

## YAPAY SİNİR AĞI KULLANILARAK MÜHİMMAT AYRILMA YÖRÜNGESİ TAHMİNİ

Kübra Yıldız\* ve İsmail H. Tuncer†  
Havacılık ve Uzay Mühendisliği Bölümü  
Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Ankara

### ÖZET

*Bu çalışmada mühimmat ayrılma yörüngelerinin tahmini, mühimmatın ayrılma simülasyonları ile eğitilen yapay sinir ağları ile yapılmıştır. Çalışmada, deneysel verileri olan ve iyi bilinen EGLIN kanat-pilon-mühimmat test konfigürasyonu kullanılmıştır. Mühimmatın zamana bağlı ayrılma simülasyonları STAR-CCM+ yazılımı ile taşan (overset) çözüm ağları kullanılarak yapılmıştır. Yapay sinir ağı modelleri, bu simülasyon verileri ile mühimmatın üzerinde verilen uçuş ve ayrılma koşullarında oluşan aerodinamik kuvvet ve moment katsayılarının tahmini için eğitilmiş ve model parametreleri parametrik çalışmalarla optimize edilmiştir. Eğitilen bu yapay sinir ağından farklı uçuş koşulları için elde edilen aerodinamik katsayılar, altı serbestlik derecesine sahip dinamik bir model aracılığıyla mühimmatın pilyondan ayrılırken izlediği yörüngesinin tahmini için başarılı bir şekilde kullanılmıştır.*

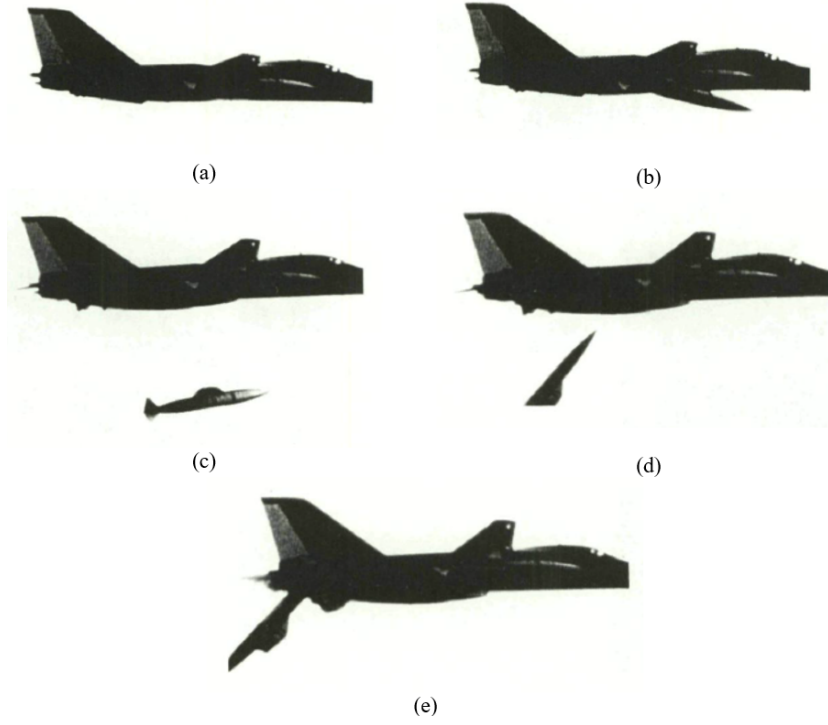
### GİRİŞ

Günümüzde, mühimmatların uçaklardan ayrılırken izledikleri yörüngelerin tahmini oldukça kritik bir konu haline gelmiştir. Mühimmat ayrılması, mühimmat veya onun parçalarının uçak ile ya da askı ekipmanları ile fiziksel bağlantısının kesilmesi anlamına gelmektedir [Department of Defense, 1992]. Geçmiş dönemlerde gözlemlenen kazaların tekrar yaşanmaması ve de pilotların ve uçakların zarar görmemesi için mühimmatın pilyondan ayrılma karakteristiklerinin hassas olarak tahmini edilmesi önem arz eden bir konudur.

Mühimmat teknolojilerinin gelişmesiyle birlikte üretilen çok farklı çeşitte mühimmat için güvenli ayrılma zarflarının elde edilmesi zaman ve kaynak tüketen bir süreçtir. Bu süreçlerin hızlandırılması için çalışmalar devam etmektedir. Geçmişte, mühimmat ayrılması için gerçekleştirilen süreçler, ilk olarak deneme-yanılma yöntemi kullanılarak başlamıştır. Mühimmatlar, uçaklardan, giderek artan hızlarda bırakılır ve mühimmat uçağa yaklaşıp veya bazen çarpına kadar devam edirdi. Bu durum, uçak kayıplarına/hasarlarına sebep olmuştur ve de test pilotlarının mühimmat ayrılması

\*Yüksek Lisans Öğrencisi, E-posta: yaldiz.kubra@metu.edu.tr

†Prof. Dr., E-posta: ismail.h.tuncer@ae.metu.edu.tr



**Şekil 1:** Bir Harici Yakıt Tankının FB-111 Uçağında Riskli Ayrılması

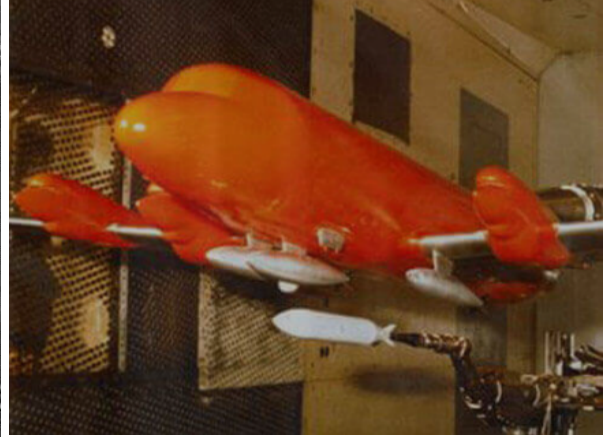
konusundaki testlere katılması için gereken motivasyonlarını kırmıştır [Cenko, 2016]. Bu başarısız uçuş test denemeleri ile ilgili örnek bir görsel Şekil 1'de görülebilir.

Başlangıçta, yıkıcı sonuçlara yol açan deneme-yanılma yöntemlerinin ardından, rüzgar tüneli yöntemleri geliştirilmeye başlandı. O dönemde, HAD yöntemleri henüz günümüzdeki kadar gelişmiş olmadığından ve karmaşık problemlere uygulanamadığından, ilk sistematik çalışmalar rüzgar tüneli yöntemleri kullanılarak başlatıldı. Rüzgar tüneli yöntemini kullanan ilk testler, düşürme testi şeklinde gerçekleştirilmiştir. Bu test, belirli bir Mach sayısında, mühimmatların uçaktan/kanattan serbest bırakılmasını ve yüksek hızlı kameralar kullanılarak pozisyonlarının ve açılarının kaydedilmesini içermektedir. Düşürme testi için örnek bir görsel Şekil 2'de gösterilmiştir. Uçak ve mühimmat modellerinin küçültülmüş ölçeği nedeniyle, aerodinamik ve kütle özelliklerinin doğru bir şekilde ölçeklendirilmesinin mümkün olmaması bu testlerin bir dezavantajıdır. [Cenko, 2016]. Aynı zamanda, düşürme testlerinin bir diğer dezavantajı, ağır modellerin tutucu ağı delip tünel duvarlarına çarparak, hem tünele hem de mühimmat modellerine zarar verme eğiliminde olmasıydı [Cenko, 2016]. Sonuç olarak, düşürme testi yaklaşımının ne uygulanabilir ne de sürdürülebilir olduğu sonucuna varılmıştır. Günümüzde, düşürme testi nadiren kullanılmaktadır; sadece yakıt tankları veya yörünge yakalama rüzgar tüneli testine uygun olmayan takla atan mühimmatlar için kullanılmaktadır.

Daha sonra, mühimmat ayrılması için rüzgar tüneli testlerinde iki farklı prosedür geliştirildi. Bu prosedürler, yörünge yakalama yöntemi ve ağ yöntemi olarak adlandırıldı [Carman ve diğerleri, 1980]. Yörünge yakalama yöntemi, ayrılan mühimmat içindeki gerinim ölçer dengesinin kullanılarak, üzerine etki eden kuvvetleri ve momentleri sürekli olarak ölçmeyi içerir [Cenko, 2016]. Aynı anda, harici bir bilgisayar simülasyonu, mühimmat yörüngesini izlerken, ardışık pozisyonlarını ve Euler açılarını hesaplar. Bu prosedür, mühimmat istenen mesafeye ulaşana kadar tekrarlanır. Bu test yönteminde iki farklı tutucu kol kullanılır Bunlardan biri, mühimmatın hareketi için, diğeri ise uçak/kanadın farklı açılarda yerleştirilmesi için kullanılır. Yörünge yakalama sistemi Şekil 3'te gösterilmiştir. Test sırasında matematiksel bir model kullanıldığı için bu yöntem hem zaman alıcı



**Şekil 2:** X-15/B-52 Düşürme Testi



**Şekil 3:** Yörünge Yakalama Sistemi

hem de maliyetlidir. Ancak, ayrılma koşulları belirlendiyse, birkaç yörünge yakalama testi, bu ayrılmaların güvenliğine karar vermek için yeterlidir.

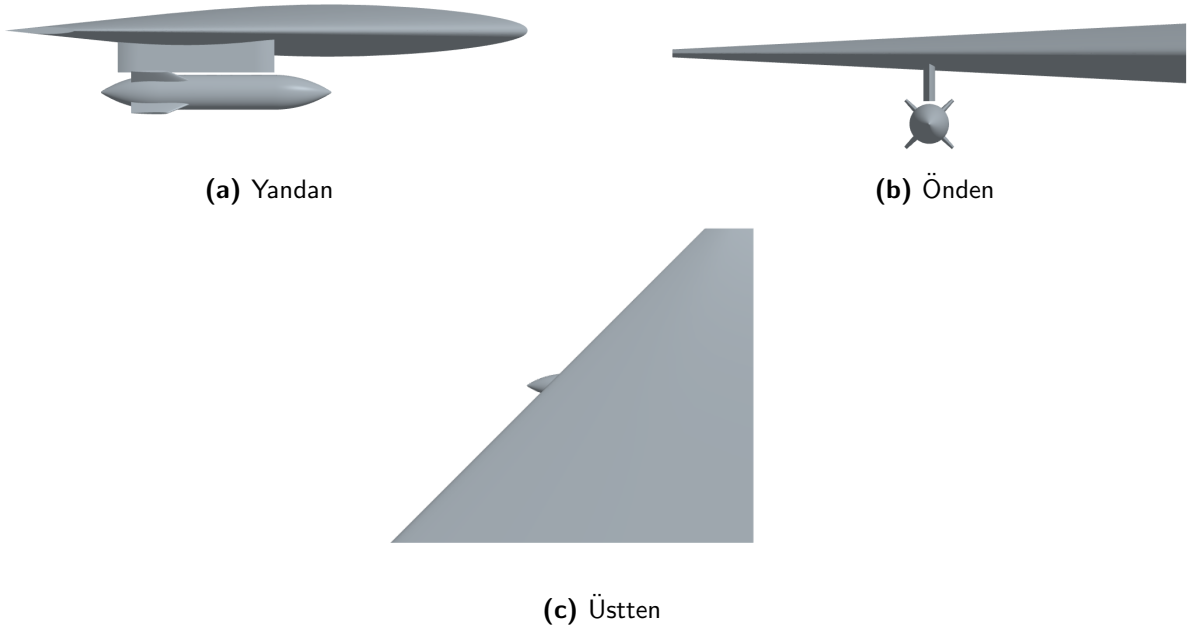
Yörünge yakalama yönteminin en bilinen rüzgar tüneli testlerinden biri olan EGLIN testi, 1991 yılında gerçekleştirilmiştir [Heim, 1991]. Bu deneysel çalışma, daha sonra gerçekleştirilen nümerik çalışmalar için bir referans olarak hizmet etmektedir.

Hesaplamalı akışkanlar dinamiği (HAD) yöntemleri, harici mühimmatlara sahip bir savaş uçağının geometrik karmaşıklığını doğru bir şekilde temsil edebilir hale geldiğinden beri [Rogers , 1976], rüzgar tüneli testlerine olan bağımlılığı azaltma veya hatta tamamen ortadan kaldırma isteği güçlü bir şekilde ortaya çıkmıştır [Cenko, 2016]. Mühimmat ayrılmasında meydana gelebilecek riskleri en aza indirmek amacıyla, gerçek uçuşlardan önce HAD analizlerinin yapılması istenmiştir [Cenko , 2006]. HAD analizleri , rüzgar tüneli testlerine kıyasla düşük maliyet gerektirdiğinden, sertifikasyon aşamalarında kullanılması istenmektedir. Dolayısıyla, rüzgar tünelleri için geliştirilen yörünge yakalama yöntemi ve ağ yöntemi, nümerik simülasyonlar kullanarak elde edilmeye başlanmıştır. Yörünge yakalama yöntemi, doğrudan zaman bağlı akış çözümleri ile simüle edilir. Öte yandan ağ yönteminde, ilk aşamada, farklı AoA ve AoS (hücum ve kayış açıları) değerlerinde yalnızca mühimmat analiz edilerek serbest akış veritabanı oluşturulur. İkinci aşamada, uçak/kanat ve mühimmat birlikte analiz edilerek enterferans veritabanı elde edilir. Bu veritabanı, sadece-mühimmat veritabanından çıkarılarak uçak/kanat etkisi belirlenir. Çeşitli interpolasyon yöntemleri kullanılarak bu değerler türetilir ve harici bir 6DOF modeli ile yörüngeler hesaplanır. Ağ yöntemi, birçok parametrenin etkilediği yörüngeleri tahmin etmek için kullanılan bir süperpozisyon yöntemidir. Bu parametreler arasında uçağın hızı, mühimmatın her eksenindeki açıları, mühimmatın her eksenindeki yerel hızları (açısal ve doğrusal) ve mühimmat ile uçağın her eksenindeki mesafesi bulunur. Geleneksel yöntemler kullanılarak, bu kadar parametre ile aerodinamik katsayıları tahmin etmek zordur, ancak yapay sinir ağları gibi sayısal yöntemler bu sorunu çözebilir.

Bu çalışma kapsamında, öncelikle, EGLIN test konfigürasyonu ile zamana bağlı mühimmat ayrılma simülasyonları yapılarak bir veri tabanı elde edilmiştir. Zamana bağlı akış simülasyonları STAR-CCM+ yazılı ile yapılmıştır. Zamana bağlı anlık veri seti ile eğitilen yapay sinir ağı ile mühimmatın ayrılma yörüngeleri hızlı ve güvenli bir şekilde başarıyla elde edilmiştir.

## YÖNTEM

Bu çalışmada, EGLIN test konfigürasyonu için, deney koşulları ile uyumlu olan zamana bağlı mühimmat ayrılması simülasyonları ticari bir akış çözücüsü olan STAR-CCM+ ile gerçekleştirilmiş, elde edilen anlık verilerle yapay sinir ağı modeli kurulmuştur. Yapay sinir ağı mühimmatın



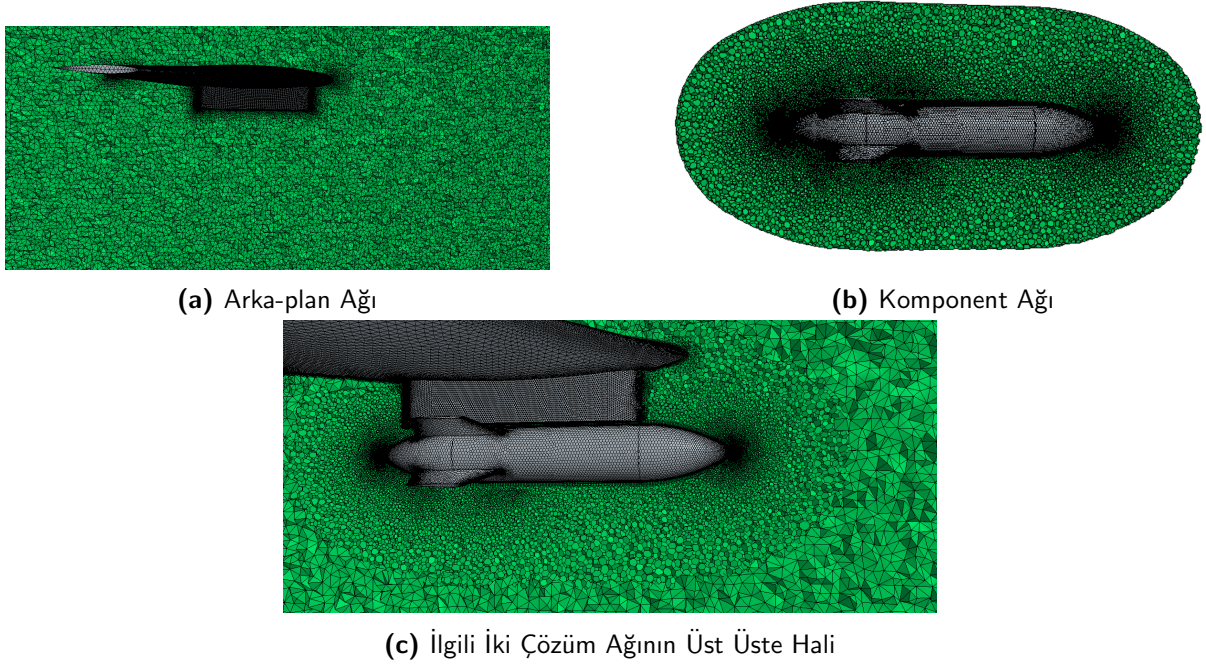
**Şekil 4:** EGLIN Kanat-Pilon-Mühimmat Konfigürasyonu

pozisyonuna göre üzerine etkiyen aerodinamik kuvvet ve moment katsayılarının tahmini için eğitilmiştir. Yapay sinir ağının farklı uçuş ve ayrılma koşulları için sağladığı aerodinamik kuvvet ve moment katsayıları ve MATLAB'de yazılan altı serbestlik derecesine sahip mühimmatın dinamik bir modeli ile yörüngesi hesaplanmıştır.

### STAR-CCM+ ile Mühimmat Ayrılması Simülasyonları

Konfigürasyon, ilgili deneysel çalışmada [Heim, 1991] verilen tanıma göre üç farklı parçadan oluşmaktadır. Bunlar; kanat, pylon ve mühimattır (Şekil 4). Kanat NACA 64A010 profilinden oluşmaktadır ve 45 derece okaçısına sahiptir. Kök veter uzunluğu 7.62 metre, yarı açıklık uzunluğu 6.604 metredir. Pylon geometrisi, düz bir orta kısım ve de yuvarlaklığa sahip ön ve arka kısma sahiptir. Ön ve arka gövdesindeki yarıçap 0.635 metredir. Düz kısmın uzunluğu 1.692 metredir. Pylonun orta çizgisi ile kanat kökü arasındaki mesafe ise 3.302 metredir. Genişliği ve boyu ise sırasıyla 0.149 ve 2.286 metredir. Mühimmatın orta gövdesi 0.5081 metrelik çapa sahip silindirden oluşmaktadır. Mühimmatın toplam uzunluğu ise 3.018 metredir. Arka gövdesinde ise 4 adet kanatçık bulunmaktadır. Bu kanatçıkların profili NACA 0008'dir.

STAR-CCM+ ile yapılan zamana bağlı akış çözümlerde k-Omega SST türbülans modeli kullanılmıştır. Zamana bağlı hareket eden bir objenin analizinde kullanılan temelde iki yaklaşım vardır. Bunlar taşan (overset) ağ yapıları ve dinamik ağ yapılarıdır. Dinamik ağ yapılarında, bütün elemanların birbiri ile örtüşmesi gerekmektedir. Kanat, pylon ve mühimmat gibi yapılardan oluşan karmaşık geometriler söz konusu olduğunda ve de mühimmat geometrisinin zamana göre hareket edeceği düşünüldüğünde, bu geometrilere tamamen örtüşen bir ağ yapısı oluşturmak oldukça güç olabilmektedir. Bununla birlikte, zamana bağlı hareket eden cisme göre, her zaman adımında ağ yapıları deforme edilir. Dolayısıyla ağ yapılarının kalitesi oldukça bozulabilmektedir ve de her zaman adımında ağ yapısının tekrar oluşturulması analiz süresini oldukça uzatmaktadır. Dolayısıyla, bu çalışmada taşan (overset) ağ yapıları kullanılmıştır. Taşan ağ yapılarında bir adet arka plan ağ ve de bir adet komponent ağ bulunmaktadır. Arka plan çözüm ağ tüm ilgili çözüm bölgesini kapsar. Bunun yanı sıra, komponent çözüm ağ ise mühimmatın çevresindeki küçük bir bölgeyi kapsamaktadır. Bu iki ağ yapısı Şekil 5 üzerinde gösterilmiştir. Bu iki grup çözüm ağının birbiri ile örtüşmesine gerek yoktur. İki çözüm ağ arasındaki veri transferi ise çeşitli interpolasyon yöntemleri



**Şekil 5:** Akış Çözümlerinde Kullanılan Çözüm Ağları

kullanılarak gerçekleştirilir.

### Yapay Sinir Ağları

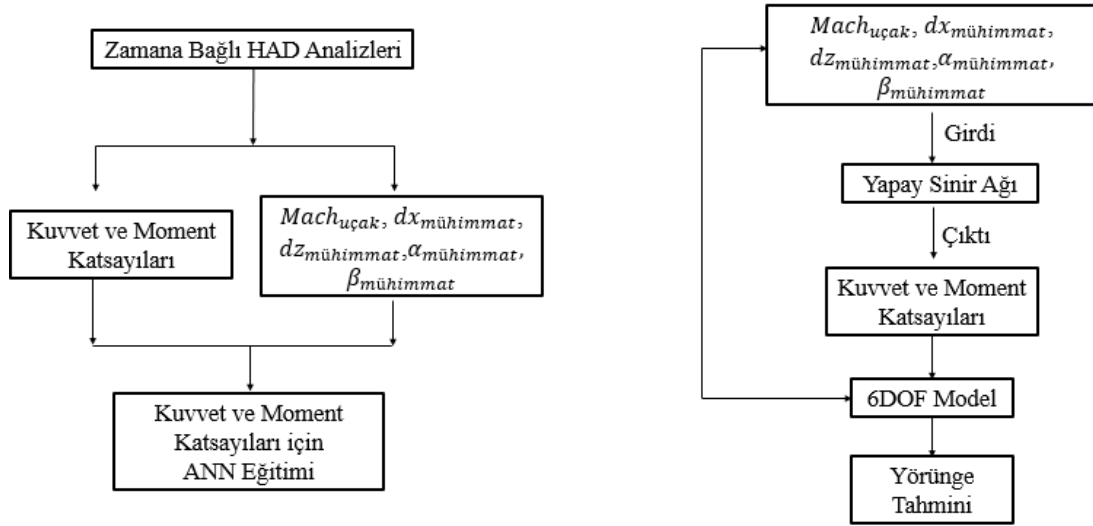
Yapay sinir ağları, girdi ve çıktı parametreleri arasında doğrusal olmayan karmaşık ilişkileri modelleyebilmek konusunda literatürdeki birçok yaklaşıma göre çok daha başarılıdır [Abdolrasol ve diğerleri, 2021; Mijvel, 2021]. Yapay sinir ağlarının bu genelleme yeteneği modellenemeyen çıktıların tahminini kolaylaştırır. Bu çalışmada kullanılan sinir ağı modeli MATLAB kullanılarak oluşturulmuştur. Yapay sinir ağının eğitiminde klasik stokastik gradyan azalma yaklaşımı yerine, ADAM optimizasyon algoritması kullanılmıştır. Bunun temel sebebi, ADAM eniyileyicisinin adaptif öğrenme oranları kullanarak, öğrenme sürecini daha verimli hale getirmesidir. Bu, her bir parametrenin farklı hızlarda güncellenmesini sağlar ve öğrenme sürecini hızlandırır. Oluşturulan sinir ağı modellerinde, sigmoid ve ReLU aktivasyon fonksiyonları kullanılmıştır ve katmanlarda bulunan nöron sayısının, gizli katman sayısının ve öğrenme hızının etkisi incelenmiştir.

Şekil 6'de görüldüğü gibi gerçekleştirilen zamana bağlı akış çözümlerinin her bir zaman adımında mühimmat üzerinde üç eksende etkiyen kuvvetler, momentler, yer değiştirmeler ve Euler açıları toplanmıştır. Bu veriler yapay sinir ağının eğitimi için kullanılmıştır. Sürüklenme katsayısı için oluşturulan sinir ağı modeli Şekil 7'de örnek olarak, gösterilmiştir. Sinir ağının eğitilmesinin ardından farklı bir uçuş ve ayrılma koşulu için sinir ağının sağladığı anlık kuvvet ve moment verileri ile, altı serbestlik derecesine bağlı matematiksel hareket modelinin zamana integrali alınarak mühimmatın izleyeceği yörünge elde edilmiştir.

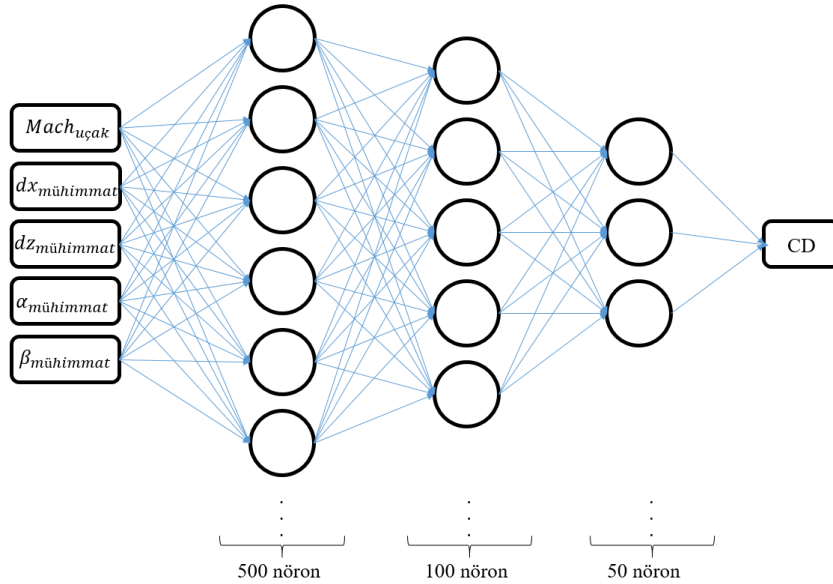
## UYGULAMALAR VE DEĞERLENDİRME

Bu çalışmada öncelikle STAR-CCM+ yazılımı ile zamana bağlı mühimmat ayrılma simülasyonlarının doğrulaması yapılmıştır. Ardından farklı koşullarda elde edilen zamana bağlı çözümler ile yapay sinir ağı modelleri eğitilerek yörünge tahminleri yapılmıştır.





Şekil 6: Yörünge Tahmini Akış Şeması



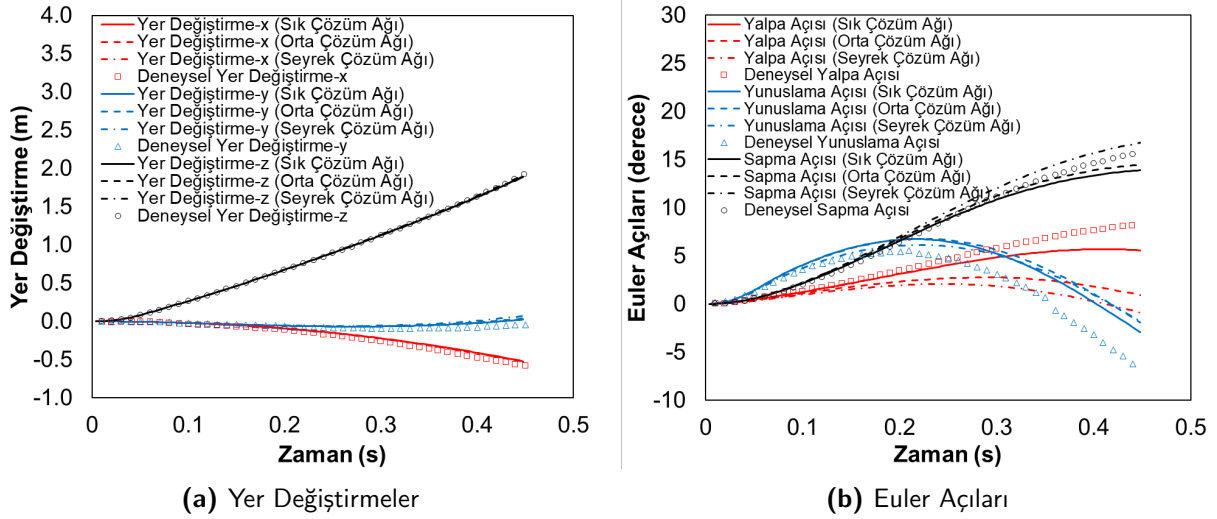
Şekil 7: Çok Katmanlı Sinir Ağı Modeli

### STAR-CCM+ ile Doğrulama Çalışmaları

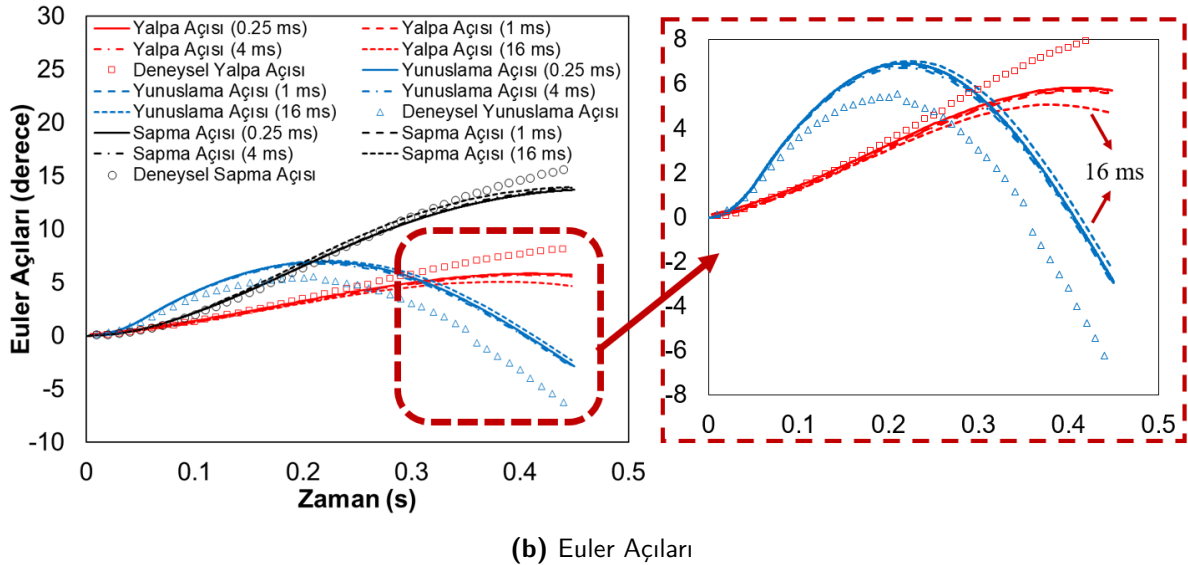
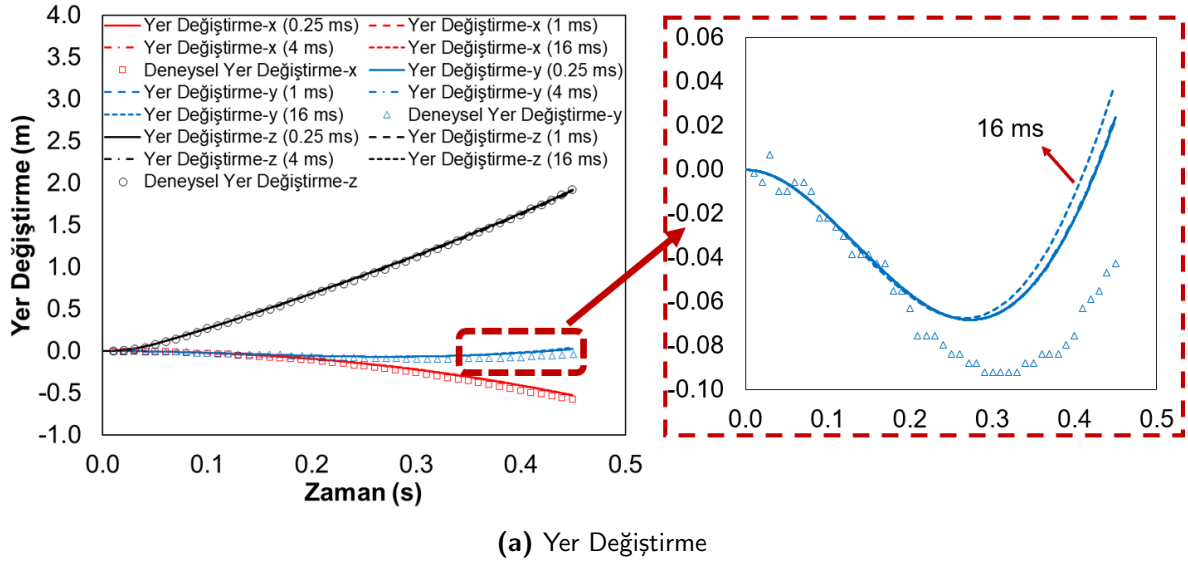
Doğrulama çalışmalarında EGLIN test konfigürasyonunun deneysel çalışması [Heim, 1991] baz alınmıştır, ancak deney düzeneğinde yer alan tutucu kol (sting) modellenmemiştir. Doğrulama çalışmaları  $M = 0.95$ ,  $\alpha = 0$  deg koşulunda yapılmıştır.

STAR-CCM+ yazılımı ile elde edilen çözümlerin ağ yapısı ve çözümlerde kullanılan zaman adımından bağımsız olması için çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Ağ bağımsızlığı için üç farklı çözüm ağı üretilmiştir. Bu çözüm ağları yüzey elemanlarının sayısını 1.5 katına çıkartarak elde edilmiştir. Seyrek ağ yapısı 20.2 milyon elemandan, orta ağ yapısı 30.8 milyon elemandan ve de sık ağ yapısı da 49.6 milyon elemandan oluşmaktadır.

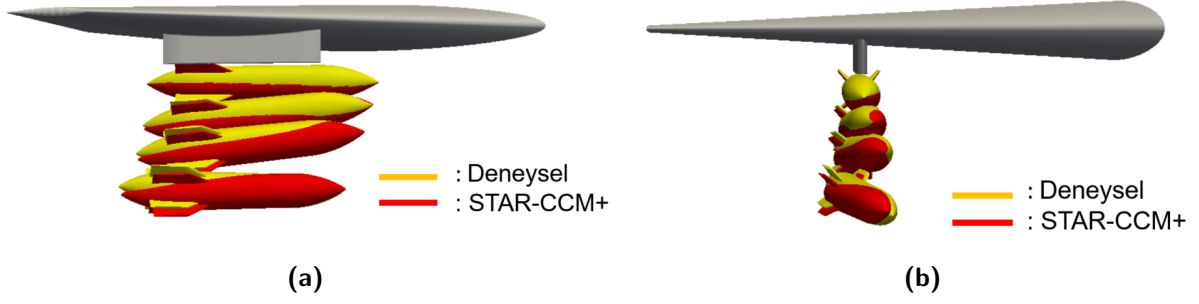
Üç farklı ağ ile zamana bağlı simülasyonlar sonucu mühimmatın pilondan bırakılmasının ardından elde edilen yer değiştirme ve Euler açı tahminleri Şekil 8'da gösterilmiştir. Şekilde görüldüğü gibi genelde nümerik tahminler deneysel verilerle uyumludur ve ağ yapısı sıklaştıkça tahminler deney sonuçlarına daha da yaklaşmaktadır. Z-eksenindeki yer değiştirme sonuçları deney sonuçları ile



Şekil 8: Ağ Çözünürlüğünün Yörünge Tahminine Etkisi



Şekil 9: Zaman Adımlarının Yörünge Tahminine Etkisi



**Şekil 10:** Mühimmatın Ayrılma Yörüngesi

**Tablo 1:** Yapay Sinir Ağı Eğitim Seti

Mach	$\alpha$ (derece)
[0.9, 1, 1.1, 1.3]	[0, 5, 10]

oldukça uyumludur. Mühimmatın güvenli bir şekilde pilyondan ayrılmasında en kritik Euler açısı, y-eksenindeki yunuslama açısıdır, ve uçağa yakın bölgelerde tahmin edilen bu açı da deney verileri ile oldukça uyumludur. Nümerik simülasyonda X-eksenindeki yalpa açısı tahmininin deneyel veriden göreceli olarak uzaklaştığı görülmektedir. Bu farkın mühimmatın silindirik gövdesinde asimetrik olarak ayrılan akışın çözümündeki hassasiyetten kaynaklandığı değerlendirilmektedir. Ancak yalpa eylemsizlik momenti, sapma ve yunuslama eylemsizlik momentine kıyasla oldukça küçük, diğer eylemsizlik momentlerinin neredeyse yirmide biri kadardır.

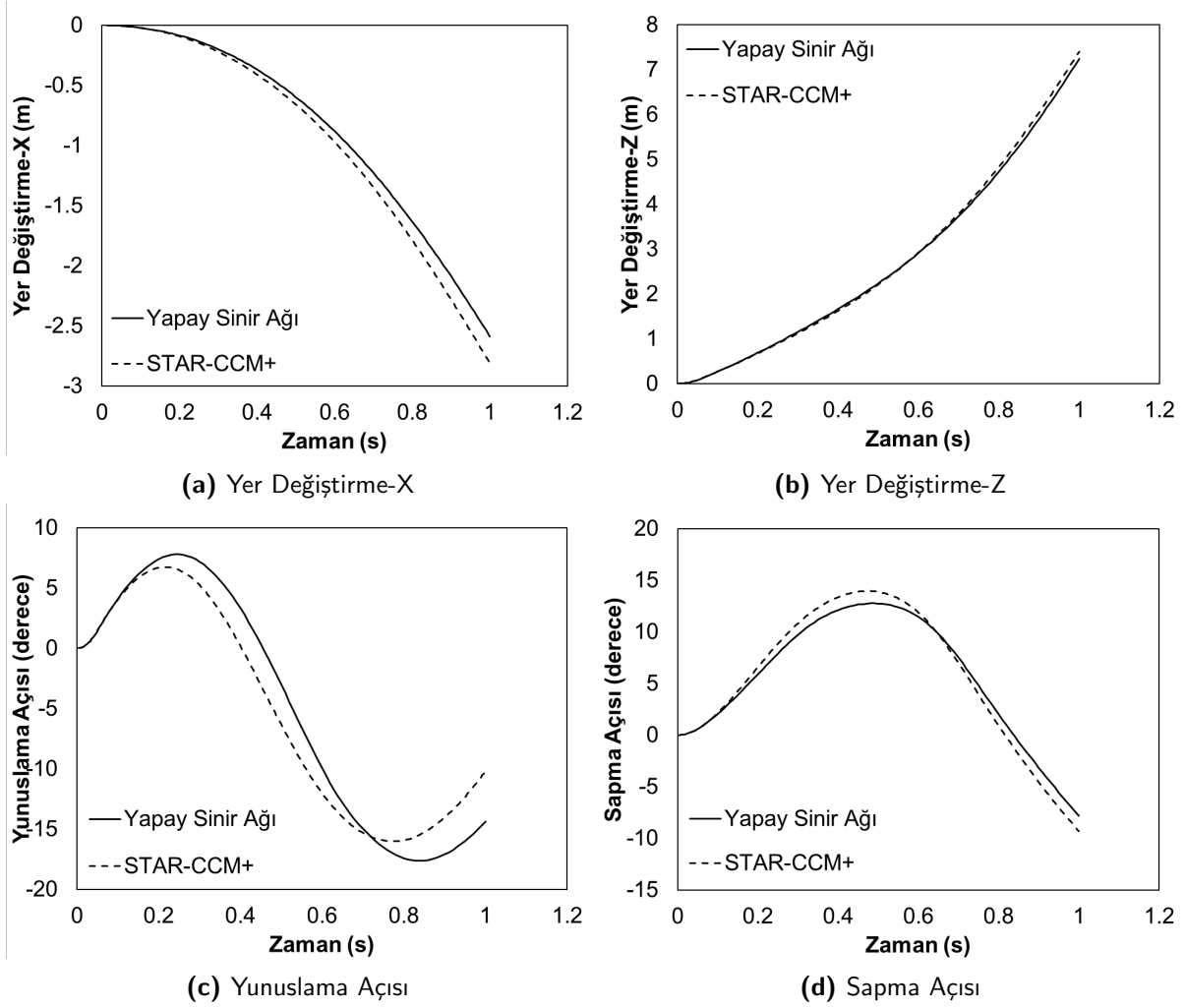
Zaman adımından bağımsız çözümlerin elde edilebilmesi için optimum bir zaman adımının belirlenebilmesi için dört farklı zaman adımı kullanılmıştır: 0.25 ms, 1 ms, 4 ms ve 16 ms. Her zaman adımı için elde edilen yer değiştirme ve açı sonuçları Şekil 9a ve Şekil 9b'de gösterilmiştir. Şekillerde görüldüğü gibi, zaman adımı 4 ms'ye kadar olan çözümlerde yer değiştirme ve Euler açısı tahminleri birbirine çok yakındır. Ancak 16 ms adımlı tahminler daha küçük adımlı tahminlerden ve deney verilerinden uzaklaşmaya başlamıştır. Bu veriler sonucunda optimum zaman adımı olarak 4 ms alınmıştır. Şekil 10 4 ms zaman adımı ile elde 3 boyutlu ayrılma yörüngesinin deneyel veri ile oldukça uyumlu olduğunu göstermektedir.

### Yapay Sinir Ağının Modellenmesi

Bu çalışmada sinir ağı modelinin eğitimi için kullanılan zamana bağlı akış koşulları Tablo 1'de verilmiştir. Bu eğitim setinde 4 farklı Mach sayısı ve 3 farklı hücum açısı değeri ile 12 farklı zamana bağlı akış çözümleri gerçekleştirilmiştir. 4 ms zaman adımı kullanılarak toplam 1 saniye süresince yapılan tek simülasyonda her zaman adımında mühimmatın pozisyonu, Euler açıları ve üzerine etkiyen aerodinamik yükler yapay sinir ağının eğitimi için kayıt edilmiştir. Toplam 3000 veri ile eğitilen bu sinir ağı modeli ile veri setinde yer almayan  $M = 0.95$ ,  $\alpha = 0deg$  koşullarında mühimmat yörüngesinin hesaplanması için gerekli olan aerodinamik kuvvet ve moment katsayıları elde edilmiştir. Mühimmatın ayrılması sonrası pozisyonları altı serbestlik derecesine sahip dinamik modelin 0.01s aralıkla zaman entegrasyonu sonucu belirlenmiştir.

Baz olarak tek gizli katmanı olan bir sinir ağı modeli oluşturulmuştur. Bu modelde, girdi katmanında 5 adet nöron, gizli katmanda 150 adet nöron ve çıktı katmanında ise 1 adet nöron bulunmaktadır. Girdi katmanında bulunan 5 nöron, Şekil 7'de gösterildiği üzere serbest akım Mach sayısı, mühimmatın kanattan x ve z yönlerindeki mesafeleri, mühimmatın hücum açısı ve mühimmatın yana kayış açısıdır. Bu parametreler, ayrılma karakteristiğini en çok etkileyen parametreler olduğu için kullanılmıştır. Çıktı katmanında bulunan 1 nöron ise, aerodinamik





**Şekil 11:** Başlangıç Sinir Ağı Modeli ile Elde Edilen Yörünge Tahmini -  $M = 0.95$ ,  $\alpha = 0$

katsayıya karşılık gelmektedir. Bütün katsayıları içeren tek bir model oluşturmak yerine, her katsayı için ayrı modeller oluşturulmuştur. Bunun temel sebebi, aynı doğruluğu sağlamak için gereken toplam nöron sayısını azaltmak ve eğitim sürecini hızlandırmaktır. Nöron sayısı ve gizli katman sayısı parametrelerinin dışında, eğitim sürecini etkileyen bir diğer parametre ise modelde kullanılan öğrenme faktörü. Öğrenme faktörü (learning rate), geri yayılım sürecinde, sinir ağı modelinin ağırlıklarının güncellenme oranını belirler. İlk öğrenme faktörü, eğitim sürecinin başında kullanılan öğrenme oranını ifade eder. Son öğrenme faktörü ise, eğitim sürecinin sonunda ulaşılan öğrenme oranını ifade eder. Genellikle, ilk başta yüksek bir öğrenme faktörü kullanıp, eğitim ilerledikçe bu oranın azalmasını sağlayan bir yaklaşım, modelin başlangıçta hızlı öğrenmesini, sonrasında ise daha hassas bir ayar yapmasını mümkün kılar. Oluşturulan baz sinir ağı modelinde ilk öğrenme faktörü  $1e-3$  ve son öğrenme faktörü  $1e-4$ 'tür.

Baz sinir ağı modeli ile 0.95 Mach koşulunda yapılan yörünge tahmini Şekil 11'te verilmiştir. Şekilde görüldüğü gibi yapay sinir ağı tahminleri zamana bağlı STAR-CCM+ çözümü ile genelde uyumludur. Güvenli ayrılma için en önemli parametre olan z eksenindeki yer değiştirme oldukça doğru olarak tahmin edilmiştir. Diğer önemli bir parametre olan yunuslama açısının tahmininin zaman içerisinde STAR-CCM+ çözümünden uzaklaştığı görülmektedir. İki tahmin arasındaki fark 2 derece mertebesinde. Ayrıca iyi tahmin edilen x eksenindeki hareket, sürüklenme katsayısının da yapay sinir ağı ile hassas bir şekilde tahmin edildiğini göstermektedir. Hareket süresince maksimum yaklaşık 2 derecelik bir farklılık görülmesine rağmen genel olarak sapma açısının doğru tahmin

edildiği görülmektedir.

Baz olarak alınan bu sinir ağı modelini geliştirmek için gizli katmandaki nöron sayılarının, gizli katmaların sayısının ve öğrenme oranlarının yörünge tahminleri üzerine olan etkisi incelenmiştir. Bunun için, öncelikle nöron sayılarını dört kat artırarak Tablo 2’de görüldüğü gibi 3 farklı sinir ağı modeli oluşturulmuştur.

**Tablo 2:** Oluşturulan Yapay Sinir Ağı Katmanlardaki Nöron Sayıları

Model	Nöron Sayısı
1	5-150-1
2	5-600-1
3	5-2400-1

Farklı nöron sayıları ile elde edilen tahminler Şekil 12’de verilmiştir. Görüldüğü gibi bütün yapay sinir ağı modelleri x ve z eksenindeki yer değiştirmeleri oldukça doğru tahmin etmektedir. Yunuslama açısı taminlerinde ise sinir ağı modelleri arasında belirgin farklar ortaya çıkmıştır. En fazla nöronun olduğu yapay sinir ağı 3, başlangıçta diğer modellerden daha iyi bir yörünge tahmini vermesine rağmen  $t=0.5s_n$  sonrasında STAR-CCM+ tahmininden oldukça uzaklaşmıştır. Yapay sinir ağları 1 ve 2 ile yapılan yörünge tahminlerinin birbirine yakın olmasına rağmen 600 nöronlu model tahmininin STAR-CCM+ tahminini genelde daha yakından takip ettiği görülmektedir. Dolayısıyla devam eden çalışmada 600 nöronlu bir modelin kullanılması uygun görülmüştür.

Nöron sayısı ile yapılan parametrik çalışmanın ardından, gizli katman sayısının etkisini incelemek için toplan 600 nöronlu 1, 2 ve 3 gizli katmandan oluşan 3 farklı model oluşturulmuştur (Tablo 3). Bu modellerde gizli katman sayısı artarken, toplam nöron sayısı sabit tutulmuştur.

**Tablo 3:** Gizli Katman Sayısının Etkisinin İncelenmesi için Oluşturulan Sinir Ağları

Model	Katman Organizasyonu
1	5-600-1
2	5-400-200-1
3	5-300-200-100-1

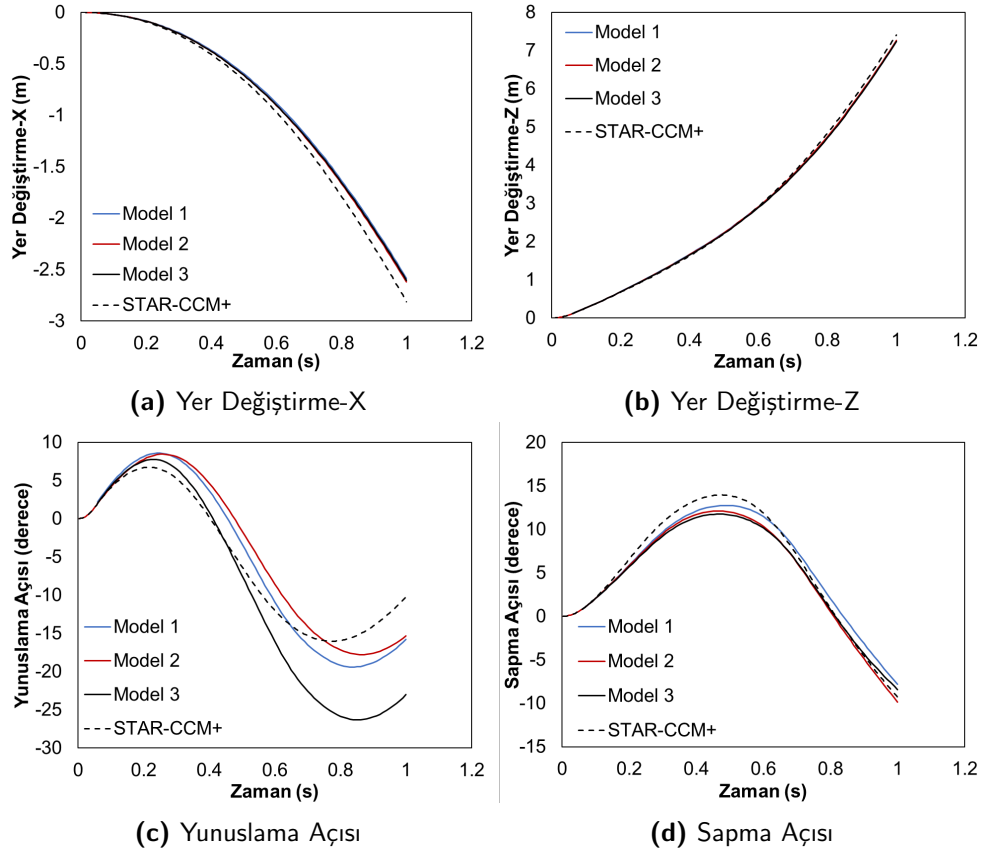
Tablo 3 belirtilen sinir ağları için, elde edilen sonuçlar Şekil 13’te verilmiştir. Gizli katman sayısının yörünge tahminine olan etkisi yunuslama açısının zaman içerisinde değişiminde kendini göstermiştir. Burada tek katmanlı model diğer modellerden ve STAR-CCM+ tahmininden belirgin bir şekilde uzaklaşmıştır. Sapma açısının tahminindeki göreceli doğruluk da göz önüne alındığında 2 gizli katmanlı modelin daha başarılı olduğu değerlendirilmiş ve devam eden çalışmalarda bu model kullanılmıştır.

Son olarak yapay sinir ağının ilk ve son öğrenme faktörünün etkisini incelemek için 3 farklı model oluşturulmuştur. Toplam 600 nöronlu ve 2 gizli katmanlı yapay sinir ağı modelinde ilk ve son öğrenme faktörleri Tablo 4’te verildiği gibi azaltılarak değiştirilmiştir.

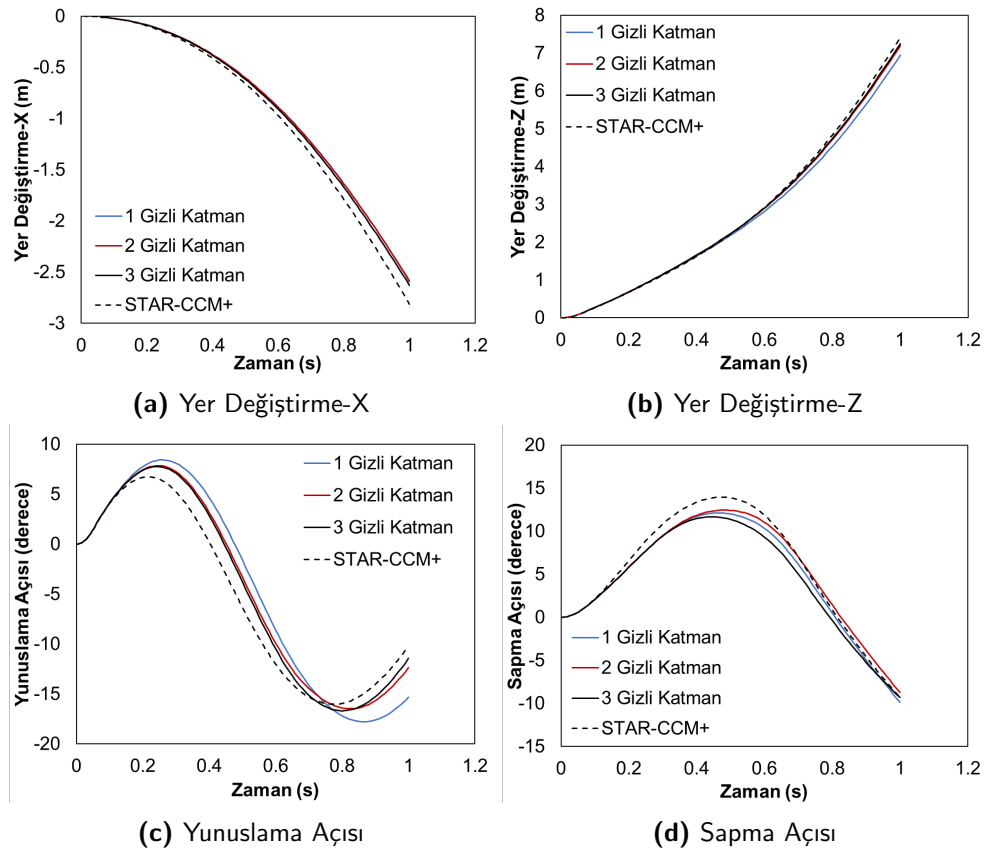
**Tablo 4:** Öğrenme Faktörlerinin İncelenmesi için Oluşturulan Sinir Ağları

Model	İlk ve Son Öğrenme Faktörleri
1	$1e-3$ ve $1e-4$
2	$2e-4$ ve $2e-5$
3	$4e-5$ ve $4e-6$

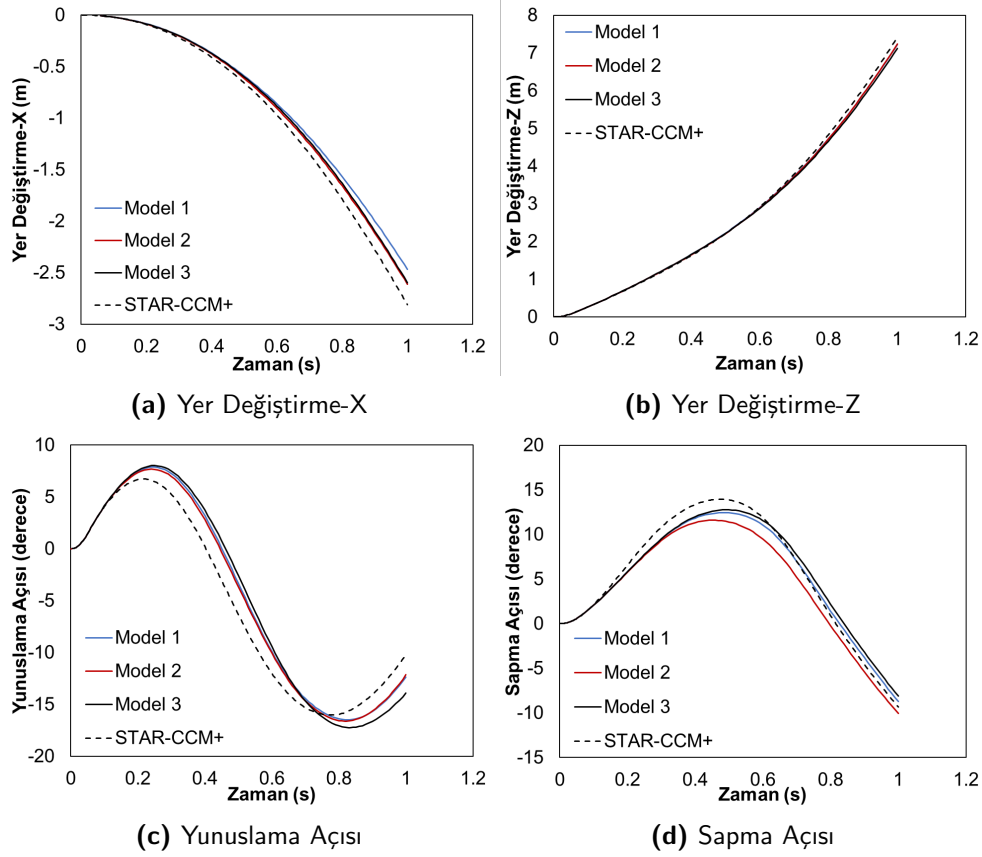
Öğrenme faktörlerinin yörünge tahmini üzerine etkisi Şekil 14’de verilmiştir. Görüldüğü gibi öğrenme faktörleri küçüldükçe, yani öğrenme hızı yavaşladıkça yer değiştirme tahminlerinde bir



Şekil 12: Nöron Sayısının Yörünge Tahmini Üzerindeki Etkisi -  $M = 0.95$ ,  $\alpha = 0$



Şekil 13: Gizli Katman Sayısının Yörünge Tahmini Üzerindeki Etkisi -  $M = 0.95$ ,  $\alpha = 0$



**Şekil 14:** Öğrenme Faktörlerinin Yörünge Tahmini Üzerindeki Etkisi -  $M = 0.95$ ,  $\alpha = 0$

iyileşme görülmektedir. En küçük faktörlerin uygulandığı 3. model yunuslama açısı tahmininde STAR-CCM+ tahmininden uzaklaşma eğilimi gösterse de sapma açısı tahmininde daha başarılı olduğu değerlendirilmiş, ve bu düşük öğrenme faktörlü model devam eden yörünge tahmini çalışmalarında kullanılmıştır.

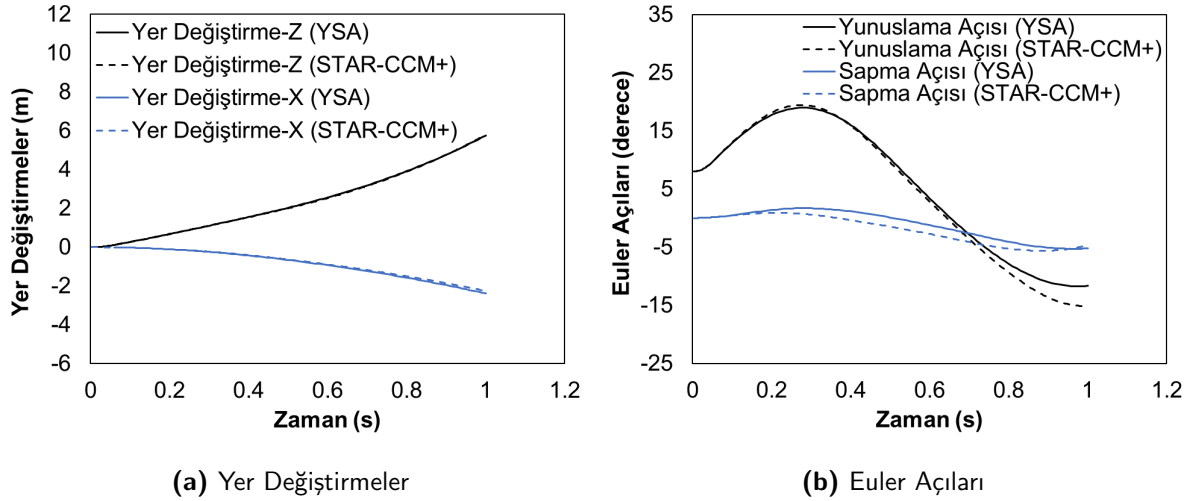
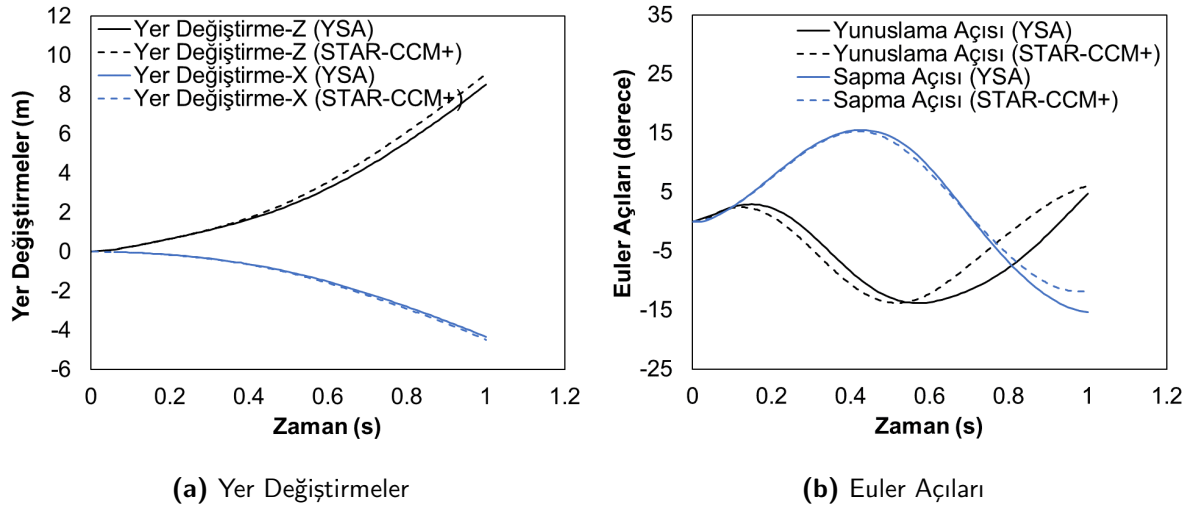
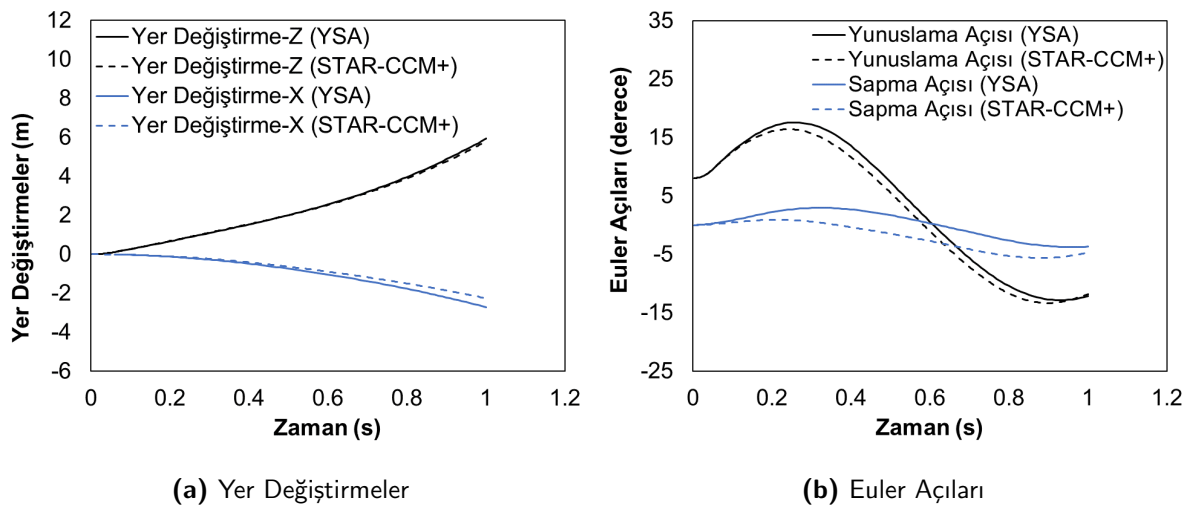
### Optimum Yapay Sinir Ağı ile Yörünge Tahmini

Gerçekleştirilen parametrik sinir ağı çalışmasının ardından elde edilen optimum sinir ağı modeli kullanılarak, bu bölümde sinir ağının eğitim setinde bulunmayan farklı koşullar için yörünge tahminleri yapılmıştır. Yörünge tahminlerinin yapıldığı koşullar Tablo 5'te verilmiştir. İlk koşul setinde, eğitim setinde olan bir Mach sayısı için, eğitim setinde olmayan  $\alpha = 0$  deg hücum açısına yer verilmiştir. İkinci koşul setinde, eğitim setinde olan bir hücum açısı koşulu için, eğitim setinde olmayan bir Mach sayısı kullanılmıştır. Son koşulda ise, hem Mach sayısı hem de hücum açısı için eğitim setinde olmayan değerler alınmıştır.

**Tablo 5:** Yapay Sinir Ağı ile Yapılan Yörünge Tahmin Koşulları

Durum	Mach	$\alpha$ (derece)
1	0.9	8
2	1.2	0
3	0.95	8

Bu 3 test koşulunda yapay sinir ağı (YSA) ile elde edilen yörünge tahminleri Şekil 15, 16 ve 17'de zamana bağlı STAR-CCM+ çözümleri ile elde edilen yörünge tahminleri ile kıyaslanmıştır.

Şekil 15: Yörünge Tahminleri -  $M = 0.9$ ,  $\alpha = 8$ Şekil 16: Yörünge Tahminleri -  $M = 1.2$ ,  $\alpha = 0$ Şekil 17: Yörünge Tahminleri -  $M = 0.95$ ,  $\alpha = 8$



Görüldüğü gibi YSA tabanlı yer değiştirme ve Euler açısı tahminleri eğitim seti zarfında bulunan her koşul için başarıyla ve genelde STAR-CCM+ tahminleri ile uyumlu olarak elde edilmiştir. Yer değiştirme tahminlerindeki uyum oldukça iyidir, Euler açılarındaki maksimum fark ise 5 derece mertebesinde,dir,

## SONUÇ

Bu çalışmada, yapay sinir ağları kullanılarak, EGLIN kanat-pilon-mühimmat test konfigürasyonu için ayrılan mühimmatın yörünge tahmini başarılı bir şekilde gerçekleştirilmiştir. Yapay sinir ağının eğitimi için gereken aerodinamik veri tabanı STAR-CCM+ yazılımı ile elde edilen zamana bağlı mühimmatın ayrılma simülasyonları ile elde edilmiştir. Yörünge tahmini için gereken altı serbestlik derecesine sahip matematiksel model MATLAB programı ile oluşturulmuştur. STAR-CCM+ ile elde edilen zamana bağlı yörünge tahmini EGLIN test verisi ile öncelikle doğrulanmıştır. Ardından yapay sinir ağlarındaki nöron sayısı, gizli katman sayısı ve öğrenme faktörlerinin etkileri parametrik olarak incelenmiş ve optimum bir yapay sinir ağı modeli oluşturulmuştur. Optimum yapay sinir ağı modeli ile eğitim setinde bulunmayan ayrılma koşullarında elde edilen yörünge tahminleri zamana bağlı ayrılma çözümleri ile karşılaştırılarak yapay sinir ağı modelinin hassasiyeti ve kullanılabilirliği gösterilmiştir. Bu çalışmada geliştirilen yapay sinir ağı modeli ile eğitim zarfı içerisinde bulunan koşullarda mühimmatın ayrılma yörüngesi hızlı ve güvenilir bir şekilde yapılabilecektir.

## Kaynaklar

- Abdolrasol, M.G.M., Hussain, S.M.S., Ustun, T.S., Sarker, M.R., Hannan, M.A., Mohamed, R., Ali, J.A., Mekhilef, S., ve Milad, A., 2021. *Artificial Neural Networks Based Optimization Techniques: A Review.*, 10th Anniversary of Electronics: Recent Advances in Artificial Intelligence, 10(21)
- Arnold, R.J., ve Epstein, C.S., 2021. *AGARD Flight Test Techniques Series Volume 5 on Store Separation Flight Testing.*, North Atlantic Treaty Organization.
- Calspan Corporation., 1980. *75 Years of Testing the Future.*, <https://calspan.com/company/history/1950s>.
- Carman Jr, JB., Hill Jr, DW., ve Christopher, JP., 1980. *Store separation testing techniques at the Arnold Engineering Development Center. Volume 2. Description of Captive Trajectory Store Separation Testing in the Aerodynamic Wind Tunnel.*
- Cenko, A., 2016. *Store separation overview.*, AIWS LLC, North Atlantic Treaty Organization.
- Cenko, A., 2006. *One CFD calculation to end point flight testing: (Has CFD finally replaced the wind tunnel?*, The Aeronautical Journal.
- Cenko, A. ve Prinian, A., 2004. *Advances in modelling and simulation capabilities for predicting store trajectories - Past success and future challenges.*, RTO AVT Symposium.
- Cho, Hwan-Kee., Kang, Chi-Hang., Jang, Young-Il., Lee, Sang-Hyun., Kim, Kwang-Yeon., 2010. *Store separation analysis of a fighter aircraft's external fuel tank.*, International Journal of Aeronautical and Space Sciences, 11(4), 345–350.
- Davids, S. ve Cenko, A., 2001. *Grid Based Approach to Store Separation.*, 19th AIAA Applied Aerodynamics Conference AIAA 2001-2418.
- Demir, G., 2017. *Computational Fluid Dynamics Modelling of Store Separation Using Grid Method.*, Middle East Technical University.

- Department of Defense, 1992. *Aircraft/Stores Compatibility: Systems Engineering Data Requirements and Test Procedures.*,
- Heim, E.R., 1991. *CFD Wing/Pylon/Finned Store Mutual Interference Wind Tunnel Experiment.*, Arnold Engineering Development Center.
- Mijvel, M.M., 2021. *Artificial Neural Networks Advantages and Disadvantages.*, Mesopotamian Journal of Big Data.
- Panagiotopoulos, Elias., ve Kyparissis, Spyridon., 2018. *CFD transonic store separation trajectory predictions with comparison to wind tunnel investigations.*, International Journal of Engineering.
- Rogers, RM., 1976. *A comparison between the Nielson and Woodward programs in predicting flow fields and store loads.*, Naval Weapons Center TM.