

Kara Cuma Etiketlerinin Tweet İstatistikleri ve Duygu Analizi ile Sıralanması

Ranking of Black Friday Hashtags with Tweet Statics and Sentiment Analysis

Günay KILIÇ*
İbrahim BUDAK**
Bedia Sündüz KILIÇ***

ÖZ

Sosyal medya, insanların faaliyetlerini, fikirlerini ve duygularını başkalarıyla paylaşmak için çok popüler bir iletişim aracıdır. Twitter, bu sosyal medya platformlarının en popülerlerinden birisidir. Twitter'da alışverişin yoğun olduğu Anneler günü, Sevgililer günü, Kara Cuma haftası gibi özel zamanlarda alışveriş kampanyaları hakkında birçok tweet oluşturulmaktadır. Tüm dünyada olduğu gibi Türkiye'de de firmalar, bu özel alışveriş zamanlarında sosyal medyada oluşturdukları etiketler ile müşterilerin dikkatini çekmeye çalışmaktadırlar.

Bu çalışmada, birbirine alternatif Kara Cuma etiketleri ele alınmıştır. 2018 yılında Kara Cuma haftasından öncesi Kara Cuma haftası ve sonraki hafta olmak üzere 3 haftalık dönemde bu alternatif etiketleri içeren tweetler değerlendirilmiştir. Tweetlerin içerdiği duygular, duygu analizi ile belirlenmiştir. Etiketleri sıralamak için toplam tweet sayısı, retweet sayısı, beğeni sayısı ve kullanıcı bilgileri kullanılmıştır. Etiketler sayısal veriler, tweet değerleri, tweetlerin duygu değerleri olmak üzere üç farklı boyutta sıralanmıştır. Bu sıralama ile markaların etiket tercihine bir rehber olunması amaçlanmıştır.

ANAHTAR KELİMELELER

Duygu Analizi, Kara Cuma, Sosyal Medya, Twitter, Etiket

ABSTRACT

Social media is a very popular communication tool for sharing people's activities, ideas and feelings with others. Twitter is one of the most popular of these social media platforms. On Twitter many tweets are made about shopping campaigns at special times such as Mother's Day, Valentine's Day, and Black Friday week. Firms all over the world as well as firms in Turkey, in this special shopping periods are trying to attract customers' attention with the hashtags they create on social media.

In this study, alternative Black Friday hashtags are discussed. In 2018, tweets containing these hashtags were reviewed over a three-week period, including the week before and after the Black Friday week. The emotions contained in the tweets were determined by Sentiment Analysis. The total number of tweets, number of retweets, number of favorites and user information were used to ranking hashtags. For this purpose, hashtags are ranked in three different dimensions as numerical data, tweet values and tweet emotions. With this ranking, it is aimed to be a guide to the hashtag preference of brands.

KEYWORDS

Sentiment Analysis, Black Friday, Social Media, Twitter, Hashtag

Makale Geliş Tarihi / Submission Date	Makale Kabul Tarihi / Date of Acceptance
25.10.2019	20.04.2020
Atf	Kılıç, G., Budak, İ. ve Kılıç, B.S. (2020). Kara Cuma Etiketlerinin Tweet İstatistikleri ve Duygu Analizi ile Sıralanması. <i>Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Meslek Yüksekokulu Dergisi</i> , 23 (1), 131-140.

* Öğretim Görevlisi., Pamukkale Üniversitesi, Bilgi İşlem Daire Başkanlığı, e-posta: gkilic@pau.edu.tr, ORCID: 0000-0003-2236-7535

** Doktora Öğrencisi, Pamukkale Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme Anabilim Dalı, Sayısal Yöntemler Bilim Dalı, e-posta: ibrahimbudak04@gmail.com, ORCID: 0000-0001-7762-6114

*** Öğretim Görevlisi, Pamukkale Üniversitesi, Sağlık Hizmetleri MYO, e-posta: bskilic@pau.edu.tr, ORCID:0000-0003-3384-2725

GİRİŞ

Tüketici toplumunda alışveriş, bireyin ayrılmaz bir parçası olarak nitelendirilmektedir. Alışverişin güçlü bir şekilde baştan çıkarıcı olmasının sebeplerinden biri, kişisel memnuniyet için sınırsız seçenek sunmasıdır (Smith ve Raymen, 2017: 679). Faber ve O'Guinn (1988) çalışmasındaki, birçok tüketici davranışı teorisi, tüketici davranışını rasyonel ve bilişsel olarak modellemektedir. Ancak, bazı tüketici davranışları mantıksız ve duygusaldır (Faber ve O'Guinn, 1988: 97-109; Lennon, 2011: 119). Toplumda özel günlerin artmasıyla birlikte alışveriş miktarı da artmaktadır. Tüketiciler farkında olmadan firmaların tüketici hazzına yönelik kampanyalarından etkilenmektedir. Özel günlere ait reklam ve pazarlama çabaları ile özel gün ekonomisi oluşturulmuştur (Akgül ve Varinli, 2017: 3). Anneler günü, sevgililer günü, yılbaşı gibi özel günlerde hediyeleşme ile alışverişlerin atması gibi, "Kara Cuma" haftasında markaların yaptıkları indirimler ile alışverişin yoğun yapıldığı günlere örnek olarak verilebilir.

Kara Cuma terimi, hem Şükran Günü tatilinden sonraki gün hem de yılın en yoğun alışveriş günlerinden biri olarak bilinmektedir. Kara Cuma pazarlama faaliyetleri, kapsamlı planlama, tabela, reklam ve promosyon yoluyla tüketiciler açısından önemli bir alışveriş etkinliği olarak görülmektedir (Boyd Thomas ve Peters, 2011: 522). Günümüzde firmalar bu özel günlerde sosyal medyada yapılan kampanyalarla, tüketicinin özel gün harcamalarından daha fazla pay almaya çalışmaktadır (Dilek, 2018: 171).

Sosyal medya, insan duygularını ifade etmek için gün geçtikçe daha da yaygınlaşan bir iletişim aracı konumuna gelmektedir. Firmalar, sosyal medyayı kullanırken ve reklam yaparken belirledikleri etiketlerde toplumun yapısını göz önünde bulundurmaktadır. Toplumun yapısına göre etiketlerin şekillenmesine Türkiye'de Kara Cuma haftası etiketleri örnek verilebilir. Halkın büyük çoğunluğunun kendisini Müslüman olarak ifade ettiği Türkiye'de (Başkanlığı, D. İ., 2014), mübarek gün olarak kabul edilen cuma gününün "Kara Cuma" olarak ifade edilmesi, halk nezdinde olumsuz olarak algılandığı düşünülebilir. Bu çalışmada markaların bu olumsuz algıdan dolayı alternatif etiketler belirlediği düşünülmektedir. Çalışmada Kara Cuma haftası için markalar tarafından belirlenen Kara Cuma etiketlerini sıralamak ve aynı etiketi kullanacak firmalara karar almakta yardımcı olmak amaçlanmıştır.

Karar problemlerinin çoğunda bir seçim yapmak zor ve oldukça karmaşıktır. İnsanlar genellikle problemlerde nicel olarak iyi bir tahminde bulunmayı başaramamalarına rağmen, nitel olarak daha iyi bir tahmin yapabilmektedirler. Çoğu durumda, bireyler duygularını metne dayalı (yazılı) veya sözlü ifadelerle belirtmeyi tercih etmektedirler (Güngör vd., 2009: 641).

Bir metnin olumlu, olumsuz veya nötr olup olmadığını belirlemek için yapılan Duygu analizinde metin öğelerine bakılmaktadır. SMS, sohbet mesajları, tweetler ve ürün yorumları gibi çeşitli düzeylerde Duygu analizi yapılmaktadır (Cambria vd., 2017: 62).

Bu çalışmada, sosyal medya araçlarından olan Twitter'daki Kara Cuma etiketleri için atılan tweetler kullanılmıştır. Metin madenciliği araçlarından olan Duygu analizi ile yapılan değerlendirmede çalışmada belirlenen etiketler içerdiği duygu değerlerine göre sıralanmıştır. Değerlendirme kapsamında tweetlerin içerdiği duyguların yanı sıra toplam tweet sayısı, retweet sayısı, takipçi ve takip edilen kişi sayıları da sıralama yapmak için kullanılmıştır. Sonuç olarak bu alternatifler üç boyutta değerlendirilmiş ve alternatifler her bir boyutta sıralanmıştır.

1.DUYGU ANALİZİ

Duygu analizi, insanların fikirlerini, duygularını, değerlendirmelerini ve tutumlarını yazılı dilden analiz eden bir çalışma alanıdır. Doğal dil işleme en aktif araştırma alanlarından birisidir. Duygu analizi ve aynı zamanda veri madenciliği, Web madenciliği ve metin madenciliği alanlarında yoğun olarak çalışılmaktadır. Duygu analizi, işletme ve toplum açısından önemli olması nedeniyle, bilgisayar bilimi dışında yönetim bilimleri ve sosyal bilimler gibi disiplinlerde de uygulama alanı bulmaktadır. Duygu analizinin çalışma alanı, yorumlar, forum tartışmaları, bloglar, mikro bloglar, Twitter ve sosyal ağlar gibi sosyal medyanın farklı yönleri ile genişlemektedir ve Duygu analizinin önemi artmaktadır (Liu, 2012: 1).

Duygu analizi; olumlu ve olumsuz görüş, duygu ve değerlendirmeleri belirlemeye yardımcı olmaktadır. Duygu analizi üzerine yapılan çoğu çalışma, belge düzeyinde negatif incelemeleri olumlulardan ayırt etmek için yapılmaktadır. Bununla birlikte, çoklu perspektif soru cevaplama ve özetleme, fikir odaklı bilgi çıkarma ve metin incelemeleri gibi görevler cümle düzeyinde analiz gerektirmektedir. Örneğin, bir soru cevaplama sisteminin, insanların görüşleri hakkındaki soruları cevaplama gerekiyorsa, Duygu analizinin olumlu ve olumsuz duyguların ifadelerini tam olarak belirleyebilmesi gereklidir (Wilson vd., 2005: 347). Çalışmada kullanılan bir metnin içerdiği fikrin veya duygunun ortaya çıkarılmasına yönelik Duygu Analizi ile ilgili yapılan çalışmaların öncülerinden bazıları özetlenmiştir.

Saura vd. (2019) tarafından yapılan “Kara Cuma fiyatları buna değer mi? Twitter Kullanıcılarının Görüşlerini ve Davranış Tepkilerinin Analizi” adlı çalışmada Black Friday etkinliği, pazarlama ve şirketlerin satışlarını artırmaya yönelik stratejileri için küresel bir fırsat haline geldiği belirtilmiştir. Bu çalışma, İspanya'daki en büyük 23 teknoloji şirketi tarafından yayınlanan Kara Cuma 2018 tekliflerine göre sosyal medyada kullanıcı tarafından oluşturulan içeriğin analizi yoluyla tüketici davranışını anlamayı amaçlamaktadır. Bu amaçla, Twitter tabanlı üç adımlık bir veri metni madenciliği süreci kullanılarak şirketlerin teklifleri hakkında analiz yapılmıştır. İlk olarak, Kara Cuma ile ilgili konuları bölmek için bir Gizli Dirichlet Tahsis Modeli (LDA) kullanılmıştır. Bir sonraki adımda, şirketler tarafından Twitter'da yayınlanan tekliflere yönelik duyguları belirlemek için Python kullanarak Duygu analizi gerçekleştirilmiştir. Üçüncüsü ve son olarak, şirketlerin tanıtım ve pazarlama stratejilerini geliştirmelerine ve sosyal medyadaki müşteri davranışlarını daha iyi anlamalarına yardımcı olabilecek iç görüşleri tanımlamak için metinsel analiz adı verilen bir veri metni madenciliği süreci gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar, tüketicilerin özel promosyonlar ve akıllı telefonlar gibi konular hakkında olumlu algılara sahip olduklarını göstermiştir. Bir diğer taraftan, sahtekarlık, müşteri desteği hakaret ve gürültü gibi konular müşteriler tarafından olumsuz algılanmıştır (Saura vd., 2019: 1-13).

Hutto ve Gilbert (2014) tarafından yapılan çalışmada, Sosyal medya metinleri için Duygu analizi ele alınmıştır. Duygu analizi için basit bir kural tabanlı model olan VADER'ı (Valence Aware Dictionary for sEntiment Reasoning) önerilmiştir. Twitter'de yer alan 800 tweet kullanılarak yapılan çalışmada duygu analizinin etkinliği için LIWC, ANEW, General Inquirer, SentiWordNet, Naive Bayes, Maksimum Entropi, ve Destek Vektör Makinaları (DVM) kullanılmıştır. Yapılan analizlerden elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Duygu yoğunluğunu ifade etmek ve vurgulamak için dilbilgisel ve sözdizimsel kuralları içeren beş genel kural dikkate alınmıştır. Çalışmanın sonucunda, tweet duygularını değerlendirmede önerilen kural tabanlı VADER modelinin iyi performans gösterdiği gözlemlenmiştir (Hutto ve Gilbert, 2014: 216-225).

Abbasi vd. (2013) tarafından yapılan çalışmada, Web forumlarında duygu sınıflandırması için özellik seçimi ele alınmıştır. İngilizce ve Arapça içerikler duygu sınıflandırması için kullanılmıştır. Arapça'nın dilsel özelliklerini dikkate almak için belirli özellik çıkarma bileşenleri entegre edilmiştir. Entropi ağırlıklı genetik algoritması (EWGA) ve DVM gibi yöntemler kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan film veri seti ile ABD ve Orta Doğu Web forumu gönderilerinde değerlendirilmiştir. Sonuç olarak EWGA'nın DVM ile kullanıldığı deneysel sonuçların yüksek performans gösterdiği belirtilmiştir (Abbasi vd., 2013: 1-34).

Mohammad vd. (2013) tarafından yapılan çalışmada, tweetlerin Duygu analizindeki en gelişmiş halinin inşa edilmesi ele alınmıştır. Büyük bir duygu sözlüğü oluşturmak için 775 bin tweet seti kullanılmıştır. Duygu sözlüğü, olumlu ve olumsuz duygularla ilişkilendirilmiştir. Çalışmanın performansının değerlendirilmesi için iki DVM algoritması kullanılmıştır. Her iki sınıflandırma algoritmadan elde edilen başarı oranlarının tatmin edici olduğu görülmüştür (Mohammad vd., 2013: 1-7).

Mullen ve Collier (2014) tarafından yapılan çalışmada, çeşitli bilgi kaynakları ile DVM kullanılarak Duygu analizi yapılmıştır. Metin içindeki farklı söz grubu ve sıfatlar da dâhil ederek Duygu analizine farklı bir yaklaşım önerilmiştir. Çalışmada, Epinions.com'un film inceleme verileri derlenmiştir. Analizde DVM ile geçmişte etkili olduğu gösterilen unigram modeller ve unigram modellerin lemmatize versiyonları birleştirilmiştir. Yapılan deneyler, unigram özellik tabanlı DVM'lerin, gerçek değerlere sahip olumlu ölçümlere dayanan hibrit DVM'lerden daha üstün performans sağladığı gösterilmiştir. Çalışmanın sonucunda başarı oranının yüksek olduğu belirtilmiştir (Mullen ve Collier, 2014: 412-418).

Tan vd. (2011) tarafından yapılan çalışmada, sosyal ilişkiler hakkında kullanıcı düzeyinde Duygu analizi yapılmıştır. Sosyal ilişkilerde "bağlantılı" olan kullanıcıların benzer görüşlere sahip olma olasılıklarının daha yüksek olabileceği düşünülmektedir. Bu nedenle bağlantılı olduğu kişi hakkında, görüş sahibi olunabileceği düşünülmektedir. Deneysel veriler için Twitter kaynak olarak kullanılmıştır. Twitter'da takip eden/takip edilen veya Twitter'da kullanıcıların birbirilerini etiketleyerek ortaya çıkan tweetler derlenerek bir model oluşturulmuştur. Bu modelden elde edilen duygu sınıflarının performansı DVM ile gerçekleştirilmiştir. İstatistiksel olarak anlamlı duygu sınıflandırmasının yanı sıra popüler konulara ait Twitter'da etiketlenen ortalama kullanıcı sayıları da verilmiştir (Tan vd., 2011: 1397-1405).

Wang vd. (2011) tarafından yapılan çalışmada, Twitter'da etiket düzeyinde Duygu analizi ile sınıflandırma ele alınmıştır. Etiketlerin, tweetlerde konunun içeriğine vurgu yapmak için yaygın olarak kullanıldığı belirtilmiştir. Çalışmada, belirli bir zaman diliminde bir etikete bağlı mesajın duygu değeri elde edilmiştir. Bunun yanı sıra, oluşturulan mesajın cümle düzeyindeki ve belge düzeyindeki duygu analizleri belirgin bir şekilde ortaya konulmuştur. Çalışma, etiketlenen mesajların duygu değeri, etiketlerin oluşturulan mesajla ortak ilişkisi ve etiketlerin gerçek anlamı incelenmiştir. Bütünsel bir bakış sağlanmak amacıyla Wang vd. tarafından sınıflandırma algoritmaları önerilmiştir. Çalışmada, Twitter'dan alınan 29195 tweet ve 2181 etiketten oluşan

bir veri seti kullanılmıştır. DVM ve önerilen sınıflandırma algoritmaları ile duygu değerlerinin etkinliği test edilmiştir (Wang vd., 2011: 1031-1040).

Çetinkaya ve Ceng (2018) tarafından yapılan çalışmada, Türkiye’deki Kara Cuma etkinliğinin tüketici sinizmi bağlamında bir değerlendirmesi yapılmıştır. Tüketici sinizmi memnun olmama, alaycı, güvensiz, şüpheli, kuşkucu, kızgın olma, onaylanmamış davranışlar gibi olumsuz duygularla ilişkilendirilmektedir. Çalışmada sosyal medya platformlarından biri olan Twitter kullanılarak 1841 tweet ile veri kümesi oluşturulmuştur. Duygu analizi yapılan çalışmada, pozitif, negatif ve tarafsız tweetler ortaya çıkarılmıştır. Kara Cuma ile ilgili tweetlerin büyük bir kısmının (%72) negatif duygulara sahip olduğu belirlenmiştir. Negatif duygu içerikli tweetler değer uyumsuzluğu, şüphelilik-güvensizlik ve yıkıcılık-saldırganlık olarak kategorize edilmiştir. Çalışmanın sonucunda, tüketicilerin kültürel, dini ve ahlaki değerlerine Kara Cuma ile ilgili tweetlerin uygun olmadığı ve işletmelerin farklı Kara Cuma etiketleri kullanarak kampanyalarını sürdürdükleri gözlemlenmiştir (Çetinkaya ve Ceng, 2018: 167-180).

2.UYGULAMA

Çalışmanın bu bölümünde, araştırmanın amacı, araştırmanın yöntemi, araştırmanın kapsamı ve elde edilen bulgulara yer verilmiştir.

2.1.Araştırmanın Amacı

Sosyal medya araçlarından biri olan Twitter’da Kara Cuma etiketleri kullanılarak atılan tweetlerin incelenip, kullanılan etiketlerin farklı boyutlarda sıralanması amaçlanmıştır. Twitter’dan alınan metin verilerin sayısal verilere dönüştürülmesi, sosyal medya içeriklerinin pazarlama açısından yorumlanması çalışmanın diğer amaçlarındandır.

2.2.Araştırmanın Yöntemi

Çalışmanın amacı doğrultusunda, Duygu analizinden elde edilen duygu değerleri ve tweet istatistikleri kullanılarak etiketlerin sıralaması elde edilmeye çalışılmıştır. Duygu analizi, Python dili yardımıyla Cognitus API kullanılarak yapılmıştır.

2.3.Araştırmanın Kapsamı

Kara Cuma olarak nitelenen ve alışverişte indirimin söz konusu olduğu 2018 yılı kasım ayının son haftası baz alınmıştır. Araştırmayı daha kapsamlı olarak ele almak için Twitter’da alternatif Kara Cuma etiketleri için Kara Cuma haftasından önce, sonra ve o hafta için atılan toplam 2038 mesaj derlenmiştir. Araştırma üç genel boyut atında irdelenerek; atılan mesajların etiketlere göre oranı, Etiketlerin birlikte kullanım sayısı, etiket frekansları, etiket kullanıcı sayıları, ortalama tweet değerleri ve ortalama duygu değerleri ele alınmıştır. Araştırma Türkiye’de kullanılan yedi adet Kara Cuma etiketleri ile sınırlıdır.

2.4.Bulgular

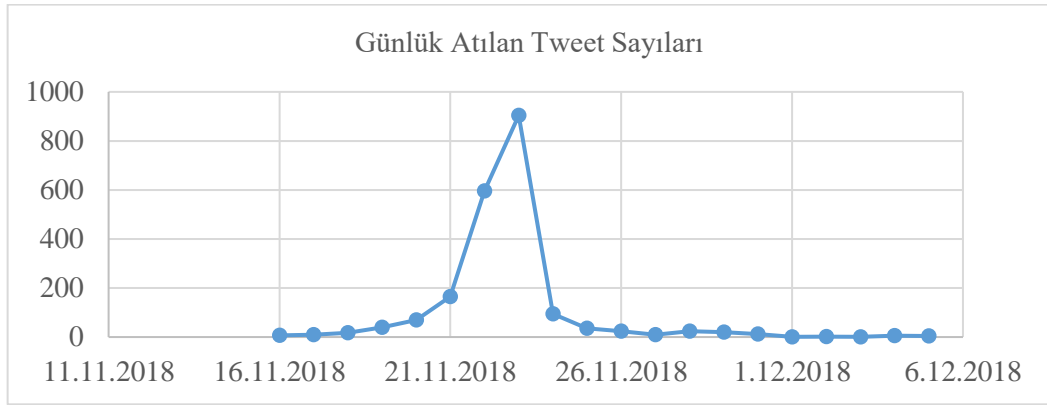
Sosyal medya web sitelerinde ve uygulamalarda, özellikle Twitter’da, belirli bir konuyla ilgili mesajları tanımlamak için kullanılan bir karma işareti (#) ile gelen bir kelime veya cümleye “Etiket” denilmektedir. Türkiye’de Kara Cuma haftası için markaların belirlediği ve en tweetlerde en çok kullanılan etiketler Tablo 1’de verilmiştir.

Tablo 1. Kara Cuma için Alternatif Etiketler

Etiket	Kod
#bereketliCuma	A1
#efsaneCuma	A2
#harikaCuma	A3
#karaCuma	A4
#muhtesemCuma	A5
#süperCuma	A6
#şahaneCuma	A7

Pycharm 3.7 Bütünleşik geliştirme ortamında Python dili ve Twitter'ın Tweepy paketi kullanılarak belirlenen etiketlere ait tweetler GetOldTweets3 (<https://pypi.org/project/GetOldTweets3/>) kütüphanesi kullanılarak veri seti oluşturulmuştur. Yıl içinde belli bir haftaya denk gelen Kara Cuma haftası için bütün yıldan ziyade daha kısa bir dönemdeki verilerin yeterli olacağı düşünülmüştür. Twitter'dan Kara cuma haftasından önceki ve sonraki haftalardaki tweetlere bakılmıştır(Erişim Tarihi: 03.12.2018). 16-22 Kasım 2018 arası önceki hafta, 23-30 Kasım 2018 Kara Cuma haftası ve 30 Kasım – 5 Aralık 2018 arası sonraki hafta olmak üzere bu üç haftada atılan tweet sayılarındaki değişim Şekil 1'de verilmiştir.

Şekil 1. Günlük Atılan Tweetler

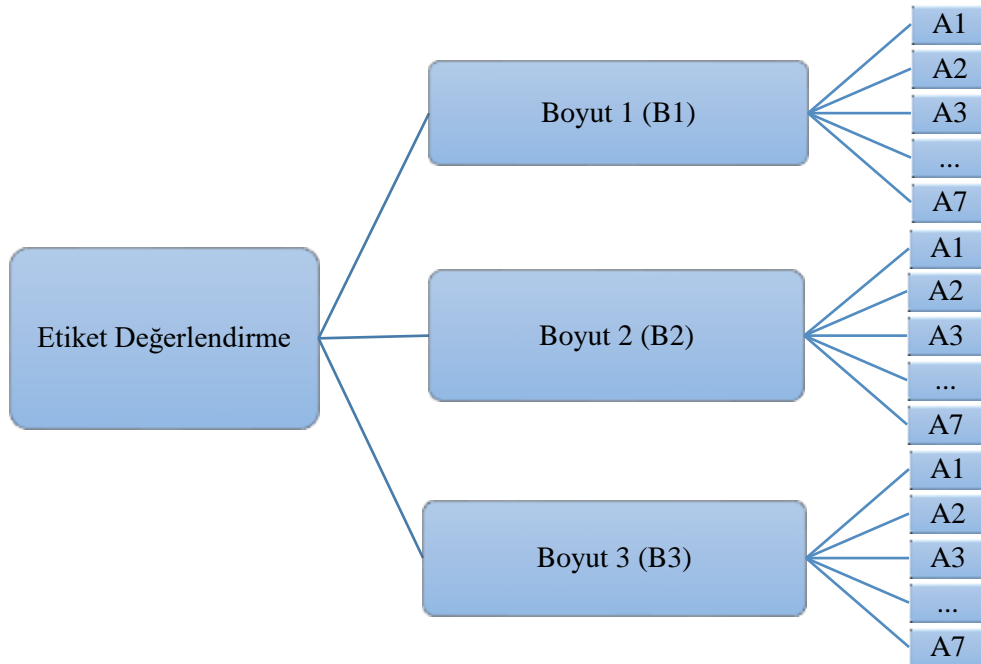


Şekil 1 incelendiğinde Kara Cuma haftasındaki Cuma gününe yaklaşırken tweet sayılarının arttığı, en fazla tweetin 23 Kasım Cuma günü atıldığı görülmektedir. Kara Cuma haftasının sonunda tweet sayılarında büyük bir düşüş gözlemlenmektedir. Şekil 1'de Kara Cuma ile alakalı tweetler için üç haftalık dönemin yeterli olduğu Kara Cuma haftasından uzaklaştıkça verilerin azaldığı görülmektedir. Twitter gelişmiş arama ile çalışmada kullanılan tweetlere ulaşılabilir. Örnek olarak #HarikaCuma etiketi ile ilgili tweetlere <https://twitter.com/search?q=%23%23harikaCuma%20until%3A2018-12-06%20since%3A2018-11-16> bağlantısından ulaşılabilir

Günlük atılan tweetler incelendiğinde 1334 farklı hesap tarafından 1808 tweet atıldığı tespit edilmiştir. Bir tweet birden fazla etiket içerebildiğinden, her bir etiket için tweetler ayrı ayrı değerlendirildiğinde 2038 tweet çalışmada kullanılmıştır.

Belirlenen etiketler ile ilgili veriler üç farklı boyutta değerlendirilmiştir. Şekil 2'de Etiketlerin değerlendirilmesine ait hiyerarşik model verilmiştir.

Şekil 2. Hiyerarşik Model



Şekil 2’de görüldüğü üzere 7 alternatif etiket; Alternatiflerin Sayısal Değerlere Göre Sıralanması (Boyut 1), Alternatiflerin Tweet Değerlerine Göre Sıralanması (Boyut 2) ve Alternatiflerin Metinlerdeki Duygu Analizine Göre (Boyut 3) olmak üzere üç boyutta değerlendirilmiştir. Çalışmada belirlenen boyutlar ve alternatiflerin ilgili boyutlardaki sıralamaları şu şekildedir.

2.5.Boyut 1 (B1): Alternatiflerin Sayısal Değerlere Göre Sıralanması

Bu boyutta etiketler ile ilgili sayısal veriler ve frekanslar yer almaktadır. Öncelikle her bir tweette kaç hastagin birlikte kullanıldığı tespit edilmiştir. Tablo 2’de etiketlerin birlikte kullanım sıklığı verilmiştir.

Tablo 2. Etiket Birlikte Kullanımı

Etiket Sayısı	Tweet Sayısı	Yüzde
1	1617	82,1646
2	320	16,2602
3	24	1,2195
4	6	0,3049
5	1	0,0508

Tablo 2 incelendiğinde 5 etiketin sadece 1 tweette birlikte kullanıldığı, 1617 tweette (% 82,1646) ise sadece 1 etiketin tercih edildiği görülmektedir. Kullanıcıların büyük çoğunluğunun tweet atarken çoğunluğunda tek etiket tercih ettiği görülmektedir. Bu etiketleri kullanacak bir markanın da büyük olasılıkla tek etiket kullanacağını gösterebilir. Etiketleri belirlenen boyutlarda sıralayarak markanın doğru etikete karar verirken belirlenen boyutlardan kendisine uygun olanı seçmesi amaçlanmıştır. Tablo 3’te etiketlerin birlikte kullanımı verilmiştir.

Tablo 3. Etiketlerin Birlikte Kullanımı

Etiket	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	Toplam
A1		6		4	5		2	17
A2	6		6	89	39	8	36	184
A3		6		6	4	3	4	23
A4	4	89	4		16	7	20	140
A5	5	39	4	16		4	13	81
A6		8	3	7	4		6	28
A7	2	36	4	20	13	6		81

Tablo 3 incelendiğinde en fazla #efsaneCuma (A2) ve #karaCuma (A4) etiketlerinin birlikte kullanıldığı (89 defa) görülmektedir. En az ise #bereketliCuma (A1) ve #şahaneCuma (A7) birlikte kullanılmıştır (2 defa). Marka kullanacağı etiketi belirlediyse diğer markaların tercihlerini de göz önünde bulundurarak etiketin yanında başka bir etiket kullanmak istediğinde Tablo 3’ten faydalanabilir. Tablo 4’de etiketlerin tweetler içinde frekansları ve sıralaması verilmiştir.

Tablo 4. Etiket Frekansları

Etiket	Frekans	Sıralama
#efsaneCuma	1108	1
#karaCuma	523	2
#muhtesemCuma	158	3
#şahaneCuma	146	4
#süperCuma	41	5

#bereketliCuma	41	5
#harikaCuma	21	7

Tablo 4 incelendiğinde tweetlerde en fazla tercih edilen etiketin A2 (#efsaneCuma) olduğu görülmektedir. En az tercih edilen etiket ise A3 (#harikaCuma) olmuştur. Twitter’da en fazla etiketler çok konuşulan konular arasında girmekte ve twitter kullanıcıları için gündem olarak görüntülenmektedir. Marka attığı tweet ile gündem listesine girmek istiyor ise en fazla tercih edilen etiketi kullanmak isteyebilir. Tablo 5’da etiketlerin kullanıcılar açısından değerlendirilmesine ulaşılabilir.

Tablo 5. Etiketlerin Kullanıcı Sayıları

Etiket	Kişi Sayısı	Sıralama
#efsaneCuma	818	1
#karaCuma	448	2
#muhtesemCuma	114	3
#şahaneCuma	105	4
#süperCuma	31	5
#harikaCuma	16	6
#bereketliCuma	13	7

Tablo 5’ya bakıldığında Tablo 4’e benzer şekilde A2 (#efsaneCuma) alternatifinin farklı kullanıcılar tarafından en fazla tercih edilen alternatif olduğu görülmektedir. A1 (#bereketliCuma) ise en az kullanıcıya sahip alternatif etiket olmuştur. Bu boyuttaki değerlendirmede kullanıcılar arasında en sık kullanılan etiket A2 (#efsaneCuma) olarak ortaya çıkmıştır. Tüketicilerin en yaygın kullandığı etiket A2 olup markalar için sözü edilen tüketicilere ulaşmada A2 etiketini kullanması doğru bir tercih olarak değerlendirilmektedir.

2.6.Boyut 2 (B2): Alternatiflerin Tweet Değerlerine Göre Sıralanması

Tweetlerin değerlerini oluşturan iki etmen vardır. Bunlardan biri tweeti atan hesabın etkisi diğeri tweetin toplam etkileşimidir. Popüler kullanıcıların ve etkileşimi yüksek hesapların tweetleri belirli etiketler oluşturmaktadır. Bu etiketler daha sonra benzer tweet atacak kullanıcıları etkilemektedir. Tweeti atan hesabın etkisine Galatasaray Spor Kulübü teknik direktörü Fatih Terim’in 21 Aralık 2017 de attığı ve yüzbinlerce hesap tarafından beğenilen, retweet edilen ve yorum yapılan tweeti (<https://twitter.com/fatihtherim/status/943934216177319936?lang=tr> Erişim Tarihi:15.04.2020) örnek olarak gösterilebilir. Bahsedilen twitte “Neredee kalmıştık” Galatasaray taraftarları tarafından slogan halini almış ve birçok tweette kullanılmıştır. Tweet atan hesabın etkisi (*Infulence Metric*) Eşitlik (1) ile ifade edilmiştir (Razis ve Anagnostopoulos, 2014: 187).

$$Infulence\ Metric = \frac{tweets_k}{Days_{since_{th}tweet}} * OOM(Followers) * \log_{10}\left(\frac{Followers}{Following} + 1\right) \quad (1)$$

Burada;

Infulence Metric= Tweet atan hesabın etkisinin ölçümünü ifade eder.

$tweets_k$ = Belirli bir k anına kadar o hesaptan atılan tweet sayısını ifade eder.

$Days_{since_{th}tweet}$ = k. tweet atılana kadar geçen gün sayısıdır.

Followers= Bir hesabı takip eden kullanıcı sayısını belirtir.

Following= Bir hesabın takip eden kullanıcı sayısı belirtir.

OOM(Order Of Magnitude)= Büyüklük sırasını göstermektedir.

Eşitlik (1)’de önce tweet atan hesabın etkisi ölçüldükten sonra tweetin değerini ortaya koymak için o tweetin toplam etkileşim değeri Eşitlik (2) ile hesaplanır. Toplam etkileşim değeri için atılan tweetin favori ve retweet sayılarının toplamının \log_{10} tabanındaki karşılığıdır. Burada Eşitlik (1)’deki gibi normalize etmek için toplam etkileşimin \log_{10} tabanındaki karşılığı alınmıştır. Her bir tweet için tweet değeri ise, Eşitlik (3) ile hesaplanır.

$$toplam\ etkileşim = \log_{10}(favori + retweet) \quad (2)$$

$$tweet\ değeri = Infulence\ Metric \times toplam\ etkileşim \quad (3)$$

Her bir etiket için o etiketi içeren tweetlerin *tweet değeri* hesaplanmış ve tweet sayısına bölünerek ortalama tweet değerleri elde edilmiştir. Tablo 6’de etiketlerin ortalama tweet değerlerine göre sıralamaları verilmiştir.

Tablo 6. Ortalama Tweet Değerlerine Göre Etiketler

Etiket	Ortalama Tweet Değeri	Sıralama
#harikaCuma	19,43959813	1
#karaCuma	12,05673973	2
#efsaneCuma	10,34227224	3
#muhtesemCuma	7,317917571	4
#süperCuma	5,501555788	5
#şahaneCuma	5,283877248	6
#bereketliCuma	2,69295777	7

Tablo 6 incelendiğinde ikinci boyutta en üst sırada A3 (#harikaCuma) alternatifinin bulunduğu, birinci boyuttaki sıralamada en üstte olan A2 (#efsaneCuma) alternatifinin bu boyutta üçüncü sırada olduğu görülmektedir. Tablo 6’ daki sıralama popüler ve etkileşimi hesaplara göre sıralamalardan oluşturulmuştur. Markalar etkileşimi yüksek hesaplar ile aynı etiketleri kullanarak twitter gündeminde kalmak istediklerinde bu boyuttaki değerlendirmelere bakabilirler.

2.7.Boyut 3 (B3): Alternatiflerin Metinlerdeki Duygu Analizine Göre Sıralanması

İngilizce metinlerin duygu analizi için Rapid Miner gibi veri madenciliği Paket programlarında eklentiler mevcuttur. Türkçe dili için hazır bir paket program bulunamamıştır. Türkçe dili için yapılan çalışmalar genelde metin kelimelerini ayrıştırılıp; metin olumlu olumsuz kelimelerin sayısına göre değerlendirmektir.

Bu çalışmada ise bir tweetin duygusunu ölçmek için Etiya Digital firması tarafından geliştirilen Cognitus API (Application Programming Interface) kullanılmıştır. Etiya başkanı Serap Sever geliştirdikleri ücretsiz olan API’nin Türkçe dilinde %85 in üzerinde başarılı olduğunu belirtmiştir (url1).

Cognitus API’ yi kullanmak için Python dili kullanılmış ve her bir tweetin bu API sayesinde içerdiği duygu ölçülmüştür. Kullanılan API sağladığı servise metin gönderildiğinde içerdiği duygu hesaplanıp polarite olarak döndürmektedir. Son kullanıcıların API’nin metnin duygusunu ölçmesi için ekstra bir hesap yapmasında gerek yoktur. Ölçülen duygular “-1” tam olumsuz, “1” tam olumlu ve “0” yansız olmak üzere [-1,1] Aralığındadır (url2).

Cognitus API ile bütün tweetlerin duyguları sayısallaştırılmıştır. Her bir etiket ile atılan tweetlerin toplam duyguları, o etiketteki tweet sayısına bölünmüş bu sayede etiket için ortalama duygu değerleri elde edilmiştir. Tablo 7’de ortalama duygu değerlerine göre etiketlerin sıralanması verilmiştir.

Tablo 7. Ortalama Duygu Değerlerine Göre Etiketlerin Sıralanması

Etiket	Ortalama Duygu Değeri	Sıralama
#süperCuma	0,216358628	1
#bereketliCuma	0,201884107	2
#muhtesemCuma	0,159257748	3
#şahaneCuma	0,132383549	4
#harikaCuma	0,02151571	5
#efsaneCuma	-0,022358261	6
#karaCuma	-0,074814239	7

Tablo 7 incelendiğinde kullanıcılar açısından bu boyutta en olumlu duyguları sahip tweetleri içeren Etiketin A7 (#süperCuma) olduğu görülmektedir. A4 (#karaCuma) ise en olumsuz etiket olarak karşımıza çıkmaktadır. Markalar sayısal değerlerden çok içerik ile ilgilendiğinde, daha olumlu paylaşımların arasında kendi

paylaşımına yer vermek istediklerinde bu boyuttaki sıralamaları dikkate alabilirler. En olumsuz duygular içeren etiketin A4 (#karaCuma) alternatifi olması, çalışmamızda kurguladığımız yapıyı destekler niteliktedir.

SONUÇ

Günümüzde sosyal medya, bireylerin hayatlarına önemli bir yer edinmiştir. İşletmeler de bu önemden yararlanmak amacıyla sosyal medya alanına yatırım yapmaktadır. İşletmeler, sosyal medya araçları ile yapılan paylaşımlarla müşteriye ne tür mal ve hizmet pazarlayacağına karar vermektedir. Sosyal medyadaki paylaşım yoğunluklarına göre işletmelerin pazarlama yatırımları değişmektedir.

Türkiye'deki alternatif Kara Cuma etiketleri üç farklı boyutta değerlendirilmiş ve her bir boyuttaki etiket sıralamaları verilmiştir. Birinci boyutta, alternatiflerin sayısal değerlere göre sıralaması verilmiştir. Etiketlerin birlikte kullanımı, frekansları ve kullanıcı sayıları verilmiştir. Etiketlerin frekansları ve kullanıcı sıralamasında ilk üç sırada #efsaneCuma, #karaCuma ve #muhtesemCuma yer almaktadır. İkinci boyutta, alternatiflerinin tweet değerlerine göre sıralaması verilmiştir. İlk üç sırada, #harikacuma, #karacuma ve #efsanecuma etiketleri yer almaktadır. Üçüncü boyutta ise, alternatiflerin tweetlerdeki duygu analizine göre sıralanması verilmiştir. Son boyuttaki ilk üç sırada ise, #süperCuma, #bereketliCuma ve #muhtesemCuma yer almaktadır. Firmalar, kendilerine göre önemli gördüğü boyuttaki sıralamaları dikkate alarak alternatiflerden belirlediği etiketi kampanyalarında kullanabilirler.

Boyutlar arasında uzman görüşüne göre bir ağırlıklandırma yapılarak tüm boyutlar bir arada değerlendirildiğinde, alternatif etiketlerden hangisinin daha uygun olduğuna karar verilebilir. Benzer yapılacak çalışmalarda tweetler, firma ve müşteri ayırımına göre ayrı ayrı değerlendirilebilir. Tweetlerdeki duyguların etiket ve ürüne yönelik ayırımı yapılarak daha kapsamlı bir şekilde değerlendirilebilir. Bu çalışmaya benzer şekilde diğer özel günlere ait kampanya etiketleri için de çalışmalar yapılabilir.

Sosyal medya içerikleri ve kullanılan etiketler, markalara fırsatları keşfetmeleri, zayıf yönlerini çözmeye ve daha iyi müşteri hizmetleri sunmaları için yararlı kanıtlar ve bilgiler sağlamaktadır. Bu bağlamda, müşterilerinin algılarını yönlendirmek için Kara Cuma etiketlerinin yerinde kullanılması fayda sağlayabilir. Sosyal medya, ürün ve hizmet deneyimlerinin, fikirlerinin viral veya hızlı yayılmasıyla farkındalık ve tutku yaratma potansiyeli sunmaktadır. Sonuç olarak, işletmelerin başarılı etiketler kullanarak sosyal medya pazarlama stratejileri ve planlarına katılmak için proaktif bir yaklaşım benimsemeleri gerekmektedir.

Çalışma diğer sosyal medya etiketlerini içeren çalışmaların aksine sosyal medyada kullanılan etiketlerini pazarlama aracı olarak sıralaması açısından özgündür.

KAYNAKÇA

- Abbasi, A., Chen, H. ve Salem, A. (2008). Sentiment Analysis In Multiple Languages: Feature Selection For Opinion Classification in Web Forums. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, 26(3), 12. 1-34.
- Akgül, D. ve Varinli, İ. (2017). Hedonik (Hazcı) Tüketimin Özel Günlerdeki Alışveriş Kültürü Üzerindeki Etkisi ve Ülkelere Karşılaştırmalı Bir Araştırma. *International Journal of Social Inquiry*, 10(2).
- Başkanlığı, D. İ. (2014). Türkiye’de Dini Hayat Araştırması. *Diyanet İşleri Başkanlığı Yayınları*, Ankara
- Boyd Thomas, J. ve Peters, C. (2011). An Exploratory Investigation Of Black Friday Consumption Rituals. *International Journal Of Retail & Distribution Management*, 39(7), 522-537.
- Cambria, E., Das, D., Bandyopadhyay, S. ve Feraco, A. (Eds.). (2017). *A Practical Guide To Sentiment Analysis (Vol. 5)*. London: Springer.
- Çetinkaya, O. A., & Ceng, E. (2018). Türkiye’deki Black Friday Etkinliğinin Tüketici Sinizmi Bağlamında Bir Değerlendirmesi. *MANAS Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 7(4), 167-180.
- Dilek, Ö. (2018). Özel Günler İçin Yapılan Harcamaların Tüketici Bütçesindeki Yeri: Rize Örneği. *ICPESS 2018 PROCEEDINGS Volume 2: Economic Studies*, 170-179.
- Faber, R. J., & O’Guinn, T. C. (1988). Compulsive Consumption And Credit Abuse. *Journal Of Consumer Policy*, 11(1), 97-109.
- Güngör, Z., Serhadlıoğlu, G. ve Kesen, S. E. (2009). A Fuzzy AHP Approach To Personnel Selection Problem. *Applied Soft Computing*, 9(2), 641-646.
- Hutto, C. J. ve Gilbert, E. (2014, May). Vader: A Parsimonious Rule-Based Model For Sentiment Analysis Of Social Media Text. In *Eighth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, 216-225
- Lennon, S. J., Johnson, K. K. ve Lee, J. (2011). A Perfect Storm For Consumer Misbehavior: Shopping On Black Friday. *Clothing And Textiles Research Journal*, 29(2), 119-134.
- Liu, B. (2012). Sentiment Analysis And Opinion Mining. *Synthesis Lectures On Human Language Technologies*, 5(1), 1-167.
- Mohammad, S. M., Kiritchenko, S. ve Zhu, X. (2013). NRC-Canada: Building The State-Of-The-Art in Sentiment Analysis Of Tweets. *arXiv preprint arXiv:1308.6242*. 1-7.
- Mullen, T. ve Collier, N. (2004). Sentiment Analysis Using Support Vector Machines With Diverse Information Sources. In *Proceedings Of The 2004 Conference On Empirical Methods In Natural Language Processing*, 412-418.
- Razis, G. ve Anagnostopoulos, I. (2014, September). InfluenceTracker: Rating the Impact Of A Twitter Account. In *IFIP International Conference On Artificial Intelligence Applications and Innovations (pp. 184-195)*. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Saura, J. R., Reyes-Menendez, A. ve Palos-Sanchez, P. (2019). Are Black Friday Deals Worth It? Mining Twitter Users’ Sentiment And Behavior Response. *Journal Of Open Innovation: Technology, Market, And Complexity*, 5(3), 58, 1-13.
- Smith, O. ve Raymen, T. (2017). Shopping With Violence: Black Friday Sales In The British Context. *Journal of Consumer Culture*, 17(3), 677-694.
- Tan, C., Lee, L., Tang, J., Jiang, L., Zhou, M. ve Li, P. (2011, August). User-Level Sentiment Analysis Incorporating Social Networks. In *Proceedings Of The 17th ACM SIGKDD International Conference On Knowledge Discovery And Data Mining (pp. 1397-1405)*. ACM.
- url 1: <https://wise.tv/videolar/etiyenin-yeni-urun-cognitus-dogal-dil-isleme-alaninda-ne-seviyede.html>, son erişim tarihi: 20.10.2019
- url 2: <https://cognitus.ai/wp-content/uploads/2019/05/Duygu-Analizi-Klavuzu.pdf>, son erişim tarihi: 20.10.2019
- Wang, X., Wei, F., Liu, X., Zhou, M. ve Zhang, M. (2011, October). Topic Sentiment Analysis In Twitter: A Graph-Based Hashtag Sentiment Classification Approach. In *Proceedings Of The 20th ACM International Conference On Information And Knowledge Management (pp. 1031-1040)*. ACM.
- Wilson, T., Wiebe, J. ve Hoffmann, P. (2005, October). Recognizing Contextual Polarity in Phrase-Level Sentiment Analysis. In *Proceedings of the Conference on Human Language Technology and Empirical Methods in Natural Language Processing (pp. 347-354)*. Association for Computational Linguistics.