

YAPAY ZEKÂ VE İNSAN ÜRETİMİ GÖRSELLERİN BİÇİMSEL KARŞILAŞTIRMASI: KÜLTÜREL ANALİTİK BİR İNCELEME

FORMAL COMPARISON OF AI-GENERATED AND HUMAN-PRODUCED VISUALS: A CULTURAL ANALYTICS EXAMINATION

Dr. Burak YEDEKÇİ

Bağımsız Araştırmacı

ORCID ID: 0000-0002-2009-8100, burakyedekci@gmail.com

ÖZ

Yapay zekâ üretimi görseller, dijital görsel kültürde insan üretimi fotoğraflarla birlikte konumlandırılan yeni bir üretim alanı meydana getirmiştir. Araştırma yapay zekâ üretimi görseller ile insan üretimi fotoğraflar arasındaki biçimsel farklılıkları, Lev Manovich'in kültürel analitik yaklaşımı çerçevesinde parlaklık, doygunluk ve renk tonu metrikleri üzerinden hesaplamalı estetik ilkelerine dayalı nicel bir perspektifle incelemeyi amaçlamaktadır. Analiz sürecinde, Stable Diffusion 1.5 tabanlı Deliberate v2 modeliyle üretilen 360 görsel ve Unsplash platformundan derlenen 360 insan üretimi fotoğraftan oluşan dengeli bir veri seti kullanılmıştır. Örneklem portre, manzara, soyut ve kentsel olmak üzere dört türe ayrılarak, görsellere ait HSB renk uzayındaki merkezi eğilimler imageMeasure makrosu aracılığıyla hesaplanmıştır. Elde edilen veriler Welch t-testi, Levene testi, Cohen's d etki büyüklüğü ve iki yönlü çok değişkenli varyans analizi (MANOVA) ile değerlendirilmiştir. İstatistiksel analizler, üretim kaynağı ile kategori etkileşiminin temel metrikler üzerindeki ortak etkisinin istatistiksel olarak anlamlı olduğunu ortaya koymaktadır ($F(9, 2136) = 8.47, p < .001$). Doymunluk medyanı, dört kategorinin tamamında insan üretimi fotoğraflar lehine daha yüksek değerler sergilemektedir. En belirgin ayrılmalar, portre kategorisinde renk tonu ($d = -0.887$) ve soyut kategoride doymunluk ($d = -0.828$) değişkenleri ekseninde saptanmıştır. Bulgular yapay zekâ görsellerinin insan üretimi fotoğraflardan tekil bir genel estetik profil üzerinden ayrılmadığını ve biçimsel karşılaştırmaların türsel kategori düzeyinde yürütülmesi gerekliliğini ortaya koymaktadır.

Anahtar kelimeler: Yapay zekâ, Kültürel analitik, Hesaplamalı estetik, Fotoğraf, Görsel iletişim.

ABSTRACT

AI-generated images have established a new production domain positioned alongside human-produced photographs in digital visual culture. The research aims to examine the formal differences between AI-generated images and human-produced photographs from a quantitative perspective grounded in the principles of computational aesthetics, through brightness, saturation, and hue metrics within Lev Manovich's Cultural Analytics framework. In the analysis, a balanced dataset comprising 360 images generated with the Stable Diffusion 1.5-based Deliberate v2 model and 360 human-produced photographs compiled from Unsplash was used. The sample was divided into four genres-portrait, landscape, abstract, and cityscape-and central tendencies in the HSB color space were calculated using the imageMeasure macro. The resulting data were evaluated through Welch's t-test, Levene's test, Cohen's d effect size, and two-way multivariate analysis of variance (MANOVA). The statistical analyses reveal that the joint effect of the interaction between production source and category on the core metrics is statistically significant ($F(9, 2136) = 8.47, p < .001$). The saturation median displays higher values in favor of human-produced photographs across all four categories. The most pronounced divergences are identified in hue within the portrait category ($d = -0.887$) and in saturation within the abstract category ($d = -0.828$). The findings show that AI-generated images do not diverge from human-produced photographs through a single overall aesthetic profile, and demonstrate the necessity of conducting formal comparisons at the level of genre categories.

Keywords: Artificial intelligence, Cultural Analytics, Computational aesthetics, Photography, Visual communication.

GİRİŞ

Üretken yapay zekâ modellerinin hızla yaygınlaşması, dijital görsel kültürde insan üretimi fotoğrafların yanında algoritmik olarak inşa edilen imgelerin de dolaşıma girmesine zemin hazırlamıştır. İnsan üretimi fotoğraf ile algoritmik imge arasındaki sınırın bulanıklaşması, imgenin biçimsel yapısına ilişkin soruları da beraberinde getirmektedir. Yapay zekâ görselleri insan üretimi fotoğraflarla yüksek düzeyde görsel benzerlik taşısa da renk, parlaklık ve doygunluk gibi temel biçimsel parametrelerdeki farklılaşma düzeyleri, türsel kategori ekseninde henüz yeterince incelenmemiştir. İki üretim kaynağı arasındaki yapısal farklılıkların tespit edilmesi, yapay zekâ görselliğinin dijital iletişim ortamlarında nasıl bir estetik konum ürettiğini anlamaya olanak tanımaktadır. Ancak mevcut akademik tartışmaların ağırlıklı olarak telif hakları, sanatçı kimliği, etik sorunlar ve insan-makine ayrımının algısal boyutu üzerinde yoğunlaşması neticesinde, görsellerin ölçülebilir biçimsel özellikleri görece ikinci planda kalmaktadır.

Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde üretken yapay zekânın görsel üretim süreçleri ve izleyici alımlaması üzerindeki etkileri (Ertan ve Şahin Çeken, 2023), görsel iletişim tasarımı pratiğinde yapay zekâ araçlarının kullanımı (Şen Atiker, 2024), yapay zekâ görsellerinin insan üretimi fotoğraflardan ayırt edilmesi ile gerçekçilik ve güvenilirlik algısı (Velásquez-Salamanca vd., 2025) gibi başlıkların sıklıkla ele alındığı görülmektedir. Buna karşın, görsellerin hesaplanabilir biçimsel özellikleri olan renk dağılımları, parlaklık profilleri ve doygunluk örüntüleri çok daha sınırlı bir düzlemde incelenmiştir. Bu alanda Wang vd. (2025), DALL-E 2, DreamStudio ve Firefly ile üretilen görsellerin CIELab renk uzayındaki hue (renk tonu), chroma (renklilik) ve lightness (açıklık) boyutlarında insan üretimi fotoğraflara kıyasla daha dar dağılımlar sergilediğini göstermiştir. Biçimsel ölçümlerin taşıdığı önem, fotoğrafın gerçekliğe ayrıcalıklı erişim taşıdığı yönündeki indeksel varsayımın üretken modellerle birlikte sarsılmasından kaynaklanmaktadır. İmgenin kaynağına ilişkin yargı, izleyicilerin yapay zekâ görsellerini insan üretimi fotoğraflardan

ayırt etmede şans düzeyine yakın performans sergilediği koşullarda (Nightingale ve Farid, 2022) doğrudan biçimsel örüntülerin okunmasına bağımlı hâle gelmektedir.

Literatürdeki biçimsel karşılaştırmaların türsel kategori düzeyinde ve farklı bir renk uzayında yürütülebilmesi adına, Lev Manovich tarafından geliştirilen kültürel analitik (Cultural Analytics) yaklaşımı, uygun bir kuramsal ve yöntemsel zemin sunmaktadır. Görsel kültür ürünlerini büyük ölçekli veri kümeleri üzerinden nicel yöntemlerle inceleyen disiplinlerarası bir araştırma modeli olan kültürel analitik (Manovich, 2020), Time dergisi kapakları, Instagram fotoğrafları ve Museum of Modern Art (MoMA) koleksiyonu gibi geniş görsel koleksiyonların biçimsel özelliklerini hesaplamalı metrikler üzerinden analiz etme noktasında literatürde başarıyla uygulanmıştır. İlgili yaklaşımın temel ölçüm aracı konumundaki imageMeasure eklentisi, görselleri Hue, Saturation, Brightness (HSB) renk uzayına dönüştürerek parlaklık, doygunluk ve renk tonu metriklerini hesaplamaktadır (Manovich, 2009). Dolayısıyla kültürel analitik yaklaşımı, yapay zekâ ve insan üretimi görseller arasındaki biçimsel farkları ölçülebilir ve tekrarlanabilir bir düzlemde karşılaştırmaya imkân tanınması bakımından mevcut araştırmanın kuramsal temelini oluşturmaktadır.

Bu kuramsal çerçeveyi temel alarak yürütülen çalışma HSB temelli ayrışmaların portre, manzara, soyut ve kentsel kategorilerde nasıl bir dağılım sergilediğini inceleyerek, yapay zekâ görselliğinin biçimsel yapısının genel düzeyde mi yoksa türsel bağlama göre mi farklılaştığını ampirik olarak sınamaktadır.

1. KÜLTÜREL ANALİTİK VE HESAPLAMALI ESTETİK

Geleneksel görsel analiz yaklaşımları (semyotik çözümleme, ikonografik okuma vb.) tekil görsellerin ya da görece küçük örneklemelerin yorumlanmasına dayanmaktadır. Geleneksel yaklaşımlar anlam katmanlarını ve kültürel kodları açığa çıkarmada güçlü araçlar sunmakla birlikte, binlerce görselden oluşan koleksiyonların biçimsel örüntülerini makro düzeyde ortaya koymakta yetersizdir. Manovich'in

(2020) uzak okuma (distant reading) kavramından hareketle geliştirdiği kültürel analitik yaklaşımı geniş görsel koleksiyonların biçimsel yapısını nesnel ve hesaplanabilir yöntemlerle incelemeyi amaçlamaktadır. Kültürel analitik yaklaşımın yapay zekâ görsellerine uygulanması, modellerin biçimsel çıktılarını hangi mekanizmalarla şekillendirdiği sorusunu da beraberinde getirmektedir.

Manovich ve Arielli (2024) insan ve makine bilişinin sıkıştırma (compression) dayandığını savunmaktadır. Sanat yapıtları insan deneyimini örüntülere, yapılar ve türlere sıkıştırırken modern sanatçılar bu genel örüntülere tikel, nadir ve beklenmedik ayrıntılar eklemektedir. Buna karşın, yapay zekâ modellerinin eğitimindeki örüntü çıkarma süreci, aykırı değerleri ve tekil ayrıntıları eleyerek yalnızca en sık yinelenen ilişkileri ve özellikleri korumaktadır. Manovich ve Arielli'nin (2024) makine öğrenmesinin temel karakteristiği olarak tanımladığı sıkıştırma mekanizması, yapay zekâ ile insan üretimi görsellerin renk dağılımlarındaki farklılıkları açıklamak için güçlü bir kuramsal zemin sunmaktadır.

Kültürel analitiğin pratik ve hesaplamalı altyapısını oluşturan imageMeasure makrosu, görselleri HSB renk uzayına dönüştürerek her kanal için istatistiksel dağılımları ve merkezî eğilimleri hesaplamaktadır (Manovich, 2009). Dijital görüntü işlemede kullanılan RGB (Kırmızı, Yeşil, Mavi) renk modeli cihazların teknik yapısına dayanırken, HSB modeli rengi ton, doygunluk ve parlaklık olarak ayrıştırarak insan algısıyla uyumlu, sezgisel bir analiz çerçevesi sunmaktadır (Smith, 1978). Estetik tercihlerin nicel olarak haritalandırılmasına olanak tanıyan HSB uzayı, Manovich'in (2020) büyük ölçekli kültürel analitik projelerinde standart analiz çerçevesi olarak kullanılmıştır. Literatürde benzer karşılaştırmaların Commission Internationale de l'Éclairage Lab (CIELab) gibi farklı renk uzaylarında yapıldığı görülse de (Wang vd., 2025), mevcut araştırmada üretken yapay zekâ görsellerinin biçimsel özelliklerini doğrudan kültürel analitik geleneğiyle ilişkilendirebilmek amacıyla HSB renk uzayı tercih edilmiştir.

2. YÖNTEM

2.1. Araştırma Deseni

Araştırma, nicel ve karşılaştırmalı bir tasarıma

dayanmaktadır. Bağımsız değişkenler; üretim kaynağı (yapay zekâ üretimi, insan üretimi) ve türsel kategori (portre, manzara, soyut, kentsel) olarak belirlenmiştir. Bağımlı değişkenler ise HSB renk uzayındaki parlaklık, doygunluk ve renk tonu medyan değerleridir. Araştırmanın temel analiz birimini tekil görseller oluşturmaktadır.

2.2. Görsel Veri Seti ve Örnekleme Süreci

Kategori seçiminde, görsel sanat ve bilgisayarlı görü literatüründe yer alan tür sınıflandırmaları dikkate alınmıştır. Wu vd. (2024), WikiArt tabanlı çalışmalarında *abstract painting*, *cityscape*, *landscape* ve *portrait* kategorilerini tür sınıflandırması içinde değerlendirmektedir. Araştırmada kullanılan soyut, kentsel, manzara ve portre kategorileri, literatürdeki sınıflandırma mantığıyla uyumlu biçimde belirlenmiştir.

Görsel veri seti toplam 720 görselden meydana gelmektedir. Her türsel kategori için 90 yapay zekâ üretimi görsel ve 90 insan üretimi fotoğraf seçilerek kategori başına 180, toplamda ise 720 görsel analize dâhil edilmiştir.

Örnekleme büyüklüğünün hangi etki düzeylerini saptamaya elverişli olduğunu belirlemek amacıyla iki bağımsız grup karşılaştırmasına dayalı duyarlılık analizi yürütülmüştür. Analiz, R ortamında pwr paketi kullanılarak iki yönlü test koşullarında, grup başına 90 görsel ve .80 güç düzeyiyle gerçekleştirilmiştir (Champely, 2020). Analiz sonuçları, araştırmanın geleneksel anlamlılık eşiğinde ($\alpha = .05$) $d = 0.42$ ve üzerindeki etkileri, Bonferroni düzeltmesi uygulandığında ise ($\alpha = .0042$) $d = 0.56$ ve üzerindeki etkileri saptayabilecek düzeyde olduğunu göstermektedir. Hesaplanarak belirlenen eşiklerin altında kalan karşılaştırmalar, keşfedici alt karşılaştırmalar olarak değerlendirilmiştir.

Türsel kategorilerin belirlenmesinde biçimsel çeşitlilik ilkesi esas alınmıştır. Portre kategorisi insan figürü, yüz yapısı ve ten tonları bakımından ayırt edici bir renk ve parlaklık yapısı sunarken manzara kategorisi doğal ton geçişleri ve geniş renk alanları içermektedir. Soyut kategori, temsili zorunluluktan bağımsız renk ve biçim dağılımlarına alan açmaktadır. Kentsel kategori ise mimari çizgiler, yapay yüzeyler ve malzeme tonları üzerinden farklı

biçimsel örüntüler üretmektedir. Kurgulanan dörtlü kategori yapısı, yapay zekâ ile insan üretimi görseller arasındaki renk farklılaşmasının türe göre değişip değişmediğini sınamaya olanak tanımaktadır.

2.3. Yapay Zekâ Üretimi Görsellerin Oluşturulması

Yapay zekâ üretimi görseller, 20 Mart 2026 tarihinde Perchance platformunun metinden görsele (text-to-image) arayüzü kullanılarak elde edilmiştir. Üretim sürecinde Stable Diffusion 1.5 tabanı ile Deliberate v2 modeli çalıştırılmıştır. Perchance platformunun tercih edilmesinde üretim parametrelerinin kullanıcı tarafından sabitlenebilmesi, ücretsiz ve sınırsız erişim sunması ve Stable Diffusion'ın yaygın kullanılan açık kaynaklı bir görsel üretim modeli olması belirleyici unsurlar olarak öne çıkmaktadır (Jääskeläinen vd., 2025). Difüzyon modelleri, görsel üretim sürecinde gürültüden aşamalı olarak görüntü üretmeye dayanan derin üretici model ailesi içinde konumlanmaktadır (Croitoru vd., 2023). Bütün kategorilerde üretim parametreleri sabit tutularak 20 adım (steps), Euler Ancestral örnekleyici (sampler), 7 CFG değeri, 512 x 768 piksel çözünürlük ve Portrait biçim ayarı uygulanmıştır. Uygulanan biçim ayarı tercihiyle, görsel boyutları sabit tutularak biçim oranının analiz sonuçlarını etkilemesini önleme amacı gözetilmiştir. Üretimlerin tamamında Art Style seçeneği No style olarak belirlenerek modele dışsal bir stil yönlendirmesi verilmesinin önüne geçilmiştir.

Türsel kategori bazında kullanılan istemler (prompts) standartlaştırılarak sırasıyla *portrait photograph*, *landscape photograph*, *abstract photograph* ve *cityscape photograph* ifadeleri kullanılmıştır. Başlangıç aşamasında değerlendirilen natürmort kategorisi, modelin ilgili görselleri tutarlı biçimde üretmediği gözlemlendiğinden araştırma kapsamı dışında bırakılmıştır.

Perchance arayüzündeki kullanıcıya açık ve sabitlenebilir bir tohum (seed) denetimi bulunmamasından ötürü, üretim süreci seed düzeyinde kontrol edilememiştir. Her üretimde platform tarafından rastgele seed değeri atanırken standartlaşma aynı arayüz, aynı temel istem yapısı ve aynı üretim parametreleri üzerinden sağlanmıştır. Her kategori için dışlama ölçütlerini karşılayan 90 görsele ulaşılan dek üretim sürdürülerek elde edilen tüm görseller JPEG formatında kaydedilmiştir.

Üretim sürecinde kullanılan istemler bilinçli olarak minimal düzeyde tutulmuştur. Tercih edilen kurgu, modelin belirli bir estetik yönlendirme almaksızın ürettiği varsayılan (default) biçimsel çıktıyı ölçmeyi amaçlamaktadır. Ayrıntılı ve yönlendirici istemlerle elde edilecek görsellerin farklı biçimsel profiller üretme potansiyeli taşıdığı göz önünde bulundurulmalıdır. Dolayısıyla araştırma bulguları, modelin ayrıntılı istemlerle yönlendirilmemiş varsayılan çıktı eğilimini yansıtmaktadır.

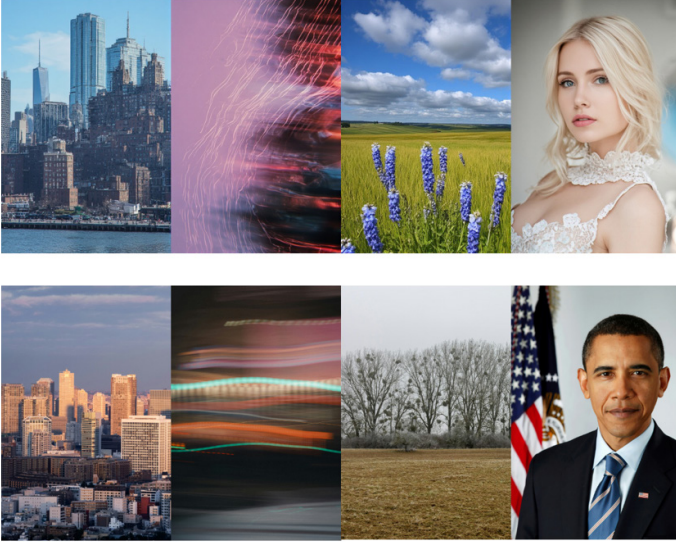
2.4. İnsan Üretimi Fotoğrafların Seçimi

İnsan üretimi fotoğraflar, 20 Mart 2026 tarihinde Unsplash platformundan derlenmiştir. Platformun tercih edilmesinde, içerik politikası kapsamında üretken yapay zekâ modelleriyle oluşturulmuş görsellerin yüklenmesini yasaklaması ve yükleyicilerden fotoğrafın orijinal üreticisi olma koşulunu talep etmesi belirleyici bir unsur olarak öne çıkmaktadır (Unsplash, 2025). Platformun asgari 5 megapiksel çözünürlük standardı uygulaması ise veri setinin teknik homojenliğine katkı sağlamaktadır. Platformun ücretsiz kullanım koşulları kapsamında erişilebilen fotoğraflar arasından, araştırmanın kategori ve çözünürlük ölçütlerini karşılayan görseller seçilmiştir. Yapay zekâ tarafında kullanılan arama terimleri, insan üretimi fotoğrafların seçimi sürecinde de aynen korunarak *portrait photograph*, *landscape photograph*, *abstract photograph* ve *cityscape photograph* ifadeleri arama terimi olarak kullanılmıştır. Seçim yanlılığını en aza indirmek amacıyla platformun algoritma temelli sıralama seçeneği (Relevant) yerine kronolojik sıralama (Newest) parametresi tercih edilmiştir.

Örnekleme sürecinde sistematik örnekleme yaklaşımı benimsenerek türsel kategoriye uygun görseller arasından her üçüncü görsel seçilmiştir. Kategoriye açık biçimde uymayan görseller (hayvan fotoğrafları, nesne odaklı görüntüler, farklı türe ait çalışmalar vb.) sistematik sayma dizisine dâhil edilmeksizin atlanmıştır. Seçim işlemi her kategori için 90 görsele ulaşılan kadar sürdürülmüş ve görseller platform üzerinden indirilerek JPEG formatında kaydedilmiştir. İnsan üretimi fotoğraflar ve yapay zekâ üretimi görsellere ait kategori bilgileri ile hesaplanan HSB metrik verileri GitHub deposunda paylaşılmıştır.

Veri setinin biçimsel yapısını okuyucuya aktarmak amacıyla, dört türsel kategorinin her birinden rastgele seçilmiş birer yapay zekâ üretimi görsel ve birer insan üretimi fotoğraf Şekil 1’de sunulmaktadır. Sunulan örnekler analiz sürecinde herhangi bir ayrıcalıklı konuma sahip olmayıp veri setinin genel görünümünü temsil etmektedir.

Şekil 1. Türsel kategorilere göre veri setinden seçilmiş örnek görseller¹



2.5. Dışlama Ölçütleri

Her iki grup için ortak dışlama ölçütlerini siyah-beyaz görseller ile kolajlar oluşturmaktadır. Renk bilgisi barındırmayan (doygunlukları sıfır, renk tonları ise tanımsız olan) siyah-beyaz görseller, renk tonu ve doygunluk analizlerinin istatistiksel doğruluğunu korumak amacıyla görsel veri seti dışında tutulmuştur. Yapay zekâ üretimi görsellerde ayrıca cinsel içerikli çıktılar ile çerçeveyi doldurmayan kompozisyonlar elenirken insan üretimi fotoğraflarda kategoriye uygun olmayanlar ve belirlenen çözünürlük standardının altında kalan görseller analize dâhil edilmemiştir. Yapay zekâ görsellerine ait 512 x 768 piksel çözünürlük değeri, analiz edilecek insan üretimi fotoğraflar için de alt sınır çözünürlük eşiği olarak kabul edilerek veri setinde standardizasyon sağlanmıştır. Analiz edilen insan üretimi fotoğraflar arasında tespit edilen en düşük çözünürlük, portre kategorisinde 2000 x 2500 piksel olarak kaydedilmiştir.

¹ Üst sıra yapay zekâ üretimi görselleri, alt sıra insan üretimi fotoğrafları göstermektedir. İnsan üretimi fotoğraflar Unsplash lisansı kapsamında kullanılmıştır. Tam veri seti projenin GitHub deposunda erişime açıktır.

Yapay zekâ görsellerinde sıklıkla karşılaşılan biçim bozulmaları (yamuk yüz yapıları, anatomik tutarsızlıklar vb.) araştırma dışına çıkarılmamıştır. Araştırmanın temel amacı estetik bakımdan ideal ya da teknik bakımdan kusursuz görselleri seçmekten ziyade modelin fiili üretim örüntüsünü değerlendirmek olduğundan, örneklem üzerinde herhangi bir estetik kalite filtresi uygulanmamıştır.

2.6. Veri Toplama Aracı ve Hesaplamalı Estetik Metrikleri

Görsellerin parlaklık, doygunluk ve renk tonu değerleri, ImageJ (Rasband, 2026) ortamında imageMeasure makrosu kullanılarak hesaplanmıştır. Kültürel analitik yaklaşımında görsel renk dağılımlarının nicel analizine imkân tanıyan imageMeasure eklentisi (Manovich, 2009), analize dâhil edilen her görseli HSB renk uzayına dönüştürerek kanal başına medyan ve standart sapma değerleri üretmektedir. Toplu işlem modunda (batch mode) çalışan makro, ilgili klasördeki görselleri otomatik biçimde işlemektedir.

Araştırma kapsamında parlaklık medyanı (brightness median), doygunluk medyanı (saturation median) ve renk tonu medyanı (hue median) olmak üzere üç temel metrik esas alınmıştır. Her kanal için standart sapma değerleri de hesaplanmakla birlikte, grup karşılaştırmalarında yalnızca medyan değerleri bağımlı değişken olarak konumlandırılmıştır. Medyanın aritmetik ortalamaya tercih edilmesindeki temel gerekçe, tekil parlak piksel kümelerinin veya sınırlı uç değerlerin genel dağılım profilini çarpıtmasını önlemektir. Hesaplanan HSB medyanlarına ait grup ortalamaları Tablo 2’de sunulmaktadır.

Tüm görseller JPEG formatında ve orijinal çözünürlüklerinde, herhangi bir yeniden boyutlandırma veya ön işleme sürecine tabi tutulmaksızın analiz edilmiştir. Çözünürlük, veri sıkıştırma ve kadraj farklılıklarının renk dağılımları üzerinde dolaylı etkiler üretme potansiyeli taşıdığı göz önünde bulundurulmalıdır.

2.7. Veri Analizi

İstatistiksel analizler R yazılımı (R Core Team, 2024) kullanılarak gerçekleştirilmiştir. İlk aşamada, her kategori ve grup için betimsel istatistikler (ortalama, standart sapma, minimum ve maksimum) hesaplanmıştır. İki grup arasındaki ortalama

farklılıkların test edilmesinde, grup varyanslarının eşitliği varsayımı aranmaksızın bağımsız örneklemeler için Welch t-testi tercih edilmiştir. Varyansların homojenliği ise car paketi üzerinden Levene testi ile sınanmıştır (Fox ve Weisberg, 2019).

Etki büyüklükleri Cohen's d katsayısı ile hesaplanmıştır. Mutlak değer baz alınarak yapılan sınıflandırmada < 0.20 ihmal edilebilir, $0.20-0.50$ küçük, $0.50-0.80$ orta ve > 0.80 büyük etki olarak yorumlanmıştır (Cohen, 1988). Cohen's d değerleri yapay zekâ grubu ortalamasından insan üretimi grubu ortalaması çıkarılarak hesaplanmıştır. Negatif değerler ilgili metrikte insan üretimi görsellerin daha yüksek ortalamaya sahip olduğunu göstermektedir.

Grup, kategori ve grup x kategori etkileşiminin üç bağımlı değişken üzerindeki ortak etkisini incelemek amacıyla iki yönlü çok değişkenli varyans analizi (MANOVA) yürütülmüş ve çok değişkenli testlerde Pillai izi (Pillai's trace) istatistiği esas alınmıştır. Temel analizlerde anlamlılık düzeyi $\alpha = .05$ olarak kabul edilmiştir.

MANOVA sonucunda saptanan grup x kategori etkileşimini açıklamak amacıyla, dört kategori ve üç metrik üzerinden toplam 12 alt karşılaştırma yapılmıştır. Artan Tip I hata riskini kontrol etmek için Bonferroni düzeltmesi uygulanarak referans anlamlılık eşiği $\alpha = .0042$ ($.05/12$) olarak belirlenmiştir. Araştırmanın ana bulguları ve tartışma bölümü yalnızca belirlenen düzeltilmiş eşiği sağlayan ve pratik anlamlılığa işaret eden (orta ve büyük) etki büyüklüğüne sahip karşılaştırmalar üzerine kurgulanmıştır.

2.8. Görselleştirme Süreci

Görselleştirme aşamasında hesaplamalı estetik örüntülerin görsel düzlemde izlenebilir hâle getirilmesi amaçlanarak Manovich'in (2020) kültürel analitik yaklaşımındaki görselleştirme mantığı temel alınmıştır. R ortamında ggplot2 paketi (Wickham, 2016) kullanılarak parlaklık x doygunluk (brightness x saturation), parlaklık x renk tonu (brightness x hue) ve doygunluk x renk tonu (saturation x hue) eksenlerinde kategori bazlı saçılım grafikleri oluşturulmuştur. Temel grafiklere ek olarak, tüm kategorileri birlikte gösteren birleşik saçılım grafikleri ile metrik, kategori ve grup temelli kutu grafikleri hazırlanmıştır.

Bulguların keşfedilmesine ve bağımsız araştırmacılar tarafından denetlenmesine imkân tanımak amacıyla etkileşimli bir web arayüzü tasarlanmıştır. Geliştirilen arayüzde görseller hesaplamalı metrik değerlerine göre iki boyutlu uzayda konumlandırılarak kullanıcıların eksen çiftleri, türsel kategoriler ve üretim kaynakları arasında dinamik geçişler yapabildiği sağlanmıştır. Etkileşimli görselleştirme GitHub Pages üzerinden (<https://human-ai-visual-study.github.io/humanai/>) erişime açılırken analize dâhil edilen görsel dosyalar, kategori bilgileri, HSB metrik verileri R kodları ve çıktı tabloları projenin GitHub deposunda (<https://github.com/human-ai-visual-study/humanai>) paylaşılmıştır.

3. BULGULAR

Araştırmada toplam 720 görsel analiz edilmiştir. Veri seti, dört türsel kategori içinde dengeli biçimde dağıtılmış 360 yapay zekâ üretimi görsel ve 360 insan üretimi fotoğraftan oluşmaktadır. Çok değişkenli varyans analizi (MANOVA) sonuçları, Pillai izi istatistiğine göre üretim kaynağı temel etkisinin anlamlı olduğunu göstermiştir ($F(3, 710) = 19.88, p < .001$). Kategori ana etkisi de anlamlı bulunmuştur ($F(9, 2136) = 22.31, p < .001$). Araştırmanın en belirleyici bulgusu olarak üretim kaynağı x kategori etkileşiminin anlamlı çıkması ($F(9, 2136) = 8.47, p < .001$), iki üretim kaynağı arasındaki farkların tekil bir genel yapıya indirgenemeyerek kategori düzeyinde farklılaştığını ortaya koymaktadır (Tablo 1).

Tablo 1. Çok değişkenli varyans analizi sonuçları (MANOVA, Pillai izi)

Etki	df	Pillai	F	Hipotez df	Hata df	p
Grup	1	.077	19.88	3	710	$< .001$
Kategori	3	.258	22.31	9	2136	$< .001$
Grup x Kategori	3	.103	8.47	9	2136	$< .001$

Kategori ve üretim kaynağına göre betimsel istatistikler Tablo 2'de, kategori ve metrik bazındaki ikili karşılaştırma sonuçları ise Tablo 3'te sunulmaktadır.

Tablo 2. Görsel düzeyinde hesaplanan HSB medyanlarının kategori ve üretim kaynağına göre grup ortalamaları

Kategori	Metrik	Grup	n	M	SD	Min.	Maks.
Portre	Parlaklık	YZ	90	151.57	62.23	26	254
Portre	Parlaklık	İnsan	90	121.26	60.28	1	253
Portre	Doygunluk	YZ	90	58.87	34.68	0	172
Portre	Doygunluk	İnsan	90	71.63	42.36	0	211
Portre	Renk Tonu	YZ	90	29.01	40.92	0	207
Portre	Renk Tonu	İnsan	90	73.86	58.66	0	252
Manzara	Parlaklık	YZ	90	135.83	47.40	38	242
Manzara	Parlaklık	İnsan	90	147.94	45.41	56	247
Manzara	Doygunluk	YZ	90	69.62	36.27	6	161
Manzara	Doygunluk	İnsan	90	84.08	46.69	6	244
Manzara	Renk Tonu	YZ	90	81.58	53.50	19	227
Manzara	Renk Tonu	İnsan	90	99.30	47.51	21	155
Soyut	Parlaklık	YZ	90	166.20	58.30	22	254
Soyut	Parlaklık	İnsan	90	133.81	76.31	8	255
Soyut	Doygunluk	YZ	90	74.03	56.55	0	210
Soyut	Doygunluk	İnsan	90	131.06	79.34	2	255
Soyut	Renk Tonu	YZ	90	78.27	70.31	0	246
Soyut	Renk Tonu	İnsan	90	80.50	69.92	0	251
Kentsel	Parlaklık	YZ	90	126.29	53.00	25	254
Kentsel	Parlaklık	İnsan	90	152.43	39.07	77	253
Kentsel	Doygunluk	YZ	90	54.76	35.66	0	155
Kentsel	Doygunluk	İnsan	90	68.73	48.82	3	253
Kentsel	Renk Tonu	YZ	90	113.38	53.86	0	205
Kentsel	Renk Tonu	İnsan	90	114.86	42.14	24	189

Tablo 3. Kategori ve metrik bazında yapay zekâ üretimi görseller ile insan üretimi fotoğrafların karşılaştırılması

Kategori	Metrik	YZ Ort.	İnsan Ort.	<i>t(df)</i>	<i>p</i>	Cohen's <i>d</i>	Levene <i>F</i>	Levene <i>p</i>
Portre	Parlaklık	151.57	121.26	3.319 (177.8)	.001	0.495	0.322	.571
Portre	Doygunluk	58.87	71.63	-2.212 (171.3)	.028	-0.330	2.061	.153
Portre	Renk Tonu	29.01	73.86	-5.948 (159.0)	< .001	-0.887	29.773	< .001
Manzara	Parlaklık	135.83	147.94	-1.750 (177.7)	.082	-0.261	0.344	.559
Manzara	Doygunluk	69.62	84.08	-2.320 (167.7)	.022	-0.346	4.994	.027
Manzara	Renk Tonu	81.58	99.30	-2.350 (175.5)	.020	-0.350	0.110	.741
Soyut	Parlaklık	166.20	133.81	3.200 (166.5)	.002	0.477	12.013	< .001
Soyut	Doygunluk	74.03	131.06	-5.552 (160.9)	< .001	-0.828	18.412	< .001
Soyut	Renk Tonu	78.27	80.50	-0.214 (178.0)	.831	-0.032	0.000	.982
Kentsel	Parlaklık	126.29	152.43	-3.767 (163.7)	< .001	-0.562	8.048	.005
Kentsel	Doygunluk	54.76	68.73	-2.194 (162.9)	.030	-0.327	1.648	.201
Kentsel	Renk Tonu	113.38	114.86	-0.205 (168.3)	.838	-0.031	1.107	.294

3.1. Portre Kategorisi

Portre kategorisinde parlaklık ve renk tonu karşılaştırmaları düzeltilmiş anlamlılık eşiği altında kalırken, doygunluk farkı nominal düzeyde anlamlıdır (Tablo 2 ve Tablo 3). En belirgin ayrışma renk tonu medyanında gözlenmiştir. Yapay zekâ portrelerinde renk tonu değerleri dar bir banda yoğunlaşırken ($M = 29.01$), insan portrelerinde belirgin biçimde daha geniş bir dağılım ve daha yüksek ortalama ($M = 73.86$) saptanmıştır ($d = -0.887$). Parlaklık medyanı yapay zekâ görsellerinde daha yüksek ($d = 0.495$), doygunluk medyanı ise insan üretimi fotoğraflarda daha yüksek ($d = -0.330$) bulunmuştur. Varyans karşılaştırmasında yalnızca renk tonu metriğinde anlamlı fark saptanmış, insan portrelerinin renk tonu varyansı yapay zekâ görsellerinden anlamlı düzeyde yüksek çıkmıştır (Levene $F = 29.773$, $p < .001$).

3.2. Manzara Kategorisi

Manzara kategorisinde gruplar arasındaki fark diğer kategorilere kıyasla daha sınırlı düzeyde kalmıştır

(Tablo 3). Parlaklık medyanında anlamlı fark saptanmamıştır ($p = .082$). Doygunluk ve renk tonu medyanlarında insan üretimi fotoğraflar daha yüksek değerler göstermiş, ancak etki büyüklükleri her iki metrikte de küçük düzeyde kalmıştır ($d = -0.346$ ve $d = -0.350$). Varyans karşılaştırmasında yalnızca doygunluk metriğinde anlamlı fark saptanmış (Levene $F = 4.994$, $p = .027$), insan üretimi görsellerin doygunluk dağılımı daha geniş bulunmuştur.

3.3. Soyut Kategorisi

Soyut kategoride en belirgin ayrışma doygunluk metriğinde ortaya çıkmıştır (Tablo 3). İnsan üretimi fotoğrafların doygunluk ortalaması ($M = 131.06$), yapay zekâ görsellerinden ($M = 74.03$) belirgin biçimde yüksek olup büyük etki büyüklüğü göstermiştir ($d = -0.828$). Parlaklık medyanı yapay zekâ görsellerinde daha yüksek bulunmuştur ($d = 0.477$). Renk tonu medyanında ise anlamlı fark saptanmamıştır ($p = .831$). Varyans karşılaştırmasında parlaklık (Levene $F = 12.013$, $p < .001$) ve doygunluk (Levene $F = 18.412$, $p < .001$) metriklerinde insan

üretimi görsellerin daha geniş bir dağılım sergilediği tespit edilmiştir.

3.4. Kentsel Kategori

Kentsel kategoride insan üretimi fotoğrafların parlaklık medyanı yapay zekâ görsellerinden anlamlı düzeyde yüksektir ($d = -0.562$). Portre ve soyut kategorilerinde yapay zekâ görselleri daha parlak bulunmuşken, kentsel kategoride bu ilişki tersine dönmüştür. Doygunluk medyanı da insan üretimi fotoğraflarda daha yüksek bulunmuş ($d = -0.327$), renk tonu medyanında ise anlamlı fark saptanmamıştır ($p = .838$). Varyans karşılaştırmasında parlaklık varyansı yapay zekâ grubunda anlamlı düzeyde yüksek çıkmış (Levene $F = 8.048$, $p = .005$), diğer metriklerde ise varyans farkları ya anlamsız ya da insan grubu lehine bulunmuştur.

3.5. Bulguların Genel Örüntüsü

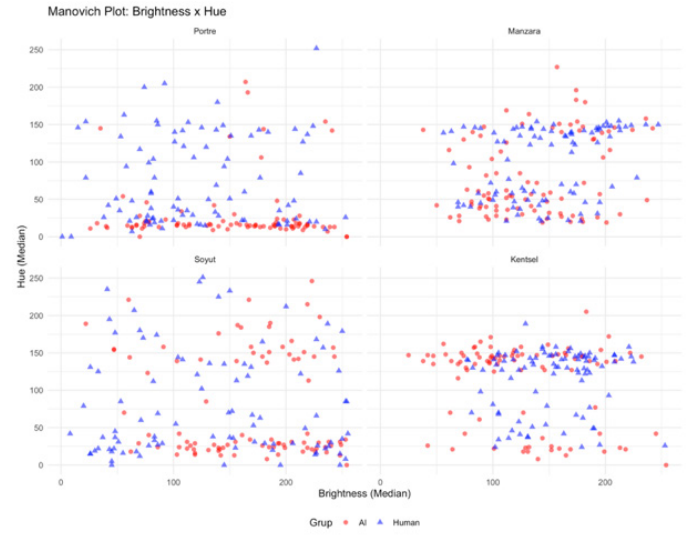
Kategori bazlı karşılaştırmalar bütüncül olarak değerlendirildiğinde doygunluk metriği, tüm kategorilerde insan üretimi fotoğraflar lehine daha yüksek ortalamalar sergilemektedir. Dört kategorinin tamamında gözlenen ayrışmanın istatistiksel gücü ve etki büyüklüğü kategori bazında farklılaşarak en belirgin hâlini soyut kategoride almaktadır. Renk tonu metriği incelendiğinde, portre kategorisinde güçlü bir fark tespit edilirken ($d = -0.887$), soyut ve kentsel kategorilerde anlamlı bir farklılık saptanmamıştır. Parlaklık metriğine yönelik bulgular, portre ve soyut kategorilerde yapay zekâ lehine, kentsel kategoride ise insan üretimi lehine anlamlı farklar barındırırken, manzara kategorisinde herhangi bir istatistiksel anlamlılığa işaret etmemektedir. Araştırma kapsamındaki en yüksek etki büyüklükleri portre renk tonu ($d = -0.887$) ve soyut doygunluk ($d = -0.828$) ekseninde tespit edilmiştir. Kentsel parlaklık metriği orta düzeyde bir etki büyüklüğüne ($d = -0.562$) sahipken, tespit edilen diğer anlamlı farkların tümü küçük etki büyüklüğü aralığında konumlanmaktadır.

3.6. Görselleştirme Bulguları

Araştırma kapsamında oluşturulan saçılım ve kutu grafikleri, kategori bazlı metrik dağılımlarının bütüncül bir perspektifle incelenmesini sağlamaktadır (Şekil 2, Şekil 3 ve Şekil 4). Nicel analizlerde öne çıkan portre renk tonu, soyut doygunluk ve kentsel

parlaklık ayrışmaları grup dağılımlarının ilgili grafiklerdeki farklı eksenler üzerinde belirgin kümeler oluşturmasıyla somutlaşmaktadır. İstatistiksel bulguları desteklemek amacıyla tasarlanan etkileşimli web arayüzü ise eksen çiftleri, türsel kategoriler ve üretim kaynakları arasında dinamik geçişler sunarak okuyucuların dağılım örüntülerini bağımsız biçimde incelemesine olanak tanımaktadır (Şekil 5).

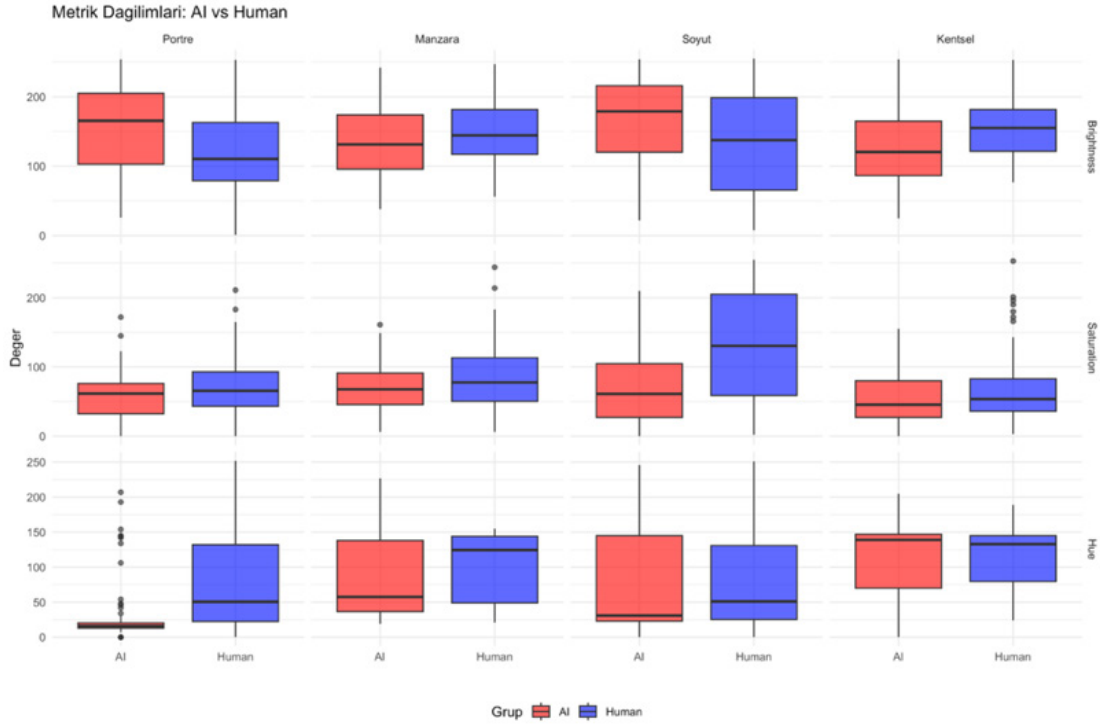
Şekil 2. Türsel kategorilere göre parlaklık ve renk tonu medyan değerlerinin saçılım grafiği



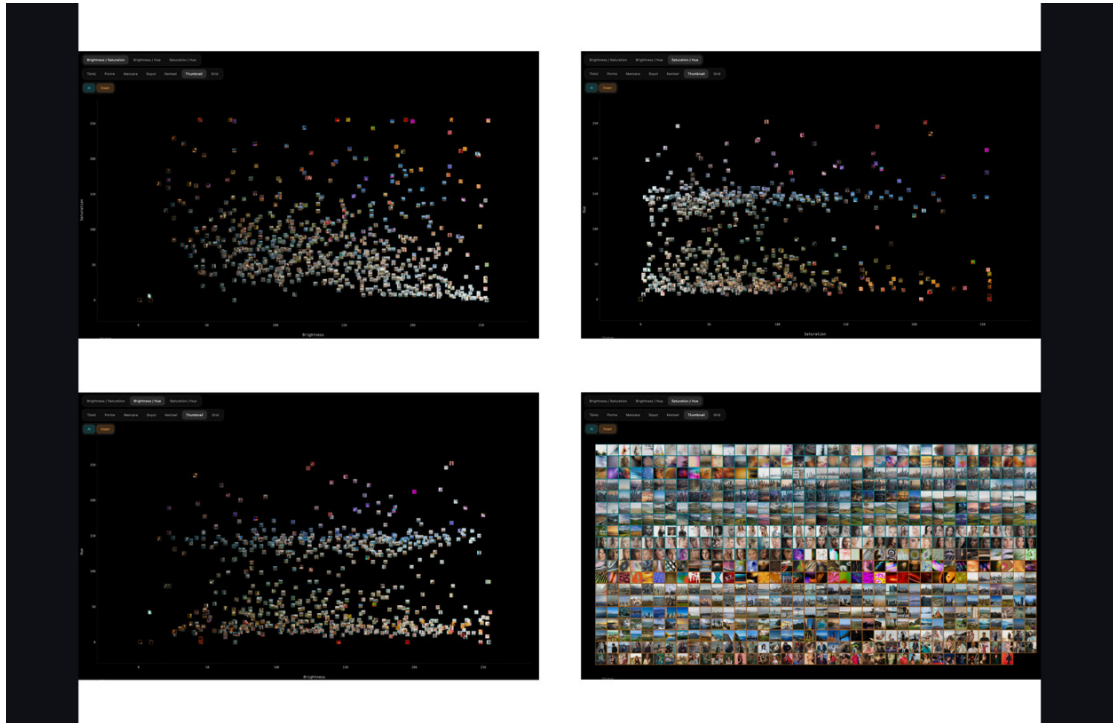
Şekil 3. Türsel kategorilere göre parlaklık ve doygunluk medyan değerlerinin saçılım grafiği



Şekil 4. Kategori ve metrik bazında yapay zekâ üretimi görseller ile insan üretimi fotoğrafların parlaklık, doygunluk ve renk tonu dağılımları



Şekil 5. Etkileşimli görselleştirme arayüzünden elde edilen görsel dağılım örüntüleri.²



² Sol üst: parlaklık x doygunluk; sağ üst: doygunluk x renk tonu; sol alt: parlaklık x renk tonu eksenlerinde thumbnail saçılım görselleştirmesi; sağ alt: tüm görsellerin grid görünümü. Thumbnail görselleştirmelerinde her görsel kendi metrik değerine göre konumlandırılmıştır. Etkileşimli sürüm için bkz. <https://human-ai-visual-study.github.io/humanai/>

4. TARTIŞMA

Yapay zekâ üretimi görseller ile insan üretimi fotoğraflar parlaklık, doygunluk ve renk tonu metrikleri üzerinden karşılaştırıldığında, üretim kaynakları arasındaki biçimsel farkların türsel kategoriye göre hem metrik hem yön bakımından farklılaştığı görülmektedir. MANOVA sonuçlarında grup x kategori etkileşiminin anlamlı çıkması ($F(9, 2136) = 8.47, p < .001$), üretim kaynağına bağlı biçimsel ayrışmanın sabit bir örüntü izlemediğini doğrulamıştır. Aşağıdaki kategori değerlendirmelerinde yer alan içerik betimlemeleri, hesaplamalı metriklerde saptanan sayısal ayrışmaların olası görsel karşılıklarını göstermeye dönük niteliksel gözlemlerdir.

Portre kategorisindeki en güçlü ayrışma renk tonu metriği üzerinden gerçekleşmektedir ($d = -0.887$). Yapay zekâ portrelerinde yüz, saç, ten ve arka plan tonları dar bir sıcak ve nötr renk bandında yoğunlaşırken ($M = 29.01$), üretilen kompozisyonların önemli bir bölümünü stüdyo ışığına yakın, kontrollü arka planlı ve yüz merkezli tasarımlar oluşturmaktadır. İnsan üretimi portrelerdeki ($M = 73.86$) dış mekân kullanımı, sahne ve kıyafet çeşitliliği ile farklı ışık koşulları, çok daha geniş bir renk alanı meydana getirmektedir. Portrelerde saptanan biçimsel homojenlik ve dar renk tonu varyansı, Jääskeläinen vd.nin (2025) Stable Diffusion'ın minimal istemlerle tekdüze ve varsayılan (default) çıktılar üretme eğiliminde olduğuna yönelik bulgularıyla örtüşmektedir. Üretken yapay zekâ modellerinin eğitim verilerindeki sık tekrar eden örüntüleri nadir ve özgül ayrıntılardan daha güçlü biçimde öğrenerek çıktıları belirli varsayılan estetik kalıplara yakınsadığı yönündeki kuramsal yaklaşım (Manovich ve Arielli, 2024), elde edilen bulguları desteklemektedir.

Soyut kategorideki ayrışma, renk tonundan doygunluk eksenine kaymaktadır ($d = -0.828$). Yapay zekâ üretimi soyut görsellerde beyaz zemin, pastel renkler, sisli geçişler, düşük kontrastlı dokular ve yumuşak biçimler ağırlık kazanırken insan üretimi fotoğraflarda renkli ışıklar, neon yüzeyler, makro dokular ve güçlü ana renk (kırmızı, mavi, yeşil, mor) alanları öne çıkmaktadır. İnsan grubuna ait doygunluk ortalamasının ($M = 131.06$) yapay zekâ grubuna ($M = 74.03$) kıyasla belirgin düzeyde yüksek hesaplanması ve varyans analizlerinde insan üretimi

lehine anlamlı farklılıklar saptanması, fotoğrafçıların biçimsel çeşitlilik bakımından daha geniş bir alan kapladığını göstermektedir. Manovich ve Arielli'nin (2024) sıkıştırma (compression) kavramı, insan üretimi fotoğraflardaki geniş doygunluk aralığı ile yapay zekâ görsellerindeki dar, yumuşak ve düşük kontrastlı biçimsel alanlar arasındaki yapısal farkı açıklamak adına güçlü bir kuramsal çerçeve sunmaktadır.

Kentsel kategorideki parlaklık örüntüsü, portre ve soyut kategorilerinin tam tersi bir yönelime işaret etmektedir ($d = -0.562$). İnsan üretimi kentsel fotoğraflarda gündüz ışığı, açık gökyüzü, geniş dış mekânlar ve kent dokusunun doğal aydınlatma koşullarındaki yansımaları ağırlık taşırken ($M = 152.43$), yapay zekâ görsellerinde gece, alacakaranlık, sisli kent silüetleri, dramatik sinematik ışıklar ve yüksek kontrastlı mimari yapılar daha yoğun biçimde yer almaktadır ($M = 126.29$). Yapay zekâ görsellerine ait parlaklık varyansının insan üretimi fotoğraflara kıyasla anlamlı düzeyde yüksek çıkması (Levene $F = 8.048, p = .005$), kentsel sahnelerdeki türsel bağlamın yapısal olarak farklı bir örüntü ürettiğini ortaya koymaktadır.

Üretim kaynakları arasındaki ayrışmanın en zayıf kaldığı tür manzara kategorisidir. İlgili kategorideki her iki grup sis, açık gökyüzü, su yüzeyi, dağ ve gün batımı gibi benzer doğal sahne öğeleri üzerinden görsel içerik ve kompozisyon bakımından birbirine yaklaşmaktadır. İnsan üretimi fotoğraflarda yüksek doygunluğa sahip yeşil bitki örtüsü, mavi gökyüzü ve sıcak gün batımı örnekleri görece daha fazla tespit edilse de doygunluk ve renk tonu farklarına ait etki büyüklükleri küçük düzeyde kalmaktadır ($d = -0.346$ ve $d = -0.350$). Parlaklık metriğinde istatistiksel olarak anlamlı herhangi bir fark saptanmamaktadır. Gökyüzü, su yüzeyi ve bitki örtüsü gibi doğal sahne öğelerinin görece dar ve öngörülebilir renk dağılımlarına sahip olması hem yapay zekâ modellerinin hem de fotoğrafçıların benzer renk aralıklarında ortaklaşmasına zemin hazırlamaktadır.

Portre kategorisindeki dar renk tonu dağılımı ile soyut kategoride saptanan düşük doygunluk, Wang vd.nin (2025) dar dağılım bulgusunu HSB uzayı ve kategori ekseninde desteklemektedir. Öte yandan kentsel kategoride parlaklık varyansının yapay zekâ

grubunda daha yüksek hesaplanması, dar dağılım tezinin tüm kategoriler için evrensel bir geçerliliğe sahip olmadığını göstermektedir. Farklı türlerde farklı metriklerin öne çıkması, yapay zekâ görsellerinin biçimsel yapısının türe göre şekillendiğini ve homojen bir analiz birimi olarak ele alınmalarının kategoriler arası ayrışmayı gizleyebileceğini düşündürmektedir. Elde edilen tüm istatistiksel sonuçlar, metinden görsele üretim sistemlerinin dijital görsel kültürde belirli türsel bağlamlara özgü, ölçülebilir biçimsel eğilimler üretebildiğini ortaya koymaktadır.

Portre kategorisinde saptanan biçimsel homojenliğin görsel iletişim açısından taşıdığı sonuç, yapay zekâ üretimi yüzlerin izleyiciler tarafından gerçek yüzlerden daha güvenilir bulunduğunu ortaya koyan bulgularla (Nightingale ve Farid, 2022) birlikte belirginleşmektedir. Dar renk tonu bandı, kontrollü arka plan ve stüdyo aydınlatmasına yakın ışık koşulları, portre fotoğrafçılığının profesyonellik kodlarıyla örtüşen bir biçimsel imza üretmektedir. Üretken modellerin varsayılan çıktılarındaki tekdüzelik, dolayısıyla, kaynağı ele veren bir kusur olmaktan çıkarak güvenilirlik atfını güçlendiren bir işarete dönüşebilmektedir.

4.1. Sınırlılıklar

Yapay zekâ görselleri 2022 yılında yayımlanan Stable Diffusion 1.5 modeli ve Deliberate v2 ince ayarıyla (fine-tuning) üretilmiştir. Üretken yapay zekâ alanındaki ivmeli gelişim dikkate alındığında, elde edilen bulgular yalnızca belirtilen modelin üretim eğilimlerini yansıtmaktadır. İnsan üretimi fotoğraflar profesyonel ve yarı profesyonel fotoğrafçıların eserlerini barındıran Unsplash platformundan derlenmiş olup amatör fotoğrafçılara ait veya sosyal medya kaynaklı görsellerin analize dâhil edilmesinin farklı biçimsel dağılımlar ortaya koyma ihtimali bulunmaktadır.

Fotoğrafların derlendiği Unsplash platformu içerik politikası kapsamında üretken yapay zekâ ile oluşturulmuş görsellerin yüklenmesini yasaklamakta olup insan üretimi referans setinin oluşturulmasında fotoğrafçı profilleri ve platformun içerik politikası esas alınmıştır. Bununla birlikte, içerik politikasına aykırı biçimde yüklenebilecek görsellerin tümüyle dışlanamaması yöntemsel bir sınırlılık olarak kabul edilmiştir.

Veri setinin üretim sürecinde bilinçli bir tercih olarak minimal istemler (prompts) kullanılmıştır. Ayrıntılı ve yönlendirici istemlerle üretilen görsellerin çok daha farklı biçimsel profiller sergileme potansiyeli, araştırmanın temel sınırlılıklarından birini oluşturmaktadır.

İstatistiksel analizlerde artan Tip I hata riskini kontrol altında tutmak amacıyla belirlenen Bonferroni eşiğinin (.0042) üzerinde kalan portre doygunluğu, manzara doygunluğu, manzara renk tonu ve kentsel doygunluk karşılaştırmaları yapısal bir risk barındırmaktadır.

Analizler yalnızca HSB renk uzayında yürütülmüştür. Farklı renk uzaylarının algısal boyutları farklı biçimlerde öne çıkarmasından ötürü, incelenen veri setinin CIELab gibi alternatif uzaylarda değerlendirilmesinin daha farklı etki büyüklükleri üretme potansiyeli mevcuttur.

4.2. Gelecek Araştırmalar

Gelecek çalışmalarda farklı yapay zekâ modellerinin, çeşitli istem yapılarının ve daha geniş görsel kategorilerin karşılaştırmalı olarak incelenmesi önem taşımaktadır. Özellikle Midjourney, DALL-E 3 ve Adobe Firefly gibi farklı mimarilere sahip üretken modellerle yürütülecek analizlerin mevcut araştırmada saptanan renk ve parlaklık örüntülerinin spesifik bir modele mi özgü yoksa üretken modellere ait genel bir estetik eğilim mi olduğunu ortaya koyması beklenmektedir. Analizlerde kullanılan temel HSB metriklerine ek olarak kompozisyon, kenar yoğunluğu (edge density), doku (texture), görsel karmaşıklık, kontrast ve nesne dağılımı gibi diğer hesaplamalı değişkenlerin metodolojiye entegre edilmesi, biçimsel ayrışmanın çok daha geniş bir çerçevede incelenmesine olanak tanıyacaktır.

Hesaplamalı metriklerle ölçülen biçimsel farklılıkların izleyiciler tarafından algılanma düzeyi, ayrı bir araştırma sorusu olarak öne çıkmaktadır. Yapay zekâ ve insan üretimi görseller arasında HSB uzayında tespit edilen ayrışmanın izleyici tercihlerini, güvenilirlik algısını veya estetik değerlendirmeleri ne ölçüde etkilediğinin deneysel tasarımlarla sınanması yeni araştırma alanları açma potansiyeli barındırmaktadır. Hesaplamalı estetik ile algısal estetik arasında kurulacak kuramsal köprünün, biçimsel ölçümlerin iletişim araştırmalarındaki geçerliliğini ve etkisini güçlendireceği öngörülmektedir.

SONUÇ

Araştırma yapay zekâ üretimi görseller ile insan üretimi fotoğraflar arasındaki biçimsel ayrışmanın sabit bir profil izlemediğini, türsel bağlama göre hem metrik hem de yön bakımından farklılaştığını ortaya koymaktadır. Ayrışmayı üreten metriğin kategoriden kategoriye değişmesi, yapay zekâ görselliğinin tekil bir estetik profil altında genellenemeyeceğini göstermektedir.

Bulguların görsel iletişim ve fotoğraf araştırmaları açısından taşıdığı temel sonuç, kaynak algısını besleyen biçimsel işaretlerin türe bağımlı biçimde dağılmasıdır. Portre kategorisinde saptanan dar renk tonu bandı, sentetik yüzlerin dolaşıma girdiği platform ortamlarında kaynak atfının hangi biçimsel eşikler üzerinden kurulduğuna dair ölçülebilir bir gösterge sunmaktadır. Soyut kategorideki düşük doygunluk ve daralan dağılım, üretken modellerin eğitim verisindeki merkezi eğilimlere yakınsama davranışının estetik çeşitliliği kısıtladığına işaret ederek temsil tartışmalarına biçimsel bir kanıt katmanı eklemektedir. Manzara kategorisindeki yakınsama ise, doğal sahne öğelerinin öngörülebilir renk dağılımına sahip olması nedeniyle kaynak ayrımının biçimsel düzeyde en zorlaştığı alanı tanımlamaktadır. Kaynak ayrımının zorlaştığı türsel alanların saptanması hem görsel doğrulama araçlarının geliştirilmesine hem de medya okuryazarlığı müdahalelerinin öncelikli hedeflerinin belirlenmesine olanak tanımaktadır.

Görsel iletişim tasarımcıları açısından bakıldığında yapay zekâ modellerinin türe göre farklılaşan biçimsel eğilimleri, üretim sürecinde bilinçli estetik müdahalenin hangi aşamalarda gereklilik taşıdığına ilişkin ampirik bir referans sunmaktadır.

Araştırma kültürel analitik çerçevesini türsel kategori değişkeniyle birlikte çalıştırarak yöntemsel bir katkı sunmaktadır. Manovich'in (2020) büyük ölçekli görsel koleksiyonlara yönelik hesaplamalı analizleri koleksiyonu bütüncül bir birim olarak ele alırken, mevcut araştırmadaki tür kırılımı biçimsel ayrışmanın koleksiyon düzeyinde gizlenebildiğini ortaya koymaktadır. HSB renk uzayına dayalı karşılaştırmalı analiz modeli, farklı üretim kaynaklarından beslenen görsel koleksiyonların sistematik biçimde incelenmesi için tekrarlanabilir bir çerçeve oluşturmaktadır.

Farklı üretken modeller ve istem yapılarıyla yürütülecek karşılaştırmalı çalışmaların mevcut bulguları genişletmesi, türe özgü biçimsel eğilimlerin daha kapsamlı bir perspektifle değerlendirilmesine olanak tanıyacaktır. Araştırma kapsamındaki veri setinin, analiz kodlarının ve etkileşimli görselleştirme arayüzünün açık erişim prensibiyle sunulması, elde edilen bulguların bağımsız araştırmacılar tarafından denetlenmesine ve farklı veri setleriyle karşılaştırmalı analizler yürütülmesine imkân tanımaktadır.

KAYNAKÇA

- Champely, S. (2020). *pwr: Basic functions for power analysis* [R package]. CRAN.
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd Edition). Lawrence Erlbaum Associates.
- Croitoru, F.-A.; Hondru, V., Ionescu, R. T. ve Shah, M. (2023). Diffusion models in vision: A survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 45(9), 10850-10869. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2023.3261988>
- Ertan, İ. F. ve Şahin Çeken, K. (2023). Generative artificial intelligence and visual communication: A systematic review of transformations in image production, audience reception, and meaning-making in digital media. *Review of Communication Research*, 11, 299-313. <https://doi.org/10.52152/RCR.V11.39>
- Fox, J. ve Weisberg, S. (2019). *An R companion to applied regression* (3rd ed.). Sage.
- Jääskeläinen, P.; Sharma, N. K., Pallett, H. ve Åsberg, C. (2025). Intersectional analysis of visual generative AI: The case of Stable Diffusion. *AI & Society*, 40, 4341-4362. <https://doi.org/10.1007/s00146-025-02207-y>
- Manovich, L. (2009). *imageMeasure* [ImageJ makro]. Software Studies Initiative.
- Manovich, L. (2020). *Cultural analytics*. MIT Press.
- Nightingale, S. J. ve Farid, H. (2022). AI-synthesized faces are indistinguishable from real faces and more trustworthy. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 119(8), Article e2120481119. <https://doi.org/10.1073/pnas.2120481119>
- R Core Team. (2024). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>
- Rasband, W. S. (1997-2026). *ImageJ* [Computer software]. U.S. National Institutes of Health.
- Smith, A. R. (1978). Color gamut transform pairs. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 12(3), 12-19. <https://doi.org/10.1145/965139.807361>
- Şen Atiker, E. (2024). Görsel iletişim tasarımında üretken yapay zekâ ve makine öğrenmesinin rolünü keşfetmek. *Uluslararası İnsan ve Sanat Araştırmaları Dergisi*, 9(4), 321-332. <https://izlik.org/JA94WY44LT>
- Velásquez-Salamanca, D.; Martín-Pascual, M. Á. ve Andreu-Sánchez, C. (2025). Interpretation of AI-generated vs. human-made images. *Journal of Imaging*, 11(7), Article 227. <https://doi.org/10.3390/jimaging11070227>
- Wang, Y.; Webster, M. A. ve Joyce, D. S. (2025). Color statistics of images created by generative AI. *Journal of the Optical Society of America A: Optics, Image Science, and Vision*, 42(5), B76-B80. <https://doi.org/10.1364/JOSAA.545030>
- Wickham, H. (2016). *ggplot2: Elegant graphics for data analysis*. Springer-Verlag.
- Wu, Y.; Nakashima, Y. ve Garcia, N. (2024). GOYA: Leveraging generative art for content-style disentanglement. *Journal of Imaging*, 10(7), 156. <https://doi.org/10.3390/jimaging10070156>

İNTERNET KAYNAKLARI

- Manovich, L. ve Arielli, E. (2024). *Artificial aesthetics: Generative AI, art and visual media*. <https://manovich.net/index.php/projects/artificial-aesthetics>
- Unsplash. (2025). *Unsplash submission guidelines*. <https://help.unsplash.com/en/articles/2534415-unsplash-submission-guidelines>