Pamukkale Univ Muh Bilim Derg, 22(2), 106-110, 2016

Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi

Pamukkale University Journal of Engineering Sciences

Twitter verileri ile duygu analizi

Sentiment analysis with Twitter

Eyüp Sercan AKGÜL[1], Caner ERTANO[1], Banu DİRİ[1]*

[1]Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Elektrik Elektronik Fakültesi, Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye.
eyupsercanakgul@gmail.com, canerertano@gmail.com, banu@ce.yildiz.edu.tr

Geliş Tarihi/Received: 30.07.2014, Kabul Tarihi/Accepted: 02.07.2015 doi: 10.5505/pajes.2015.37268
* Yazışılan yazar/Corresponding author
Araştırma Makalesi/Research Article

Öz

Duygusal Twitter, kullanıcıya kullanım kolaylığı sağlayan ve görsel kullanıcı ara yüzü ile hem bireysel, hem de kurumsal kullanıcılar için Twitter verisini ayrıştıran, analiz eden ve raporlayan bir programdır. Duygusal Twitter'da her tweet için olumlu, olumsuz ve nötr olmak üzere 3 farklı sonuç döndürülmektedir. Çalışmada hem sözlük hem de n-gram modeli kullanılarak iki yöntem geliştirilmiştir. Sözlük yöntemi, n-gram yöntemine göre daha başarılı sonuçlar vermiştir.

Anahtar kelimeler: Duygu analizi, n-gram, Sözlük

Abstract

Sentimental Twitter software is parsing, analyzing and reporting Twitter data, giving service to individuals and corporate users via its user friendly graphical user interface. Each tweet is classified as positive, negative or neutral in Sentimental Twitter. In this study, both lexicon and n-gram method has been used to perform and implement two different methods. As a result the lexicon method has been measured more performance than the n-gram method.

Keywords: Sentiment analysis, n-gram, Lexicon

1 Giriş

Günümüzde internetin hızla gelişmesi, interneti insanların hayatında su, hava gibi vazgeçilmezlerden birisi yapmıştır. İnsanların kişisel fikirlerini, ilgi alanlarını paylaşmak istemesi sosyal medyayı önemli bir bilgi kaynağı haline getirmiştir. Ancak, sosyal medya verilerinin işlenmemiş haliyle üzerinde çalışılması oldukça zordur ve bu veriler incelendiğinde çoğunluğunun hatalı yazılmış kelimeler, kısaltmalar ve günlük konuşma dilinde kullanılmayan sosyal medyaya özgü jargon sözcüklerden oluştuğu görülmektedir. Bu nedenle verilerin doğal dil işleme yöntemleri ile süzülmesi ve işlenmesi gerekmektedir.

Günümüzde Twitter'dan toplanan veriler ile doğal dil işleme ve veri madenciliği alanında pek çok çalışma yapılmıştır. Bu çalışmalara örnek olarak: 2009 Mayıs/Aralık ayı içerisinde atılmış olan tweetlerden salgın hastalıkları önceden tahminleyen [1], 2009 Mayıs ile 2010 Ekim tarihleri arasında atılmış olan tweetlerden ilaçlar ve onların bilinmeyen yan etkilerinin neler olabileceğini analiz eden [2], sosyal medya dinamikleri ile insan algısının zamanla değişimini zaman serilerini kullanarak %85 başarı ile tahminleyen [3], turistik bir beldeye gelen turistlerin atmış olduğu 70 milyon tweet üzerinden algı analizi yapabilen [4] örnekler verilebilir. Bir diğer çalışmada ise, bir firma hakkında bloglarda yazılmış olan görüşlerden yararlanarak firmanın satış performansı bir görüş modeli geliştirilerek tahmin edilmeye çalışılmıştır [5]. [6]'da üç milyon tweet üzerinde [7]'de farklı kaynaklardan toplanan film kritiklerine eğri uydurma yöntemi uygulayarak gösterime giren filmlerin başarıları ölçümlenmiştir. [8]'in çalışmasında Twitter verilerini kullanarak borsa hareketlerinin tahmin edilmesi çalışılmıştır. Bir başka çalışmada [9], IMDB film değerlendirme platformundan paylaşılan yorumlar üzerinden olumlu ve olumsuz olarak sınıflandırma yapılmıştır. [10]'da ise, denetimsiz bir öğrenme algoritması kullanılarak yapılan yorumların içerisinden duygusal yönelimler %74 doğruluk ile belirlenmeye çalışılmıştır. Twitter duygu analizi üzerine Türkçe ile ilgili yapılan çalışmalar azdır. Türkçe yazılmış bir haber içerisinde bahsedilen konunun olumlu veya olumsuz düşünceden hangisini yansıttığını %85 başarı ile bulan [11], film yorumlarının sözlük tabanlı bir yöntem ile olumlu ve olumsuz değerlendirilmesini yapan [12], alan bağımlı ve bağımsız olarak topladıkları tweetler üzerinden sözlük tabanlı, 2 ve 3 karakter gram modeli kullanılarak olumlu, olumsuz ve nötr olarak sınıflandırma yapan [13], borsadaki değişim ile Twitter kullanıcılarının ekonomi ile ilgili attıkları tweetler arasında bir ilişki olup olmadığını çıkarmaya çalışan [14], Twitter ve film yorumlarından oluşan iki farklı veri kümesi üzerinde hem sözlük tabanlı hem de makine öğrenmesi yöntemlerini kullanarak duygu analizi yapan, Twitter veri kümesi üzerinde, sözlük tabanlı ve makine öğrenmesi yöntemleri için sırasıyla %75.2 ile %85 arası başarı alınırken, film yorumları veri seti için de sırasıyla %79.5 ve %89 olarak başarı alınmıştır [15].

Bu çalışmada geliştirilen ve Duygusal Twitter adını verdiğimiz çalışmanın amacı, bir konu hakkında Twitter'dan atılmış olan tweetlerin duygusal anlamda olumlu, olumsuz veya nötr olma durumunun otomatik olarak belirlenmesidir. Özellikle kurumsal yapıların ticari herhangi bir ürünü hakkında ve/veya gündemde olan yorumlar hakkında bilgi edinme ihtiyaçları göz önünde bulundurularak çalışmanın geliştirilmesi amaçlanmıştır.

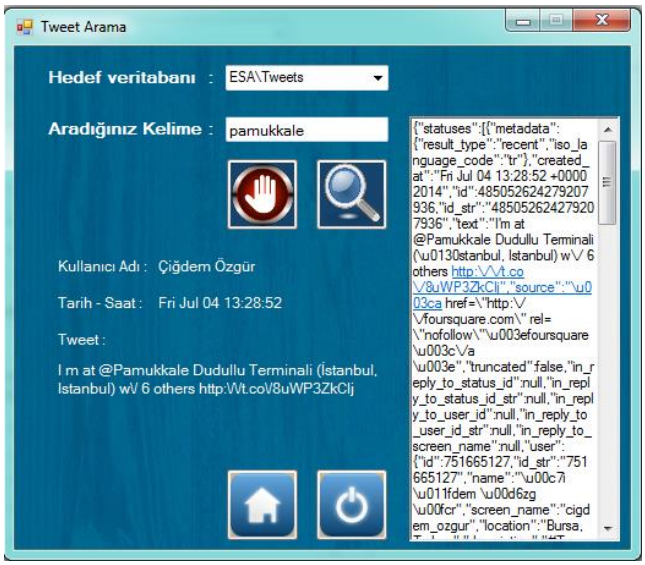
Şu an için ülkemizde bu konuda sosyal medya mecralarını tarayan ve nitelikli veri madenciliği yapmayı hedef edinmiş yazılım sayısının yetersizliği, doğal dil işlemenin uygulama halinin bu konularda tam olarak tatmin edici olmayışı bizi bu çalışmaya yöneltmiştir. Çalışma kapsamında, arzu edilen ürün veya gündem konusu kolaylıkla, belirli tarihler için Türkçe kaynaklı olarak izlenebilir ve çok büyük kaynak (zaman/ücret gibi) harcamadan büyük boyutlu verilerden doğal dil işleme yöntemleri kullanılarak otomatik olarak anlamlı raporlar çıkarılabilir. Diğer taraftan kullanıcılara daha özel hizmet verebilmek adına, kendi sözlüklerini ve kendi sektörüne özgü jargonları (kelime kalıpları) oluşturup, sisteme tanıtma imkânları da sunularak çalışmanın farklı iş alanlarında kullanımının arttırılması hedeflenmiştir.

Duygusal Twitter, genel hatlarıyla zaman ve uzmanlık gerektirecek tüm iş yükünü kullanıcıdan alarak, işleyişinin neredeyse tamamını otomatik yapan ve tüm gereken işlemleri bir çatı altında toplayarak bilgi çıkarımı ve verinin işlenmesi konusunda hizmet sunmayı hedeflemektedir.

Makalenin ilerleyen bölümlerinde sırasıyla veri seti ve kirli verinin temizlenmesi, geliştirilen yöntem ve alınan deneysel sonuçlardan bahsedilecektir.

2 Veri seti

Twitter ortamında Türkçe olarak belirli bir sorgu kelimesine ve/veya kelime grubuna göre yaptırılan aramalarla dört aylık bir süreci kapsayacak şekilde 500 (VS1), 1200 (VS2) ve 5100 (VS3) adet tweet içeren üç ayrı veri seti oluşturulmuştur. Veri setlerinin içerisinde olumlu, olumsuz ve nötr etiketli tweet sayıları sırasıyla VS1 için 165, 230 ve 105;VS2 için 393, 501 ve 306;VS3 için de 1.850, 2.065 ve 1.185'tir. Şekil 1'de veri setlerinin dinamik olarak oluşturulması için kullanılan ekran gösterilmiştir.



Şekil 1: Tweet arama ve veri tablolarına kaydetme ekranı.

Eğitim veri setinin oluşturulması aşamasında her üç veri seti için Duygusal Twitter'ın arayüzü kullanılarak elle etiketleme işlemi yapılmıştır. Elle etiketlemede tarafsız bakış açısını yakalayabilmek adına iki farklı kişi aynı veri setini bir diğerinin kararını görmeksizin olumlu, olumsuz ve nötr olmak üzere 3 ayrı sınıf bilgisine dayanarak etiketlemişlerdir. Şekil 2'de de Duygusal Twitter'ın etiketleme ara yüzü gösterilmektedir.



Şekil 2: Tweet etiketleme ekranı.

3 Veri setlerinin iyileştirilmesi

Veri tablolarında tutulan Türkçe tweetlerin bulundurduğu karakterlerden bazıları tweetleri işleme veya tweetleri rahat okuyabilme aşamasında gereksiz kalmaktadır. Örneğin, atılan bir tweet içerisinde yer alan '@' karakteri analiz aşamasında herhangi bir anlam ifade etmemektedir. Bu yüzden tweetler üzerinde ön işlem yapılması gereklidir.

3.1 Gereksiz karakter ve kelimelerin temizlenmesi

Veri madenciliği uygulamalarında veri depolaması adımı sonrasında gerçekleştirilen veri temizleme ve bütünleştirme adımı dikkate alınarak tüm öğrenme veri setlerinde gereksiz görülen karakter ve kelimelerin tweet metinlerinden çıkarılması ve böylece analizlerin daha kolay gerçekleştirilmesi sağlanmıştır. Örneğin, tweet içerisinde "http" ile başlayan linklerin duygu analizi için gereksiz olduğunu söyleyebiliriz. Tablo 1'de analiz işleminde gereksiz görülen ve temizlenmesi uygun görülen karakter ve kelimeler görülmektedir.

Tablo 1: Gereksiz karakter ve kelimeler.

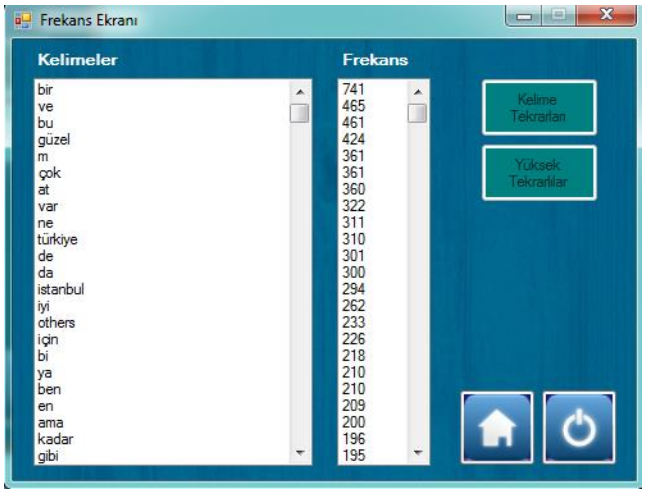
Silinen Karakter	Yerine Geçen	Silinen Karakter	Yerine Geçen
@	Silinir	;	Boşluk
RT	Silinir	+	Boşluk
\u	Silinir	-	Boşluk
http:	Silinir	.	Boşluk
(	Silinir	,	Boşluk
)	Silinir	\n	Boşluk

3.2 Json formatı için Türkçe karakter dönüşümleri

Twitter ana sunucularından ham olarak gelen bilgiler Json formatında gelmekte olup, "ç" veya "ş" gibi Türkçe'ye özel alfabetik karakterler için dönüşümlerin yapılması duygu analizi aşamasında alınacak sonuçların doğruluk oranını doğrudan etkilemektedir. Örnek: Json formatında "\u00d6" ifadesinin, Türkçe de ki karşılığı "Ö" harfidir.

3.3 Farklı kelimelerin çıkarılması

Duygusal Twitter'da sözlük ve n-gram modeli olmak üzere iki farklı yöntem kullanılmıştır. Tweetlerin otomatik olarak etiketlenmesi işleminde kelime ve n-gram modeli için yapılan skorlamada kelime ve n-gram'ların tekrar sayıları kullanılmaktadır.



Şekil 3: Kelime kullanım sıklık ekranı.

Şekil 3'te tekrarı en fazla olan kelimeler ve tekrar sayıları verilmiştir.

Tablo 2'de veri seti içerisinde yer alan tweetlerin sayısı ve farklı kelime sayıları gösterilmektedir.

Tablo 2: Veri tablolarındaki toplam farklı kelime sayıları.

# Tweet	# Farklı kelime
VS1 (500)	3.122
VS2 (1200)	5.967
VS3 (5100)	19.032

4 Sözlük yöntemi ve skorlama

Duygusal Twitter'da kullanılan yöntemlerden biri olan sözlük yönteminde üç farklı duygu sınıfını destekleyebilecek -olumlu, olumsuz ve nötr- ama sadece olumlu ve olumsuz kelimelerden oluşan sözlüklere ihtiyaç vardır. Bu iki sözlük oluşturulurken Türk Dil Kurumu Türkçe sözlüğünün içerisinde yer alan sıfatlar kullanılmıştır. Sözlük yönteminde kullanılan bir diğer yaklaşım ise, konuşma diline son zamanlarda belli bir duyguyu belirtmek adına girmiş kelime çiftleri ve jargon diye adlandırabileceğimiz kelimelerden oluşan iki ek sözlüğün de kullanılıyor olmasıdır. Oluşturulan bu dört sözlüğe kullanıcılar tarafından istenilen kelimeler eklenip çıkartılabilmektedir. Özellikle jargon ve kelime çiftlerinden oluşan sözlükler temel tasarım amaçları doğrultusunda farklı kullanıcı ihtiyaçlarını göz önünde bulundurarak oluşturulmaktadır. Böylelikle farklı alanlarda yapılan duygu analizlerinin doğruluk oranları artırılabilmektedir.



Şekil 4: Sözlüklerin oluşturulması ekranı.

Şekil 4'te sözlüklere ait kullanıcı için kolay kullanıma sahip ara yüz gösterilmekte olup, Tablo 3'te de bu dört sözlükte tutulan kelime sayıları verilmiştir.

Tablo 3: Sözlüklerdeki toplam kelime sayısı.

Sözlük	# kelime
Olumlu Kelime Sözlüğü	528
Olumsuz Kelime Sözlüğü	738
Kelime Çiftleri	100
Jargon Sözlüğü	10

Sözlük yöntemi ile duygu analizi yapılırken her bir tweet, içerisindeki boşluk karakterine göre kelime bileşenlerine ayrılır. Eğer kelimeler arasında boşluk yoksa bu bir soruna yol açmaz, çünkü çok küçük bir hata payı ile birleşik yapılar arasından da kelime analizinin yapılabilmesine imkân sağlanmıştır. Her bir tweet, içerisinde geçen olumlu ve olumsuz kelime sayısına göre bir skor değeri alır. Örneğin, tweet içerisinde sadece bir olumlu kelime veya yapıya rastlanmışsa tweet etiketi olumlu olarak verilir. Olumlu ve olumsuz kelime sayısının eşit olduğu veya sıfır olduğu durumlarda ise tweete nötr etiketi atanır. Sözlük ile skorlama yönteminin hızlı sonuç verebilmesi için bazı kuralların da tanımlanmış olması gerekmektedir. Mesela Tweet içerisinde "*I am at*" kalıbı geçiyorsa, tweetin etiketi nötr olacaktır veya tweet içerisinde küfür içerebilecek ekler varsa olumsuz bir durum ifade edilmektedir. Yapılan deneysel çalışmalarda bu kuralların işletildiği durumlarda Duygusal Twitter'ın etiketleme deki başarısı her üç veri seti için de %5 ile %10 arasında artış gösterdiğinden sisteme eklenmiştir.

Türk dilinin yapısal özelliklerinden dolayı bazen kelime olumlu olsa bile kullanıldığı kelime ile birlikte anlamı olumsuza çevrilebilmektedir. Örneğin, "değil" kelimesi. "Değil" kelimesi olumlu bir kelime sonrasında gelmiş ise ilgili kelimeyi olumsuz (güzel değil), olumsuz bir kelime sonrasında gelmiş ise kelimeyi olumlu (çirkin değil) olarak skorlamaya dâhil etmektedir. Benzer şekilde soru ekleri de duygu analizi tespitinde incelenmiştir. "mi", "mı", "mu" veya "mü" gibi soru ekleri skorlamada yer almış ve uygulamanın veri setleri üzerindeki doğruluk sonuçları karşılaştırılırken %1-2 arasında doğruluk oranı artışı gözlemlenmiştir. Sözlük yönteminde, tweet içerisinde yer alan kelimelerde Türkçe karakterlerin kullanılmaması ilgili kelimenin sözlük içerisinde yer alan kelime ile eşleşmesini engellemekte bu durumda skorlama aşamasında sistemin başarısını düşürmektedir. Örneğin, kullanıcı "güzel" kelimesini "guzel" olarak yazmış ise, olumlu kelimelerden oluşan sözlükte bulunan "güzel" ile eşleşmeyecektir. Bu problemi çözebilmek adına kod içerisine Türkçe karakter kaynaklı hataları düzeltebilen bir modül eklenmiştir. Problemin çözümü sonucunda da Duygusal Twitter'ın başarı oranı %2-3 arasında bir artış göstermiştir. Çalışmada sonuçlar paylaşılırken bu olumlu katkılar eklenerek alınmış olan başarı sonuçları verilmiştir.

5 N-gram yöntemi ve skorlama

N-gram yöntemi ile duygu analizinde, karakter tabanlı 2, 3 ve 4-gram'lar kullanılarak sistem ayrı ayrı test edilmiştir. İlk olarak VS3 içerisinden olumlu, olumsuz ve nötr etikete sahip olan tweetlerin 2, 3 ve 4-gram'larının geçiş sıklıkları (F:frekans) çıkarılmıştır. Bu n-gram'ların, olumlu ve olumsuz sınıfı temsil değeri denklem (1) ve (2)'deki gibi hesaplanmıştır.

$$F_{olumlu} = \frac{\text{Olumlular içindeki n-gram tekrar sayısı}}{\text{Veri seti içindeki toplam n-gram tekrar sayısı}} \quad (1)$$

$$F_{olumlu} = \frac{\text{Olumsuzlar içindeki } n-\text{gram tekrar sayısı}}{\text{Veriseti içindeki toplam } n-\text{gram tekrar sayısı}} \quad (2)$$

Nötr n-gram'lar için doğrudan hesaplama yapılmasa da veri setindeki tüm tweet kayıtlarına bakılarak oranlama yapıldığından nötr etiket ile sınıflandırılmış tweetlerin n-gram'ları için de frekans değerleri hesaplanmış olmaktadır. Bu hesaplamada nötr etiketli en yüksek frekansa sahip ilk 10 adet n-gram'ın kullanılmasına, yapılan testler sonucu karar verilmiştir. Nötr tweetlerin duygu analizinde %4-7 arasında başarıyı arttırdığı gözlenmiştir. En dengeli ve yüksek başarıyı veren 3-gram'lar olduğundan deney sonuçları 3-gram üzerinden verilecektir. 3-gram ile yapılan çalışmada

5.100 tweet içeren veri setinin olumlu, olumsuz ve nötr etiket sayısı Tablo 4'te gösterilmektedir.

Tablo 4: Öğrenme veri seti 3-gram sayıları.

Sınıf	Toplam kayıtlar
Olumlu 3-gramlar	7.406
Olumsuz 3-gramlar	7.473
Nötr 3-gramlar	10

Sözlük kullanan yöntemdeki skorlama gibi, n-gram yönteminde de başlangıç anında skorlama sıfırlanır ve her bir tweet 3-gram bileşenlerine ayrılır. Olumlu sınıfa dâhil olan 3-gram'lar için skor frekans kadar arttırılırken, olumsuz sınıf için azaltılmaktadır. Duygu analizinde tweete etiket atanırken hesaplanan skor değerinin hangi eşik değeri arasında kaldığına bakılır. Bu çalışma kapsamında veri setleri üzerinde yapılan denemelerde Tablo 5'teki eşik değerleri belirlenmiştir.

Tablo 5: Sınıf etiketleri eşik değer aralıkları.

Sınıf etiketi	Eşik değer aralığı
Olumlu	(-3,+∞)
Olumsuz	(-5,-∞)
Nötr	(-3,-5)

Eşik değerlerinin eksi görülmesinin sebebi temelde olumsuz tweetlerdeki 3-gram frekanslarının daha yüksek çıkmasıdır. Dolayısıyla eşik değeri eksi bölgeye inmiştir. Şayet, olumlu tweet sayısı daha fazla olsaydı ve olumlu n-gram frekansları da olumsuz n-gram frekanslarına göre daha fazla çıksaydı, eşik değeri de bu duruma bağlı olarak sıfırın üstüne çıkabilecekti.

6 Deneysel sonuçlar

Duygusal Twitter'ın başarımını ölçmek için farklı sayıda tweet içeren veri setleri üzerinde denemeler yapılmıştır. En iyi sonuç takdir edileceği üzere en fazla tweet sayısına sahip olan VS3 veri setinden alınmıştır. Sonuçların başarısını ölçmek için F-Ölçüm metriği denklem (3) kullanılmıştır. F-Ölçüm metriği, Tutarlılık (Precision-P) ve Anımsama (Recall-R)'nın harmonik ortalaması alınarak hesaplanır. Tablo 6, bize üç sınıf için oluşturulan Karmaşıklık Matrisini gösterir iken, denklem (4) olumlu sınıf için Anımsama değerini, denklem (5)'te Tutarlılık değerini göstermektedir. Denklem (3)'te kullanılan R_{ort} ve P_{ort} değerleri her üç sınıf için hesaplanan değerlerin ortalaması alınarak hesaplanmıştır.

Tablo 6: Karmaşıklık matrisi.

		Gerçek		
		Olumlu	Olumsuz	Nötr
Tahmin	Olumlu	P_p	N_p	T_p
	Olumsuz	P_n	N_n	T_n
	Nötr	P_t	N_t	T_t

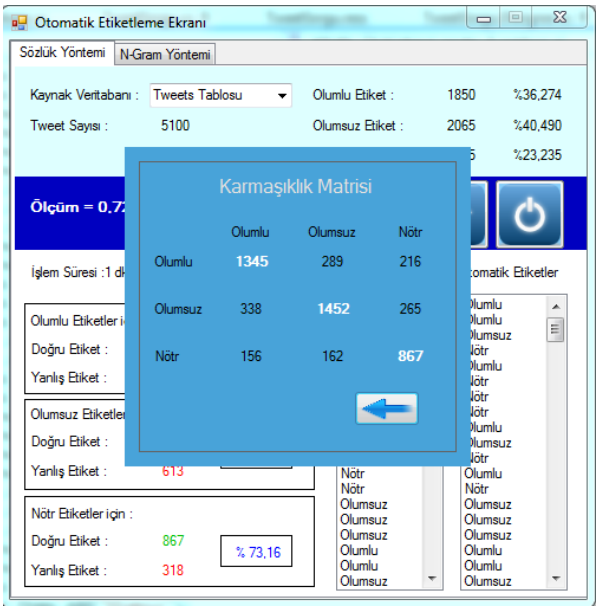
$$F - Ölçüm = 2 * (R_{ort} * P_{ort})/(R_{ort} + P_{ort}) \quad (3)$$

$$R_{olumlu} = P_p/(P_p + P_n + P_t) \quad (4)$$

$$P_{olumlu} = P_p/(P_p + N_p + T_p) \quad (5)$$

Duygusal Twitter'ın uygulamasında tweetlerin analiz işlemi tamamlandığında kullanıcının karşısına Şekil 5'te bir örneği gösterilen Karmaşıklık Matrisi gelmektedir.

Aynı ekran bize VS3 isimli veri setini sözlük yöntemini kullanarak otomatik olarak etiketleme yaptığımızda olumlu, olumsuz ve nötr etiketli sınıfları sırasıyla %72.7, %70.31 ve %73.16 doğruluk oranı ile bulduğunu vermektedir. Yine aynı ekran üzerinde ortalama başarı değeri ve tweetin gerçek etiketi ile sistem tarafından verilen etiket birlikte gösterilmektedir.



Şekil 5: Karmaşıklık matrisi.

Oluşturduğumuz üç farklı veri seti ile her iki yöntem çalıştırılarak elde edilen deneysel sonuçlar Tablo 7'de verilmiştir. N-gram yönteminde n değeri 2, 3 ve 4 alınarak ayrı ayrı sistemin performansı ölçülmüştür.

Tablo 7: Veri setleri ile yöntemlerden alınan sonuçlar.

Yöntem	#Tweet	F-Ölçüm
Sözlük tabanlı	VS1	0.70
2-gram		0.68
3-gram		0.69
4-gram		0.68
Sözlük tabanlı	VS2	0.71
2-gram		0.68
3-gram		0.68
4-gram		0.67
Sözlük tabanlı	VS3	**0.72**
2-gram		0.66
3-gram		0.70
4-gram		0.68

Duygu Analizini yaparken sözlük tabanlı yöntemlerin n-gram yöntemlere göre daha başarılı bir şekilde etiketleme yaptığı görülmektedir. Eğitim için küçük bir veri seti kullanıldığında iki yöntem arasındaki fark az iken daha fazla tweet ile sistem eğitildiğinde iki yöntem arasındaki fark büyümektedir. N-gram model de ise her veri setinde 3-gramlar daha başarılı sonuçlar vermiştir.

Uygulamanın performans testleri Intel i5 ailesi, 3230M işlemcili bir ortamda gerçekleştirilmiştir. Tablo 8'de iki yöntemin farklı veri setleri üzerinde çalıştırılarak alınan sonuçların zaman performansı verilmektedir. N-gram yönteminde en iyi sonucu 3-gram'lar verdiği için sadece n=3 için sonuçlar verilmiştir.

Tablo 8: Zaman performans değerleri.

Yöntem	# Tweet	Süre (sn)
Sözlük /3-gram	VS1	9-12/5-9
Sözlük /3-gram	VS2	20-25/8-14
Sözlük /3-gram	VS3	85-140/12-18

7 Sonuç

Duygusal Twitter adını verdiğimiz bu çalışmada belli bir anahtar kelime ile çekilen tweetler hem sözlük hem de n-gram modeli ile olumlu, olumsuz ve nötr olarak otomatik olarak etiketlenmektedir. Geliştirilen sistem esnek olarak tasarlanmış olup, kişi ve kurumlara kendileri için özel sözlükler oluşturmalarına izin vermektedir. Kullanılan sözlük ve karakter tabanlı n-gram yöntemlerinde yaklaşık olarak sırasıyla %70 ve %69 başarı elde edilmiştir.

8 Kaynaklar

[1] Szomszor MN, Kostkova P, de Quincey, E. "#Swineflu: Twitter predicts swine flu outbreak in 2009". *3rd International ICST Conference on Electronic Healthcare for the 21st Century (eHEALTH2010)*, Casablanca, Morocco, 13-15 December 2010.

[2] Bian J, Topaloglu U, Yu F. "Towards large-scale Twitter mining for drug-related adverse events". *International Workshop on Smart Health and Wellbeing (SHB'12)*, Maui, Hawaii, USA, 29 October-2 November 2012

[3] Nguyen LE, Wu P, Chan W, Peng W, Zhang Y. "Predicting collective sentiment dynamics from time-series social media". *Workshop on Issues of Sentiment Discovery and Opinion Mining (WISDOM '12)*, Beijing, China, 12 August 2012.

[4] Claster WB, Dinh H, Cooper M. "Naive bayes and unsupervised artificial neural nets for Cancun tourism-social media data analysis". *2nd World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing (NaBIC).* Kitakyushu, Fukuoka, Japan, 15-17 December 2010.

[5] Liu Y, Huang X, An A, Yu X. "ARSA: A sentiment aware-model for predicting sales performance using blogs". *30th ACM SIGIR International Conference on Research and Development in Information Retrieval*, Amsterdam, the Netherlands, 23-27 July 2007.

[6] Asur S, Huberman BA. "Predicting the Future with Social Media". *IEEE/WIC/ACM international conference on web intelligence and intelligent agent technology (WI-IAT)*, Toronto, ON, Canada, 31 August-3 September 2010.

[7] Joshi M, Das D, Gimpel K, Smith NA. "Movie reviews and revenues: an experiment in text regression". *Human Language Technologies: The 11th Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics (NAACL-HLT)*, Los Angeles, CA, USA, 1-6 June 2010.

[8] Bollen J, Mao H, Zeng X. "Twitter mood predicts the stock market". *Journal of Computational Science*, 2(1), 1-8, 2011.

[9] Pang B, Lee L, Vaithyanathan S. "Thumbs up? Sentiment classification using machine learning techniques**".** *Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP),* Philadelphia, PA, USA, 6-7 July 2002.

[10] Turney PD. **"**Thumbs up or thumbs down? Semantic orientation Applied to unsupervised classification of reviews". *40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, Philadelphia, PA, USA, 7-12 July 2002.

[11] Eroğul U. Sentiment Analysis in Turkish. MSc Thesis, Middle East Technical University, Ankara, Turkey, 2009.

[12] Vural AG, Cambazoğlu BB, Şenkul P, Tokgöz ZO. "A frame work for sentiment analysis in Turkish: Application to polarity detection of movie reviews in Turkish". *27th International Symposium on Computer and Information Sciences,* Paris, France, 3-4 October 2012.

[13] Meral M, Diri B. "Twitter üzerinde duygu analizi". *IEEE 22. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Trabzon, Türkiye, 23-25 Nisan 2014.

[14] Şimşek M, Özdemir S. "Analysis of the relation between Turkish twitter messages and stock market index". *6th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT)*, Tbilisi, Georgia, 17-19 October 2012.

[15] Türkmenoğlu C, Tantuğ AC. "Sentiment analysis in Turkish media". *Workshop on Issues of Sentiment Discovery and Opinion Mining (WISDOM '14)*, Beijing, China, 21-26 June 2014.