**TABAKALI KOMPOZİT YAPIDA KIRILMA DAVRANIŞLARININ BELİRLENMESİNDE MAKİNA ÖĞRENMESİ YAKLAŞIMI**

**Giriş**

Her şeyden önce Yıkıcı hasar, çatlaklar boyunca meydana gelen ve gerilme malzemenin mukavemetinin altına düştüğünde malzemeyi kullanılamaz hale getiren hasardır. Bu nedenle malzeme özellikleri incelenirken kırılma davranışının da araştırılması gerekmektedir. Hasar örneği. Çatlak yeri, çatlak uzunluğu ve malzeme üzerindeki gerilimin büyüklüğü. Torabi ve diğerleri Çatlakların konumu ve uzunluğu incelenerek 1mm, 2mm, Çatlak uzunluğu mm olan nanokompozitlerin mod I/II kırılma direncini inceledik. Healy ve ark. Çatlak uzunluğu 20- 0 mm kompozit yapıların katmanlar arası kırılma davranışını inceledi. Ravindran ve ark. Mod II arıza modunda farklı çatlak uzunluklarına sahip numuneler kullanılmıştır. Mod I, Mod II ve Mod I/II Aliha ve Mousavi ve diğerleri Mod I ve Mod I/II Kaynan ve diğerleri, karbon fiber prepreglerde Mod I/II Li ve diğer Mod I/II'nin kırılma davranışını inceledi. Önceden çatlatılmış malzeme içeren 50 mm'lik bir cam/epoksi kompozit yapıda Mod I yüklemesi altındaki ara kırılma davranışı Shahani ve diğerleri tarafından rapor edilmiştir. deneysel olarak araştırılmıştır. Z. Jia ve diğerleri, 0,5 mm/dak, 50 mm/dak ve 500 mm/dak yükleme hızlarında poliüretan yapışkan köpük I'in nihai mukavemetini inceledi. Actus ve ark. sırasıyla 0.005 s-1, 0.0005 s-1 ve 0.00005 s-1 gerinim hızlarında ızgara tipi cam/epoksi lamine kompozit panellerin mekanik davranışını inceledi. Günümüz bilgi işlem teknolojisi kullanılarak geliştirilen programlar, çok daha az test gerçekleştirerek hem maliyeti hem de iş yükünü azaltabilir. Bu bağlamda, yeni trend testinin sonuçları bize bilgisayar programları hakkında bilgi veriyor: makine öğrenimi ve yapay zeka. Dilimizde "makine öğrenimi" anlamına gelen makine öğrenimi (ML), ayrıntılı yazılım işlemeden daha iyi sonuçları tahmin eden bir algoritmadır. Bu süreç, girdi verilerini alan, çıktıyı yeni verilerle güncelleyen ve sonucu aşağı yukarı tahmin etmek için istatistiksel analiz kullanan bir algoritma oluşturmayı içerir. Aynı program yapay zeka programlarının öğrenme sonuçlarının doğru öğrenilip öğrenilmediğini test etmek için kullanılabilir. Ancak kullanılan algoritmayı kullanarak denenmemiş durumlar için tahminler yaparak sonuç elde etmek mümkündür. Barbosa ve ark. ve Sankar ve ark. Deneysel sonuçlarımızda da benzer gözlemlere ulaştık ve kompozit yapıların dinamik mekanik analizi ve termogravimetrik analizi gibi fiziksel özellikler üzerinde makine öğrenimi ve yapay zeka yaklaşımlarını kullanarak tahminler yaptık. Altınkok, Mohsin ve Al-Shammari, sertleştiriciler ve deneysel sonuçlarla ilişkili olarak mukavemet özelliklerinin uyumunu incelemek için kompozit yapıların yapay sinir ağı modelini tasarladılar. Farhana ve ark. Fiber takviyeli kompozit yapılarla yapay sinir ağı yaklaşımı kullanan Jiménez ve diğerleri, çalışmalarında DT ve SVM algoritmalarını kullanarak bir makine öğrenmesi yaklaşımı kullanmışlardır.

**Makine Öğrenmesi:**

Çalışma temelde bir interpolasyon olduğundan, denetimli öğrenmenin bir dalı olan regresyon, makine öğrenimi tekniği olarak kullanılmıştır. Kullanılan kodlar Python programlama dili kullanılarak hazırlanmıştır. Makine öğrenme süreci Şekil 2’deki aşamalardan oluşturmaktadır.

Diagram

Description automatically generated

Modelin performans değerlendirme ve model seçimi için kullanılan ana kriterlere metrikler denir. En yaygın kullanılan regresyon ölçütleri Kök Ortalama Kare Hata (RMSE), Ortalama Mutlak Hata (MAE), Yüzde Hata (EP) ve R2 katsayısıdır. Regresyon sürecinde performans değerlendirmede kullanılan RMSE, MAE, EP ve R2 metrikleri ve denklemleri Çizelge 4'de listelenmiştir.

**Bulgular**

Bu çalışmada, her bir deneysel parametre için üç kopya testi yapılmıştır. 0°'lik bir çatlak açısında (Mod I koşulu), çatlağın tabanı zorla açılır ve çatlağın tabanında oluşan kırılma tokluğu Kic olarak gösterilir. 45°'lik bir çatlak açısında (Mod I/II koşulları), çatlak kökü hem açıklıkta hem de kayma etkisindedir. Bu durumda çatlak kökünde iki gerilme şiddet faktörü bileşeni oluşur. Kırılma tokluğu değeri Keff olarak ifade edilir. Çatlak zemini açılmaya zorlayan Ki tokluğu, çatlak zemini kaymaya zorlayan Ki tokluktur. Tablo 5, gerçekleştirilen testler için derecelendirme ölçeğini göstermektedir. MSE, RMSE ve MAE değerleri düştükçe ve R2 değeri 1'e yaklaştıkça testin güvenilirliği artar. Sonuçlar, RF ve YSA algoritmalarından elde edilen verilerin Kic ve Keff testlerinde daha güvenilir olduğunu göstermektedir. Makine öğrenmesi sürecinin aşamalarından biri de verileri değerlendiren yapay zeka programı tarafından genel dağılımdan saptığı belirlenen veri gruplarının %10'luk kısmının puandan çıkarılması işlemidir. (b) Keff aykırı değeri Yapay zeka araştırmalarında kullanılan programlar, veri olarak girilen ve iletilen bilgilerin program tarafından doğru öğrenilip öğrenilmediğinin test edilebileceği şekilde yapılandırılmıştır. Tablo 6, Mod I temperleme kırılma tokluğunun (Kıc) deneysel sonuçları ile makine öğrenimi algoritmasından elde edilen tahmin edilen sonuçların karşılaştırmasını göstermektedir. Tablo 6. Mod I yük türleri için deneylerden elde edilen kırılma tokluğu değerleri ve tahmin yöntemleri Tablo 5. Algoritma güvenilirlik testi sonuçları. Şekil 3(a) Ki tahmini için değerlendirilen verilerin dağılımını, Şekil 3(b) ise değerlendirmeye dahil edilmeyen verileri göstermektedir. Program değerlendirmesinin dışında bırakılan Ki verileri, 15 mm'lik bir çatlak uzunluğu ve 8,3 x 10-3 s-1 gerinim hızı için olanlardır. Malzeme bu gerinim hızında deformasyona anında tepki verdiğinden, deformasyon öncesi kritik kuvvet artar. Mukavemetlerinden dolayı hesaplanan tokluk değerleri yüksek olanlar genel dağılımdan sapma gösterebilir. Şekil 4(a), değerlendirilen Keff verilerini göstermektedir. Şekil 4(b), analizden hariç tutulan toplam veri setinin %10'luk kısmını göstermektedir. Hariç tutulan veriler, 5 mm ve 15 mm çatlak uzunluklarına sahip veri kümelerindendir. 8.10-3 s-1 gerinim hızındaki veriler, KI tokluğuna benzer. 10 mm çatlak uzunluğunda elde edilen Keff verileri tipik dağılıma daha yakındır.

**Graphical user interface, chart

Description automatically generated**

**Uygulama**

Yapılan çalışmada özellik seçimi yapmaksızın orijinal veri ile kullanılan MÖ yöntemleriyle beş farklı kategoride performans değerlendirilmesi yapılmıştır. Özellik seçimi olmaksızın, eğitim veri seti ve test veri seti ayrı olarak kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar Tablo 2’de gösterilmiştir.

ReliefF yöntemini kullanarak özellik seçimi yaptıktan sonra elde edilen yeni veri setini kullanarak doğrulama işlemi olarak adlandırılan eğitim veri seti ve test veri setinin ayrı ayrı kullanılması sonucunda MÖ yöntemlerinin performanslarının sonuçları Tablo 3‘de verilmiştir.

Table

Description automatically generatedtablo içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

**Sonuç**

S-2 cam/epoksi tabakalı kompozit plakalarda Mod I ve Mod I/II kırılma tokluklarının incelendiği çalışmanın sonuçları incelendiğinde;

• Deneysel sonuçlar incelendiğinde çatlak uzunluğunun artmasıyla kırılma tokluğunun arttığı görülmektedir. Bunun nedeni çatlak uzunluğu arttıkça çatlağın tam açıldığı anda büyük uzunluktaki çatlak dibinde biriken enerjinin, küçük uzunluklardaki çatlak dibinde biriken enerjiden daha yüksek olmasından kaynaklanmaktadır.

• Mod I durumu için Kıc kırılma toklukları açısından çatlak uzunlukları 5 mm’de 10mm’ye iki kat, 10 mm’den 15 mm’ye 0,5 kat artarken kırılma tokluğu en düşük 8,3×10-3 s-1 deformasyon hızında 10 mm çatlak uzunluğunda 5 mm çatlak uzunluğuna göre 1.21 kat artmıştır. En yüksek kırılma tokluğu farkı ise 8,3×10-4 s-1 deformasyon hızında 15 mm çatlak uzunluğunda

•  Deneysel çalışmaların sonucunda hem Mod I hem de

Mod I/II durumu için aynı çatlak uzunluğunda yapılan deneylerde deformasyon hızı arttıkça kırılma toklukları artmaktadır. Çekme testinde hız arttığı anda malzemenin hıza vermiş olduğu anlık tepki sonrası kritik kuvvetin artması beraberinde tokluğun da artmasına sebep olmaktadır.

•  Gerçekleştirilen makine öğrenmesi çalışmalarında S-2 cam tabakalı kompozit plakaların kırılma davranışlarının araştırılması için en iyi algoritmalar Random Forest (RF), Artificial Neural Network (ANN) olarak tespit edilmiştir.

• Decision Trees (DT) ve Support Vector Machine (SVM) algoritmaları ise bu çalışma için başarısız algoritmalar olarak bulunmuştur.

•  Özellikle deneysel bulgulara ve deneyi yapılmamış bulgular için çok daha düzgün eğriler oluşturduğu için Artificial Neural Network (ANN) algoritması çok daha başarılı görülmektedir.

•  Az sayıda deney yaparak düşük maliyetlerle sonuca ulaşma açısından makine öğrenmesi ve yapay zeka algoritmaları ekonomik çözümler ortaya çıkartmıştır

* 10 mm çatlak uzunluğuna göre 1,33 kat olarak
* görülmektedir.  
  •Mod I/II durumunda deneysel Keff açısından
* incelendiğinde 8,3×10-3 s-1 deformasyon hızında 10 mm çatlak uzunluğunda 5 mm çatlak uzunluğuna göre en düşük tokluk farkı 1,07 kat olarak görülmüştür

**Rapor**

[**https://www.researchgate.net/publication/344840404\_Tabakali\_Kompozit\_Yapida\_Kirilma\_Davranislarinin\_Belirlenmesinde\_Makina\_Ogrenmesi\_Yaklasimi**](https://www.researchgate.net/publication/344840404_Tabakali_Kompozit_Yapida_Kirilma_Davranislarinin_Belirlenmesinde_Makina_Ogrenmesi_Yaklasimi)

**İlhan Ersoy 190301024**