilgili ontoloji bilgisi varsa kullanılabilir. Konu modelleme son yıllarda kullanımı

artmış bir yöntemdir. Bu yöntem istatistiksel ve olasılıksal dağılımlara dayalı olduğu için veri setinin büyük olması gerekmektedir çünkü küçük bir veri setinde anlamlı istatistiksel dağılımlar elde edilememektedir.

Duygu polaritesinin tespit edilmesi ve özellik çıkarımı bazı çalışmalarda birbirinden bağımsız görevler olarak ele alınmış ve ona göre bir yöntem uygulanmıştır. Bazı çalışmalar da ise bu iki görevin birbirinden ayrılamayacağı, bazı sözcüklerin ancak bir ürün özelliği ile polariteye sahip olduğu, hatta bazı sözcüklerin polaritelerinin ürün özelliğine göre farklılık gösterdiği ifade edilmiş ve özellik çıkarımının duygu polaritesinin tespit edilmesi ile birlikte yapılması gerektiği savunulmuştur.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

Akba, F., Uçan, A., Sezer, E.A., Sever, H., "Assessment of Feature Selection Metrics for Sentiment Analyses: Turkish Movie Reviews", *8th European Conference on Data Mining*, Lizbon, Portekiz, 180-184, 2014.

Akbaş, E., 2012, *Aspect Based Opinion Mining on Turkish Tweets,* Yüksek Lisans Tezi, Bilkent Üniversitesi, Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

Akhtar, M.S., Gupta, D., Ekbal, A., Bhattacharyya, P., 2017, "Feature Selection and Ensemble Construction: A Two-Step Method for Aspect Based Sentiment Analysis", *Knowledge-Based Systems*, Cilt 125, ss.116-135.

Aytekin, Ç., 2013, "An Opinion Mining Task in Turkish Language A Model for Assigning Opinions in Turkish Blogs to the Polarities", *Journalism and Mass Communication,* Cilt 3, ss.179-198.

Bagheria, A., Saraee, M., Jong, F., 2013, "Care More About Customers: Unsupervised Domain-Independent Aspect Detection for Sentiment Analysis of Customer Reviews", *Knowledge-Based Systems*, Cilt 52, ss.201-203.

Balahur, A., Hermida, J.M., Montoyo, A., 2012, "Detecting Implicit Expressions of Emotion in Text: A Comparative Analysis", *Decision Support Systems*, Cilt 53, ss.742-753.

Baccianella, S., Esuli, A., Sebastiani, F. "SentiWordNet 3.0: An Enhanced Lexical Resource for Sentiment Analysis and Opinion Mining", *In Proceedings of the 7th Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'10)*, Valletta, MT, İtalya, 2200–2204, 2010.

Bespalov, D., Bai, B., Qi, Y., Shokoufandeh, A., "Sentiment Classification Based on Supervised Latent n-gram Analysis", *In Proceedings of CIKM '11, 20th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*, Glasgow, İngiltere, 375-382, 2011.

Bhadane, C., Dalal, H., Doshi, H., 2015, "Sentiment Analysis: Measuring Opinions", *Procedia Computer Science*, Cilt 45, ss.808-814.

Blei, D.M., Ng, A.Y., Jordan, M.I., 2003, "Latent Dirichlet Allocation", *The Journal of Machine Learning Research,* Cilt 3, ss.993-1022.

Brody, S., Elhadad, N., "An Unsupervised Aspect-Sentiment Model for Online Reviews", *Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics,* LA, ABD, 804-812, 2010.

Can, Ü., Alataş, B., 2017, "Duygu Analizi ve Fikir Madenciliği Algoritmalarının İncelenmesi", *International Journal of Pure and Applied Sciences,* Cilt 3, ss.75-111.

Cesa-Bianchi, N., Gentile, C., Zaniboni, L., 2006, "Incremental Algorithms for Hierarchical Classification", *Journal of Machine Learning Research*, Cilt 7, ss.31-54.

Chen, T., Xu, R., He, Y., Wang, X., 2017, "Improving Sentiment Analysis via Sentence Type Classification using BiLSTM-CRF and CNN", *Expert Systems with Applications,* Cilt 72, ss.221-230.

Choi, Y., Cardie, C., "Learning with Compositional Semantics as Structural Inference for Subsentential Sentiment Analysis", *In Proceedings of EMNLP'08, Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Waikiki, Hawaii, 793-801, 2008.

Church, K.W., Hanks, P., 1990, "Word Association Norms, Mutual İnformation and Lexicography", *Computational Linguistics*, Cilt 16, ss.22-29.

Çetin, M., Amasyalı, M.F., "Supervised and Traditional Term Weighting Methods for Sentiment Analysis", *Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU),* Haspolat, KKTC, 1-4, 2013.

Dalkılıç, F.E., Gelişli, S., Diri B., "Named Entity Recognition from Turkish texts", *IEEE 18. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı,* Diyarbakır, Türkiye, ss. 918-920, 2010.

Davidov, D., Tsur, O., Rappoport, A., "Enhanced Sentiment Learning Using Twitter Hashtags and Smileys", *In Proceedings of COLING'10, 23rd International Conference on Computational Linguistics*, Pekin, Çin, 241-249, 2010.

Dehkharghani, R., Saygin, Y., Yanikoglu, B., Oflazer, K., 2016, "Sentiment Analysis in Turkish at Different Granularity Levels", *Natural Language Engineering*, Cilt 23.

Dehkharghani, R., Saygin, Y., Yanikoglu, B., Oflazer, K., 2016, "SentiTurkNet: a Turkish Polarity Lexicon for Sentiment Analysis", *Language Resources and Evaluation*, Cilt: 50, ss.667-685.

Ding, X., Liu, B., Yu, PS., "A Holistic Lexicon-Based Approach to Opinion Mining", *In Proceedings of WSDM-2008, Conference on Web Search and Web Data Mining,* Stanford ABD, 231-240, 2008.

Dong, Z., Dong, Q., 2006, *Hownet And the Computation of Meaning,* World Scientific Publishing Co.

Eirinaki, M., Pisal, S., Singh, J., 2012, "Feature-Based Opinion Mining and Ranking", *Journal of Computer and System Sciences*, Cilt 78, ss.1175-1184.

Ekici, E., Somurca, S, İ., 2016, "Ürün Özelliklerinin Konu Modelleme Yöntemi ile Çıkarılması", *Türkiye Bilişim Vakfı Bilgisayar Bilimleri Ve Mühendisliği Dergisi,* Cilt: 9, ss.51-58.

Eroğul, U., 2009, *Sentiment Analysis In Turkish*, Yüksek Lisans Tezi, Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

Eryiğit, G., "ITU Turkish NLP Web Service.", *In proceedings of the Demonstrations at the 14th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics*, Göteborg, İsviçre, 1-4, 2014.

Fernández-Gavilanes, M., Álvarez-López, T., Juncal-Martínez, J., Costa-Montenegro, E., González-Castaño, F.J., 2016, "Unsupervised Method for Sentiment Analysis in Online Texts", *Expert Systems with Applications,* Cilt 58, ss.57-75.

Frank E., Hall M. A., Witten I. H., 2016. *The WEKA Workbench. Online Appendix for "Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques"*, Morgan Kaufmann, 4. Baskı.

Ganter, B., Wille, R., 1999, *Formal Concept Analysis, Mathematical Foundation*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg.

Goldensohn, S.B., Hannan, K., McDonald, R., Neylon, T., Reis, G.A., Reynar, J., "Building a Sentiment Summarizer for Local Service Reviews", *In Proceedings of WWW'08 Workshop: NLP in the Information Explosion Era*, Pekin, Çin, 2008.

Habernal, I., Ptacek, T., Steinberger, J., 2015, "Supervised Sentiment Analysis in Czech Social Media", *Information Processing & Management*, Cilt 50, ss.693-707.

Hailong, Z., Wenyan, G., Bo, J., "Machine Learning and Lexicon Based Methods for Sentiment Classification: A Survey", *WISA'14 Proceedings of the 2014 11th Web Information System and Application Conference,* Tianjin, China, 262-265, 2014.

Hu, M., Liu, B., "Mining and Summarizing Customer Reviews", *KDD'04, International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, Seattle, ABD, 168-177, 2004.

IMDb, http://www.imdb.com, Ziyaret Tarihi: 01.10.2017.

ISEAR Databank, http://emotion-research.net/toolbox/toolboxdatabase.2006-10-13.2581092615, Ziyaret Tarihi: 01.10.2017.

Isidro, P.M., Rafael, V.G., Francisco, G.S., "Ontology-Guided Approach to Feature-Based Opinion Mining", *NLDB'11, Proceedings of the 16th international conference on Natural language processing and information systems,* Alicante, İspanya, 193-200, 2011.

Jiang, L., Yu, M., Zhou, M., Liu, X., Zhao, T., "Target Dependent Twitter Sentiment Classification", *In Proceedings of ACL'11, 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, Portland, ABD, 151-160, 2011.

Kang, D., Park, Y., 2014, "Review-based Measurement of Customer Satisfaction in Mobile Service: Sentiment Analysis and VIKOR Approach", *Expert Systems with Applications*, Cilt 41, ss.1041-1050.

Kang, H., Yoo, SJ., Han, D., 2012, "Senti-lexicon and Improved Naïve Bayes Algorithms for Sentiment Analysis of Restaurant Reviews", *Expert Systems with Applications*, Cilt 39, ss.6000-6010.

Kansal, H., Toshniwal, D., 2014, "Aspect based Summarization of Context Dependent Opinion Words", *Procedia Computer Science*, Cilt 35, ss.166-175.

Kaya, M., Fidan, G., Toroslu, I.H., "Sentiment Analysis of Turkish Political News", *In Proceedings of WI-IAT'12 IEEE/WIC/ACM International Joint Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology*, Macau, Çin, 174-180, 2012.

Kennedy, A., Inkpen, D., 2006, "Sentiment Classification of Movie Reviews Using Contextual Valence Shifters", *Computational Intelligence*, Cilt 22, ss.110-125.

Khan, F.H., Qamar, U., Bashir, S., 2016, "eSAP - A decision support framework for enhanced sentiment analysis and polarity classification", *Information Sciences*, Cilt 367-368, ss.862-873.

Kontopoulos, E., Berberidis, C., Dergiades, T., Bassiliades, N., 2013, "Ontology-based sentiment Analysis of Twitter Posts", *Expert Systems with Applications*, Cilt 40, ss.4065-4074.

Kushal, D., Steve, L., Pennock, D.M., "Mining the Peanut Gallery: Opinion Extraction and Semantic Classification of Product Reviews", *In Proceedings of WWW'03, 12th International Conference on World Wide Web,* Budapest Congress Centre, Macaristan, ss. 519-528, 2003.

Küçük, D., Yazıcı, A., "Named Entity Recognition Experiments on Turkish Texts", *In Proceedings of FQAS-2009, 8th International Conference on Flexible Query Answering Systems,* Roskilde, Danimarka, ss. 524-535, 2009.

Lafferty, J., McCallum, A., Pereira F., "Conditional Random Fields: Probabilistic Models for Segmenting and Labeling Sequence Data", *In Proceedings of ICML '01, 18th International Conference on Machine Learning,* Williams College, Williamstown, MA, ABD, ss. 282–289, 2001.

Li, S., Zhou, L., Li, Y., 2015, "Improving Aspect Extraction by Augmenting a Frequency-Based Method with Web-Based Similarity Measures", *Information Processing and Management*, Cilt 51, ss.58-67.

Liao, C., Fengn, C., Yang, S., Huang, H., 2016, "Topic-related Chinese Message Sentiment Analysis", *Neurocomputing*, Cilt 210, ss.237-246.

Liu, B., 2012, *Sentiment Analysis and Opinion Mining,* Morgan & Claypool Publishers.

Liu, Q., Gao, Z., Liu, B., Zhang, Y., 2016, "Automated Rule Selection for Opinion Target Extraction", *Knowledge-Based Systems*, Cilt 104, ss.74-88.

Maharani, W., Widyantoro, D.H., Khodra M.L., 2015, "Aspect Extraction in Customer Reviews Using Syntactic Pattern", *Procedia Computer Science*, Cilt 59, ss.244-253.

Martineau, J., Finin, T., "Delta TFIDF: An Improved Feature Space for Sentiment Analysis", *Proceedings of the Third International Conference on Weblogs and Social Media, ICWSM 2009*, San Jose, Kaliforniya, ABD, ss. 258-261, 2009.

Mcdonald, R., Hannan, K., Neylon, T., Wells, M., Reynar, J., "Structured Models for Fine-to-Coarse Sentiment Analysis", *In Proceedings of ACL-07, 45th Annual Meeting of the Association of Computational Linguistics,* Prag, Çek Cumhuriyeti, ss. 432-439, 2007.

Mejova, Y., Srinivasan, P., "Exploring Feature Definition and Selection for Sentiment Classifiers", *Proceedings of ICWSM '11, 5th International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, Barcelona, İspanya, ss. 546-549, 2011.

Meral, M., Diri, B., "Sentiment Analysis on Twitter", *IEEE 22nd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU),* Trabzon, Türkiye, ss. 690-693, 2014.

Moghaddam, S., Ester, M., "Opinion Digger: an Unsupervised Opinion Miner from Unstructured Product Reviews", *In Proceedings of the CIKM'10, 19th ACM international conference on Information and knowledge management"*, Toronto, Kanada, ss. 1825-1828, 2010.

Mohammad, S., Bonnie D., Cody D., "Generating High-Coverage Semantic Orientation Lexicons from Overtly Marked Words and a Thesaurus", *In Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Singapore, ss. 599–608, 2009.

MTurk, Amazon Mechanical Turk, https://www.mturk.com/, Ziyaret Tarihi: 01.10.2017.

Mullen, T., Collier, N., "Sentiment Analysis Using Support Vector Machines with Diverse İnformation Sources", *In Proceedings of EMNLP-2004, Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing,* Barcelona, İspanya, ss. 412-418, 2004.

Nakagawa, H., Mori, T., 2003, "Automatic Term Recognition based on Statistics of Compound Nouns and Their Components", *Terminology*, Cilt 9, ss.201–219.

Nakagawa, T., Inui, K., Kurohashi, S., "Dependency Treebased Sentiment Classification using CRFs with Hidden Variables", *In Proceedings of HLT '10, 11th Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics,* Los Angeles, ABD, 786-794, 2010.

NLProcessor - Text Analysis Toolkit, http://www.infogistics.com/textanalysis.html, Ziyaret Tarihi: 01.10.2017.

OpenDover, http://opendover.nl/, Ziyaret Tarihi: 01.10.2017.

Pang, B., Lee, L., Vaithyanathan, S., "Thumbs up?: Sentiment Classification Using Machine Learning Techniques", *In Proceedings of EMNLP-2002, Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing,* University of Pennsylvania, PA, ABD, ss. 79-86, 2002.

Park, S., Lee, W., Moon, I.C., 2015, "Efficient Extraction of Domain Specific Sentiment Lexicon with Active Learning", *Pattern Recognition Letters*, Cilt 56, ss.38-44.

Popescu, A.M., Etzioni, O., "Extracting Product Features and Opinions from Reviews", *In Proceedings of EMNLP-2005, Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Vancouver, Canada, ss. 339-346, 2005.

Qiu, G., Liu, B., Bu, J., Chen, C., 2011, "Opinion Word Expansion and Target Extraction through Double Propagation", *Computational Linguistics,* Cilt 37, ss.9-27.

Quan, C., Ren, F., 2014, "Unsupervised product feature extraction for feature-oriented opinion deermination", *Information Sciences*, Cilt 272, ss.16-28.

Rabiner, L.R., 1989, "A tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition", *Proceedings of the IEEE*, Cilt 77, ss.257-286.

Sevindi, B.İ., 2013, *Türkçe Metinlerde Denetimli Ve Sözlük Tabanlı Duygu Analizi Yaklaşımlarının Karşılaştırılması*, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

Swapna, S., Wiebe, J., "Recognizing stances in Online Debates", *In Proceedings of ACL'99, Joint Conference of the 47th Annual Meeting of the ACL and the 4th International Joint Conference on Natural Language Processing of the AFNLP*, Singapur, ss. 226-234, 2009.

Şeker, G.A., Eryiğit, G., "Initial Explorations on using CRFs for Turkish Named Entity Recognition", *In Proceedings of COLING 2012, 24th International Conference on Computational Linguistics*, IIT, Bombay, Hindistan, 2459–2474, 2012.

Şimşek, M.U., Ozdemir, S., "Analysis of the Relation between Turkish Twitter Messages and Stock Market Index", *In Procedings of AICT '12, 6th Conference on Application of Information and Communication Technologies*, Tiflis, Gürcistan ,ss. 1-4, 2012.

Taboada, M., Brooke, J., Tofiloski, M., Voll, K., Stede, M., 2011, "Lexicon-based Methods for Sentiment Analysis", *Computational Linguistics,* Cilt 37, ss.267-307.

Taboada, M., Caroline A., Kimberly V., "Creating Semantic Orientation Dictionaries",*In Proceedings of 5th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC),* Cenova, İtalya, 427–432, 2006.

Tetsuya, N., Jeonghee, Y., "Sentiment Analysis: Capturing Favorability Using Natural Language Processing", *In Proceedings of KCAP-03, 2nd International Conference on KnowledgeCapture,* Sanibel Island, FL, ABD, ss. 70-77, 2003.

Tong, R.M., "An Operational System for Detecting and Tracking Opinions in On-Line Discussion", *In Proceedings of SIGIR 2001 Workshop on Operational Text Classification,* New Orleans, Louisiana, ABD, 2001.

Turney P.D., "Thumbs up or Thumbs down?: Semantic Orientation Applied to Unsupervised Classification of Reviews", *In Proceedings of ACL'02, 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, Pennsylvania, ABD, ss. 417-424, 2002.

Vasileios, H., Janyce, M.W., "Effects of Adjective Orientation and Gradability on Sentence Subjectivity", *In Proceedings of COLING-2000, 18th Interntional Conference on Computational Linguistics,* Saarbrücken, Almanya, ss. 299-305, 2000.

Wei, W., Gulla, J.A., "Sentiment Learning on Product Reviews via Sentiment Ontology Tree", *In Proceedings of ACL'10, 48th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, Uppsala, İsviçre, ss. 404-413, 2010.

WordNet: An Electronic Lexical Database, https://wordnet.princeton.edu/, Ziyaret Tarihi: 01.10.2017.

Wu, Y., Zhang, Q., Huang, X., Wu, L., "Phrase Dependency Parsing for Opinion Mining", *In Proceedings of EMNLP'09, Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Singapur, ss. 1533-1541, 2009.

Xianghua, F., Guo, L., Yanyan, G., Zhiqiang, W., 2013, "Multi-aspect Sentiment Analysis for Chinese Online Social Reviews based on Topic Modeling and HowNet lexicon", *Knowledge-Based Systems*, Cilt 37, ss.186-195.

Zhang, K., Xie, Y., Yang, Y., Sun, A., Liu, H., Choudhary, A., 2014, "Incorporating Conditional Random Fields and Active Learning to Improve Sentiment Identification", *Neural Networks*, Cilt 58, ss.60-67.

Zhang, L., Hua, K., Wang, H., Qian, G., Zhang, L., 2014, "Sentiment Analysis on Reviews of Mobile Users", *Procedia Computer Science*, Cilt 34, ss.458-465.

Zhuang, L., Jing, F., Zhu, X., "Movie review Mining and Summarization", *In Proceedings of CIKM'06, 15th ACM International Conference on Information and Knowledge Management,* Indianapolis, ABD, ss. 43-50, 2006.