

Atf İçin: Efitli, E., Karcioglu, A. A., Simsek, E., Ozdogan, A., Karatas, F., ve Senocak, T. (2025). Farklı Klinik Işıklarında Metamerizmi Önlemek İçin Renk Anları Kullanılarak Makine Öğrenmesi Tabanlı Dış Rengi Değerlendirmesi. *İğdır Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 15(1), 71-82.

To Cite: Efitli, E., Karcioglu, A. A., Simsek, E., Ozdogan, A., Karatas, F., & Senocak, T. (2025). Machine Learning-Based Tooth Color Assessment Using Color Moments to Prevent Metamerism in Different Clinical Lights. *Journal of the Institute of Science and Technology*, 15(1), 71-82.

Farklı Klinik Işıklarında Metamerizmi Önlemek İçin Renk Anları Kullanılarak Makine Öğrenmesi Tabanlı Dış Rengi Değerlendirmesi

Esra EFİTLİ¹, Abdullah Ammar KARCIOĞLU¹, Emrah ŞİMSEK², Alper OZDOĞAN³, Furkan KARATAS^{4*}, Tuba SENOCAK⁵

Öne Çıkanlar:

- Diş hekimliğinde yapay zekâ uygulamaları
- Metamerizmin önlenmesi
- Makine öğrenmesi tabanlı farklı ışık kaynaklarında dış rengi tespiti

ÖZET:

Protetik diş tedavisinde doğru renk seçimi, hem doğal bir estetik görünüm elde edilmesi hem de hastanın tedaviye olan memnuniyetinin artırılması açısından büyük önem taşımaktadır. Ancak, bu süreç pek çok teknik ve çevresel faktörden etkilenmektedir. Özellikle klinik ve laboratuvar ortamlarındaki değişen ışık kaynakları, renk algısında yanıltıcı sonuçlara yol açan metamerizm sorununa neden olmaktadır. Bu çalışma, farklı ışık kaynaklarında renk tespiti yaparak metamerizmin etkisini azaltan, geleneksel renk eşleştirme yöntemlerinin subjektifliğini ortadan kaldıran ve maliyetli ölçüm cihazlarına alternatif sunan bir yöntem önermektedir. Vita 3D Master renk skalasında bulunan 29 renk örneği, dört farklı klinik ışık kaynağında beşer kez görüntülenmiştir. RGB, LAB ve HSV renk uzaylarında renk anları kullanılarak öznel çıkartımı yapılmıştır. Bu verilerle oluşturulan veri setleri üzerinde farklı makine öğrenmesi algoritmaları ile deneysel çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Sonuçta, dört klinik ışık koşulunun sınıflandırılmasında %100, 29 Vita renginin ışıktan bağımsız sınıflandırılmasında %85, beyaz ışık altında %100, doğal ışık altında %97, flaş ışığında %92 ve sarı ışık altında %94 doğruluk oranları elde edilmiştir. Bu bulgular, geleneksel veya maliyetli renk seçim süreçlerinin sınırlamalarının aşılabileceğini ve metamerizmin makine öğrenmesi teknikleriyle azaltılabileceğini göstermiştir.

Anahtar Kelimeler:

- Renk anları
- Makine öğrenmesi
- Vita renk uyumu
- Metamerizm
- Protez diş tedavisi

Machine Learning-Based Tooth Color Assessment Using Color Moments to Prevent Metamerism in Different Clinical Lights

Highlights:

- Artificial Intelligence Applications in Dentistry
- Prevention of Metamerism
- Machine Learning-Based Detection of Prosthetic Tooth Color

ABSTRACT:

Choosing the right shade in prosthodontic treatment is of great importance in terms of achieving a natural aesthetic appearance and increasing the patient's satisfaction with the treatment. However, this process is affected by many technical and environmental factors. In particular, variable light sources in clinical and laboratory environments cause the problem of metamerism, which leads to misleading results in color perception. This study proposes a method that reduces the effect of metamerism by detecting color under different light conditions, eliminates the subjectivity of traditional color matching methods and offers an alternative to costly measurement devices. The 29 color samples from the Vita 3D Master shade guide were imaged five times each in four different clinical light conditions. Feature extraction was performed using color moments in RGB, LAB and HSV color spaces. Experimental studies were carried out with different machine learning algorithms on the datasets created with these data. As a result, 100% accuracy was obtained for the classification of four clinical light conditions, 85% for the light-independent classification of 29 Vita colors, 100% under white light, 97% under natural light, 92% under flash light and 94% under yellow light. These findings demonstrated that the limitations of traditional or costly color selection processes can be overcome and metamerism can be reduced by machine learning techniques.

Keywords:

- Color Moments
- Machine Learning
- Vita Shade Matching
- Metamerism
- Prosthetic Tooth Treatment

¹ Esra EFİTLİ (Orcid ID: 0009-0006-8817-1630), Abdullah Ammar Karcioglu (Orcid ID: 0000-0002-0907-751X), Atatürk Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Yazılım Mühendisliği Bölümü, Erzurum, Türkiye

² Emrah Şimşek (Orcid ID: 0000-0002-1652-9553), Erzurum Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Erzurum, Türkiye

³ Alper Özdoğan (Orcid ID: 0000-0003-0649-3056), Atatürk Üniversitesi, Diş Hekimliği Fakültesi, Protetik Diş Tedavisi Anabilim Dalı, Erzurum, Türkiye

⁴ Furkan Karataş (Orcid ID: 0000-0001-5651-1908), İğdır Üniversitesi, Sağlık Hizmetleri Meslek Yüksekokulu, Dişçilik Hizmetleri Bölümü, İğdir, Türkiye

⁵ Tuba Şenocak (Orcid ID: 0000-0002-9198-8469), Erzincan Binalı Yıldırım Üniversitesi, Diş Hekimliği Fakültesi, Klinik Bilimler Bölümü, Protetik Diş Tedavisi Anabilim Dalı, Erzincan, Türkiye

*Sorumlu Yazar/Corresponding Author: Furkan KARATAŞ, e-mail: mdplfurkan@gmail.com

Bu çalışma Esra EFİTLİ'nin Yüksek Lisans tezinden üretilmiştir.

GİRİŞ

Protetik diş tedavisinde ideal bir restorasyon fonksiyon, fonetik ve estetik yeterlilikleri karşılaması gerekmektedir. Estetik faktörlerin başında da protetik restorasyonun rengi gelmektedir. Herhangi bir sebeple diş restorasyonu için kliniklere başvuran hastaların diş rengine en uygun protezin yapılması için doğal diş rengiyle eşleşmesi önemlidir. Estetik parametrelerin başında gelen renkleri doğru bir şekilde belirlemek ve laboratuvara aktarmak oldukça hassastır (Abraham ve ark., 2023). Optik davranış, renk ile doğrudan bağlantılıdır ve ışık dinamiği estetik restorasyonlarla ilgili bir olgudur. Bu yüzden dişlerin optik davranışlarının yanlış analizi potansiyel klinik sorunlara yol açabilmektedir (Villarroel ve ark., 2011). Diş hekimliğinde, bir renk eşleşmesinin elde edilmesi klinisyen, hasta ve teknisyen arasında iletilen görsel değerlendirmeye bağlıdır (Seghi ve ark., 1989). Protetik bir restorasyonun başarısında diş hekimi ve diş teknisyeni arasındaki koordinasyonun sağlıklı olması önem arz etmektedir. Doğru iletişim yapılacak restorasyonun minimal hata ile tamamlanmasını sağlamaktadır. Kliniklerde renk seçimini öznel yapan (Justiawan ve ark., 2019) ve etkileyen faktörler gözlemci kararı (Oh ve ark., 2010; Lin ve ark., 2019; Fayed ve ark., 2022), aydınlatma koşulları (Lin ve ark., 2019; Fayed ve ark., 2022), ortam ve dişin dokusu (Fayed ve ark., 2022), arka plan rengi (Wang ve ark., 2014; Oh ve ark., 2010), dişin dış yüzeyinde oluşabilecek bir lekelenmeler (Westland ve ark., 2007), kullanılan renk kılavuzu (Oh ve ark., 2010) olarak sıralanmaktadır. Ayrıca metamerizm restorasyonların doğal dişlerle uyumunu zorlaştıran diğer bir faktördür. Sampaio ve ark. (2018) metamerizmi rengin farklı ışık kaynakları altında farklı algılanması olarak tanımlamıştır. Shammass ve Alla (2011) ise metamerizmi bir ışık kaynağı altında özdeş görünen iki rengin, farklı bir ışık kaynağı altında farklı algılanması olarak tanımlamıştır. Metamerizmin olumsuz etkileri azalmak için ışık kaynaklarının belirli standartlara göre seçilmesi ve kullanılan ışık türlerinin dikkate alınması gerekmektedir.

Diş hekimliğinde renk belirleme enstrümental ve görsel yöntemler ile sağlanmaktadır. Görsel yöntem yani renk kılavuzları (skala) ile renk tayini, kliniklerde en sık kullanılan renk eşleştirme yöntemidir (Paravina ve ark., 2006). Vita Classic ve Vita 3D Master kliniklerde kullanılan renk kılavuzlarıdır. Şekil 1.'de skala örneği gösterilmiştir. Diş rengi eşleştirme için standart bir örnek olarak renk kılavuzlarını kullanan çalışmalar mevcuttur (Kim-Pusateri ve ark., 2009). Ancak uygun renk eşleştirmesi, renk kılavuzları kullanarak çıplak gözle yapıldığından sonucun subjektif olmasına neden olmaktadır (Justiawan ve ark., 2019). Deneme yanılma yöntemi sunan bu görsel işlem, renk seçiminde uyumsuzluğa ve tedavinin başarısızlığına yol açabilir (Liberato ve ark., 2019). Yapılan bazı çalışmalar dental pazarda çok çeşitli renk kılavuzları bulunmasına rağmen, ağız içi ortamda renk sekmelerini dişlerle eşleştirmenin zor olduğunu vurgular ve hala güvenilirmez olduğuna değinir (Tam ve Lee, 2012). Geçmiş çalışmalar dijital görüntülerin değerlendirme açısından uygun olduğunu ve geleneksel görsel yöntemlerden daha başarılı olduğunu göstermiştir (Bernauer ve ark., 2021).



Şekil 1. Vita 3D master

Spektrofotometreler, kolorimetreler, tarayıcılar, dijital kameralar ve akıllı telefonlar enstrümental renk tespit yöntemleridir (Öngül ve ark., 2012; Jouhar ve ark., 2022). Enstrümental cihazlarda standardizasyon eksikliği yüksek maliyet ve göreceli performans düşüklüğü söz konusudur (Oh ve ark., 2010). Spektrofotometreler, kolorimetrelerde diş yüzeyinin yapısından kaynaklanan kenar kaybı hatası denen ışığın bir kısmının kaybindan renklerin yanlış okuması sık görülen eksikliklerdir. Dijital fotoğrafçılık yoluyla renk seçimi ise kolorimetre ve spektrofotometreye göre daha ucuz ve zamandan tasarruf sağlar (Fayed ve ark., 2022). Tam ve Lee (2012) çalışması dijital kameraların kullanımını desteklemektedir. Spektrofotometre ve kolorimetrelerin görüş alanlarının küçük olması, konveks olmayan bir yüzeyde daha doğru bir ölçüm yapıyor olmaları, cihazların maliyetlerinin yüksek oluşu ve teknik hassasiyet gerektirmeleri gibi sebeplerden dolayı günümüzde daha farklı teknolojilere ihtiyaç duyulmaktadır (Mohammadi ve ark., 2021).

Günümüzde diş hekimliğinde ve diğer alanlarda dijital dönüşüm, dijital iş akışı gibi teknolojik kavramlar ilgi görmeye başlanmıştır. Teknolojik gelişmelere çok hızlı bir şekilde adapte olan diş hekimliği bilimleri ve klinikleri yapay zekâ alanında da ilerleme kaydetmektedir. Yapay zekâ uygulamalarının, diş hekimlerinin iş koşullarını ve performanslarını iyileştirmek amacıyla basit rutin işleri klinisyenlerden devralabileceği düşünülmüştür (Grishke ve ark., 2020). Doğru teşhis sürecini verimli hale getirebilmek için kullanılmakla birlikte yapay zekâ teknolojilerinin diş hekimliğine entegrasyonu farklı disiplinlerdeki klinik uygulamalarda kendini göstermektedir (Khanagar ve ark., 2021). Makine öğrenmesi, sorunları insan yardımı olmadan çözebilmeleri için veriler aracılığıyla öğrenebilen makineler geliştirmeyi tanımlayan yapay zekâ teknolojilerindedir (Khanagar ve ark., 2021). Teknoloji odaklı ve laboratuvar destekli bir süreç kullanmak, diş hekimliği uygulamalarının estetik restorasyonları için renk tonlarının elde etme ve eşleştirme yönteminin modernleştirirken aynı zamanda basitleştirir (Hu ve ark., 2016).

Bernauer ve ark. (2021) protetik diş tedavisinde yapay zekâ kullanımının bireysel protokoller gerektiren kompleks teşhis ve tedavi planlamaları içermesi sebebiyle hala yetersiz olduğu sonucuna varmıştır. Jarad ve ark. (2005) yaptıkları çalışmada geleneksel yöntem ve bilgisayarlı renk eşleştirmesinin kıyaslarken Tam ve Lee (2012) dijital kameralar kullanarak renk eşleşmesi işlemini değerlendirmiştir. Bu çalışmalar diş kliniğinde dijital renk eşleştirmenin geleneksel yöntemden iyi olduğunu göstermiştir. Tam ve Lee (2017) ile Wanna ve ark. (2022) akıllı telefon ile çekilen görüntülerin kullanıldığı çalışmalarında telefonun diş kliniğinde renk ölçüm aracı olarak kullanılabileceğini göstermişlerdir. Bununla birlikte makine öğrenmesi kullanan çalışmalar incelendiğinde görüntü kaynağı olarak renk skalalarının temel alındığı görülmüştür (Liu ve ark., 2013; Sigit ve Arief, 2017; Justiawan ve ark., 2019; Fayed ve ark., 2022). Farklı renk sayıları ile sunulan skalaların renk değerlerinin sınırlı olması veri sayısını kısıtlamaktadır. Bu yüzden bazı çalışmalarda veri çoğaltma için birden çok kamera kullanıldığı ya da aynı renk sekmesinin birden fazla tekrarla çekildiği görülmektedir (Kim ve ark., 2018; Fayed ve ark., 2022). Wanna ve ark. (2022) çalışmasında renk skalasından referans olarak seçilen renk değerinin, değeri bulunması istenilen hedef diş ile birlikte çekilmesi gerekmektedir. Çalışmaların ortak eksikliği, renk değişimini önlemeye yönelik olarak, çeşitli klinik ışıklarıyla model eğitiminin yapılmamış olmasıdır. Aksine genelde sabit ışık şartları kullanılmaya çalışıldığı gözlemlenmiştir.

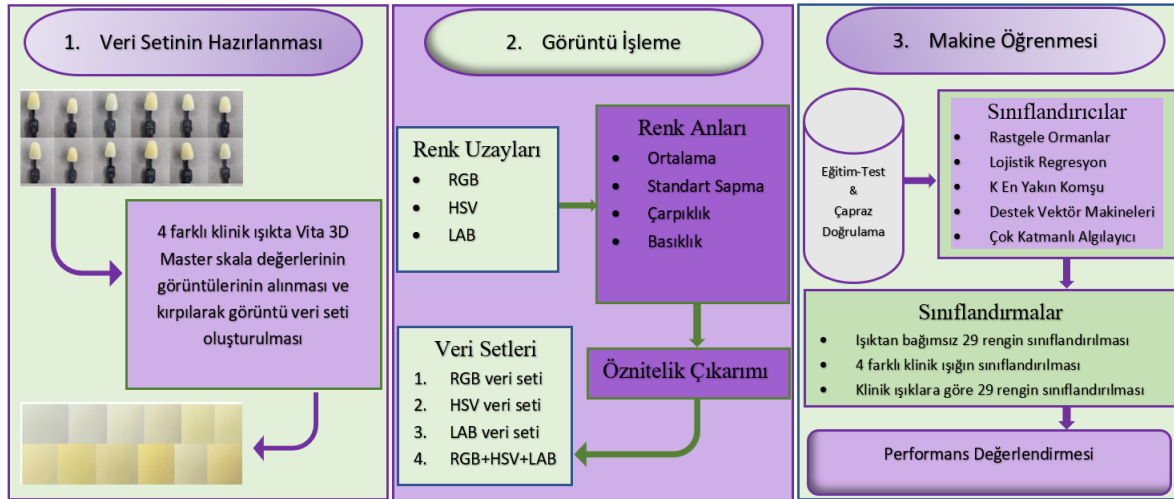
Bu çalışmada yukarıda açıklamasına, etkilendiği durumlara, ölçüm şekillerine, bu süreçte klinikte yaşanan dezavantajlarına yer verilen protetik renk seçimi için makine öğrenmesi kullanılmıştır. Yapılan çalışmalardan farklı olarak ortam aydınlatmasından bağımsız renk seçimi yapılarak metamerizmin olumsuz etkilerinin önüne geçilmesi hedeflenmiştir. Günümüzde kabul görmüş renk seçim tekniklerinin farklı ışık koşullarını ekarte etmek için yeterli görülmemesi gibi renk seçim yöntemlerinin dezavantajları

göz önünde bulundurularak tekrarlanabilir, güvenilir, etkin, hızlı ve maliyeti düşük bir yöntem kullanılması çalışmanın özeti. Başta diş hekimliği klinik uygulamalarının yapay zekâ teknolojileri ile entegrasyonuna katkıda bulunmak üzere renk seçim işleminde insan kaynaklı hataların önüne geçmek, ortam aydınlatmasının renk seçimi üzerindeki etkisini ortadan kaldırmak, yüksek maliyetli dijital renk tespit cihazlarına olan ihtiyacı azaltmak, gelenekselden modern uygulamaya geçişi sağlamak çalışmanın katkılarıdır.

2. bölümde çalışmayı özetleyen materyal ve metot, 3. bölümde çalışma sonuçlarının diğer çalışmalarla kıyaslandığı bulgular ve tartışma, 4. bölümde ise genel değerlendirmeyi içeren sonuç bölümü yer almaktadır.

MATERYAL VE METOT

Bu çalışmada farklı klinik ışıklarında doğru rengi tespit etmek için görüntü işleme ve makine öğrenmesi tabanlı diş rengi değerlendirme yapılmıştır. Görüntüleri işlemek için OpenCV kütüphanesi kullanılmıştır. Yazılım geliştirme için Python programlama dili tercih edilmiştir. Şekil 2.'de çalışmanın yöntem, materyal ve metotlarının genel çerçevesi gösterilmektedir.

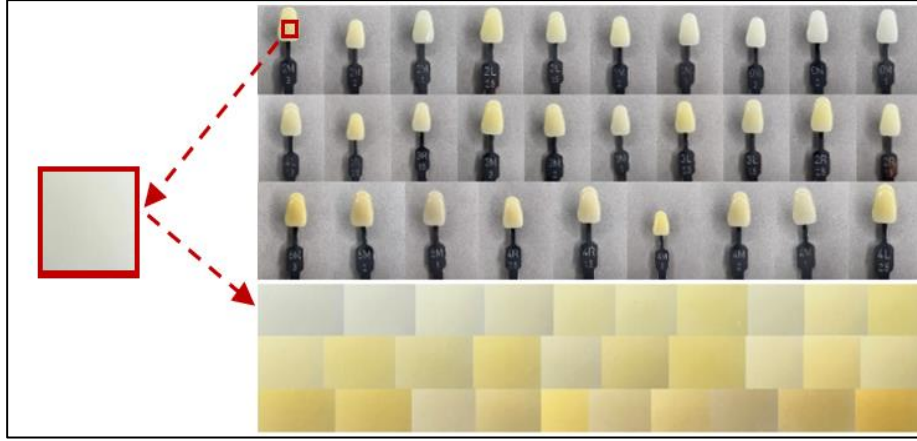


Şekil 2. Çalışmanın genel çerçevesi

Veri Setinin Hazırlanması

Vita 3D Master, diş hekimliğinde bulunan popüler renk kılavuzlarından. Rengin üç boyutunu temsil edecek şekilde dizayn edilmiştir (Basavanna ve ark., 2013). Borse ve Chaware (2020) yaptıkları çalışmada Vita 3D Master'ın tekrarlanan renk seçimlerinde en tutarlı sonuçları gösterdiğini gözlemlemiştir. Vita 3D Master, diğer skalalara göre daha geniş bir renk aralığı (29 renk) sunmaktadır. Bu renkler 5M3, 5M2, 5M1, 3R2.5, 3R1.5, 3M3, 3M2, 3M1, 3L2.5, 3L1.5, 4R2.5, 4R1.5, 4M3, 4M2, 4M1, 4L2.5, 4L1.5, 2R2.5, 2R1.5, 2M3, 2M2, 2M1, 2L2.5, 2L1.5, 1M2, 1M1, 0M3, 0M2, 0M1.'dir. Bu çalışmada kullanılan görüntüler, ilgili skala referans alınarak elde edilmiştir. Akıllı telefonların ek bilgi işlem kapasitelerine sahip olmaları, işlevselliklerinin gün geçtikçe artması, artan yazılım uygulamaları, cihaza her an rahatlıkla ulaşıyor olması ve yüksek çözünürlüklü fotoğraf çekebilme yetenekleri ile diş hekimliğinde kullanım alanı hızla artmaktadır (Abraham ve ark., 2023). Akıllı telefonların kullanımı ile birlikte daha düşük maliyetli ve daha hızlı fotoğraf çekimi sayesinde klinik işleyiş daha kolaylaşmıştır (Mohammadi ve ark., 2021). Bu çalışmada, görüntüleme işlemleri için akıllı telefon kamerası kullanılmıştır. Renk skalasındaki her renk dört farklı klinik ışık kaynağında, her ışık kaynağı için beş tekrar olacak şekilde (toplamda 580 görüntü) gri bir arka planda çekilmiştir. Gri arka plan, renklerin çevresel etkilerden arındırılarak nötr hale getirilmesi amacıyla kullanılmıştır. Bu dört farklı klinik ışık

kaynağı şunlardır: Flaş desteği olmayan doğal ışık kaynağı (doğal), doğal ışık kaynağı altındaki flaş ışığı (flaş), flaş desteği olmayan diş ünitesindeki ışık (beyaz) ve dental ünitlerdeki flaş desteği olmayan sarı ışık kaynağıdır(sarı). Bu veri seti, çalışmaya yönelik toplanmış özgün bir veri setidir. Her görüntü, boyuttan bağımsız olarak diş renginin belirlendiği orta bölgeden kırılmıştır. Skaladaki her dişin örnek görüntüsü ve kırılmasıyla oluşturulan yeni görüntünün bir örneği Şekil 3.'de gösterilmiştir.



Şekil 3. Vita skalası görüntüleri ve kırılmış görüntülerin örneği

Görüntü İşleme

Görüntü işleme tekniklerinden renk anları kullanılarak farklı renk uzaylarında (RGB, LAB ve HSV) öznitelik çıkarımı yapılmıştır ve görüntüler sayısal değer haline getirilmiştir. Bu işlem, her bir diş rengi için detaylı analiz yapılmasına imkân tanımıştır. Makine öğrenmesi algoritmaları için girdi değerleri bu sayısal verilerdir. Her görüntünün adı görüntünün renk değerini temsil etmektedir. Klasör adları, görüntünün çekildiği klinik ışığı temsil etmektedir. Renk değerleri ve ışıklar, görüntüler işlendikten sonra oluşan veri setlerine dahil edilmiştir.

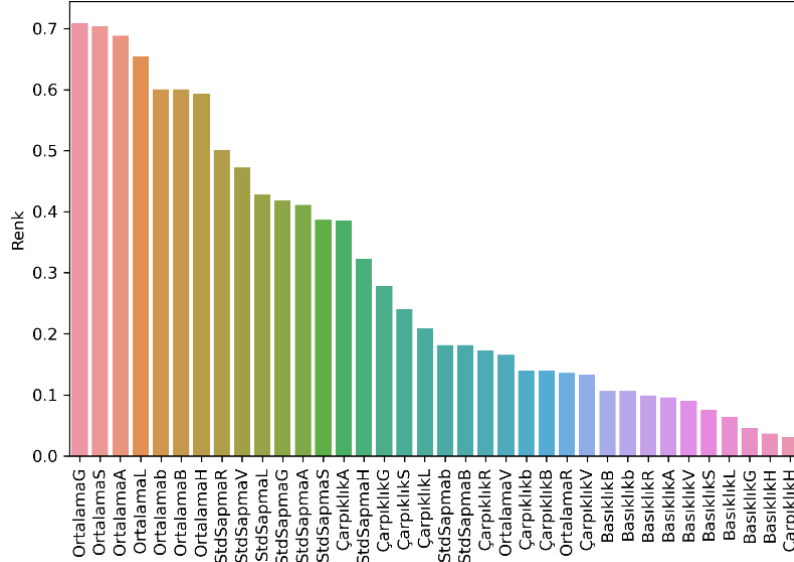
Renk uzayları

RGB, LAB ve HSV renk uzayları, görüntü işleme ve renk analizi alanında yaygın olarak kullanılan temel renk uzaylarıdır. Görüntü işlemede okunan görüntü RGB renk uzayında bulunur bu yüzden işlem gereksinimini azaltmaktadır (Minaee ve ark., 2021). RGB uzayı, özellikle dijital görüntüleme sistemlerinde tercih edilmektedir. Ancak, RGB renk uzayı, renk algısını tam olarak modelleyemediği için her uygulamalar için uygun olmayabilir. HSV renk uzayı ise renklerin ton, doygunluk ve parlaklık bileşenlerine ayrılmasıyla renk analizi için daha esnek bir yapı sunmaktadır. Görüntü işlemede yaygın olarak kullanılan renk uzaylarından biridir ve renk tonlarını belirlemede avantaj sağlamaktadır. Özellikle insan algısına yakın bir renk ayrımı sağlamaktadır (Justiawan ve ark., 2019). Bu nedenle nesne algılama ve renk tabanlı segmentasyon gibi işlemlerde sıkça tercih edildiği gözlemlenmiştir. LAB renk uzayı, diş kliniklerinde kullanılan renk ölçüm cihazlarında yaygın olarak tercih edilen bir renk uzayıdır ve renk farklarını daha doğru bir şekilde temsil etmektedir (Wang ve ark., 2014). Bu renk uzayı, insan gözünün renk algısına yakın bir yapıda bulunmaktadır. Literatürde renk uzaylarından elde edilen sonuçlar arasında değişkenlik olduğu görülmektedir. Her bir renk uzayı kendi içerisinde spesifik avantajlar sunmakta olup, belirli bir durumda hangisinin daha etkili olacağı, uygulamanın gereksinimlerine göre değişiklik gösterdiği sonucuna varılmıştır. Bu yüzden üç renk uzayı da bu çalışmaya dahil edilmiştir. Analizler bu renk uzayları için ayrı yapılmıştır. Ayrıca her bir renk uzayının farklı avantajları ve belirli uygulama alanlarına yönelik kullanım potansiyeli olduğu için bu yaklaşım, sonuçların doğruluğunun ve esnekliğinin daha net gözlemlenmesini sağlamıştır.

Renk anları

Renk anları, görüntü işleme ve renk analizi çalışmalarında, bir görüntünün renk dağılımını sayısal olarak özetleyen istatistiksel değerlerdir (Mutlag ve ark., 2020). Bunlar ortalama, standart sapma, çarpıklık ve basıklık değerleridir (Justiawan ve ark., 2019). Ortalama, görüntü piksellerinin ortalama değeridir. Standart sapma renk dağılımının varyansının karekökü alınarak elde edilmektedir. Bazı kaynaklarda varyans renk anı olarak kullanılmıştır (Mutlag ve ark., 2020). Çarpıklık, Renk dağılımının ne kadar asimetrik olduğu hakkında bilgi vermektedir. Basıklık renk dağılımı hakkında bilgi vermektedir. Bu değerler hesaplanırken görüntü pikselleri üzerinde işlem gerçekleştirilmektedir. Bu dört bileşen birlikte kullanıldığında, bir görüntünün renk özellikleri hakkında kapsamlı bilgi sağlamaktadır. Ortalama ve sapma, renklerin genel dağılımını tanımlarken, çarpıklık ve basıklık renk dağılımının daha detaylı analizini mümkün kılar. Renk anları genellikle bir görüntünün belirli bir renk uzayında hesaplanmaktadır. Bu hesaplamalar genellikle her kanal için ayrı yapılır (örneğin, LAB uzayında L, A, B için). Bu kanalların her biri için istatistiksel anlar hesaplanır. Klinik uygulamaların renk farkı analizinde renk anları tercih edilen bir yaklaşımdır (Sigit ve Arief, 2017).

Bu çalışmada görüntüler buldukları renk uzaylarına göre renk kanallarına ayrılmıştır. Böylece her bir renk uzayı için 12'şer öznitelik çıkarılmıştır. Örneğin HSV renk uzayı için OrtalamaH, OrtalamaS, OrtalamaV, StdSapmaH, StdSapmaS, StdSapmaV, ÇarpıklıkH, ÇarpıklıkS, ÇarpıklıkV, BasıklıkH, BasıklıkS, BasıklıkV öznitelikleri çıkarılmıştır. Ayrıca, çıkarılan özniteliklere görüntülerdeki dişin rengi ve çekildiği klinik ışığı da eklenmiştir. Bu sayede, her veri seti için toplamda 14'er öznitelik elde edilmiştir. Tüm özniteliklerin renge göre önem grafiği Şekil 4.'de gösterilmiştir. Bu özniteliklerle her renk uzayı için ayrı bir veri seti ve tüm renk uzaylarını içeren bir veri seti oluşturulmuştur.



Şekil 4. Öznitelik önem grafiği

Makine Öğrenmesi

Makine öğrenmesi algoritmaları verilerden öğrenerek belirli görevleri otomatikleştirmek ve sonuçları optimize etmek için geliştirilmiştir. Sınıflandırma, regresyon ve kümeleme gibi farklı problem türlerini çözmek için çeşitli yaklaşımlar sunmaktadır. Bu çalışmada makine öğrenmesi algoritmalarından farklı sınıflandırıcıların performansları değerlendirilmiştir. Böylece renk tahmini sürecinde uygun model belirlenmiştir. Lojistik regresyon (LR), çok katmanlı algılayıcı (MLP), k-en yakın komşu (KNN), destek vektör makineleri (SVM), rastgele ormanlar (RF) bu çalışmada kullanılan sınıflandırıcılardır. LR ikili veya çok sınıflı sınıflandırma problemlerinde kullanılan istatistiksel bir yöntemdir. Olasılık tahmini

yaparak verilerin belirli bir sınıfa ait olma ihtimalini belirlemektedir. RF karar ağaçlarının bir topluluğu olarak çalışıp her bir ağaçtan alınan sonuçları birleştirerek tahmin yapmaktadır. SVM verileri farklı sınıflara ayıran en uygun hiper düzlemi bulmayı amaçlamaktadır. MLP yapay sinir ağları temelli bir yöntemdir. KNN bir veri noktasının sınıfını belirlemek için en yakın komşularını analiz eden basit ama güçlü bir algoritmadır (Mahesh, 2020).

Makine öğrenmesi algoritmalarının performansını değerlendirmek için karmaşıklık matrisi (confusion matrix) kullanılmaktadır. Şekil 5.'de, karmaşıklık matrisinin genel yapısı gösterilmiştir. Bu matris, dört temel bileşenden oluşmaktadır: Doğru Pozitif (DP) doğru şekilde pozitif sınıflandırılan gözlemleri, Doğru Negatif (DN) doğru şekilde negatif sınıflandırılan gözlemleri, Yanlış Pozitif (YP) yanlış şekilde pozitif sınıflandırılan gözlemleri ve Yanlış Negatif (YN) yanlış şekilde negatif sınıflandırılan gözlemleri ifade etmektedir (Koklu ve ark. 2021). Bu matris, modelin performans metriklerinin hesaplanmasında kullanılmaktadır. Performans metrikleri Doğruluk (Accuracy), kesinlik (Precision), duyarlılık (Recall) ve F1 Skor (F1 Score) olarak sıralanmaktadır. Doğruluk doğru tahminlerin toplam tahminlere oranıdır ve formülü Eşitlik 1.'de verilmiştir. Kesinlik modelin pozitif olarak tahmin ettiği sınıflardan ne kadarının gerçekten pozitif olduğunu göstermektedir ve formülü Eşitlik 2.'de verilmiştir. Duyarlılık tüm gerçek pozitif sınıfların ne kadarının doğru şekilde tahmin edildiğini ölçmektedir ve formülü Eşitlik 3.'de verilmiştir. F1 skoru, kesinlik ve duyarlılığın harmonik ortalamasıdır ve formülü Eşitlik 4.'de verilmiştir.

		GERÇEK DEĞERLER	
		Pozitif (1)	Negatif (0)
TAHMİN DEĞERLERİ	Pozitif (1)	DP	YP
	Negatif (0)	YN	DN

Şekil 5. Karmaşıklık matrisi

$$\text{Doğruluk} = \frac{DP+DN}{DP+DN+YP+YN} \quad (1)$$

$$\text{Kesinlik} = \frac{DP}{DP+YP} \quad (2)$$

$$\text{Duyarlılık} = \frac{DP}{DP+YN} \quad (3)$$

$$\text{F1 skor} = 2 * \frac{\text{kesinlik} * \text{duyarlılık}}{\text{kesinlik} + \text{duyarlılık}} \quad (4)$$

Kesinlik, duyarlılık ve F1 skoru ele alınan sınıfı pozitif sınıf olarak kabul edip diğer sınıfları negatif sınıf olarak ele almaktadır. Bu yüzden her sınıf için bağımsız olarak hesaplanmaktadır. Bu çalışmada 29 sınıf (renk) kullanılmıştır. Her bir sınıf için kesinlik, duyarlılık ve F1 skoru tüm sınıflar için ayrı ayrı raporlanması tabloların okunabilirliğini zorlaştırmıştır. Bu nedenle performans analizi doğruluk metriği üzerinden yapılmıştır.

BULGULAR VE TARTIŞMA

Diş renkleri üzerine yapılan çalışmaların genellikle sabit ve kontrollü ışık kaynakları altında yapıldığı gözlemlenmiştir (Liu ve ark., 2013; Sigit ve Arief, 2017; Tam ve Lee, 2017; Kim ve ark., 2018; Justiawan ve ark., 2019; Lin ve ark., 2019; Ueki ve ark., 2020; Fayed ve ark., 2022). Bu çalışmaların farklı ışık kaynakları altında renk algısındaki sapmaları ele almadığı gözlemlenmiştir. Çalışmalarda

Farklı Klinik Işıklarında Metamerizmi Önlemek İçin Renk Anlari Kullanılarak Makine Öğrenmesi Tabanlı Diş Rengi Değerlendirmesi

kullanılan görüntünün kaynağı, kullanılan renk uzayları, kullanılan makine öğrenmesi algoritmaları benzer özellikler taşımaktadır ancak her çalışma kendine özgü yöntemi ile belli bir kısmı ele almıştır. Örneğin Kim ve ark. (2018) çalışmasında tek bir renk uzayı kullanmıştır. Sigit ve Arief (2017) çalışmalarında tek bir sınıflandırıcı kullanmıştır. RGB, HSV ve LAB çalışmalarda en çok kullanılan renk uzaylarıdır. Makine öğrenmesi sınıflandırıcılarından destek vektör makineleri, Xgboost, lojistik regresyon, sinir ağları, k en yakın komşu, rastgele ağaçlar, karar ağaçları ve bulanık mantık çalışmalarda kullanılan makine öğrenmesi teknikleridir. Vita Classic, Vita 3D Master ve hasta görüntüleri çalışmalarda kullanılan verilerdir. Bu çalışmada üç renk uzayı da kullanılmıştır. Dört farklı veri seti oluşturulmuştur. Her veri seti için 5 farklı makine öğrenmesi algoritması uygulanmıştır. Dört klinik ışığın sınıflandırılması ve ışık kaynaklarından bağımsız (hangi klinik ışığı altında çekilmiş olursa olsun) 29 rengin sınıflandırılması yapılmıştır. Ayrıca beyaz ışık, doğal ışık, sarı ışık ve flaş ışığı kaynaklarında da 29 rengin sınıflandırılması yapılmıştır. Bu kapsamlı yönüyle ve farklı klinik ışıklarla birlikte çalışıp metamerizmi ele almasıyla diğer çalışmalardan ayrılmaktadır. Modellerde eğitim-test bölme oranı %70-%30 ve çapraz doğrulama için K=5 belirlenerek iki farklı bölme oranı ile eğitimler yapılmıştır. Renk anlari ile elde edilen özniteliklerin renk uzayı fark etmeksizin birleştirilmesiyle oluşturulan veri setinin sonuçları Çizelge 1., RGB veri setinin sonuçları Çizelge 2., HSV veri setinin sonuçları Çizelge 3. ve LAB veri setinin sonuçları Çizelge 4.'de gösterilmiştir.

Çizelge 1. Tüm öznitelikleri içeren veri setinden elde edilen sonuçlar

Bölme oranı	Işık kaynağına bağımlılık	Sınıflandırma	Algoritmalar ve doğrulukları				
			LR	KNN	SVM	RF	MLP
Eğitim: %70 Test: %30	Bağımsız	4 farklı klinik ışık	0.99	0.98	0.99	0.98	0.99
		29 farklı Vita rengi	0.54	0.83	0.80	0.85	0.55
	Bağımlı	Beyaz ışıkta 29 renk	0.98	0.95	0.95	0.98	0.89
		Doğal ışıkta 29 renk	0.84	0.91	0.91	0.89	0.68
		Flaşlı ışıkta 29 renk	0.59	0.54	0.61	0.84	0.50
		Sarı ışıkta 29 renk	0.91	0.87	0.91	0.93	0.86
K:5	Bağımsız	4 farklı klinik ışık	0.90	0.87	0.91	0.85	0.91
		29 farklı Vita rengi	0.41	0.75	0.67	0.76	0.46
	Bağımlı	Beyaz ışıkta 29 renk	0.97	0.96	0.97	0.97	0.91
		Doğal ışıkta 29 renk	0.90	0.92	0.93	0.97	0.84
		Flaşlı ışıkta 29 renk	0.78	0.76	0.85	0.92	0.67
		Sarı ışıkta 29 renk	0.94	0.88	0.91	0.93	0.86

Çizelge 1. yer alan bulgulara göre sınıflandırmalarda en yüksek doğruluklar 4 farklı klinik ışık için %99, ışıktan bağımsız 29 farklı Vita rengi için %85, beyaz ışıkta 29 rengin sınıflandırılması için %98, doğal ışıkta 29 rengin sınıflandırılması için %97, flaşlı ışıkta 29 rengin sınıflandırılması için %92, Sarı ışıkta 29 rengin sınıflandırılması için %94'tür.

Çizelge 2. RGB veri setinden elde edilen sonuçlar

Bölme oranı	Işık kaynağına bağımlılık	Sınıflandırma	Algoritmalar ve doğrulukları				
			LR	KNN	SVM	RF	MLP
Eğitim: 0.70 Test: 0.30	Bağımsız	4 farklı klinik ışık	0.96	0.95	0.98	0.94	0.98
		29 farklı Vita rengi	0.41	0.77	0.73	0.81	0.57
	Bağımlı	Beyaz ışıkta 29 renk	0.90	0.95	0.93	0.93	0.89
		Doğal ışıkta 29 renk	0.89	0.86	0.95	0.89	0.77
		Flaşlı ışıkta 29 renk	0.57	0.59	0.63	0.68	0.66
		Sarı ışıkta 29 renk	0.75	0.75	0.82	0.80	0.66
K:5	Bağımsız	4 farklı klinik ışık	0.90	0.82	0.87	0.82	0.90
		29 farklı Vita rengi	0.30	0.69	0.53	0.65	0.49
	Bağımlı	Beyaz ışıkta 29 renk	0.94	0.94	0.93	0.90	0.86
		Doğal ışıkta 29 renk	0.90	0.92	0.95	0.89	0.72
		Flaşlı ışıkta 29 renk	0.72	0.76	0.82	0.82	0.43
		Sarı ışıkta 29 renk	0.88	0.83	0.89	0.89	0.82

Çizelge 2. yer alan bulgulara göre 6 farklı sınıflandırma için en yüksek doğruluklar 4 farklı klinik ışık için %98, ışıktan bağımsız 29 farklı Vita rengi için %81, beyaz ışıkta 29 rengin sınıflandırılması için

Farklı Klinik Işıklarında Metamerizmi Önlemek İçin Renk Anları Kullanılarak Makine Öğrenmesi Tabanlı Diş Rengi Değerlendirmesi

%95, doğal ışıkta 29 rengin sınıflandırılması için %95, flaşlı ışıkta 29 rengin sınıflandırılması için %82, Sarı ışıkta 29 rengin sınıflandırılması için %89'dur.

Çizelge 3. HSV veri setinden elde edilen sonuçlar

Bölme oranı	Işık kaynağına bağımlılık	Sınıflandırma	Algoritmalar ve doğrulukları				
			LR	KNN	SVM	RF	MLP
Eğitim: 0.70 Test: 0.30	Bağımsız	4 farklı klinik ışık	0.94	0.97	0.97	0.95	0.98
		29 farklı Vita rengi	0.46	0.80	0.71	0.85	0.69
		Beyaz ışıkta 29 renk	0.91	1.00	0.98	0.95	0.80
	Bağımlı	Doğal ışıkta 29 renk	0.82	0.93	0.93	0.93	0.66
		Flaşlı ışıkta 29 renk	0.40	0.61	0.55	0.71	0.45
		Sarı ışıkta 29 renk	0.82	0.78	0.76	0.93	0.71
K:5	Bağımsız	4 farklı klinik ışık	0.87	0.85	0.89	0.84	0.89
		29 farklı Vita rengi	0.35	0.73	0.56	0.71	0.48
		Beyaz ışıkta 29 renk	0.98	0.98	0.97	0.97	0.73
	Bağımlı	Doğal ışıkta 29 renk	0.90	0.90	0.92	0.94	0.80
		Flaşlı ışıkta 29 renk	0.60	0.70	0.74	0.88	0.45
		Sarı ışıkta 29 renk	0.91	0.87	0.90	0.91	0.85

Çizelge 3. yer alan bulgulara göre 6 farklı sınıflandırma için en yüksek doğruluklar 4 farklı klinik ışık için %98, ışıktan bağımsız 29 farklı Vita rengi için %85, beyaz ışıkta 29 rengin sınıflandırılması için %100, doğal ışıkta 29 rengin sınıflandırılması için %94, flaşlı ışıkta 29 rengin sınıflandırılması için %88, Sarı ışıkta 29 rengin sınıflandırılması için %93'tür.

Çizelge 4. LAB veri setinden elde edilen sonuçlar

Bölme oranı	Işık kaynağına bağımlılık	Sınıflandırma	Algoritmalar ve doğrulukları				
			LR	KNN	SVM	RF	MLP
Eğitim: 0.70 Test: 0.30	Bağımsız	4 farklı klinik ışık	0.95	1.00	0.98	0.98	0.99
		29 farklı Vita rengi	0.37	0.74	0.72	0.84	0.54
		Beyaz ışıkta 29 renk	0.86	0.98	0.95	0.95	0.82
	Bağımlı	Doğal ışıkta 29 renk	0.84	0.89	0.91	0.93	0.75
		Flaşlı ışıkta 29 renk	0.59	0.64	0.70	0.84	0.62
		Sarı ışıkta 29 renk	0.80	0.82	0.84	0.91	0.64
K:5	Bağımsız	4 farklı klinik ışık	0.89	0.85	0.88	0.86	0.89
		29 farklı Vita rengi	0.30	0.68	0.64	0.74	0.46
		Beyaz ışıkta 29 renk	0.94	0.94	0.95	0.95	0.74
	Bağımlı	Doğal ışıkta 29 renk	0.90	0.91	0.95	0.95	0.81
		Flaşlı ışıkta 29 renk	0.74	0.75	0.78	0.90	0.63
		Sarı ışıkta 29 renk	0.88	0.88	0.90	0.94	0.85

Çizelge 4. yer alan bulgulara göre 6 farklı sınıflandırma için en yüksek doğruluklar 4 farklı klinik ışık için %100, ışıktan bağımsız 29 farklı Vita rengi için %84, beyaz ışıkta 29 rengin sınıflandırılması için %98, doğal ışıkta 29 rengin sınıflandırılması için %95, flaşlı ışıkta 29 rengin sınıflandırılması için %90, Sarı ışıkta 29 rengin sınıflandırılması için %94'tür.

Elde edilen bulgular en yüksek doğruluk değerlerinin sınıflandırıcı, bölme oranı ve veri setine bağlı olarak değiştiğini göstermektedir. Problemin hem veri seti hem algoritma hem de bölme oranı çeşitliliğiyle ele alınması, daha güvenilir ve uygun bir modelin geliştirilmesine olanak sağlamıştır. En yüksek doğruluğa sahip sınıflandırma sonuçlarının özeti Çizelge 5'te sunulmuştur. Bu sayede sınıflandırmalardaki değişkenlerin genellenebilir sonuçlarını gözlemlemek kolaylaşmıştır. Farklı sınıflandırma yöntemleriyle elde edilen ve %85-%100 arasında değişen doğruluk değerleri, geleneksel renk değerlendirme yöntemlerinin makine öğrenmesi teknikleriyle uygulanabileceğini göstermiştir. Bu çalışmada kullanılan farklı sınıflandırma yöntemleri diğer klinik durumlar (örneğin, en uygun klinik ışığın belirlenmesi) için de sonuç üretme potansiyeli taşımaktadır. Bu durum makine öğrenmesi yöntemlerinin çeşitli alanlardaki problemlere birden fazla yenilikçi çözüm sunma potansiyelini de göstermektedir.

Farklı Klinik Işıklarında Metamerizmi Önlemek İçin Renk Anları Kullanılarak Makine Öğrenmesi Tabanlı Diş Rengi Değerlendirmesi

Çizelge 5. Sınıflandırma sonuçlarının özeti

Sınıflandırmalar	Görüntü sayısı	Sınıf sayısı	En yüksek doğruluk	En iyi sınıflandırıcı	Veri seti	Bölme oranı
Renklerin ışık kaynaklarından bağımsız sınıflandırılması	580	29 renk	%85	RF	RGB+HSV+LAB	Test=0.3
Klinik ışıklarının sınıflandırılması	580	4 ışık	% 100	KNN	LAB	Test=0.3
Beyaz ışıkta sınıflandırma	145	29 renk	% 100	KNN	HSV	Test=0.3
Doğal ışıkta sınıflandırma	145	29 renk	%97	RF	RGB+HSV+LAB	Cv=5
Sarı ışıkta sınıflandırma	145	29 renk	%94	RF	LAB	Cv=5
Flaş ışığında sınıflandırma	145	29 renk	%92	RF	RGB+HSV+LAB	Cv=5

SONUÇ

Bu çalışmada Vita 3D Master renk skalasında bulunan 29 renk örneği beyaz, doğal, sarı ve flaş ışık kaynakları altında beşer kez çekilerek 580 görüntülü veri seti oluşturulmuştur. Her görüntü, diş renginin en belirgin olduğu orta bölgeden kırılmıştır. Renk anları kullanılarak öznitelik çıkarımı yapılmış ve bu doğrultuda dört farklı veri seti oluşturulmuştur: RGB, LAB ve HSV renk uzaylarına ait veri setleri ile tüm renk uzaylarından elde edilen öznitelikleri bir araya getiren bir birleşik veri seti. Her veri seti için beş farklı makine öğrenmesi algoritması uygulanmıştır. Çalışmada altı farklı sınıflandırma gerçekleştirilmiştir. Bunlar dört klinik ışığın sınıflandırılması, 29 rengin ışık kaynaklarından bağımsız olarak sınıflandırılması ve 29 rengin beyaz ışık, doğal ışık, sarı ışık ve flaş ışığı altında ayrı ayrı sınıflandırılmasıdır. İlk iki sınıflandırmada 580 veri kullanılırken, diğer dört sınıflandırmada her biri için 145 veri kullanılmıştır. Dört klinik ışığın sınıflandırılmasında en yüksek doğruluk %100 ile LAB veri setinde KNN sınıflandırıcısı ile elde edilmiştir. Işıktan bağımsız 29 Vita renginin sınıflandırılmasında, HSV ve tüm öznitelikler dahil veri setinde RF sınıflandırıcısı %85 doğruluk sağlanmıştır. Beyaz ışık altında 29 Vita renginin sınıflandırılmasında, HSV veri seti KNN sınıflandırıcı ile %100 doğruluk elde edilmiştir. Doğal ışık altında 29 Vita renginin sınıflandırılmasında, tüm öznitelikler dahil veri setinde RF sınıflandırıcısı %97 doğruluk oranı sağlamıştır. Flaş ışığında 29 Vita renginin sınıflandırılmasında tüm öznitelikler dahil veri setinde RF sınıflandırıcısı %92 doğruluk oranı sağlamıştır. Son olarak, sarı ışık altında 29 Vita renginin sınıflandırılmasında, tüm öznitelikler dahil ve LAB veri setinde RF sınıflandırıcısı %94 doğruluk oranı sağlanmıştır. RF sınıflandırıcısı genel olarak tüm veri setlerinde ve sınıflandırma durumlarında yüksek performans göstermiştir. Tüm öznitelikleri içeren veri seti genel olarak yüksek sonuçlar veren veri seti olmuştur. Bölme oranlarının uygunluğu sınıflandırma türüne göre değiştiği gözlenmiştir.

Elde edilen doğruluk oranları, klinik ışıklarının bilgisayar ortamında yüksek ayırt edici güce sahip olduğunu göstermektedir. Bu ayırt edicilik, farklı ışık kaynaklarında farklı görünen diş renklerinin makine öğrenmesi algoritmalarıyla doğru bir şekilde tahmin edilebileceğini ortaya koymuştur. Ayrıca, kliniklerde beyaz ve doğal ışığın diş rengi değerlendirilmesi için daha uygun olduğu gözlemlenmiştir. Flaş ve sarı ışıkta ise renk değerlendirilmesinin, diğer ışıklara kıyasla daha zor olduğu anlaşılmıştır. RGB renk uzayına kıyasla HSV ve LAB renk uzaylarının daha başarılı sonuçlar sağladığı ve bu nedenle klinik uygulamalarda daha avantajlı olduğu gözlemlenmiştir.

Elde edilen sonuçlar, veri sayısının kısıtlı olmasına ve 29 sınıflı bir sınıflandırma işlemi yapılmasına rağmen yüksek performans elde edildiğini göstermektedir. Diğer çalışmalardan farklı olarak, farklı ışık koşullarının dahil edilmesine ve tüm renk değerlerinin sınıflandırılmasına rağmen yüksek doğruluk oranları elde edilmiştir. Bu çalışma, makine öğrenmesi ile farklı ışık kaynakları altında da standart tahminler yapılabileceğini ve klinik uygulamalarda renk eşleşme sürecinde metamerizm sorununa çözüm sunabileceğini göstermiştir.

TEŞEKKÜR

Bu çalışma, 123E597 proje kodu kapsamında Türkiye Bilimsel ve Teknik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK) tarafından desteklenmektedir.

Çıkar Çatışması

Makale yazarları aralarında herhangi bir çıkar çatışması olmadığını beyan ederler.

Yazar Katkısı

Kavramsallaştırma, Özdoğan, Karcıoğlu, Şimşek.; metodoloji, Karcıoğlu, Şimşek ve Efitli.; uygulama, Karcıoğlu, Şimşek ve Efitli.; doğrulama, Karcıoğlu, Şimşek ve Efitli.; araştırma, Özdoğan ve Karcıoğlu.; veri seti hazırlama, Özdoğan, Şenocak ve Karataş.; makale yazımı, Karcıoğlu, Şimşek ve Efitli.; proje yönetimi, Özdoğan.; Tüm yazarlar makaleyi incelemişlerdir.”

KAYNAKLAR

- Abraham, G., Kurian, N., Wadhwa, S., & Varghese, K. G. (2023). A smartphone application with a gray card for clinical shade selection: A technique. *The Journal of Prosthetic Dentistry*. <https://doi.org/10.1016/j.prosdent.2023.01.016>
- Basavanna, R. S., Gohil, C., & Shivanna, V. (2013). Shade selection. *International Journal of Oral Health Sciences*, 3(1), 26-31. <https://doi.org/10.4103/2231-6027.122097>
- Bernauer, S. A., Zitzmann, N. U., & Joda, T. (2021). The use and performance of artificial intelligence in prosthodontics: A systematic review. *Sensors*, 21(19), 6628. <https://doi.org/10.3390/s21196628>
- Borse, S., & Chaware, S. H. (2020). Tooth shade analysis and selection in prosthodontics: A systematic review and meta-analysis. *The Journal of Indian Prosthodontic Society*, 20(2), 131-140. https://doi.org/10.4103/jips.jips_399_19
- Fayed, A. E. M., Mohamed, H. A., & Othman, H. I. (2022). A Comparison between visual shade matching and digital shade analysis system using K-NN algorithm. *Al-Azhar Journal of Dental Science*, 25(2), 133-141. <https://doi.org/10.21608/ajdsm.2021.85035.1211>
- Grischke, J., Johannsmeier, L., Eich, L., Griga, L., & Haddadin, S. (2020). Dentronics: Towards robotics and artificial intelligence in dentistry. *Dental Materials*, 36(6), 765-778. <https://doi.org/10.1016/j.dental.2020.03.021>
- Hu, J. C., Wang, C. H., & Kuhns, D. (2016). New Algorithm in Shade Matching. *Journal of Cosmetic Dentistry*, 32(1).
- Jarad, F. D., Russell, M. D., & Moss, B. W. (2005). The use of digital imaging for colour matching and communication in restorative dentistry. *British Dental Journal*, 199(1), 43-49. <https://doi.org/10.1038/sj.bdj.4812559>
- Justiawan, Wahjuningrum, D. A., Hadi, R. P., Nurhayati, A. P., Prayogo, K., Sigit, R., & Arief, Z. (2019). Comparative analysis of color matching system for teeth recognition using color moment. *Medical Devices: Evidence and Research*, 497-504. <https://doi.org/10.2147/MDER.S224280>
- Khanagar, S. B., Al-Ehaideb, A., Maganur, P. C., Vishwanathaiah, S., Patil, S., Baeshen, H. A., ... & Bhandi, S. (2021). Developments, application, and performance of artificial intelligence in dentistry—A systematic review. *Journal of Dental Sciences*, 16(1), 508-522. <https://doi.org/10.1016/j.jds.2020.06.019>
- Kim, M., Kim, B., Park, B., Lee, M., Won, Y., Kim, C. Y., & Lee, S. (2018). A digital shade-matching device for dental color determination using the support vector machine algorithm. *Sensors*, 18(9), 3051. <https://doi.org/10.3390/s18093051>
- Kim-Pusateri, S., Brewer, J. D., Davis, E. L., & Wee, A. G. (2009). Reliability and accuracy of four dental shade-matching devices. *The Journal of Prosthetic Dentistry*, 101(3), 193-199. [https://doi.org/10.1016/S0022-3913\(09\)60028-7](https://doi.org/10.1016/S0022-3913(09)60028-7)
- Koklu, M., Kursun, R., Taspınar, Y. S., & Cinar, I. (2021). Classification of date fruits into genetic varieties using image analysis. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021, 1-13. <https://doi.org/10.1155/2021/4793293>
- Liberato, W. F., Barreto, I. C., Costa, P. P., de Almeida, C. C., Pimentel, W., & Tiozzi, R. (2019). A comparison between visual, intraoral scanner, and spectrophotometer shade matching: A clinical study. *The Journal of Prosthetic Dentistry*, 121(2), 271-275. <https://doi.org/10.1016/j.prosdent.2018.05.004>

- Lin, T. L., Chuang, C. H., Chen, S. L., Lin, N. H., Miaou, S. G., Lin, S. Y., ... & Villaverde, J. F. (2019). An efficient image processing methodology based on fuzzy decision for dental shade matching. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 36(2), 1133-1142. <https://doi.org/10.3233/JIFS-169887>
- Liu, J., Zhao, N., & He, R. (2013, October). Study of color matching system for porcelain teeth. In *2013 IEEE International Conference on Medical Imaging Physics and Engineering* (pp. 310-314). <https://doi.org/10.1109/ICMIPE.2013.6864558>
- Mahesh, B. (2020). Machine learning algorithms-a review. *International Journal of Science and Research (IJSR)*. [Internet], 9(1), 381-386. <https://doi.org/10.21275/ART20203995>
- Minaee, S., Boykov, Y., Porikli, F., Plaza, A., Kehtarnavaz, N., & Terzopoulos, D. (2021). Image segmentation using deep learning: A survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 44(7), 3523-3542. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3059968>
- Mohammadi, A., Bakhtiari, Z., Mighani, F., & Bakhtiari, F. (2021). Validity and reliability of tooth shade selection by smartphone photography and software applications. *The Journal of the Indian Prosthodontic Society*, 21(3), 281. https://doi.org/10.4103/jips.jips_193_21
- Mutlag, W. K., Ali, S. K., Aydam, Z. M., & Taher, B. H. (2020, July). Feature extraction methods: A review. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1591, No. 1, p. 012028). IOP Publishing. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1591/1/012028>
- Oh, W. S., Pogoncheff, J., & O'Brien, W. J. (2010). Digital computer matching of tooth shade. *Materials*, 3(6), 3694-3699. <https://doi.org/10.3390/ma3063694>
- Öngül, D., Şermet, B., & Balkaya, M. C. (2012). Visual and instrumental evaluation of color match ability of 2 shade guides on a ceramic system. *The Journal of Prosthetic Dentistry*, 108(1), 9-14. [https://doi.org/10.1016/S0022-3913\(12\)60102-4](https://doi.org/10.1016/S0022-3913(12)60102-4)
- Paravina, R. D., Westland, S., Imai, F. H., Kimura, M., & Powers, J. M. (2006). Evaluation of blending effect of composites related to restoration size. *Dental Materials*, 22(4), 299-307. <https://doi.org/10.1016/j.dental.2005.04.022>
- Sampaio, C. S., Gurrea, J., Gurrea, M., Bruguera, A., Atria, P. J., Janal, M., ... & Hirata, R. (2018). Dental shade guide variability for hues B, C, and D using cross-polarized photography. *International Journal of Periodontics & Restorative Dentistry*. <https://doi.org/10.11607/prd.3270>
- Seghi, R. R., Hewlett, E. R., & Kim, J. (1989). Visual and instrumental colorimetric assessments of small color differences on translucent dental porcelain. *Journal of dental research*, 68(12), 1760-1764. <https://doi.org/10.1177/00220345890680120801>
- Shammas, M., & Alla, R. K. (2011). Color and shade matching in dentistry. *Trends Biomater Artif Organs*, 25(4), 172-5.
- Sigit, R., & Arief, Z. (2017). Tooth shade assessment using PCA and KNN classifier algorithm based on color moment. *EMITTER International Journal of Engineering Technology*, 5(1), 139-153. <https://doi.org/10.24003/emitter.v5i1.171>
- Tam, W. K., & Lee, H. J. (2012). Dental shade matching using a digital camera. *Journal of dentistry*, 40, e3-e10. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2012.06.004>
- Tam, W. K., & Lee, H. J. (2017). Accurate shade image matching by using a smartphone camera. *Journal of Prosthodontic Research*, 61(2), 168-176. <https://doi.org/10.1016/j.jpor.2016.07.004>
- Ueki, K., Wakamatsu, H., & Hagiwara, Y. (2020, October). Evaluation of dental prosthesis colors using a neural network. In *2020 IEEE 5th International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP)* (pp. 210-214). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICSIP49896.2020.9339381>
- Villarroel, M., Fahl, N., De Sousa, A. M., & de Oliveira, O. B. (2011). Direct esthetic restorations based on translucency and opacity of composite resins. *Journal of Esthetic and Restorative Dentistry*, 23(2), 73-87. <https://doi.org/10.1111/j.1708-8240.2010.00392.x>
- Wang, J., Lin, J., Gil, M., Seliger, A., Da Silva, J. D., & Ishikawa-Nagai, S. (2014). Assessing the accuracy of computer color matching with a new dental porcelain shade system. *The Journal of prosthetic dentistry*, 111(3), 247-253. <https://doi.org/10.1016/j.prosdent.2013.07.008>
- Wanna, Y., Wiratchawa, K., Leenaracharongruang, R., Sittiwong, W., Panpisut, P., & Intharah, T. (2022, July). DentShadeAI: a Framework for Automatic Dental Shade Matching through Mobile Phone Camera. In *2022 37th International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications (ITC-CSCC)* (pp. 282-285). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ITC-CSCC55581.2022.9894968>
- Westland, S., Luo, W., Ellwood, R., Brunton, P., & Pretty, I. (2007). Colour assessment in dentistry. *Annals of the BMVA*, 2007(4), 1-10.