

Pazarlamada Duygu Analizi: Sözcük Dışı Unsurların Önemi

Murat Kantar¹

Özet

Duygu analizi, yalnızca sözcük temelli sınıflandırmalara indirgenen bir yaklaşım olmaktan çıkarak, insan iletişiminin çok boyutlu yapısını kavramaya yönelik bir araştırma alanına dönüşmüştür. Erken dönem çalışmalar daha çok sözcüklerin doğrudan anlamına odaklanırken, güncel araştırmalar iletişimin önemli bir kısmının sözel ögeler dışındaki metinsel işaretlerle aktarıldığını göstermektedir. Emojiler, emotikonlar, noktalama işaretleri, büyük harf kullanımı ya da kasıtlı yazım farklılıkları gibi bu sözcük dışı unsurlar, çevrimiçi içeriklerin duygusal tonunu biçimlendirmede kritik rol oynamaktadır. Bu işaretlerin göz ardı edilmesi, özellikle duygusal nüansların tüketici algılarını ve davranışlarını yönlendirdiği durumlarda, eksik ya da hatalı yorumlara yol açabilmektedir.

Pazarlama araştırmalarında bu durum daha da önemlidir. Çevrimiçi yorumlar, sosyal medya paylaşımları ve dijital etkileşimler, sözcüklerin ötesinde çok sayıda duygusal ipucu barındırmaktadır. Bu ipuçlarının yok sayılması, tüketici tutumlarının yanlış sınıflandırılmasına ve yöneticilerin karar alma süreçlerinde kullanılan duygu temelli içgörülerin doğruluğunun azalmasına neden olabilir. PARA gibi yeni modeller, bu tür sözsüz unsurları sistematik biçimde duygu analizine dâhil ederek, bu boşluğun giderek daha fazla fark edildiğini göstermektedir.

Bu bölüm, duygu analizi çerçevelerine hem sözel hem de sözsüz ögelerin bütünlük olarak dâhil edilmesi gerekliliğini vurgulamaktadır. Böylece pazarlama araştırmacıları ve uygulayıcıları, tüketici duygularına dair daha zengin ve güvenilir içgörüler elde edebilir; iletişim stratejilerini güçlendirebilir, müşteri deneyimini kişiselleştirebilir ve etkileşimi artırabilir. Gelecek araştırmaların, dilsel ve sözsüz ögeleri birlikte modelleyen hibrit yaklaşımlara odaklanması, duygu analizinin pazarlama bağlamındaki açıklayıcı ve öngörücü gücünü daha da yükseltecektir.

1 Dr. Öğr. Üyesi, Pamukkale Üniversitesi, mkantar@pau.edu.tr, ORCID ID: 0000-0002-2251-1181

1. Giriş

Duygu analizi, çevrimiçi platformlarda üretilen büyük hacimli metinlerden kamuoyu görüşlerini çözümlemek için kritik bir araçtır (Shakeel vd., 2020). Doğal dil işlemenin bir alt alanı olan bu analiz, metinlerdeki görüş, duygu ve tutumları tanımlamayı amaçlar (Gunasekaran, 2023). Çevrimiçi iletişimin yaygınlaşmasıyla artan veri yığınları, gelişmiş duygu analizi tekniklerini zorunlu kılmış ve kuruluşlar için ölçeklenebilir sistemlerin önemini artırmıştır (Bojić vd., 2025; Ghatore vd., 2024).

Kelime ve ifadeleri olumlu, olumsuz ya da nötr kategorilere ayıran duygu analizi, işletmelere müşteri algılarını kavrama, stratejik kararlar alma ve ürün geliştirme imkânı sağlar (Jim vd., 2024). Ayrıca öfke, neşe veya üzüntü gibi duyguları da tanımlayarak daha zengin içgörüler sunar (Belaroussi vd., 2025). Bu yönüyle pazarlama alanında, tüketici duygularının ürün geliştirme, reklam ve marka itibarı üzerindeki etkilerini anlamada kritik rol oynar (Singh vd., 2024). Sosyal medya ve çevrimiçi yorumlardan elde edilen veriler, pazarlamacılara tüketici tercihleri ve pazar eğilimleri hakkında değerli bilgiler sağlar (Kauffmann vd., 2019; Tan vd., 2023). Böylece duygu analizi, anahtar kelime tespitinin ötesine geçerek duygusal tonun pazarlama stratejilerine etkilerini ortaya koyar (Nandwani ve Verma, 2021).

Bununla birlikte, insan dilinin karmaşıklığı ve sözel olmayan ipuçları duygu analizinde önemli zorluklar doğurur (Gunasekaran, 2023). Argo, ironi, alaycılık ve kültürel çeşitlilik bu süreci daha da güçleştirir (Radaideh ve Dweiri, 2023). Dolayısıyla pazarlamada etkili bir duygu analizi, emoji, emoticonlar, noktalama işaretleri ve büyük harf kullanımı gibi sözel olmayan unsurları da dikkate alan bütüncül bir yaklaşımı gerektirir (Sharma ve Goyal, 2023; Mao vd., 2024). Bu bölüm, söz konusu unsurların duygu analizi çerçevelerine entegrasyonunu ve pazarlama stratejilerine etkilerini tartışmayı amaçlamaktadır.

2. Duygu Analizi

Duygu analizi, metinde ifade edilen görüşleri belirleyerek kategorilere ayırmayı amaçlayan bir analiz yöntemi olup, basit anahtar kelime tabanlı yaklaşımlardan, karmaşık dilsel nüansları ayırt edebilen gelişmiş makine öğrenmesi ve derin öğrenme modellerine hızla evrilmiştir (Miah vd., 2024). İlk aşamalarda kullanılan yöntemler, duyguları sınıflandırmak için sözlükler ve kural tabanlı sistemlere dayansa da, bu yaklaşımlar çoğunlukla bağlama bağlı anlamları ve ironik ifadeleri yakalamakta yetersiz kalmıştır. Geniş dil modellerinin ortaya çıkışı ise e-ticaret, finans ve sosyal medya yönetimi gibi çeşitli alanlarda duygu analizinin doğruluk ve uygulanabilirliğini artırarak

önemli bir paradigma değişimine işaret etmiştir (Mao vd., 2024; Zhang vd., 2024).

Bununla birlikte, geleneksel duygu analizi modelleri çoğunlukla yalnızca açık dilsel ipuçlarına odaklanmakta; metin içine gömülü olan ve genel duygusal anlam ile niyeti derinden şekillendiren örtük sözsüz göstergeleri göz ardı etmektedir (Gandhi ve Gandhi, 2025). Bu durum, özellikle tüketici algısının ince dilsel ve bağlamsal nüanslarla şekillendiği pazarlama alanında, doğası gereği çok modlu ve bağlama duyarlı olan insan iletişiminin bütüncül biçimde anlaşılmasını sınırlamaktadır (Das ve Singh, 2023). Dolayısıyla, sözsüz metinsel bileşenlerin mesajların duygusal değeri ve yoğunluğuna katkısını inceleyen daha kapsamlı araştırmalara ihtiyaç duyulmaktadır (Yang vd., 2024).

2.1. Pazarlamada Duygu Analizi Uygulamaları

Duygu analizi, pazarlamada kritik bir araç olarak tüketici algıları, marka itibarı ve pazar eğilimlerine ilişkin derin içgörüler sağlamaktadır. İşletmeler, bu yöntemle ürün ve kampanyalara yönelik tüketici tepkilerini gerçek zamanlı izleyerek değişen duygulara hızlı yanıt verebilmekte ve ham verileri stratejik kararlar için kullanılabilir bilgilere dönüştürebilmektedir. Duygu analizi, tüketici davranışlarının ve pazar eğilimlerinin öngörülmesinde kritik bir rol oynamaktadır.

Pazarlamacılar, marka algısını ölçmek, kampanya etkinliğini değerlendirmek ve tüketici eğilimlerini öngörmek için duygu analizinden yararlanmaktadır (Bansal ve Tharun, 2025; Niimi, 2024). Bu sayede pazarlama mesajları daha hassas hedeflenmekte, ürün teklifleri değişen beklentilere uyarlanabilmektedir (Herrera-Poyatos vd., 2025; Bhargava vd., 2025). Olumlu marka imajını korumak isteyen işletmeler, tüketici duygularını sürekli izleyerek olumsuz geri bildirimlere hızla müdahale etmektedir (Chaturvedi vd., 2017). Yapay zekâ ise büyük veri kümelerinden otomatik içgörüler çıkarılmasını mümkün kılmakta, sosyal medya ve incelemelerden elde edilen bilgiler marka yönetiminde kullanılmaktadır (Okeke vd., 2024). Sosyal medya yorumlarının analizi, müşteri şikâyetlerinin hızlı çözümünü ve olumlu değerlendirmelerin öne çıkarılmasını sağlayarak marka sadakatini güçlendirmektedir (Chakriswaran vd., 2019). Ayrıca rakip ürünlere yönelik duygu kalıpları pazardaki boşlukların tespit edilmesine ve rekabet avantajı elde edilmesine katkı sunmaktadır (Hagerer vd., 2021). Böylece kullanıcı içerikleri veri temelli iletişim stratejilerine ve ürün yaşam döngüsünün optimizasyonuna katkı sağlamaktadır (Shrestha ve Nasoz, 2019).

Sonuç olarak, yapılandırılmamış metinlerin incelenmesi için güvenilir duygu analizi modelleri geliştirmek işletmeler için oldukça önemlidir. Bu modeller yalnızca olumlu/olumsuz sınıflandırmalarla sınırlı kalmayıp duygu yoğunluğunu, hangi unsurların duyguyu tetiklediğini ve örtük duygusal durumları da ortaya koyabilmektedir (Sinnasamy ve Sjaif, 2021).

2.2. Duygu Analizi Tekniklerine Genel Bakış

Çevrimiçi tüketici söyleminin karmaşıklığı göz önüne alındığında, duygu analizi tekniklerinin kapsamlı biçimde anlaşılması, metinsel verilerden içgörü elde etmek için kritik öneme sahiptir (Alzate vd., 2022; Sun vd., 2022). Bu teknikler, sözlük tabanlı yöntemlerden makine öğrenimi ve derin öğrenme modellerine kadar uzanmakta ve sosyal medya ile e-ticaret platformlarının ürettiği büyük veri kümelerinin işlenmesinde farklı avantajlar sunmaktadır (Gunasekaran, 2023).

Sözlük tabanlı yöntemler basitlikleriyle öne çıkarken, nüanslı duyguları yakalamada yetersiz kalabilmektedir (Pinto-Luque, 2023). Buna karşılık, makine öğrenmesi algoritmaları, açıklamalı veri kümelerinden öğrenerek daha yüksek doğruluk ve uyarlanabilirlik sağlar; ancak başarıları çoğunlukla veri kalitesi ve alan özgüllüğüne bağlıdır (Yaakub vd., 2019; Ali vd., 2024).

Derin öğrenme modelleri, özellikle RNN ve Transformer mimarileri, metnin hiyerarşik temsillerini öğrenerek bağlamsal nüansları daha etkin işler. Böylece karmaşık dilsel yapılar ve örtük duygular daha doğru yorumlanabilmekte, büyük ölçekli sosyal medya verilerinde kapsamlı sınıflandırma yapılabilir (Humphreys & Wang, 2017; Afzal vd., 2023; Ngoc vd., 2021).

Duygu analizinde sözcüksel olmayan öğelerin de dikkate alınması gerekmektedir (Raees & Fazilat, 2024). Son araştırmalar, hibrit derin öğrenme modellerinin doğruluk ve etkinlik açısından üstün performans sunduğunu göstermektedir (Jahin vd., 2024). Özellikle Transformer modellerinin LSTM ve CNN ile entegrasyonu, bağlamın daha derinlemesine kavranmasını sağlayarak umut verici sonuçlar ortaya koymaktadır (Semary vd., 2023; Dang vd., 2021).

2.3. Duygu Analizindeki Zorluklar

Duygu analizi, özellikle karmaşık morfolojiye veya kod-karışık içeriklere sahip dillerde; dilbilgisel tutarsızlıklar, yazımsal farklılıklar ve öznellik nedeniyle önemli güçlüklerle karşılaşmaktadır (Mutawa ve Sruthi, 2025; Krasitskii vd., 2025). Etiketlenmiş veri eksikliği, özellikle belirli alanlarda gelişmiş tekniklerin uygulanmasını zorlaştırmakta; argo, alaycılık ve ironiyle

şekillenen çevrimiçi söylemin dinamik yapısı ise algoritmalar için sürekli uyarlama gerektirmektedir (Ain vd., 2017; Mohammad, 2020). Bu nedenle, sözcük ve cümle düzeyinin ötesine geçerek olaylara ve varlıklara yönelik tutumları da işleyebilen gelişmiş modeller önem kazanmaktadır (Baker ve Utku, 2023).

Derin öğrenme tabanlı modellerin yorumlanabilirliği ise ayrı bir sorun olup, şeffaf karar verme süreçlerine ihtiyaç duyulan alanlarda sınırlılıklar yaratmaktadır (Jahin vd., 2024; Zekaoui vd., 2023). Ayrıca, çok dilli analizde kod değiştirme ve düşük kaynaklı dillerin varlığı, küresel dijital ortamda doğruluk ve uygulanabilirliği artıracak yenilikçi metodolojileri gerekli kılmaktadır (Agüero-Torales vd., 2021; Heydari vd., 2021).

Sosyal medyadaki gayriresmî dil, yazım hataları ve argo ifadeler, otomatik duygu analizini daha da zorlaştırmaktadır (Barreto vd., 2022). Özellikle ironi ve örtük ifadelerin tespiti, yalnızca kelime düzeyinde değil, anlamın derinlemesine kavranmasını da zorunlu kılmakta ve daha hassas sınıflandırma için kritik bir ihtiyaç oluşturmaktadır (Bautin vd., 2021; Dhumpati vd., 2025; Yi vd., 2025).

Sonuç olarak, duygu analizi işletmelere büyük fırsatlar sunsa da dilsel bir takım unsurlar neticesinde önemli sınırlılıkları vardır. Bu sınırlılıkların üstesinden gelmenin temel yolu güncel duygu analizi tekniklerini ve teknolojilerini takip etmektir. Bu anlamda, günümüzün yeni ve görece basit yaklaşımlarından birisi de metin içerisindeki sözsüz iletişim unsurlarını da dikkate almaktır.

2.4. İletişimde Sözsüz İpuçlarının Rolü

İnsanlar iletişim kurarken, iletilen mesajın anlamının önemli bir bölümü ses tonu, yüz ifadeleri ve beden dili gibi sözsüz kanallar aracılığıyla aktarılmaktadır. Örneğin, iki kişi tartışırken ya da fikir alışverişinde bulunurken, çoğunlukla sözel ifadelerden çok daha etkili biçimde duygu ve tutumları yansıtan ince fizyolojik ve davranışsal ipuçları sergilerler; sesler yükselebilir, kaşlar çatılabilir ya da el hareketleri sıklıkla kullanılabilir. Bu durum yalnızca yüz yüze etkileşimlere özgü değildir; yazılı iletişimde de benzer biçimde, metinsel sözsüz ipuçları mesajın açık anlamını zenginleştirebilmekte veya değiştirebilmektedir (Greco ve Polli, 2019).

Bireyler, vurguyu ifade etmek için büyük harf kullanımı, yoğunluğu artırmak için tekrarlanan noktalama işaretleri, duygusal aktarım için emojiler ya da kelimelerin kasıtlı olarak yanlış yazımı gibi çeşitli metinsel sözsüz göstergelerden yararlanmaktadır. Emojiler, farklı noktalama biçimleri ve stratejik büyük harf kullanımı, düz metinde kaybolabilecek duygusal

durumları, vurguyu veya ironik alt tonları yansıtan paralinguistik işaretler olarak işlev görmektedir (Packard vd., 2023). Örneğin, “Bayıldım” ifadesi yerine “BAYILDIM ♥” ifadesi, kullanıldığında büyük harf ve emoji nedeniyle farklı yoğunlukta algılanmakta; bu da sözsüz metinsel unsurların sözcüklerin anlamını nasıl dönüştürdüğünü açıkça ortaya koymaktadır. Yine, günlük olarak sıklıkla yazdığımız ve aldığımız WhatsApp mesajlarında, kullanılan sözsüz ipuçlarının miktarı, sözcük sayısı ile kıyaslandığında dikkat çekicidir. Bireyler, çoğu zaman farkında olmadan, bu unsurları dijital etkileşimlerine duygusal derinlik ve anlam katmak için kullanmaktadır. Kimi zaman yalnızca bir emoji, başlı başına bir duygu ya da düşüncüyü ifade edebilmektedir. Benzer şekilde, büyük harflerle yazım bağırma veya aşırı vurguyu ifade etmektedir. Örneğin, “HAYIR!” ifadesi, “hayır”a kıyasla çok daha güçlü bir anlam taşır.

Elektronik ağızdan ağıza iletişim (e-WOM) mesajları, sözsüz ipuçları açısından oldukça zengindir. Emojiler, noktalama işaretleri ve büyük harf kullanımı gibi göstergeler, tüketici yorumlarında ve çevrimiçi etkileşimlerde duygu algısını önemli ölçüde etkilemektedir (Orazi vd., 2023; Pirzadeh ve Pfaff, 2014). Bu nedenle, bu sözsüz metinsel unsurlar, özellikle tüketici algılarının genellikle paralinguistik sinyaller tarafından incelleme şekillendiği pazarlama bağlamlarında, doğru duygu analizi için kritik bir rol oynamaktadır (Huang vd., 2021; Krishnamoorthy, 2015).

2.5. Duygu Analizinde Sözcük Dışı Unsurların Önemi

Geleneksel duygu analizi, genellikle sözcüksel içeriğe odaklanmakta ve çevrimiçi söylemdeki sözsüz metinsel unsurların ilettiği duygusal bilgiyi göz ardı etmektedir. Oysa emojiler, büyük harf kullanımı ve noktalama işaretleri gibi sözsüz ipuçları, tüketici geri bildirimlerinin gerçek duygusal değerini ve yoğunluğunu belirlemede kritik öneme sahiptir (Pollmann & Roos, 2025; Li vd., 2020; Zhang vd., 2023). Bu unsurların duygu analizi modellerine dahil edilmesi, sadece sözcüksel yorumlamayı aşarak, tüketici duygularının ve niyetlerinin daha doğru biçimde ayırt edilmesini sağlar ve marka algısı ile müşteri etkileşimi hakkında daha zengin içgörüler sunar (Ludwig vd., 2012). “Çok kötü değil :(” ifadesi, aynı sözcüksel içeriğe sahip olmasına rağmen emoji kullanımı sayesinde “Çok kötü değil :)” ifadesinden farklı bir duygusal mesaj iletmektedir (Neel vd., 2023). Benzer şekilde, “Bu ürün harika!!!” ifadesindeki ünlem işaretlerinin tekrarı, güçlü bir olumlu duyguyu aktarmakta ve paralinguistik özelliklerin duygu yorumlamadaki rolünü vurgulamaktadır (Li vd., 2020). İncelemelerin uzunluğu ve sunulan argümanlar gibi sözsüz unsurların, çevrimiçi değerlendirmeler ve tüketici

satın alma kararları üzerinde etkili olduğu da gösterilmiştir (Ghasemaghaci vd., 2018; Lutz vd., 2019).

Bu bulgular, sözsüz ipuçlarının duygu analizi metodolojilerine entegre edilmesinin, çevrimiçi söylemin nüanslı duygusal yapısını yakalamada ve tüketici geri bildirimlerini daha güvenilir ve eyleme geçirilebilir biçimde yorumlamada önemli olduğunu göstermektedir (Truong, 2025). Sözsüz metinsel ipuçlarını dikkate alan gelişmiş duygu analizi yaklaşımları, müşteri ihtiyaçlarının ve algılarının inceliklerle anlaşılmasını sağlayarak rekabetçi pazarlarda etkili marka yönetimi ve müşteri odaklı ürün geliştirme için kritik öneme sahiptir (Piriyakul vd., 2024).

Markalar da pazarlama iletişimlerinde sözsüz öğeleri stratejik olarak kullanmaktadır. Örneğin, Pepsi 2016 yılında “Say It With Pepsi” sloganıyla yürüttüğü reklam kampanyası kapsamında şişelerinin üzerine yaz mevsimi ve deniz tatili ile ilişkili emojiiler koymuş ve bu sayede sosyal medyada yüksek bir etkileşim yaratmıştır (Resim 1). Benzer şekilde, Domino’s ve Arçelik gibi firmalar da sosyal medya paylaşımlarında (Resim 2 ve 3) emojiiler ve görsel paralinguistik ipuçlarından yararlanarak, farklı müşteri grupları arasında topluluk ve bağ duygusu yaratmakta ve marka mesajlarına duygusal derinlik ile kişilik katmaktadır.

Luangrath vd. (2017), firmaların sözsüz öğeleri kullanmalarının arkasında markaya, platforma ve hedef kitleye bağlı bir takım nedenlerin olabildiğini belirtmektedir. Örneğin, markayı ya da markayı temsil eden sanal bir karaktere insani özellik katmak için, marka iletişim stratejileri gereği, iletişimin gerçekleştiği platformun sahip olduğu kendine has özelliklerden dolayı (örneğin X’te, Instagram’da veya LinkedIn’de kullanılan farklı üsluplar gibi) ya da hedef kitlenin demografik özellikleri veya tüketici-marka ilişkisinin düzeyi sebebiyle firmalar iletişim faaliyetlerinde sözsüz iletişim unsurlarına yer verebilmektedir (Luangrath vd., 2017).



Resim 1: Pepsi'nin Say It With Pepsi kampanyası

(Kaynak: <http://bit.ly/4gbekSb>)



Resim 1: Domino's Türkiye'nin X (Twitter) paylaşımındaki sözcük dışı öğeler

(Kaynak: <http://bit.ly/45McovM>)



Resim 2: Arçelik'in Instagram paylaşımındaki sözcük dışı öğeler

(Kaynak: <http://bit.ly/3HIbR4V>)

2.6. Metindeki Sözsüz Öğelerin Türleri

Dijital metinlerdeki sözsüz unsurlar, mesajların algılanan duygusunu şekillendirmede kritik bir rol oynar. Noktalama işaretleri, büyük harf kullanımı, emoji ve duygu ifadeleri gibi unsurlar, geleneksel sözsüz ipuçlarının metinsel vekilleri olarak işlev görür ve hem bireysel hem de kolektif düzeyde dijital iletişimde duygusal ve pragmatik bilgi taşır. Bu bölümde, söz konusu unsurların duygu ifade süreçlerine katkıları ve pazarlama bağlamındaki etkileri ayrıntılı olarak incelenecektir.

2.6.1. Emoji ve Grafiksel İfadeler

Emoji ve diğer grafiksel temsiller, yüz ifadeleri, jestler ve ses tonunun görsel vekilleri olarak dijital iletişimin ayrılmaz bileşenleri hâline gelmiş ve metinsel içeriğin duygusal yoğunluğunu artırmıştır (Yang vd., 2024). Örneğin, 😊 ifadesi yoğun bir hayranlık veya sevinç duygusunu aktarırken, 😏 öfke veya hayal kırıklığını net bir biçimde iletir. Bu tür görsel odaklı duygusal ipuçları, özellikle pazarlama bağlamında kısa ve görsel odaklı tüketici tepkilerinin doğru yorumlanması açısından kritik öneme sahiptir.

Tüketici tarafından oluşturulan içeriklerde emoji kullanımını, müşteri memnuniyeti, marka algısı ve ürün veya hizmetlerin duygusal etkisi hakkında anlık ve ayrıntılı bilgiler sağlayabilir (Lin vd., 2020). Emoji, tarafsız veya belirsiz metinleri anlam açısından zenginleştirir ve bir mesajın algılanan duygusal değerini doğrudan etkileyen paralinguistik belirteçler olarak işlev görür (Maquate & Knoeferle, 2021; Liu vd., 2023). Ayrıca belirli demografik gruplar tarafından belirli emoji kullanımını, paylaşılan kültürel referansları veya alt grup bağlılıklarını işaret ederek hedefli pazarlama stratejileri için değerli veriler sunar. Emoji, yalnızca duygusal sinyal vermekle kalmaz; mesajın önemini ve akılda kalıcılığını artırarak modern dijital pazarlama kampanyalarında kritik bir rol üstlenir (Shagrov & Shamoi, 2024; Dirwan, 2023).

2.6.2. Noktalama İşaretleri ve Büyük Harf Kullanımı

Dijital metinlerde noktalama işaretleri ve büyük harf kullanımı, geleneksel dilbilgisi işlevlerinin ötesine geçerek duygusal yoğunluğu, vurguyu ve duygu yorumunu etkileyen dil dışı ipuçları sağlar. Örneğin, aşırı ünlem kullanımı (“Harika ürün!!!”) olumlu duyguyu pekiştirirken, büyük harflerle yazılmış ifadeler (“BERBAT HİZMET”) güçlü bir olumsuz duyguyu veya öfkeyi iletir. Tekrarlayan soru işaretleri ise şüphe veya kafa karışıklığını gösterebilir ve duygu analizi modellerinin bu ipuçlarını doğru biçimde işlemesi gerekir (Davidov vd., 2010; Bojić vd., 2025).

Firmalar, pazarlama mesajlarında noktalama ve büyük harf kullanımını stratejik olarak kullanarak tüketici algısını yönlendirebilir. Örneğin, “YENİ!” ifadesi veya birden fazla ünlem işareti, yenilik veya aciliyet duygusu yaratmak için kullanılabilir ve bu durum tüketici etkileşimini artırabilir (Meng vd., 2025; Rietveld vd., 2019; Hochreiter & Waldhauser, 2014).

2.6.3. Argo ve Gayriresmî Dil

Dijital iletişimde kullanıcılar genellikle resmi dil kurallarına bağlı kalmaz; argo, günlük konuşma dili ve gayriresmî ifadeler kullanarak özgün ve spontan mesajlar iletirler. Kısaltmalar ve fonetik yazımlar (“LOL”, “smh”, “FOMO”, “YOLO”) nüanslı anlamları ve duygusal durumları aktarır ve geleneksel duygu analizi algoritmaları için zorluk oluşturur (Abu-Salih vd., 2022; Tash vd., 2024). Bu durum, tüketici tarafından oluşturulan içeriklerden doğru duyguyu çıkarmak için dinamik sözlükler ve kültürel nüansları çözümleyebilen gelişmiş doğal dil işleme modellerinin geliştirilmesini gerektirir (Ochieng vd., 2025; Bansal & Srivastava, 2019). Argo ve gayriresmî dilin bağlama ve kültüre bağlı olarak hızla değişen doğası, pazarlama bağlamında marka algısını ve kampanya etkinliğini ölçme açısından kritik öneme sahiptir.

2.6.4. Tipografik Hatalar ve Kasıtlı Yazım Sapmaları

Tipografik hatalar ve kasıtlı yazım yanlışları, çoğu zaman hata olarak algılansa da, duygu analizinde önemli sözel olmayan ipuçları sunabilir. Harf tekrarları (“çooook iyiiii”) veya kasıtlı yazım sapmaları, coşku, hayal kırıklığı veya mizah gibi duygusal tonları aktarır (Jim vd., 2024). Gelişmiş makine öğrenimi teknikleri, bu bağlamsal ipuçlarını tanıyabilir ve altta yatan duyguyu doğru şekilde çıkarabilir (Barnes vd., 2019; Radaideh & Dweiri, 2023; Shobayo vd., 2024). Bu yetenekler, pazarlama bağlamında tüketici duygu ve davranışlarının kapsamlı şekilde anlaşılması ve ham metin verilerinin stratejik içgörülere dönüştürülmesi açısından hayati öneme sahiptir (Ghatora vd., 2024).

3. PARA ile Sözel Olmayan Öğelerin Analizi

Geleneksel duygu analizinin, öncelikli olarak açık dilsel ifadelere odaklanan sınırlamalarının üstesinden gelmek için, sözel olmayan metinsel ipuçlarıyla iletilen örtük anlamları sistematik olarak çözümlemek için sağlam bir analitik çerçeve gereklidir. Araştırmacılara bu çabada yardımcı olmak üzere özel olarak tasarlanmış, dijital iletişimlerdeki ince nüansları ayrıştırma ve yorumlama işlevleri sunan Python paketleri mevcuttur. Örneğin, bir Python kütüphanesi olan Emoji, emoji kullanımının duygusal değerini ve kültürel etkilerini analiz etmek için kullanılabilir ve tüketici duygusu

hakkında daha kapsamlı bir anlayış sağlar (Kheiri ve Karimi, 2023) . Ancak, Python kütüphaneleri çeşitli sözel olmayan unsurları analiz etme açısından sınırlıdır. Ayrıca, bu unsurlar farklı bağlamlarda ve kültürlerde farklı şeyler ifade ettiğinden, Emoji'de verilen duygusal değerler evrensel değildir.

PARA (www.textualparalanguage.com), çeşitli sözel olmayan metinsel öğeleri analiz etmek üzere tasarlanmış bir yazılım aracıdır ve salt sözcüksel içeriğin ötesine geçerek, dijital iletişime sıklıkla eşlik eden zengin ifade ipuçlarını kapsayarak duygu analizine daha ayrıntılı bir yaklaşım sunar (Luangrath vd., 2023) . Temel olarak, metindeki emoji, büyük harf kullanımı, tekrarlama ve noktalama işaretleri gibi paralinguistik özellikleri nicelleştirir. Bu öğeler için duygusal değerler vermez, bunun yerine miktar bilgileriyle araştırmacılara bu nicelleştirilmiş özellikleri duygu analizi modellerine entegre etmeleri için bir çerçeve sunarak bağlama bağlı yorumlama olanağı sağlar.

PARA 20'den fazla çıktı vermektedir. Bu çıktılar üç ana duygusal seviye altında toplanmaktadır: işitsel, dokunsal ve görsel. Duygusal çıktılara ek olarak emoji indeksi, emoji sayısı, ifade indeksi ve TPL indeksi olmak üzere dört tane de toplam değişkeni çıktısı vermektedir (Luangrath vd., 2017, 2023).

Tablo 1. PARA Duygusal Seviye Örnekleri

Metin	Duygusal Seviye
Muhteşemmmmm!!!!	İşitsel
Hahahahah	İşitsel
Teşekkürler 🙏	Dokunsal
Mutlu yıllar 🎉	Dokunsal
Muhakkak denemelisin 👍	Görsel
Çok güzel olmuş 	Görsel
Detaylı bilgi için bkz. Luangrath vd. (2017, 2023)	

PARA'nın verdiği tüm çıktı türlerini gerek tekil olarak gerekse duygusal seviyeler olarak analizlere dahil etmek mümkündür. Çıktıların hangilerinin dahil edileceği araştırmanın konusuyla ilgilidir. Bu anlamda, Luangrath vd. (2023) örnek araştırma konuları ve soruları önerilerinde bulunmaktadır.

Metindeki sözsüz iletişim unsurları olumlu ya da olumsuz ifadeleri pekiştirici bir role sahiptir (Luangrath vd., 2017, 2023). Duygu analizinde olumlu yorumların yüksek, olumsuz yorumlarında düşük değerlik skoruna sahip olması sebebiyle, sözsüz iletişim unsurlarının olumlu yorumların değerliğini artırması, olumsuzlarda ise değerliği azaltmasına neden olması beklenir. Bu sebeple, yapılabilecek en sadece basit işlem; olumlu yorumlar için ilgili PARA çıktısı ile yorum değerliğini çarpmak, olumsuz yorumlar için ise değerliği PARA çıktısına bölmek olacaktır.

Tablo 1. Operasyonelleştirme örnekleri

Yorum	Değerlik (Valence)	TPL İndeks	Değerlik*TPL
.....OH MY GOD...This looks terrible!!!	0.83 (olumsuz)	6	0.138
Awesome!!! 🙌👍	8.57 (olumlu)	4	34.28
THIS IS GONNA BE THE BEST OF THE NEW STAR WARS MOVIES!!!	8.45 (olumlu)	3	25.35

Not: Yorumlar 2018'de gösterime giren "Solo: A Star Wars Story" filminin Youtube'da yayınlanan fragmanına yapılan yorumlar arasından seçilmiştir. Değerlik hesaplamaları LexicalSuite ile yapılmıştır.

Tablo 1'de sunulan örnekte gösterildiği üzere sözsüz unsurlar dikkate alınarak değerlik skorları yeniden hesaplandığında, skorlar uçlara kaymaktadır. Bu durumda, doğal logaritmalarını almak normal dağılımı sağlamak adına bir çözüm olabilir.

Bir başka örnek yaklaşım da yorumları pozitif, negatif ve nötr olarak sınıflandırdıktan sonra belirli sözcük dışı unsurların pozitif, negatif ve nötr yorumlarda kullanım dağılımlarına bakmak ya da pozitif, negatif ve nötr yorumlar özelinde sözcük dışı unsurların etkisinin nasıl değiştiğini incelemek olabilir. Örneğin, benzer bir yaklaşımla araştırmalarına sözcük dışı unsurları dahil eden Kantar ve Konuş (2024, 2025), sözcük dışı unsurlar içerip içermemesine ve sözcük dışı unsurun türüne göre olumlu, olumsuz ve nötr yorumların filmlerin gişe hasılatlarını etkileme gücünün değiştiğini ortaya koymuşlardır.

4. Sonuç

Sonuç olarak, duygu analizi günümüzde yalnızca sözcüklerin yüzeysel anlamlarını sınıflandırmaya indirgenemeyecek kadar kapsamlı bir araştırma alanı hâline gelmiştir. Dijital ortamlarda hızla artan kullanıcı içerikleri, duyguların ifade edilme biçimlerinde sözel olmayan ipuçlarının (emojiler, noktalama işaretleri, büyük harf kullanımı, kasıtlı yazım sapmaları vb.) belirleyici rol oynadığını göstermektedir. Bu unsurların göz ardı edilmesi, tüketici yorumlarının ve çevrimiçi söylemlerin duygusal değerini eksik ya da hatalı yorumlama riskini artırmaktadır. Dolayısıyla pazarlama bağlamında etkili ve güvenilir içgörüler elde etmek için duygu analizi modellerinin, sözsüz metinsel öğeleri de kapsayan çok boyutlu bir yaklaşıma yönelmesi kritik bir gerekliliktir.

Bununla birlikte, mevcut literatür ve geliştirilen yazılımlar (örneğin PARA) bu yönde önemli adımlar atıldığını ortaya koymaktadır. Sözsüz

ipuçlarının sistematik biçimde ölçülmesi ve analize dâhil edilmesi, yalnızca tüketici duygularının daha doğru anlaşılmasını sağlamakla kalmamakta; aynı zamanda markaların stratejik kararlarını şekillendirmede, kampanyalarının etkinliğini artırmada ve müşteri deneyimini kişiselleştirmede güçlü bir araç sunmaktadır. Gelecek araştırmaların, dilsel ve sözsüz unsurların birlikte modellenmesine odaklanması, hem teorik katkıyı hem de işletmelerin pratik faydasını artıracak ve duygu analizini pazarlama araştırmalarında daha da merkezi bir konuma taşıyacaktır.

Kaynakça

- Abu-Salih, B., Alhabashneh, M., Zhu, D., Awajan, A., Alshamaileh, Y., Al-Shboul, B., & Alshraideh, M. (2022). Emotion detection of social data: APIs comparative study. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2207.10654>
- Afzal, S., Khan, H. A., Khan, I., Piran, Md. J., & Lee, J. W. (2023). A Comprehensive Survey on Affective Computing; Challenges, Trends, Applications, and Future Directions. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.07665>
- Agüero-Torales, M. M., Salas, J. I. A., & López-Herrera, A. G. (2021). Deep learning and multilingual sentiment analysis on social media data: An overview. *Applied Soft Computing*, 107, 107373. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107373>
- Ali, H. K., Hashmi, E., Yayilgan, S. Y., & Shaikh, S. (2024). Analyzing Amazon Products Sentiment: A Comparative Study of Machine and Deep Learning, and Transformer-Based Techniques. *Electronics*, 13(7), 1305. <https://doi.org/10.3390/electronics13071305>
- Alzate, M., Arce-Urriza, M., & Cebollada, J. (2022). Mining the text of online consumer reviews to analyze brand image and brand positioning. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 67, 102989. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.102989>
- Baker, M. R., & Utku, A. (2023). Unraveling user perceptions and biases: A comparative study of ML and DL models for exploring twitter sentiments towards ChatGPT. *Journal of Engineering Research*, 13(2), 1658. <https://doi.org/10.1016/j.jer.2023.11.023>
- Bansal, A., & Tharun, A. (2025). Emotional Analysis of Fashion Trends Using Social Media and AI: Sentiment Analysis on Twitter for Fashion Trend Forecasting. *arXiv (Cornell University)* <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2505.00050>
- Bansal, B., & Srivastava, S. (2019). Context-sensitive and attribute-based sentiment classification of online consumer-generated content. *Kybernetes*, 50(2), 243. <https://doi.org/10.1108/k-07-2018-0408>
- Barnes, J., Øvrelid, L., & Velldal, E. (2019). *Sentiment Analysis Is Not Solved! Assessing and Probing Sentiment Classification*. In Proceedings of the 2019 ACL Workshop BlackboxNLP: Analyzing and Interpreting Neural Networks for NLP, pages 12–23, Florence, Italy. Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/w19-4802>
- Barreto, S., Moura, R., Carvalho, J., Paes, A., & Plastino, A. (2022). Sentiment analysis in tweets: an assessment study from classical to modern word representation models. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 37(1), 318. <https://doi.org/10.1007/s10618-022-00853-0>

- Bautin, M., Vijayarenu, L., & Skiena, S. (2021). International Sentiment Analysis for News and Blogs. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 2(1), 19. <https://doi.org/10.1609/icwsm.v2i1.18606>
- Belaroussi, R., Noufe, S. C., Dupin, F., & Vandanjon, P. (2025). Polarity of Yelp Reviews: A BERT-LSTM Comparative Study. *Big Data and Cognitive Computing*, 9(5), 140. <https://doi.org/10.3390/bdcc9050140>
- Bhargava, N., Kwon, O. H., Radaideh, M. I., Verma, A., & Radaideh, M. I. (2025). *On the Impact of Language Nuances on Sentiment Analysis with Large Language Models: Paraphrasing, Sarcasm, and Emojis*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5216333>
- Bojić, L., Zagovora, O., Zelenkauskaitė, A., Vuković, V., Čabarkapa, M., Jerković, S. V., & Jovančević, A. (2025). Comparing large Language models and human annotators in latent content analysis of sentiment, political leaning, emotional intensity and sarcasm. *Scientific Reports*, 15(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-025-96508-3>
- Chakriswaran, P., Vincent, P. M. D. R., Srinivasan, K., Sharma, V., Chang, C., & Reina, D. G. (2019). Emotion AI-Driven Sentiment Analysis: A Survey, Future Research Directions, and Open Issues. *Applied Sciences*, 9(24), 5462. <https://doi.org/10.3390/app9245462>
- Chaturvedi, I., Poria, S., & Cambria, E. (2017). Basic tasks of sentiment analysis. *arXiv (Cornell University)*. <http://arxiv.org/abs/1710.06536>
- Dang, C. N., García, M. N. M., & Prieta, F. D. la. (2021). Hybrid Deep Learning Models for Sentiment Analysis. *Complexity*, 2021(1), 9986920. <https://doi.org/10.1155/2021/9986920>
- Das, R., & Singh, T. D. (2023). Multimodal Sentiment Analysis: A Survey of Methods, Trends, and Challenges. *ACM Computing Surveys*, 55(13s), 1-38. <https://doi.org/10.1145/3586075>
- Davidov, D., Tsur, O., & Rappoport, A. (2010). Enhanced Sentiment Learning Using Twitter Hashtags and Smileys. *International Conference on Computational Linguistics*, 241. <https://www.aclweb.org/anthology/C10-2028.pdf>
- Dhumpati, R., Sasi, A., Basha, S. J., Vadhri, S., Saroja, P., Alluri, S., & Vatambeti, R. (2025). Enhancing sarcasm detection in sentiment analysis for cyberspace safety using advanced deep learning techniques. *Scientific Reports*, 15(1), 22681. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-08131-x>
- Dirwan, D. (2023). Understanding the Psychology Behind Consumer Behavior. *Advances in Business & Industrial Marketing Research*, 1(3), 130-145. <https://doi.org/10.60079/abim.v1i3.201>

- Gandhi, V., & Gandhi, S. (2025). Prompt Sentiment: The Catalyst for LLM Change. *arXiv (Cornell University)* <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2503.13510>
- Ghasemaghaci, M., Eslami, S. P., Deal, K., & Hassanein, K. (2018). Reviews' length and sentiment as correlates of online reviews' ratings. *Internet Research*, 28(3), 544. <https://doi.org/10.1108/intr-12-2016-0394>
- Ghatora, P. S., Hosseini, S. E., Pervez, S., Iqbal, M., & Shaukat, N. (2024). Sentiment Analysis of Product Reviews Using Machine Learning and Pre-Trained LLM. *Big Data and Cognitive Computing*, 8(12), 199. <https://doi.org/10.3390/bdcc8120199>
- Greco, F., & Polli, A. (2019). Emotional Text Mining: Customer profiling in brand management. *International Journal of Information Management*, 51, 101934. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.04.007>
- Gunasekaran, K. P. (2023). Exploring Sentiment Analysis Techniques in Natural Language Processing: A Comprehensive Review. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.14842>
- Hagerer, G., Leung, W., Liu, Q., Danner, H., & Groh, G. (2021). A Case Study and Qualitative Analysis of Simple Cross-lingual Opinion Mining. In *Proceedings of the 13th International Joint Conference on Knowledge Discovery, Knowledge Engineering and Knowledge Management*, 17-26. <https://doi.org/10.5220/0010649500003064>
- Herrera-Poyatos, D., Peláez-González, C., Zuheros, C., Herrera-Poyatos, A., Tejedor, V., Herrera, F., & Montes, R. (2025). An overview of model uncertainty and variability in LLM-based sentiment analysis. Challenges, mitigation strategies and the role of explainability. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2504.04462>
- Heydari, M., Khazeni, M., & Soltanshahi, M. A. (2021). Deep Learning-based Sentiment Analysis in Persian Language. *7th International Conference on Web Research (ICWR)*, 19-20 Mayıs, Tahrán, İran <https://doi.org/10.1109/icwr51868.2021.9443152>
- Hochreiter, R., & Waldhauser, C. (2014). The Role of Emotions in Propagating Brands in Social Networks. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.1409.4617>
- Huang, Y., Gürsoy, D., Zhang, M., Nunkoo, R., & Shi, S. (2021). Interactivity in online chat: Conversational cues and visual cues in the service recovery process. *International Journal of Information Management*, 60, 102360. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102360>
- Humphreys, A., & Wang, R. J.-H. (2017). Automated Text Analysis for Consumer Research. *Journal of Consumer Research*, 44(6), 1274. <https://doi.org/10.1093/jcr/ucx104>

- Hussein, D. M. E.-D. M. (2016). A survey on sentiment analysis challenges. *Journal of King Saud University - Engineering Sciences*, 30(4), 330-338. <https://doi.org/10.1016/j.jksues.2016.04.002>
- Jahin, M. A., Shovon, M. S. H., & Mridha, M. F. (2024). TRABSA: Interpretable Sentiment Analysis of Tweets using Attention-based BiLSTM and Twitter-RoBERTa. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2404.00297>
- Jim, J. R., Talukder, M. A. R., Malakar, P., Kabir, Md. M., Nur, K., & Mridha, M. F. (2024). Recent advancements and challenges of NLP-based sentiment analysis: A state-of-the-art review, *Natural Language Processing Journal*, 6, 100059. <https://doi.org/10.1016/j.nlp.2024.100059>
- Jurafsky, D., Chahuneau, V., Routledge, B., & Smith, N. A. (2014). Narrative framing of consumer sentiment in online restaurant reviews. *First Monday*, 19(4). <https://doi.org/10.5210/fm.v19i4.4944>
- Kantar, M. & Konuş, U. (2024). *Filmlerin Kristal Küresi: Vizyon Öncesi Youtube Yorumları ile Filmin İlk Haftasonu Talebinin Tahmini*. 27. Pazarlama Kongresi, 30 Mayıs – 1 Haziran, Erzurum
- Kantar, M. & Konuş, U. (2025). *Analyzing the Power of Non-Verbal Cues and Certainty Statements in Movie Reviews*. 54th EMAC Annual Conference, 25-30 Mayıs, Madrid, İspanya.
- Kauffmann, E., Peral, J., Gil, D., Ferrández, A., Rubio, R. S., & Mora, H. (2019). Managing Marketing Decision-Making with Sentiment Analysis: An Evaluation of the Main Product Features Using Text Data Mining. *Sustainability*, 11(15), 4235. <https://doi.org/10.3390/su11154235>
- Kheiri, K., & Karimi, H. R. (2023). SentimentGPT: Exploiting GPT for Advanced Sentiment Analysis and its Departure from Current Machine Learning. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2307.10234>
- Krasitskii, M., Kolesnikova, O., Hernández, L. C., Sidorov, G., & Gelbukh, A. (2025). Advancing Sentiment Analysis in Tamil-English Code-Mixed Texts: Challenges and Transformer-Based Solutions, *Proceedings of the 5th International Conference on Natural Language Processing for Digital Humanities*, 305-312. <https://doi.org/10.18653/v1/2025.nlp4dh-1.27>
- Krishnamoorthy, S. (2015). Linguistic features for review helpfulness prediction. *Expert Systems with Applications*, 42(7), 3751. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.12.044>
- Kusal, S., Patil, S., Choudrie, J., Kotecha, K., Vora, D., & Pappas, I. O. (2022). A Review on Text-Based Emotion Detection -- Techniques, Applications, Datasets, and Future Directions. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2205.03235>

- Li, H., Liu, H., & Zhang, Z. (2020). Online persuasion of review emotional intensity: A text mining analysis of restaurant reviews. *International Journal of Hospitality Management*, 89, 102558. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2020.102558>
- Lin, H.-C. K., Wang, T.-H., Lin, G.-C., Cheng, S.-C., Chen, H., & Huang, Y. (2020). Applying sentiment analysis to automatically classify consumer comments concerning marketing 4Cs aspects. *Applied Soft Computing*, 97, 106755. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106755>
- Liu, M., Schwab, J., & Heß, U. (2023). Language and face in interactions: emotion perception, social meanings, and communicative intentions. *Frontiers in Psychology*, 14, 1146494. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1146494>
- Luangrath, A. W., Peck, J., & Barger, V. A. (2017). Textual paralanguage and its implications for marketing communications. *Journal of Consumer Psychology*, 27(1), 98-107. <https://doi.org/10.1016/j.jcps.2016.05.002>
- Luangrath, A. W., Xu, Y., & Wang, T. (2022). Paralanguage Classifier (PARA): An Algorithm for Automatic Coding of Paralinguistic Nonverbal Parts of Speech in Text. *Journal of Marketing Research*, 60(2), 388-408. <https://doi.org/10.1177/00222437221116058>
- Ludwig, S., Ruyter, K. de, Friedman, M., Brüggem, E., Wetzels, M., & Pfann, G. A. (2012). More than Words: The Influence of Affective Content and Linguistic Style Matches in Online Reviews on Conversion Rates. *Journal of Marketing*, 77(1), 87-103. <https://doi.org/10.1509/jm.11.0560>
- Lutz, B., Pröllochs, N., & Neumann, D. (2019). The Longer the Better? The Interplay Between Review Length and Line of Argumentation in Online Consumer Reviews. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.1909.05192>
- Mao, Y., Liu, Q., & Zhang, Y. (2024). Sentiment analysis methods, applications, and challenges: A systematic literature review. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 36(4), 102048. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2024.102048>
- Maquate, K., & Knoeferle, P. (2021). Integration of Social Context vs. Linguistic Reference During Situated Language Processing. *Frontiers in Psychology*, 12, 547360. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.547360>
- Meng, H., Lu, X., & Xu, J. (2025). The Impact of Chatbot Response Strategies and Emojis Usage on Customers' Purchase Intention: The Mediating Roles of Psychological Distance and Performance Expectancy. *Behavioral Sciences*, 15(2), 117. <https://doi.org/10.3390/bs15020117>
- Miah, M. S. U., Kabir, Md. M., Sarwar, T. B., Safran, M., Alfarhood, S., & Mridha, M. F. (2024). A multimodal approach to cross-lingual sen-

- timent analysis with ensemble of transformer and LLM. *Scientific Reports*, 14(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-60210-7>
- Mohammad, S. M. (2020). Sentiment Analysis: Automatically Detecting Valence, Emotions, and Other Affectual States from Text. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2005.11882>
- Mutawa, A. M., & Sruthi, S. (2025). A Comparative Evaluation of Transformers and Deep Learning Models for Arabic Meter Classification. *Applied Sciences*, 15(9), 4941. <https://doi.org/10.3390/app15094941>
- Nandwani, P., & Verma, R. (2021). A review on sentiment analysis and emotion detection from text [Review of *A review on sentiment analysis and emotion detection from text*]. *Social Network Analysis and Mining*, 11(1). Springer Science+Business Media. <https://doi.org/10.1007/s13278-021-00776-6>
- Neel, L. A. G., McKechnie, J. G., Robus, C. M., & Hand, C. J. (2023). Emojis Alter the Perception of Emotion in Affectively Neutral Text messages. *Journal of Nonverbal Behavior*, 47(1), 83. <https://doi.org/10.1007/s10919-022-00421-6>
- Ngoc, D., Phan, T. T., & Do, P. (2021). Embedding knowledge on ontology into the corpus by topic to improve the performance of deep learning methods in sentiment analysis. *Scientific Reports*, 11(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-021-03011-6>
- Niimi, J. (2024). Dynamic Sentiment Analysis with Local Large Language Models using Majority Voting: A Study on Factors Affecting Restaurant Evaluation. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2407.13069>
- Ochieng, M., Thieme, A., Ezeani, I., Ueno, R., Maina, S., Ronen, K., Gonzalez, J., & O'Neill, J. (2025). *Reasoning Beyond Labels: Measuring LLM Sentiment in Low-Resource, Culturally Nuanced Contexts*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2508.04199>
- Okeke, N. I., Alabi, O. A., Igwe, A. N., Ofodile, O. C., & Ewim, C. P.-M. (2024). AI in customer feedback integration: A data-driven framework for enhancing business strategy. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 24(1), 2036. <https://doi.org/10.30574/wjarr.2024.24.1.3207>
- Orazi, D. C., Ranjan, B., & Cheng, Y. (2023). Non-face emojis in digital marketing: Effects, contingencies, and strategic recommendations. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 51(3), 570. <https://doi.org/10.1007/s11747-022-00917-z>
- Packard, G., Moore, S., & Berger, J. (2023). Consumer insights from text analysis. *Journal of Consumer Psychology*, 33(4), 615. <https://doi.org/10.1002/jcpy.1383>

- Pinto-Luque, E. B. (2023). An Integrated NPL Approach to Sentiment Analysis in Satisfaction Surveys. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2307.11771>
- Piriyakul, I., Kunathikornkit, S., & Piriyakul, R. (2024). Evaluating brand equity in the hospitality industry: Insights from customer journeys and text mining. *International Journal of Information Management Data Insights*, 4(2), 100245. <https://doi.org/10.1016/j.jjime.2024.100245>
- Pirzadeh, A., & Pfaff, M. S. (2014). *How Do You IM When You Get Emotional?* 243. <https://doi.org/10.1145/2660398.2660405>
- Pollmann, M., & Roos, C. A. (2025). "I get u". People correctly interpret the tone of text messages and emails. *Computers in Human Behavior Reports*, 100689. <https://doi.org/10.1016/j.chbr.2025.100689>
- Radaideh, A., & Dweiri, F. (2023). Sentiment Analysis Predictions in Digital Media Content using NLP Techniques. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 14(11). <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2023.0141128>
- Raees, M., & Fazilat, S. (2024). Lexicon-Based Sentiment Analysis on Text Polarities with Evaluation of Classification Models. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2409.12840>
- Rietveld, R., Dolen, W. van, Mazloom, M., & Worring, M. (2019). What you Feel, Is what you like Influence of Message Appeals on Customer Engagement on Instagram. *Journal of Interactive Marketing*, 49(1), 20-53. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2019.06.003>
- Semary, N. A., Ahmed, W., Amin, K., Pławiak, P., & Hammad, M. (2023). Improving sentiment classification using a RoBERTa-based hybrid model. *Frontiers in Human Neuroscience*, 17. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2023.1292010>
- Shagyrov, M., & Shamoï, P. (2024). Color and Sentiment: A Study of Emotion-Based Color Palettes in Marketing. *Joint 13th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and 25th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (SCIS&ISIS)*, 09-12 Kasım, Himeji, Japan. <https://doi.org/10.1109/scisisis61014.2024.10759889>
- Shakeel, M. H., Faizullah, S., Alghamidi, T., & Khan, I. (2020). Language Independent Sentiment Analysis. *International Conference on Advances in the Emerging Computing Technologies (AECT)*, Al Madinah Al Munawwarah, Saudi Arabia <https://doi.org/10.1109/aect47998.2020.9194186>
- Sharma, H. D., & Goyal, P. (2023). An Analysis of Sentiment: Methods, Applications, and Challenges. *Engineering Proceedings*, 59(1), 68. <https://doi.org/10.3390/engproc2023059068>
- Shobayo, O., Sasikumar, S., Makkar, S., & Okoyeigbo, O. (2024). Customer Sentiments in Product Reviews: A Comparative Study with

- GooglePaLM. *Analytics*, 3(2), 241-254. <https://doi.org/10.3390/analytics3020014>
- Shrestha, N., & Nasoz, F. (2019). Deep Learning Sentiment Analysis of Amazon.com Reviews and Ratings. *International Journal on Soft Computing, Artificial Intelligence and Applications (IJSCAI)*, 8(1), 1-15. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1904.04096>
- Singh, U., Abhishek, K., & Azad, H. K. (2024). A Survey of Cutting-edge Multimodal Sentiment Analysis, *ACM Computing Surveys*, 56(9), 1-38. <https://doi.org/10.1145/3652149>
- Sinnasamy, T. a p, & Sjaif, N. N. A. (2021). A Survey on Sentiment Analysis Approaches in e-Commerce. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(10). <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2021.0121074>
- Sun, H.-L., Zafar, M. Z., & Hasan, N. (2022). Employing Natural Language Processing as Artificial Intelligence for Analyzing Consumer Opinion Toward Advertisement. *Frontiers in Psychology*, 13. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.856663>
- Tan, Y. Y., Chow, C., Kanesan, J., Chuah, J. H., & Lim, Y. (2023). Sentiment Analysis and Sarcasm Detection using Deep Multi-Task Learning. *Wireless Personal Communications*, 129(3), 2213. <https://doi.org/10.1007/s11277-023-10235-4>
- Tash, M. S., Kolesnikova, O., Ahani, Z., & Sidorov, G. (2024). Psycholinguistic and emotion analysis of cryptocurrency discourse on X platform. *Scientific Reports*, 14(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-58929-4>
- Truong, V. (2025). *Examining the Sentiment and Emotional Differences in Product and Service Reviews: The Moderating Role of Culture*. <https://doi.org/10.20944/preprints202505.0992.v1>
- Ain, Q. T., Ali, M., Riaz, A., Noureen, A., Kamranz, M., Hayat, B., & Rehman, A. U. (2017). Sentiment Analysis Using Deep Learning Techniques: A Review. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 8(6). 424-434.
- Yaakub, M. R., Latiffi, M. I. A., & Zaabar, L. S. (2019). A Review on Sentiment Analysis Techniques and Applications. *IOP Conference Series Materials Science and Engineering*, 551(1), 12070. <https://doi.org/10.1088/1757-899x/551/1/012070>
- Yang, H., Zhao, Y., Wu, Y., Wang, S., Zheng, T., Zhang, H., Che, W., & Qin, B. (2024). Large Language Models Meet Text-Centric Multimodal Sentiment Analysis: A Survey. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2406.08068>

- Yi, P., Xia, Y., & Long, Y. (2025). Irony Detection, Reasoning and Understanding in Zero-shot Learning. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*. <https://doi.org/10.1109/tai.2025.3579452>
- Zekaoui, N. E., Yousfi, S., Rhanoui, M., & Mikram, M. (2023). Analysis of the evolution of advanced transformer-based language models: experiments on opinion mining. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, 12(4), 1995. <https://doi.org/10.11591/ijai.v12.i4.pp1995-2010>
- Zhang, C., Hou, J., Tan, X., Li, G., & Chen, C. (2024). Collaborative AI in Sentiment Analysis: System Architecture, Data Prediction and Deployment Strategies. *arXiv preprint arXiv:2410.13247*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2410.13247>
- Zhang, W., Wang, Q., Li, J., Ma, Z., Bhandari, G., & Peng, R. (2023). What makes deceptive online reviews? A linguistic analysis perspective. *Humanities and Social Sciences Communications*, 10(1), 1-14. <https://doi.org/10.1057/s41599-023-02295-5>