

## İNSANSIZ HAVA ARACI (İHA) PERVANELERİNİN AERODİNAMİK PERFORMANSININ ÇOK DOĞRULUKLU YÖNTEM İLE MODELLENMESİ

Hakan Ünsal<sup>1</sup> ve Mesut Düzgün<sup>2</sup>  
Gazi Üniversitesi, Ankara

### ÖZET

*Bu çalışma, İnsansız Hava Araçları (İHA) için kullanılan pervanelerin aerodinamik performansını belirlemede yapay sinir ağları (YSA) tabanlı bir yöntemi ele almaktadır. Burada rüzgar tüneli test verileri kullanılarak test verisi olmayan pervanelerin verisi elde edilmeye çalışılmıştır. İlk olarak, Python kullanılarak rüzgar tüneli test verileri belirli bir formata dönüştürüldü ve YSA kullanılarak modeller oluşturulmuş ve bu modeller karşılaştırılmıştır. Bu yöntem, İHA pervanelerinin aerodinamik performansının daha hassas bir şekilde analiz edilmesine ve tasarımının optimize edilmesine olanak sağlamaktadır.*

### GİRİŞ

İHA'ların tasarımı ve performansının değerlendirilmesi için rüzgar tüneli testleri ve simülasyonlar önemli bir rol oynar. Rüzgar tüneli testleri, İHA'nın aerodinamik özelliklerini belirlemek ve performansını optimize etmek için kullanılır. Ayrıca, simülasyonlar sayesinde farklı uçuş senaryoları modellenilebilir ve İHA'nın davranışı önceden tahmin edilebilir. İHA'ların aerodinamik performansını etkileyen önemli bir unsurlardan biri de pervanelerdir. Pervaneler, motorun ürettiği gücü itiş kuvvetine dönüştürerek İHA'nın havada kalmasını sağlar. Bu nedenle, pervanelerin aerodinamik tasarımı, verimlilik ve gürültü gibi faktörler göz önünde bulundurularak dikkatle yapılmalıdır. İnsansız hava araçlarının (İHA) pervane seçimi sürecinde, çeşitli yöntemler ve teknikler kullanılarak detaylı bir analiz yapılır. Bu analizlerin temelinde bilgisayar destekli tasarım (CAD), akışkanlar dinamiği (CFD) analizleri, yapay sinir ağları, makine öğrenmesi, uçuş testleri ve rüzgar tüneli deneyleri gibi araştırma ve test yöntemleri yer alır. Yapay sinir ağları ve makine öğrenmesi teknikleri, pervane performansını tahmin etmek ve optimize etmek için kullanılır. Karmaşık veri setlerinden öğrenme yeteneğine sahip olan bu teknolojiler, pervane tasarımında daha kesin ve verimli sonuçlar elde edilmesini sağlar.

Uçuş testleri, gerçek dünya koşullarında pervane performansını doğrulamak ve tasarımı optimize etmek için önemlidir. Bu testlerde İHA, farklı hava koşullarında ve yüksekliklerde uçurularak pervane performansı değerlendirilir.

Son olarak, rüzgar tüneli deneyleri de pervane seçimi sürecinde kullanılır. Bu deneylerde, İHA pervanelerinin aerodinamik özellikleri farklı rüzgar koşullarında test edilerek performansları değerlendirilir. Bu çeşitli yöntemlerin entegrasyonu, en uygun pervane tasarımının belirlenmesinde ve İHA'nın optimum performansının sağlanmasında kritik öneme sahiptir. Bu çalışmada İHA'ların pervanelerinin aerodinamik davranışlarını belirlemek için yapay sinir ağları ve makine öğrenmesi uygulamaları tercih edilmiştir. Yapay sinir ağları ve makine öğrenmesi gibi teknolojiler, simülasyonlarda ve veri analizinde önemli bir rol oynar. Yapay sinir ağları, karmaşık veri setlerinden öğrenme yeteneğine sahip yapay zekâ modelleridir. Makine öğrenmesi ise, algoritmaların veri setlerinden öğrenme ve örüntüleri tanıma yeteneğine dayanır. Bu teknolojiler, İHA tasarımında ve performans analizinde ve pervanelerin

<sup>1</sup>Yüksek Lisans Öğrencisi, Otomotiv Müh. Böl., E-posta: [hakan.unsal@gazi.edu.tr](mailto:hakan.unsal@gazi.edu.tr)

<sup>2</sup>Prof. Dr., Otomotiv Müh. Böl, E-posta: [mduzgun@gazi.edu.tr](mailto:mduzgun@gazi.edu.tr)

aerodinamik davranışlarının belirlenmesinde daha kesin sonuçlar elde etmek için kullanılır. İnsansız hava araçları için pervanelerin aerodinamik performansını belirlemek amacıyla yapay sinir ağları kullanılarak veri setleri karşılaştırılacak gerçek ortamı temsil eden veriler elde edilmesine yönelik yöntemler izlenecektir. Odak noktası, İHA pervanelerinin rüzgar tüneli test verilerinin entegrasyonu yapmak ve bunun sonucunda gerçeğe en yakın sonuca ulaşmaktır.

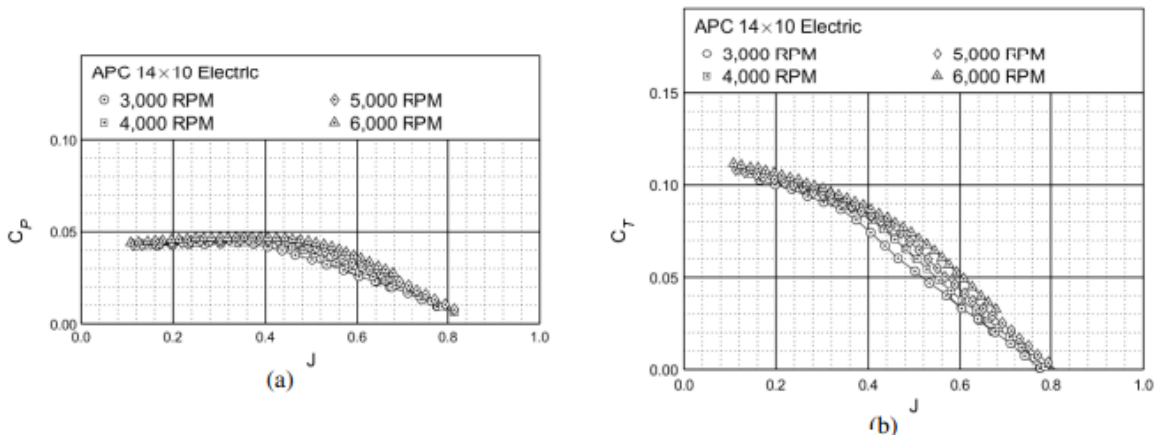
## YÖNTEM

Dustin Eli Gamble yaptığı çalışmada Reynolds sayısının pervane performansı üzerindeki etkileri araştırılmıştır. Pervanenin şekil, burulma ve kiriş gibi geometrik özelliklerinin büyük ölçüde Reynolds sayısına bağlı olduğu bulunmuştur. Rüzgar tüneli testlerinde, (APC) tarafından üretilen yüksek burulma mukavemeti için cam dolgulı epoksi içeren pervaneler kullanılır. [Dustin Eli Gamble, 2009]



Şekil 1. APC Pervane

APC 18x12 ve APC 18x8 pervaneleri sırasıyla 400.000 ila 502.000 ve 1.080.000 ila 1.213.000 arasında değişen farklı Reynolds sayıları için 7 farklı dönme hızında test edilmiştir. Reynolds sayısı arttığında verimliliğin, itme katsayısının, güç katsayısının ve eğimin arttığı bulunmuştur. APC 18x12 pervanesinin Reynolds sayısının 400.000'den (1.700 rpm) 1.155.000'e (4850 rpm) çıkarılmasıyla veriminin %5 arttığı tespit edilmiştir. Çap sabit tutulurken hatve azaltıldığından aynı itme kuvvetinin daha düşük hızlarda üretildiği görülmektedir. Başka bir deyişle, hatve veya hatve/çap oranı arttıkça verimlilik artar ve pervane daha yüksek ilerleme oranlarında itme kuvveti üretir. Sonuç olarak deneysel sonuçlar Reynolds sayısının küçük pervaneler üzerinde güçlü bir etkiye sahip olduğunu göstermektedir. Bu nedenle tasarımcı Reynolds sayısını dikkate almalıdır.

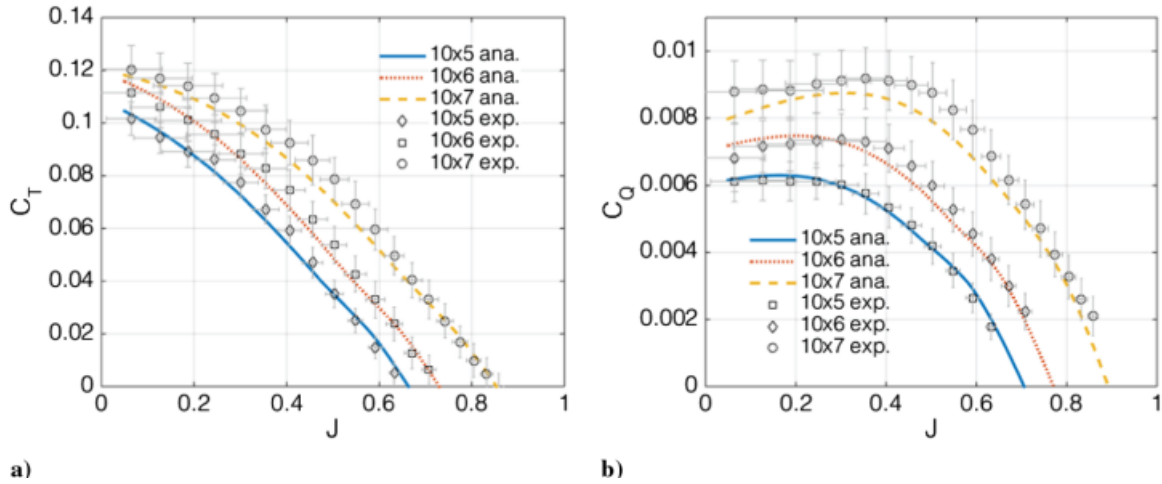


Şekil 2. APC 14x10 Thin Elektrik pervanesinin Rüzgar Tüneli performansı: (a) itme katsayısı, (b) güç katsayısı

Or D. Dantsker ve Marco Caccamo yaptıkları çalışmada rüzgar testleri performans testleri sonucunda, belirli bir pervane çapı için eğimi arttıkça, itki, güç ve verim katsayısı eğrilerinin yukarı ve sağa kaydığı gözlemlendi. Bu gözlem, bir pervanenin ilerleme oranı arttıkça, itki, güç ve verim katsayılarının daha yüksek değerlere sahip olacağı bir eğilime işaret etmektedir, bu genel eğilim beklenen bir durumdur. Dikkat edilmesi gereken nokta, yüksek çap ve hatve oranına sahip pervaneler için performans eğrilerinin, pervane denge kapaklarının yapısal tasarımı tarafından belirlenen 80 ft/s hız sınırı nedeniyle eksik olduğudur. Benzer şekilde, belirli

bir pervane çapı için eğimi arttıkça, statik (sıfır hız) itki ve güç katsayılarının arttığı beklenen bir durumdur. Bu çalışmada gerçek dünya ortamında pervanelerin farklı koşullarda nasıl bir davranış sergilediği odak noktası olmuştur. [Or D. Dantsker ,Marco Caccamo,2022]

Matthew H. McCrink ve James W. Gregory çalışmalarında kanat elemanı momentum (BEM) modeli sunulmuş ve sUAS pervaneleri için performans tahminlerinde kullanılmıştır. Sonlu düşük Reynolds sayılı pervanelerin dönme akışıyla ilgili benzersiz özellikleri yakalamak için BEM modeline bir dizi düzeltme önerilmiştir. Özellikle, XFOIL tarafından üretilen aerodinamik veri tabanının kullanımı, uç kaybı düzeltmeleri, Mach düzeltmeleri ve modelin açılma akış bileşenlerinin dahil edilmesi gibi düzeltmeler modelde yer almıştır. Bu çalışmada ele alınan belirli pervane geometrileri için, BEM modeli tahminleri sabit hatveli pervaneler için beklenen genel eğilimleri takip etmektedir. BEM modeli bir dizi rüzgar tüneli testi ile doğrulanmıştır. Bu testlerden, tahmin edilen ve ölçülen teorik eğim arasında olumlu karşılaştırmalar yapılmıştır.



a) Şekil 3. Şekil APC Pervaneler için analitik ve deneysel itme (a) ve tork (b) katsayıları

Tam güç testleri, küçük ölçekli pervaneler üzerine yapılan önceki çalışmalarda yayınlanan sonuçlara benzer sonuçlar vermiştir. Pervane verimliliği üzerindeki ölçek etkilerini göstermek için yeni bir sabit Reynolds sayısı testi sunulmuştur. Deneysel ve model tabanlı performans ölçümleri arasındaki karşılaştırmalar yapılmıştır, küçük ölçekli itki sistemlerinin analizinde Reynolds bağımlılığının dahil edilmesinin önemine işaret etmektedir. Burada sunulan ve doğrulanan BEM modeli, sUAS için pervane tasarımı için son derece kullanışlıdır, özellikle de bu pervanelerin çalışma Reynolds sayıları, viskoz etkilerin birinci derecede önemli olduğu düşük seviyededir. Ayrıca, sUAS itki sistemi için genel güç modeli, sUAS için yüksek sadakatli araç performans tahminlerini ve uçuş testleri ve rutin operasyonlar için araç performansının uçuş sırasında belirlenmesini sağlar. [Matthew H. McCrink, James W. Gregory,2015]

Yapılan bu çalışmada mini uçak pervanelerinin performansları statik ve dinamik testlerle belirlenmiştir. Pervanelerin statik olarak performanslarını değerlendirmek için bir pervane test düzeneği tasarlanmış ve bunun montajı yapılmıştır. Aynı test düzeneği, rüzgar tüneli içine yerleştirilmiştir. Statik testlerde, dört farklı Turbotek pervanesine ait itki, güç ve verim değerleri, pervane dönme hızının bir fonksiyonu olarak elde edilmiştir. Elde edilen bu veriler, Turbotek firmasının hesap sonuçları, Hesaplamalı Akışkanlar Dinamiği (HAD) analizi ve statik test sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Dinamik testlerde, bu dört Turbotek pervanesinin itki katsayısı, güç katsayısı ve verim değerlerinin ilerleme oranının bir fonksiyonu olarak değişimi elde edilmiştir. Bu deneysel sonuçlar, Turbotek firmasının yaptığı analitik ve HAD sonuçları ile karşılaştırılmış ve deneysel sonuçlar başarılı bulunmuştur. [M.Bağçe,2015]

O. Demirhan çalışmada, bir ticari uçağın yakıt tüketim performansı yapay sinir ağı modeli ile performansı analizi yapılmıştır. Burada veriler ileri beslemeli bir sinir ağı modellenmiş ve yüksek doğruluklu simülasyon verileriyle (operasyonel uçuş planları) eğitilmiştir. Daha sonra,

Quick Access Recorder'dan (QAR) gelen gerçek uçuş verileri, modelin hiperparametrelerini ayarlamak için kullanılmıştır. En az hataya sahip on model seçilerek, QAR verilerinin bir kısmı ile teste tabi tutulmuştur. Bu on model arasındaki istatistiksel karşılaştırma sonunda en iyi model seçilmiştir. Son olarak, yakıt tüketimi tahmin hataları üç sigma sınırını aşan uçuşlar için bir tanımlama süreci açıklanmıştır. Bu model sadece beş temel parametre (kalkış ağırlığı, hava mesafesi, ortalama seyir Mach sayısı, irtifa parametresi ve yakıt kilometre sapması) ile oluşturulmuş olsa da, modelin doğruluk düzeyi yüksek seviyededir. Ayrıca, çalışma anormal yakıt tüketiminin belirlenmesi için ek bir yöntem önermektedir. [O. Demirhan, 2022]

## UYGULAMALAR

### Rüzgar Tüneli Modelleri Oluşturulması

Rüzgar Tüneli veri seti olan farklı pervane çap ve hatve kombinasyonlarındaki değişken RPM'lere göre Ct/Cp değerleri model oluşturulmadan önce düzenlenmiştir. Bu veri Seti "Sport" tip pervane rüzgar tüneli için Ct/Cp ve "Thin Elektrik" tip pervane rüzgar tüneli Ct/Cp olarak ayrılmıştır. Rüzgar tüneli modelleri oluşturulmadan önce veriler incelenecek ve modeller için gerekli veri düzenleme işlemleri yapılmıştır.

APC pervanelerinin rüzgar tünelinde testleri yapılan değişken çap ve hatve kombinasyonlarındaki pervanelerin modellemede kullanılması için "Sport" pervane türünde 30 adet farklı çap ve hatve kombinasyonunda 1000 RPM ve 10000 RPM aralığında pervaneler ile ilgili rüzgar tünelinde yapılan gerçek test verileri bulunmaktadır. Bunun yanında "Thin Electric" pervane tipinde 34 adet farklı çap ve hatve kombinasyonunda 1000 RPM ve 10000 RPM aralığında pervaneler ile ilgili rüzgar tünelinde yapılan gerçek test verileri bulunmaktadır.

Bu veriler "Sport" ve "Thin Electric" tipteki pervane verileri "RPM J V Ct Ct\_Predicted Cp Cp\_Predicted Type d p" formatında yan yana olacak şekilde düzenlenmiştir.

### APC Pervane Sport Tip Veri Seti Ct (İtki Katsayısı) Tahmin Modeli oluşturulması

Rüzgar tüneli veri setiyle, ilk olarak "Sport" tip pervane için rüzgar tüneli veri seti kullanılarak bir model oluşturulacaktır. Model oluşturulmadan önce modelin eğitim sürecinde kullanılacak olan bağımsız değişkenler belirlenmiştir. Bu değişkenler  $X_{train}$  veri setidir.  $X_{train}$  veri seti için "RPM J Predicted\_Ct Diameter Pitch V" değerleri kullanılacaktır. Bu değerler modele girdi olarak verilen özelliklerdir ve modelin bu özelliklerden yararlanarak rüzgar tüneli için Ct değerini tahmin etmesine yardımcı olur.  $X_{train}$  olarak bu değerlerin seçilmesinin nedeni bu değerlerin pervane performansını belirleyen temel faktörler olmasıdır. RPM (devir sayısı), J (ilerleme katsayısı), Diameter (çap), Pitch (hatve) ve V (hız), pervanenin performansını doğrudan etkileyen önemli özelliklerdir. Tahmin edilen Ct değerini belirleyen bu faktörlerin model tarafından öğrenilmesi önemlidir.

$y_{train}$  eğitim seti modelin eğitim sürecinde öğrenmeye çalıştığı bağımlı değişkendir. Bu yüzden  $y_{train}$  için Ct kullanılacaktır.

Modelin hiperparametreleri belirlenirken farklı kombinasyonlar kullanılmıştır ve modeller denenmiştir. Bu sayede parametreler deneme yanılma yöntemiyle son halini almıştır.

Rüzgar Tüneli "Sport" tip pervane Ct tahmin modeli için kullanılan hiperparametreler aşağıdaki gibidir:

- 5 Katman
- 1 Giriş Katmanı, 3 Katman, 1 Çıkış Katmanı
- Batch Size 16
- 1000 Epochs,

- Çıkış Katmanı hariç katmanlarda 256 Nöron\*\*\*\*
- Mean Squared Error (MSE) Kayıp Fonksiyonu
- ReLU Aktivasyon Fonksiyonu
- Adam Optimizasyon Algoritması
- Standart Scaler
- Validation (X\_test, y\_test)
- Test Size %1

Bu belirlenen parametreler ile rüzgar tüneli için yapar sinir ağı (YSA) modeli eğitilmiştir.

Tablo 1. Rüzgar Tüneli “Sport” Ct Sequential Model Yapısı

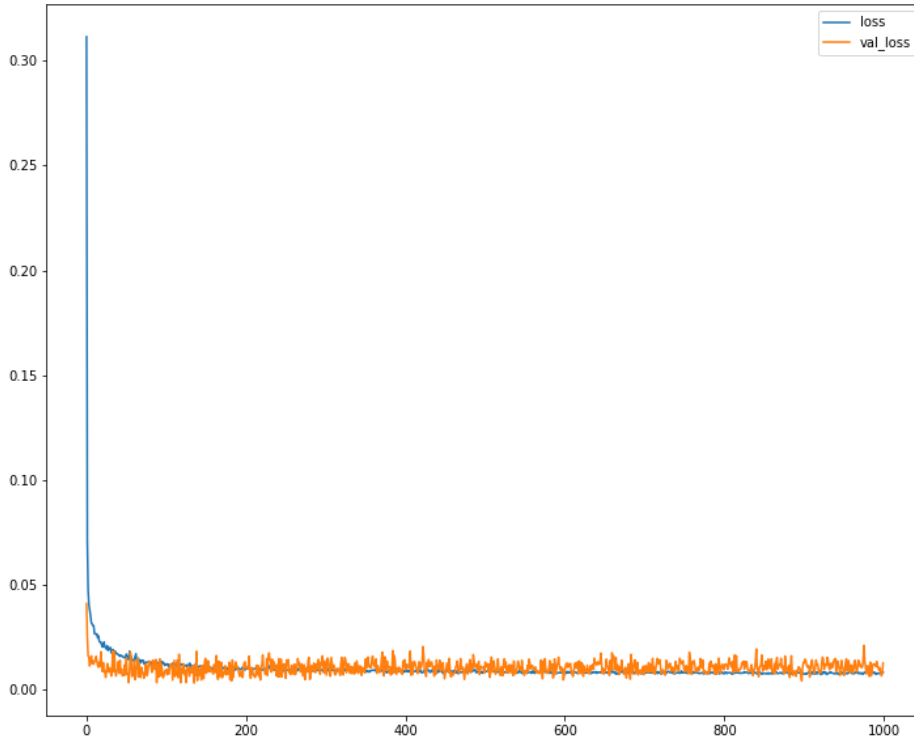
Rüzgar Tüneli “Sport” Ct Sequential Model		
Layer (type)	Output Shape	Parameter
Dense (Katman)	252	1764
Dropout	252	0
Dense (Katman)	168	42504
Dropout	168	0
Dense (Katman)	84	14196
Dropout	84	0
Dense (Katman)	42	3570
Dropout	42	0
Dense (Katman)	1	43
Total Parameter = 62077		Trainable Parameter = 62077

Rüzgar tüneli Ct tahmin için oluşturulan yapar sinir ağı (YSA) modeli için katman sayıları ve katmanda bulunan nöron sayıları daha önce yapılan çalışmalardan ve yapılan deneme yanılma yöntemiyle modelin en iyi performans sergileyeceği en optimum değerler olacak şekilde ayarlanmıştır. Oluşturulan model “Epochs” değerlerine göre modelin en iyi performans gösterdiği nokta belirlenecektir. Buna göre “Epochs” değeri belirlenecektir.

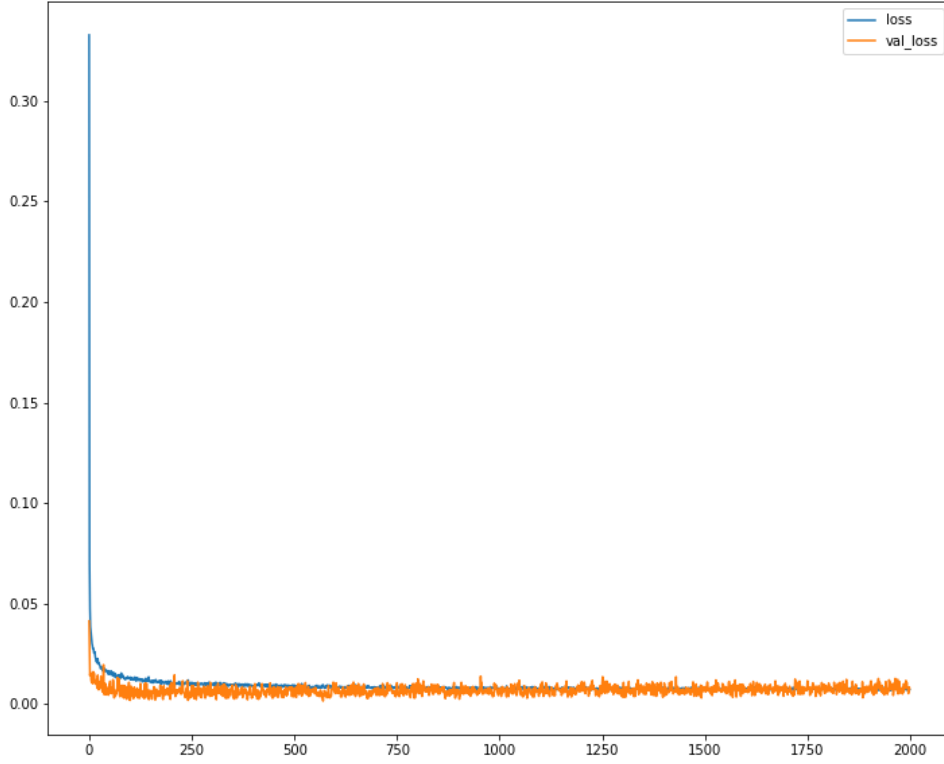
Tablo 2. Rüzgar Tüneli Ct Tahmin Modeli “Epoch” Değerlerine göre model performanslarının Kayıp fonksiyonlarına göre ve R2 yöntemine göre karşılaştırılması

Model No	Model Türü	Epochs	MAE	MSE	RMSE	R2
1	Rüzgar Tüneli “Sport” Ct Tahmin Modeli	1000	0.032211390	0.001689722	0.17947532	0.99833180
2	Rüzgar Tüneli “Sport” Ct Tahmin Modeli	2000	0.056139356	0.0077393565	0.2369374517	0.993742881

2 farklı “Epochs” değerlerine göre modellerin kayıp fonksiyon ve R2 performansları incelendiğinde 1. Model daha düşük kayıp fonksiyon performansı ve R2 skoruna sahiptir. Bu 1. Modelin daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir. “Epochs” sayısı değerlendirirken 1000 “Epochs” için modelin performansı oldukça iyi olduğundan dolayı daha fazla “Epochs” değerine ihtiyaç olmadığı görülmektedir.



Şekil 4. Rüzgar Tüneli “Sport” tip pervane Ct Tahmin Modeli 1000 “Epoch”

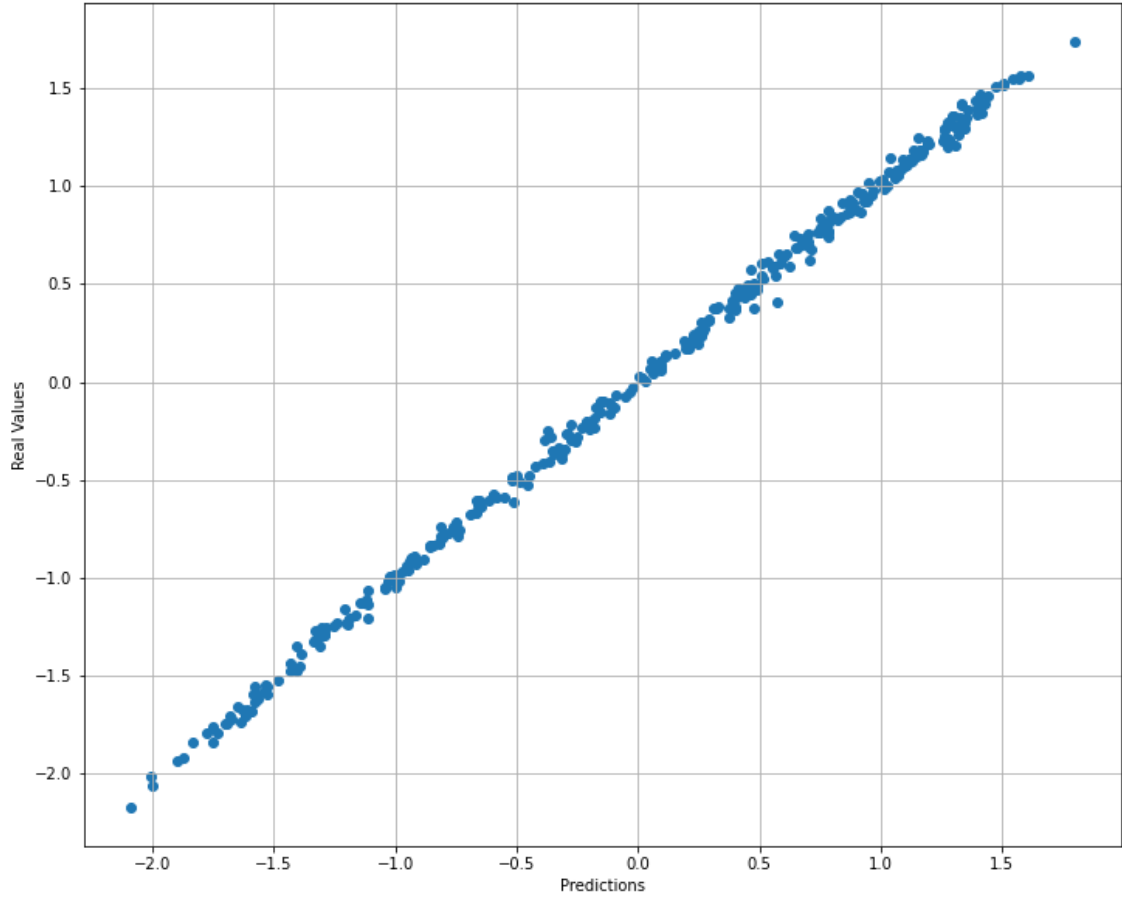


Şekil 5. Rüzgar Tüneli “Sport” tip pervane Ct Tahmin Modeli 2000 “Epoch”

Şekil 4 ve 5’deki .Loss-Validation Loss grafikleri incelendiğinde Loss ve Validation Loss değerleri 1000 “Epochs” değerinde üst üste geldiği görülmektedir. Bu durumda modelin overfit olmadığı görülmektedir. Modelin eğitimi sırasında karşılaşılan kayıp değerlerinin düşük ve stabil olması, modelin hem eğitim hem de doğrulama aşamalarında iyi çalıştığını göstermektedir. Bu durum, modelin yeni verilere karşı da iyi sonuçlar verebileceğini öngörmeye yardımcı olmaktadır. Grafikler değerlendirildiğinde model performansı 1000 “Epochs” değeri için iyi performans gösterdiğinden dolayı rüzgar tüneli Ct tahmin modeli için 1.model tercih edilecektir. Rüzgar tüneli veri seti ile 1. Model eğitilecektir.

### **APC Pervane Sport Tip Veri Seti Ct (İtki Katsayısı) Tahmin Modeli Eğitilmesi ve Çıktıları**

Rüzgar tüneli Ct tahmin modeli için belirlenen hiperparametreler ve “Epochs” değerinden sonra yapay sinir ağı(YSA) modeli veri setiyle eğitilmiştir.

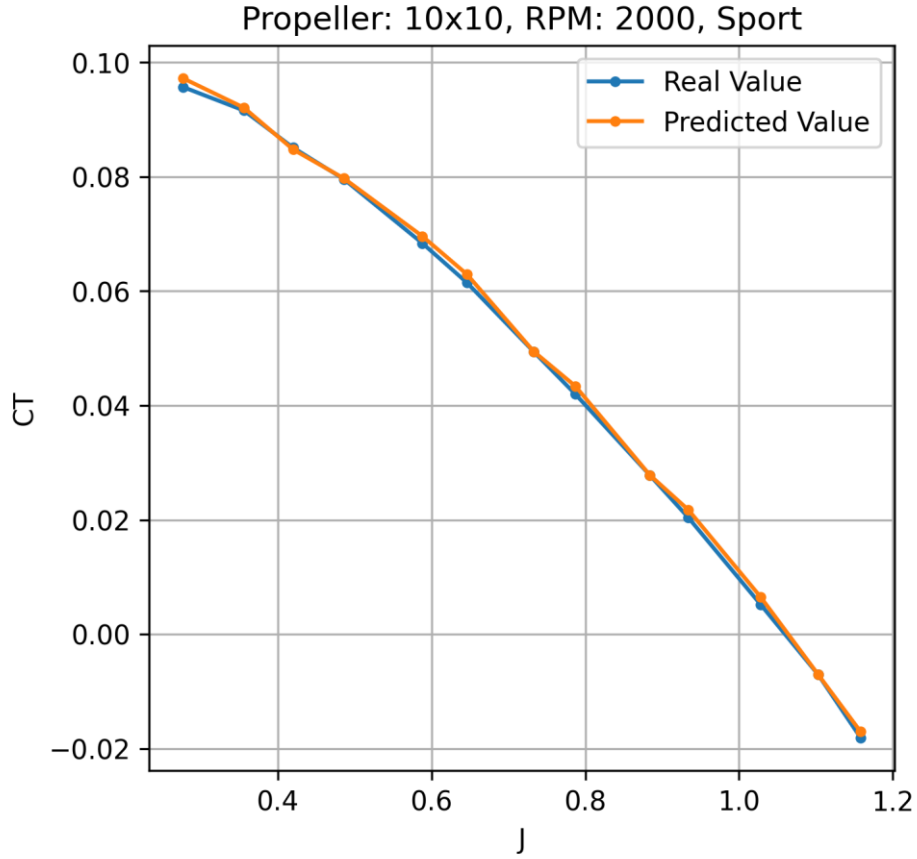


Şekil 6. Rüzgar Tüneli “Sport” Ct Tahmin Modeli Predictions-Real Values Grafiği

Şekil 6.'da “Predictions-Real Values” grafiği incelendiğinde grafiğin doğrusal ilişki gösterdiği görülmektedir. Bu, modelin tahminlerinin gerçek değerlere oldukça yakın olduğunu ve modelin performansının çok iyi olduğunu göstermektedir. Noktaların ideal doğru etrafında düzenli bir şekilde dağılmış olması, model tahminlerinin tutarlılığını ve modelin genel olarak veri setini iyi öğrendiğini göstermektedir.

Yapay sinir ağı (YSA) modeli kullanarak modelin veri setiyle beraber performansı değerlendirilmiştir.





Şekil 7. Rüzgar Tüneli "Sport" Tip Pervane Ct Tahmin Modeli 10x10 Pervane 2000 RPM Model Performansı

Rüzgar tüneli "Sport" Ct tahmin modeli performansı incelendiğinde modelin performansının gerçek veri setiyle neredeyse aynı olduğu görülmektedir. Burada modelin tahmin performansının iyi olduğu ve farklı pervane kombinasyonları içinde iyi bir tahmin yapacağı öngörülmektedir.

#### APC Pervane Sport Tip Veri Seti Cp (Güç Katsayısı) Tahmin Modeli oluşturulması

Rüzgar tüneli "Sport" Cp tahmin modeli oluşturmak için rüzgar tüneli veri seti kullanılmıştır.

Model oluştururken ve model parametreleri belirlenirken daha önce oluşturulan rüzgar tüneli modeli referans alınmıştır.

Rüzgar Tüneli "Sport" tip pervane Cp tahmin modeli için kullanılan hiperparametreler aşağıdaki gibidir:

- 5 Katman
- 1 Giriş Katmanı, 3 Katman, 1 Çıkış Katmanı
- Batch Size 4
- 500 Epochs,
- Çıkış Katmanı hariç katmanlarda 256 Nöron\*\*\*\*
- Mean Squared Error (MSE) Kayıp Fonksiyonu
- ReLU Aktivasyon Fonksiyonu

- Adam Optimizasyon Algoritması
- Standart Scaler
- Validation (X\_test, y\_test)
- Test Size %1

Belirlenen parametreler modelin tahmin performansına ve Loss-Validation Loss grafiğine göre değişkenler baz alınarak belirlenmiştir. Bu hiperparametrelere göre yapar sinir ağı(YSA) modeli eğitilmiştir.

Tablo 3. Rüzgar Tüneli “Sport” Cp Sequential Model Yapısı

Rüzgar Tüneli “Sport” Cp Sequential Model		
Layer (type)	Output Shape	Parameter
Dense (Katman)	252	1764
Dropout	252	0
Dense (Katman)	168	42504
Dropout	168	0
Dense (Katman)	84	14196
Dropout	84	0
Dense (Katman)	42	3570
Dropout	42	0
Dense (Katman)	1	43
Total Parameter = 62077		Trainable Parameter = 62077

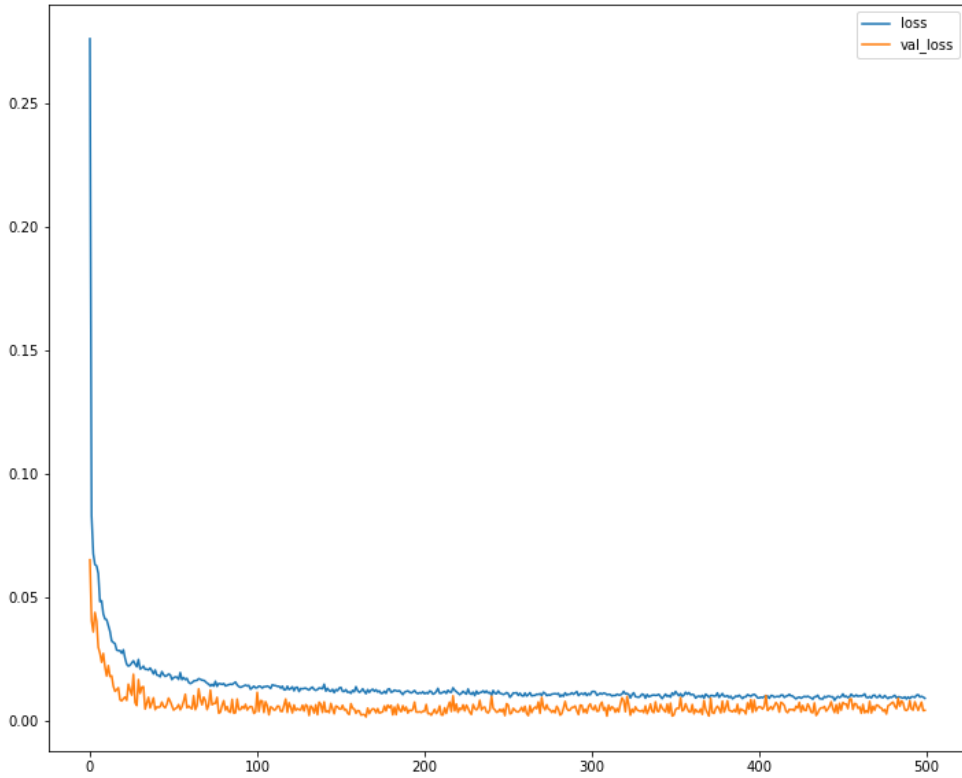
Rüzgar tüneli Cp tahmin için oluşturulan yapar sinir ağı (YSA) model yapısı önceki modeller baz alınarak model yapısı oluşturulmuştur. Modelin en iyi performansı vermesi için farklı “Epochs” değerleri kurulan model yapısı için denenmiştir.

Tablo 4. Rüzgar Tüneli Cp Tahmin Modeli “Epoch” Değerlerine göre model performanslarının Kayıp fonksiyonlarına göre ve R2 yöntemine göre karşılaştırılması

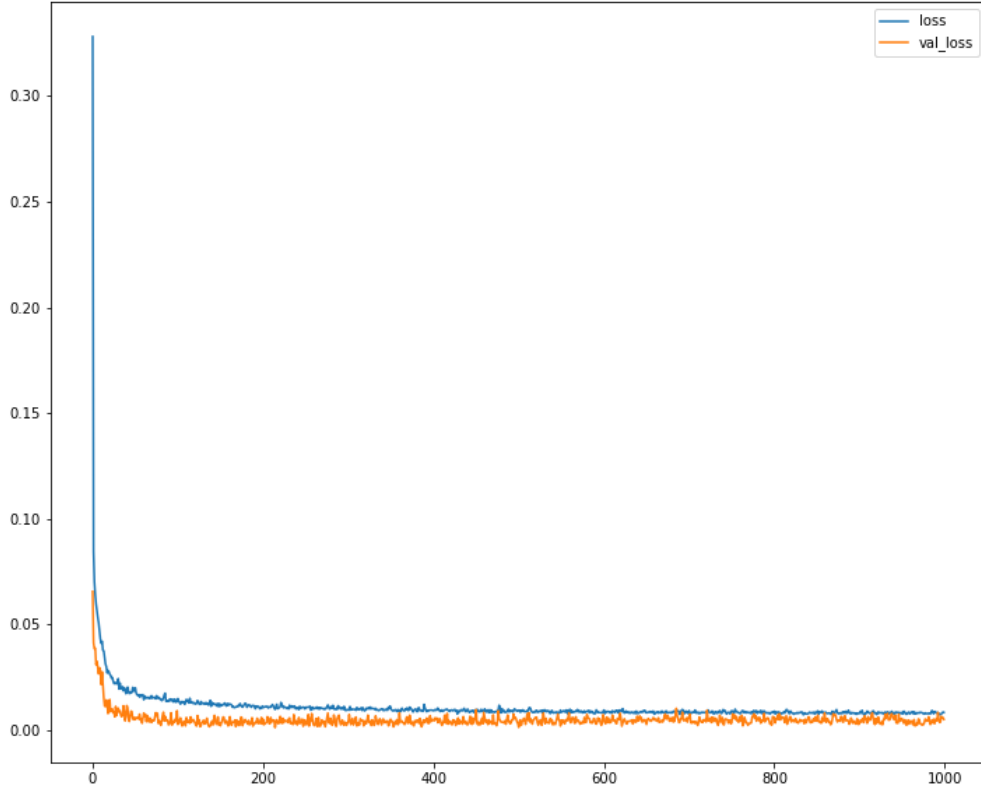
Model No	Model Türü	Epochs	MAE	MSE	RMSE	R2
1	Rüzgar Tüneli “Sport” Cp Tahmin Modeli	500	0.03589336	0.002298777	0.189455449	0.997517669
2	Rüzgar Tüneli “Sport” Cp Tahmin Modeli	1000	0.05087223	0.00520541	0.225548752	0.99659612

3	Rüzgar Tüneli “Sport” Cp Tahmin Modeli	2000	0.043748091	0.00403422	0.20916044	0.996350194
---	--	------	-------------	------------	------------	-------------

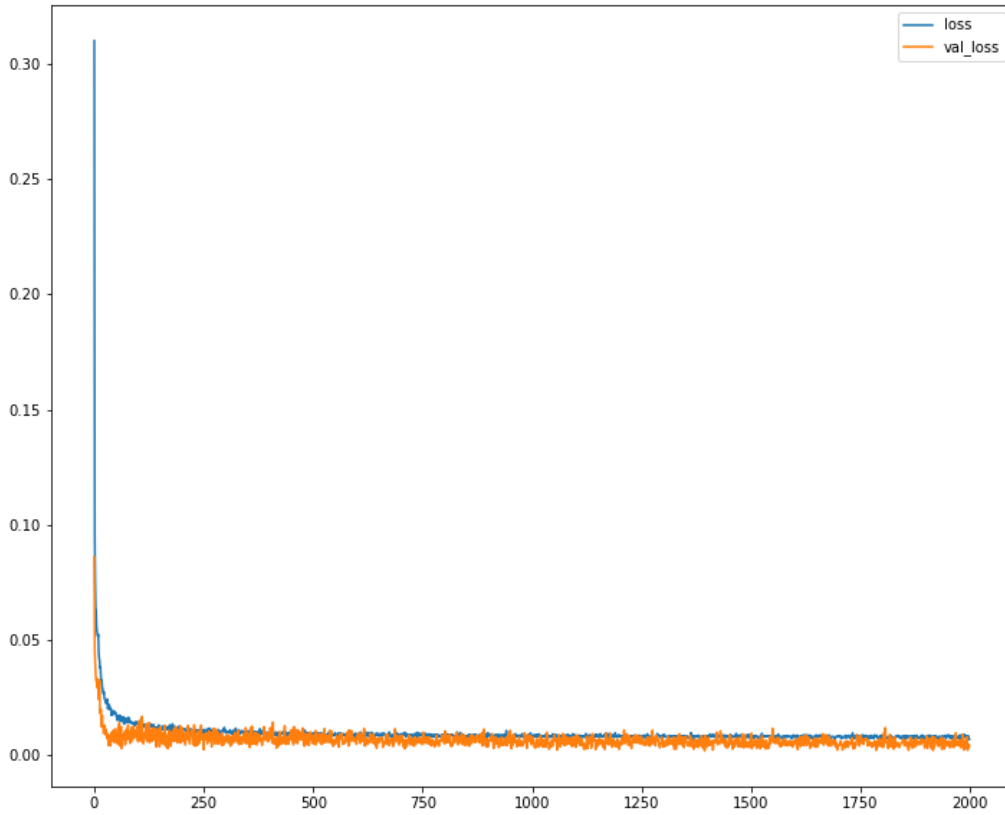
Farklı “Epochs” değerleri ile eğitlen modeller incelenmiştir. Bu incelenen modeller arasında, Model 1 en düşük MSE'ye ve en yüksek R2'ye sahiptir. Bu durum, Model 1'in diğer modellere göre daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir. İncelenen “Epochs” değerlerine göre modeller gayet iyi performans gösterdiği için karşılaştırma için “Epochs” sayısı 2000 ile sınırlandırılmıştır.



Şekil 8. Rüzgar Tüneli “Sport” tip pervane Cp Tahmin Modeli 500 “Epoch”



Şekil 9. Rüzgar Tüneli “Sport” tip pervane Cp Tahmin Modeli 1000 “Epoch”



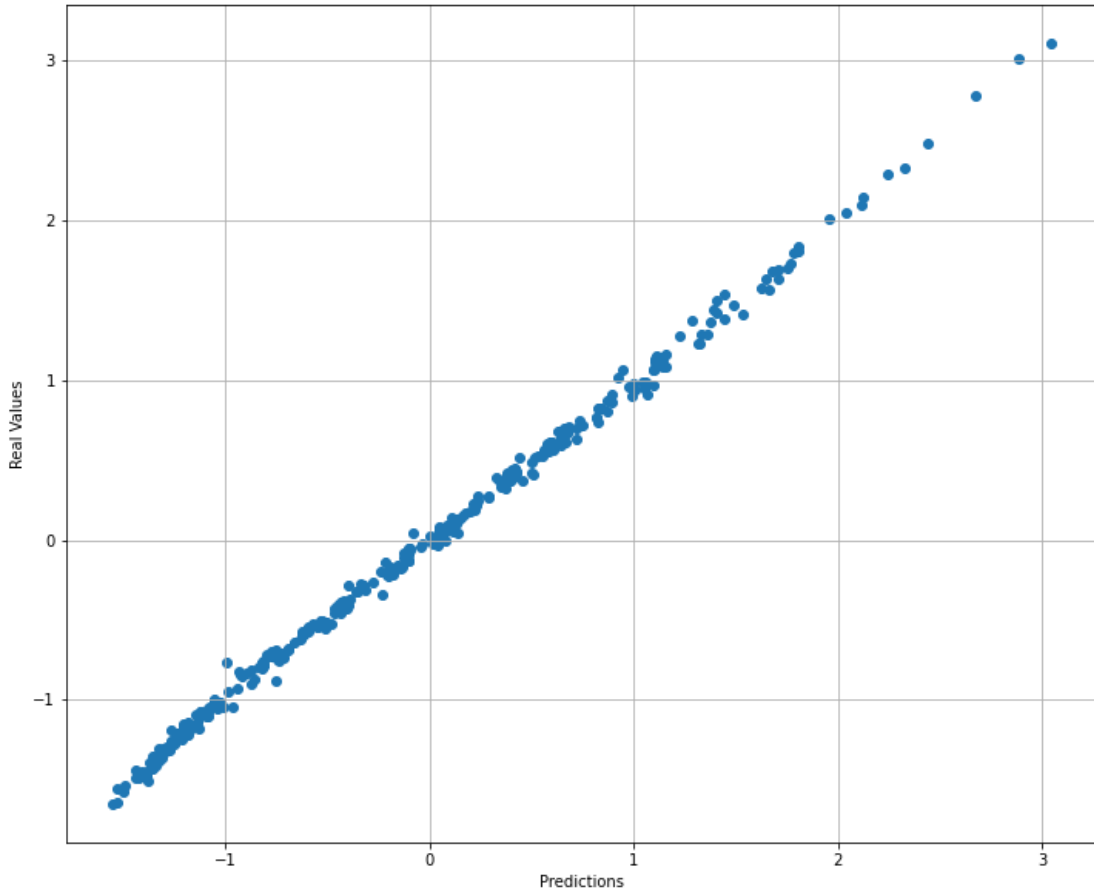
Şekil 10. Rüzgar Tüneli “Sport” tip pervane Cp Tahmin Modeli 2000 “Epoch”

Farklı “Epochs” değerleri için modellerin Loss-Validation Loss grafikleri incelendiğinde grafiklerin hemen hemen benzer davranış gösterdiği gözükmektedir. Şekil 8.’de “Epochs” değeri 500 olan grafiğin Loss ve validation Loss değerleri tam üst üste örtüşmese de modelin performansı açısından bunun bir önemi yoktur. Çünkü Loss ve validation loss değerlerinin üst üste gelmemesi, genellikle modelin iyi genelleştirme yapabildiğini ve overfitting olmadığını gösterir. Bu durum, modelin eğitim verilerine aşırı uyum sağlamadığını ve yeni verilerle iyi performans gösterebileceğini göstermektedir.

Modellerin kayıp fonksiyon performansları ve R2 sonuçlarının yanında Loss-Validation Loss grafikleri incelendiğinden iyi performans gösteren modelin 1. Model olduğu görülmektedir. Rüzgar tüneli “Sport” Cp tahmin modeli için 1. Model eğitilecektir.

### APC Pervane Sport Tip Veri Seti Cp (Güç Katsayısı) Tahmin Modeli Eğitilmesi ve Çıktıları

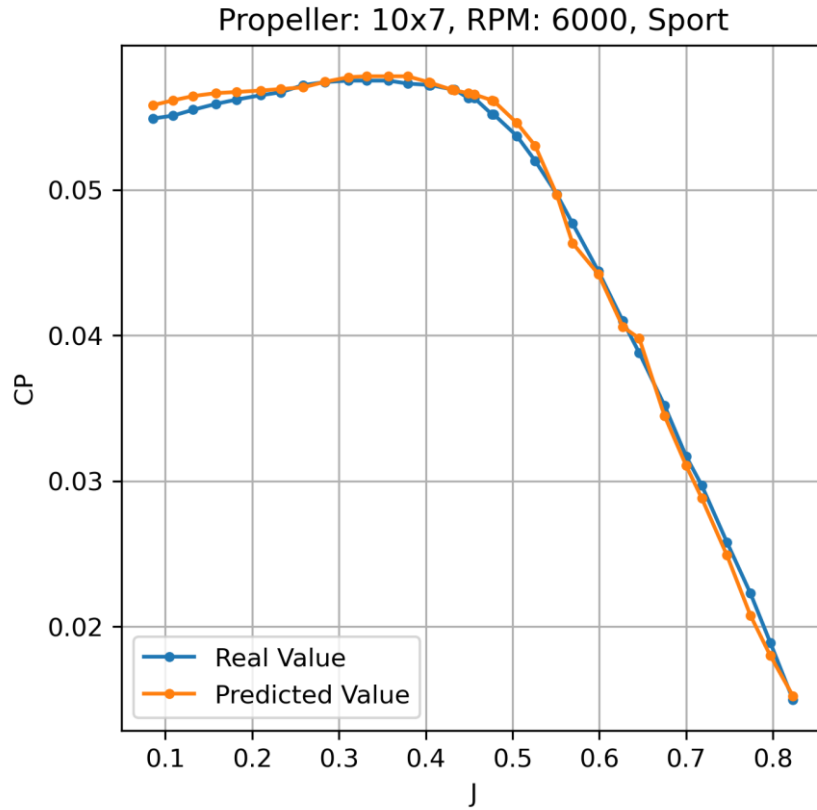
Rüzgar tüneli veri seti kullanılarak oluşturulacak olan Cp tahmin model belirlenen hiperparametreler ve “Epochs” değerinden sonra yapay sinir ağı(YSA) modeli veri setiyle eğitilmiştir.



Şekil 11. Rüzgar Tüneli “Sport” Cp Tahmin Modeli Predictions-Real Values Grafiği

Şekil 11.’de Predictions-Real Values grafiği incelendiğinde grafikteki noktaların gösterdiği davranışa göre modelin ve tahminlerinin tutarlılığını bunun yanında modelin genel olarak veri setini iyi öğrendiğini göstermektedir.

Rüzgar tüneli veri seti ile eğitilen model ile farklı kombinasyonlarda pervane ve RPM değerlerine göre modelin performansı incelenmiştir.



Şekil 12. Rüzgar Tüneli "Sport" Tip Pervane  $C_p$  Tahmin Modeli 10x7 Pervane 6000 RPM Model Performansı

Modelin tahmin yeteneği incelendiğinde değişken J (advance ratio) değerlerine göre  $C_p$  tahminlerinin veri setindeki değerlere yakın bir tahmin yaptığı görülmektedir.

#### APC Pervane Thin Elektrik Tip Veri Seti $C_t$ (İtki Katsayısı) Tahmin Modeli Oluşturulması

"Thin Elektrik" tip pervane  $C_t$  tahmini modeli oluşturulurken, başlangıçta rüzgar tüneli veri seti kullanılmıştır. Modelin kurulması ve parametrelerinin belirlenmesi sürecinde önceki rüzgar tüneli modelleri temel alınmıştır.

"Thin Elektrik" tip pervane  $C_t$  tahmini modeli için belirlenen başlangıç hiperparametreleri aşağıda belirtilmiştir:

- 5 Katman
- 1 Giriş Katmanı, 3 Katman, 1 Çıkış Katmanı
- Batch Size 16
- 500 Epochs,
- Çıkış Katmanı hariç katmanlarda 256 Nöron
- Mean Absolute Error (MAE) Kayıp Fonksiyonu
- ReLU Aktivasyon Fonksiyonu
- Adam Optimizasyon Algoritması

- Standart Scaler
- Validation (X\_test, y\_test)
- Test Size %1

Belirlenen parametreler ile yapay sinir ağı (YSA) modeli yapısı kurulacaktır. Bu parametrelere göre yapay sinir ağı (YSA) modeli eğitilecektir. Modelin performansına göre parametreler değiştirilebilir.

Tablo 5. Rüzgar Tüneli “Thin Elektrik” Ct Sequential Model Yapısı

Rüzgar Tüneli “Thin Elektrik” Ct Sequential Model		
Layer (type)	Output Shape	Parameter
Dense (Katman)	252	1764
Dropout	252	0
Dense (Katman)	168	42504
Dropout	168	0
Dense (Katman)	84	14196
Dropout	84	0
Dense (Katman)	42	3570
Dropout	42	0
Dense (Katman)	1	43
Total Parameter = 62077		Trainable Parameter = 62077

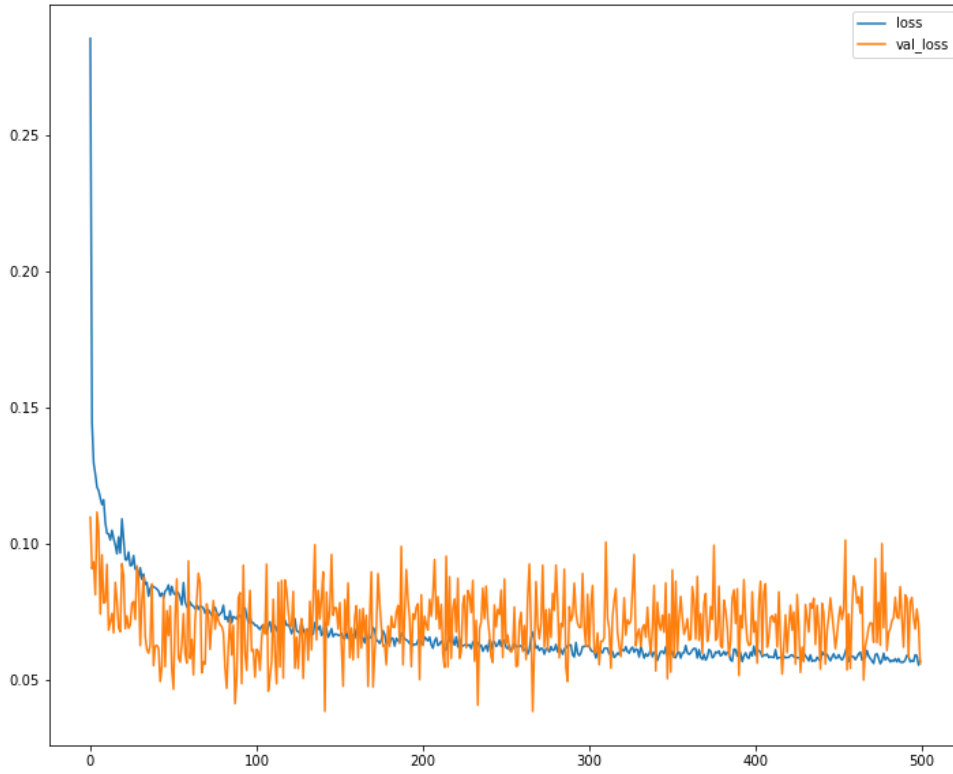
Model yapısı önceki modeller ile referans alınarak belirlenmiştir. Bu belirlenen yapıda daha önce eğitilen modellerin yüksek tahmin performansı gösterdiği görülmüştür. Bu model yapısı ile en iyi performansı verecek olan “Epochs” sayısı deneme yanılma yöntemiyle belirlenmiştir.

Tablo 6. Rüzgar Tüneli “Thin Elektrik” Ct Tahmin Modeli “Epoch” Değerlerine göre model performanslarının Kayıp fonksiyonlarına göre ve R2 yöntemine göre karşılaştırılması

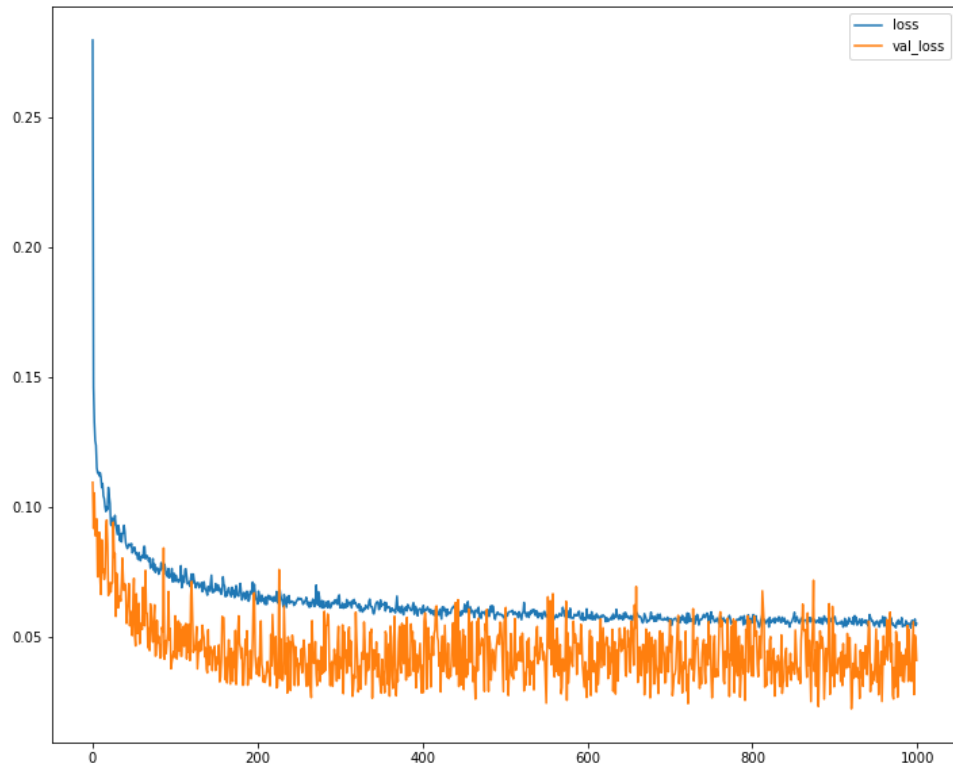
Model No	Model Türü	Epochs	MAE	MSE	RMSE	R2
1	Rüzgar Tüneli “Thin Elektrik” Ct Tahmin Modeli	500	0.03377714	0.0018278	0.18378559	0.99827756
2	Rüzgar Tüneli “Thin Elektrik” Ct Tahmin Modeli	1000	0.04106794	0.00286244	0.20265226	0.9974655550

Farklı “Epochs” değerlerine göre eğitilen modellerin performansı karşılaştırılmıştır. İki model arasında karşılaştırma yaparken, genellikle daha düşük hata değerlerine sahip olan model daha iyi olarak kabul edilmektedir. Dolayısıyla, bu durumda, 500 epoch değerine sahip olan Model 1'in MAE, MSE, RMSE ve R2 değerlerinin daha düşük olduğunu görülmektedir. Model veri setini düşük “Epochs” sayılarında da iyi performansla öğrendiği için yüksek “Epochs” değerlerine gerek görülmemiştir.





Şekil 13. Rüzgar Tüneli “Thin Elektrik” tip pervane Ct Tahmin Modeli 500 “Epoch”



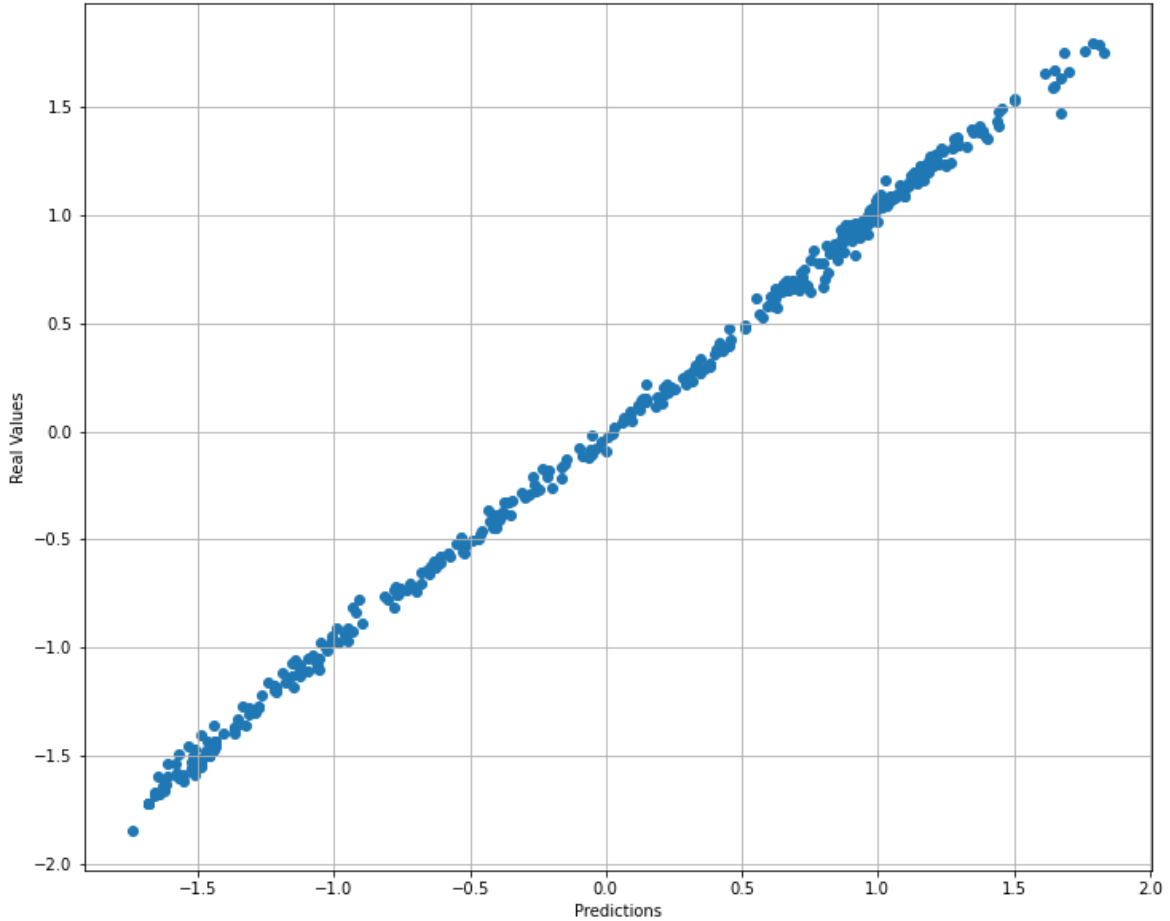
Şekil 14. Rüzgar Tüneli “Thin Elektrik” tip pervane Ct Tahmin Modeli 1000 “Epoch”

Loss-Validation Loss grafikleri incelendiğinde Loss değerleri ile Validation Loss değerlerinin benzer davranış gösterdiği gözükmektedir. Bu davranışlar diğer modellere göre çok stabil olmasa da modellerin veri setini öğrenme performansı oldukça iyidir. Şekil 13.'de "Epochs" değeri 500 olan modelin grafiği incelendiğinde modelin eğitim sürecinde genel olarak iyi bir öğrenme performansı gösterdiğini ve overfitting (aşırı uyum) sorununun olmadığını görülmektedir. Eğitim ve doğrulama kayıpları arasındaki fark az olduğu için, modelin hem eğitim verilerine hem de doğrulanmamış verilere iyi genelleme yaptığı söylenebilir. Ancak, eğitim kaybının dalgalanması, öğrenme oranının (learning rate) çok yüksek olabileceğine veya bazı eğitim örneklerinin model tarafından zorlandığını göstermektedir. Ama genel olarak modelin tahmin performansının iyi olacağı görülmektedir.

Veri seti ile eğitilmesi için 1.model yani "Epochs" değeri 500 olan model tercih edilecektir.

### APC Pervane Thin Elektrik Tip Veri Seti Ct (İtki Katsayısı) Tahmin Modeli Eğitilmesi ve Çıktıları

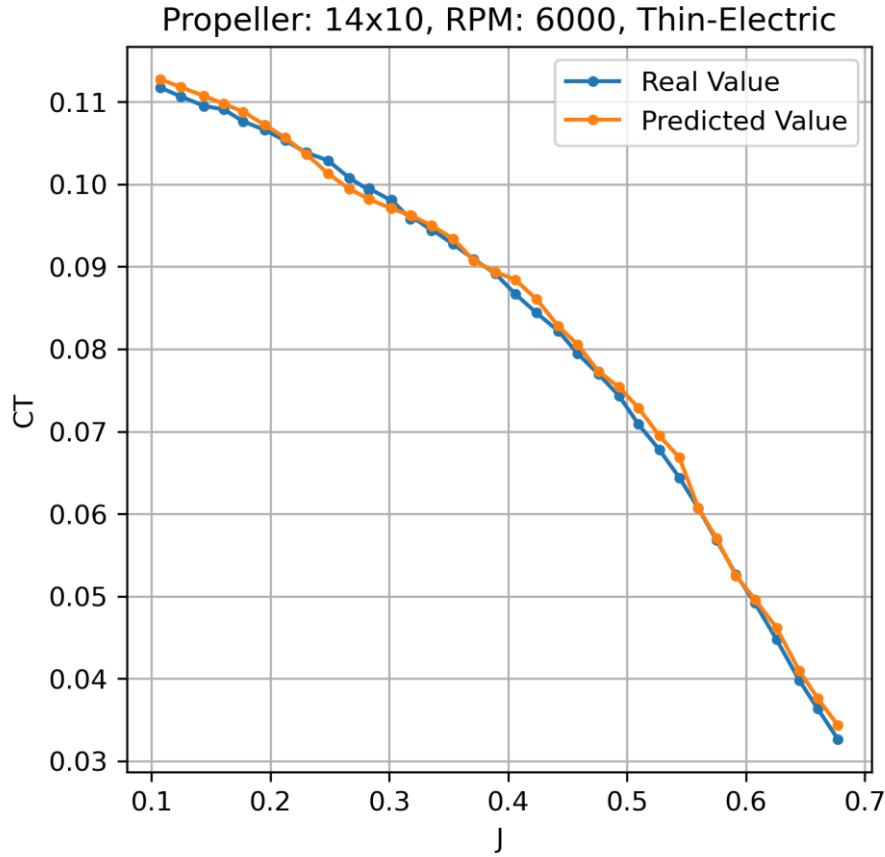
Oluşturulan model yapısı ve belirlenen hiperparametreler kullanılarak belirlenen model ile rüzgar tüneli veri seti kullanılarak eğitilecektir. Yapay sinir ağı (YSA) modeli eğitim veri seti ile eğitildikten sonra modelin performansı incelenecektir.



Şekil 15. Rüzgar Tüneli "Thin Elektrik" Ct Tahmin Modeli Predictions-Real Values Grafiği

Şekil 15.'de Predictions-Real Values grafiğine bakıldığında, grafikte belirgin bir doğrusal ilişki olduğu gözlemlenir. Bu durum, modelin tahminlerinin gerçek değerlere oldukça yakın olduğunu ve modelin performansının oldukça iyi olduğunu modelin veri setini öğrenmede iyi performans gösterdiğini işaret etmektedir.

Veri seti ile eğitilen yapay sinir ağı (YSA) modeli tahmin performansı incelenmiştir.



Şekil 16. Rüzgar Tüneli “Thin Elektrik” Tip Pervane Ct Tahmin Modeli 14x10 Pervane 6000 RPM Model Performansı

Model tahminleme performansı gerçek veriler ile oldukça yakın performans göstermektedir. Model performans çıktısı olarak modelin hem veri setindeki pervane kombinasyonlarını hemde veri setinde olmayan pervane kombinasyonlarını iyi derecede tahmin edebileceğini göstermektedir.

### **APC Pervane Thin Elektrik Tip Veri Seti Cp (Güç Katsayısı) Tahmin Modeli Oluşturulması**

Rüzgar tüneli “Thin Elektrik” Cp tahmin modeli oluştururken daha önce rüzgar tüneli tahmin modelleri referans alınmıştır. Veri seti olarak rüzgar tüneli “Thin Elektrik” veri seti kullanılmıştır.

Rüzgar tüneli “Thin Elektrik” Cp yapay sinir ağı (YSA) tahmin modeli için model için aşağıdaki hiperparametreler belirlenmiştir.

- 5 Katman
- 1 Giriş Katmanı, 3 Katman, 1 Çıkış Katmanı
- Batch Size 16
- 1000 Epochs,
- Çıkış Katmanı hariç katmanlarda 256 Nöron\*\*\*\*
- Mean Absolute Error (MAE) Kayıp Fonksiyonu

- ReLU Aktivasyon Fonksiyonu
- Adam Optimizasyon Algoritması
- Standart Scaler
- Validation (X\_test, y\_test)
- Test Size %1

Belirlenen parametrelere göre yapay sinir ağı(YSA) model yapısı kurulacaktır. Bu model yapısı daha önce iyi performans gösteren simülasyon ve rüzgar tüneli veri seti ile oluşturulan yapay sinir ağı (YSA) modellerinin yapısı baz alınarak oluşturulmuştur.

Tablo 7. Rüzgar Tüneli “Thin Elektrik” Cp Sequential Model Yapısı

Rüzgar Tüneli “Thin Elektrik” Cp Sequential Model		
Layer (type)	Output Shape	Parameter
Dense (Katman)	252	1764
Dropout	252	0
Dense (Katman)	168	42504
Dropout	168	0
Dense (Katman)	84	14196
Dropout	84	0
Dense (Katman)	42	3570
Dropout	42	0
Dense (Katman)	1	43
Total Parameter = 62077		Trainable Parameter = 62077

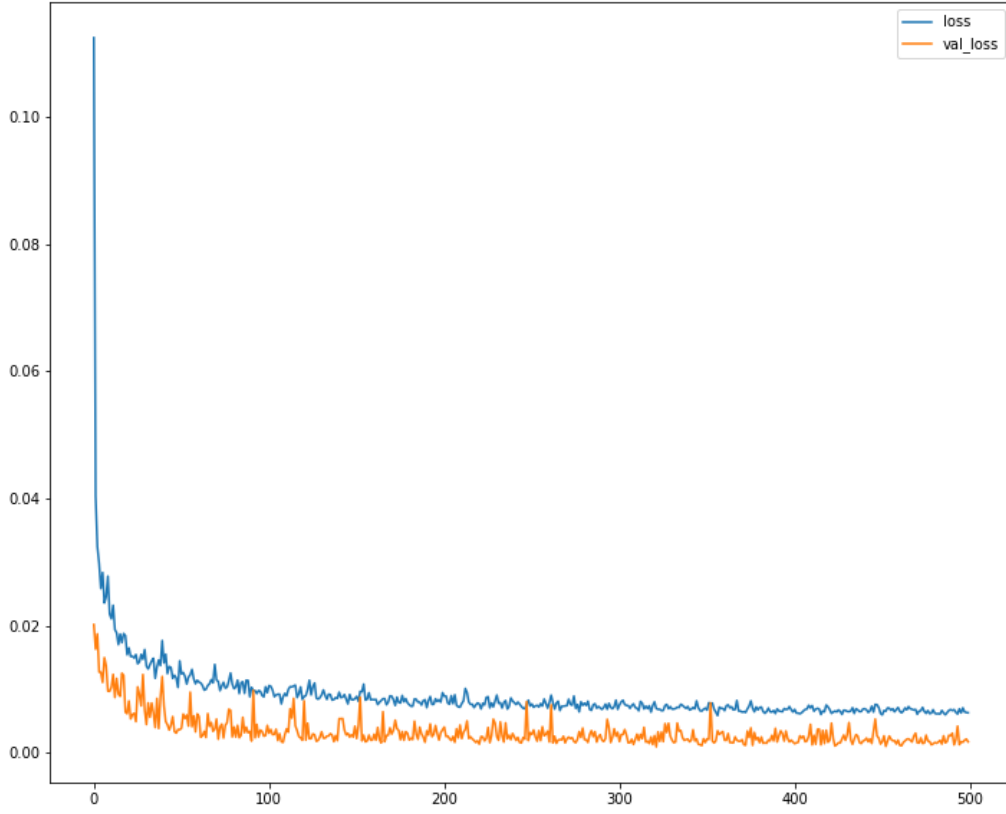
Daha önce oluşturulan yapay sinir ağı(YSA) modelleri için katman ve nöron sayısı yeterli olduğu görülmüştür. Bu yüzden rüzgar tüneli “Thin Elektrik” Cp tahmin modeli yapısı içinde daha fazla katman ve nöron sayısına ihtiyaç duyulmamıştır.

Oluşturulan model yapısı ile farklı “Epochs” değerleri ile model eğitilecektir. “Epochs” değerleri modelin tahmin performansına göre deneme yanılma yöntemiyle belirlenecektir.

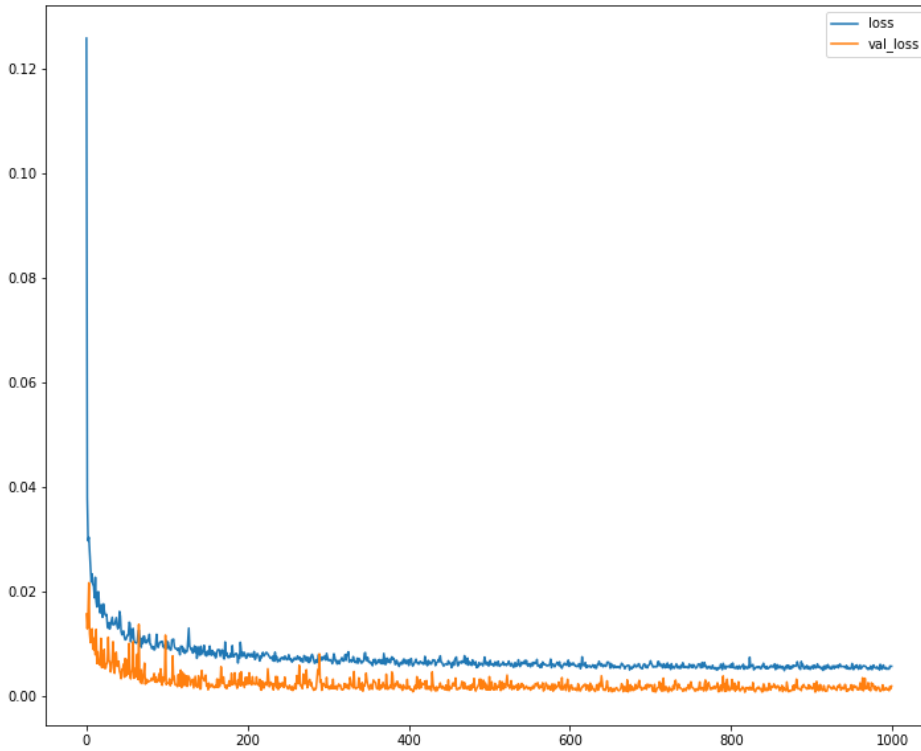
Tablo 8. Rüzgar Tüneli Cp Tahmin Modeli “Epoch” Değerlerine göre model performanslarının Kayıp fonksiyonlarına göre ve R2 yöntemine göre karşılaştırılması

Model No	Model Türü	Epochs	MAE	MSE	RMSE	R2
1	Rüzgar Tüneli “Thin Elektrik” Cp Tahmin Modeli	500	0.0309182	0.00173574	0.17498080	0.99818197
2	Rüzgar Tüneli “Thin Elektrik” Cp Tahmin Modeli	1000	0.030591069	0.00196366	0.17490302	0.99820711

Oluşturulan model yapısı ile farklı “Epochs” değerleri için modelin performansı incelenmiştir. Modelin düşük “Epochs” sayısı ile eğitilmesinde modelin iyi bir performans gösterdiği görülmektedir. Bu yüzden daha fazla “Epochs” değerine ihtiyaç yoktur. Şekil 14 ve 15.’de grafikte 500 ve 1000 “Epochs” değerleri ile eğitilen modeller karşılaştırılmıştır. Bu iki model incelendiğinde modellerin kayıp fonksiyon performansı ve R2 skoru incelendiğinde birbirlerine çok yakın performans gösterdiği görülmektedir. 2. Modelin R2 performansı olarak çok yakın olmasına rağmen daha yüksek olması tahmin modeli eğitilmesi için 2.model tercih edilmiştir.



Şekil 17. Rüzgar Tüneli “Thin Elektrik” tip pervane Cp Tahmin Modeli 500 “Epoch”



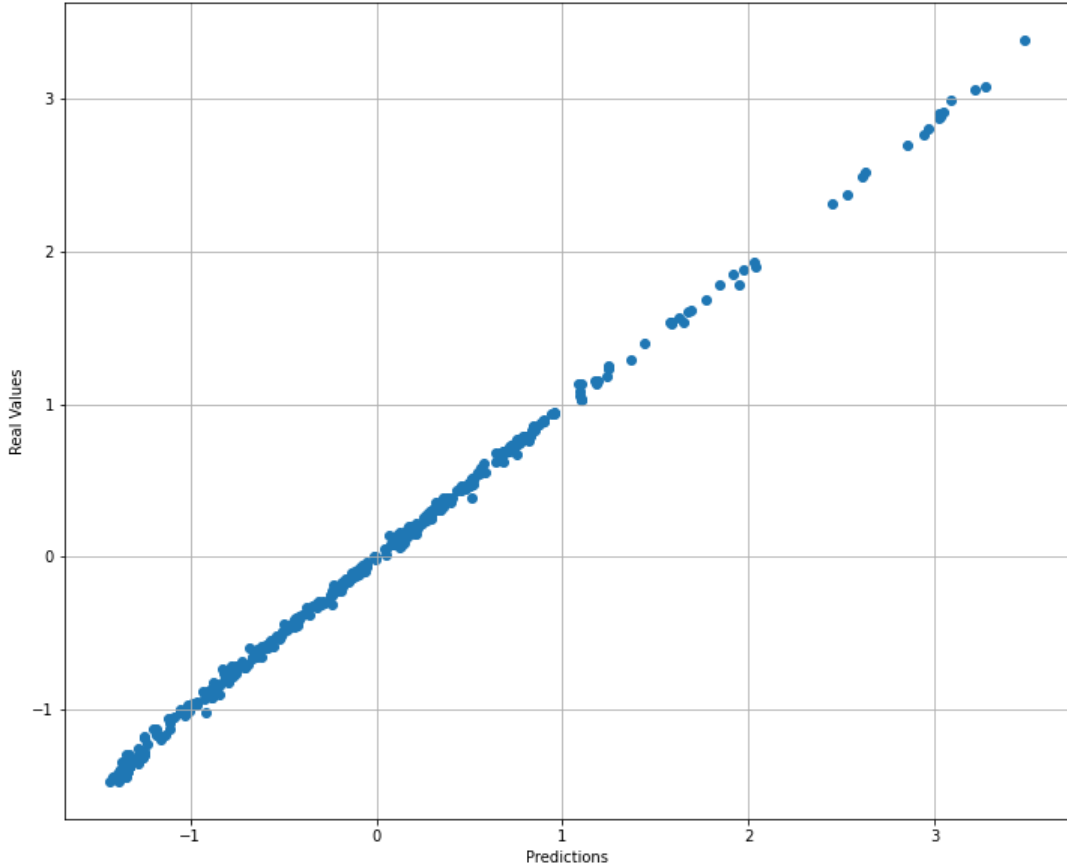
Şekil 18. Rüzgar Tüneli “Thin Elektrik” tip pervane Cp Tahmin Modeli 1000 “Epoch”

Loss-Validation Loss grafikleri incelendiğinde 2. modelin grafiği veri setini öğrenme sürecinde genel olarak iyi bir öğrenme performansı gösterdiği görülmektedir. 2. Modelin Loss-Validation Loss grafiği incelendiğinde Loss ve Validation Loss değerlerinin artış göstermediği bu yüzden overfitting (aşırı uyum) sorununun olmadığını görülmektedir. Modelin Eğitim ve doğrulama kayıpları arasındaki fark az olduğu için, modelin hem eğitim verilerine hem de doğrulanmamış verilere iyi genelleme yaptığı söylenebilmektedir.

Rüzgar tüneli “Thin Elektrik” Cp tahmin modeli için kayıp fonksiyon performansı, R2 skoru ve Loss-Validation Loss grafiği göz önüne alındığında 1000 “Epochs” değerine sahip olan 2. Modelin veri setiyle eğitilmesine ve tahmin modeli olarak kullanılmasına karar verilmiştir.

### APC Pervane Thin Elektrik Tip Veri Seti Cp (Güç Katsayısı) Tahmin Modeli Eğitilmesi ve Çıktıları

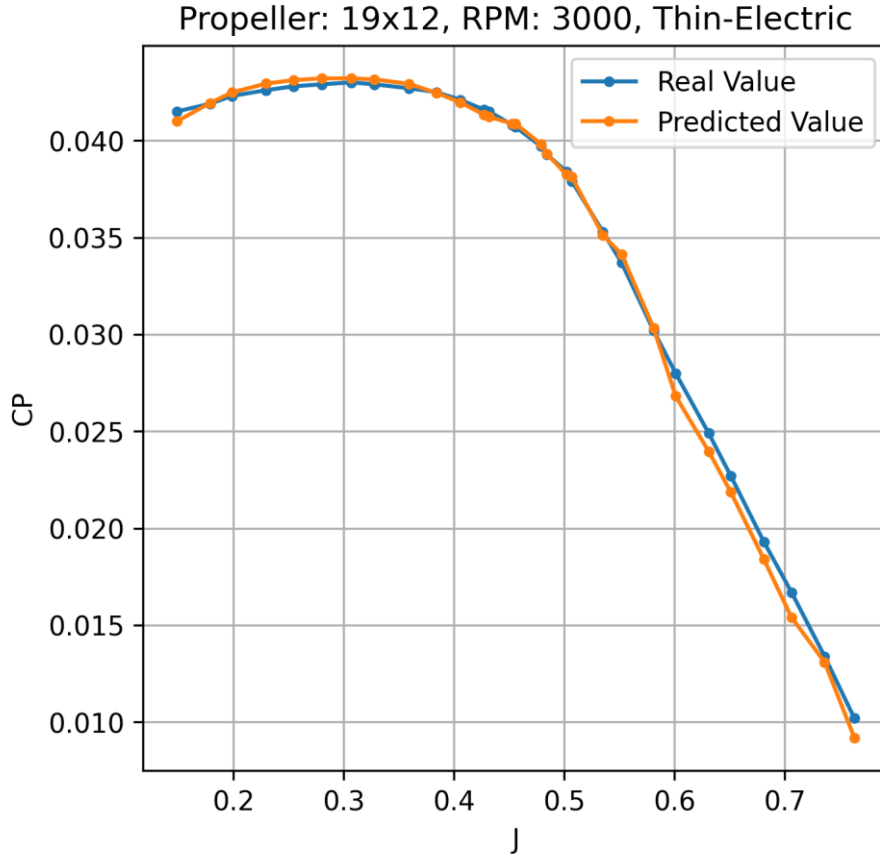
Modelin hiperparameterleri ve “Epochs” değeri belirlendikten sonra rüzgar tüneli veri seti ile model eğitilmiştir. Yapay sinir ağı (YSA) modeli eğitildikten sonra modelin tahmin performansı incelenmiştir.



Şekil 19. Rüzgar Tüneli “Thin Elektrik” Cp Tahmin Modeli Predictions-Real Values Grafiği

Şekil 19’da Predictions-Real Values grafiği incelendiğinde tahmin ve gerçek değerler arasında doğrusal ve lineer bir ilişki olduğu görülmektedir. Bu ilişki modelin veri setini iyi öğrenmede iyi bir performans gösterdiğini göstermektedir.

Veri seti ile eğitilen yapay sinir ağı (YSA) modeli tahmin performansı incelenmiştir.



Şekil 20. Rüzgar Tüneli “Thin Elektrik” Tip Pervane Cp Tahmin Modeli 19x12 Pervane 3000 RPM Model Performansı

Modelin tahmin performansı incelendiğinde farklı RPM değerlerine göre ve farklı pervane kombinasyonlarına göre gerçek veri ile tahmin edilen veri arasında iyi performans gösterdiği görülmektedir. Modelin veri setinde bulunan gerçek veriyi ve veri setinde bulunmayan veriyi tahmin etmedeki performansının çok iyi ve gerçeğe çok yakın sonuçlar vermektedir. Bu model rüzgar tüneli “Thin Elektrik” Cp tahmin modeli için kullanılacaktır.

### Rüzgar Tüneli Yapay Sinir Ağı Modellerinin Karşılaştırılması

Rüzgar tüneli veri seti kullanılarak 4 adet yapay sinir ağı(YSA) modeli oluşturulmuştur. Bu oluşturulan rüzgar tüneli modelleri rüzgar tüneline gitmeden rüzgar tüneli test verisi olmayan pervane kombinasyonlarının farklı RPM değerleri için Ct (İtki Katsayısı) ve Cp (Güç Katsayısı) bulunmasına yardımcı olacaktır.



Tablo 9. Rüzgar Tüneli veri seti ve Simülasyon Tahmin veri seti kullanılarak oluşturulan “Sport” ve “Thin Elektrik” tip pervaneler için Yapay Sinir Ağı(YSA) Modelleri

Model Türü	Epochs	MAE	MSE	RMSE	R2
Rüzgar Tüneli “Sport” Ct Tahmin Modeli	1000	0.032211390	0.001689722	0.17947532	0.99833180
Rüzgar Tüneli “Sport” Cp Tahmin Modeli	500	0.03589336	0.002298777	0.189455449	0.997517669
Rüzgar Tüneli “Thin Elektrik” Ct Tahmin Modeli	500	0.03377714	0.0018278	0.18378559	0.99827756
Rüzgar Tüneli “Thin Elektrik” Cp Tahmin Modeli	1000	0.030591069	0.00196366	0.17490302	0.99820711

Oluşturulan 4 adet yapay sinir ağı (YSA) modelleri incelendiğinde MAE, MSE ve RMSE gibi hata metrikleri oldukça düşük seviyede olduğu görülmektedir. Bu metrikler modelin tahminleri gerçek değerlere oldukça yakın olduğunu göstermektedir. Ayrıca, R2 skoru olarak 4 modelde 1 e çok yakındır. Buda modellerin veri setine çok iyi şekilde uyum sağladığı ve tahminlerinin gerçek değerlerle tam olarak örtüştüğü anlamına gelmektedir.

### SONUÇ

Bu çalışma, pervanelerin aerodinamik performansını belirlemek için yapay sinir ağı ve makine öğrenmesi yöntemlerini kullanan bir yaklaşımı ele almaktadır. Temel amaç, rüzgar tüneli verisi olmadan farklı pervane kombinasyonlarının üreteceği itki ve güç değerlerini tahmin etmektir. Yapılan analizler, yapay sinir ağları ve makine öğrenmesi modellerinin, rüzgar tüneli verilerine dayanmadan pervane kombinasyonlarının aerodinamik performansını doğru bir şekilde modelleyebildiğini göstermektedir. Bu, tasarım sürecinde önemli bir avantaj sağlar, çünkü rüzgar tüneli testlerine olan bağımlılığı azaltır ve tasarım sürecini hızlandırır. Bu çalışmada, dört farklı rüzgar tüneli modeli oluşturulmuştur ve hepsi gerçek dünya koşullarına oldukça yakın sonuçlar vermektedir. Bu modeller, rüzgar tüneli test verisi olmayan pervanelerin itki (Ct)

ve güç ( $C_p$ ) değerlerini doğru bir şekilde tahmin edebilmektedir. Bu başarı, yapay sinir ağı ve makine öğrenmesi yöntemlerinin etkin bir şekilde kullanılmasına dayanmaktadır. Elde edilen sonuçlar, pervanelerin aerodinamik performansının modelleme sürecinde bu tekniklerin başarılı bir şekilde uygulanabileceğini göstermektedir. Bu çalışmanın bulguları, rüzgar tüneli testlerine olan bağımlılığı azaltarak tasarım sürecini hızlandırmak ve maliyetleri düşürmek açısından önemlidir. Ayrıca, pervane kombinasyonlarının itki ve güç değerlerinin doğru bir şekilde tahmin edilebilmesi, İHA tasarımı ve optimizasyonunda önemli bir adım olarak değerlendirilmektedir. Bu sonuçlar, yapay sinir ağları ve makine öğrenmesi tekniklerinin, pervanelerin aerodinamik performansının analiz edilmesi ve optimize edilmesi için değerli bir araç olduğunu ortaya koymaktadır.

## Kaynaklar

Gamble, D.E., Automated Dynamic Propeller Testing at Low Reynolds Numbers, Master of Science Thesis, Oklahoma State University, December 2009, ProQuest LLC, UMI number: 1474037.

Dantsker, O.D., Caccamo, C., Deters, R.W., and Selig, M.S., "Performance Testing of APC Electric Fixed-Blade UAV Propellers," AIAA Aviation and Aeronautics Forum and Exposition (Aviation 2022), AIAA Paper 2022-4020, Chicago, IL, June 2022.

McCrink, M.H. and Gregory, J.W., "Blade Element Momentum Modeling for Low-Re Small UAS Electric Propulsion Systems," AIAA Aviation and Aeronautics Forum and Exposition (Aviation 2015), AIAA Paper 2015-3296, Dallas, TX, June 2015

Bağçe, M., DESIGN AND PERFORMANCE EVALUATIONS OF THE PROPELLER OF A UAV, ODTÜ Yüksek Lisans Tezi

Demirhan, O., IDENTIFICATION OF THE ABNORMAL FUEL CONSUMPTION IN A COMMERCIAL FLIGHT BY AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK SURROGATE MODEL, ODTÜ Yüksek Lisans Tezi