Çukurova Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi Dergisi
Çukurova University
Journal of the Faculty of Engineering
ISSN: 2757-9255 CİLT/VOLUME: 41 SAYI/ISSUE: 3 EYLÜL/SEPTEMBER 2026

Sodyum Hipoklorit ile Denim Giysi Efektlendirmenin Kumaşın Fiziksel Performansına Olan Etkisinin Farklı Makine Öğrenmesi Teknikleri Kullanılarak Tahminlenmesi

Ebru ÇALIŞKAN [1,a], **Onur BALCI** [1,b], **İbrahim Erdem KALKAN** [2,c], **Cenk ŞAHİN** [2,d], **Abdulkadir AYDIN** [1,3,e]

[1]*Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi, Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi, Tekstil Mühendisliği Bölümü, Kahramanmaraş, Türkiye*
[2]*Çukurova Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, Adana, Türkiye*
[3]*Baykan Denim Konfeksiyon A.Ş, Ar-Ge Merkezi, Malatya, Türkiye*

[a]***ORCID**: 0000-0002-2133-8241; [b]**ORCID**: 0000-0001-6885-7391; [c]**ORCID**: 0000-0002-1997-5436; [d]**ORCID**: 0000-0002-6076-7794; [e]**ORCID**: 0009-0002-6387-2562*

Makale Bilgileri

Geliş : 21.07.2026
Kabul : 23.09.2026
DOI: 10.21605/cukurovaumfd.1971595

Sorumlu Yazar

Ebru ÇALIŞKAN
clskn.ebruu@gmail.com

Anahtar Kelimeler

Denim
Efektlendirme
Sodyum hipoklorit
Tahmin
Makine öğrenmesi

***Atıf şekli:** ÇALIŞKAN, E., BALCI, O., KALKAN, İ.E., ŞAHİN, C., AYDIN, A., (2026). Sodyum Hipoklorit ile Denim Giysi Efektlendirmenin Kumaşın Fiziksel Performansına Olan Etkisinin Farklı Makine Öğrenmesi Teknikleri Kullanılarak Tahminlenmesi. Çukurova Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi Dergisi, 41(3), 723-736.*

ÖZ

Denim kumaş, sağladığı konfor, yüksek katma değeri ve artan tüketici talebi nedeniyle giysilik dokuma ürünleri arasında önemli bir yere sahiptir. Denim kumaşlara farklı görünüm ve özellikler kazandırmak amacıyla konfeksiyon sonrasında çeşitli mekanik ve kimyasal efektlendirme işlemleri uygulanmaktadır. Bu işlemler arasında yaygın olarak kullanılan sodyum hipoklorit ile ağartma prosesi, kimyasal ve ısıl etkileri nedeniyle özellikle doğal lif esaslı denim kumaşların fiziksel performansını olumsuz yönde etkileyebilmektedir. Üreticiler bu etkileri belirlemek amacıyla çoğunlukla ön denemelere veya deneyime dayalı yöntemlere başvurmaktadır. Bu çalışmada, kumaş ve proses parametreleri kullanılarak denim giysilerin önemli fiziksel performans özelliklerinin tahmini için farklı makine öğrenmesi yöntemleri geliştirilmiştir. Böylece hatalı üretimin veya ön deneme sayısının azaltılmasıyla verimli ve sürdürülebilir üretimin sağlanması amaçlanmıştır. Sonuçlar, özellikle XGBoost ve Rastgele Orman modellerinin değerlendirilen çıktıların çoğunda %15'in altında OMYH değerleri ile düşük hata oranları sağladığını göstermiştir.

Prediction of the Effects of Sodium Hypochlorite-Based Denim Garment Finishing on Fabric Physical Performance Using Different Machine Learning Techniques

Article Info

Received : 21.07.2026
Accepted : 23.09.2026
DOI: 10.21605/cukurovaumfd.1971595

Corresponding Author

Ebru ÇALIŞKAN
clskn.ebruu@gmail.com

Keywords

Denim
Effecting
Sodium hypochlorite
Prediction
Machine learning

***How to cite:** ÇALIŞKAN, E., BALCI, O., KALKAN, İ.E., ŞAHİN, C., AYDIN, A., (2026). Prediction of the Effects of Sodium Hypochlorite-Based Denim Garment Finishing on Fabric Physical Performance Using Different Machine Learning Techniques. Cukurova University, Journal of the Faculty of Engineering, 41(3), 723-736.*

ABSTRACT

Denim fabric is one of the most demanded woven apparel materials due to its comfort, high added value, and increasing consumer demand. Various mechanical and chemical finishing processes are applied after garment manufacturing to obtain different visual effects and functional properties. Among these processes, sodium hypochlorite bleaching is one of the most widely used treatments; however, its combined chemical and thermal effects may adversely affect the physical performance of denim fabrics, particularly those made from natural fibers. Manufacturers generally rely on trial-and-error approaches or experience-based decisions to evaluate these effects. In this study, different machine learning techniques were developed to predict the key physical performance properties of denim garments using fabric and process parameters. The proposed approach aims to reduce trial production, prevent defective products, and support a more efficient and sustainable manufacturing process. The results showed that, particularly, the XGBoost and Random Forest models achieved low error rates, with MAPE values below 15% for the majority of the evaluated outputs.

1. GİRİŞ

Denim, tekstil alanında çoğunlukla pamuk esaslı ipliklerden üretilen ve dimi dokuma yapısı ile karakterize edilen bir kumaş türü olarak ele alınmaktadır. Geleneksel üretim sürecinde çözgü ipliklerinin indigo boyarmaddesi ile renklendirilmesi, atkı ipliklerinin ise doğal hâlde bırakılması, kumaşın ön ve arka yüzü arasında belirgin bir renk farkı oluşmasına neden olmaktadır. Bu yapıda sıklıkla tercih edilen çözgü ağırlıklı dimi örgü düzeni, denim kumaşa hem mekanik dayanıklılık kazandırmakta hem de kullanım süreci boyunca ortaya çıkan kendine özgü yüzey değişimlerini mümkün kılmaktadır. Lif bileşimi, iplik özellikleri ve dokuma parametreleri birlikte değerlendirildiğinde, denim kumaşın uzun ömürlü kullanım ve zamana bağlı estetik görünüm sunan bir tekstil ürünü olduğu görülmektedir [1]. Denim giysi üretiminde dikim sonrası uygulanan terbiye (yıkama/efektlendirme) işlemleri, ürünün hem estetik görünümünü hem de kullanım konforunu belirleyen en temel aşamadır. Bu süreç, kumaş üzerindeki haşılın sökülmesi ile başlayıp, kumaşa istenen renk tonunu vermek amacıyla yapılan ağartma ve doku üzerinde eskitme etkisi yaratan taş yıkama gibi mekanik işlemleri kapsamaktadır. Özellikle ponza taşları veya selülaz enzimleri ile yapılan mekanik ve kimyasal aşındırmalar, denime o klasik 'vintage (eskitme)' havasını kazandırırken; bıyık ve zımpara gibi lokal efektlendirme teknikleriyle giysiye derinlik katılmaktadır. Günümüzde ise bu geleneksel yöntemlerin yerini, kimyasal ve su tüketimini minimize eden lazer teknolojileri ve sürdürülebilir diğer yıkama metotları almaktadır [2].

Denim giysiler 19.yy da dayanıklı kumaş yapısıyla dikkat çekmiş daha sonrasında estetik görünümüyle tüm moda akımlarının vazgeçilmez bir parçası haline gelmiştir. 2025 yılında Türkiye'nin denim giysi ihracatı, hazır giyim sektörü içerisindeki önemli konumunu sürdürmüş ve yıl genelinde yaklaşık 1,4 milyar ABD doları düzeyinde gerçekleşmiştir. İstanbul Hazır Giyim ve Konfeksiyon İhracatçıları Birliği'nin (İHKİB) Ocak–Aralık dönemine ilişkin verilerine göre, Türkiye denim ürünlerini başta Avrupa pazarı olmak üzere geniş bir coğrafyaya ihraç etmeye devam etmiş; ihracatın büyük bölümü ilk 10 ana ticaret ortağı tarafından gerçekleştirilmiştir. Özellikle Hollanda 266,8 milyon ABD doları ile en büyük pazar konumunu korurken, İspanya ve diğer Avrupa ülkeleri de Türkiye'nin temel ihracat destinasyonları arasında yer almıştır. Bu görünüm, Türkiye'nin güçlü üretim altyapısı, kalite odaklı imalat kapasitesi ve Avrupa pazarına yakınlığı sayesinde küresel denim tedarik zincirindeki stratejik rolünü sürdürdüğünü ortaya koymaktadır [3].

Tekstil sektöründe önemli bir paya sahip olan denim giysiler, konvansiyonel tekstil ürünlerine kıyasla üretim süreçleri açısından belirgin farklılıklar göstermektedir. Bu farklılıklar; iplik boyama, dokuma, konfeksiyon ve son işlemler gibi üretimin çeşitli aşamalarında ortaya çıkmakta olup, denim ürünleri diğer hazır giyim ürünlerinden ayıran temel unsurlar arasında yer almaktadır. Özellikle konfeksiyon aşamasından sonra uygulanan yıkama ve efektlendirme prosesleri, denim giysilerin karakteristik görünümünü, tutumunu ve performans özelliklerini belirleyen en önemli üretim adımıdır [2,4,5] Denim giysilere uygulanan mekanik ve kimyasal işlemler aracılığıyla, halka efekti sayesinde iplik yüzeyine bağlanan indigo boyar madde uzaklaştırılarak giysiye (kumaşa) efekt kazandırılmakta ve rengin açılması (efekt alması) sağlanmaktadır. Denim kumaşların yıkama ve kullanım sonrası kazandığı karakteristik estetik görünüm, büyük oranda boyama aşamasında iplik üzerinde gerçekleşen teknik bir özelliğe dayanmaktadır. 'Halka boyama' olarak adlandırılan bu süreçte, indigo boyarmaddesi pamuk liflerinin merkezine tam olarak nüfuz etmeyerek, sadece ipliğin dış çeperinde tutunmaktadır. İpliğin merkezinin (çekirdeğinin) boyanmadan beyaz kalmasıyla sonuçlanan bu yapısal özellik; taş yıkama, ağartma veya lokal zımparalama gibi bitim işlemleri sırasında yüzeydeki mavi katmanın aşınmasına ve alttaki beyaz liflerin kontrollü bir şekilde açığa çıkmasına imkân tanımaktadır. Dolayısıyla denimin kendine has renk geçişleri ve eskitilmiş görünümü, iplik merkezindeki bu boyasız alanın bir fonksiyonu olarak ortaya çıkmaktadır [2].

Efekt kazandırmak amaçlı uygulanan bu prosesler, uygulama sonrası giysinin performansı üzerinde de oldukça etkilidir. Bu etkinin tespiti için birçok akademik araştırma çalışması yürütülmüş ve çeşitli yayınlarda raporlanmıştır Dalbaşı ve Kayseri, farklı yıkama ve ağartma işlemlerinin denim kumaşların fiziksel özellikleri üzerindeki etkilerini inceledikleri çalışmalarında, taş yıkama ve kimyasal ağartma uygulamalarının kumaş gramajında azalmaya ve kopma mukavemetinde düşüşe neden olduğunu ortaya koymuşlardır [6]. Benzer şekilde, Khan ve Mondal, taş-ağartma işlemi uygulanmış denim giysilerde çekme dayanımı ve uzama değerlerinin, işlem görmemiş denimlere kıyasla belirgin şekilde azaldığını raporlamışlardır [7]. Farklı ağartma yöntemlerinin denim performansına etkisini karşılaştırmalı olarak ele alan Du ve ark., lazer ağartma ve konvansiyonel kimyasal ağartma işlemlerinin her ikisinin de denim

kumaşların mekanik özelliklerini etkilediğini, ancak konvansiyonel ağartma yöntemlerinin lif hasarını daha fazla artırarak kopma ve yırtılma mukavemetinde daha yüksek kayıplara yol açtığını belirtmişlerdir [8]. Ayrıca, Yıldırım ve ark., endüstriyel yıkama ve ağartma proseslerinin denim kumaşlarda renk açılması ile hava geçirgenliği ve yüzey özelliklerinde değişime neden olduğunu, bu durumun giysi konforu ve kullanım performansı açısından dikkate alınması gerektiğini vurgulamışlardır [9]. Benzer şekilde, Oğulata ve Nergis, farklı endüstriyel yıkama proseslerinin denim kumaşların fiziksel ve mekanik performansı üzerindeki etkilerini incelemiş; özellikle taş yıkama ve ağartma uygulamalarının kopma ve yırtılma mukavemeti ile elastikiyet özelliklerinde önemli değişimlere neden olduğunu bildirmişlerdir [10]. Bu çalışmalar genel olarak değerlendirildiğinde, denim kumaşlara uygulanan efektlendirme ve ağartma işlemlerinin yalnızca estetik bir görünüm sağlamakla kalmayıp, aynı zamanda kumaşın mekanik dayanımı, fiziksel yapısı ve uzun süreli kullanım performansı üzerinde belirleyici bir rol oynadığı anlaşılmaktadır.

Bu işlemler, her ürünün kendine özgü ve tekil bir görünüme sahip olmasına olanak tanımaktadır, denim giysileri katma değerli kılan en önemli unsur da budur. Sodyum hipoklorit (NaOCl), denim kumaşların ağartılmasında yaygın olarak kullanılan bir kimyasaldır. Bu uygulama, indigo boyar maddesinin kromofor yapısının oksidatif yıkımı yoluyla kumaşın rengini açarak "eskitilmiş" bir görünüm kazandırmayı amaçlamaktadır [8]. Ancak, işlem parametrelerinin dikkatli bir şekilde kontrol edilmemesi durumunda kumaşın fiziksel performansı üzerinde istenmeyen etkiler ortaya çıkabilmektedir [9]. Sodyum hipokloritin proses şartlarında kullanım miktarı, süresi ve seviyesi konusunda tamamen edinilmiş tecrübeye dayalı bir reçete uygulaması gerçekleşmektedir. Bu konuda yönetici/operatör tecrübesi ve inisiyatifiyle süreç yönetilmektedir. Son yıllarda tekstil sektöründe süreç optimizasyonu, kalite kontrol, hata tespiti ve sürdürülebilir üretim hedefleri doğrultusunda yapay öğrenme (machine learning, ML), yaygın bir şekilde kullanılmaya başlanmış olsa da sodyum hipoklorit ağartmalarda kullanımına rastlanmamaktadır. Oysaki, özellikle yapay sinir ağları (YSA), çok değişkenli ve deneyime dayalı süreçlerde karar destek sistemi olarak başarılı bir şekilde kullanılabilmektedir. YSA modelleri, geçmiş üretim verilerini analiz ederek, optimum kimyasal dozajı, işlem süresi ve sıcaklık gibi parametrelerin tahminini gerçekleştirebilir [11]; böylece insan inisiyatifine dayalı değişkenliği azaltarak daha sürdürülebilir ve standart bir üretim elde edilmesine olanak tanımaktadır.

Son yıllarda, yapay zeka ve makine öğrenimi teknikleri tekstil alanında kalite kontrol ve kumaşın fiziksel performans özelliklerini tahmin etmek için de yaygın şekilde kullanılmaktadır. Buna paralel olarak, tekstil kalite kontrol süreçlerinde görüntü analizi, istatistiksel proses kontrol ve deney tasarımı gibi veri odaklı yöntemlerin kullanımına yönelik çalışmalar da artış göstermiştir [12]. Örneğin, makine öğrenmesi modelleri kullanılarak havlu kumaşların kopma mukavemeti, hava geçirgenliği ve hidrofilite gibi fiziksel özelliklerinin yüksek doğrulukla tahmin edilebildiği gösterilmiştir [13]. Benzer şekilde, iplik kalite özelliklerinin görüntü analizi ile objektif olarak değerlendirilebildiği ve deney tasarımı yöntemlerinin kumaş performans özelliklerinin analizinde etkin biçimde kullanılabildiği bildirilmiştir [14]. Ayrıca, yapay zeka tabanlı sistemler pamuklu ve karışım dokuma kumaşların kopma mukavemeti gibi kritik performans değerlerinin tahmininde regresyon, yapay sinir ağları ve diğer öğrenme algoritmalarının etkinliğini ortaya koymuştur, bu da manuel fiziksel testlere duyulan ihtiyacı azaltabilmektedir [15]. Sistematik bir derleme çalışması da, çekme dayanımı, elastikiyet ve bükülme gibi mekanik davranış özelliklerinin tahmininde derin öğrenme ve diğer yapay zeka yaklaşımlarının yüksek doğruluk performansı sergilediğini ve bu yöntemlerin tekstil performans tahmininde önemli bir araç haline geldiğini raporlamıştır [16]. Bu teknolojilerin sodyum hipoklorit gibi yüksek riskli kimyasal uygulamalara entegre edilmesi, proses güvenliğini artıracağı gibi çevresel etkilerin de azaltılmasına katkı sağlayacaktır. Kimyasal ağartma proseslerinin daha veri temelli, tekrarlanabilir ve sürdürülebilir bir hale getirilmesi oldukça önemlidir. Yapay öğrenme teknikleri sayesinde operatör bağımlılığının azaltılması, deneysel Ür-Ge maliyetlerin düşürülmesi ve proses çıktılarının daha hassas şekilde kontrol edilebilmesi mümkündür. Böylece, denim üretiminde üretim süreçlerinin kontrolü dijitalleştirilerek hem ürün kalitesi hem de çevresel kaygılar açısından daha kararlı bir üretim sistemine katkı sağlanabilecektir.

Bu çalışmada; denim giysi üretimindeki yapay öğrenme odaklı performans tahmini konusundaki eksiklerin kapatılması ve bu alanda gelişme kaydedilmesi amaçlanmıştır. Farklı yapay öğrenme teknikleri kullanılarak denim giysilere uygulanan sodyum hipoklorit ile yapılan efektlendirme işleminin kumaşın fiziksel performansı (kalitesi) üzerindeki etkisinin tahmin edilmesi hedeflenmiştir.

2. MATERYAL VE METOT

2.1. Materyal

Çalışma kapsamında 50 adet, farklı konstrüktif özelliğe sahip, denim özellikli dokuma kumaş kullanılmıştır. Kumaşın denim özellikli olması demek, çözgü ipliğinin indigo boyarmadde ile renklendirilmiş, atkı ipliğinin beyaz ve yapının dokuma tekniği ile elde edilmesi anlamına gelmektedir [17]. Bu denim kumaşlar seçilirken 5 temel kumaş özelliği kriter olarak referans alınmıştır. Bu 5 kumaş özelliği ve alt seviyeleriyle birlikte, kumaş girdisi oldukça geniş bir tabanda genelleştirilebilmiştir. Bu da modellerin yaygın etkisi ve başarısı için önemli olmuştur.

Kriter 1-Kumaş (çözgü ipliği) rengi: Seçilecek kumaşların tamamının renklendirilmesi indigo boyarmadde ile yapılmış olup, üç ayrı teknik kullanılmıştır. Bunlar saf indigo, bottom ve top boyama teknikleri olarak tanımlanmaktadır. Saf indigo boyamada, çözgü iplikleri yalnızca indigo boyarmadde kullanılarak boyanmakta ve iplik kesitinde belirgin bir halka boyama yapısı oluşmaktadır. Bottom boyama tekniğinde, indigo boyamaya ek olarak iplikler önceden açık renkli bir boyarmadde (genellikle sülfür) ile boyanmakta, ardından üzerine indigo uygulanmaktadır; bu sayede iplik çekirdeğinde ek bir renk tabakası oluşturulmaktadır. Top boyama tekniğinde ise indigo boyamadan sonra ipliklere ikinci bir boya uygulanmakta ve iplik yüzeyinde ilave bir renk katmanı elde edilmektedir. Bu üç teknik arasındaki temel fark, indigo boyarmaddenin iplik kesitindeki konumu ve yardımcı boyaların uygulama sırasıdır; bu durum, denim kumaşların yıkama ve ağartma işlemleri sonrası renk açılma davranışını ve efekt karakterini doğrudan etkilemektedir [2].

Kriter 2-Boyama makinesi tipi: Slasher ve halat boyama makineleri ile renklendirilen tipler seçilmiştir. Slasher boyamada çözgü ipliği açık en halinde ve tek tek yan yana dizili şekilde boyanırken, halat boyamada 350-400 adet iplikten oluşan ve bu şekildeki 36 adet halatın yan yana geldiği materyal boyanmaktadır [17]. Bu iki tekniğin efekt alabilme ve efekt sonrası renk derinliğindeki olası etkisi sebebiyle değişken olarak kabul edilmiş ve iki yöntemle renklendirilmiş kumaşlar tercih edilmiştir.

Kriter 3-Kumaş elastikiyeti: Denim kumaşlar için en önemli seçim kriterlerinden birisidir. Giyim konforunu direkt olarak etkileyen bir kriter olup, elastikiyet performansı ve kalıcılığı yaş-ısıl proseslerden etkilenme potansiyeline sahiptir [18]. Bu ana kriter rijit (elastan içermeyen), konfor (%18-25 elastikiyete sahip), power elastik (%30-40 elastikiyete sahip), süper elastik (%40-60 elastikiyete sahip) olarak tanımlanmıştır.

Kriter 4-Kumaş gramajı: Denim kumaşların en yaygın tanımlayan 8 onz-12 onz aralığındaki tipler seçilmiştir.

Kriter 5-Kumaş konstrüksiyonu: Çalışma kapsamında farklı dokuma konstrüksiyonlarına sahip denim kumaşlar kullanılmıştır. Kullanılan kumaşlar 3/1 Z dimi, 3/1 S dimi, 2/1 Z dimi, 4/1 saten ve 3/1 kırık dimi konstrüksiyonlarından oluşmaktadır. Farklı konstrüktif özelliklere sahip kumaşların çalışmaya dahil edilmesiyle, veri setinin farklı dokuma yapısına sahip denim kumaşları kapsaması sağlanmıştır.

Çalışma için yukarıdaki 5 temel kriterde, 50 adet farklı denim dokuma kumaş temin edilmiştir.

2.2. Metot

Deneysel çalışma aşağıdaki sistematikte ve uygulama adımları izlenerek yürütülmüştür.

Adım 1. Kumaş temini: Ham kumaşı temsil etmektedir. Çalışmada kullanılan denim kumaşlar, herhangi bir yıkama, ağartma veya efekt işlemi uygulanmamış, yalnızca dokuma ve indigo boyama aşamalarını tamamlamış halde temin edilmiştir. Ağartma proseslerinin etkilerini değerlendirebilmek amacıyla farklı yapı ve özelliklere sahip toplam 50 tip denim kumaş, deney planına uygun olarak seçilmiştir. Bu kumaşlar Bölüm 2.1'de tanımlanan 4 kriteri geniş şekilde temsil edecek şekilde seçilmiştir.

Adım 2. Konfeksiyon: Temin edilen denim kumaşların tamamına, endüstriyel koşulları temsil edecek şekilde kesim ve dikim işlemleri uygulanarak konfeksiyon süreçleri tamamlanmış ve deneysel çalışmada kullanılacak denim giysiler hazırlanmıştır.

Adım 3. Kuru efektlendirme prosesleri (zemin hazırlık): Denim giysi üretim proseslerinde, dikim işlemi sonrasında ürünlere lokal efekt kazandırmak ve ağartma işlemleri için yüzeyde homojen bir zemin oluşturmak amacıyla kuru efektlendirme prosesi uygulanmıştır. Bu kapsamda, VAV marka 900 Power model lazer makinasında, tüm ürünlere aynı desen, 32 DPI çözünürlük ve 60 lazer gücü kullanılarak lazer efektlendirme işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu işlem sırasında kumaş yüzeyindeki indigo boyar maddesi lazer etkisiyle kısmen uzaklaştırılmış ve zemin diğer işlemlere hazırlanmıştır.

Adım 4. Ön işlemler: Çalışma kapsamında, 50 tip denim kumaştan elde edilen ve lazer ile kuru işlem uygulanmış giysi panelleri, ağartma prosesleri öncesinde standart olarak zemin ağartma (ön yıkama) işlemine tabi tutulmuştur. Uygulanan ön işlem, belirlenen parametreler doğrultusunda gerçekleştirilmiş; bu kapsamda kumaş yüzeyinin işleme hazırlanması amacıyla 200 Litre su kullanılarak 50°C sıcaklıkta ve 5 dakika süreyle ön yıkama yapılmış, işlem sırasında 2,5 mL/L amilaz enzimi ve 5 mL/L kırık önleyici kimyasal ilave edilmiştir. Bunu takiben, kumaş yüzeyinde mekanik etki oluşturmak amacıyla 100 Litre su ile 15 dakika süreyle taş yıkama işlemi uygulanmış; bu aşamada 150 kg ponza taşı ve 0,2 L/L yumuşatıcı kullanılmıştır. Devamında, 200 Litre su ile 50°C sıcaklıkta ve 10 dakika süreyle gerçekleştirilen işlem sırasında 2,5 mL/L nötr selülaz enzim ilave edilmiştir. Son olarak ise herhangi bir kimyasal madde eklenmeksizin 20 litre su ile 5 dakika süreyle durulama işlemi yapılarak ön işlemler tamamlanmıştır. Tüm bu prosesler Şekil 1'de gösterilen, endüstriyel tipte tamburlu yıkama makinasında (TOLKAR Smartex 3430) gerçekleşmiştir.

Adım 5. Hipoklorit ile ağartma prosesleri: Ön işlemleri tamamlanan denim giysilere, Çizelge 1'de verilen deney planı doğrultusunda 50°C sabit sıcaklıkta sodyum hipoklorit (NaOCl) kullanılarak ağartma prosesleri uygulanmış ve farklı ağartma parametrelerinin denim kumaşların fiziksel performansı üzerindeki etkileri incelenmiştir.



Şekil 1. Tamburlu Yıkama Makinesi (Baykan Denim)

2.2.1. Ağartma Deneyleri ve Veri Toplama

Adım 5 olarak tanımlanan prosesler çalışmanın temelini teşkil edecek verinin sağlandığı deneysel uygulamaları içermektedir. Sodyum hipoklorit ağartma prosesinde 24 farklı yıkama reçetesi için bir deney tasarımı oluşturulmuştur. Denim efektlendirme üzerinden etkisinin en yüksek olduğu düşünülen ve daha önce rapor edilmiş değişkenler "süre, konsantrasyon ve yıkama tekrarı" olmuştur [7]. Bu öznitelikler ve seviyeleri Çizelge 1'de gösterilmiştir. Tam faktöriyel bir deney tasarımı oluşturulmuştur.

Çizelge 1. Deneysel tasarım

Değişken	Seviye			
Ağartma prosesi döngü sayısı	1	2	-	-
Süre (dakika)	3	5	7	-
Ağartıcının konsantrasyonu (mL/L)	10	15	20	25

Uygulamalar 50°C sıcaklığında, Şekil 1'de gösterilen makinede, gerçek işletme şartlarında yapılmıştır. Uygulamalar Baykan Denim Ar-Ge Merkezi alt yapısındaki üretim makineleri kullanılarak yapılmıştır.

Çizelge 1'e göre hazırlanan 24 reçete, Adım 5 kapsamında, Adım 2-3-4 ile işlem görmüş 50 tip numune panel üzerine uygulanmış, sonucunda da 1200 adet efektlendirilmiş denim panel numunesi elde edilmiştir. Adım 4 (Bölüm 2.2) sonunda elde edilmiş (zemin ve ön yıkamaları tamamlanmış) ve Adım 5 sonucunda üretilen 1200 numunenin performansını tespit etmek amacıyla çeşitli fiziksel testler uygulanmıştır. Bu kapsamda, gramaj (gr/m^2), elastikiyet (%), potluk (%), kopma mukavemeti (kgF) ve yırtılma mukavemeti (cN) testleri gerçekleştirilmiştir. Uygulanan bu testlerin standartları Çizelge 2'de gösterilmiştir.

Çizelge 2. Uygulanan fiziksel test ve standart bilgileri

Test adı	**İlgili standart**
Gramaj (gr/m^2)	ASTM D 3776
Yırtılma mukavemeti- Çözgü (cN)	EN ISO 13937-1:2000
Yırtılma mukavemeti- Atkı (cN)	EN ISO 13937-1:2000
Kopma mukavemeti- Çözgü (kgF)	TS EN ISO 13934-1
Kopma mukavemeti- Atkı (kgF)	TS EN ISO 13934-1
Elastikiyet (%)	BS 4952
Potluk (%)	ASTM D3107

Belirlenen deney planı (Bölüm 2.2.1) ile kontrollü bir şekilde elde edilen 1200 adet veri elde edilmiştir. Girdi-çıktı yapısı tasarımından önce, denemeler ve testlerden sonra elde edilen veri setinde sürekli değişkenlerin bazı tanımlayıcı özet bilgileri Çizelge 3'te verilmiştir.

Çizelge 3. Tanımlayıcı istatistikler (Sürekli değişkenler)

Değişken	**Sayı**	**Ortalama**	**Std.**	**Min.**	**25%**	**50%**	**75%**	**Max.**
Onz (yd)	1200	10.64	1.91	6	9.5	10.5	11.5	14.7
İplik numarası (Ne)	1200	11.15	5.19	5.6	8	9	14	30
Sıklık (tel/cm)	1200	19.60	5.14	15	16	18	20.5	42
Elastikiyet (%)	1200	41.94	32.80	0	6	37	70	95
Gramaj (g/m^2)	1200	352.44	61.56	206	325	347.5	388	513
Yırtılma mukavemeti atkı (cN)	1200	4155.14	1182.81	2425	3321	4082.5	4750	8861
Yırtılma mukavemeti çözgü (cN)	1200	4882.96	1221.36	1900	3980	5128	5871	6780
Kumaş elastikiyet (%)	1200	28.48	21.51	2	8	21	52	72
Kumaş potluk (%)	1200	2.28	1.39	0	2	2	2	8
Kopma mukavemeti atkı (kgf)	1200	44.76	12.63	27	35	42	51	80
Kopma mukavemeti çözgü (kgf)	1200	88.22	17.09	56	77	87	96	124
Ağartma tekrarı	1200	1.50	0.50	1	1	1.5	2	2
Süre (dakika)	1200	6	0.82	5	5	6	7	7
Konsantrasyon (mL/L)	1200	27,50	5,59	20	23,75	27,50	31,25	35
Gramaj (g/m^2) *	1200	403.36	67.10	237	371	417	450	537
Yırtılma mukavemeti atkı (cN) *	1200	2503.68	883.18	395	1859.2	2347	3025.25	5717
Yırtılma mukavemeti çöz. (cN) *	1200	3781.31	935.75	1234	3100	3890	4466	9912
Kopma mukavemeti atkı (kgf) *	1200	34.94	15.74	8	23	30	44	91
Kopma mukavemeti çözgü (kgf) *	1200	68.30	18.88	20	54.75	68	81	124
Elastikiyet (%) *	1200	46.85	32.10	4	20	42	76	98
Potluk (%) *	1200	5.39	2.35	2	4	6	8	8

(Std.=Standart sapma, Min.=En küçük, Max.=En büyük,)
** Proses sonrası ölçülen değerleri temsil eden değişkenler*

Çizelge 3'te sürekli değişkenlere ilişkin bilgiler yer alırken Çizelge 4'te veri setinde yer alan kategorik değişkenler gösterilmiştir. Bu çizelgede bu değişkenlerde yer alan kategoriler ve veri setinde görülme sıklıkları özetlenmiştir. Çizelge 3 ve Çizelge 4'de görüldüğü üzere veri setinde hem kumaş yapısal özelliklerine ilişkin hem de proses koşullarına ilişkin değişkenler yer almaktadır. Yapısal değişkenlerden iplik numarası, sıklık, gramaj ve elastanlık parametrelerindeki dağılım, farklı konstrüksiyon ve esneklik özelliklerine sahip kumaş tiplerinin birlikte yer aldığını göstermektedir. Mekanik dayanım özelliklerinde atkı ve çözgü yönündeki kopma ve yırtılma mukavemetlerinin geniş varyasyon sergilemesi, kumaş performansının hem yapısal özelliklere hem de uygulanan proses koşullarına duyarlı olduğunu ortaya koymaktadır.

Çizelge 4. Kategorik değişkenlerin değerleri ve görülme sıklıkları

Değişken: Boyama tipi		**Değişken: Dokuma türü**	
Değer	**Frekans**	**Değer**	**Frekans**
Halat	888	*3/1 Z*	936
Slasher	264	*3/1 S*	192
İndigo	48	*2/1 Z*	24
		4/1 Saten	24
		3/1 Kırık dimi	24
Toplam	1200	**Toplam**	1200

Proses parametrelerinde ağartma tekrarı, süre ve konsantrasyon değerlerinin farklı seviyelerde uygulanması, işlem şiddetinin numuneler arasında sistematik biçimde değiştirildiğini ve bu değişkenlerin çıktı performansları üzerinde etkili olabilecek nitelikte olduğunu düşündürmektedir. Çizelge 3'te aynı isimdeki bazı değişkenlerin proses öncesi ve sonrasına ilişkin ölçülen değerleri farklı değişkenler olarak gösterilmektedir. Buna göre proses sonrası gramaj, mukavemet değerleri, elastikiyet ve potluk değerlerinde gözlenen farklılıklar, ağartma işlemi sonrasında kumaş performans özelliklerinin önemli ölçüde değiştiğini göstermektedir. Özellikle dayanım ve elastikiyet parametrelerindeki yüksek değişkenlik proses etkisini belirginleştirirken, potluk değişkeninin daha sınırlı bir aralıkta yoğunlaşması bu özelliğin diğer performans kriterlerine kıyasla daha kararlı bir yapı sergilediğini işaret etmektedir. Genel olarak değerlendirildiğinde hem girdi hem de çıktı değişkenlerinde gözlenen bu çeşitlilik, modelleme çalışmalarında değişkenler arasındaki ilişkilerin öğrenilebilmesi ve güvenilir tahminler yapılabilmesi açısından veri setinin yeterli temsil gücüne sahip olduğunu ortaya koymaktadır.

2.2.2. Uygulanan Makina Öğrenme Yöntemleri

Farklı makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak koruyucu tahmin modelleri oluşturulmuş ve oluşturulan ağ tasarımları ile bu modeller beslenmiştir. Kullanılan makine öğrenmesi yöntemleri; lineer regresyon (LR), karar ağaçları regresyonu (Decision, Trees, DT), rastgele orman regresyonu (Random Forest, RF) ve aşırı gradyan ayırtma regresyonudur (Extreme Gradient Boosting, XGBoost). Buna ilave olarak sürekli değişkenler üretmeye uygun bir yapay sinir ağı (Artificial Neural Network, ANN) mimarisi de kıyaslama yaklaşımına eklenmiştir.

Doğrusal Regresyon

Doğrusal regresyon, temel olarak regresyon görevlerinde kullanılan ve sürekli bir sayısal çıktıyı tahmin ederek değer kestirimi yapan temel bir istatistiksel araçtır. Doğrusal regresyon modeli, sürekli bir bağımlı değişken (yanıt, y) ile bir veya daha fazla bağımsız değişken (açıklayıcı değişken, x) arasındaki ilişkiyi kurmayı amaçlamaktadır. Model, bu değişkenler arasında doğrusal bir ilişki olduğu varsayımına dayanmaktadır [19,20]. Birden fazla açıklayıcı değişkenin bulunduğu çoklu doğrusal regresyonda model:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \ldots + \beta_k x_k + \epsilon \quad (1)$$

Şeklinde ifade edilir (Eşitlik 1). Buradaki "doğrusal" ifadesi, yanıt değişkeni (y) ile açıklayıcı değişkenler (x'ler) arasındaki ilişkinin doğrusal olmasını değil, modelin parametreler (β katsayıları) açısından doğrusal olmasını ifade eder. ϵ ise ortalaması sıfır, varyansı bilinmeyen σ^2 olan rastgele hata terimidir [19]. Bir LR modelinin eğitimi, maliyet fonksiyonunu en aza indirecek en uygun parametre değerlerini (β veya θ katsayılarını) bulmayı içerir. Regresyon problemlerinde performans ölçütü olarak sıklıkla Ortalama Kök Hata Kareleri (Root Mean Square Error) kullanılmaktadır. Pratikte ise, aynı sonuca ulaştırdığı için genellikle Ortalama Hata Kareleri (OHK veya MSE) minimize edilmektedir. Doğrusal Regresyon modeli için MSE maliyet fonksiyonu [20]:

$$MSE(X, h_\theta) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} (\theta^T x^{(i)} - y^{(i)})^2 \quad (2)$$

En iyi doğrusal uyumu elde etmek için eğitim sürecinde genellikle En Küçük Kareler (Ordinary Least Squares) yöntemi kullanılmaktadır (Eşitlik 2). Doğrusal regresyon, sabit ve önceden belirlenmiş sayıda parametreye sahip olduğu için parametrik bir model olarak kabul edilmektedir [20,21].

Karar Ağaçları

Karar ağaçları, hem sınıflandırma (ayrık bir etiket tahmini) hem de regresyon (sürekli bir değer tahmini) görevlerini yerine getirebilen, akış şeması benzeri yapılardır [22]. Karar ağaçları, örnekleri kök düğümden başlayarak bir yaprak düğüme kadar yönlendirerek sınıflandırır; nihai tahmin bu yaprak düğümünde üretilmektedir. Her iç düğüm bir özellik üzerine yapılan bir testi temsil eder ve dallar bu özelliğin alabileceği değerlere karşılık gelmektedir. Ortaya çıkan yapı, özellik değerleri üzerindeki kısıtların birleşimlerini temsil etmektedir [23].

Karar ağaçlarının eğitiminde genellikle CART (Classification And Regression Tree) veya ID3 gibi algoritmalar kullanılmaktadır. Bu algoritmalar, yukarıdan aşağıya doğru işleyen, açgözlü (greedy) bir yaklaşım izleyen ve yinelemeli bölütleme kullanılan yöntemlerdir. Algoritma, en iyi bölünmeyi (bir özellik ve bir eşik değeri) bulmak için arama yapar; amaç, tanımlı bir maliyet fonksiyonunu en aza indirecek şekilde en saf alt kümeleri oluşturmaktır. Karar ağaçları regresyon görevlerinde OHK'nin minimize edilmesini hedefler [21,23].

Karar ağaçları, parametre sayısı eğitimden önce belirlenmediği ve yapı veriye göre uyum sağladığı için parametrik olmayan modeller olarak kabul edilmektedir. Bu esnek yapı, eğer model kısıtlanmaz ise, karar ağaçlarının eğitim verisine aşırı uyum gösterme eğiliminde olmasına neden olmaktadır. Ayrıca karar ağaçları doğası gereği eğitim verisindeki küçük değişikliklere karşı oldukça hassastır (istikrarsızlık); verideki ufak oynamalar bile tamamen farklı ağaç yapılarının oluşmasına yol açabilmektedir [21].

Rastgele Orman

Rastgele Orman (Random Forest, RF), bir grup bireysel tahmin edicinin, özellikle birden fazla karar ağacının, çıktılarını birleştirerek, tek bir tahmin ediciden daha üstün performans elde etmeyi amaçlayan bir topluluk öğrenmesi yöntemidir. Bu modeller, genellikle "bagging" (bootstrap aggregating) yöntemi kullanılarak oluşturulan çok sayıda uzmanlaşmış karar ağacının inşa edilmesini ve bu ağaçların çıktılarının birleştirilmesini içermektedir [22]. RF' ler sağlam, güvenilir ve geniş bir problem yelpazesine uygulanabilir pratik bir yaklaşım sunmaktadır.

Temel mekanizma, birden fazla karar ağacının eğitilmesine dayanır; her bir ağaç genellikle eğitim verilerinin rastgele seçilmiş bir alt kümesiyle eğitilmektedir. Ağaçlar arasında çeşitliliği artırmak için RF algoritması, düğüm bölme sırasında ek bir rastgelelik daha ekler: bir düğüm bölünürken tüm özellikler arasından en iyi özelliği seçmek yerine, yalnızca rastgele seçilmiş bir özellik alt kümesi içinde en iyi bölmeyi aramaktadır. Bu çeşitli ağaçların tahminlerinin ortalaması alınarak, RF modelleri varyansı azaltır ve bireysel karar ağaçlarında görülen yüksek varyans ve istikrarsızlık sorunlarını önemli ölçüde hafifletmektedir [21]. Bu geliştirilmiş sağlamlık sayesinde, RF'ler sınıflandırma ve regresyon problemlerin çoğu zaman başarılı sonuçlar üretebilirmektedirler.

Extreme Gradient Boosting

Extreme Gradient Boosting (XGBoost), Gradient Boosting Machines (GBM) yönteminin [20] yaygın olarak kullanılan bir uygulamasıdır. 2016 ve 2017 yıllarında, derin öğrenmeyle birlikte, yapılandırılmış veri problemlerinde rekabetçi makine öğrenmesinin en baskın yaklaşımlarından biri olmuştur. XGBoost, boosting ailesine ait bir topluluk öğrenmesi yöntemidir. Boosting yöntemleri, birden fazla temel model tahmin edicisini (genellikle karar ağaçları) ardışık olarak eğiterek nihai modeli kademeli şekilde inşa etmektedir. XGBoost'un uyguladığı Gradient Boosting'in temel fikri, her yeni tahmin edicinin kendisinden önceki modelin yaptığı artık hataları düzeltmesi üzerine kuruludur. Bu, yeni tahmin ediciyi bu hatalara uyacak şekilde eğiterek gerçekleştirilmektedir [22]. Boosting yöntemi, birçok zayıf temel öğreniciyi bir araya getirerek güçlü bir topluluk modeli oluşturmaktadır.

XGBoost, ardışık olarak yeni zayıf öğreniciler eklerken hata veya kayıp fonksiyonunu minimize etmek için gradyan inişi kullanmaktadır. Eğitim sürecinde, önceki modellerin yanlış sınıflandırdığı örneklerin öğrenilmesine özel bir vurgu yapılmaktadır. Bu ardışık ve odaklı yapı nedeniyle boosting, modeldeki yanlılığı azaltma eğilimindedir; ancak aşırı derecede güçlendirilmiş modeller aşırı uyuma yatkın olabilmektedir[20]. XGBoost, algısal olmayan ve yapılandırılmış veri setlerini işlemek için günümüzde mevcut en güçlü algoritmalardan biri olarak kabul edilmektedir.

Yapay Sinir Ağları

Bu çalışmada bir Yapay Sinir Ağı (Artificial Neural Network, ANN) alt kümesi olan Çok Katmanlı Algılayıcı (Multi-Layer Perceptron, MLP) regresyonu kullanılmış olup YSA ve MLP genellikle aynı anlamda kullanılmıştır. Bununla beraber MLP, bir giriş katmanı, bir veya daha fazla gizli katman ve bir çıkış katmanından oluşan, tamamen bağlı, ileri beslemeli bir YSA türüdür. Bir yapay sinir ağı iki veya daha fazla gizli katman içeriyorsa Derin Sinir Ağı (Deep Neural Network, DNN) olarak sınıflandırılır ve bu yapı derin öğrenmenin temelini oluşturmaktadır. Katmanların "derin" olarak adlandırılmasının nedeni, verinin giderek daha anlamlı ve hiyerarşik temsillerini öğrenmeleridir. Derin öğrenme bağlamında, her şey kavramsal olarak bir vektör (geometrik uzayda bir nokta) olarak temsil edilir ve her katman veriye basit bir geometrik dönüşüm uygulanmaktadır [20-22].

Regresyon problemleri için kullanılan tipik ağ mimarisi şunları içermektedir:

- *Gizli Katmanlar*: Bu katmanlar, Rectified Linear Unit (ReLU), Hiperbolik Tanjant (Tanh) gibi aktivasyon fonksiyonları kullanan doğrusal olmayan işlem birimleri içermektedir [24].
- *Çıkış Katmanı*: Skaler regresyon (örneğin ev fiyatı tahmini) için son katman genellikle tek bir birimden oluşur ve herhangi bir aktivasyon fonksiyonu kullanılmamaktadır.

Model, en yaygın olarak Ortalama Kare Hata (Mean Squared Error) (OKH) veya Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) (OMH) gibi bir maliyet fonksiyonunu minimize ederek eğitilmektedir. Eğitim sırasında kullanılan temel yöntem geri yayılım olup, kaybın ağ ağırlıklarına göre gradyanını verimli biçimde hesaplar ve bu sayede ağırlıkların gradyan inişi yoluyla yinelemeli olarak güncellenmesini sağlamaktadır [20-22]. Yapılandırılmış ve yapılandırılmamış veri setleri üzerinde başarılı bir şekilde çalışabilen YSA mimarileri önemli gelişmelere yol açmıştır.

2.2.3. Modelleme Yaklaşımı

Çalışmada Adım 1'de seçilen 50 adet ham kumaşın test edilmesi sonrası elde edilen fiziksel kalite test değerleri (Bölüm 2.2.1), Adım 1'de seçilen bu kumaşların bazı konstrüktif özellikleri, Adım 5'te uygulanan ve Çizelge 1'de gösterilen yıkama öznitelikleri girdi olarak kullanılmıştır. Çıktı olarak ise Adım 5 sonrasında elde edilen ve testleri yapılan efektli denim numunelerinin fiziksel test değerleri belirlenmiştir. Çizelge 5'te ele alınan probleme uygun girdi ve çıktı yapısı belirtilmiştir. Çizelge 5'te ham kumaş kalite değeri olarak tanımlanan, Adım 1'de seçilen 50 adet kumaşın kalite özelliklerini temsil eden değişkenler boyama tipi, kumaş ağırlığı (Onz/yd^2), iplik numarası (Ne), sıklık, dokuma türü (dimi örgü yapısı) seçilmiştir.

Çizelge 5. Probleme ilişkin değişken modelleme yapısı

Bağımsız değişkenler (Girdiler)	Boyama tipi Elastiklik (%) Onz/yd^2 İplik numarası (Ne) Sıklık (tel/cm) Dokuma türü Ağartma sayısı (adet) Süre (dakika) Konsantrasyon (mL) Ham kumaş kalite değeri (*)
Bağımlı değişkenler (Çıktılar)	Gramaj (gr/m^2) Yırtılma mukavemeti- Atkı (cN) Yırtılma mukavemeti –Çözgü (cN) Kopma mukavemet- Atkı (kgf) Kopma mukavemet- Çözgü (kgf) Elastikiyet (%) Potluk (%)

** İlgili bağımlı değişkenin proses öncesi değerlerini ifade eden değişkeni göstermektedir.*

Çizelge 5'te görüldüğü gibi çalışmada, bu girdilerden yararlanılarak, 7 farklı fiziksel kalite çıktısını tahmin etmek üzere, beş ayrı makine öğrenmesi yöntemi ile tahmin modelleri kurulmuştur. Bu amaçla, makine

öğrenmesi modellerinin eğitilmesinde kullanılmak üzere girdi setine dayalı model tasarımı oluşturulmuştur. Model tasarımında kullanılan girdi–çıktı değişkenleri Çizelge 5'te gösterildiği şekilde özetlenmiştir. Tasarım yapısının, 7 ayrı çıktı değişkeni ile eşleştirilmesi sonucunda toplam 5 adet bağımsız model geliştirilmiştir. Her çıktı bağımsız bir değer olarak modellenmiştir.

3. SONUÇLAR

3.1. Eğitim ve Doğrulama

Model, belirlenen beş makine öğrenmesi tekniği kullanılarak ayrı ayrı eğitilmiş ve elde edilen sonuçlar test veri seti üzerinden değerlendirilmiştir. Modelin doğrulama performans karşılaştırmalarında, tahmin doğruluğunu en iyi yansıtan ölçütlerden biri olan Ortalama Yüzde Mutlak Hata (Mean Absolute Percentage Error) (OMYH) metriği dikkate alınmıştır.

Doğrulama çalışması ile optimum hiper parametre düzeninin seçilmesi sağlanmıştır. Bir hiper parametre doğrudan modele ait olmayan değeri öğrenme süreci tarafından optimize edilemeyen parametresidir. Bu nedenle, eğitimden önce belirlenmesi gerekir ve eğitim süresince sabit kalması gerekmektedir [24]. Bu çalışmada özellikle çok hiper parametre barındıran 3 yöntem için parametre ayarlaması yapılmıştır: RF, xGBoost, YSA. Optimizasyon yöntemi olarak 3 katlı çapraz doğrulama ızgara araştırma yöntemi kullanılmıştır. Izgara araştırma yöntemi ise belli bir sezgisel çerçevesinde veya yaygın kullanıma göre aday hiper parametrelerin belirlenmesi ve tüm adaylarla oluşturulabilecek kombinasyonların tamamının denenmesi ve sonuçların karşılaştırılması şeklindedir. Bununla beraber modellerin kıyaslanmasında bir defalık denemelerde oluşabilecek yanılmaları azaltabilmek için çapraz doğrulama yöntemine başvurulmaktadır. Çapraz doğrulamada, mevcut eğitim seti tekrarlı olarak rassal ve eşit parçalara bölünmekte, her yinelemede bir parça dışarıda bırakılarak model kalan parçalarla eğitilmekte ve dışarıda bırakılan parça kullanılarak performans metriği elde edilmektedir [25].

Tüm hiper parametrelerin, tüm bağımsız modeller ve tüm çıktılar için ayarlanabilmesi amacıyla özellikle ölçeklenebilir bir yönteme ihtiyaç duyulmuştur. En genelleştirilebilir yöntem olmasından dolayı hiper parametre araştırmasında veri setinin rassal bölündüğü senaryodaki eğitim seti dikkate alınmıştır. Hiperparametre ayarı, çalışmada ele alınan model kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada XGBoost modelleri için dört temel hiper parametre ele alınmıştır. Bunlardan Ağaç Sayısı, modelin oluşturacağı ağaç sayısına işaret etmektedir. Değerlerin yükselmesi daha karmaşık modeller oluşacağı yönünde yorumlanmaktadır. Değerin yüksek belirlenmesi aşırı öğrenme sorununu getirebilmektedir. Bu çalışmada 100, 200 ve 300 değerleri için araştırılmıştır. Öğrenme Oranı, her ağacın toplamdaki modele olan katkı miktarını ifade etmektedir. Yavaş veya hızlı öğrenme durumlarını kontrol etmektedir. Bu hiper parametre 0.01, 0.1 ve 0.2 değerleri için denenmiştir. Maksimum Ağaç Derinliği, oluşturulan karar ağaçlarının en fazla kaç derinliğe sahip olacağını belirlemektedir. Bu çalışmada 3, 5 ve 7 değerleri için sonuçlar değerlendirilmiştir. Oluşturulan ağaçların dallara ayrılma noktasında gereken kayıp değeri azalmasını Minimum Bölünme Kazancı yani gamma hiper parametresi ile belirlenmekte olup, 0 kolayca dallara ayrılabilirliğe işaret etmektedir. Her bir bağımlı değişken bazında oluşturulan XGBoost modellerine ait optimum değerler Çizelge 6'da gösterilmiştir.

Çizelge 6. XGBoost için optimum hiper parametre değerleri (3 katlı çapraz doğrulama)

Model	Ağaç sayısı [100,200,300]	Öğrenme oranı [0.01, 0.1, 0.2]	Maks. derinlik [3, 5, 7]	Gamma [0, 0.1 0.2]
Gramaj (g/m^2)	100	0.1	3	0
Yırtılma mukavemeti- Atkı (cN)	100	0.2	3	0
Yırtılma mukavemeti- Çözgü (cN)	100	0.1	3	0
Kopma mukavemeti- Atkı (kgf)	100	0.1	3	0
Kopma Mukavemeti- Çözgü (kgf)	100	0.1	3	0
Elastikiyet (%)	100	0.1	3	0
Potluk (%)	100	0.1	3	0

Rastgele Orman algoritması için Ağaç Sayısı oluşturulan ormandaki ağaçları ifade etmektedir. Bu çalışmada 100, 200 ve 300 değerleri denenmiştir. Maksimum Özellik Sayısı her bir ağaçta düğüm bölümlenmesinde kullanılan öznitelik sayısının hesaplanmasını göstermektedir. Bu anlamda sqrt öznitelik sayısının karekökü iken, log2 öznitelik sayısının log2 değeridir. Bu model grubundaki Maksimum Ağaç

Derinliği XGBoost ile benzer olarak oluşturulan ağaçlardaki derinliğe ifade etmektedir. Bu modele özgü olarak 10, 20 ve 30 değerlerindeki sonuçlar karşılaştırılmıştır. Minimum Bölünme Örnek Sayısı oluşturulan ağaçlarda düğümün bölünmesi için gerekli minimum gözlem sayısına işaret etmekte olup bu çalışmada 2, 5 ve 10 değerleri kullanılmıştır. Söz konusu değerlerde oluşan en iyi hiper parametre düzeni Çizelge 7'de özetlenmiştir.

Çizelge 7. Rastgele orman için optimum hiper parametre değerleri (3 katlı çapraz doğrulama)

Model	Ağaç sayısı [100,200,300]	Maks. özellik sayısı [sqrt, log2]	Maks. derinlik [10, 20, 30]	Min. bölünme örnek sayısı [2, 5, 10]
Gramaj (g/m^2)	200	sqrt	30	10
Yırtılma mukavemeti- Atkı (cN)	300	log2	10	10
Yırtılma mukavemeti- Çözgü (cN)	200	sqrt	20	10
Kopma mukavemeti- Atkı (kgf)	200	sqrt	20	10
Kopma mukavemeti- Çözgü (kgf)	100	log2	20	10
Elastikiyet (%)	100	log2	20	10
Potluk (%)	100	sqrt	20	10

YSA kullanımında hiper parametre sayısı nispeten fazla olmakla beraber ölçeklenebilir olabilmesi için bazı değerler ön denemelerle sabitlenmiştir. Sezgisel olarak gizli katmak kullanımı 1 olarak, Çizelge 8'de Optimizasyon Algoritması olarak yer alan ağırlık güncellemesinde kullanılacak algoritma Adam (Adaptive Momentum) olarak sabit tutulmuştur. Bu tür modellerde Gizli Katman Nöron Sayısı olarak yer alan, model karmaşıklığına karşılık gelen gizli katmandaki nöron sayısı sezgisel olarak 64, 128, 256 ve 512 değerleri kullanılarak denenmiştir. Her nöronun hesaplama değerini dönüştüren fonksiyonlara işaret eden Aktivasyon Fonksiyonu hiper parametresinde kullanılan ReLU değeri çıkış değerlerinin 0, 1 aralığında ifade etmekte iken tanh, -1 ve 1 aralığında ifade etmektedir. Öğrenme Oranı hiper parametresi ağırlıkların güncellenme hızına işaret etmektedir. Bu model grubuna ait optimum hiper parametre düzeni Çizelge 8'de yer almaktadır.

Çizelge 8. Yapay Sinir Ağları için optimum hiper parametre değerleri (3 katlı çapraz doğrulama)

Model	Gizli katman nöron sayısı [64,128,256,512]	Aktivasyon fonksiyonu [ReLU, tanh]	Öğrenme oranı [0.001, 0.01, 0.1]	Optimizasyon algoritması [Adam]
Gramaj (g/m^2)	512	ReLU	0.001	Adam
Yırtılma mukavemeti- Atkı (cN)	512	ReLU	0.01	Adam
Yırtılma mukavemeti- Çözgü (cN)	256	ReLU	0.01	Adam
Kopma mukavemeti- Atkı (kgf)	256	ReLU	0.01	Adam
Kopma mukavemeti- Çözgü (kgf)	256	ReLU	0.01	Adam
Elastikiyet (%)	256	ReLU	0.01	Adam
Potluk (%)	64	ReLU	0.1	Adam

Veri ölçeklemesinin de bu YSA yöntemlerinde etkili sonuçlar doğurabildiği bilinmektedir. Bu nedenle Çizelge 8 ile özetlenmiş çalışmaya ilave olarak [0, 1] ve [-1, 1] aralığında normalize edilerek ölçeklenen eğitim verisi ile yapılan denemeler de optimum model düzeninin elde edilmesinde araştırma konusu yapılmıştır. Bu çalışmalardan eğitim verisinin [0, 1] aralığında ölçeklenmesinin daha etkili olduğu ortaya çıkmıştır. Yalnızca YSA eğitimi için böyle bir veri işleme yapısı tercih edilmiştir.

3.2. Test Sonuçları

Yapay sinir ağları ve makine öğrenmesi algoritmalarının sınandığı ilk tahmin modellerinin sınama çalışmalarında, sürece bağlı tüm performans sonuçları tahmin edilmeye çalışılmıştır. Bu modellerin sınama çalışmaları için deney verisi rastgele olarak %30'u test seti olarak ayrılmış ve %70'i model eğitimi için kullanılmıştır. Kumaş tipi, boyama tipi, onz/yd2, iplik numarası, sıklık, örgü numarası, ağartma sayısı, süre, konsantrasyon, ham kalite değeri girdi parametresi olarak seçilmiştir. Çıktı değeri olarak Adım 5 (Bölüm 2.2) sonrası, testler ile ölçülen fiziksel kalite parametreleri seçilmiştir.

Test sonuçları Çizelge 9'da sunulmuş olup, sonuçların gösteriminde Ortalama Mutlak Hata (OMH) ve Ortalama Mutlak Yüzde Hata (OMYH) (%) değerlerine yer verilmiştir. Bu 2 parametre üzerinden modellerin başarıları değerlendirilmiştir.

Çizelge 9. Bağımlı değişkenler bazında geliştirilen tahmin modellerinin test/performans sonuçları

Değişken/Ölçüm	Lineer regresyon		Karar ağaçları		XGBoost		Rastgele orman		Yapay sinir ağları	
	OMH	OMYH (%)	OMH	OMYH (%)	OMH	OMYH (%)	OMH	OMYH (%)	OMH	OMYH (%)
Gramaj (gr/m²)	19.09	5.12	11.21	2.75	7.19	1.84	**6.99**	**1.80**	8.25	2.12
Yırtılma mukavemeti-Atkı (cN)	361.15	10.64	311.08	9.16	**277.82**	**8.29**	309.61	8.80	303.47	8.53
Yırtılma mukavemeti-Çözgü (cN)	373.25	15.48	332.43	14.01	**281.09**	**12.05**	301.44	12.72	357.47	13.42
Kopma mukavemeti-Atkı (kgf)	8.27	12.63	6.92	10.66	**6.19**	**9.57**	6.43	9.84	7.36	11.72
Kopma mukavemeti-Çözgü (kgf)	4.70	15.68	3.64	10.91	**3.12**	**9.49**	3.15	9.52	3.44	10.21
Elastikiyet (%)	10.02	36.47	6.69	17.23	**4.69**	15.39	4.81	**14.93**	5.82	21.44
Potluk (%)	0.96	22.89	**0.5**	**10.82**	0.51	10.92	0.55	11.19	0.53	12.41

Tahmin yöntemlerinin test verisi üzerinde bağımlı değişkenler bazında sonuçlarının özetini Çizelge 9'a yansıtılmıştır. Çizelge genel olarak incelendiğinde, bağımlı değişkenlerin büyük bir kısmında en iyi performansı gösteren yöntemlere ait Ortalama Mutlak Yüzde Hata (OMYH) değerlerinin %15'in altında kaldığı görülmektedir. Bu durum, ele alınan makine öğrenmesi yaklaşımlarının ilgili fiziksel ve mekanik kumaş özelliklerini tahmin etmede genel olarak yüksek bir doğruluğa sahip olduğunu ortaya koymaktadır. Performans çıktıları genel bir hiyerarşi içerisinde değerlendirildiğinde; Yapay Sinir Ağları (YSA) modelinin mukavemet, esneklik ve boyutsal kararlılık parametrelerinde genel olarak ağaç tabanlı topluluk modellerinin (XGBoost ve Rastgele Orman) gerisinde kaldığı görülmektedir. Literatürde, mevcut çalışmadaki gibi satır ve sütunlardan oluşan (tablo formatındaki) deneysel veri setleri üzerinde, veri hacmi ve değişken sayısının kısıtlı olduğu durumlarda, Yapay Sinir Ağları gibi derin öğrenme tabanlı mimarilerin ihtiyaç duyduğu geniş varyasyonlu veri şablonu tam olarak karşılanamayabilmektedir [26]. Katmanlı ve derin mimarilerin bu veri kısıtları altında sergilediği görece zayıf performansa karşın; ağaç tabanlı tekniklerin (XGBoost ve Rastgele Orman) verideki karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkileri, aşırı öğrenmeye (overfitting) düşmeden daha az veriyle de efektif bir şekilde modelleyebildiği test sonuçlarındaki düşük hata paylarıyla doğrulanmıştır [21].

4. DEĞERLENDİRME

Bu çalışmanın temel amacı, sodyum hipoklorit ağartma prosesi özelinde, uygulama süresi, ağartma prosesi tekrarı ve ağartıcı konsantrasyonuna, ağartmaya girecek kumaşın özelliklerini de göz önüne alınarak üretim sonrası fiziksel performansı tahmin edebilecek bir yaklaşımı ortaya koymaktadır. Böylece hatasız veya en az hatayla, verimli, firesiz, Ür-Ge maliyetleri azaltılmış üretim metodu için yeni bir süreç tasarımının önü açılmıştır. Süreç, "veriye dayalı tahmin teknikleri kullanılarak ağartma prosesinin modellenmesi" olarak tanımlanabilmektedir.

Test sonuçları, proses parametreleri ile kumaş performansı arasındaki ilişkinin çoğunlukla doğrusal olmadığı şeklinde yorumlanabilmektedir. Doğrusal regresyon yöntemi, ağartma prosesinin çok değişkenli ve karmaşık yapısını yeterince temsil edecek parametre sayısına ulaşamazken, doğrusal olmayan yapılarda başarılı sayılabilen YSA yeterli performans gösterememiştir. Bu durumda, aşırı öğrenmenin önüne geçebilecek miktarda eğitim verisinin bulunmaması etkili olmuştur. Sonuçlarda baskın olan çıkarım, ağaç tabanlı yöntemlerin genel olarak daha başarılı tahminler üretebilmesidir. Özellikle Rastgele Orman ve XGBoost yöntemleri, farklı kumaş tipleri ve proses koşulları altında çoğunlukla düşük ve tutarlı hata oranları sunmuştur. Bu durum, söz konusu yöntemlerin ağartma parametreleri ile kumaş performansı arasındaki etkileşimleri daha gerçekçi şekilde yakalayabildiğini göstermektedir.

Bu çalışmada elde edilen bulgular, sodyum hipoklorit ile gerçekleştirilen denim ağartma prosesinin kumaş performansı üzerindeki etkilerinin, tek bir parametre üzerinden değerlendirilemeyecek kadar karmaşık bir yapıya sahip olduğunu ortaya koymuştur. Aynı kimyasal konsantrasyon ve benzer işlem sürelerinde dahi

farklı kumaş tiplerinde farklı performans sonuçlarının elde edilmesi, kumaş konstrüksiyonu ve ham kumaş özelliklerinin ağartma prosesine verilen tepki üzerinde belirleyici olduğunu göstermektedir.

Denim kumaşların yüzeyinde yoğunlaşan indigo boyası nedeniyle ağartma işlemi ilk aşamada yüzey etkisi şeklinde gerçekleşmekte olup, ancak işlem süresi ve ağartma tekrarı arttıkça bu etki lif yapısına doğru ilerlediğini göstermektedir. Bu durum, özellikle kopma ve yırtılma mukavemetlerinde gözlenen düşüşlerle kendini göstermiştir. Uygulamada sıklıkla karşılaşılan, hedeflenen görsel efekt elde edilirken, kumaş mukavemetinin beklenenden fazla azalması problemi, çalışmada elde edilen sonuçlarla uyumlu bulunmuştur.

Bu çalışmada kullanılan deneysel veriler, kontrollü koşullar altında elde edilmiş olup, farklı kumaş tipleri ve proses parametrelerinin sistematik olarak değerlendirilmesine olanak sağlamıştır. Elde edilen sonuçlar, yeni bir kumaş veya farklı bir ağartma reçetesi /süreci planlanırken, olası performans değişimlerinin önceden öngörülebilmesi açısından önemli bir referans niteliği taşımaktadır.

Genel olarak değerlendirildiğinde, bu çalışma, denim ağartma proseslerinde karar verme sürecinin yalnızca operatör tecrübesine dayalı olmaktan çıkarılarak, deneysel veriler ve sayısal modelleme yaklaşımları ile desteklenebileceğini ortaya koymaktadır. Bu yaklaşım, gereksiz Ür-Ge denemesi çalışmalarının azaltılması ve daha kontrollü proses koşullarının belirlenmesi açısından tekstil uygulamalarına katkı sağlamaktadır.

5. TEŞEKKÜR

Bu çalışma, TÜBİTAK TEYDEB 1505 programı tarafından desteklenen 5220161 numaralı proje kapsamında gerçekleştirilmiştir. Sağladığı maddi ve bilimsel katkılardan dolayı TÜBİTAK'a teşekkür ederiz. Ayrıca uygulama ve test destekleri için Baykan Denim ve İskur Denim Ar-Ge Merkezlerine teşekkür ederiz.

6. KAYNAKLAR

1. Gürsoy, N. ve Sünter Eroğlu, N. (2024). Denim modasında sürdürülebilirlik ve ileri dönüşüm uygulamaları. *Turkish Journal of Fashion Design and Management (TJFDM), 6*(1), 1-22.
2. Paul, R. Ed. (2015). *Denim: Manufacture, finishing and applications.* Woodhead Publishing, Cambridge, 640.
3. İstanbul Hazır Giyim ve Konfeksiyon İhracatçıları Birliği (İHKİB) (2025). *Hazır giyim ve konfeksiyon sektörü 2025 yılı Ocak-Aralık dönemsel bilgi notu.* ihkib.org.tr, Erişim tarihi: 07.07.2026.
4. Ata, S., Yıldız, M.S. & Durak, İ. (2020). Statistical process control methods for determining defects of denim washing process: A textile case from Turkey. *Tekstil ve Konfeksiyon, 30*(3), 208-219.
5. Toksöz, M. ve Mezarcıöz, S. (2013). Denim kumaşlara uygulanan özel yıkama uygulamaları. *Çukurova Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi, 28*(2), 141-148.
6. Dalbaşı, E.S. & Kayseri, G.Ö. (2018). Investigation of the different washing processes on the physical characteristics of denim fabrics. *Çukurova Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi, 33*(1), 199-208.
7. Khan, M.M.R. & Mondal, M.I.H. (2014). Physico-mechanical properties of finished denim garment by stone-bleach treatment. *Journal of Chemical Engineering, 28*(1), 36-40.
8. Du, W., Zuo, D., Gan, H. & Yi, C. (2019). Comparative study on the effects of laser bleaching and conventional bleaching on the physical properties of indigo kapok/cotton denim fabrics. *Applied Sciences, 9*(21), 4662.
9. Yıldırım, N., Üstüntağ, S. & Örtlek, H.G. (2014). The effects of washing treatments on physical properties of denim fabrics. *Tekstil ve Mühendis, 21*(95), 16-29.
10. Oğulata, R.T. ve Nergis, A. (2017). Farklı yıkamaların denim kumaş performansı üzerindeki etkilerinin araştırılması. *Çukurova Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi, 32*(4), 87-98.
11. Ingle, N. & Jasper, W.J. (2025). A review of the evolution and concepts of deep learning and AI in the textile industry. *Textile Research Journal, 95*(13-14), 1709-1737.
12. Telli, A. (2023). The evaluation of uster hairiness results with an image analysis approach. *Çukurova Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi, 38*(4), 899-905.
13. Eren, S., Özcan, G., Öztürk, M., Türkçen, S. & Eren, H.A. (2024). The usage of machine learning in performance analysis of towel fabrics. *Uludağ Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi, 29*(3), 773-782.

14. Parlakyiğit, P. (2022). Tekstilde istatistiksel proses kontrol uygulaması örneği-Terbiye işletmesi. *Çukurova Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi, 37*(4), 911-923.
15. Kastacı, B.B., Özek, H.Z. & Özhan, E. (2024). A comparison of the three techniques in predicting breaking strength of cotton and blended woven fabrics. *Journal of Textiles and Engineering, 31*(133), 34-41.
16. Tu, Y.-F., Kwan, M.-Y. & Yick, K.-L. (2024). A systematic review of AI-driven prediction of fabric properties and handfeel. *Materials, 17*(20), 5009.
17. Eroğlu, N.S. (2023). Sustainability approaches in denim products and production processes. *Tekstil ve Mühendis, 30*(132), 335-350.
18. Çeven, E.K., Eren, H.A., Günaydın, G.K., Sevim, Ö. & Şan, C. (2018). Effect of washing cycle on tenacity and stretching properties of denim fabrics containing elastane. *Journal of Fashion Technology & Textile Engineering, S5*, 003.
19. Montgomery, D.C. (2012). *Introduction to linear regression analysis.* Wiley, New Jersey, 672.
20. Sarkar, D., Bali, R. & Sharma, T. (2018). *Practical machine learning with Python.* Springer, New York, 517.
21. Geron, A. (2017). *Hands-on machine learning with Scikit-Learn and TensorFlow.* O'Reilly Media, Sebastopol, 566.
22. Chollet, F. (2018). *Deep learning with Python.* Manning, New York, 384.
23. Mitchell, T. (1997). *Machine learning.* McGraw-Hill, New York, 432.
24. Aslan, E. ve Özcan, M. (2024). Farklı yapay sinir ağı modellerinin istatistiksel performans parametreleri ile karşılaştırılması ve tahmin modeli geliştirilmesi. *Çukurova Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi, 39*(2), 309-324.
25. Grinsztajn, L., Oyallon, E. & Varoquaux, G. (2022). Why do tree-based models still outperform deep learning on tabular data?. *36th Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2022),* New Orleans.
26. Shwartz-Ziv, R. & Armon, A. (2021). Tabular data: Deep learning is not all you need. *Information Fusion, 81*(2022), 84-90.