

Beğeni ve Yorum Eğilimlerinin Trafik Kazası Videoları Üzerinden Analizi

Analyzing Like and Comment Tendencies through Traffic Accident Videos

Ali Efe İRALI¹

Öz

Bireylerin ve toplumların iletişim araçlarını kullanma süreçleri kültür ya da konuşulan dil dolayısıyla farklılıklar gösterebilmektedir. Bununla birlikte, benzer içeriklere gösterilen tepkilerin öğrenilmesi farklı araçlar için teoride önemli fikirler sunabilir. Bu çalışmanın amacı da, benzer bir içeriğin farklı dillerde izleyen kullanıcılarda nasıl bir etkileşim ortamı oluşturabileceğinin anlaşılmasını sağlamaktır. Bu yüzden, çalışma, küresel anlamda benzer tepkiler gösterileceği varsayılabilir trafik kazası videolarına odaklanmıştır. Örneklem grupları için YouTube'da en çok aboneye sahip ilk 50 trafik kazası kanalı ile 30 adet Türkçe yayın yapan trafik kazası kanalı seçilmiştir. İki farklı hipotez grubuyla, kanallar ve kanalların videoları ayrı ayrı testlere tabi tutulmuşlardır. İlk hipotez grubu için tüm kanalların yorum ve beğeni oranları hesaplanmış; ardından izlenme sayıları ile ağırlıklı oranlamalar üzerinden kanalların ortalamaları elde edilmiştir. İkinci hipotez grubu için de, Türkçe kanalların video sayıları ile yakın sayıda bir örneklem grubu karşılaştırması yapabilmek için, ilk 50 kanal arasından ilk 4 kanalın videoları alınmıştır. Tüm verilerin box-plot yöntemiyle aykırı değerleri hesaplanmıştır. Çıkarılan aykırı değerler sonrasında, kanallar için Shapiro-Wilk, videolar için de Kolmogorov-Smirnov normallik testleri gerçekleştirilmiştir. Bu iki süreç sonrasında hipotez testlerine geçilmiş olup, kanallar için Welch'in T-Testi ($n_1=47$ ve $n_2=28$; $p=0,041$); videolar için Mann-Whitney U Testi ($n_3=586$ ve $n_4=579$; $p=0,00001$) uygulanmıştır. Sonuçlar hem kanallar için hem de videolar için farklı ortalamalara sahip olduğunu göstermiştir. Türkçe içerik izleyicilerinin, diğer gruplara oranla, beğeni bırakırken aynı zamanda yorum yapma eğiliminde de olduğu tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Trafik Kazaları, Araç Kamerası, Etkileşim Oranı, Mann-Whitney U Testi, Welch'in T-Testi.

Abstract

The processes of using communication tools by individuals and societies may differ due to culture or spoken language. However, learning about reactions to similar content may offer important ideas for different mediums. The purpose of this study is to provide an understanding of how similar content can create an environment for the interaction of users watching in different languages. Therefore, the study focused on traffic accident-oriented videos that can be assumed to have similar responses globally. For the sample groups, the top 50 traffic accident channels with the most subscribers and 30 Turkish traffic accident channels were selected from YouTube. The channels and the videos were tested separately through two different sets of hypotheses. For the first hypothesis group, the comments and like rates of all channels were calculated; then, these rates were weighted by views to get channel ratios. For the second hypothesis group, the videos of the first 4 channels among the top 50 channels were selected in order to compare closely with the video counts of Turkish channels. Outliers of all data were calculated using the box-plot method. After the exclusion of outliers, Shapiro-Wilk and Kolmogorov-Smirnov normality tests were performed for channels and videos. Then, Welch's T-Test was applied for channels ($n_1=47$ and $n_2=28$; $p=0,041$) and Mann-Whitney U Test ($n_3=586$ and $n_4=579$; $p=0,00001$) was applied for videos. Results showed that channels and videos had different averages. It was concluded that viewers of Turkish content tend to leave comments while leaving likes, compared to other groups.

Keywords: Traffic Accidents, Dash Cam, Engagement Rate, Mann-Whitney U Test, Welch's T-Test.

Araştırma Makalesi (Research Article)

Gönderim Tarihi (Received): 17.07.2022

Kabul Tarihi (Accepted): 16.11.2022

Atıf (Cite as): İralı, A. E. (2022). Beğeni ve Yorum Eğilimlerinin Trafik Kazası Videoları Üzerinden Analizi. Akdeniz Üniversitesi İletişim Fakültesi Dergisi, (38 - Kasım Özel Sayısı), s. 126-149. DOI: 10.31123/akil.1144768.

Giriş

Yeni iletişim teknolojileri, bireyin kendi toplumundan farklı olanlara ulaşımını kolaylaştırırken; farklı dünya görüşlerini ve tecrübelerini okuyabilmesine hız kazandırmaktadır. İnternetin yazılımsal ve iletişim temelli yapılarına yönelik olarak gelişimini sürdüren teknolojik ilerleme; günlük yaşamın aktör konumundaki konularını yeniden değerlendirmeye açmaya sebep olmaktadır. Değerlendirmeler, sosyal medya aracılığıyla bireyin kendini farklı noktalarla iletişime geçerek ifade edebilme gücündeki artışla tanımlanabileceken; aynı zamanda daha nicel veriler üzerinden yorumlanabilir bir hal alabilmektedir. Bireyin farklı olanla iletişime geçmesi ve kendisini ifade etmek amacıyla çeşitli yollar denemesi, etkileşim başlıkları altında değerlendirilmektedir. Wikström (1996, s. 361), tüketici bağlamında etkileşimi ele aldığı çalışmasında; etkileşimin, şirketlerin ana unsurları olan faaliyetlerde tüketicilerin katılım göstermesi; aynı şekilde ürüne dair tüketimde de şirketin katılım göstermesi olduğunu ifade etmektedir. Yani etkileşimin, bireyin ve bireyin bağlı olduğu noktanın çift yönlü bir iletişim aracına dâhil olmasını sağlayan araçlar ya da yöntemler haline geldiği söylenebilmektedir. Rutter, Roper ve Lettice (2016) de marka bağlamında yaptıkları çalışmalarında, markanın tüketiciyle olan ilişkisini etkileşim yoluyla kuvvetlendirebileceğini söylemektedirler. Mali bakımdan bakıldığında bu denli önemli bir bağlam mevcutken; farklı bakış açılarından incelendiğinde etkileşimin katmanları nasıl şekilleniyor olabilir sorusu sorulabilir. Kültürel anlamda dahi farklılıklar olabileceği varsayılabilir. Heimgärtner'in (2007, s. 146) aktardığına göre Edward T. Hall, 1976 tarihli çalışmasında, kültürler arasında bilginin süresi (hız bağlamı), yoğunluğu ve sıklığı kaynaklı iletişim hızı farklılıkları olduğunu işaret etmiştir. Yani mevcut teknoloji hakkında, nasıl bir etkileşim sahası sunuluyor olunursa olsun, farklı kültürel yapılarda farklı çıktılar oluşturulabileceği varsayılabilir. Sadece teknik anlamda değil, kültürel bağlamdaki sosyolojik unsurlar için de geçerli olduğu düşünülebilir. Pantti (2015) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, bunun ipuçlarına rastlanılmaktadır. Çalışmada, YouTube'daki Japonya, Afrika, Haiti, Filipinler menşeli doğal afetlere yönelik olarak kullanıcıların ürettiği 40 video ve onların yorumları üzerinden bir içerik analizi gerçekleştirilmiştir (Pantti, 2015, s. 625-626). Toplamda 2221 yorumun incelendiği çalışmada, YouTube'un, fon arayış süreçlerinde bir adanmışlık ve birlik kurma çabası oluşturduğu ortaya koyulmuştur. Önemli nokta, kültürel yaklaşımların, ortak acı odaklı videolardaki farklılıklarına dair bulgular olmuştur. Pantti, YouTube izleyicisinin kültürel anlamda daha yakın hissettiği yapılara, uzak olanlara nazaran daha yüksek bir dikkat oluşturduğunu vurgulamaktadır (Pantti, 2015, s. 635). Bir başka örnek olan Ji ve An (2020) tarafından yapılan çalışmada, 2014 yılında Güney Kore'de yaşanan feribot kazası ve 2013 yılında Kanada'da yaşanan tren kazasına yönelik bir inceleme gerçekleştirilmiştir. Çalışmada elde edilen bulgulara göre, Güney Kore vatandaşlarının Kanada vatandaşlarına göre, gerçek yaşamın içindeki kazalara karşı daha kişisel bir üzüntü ve beraberinde gelen sorumluluk hissi duyduğu sonuçlarının ortaya çıktığı aktarılmaktadır (2020, s. 8-10). Acılara yönelik farklı kültürlerin gösterdiği farklı tepkilerin varlığının ihtimali, çalışmanın ana motivasyon kaynaklarından birini simgelemektedir. Farklı coğrafyalarda ama benzer olaylarda kültürel farklılıkların ne ölçüde rol oynayabileceğinin öğrenilmesinin, içerik üretimi sürecinde ve izleyici kitlesinin yönelimlerinde önemli fikirler verebileceği düşünülmektedir.

Çalışma, farklı dillerde yayınlanan, farklı coğrafya ve kültürlerden izleyici kitlesine sahip video kanallarında görülen beğeni ve yorum eğilimlerindeki farklılıklara odaklanmaktadır. Nicel bir desende kurgulanan araştırmanın soruları şu şekildedir:

- Benzer içeriklere yönelik videolar, farklı etkileşim oranları oluşturur mu?
- Etkileşim oranlarında görülebilecek olası farklılıklar neler olabilir?

Çalışmanın ilk bölümü hem YouTube'a hem de örnek içerik olarak seçilmiş trafik kazalarına dair alanyazın taramasını içermektedir. İkinci bölümde, alanyazın taraması üzerinden elde edilen bilgiler ışığında gerçekleştirilen araştırmanın yöntemi, sınırlılıklar çerçevesinde kullanılan araçlarla ve bu araçlar sayesinde elde edilen bulgular ile birlikte ele alınmaktadır. Çalışmanın son bölümünde, genel bir değerlendirme yapılmakta ve ilerleyen çalışmalara destek olması hedefiyle sunulan önerilere yer verilmektedir.

1. Alanyazın Taraması

Çalışma kapsamında gerçekleştirilen alanyazın taraması iki bölümden oluşmaktadır. Birinci bölümde YouTube özelinde etkileşime ve etkileşim bağlantılı oranlamalara yönelik gerçekleştirilen çalışmalara değinilmektedir. Bu çalışmalar üzerinden, oluşan kavramsal yapı ve etkileşime konu olan araçlar incelenmektedir. İkinci bölümde, trafik kazaları görüntüleri ile bağlantılı olarak yapılmış alan araştırmalarına odaklanılmaktadır. Yine ilgili çalışmaların YouTube bağlantılı örnekleri üzerinde durulmaya çalışılmaktadır.

1.1. YouTube Özelinde Etkileşim Kavramına Bakış ve Yapılmış Çalışmalar

YouTube analizlerinin etkileşim ve etkileşime geçme prensipleri çerçevesinde şekillendiği görülmektedir. Etkileşim, farklı şekillerde tanımlanabilmekte ve uygulama anlamında farklı hesaplamalarla kullanılabilir. Burada alanyazında sıkça kullanılan ve etkileşime gönderme yapan "engagement" ile "interaction" kavramlarına değinmek önem kazanmaktadır. İkisi de etkileşim odaklı kavramlar olmakla birlikte, Google, "interaction" kelimesini kullanıcıların eylemi; "engagement" kavramını ise bu eylemin ortaya çıkardığı toplam sonuç olarak tanımlamaktadır. Google'a göre "engagement", kullanıcıların internet sitesi veya indirilebilir uygulamalarda yaptıkları her bir "interaction" şeklinde ifade edilmekte ve her iki kavram da "etkileşim" olarak kullanılmaktadır (Google Support, t.y.). Türkçe karşılığı için yapılan alanyazın araştırmalarında, "engagement"ın farklı disiplinlerde bağlanma (Koç, 2010) ve angaje olmak (Güzel & Uyar, 2019) gibi kullanımları olduğu görülmektedir. Ayrıca farklı disiplinlerde, sistemin kendi içyapısına göre değiştirilerek kullanılabilirdiği de bilinmektedir (Akarsu & Sever, 2019). Watkins (2016), Twitter bağlamında ele aldığı çalışmasında, kavramın ilişki kurma ve diyalog ile yakından bağlantılı olduğunu dile getirmektedir. Cvijikj ve Michahelles (2013) ise, kavramı bir çatı biçiminde; beğeni, yorum yapma, paylaşma ve etkileşim süresi terimlerinin genel bütünü olarak konumlandırmışlardır. Ancak her alan kavramı kendine has yöntemler ve iş akış süreçleriyle birlikte değişik anlamlarda kullanabilmektedir. Resnick'in (2001), askeri, diplomatik, ekonomik ve kültürel anlamdaki kullanım türlerini açıkladığı çalışması bu anlamda önemli bir örnektir. Mersey, Malthouse ve Calder (2010) ise, yaptıkları çalışmalarında, kavramın medya ayağı için endüstriyel ve akademik anlamda bir konsensüs kurulamadığını belirtmektedirler. Kavramı bir tecrübeler bütünü olarak ele almışlardır. İlgili tecrübelerin, bireylerin davranışlarından ve hislerinden tam anlamıyla ne hissettikleriyle ilişkili olduğunu vurgulamış; kavramı bunların çerçevesinde sosyo-interaktif ve kişisel olarak iki alt türde incelemişlerdir (Mersey vd., 2010, s. 43,51). Kavramı oluşturan elementlerin (interaction) beğeni, yorum, favori, paylaşma gibi eylemlerden meydana geldiği söylenebilmektedir (Swearingen & Sinha, 2002; Hall, 2016). Sashi (2012, s. 261), bu eylemleri ekonomik anlamda müşteri etkileşimi üzerinden açıklamış; müşterinin bağlantıya geçmesi halinde hem hizmeti sunan hem de diğer hizmet alanlarla veri alışverişi yapabilir hale geçmesini etkileşim olarak işaret etmiştir. Sonuç olarak etkileşim eylemlerinin (interaction) toplamının, etkileşim

(engagement-bağlanma) değerini yansıtıyor olduğu belginleşmektedir (Google Support, t.y.). Farklı etkileşim yaklaşımları bakımından, Kujur ve Singh (2018), tüketici etkileşimi üzerinden YouTube'u örneklendiren bir çalışma yapmışlar; çalışmalarında şirketlerin tüketicilerle etkileşime girmek önemli bir örnek olduğunu aktarmışlardır. Ayrıca, marka sahipli kanalların tüketici etkileşimini artırmada ve yeni izleyicilere ulaşmada, internet sitesi ziyaretlerini satın alma refleksine dönüştürmede çok önemli bir rol oynadığını fark ettiklerini söylemişlerdir (Kujur & Singh, 2018, s. 8). YouTube'un bu önemi sadece ekonomik değil, iletişim ve sosyoloji gibi sosyal bilimlerin farklı çalışmalarına da yön verecek nitelikte önem taşımaktadır. Sahip olduğu niteliksel yapının yorumlanabilecek açıklıktaki nicel verilere dönüştürülme süreci, etkileşim oranlarının hesaplanması ile gerçekleştirilebilmektedir.

Etkileşim oranının hesaplanmasında, pek çok farklı süreç olduğu görülmektedir. Bu süreçler, metrik olarak bilinen ölçüm araçları üzerinden gerçekleştirilmektedir. Chatzopoulou, Sheng ve Faloutsos (2010), beğenme ve beğenmeme oranlarına karşın, yorum sayısı, favori sayısı ve ortalama reyting değerleri gibi oranlara dayalı metriklerin, yargı ve yorum yapma hissiyatı gibi sebeplerden ötürü daha çok odaklanması gerekenler olduğunu söylemektedirler. Pearson korelasyon katsayısı analizlerinden de faydalandıkları çalışmaları, 37 milyon videoya ait bir veri setiyle gerçekleştirilmiş olup; çalışmalarında popülerite ve metrik geçerliliklerini ortaya çıkarmaya çalışmışlardır. Dönem şartları için her 400 izlenmeye bir etkileşim eylemi geldiği sonucuna ulaşmışlardır. Yorumlar, bu çalışmada da aktarıldığı gibi farklı etkenlerin devreye girmesi, beğeniye karşın daha detaylı bir bilgi sunabilme varsayımıyla oldukça önemlidir. Bienvenido ve Ruiz (2013) tarafından yapılan çalışmada da, YouTube'daki oyun oynanış videoları ele alınmıştır. Bu çalışmadaki trafik kazalarına yönelik gerçekleştirilen araştırmaya benzer yönler taşımasıyla önemli olan çalışmada, yorum/izlenme sayısı üzerinden etkileşim oranı hesaplanması sağlandığı görülmüştür. Çalışmada, çözüm yolu anlatısı yapılan videoların, daha çok kendilerini çeşitli şekillerde ifade eden anlatıcıları içeren videolardan daha yüksek etkileşim oranı eğilimi olduğu belirtilmektedir. Aynı şekilde İngilizce konuşan toplulukların daha çok çeşitlilik sebebiyle heterojen; İspanyolca konuşan topluluk üyelerinin ise daha homojen yapıda olduklarını aktarmaktadırlar. Dolayısıyla İngilizce videoların dünyanın pek çok farklı noktasından katılımcıyı çektiğine işaret etmektedirler (Bienvenido & Ruiz, 2013, s. 144-146). Mulders ve Wendt (2022) tarafından yapılan çalışmada, 100 adet Almanca dilinde yayınlanmış eğitim videosunun incelendiği belirtilmektedir. Videoların etkileşim oranları için izlenme sayısına göre ağırlıklandırılmış beğenme ve beğenmeme oranları kullanıldığı görülmektedir. Yalnız bu noktada YouTube için önemli bir bilgi de mevcuttur. O da, ilgili çalışmada da belirtildiği gibi beğenmeme oranlarının gizlenmesi halidir (Mulders & Wendt, 2022, s. 238-239, 240).

YouTube'un beğenmeme oranlarını gizlemesine değinmeden önce diğer örneklere de bakılmasında, denenen yöntemlerin öğrenilmesi için fayda bulunmaktadır. Liikkanen ve Salovaara (2015), yaptıkları çalışmalarında müzik videolarını inceleme için genel etkileşim eylemleri yanında medya etkileşim oranları olarak isimlendirdikleri metrikler de kullanmışlardır. Bu metriklerin, beğenmeme oranlarının izlenme sayılarına bölümü, bin izlenme başına düşen beğeni gibi metrikler şeklinde oluşturulduğu aktarılmaktadır (Liikkanen & Salovaara, 2015, s. 117). Abdelkader (2021) tarafından yapılan ve YouTube üzerinde müşteri etkileşimine odaklı bir ölçümlene yol haritasının incelendiği çalışmada, müşteri etkileşimi oranı için beğenme ve beğenmeme toplamalarının, toplam izlenme sayısına bölünmesiyle bir metrik kullanımı sağlandığı görülmüştür (2021, s. 6288). Larsson (2018) tarafından yapılan çalışmada, beğeni sayılarının bağımsız, yorum ve izlenme sayılarının ise bağımlı değişkenler olduğu bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Norveç'teki 2017 seçimlerine yönelik olarak yorumlardaki, izlenme sayılarındaki ve beğeni oranlarındaki bağıntıların, regresyon analizleri

çerçevesinde değerlendirilmesinin sağlandığı ifade edilmiştir. Aynı çalışmada yorum odaklı regresyon analizlerinde beğenmelerin etkin olduğu görülürken; izlenme sayısı odaklı analizlerdeyse beğenmeme oranlarının daha baskın nitelik kazandığı aktarılmaktadır. Benzer çalışmaların varlığı yanında YouTube'da beğeniler üzerinden veri analizi gerçekleştiren çok sayıda sağlık bağlantılı alan araştırması olduğu da tespit edilmiştir. Szmuda vd. (2020) tarafından yapılan ve Covid-19 döneminde hasta bilgilerine yönelik yaptıkları araştırmalarında, izleyici etkileşimi kavramını kullanarak beğenmelerin, beğenme ve beğenmeme toplamına oranının, izlenme ve gün sayıları ile çarpılması ile bir ölçüm elde etmeye çalışmışlardır. Aynı zamanda sadece beğeni oranı (beğenmelerin, tüm beğeni oylarına bölümü) ve günlük izleyici oranı (izlenmelerin, yükleme üzerinden geçen günlere bölümü) ölçümlerinden de faydalandıklarını belirtmektedirler (Szmuda vd., 2020, s. 3). Goobie ve meslektaşları (2019) tarafından 200 YouTube videosu üzerinde yapılan çalışmada video içeriklerinde sunulan bilgilerin kontrolü gerçekleştirilmiştir. Çalışmada etkileşim oranları da incelenmiş olup; metrik için beğenmelerin, beğenmemelerin ve yorumların izlenme sayılarına bölünmesi yönteminin kullanıldığı anlaşılmıştır (Goobie vd., 2019, s. 573). Yapılan sağlık alanı odaklı diğer çalışmalarda beğenme ve beğenmeme oranlarının, video içerikleri hakkında doğrudan bilgiler vermediğine dair bilgiler de bulunmaktadır. MacLeod ve meslektaşları (2015), yine benzer anlamda beğeni metrikleriyle yaptıkları çalışmalarında kanıt odaklı video sayısının artırılmasına değinmektedir. Li ve meslektaşları (2019) de bu çalışmayı destekler sonuçlar ortaya koymuşlar; beğeni metriklerinden faydalandıkları çalışmalarında, video içeriklerinin kullanılabilirliği hakkında net bir bilgi veremediğini fakat eğitsel içeriğe sahip videoların daha yüksek metrik değerlerine sahip olduğunu ileri sürmüşlerdir. Beğeni oranlarının metrik biçiminde kullanıldığı çalışmaların farklı anlamlarda genişletildikleri de görülmektedir. Örneğin, Nisa ve meslektaşları (2021) tarafından yapılan çalışmada, derin öğrenme yöntemleri kullanılmak suretiyle YouTube videolarının popüleritesinin tahmin edilebilirliği incelenmiş ve kurulan algoritmalara beğeni metrikleri eklenmiştir. Farklı çalışmalarda, farklı sosyal medya kanallarıyla ortak kurulan metriklerin de birlikte incelendiği görülmektedir. Oghina ve diğerleri (2012), yaptıkları çalışmalarında IMDB (International Movie Database) isimli film veritabanı internet sitesindeki skorların, sosyal medya istatistikleri üzerinden tahmin edilmesine dair kurdukları algoritma içinde, YouTube beğeni metriklerinden faydalanırken; aynı zamanda Twitter gönderilerini de aynı metriklere dâhil etmişlerdir.

Beğenmeme oranlarına yönelik çalışmaların, farklı yöntemlerle desteklenmesi gerektiği bir noktaya gelinmiştir. YouTube (The YouTube Team, 2021) tarafından, Kasım 2021'de yapılan duyuruyla birlikte, beğenmemelerin gizleneceği ve kanalların kendilerinin görebileceği biçimde özel olarak tutulacağı açıklanmıştır. Bu da, metrik anlamında beğeni oranlamalarının, etkileşimin yorumlanabilmesinin önüne bir engel olarak çıkmaktadır. Yine de, yorum sayılarının ve beğenmelerin açık biçimde yer alabiliyor olması, kanalların ve videoların değerlendirilebilmesine imkân sağlayabilmektedir. Munaro ve diğerleri (2021, s. 2), yorum yapmanın önemli ölçüde yüksek bilişsel eylem gerektirdiğini ve bu eylemlerin hisler ile duygular bağlamında gerçekleştiğini işaret etmektedir. Chelaru, Orellana-Rodriguez ve Altingovde (2012, s. 565), yaptıkları çalışmalarında beğenme ve beğenmeme gibi istatistiklerin yanında, yorumların videolara ulaşmada ve onların sıralamalarda yer almalarında önemli etkileri olduğu sonuçlarına ulaşmışlardır. Yorumların, videoların üreticileri ve izleyen topluluğu arasında etkileşimi artıran, sosyal paylaşım anlamında önemli etkiler oluşturan bir araç zemini hazırladığı anlaşılmaktadır (Munger & Phillips, 2020, s. 23; Thelwall, Sud & Vis, 2011, s. 627). Schultes, Dorner ve Lehner (2013), yoruma dayalı etkileşimli video yapılarında çok sayıda kullanıcı arasındaki iletişimi artırmaya destek sağlayacağını ifade etmektedirler. Aynı şekilde, videolar içerisine etkileşimli

ve içeriklere duyarlı biçimde eklenilebilecek yorumların, eğlence ve bilgi akışı üzerinden iletişimi önemli ölçüde etkileyeceğini belirtmektedirler (Shultes vd., 2013, s. 672). Faydasına dair önemli ifadeler mevcut olsa da, yorumların da bazı kısıtları olduğunu söylenebilmektedir. Örneğin, gerçek isimleriyle yorum yapanların, yorumlarında kendilerini tamamen açığa vurmamak istememelerinden kaynaklı otokontrol uyguluyor olmaları önemli bir kısıt olarak sunulabilmektedir (Khan, 2017, s. 244). Farklı görüş olarak Djerf-Pierre, Lindgren ve Budinski (2019, s. 245) ise konuyu en başından ele alarak; yorum yapmaya iten asıl faktörün, yani videolara erişimin nasıl olduğunu anlamadan, yorumların bir temsil gücü olduğunu vurgulamanın hatalı olacağını aktarmışlardır. Yorumların video özelinde farklılıklar barındırması benzer anlamda düşünceleri destekler niteliktedir. İçeriklerdeki farklılıklar, benzer konular olmasına rağmen farklı temsiliyetleri beraberinde getirebilmektedir. Örneğin, Veletsianos ve diğerleri (2018, s. 15) tarafından TED konuşmalarını içeren YouTube video yorumları üzerinden yapılan çalışmada, erkek ve kadın konuşmacılara dair yorumlardaki duygusal yansımalarda farklılıklar olduğu; erkeklerde daha nötr bir çizgi izlenirken, kadın konuşmacılara dair yorum dağılımının daha belirgin olduğu aktarılmaktadır. Benzer unsurların farklı çalışmalarda gözlemlenebileceği söylenebilmektedir. Ancak alanyazından elde edilen bilgiler ışığında, olası farklılıklara rağmen, tıpkı beğeni oranı için olduğu gibi, yorumların da önemli bir ayırt edici gücü olduğu anlaşılmaktadır.

1.2. Trafik Kazası Görüntülerine Yönelik Çalışmalar

Araç kullanımı ve trafik özelinde yapılan çalışmalar geniş bir perspektifte ele alınabilmektedir. Beğenme ve beğenmeme gibi faktörler yönünden bakıldığında, sadece sosyal medyada değil, farklı mecralarda yapılan alan araştırmaları da olduğu görülmektedir. Hatta özel teşebbüslerin katkı sağladığı bilimsel çalışmalar mevcuttur. Örneğin, Braitman ve diğerleri (2010) tarafından yapılan çalışmada Volvo ve Infiniti (Nissan) marka araç kullanan toplam 865 kişi ile, araçların kazalara karşı aldıkları önlemlerin incelenmesini hedefleyen bir çalışma yapılmıştır. Telefon görüşmeleri üzerinden beğenilen ve beğenilmeyen yönlerin neler olduğunun nitel araştırma sorularıyla değerlendirildiği çalışmada, kullanıcı bakış açısının öğrenilmesi üzerine odaklanıldığı görülmüştür. Sürüş performanslarına yönelik farklı bir çalışmada Wang ve diğerleri (2016), simülasyon sistemleri kullanılması vasıtasıyla, sürücülerin diğer sürücüler hakkında beğenme ve beğenmeme değerlendirmelerini incelemişlerdir. Bu tip çalışmalar çoğaltılabilmekle beraber, trafik kazalarına doğrudan görüntüler üzerinden odaklanan çalışmalarda farklı süreçler izlendiği anlaşılmaktadır. O süreçler de, mevcut kayıtlı görüntülerle yapılan değerlendirmeleri kapsamaktadır. Trafik kazalarına odaklı görüntüler için yapılan incelemelerde, görüntülerin araçlara yerleştirilen kameralar ya da sokak-cadde görüntüsü kaydetmek amacıyla yerleştirilen kameralardan oluştuğu görülmektedir. Bu kameraların isimleri; sektörel anlamda araç üstü için dash cam, yani araç kamerası (Dever, 2019) veya sokak-cadde görüntüleri için CCTV (Close Circuit Television), yani kapalı devre kameraları (Eğri & Güney, 2020) tanımlarıyla birlikte kullanılmaktadır. Conche ve Tight (2006), kapalı devre sistemlerinin kayıt mekanizmaları bakımından otomatize olan ve olmayan biçimde iki türde sınıflandırılabileceğini aktarmaktadır. Aynı çalışmada, Japonya ve Amerika Birleşik Devletleri'nde kullanılmaya başlandığı bilgisi aktarılan AIRS (Auto Incident Recording System-Otomatik Kaza-Olay Kayıt Sistemi) üzerinden CCTV otomatik kayıt sistemlerinin faydalarına da değinilmiştir. Faydaları, yüksek sayıda işgücü gerektirmemesi, çevreye dair bilgi sağlaması, taşınabilir yapı ve hazırlama kolaylığı, araç hız hesaplamalarına olanak sağlaması ve olay açıları ile sürücü davranışı hakkında bilgiler verebildiği şeklinde çerçevelenmiştir (Valicenti, 2002'den akt. Conche & Tight, 2006, s. 1199).

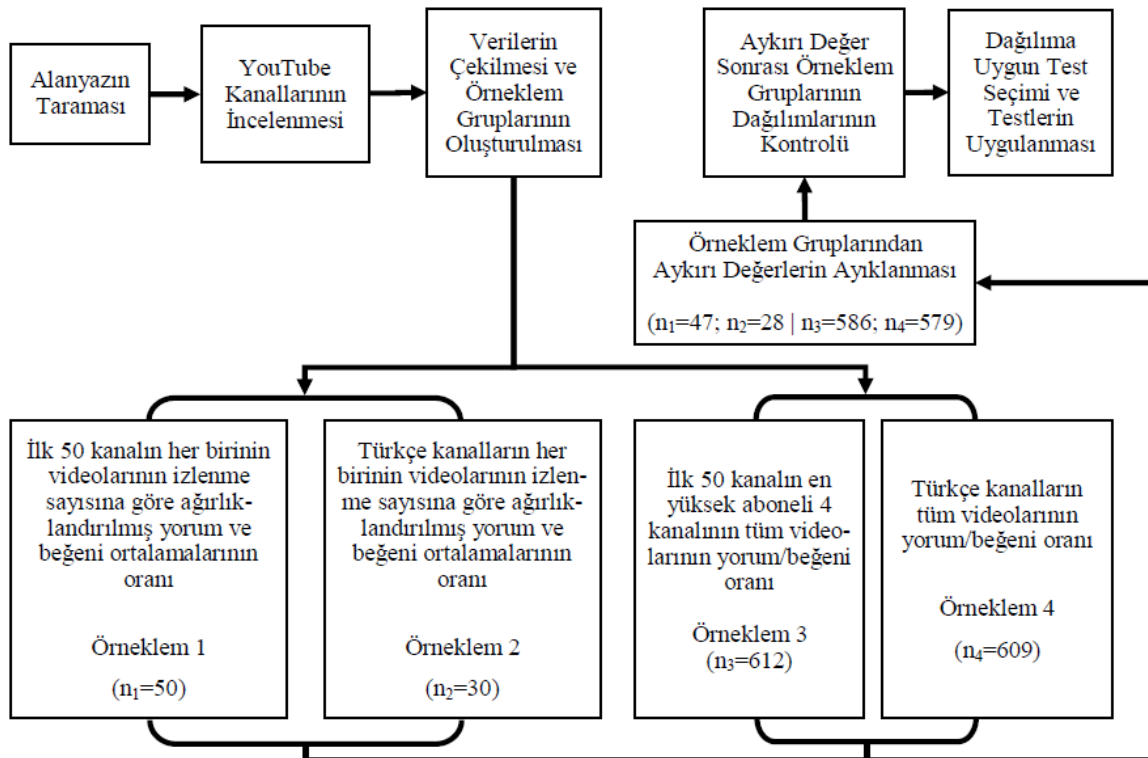
Araç kameraları veya cadde görüntülerini takipte kullanılan kamera sistemlerinin çıktıkları, YouTube üzerinde farklı örneklerle yer almaktadır. Birçok ülkeden, pek çok farklı kişi, farklı amaçlarla ilgili görüntüleri paylaşmaktadır. Kim, Park ve Lee (2020, s. 110435) tarafından yapılan çalışmada, Rusya, Güney Kore ve Çin üzerinden, gizlilik unsurlarıyla birlikte ilgili videoların paylaşım motivasyonları incelenmiştir. Çalışmada, fedakârlık ve sosyal adalet gibi kavramların, malî kazançtan çok daha öne çıkan bir motivasyonu doğurduğunu ortaya koymuşlardır. Araç kameraları durum tespitinde de tercih edilebilmektedir. Kazalara veya kazaya yakınsayan durumlara dair görsel açıdan kanıt sunuyor olmaları (Adamová, 2020, s. 5) yönüyle önemli materyallerdir. Vafaei-Zadeh ve diğerlerinin (2021) Malezya özelinde yaptıkları çalışmada, önemli konunun kullanıcı davranışlarına odaklanması gerekliliği olduğu belirtilmektedir. Kullanıcının davranışının incelenmesinin, araç kameralarının fayda sağladığı noktaların daha başarılı analizine katkı sunacağına altını çizmektedirler. Trafik kazalarına yönelik araştırmalarda, konunun yazılı ve görsel içeriklerle kurulan modellerde incelenebildiği anlaşılmaktadır. Örneğin, Şenlik (2021)'in çalışmasında, trafik kazalarına dair tesadüfi örneklem yoluyla seçilen 50 tweet'e yönelik içerik analizi uygulandığı görülmüştür. Alanyazında, derin öğrenme yöntemlerini barındıran ve trafik kazalarının görsel anlamdaki varlıklarına ya da kaza yerlerinin tespitine yönelik çalışmalar da bulunmaktadır. Zhang ve diğerlerinin (2018) çalışmalarında, Twitter üzerinden çekilen 3 milyon iletiden oluşan veri havuzu kullanılmış; verilerin derin öğrenme yöntemiyle işlenerek trafik kazasının lokasyonuna dair tahmin yürütebilecek bir sistem kurulmuştur. Çalışmada, otobanlarda kaza ilişkili atılan tweet'lerin %66'sının, kaza kayıtlarından yerinin tespit edilebileceği belirtilmektedir. Benzer anlamda %80'inin de normal dışı kullanıcı trafiği verisiyle yer tespitine bağlanabileceği sonuçlarına ulaşıldığı aktarılmaktadır. Shah ve diğerlerinin (2018) tarafından yapılan çalışmada, YouTube'daki 582 kaza videosu üzerinden derin öğrenme yöntemiyle kaza olasılıklarını inceleyebilecek bir sistem kurulmuştur. Bir başka benzer çalışma da Pillai ve diğerleri (2021) tarafından gerçekleştirilmiş olup; 10480 görselden oluşan bir veri havuzuyla ve görüntü zenginleştirme yöntemiyle kapalı devre kamera sistemleri verilerinden trafik kazası tahmini sunabilecek bir sistem üzerinde çalışıldığı belirtilmektedir. Veni, Anand ve Santosh'un (2021) da, kapalı devre kamera sistemlerinin kullanılması vasıtasıyla, benzer anlamda görüntü işleme teknolojilerinden faydalanarak trafik kazalarını hareket yakalama teknolojisi üzerinden tespit etmeye yarayan algoritma geliştirdiği görülmektedir.

Araç kameralarına odaklı, kültürel farklılıkların incelendiği çalışmalar da mevcuttur. İlgili çalışmalar, videoların izlenmesi sonrasında ortaya çıkan olası algılanan risk ve trafik güvenliği gibi konularda önemli veriler sunabilmektedir. Bazilinsky ve diğerleri(2020) tarafından yapılan çalışmada, Hindistan, Venezuela, Amerika Birleşik Devletleri ve Batı Avrupa'dan toplam 800 kişiyle, araç kameraları görüntülerine yönelik olarak algılanan risk ve yoldaki trafik güvenliği anlayışı bağlamında bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Katılımcıların YouTube'dan elde edilen 16 araç kamerası videosuna verdikleri anlık tepkisel yanıtların Welch'in T-Testi ile karşılaştırılmasının sağlandığı görülmüştür. İlgili çalışmada, yaş ve cinsiyet gibi konular kontrol altında tutulsa dahi, her ülkenin kendine has biçimde sahip olduğu kuralları ve tecrübeleri dolayısıyla, algıda farklılıklar oluşabileceği sonucuna ulaşılmıştır (Bazilinsky vd., 2020, s. 6-7). Çalışmanın yöntemsel bakımdan hem YouTube videolarını hem de farklı kültür yapılarını, trafik kazaları bağlamında ele alması yönünden, yapılmakta olan bu çalışmaya en benzer araştırmalardan biri olduğu görülmüştür.

2. Araştırmanın Yöntemi

Çalışmada, kültürlerin birbirleriyle benzer anlamda tepkiler verebileceği varsayılan ve ortak kaygılar güdebileceği düşünülen bir içerik hedeflenmiştir. Doğal afetlerdeki ya da kaza kaynaklı durumlardaki gibi, ortak acılar noktasında birliktelik yakalanarak aynı durumlara farklı tepkilerin ne ölçüde verilebileceğinin yanıtı aranmak istenmektedir. Pantti (2015) ile Ji ve An (2020) tarafından yapılan çalışmalara benzer biçimde, ama bu sefer ortak içeriğe odaklı bir çalışmanın yapılmasının, sosyal medyaya yönelik kültürel farklılıkların ortaya çıkmasında yardımcı olabileceği düşünülmektedir. Duygusal, ahlaki ve eğitsel anlamdaki tepkiler için ortak nokta kurulabileceği varsayılmaktadır. Bu amaçla, trafik kazası videolarının uygun olduğu düşünülmüştür. Trafik kazalarına dair Dünya Sağlık Örgütü ve Dünya Bankası gibi kuruluşlarca hazırlanmış farklı dönemlerdeki raporlarda, trafik kazalarının küresel çapta ortak bir sorun olduğu dile getirilmektedir. Özellikle genç yaş gruplarında görülen ölümlerdeki önemli nedenler arasında yer aldığı ve buna yönelik olarak uygulanması gereken tedbirler olduğu yönünde izahatların aktarıldığı görülmektedir (Racioppi vd., 2004; Peden vd., 2004; WHO, 2022). Bu noktanın, ortak acı anlamındaki içerik seçim hedefine yönelik varsayımı destekleyen bir süreci ortaya koyduğu düşünülmektedir.

Çalışma kapsamında veri madenciliğine dayalı yöntem kullanılarak, elde edilen verilere dair karşılaştırmalı sınamaların gerçekleştirildiği nicel bir araştırma modeli kurgulanmıştır. İlgili model, Şekil 1’de gösterilmektedir.



Şekil 1. Araştırmanın Modeli

Alanyazın taraması sonrasında, YouTube’da uygun kelime gruplarıyla aramalar yapılmış ve araştırmada incelenmesi planlanan kanalların tespiti gerçekleştirilmiştir. 22 Temmuz 2021 tarihinde trafik kazası videolarına odaklı olarak, belirlenen sınırlandırmalar çerçevesinde 63 YouTube kanalına ulaşılmış ve bu kanalların “ilk 50” ve “Türkçe” olmak üzere iki ayrı grupta örneklem toplamına alınması sağlanmıştır. Türkçe kanallar en az 1000 aboneye sahip olma koşuluyla aranmıştır. Ancak

daha sonra örneklem sayısını da artırmak için benzer içeriklere sahip 1000 abone altı kanallar ile, haber ajansları ve televizyon kanalları da aramaya dâhil edilmiştir. Bu anlamda 17 kanal daha tespit edilmiş; Türkçe kanalların sayısı 30'a, toplam örneklem sayısı 80'e çıkmıştır. İçeriklerin sahip oldukları sınırlandırmalar, videoların doğrudan otomobillere odaklı kaza ve derlemelerinde kazaya çok yakın içerikleri de barındıran videolar olması; kazaların öncesi ve sonrasını kurgulayarak haber videosu şeklinde sunulmamış videolar olması; yoruma ve beğeniye açık videolar olması gibi temel unsurları kapsamaktadır. Sınırlandırmalar, mümkün oldukça homojen yapıya sahip örneklem grupları elde edebilmek için tasarlanmıştır. Daha sonra, YouTube üzerinden Google'ın çevrimiçi formlarını kullanarak veri çekimi sağlayan YT Tracker: YouTube Stats & Analytics (Ganapathy, t.y.) isimli uygulamayla, ilgili kanalların abone, video, beğeni, yorum gibi istatistikleri veri setleri biçiminde çekilmiştir. Google formları üzerinden elde edilen verilerin, daha sonra Microsoft Excel uygulamasında derlenerek, istatistiklerin yorumlanmasını sağlayacak hesaplamalarının yapılması sağlanmıştır. Ardından, YouTube üzerinden çekilen verilerin sayısal anlamda karşılaştırılmasını sağlayacak örneklem gruplarında incelemeler başlamıştır. Veriler, çekildikleri tarih olan 22 Temmuz 2021'de kamuya açık biçimde yayınlanana verilerden oluşturulmuşlardır. Ancak Youtube'un beğenme oranlarını gizlemeye gitmesi dolayısıyla bu gizlilik unsurunun ilerleyen araştırmalarda yararlı bir sonuç vermeyeceği düşüncesiyle, çalışma esnasında ama gizleme öncesinde elde edilmiş olan beğenme istatistikleri kapsam dışında bırakılmıştır. Oluşturulan örneklem gruplarından normallik analizleri sonrasında, hipotez sınamaları için test aşamasına geçilmiştir. Hipotezler, araştırmada cevabı aranan temel soru üzerine kurulmuştur ve iki grupta toplanmıştır. Birinci grupta, kanalların kendi aralarında olan temel karşılaştırmaları inceleniyor olup; kurulu hipotezler aşağıda yer almaktadır:

H_0 : Trafik kazası videolarına odaklı en çok aboneye sahip ilk 50 ile Türkçe trafik kazası içeriğine sahip kanallar arasındaki izleme sayısına göre ağırlıklandırılmış yorum-beğeni oranı belirgin biçimde aynıdır.

H_1 : Trafik kazası videolarına odaklı en çok aboneye sahip ilk 50 ile Türkçe trafik kazası içeriğine sahip kanallar arasındaki izleme sayısına göre ağırlıklandırılmış yorum-beğeni oranı belirgin biçimde farklıdır.

$$\bar{x} = \frac{\sum(w_i u_i)}{\sum w_i} \quad (1) \quad \text{VYBO} = \frac{\text{Yorum}}{\text{Beğeni}} \quad (2) \quad \begin{array}{l} \text{IQR} = Q_3 - Q_1 \\ \text{Üst Sınır} = Q_3 + 1,5 \cdot \text{IQR} \\ \text{Alt Sınır} = Q_1 - 1,5 \cdot \text{IQR} \end{array} \quad (3)$$

Hipotez testleri için kullanılacak örneklem grupları arasındaki karşılaştırmalar, izlenme sayılarına göre ağırlıklı beğeni ve yorum ortalamalarına (1) ve video başına düşen oran (VYBO) hesaplamalarına yönelik tasarlanmıştır. Kanallar için izlenme sayısına göre ağırlıklandırma gerçekleştirilmiştir. Kanalların kendi videolarındaki beğenme ve yorum oranlarının izlenme sayısı ile birlikte ağırlıklı ortalamasının hesaplanmasında, (1)'de gösterilen yöntem kullanılmıştır (Meier, 1953, s. 62). Bu araştırmadaki şekliyle, formülde gösterilen "w" videoların izlenme sayılarını; "u" ise hesaplama sırasına göre beğenileri ve yorumları simgelemektedir. Videoların birer bütün olarak kendi aralarındaki yorum/beğeni oranı (VYBO) içinse (2)'deki yöntem kullanılmıştır. Videolardaki yorumların, beğenilere bölünmesiyle doğrudan her videodaki beğeni başına yorum oranları yüzde olarak hesaplanmıştır. Özetlemek gerekirse, kanallar örneklemeleri için yorum ve beğeniler anlamında, izlenme sayıları dikkate alınırken; video örneklemeleri için tekil olarak hesaplama yapılmış ve izlenme sayıları dikkate alınmamıştır. Ortalamalarda ve oranlamalarda olağandışı durumların tespiti için de (3)'de gösterilen box-plot ismiyle bilinen aykırı değer hesaplama yöntemi kullanılmıştır (Ovla & Taşdelen, 2012, s. 2; Anderson, Sweeney & Williams, 2016, s. 140). "IQR", interquartile range diğer ismiyle çeyreklerarası

aralığı; “Q” ise veri setlerindeki çeyrek dilimlerini simgelemektedir.

Çalışmanın videolara odaklanan ikinci aşamasındaysa, videoların kendi aralarındaki testlerine yönelik analizler gerçekleştirilmektedir. İkinci aşamada, oluşturulan Türkçe içerik örneklem sayısı ile bağlantılı olarak, ilk 50 kanalın en yüksek abone sırasına göre eşlenik bir örneklem değerine yakın kanal sayısı ile yapılacak karşılaştırma yer almaktadır. Bu anlamda ilk 4 kanalın (“Телеканал ЧЕ!”, “CC TUBE - Driving Fails & Road Rage”, “Car Crashes Time”, “IOW”) video sayısı toplamının karşılıklı analizde kullanılabilecekleri varsayılmıştır. Bu çerçevede yapılacak analiz için kurulan hipotezler şu şekildedir:

H₀₂: Trafik kazası videolarına odaklı en çok aboneye sahip 50 kanal arasından seçilen ilk 4 kanalın tüm videoları ile Türkçe trafik kazası videoları arasındaki yorum-beğeni oranı belirgin biçimde aynıdır.

H₂: Trafik kazası videolarına odaklı en çok aboneye sahip 50 kanal arasından seçilen ilk 4 kanalın tüm videoları ile Türkçe trafik kazası videoları arasındaki yorum-beğeni oranı belirgin biçimde farklıdır.

2.1. Aykırı Değerlerin Tespiti

Videolara ve kanallara dair yapılan ön incelemelerde bazı noktalarda olağandışı hareketlilikler tespit edilmiştir. Örneğin Türkçe kanallardaki bir videoda 95 izlenme, 1 beğeni olmasına karşın 75 yorum girişi olduğu görülmüştür. İlk 50 kanal videolarına bakıldığında da benzer sonuçlarla karşılaşılmaktadır. Dolayısıyla, yöntemde belirtildiği şekliyle örneklemelerden aykırı değerlerin çıkarılmasını sağlayacak işlemlerin uygulanmasının gerekliliği düşünülmüştür. Videolar için gerçekleştirilen ayıklama, eş doğrultuda karşılaştırma yapabilme adına kanallar için de kendi aralarında olacak şekilde uygulanmıştır.

Aykırı değer hesaplamalarında işletilen ilk iki süreç birinci hipotez grubuna odaklanmaktadır. Öncelikle tüm kanalların videolarının kendi aralarındaki yorum/beğeni oranı üzerinden işleme tabi tutulması sağlanmıştır. Yapılan tespitlerden sonra her kanalın aykırı değerlerden geriye kalan videoları üzerinden, kanalların ortalamalarını bulabilmek için ilgili videoların izlenme sayıları ile ağırlıklandırılmış yorum/beğeni oranları elde edilmiştir. İkinci aşamadaysa, kanalların kendi aralarında oluşturdukları örneklem grupları olan n_1 ve n_2 için bir kez daha aykırı değer hesaplamasına gidilmiştir. Böylece farklı kanalların toplandığı havuzda da bir düzenleme yapılmıştır. Bu bölümün aykırı değer hesaplamaları Tablo 1 ve Tablo 2’de sunulmuştur. Ağırlıklandırma öncesi tespit edilen aykırı video sayıları sütun bazında gösterilmektedir. Kalın yazı biçimi ile belirtilen ağırlıklandırılmış yorum/beğeni oranları da aykırı değer olarak belirlenmiş kanalları işaret etmektedir.

İlk 50 kanaldan 3’ünün; Türkçe kanallardan ise 2’sinin, genel ağırlıklı yorum/beğeni ortalamalarında aykırı değer teşkil ettiği anlaşılmıştır.

Aykırı değerlere dair yapılan üçüncü süreç de, çalışmanın ikinci hipotez grubuna odaklanmaktadır. Ancak bu sefer ilk iki süreçte uygulanan aykırı değer hesaplamasından farklı bir yol izlenmiştir. Üçüncü süreçte, Türkçe içeriğe sahip olduğu tespit edilen toplam 609 videonun karşısına eşlenik değer olarak seçilen en yüksek aboneye sahip ilk 4 kanalın (Телеканал ЧЕ!, CC TUBE - Driving Fails & Road Rage, Car Crashes Time ve IOW) toplam 612 videosu kendi aralarında küme oluşturan örneklemeler olarak kabul alınmıştır. Kanallara odaklanan ayrı ayrı aykırı değer hesaplamaları yerine, kendi aralarında birer bütün olarak hesaplanmıştır. Aykırı değer hesabı, iki gruba ait videoların yorum/beğeni oranları ile gerçekleştirilmiştir. Dolayısıyla, farklı yüzdelerle değerlerin birleştirilmesi sebebiyle

aykırı değerlerde farklılıklar oluşmuştur.

İlk 4 kanal için toplam 26; Türkçe kanallar için de toplam 30 aykırı video bulunmuştur.

2.2. Örneklem Dağılımlarının İncelenmesi

Çalışmadaki hipotez testlerine geçmeden önce, örneklem gruplarının normal dağılım gösterip göstermediklerine bakılmıştır. Dağılım incelemeleri için gözlem sayısının 50'den küçük olduğu durumlarda Shapiro-Wilk; büyük olduğu durumlardaysa Kolmogorov-Smirnov testlerinin kullanılması önerilmektedir (Mishra vd., 2019). Dolayısıyla, H_0 ve H_1 testlerinin örnekleme olan kanallar için ($n_1=47$ ve $n_2=28$) Shapiro-Wilk ve H_0 ile H_1 testlerinin örnekleme olan videolar için ($n_3=586$ ve $n_4=579$) Kolmogorov-Smirnov testlerinin gerçekleştirilmesi sağlanmıştır (Steinskog, Tjøstheim ve Kvamstø, 2007, s. 1153; Dimitrova, Kaishev & Tan, 2020, s. 2; Razali & Wah, 2011, s. 23; Soong, 2004, s. 327-330).

Çalışmanın ilk hipotez grubu için yapılan Shapiro-Wilk testlerinde, ilk 50 kanalın ($n_1=47$; $W=0,972$; $p=0,315$) ve Türkçe içeriğe sahip kanalların ($n_2=28$; $W=0,933$; $p=0,077$) normal dağılım gösterdiği tespit edilmiştir. Çalışmanın ikinci hipotez grubu için yapılan Kolmogorov-Smirnov testlerindeyse, ilk 4 kanalın ($n_3=586$; $D_{max}=0,052$; $p=0,051$) normal dağılırken (zayıf); Türkçe içeriğe sahip kanal videolarının ($n_4=579$; $D_{max}=0,194$; $p<0,001$) normal dağılım göstermediği tespit edilmiştir.

Çalışmadaki ilk hipotez grubu olan kanallara dair karşılaştırmada, parametrik Welch'in T-Testi'nin kullanılması uygun görülmüştür. Eşit olmayan varyans varsayımına dayalı iki bağımsız örneklemin t-testi olarak da adlandırılabilir. Welch'in T-Testi için herhangi bir minimum toplam örneklem değeri şartı olmadığını; aynı şekilde eşit alt örneklem büyüklüklerine de ihtiyaç duyulmadığını, farklı büyüklüklerdeki örneklem gruplarıyla çalışılabileceğini işaret eden çalışmalar bulunmaktadır (De Winter, 2013; Jan & Shieh, 2011; Derrick, Toher & White, 2016). Karşılaştırılacak olan gruplar arasında sayısal bakımdan önemli farkların olduğu çalışmaların da yapıldığı bilinmektedir (Doruk, 2022).

Çalışmanın ikinci hipotez grubu için parametrik olmayan bir testin hipotez sınamalarında kullanılmasının daha uygun olacağı düşünülmüştür. Bu anlamda parametrik olmayan Mann-Whitney U Testi'nin kullanılması planlanmıştır. İlgili testin, t-testinin parametrik olmayan bir hali olduğu bilinmektedir (McKnight & Najab, 2010). Bu testin sınaması için de Microsoft Excel yazılımı kullanılmıştır (Harmon, 2011, s. 7-11; Davis & Pecar, 2013, s. 331-342).

2.3. Bulgular

Çalışmanın ilk veri setinin kanallar özeti Tablo 1'de gösterilmektedir. Örneklemin büyüklüğünü artırabilmek için olabildikçe geniş bir arama gerçekleştirilmeye çalışılmış olup; trafik kazası videolarına dair en yüksek aboneye sahip olduğu tespit edilen, ilk 50 uluslararası kanala ulaşılmıştır. Bu kanalların işleme alınan video örnekleminin büyüklüğü ise 10363 adettir. Aramalar, "traffic accident, CCTV footage, car crash, car accidents, traffic cameras, dash cameras" gibi (Shah, Lamare, Anh & Hauptmann, 2018) İngilizce kelime gruplarıyla sağlanmaya çalışılmıştır. Diğer yandan, aynı zamanda Rusya, Çin, İtalya, Japonya, Hollanda, Almanya ve Endonezya gibi ülkelerin de popüler trafik kazası video kanallarının olduğu tespit edilmiş; aramalar bu ölçüde genişletilmiştir. Veri setinde

Türkçe bir kanal ya da Türkçe video içeriğinin yer almamasına özen gösterilmiştir. Sebebi, Türkçe kanallarla yapılacak karşılaştırmada, farklı etkenlerin devreye alınmaması isteğidir.

Videoların bulunma şekillerinin birbirinden önemli oranda farklılık göstermesi sebebiyle, örnekleme dâhil edilecekler konusunda da bazı sınırlandırmalara gidilmiştir. Bu anlamda haber videosu şeklinde kaza öncesi ve sonrası, röportaj gibi süreçlerle işlenen videolar veya bu videoları barındıran kanallar örnekleme alınmamıştır. Bir başka örneklem dışında bırakılan kanal grubu ise doğrudan motosiklet kazalarına odaklı ve doğrudan tarafların tartışmalarını içeren kanallardır. Ayrıca beğeni ve yorum için ilgili istatistikleri elde etmede sorun oluşturacak, beğeniye ve yoruma kapalı videolar yine örneklem dışına alınmıştır. Örneğin; Авто Стрaть kanalından 1 video, HGV Dash Cam Footage kanalından 3 video, Dash Cam Owners Australia kanalından 2 video ve Scotts Car Cameras kanalında 20 video beğeniye kapalı olduğundan, örnekleme dâhil edilmemiştir.

Diğer bir önemli konu Türkçe yorum yapan ya da Türkiye'den yapılan girişlerdir. Örneklemin toplam 3592490 adet yoruma sahip olmasının, ayıklama yapılabilmesine yönelik ayrı bir çalışmaya ihtiyaç duyduğu anlaşılmıştır. Bu güçlüğün önemli düzeyde etki etmeyebileceği kabulünün, örneklemin yorum ortalamalarının hesaplanması esnasında daraltmaya gidilememesine sebep olduğu söylenebilmektedir.

Tablo 1. YouTube'daki Trafik Kazası Videolarına Odaklı veya İçeriğinde Yoğun Olarak Trafik Kazası Videoları Bulunduran İlk 50 Kanal

KANAL ADI	ABONE	TOPLAM VIDEO	AYKIRI VIDEO	AYKIRI VİDEOLAR SONRASI			
				İZLENME ORT.	İZLENME SAYISINA GÖRE AĞIRLIKLİ BEĞENİ ORT. (\bar{X}_B)	İZLENME SAYISINA GÖRE AĞIRLIKLİ YORUM ORT. (\bar{X}_Y)	AĞIRLIKLİ YORUM BEĞENİ ORANI \bar{X}_Y / \bar{X}_B
Телеканал ЧЕ!	1290000	280	15	22702	549,7	22,4	4,09%
CC TUBE - Driving Fails & Road Rage	607000	100	5	246020	8541,4	536,4	6,28%
Car Crashes Time	389000	157	4	866985	62735,5	3800,0	6,06%
IOW	354000	75	5	57024	2841,6	157,5	5,54%
Dash Cam Owners Australia	346000	512	30	389016	10904,9	2494,9	22,88%
Auto Passion (Авто Стрaть)	334000	480	9	213788	7666,2	842,0	10,98%
Car Crash Top	324000	85	5	2002592	72602,1	1694,2	2,33%
Dashcam Lessons	274000	444	2	403151	33785,7	5611,4	16,61%
MegaDrivingSchool	250000	357	14	378721	8725,6	1517,8	17,39%
Подборки ДТП и Аварии	248000	289	13	274941	5859,3	959,1	16,37%
DDS TV	193000	355	10	159146	4541,9	946,4	20,84%
Car Crash Compilation	183000	59	0	1149076	24038,1	4429,1	18,43%
atrex	154000	360	19	397077	15578,6	1554,6	9,98%
UK Dash Cameras	143000	251	12	261216	3327,6	1341,4	40,31%
Dashcam Academy	133000	60	3	657064	31891,6	2178,6	6,83%
Dashcam Time	131000	139	6	191297	17510,0	511,0	2,92%
Dash cam Central	114000	28	5	1273354	18298,8	1657,2	9,06%
King of Road	113000	464	40	195736	6194,1	313,9	5,07%

Car Crash & Road Rage	98000	242	18	251520	19120,0	48,0	0,25%
Russian Car Crash channel	97100	149	7	196629	5408,7	804,0	14,87%
1 Car Crash Compilation	83500	278	12	236209	14507,9	71,5	0,49%
Россия Матушка - Дураки и Дороги	80900	322	9	71290	2814,1	240,5	8,55%
RR&BD Driving School	79500	302	4	234316	3908,1	826,5	21,15%
Crash Channel	77800	14	0	1289	28,2	2,1	7,32%
Bad Drivers Of Italy	77700	157	6	122117	3586,2	473,9	13,22%
Dash Cam Owners Indonesia	75400	260	13	123785	3252,5	757,11	23,42%
安安行车	73300	903	93	58809	2077,3	228,7	11,01%
RCV	70800	109	1	25107	859,7	109,7	12,77%
CrashDiscovery	64100	18	0	1027166	17136,0	1923,4	11,22%
Car Crash Compilation (2020)	59700	10	0	2582774	60498,0	4469,4	7,39%
Car Crash Compilation TV	58400	61	2	573123	9775,3	1373,3	14,05%
週間 ドラレコ NEWS	54500	58	2	928508	5175,3	1920,3	37,11%
RLP Dashcam	54200	108	4	121974	3661,3	685,6	18,73%
Dutch Dashcam	50400	19	2	608716	5020,5	870,7	17,34%
Dash Cam Caught	49100	46	2	4534	617,3	71,7	11,62%
Дорожные войны!	48200	372	6	33184	1603,3	310,4	19,36%
Blue Light - Police & Emergency	43200	5	1	9168	200,2	10,1	5,04%
Scotts Car Cameras	42500	436	27	61727	1897,9	433,9	22,87%
MrWinning Fun	36800	255	11	32776	1023,4	151,1	14,77%
Dashcam Lunatic	36700	288	11	73861	9636,1	966,9	10,03%
HGV Dash Cam Footage	36200	251	12	146071	4372,1	1051,9	24,06%
7 Car Crash Compilation	35900	147	3	86624	1466,9	217,3	14,82%
ДТП Channel	35100	320	4	31816	1648,7	298,7	18,12%
DashCamInt	26600	38	0	371581	101688,5	8514,8	8,37%
剪到手唉德華	23000	72	4	108796	1237,0	685,9	55,45%
DashCam Driver	20100	103	2	63071	4473,0	1520,7	34,00%
Car Crash World	19400	405	87	402	7,4	0,0	0,01%
Car Crash Compilation HD	16200	63	6	5141	440,1	37,7	8,57%
Ku Przystrodze	15800	7	1	1098235	9675,0	1076,8	11,13%
CarsCrashCompilation	12700	50	0	76766	327,6	59,5	18,15%

Çalışmanın ikinci veri setinin kanallar özeti Tablo 2’de sunulmuştur. Tablo 1’deki sınırlandırmalar ve kapsam aynı şekilde korunarak, Türkçe içerikler için trafik kazası videolarına ulaşılması hedeflenmiştir. Bu veri setinin oluşturulması esnasında, örneklemin çoğaltılabilmesi için iki farklı süreç izlenmiştir. İlk süreçte Google’ın YouTube için geliştirdiği ve reklam geliri elde edilmesine yönelik yapılandırılan Partner programına yönelik gerekli olan asgari şartları baz alınmıştır. Program için 4000 saatlik izlenme süresi ve 1000 abone sayısına ulaşılması halinde, reklam gelirlerinden pay elde edebilmenin mümkün hale geldiği bilinmektedir (Google, t.y.; Elliott, 2022; Maiorca, 2022; Chang, 2022). İzlenme süresinin içinde, ilgili kanallarda farklı videoların da olması ve onların da süreye dâhil olabileceği ön kabulü ile doğrudan abone sayısı ile sınırlandırmaya gidilmiştir. Bu noktada YouTube arama motoru üzerinden gerçekleştirilen aramada önce 13 adet kanal tespit edilmiştir. Ancak örneklemin oldukça küçük olacağı varsayımı üzerinden, bu sayının abone bazında aşağı yönlü olarak genişletilmesinin daha faydalı olacağı düşünülmüştür. Dolayısıyla ikinci bir süreç daha gerçekleştirilmiştir.

Başlıca haber kanalları ve ajanslar ile abone sayısı 1000'in altında olan veya aboneleri tespit edilemeyen 17 kanal daha eklenerek örneklemedeki kanal sayısı 30'a çıkarılmıştır. Türkçe kanallardan 609 video ve 14230 yorum sayısına ulaşılmıştır. Bu veriler için kullanılan aramalar, "trafik kazaları, MOBESE görüntüleri, aşırı hız, kaza görüntüleri" gibi kelimelerle gerçekleştirilmiştir. İlk 50 kanalda olduğuna benzer biçimde, yorum sayılarında da bu sefer Türkçe dışında kalan diller çıkarılmamış; örnekleme tutulmuştur. Verilerin çekildiği gün beğeniye kapalı oldukları gerekçesiyle Bilim Kaynağı kanalından 1 video ve Gaziantep Trafik kanalından 1 video, örnekleme dâhil edilmemiştir. Yapılan incelemelerde, Türkçe kanallarının önemli bir bölümünün trafik kontrolü ve güvenlik takibi amacıyla hizmette olan Mobil Elektronik Sistem Entegrasyonu, kısa adı MOBESE (t.y.) cihazlarının kaydettiği görüntülerden oluştuğu anlaşılmıştır.

Tablo 2. Trafik Kazası Videolarına Dair Tespit Edilen Türkçe Yayın Yapan YouTube Kanalları

KANAL ADI	ABONE	TOPLAM VIDEO	AYKIRI VIDEO	AYKIRI VİDEOLAR SONRASI			
				İZLENME ORT.	İZLENME SAYISINA GÖRE AĞIRLIKLIL BEĞENİ ORT. (\bar{X}_B)	İZLENME SAYISINA GÖRE AĞIRLIKLIL YORUM ORT. (\bar{X}_Y)	AĞIRLIKLIL YORUM BEĞENİ ORANI \bar{X}_Y / \bar{X}_B
Trafik Kazalarına Odaklı En Az 1000 Aboneye Sahip Türkçe Kanallar							
Autolarge	13100	20	0	71376	770,4	149,8	19,44%
Not Defteri	10600	21	4	77683	805,7	277,3	34,42%
Turkey News Channel	6790	19	1	270380	3809,5	714,7	18,76%
Trafik Ekranı	5650	15	2	169962	928,2	293,3	31,60%
Traffic Channel	3450	27	2	13734	448,9	68,4	15,25%
Mobese Trafik Kazaları	1960	19	1	41407	1755,7	445,1	25,35%
Trafik Kazaları	1710	25	0	57511	931,6	325,1	34,89%
Güvenli Trafik	1570	20	4	81276	594,4	0,0	0,00%
Kaza Ansızın Gelir	1500	18	0	2478	99,4	8,9	9,00%
İlgi Çekici Şeyler	1370	22	1	5779	101,8	24,6	24,23%
Garaj Kayseri	1110	22	1	18791	176,8	58,2	32,96%
Gaziantep Trafik	1020	50	1	11888	251,3	61,8	24,62%
Bilim Kaynağı	1020	12	0	13194	180,8	127,3	70,38%
Trafik Kazası İçeriğine Sahip Türkçe Kanallar ve 1000 Abone Altında Olan veya Abone Sayısı Tespit Edilemeyen Trafik Kazası Odaklı Türkçe Kanallar							
İhlas Haber Ajansı	930000	2	0	17569	26,6	4,5	16,90%
Demirören Haber Ajansı	684000	9	0	106816	1567,4	686,6	43,81%
TRT Haber	616000	7	0	24469	407,5	289,2	70,97%
Anadolu Ajansı	465000	9	0	27286	83,6	17,7	21,22%
Mobese Kazaları	778	38	0	41	7,6	0,7	9,51%
Trafik Kaza TV	706	36	9	249	2,6	0,0	0,00%
BinBeygir - Araba Videoları & Kazaları	663	15	1	59033	1004,6	112,7	11,22%
Trafik Dedektifim	365	37	1	4214	176,8	103,1	58,33%
Trafik Kazaları Ve Olayları	307	9	0	11424	197,6	66,4	33,58%

Türkiye Trafik	47	63	9	116	1,7	0,0	0,00%
Türkiyeden Kazalar	43	18	2	239	22,8	2,2	9,69%
Trafik Kazaları-TR	37	8	2	55	5,8	0,0	0,00%
Türkiye Trafik Kazaları	17	18	3	30	0,5	0,0	0,00%
Kameralara Yakalanan Kazalar	10	6	1	12	3,2	0,0	0,00%
Mobese Kaza	?	13	0	18034	282,8	91,5	32,36%
Otomobilircom	?	11	1	349	9,5	1,5	16,14%
Kaza Ansızın Gelir	?	20	0	2245	98,7	6,2	6,26%

İlk 50 kanal ile Türkçe kanallara ait Tablo 1 ve Tablo 2'deki ortalama izlenme sayıları, dâhil edilen videoların aritmetik ortalamalarının alınmasıyla bulunmuştur. Beğeni ve yorum ortalamalarının izlenme sayısına göre ağırlıklandırılmasının sebebi, yüksek ve düşük izlenme sayılarına dair bir denklik oluşturulmasının hedeflenmesidir.

Tablo 3. Kanallara ait Welch'in T-Testi Sonuçları

	Kanallar ($\alpha = 0,05$)	
	İlk 50	Türkçe
Ortalama	0,1243	0,1891
Varyans	0,005	0,022
Gözlem (n)	47	28
Serbestlik Derecesi	35	
P(T<=t) Çift Kuyruk	0,041	
t-Kritik Çift Kuyruk	2,0301	
	H ₁ : Kabul	

Kanalların ayrı ayrı bütünler olarak izlenme sayılarına göre ağırlıklı yorum/beğeni ortalamaları için hesaplanan Welch'in T-Testi sonuçları Tablo 3'te sunulmuştur. Videolar arasında yoruma ve beğeniye kapalı olanlar örneklem dışına bırakılmıştır. Elde edilen sonuçlarda, çift taraflı p değeri 0,05 anlamlılık düzeyinde (α) kanallar için yaklaşık 0,041 değerine sahip olduğu görülmüştür. Bulgular göstermektedir ki, H₀ reddedilmekte ve H₁ kabul edilmektedir. Grupların sahip oldukları ortalamaların birbirlerinden farklı olduğu anlaşılmıştır.

Tablo 4. Videolara ait Mann-Whitney U Testi Sonuçları

	Videolar ($\alpha = 0,05$)	
	İlk 4 Kanal	Türkçe Kanallar
Ortalama	0,06	0,16
Standart Sapma	0,02	0,17
Gözlem (n)	586	579
z Değeri	-5.7188	
p Değeri	0,00001	
	H ₂ : Kabul	

Kanalların videolarına odaklanan ikinci hipotez grubuna ait Mann-Whitney U Testi sonuçları Tablo 4'te sunulmuştur. Yapılan incelemelerde, p değerinin oldukça düşük olması dolayısıyla ortalamalar arasında belirgin bir fark olduğunu göstermektedir. Bulgular kanallara ait sonuçlara benzer anlamda

bir farklılık olduğunu ortaya koymakta; bu anlamda H₀2 reddedilmekte ve H₁2 kabul edilmektedir. Farklı ortalamalara sahip olmaları dolayısıyla, Türkçe kanallardaki videolar beğenilirken aynı zamanda yorum yapma oranının, ilk 4 kanala kıyasla daha yüksek bir eğilime sahip olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Elde edilen bulgular, Pantti (2015) ile Ji ve An (2020) tarafından yapılan çalışmalarda yer alan, kazalara ve ortak acının gözlemlendiği felaket temelli durumlara yönelik gerçekleşen kültürlerarası farklılığa dair benzer sonuçlar ortaya koymaktadır. İçerik izleyicilerinin, sosyal medyada, benzer konu içerikleri bağlamında da birbirlerinden ayrışabildikleri gözlemlenmektedir. Trafik kazalarının bir örnek olarak alındığı çalışmada, kazalar hakkında etkileşime geçme ve katılım göstererek farklı düşüncelerin aktarılmasına yönelme eğilimlerinde farklılıklar olduğu anlaşılmaktadır. Bu anlamda, alanyazındaki trafik kazaları ile kültürel yapı arasında oluşan farklılıkların ne ölçüde ortaya çıktığına da değinmek gerekmektedir. Trafik kazalarına yönelik yapılan çalışmalarda, trafik kültürünün ve sisteminin, ülkeler arasındaki trafik güvenliğine dair süreçlerde rol üstlendiği (Özkan, 2006, s. 49) ve benzer anlamda yine kazalarda trafik kurallarında ve kültürlerde görülen farklılıkların, kazaların sebeplerine dair kaynaklardaki çeşitliliğin (Dopfer & Wang, 2013, s. 68) nedenlerini oluşturduğuna dair bilgiler olduğu görülmektedir. Benzer biçimde, kazalar sonucundaki ortaya çıkan kayıplara yönelik üzüntünün yaşanmasında da kültürel farklılıkların ortaya çıkabileceği; farklı sosyo-kültürel yapıların, duygularını farklı şekillerde gösterebileceği ya da hislerini gizleyebileceği ifade edilen çalışmalar mevcuttur (Breen, 2006, s. 190). Anlaşıldığı üzere, gerçek yaşamın içinde yaşanan sosyo-kültürel ve coğrafi farklılıklar, sosyal medya ortamında paylaşılan videolara da benzer anlamda yansıtılabilmektedir. Kültürel farklılıklar, videolara yönelik etkileşime geçme noktasında da kendini gösteriyor şeklinde bir çıkarımda bulunulabilmektedir.

Sonuç ve Öneriler

Elde edilen bulgularda, trafik kazalarına odaklı ilk 50 kanal ile Türkçe içeriğe yönelik 30 kanal arasında yapılan karşılaştırmada önemli farklılıklar bulunmuştur. İlgili farklılıklar, acı olaylara dair kültürler arasındaki farklılıklara değinen çalışmalar (Pantti, 2015; Ji & An, 2020) ile benzer sonuçlara işaret etmesi anlamında bir önem ortaya koymaktadır. Bu noktada ortaya çıkan farklılığın, ilgili çalışmalardaki gibi içerik bağlamında olmasından ziyade, etkileşim odağında kendini nicel anlamda gösterdiği söylenebilmektedir. Çalışma, nitel yönden içerik analizi gibi görüşlerin derinlemesine incelenmesini sağlayan bir yöntemle sahip olmaması yönüyle oluşan sınırlılıklarına rağmen, doğrudan nicel anlamda da olsa, farklı kültürlerin iletişim teknolojilerini kullanırken farklı tepki boyutları gösterebildiğini teyit etmektedir. Bu farklılığın detaylı biçimde incelenmesinin, hem içerik üreticileri hem de farkındalık üzerine yapılacak çalışmalarda, doğru araçların kullanılması noktasında önemli katkılar sağlayabileceği düşünülmektedir.

Parametrik ve parametrik olmayan analizlerle gerçekleştirilen testler sonucunda Türkçe içeriğe sahip videolara, beğeniyle beraber yorum yapma oranının, farklı dillerde yayın yapan uluslararası kanallara nazaran anlamlı ölçüde daha yüksek olduğu gözlemlenmiştir. Bu sonuç başka varsayımları da beraberinde getirmektedir. Beğeni, önemli bir etkileşim yolu olarak kabul edilse de, yorum yapma eylemi, etkileşimi farklı anlamda bir geri bildirimle besleme anlamı taşıyor olabilir. Bunun nedenleri arasında üzüntü, sevinç, beğenilme gibi hisler olduğu öne sürülebilir. Ancak başlı başına sayısal veriler üzerinden bu tür bir çıkarımın yapılamayacağı düşünülmektedir. Dolayısıyla daha özelleştirilmiş ve nitel yöntemler bağlamında detaylandırılmış çalışmalarla, beğeni yanında yorum

yapma eğilimindeki motivasyon süreçlerinin tespit edilebileceği düşünülmektedir. Tam bu noktada aktarılması gereken konu, beğeni bırakma türü ile ilgilidir. Buradan hareketle trafik kazası videolarının Türkçe içerik izleyicilerinin, farklı sebeplerle ve oranlarda etkileşime geçmek istedikleri anlaşılmaktadır. Çalışmada, günümüzde beğenmeme oranlarının gizlenmesi sebebiyle bu verilere yer verilmemiştir. Ancak sonuçlar, çalışma kapsamında elde edilen bulgular ile birlikte değerlendirildiğinde, duygusal anlamda farklılıkların da araştırılması gerektiğini göstermektedir.

Çalışmada nitel araştırma yöntemleri kullanılmamakla birlikte, mevcut kullanılan nicel araştırma deseninin de farklı sınırlılıkları mevcuttur. Videoların ayrı ayrı gruplandırılma süreçlerinde, birbirleri dışında kalan benzer yapılar örneklemelerden ayıklanmamıştır. Diğer bir deyişle, ilk 50 kanal içindeki Türkçe içerik ile, Türkçe içerik içindeki farklı dillere ait videolar, sayılarının tespitine yönelik bir çalışma yürütülmemiş olmaları sebebiyle örneklemelere dâhil edilmişlerdir. Diğer bir sınırlılık da videoların yorum ve beğeniye kapalı olanlarının çalışma kapsamına alınmamış olmasıdır. Bu yorum ve beğeniye kapalı olan videoların ilgili oranlarının tespitine yönelik geliştirilebilecek çözüm önerileri bağlamında, farklı analiz yöntemleriyle bu çalışmaya benzer bir sürecin yürütülebileceği düşünülmektedir. Son olarak, çalışmaya konu videoların doğrudan otomobillerin dâhil olduğu kazalara dair olması ana sınırlılık olarak belirlenmiştir. Bu videolarda herhangi bir yoruma dayalı düzenleme olmaması, haber formatında sunulmamış olmaları ve izleyiciyi farklı biçimde yönelten yorumlara sahip olmaması üzerinde durulmuştur. Böylece daha homojen yapıda örneklem grupları oluşturulabilmesinin sağlanabileceği düşünülmüştür.

Tespit edilenler doğrultusunda ilerideki çalışmalara fayda sağlayabilmek için, bazı öneriler sunulması düşünülmüştür. İlk öneri görsellere dair tekniklere odaklanmaktadır. İlk 50 kanalın videoları incelendiğinde, Türkiye’de araç içi-üzeri kamera kullanımının yaygın olmadığı kanaati uyanmıştır. Bu konunun, gerekçelerinin tespiti halinde mevcut ekonomik pazar refleksini anlayabilme bakımından önemli sonuçlar verebileceği varsayılmaktadır. İkinci öneri de örnekleme dâhil edilen yabancı diller arasında bir ayrıştırmaya gidilmesi üzerinedir. Yorum sayısının yüksek olması, inceleme konusunda farklı teknikler kullanılması gerektiğini düşündürmektedir. İlgili ayrıştırmanın, yorumları ve bu yorumlar üzerinden şekillenen izleyici düşüncelerini daha iyi anlamada katkı sunacağı varsayılmaktadır. Üçüncü öneri de, kanalların kendi içlerindeki olağandışı hareketliliklerin tespitine yönelik analitik yöntemlerin kullanılmasına dairdir. İlerleyen çalışmalarda içerik analizi gibi nitel yönden desteklenen yöntemlerle kanalların kendi içlerindeki olağandışı hareketliliklerin değerlendirilmesinin, izleyici ve kanal reflekslerini yorumlamada fayda sağlayabileceği düşünülmektedir.

Kaynakça

- Abdelkader, O. A. (2021). A proposed benchmark guide for customer engagement rating via YouTube channels. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education*, 12(13), 6286-6296.
- Adamová, V. (2020). Dashcam as a Device to Increase the Road Safety Level. In: Hájek, P. & Ondřej, V. (Eds.), *CBU International Conference on Innovations in Science and Education (Natural Sciences and ICT)*, 18-20 March 2020 (p. 1-5), Prague, Czech Republic.
- Akarsu, H. & Sever, N. S. (2019). Türkiye’de Ad Engagement Kavramı: Akademi ve Uzman Perspektifinden Bir Değerlendirme. *Erciyes İletişim Dergisi: Uluslararası Dijital Çağda İletişim Sempozyumu Özel Sayısı*, 203-224.
- Anderson, D. R., Sweeney, D. J. & Williams, T. A. (2016). *Essentials of Modern Business Statistics with Microsoft Excel*.

Boston, USA: Cengage Learning.

Bazilinsky, P., Eisma, Y. B., Dodou, D. & de Winter, J. F. (2020). Risk perception: A study using dashcam videos and participants from different world regions. *Traffic Injury Prevention*, 21(6), 347-353.

Bienvenido, H. P. & Ruiz, M. F. (2013). User generated content: A situated production of video walkthroughs on YouTube. In: K. Mitgutsch, S. Huber, J. Wimmer, M. G. Wagner, & H. Rosenstingl (Eds.), *Context Material: Exploring and Reframing Games in Context: Proceedings of the 7th Vienna Games Conference (FROG)*, 27-29 September 2013 (p. 136-147), Vienna, Austria.

Braitman, K. A., McCartt, A. T., Zuby, D. S. & Singer, J. (2010). Volvo and Infiniti Drivers' Experiences With Select Crash Avoidance Technologies. *Traffic Injury Prevention*, 11, 270-278.

Breen, L. J. (2006). *Silenced Voices: Experiences of Grief Following Road Traffic Crashes in Western Australia*. (Unpublished Doctoral dissertation). Edith Cowan University.

Chatzopoulou, G., Sheng, C., & Faloutsos, M. (2010). A First Step Towards Understanding Popularity in YouTube. *2010 INFOCOM IEEE Conference on Computer Communications Workshops*, 15-19 March 2010 (p. 1-6), San Diego, USA.

Chelaru, S. V., Orellana-Rodriguez, C., & Altingovde, I. S. (2012). Can Social Features Help Learning to Rank YouTube Videos? In: X. S. Wang, I. Cruz, A. Delis & G. Huang (Eds.), *Lecture Notes in Computer Science (LNCS 7651)* (pp. 552-566), Dordrecht, London & New York: Springer-Verlag Berlin Heidelberg.

Conche, F. & Tight, M. (2006). Use of CCTV to determine road accident factors in urban areas. *Accident Analysis & Prevention*, 38, 1197-1207.

Cvijikj, I. P. & Michahelles, F. (2013). Online engagement factors on Facebook brand pages. *Social Network ANalysis and Mining*, 3, 843-861.

Davis, G. & Pecar, B. (2013). *Business Statistics Using Excel®*. Oxford University Press.

De Winter, J. F. (2013). Using Student's t-test with extremely small sample sizes. *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 18(10), 1-12.

Derrick, B., Toher, D. & White, P. (2016). Why Welch's test is Type I error robust. *The Quantitative Methods for Psychology*, 12(1), 30-38.

Dever, A. (2019). Modern Sporda Gözetim: Büyük Spor Organizasyonlarında Bir Panoptikon Olarak CCTV Kameralar. *Nevşehir Hacı Bektaş Veli Üniversitesi SBE Dergisi*, 9(2), 687-700.

Dimitrova, D. S., Kaishev, V. K. & Tan, S. (2020). Computing the Kolmogorov-Smirnov Distribution When the Underlying CDF is Purely Discrete, Mixed, or Continuous. *Journal of Statistical Software*, 95(10), 1-42.

Djerf-Pierre, M., Lindgren, M. & Budinski, M. A. (2019). The Role of Journalism on YouTube: Audience Engagement with 'Superbug' Reporting. *Media and Communication*, 7(1), 235-247.

Dopfer, A., & Wang, C. C. (2013, December 2-4). What can we learn from accident videos?. *CACS International Automatic Control Conference* (p.68-73), 2-4 December 2013, Sun Moon Lake, Taiwan.

Doruk, Ö. T. (2022). Covid-19'un Finansal Performansa Etkisi: Gıda Sektörü Firmaları İçin Karşılaştırmalı Bir Değerlendirme. *Muahsebe ve Denetime Bakış*, 66, 67-82.

Eğri, A. & Güney, C. (2020). Telekomünikasyon sektöründe kullanılan ek odası kapaklarının sokak düzeyi görüntülerinden tespit edilme başarımının değerlendirilmesi. *Jeodezi ve Jeoinformasyon Dergisi*, 7(2), 133-154.

Goobie, G. C., Guler, S. A., Johannson, K. A., Fisher, J. H. & Ryerson, C. J. (2019). YouTube Videos as a Source of Misinformation on Idiopathic Pulmonary Fibrosis. *Annals of the American Thoracic Society*, 16(5), 572-579.

- Güzel, Ş. & Uyar, S. (2019). İşe Angaje Olmak Kavramı, Tükenmişlik ile İlişkisi ve Sonuçları. *Sosyal Araştırmalar ve Yönetim Dergisi*, 1, 44-52.
- Hall, J. A. (2016). When is social media use social interaction? Defining mediated social interaction. *New Media & Society*, 20(1), 1-18.
- Heimgärtner, R. (2007). Cultural Differences in Human Computer Interaction: Results from Two Online Surveys. In: A. Osswald, M. Stempfhuber, & C. Wolff (Eds.) *Neue Perspektiven im Kontext von Information und Wissen: 10. Internationalen Symposiums für Informationswissenschaft ISI* (p. 145-157), 30 Mai -1 Juni 2007, Köln, Germany.
- Jan, S. L. & Shieh, G. (2011). Optimal sample sizes for Welch's test under various allocation and cost considerations. *Behavior Research Methods*, 43, 1014-1022.
- Ji, L. J. & An, S. (2020). Cultural Differences in People's Responses to Accidents. *Journal of Loss and Trauma*, 26(3), 1-12.
- Khan, M. L. (2017). Social media engagement: What motivates user participation and consumption on YouTube?. *Computers in Human Behavior*, 66, 236-247.
- Kim, J., Park, S., & Lee, A. U. (2020). Dashcam Witness: Video Sharing Motives and Privacy Concerns Across Different Nations. *IEEE Access*, 8, 110425-110437.
- Koç, E. (2010). Gabriel Marcel'e Göre Fanatizm. *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Edebiyat Fakültesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 22, 127-138.
- Kujur, F. & Singh, S. (2018). Emotions as predictor for consumer engagement in YouTube advertisement. *Journal of Advances in Management Research*, 15(2), 184-197.
- Li, M., Yan, S., Yang, D., Li, B. & Cui, W. (2019). YouTube™ as a source of information on food poisoning. *BMC Public Health*, 19(952), 1-6.
- Liikkanen, L. A. & Salovaara, A. (2015). Music on YouTube: User engagement with traditional, user-appropriated and derivative videos. *Computers in Human Behavior*, 50, 108-124.
- MacLeod, M. G., Hoppe, D. J., Smunovic, N., Bhandari, M., Philippon, M. J. & Ayeni, O. R. (2015). YouTube As an Information Source for Femoroacetabular Impingement: A Systematic Review of Video Content. *The Journal of Arthroscopic and Related Surgery*, 31(1), 136-142.
- McKnight, P. E., & Najab, J. (2010). Mann-Whitney U Test. In: Weiner, I. B. & Craighead, W. E. (Eds.), *The Corsini Encyclopedia of Psychology*, 960.
- Meier, P. (1953). Variance of a Weighted Mean. *Biometrics*, 9(1), 59-73.
- Mersey, R. D., Malthouse, E. C., & Calder, B. J. (2010). Engagement with Online Media. *Journal of Media Business Studies*, 7(2), 39-56.
- Mishra, P., Pandey, C. M., Singh, U., Gupta, A., Sahu, C. & Keshri, A. (2019). Descriptive Statistics and Normality Tests for Statistical Data. *Annals of Cardiac Anaesthesia*, 22(1), 67-72.
- Mulders, M. & Wendt, J. (2022). Beyond Viewing Counts, Likes & Co: An Analysis of Instructional Videos on Youtube. *Proceedings of the 14th International Conference on Computer Supported Education (CSEDU)* (p. 236-241), 22-24 April 2022, Online.
- Munaro, A. C., Barcelos, R. H., Maffezzolli, E. F., Rodrigues, J. S. & Paraiso, E. C. (2021). To engage or not engage? The features of video content on YouTube affecting digital consumer engagement. *Journal of Consumer Behavior*, 20(5), 1-17.

- Munger, K., & Phillips, J. (2020). Right-Wing YouTube: A Supply and Demand Perspective. *The International Journal of Press/Politics*, 27(1), 1-34.
- Nisa, M. U., Mahmood, D., Ahmed, G., Khan, S., Mohammed, M. A., & Damaševicius, R. (2021). Optimizing Prediction of YouTube Video Popularity Using XGBoost. *Electronics*, 10(23), 1-16.
- Oghina, A., Breuss, M., Tsagkias, M., & de Rijke, M. (2012). Predicting IMDB Movie Ratings Using Social Media. In: R. E. Baeza-Yates, A. P. de Vries, H. Zaragoza, B. B. Cambazoğlu, V. Murdock, R. Lempel, & F. Silvestri (Eds.), *Lecture Notes in Computer Science: European Conference on Information Retrieval ECIR 2012: Advances in Information Retrieval* (pp. 503-507), New York: Springer -Verlag Berlin Heidelberg.
- Ovla, H. D., & Taşdelen, B. (2012). Aykırı Değer Yönetimi. *Mersin Üniversitesi Sağlık Bilim Dergisi*, 5(3), 1-8.
- Özkan, T. (2006). *The regional differences between countries in traffic safety: A cross-cultural study and Turkish Case* (Unpublished Doctoral dissertation), University of Helsinki & Middle East Technical University.
- Pantti, M. (2015). Grassroots humanitarianism on YouTube: Ordinary fundraisers, unlikely donors, and global solidarity. *The International Communication Gazette*, 77(7), 622-636.
- Peden, M., Scurfield, R., Sleet, D., Mohan, D., Hyder, A. A., Jarawan, E., & Mathers, C. (2004). *World report on road traffic injury prevention*. Geneva: World Health Organization & The World Bank.
- Pillai, M. S., Chaudhary, G., Khari, M., & Crespo, R. G. (2021). Real-time image enhancement for an automatic automobile accident detection through CCTV using deep learning. *Soft Computing*, 25, 11929–11940.
- Racioppi, F., Eriksson, L., Tingvall, C., & Villaveces, A. (2004). *Preventing Road Traffic Injury: A Public Health Perspective for Europe*. Copenhagen: World Health Organization.
- Razali, N. M. & Wah, Y. B. (2011). Power comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors and Anderson-Darling tests. *Journal of Statistical Modeling and Analytics*, 2(1), 21-23.
- Resnick, E. (2001). Defining Engagement. *Journal of International Affairs, Rogue States: Isolation vs. Engagement in the 21st Century*, 54(2), 551-566.
- Rutter, R., Roper, S. & Lettice, F. (2016). Social media interaction, the university brand and recruitment performance. *Journal of Business Research*, 69(8), 3096-3104.
- Sashi, C. M. (2012). Customer engagement, buyer-seller relationships, and social media. *Management Decision*, 50(2), 253-272.
- Schultes, P., Dorner, V. & Lehner, F. (2013). Leave a Comment! An In-Depth Analysis of User Comments on YouTube. In: R. Alt, & B. Franczyk (Eds.), *Proceedings of 11th International Conference on Wirtschaftsinformatik* (p. 659-673), 27 February-1 March 2013, Leipzig, Germany.
- Shah, A., Lamare, J. B., Anh, T. N. & Hauptmann, A. (2018). CADP: A Novel Dataset for CCTV Traffic Camera based Accident Analysis. *15th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS)*, Auckland, New Zealand, 1-9.
- Soong, T. T. (2004). *Fundamentals of Probability and Statistics for Engineers*. West Sussex, England: John Wiley & Sons, Ltd.
- Steinskog, D. J., Tjøstheim, D. B. & Kvamstø, N. G. (2007). Notes and Correspondence: A Cautionary Note on the Use of the Kolmogorov-Smirnov Test for Normality. *American Meteorological Society*, 135(3), 1151-1157.
- Swearingen, K., & Sinha, R. (2002). Interaction Design for Recommender Systems. *Designing Interactive Systems: Processes, Practices, Methods, and Techniques, DIS* (p. 1-11), 25-28 June 2002, London, England.

Szmuda, T., Syed, M. T., Singh, A., Ali, S., Özdemir, C. & Słoniewski, P. (2020). YouTube as a source of patient information for Coronavirus Disease (COVID-19): A content-quality and audience engagement analysis. *Reviews in Medical Virology*, 30(5), 1-8.

Şenlik, A. (2021). Sosyal Medya Organlarında Canlı Yayın Yapma Alışkanlığı: Twitter'de Ölümlü Trafik Kazaları İçerikli İletilerin İncelenmesi. *Journal of Communication Science Researches - IBAD*, 1(1), 1-14.

Thelwall, M., Sud, P. & Vis, F. (2011). Commenting on YouTube Videos: From Guatemalan Rock to El Big Bang. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 63(3), 616-629.

Vafaei-Zadeh, A., Ng, S. X., Hanifah, H., Teoh, A. P. & Nawaser, K. (2021). Safety Technology Adoption: Predicting Intention to Use Car Dashcams in an Emerging Country. *International Journal of Innovation and Technology Management*, 18(5), 1-33.

Veletsianos, G., Kimmons, R., Larsen, R., Dousay, T. A. & Lowenthal, P. R. (2018). Public comment sentiment on educational videos: Understanding the effects of presenter gender, video format, threading, and moderation on YouTube TED talk comments. *PLoS ONE*, 13(6), 1-21.

Veni, S., Anand, R. & Santosh, B. (2021). Road Accident Detection and Severity Determination from CCTV Surveillance. In: A. K. Tripaty, M. Sarkar, J. P. Sahoo, K. C. Li, & S. Cinara (Eds.), *Lecture Notes in Networks and Systems: Advances in Distributed Computing and Machine Learning 127* (pp. 247-256), Singapore: Springer. .

Wang, C., Terken, J., Hu, J. & Rauterberg, M. (2016). "Likes" and "Dislikes" on the Road: A Social Feedback System for Improving Driving Behavior. *Proceedings of the 8th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications* (p. 43-50), 24-26 October 2016, Ann Arbor, USA.

Watkins, B. A. (2016). Experimenting with dialogue on Twitter: An examination of the influence of the dialogic principles on engagement, interaction, and attitude. *Public Relations Review*, 43(1), 1-9.

Wikström, S. (1996). Value Creation by Company-Consumer Interaction. *Journal of Marketing Management*, 12, 359-374.

Zhang, Z., He, Q., Gao, J. & Ni, M. (2018). A deep learning approach for detecting traffic accidents from social media data. *Transportation Research Part C*, 86, 580-596.

İnternet Kaynakları

Chang, C. (2022, 05 12). "I made \$245,000 in a month": This 29-year-old got rejected from 15 medical schools—now he runs a \$1.5 million business." CNBC: <https://www.cnbc.com/2022/05/12/how-this-29-year-old-built-a-million-dollar-business-after-getting-rejecte> adresinden 04.06.2022 tarihinde erişilmiştir.

Elliott, V. (2022, 05 10). "How YouTube Can Rewrite the Past and Shape an Election: Philippine researcher Fatima Gaw says the platform has become a hub for pro-Marcos historical revisionism." Wired: <https://www.wired.com/story/youtube-philippines-election/> adresinden 04.06.2022 tarihinde erişilmiştir.

Ganapathy, V. (t.y.). "Google Workspace Marketplace: YT Tracker: YouTube Stats & Analytics." GoogleWorkspace:https://workspace.google.com/marketplace/app/yt_tracker_youtube_stats_analytics/952783286913 adresinden 21.07.2021 tarihinde erişilmiştir.

Google Support. (t.y.). "Google, Engagement. Glossary." Google: <https://support.google.com/analytics/answer/9355853?hl=en> adresinden 02.07.2022 tarihinde erişilmiştir.

Google. (t.y.). "AdMob, YouTube and Blogger YouTube Partner Programme overview and eligibility." Google AdMob: <https://support.google.com/adsense/answer/72851?hl=en-GB> adresinden 04.06.2022 tarihinde erişilmiştir.

Harmon, M. (2011). *Nonparametric Testing in Excel: The Excel Statistical Master*. <https://books.google.com.tr/books?id=LSLYjZIsWq4C&pg=PP1&dq=Nonparametric%20Testing%20in%20Excel%3A%20The%20Excel%20Statistical%20Master&hl=tr&pg=PP1#v=onepage&q&f=false> 09.07.2022 tarihinde erişilmiştir.

Larsson, A. O. (2018). "Thumbs up, thumbs down? Likes and dislikes as popularity drivers of political YouTube videos." First Monday: <https://firstmonday.org/ojs/index.php/fm/article/view/8318> adresinden 09.07.2022 tarihinde erişilmiştir.

Maiorca, D. (2022, 05 07). "Should You Hide Your Subscriber Count on YouTube? The Pros and Cons." MakeUseOf: <https://www.makeuseof.com/hiding-youtube-subscriber-count-pros-cons/> adresinden 04.06.2022 tarihinde erişilmiştir.

MOBESE. (t.y.). "Kurumsal: Hakkımızda." <https://www.mobese.com.tr/tr/kurumsal/hakkimizda/1> adresinden 04.06.2022 tarihinde erişilmiştir.

The YouTube Team. (2021, Kasım 10). "YouTube Official Blog: An update to dislikes on YouTube." YouTube: <https://blog.youtube/news-and-events/update-to-youtube/> adresinden 04.06.2022 tarihinde erişilmiştir.

World Health Organization - WHO (2022, Haziran 20). "Road traffic injuries." WHO: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/road-traffic-injuries> adresinden 09.10.2022 tarihinde erişilmiştir.

Extended Abstract

Purpose of Research

This study aims to examine how the engagement rate creates a trend through likes and comments on YouTube in different content groups. It was hypothesized that quantitative differences can help to understand the future aspects of content production processes and the orientation of the audiences.

Research Questions

There are two problems in the study. The first problem is whether videos for similar content generate different engagement rates by means. Secondly, what the possible differences in engagement rates by means are. In order to construct the quantitative method and to answer these questions, hypotheses were established as two separated groups. Concerning this perspective, generated hypothesis groups are as follows:

H₀1: The comment-like ratios weighted by views between the top 50 YouTube channels focused on traffic accident videos with the most subscribers and those with Turkish traffic accident oriented channels are significantly same.

H₁1: The comment-like ratios weighted by views between the top 50 YouTube channels focused on traffic accident videos with the most subscribers and those with Turkish traffic accident oriented channels are significantly different.

H₀2: The comment-like ratios between all the videos of the first 4 channels selected among the 50 channels with the highest number of subscribers focused on traffic accident videos and Turkish traffic accident-oriented channel videos are significantly same.

H₁2: The comment-like ratios between all the videos of the first 4 channels selected among the 50 channels with the highest number of subscribers focused on traffic accident videos and Turkish

traffic accident-oriented channel videos are significantly different.

Literature Review

As observed in Pantti's (2015) study, it is understood that cultural differences can manifest themselves through videos. At this point, it is thought that videos which are similar to each other in terms of context may help to show the relevant difference. If that is true, the rate of commenting will vary while leaving a like among different content groups. In this way, it is attempted to understand how much interaction different audiences can connect to similar content. In this sense, the literature review was expanded within the scope of studies on both interaction and traffic accidents. Videos related to the traffic accidents were chosen on the assumption that there is a content it is assumed to be a common concern globally and that cultures can react in a similar way. The study of Bazilinskyy et al. (2020) was found to be the closest research to this study.

Methodology

Comparisons were made with the engagement rates through likes and comments weighted (Meier, 1953, p. 62) by the number of views for the channels. For the videos, like and comment ratios were used without weighting. At this point, YT Tracker: YouTube Stats & Analytics (Ganapathy, n.d.) was selected as a data mining tool together with the Microsoft Excel to analyze the data. Before parametric and non-parametric test decisions, outliers were excluded using the box-plot method in order to get smoother data. Two channels from Turkish content and three channels from the top 50 were excluded from channel samples.

Channels and videos were analyzed separately in the study. For the first group of hypotheses, Turkish content channels with a number of 30 and most subscribed traffic accident-oriented 50 channels were compared to each other through calculated engagement rates. Shapiro-Wilk normality test was applied on 28 Turkish channels and 47 channels from the top 50 to understand sample distribution after excluding outliers. Due to normal distribution results, parametric Welch's T-Test was run to compare mean differences. For the second group of hypotheses, four channel videos (586 after outliers) with the most subscribers were selected from the top 50 to make a comparison with Turkish channel videos (579 after outliers). Then, Kolmogorov-Smirnov normality test was applied for normality to make a decision about the test method. Due to the results that showed weak normal distribution for top four channel's videos and non-normal distribution for Turkish videos, it was decided to use non-parametric Mann-Whitney U Test to analyze the possible mean differences. The study included content oriented limitations. Samples include the videos directly related with automobile based accidents or dangerous driving videos. The videos that were presented as news videos by editing before and after the accidents or videos that are commentary based were excluded from test sample groups. Language-oriented differences, dialects, any other cultural identities were also excluded from the scope of this study.

Limitations

Within the scope of the study, some limitations were available in the selection process of the videos. Turkish language based contents and comments made in Turkish language were not separated among the videos of the top 50 channels, and also non-Turkish language based contents and

comments made in non-Turkish language were not excluded from 30 channels consisting of Turkish content videos. Videos, which do not show comments and likes publicly, were excluded from the sample groups. Similarly, videos, which do not focus on automobiles directly or videos that were presented in news format and containing visual, written and auditory comments were excluded from all sample groups.

Results and Conclusion

Results indicated that p values were calculated as 0,041 for the channels and, 0,00001 for the channels' videos, while the significance level was 0,05. Due to p value outcomes, $H_{1,1}$ and $H_{1,2}$ were accepted while $H_{0,1}$ and $H_{0,2}$ were rejected. It is possible to say that there is a difference between means, in terms of both the weighted engagement rates within the channels and the engagement rates of the videos among themselves. Both parametric and non-parametric tests affirmed that Turkish content viewers had higher weighted engagement rates. It was concluded that Turkish content viewers were more likely to comment while liking traffic accident-related videos. The study confirmed similar outcomes observed in literature review (Pantti, 2015; Ji & An, 2020) in terms of quantitative differences between reactions of different cultures. Difference that was observed in the research also showed a valid result for reactions of the similar topics.