



Çokluortam Öğrenme Materyalinde Duygu Salınımını Belirleme

Adem ÖZGÜR¹, Fatih SAĞLAM², Burkay GENÇ³, Arif ALTUN⁴

Özet

Çokluortam öğrenme materyallerinin (ÇÖM) duygusal tasarımı ile öğrenenlerde belirli bir duygu oluşturma (olumlu-olumsuz), öğrenenlerin motivasyonlarını düzenleme, bilişsel özelliklerini ve öğrenme çıktılarını etkileme gibi hedefler güdülmektedir. Bununla birlikte, ÇÖM'lerin duygusal niteliğini sağlamak için belirli yönergelerin geliştirilmesi önemlidir. Bu çalışmada, metinleri açısından olumlu ve olumsuz duygusal tasarıma sahip iki ÇÖM'ün duygu salınımını belirlemek için duygu haritası modeli (DHM) kullanılmıştır. DHM sözlük (lexicon) tabanlı bir metin duygu analizi (sentiment analysis) aracıdır. DHM sürecine göre; öncelikle olumlu ve olumsuz ÇÖM'ler cümle cümle ayrılmış ve her bir cümlenin duygu tonu hesaplanmıştır. Ardından olumlu ve olumsuz ÇÖM'ler için hesaplanan duygu ton değerleri Shewhart Kontrol Diyagramı üzerine yerleştirilerek metinlerin duygu salınımları görselleştirilmiştir. Duygu salınımı içerisinde; istikrarlı, belirgin, baskın, şiddetli duyguların yer aldığı bölgeleri belirlemek için analiz kuralları uygulanmış ve bu bölgeler diyagram üzerinde belirginleştirilmiştir. Sonuç olarak, olumlu ÇÖM'deki duygu salınımlarında olumsuz ÇÖM'e göre daha fazla istikrarlı bölgenin yer aldığı görülmüştür. Bu bağlamda, ÇÖM'lerde yer alan metinlerin DHM ile duygu analizinin yapılması, ÇÖM'lerin duygusal tasarımı ve öğrenme-öğretme süreçlerinde kullanımı tartışılmıştır.

Makale Bilgileri

Araştırma
Makalesi

Gönderim Tarihi
22/09/2022
Kabul Tarihi
03/07/2023
Yayın Tarihi
15/01/2024

Anahtar Kelimeler

Duygu analizi,
Duygu haritası
modeli,
Çokluortamla
öğrenme,
Duygusal
tasarım,

¹ Uşak Üniversitesi, ORCID: 0000-0003-2019-2014, adem.ozgur@usak.edu.tr

² Ufuk Üniversitesi, ORCID: 0000-0002-6818-3865, fsaglam2002@yahoo.com

³ Hacettepe Üniversitesi, ORCID: 0000-0001-5134-1487, bgenc@hacettepe.edu.tr

⁴ Hacettepe Üniversitesi, ORCID: 0000-0003-4060-6157, altunar@hacettepe.edu.tr

Atıf:

Özgür, A., Sağlam, F., Genç, B. ve Altun, A. (2024). Çokluortam öğrenme materyalinde duygu salınımını belirleme. *Pamukkale Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi [PAÜEFD]*, 60, 32-64. <https://doi.org/10.9779/pauefd.1178733>

Giriş

Günlük yaşamda okunan yazılar, izlenen videolar, karşılaşılan olaylar ve içerisinde bulunan bağlamlar insanlara olumlu veya olumsuz çeşitli duygular hissettirmektedir. Benzer şekilde öğrenme-öğretme süreçleri içerisinde de öğrenenler okula, sınıfa, derse, konuya yönelik duygular deneyimlemektedir. Öğrenenlerin bu süreçlere ilişkin ilgisini ve çabasını artırıcı duygular deneyimlemesi gelişim ve öğrenme çıktılarını etkilemesi açısından önemlidir. Bununla birlikte metin, ses, görsel, animasyon, video gibi bileşenleri içerisinde barındırabilen çokluortam öğrenme materyalleri (ÇÖM) öğrenenlerde duygu uyandırma potansiyeline sahiptir. Duygusal tasarım çalışma alanı ÇÖM'lerin içerdiği duyguların düzenlenmesi üzerine odaklanırken, doğal dil işleme (DDİ) çalışma alanının bir kolu olan duygu analizi (sentiment analysis) ise ÇÖM'lerin içerdiği duyguların bilgisayar ortamında tespitine odaklanmaktadır. Böylece ÇÖM'lerin öğrenenlerde uyandırabileceği potansiyel duyguların tespiti yapılabilecek ve düzenlenebilecektir.

ÇÖM'lerin geliştirilmesinde bilişsel tasarım özelliklerinin yanında duygusal tasarım özelliklerinin de üzerinde durulması önemlidir. Bilişsel tasarım özellikleri öğrenenin bilgiyi işlemesini desteklerken, ÇÖM'ün duygusal özellikleri öğrenenin duygularını düzenleyebilme potansiyeline sahiptir (Plass ve Kaplan, 2016). Öğrenenlerin deneyimledikleri bu duygular, konuya olan ilgilerini artırabilir, ÇÖM'e bağlanmalarını, bilgilerin kavranmasını, kalıcılığı ve transferini destekleyebilir (Mayer ve Estrella, 2014; Moreno ve Mayer, 2007; Stark ve diğerleri, 2018; Um ve diğerleri, 2011).

ÇÖM'lerde duygusal tasarım (emotional design) çalışma alanı kapsamında; bir ÇÖM'ün duygu oluşturma açısından nasıl tasarlanacağı ve tasarlanan bir ÇÖM'ün öğrenenlerin duyguları, motivasyonları ve öğrenme çıktıları üzerine nasıl bir etkisi olduğu araştırılmaktadır. ÇÖM'ün belirli özellikleri, bileşenleri ve sağlanabilirlikleri (affordance, öğrenen materyalde fiziksel etkileşim açısından neler yapabiliyor, örn: sürükle bırak etkinlikleri, ileri-geri gezinim vb.) düzenlenerek, öğrenme sürecinin duygusal yönünün yönetilmesi vurgulanmaktadır (Taylor ve Statler, 2014). Öğrenenlerde duygusal etki bırakabilecek duygusal öğelerin ve tasarım tekniklerinin kullanımıyla, belirli duyguları (olumlu-olumsuz) oluşturarak daha verimli öğrenme çıktıları elde edilebilmektedir (Dong, 2007; Um ve diğerleri, 2011). İnsan-biçimlilik (Um ve diğerleri, 2011), renk kombinasyonları (Plass ve diğerleri, 2014), animasyon (Brom ve diğerleri, 2016), metinlerin duygusallaştırılması (Stark ve diğerleri, 2018) gibi yöntem ve teknikler bu alanda sıklıkla kullanılmaktadır.

Bu çalışma kapsamında, ÇÖM'lerin içerdiği metinlerin duygusal tasarımına ve metnin içerdiği duygunun analizine odaklanılmıştır.

Duygusal özelliklere (olumlu veya olumsuz) sahip olan öğretimsel metinlerin öğrenmeyi desteklediği bulunmuştur (Flemming ve diğerleri, 2018; Stark ve diğerleri, 2018). Bir öğrenme ortamında yer alan içeriklerin yanında metin odaklı tartışma ortamı mesajları, öğrenen-öğretici ve öğrenen-öğrenen mesajlaşmaları, sorulan sorular, dönütler gibi yapıların da öğrenenlerde olumlu ve olumsuz duygulanım oluşturma potansiyelleri bulunmaktadır (Cobos ve diğerleri, 2019). Öğrenenlerin duygusal açıdan nasıl bir metinle karşılaşabileceğinin tespiti onların potansiyel olarak yükleneceği duygusal duruma da işaret edebilmektedir (Cobos ve diğerleri, 2019; Flemming ve diğerleri, 2018). Bu kapsamda metinsel öğelerin içerdiği duygunun belirlenmesi önemli görünmektedir.

Duygu analizi (sentiment analysis), metinlerde yer alan duygunun yönü (olumlu-olumsuz) ve tonu hakkında bilgi edinmeyi mümkün kılan doğal dil işleme uygulamalarından bir tanesidir (Liu, 2020). Duygu analiziyle bir metnin geneline ilişkin olumludan olumsuzu giden bir çıkarım yapılabilmeyle birlikte, metni cümle cümle analiz ederek bir duygu salınımı üzerinden çıkarımlar yapılabilir. Bu çalışmada duygusal tasarımla oluşturulan olumlu ve olumsuz ÇÖM metinlerinin duygu salınımlarının belirlenmesi ve analizi hedeflenmiştir. Sağlam (2019) tarafından hazırlanan, sözlük (lexicon) tabanlı duygu analizini temel alan, duygu haritası modeli (DHM) kullanılmıştır. Çalışmada öncelikle ÇÖM metinlerinin duygusal tasarımı, ardından metinlerin içerdiği duygunun duygu analizi ile nasıl analiz edildiği açıklanmıştır.

ÇÖM Metinlerinin Duygusal Tasarımı

ÇÖM'leri tasarlarken metinlerin de öğrenenlerin duygusal durumları üzerinde etkisine dikkat çekilmekte, metinlerin daha etkili bilişsel işlenmesi ve öğrenme çıktıları oluşturmaları kapsamında olumlu ve olumsuz duygusal tasarımın önemi vurgulanmaktadır (Stark ve diğerleri, 2018). Mayer (2009) öğrenenin ÇÖM ile etkileşimini, bir sosyal olay olarak görmektedir. Sosyal yaşamda bizi duygusal yönden etkileyen etkileşimlerin ÇÖM'lere aktarılabilirliğini, sosyal ipuçlarının öğrenenin sosyal buradalık sağlamasıyla materyali daha iyi anlamlandırmaya çalışacağını belirtmektedir. Metinleri düzenleyerek öğrenenin ÇÖM'e olan ilgisinin artıracaklarını ifade etmektedir. Bu kapsamda öğretimsel mesajların formal stilden, aşırıya kaçmadan konuşma stilinde oluşturulmasını önermektedir. Materyalde geçen ifadeler sen ve senin gibi şahıs zamirleri kullanılarak günlük konuşma şeklinde hazırlanabilmekte, doğrudan öğrenenle konuşma, yorum cümleleri de materyale eklenebilmektedir. Mayer (2009)'in kişileştirme ilkesi olarak adlandırdığı bu süreç metnin duygusal tasarımının ilk örneklerinden olduğu söylenebilir. Lin vd. (2020) yaptıkları çalışmada kişileştirme ilkesinin kalıcılığı artırdığını, aynı zamanda öğrenenlerde baskı duygusunu da artırdığını bulmuşlardır. Kühl ve Zander (2017)

beyin kanaması gibi rahatsız edici içeriklerde (aversive content) konuşma dilinin kullanımı olgusal bilgiyi öğrenmede avantaj sağlamadığı, durumsal kaygı durumunu değiştirmede, bilginin transferinde olumsuz etki yarattığı bulunmuştur.

Stark vd. (2018) metnin barındırdığı duygu ifadeleri ve okuyucuda oluşan duygu arasındaki farka dikkat çekmektedir. Özellikle metnin barındırdığı duygu yüklü olayların, hikâyelerin ve durumların hangi kelimelerle aktarıldığı, duygu tonu yüksek kelimelerin yer alması (mutlu, hüzünlü vb.), ünlem ifadeleri (tüh!, Süper!, vb.), benzetmeler ve metaforların kullanılması metnin duygu potansiyelini artırmaktadır.

Bir diğer metin duygusallaştırma stratejisi olarak anlatımlar kullanılmaktadır. Flemming vd. (2018) metni duygusallaştırarak okuyucuda ilgi uyandırmak ve devam etmesinde motivasyon sağlamak için anlatımdan faydalanmıştır. Olgusal bilgi listesinden oluşan içerik, bir araştırma projesinin gazete yazısı şeklinde raporlaştırılarak duygusallaştırılmıştır. Burada şehirde yaşayan iki vahşi hayvanın hayat hikâyesi isimler, yerler ve olaylara yer verilerek metin duygusallaştırılmıştır. Bu çalışmada anlatımın öğrenme, konuya yönelik tutum ve risk algısı değişimlerini etkilemediğini bulmuşlardır.

Stark vd. (2018) ise duygusal kelimeler (öfkeli, mutlu, kızgın gibi), duygusal ünlemler (tüh, vah, işte vb.) veya duygusal potansiyele sahip kelimeler, metaforlar kullanılabileceğini, fakat çokluortam metinleri bilimsel oldukları için duygusal kelimeler ve ünlemlerin çok uygun olmadıklarını vurgulamıştır. Araştırmacılar olumlu veya olumsuz duygusal metafor kelimeleri içeren metinlerin olduğu ÇÖM'lerden öğrenenlerin nötr ÇÖM'den öğrenenlerden daha fazla öğrenme testi puanı elde ettikleri bulmuşlardır. Diğer taraftan negatif aktivasyon değişimleri materyalden etkilenmezken, pozitif aktivasyon değerleri materyalin kendisinden kaynaklı (gruplar arası farklılaşmadan) düşüş göstermiştir. Değerlik skorlarında ise negatif materyalin öğrenenlerin değerlik skorlarında anlamlı bir düşüş bulunmuştur. Bir başka deyişle, negatif materyal öğrenenlerin değerlik durumlarını etkilemiştir.

Özetle, metinler aktardıkları anlamların yanında belirli duygu potansiyeli içermektedir ve bu potansiyel, metni okuyanların duygusal süreçlerini etkileyebilmektedir. Haber, roman, hikâye gibi okuyucuların duygularını doğrudan etkilemeyi hedefleyen metinlerin yanında eğitsel metinler de içerdiği duygu potansiyeli olan kelimeler, olaylar ve hikâyeler aracılığıyla bunu okuyanlarda, dinleyenlerde bazı duygular oluşturabilmekte ya da duygularını değiştirme potansiyeline sahiptir. Bununla birlikte, metinde kullanılan bu yapıların miktarı ve yönü (olumlu-olumsuz) doğal dil işleme açısından tahmin edilebilir.

Duygu Analizi (Sentiment Analysis)

Metinleri ve sesleri bilgisayarın anlayabileceği ve analiz edebileceği bir yapıya dönüştürme süreçlerine doğal dil işleme denmektedir (Liu, 2020). Doğal dil işlemenin uygulama alanlarından birisini de metinlerdeki duyguları, hisleri, görüşleri ortaya çıkarmak için yapılan duygu analizi oluşturmaktadır (Campesato, 2021). Duygu analizi görüş analizi olarak da anılmaktadır (Liu, 2020). Kullanıcıların belirli konular, ticari ürünler, ürünlerin belirli özellikleri hakkında metin halindeki görüşleri olumlu, nötr ve olumsuz olarak sınıflandırılabilir (Theet ve diğerleri, 2010). Böylece insanların belirli ürünlere ve konulara olan yaklaşımları ve duyguları belirlenebilmektedir. Mikroblog, yorum, forum tartışmaları gibi kullanıcılar tarafından oluşturulan içeriklerdeki duyguları ortaya çıkarmada yaygın bir biçimde kullanılmaktadır (Akgül ve diğerleri, 2016; Liu, 2020). Bununla birlikte haber, makale, öğretim içeriği gibi hazırlanan metinlerin de kullanıcılar üzerinde duygusal açıdan bir etkisinin olabileceği yaklaşımı oldukça yaygınlaşmıştır. Böylece ders içeriklerinin veya öğretici metinlerin bireyler üzerinde oluşturabileceği potansiyel duygu, duygu analizi ile belirlenebilir (Cobos ve diğerleri, 2019; Sağlam 2019; Souza ve Perry, 2018).

Duygu analizinde; belirli bir dokümana, cümleye ya da hedefe yönelik (aspect) duygunun belirlenmesi amaçlanmaktadır. Diğer bir ifadeyle bu yapıların belirli bir duyguya sınıflandırılması hedeflenmektedir. Bu sınıflandırmalar ikili (pozitif ve negatif), üçlü (pozitif nötr ve negatif) veya beşli olmak üzere daha hassas sınıflardan oluşabilmektedir. Ayrıca duygunun net olmadığı durumlarda karmaşık sınıfı da eklenebilmektedir (Liu, 2020; Sağlam, 2019).

Duygu analizinde; sözlük (lexicon) tabanlı yaklaşım ve makine öğrenmesi yaklaşımı olmak üzere iki temel yaklaşım bulunmaktadır. Bu çalışmada sözlük tabanlı yaklaşım ele alınmıştır. Sözlük tabanlı yaklaşımda sözlükte yer alan kelime veya kelime gruplarına ilişkin sözlük anlamı, polarite (duygu yönü), cümle ögesi, polarite değeri (duygu skoru), eş anlamlılar gibi bilgiler yer almaktadır (Dehkharghani ve diğerleri, 2016). Metinlerin içerdiği kelimeler kök (stem) veya baş sözcük (lemma) haline getirilerek sözlükteki kelimelerle eşleştirilmekte ve sonucunda metnin duygu skoru hesaplanabilmektedir (Cobos ve diğerleri, 2019).

Doğal dil işleme, eğitsel bağlamda öğrenen performansını anlama, öğrenenlerin etkileşimi ve dönütlerini analiz etme, öğrenme materyallerinin iyileştirilmesi olmak üzere üç temel hedef için kullanılabilir (Cobos ve diğerleri, 2019). Duygu analizi de öğrenme materyallerinin duygusal gidişatının ortaya konması, metinde kullanılan olumsuz, kötü kelimelerin ve cümlelerin tespiti, duygusal potansiyelinin belirlenmesi gibi amaçlarla hizmet etmektedir (Cobos ve diğerleri, 2019; Sağlam, 2019). Sağlam (2019) çalışmasında bir duygu

sözlüğü geliştirmiş ve çeşitli haber metinlerine ve pamuk preses hikayesinin metnine yönelik sözlük tabanlı duygu analizini uygulamıştır. Geliştirdiği duygu haritası modeli (DHM) ile standart bir grafik üzerinde metinlerin duygu haritasını çıkartmakta ve belirli kurallara göre çıkarımlar yapmaktadır. Böylece metinlerde düzenli duygusal salınımları belirlenebilmekte, uç değerlerin tespiti yapılabilmekte ve istendiğinde metin düzenlenerek duygusal salınım belirli bir düzeyde tutulabilmektedir. Diğer taraftan Cobos vd. (2019) ise öğrenme materyalini ve öğretme-öğrenme sürecini iyileştirmek için bir KAÇED (Kitlese Açık Çevrimiçi Dersler)'e yönelik video transkripsiyonlarını, değerlendirme etkinliklerine yönelik sorular ve cevaplarını, öğrenenlerin forum gönderilerini sözlük tabanlı duygu analizini gerçekleştiren bir araç geliştirmişlerdir. İspanyolca metinler için geliştirilen bu araçla ders içeriklerinin duygusal salınımlarını görselleştirebilmekte, farklı dersler arasında duygusal salınımları karşılaştırabilmekte ve böylece metinlerin belirli noktalarına müdahale etmek için pratik bir araç sunmaktadırlar. Araştırmacılar, öğrenenlerin derslere yönelik yorumlarını analiz ettiklerinde daha olumlu yoruma sahip derslerde daha fazla tamamlama oranlarının yakalandığını görmüşlerdir. Diğer taraftan büyük çaplı metinlerde geçen kötü ve/veya aşırı olumsuz sözlerin tespiti ve düzeltilme önerilerinin verilmesinde duygu analizi önemli bir role sahiptir (Sağlam, 2019).

Çalışmanın Amacı ve Önemi

Bu çalışmanın amacı, duygusal tasarım özelliklerine göre düzenlenmiş olumlu ve olumsuz ÇÖM metinlerinin (Özgür, 2021) duygu salınımlarını belirlemek için doğal dil işlemenin hedeflerinden bir tanesi olan duygu analizini uygulamaktır. ÇÖM metinlerinin duygu analizi için DHM (Sağlam, 2019) kullanılacaktır.

Türkçe duygu analizi çalışmalarında ürünlere-hizmetlere yönelik kullanıcı yorumları (Tuzcu, 2020), haber metinleri (Sağlam, 2019), bir konuya yönelik Twitter mesajları (Ağralı ve Aydın, 2021; Aydın ve diğerleri, 2021) oldukça yaygın olmakla birlikte, Türkçe öğretimsel metinlerin içerdiği duyguların analizine yönelik bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu çalışma, öğretimsel metinlerde (örn: ÇÖM, kitap, makale vb.) nasıl bir duygusal salınım olduğunun belirlenmesi ve metni tasarlayanın duygusal salınımına müdahale edebilmesi için destek sağlama noktalarında katkı sağlayabilecektir. Bununla birlikte ÇÖM'ü okuyan bireylerde oluşabilecek duygulara yönelik çıkarımlar yapılabilecektir.

ÇÖM'lerin duygu salınımlarının belirlenmesi, ÇÖM'e duygusal özellikler kazandırmak ve bunu değerlendirmek isteyen araştırmacılara pratik bir yaklaşım kazandırabilecek DHM (Sağlam, 2019)'yi tanıtmaya ve değerlendirme açısından bu çalışmanın önemli olduğu belirtilebilir. Çeşitli dillerde yapılan öğretimsel metinlere yönelik duygu analizi

çalışmaları da dillere özgü sözlüklerin (lexicon), etiketlenmiş verilerin vb. kullanımını gerektirmektedir.

DHM ile duygu analizi uygulanacak olan olumlu ve olumsuz ÇÖM'ler Özgür (2021) tarafından hazırlanmış olup, aynı çalışmada ÇÖM'lerdeki her cümle öğrenenler tarafından olumlu-olumsuz ölçeğiyle (Bradley ve Lang, 1994) değerlendirilmiştir. Bu açıdan, aynı ÇÖM'lerin DHM ile duygu analizinin gerçekleştirilmesi, iki çalışmanın sonuçlarının karşılaştırılması açısından önemlidir. Böylece Türkçe öğretimsel metinlerin duygu analizine yönelik öneriler verilebilecektir.

Araştırma soruları;

1. Olumlu ve olumsuz ÇÖM'ün cümlelerine ilişkin öğrencilerin verdiği değerlik (olumlu-olumsuz ölçeği) puanları nasıl farklılık göstermektedir?
2. Olumlu ve olumsuz ÇÖM'ün, DHM ile duygu analizi sonucunda duygu salınımı sonuçları nedir?

Yöntem

Birinci araştırma sorusunda, Özgür (2021) tarafından hazırlanan olumlu ve olumsuz ÇÖM'lerin cümlelerine yönelik öğrencilerin verdikleri değerlik (olumlu-olumsuz ölçeği) puanları karşılaştırılmıştır. Yarı deneysel desenlerden denkleştirilmiş (counterbalanced) desen kullanılmıştır. Denkleştirilmiş desende her gruba tüm müdahaleler farklı sırada uygulanmaktadır (Fraenkel ve diğerleri, 2011).

İkinci araştırma sorusunda, olumlu ve olumsuz ÇÖM'lerde yer alan cümlelere, duygu analizi ile duygu tonu atanması hedeflenmiştir. Duygu analizi, insan dilinde yazılmış metinlerin bilgisayar tarafından çözümlenmesi sağlayan doğal dil işleme uygulamalarından bir tanesidir (Campesato, 2021; Liu, 2020). Duygu analizi için sözlük tabanlı duygu analizi yapan Sağlam (2019) tarafından geliştirilen DHM aracı kullanılmıştır. Öncelikle DHM'nin duygu analizini nasıl gerçekleştirdiği ve sonuçların nasıl raporlandığına ilişkin bilgiler verilmiştir. Ardından olumlu ve olumsuz ÇÖM'lere DHM'nin uygulanmasına ilişkin süreç açıklanmıştır. Çalışmanın yapılmasının etik açıdan uygun olduğuna yönelik etik kurul onayı alınmıştır.

Olumlu ve Olumsuz ÇÖM'lerin Hazırlanması ve Değerlendirilmesi

Bu çalışmada, Özgür (2021) tarafından hazırlanan olumlu ve olumsuz duygusal tasarıma (DT) sahip iki farklı ÇÖM kullanılmıştır. Bu başlık altında ÇÖM'lerin hazırlanması ve cümlelerinin temel duygulanımın değerlik boyutu (olumlu-olumsuz) açısından nasıl değerlendirildiği açıklanmıştır. Her iki ÇÖM'ün öğrenme hedefleri aynı olmakla birlikte içerik olarak kötü amaçlı yazılımlar ve kişiler ile bunlara karşı geliştirilen bilgisayar yazılımları ve bilgi güvenliği önlemleri konularını

kapsamaktadır. ÇÖM'lerin geliştirilmesi sürecinde, öncelikle her iki ÇÖM için ortak bir metin oluşturulmuştur. Daha sonra ÇÖM'lerin öğrenenlerde olumlu ve olumsuz duygulanım oluşturmaları için metinlerin ve görsellerin duygusallaştırılması hedeflenmiştir.

Olumlu ÇÖM'de güvenlik teması ön plana çıkarılmış, güvenliği destekleyen bilgisayar yazılımları ve bilgi güvenliği için alınabilecek önlemler olumlu bir yaklaşımla kurgulanmıştır. Olumsuz ÇÖM'de ise tehlike teması ön plana çıkarılmış, bilgisayara zarar vermeyi amaçlayan kötü amaçlı yazılımların ve kişilerin bilgisayarlarımıza ve bilgilerimize yönelik etkileri olumsuz bir anlatım tarzıyla kurgulanmıştır. Materyaller 3 bölümden oluşmaktadır. Birinci bölümünde bir örnek olay anlatılmıştır. Olumlu ÇÖM'de güvenlik önlemleri alındığında olumsuz bir olaydan etkilenilmediği, olumsuz ÇÖM'de ise önlem alınmadığında olumsuz olayın bilgisayarımızı ve kişiyi nasıl etkilediği örneklendirilmiştir. İkinci bölümde olumlu ÇÖM'de güvenlik yazılımlarının önemi ve bilgisayarımızı kötü amaçlı yazılımlara karşı nasıl koruduğu açıklanırken olumsuz ÇÖM'de güvenlik yazılımlarının olmadığı durumlarda nasıl zararlar verebileceği anlatılmıştır. Üçüncü bölümde ise olumlu ÇÖM'de çeşitli güvenlik yazılımlarının hangi tür kötü amaçlı yazılımlara karşı bilgisayarımızı ve bilgilerimizi koruduğu, olumsuz ÇÖM'de ise çeşitli güvenlik yazılımları olmadığında kötü amaçlı yazılımların verdiği zararlar açıklanmıştır. Bu bölümde ayrıca kullanıcıların dikkat etmeleri gereken noktalara da yer verilmiştir. Materyalde yer alan başlıklar ve bu başlıklarda yer alan cümle sayıları Tablo 1'de verilmiştir.

Tablo 1

Olumlu ve Olumsuz ÇÖM'lerin Konu Başlıkları

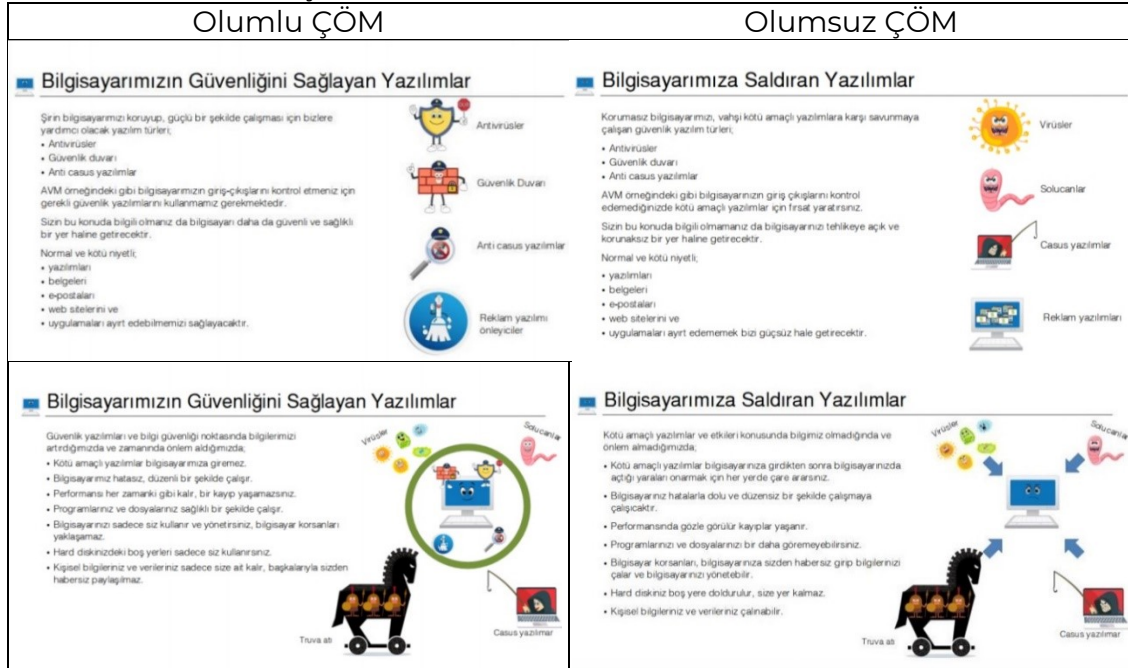
Bölüm Başlık		Olumlu ÇÖM		Olumsuz ÇÖM	
No	No	Başlık	N	Başlık	N
1	1	Kazanım	2	Kazanım	2
	2	Duru'nun güvenli bilgisayarı	8	Duru'nun virüslü bilgisayarı	8
	<i>Bölüm-1 Toplam</i>		10	<i>Bölüm-1 Toplam</i>	
2	3	Bilgisayar ve bilgi güvenliği nedir?	7	Kötü amaçlı yazılım (KAY) nedir?	7
	4	Bilgisayarımızı ve bilgilerimizi nasıl güvende tutarız?	3	KAY'lar neden bulaşır?	3
	5	Güvenlik yazılımları (GY) bize nasıl yardımcı olur?	8	KAY'lar bilgisayarımıza nasıl girer?	8
	6	GY'ler nelere karşı etkilidir?	4	KAY'lar nelerdir?	4
	7	Bilgisayarımızın güvenliğini sağlayan yazılımlar	8	Saldırıları önlemeye çalışan yazılımlar	14
<i>Bölüm-2 Toplam</i>		30	<i>Bölüm-2 Toplam</i>		36
3	8	Antivirüsler	28	Virüsler	25

9	GY'lerin Solucanları önlemesi	10	Solucanlar	13
10	GY'ler ile Truva atlarını önlemesi	11	Truva Atları	12
11	Anti-casus yazılımlar	12	Casus yazılımlar	8
12	Bilinçli kullanıcılar bilgilerini korur	10	Kimlik avı	10
13	Reklam yazılımı önleyiciler	6	Reklam yazılımları	4
14	GY'ler bilgisayarınızı bot ağlarından korur	16	Bot ağları	14
15	Anti fidye yazılımları	11	Fidye yazılımları	11
<i>Bölüm-3 Toplam</i>		104	<i>Bölüm-3 Toplam</i>	
<i>Genel Toplam</i>		144	<i>Genel Toplam</i>	
			<i>97</i>	
			<i>143</i>	

ÇÖM'deki metinlere duygusal özellikler katmak için ise duygusal niteliğe sahip kelimelerden faydalanılmıştır. SentiTurknet (Dehkharghani ve diğerleri, 2016) kelime sözlüğünde yer alan olumlu, yansız ve olumsuz duygusal tona sahip kelimeler kullanılmıştır. Olumlu ÇÖM daha çok olumlu duygusal tona sahip kelimeler ile düzenlenirken olumsuz ÇÖM olumsuz duygusal tona sahip kelimeler ile düzenlenmiştir. ÇÖM'lerde görsellere ise insan-biçimlilik yaklaşımı ile olumlu ve olumsuz duygusal nitelik kazandırılmıştır. Olumlu ÇÖM'de gülümseyen, mutlu ve huzurlu gibi olumlu surat ifadelerine sahip görseller kullanılırken olumsuz ÇÖM'de mutsuz, kaygılı ve hüzünlü surat ifadeleri kullanılmıştır (Şekil 1). Bu çalışma kapsamında sadece metinler ele alınmıştır.

Şekil 1

Olumlu ve Olumsuz ÇÖM'lere Ait Örnek Ekran Görüntüleri



Çalışma Grubu

Çalışmaya, bir devlet üniversitesinde okumakta olan 46 öğrenci katılmıştır. Katılımcıların 26(%56,5)'si kadın, 20(%43,5)'si erkek, yaş ortalaması ise 20.57'dir.

Veri Toplama Aracı

Olumlu ve olumsuz ÇÖM cümlelerin öğrencilerde nasıl bir his oluşturduğu, Bradley ve Lang (1994) tarafından geliştirilen öz-değerlendirme mankeni (self-assessment manikin) kullanılarak belirlenmiştir. Öz-değerlendirme mankeni, çeşitli uyarıların kişilerde nasıl bir duygusal tepki oluşturduğunu belirlemek üzere dokuzlu likert tipinde görsel bir değerlendirme aracıdır. Değerlik (olumlu - olumsuz), uyarılma (sakinleştirici - heyecan verici) ve baskınlık (zayıf - baskın) olmak üzere üç boyuttan oluşmaktadır. Her boyutu temsil eden beş görsel manken kullanılmaktadır. Örneğin değerlik boyutunda olumsuz surat ifadesinden olumlu surat ifadesine giden beş görsel manken vardır. Katılımcı o boyutta yapacağı işaretlemeyi görsel üzerinde veya iki görsel arasına yapabilmektedir. Bu çalışma kapsamında cümlelerin öğrenciler tarafından olumsuzdan olumluya giden bir şekilde değerlendirilmesi için sadece değerlik boyutunu ele alan görsel manken, beşli likert (1=olumsuz, 3=nötr, 5=olumlu) şeklinde kullanılmıştır.

Veri Toplama Süreci

Katılımcıların ilk yarısına (N=23) olumlu ÇÖM, ikinci yarısına (N=23) ise olumsuz ÇÖM cümleleri uygulanarak cümlelerin kendilerinde nasıl bir his uyandırdığını değerlik boyutu öz-değerlendirme mankeni üzerinde bilgisayar ortamında işaretlemesi istenmiştir. Katılımcılardan her cümle için olumsuz surat ifadesinden olumlu surat ifadesine giden 5 görsel mankenden birini işaretlemesi istenmiştir. Bu uygulamadan iki hafta sonra, aynı süreç, katılımcıların ilk yarısına olumsuz ÇÖM, ikinci yarısına olumlu ÇÖM uygulanarak gerçekleştirilmiştir. Böylece her öğrenen hem olumlu hem de olumsuz ÇÖM'ü değerlendirmiştir.

Verilerin Analizi

Öğrencilerin cümlelere yönelik verdikleri değerlik puanlarına ilişkin betimsel istatistiklere yer verilmiştir. Öğrencilerin olumlu ve olumsuz ÇÖM cümlelerine verdikleri değerlik puanları arasında bir fark olup olmadığı, bağımlı örneklem t-testi ile karşılaştırılmıştır. Bu aşamadan sonra DHM tanıtılmış, ardından ÇÖM'lere DHM ile duygu analizinin gerçekleştirilme süreci açıklanmıştır.

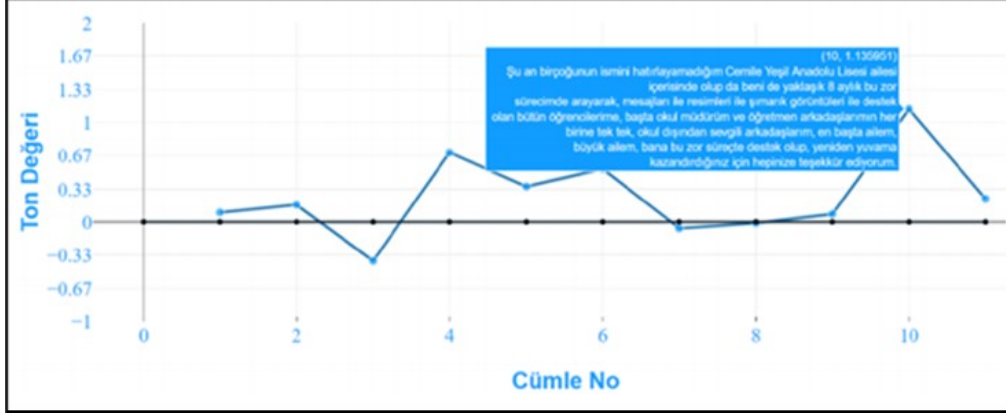
Duygu Haritası Modeli (DHM)

Doküman seviyesindeki duygu analizi çalışmalarında, metni bir bütün olarak olumlu/nötr/olumsuz olarak sınıflandırma ve sayısal bir skor atama oldukça yaygındır (Liu, 2020). Diğer taraftan bu yaklaşım

dokümanın içerisindeki duygu dalgalanmalarını göz ardı edilmesine neden olabilmektedir (Sağlam, 2019). Bir dokümanda olumlu metinler yer aldığı gibi olumsuz metinler de yer almaktadır. DHM sayesinde kişisel veri analizi yaklaşımıyla bu duygu dalgalanmalarını zamana ve gidişata göre ortaya çıkarma, görsel olarak sunulmasına ve yorumlanmasına imkân sağlanması hedeflenmiştir (Sağlam, 2019). Metinler cümle seviyesinde ya da paragraf seviyesinde olabilmektedir.

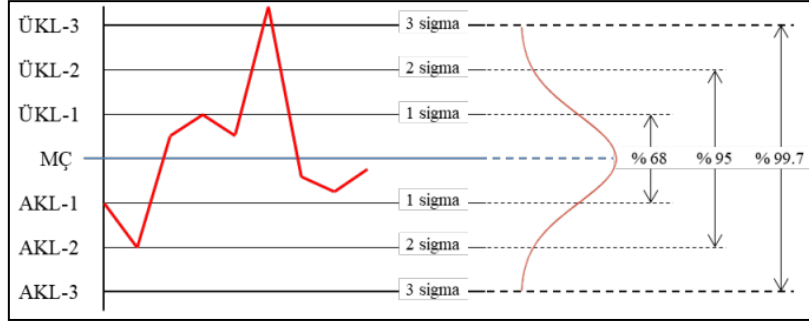
Şekil 2

Örnek Duygu Salınım Grafiği



Şekil 2'de örnek bir dokümanın cümle bazındaki duygu salınımını gösteren grafik sunulmuştur. Duygular hem pozitif hem de negatif bölgede salınım yapmaktadır. Ancak duyguların sadece grafiğe yerleştirilmesi analiz için yeterli değildir. Farklı dokümanlara ait duygu salınım grafiklerinin yorumlanabilmesi için, grafiğin standart bir ölçeğe sahip olması gerekir. Bu nedenle DHM'de öncelikle duygusal ton değerlerini standart bir zeminde tutmak için Shewhart kontrol limitleri ile oluşturulan Shewhart kontrol grafiği kullanılmıştır. Üretim ve kontrol süreçleri gözetilerek Walter A. Shewhart tarafından hazırlanan kontrol grafikleri, bir sürecin ölçümü, değerlendirilmesi ve analizinde ekonomik ve etkili bir araç olarak görülmektedir (Özcil, 2014).

ÇÖM'lerdeki duygu salınımını Shewhart kontrol grafiklerine yansıtmak için kontrol limitlerinin belirlenmesi gerekmektedir. Kontrol limitleri Üst Kontrol Limitleri, Merkezi Çizgi ve Alt Kontrol Limitleri olarak isimlendirilmiştir. Bu limit değerleri, istatistik açısından güven aralıklarını gösterir. Bu aralıklar içerisindeki değişimler istatistik açısından tesadüfi olarak kabul edilebilirken, sınır dışı değişimler anlamlı bir farklılığı göstermektedir (Patır, 2009). Şekil 3'te Shewhart kontrol grafikleri ile değişim limitleri arasındaki bağıntı gösterilmiştir.

Şekil 3*Shewhart Kontrol Diyagramı Limitleri*

Değişim limit değerlerinin belirlenmesinde, μ veri seti ortalamasını, σ standart sapmayı göstermektedir. Denklem (1)'deki matematiksel ifade kullanılmıştır.

$$\begin{aligned} UKL &= \mu + k \cdot \sigma \\ MC &= \mu \\ AKL &= \mu - k \cdot \sigma \end{aligned} \quad (1)$$

Bu eşitlikte;

- ÜKL: Üst kontrol limit
- MÇ: Merkez çizgi
- AKL: Alt control limit
- k: Merkez çizgiden kaç standart sapma uzak olduğunu gösteren katsayıdır.

Buradaki merkezi çizgi ve kontrol limitlerini belirlemek için en az 5 cümle ve 5 paragraf içeren 92150 adet haber metnine sahip bir derlem kullanılmıştır. Haber metinleri cümle cümle ayrıştırılmıştır. Ardından her bir cümlenin duygu tonu hesaplanmıştır. Cümledeki her bir kelimenin duygu tonu değeri SWNetTR++ Genel Amaçlı Türkçe Duygu Sözlüğü (Sağlam ve diğerleri, 2019) kullanılarak (pozitif/negatif) etiketlenmiştir. Toplamda 2,12 milyon cümle ile Shewhart Kontrol Limit değerleri (Tablo 2) tespit edilmiştir (Sağlam, 2019).

Tablo 2*Shewhart Kontrol Diyagramı Limit Değerleri (Sağlam, 2019)*

Limit	Değer
ÜKL-3	2.230580
ÜKL-2	1.462079
ÜKL-1	0.693588
MÇ	-0.0749903
AKL-1	-0.843394
AKL-2	-1.611885
AKL-3	-2.380376

Shewhart kontrol diyagramı limit değerlerinin belirlenmesiyle birlikte, duygusal açıdan değerlendirilecek metinsel içeriklerde (örneğin; ÇÖM, haber metni gibi) yer alan cümleler standart bir ölçekte değerlendirilip karşılaştırılması yapılabilecektir. Duygusal ton değerleri sözlük tabanlı duygu analizi ile belirlenen içerik cümlelerine ait duygu salınımları, bu limitleri baz alan grafikler üzerine yerleştirilir. Elde edilen yapı, içeriğe ait Duygu Haritası olarak nitelendirilir ve artık içeriklerin yorumlanması aşamasına gelinmiştir. Yorumlama için bir sonraki paragrafta açıklanan ve duygu analizine uyarlanan Shewhart Kontrol Grafiği Kuralları uygulanmaktadır.

Shewhart kontrol diyagramındaki duygu salınım örüntülerindeki tutarlılıkların analizine yönelik Western Electric (1956) ve Montgomery (2009) tarafından çeşitli kurallar önerilmiştir. Metinlerde duygu salınımlarının analiz edilmesine odaklanan Duygu Haritası Modelinde 4 farklı kural uygulanmıştır. Tablo 3'te her kuralın nasıl uygulandığı, kuralın nasıl değerlendirilmesi gerektiği, bunun işlevsel olarak ne anlama geldiği ve bu kuralın anahtar kelimesi yer almaktadır (Sağlam, 2019).

Tablo 3

Shewhart Kontrol Diyagramı Analiz Kuralları ve Değerlendirilmeleri

Kural No	Açıklama	Değerlendirme	İşlevsel İfade	Anahtar İfade
Kural-1	Ardışık 9 cümleden en az 8'i (8/9) MÇ'nin bir tarafından bulunması (Şekil 4a)	Değişimin aynı bölgede ve istikrarlı olduğunu gösterir.	İçerikteki duygusal istikrarın varlığının/ varlıklarının tespitini ve varsa da hangi cümleleri kapsadığını vurgular.	İSTİKRAR
Kural-2	Ardışık 5 cümlenin en az 4'ü (4/5), MÇ'nin aynı tarafında ve 1 standart sapma uzakta bulunması (Şekil 4b)	Tesadüften uzak küçük ölçekteki değişimi göstermektedir.	İçerikteki belirgin duyguların, varsa tespit edildiği ve hangi cümleleri kapsadığını vurgular.	BELİRGİN
Kural-3	Ardışık 3 cümlenin en az 2'sinin (2/3), MÇ'nin aynı tarafında ve 2 standart sapmadan daha uzakta bulunması (Şekil 4c)	Tesadüften uzak orta ölçekteki değişimi göstermektedir.	İçerikteki baskın duyguların, varsa tespit edildiği ve hangi cümleleri kapsadığını vurgular.	BASKIN
Kural-4	Bir noktanın, merkez çizgiye uzaklığının 3 standart	Büyük bir sapmayı göstermektedir.	İçerikteki şiddetli duyguların, varsa tespit edildiği ve	ŞİDDETLİ

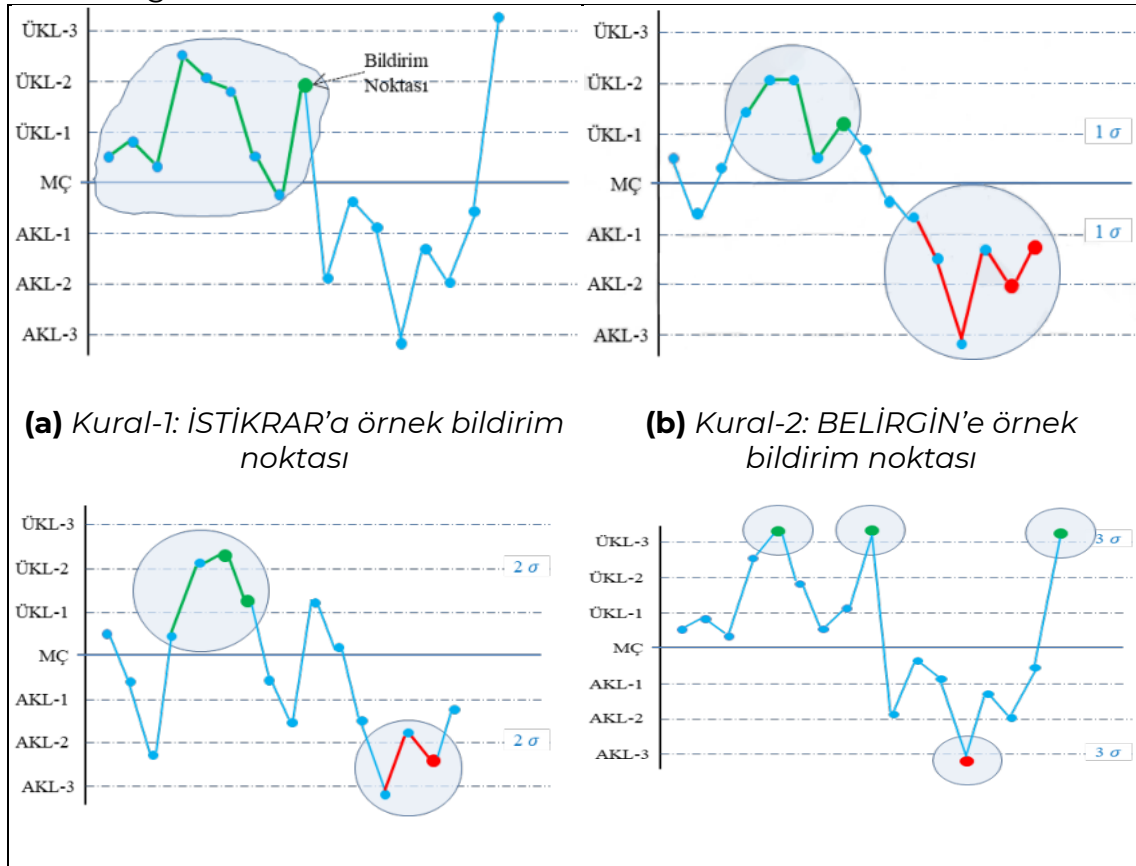
sapmadan daha
büyük olması
(Şekil 4d)

hangi cümleleri
kapsadığını vurgular.

Şekil 4'te her bir kuralı görsel olarak örneklendiren duygu haritası örnekleri sunulmuştur. Grafiklerdeki noktalar, her bir cümleyi ve ton değerini temsil etmektedir. Duygu haritası üzerinde kural veya kurallar gerçekleştiğinde "Bildirim Noktası" olarak isimlendirilen noktalarla vurgulanmaktadır. Bildirim noktası, kuralların uygulandığı cümlelerin yer aldığı bölgeye göre yeşil (olumlu bölge, MÇ'nin üstü) ve kırmızı (olumsuz bölge, MÇ'nin altı) renklerle ve daha büyük bir şekilde belirginleştirilmiştir. Ek olarak, bildirim noktalarının oluşmasını sağlayan cümle örüntüsü de polarite bölgesine göre yeşil (olumlu bölge, MÇ üstü) veya kırmızı (olumsuz bölge, MÇ altı) olarak renklendirilmiştir. Shewhart kontrol diyagramı kurallarından etkilenmeyen cümle dizileri mavi renkte çizgilerle ve boyutu küçük olan düğüm noktalarıyla gösterilmektedir. Başka bir ifadeyle, duygu salınımı kapsamında, Shewhart perspektifinden hazırlanan kurallar kapsamında bir tespite uğramayan cümleleri tanımlamaktadır.

Şekil 4

Duygu Haritası Modelinde Shewhart Kurallarının Duygu Salınım Grafikleri Üzerinde gösterilmesi



(c) Kural-3: BASKIN'a örnek bildirim noktası

(d) Kural-4: ŞİDDETLİ'ye örnek bildirim noktası

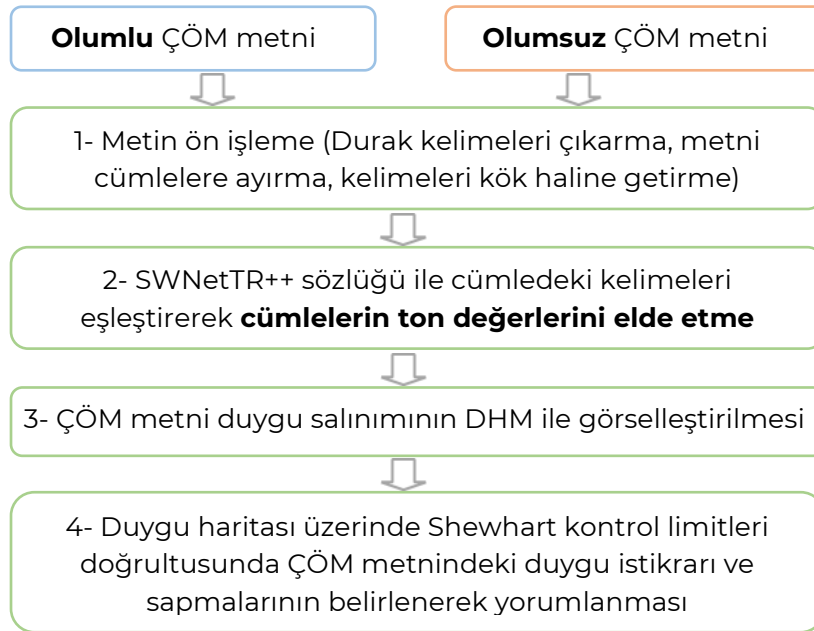
Özet olarak DHM metinlere yönelik sentiment analizini standart bir ölçekte yapmak, cümle bazında duygu salınımı grafik üzerinde görselleştirmek ve ardışık cümleler arasında kurallar gözeterek duygusal istikrar ve sapmaları vurgulamak için hazırlanmış bir modeldir. Bir sonraki başlıkta olumlu ve olumsuz ÇÖM'ler tanıtılmıştır.

ÇÖM'lere DHM ile Duygu Analizinin Uygulanması Süreci

Olumlu ve olumsuz ÇÖM'lerin DHM ile duygu haritalarının çıkartılması ve bunların yorumlanması süreci bu başlık altında açıklanmıştır. ÇÖM'lerde yer alan metinlerin duygu salınımını incelemek için cümle seviyesinde DHM kullanılmıştır. Olumlu ve olumsuz ÇÖM'lerin metin ön-işleme, cümlelerin duygusal tonlarının elde edilmesi, duygu salınımının DHM ile görselleştirilmesi ve yorumlanması dört aşamada Şekil 5'te gösterilmiştir.

Şekil 5

ÇÖM'lerin Duygu Haritasının Çıkarılarak Yorumlanması Süreci



Birinci olarak; metni cümlelere ayırma, her cümle içerisindeki gereksiz kelimelerin çıkarılması, kelimeleri kök kelimelere indirgeme (stemming) işlemlerini içeren metin ön-işleme süreci belirtilmiştir. İkinci olarak; her cümlede yer alan kök (stem) halindeki kelimeler ile SWNetTR++ (Sağlam ve diğerleri, 2019) duygu sözlüğündeki (sentiment lexicon) kelimeleri eşleştirilerek cümle bazından duygu yönünü ve tonunu belirleme süreci açıklanmıştır. Üçüncü olarak, DHM ile ÇÖM metinlerinde yer alan sıralı cümlelerine ait duygu ton değerlerine göre duygu salınımlarının Shewhart Kontrol Diyagramı üzerinde

görselleştirilmesi açıklanmıştır. Dördüncü olarak; duygu salınımindaki tutarlılıkların belirlenmesine yönelik kuralların uygulanması ve yorumlanması açıklanmıştır. Bu işlemler alt başlıklar halinde verilmiştir.

Metin Ön İşleme Süreci

Metin ön işleme sürecinde olumlu ve olumsuz ÇÖM metinlerinde olmak üzere öncelikle tüm içerik cümleler halinde ele alınmıştır. Daha sonra tüm kelimeler küçük harfe çevrilmiş ve durak karakterleri (stopwords) çıkartılmıştır. Cümlelerde kalan ifadeler kelime bölümlenme (token) tabii tutulmuştur. Son olarak her bir kelime kökleme (stemming) işleminden geçirilerek kök (stem) formları elde edilmiştir.

Cümlelerin Duygu Tonunun Belirlenmesi

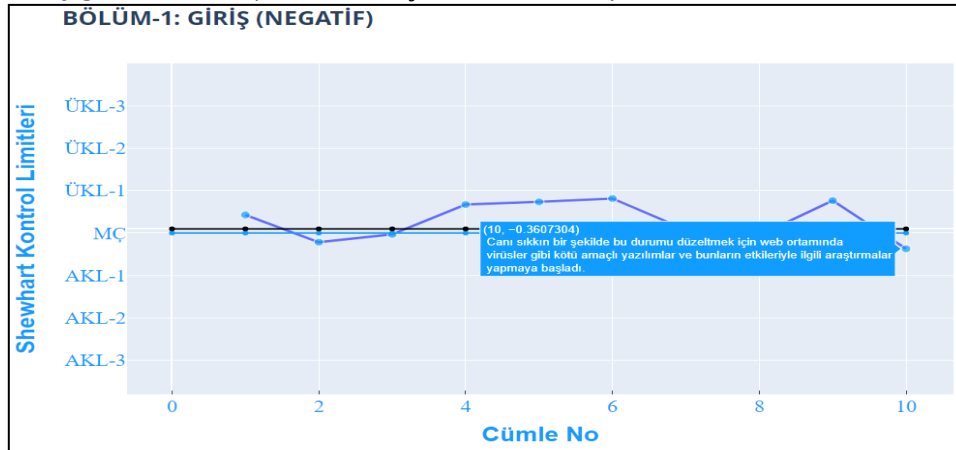
Çalışmada Sağlam vd. (2019) tarafından oluşturulan SWNetTR++ duygu sözlüğü kullanılmıştır. Cümlelerde yer alan her kök halindeki kelime ile SWNetTR++ duygu sözlüğünde yer alan kelimeler eşleştirilmiştir. ÇÖM'lerdeki kök kelimelere, duygu sözlüğünde karşılık gelen kelimenin duygu tonu değeri atanmıştır. Son olarak her bir cümlede yer alan kelimelerin sahip oldukları ton değerleri toplanmıştır. Böylece metinde yer alan her bir cümle için duygu tonu belirlenmiş ve bu değere bağlı olarak da polaritesi atanmıştır. Diğer bir ifadeyle bir cümlede yer alan kelimelerin duygu tonu değerleri toplamı pozitif ise cümle pozitif polaritede, eğer kelimelerin duygu tonu değerleri toplamı negatif ise negatif polaritede olduğu belirlenmiştir.

Duygu Salınıminin DHM ile Görselleştirilmesi

Olumlu ve olumsuz ÇÖM'lerde duygu salınımları Bölüm-1, Bölüm-2 ve Bölüm-3 olmak üzere üç ayrı bölümde ele alınmıştır. Duygu haritasının merkezi çizgisi, üst ve alt kontrol limitleri DHM kapsamında belirlenen Shewhart Kontrol Limit değerleri (Tablo 2) olarak alınmıştır. Her bölüm için bir duygu haritası olmak üzere toplamda altı duygu haritası oluşturulmuştur. Örnek bir duygu haritası Şekil 6'da gösterilmiştir.

Şekil 6

Örnek Duygu Haritası (Olumsuz ÇÖM, Bölüm-1)



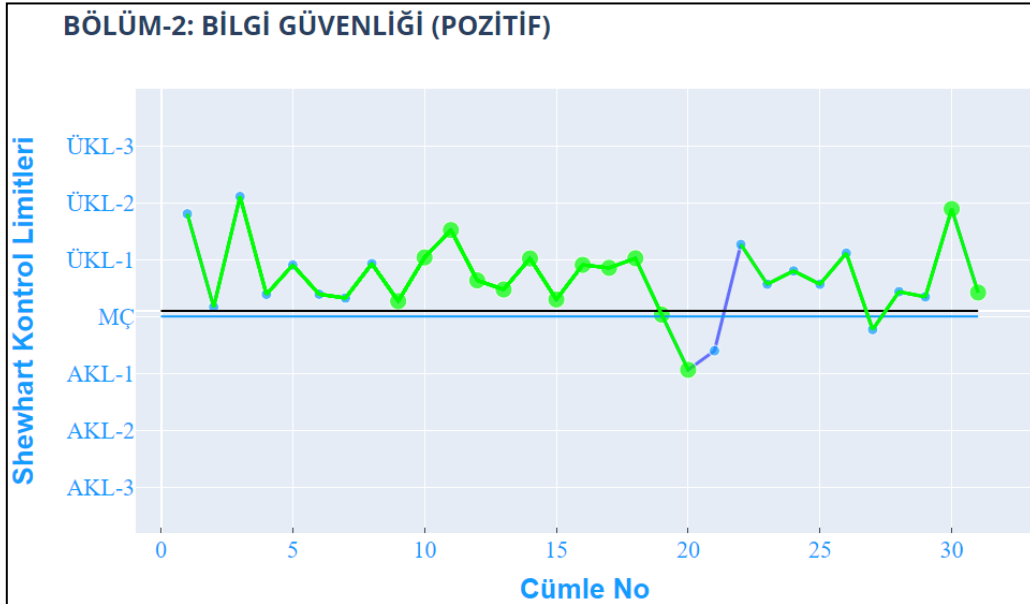
Şekil 6'daki duygu haritası 10 cümlelik bir duygu salınımını göstermektedir. Duygu haritası incelendiğinde cümlelerin duygu tonlarının merkezi çizginin altında ve üstünde yer aldığı görülmektedir. Ayrıca her bir cümle nokta ile gösterilmektedir. Noktanın üzerine gelindiğinde cümlenin sırası, duygu tonu değeri ve cümle gösterilmektedir. Bundan sonraki aşamada duygu salınımları içerisindeki duygu örüntülerini keşfetme ve içeriklerin yorumlanmasına gelinmiştir. Yorumlama için bir sonraki bölümde açıklanan ve duygu analizine uyarlanan Shewhart Kontrol Grafiği Kuralları uygulanmaktadır.

Duygu Haritası Üzerinde Shewhart kontrol limitleri doğrultusunda ÇÖM metnindeki duygu istikrarı ve sapmaların belirlenerek yorumlanması

İçeriğe ilişkin duygu salınımına Shewhart kontrol kurallarının (Tablo 3) uygulanması ile istikrarlı duygu salınım bölgeleri ile belirgin, baskın ve şiddetli duyguların yer aldığı bölgeler tespit edilebilmektedir. Şekil 7'de Shewhart Kontrol Kurallarının gerçekleştiği noktalar yeşil ile vurgulanmıştır. Bu noktalara bildirim noktaları denilmektedir ve dört kuraldan bir tanesinin gerçekleştiğini bildirmektedir. Bildirim noktalarının gerçekleştiği noktalarda sadece Kural-1'in ortaya çıktığı görülmektedir.

Şekil 7

Shewhart Kontrol Kuralları Gerçekleşmiş Duygu Haritası (Olumlu ÇÖM, Bölüm-2)



Tüm analiz sürecinin adımları sırasıyla kısaca özetlenecek olursa;

- Olumlu ve olumsuz ÇÖM içeriklerine metin ön işleme süreci uygulanmış,

- Ardından, ÇÖM'lerde yer alan her bir cümle için SWNetTR++ genel amaçlı duygu sözlüğü (lexicon) ile her cümlenin duygu tonu ve polaritesi hesaplanmış,
- Daha sonra ÇÖM'lerdeki üç bölümdeki cümlelere ait ton değerleri, haber metinleri derlemi ile oluşturulan Shewhart kontrol limitlerini gösteren duygu salınım grafikleri üzerinde gösterilmiş,
- Son olarak duygu salınım grafikleri üzerinde Shewhart Kontrol Diyagramının dört farklı kuralı uygulanmıştır.

Bir sonraki bölümde ÇÖM'lerin DHM ile analizi sonucunda elde edilen bulgulara yer verilmiştir.

Bulgular

Olumlu ve olumsuz ÇÖM cümlelerine yönelik, öğrencilerin verdikleri değerlik puanların analizi ile DHM aracı kullanılarak yapılan duygu analizi sonucunda ulaşılan bulgular iki ayrı başlık altında verilmiştir.

Öğrencilerin ÇÖM Cümlelerine Verdikleri Değerlik Puanlarının Analizi

Olumlu ÇÖM'de 157, olumsuz ÇÖM'de ise 149 cümle bulunmaktadır. Çalışmaya katılan 46 öğrenci toplam 306 cümleyi değerlendirmiştir. Öğrencilerin ÇÖM cümlelerine verdikleri değerlik puanları (olumlu-olumsuz ölçeği) ortalamaları, değerlik ortalama değeri ($X=3$) altında ve üstünde değerlik puanı alan cümle sayıları Tablo 4'te verilmiştir.

Tablo 4

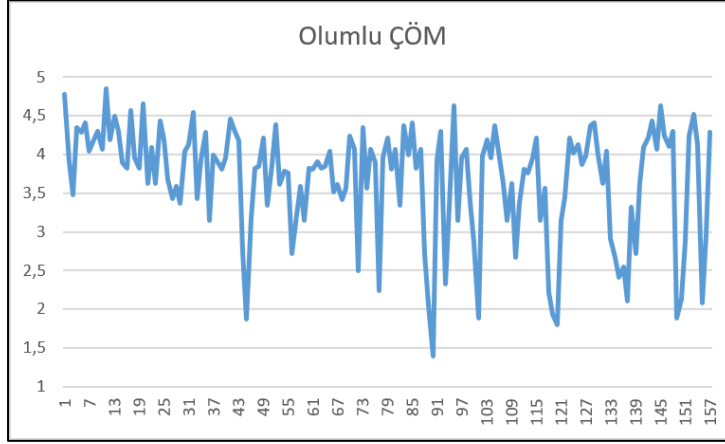
Olumlu ve Olumsuz ÇÖM Cümlelerine Yönelik Betimsel İstatistikler

ÇÖM Türü	N	\bar{X}	S	Olumlu değerlikli ($X>3$) cümle sayısı	Olumsuz değerlikli ($X<3$) cümle sayısı
Olumlu ÇÖM	157	3.68	0.71	131(%83.44)	26(%16.56)
Olumsuz ÇÖM	149	2.75	0.70	49(%32.89)	100(%67.11)

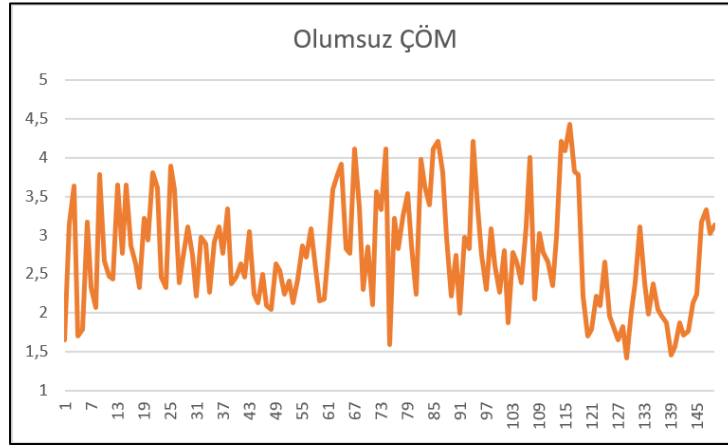
Olumlu ÇÖM'deki cümlelerin ($N=157$) değerlik ortalamasının ($\bar{X}=3.68$; $SS=0.71$), olumsuz materyalde ise cümlelerin ($N=149$) değerlik ortalamasından ($\bar{X}=2.75$; $SS=0.70$) yüksek olduğu görülmektedir. Bununla birlikte, olumlu ÇÖM'de 131 (%83.44) cümle ortalama üzerinde değerlik puanı alırken 26 (%16.56) ise ortalama altında değerlik puanı almıştır. Olumsuz ÇÖM'de 49 (%32.89) cümle ortalama üzerinde değerlik puanı alırken 100 (%67.11) cümle ortalama altında puan almıştır. Olumlu ve olumsuz ÇÖM cümlelerine verilen değerlik puanları ortalamalarına göre oluşan çizgi grafikleri Şekil 8'de gösterilmiştir.

Şekil 8

ÇÖM Cümlelerine Verilen Değerlik Puanları Ortalamalarına Göre Çizgi Grafikleri



(a) Olumlu ÇÖM



(b) Olumsuz ÇÖM

Öğrencilerin olumlu ve olumsuz ÇÖM'lere verdikleri değerlik puanları ortalamalarının anlamlı bir şekilde farklılaşıp farklılaşmadığını test etmek için bağımlı örneklem t-testi kullanılmıştır (Tablo 5).

Tablo 5

Olumlu ve Olumsuz ÇÖM Ortalama Değerlik Puanlarının t-Testi Sonuçları

ÇÖM Türü	N	\bar{X}	S	sd	t	p
Olumlu ÇÖM	46	578.20	12.00	45	62.73	.000
Olumsuz ÇÖM	46	409.09	12.97			

Bağımlı örneklem t-testi sonucunda, olumlu ÇÖM cümlelerine verilen değerlik puanı ortalamasının ($\bar{X}=578.20$; $SS=12.00$) olumsuz ÇÖM cümlelerine verilen değerlik puanı ortalamasından ($\bar{X}=409.09$; $SS=12.97$) daha yüksek olduğu bulunmuştur ($t(45)=62.73$, $p<.01$). Sonuç olarak olumlu materyal olumsuz materyalden daha yüksek değerlik puanına sahiptir. Bu bulgu, ÇÖM metinlerinin duygusal tasarım ile olumlu ve

olumsuz olarak tasarlanmasının öğrenenlerde farklı değerlik (olumlu-olumsuz ölçeği) hissi oluşturduğunu göstermektedir. Bir sonraki başlıkta, olumlu ve olumsuz ÇÖM'lere yönelik DHM ile duygu analizi sonuçlarına yer verilmiştir.

DHM ile Duygu Analizine İlişkin Bulgular

Olumlu ve olumsuz ÇÖM'ler üç ayrı bölüme ayrılmış ve her bir bölüm DHM ile analiz edilerek bulgular bölümlere göre raporlanmıştır. Her iki ÇÖM'ün Bölüm-1'ine ait 10 cümle Tablo 6'da verilmiştir.

Tablo 6

Olumlu ve Olumsuz ÇÖM'lerin Bölüm-1 Cümleleri

No	Olumlu ÇÖM	Olumsuz ÇÖM
1	Bu dersi tamamladığınızda bilgisayarlarımızı ve dijital bilgilerimizi korumanın önemini kavrayacak, güvenlik yazılımlarını ve bunların bilgisayarınızdaki koruyucu etkilerini açıklayabileceksiniz.	Bu dersi tamamladığınızda bilgisayarlarımızın ve dijital bilgilerimizin baş düşmanı olan kötü amaçlı yazılımların türlerini ve bunların bilgisayarımızdaki yıkıcı etkilerini açıklayabileceksiniz.
2	Ayrıca bilgisayarınıza ve dijital verilerinize yönelik koruyucu önlemler olarak programlarınızın, belgelerinizin, verilerinizin ve dijital cihazlarınızın güvenli ve sağlıklı biçimde işlemlerini sağlayabileceksiniz.	Ayrıca kötü amaçlı yazılımlara karşı programlarınızın, belgelerinizin, verilerinizin ve dijital cihazlarınızın çaresiz kalmaması için önlemler alabileceksiniz.
3	Duru geçen hafta e-posta kutusuna baktığında yakın arkadaşından onu bir oyuna davet eden bir e-posta almıştır.	Geçen hafta, oyun oynamak için bilgisayarını açtığında, bazı dosyalarının yerinde olmadığını, ödev dosyalarının silindiğini, oyunu açmaya çalıştığında bilgisayarın hata verdiğini görünce Duru'nun canı çok sıkıldı.
4	Oyun linkine tıkladığında bilgisayarında yüklü olan antivirüs programından bir bilgilendirme mesajı gelir.	Bilgisayar öğretmeni olan arkadaşı Ahmet'i arayıp, problemlerini anlatmaya başladı.
5	Antivirüs programı, oyun için girmiş olduğu web sitesinin pek güvenli olmadığı konusunda onu bilgilendirmektedir.	Ahmet bilgisayarına kötü amaçlı yazılım girmiş olabileceğini, kötü amaçlı yazılımların bilgisayar, tablet, telefon, internet ağı gibi ortamlarda bulunduğunu, buradaki bilgileri ve belgeleri silme, değiştirme, bilgisayar korsanlarına gönderme, hatta elektronik cihazlarımızı yönetme gibi amaçlara sahip olduğunu söyledi.
6	Bilgisayar, tablet, telefon ve internet ağı gibi dijital ortamlarda güvenliğini sağlamanın ve bu ortamlardaki olası kötü amaçlı	Fakat iş işten geçmişti ve bilgisayar virüsü Duru'nun bilgisayarını ele geçirmişti.

	yazılımların bilgileri ve belgeleri silme, değiştirme, farklı şahıslara gönderme, hatta elektronik cihazlarımızı yönetme gibi amaçlara sahip olduğu noktasında bilgili olduğu ve gerekli önlemleri aldığı için Duru, kendini mutlu hissetti.	
7	Böylece güvenli olmayan web sitesini kapatarak, gelen e-postayı sildi.	Ahmet Duru'ya bilgisayarında antivirüs programının yüklü olup olmadığını ve güvenlik duvarının aktif olup olmadığını sordu.
8	Daha sonra arkadaşını arayıp bilgisayarında kötü amaçlı bir yazılım olabileceğini söyleyerek arkadaşını uyardı.	Duru bu tür programları ve bilgisayarında olup olmadığını bilmediğini söyledi.
9	Duru, antivirüs, güvenlik duvarı gibi bilgisayar ve bilgi güvenliğini sağlayan yazılımlar kullanarak ve kendisini bu konularda bilinçlendirerek bilgisayarını ve bilgilerini her zaman korudu.	Duru virüslerin bilgisayarına bir şekilde bulaştığının ve kötü amaçlı yazılımlar konusunda bilgi eksikliğinin olduğunu fark etti.
10	Ayrıca bu olaydan sonra bilgisayar ve bilgi güvenliği konusunda arkadaşlarının da bilgilendirilmesi gerektiğinin farkına vardı ve onlara yardımcı olmaya karar verdi.	Canı sıkkın bir şekilde bu durumu düzeltmek için web ortamında virüsler gibi kötü amaçlı yazılımlar ve bunların etkileriyle ilgili araştırmalar yapmaya başladı.

Olumlu ve olumsuz ÇÖM'lerde Bölüm 1'e ilişkin 10 cümleye ait duygu salınıminin DHM ile analizine yönelik sonuçlar Şekil 9'da verilmiştir.

Olumlu ÇÖM – Bölüm 1'in DHM Analizi

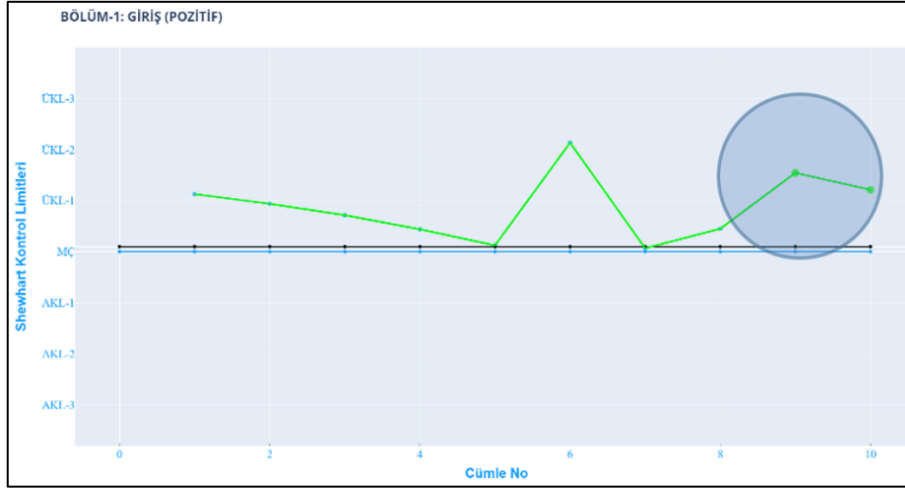
Şekil 9a incelendiğinde Olumlu ÇÖM'de yer alan 10 cümlenin tamamının merkezi çizginin üzerinde salınım yaptığı, bu salınımın bazı noktalarda (cümlelerde) yüksek değerlere sahip olduğu görülmektedir. Bu ilk görsel değerlendirmenin ardından, DHM modeli ile analiz edildiğinde; duygu salınımları grafiği üzerinde DHM Kural-1 tarafından anlamlı iki tane İSTİKRAR noktasının varlığı tespit edilmiştir. Bu noktalar 9. ve 10. cümlelerdir ve daha büyük noktalarla görselleştirilmiştir. DHM Kural-1'in bize sunduğu bu sonucun yorumu şu şekildedir;

- 9. cümlede Bildirim Noktası tespit edilmiştir. İçeriğinin bu noktadan önceki ardışık 8 cümlesi pozitif yönde bir duyguya sahiptir. Bu da ilk 9 cümle boyunca pozitif yönde bir İSTİKRAR'ın olduğunu göstermektedir.
- Diğer Bildirim Noktası 10. cümlede tespit edilmiştir. Yani 10. cümleden önceki 8 cümle pozitif yönde duyguya sahiptir. Bu da 2. ile 10. cümleler boyunca yine İSTİKRAR'ın olduğunu belirtmektedir.

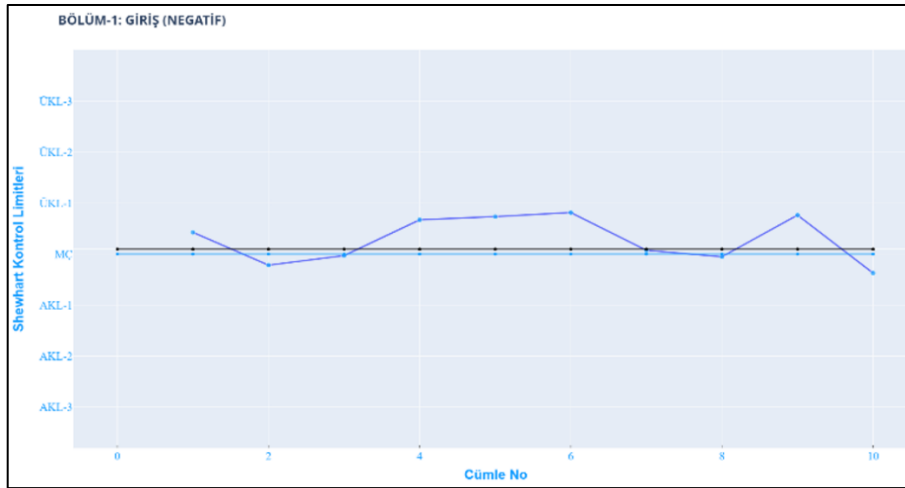
- Sonuç olarak; Olumlu ÇÖM Bölüm-1 toplamda 10 cümleden oluştuğundan, içeriğin tamamının pozitif yönde bir İSTİKRAR gösterdiği DHM tarafından tespit edilmiştir.

Şekil 9

Bölüm 1'e İlişkin DHM Sonuçları



(a) Olumlu ÇÖM, Bölüm-1



(b) Olumsuz ÇÖM, Bölüm-1

Olumlu ÇÖM Bölüm-1 üzerinde DHM tarafından diğer kuralları (Kural-2, Kural-3, Kural-4) sağlayan durumlar tespit edilmemiştir. Bir diğer ifadeyle; Olumlu ÇÖM Bölüm-1'de BELİRGİN, BASKIN veya ŞİDDETLİ olarak (pozitif veya negatif) nitelenebilecek cümle/cümleler mevcut değildir.

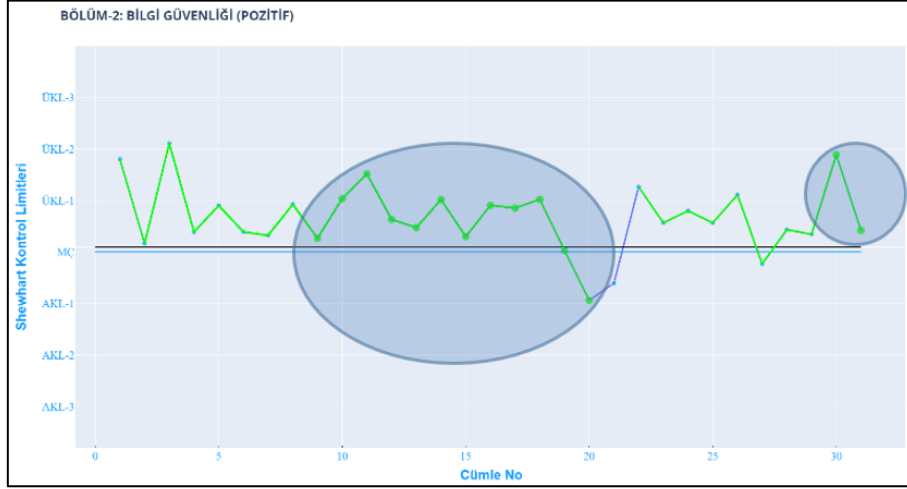
Olumsuz ÇÖM – Bölüm 1'in DHM Analizi

Şekil 9b'de sunulan Olumsuz ÇÖM'deki cümlelere ait duygu tonlarının, MÇ'nin hem altında hem de üstünde küçük salınımlar yaptığı görülmektedir. Altı cümle MÇ'nin altında, dört cümle ise üstünde yer almıştır. DHM analizi sonucunda ise, bu salınımlardan anlamlı bir örüntü

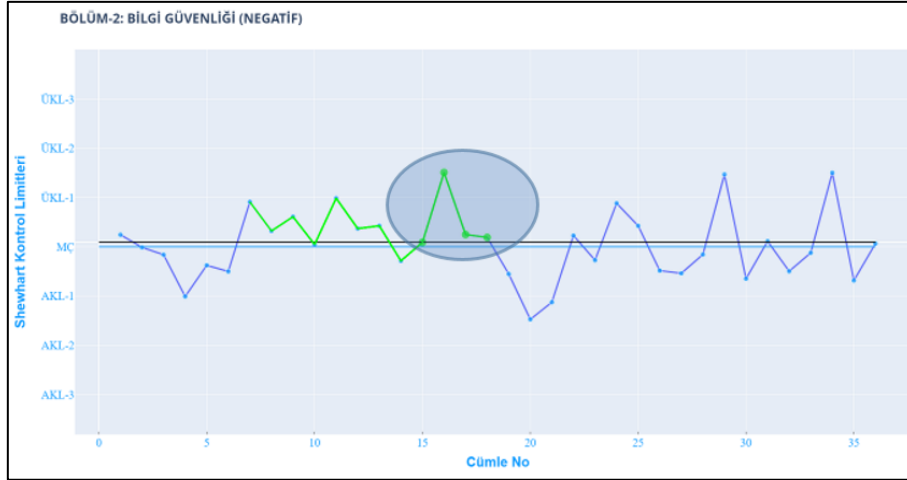
tespit edilmemiştir. Diğer ifadeyle; Olumsuz ÇÖM Bölüm-1'in içeriği, DHM tarafından İSTİKRAR, BELİRGİN, BASKIN veya ŞİDDETLİ diye nitelendirilebilecek pozitif veya negatif yönde herhangi bir örüntüye sahip değildir. Olumlu ve olumsuz ÇÖM'lerin 2. bölümlerine ait duygu salınımlarına yönelik sonuçlar ise Şekil 10'da verilmiştir.

Şekil 10

Bölüm 2'ye İlişkin DHM Sonuçları



(a) Olumlu ÇÖM, Bölüm-2



(b) Olumsuz ÇÖM, Bölüm-2

Olumlu ÇÖM – Bölüm-2'nin DHM Analizi

Şekil 10a incelendiğinde olumlu ÇÖM'de yer alan 30 cümlelerin 27 tanesi MÇ'nin üzerinde 3 tanesi ise altında yer almaktadır. DHM ile analiz edildiğinde, duygu salınım grafiği üzerinde DHM Kural-1 tarafından iki farklı bölgede anlamlı 14 İSTİKRAR noktasının varlığı tespit edilmiştir. DHM Kural-1'in bize sunduğu bu sonucun yorumu şu şekildedir;

- 9. cümleden 20. cümleye kadar bildirim noktası tespit edilmiştir. İçeriğin bu noktadan önceki ardışık 19 cümlesi pozitif yönde bir

duyguya sahiptir. Bu da 20. cümleye kadar ÇÖM'de olumlu bir İSTİKRAR'ın olduğunu göstermektedir.

- 20. ve 21. cümlelerin ardışık olarak MÇ'nin altında yer alması olumlu İSTİKRAR'ı burada sonlandırmaktadır.
- 22. cümleden itibaren, 10 cümlenin 9 tanesi MÇ'nin üzerinde yer aldığı için DHM tarafından Kural-1 uygulanmış ve bir olumlu İSTİKRAR olduğu görülmektedir.
- Sonuç olarak; Olumlu ÇÖM Bölüm-2'de iki farklı bölgede olumlu yönde bir İSTİKRAR gösterdiği DHM tarafından tespit edilmiştir.

Olumlu ÇÖM Bölüm-2 üzerinde DHM tarafından diğer kuralları (Kural-2, Kural-3, Kural-4) sağlayan durumlar tespit edilmemiştir. Bir başka deyişle; BELİĞİN, BASKIN ve ŞİDDETLİ olarak (pozitif veya negatif) değerlendirilebilecek cümle/cümler mevcut değildir.

Olumsuz ÇÖM – Bölüm-2'nin DHM Analizi

Şekil 10b'de ise 17 cümle MÇ'nin altında 18 cümle üstünde görünmektedir. Sadece bir bölgede 15, 16, 17 ve 18. cümlelerde kural-1'in uygulandığı İSTİKRAR noktalarının olduğu görülmektedir. DHM kuralları metnin geri kalanında herhangi örüntü tespit etmemiştir. DHM Kural-1'in bize sunduğu bu sonucun yorumu şu şekildedir;

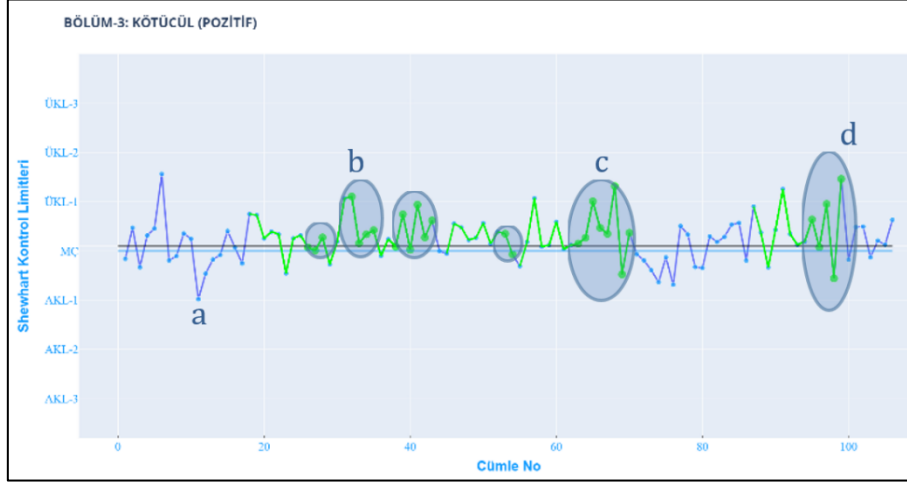
- 15 ve 17. cümleler arasında Kural-1'e yönelik bildirim noktası tespit edilmiştir. Bu da 8. cümleden 17. cümleye kadar olumlu bir İSTİKRAR'ın yakalandığını göstermektedir.
- Sonuç olarak; olumsuz ÇÖM Bölüm-2'nin bir kısmının olumlu yönde bir İSTİKRAR gösterdiği tespit edilmiştir.

Bildirim noktasındaki en yüksek değere sahip 16. cümle (neg-bölüm2-c16: Bu da mağaza sahiplerini ve alış-veriş yapmaya gelen insanları huzursuz edecektir) incelendiğinde olumsuz olduğu görülebilir. MÇ'ye yakın başka bir bildirim noktasında (neg-bölüm2-c17: Bilgisayarımızda da veri giriş-çıkışları kontrol edilmediğinde ve bilgisayarımıza izinsiz şekilde girmeye çalışan yazılımları önleyecek güvenlik yazılımları olmadığında bizim de başımıza bilgi kaybı, bilgi hırsızlığı, bilgisayarımızda hatalar, bozulmalar gibi durumlar gelecektir) olumsuz bir durumu ifade eden cümle olumlu olarak ele alınmıştır. Bu tür durumların olası nedenleri ve çözüm önerileri Sonuç ve Tartışma başlığında sunulmuştur. Geri kalan noktalarda MÇ'nin altında ve üzerinde dalgalanmalar olduğu için farklı bir yerde kurallar gerçekleşmemiştir. Diğer bir ifadeyle; Olumsuz ÇÖM Bölüm-2'nin içeriği, BELİĞİN, BASKIN veya ŞİDDETLİ olarak nitelendirilebilecek olumlu veya olumsuz yönde herhangi bir örüntüye sahip değildir. Sonuç olarak olumlu ve olumsuz ÇÖM'lerin Bölüm-2 içerikleri karşılaştırıldığında olumlu ÇÖM'ün daha fazla istikrarlı olumlu duygusal salınım gerçekleştirdiği bulunmuştur. ÇÖM'lerin son bölümleri olan

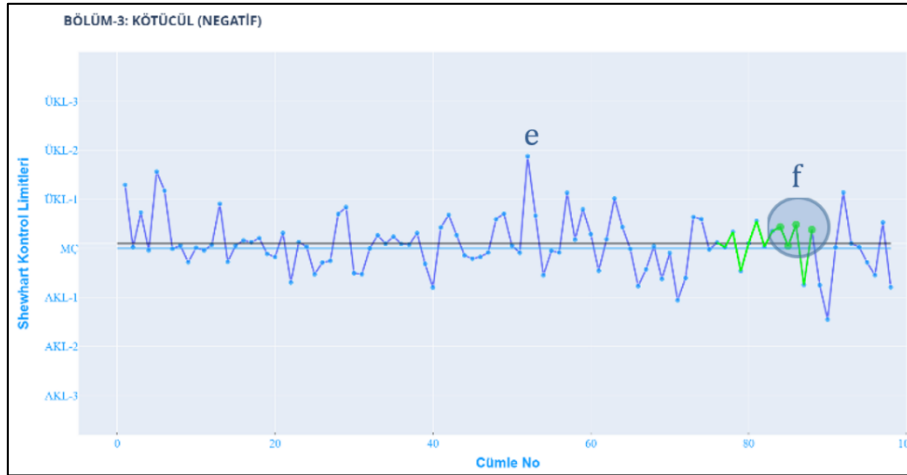
bölüm-3'e ait duygu salınımlarına yönelik DHM sonuçları Şekil 11'de verilmiştir.

Şekil 11

Bölüm-3'e İlişkin DHM Sonuçları



(a) Olumlu ÇÖM, Bölüm-3



(b) Olumsuz ÇÖM, Bölüm-3

Olumlu ÇÖM Bölüm-3'ün DHM Analizi

Şekil 11a incelendiğinde olumlu ÇÖM Bölüm3'te yer alan 104 cümlelerin 29 tanesi MÇ'nin altında 75 tanesi ise MÇ'nin üzerinde yer almaktadır. Grafikte noktaların inişli çıkışlı bir şekilde görülmesi kimi noktalarda kural tutarlılıklarının oluştuğunu kimi noktalarda ise kuralların sonlandığını göstermektedir. DHM analizi sonucu, toplamda altı farklı bölgede 28 adet kural-1'i işaret eden bildirim noktası tespit edilmiştir;

- 26-28, 32-35, 38-43, 63-70 ve 95-99. cümleler arasında kural-1'i işaret eden bildirim noktaları tespit edilmiştir. Bu da 18-28, 24-35, 30-43, 55-70 ve 87-99. cümleler boyunca İSTİKRARLI ve olumlu yönde bir duygusal salınımının varlığını bildirmektedir.

- Sonuç olarak, DHM tarafından Olumlu ÇÖM Bölüm-3 içeriğinin 66 cümlesi kural-1 kapsamında İSTİKRARLI olarak işaretlenmiştir. İçeriğin büyük bir bölümünün olumlu olduğu belirtilebilir.

Olumlu ÇÖM Bölüm-3 üzerinde DHM tarafından diğer kurallar tespit edilmemiştir. Bu neden içerikte BELİRGİN, BASKIN veya ŞİDDETLİ olarak nitelenebilecek cümle/cümleler bulunmamaktadır.

Olumsuz ÇÖM Bölüm-3'ün DHM Analizi

Şekil 11b'de 97 cümlelerin 56 tanesi MÇ üzerinde, 1 tanesi MÇ üstünde, 40 cümle MÇ'nin altında yer almıştır. İçerikte 84. cümleye kadar bir kural tespit edilmemiştir ve cümlelerin İSTİKRARLI bir yapı sunmadığı görülmüştür. Bu noktada DHM tarafından tespit edilen kural şu şekilde açıklanmıştır;

- İçeriğin 84,85,86 ve 88. cümleleri olmak üzere 4 noktada Kural-1 tespit edilmiştir. DHM tarafından bu cümlelerden önce 8 cümlede olumlu bir İSTİKRAR olduğunu göstermektedir.
- Sonuç olarak; içeriğin Olumlu ÇÖM'e göre oldukça küçük bir kısmında olumlu pozitif yönde bir İSTİKRAR tespit edilmiştir.

Olumsuz ÇÖM Bölüm-3 üzerinde DHM tarafından diğer kurallar tespit edilmemiştir. Bu neden içerikte BELİRGİN, BASKIN veya ŞİDDETLİ olarak nitelenebilecek cümle/cümleler bulunmamaktadır. Genel bir değerlendirme olarak kural-1'in işleme açısından olumlu ÇÖM'ün daha istikrarlı bir olumlu duygu salınımı gösterdiği belirtilebilir.

Şekil 11'da olumlu ve olumsuz ÇÖM'de Kural-1'in işlediği alanlarda örnek cümleler (b, c, d ve f) ile olumlu ÇÖM'de en düşük ton değerine sahip cümle (a), olumsuz ÇÖM'de en yüksek ton değerine sahip cümle (e) Tablo 7'de verilmiştir.

Tablo 7

Olumlu ve Olumsuz ÇÖM'ün Bölüm-3'lerinden Örnek Cümleler

No	Cümle
a	P3-C11: Dosya/Program kodları: Antivirüsler çalıştırılabilir dosyaları denetleyerek, dosyalara virüs eklenmesini önler.
b	P3-C32: Güvenlik yazılımları sayesinde, bilgisayarınızda internete bağlı bir programının ve işletim sisteminin güvenlik açıklarından solucanlar giriş yapamaz ve çoğalamazlar.
c	P3-C65: Yoğun tempoda çalışsak dahi ziyaret ettiğimiz web sitelerine çok dikkat etmeliyiz.
d	P3-C97: Fidye yazılımlarının temel amacı bir miktar kazanç elde etmek için bilgisayar, tablet ya da akıllı telefonumuzdaki dosyalarımızın yapısını değiştirerek şifrelemektir.
e	N3-C52: Casus yazılımlar tamda bunları yapmaya çalışırlar; bilgisayar kullanıcısı hakkında gizli ve başkasıyla paylaşılması istenmeyen bilgilere ulaşmayı, bu bilgileri de uzaktaki bir bilgisayara analiz edilmek üzere göndermeyi hedeflerler.

- f N3-C86: Ayrıca dosya ve programlarımızı güvensiz yerlerden indirmek, e-postalara ve web sitelerine dikkat etmemek de bilgisayarımızı bu çetenin bir parçası haline getirebilir.
-

Cümleler incelendiğinde (a) cümlesi olumlu bir olayı işaret ederken içerisinde geçen kelimelerden bazılarının (virüs, eklemek, dosya gibi) negatif polaritede olmasından dolayı cümle MÇ'nin altında yer almaktadır. Olumlu ÇÖM (Şekil 11a)'de (b), (c) ve (d) cümleleri MÇ'nin üzerinde yer almaktadır. Bu cümlelerde (solucan, fidye) olumsuz kelimeler geçse de genel olarak olumlu tonda yer almıştır. Olumsuz ÇÖM (Şekil 11b)'de yer alan (e) cümlesi olumsuz bir durumu ele alsa da içerisinde geçen birçok kelime tekil bir şekilde cümlenin tonuna katkı sağladığı için olumlu olarak hesaplanmıştır. Son cümle (f) ise olumsuz bir durumu ifade ederken olumlu polaritede görünmektedir. İçerisinde geçen güven (güvensiz kelimesinin kök hali güven), dikkat, bir, hal gibi kelimeler nedeniyle MÇ'nin üzerinde yer almaktadır. Bu bulgular sonuç ve tartışma kısmında tartışılmıştır.

Sonuç, Tartışma ve Öneriler

Metinler, içerdikleri özelliklere göre bireyler üzerinde duygusal etki bırakabilmektedir. Metinlerin duygusal özelliklerini düzenlemek ve bu metnin insanlar üzerindeki potansiyel duygusal etkisini tespit etmek de önemli bir çalışma alanıdır. Birinci araştırma sorusunda, bir ÇÖM metni duygusal tasarım ile olumlu ve olumsuz iki farklı şekilde hazırlanmıştır. Olumlu ve olumsuz ÇÖM metinlerinde yer alan cümlelerin öğrencilerde oluşturduğu duygu olumludan olumsuza giden beşli likert türünde değerlendirilmiştir. Sonuç olarak olumlu şekilde düzenlenen metinlerin olumsuz şekilde düzenlenen metinlerden daha yüksek değeriğe sahip olduğu tespit edilmiştir. Diğer bir ifadeyle, öğrencilere olumlu ÇÖM'ün olumsuz ÇÖM'den daha olumlu hissettirdiği bulunmuştur. Bu sonuç duygusal tasarımla metinlerin düzenlenerek öğrencilerde olumlu ve olumsuz duygular uyandırabileceğini desteklemektedir. Bu kapsamda duygusal tasarım ile ÇÖM'lerin öğrencilerde duygusal etkileri düzenlenebilir. Olumlu ve olumsuz tasarlanmış öğretimsel metinlerin nötr metne göre metni kavramada ve hatırlamada daha etkili olduğu sonucuna ulaşan çalışmalar bulunmaktadır (Megalakaki ve diğerleri, 2019; Stark ve diğerleri, 2018). Duygusal tasarım açısından metinler; duygusal tonda kelimelerin ve deyimlerin kullanılması, hikâyeleştirilmelere yer verilmesi, kişileştirme kullanımı gibi yöntemlerle duygusal açıdan düzenlenebilir. SWNetTR (Sağlam ve diğerleri, 2019) ve SentiTurkNet (Dehkharghani ve diğerleri, 2016) gibi kelimelerin duygusal ton değerlerinin yer aldığı sözlüklerde (lexicon) uygun kelimeler kullanılarak cümlenin ton değerleri değiştirilebilir. Böylece ÇÖM'ler öğrenciyi duygusal açıdan uyarıcı ve düzenleyici, bireysel farklılıklara uygun bir yapıda oluşturularak sunulabilir.

Olumlu ÇÖM'deki cümlelerin ortalamadan 0.68 puan yüksek olması, olumsuz ÇÖM'deki cümlelerin ortalamadan 0.25 puan düşük olması öğrencilerin olumlu cümleleri daha fazla olumlu gördüğünü göstermektedir. Bununla birlikte, olumlu metindeki bazı cümlelerin olumsuz olarak puanlanması ve olumsuz metindeki bazı cümlelerin olumlu olarak puanlanması cümlelerin bir bağlam içerisinde değerlendirilmesinin önemli olduğunu göstermektedir. Öğrenciler cümleleri sırasıyla değerlendirdikleri için bazı cümleler bağlamdan kopuk olarak değerlendirilmiş olabilir. Olumsuz metin cümlelerinin ortalamasının ortalama değeriğe daha yakın olmasının bir nedeni, metnin öğretimsel amaçlı hazırlanmış olmasından dolayı öğrenenler olumsuz duygu belirtmemiş olabilirler (Magner ve diğerleri, 2014). Ayrıca, Taylor (1991) bireylerde belirli uyaranlarla olumlu duygu uyandırmanın olumsuz duygu uyandırmadan daha kolay olduğunu vurgulamaktadır. Hareketlenme-azaltma hipotezinde (mobilization-minimization hypothesis), bireyler olumsuz uyaranların hissettirdiği olumsuz tepkileri azaltmak ve ortadan kaldırmaya çalıştığı vurgulanmaktadır (Taylor, 1991). Bu nedenle olumsuz cümlelerin nötre daha yakın olduğu belirtilebilir. Diğer taraftan metinleri cümleler halinde değerlendirmekten ziyade bir bütün olarak (Megalakaki ve diğerleri, 2019), ya daha daha geniş metinlerde her başlık altındaki metinleri bütün olarak değerlendiren (Özgür, 2021) çalışmalar da bulunmaktadır. Bu noktada genel olarak değerlendirmek, metin içerisindeki duygusal iniş çıkışları göz ardı etmektedir.

İkinci araştırma sorusunda olumlu ve olumsuz ÇÖM'lere DHM ile duygu analizi uygulanmıştır. DHM sonuçlarına göre, olumlu ÇÖM'de yer alan cümlelerin çoğu merkezi çizgi (MÇ) üzerinde yer almıştır. Benzer şekilde, olumsuz ÇÖM cümlelerinin çoğunun MÇ üzerinde duygusal ton değerine sahiptir. Diğer bir ifadeyle olumlu olarak görülmüştür. Bu beklenmedik bir sonuç olarak karşımıza çıkmıştır. Genel olarak DHM olumlu ÇÖM cümlelerini daha fazla doğru duygu tonu atamıştır. DHM gibi sözlük tabanlı duygu analizi yapan araçlar da özellikle olumsuz ve yoruma açık olumsuz cümlelerin sınıflandırılmasında eksiklikler vurgulanmaktadır (Yoldaş, 2021). DHM modelinde, metin ön-işleme sürecinde kelimeler kök (stem) haline dönüştürülmüştür. Bu kapsamda örneğin, huzursuzluk kelimesi başsözcük (lemma) halinde iken sözlükte (Sağlam ve diğerleri, 2019) olumsuz tonda değer alırken kök haline dönüştürüldüğünde huzur olarak analize tabi tutulduğu için olumlu tonda değer almaktadır. Tablo 7'deki (e) cümlesinde olduğu gibi beklenenden farklı bir polarite değeri üretilebilmektedir. Bu kapsamda yapım eki almış kelimeleri metin ön-işlemede kök (stem) halinden ziyade gövde (lemma) halinde ayırtırmak, bununla birlikte fiillerdeki olumsuzluk durumlarını tespit etmek daha etkili sonuçlar üretebilir (Cobos ve diğerleri, 2019; Sağlam, 2019). Bununla birlikte her cümle bağlamdan bağımsız bir biçimde değerlendirilmektedir, hedef tabanlı

duygu analizi yaklaşımlarını barındıran bir analizin daha iyi bir çıktı üreteceği alanyazında vurgulanmaktadır (Sağlam, 2019).

Sağlam (2019) tarafından geliştirilen DHM'de metinlerin Shewhart kontrol limitleri kapsamında standartlaştırılması için kullanılan derlemin haber metinlerinden oluşturulması ve haber metinlerin merkezi çizgisinin (ortalaması) eksi yönde olması da olumsuz materyalin Shewhart kontrol limitleri grafiği üzerinde ortalama değerde gözükmemesine neden olabilir. Bu kapsamda haber metinlerinden ziyade eğitsel metinlerden oluşturulmuş bir derlem ile Shewhart kontrol limitlerinin belirlenmesi ile daha duyarlı bir sonuç üretilebileceği belirtilebilir. Eğitim alanı araştırmalarında duygu analizi için bir derlemin oluşturulması önerilebilir.

Duygusal salınımın istikrarlı olduğunu gösteren kural-1 (İSTİKRARLI)'in olumlu ÇÖM'de olumsuz ÇÖM'e göre daha fazla tekrarlandığı görülmüştür. Bu da olumlu ÇÖM'lerin daha tutarlı duygu salınımı sergilediğini göstermektedir. Olumsuz ÇÖM'de MÇ'nin altında ve üstünde inişli çıkışlı bir duygu salınımı olduğu görülmektedir. Metinlere uygulanan duygusal tasarımın DHM sonuçlarına göre olumlu ÇÖM'de etkili olduğu, olumsuz ÇÖM'de ise yeterince istikrarlı duygu salınımı sağlanamadığı görülmektedir. Diğer taraftan her iki ÇÖM metninde de BELİRGİN, BASKIN ve ŞİDDETLİ duygusal tona sahip bölgeler tespit edilmemiştir. Cümlelere ait ton değerlerinin, özellikle olumsuz ÇÖM'de, inişli çıkışlı olması nedeniyle kuralların oluşmadığı belirtilebilir.

Büyük çapta metin içeren içeriklerin öğrencilerde nasıl bir duygulanım oluşturacağı (atfedilmiş duygulanım) bilinmesi, metinlerdeki heyecan verici, önemli ya da olumsuz noktaların tespit edilmesi önemli bir çalışma alanıdır. Doğal dil işleme ve duygu analizi gibi alanlardan faydalanılarak metnin duygusal akışı belirlenebilir ve öğretim materyalleri hazırlayanlar için pratik bir yaklaşım sunulabilir. Örneğin Solovyev ve arkadaşları (2019) Rusça tarih ve sosyal bilgiler ders kitaplarında kimi yazarların oldukça fazla olumsuz değerlikli kelime seçtiklerini, kimilerinin ise daha fazla olumlu değerlikli kelime seçtiğini tespit etmiştir. Bu kapsamda olumlu bir bakış açısı ve tutum oluşturulması için olumlu tarzda yazılmalarını önermişlerdir. Cobos vd. (2019) online ortamda bulunan metin girdilerini (ders materyali, forum mesajları, sorular, vb.) duygu analizi ile değerlendirerek derslerin duygusal durumunu ve gidişatını ortaya koymayı hedeflemişlerdir. Böylece gerekli yerlerde müdahalede bulunmak için bir fırsat sağlanmıştır. Bu alanda, DHM ile Türkçe benzer çalışmalar yapılabilir.

Sonuç olarak ÇÖM metinlerinin duygusal salınımlarının DHM ile belirlenmesi ve görselleştirilmesi araştırmacıların ve içerik hazırlayanların metinlerin istenilen duygusal (olumlu-olumsuz) tonda olup olmadığını belirlemede etkili bir araçtır. Metinlerin değerlendirilmesine insan kaynağına olan ihtiyacı önemli ölçüde

azaltmaktadır. Duygu salınımlarının belirleyen ve görselleştiren çalışmaların (Cobos ve diğerleri, 2019) yanında, bu çalışmada farklı olarak metin içindeki duygu salınımı örüntülerine göre kurallar uygulanmakta ve çıkarımlar yapılmaktadır. Böylece Türkçe metinleri duygusal ton açısından daha etkili kontrol etme ve düzenleme fırsatı sağlamaktadır. Özellikle bildirim noktaları, duygusal açıdan tutarlılıkları gösteren çizgiler, normal gidişattan sapmaların ve aşırı sapmaların harita üzerinde gösterimi, analiz ve düzenleme için kolaylık sağlamaktadır. Bununla birlikte ÇÖM'lerin duygusal analizi son yıllarda gündeme gelmekle birlikte, Türkçe çalışmalara ve analiz araçlarına ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmadaki bulguların sonraki çalışmalar için bir girdi sağlayacağı düşünülmektedir.

Etik Kurul İzin Bilgisi: *Bu araştırma Uşak Üniversitesi Sosyal ve Beşeri Bilimler Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiği Kurulunun 15/09/2022 tarihli E-89784354-050.99-101907 sayılı kararı ile alınan izinle yürütülmüştür.*

Yazar Çıkar Çatışması Bilgisi: *Hazırlanan makalede herhangi bir kişi/kurum ile çıkar çatışması bulunmamaktadır.*

Yazar Katkısı: *Bu çalışmada Yazar 1 araştırma fikri, literatür, yöntem, sonuç ve tartışma kısımlarının yazılmasına katkı getirmiştir. Yazar 2 yöntem, bulgular, sonuç ve tartışma kısımlarının yazılmasına katkı getirmiştir. Yazar 3 yöntem ve bulgular kısımlarının yazılmasına ve makalenin eleştirel incelenmesine kısımlarında, Yazar 4 araştırma fikri, yöntem, bulgular, sonuçların yazılması ve eleştirel incelenmesi kısımlarına katkı getirmiştir.*

Kaynakça

- Ağralı, Ö., & Aydın, Ö. (2021). Tweet classification and sentiment analysis on metaverse related messages. *Journal of Metaverse*, 1(1), 25-30. <https://dergipark.org.tr/en/pub/jmv/issue/67581/1051384>
- Akgül, E. S., Ertano, C., & Diri, B. (2016). Sentiment analysis with Twitter. *Pamukkale University Journal of Engineering Science*, 22(2), 106-110. <http://doi.org/10.5505/pajes.2015.37268>
- Aydın, Z. G., Öztürk, Z. K., & Çiçek, Z. İ. E. (2021). Turkish sentiment analysis for open and distance educations system. *Turkish Online Journal of Distance Education*, 22(3), 124-138. <https://doi.org/10.17718/tojde.961825>
- Bradley, M. M., & Lang, P. J. (1994). Measuring emotion: The self-assessment manikin and the semantic differential. *Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry*, 25(1), 49-59. [https://doi.org/10.1016/0005-7916\(94\)90063-9](https://doi.org/10.1016/0005-7916(94)90063-9)
- Brom, C., Hannemann, T., Starkova, T., Bromova, E., & Dechterenko, F. (2016). Anthropomorphic faces and funny graphics in an instructional animation may improve superficial rather than deep learning: A quasi-experimental study. In J. Novoyin & A. Jancarik (Eds.), *Proceedings of the*

- 15th European Conference on e-Learning, ECEL 2016 (pp. 89-97). Academic Conferences and Publishing International Limited. https://www.researchgate.net/publication/319423388_Anthropomorphic_Faces_and_Funny_Graphics_in_an_Instructional_Animation_May_Improve_Superficial_Rather_than_Deep_Learning_a_Quasi-Experimental_Study
- Campesato, O. (2021). *Natural language processing fundamentals for developers*. Mercury Learning and Information.
- Clark, R. C., & Mayer, R. E. (2016). *E-learning and the science of instruction: Proven guidelines for consumers and designers of multimedia learning* (4th ed.). John Wiley & Sons.
- Cobos, R., Jurado, F., & Blazquez-Herranz, A. (2019). A content analysis system that supports sentiment analysis for subjectivity and polarity detection in online courses. *IEEE Revista Iberoamericana de Tecnologías del Aprendizaje*, 14(4), 177-187. <https://doi.org/10.1109/RITA.2019.2952298>
- Dehkharghani, R., Saygin, Y., Yanikoglu, B., & Oflazer, K. (2016). SentiTurkNet: A Turkish polarity lexicon for sentiment analysis. *Language Resources and Evaluation*, 50(3), 667-685. <https://doi.org/10.1007/s10579-015-9307-6>
- Dong, C. (2007). *Positive emotions and learning: What makes a difference in multimedia design?* [Master's thesis, New York University]. ProQuest Dissertations and Theses Database.
- Flemming, D., Cress, U., Kimming, S., Brandt, M., & Kimmerle, J. (2018). Emotionalization in science communication: The Impact of narratives and visual representation on knowledge gain and risk perception. *Frontiers in Communication*, 3(3). <https://doi.org/10.3389/fcomm.2018.00003>
- Kühl, T., & Zander, S. (2017). An inverted personalization effect when learning with multimedia: The case of aversive content. *Computers & Education*, 108, 71-84. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2017.01.013>
- Lin, L., Ginns, P., Wang, T., & Zhang, P. (2020). Using a pedagogical agent to deliver conversational style instruction: What benefits can you obtain?. *Computers & Education*, 143, 103658. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103658>
- Liu, B. (2020). *Sentiment analysis: Mining opinions, sentiments, and emotions* (2nd ed.). Cambridge University Press.
- Magner, U. I. E., Schwonke, R., Alevan, V., Popescu, O., & Renkl, A. (2014). Triggering situational interest by decorative illustrations both fosters and hinders learning in computer-based learning environments. *Learning and Instruction*, 29, 141-152. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2012.07.002>
- Mayer, R. E. (2009). *Multimedia learning* (2nd ed.). Cambridge University Press.

- Mayer, R. E., & Estrella, G. (2014). Benefits of emotional design in multimedia instruction. *Learning and Instruction*, 33, 12-18. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2014.02.004>
- Megalakaki, O., Ballenghein, U., & Baccino, T. (2019). Effects of valence and emotional intensity on the comprehension and memorization of texts. *Front. Psychol.*, 10:179. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.00179>
- Montgomery, D. C. (2009). *Introduction to statistical quality control*. John Wiley & Sons.
- Moreno, R., & Mayer, R. (2007). Interactive multimodal learning environments. *Educational Psychology Review*, 19(3), 309-326. <https://psycnet.apa.org/doi/10.1007/s10648-007-9047-2>
- Özçil, A. (2014). *An application Shewart, Cusum and Ewma control charts into a manufacturing business* [Master thesis, Pamukkale University]. National Theses Center.
- Özgür, A. (2021). *The effect of working memory capacity and emotional design on engagement with multimedia learning materials* [Doctoral dissertation, Hacettepe University]. National Theses Center.
- Patır, S. (2009). İstatistiksel proses kontrol teknikleri ve kontrol grafiklerinin Malatya'daki bir tekstil (iplik dokuma) işletmesinde bobin sarım kontrolüne uygulanması. *Sosyal Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, 9(18), 231-250. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/susead/issue/28417/302555>
- Plass, J. L., Heidig, S., Hayward, E. O., Homer, B. D., & Um, E. (2014). Emotional design in multimedia learning: Effects of shape and color on affect and learning. *Learning and Instruction*, 29, 128-140. <https://psycnet.apa.org/doi/10.1016/j.learninstruc.2013.02.006>
- Plass, J. L., & Kaplan, U. (2016). Emotional design in digital media for learning. In S. Y. Tettegah, & M. Gartmeier (Eds.). (2016). *Emotions, Technology, Design, and Learning* (pp. 131-161). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-801856-9.00007-4>
- Sağlam, F. (2019). *Automated sentiment lexicon generation and sentiment analysis of news* [Doctoral dissertation, Hacettepe University]. National Theses Center.
- Sağlam, F., Genç, B., & Sever, H. (2019). Extending a sentiment lexicon with synonym-antonym datasets: SWNetTR++. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 27, 1806-1820. <https://doi.org/10.3906/elk-1809-120>
- Solovyev, V., Solnyshkina, M., Gafiyatova, E., McNamara, D., & Ivanov, V. (2019). Sentiment in academic texts. *Proceeding of The 24th Conference of Fruct Association*, Russia, 408-414. <https://doi.org/10.23919/FRUCT.2019.8711900>
- Souza, N., & Perry, G. (2018). Identification of affective states in MOOCs: A systematic literature review. *International Journal for Innovation Education and Research*, 6(12), 39-55. <https://doi.org/10.31686/ijier.vol6.iss12.1250>

- Stark, L., Brünken, R., & Park, B. (2018). Emotional text design in multimedia learning: A mixed-methods study using eye tracking. *Computers & Education*, 120, 185-196. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.02.003>
- Taylor, S. E. (1991). Asymmetrical effects of positive and negative events: The mobilization-minimization hypothesis. *Psychological Bulletin*, 110(1), 67-85. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.110.1.67>
- Taylor, S. S., & Statler, M. (2014). Materials matters: Increasing emotional engagement in learning. *Journal of Management Education*, 38(4), 586-607. <https://doi.org/10.1177/1052562913489976>
- Thet, T. T., Na, J., & Khoo, C. S. G. (2010). Aspect-based sentiment analysis of movie reviews on discussion boards. *Journal of Information Science*, 15, 823-848. <https://doi.org/10.1177/0165551510388123>
- Tuzcu, S. (2020). Çevrimiçi kullanıcı yorumlarının duygu analizi ile sınıflandırılması. *Eskişehir Türk Dünyası Uygulama ve Araştırma Merkezi Bilişim Dergisi*, 1(2), 1-5. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/estudambilisim/issue/53654/676052>
- Um, E. R., Plass, J. L., Hayward, E. O., & Homer, B. D. (2011). Emotional design in multimedia learning. *Journal of Educational Psychology*, 104(2), 485-498. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.11.009>
- Western Electric (1959). *Statistical quality control handbook*. Western Electric Company.
- Yoldaş, İ. N. (2021) Sentiment analysis in Turkish texts: dictionary-based approach and comparison of people's response. *ESTUDAM Bilişim Dergisi*, 2(1), 1-6. <https://dergipark.org.tr/en/pub/estudambilisim/issue/60018/838490>



Detecting Sentiment Fluctuations in Multimedia Learning Material

Adem ÖZGÜR¹, Fatih SAĞLAM², Burkay GENÇ³, Arif ALTUN⁴

Abstract

With the emotional design of multimedia learning materials (MLM), goals such as creating a certain emotion in learners (positive-negative), regulating learners' motivation, influencing their cognitive characteristics, and learning outcomes are pursued. Thus, it is important to develop certain guidelines to ensure the affective quality of the MLMs. In this study, the Sentiment Map Model (SMM) was used to detect the sentiment fluctuations of two MLMs with positive and negative emotional designs in terms of their texts. SMM is a lexicon-based sentiment analysis tool. As the first step in the SMM process, the sentences of positive and negative MLMs were determined. Then, using SWNetTR++ lexicon, the sentiment tones of the sentences were calculated. The calculated sentiment tone values for positive and negative MLMs were placed on the Shewhart Control Diagram and sentiment fluctuations of the sentences were visualized. Four analysis rules (stable, significant, strong and violent) were applied to find consistency regions in the sentiment fluctuations and those regions were highlighted in the diagram. As a result, it was observed that there were more stable sentiment fluctuation regions in the positive MLM than in the negative MLM. In this context, the sentiment analysis of the texts in the MLMs with SMM, the emotional design of the MLMs and their use in learning-teaching processes were discussed.

Article Details

Research Article

Received

22/09/2022

Accepted

03/07/2023

Published

15/01/2024

Key words

Sentiment analysis,
Sentiment map model,
Multimedia learning,
Emotional design,

¹ Uşak University, ORCID: 0000-0003-2019-2014, adem.ozgur@usak.edu.tr

² Ufuk University, ORCID: 0000-0002-6818-3865, fsaglam2002@yahoo.com

³ Hacettepe University, ORCID: 0000-0001-5134-1487, bgenc@hacettepe.edu.tr

⁴ Hacettepe University, ORCID: 0000-0003-4060-6157, altunar@hacettepe.edu.tr

Suggested Citation:

Özgür, A., Sağlam, F., Genç, B., & Altun, A. (2024). Detecting Sentiment Fluctuations in Multimedia Learning Material. *Pamukkale University Journal of Education [PUJE]*, 60, 32-64. <https://doi.org/10.9779/pauefd.1178733>

Introduction

People experience various positive or negative emotions while reading a book, watching TV, and encountering daily challenges in their daily lives. Similarly, within the learning-teaching processes, learners experience emotions about school, class, lesson and subject. It is important for learners to experience emotions that increase their interest and effort in these processes in terms of affecting their development and learning outcomes. In addition, multimedia learning materials (MLM), which can contain components such as text, audio, visual, animation, and video, have the potential to induce emotions in learners. While emotional design focuses on the regulation of emotional potential in MLMs, sentiment analysis, which is a branch of natural language processing (NLP), focuses on the computerized detection of the sentiments in MLMs. In this way, the potential emotions that the MLMs may induce in learners can be detected and organized.

It is important to put emphasis on emotional design features as well as cognitive design features in the development of MLMs. While cognitive design features support the learner's processing of information, emotional features of MLM have the potential to regulate the learner's emotions (Plass & Kaplan, 2016). These emotions experienced by learners can increase their interest in the subject, support their engagement with the MLM, and support the comprehension, retention and transfer of information (Mayer & Estrella, 2014; Moreno & Mayer, 2007; Stark, et al., 2018; Um, et al., 2011).

Research investigating the effects of emotional design in MLMs mainly focuses on emotion generation and the impact of design elements on learners' emotions, motivations and learning. Existing literature also emphasized that the emotional aspect of the learning process is managed by arranging certain features, components and affordances (affordance, what the learner can do in terms of physical interaction in this material, e.g. drag-and-drop activities, forward-backward navigation, etc.) of MLM (Taylor & Statler, 2014). By using emotional elements and design techniques that can have an emotional impact on learners, more efficient learning outcomes can be achieved by inducing certain emotions (positive-negative) (Dong, 2007; Um, et al., 2011). Methods and techniques such as anthropomorphism (Um, et al., 2011), color combinations (Plass, et al., 2014), animation (Brom, et al., 2016), and emotionalization of texts (Stark, et al., 2018) are frequently used in this field.

In this study, we focused on the emotional design of the texts and the detection of emotional tone fluctuations with sentiment analysis in the text. Instructional texts with emotional features (positive or negative) have been found to support learning (Flemming, et al., 2018; Stark, et al.,

2018). In addition to the content in a learning environment, structures such as text-oriented discussion boards, learner-tutorial and learner-learner messaging, questions asked, and feedbacks have the potential to create positive and negative emotions in learners (Cobos, et al., 2019). Emotional identification of the text that learners will encounter can also point to the emotional state they will potentially experience (Cobos, et al., 2019; Flemming, et al., 2018). In this context, it seems important to detect the emotional features of textual items.

Sentiment analysis is one of the NLP applications that makes it possible to obtain information about the direction (positive-negative) and tone of the emotion in texts (Liu, 2020). With sentiment analysis, it is possible to make inferences about the overall text from positive to negative, as well as inferences based on sentiment fluctuation by analyzing the text sentence by sentence. In this study, it was aimed to determine and analyze the sentiment fluctuations of positive and negative MLM texts created with emotional design. The sentiment map model (SMM) prepared by Sağlam (2019), which is lexicon-based sentiment analysis, was used. In the study, firstly, the emotional design of the MLM texts, and then how the emotion contained in the texts are analyzed by sentiment analysis is explained.

Emotional Design of MLM Texts

While designing the MLMs, attention is drawn to the effect of texts on learners' emotional states, and emphasize the importance of positive and negative emotional design in terms of more effective cognitive processing of texts and creating learning outcomes (Stark, et al., 2018). Mayer (2009) sees the learner's interaction with the MLM as a social event. He states that the interactions that affect us emotionally in social life can be transferred to MLMs, and that social cues will try to make a better sense of the material by providing the learner's social presence. He emphasizes that by arranging the texts, the learners' interest in MLM will increase and suggests that the instructional messages should be formed in a conversational style without overdoing it rather than a formal style. The statements in the material can be prepared by using personal pronouns such as you and you, and the sentences of speaking directly with the learner and comments can also be added to the material. This process, which Mayer (2009) calls the personalization principle, can be said to be one of the first examples of the emotional design of the text. Lin et al. (2020) found that the personalization principle enhanced retention, increased the sense of pressure and reduced the perceived difficulty in learners. Köhl and Zander (2017) concluded that the use of conversational style in aversive content such as cerebral hemorrhage does not provide an advantage in learning factual information, does not change the situational anxiety, and has a negative effect on the transfer of information.

Stark, et al. (2018) draw attention to the difference between the emotional expressions in the text and the emotion that occurred in the reader. In particular, the words with which emotional events, stories, and situations in the text are conveyed, the use of emotion (e.g., happy, sad) and emotion-laden words (e.g., mystery, ravishing), exclamation expressions (whoops!, Super!, etc.), the use of similes and metaphors increase the emotional potential of the text.

Narration is used as another text emotionalization strategy. Flemming, et al. (2018) used narration to emotionalize the text to arouse interest in the reader and provide motivation to continue. The content, consisting of a list of factual information, was emotionalized by reporting a research project in the form of a newspaper article. Here, the life story of two wild animals living in the city was emotionalized by including names, places, and events. In this study, they found that the narration did not affect the changes in learning, attitude toward the subject, and risk perception.

Stark et al. (2018) emphasized that emotional words (e.g., angry, happy, angry), emotional exclamations (e.g., like, wow, wala), or words with emotional potential, metaphors can be used, but since multimedia texts are scientific, emotional words and exclamations may not be very appropriate. They found that students who learned from MLMs with texts containing positive or negative emotional metaphor words achieved higher learning performance than those who learned from neutral MLM. On the other hand, students' negative activation changes were not affected by the MLMs, while positive activation values decreased due to the MLMs itself (without differentiation between groups). In the valence scores, a significant decrease was found in the learners of the negative MLM. In other words, the negative MLM affected the valence values of the learners.

To summarize, texts contain certain emotional potential besides the meanings they convey, and this potential can affect the emotional processes of those who read the text. In addition to texts that aim to directly affect the emotions of readers such as news, novels, and stories, educational texts also have the potential to create or change the emotions of their readers and listeners through words, events, and stories with emotional potential. However, the amount and direction (positive-negative) of these constructs used in the text are predictable in terms of NLP.

Sentiment Analysis

The process of transforming texts and sounds into a structure that the computer can understand and analyze is called natural language processing (Liu, 2020). One of the application areas of NLP is sentiment analysis to reveal emotions, feelings and opinions in texts (Campestrato,

2021). Sentiment analysis is also known as opinion analysis (Liu, 2020). The opinions of users about certain topics, commercial products, and certain features of products in text can be classified as positive, neutral, and negative (Thet, et al., 2010). Thus, people's attitudes and feelings/emotions towards certain products and topics can be determined. It is widely used to reveal emotions in user-generated content such as microblogging, comments, and forum discussions (Akgül, et al., 2016; Liu, 2020). In addition, the approach that texts such as news, articles and instructional content can also have an emotional impact on users has become quite widespread. In this way, the potential emotion that course contents or instructional texts can create in individuals can be determined by sentiment analysis (Cobos, et al., 2019; Sağlam 2019; Souza & Perry, 2018).

In sentiment analysis, it is aimed to determine the sentiment/feeling/opinion towards a certain document, sentence or target (aspect). In other words, it is aimed to classify these structures into a certain emotion. These classifications may consist of more sensitive classes such as binary (positive and negative), triple (positive neutral and negative), or quintuple. In addition, a complex class can be added when the emotion is not clear (Liu, 2020; Sağlam, 2019).

There are two main approaches to sentiment analysis: lexicon-based approach and machine learning approach. In this study, a lexicon-based approach is considered. In this approach, information such as dictionary meaning, polarity (emotional direction), part of speech, polarity value (emotion score), and synonyms are included for words or phrases in the dictionary (Dehkharghani, et al., 2016). The words in the text are turned into stems or lemmas and matched with the words in the lexicon, and as a result, the sentiment score of the text can be calculated (Cobos, et al., 2019).

In educational contexts, NLP can be used for three main goals: understanding learner performance, analyzing learners' interaction and feedback, and improving learning materials (Cobos, et al., 2019). Sentiment analysis also serves purposes such as revealing the sentimental/emotional fluctuation of learning materials, detecting negative and bad words and sentences used in the text, and identifying the emotional potential (Cobos, et al., 2019; Sağlam, 2019). Sağlam (2019) developed a sentiment lexicon in his study and applied lexicon-based sentiment analysis to various news texts and the text of the Snow White story. With the sentiment map model (SMM) Sağlam (2019) proposes a sentiment map from a given text on a standardized graphic and makes inferences according to predefined rules. Thus, regular sentiment fluctuations in texts can be determined, extreme values can be detected, and the text can be edited when desired to keep the sentiment fluctuation at a certain level. On the other hand, Cobos et al.

(2019), developed a tool that performs video transcriptions for a MOOC (Massive Open Online Courses), questions and answers for assessment activities, forum posts of learners, and lexicon-based sentiment analysis to enhance the learning material and learning-teaching process. With this tool developed for Spanish texts, they can visualize the sentiment fluctuations of the course content, compare the sentiment fluctuations between different courses, and thus offer a practical tool for intervening at certain points of the texts. When the researchers analyzed the learners' comments on the courses, they found that courses with more positive comments had higher completion rates. On the other hand, sentiment analysis has an important role in detecting bad and/or extremely negative words in large-scale texts and giving suggestions for correction (Sağlam, 2019).

Purpose and Importance of the Study

The aim of this study is to apply sentiment analysis, to determine the sentiment fluctuations of positive and negative MLM texts (Özgür, 2021) arranged according to emotional design features. SMM (Sağlam, 2019) was used for sentiment analysis of the texts of the positive and negative MLMs.

Although user comments on products-services (Tuzcu, 2020), news texts (Sağlam, 2019), Twitter messages on a topic (Ağralı & Aydın, 2021; Aydın, et al., 2021) are quite common in Turkish sentiment analysis studies, there is no study on analyzing the sentiment/emotion in Turkish instructional texts. This study may contribute to the determination of sentiment fluctuations in instructional texts (e.g., MLM, book, article, blog, forum) and to provide support for the content designer to intervene in sentiment fluctuation. In addition, inferences can be made about the emotions that may arise in individuals who read the MLM.

It can be stated that this study is important in terms of introducing and evaluating SMM (Sağlam, 2019), which can provide a practical approach to researchers who want to determine the sentiment fluctuation of MLM, to emotionalize MLM and to evaluate it. Sentiment analysis studies for instructional texts in various languages also include language-specific dictionaries (lexicon), labeled data, etc. requires its use.

The positive and negative MLMs to be analyzed with SMM were prepared by Özgür (2021), and in the same study, each sentence in the MLMs was evaluated by the learners with Self-Assessment Manikin's (Bradley & Lang, 1994) valence dimension (positive-negative scale). In this respect, performing sentiment analysis of the same TLMs with DHM is important in terms of comparing the results of the two studies. Thus,

suggestions could be given for sentiment analysis of Turkish instructional texts.

Research questions;

1. How do the valence scores (positive-negative scale) given by the students regarding the sentences of the positive and negative MLM differ?
2. What are the sentiment fluctuation results of positive and negative MLM as a result of sentiment analysis with SMM?

Method

In the first research question, the valence (positive-negative scale) scores given by the students for the sentences of the positive and negative MLMs prepared by Özgür (2021) were compared. A counterbalanced design, one of the semi-experimental designs, was used. In the counterbalanced design, all interventions are implemented to each group in a different order (Fraenkel, et al., 2011).

In the second research question, it was aimed to assign an emotional tone to the sentences in the positive and negative MLMs by sentiment analysis. Sentiment analysis is one of the NLP applications that provides a computer analysis of texts written in human language (Campesato, 2021; Liu, 2020). For sentiment analysis, the SMM tool developed by Sağlam (2019), which performs dictionary-based sentiment analysis, was used. First, information was given on how DHM performs sentiment analysis and how the results were reported. Then, the process of applying SMM for the analysis of positive and negative MLMs was explained. Ethics committee approval was obtained that the study was ethically appropriate.

Design and Evaluation of Positive and Negative MLMs

In this study, two different MLMs with positive and negative emotional design (ED) prepared by Özgür (2021) were used. In this title, information about how the MLMs' content was created will be provided and how these sentences were evaluated in terms of the valence dimension (positive-negative scale) of core affect will be described. Although the learning objectives of both MLMs are the same, the content of both MLMs covers the topics of malicious software and individuals, security software and information security. In the process of developing the MLMs, first of all, a common text was created. Afterwards, it was aimed to emotionalize the texts and visuals in order to induce positive and negative emotions in the learners.

In positive MLM, the theme was computer security. Concepts and suggested precautions to be taken for information security were fictionalized in a positive approach. In negative MLM, the theme of danger was emphasized, and the effects of malicious software aimed at

harming the computer and the effects of people on our computers and information were fictionalized in a negative way. The MLMs consist of 3 sections. In the first section, there was a story. In the positive MLM, when security precautions are taken, the user is not affected by a negative event, whereas in the negative MLM, when security precautions aren't taken, how the negative event affects our computer and the user is exemplified. In the second section, the importance of security software and how it protects our computer against malware is explained in positive MLM, while in negative MLM, how it can cause damage in the absence of security software in negative MLM.

In the third section, the positive MLM explains that security software protects our computers and information against which malware, while the negative MLM explains the damage caused by malware in the absence of security software. This section also includes points that computer and internet users should pay attention to. The headings in the MLMs and the number of sentences is given in Table 1.

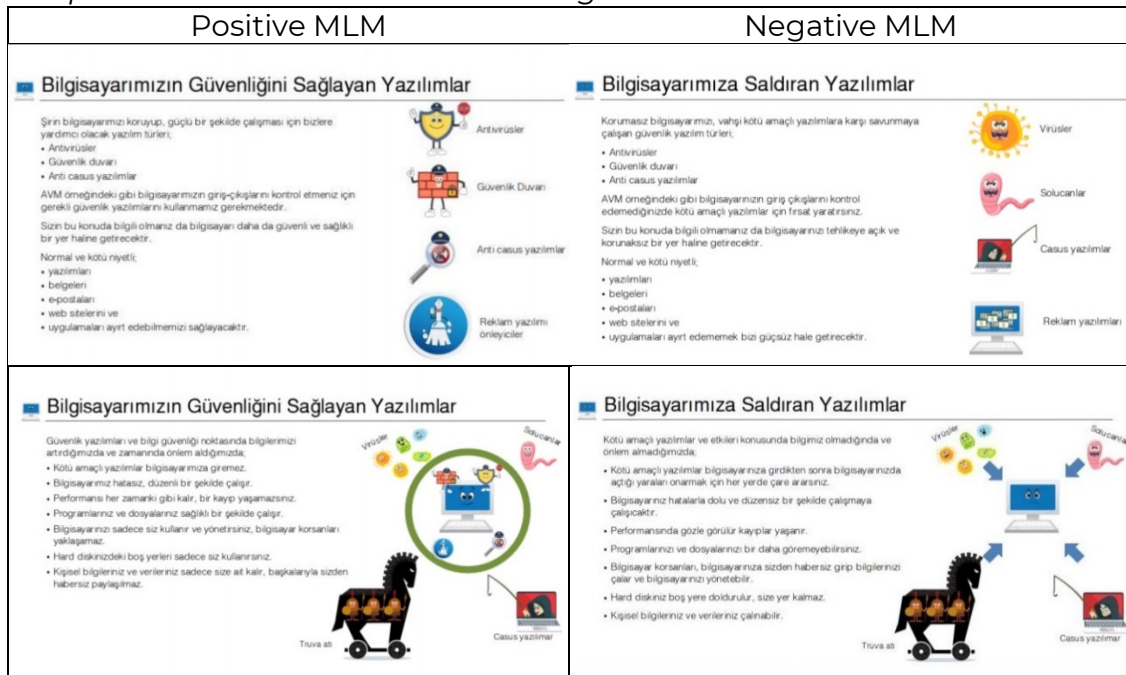
Table 1*Subject Headings of Positive and Negative MLMs*

Sect. Title		Positive MLM		Negative MLM		
No	No	Heading	N	Heading	N	
1	1	Learning outcomes	2	Learning outcomes	2	
	2	Duru's secure computer	8	Duru's infected computer	8	
	<i>Section-1 Total</i>		10	<i>Section-1 Total</i>		10
2	3	What is computer and information security?	7	What is malware?	7	
	4	How do we keep our comp. and inform. safe?	3	Why is malware infected?	3	
	5	How do security software (SS) help us?	8	How do malware get into our computer?	8	
	6	What are SSs effective against?	4	What are malware types?	4	
	7	Software that secures our computer	8	Software that tries to prevent attacks	14	
	<i>Section-2 Total</i>		30	<i>Section-2 Total</i>		36
	3	8	Antiviruses	28	Viruses	25
9		Preventing worms	10	Worms	13	
10		Preventing Trojan horses	11	Trojan horses	12	
11		Anti-spyware	12	Spyware	8	
12		Conscious users protect their information	10	Phishing	10	
13		Adware blockers	6	Adware	4	
14		Protecting your computer from botnets	16	Botnets	14	
15		Anti-ransomware	11	Ransomware	11	
<i>Section-3 Total</i>		104	<i>Section-3 Total</i>		97	
Total		144	Total		143	

In order to add emotional features to the texts in the MLM, words with emotional qualities were preferred. Words with positive, neutral and negative polarities in the SentiTurknet (Dehkharghani, et al., 2016) lexicon were used. Positive MLM was mostly arranged with words with positive polarity, while negative MLM was arranged with words with negative polarity. The visuals were given positive and negative emotional qualities with the anthropomorphism approach. While images with positive facial expressions such as smiling, happy and peaceful were used in the positive MLM, unhappy, anxious, and sad facial expressions were used in the negative MLM (Figure 1). In this study, only the texts were analyzed.

Figure 1

Sample Screenshots of Positive and Negative MLMs



Study Group

Forty-six undergraduate students studying at a state university participated in the study. Of the participants, 26 (56.5%) were female, 20 (43.5%) were male, and the average age was 20.57 years.

Data Collection Instrument

How positive and negative MLM sentences induced feelings on students was determined by using the self-assessment manikin (SAM) developed by Bradley and Lang (1994). SAM is a nine-point likert-type visual assessment tool to determine how various stimuli produce an affective reaction in people. It consists of three dimensions: valence (positive - negative), arousal (calming - exciting) and dominance (weak - dominant). Five manikins are used to represent each dimension. For

example, in the valence dimension, there are five manikins that go from negative to positive facial expressions. The participant can make the marking on the manikin image or between two manikin images. In this study, only valence dimension (positive-negative scale) was used as a five-point likert (1=negative, 3=neutral, 5=positive) for the students to evaluate the sentences from negative to positive.

Data Collection Process

The first half of the participants (N=23) were shown the positive MLM sentences, and the second half of the participants (N=23) were shown the negative MLM. They were asked to mark how the sentences made them feel on the valence dimension of SAM the computer environment.

Participants were asked to mark one of the 5 visual manikins that went from negative to positive for each sentence. Two weeks after this application, the same process was carried out by applying negative MLM to the first half of the participants and positive MLM to the second half. Thus, each learner evaluated both positive and negative MLM.

Data Analysis

Descriptive statistics regarding the valence scores for the sentences are given. The dependent sample t-test was used to compare whether there was a difference between the valence scores of the positive and negative MLM sentences. After this stage, SMM was introduced, and then the process of performing sentiment analysis on MLMs with SMM was explained.

Sentiment Map Model (SMM)

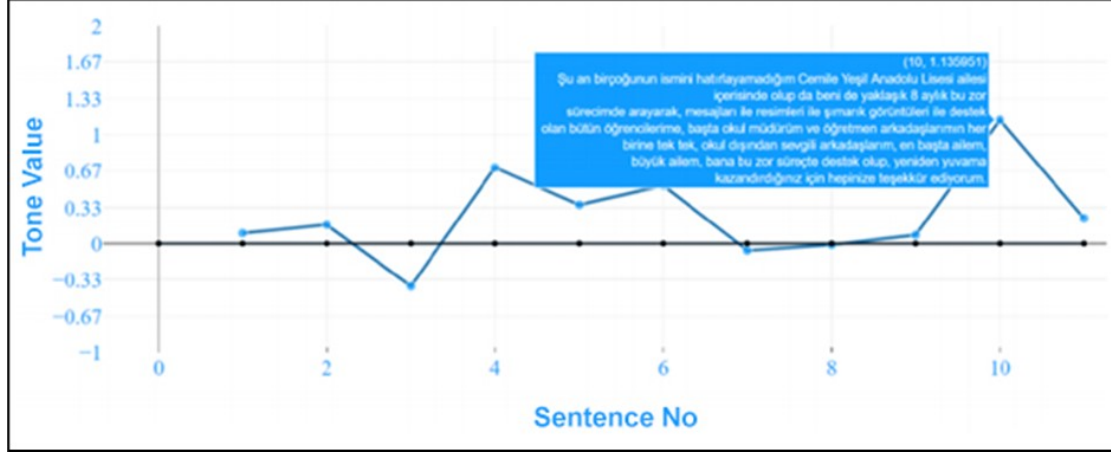
In document-level sentiment analysis studies, it is quite common to classify the text as a whole as positive/neutral/negative and assign a numerical score (Liu, 2020). On the other hand, this approach may lead to ignoring the sentiment fluctuations in the document (Sağlam, 2019). In a document, there are positive sentences as well as negative sentences. Within the scope of SMM, it is aimed to reveal these sentiment fluctuations according to time and course with the exploratory data analysis approach, and to enable them to be presented and interpreted visually (Sağlam, 2019). Texts can be at sentence level or paragraph level.

Figure 2 shows the sentiment fluctuation of a sample document according to sentences. Sentiment fluctuates in the both positive and negative regions. However, just placing the sentiments on the chart is not sufficient for analysis. In order to interpret sentiment fluctuation graphs of different documents, the graph should have a standard scale. For this reason, in SMM, the Shewhart control graph created with Shewhart control limits was used to keep sentiment tone values on a standard basis. Control graphs prepared by Walter A. Shewhart by

considering production and control processes are seen as an economical and effective tool in the measurement, evaluation and analysis of a process (Özcil, 2014).

Figure 2

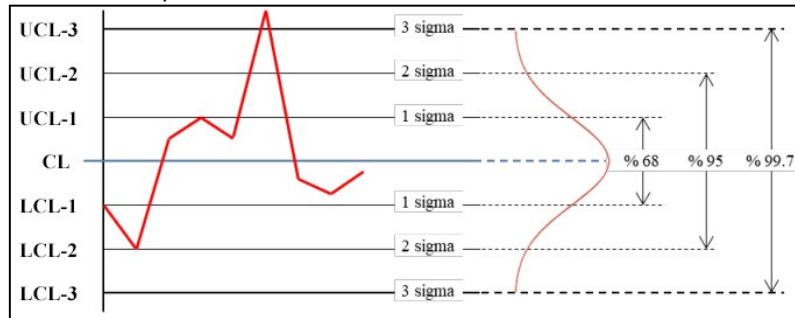
Sentiment Fluctuation Graph



In order to reflect the sentiment fluctuation in the MLMs in Shewhart control graphs, control limits need to be determined. The control limits are named Upper Control Limits (UCL), Center Line (CL) and Lower Control Limits (LCL). These limit values represent statistical confidence intervals. While changes within these ranges can be considered as random in terms of statistics, changes outside the limits indicate a significant difference (Patır, 2009). Figure 3 shows the relation between Shewhart control graphs and limits of change.

Figure 3

Shewhart Control Graph Limits



In determining the limit values of change, μ indicates the data set mean and σ indicates the standard deviation. The mathematical expression in Equation (1) is used.

$$UCL = \mu + k \cdot \sigma$$

$$CL = \mu \quad (1)$$

$$LCL = \mu - k \cdot \sigma$$

In this equation;

- UCL: Upper control limit
- CL: Center line
- LCL: Lower control limit
- k: Coefficient showing how many standard deviations away from the CL.

In order to determine the central line and control limits here, a corpus of 92150 news texts containing at least 5 sentences and 5 paragraphs was used. The news texts are parsed sentence by sentence. Then, the sentiment tone of each sentence was calculated. The sentiment tone value of each word in the sentence was assigned (positive/negative) using SWNetTR++ General Purpose Turkish Emotion Dictionary (Sağlam, et al., 2019). Shewhart Control Limit values (Table 2) were determined with a total of 2.12 million sentences (Sağlam, 2019).

Table 2

Shewhart Control Diagram Limit Values (Sağlam, 2019)

Limit	Value
UCL-3	2.230580
UCL-2	1.462079
UCL-1	0.693588
CL	-0.0749903
LCL-1	-0.843394
LCL-2	-1.611885
LCL-3	-2.380376

With the determination of the Shewhart control graph limit values, sentences in the textual content to be evaluated sentimentally (for example, MLM, news text) can be evaluated and compared on a standardized scale. Sentiment fluctuations of content sentences, whose sentiment tone values are determined by lexicon-based sentiment analysis, are placed on graphs based on these limits. The resulting structure is described as the Sentiment Map of the content, and it is now at the stage of interpretation of the contents. For the interpretation, the Shewhart Control Graph Rules, adapted to sentiment analysis, are used.

In order to analyze the consistencies in sentiment fluctuation patterns in the Shewhart control graph, various rules proposed by Western Electric (1956) and Montgomery (2009) were utilized. In the SMM, which focuses on analyzing sentiment fluctuations in texts, 4 different rules were applied. Table 3 shows how each rule is applied, how the rule

should be evaluated, what it means functionally and the keyword of this rule (Sağlam, 2019).

Table 3

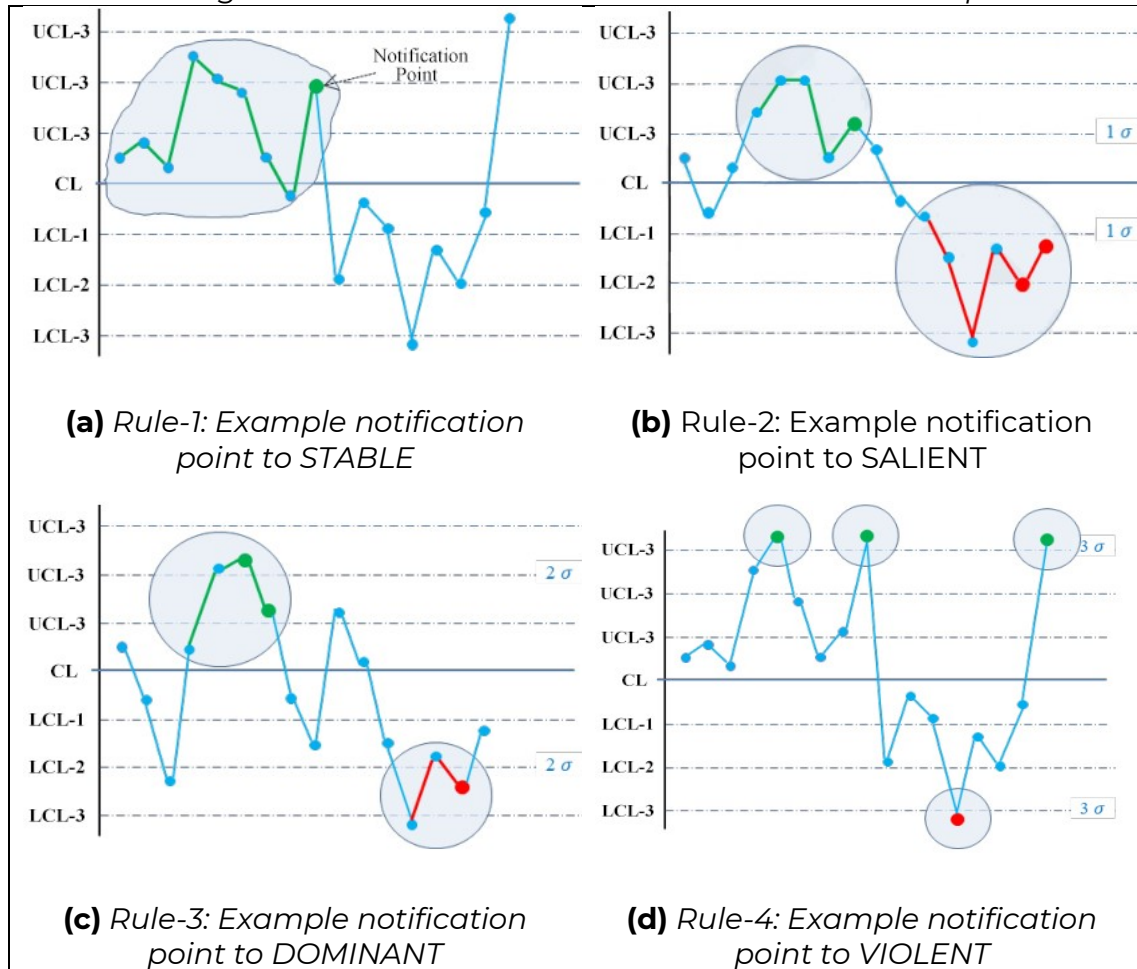
Shewhart Control Chart Analysis Rules and Evaluations

Rule No	Explanation	Evaluation	Functional Expression	Keyword
Rule-1	At least 8 out of 9 (8/9) consecutive sentences are found on one side of the CL (Figure 4a)	Indicates that the change is in the same region and stable.	Emphasizes the presence of sentiment stability in the content and which sentences it covers.	STABLE
Rule-2	At least 4 out of 5 (4/5) consecutive sentences are on the same side of the CL and 1 standard deviation away (Figure 4b)	Indicates change on a small scale, far from coincidence.	Emphasizes the salient sentiments in the content and which sentences they cover.	SALIENT
Rule-3	At least 2 of 3 (2/3) consecutive sentences are on the same side of the CL and more than 2 standard deviations away (Figure 4c)	Indicates change on a medium scale, far from coincidence.	Emphasizes the dominant sentiments in the content and which sentences they cover.	DOMINANT
Rule-4	A point's distance from the CL is greater than 3 standard deviations (Figure 4d)	Indicates a large deviation	Emphasizes the violent sentiments in the content and which sentences they cover.	VIOLENT

Figure 4 indicates sentiment maps that visually illustrate each rule. The blue dots on the graphs represent each sentence and its' tone value. When the rule or rules are realized on the sentiment map, they are emphasized with dots called "Notification Point". The notification point is colored in green (positive zone, above CL) and in red (negative zone, below CL) and larger, depending on the region of sentences in which the rules have occur. In addition, the sentence pattern which represents the notification points is colored green (positive region, above CL) or red (negative region, below CL) according to its polarity region. Sentence sequences that are not affected by the rules are shown with blue line and small-sized dots. In other words, in the context of sentiment fluctuation, it describes sentences in which the rules from the Shewhart perspective do not occur.

Figure 4

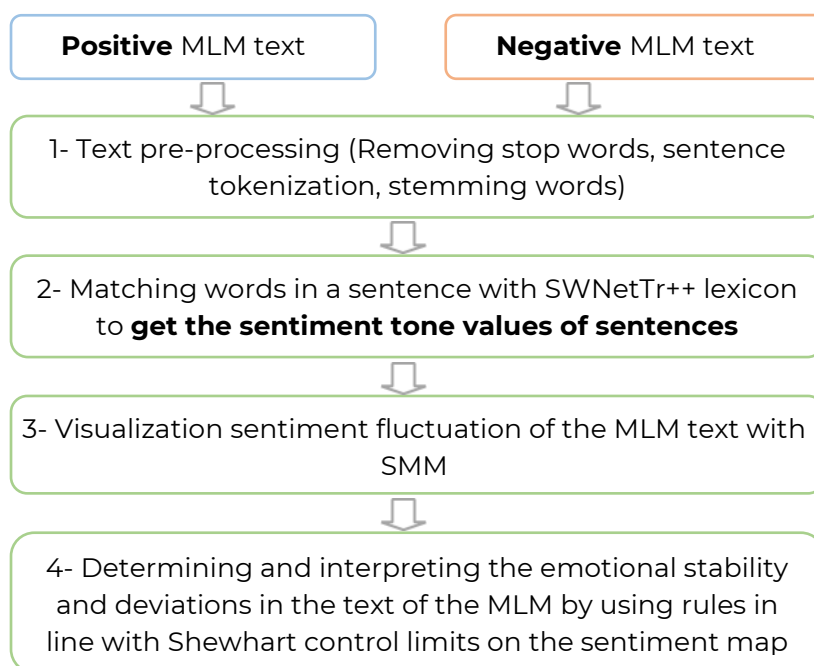
Demonstrating of Shewhart Rules on Sentiment Fluctuation Graphs in SMM



In summary, SMM is a model for analyzing sentiment of texts on a standardized scale, visualizing sentiment fluctuations on a graph and emphasizing sentimental stability and deviations by following rules within consecutive sentences. In the next title, the implementation of the SMM to positive and negative MLMs is described.

The Process of Implementing Sentiment Analysis with SMM to MLMs

Sentence-level SMM was used to examine the sentiment fluctuations of the texts in the MLMs. The process of text pre-processing, obtain of the sentences' sentiment tones, visualization and interpretation of sentiment fluctuation with SMM in four stages is shown in Figure 5.

Figure 5*Process of Sentiment Mapping and Interpretation of MLMs*

First, the text pre-processing, which includes segmenting the text into sentences, removing stop words in each sentence, reducing words stem (stemming), was explained. Secondly, the process of determining the sentiment direction and tone on sentence basis by matching the stem words in each sentence with the words in the SWNetTR++ lexicon (Sağlam, et al., 2019), was stated. Thirdly, using SMM, the visualization of sentiment fluctuations according to the sentiment tone values of the sequential sentences in the MLM texts on the Shewhart Control Graph was explained. Fourthly, the implementation and interpretation of the rules for determining the consistency in sentiment fluctuations were indicated. These processes are given in sub-titles.

Text Pre-processing

In the text pre-processing, all content was first tokenized into sentences for both positive and negative MLM texts. Then, all words were converted to lowercase and stop words were removed. The remaining words in the sentences were subjected to word tokenization. Finally, stem forms of each word were obtained by stemming.

Determining the Sentiment Tone of Sentences

The SWNetTR++ lexicon created by Sağlam, et al., (2019) was used in the study. Each word stems in the sentences were matched with the words in the SWNetTR++ lexicon. The word stems in the MLMs were assigned the sentiment tone value of the corresponding word in the lexicon. Finally, the tonal values of the word stems in each sentence were

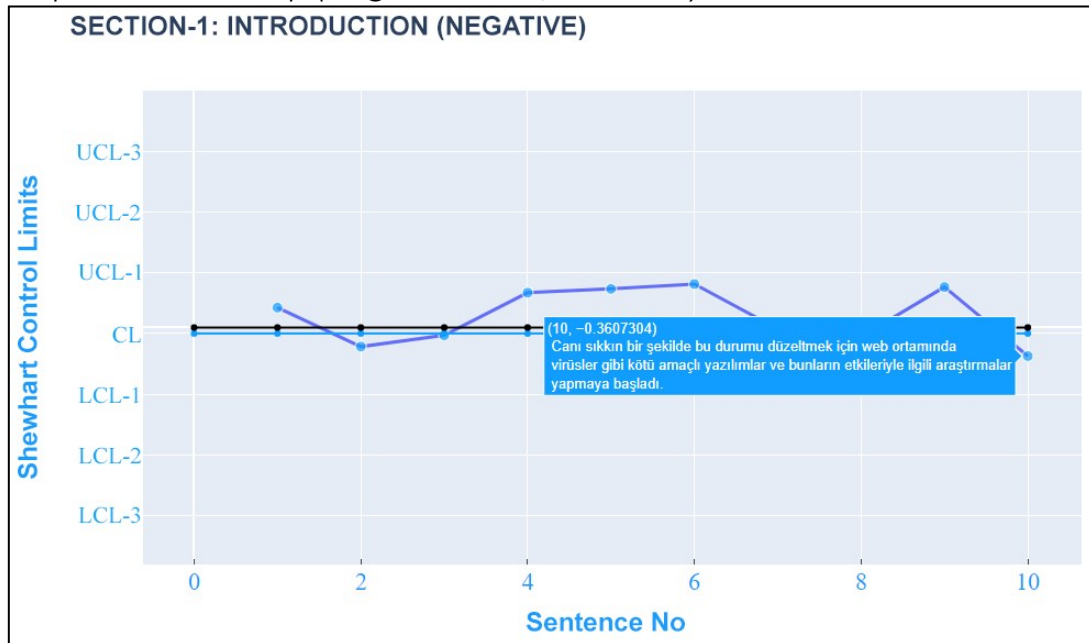
summed. Thus, the sentiment tone was determined for each sentence in the text and its polarity was assigned based on this value. In other words, if the sum of the sentiment tone values of the word stems in a sentence is positive, the sentence is in positive polarity, and if the sum of the sentiment tone values of the words is negative, it is in negative polarity.

Visualization of Sentiment Fluctuation with SMM

Sentiment fluctuations in positive and negative MLMs were analyzed in three separate sections as Section-1, Section-2 and Section-3. The central line, upper and lower control limits of sentiment map taken as Shewhart Control Limit values (Table 2) determined within the scope of SMM. A total of six sentiment maps were created, one sentiment map for each section. An example sentiment map is shown in Figure 6.

Figure 6

Sample Emotion Map (Negative MLM, Section-1)



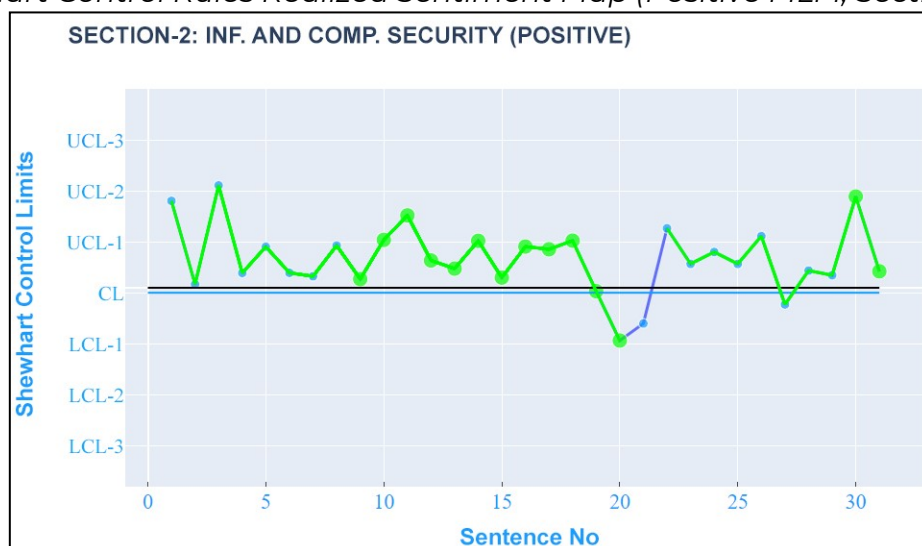
The sentiment map in Figure 6 shows a sentiment fluctuation of 10 sentences. When the sentiment map is examined, it is seen that the sentiment tones of the sentences are located below and above the central line. In addition, each sentence is indicated with a dot. Hovering over the dot shows sentence number, the sentiment tone value, and the sentence text. The next step is to discover and interpret the sentiment patterns within the sentiment fluctuation. For interpretation, the Shewhart Control Graph rules, described in the next section and adapted to sentiment analysis, are implemented.

Determination and interpretation of the sentiment stability and deviations in the MLM text in line with Shewhart control limits on the Sentiment Map

By implementing Shewhart control rules (Table 3) to the sentiment fluctuations related to the content, regions of stable sentiment fluctuation and regions with salient, dominant and violent sentiments can be identified. In Figure 7, the points where the rules are realized are highlighted in green. These points are called notification points and they indicate the fulfillment of one of the four rules. It can be seen that only Rule-1 (Stable) appears at the points where notification points are realized.

Figure 7

Shewhart Control Rules Realized Sentiment Map (Positive MLM, Section-2)



The steps of the whole analysis process can be briefly summarized in order;

- Text pre-processing was applied to positive and negative MLM contents,
- Then, the sentiment tone and polarity of each sentence were calculated with the SWNetTR++ general purpose lexicon for each sentence in the MLMs,
- Afterwards, the tone values of the sentences in the three sections of the MLMs were shown on the sentiment fluctuation graphs based on Shewhart control limits generated with the corpus of news texts,
- Finally, four different rules of the Shewhart Control Diagram were implemented on sentiment fluctuation graphs.

In the next section, the findings obtained as a result of the analysis of the MLMs with SMM are given.

Findings

The findings obtained as a result of the analysis of the valence scores given by the students for the positive and negative MLM sentences and the sentiment analysis using the SMM tool are given under two separate titles.

Analysis of the Value Scores Given by the Students to the MLM Sentences

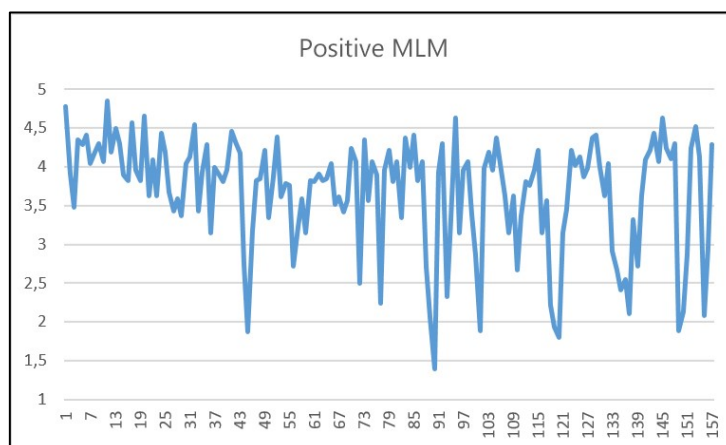
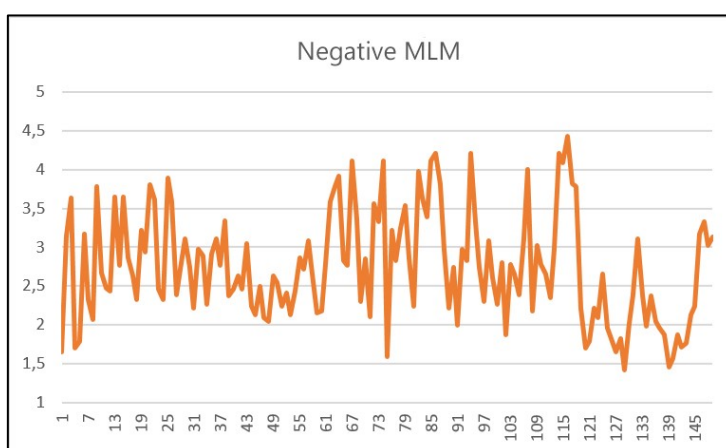
There are 157 sentences in positive MLM and 149 sentences in negative MLM. Forty-six participants evaluated a total of 306 sentences. Table 4 shows the mean valence scores (positive-negative scale) given by the students to the sentences, and the number of sentences with valence scores above and below the mean value ($X=3$).

Table 4

Descriptive Statistics for Positive and Negative MLM Sentences

MLM Type	N	\bar{X}	SD	Sentences with positive valence ($X>3$)	Sentences with negative valence ($X<3$)
Positive MLM	157	3.68	0.71	131(%83.44)	26(%16.56)
Negative MLM	149	2.75	0.70	49(%32.89)	100(%67.11)

It is seen that the mean valence score of the sentences in the positive MLM ($N=157$; $\bar{X}=3.68$; $SD=0.71$) was higher than the mean valence score of the sentences in the negative MLM ($N=149$; $\bar{X}=2.75$; $SD=0.70$). On the other hand, while 131 (83.44%) sentences received above-mean valence score, 26 (16.56%) sentences received below-mean valence score in the positive MLM. While 49 (32.89%) sentences scored above-mean valence score in the negative MLM, 100 (67.11%) sentences scored below-mean. The line graphs formed according to the mean valence scores given to the positive and negative MLM sentences are shown in Figure 8.

Figure 8*Line Graphs according to the Mean Valence Scores Given to MLM Sentences***(a)** Positive MLM**(b)** Negative MLM

Dependent sample t-test was used to test whether the students' mean of valence scores for positive and negative MLMs differed significantly (Table 5).

Table 5*t-Test Results of Positive and Negative MLM Mean Valence Scores*

MLM Type	N	\bar{X}	S	sd	t	p
Positive MLM	46	578.20	12.00	45	62.73	.000
Negative MLM	46	409.09	12.97			

As a result of the dependent sample t-test ($t(45)=62.73$, $p < .01$), it was found that the mean value for valence score given to positive MLM sentences ($\bar{X}=578.20$; $SD=12.00$) was higher than the mean value for negative MLM sentences ($\bar{X}=409.09$; $SD=12.97$). As a result, positive MLM has a higher valence score than negative MLM. This finding shows that

emotional design and positive and negative design of MLM texts create different valence feelings in learners. In the next title, the results of and sentiment analysis with SMM for positive and negative MLMs are presented.

Findings on sentiment analysis with SMM

Positive and negative MLMs were divided into three separate sections, and each section was analyzed with SMM and the findings were reported according to sections. Table 6 shows the 10 sentences belonging to Section-1 both MLMs.

Table 6

Section-1 Sentences of Positive and Negative MLMs

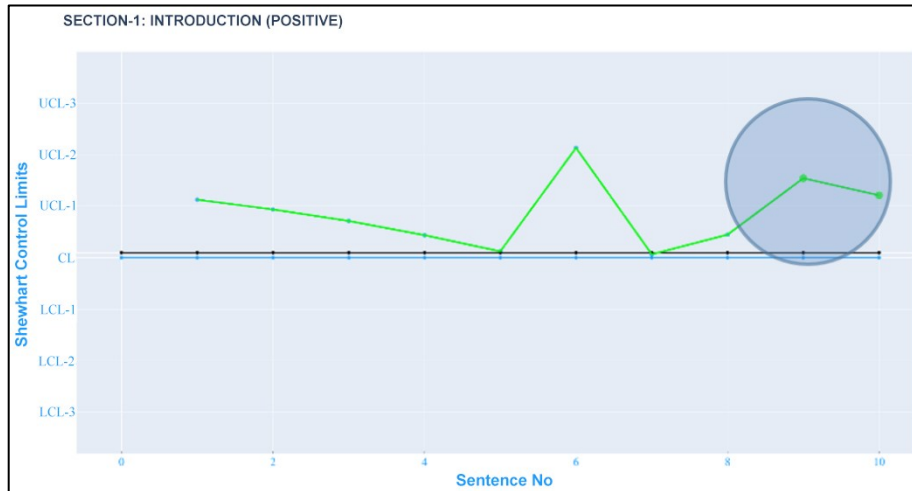
No	Positive MLM	Negative MLM
1	When you complete this course, you will be able to understand the importance of protecting our computers and digital information, and you will be able to explain security software and its protective effects on your computer.	When you complete this course, you will be able to explain the types of malware that are the main enemies of our computers and digital information, and their destructive effects on our computers.
2	You will also be able to take protective steps for your computer and digital data to ensure that your programs, documents, data and digital devices are safe and secure.	You will also be able to take precautions to ensure that your programs, documents, data and digital devices are not helpless against malware.
3	Duru checked her e-mail box last week and found an e-mail from a close friend inviting her to play a game.	Last week, when Duru turned on her computer to play the game, she was very frustrated to find that some of her files were missing, her homework files had been deleted, and the computer gave an error when she tried to open the game.
4	When she clicked on the game link, she received a notification message from the antivirus program installed on her computer.	She called his friend Ahmet, a computer teacher, and started to tell him about her problems.
5	The antivirus program informs her that the website she has accessed for the game is not very safe.	Ahmet said that her computer might have been infected with malware and that malware can be found on computers, tablets, phones, internet networks, etc., with the aim of deleting or altering information and documents, sending them to hackers, or even managing our devices.
6	Duru felt happy that she was aware of and took the necessary precautions to ensure security in	But it was too late and the computer virus had taken over Duru's computer.

digital environments such as computers, tablets, phones and internet networks, and that possible malware in these devices has the ability to delete, modify, send information and documents to different people, and even manage our electronic devices.

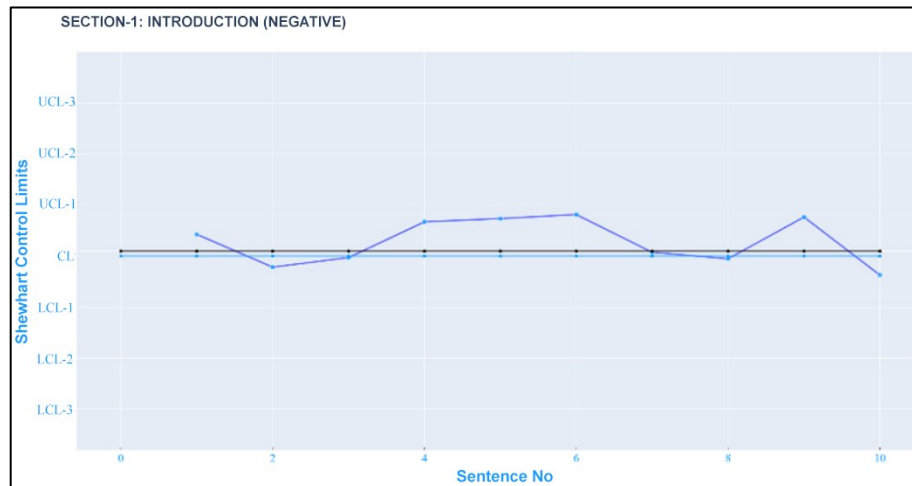
- | | | |
|----|--|---|
| 7 | So she closed the unsecured website and deleted the incoming e-mail. | Ahmet asked Duru if she had an antivirus program installed on her computer and if her firewall was active. |
| 8 | She then called his friend and warned him that there might be malware on his computer. | Duru said she did not know about such programs and whether they were on her computer. |
| 9 | Duru has always protected her computer and information by using computer and information security software such as antivirus and firewall, and by raising awareness on these issues. | Duru realized that viruses had somehow infected her computer and that she lacked knowledge about malware. |
| 10 | She also realized after this incident that his friends need to be informed about computer and information security and decided to help them. | Frustrated, she began researching on the web about malware such as viruses and their effects, to remedy this situation. |
-

The results of the analysis of the sentiment fluctuations of 10 sentences related to Section-1 in positive and negative MLMs with SMM are given in Figure 9.

Figure 9
SMM Results on Section-1



(a) Positive MLM, Section-1



(b) Negative MLM, Section-1

Positive MLM – SMM Analysis of Section-1

When Figure 9a is examined, it is seen that all 10 sentences in the Positive MLM fluctuate above the central line, and this fluctuation has high values at some points (sentences). After this first visual evaluation, when analyzed with the SMM model, two STABLE points on the sentiment fluctuation graph were found to be significant by SMM Rule-1. These dots are sentences 9 and 10 and are visualized with larger dots. The interpretation of this result provided by SMM Rule-1 is as follows;

- In sentence 9, the Notification Point is determined. The 8 consecutive sentences of the content before this point have a positive sentiment. This shows that there is a positive STABILITY throughout the first 9 sentences.

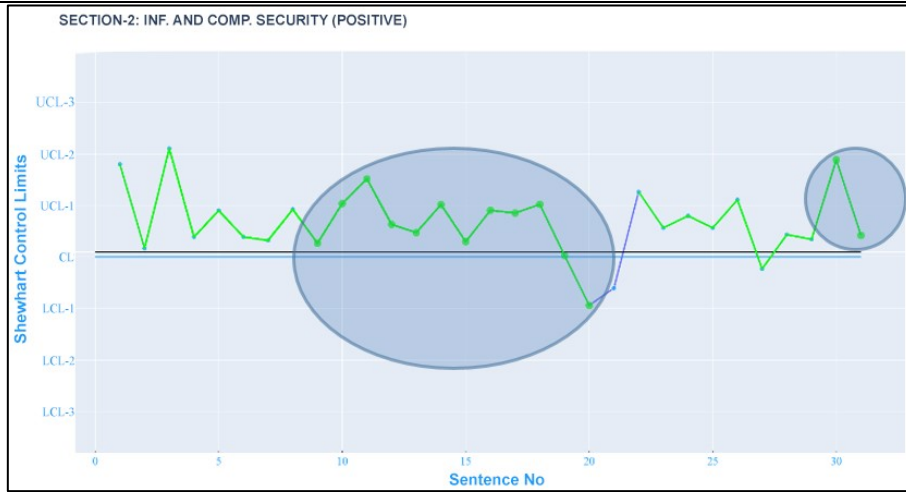
- The other Notification Point is detected in sentence 10. In other words, the 8 sentences before the 10th sentence have positive sentiment. This indicates that there is again STABILITY between sentences 2 and 10.
- As a result, since positive MLM section-1 consists of 10 sentences in total, it has been determined by SMM that the entire content shows a positive STABILITY.

SMM has not detected any pattern that fulfill other rules (Rule-2, Rule-3, Rule-4) on positive MLM section-1. In other words, there are no sentence(s) that can be characterized as SALIENT, DOMINANT or VIOLENT in positive MLM section-1 (positive or negative side).

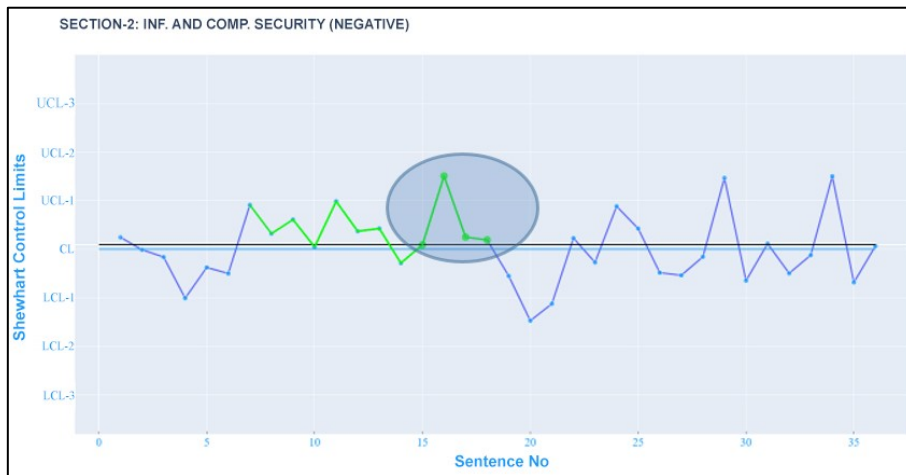
Negative MLM – SMM Analysis of Section-1

Figure 9b shows that the sentiment tones of the sentences in negative MLM make small fluctuations both below and above the central line (CL). Six sentences are below the CL and four sentences are above it. As a result of SMM, no significant pattern was detected from these fluctuations. In other words, the content of negative MLM section-1 does not have any positive or negative pattern that can be described by DHM as STABLE, SALIENT, DOMINANT or VIOLENT. The results for the sentiment fluctuations of the 2nd sections of the MLMs are given in Figure 10.

Figure 10
SMM Results on Section-2



(a) Positive MLM, Section-2



(b) Negative MLM, Section-2

Positive MLM – SMM Analysis of Section-2

When Figure 10a is examined, 27 of the 30 sentences in the positive MLM are above the CL and 3 of them are below it. When analyzed with SMM, the presence of 14 significant STABLE points in two different regions was determined by SMM Rule-1 on the sentiment fluctuation graph. The interpretation of this result provided by SMM Rule-1 is as follows;

- From sentence 9 to sentence 20, a notification point was identified. The 19 consecutive sentences of the content before this point have a positive sentiment. This shows that there is a positive STABILITY in the MLM until the 20th sentence.
- The fact that the 20th and 21st sentences are consecutively below the CL ends the positive STABILITY here.

- From the 22nd sentence onwards, since 9 out of 10 sentences are above the CL, Rule-1 has been applied by SMM and it is seen that there is a positive STABILITY.
- In conclusion, it is determined by SMM rule-1 that there is positive STABILIZATION in two different regions in the positive MLM section-2.

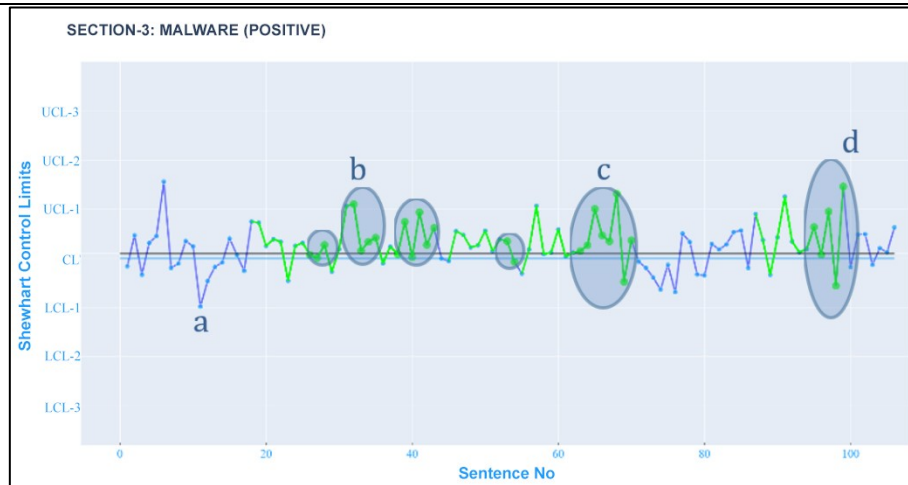
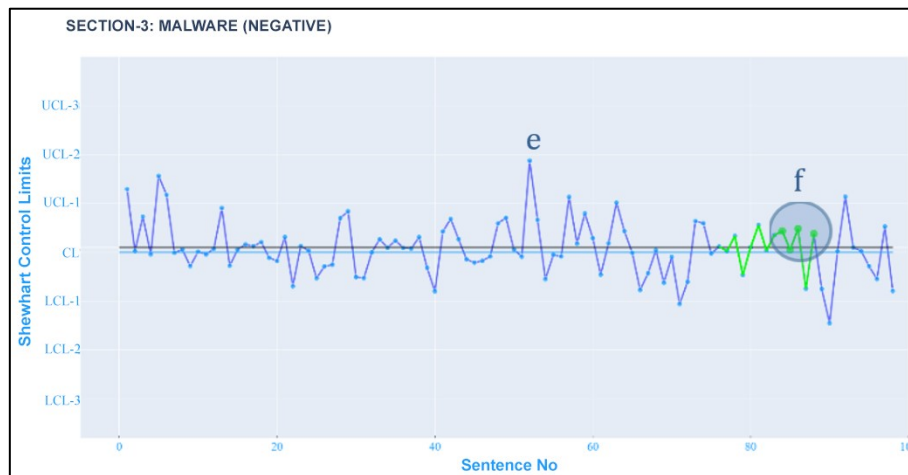
On the positive MLM section-2, SMM has not detected any pattern that fulfill other rules (Rule-2, Rule-3, Rule-4). In other words; there are no sentence(s) that can be evaluated as SALIENT, DOMINANT or VIOLENT in positive MLM section-2).

Negative MLM – SMM Analysis of Section-2

As shown in Figure 10b, 17 sentences appeared to be below the CL whereas 18 sentences appeared to be above it. STABLE points are seen where rule-1 is applied in sentences 15, 16, 17 and 18 in only one region. SMM rules did not detect any patterns in the rest of the text. The interpretation of this result provided by SMM rule-1 is as follows;

- Between sentences 15 and 17, a notification point for rule-1 was detected. This shows that a positive STABILITY was achieved from the 8th sentence to the 17th sentence.
- As a result, it has been determined that a part of the negative MLM section-2 shows a positive STABILITY.

When 16th sentence's (neg-section2-c16: This will make store owners and people who come to shop uneasy) notification point, which has the highest positive tone value, is analyzed, it can be seen to be negative. At another notification point close to CL (neg-section-2-c17: When data input-output is not controlled in our computers and when there is no security software to prevent unauthorized software trying to enter our computers, situations such as loss of information, theft of information, errors, corruptions in our computer will happen to us). Possible causes and solutions for such situations are presented in Conclusion and Discussion title. As there were fluctuations above and below the CL in the remaining points, the rules were not realized in a different region. In other words, the content of Negative MLM section-2 does not have any positive or negative pattern that can be characterized as SALIENT, DOMINANT or VIOELNT. As a result, when the section-2 contents of positive and negative MLMs were compared, it was found that positive MLM produced more STABLE positive sentiment fluctuations. The results of the SMM for the sentiment fluctuations of the last sections of the MLMs, section-3, are given in Figure 11.

Figure 11*SMM Results for Section-3***(a)** Positive MLM, Section-3**(b)** Negative MLM, Section-3**Positive MLM – SMM Analysis of Section-3**

When Figure 11a is analyzed, 29 of the 104 sentences in positive MLM section-3 are below the CL and 75 are above the CL. The fluctuating pattern of the points in the graph shows that rule consistencies occur at some points and rules are terminated at other points. As a result of SMM analysis, a total of 28 notification points pointing to rule-1 were identified in six different regions.

- Notification points indicating rule1 (STABLE) were detected among sentences 26-28, 32-35, 38-43, 63-70 and 95-99. This indicates the presence of a STABLE and positive sentiment fluctuation during sentences 18-28, 24-35, 30-3,55-70 and 87-99.

- As a result, 66 sentences of positive MLM section-3 content were marked as STABLE under rule-1 by SMM. It can be stated that the majority of the content is positive.

No other rules have been determined by SMM on positive MLM section-3. Therefore, there is no region in the content that can be described as SALIENT, DOMINANT or VIOLENT.

Negative MLM – SMM Analysis of Section-3

In Figure 11b, 56 of the 97 sentences are above CL, 1 of them were above CL, and 40 sentences were below CL. No rule was realized in the content until the 84th sentence and it was seen that the sentences didn't present a STABLE structure. At this point, the rule realized by SMM is explained as follows;

- Rule-1 was detected at 4 points, namely sentences 84, 85, 86 and 88. It shows that there is a positive STABILITY in 8 sentences before these sentences by SMM.
- As a result; a positive STABILITY was detected in a very small part of the content compared to Positive MLM.

No other rules were determined by SMM on the negative MLM section-3. For this reason, the content does not contain any sentence(s) that can be described as SALIENT, DOMINANT or VIOLENT. As a general assessment, it can be stated that positive MLM shows a more stable positive sentiment fluctuation in terms of the operation of rule-1.

In Figure 11, sample sentences (b, c, d and f) in the areas where rule-1 operates in positive and negative MLM, the sentence (a) with the lowest tone value in positive MLM, and the sentence (e) with the highest tone value in negative MLM are given in Table 7.

Table 7

Sample Sentences from Section-3 of Positive and Negative MLM

No	Sentence
a	P3-C11: File/Program codes: Antiviruses check executable files to prevent them from being infected.
b	P3-C32: Thanks to security software, worms cannot enter and reproduce through security vulnerabilities of an internet-connected program on your computer and the operating system.
c	P3-C65: Even if we work at a busy pace, we should pay close attention to the websites we visit.
d	P3-C97: The main purpose of ransomware is to change the structure of our files on our computer, tablet or smartphone to encrypt them in order to gain some profit.
e	N3-C52: This is exactly what spyware tries to do; it aims to obtain confidential and undisclosed information about the computer user and send it to a remote computer to be analyzed.

- f N3-C86: Also, downloading files and programs from unsafe places, not paying attention to e-mails and websites can also make our computer part of this gang.
-

When the sentences are analyzed, it was observed that although sentence (a) indicated a positive valence, some of the words embedded in it (such as virus, add, file) were in negative polarity. It is therefore calculated as the sentence is below the CL. In the positive MLM (Figure 11a), sentences (b), (c) and (d) are above the CL. Although these sentences contain negative words (worm, ransom), they are generally in positive tone. Sentence (e) in the negative MLM (Figure 11b) was calculated as positive because many words in it contributed to the tone of the sentence in a singular way, even though it deals with negative situation. The last sentence (f), while expressing a negative situation, appears to have a positive polarity. Due to the words such as trust (the stem form of the word insecure is trust in Turkish), pay attention, one, and state (part of), it is above the CL. In other words, words that have received a construction suffix in Turkish can have different meanings and polarity values when they are taken as stems. A word that has a negative polarity by taking a construction suffix can have a positive polarity when it is taken as a stem. These findings are discussed in the conclusion and discussion title.

Discussion, Conclusion, and Suggestions

Texts can have an emotional impact on individuals according to the emotional qualities and features they contain. It is also an important field of study to regulate the emotional properties of texts and to determine the potential emotional impact of this text on people. In the first research question, a MLM text was prepared with emotional design in two different ways, positive and negative. The sense of valence created by the sentences in the positive and negative MLM was evaluated on a five-point Likert scale consisting of facial expressions ranging from positive to negative. As a result, it was determined that the texts organized in a positive way had higher valence than the texts organized in a negative way. In other words, positive MLM was found to make students feel more positive negative MLM. This result supports that texts can induce positive and negative emotions in student by organizing texts with emotional design. In this context, emotional design could be used to regulate the emotional effects of MLMs on students. Some studies have concluded that positively and negatively designed instructional texts are more effective in comprehension and recall than neutral texts (Megalakaki, et al., 2019; Stark, et al., 2018). In terms of emotional design; texts can be emotionally regulated by methods such as using words and phrases with emotional tone, including narratives, and using personalization. The tone values of the

sentence can be changed by using appropriate words in lexicons such as SWNetTR (Sağlam, et al., 2019) and SentiTurkNet (Dehkharghani, et al., 2016), which contain the sentimental polarity and tone values of words. Thus, MLMs can be presented in a structure that is emotionally stimulating and regulating for the student and suitable for individual differences.

The fact that the sentences in the positive MLM are 0.68 points higher than the mean valence and the sentences in the negative MLM are 0.25 points lower than the mean valence indicates that the students see positive sentences more positively. However, the negative scoring of some sentences in the positive text and the positive scoring of some sentences in the negative text by the students show that it is important to evaluate the sentences in a context. Since the students evaluated the sentences in order, some sentences may have been evaluated out of context. One reason why the mean of the negative text sentences is closer to the mean valence may be that the learners did not express negative emotions because the text was prepared for instructional purposes. (Magner, et al., 2014). Moreover, Taylor (1991) emphasizes that it is easier to evoke positive emotions with certain stimuli than negative emotions. In the mobilization-minimization hypothesis, it is emphasized that individuals try to reduce and eliminate the negative reactions felt by negative stimuli (Taylor, 1991). Therefore, it can be stated that negative sentences are closer to neutral. On the other hand, there are also studies that evaluate the texts as a whole (Megalakaki et al., 2019) rather than evaluating the texts in sentences, or the texts under each heading in larger texts (Özgür, 2021). At this point, evaluating in general ignores the emotional ups and downs (sentimental fluctuations) in the text.

In the second research question, sentiment analysis with SMM was implemented to the positive and negative MLMs. According to the results of SMM, most of the sentences in the positive MLM were located above the central line (CL). Similarly, most of the sentences in the negative MLM had a sentiment tone value above the CL. In other words, it was seen as positive. This was an unexpected result. In general, SMM assigned more correct emotional tones to the positive MLM sentences. Lexicon-based sentiment analysis tools such as SMM also emphasize deficiencies, especially in the classification of negative and open to interpretation negative sentences (Yoldaş, 2021). In the SMM model, words are converted into stems in the text preprocessing step. In this context, for example, while the word “restlessness” is in the negative tone in the lexicon when it is lemma form, it is in the positive tone when it is converted into stem because it is analyzed as “rest”. As in sentence (e) in Table 7, a different polarity value than expected can be produced. In this context, it may produce more effective results to parse words with construction suffixes as lemmas rather than stems in text

preprocessing and to detect negativity in verbs (Cobos, et al., 2019; Sağlam, 2019). In addition, each sentence is evaluated in a context-independent manner, and it is emphasized in the literature that an analysis that includes goal-based sentiment analysis approaches will produce a better output (Sağlam, 2019).

In the SMM developed by Sağlam (2019), the corpus used for the standardization of texts within the scope of Shewhart control limits is composed of news texts and the central line (mean) of news texts is in the negative direction, which may cause the negative material to appear at the average value on the Shewhart control limits graph. In this context, it can be stated that a more sensitive result can be produced by determining Shewhart control limits with a corpus composed of educational texts rather than news texts. It may be recommended to create a corpus for sentiment analysis in educational research.

It was observed that rule-1 (STABLE) which indicates that the sentimental fluctuation is stable, was repeated more often in positive MLM than in negative MLM. This shows that positive MLMs exhibit more consistent sentiment fluctuations. In the negative MLM, there is a volatility of sentiment fluctuation above and below CL. According to the SMM results, it is seen that the emotional design applied to the texts is effective in positive MLM, whereas in negative MLM, sufficiently STABLE points are not achieved. On the other hand, no regions with a SALIENT, DOMINANT and VIOLENT sentiment tones were detected in both MLM texts. It can be stated that the rules are not realized because the tone values of the sentences are volatile, especially in the negative MLM.

Knowing what kind of affect (attributed affect) large-scale textual content will create in students, and identifying the exciting, important, or negative points in the texts is an important field of study. By utilizing natural language processing and sentiment analysis, the sentimental fluctuations of the text can be determined, and a practical approach can be provided for those who prepare teaching materials. For example, Solovyev et al. (2019) found that in Russian history and social studies textbooks, some authors chose a lot of words has negative valence, while others chose more words with positive valence. In this context, they suggested writing in a positive style to create a positive perspective and attitude. Cobos et al. (2019) aimed to reveal the emotional state and course of the lessons by evaluating the text inputs (course material, forum messages, questions, etc.) in the online environment with sentiment analysis. Thus, an opportunity was provided to intervene where necessary. In this field, similar studies can be conducted in Turkish with DHM.

In conclusion, determination and visualization of the sentiment fluctuations of MLM texts with DHM is an effective tool for researchers

and content creators to determine whether the texts have the desired emotional (positive-negative) tone. It significantly reduces the need for human resources to evaluate texts. In addition to the studies that determine and visualize sentiment fluctuations (Cobos, et al., 2019), in this study, different rules are implemented, and inferences are made according to the patterns of sentiment fluctuations in the text. Thus, it provides the opportunity to control and edit Turkish texts more effectively in terms of emotional/sentimental tone. In particular, lines showing emotional consistencies, notification points, deviations from the normal course and extreme deviations on the map provide convenience for analysis and editing. However, although the emotional analysis of MLMs has been on the agenda in recent years, there is a need for Turkish studies and analysis tools. It is thought that the findings of this study will provide an input for future studies.

Ethics Committee Approval: *This study was conducted with the permission of Uşak University Social and Humanities Sciences Scientific Research and Publication Ethics Committee dated 15/09/2022 and numbered E-89784354-050.99-101907.*

Conflict of Interest: *The authors declare that there are no conflicts of interest.*

Author Contribution: *In this study, Author 1 contributed to the writing of the research idea, literature, method, results, and conclusion and discussion sections. Author 2 contributed to writing the methods, findings, conclusion, and discussion sections. Author 3 contributed to the writing of the methods and findings sections and critical review of the article. Author 4 contributed to the research idea, method, findings, conclusion and discussion sections, and critical analysis of the results.*

References

- Ağralı, Ö., & Aydın, Ö. (2021). Tweet classification and sentiment analysis on metaverse related messages. *Journal of Metaverse*, 1(1), 25-30. <https://dergipark.org.tr/en/pub/jmv/issue/67581/1051384>
- Akgül, E. S., Ertano, C., & Diri, B. (2016). Sentiment analysis with Twitter. *Pamukkale University Journal of Engineering Science*, 22(2), 106-110. <http://doi.org/10.5505/pajes.2015.37268>
- Aydın, Z. G., Öztürk, Z. K., & Çiçek, Z. İ. E. (2021). Turkish sentiment analysis for open and distance educations system. *Turkish Online Journal of Distance Education*, 22(3), 124-138. <https://doi.org/10.17718/tojde.961825>
- Bradley, M. M., & Lang, P. J. (1994). Measuring emotion: The self-assessment manikin and the semantic differential. *Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry*, 25(1), 49-59. [https://doi.org/10.1016/0005-7916\(94\)90063-9](https://doi.org/10.1016/0005-7916(94)90063-9)

- Brom, C., Hannemann, T., Starkova, T., Bromova, E., & Dechterenko, F. (2016). Anthropomorphic faces and funny graphics in an instructional animation may improve superficial rather than deep learning: A quasi-experimental study. In J. Novoyin & A. Jancarik (Eds.), *Proceedings of the 15th European Conference on e-Learning, ECEL 2016* (pp. 89-97). Academic Conferences and Publishing International Limited. https://www.researchgate.net/publication/319423388_Anthropomorphic_Faces_and_Funny_Graphics_in_an_Instructional_Animation_May_Improve_Superficial_Rather_than_Deep_Learning_a_Quasi-Experimental_Study
- Campestrato, O. (2021). *Natural language processing fundamentals for developers*. Mercury Learning and Information.
- Clark, R. C., & Mayer, R. E. (2016). *e-Learning and the science of instruction: Proven guidelines for consumers and designers of multimedia learning* (4th ed.). John Wiley & Sons.
- Cobos, R., Jurado, F., & Blazquez-Herranz, A. (2019). A content analysis system that supports sentiment analysis for subjectivity and polarity detection in online courses. *IEEE Revista Iberoamericana de Tecnologías del Aprendizaje*, 14(4), 177-187. <https://doi.org/10.1109/RITA.2019.2952298>
- Dehkharghani, R., Saygin, Y., Yanikoglu, B., & Oflazer, K. (2016). SentiTurkNet: A Turkish polarity lexicon for sentiment analysis. *Language Resources and Evaluation*, 50(3), 667-685. <https://doi.org/10.1007/s10579-015-9307-6>
- Dong, C. (2007). *Positive emotions and learning: What makes a difference in multimedia design?* [Master's thesis, New York University]. ProQuest Dissertations and Theses Database.
- Flemming, D., Cress, U., Kimming, S., Brandt, M., & Kimmerle, J. (2018). Emotionalization in science communication: The Impact of narratives and visual representation on knowledge gain and risk perception. *Frontiers in Communication*, 3(3). <https://doi.org/10.3389/fcomm.2018.00003>
- Kühl, T., & Zander, S. (2017). An inverted personalization effect when learning with multimedia: The case of aversive content. *Computers & Education*, 108, 71-84. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2017.01.013>
- Lin, L., Ginns, P., Wang, T., & Zhang, P. (2020). Using a pedagogical agent to deliver conversational style instruction: What benefits can you obtain?. *Computers & Education*, 143, 103658. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103658>
- Liu, B. (2020). *Sentiment analysis: Mining opinions, sentiments, and emotions* (2nd ed.). Cambridge University Press.
- Magner, U. I. E., Schwonke, R., Aleven, V., Popescu, O., & Renkl, A. (2014). Triggering situational interest by decorative illustrations both fosters and hinders learning in computer-based learning environments. *Learning and Instruction*, 29, 141-152. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2012.07.002>

- Mayer, R. E. (2009). *Multimedia learning* (2nd ed.). Cambridge University Press.
- Mayer, R. E., & Estrella, G. (2014). Benefits of emotional design in multimedia instruction. *Learning and Instruction*, 33, 12-18. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2014.02.004>
- Megalakaki, O., Ballenghein, U., & Baccino, T. (2019). Effects of valence and emotional intensity on the comprehension and memorization of texts. *Front. Psychol.*, 10:179. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.00179>
- Montgomery, D. C. (2009). *Introduction to statistical quality control*. John Wiley & Sons.
- Moreno, R., & Mayer, R. (2007). Interactive multimodal learning environments. *Educational Psychology Review*, 19(3), 309-326. <https://psycnet.apa.org/doi/10.1007/s10648-007-9047-2>
- Özcil, A. (2014). *An application Shewart, Cusum and Ewma control charts into a manufacturing business* [Master thesis, Pamukkale University]. National Theses Center.
- Özgür, A. (2021). *The effect of working memory capacity and emotional design on engagement with multimedia learning materials* [Doctoral dissertation, Hacettepe University]. National Theses Center.
- Patır, S. (2009). İstatistiksel proses kontrol teknikleri ve kontrol grafiklerinin Malatya'daki bir tekstil (iplik dokuma) işletmesinde bobin sarım kontrolüne uygulanması. *Sosyal Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, 9(18), 231-250. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/susead/issue/28417/302555>
- Plass, J. L., Heidig, S., Hayward, E. O., Homer, B. D., & Um, E. (2014). Emotional design in multimedia learning: Effects of shape and color on affect and learning. *Learning and Instruction*, 29, 128-140. <https://psycnet.apa.org/doi/10.1016/j.learninstruc.2013.02.006>
- Plass, J. L., & Kaplan, U. (2016). Emotional design in digital media for learning. In S. Y. Tettegah, & M. Gartmeier (Eds.). (2016). *Emotions, Technology, Design, and Learning* (pp. 131-161). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-801856-9.00007-4>
- Sağlam, F. (2019). *Automated sentiment lexicon generation and sentiment analysis of news* [Doctoral dissertation, Hacettepe University]. National Theses Center.
- Sağlam, F., Genç, B., & Sever, H. (2019). Extending a sentiment lexicon with synonym-antonym datasets: SWNetTR++. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 27, 1806-1820. <https://doi.org/10.3906/elk-1809-120>
- Solovyev, V., Solnyshkina, M., Gafiyatova, E., McNamara, D., & Ivanov, V. (2019). Sentiment in academic texts. *Proceeding of the 24th Conference of the Fruct Association*, Russia, 408-414. <https://doi.org/10.23919/FRUCT.2019.8711900>
- Souza, N., & Perry, G. (2018). Identification of affective states in MOOCs: A systematic literature review. *International Journal for Innovation*

- Education and Research*, 6(12), 39-55.
<https://doi.org/10.31686/ijer.vol6.iss12.1250>
- Stark, L., Brünken, R., & Park, B. (2018). Emotional text design in multimedia learning: A mixed-methods study using eye tracking. *Computers & Education*, 120, 185-196. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.02.003>
- Taylor, S. E. (1991). Asymmetrical effects of positive and negative events: The mobilization-minimization hypothesis. *Psychological Bulletin*, 110(1), 67-85. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.110.1.67>
- Taylor, S. S., & Statler, M. (2014). Materials matters: Increasing emotional engagement in learning. *Journal of Management Education*, 38(4), 586-607. <https://doi.org/10.1177/1052562913489976>
- Thet, T. T., Na, J., & Khoo, C. S. G. (2010). Aspect-based sentiment analysis of movie reviews on discussion boards. *Journal of Information Science*, 15, 823-848. <https://doi.org/10.1177/0165551510388123>
- Tuzcu, S. (2020). Çevrimiçi kullanıcı yorumlarının duygu analizi ile sınıflandırılması. *Eskişehir Türk Dünyası Uygulama ve Araştırma Merkezi Bilişim Dergisi*, 1(2), 1-5. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/estudambilisim/issue/53654/676052>
- Um, E. R., Plass, J. L., Hayward, E. O., & Homer, B. D. (2011). Emotional design in multimedia learning. *Journal of Educational Psychology*, 104(2), 485-498. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.11.009>
- Western Electric (1959). *Statistical quality control handbook*. Western Electric Company.
- Yoldaş, İ. N. (2021) Sentiment analysis in Turkish texts: dictionary-based approach and comparison of people's response. *ESTUDAM Bilişim Dergisi*, 2(1), 1-6. <https://dergipark.org.tr/en/pub/estudambilisim/issue/60018/838490>