

Sosyal Medyada Üniversite Memnuniyeti Üzerine Duygu Analizi

Sentiment Analysis on University Satisfaction in Social Media

Mehmet KORKMAZ
Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
Yıldız Teknik Üniversitesi
İstanbul, Türkiye
mkorkmazzz@gmail.com

Özetçe— Üniversitelerin anketlerle öğrencilerden geribildirim toplamaları oldukça zordur. Twitter, öğrenci duygu analizi için geniş bir veri seti sağlamaktadır. Bu çalışmada, hem sözlük tabanlı hem de sınıflandırma tabanlı yaklaşım test edilmiştir. Sınıflandırma tabanlı yaklaşımda Naive Bayes, SVM, Bayesian Network, C4.5 Decision Tree, Bagging ve Random Forest şeklinde altı farklı sınıflandırma algoritması uygulanarak sonuçlar birbiri ile kıyaslanmıştır. Test aşamasında 10 kat doğrulama kullanılmıştır. Twitter duygu analizi için sonuçlar karşılaştırıldığında benzer başarı oranları alındığı gözlenmiştir. Bu çalışma kapsamında İstanbul ilinde bulunan üç devlet üç de vakıf üniversitesi olmak üzere toplam altı üniversite için twitter üzerinden mutluluk oranı karşılaştırması yapılmıştır. Çalışmada sözlük tabanlı yaklaşım temel alınmıştır. Sonuçlar karşılaştırıldığında beş üniversite için veriler mutlu sonucunu verirken bir üniversite için mutsuz sonucu vermiştir. Üniversite duygu sınıflandırması için yapılan bu çalışma, daha fazla veri ile daha doğru sonuçlar verecektir. Ayrıca sözlükteki kelime sayısının artırılmasının daha doğru sonuçlar vereceği düşünülmektedir. Bu konuda yapılacak bir çalışma ile mevcut çalışmanın doğruluk oranı artacaktır.

Anahtar Kelimeler — Twitter veri madenciliği, Duygu sınıflandırması, Sözlük tabanlı yaklaşım.

Abstract— The feedback of college students by surveys is rather difficult. Twitter provides a large data set for student sentiment analysis. In this article, both lexical and classification based approaches have been tested. Six different classification algorithms, Naive Bayes, SVM, Bayesian Network, C4.5 Decision Tree, Bagging and Random Forest, were applied to the classification based approach and the results were compared with each other.. 10 fold cross validation was used during the test phase. Similar results have been observed for Twitter sentiment analysis when looking at the results. Within the scope of this study, Based on a Lexicon based approach the happiness rates were compared for six universities, three of which are state universities and three of which are foundation universities in Istanbul. When the results are compared, it gives unhappy

results for a university while giving the happy results for five universities. This study for university sentiment classification will give more accurate results with more data. In addition, it is thought that more accurate results will be obtained by increasing the number of words in the dictionary. A work to be done in this regard will increase the accuracy of the current work.

Keywords— Twitter data mining, Sentiment classification, Lexicon based approach.

I. GİRİŞ

Üniversite memnuniyet analizi, üniversite eğitiminin iyileştirilmesi için gerekli unsurlardan biridir. Bu analizin yapılmasında kullanılan yöntem genellikle anket yöntemi olmaktadır. Anket uygulama yöntemleri genel olarak dört farklı şekilde yapılmaktadır: Yüz yüze anket, telefon aracılığıyla yapılan anket, posta yoluyla yapılan anket ve internet aracılığıyla yapılan anketler [1]. Sık başvuru alan yöntem genellikle yüz yüze anket yöntemidir. Bununla birlikte günümüzde internetin yaygınlaşması ile bu yöntem alternatif internet aracılığıyla yapılan anketler kullanılmaya başlanmıştır [2]. Sık başvuru alan bu iki yöntemden yüz yüze yöntem zaman alıcı, maliyetli ve uygulayıcıya etki gücü yüksektir [1]. İnternet aracılığıyla yapılan anketlerde ise soruların istekli ve doğru cevaplanma oranı düşük olmaktadır [3]. Dolayısıyla bu iki yöntemle elde edilen verilerin sonuçlarda istenmeyen veri oranını artırdığı düşünülmektedir. Üniversite memnuniyet anketleri için ise mevcut öğrenci sayıları düşünüldüğünde bu anketleri yüz yüze yöntemle gerçekleştirmek ve işlemek oldukça çaba gerektirmektedir. Ayrıca, internet üzerinden yapılan anketlerde de öğrenciler anketleri ciddiye almamakta ve birçok öğrenci bunları sadece rasgele doldurmaktadır. Buna ek olarak, internet üzerinden memnuniyet anketlerine öğrenciler sınırlı geri dönüş yapmışlardır [4]. Ülkemizde bazı üniversitelerde öğrenci hesaplarından sisteme giriş sonrası not görüntüleme menüsünün aktif olması için bu anketlerin doldurulma zorunluluğu getirilmiştir. Bu durumda da öğrencilerin bu uzun anketleri ilgiyle doldurmadıkları düşünülmektedir. Bu noktada çözüm yollarından biri anket içeriğini daraltmaktır. Ancak bu da kapsamı daraltacağından istenilen sonuçları vermeyecektir.

Bu anket yöntemlerinden farklı olarak, Twitter, duygu sınıflandırması için daha iyi bir veri kaynağı sunabilir. Böylelikle yüz

yüze anket araştırmalarının ihtiyaç duyduğu çok fazla emek gücü geri kazanılacaktır. Ayrıca internet üzerinden yapılan anketlere göre öğrenciler gerçek duygularını Twitter'da paylaşılabildikleri için anket formundan daha doğru veriler elde edilecektir.

Literatürde metin sınıflandırması ve duygu sınıflandırması üzerine çok sayıda araştırma yapılmıştır [5-11]. Yine Twitter verileri ile duygu analizi üzerine çokça araştırmaya rastlanabilir [12-20]. Bu çalışma literatürdeki çalışmalara ek olarak yapılmıştır. Çalışmada amaç, farklı sınıflandırma yöntemleri arasında Twitter duygu sınıflandırma doğruluğunu karşılaştırmak ve üniversite mutluluk durumlarını ortaya koymaktır. Bu doğrultuda çalışmada altı farklı algoritma ile duygu sınıflandırma yöntemi ve sözlük tabanlı yaklaşım ile duygu sınıflandırma yöntemi karşılaştırılmış ve sözlük tabanlı yaklaşım temel alınarak ayrıntılı sonuçlar sunulmuştur.

II. VERİ HAZIRLIĞI

Üniversiteler ile ilgili tweet verilerini almak için Twitter sitesi kullanılmıştır. Anahtar kelimelere göre tweetleri almak için Twitter Search API kullanılması istenilen tweetleri vermeyeceği düşünülmüştür. Dolayısıyla çalışmada, üniversitelerin resmi hesaplarına atılan tweetler toplanarak istenilen biçime getirilmiştir. Bu kapsamda tweetleri toplamak için üniversite adı ya da üniversite adının kısaltması anahtar kelimeleri ile denemeler yapılmış ve üniversite isimlerinin kısaltmaları ile daha kaliteli tweet toplanacağı gözlemlenmiştir. Twitter'da İstanbul'da bulunan 3 devlet ve 3 vakıf toplam 6 üniversiteden tweet toplanmıştır. **Yıldız Teknik Üniversitesi(YTÜ), İstanbul Teknik Üniversitesi(İTÜ), İstanbul Üniversitesi(İÜ), Koç Üniversitesi(KU), Yeditepe Üniversitesi(YEÜ) ve Beykent Üniversitesi(BEÜ)** resmi sayfalarından tweetler alınmıştır. Bu üniversiteler için sırası ile YTÜ, İTÜ, İÜ, koçüniversitesi, yeditepeüniversitesi, BeykentÜniversitesi hashtag'leri kullanılmıştır. Özellikle hashtag'lerde Türkçe karakterlerin kullanılmasıyla arama havuzu farklı dillerden arındırılmıştır. İlgili hashtag'lerde belirli bir tarihe kadar olan tweetler veri havuzuna dahil edilmiştir. Bunlar yine sırası ile YTÜ için 29 Mayıs 2016, İTÜ için 24 Mayıs 2016, İÜ için 4 Mayıs 2016, KU için 23 Mayıs 2015, YEÜ için 1 Nisan 2015 ve BEÜ için 11 Mayıs 2015 tarihlerinden başlayarak 10 Haziran 2017 tarihine kadar atılan tweetlerdir. Arama işlemi en popüler tweetler şeklinde aratılarak elde edilmiştir. Veri havuzundaki tweetler içerisinde bazı elemeler yapılmıştır. Bunlar:

- Farklı üniversitelerin karışan tweetleri
- Latin alfabesinde yazılmayan tweetler
- Üniversite ile alakalı olmayan reklam tweetleri
- Sadece fotoğraftan oluşan tweetlerdir.

İlişkisiz tweetler atıldıktan sonra veri setindeki her bir tweet elle olumlu, olumsuz ya da nötr duygu olarak etiketlenmiştir. Toplamda 2531 tweet içeren bir veri kümesi oluşturulmuştur. Tablo 1'de detaylı tweet bilgileri görülmektedir.

Tablo 1. Detaylı Tweet Bilgileri

	Nötr	Olumsuz	Olumlu	Toplam
YTÜ	381	181	104	666
İTÜ	449	89	189	727
İÜ	165	92	78	335
KÜ	134	22	51	207
YEÜ	120	23	83	226
BEÜ	222	39	109	370
Hepsi	1471	446	614	2531

III. METODOLOJİ VE SİSTEM TASARIMI

Bu bölümde, farklı yöntemleri kullanan yedi farklı sınıflandırıcı ele alınmıştır. Bunlar Sözlük tabanlı sınıflandırıcı, Naive Bayes, SVM, Bayesian Network, C4.5 Decision Tree, Bagging ve Random Forest sınıflandırıcısıdır.

A. Sözlük Tabanlı Sınıflandırıcı

Bu yöntemde, her tweet puanlanmaktadır. Bu puanlama sözlük üzerinden yapılmaktadır. Sözcük tabanlı sınıflandırıcı, her tweeti ayrı ayrı ele alır. Tweetteki kelimeler olumlu ve olumsuz sözcük listesi ile eşleştirir [20]. Çalışmada bu eşleştirme düzenli ifade ile gerçekleştirilmiştir. Eşleşme ile pozitif puanlar ve negatif puanlar ortaya çıkartılır ve toplanır. Sonuç 0'dan büyükse pozitif, sonuç 0'dan az ise negatif, sonuç 0'a eşitse nötr olarak sınıflandırılır.

B. Naive Bayesian

Bu sınıflandırıcı, genellikle metin veri setleri için en yaygın tercih edilen sınıflandırıcılardan biridir [6]. Naive Bayesian sınıflandırıcı, ele aldığı her tweet için pozitif, negatif ve nötr olacak şekilde üç duygu durumu olasılığını hesaplar. Ele alınan tweetin duygu durumu, en yüksek olasılıkta hesaplanan bu üç durumdan biri olarak sınıflandırılır.

C. Bayesian Network

Bayesian Ağ sınıflandırıcı, temel olarak istatistiksel bir modeldir [11]. Bu yaklaşıma göre özelliklerin birbirinden bağımsız olduğu varsayılmaktadır [13]. Bayesian Ağ sınıflandırıcıda düğümler bir olasılık fonksiyonu ile ilişkilendirilmiştir. Bununla birlikte, Bayesian Ağ sınıflandırıcı, özellik n ve özellik n+1 için, bu fonksiyon sonuçlarının, özellik 1'in olasılığı özellik 2 olasılığını etkilemektedir [11].

D. SVM

Destek vektör makinesi sınıflandırıcısı, farklı gruplar arası sınırı belirlemek için sıklıkla kullanılan basit yöntemlerden biridir [14]. Sınır grup üyelerine en uzak mesafe olarak ele alınmaktadır. Çalışmada Weka'da libSVM kullanılmıştır.

E. C4.5 Decision Tree

Karar Ağacı sınıflandırıcısında, iç düğüm öznelikte testi, dal testin sonucunu ve yaprakta sınıfı temsil etmektedir. C4.5 karar ağacı özneliği belirlenen bir eşiğe göre ayırmaktadır. Information Gain hesaplanırken eksik değerleri kullanmamaktadır. Ayrıca, post-budama kullanılmaktadır [6]. Çalışmada, Weka'da J48 C 4.5 algoritmasını kullanılmıştır.

F. Bagging

Belirli bir veri setinde bulunan örneklerin bootstrap yaklaşımı ile bir kısmı seçilmektedir [17]. Bu işlem belirli sayıda tekrar eder. Örnek sınıflandırılması oluşturulan bu öğrenme kümesi ile gerçekleştirilir. Etiketlenen örnek o sınıfa atanır. Bu örnekler bir ağırlığa sahiptir. Her öğrenme sonrası bu ağırlık güncellenir. Bu işlem tüm örnekler için gerçekleştirilir.

G. Random Forest

Random Forest, Çoğunluk Oy yöntemine göre çalışmaktadır [17]. Her Karar Ağacı bir örneği sınıflandırır. Daha sonra örnek en fazla oyun verildiği sınıfa atanır. Çalışmada, Weka'daki Random Forest algoritması kullanılmıştır.

IV. DENEY VE DEĞERLENDİRME

A. Değerlendirme Planı

1. Sınıflandırma Validasyonu

Araştırmada, 2.531 tweet verisi bulunmaktadır. Bu veriler için çapraz doğrulama yapılmıştır. 10 kat doğrulama, bir çapraz doğrulama yöntemidir. 10 kat doğrulamada, veri kümesi rasgele olarak eşit ebatlara sahip 10 altkümeye bölünür. Model eğitim ve doğrulama sürecinde, her 9 veri alt kümesi, bir modeli eğitmek için bir eğitim veri seti olarak kullanılırken kalan 1 alt küme modeli doğrulamak için kullanılır. 10 kez tekrarladıktan sonra, her 9 alt küme, bir modeli eğitmek için bir eğitim veri seti olarak kullanılmış ve 10 sınıflandırma doğrulama sonucu üretilmiştir. 10 kat doğrulanmasının genel doğrulama sonucu, 10 modelin ortalama doğrulama sonucudur [19]. Veri madenciliği araştırma alanında, 10 kat doğrulama popüler bir doğrulama yöntemidir. Çalışmada 10 kat doğrulama kullanılmıştır.

2. Üç Sınıflı Veri Seti ve Sözlük

Çalışmada, olumlu, olumsuz ve nötr düşünceyi içeren üç sınıflı veri kümesi kullanılmıştır. Sözlük olarak YTÜ Kemik grubunun yayınlamış olduğu olumlu ve olumsuz kelimeler kullanılmıştır [21]. Veriler incelenip frekansı yüksek olan kelimeler listelenmiş ve bu sözlüğe belirli sayıda kelimenin eklenmesinin daha doğru sonuç vereceği düşünülmüştür. Bu kapsamda sözlüğe olumlu olarak “ünlül, coşma, eğlenme, sevilen, mizah, atılım, murad, mezun, keşif, gelişme, prestij, destek, buluş, bağış, kutlama, ilgi, kral, ödül, haha”, olumsuz olarak da “değil, dram, :(, biat, bütünleme, sövme, küfretme, yasak, yok, alay, saldırı, arıza, engelleme, gözaltı, çile, fetiş, uğraşma, hadsiz, savaş, ihraç, bıkmak, utanma, trol, korku, üzüntü, terör, mağdur, direnme, sapık, suspayı, red, sorunsal, kırım, tecavüz, illet, sancı, bela, zıkkım, intihal, amk, aq, avb, zehir, mal, sömürme, önlem, yakma, tiksime, artık, avutma, namüsait, ayrımcı, o\ç\,” kelimeleri eklenmiştir. Bu sözlüğün daha da genişletilmesi ile daha doğru sonuç alınabileceği düşünülmektedir. Ayrıca veri setinde öznelitlikler N-gram modelinde 1-gram olarak seçilmiştir.

3. Doğruluk Değerlendirmesi

Sınıflamanın doğru bir şekilde değerlendirilmesinde sınıflandırıcının genel doğruluğunu değerlendirmek için Tutturma (Precision) ve Bulma (Recall) değerleri hesaplanmıştır. Hesaplamalar için Hata Matrisi (Confusion Matrix) oluşturulmuştur. Hata matrisinin seyrek (sparse) özelliğini ortadan kaldırmak için +1 eklenmiştir. Bu matris ile .arff dosyası oluşturulmuştur. Her bir üniversitenin her bir durumu için (nötr, olumlu ve olumsuz) değerlendirilmesinde sınıflandırıcının genel doğruluğunu değerlendirmek için tutturma ve bulma değerleri ayrı ayrı hesaplanmıştır.

B. Deney Sonuçları Değerlendirmesi

Sözlük tabanlı değerlendirme sonuçlarında atılan tweetlerin her üniversite için bulma değerleri temel alınmıştır. Bu kapsamda Tablo 2’de üniversitelerin nötr, olumlu ve olumsuz için sözlük tabanlı yaklaşımda bulma değerleri verilmiştir.

Tablo 2. Üniversiteler için Bulma değerleri

	YTÜ	İTÜ	İÜ	KÜ	YEÜ	BEÜ
Nötr	0,57	0,67	0,72	0,66	0,66	0,71
Olumlu	0,66	0,69	0,76	0,84	0,79	0,81
Olumsuz	0,48	0,47	0,44	0,72	0,52	0,51
Ortalama	0,58	0,62	0,67	0,69	0,62	0,66

Bulma değerleri ele alınarak Tablo 2 verileri hesaplanmıştır. Yine Tablo 2’de ortalama değer, tweet sayıları temel alınarak

hesaplanmıştır. Bu sonuçlar değerlendirilmiş; YTÜ için doğruluk oranı diğer üniversitelere göre daha düşük, KÜ için ise daha yüksek çıkmıştır. Değerlendirmenin doğruluk oranına göre $\pm 9,4$ ’lük hata payı bulunmaktadır.

Değerlendirme için öncelikle her bir üniversitenin hata matrisi bulunmuştur. Tablo 3’de YTÜ, Tablo 4’de İTÜ, Tablo 5’de İÜ, Tablo 6’da KÜ, Tablo 7’de YEÜ, Tablo 8’de de BEÜ hata matrisleri verilmektedir.

Tablo 3. YTÜ Hata Matrisi

	Tahmin		
Gerçek	218	84	79
	62	88	31
	25	10	69

Tablo 4. İTÜ Hata Matrisi

	Tahmin		
Gerçek	305	47	97
	27	42	20
	45	13	131

Tablo 5. İÜ Hata Matrisi

	Tahmin		
Gerçek	120	23	22
	39	41	12
	12	6	60

Tablo 6. KÜ Hata Matrisi

	Tahmin		
Gerçek	89	21	24
	3	16	3
	5	3	43

Tablo 7. YEÜ Hata Matrisi

	Tahmin		
Gerçek	80	10	30
	7	12	4
	11	6	66

Tablo 8. BEÜ Hata Matrisi

	Tahmin		
Gerçek	158	11	53
	16	20	3
	16	4	89

Tablo 9’da ise Weka’da belirlenen algoritmalar ve sözlük tabanlı yaklaşıma göre üç sınıflı tahmin sonuçları verilmektedir.

Tablo 9. Üniversitelerin üç sınıflı tahmin değerleri

	YTÜ	İTÜ	İÜ	KÜ	YEÜ	BEÜ
Bayes Network	58,1	68,77	60,59	65,21	66,81	61,35
Bayes	61,28	70,28	62,68	68,59	70,79	71,35
SVM	60,51	72,76	64,47	68,59	73,89	72,3
Bagging	59,9	71,93	64,47	66,66	69,02	72,7
J48	56,9	63,68	57,91	67,14	66,37	65,4
Random Forest	61,41	70,15	62,68	70,04	73,89	71,08
Sözlük	58	62	67	69	62	66

Tablo 9’da Random Forest algoritmasının 3 üniversitenin veri setinde, SVM algoritmasının 2 üniversitenin veri setinde, Bagging algoritmasının 1 üniversitenin veri setinde ve Sözlük tabanlı yaklaşımın 1 üniversitenin veri setinde daha başarılı sonuç verdiği görülebilir. Ayrıca Sözlük tabanlı yaklaşım iki veri setinde en yüksek

tahmine yakın değerlerde tahminde bulunmuştur. Diğer sonuçlarda da ortalama tahminlerde bulunduğu söylenebilir. Bu bilgiler ışığında değerlendirmenin Sözlük tabanlı yaklaşıma göre yapılabileceği gözlemlenmiştir.

Tablo 10'da ise bu üniversitelerin sözlük yöntemine göre nötr, olumlu ve olumsuz etiketlenen tweet oranları verilmiştir. Bu veriler Tablo 1'de verilen sayılardaki tweetlerden yola çıkılarak alınan sonuçlardır.

Tablo 10. Nötr, Olumlu ve Olumsuz Tweet Oranları

	YTÜ	İTÜ	İÜ	KOÇ	YEÜ	BEÜ
Nötr	0,581	0,638	0,543	0,601	0,506	0,592
Negatif	0,235	0,088	0,186	0,108	0,076	0,075
Pozitif	0,184	0,274	0,271	0,291	0,418	0,333
Mutluluk	-0,051	0,186	0,086	0,182	0,342	0,258

Bu verilere göre beş üniversitenin mutlu, bir üniversitenin ise mutsuz tweet oranına sahip olduğu sonucuna varılmaktadır. Mutluluk oranı en yüksek üniversite 0,342 ile YEÜ, mutluluk oranı en düşük üniversite ise -0,051 ile YTÜ'dür.

V. SONUÇ

Bu makale, farklı popüler duygu sınıflandırma yaklaşımlarının performansını karşılaştırarak araştırma alanına deneysel katkılar sağlamaktadır. Random Forest ve SVM gibi algoritmalarla karşılaştırıldığında sözlük tabanlı yaklaşımda iyi sonuçlar alındığı söylenebilir. Ayrıca, Sözlük tabanlı yaklaşım bir veri setinde en yüksek tahmin oranına sahiptir. Bununla birlikte, iki veri setinde de en yükseğe yakın tahmin yapılabilmektedir. Sözlük tabanlı yaklaşım ile analiz yapıldığında en çok olumlu tweet YEÜ, en az olumlu tweet YTÜ'de atılmıştır. Diğer üniversitelerde bu oran benzer görülmektedir. Ayrıca en çok olumsuz tweet YTÜ'de, en az olumsuz tweet ise BEÜ'de atılmıştır. Olumlu ve olumsuz tweet farkı göz önüne alındığında YEÜ en çok olumlu tweeti almıştır. Bu da göstermektedir ki YEÜ çalışma kapsamında %34,2 ile en mutlu üniversitedir. Ayrıca -%5,1 oran ile YTÜ'de mutsuz üniversite olarak nitelenebilir.

Üniversite duygu sınıflandırması için yapılan bu çalışma, daha fazla veri ile daha doğru sonuçlar verecektir. Ayrıca sözlükteki kelime sayısı yetersiz kalmaktadır. Bu konuda yapılacak bir çalışma ile mevcut çalışmanın doğruluk oranı artacaktır. Bu çalışmaya ek olarak tweet atan kullanıcılar, retweet yapan kullanıcılar, retweet'lerin saatleri ve diğer faktörler gibi bilgiler de potansiyel çalışma alanı olarak sayılabilir.

TEŞEKKÜR

Çalışmada yardımlarından ötürü Prof. Dr. Banu DİRİ'ye teşekkür ederim.

KAYNAKÇA

- [1] Leon J.J., Survey Research: In-person, Mail, Telephone and Web Methods, Streamline Surveys Inc., ISBN 9780966816518, 2003.
- [2] Kypri K, Gallagher SJ, Cashell-Smith ML, "An internet-based survey method for college student drinking research," Drug Alcohol Depend, 76: 45-53. 10.1016/j.drugalcdep.2004.04.001, . 2004.

- [3] Sills, S. J., ve Song, C., "Innovations in survey research: An application of web-based surveys," Social Science Computer Review, 20(1), 22-30, 2002.
- [4] Andrews D., Nonnecke B., Preece J., "Electronic Survey Methodology: A Case Study in Reaching Hard-to-Involve Internet Users," Int. J. Hum. Comput. Interaction. 16. 185-210, 2003.
- [5] Lu, CY., Lin, S.H., Liu, J.C., Cruz-Lara, S., Hong, J.SHong Jen-Shin, "Automatic eventlevel textual emotion sensing using mutual action histogram between entities," Expert Syst Appl. 37:1643-53, 2010.
- [6] Kang, H., Yoo, S. J., Han, D., Dongil, H., "Senti-lexicon and improved Naive Bayes algorithms for sentiment analysis of restaurant reviews," Expert Syst Appl. 39:6000-10, 2012.
- [7] Walker, M.A, Anand, P., Abbott, R., Fox Tree, J.E., Craig, M., King, J., "That is your evidence?: Classifying stance in online political debate," Decis Support Syst. 53: 719-29, 2012.
- [8] Reyes, A., Rosso, P., "Making objective decisions from subjective data: detecting irony in customer reviews," Decis Support Syst. 53:754- 60, 2012.
- [9] Alvaro, O., José, M.M, Rosa, M.C., "Sentiment analysis in Facebook and its application to elearning," Computers in Human Behavior. 31:527-541, 2013.
- [10] Türkmenoğlu C, Tantuğ AC. "Sentiment analysis in Turkish media". Workshop on Issues of Sentiment Discovery and Opinion Mining (WISDOM '14), Beijing, China, 21-26, 2014.
- [11] Maite T. , Julian B. , Milan T. , Kimberly V. , Manfred S., "Lexicon-based methods for sentiment analysis," Computational Linguistics, v.37 n.2, p.267-307, 2011.
- [12] Martín-Valdivia, M.T., Martínez-Camara, E., Perea-Ortega, J.M., Urena-Lopez, A.L., "Sentiment polarity detection in Spanish reviews combining supervised and unsupervised approaches," Expert Syst Appl. 40(10), 3934- 3942, 2013.
- [13] Kontopoulos, E., Berberidis, C., Dergiades, T., Bassiliades, N., "Ontology-based sentiment analysis of twitter posts," Expert Syst Appl. 40(10), 4065-4074, 2013.
- [14] Bravo-Marquez, F., Mendoza, M., Poblete, B., Meta-level sentiment models for big social data analysis, Knowledge-Based Systems. 69, 86-99, 2014.
- [15] Yu, Y., Wang, X., "World Cup 2014 in the Twitter World: A big data analysis of sentiments in U.S. sports fans' tweets," Computers in Human Behavior. 48, 392-400, 2015.
- [16] Carpenter T., ve Way T., "Tracking Sentiment Analysis through Twitter," ACM computer survey. Villanova: Villanova University, 2010.
- [17] Agarwal A., Xie B., Vovsha I., Rambow O., ve Passonneau R., "Sentiment Analysis of Twitter Data," Annual International Conferences. New York:Columbia University, 2012.
- [18] Çoban, Ö., Özyer, B., ve Özyer, G. T., "Sentiment analysis for Turkish Twitter feeds," In Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2015 23th (pp. 2388-2391). IEEE, 2015.
- [19] Meral, M., ve Diri, B "Sentiment analysis on Twitter," IEEE 22nd International Conference on signal Processing and Communications Applications Conference, 2014.
- [20] Akgül, E.S., Ertano, C., ve Diri, B., "Twitter verileri ile duygu analizi," Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 22(2), 106-110, 2016.
- [21] <http://www.kemik.yildiz.edu.tr/?id=2> Son Erişim Tarihi: 11.06.2017