18-20 Eylül 2024, Ankara Yıldırım Beyazıt Üniversitesi, Ankara

AÇIK KAYNAKLI HESAPLAMALI AKIŞKANLAR DİNAMİĞİ YAZILIMI VE MAKİNE ÖĞRENMESİ KULLANARAK AERODİNAMİK ŞEKİL OPTİMİZASYONU ÇERÇEVESİNİN GELİŞTİRİLMESİ

BÜŞRA KARACA¹, ELİF DEMİRELLİ², HATİCE KÜBRA ÖZDEMİR³ VE MUSTAFA KAYA⁴

Ankara Yıldırım Beyazıt Üniversitesi Ankara

ÖZET

Açık kaynaklı bir Hesaplamalı Akışkanlar Dinamiği (CFD) aracı olan Xfoil yazılımı ve makine öğrenmesi kullanarak bir kanat kesitinin geometrik şekil optimizasyonu için çalışma çerçevesi geliştirilmiştir. Bu çalışmanın ana amacı, makine öğrenmesi ile CFD çözümlerinin birleştirilmesi sayesinde hesaplama süresinde önemli bir zaman kazanımı sağlanabileceğini göstermektir. İlk olarak, bir kanat kesiti parametreleme yöntemi olan CST metodu ile belli sayıda kanat profili geometrisi oluşturulmuş ve her kanat profili geometrisi için çeşitli uçuş rejimlerinde (hücum açısı, Mach sayısı, irtifa) aerodinamik katsayılar hesaplanmıştır. Daha sonra, bir makine öğrenmesi algoritması olan Destek Vektör Regresyon yöntemi ile girdiler (CST parametreleri, hücum açısı ve Mach sayısı) ve çıktılar (aerodinamik katsayılar) arasında fonksiyon ilişkisi elde edilmiştir. Son aşamada, verilen kısıtlar altında hedef kaldırma kuvveti katsayısına ulaşmak için optimizasyonlar uygulanmıştır. Tüm bu süreç, uygun betik tabanlı arayüzlerle entegre edilmiştir.

GİRİŞ

Aerodinamik tasarım alanında son dönemde önemli ilerlemeler kaydedilmiştir. Tüm bu ilerlemeler, aerodinamik tasarımın daha verimli, daha güvenli ve daha çevre dostu hale getirilmesine olanak tanımaktadır. Gelecekte, bu teknolojilerin daha da rafine edilmesi ve entegrasyonuyla birlikte, havacılık, otomotiv ve diğer endüstrilerde daha yenilikçi ve ileri teknoloji ürünleri geliştirilecektir.

Aerodinamik tasarımın verimliliğini artırmak için evrimsel programlama ve destek vektör regresyon algoritmalarının kullanımı detaylı bir şekilde ele alınmıştır ([Andrés vd., 2001]). Kanat profili analizi ve şekil optimizasyonu için sınıf şekil dönüşümü ve genetik algoritma kullanımının incelendiği çalışma, kanat profili tasarımı ve analizi alanında önemli bir potansiyel sunmaktadır ([Akram ve Kim, 2021]). Petrov–Galerkin sonlu elemanlar yöntemi ile makine öğrenimi tekniklerinin birleştirilmesinin kanat profili analizi ve optimizasyonunda potansiyeli üzerine de çalışma bulunmaktadır ([Areias vd., 2023]).

Bu çalışmada ana vurgumuz, açık kaynaklı Hesaplamalı Akışkanlar Dinamiği (CFD) çözücüsü Xfoil ile sorunsuz entegre edilmiş, yenilikçi bir makine öğrenimi tabanlı aerodinamik şekil optimizasyon çerçevesinin oluşturulması ve geliştirilmesidir. Temel amaç, makine öğrenimi ve CFD çözümlerinin sinerjik uygulanmasıyla hesaplama süresinde dikkate değer

¹ Lisans öğrencisi, Havacılık ve Uzay Mühendisliği, E-posta: busrakrc395@gmail.com

² Lisans öğrencisi, Havacılık ve Uzay Mühendisliği, E-posta: elifdemirelli10@icloud.com

³ Lisans öğrencisi, Havacılık ve Uzay Mühendisliği, E-posta: hatkubr06@gmail.com

⁴ Doçent Dr., Havacılık ve Uzay Mühendisliği, E-posta: mkaya@aybu.edu.tr

bir azalma olduğunu göstermektir. Önerdiğimiz yöntem, CST yöntemi gibi geometri parametreleme tekniklerini kullanarak çeşitli kanat profili geometrilerinin sistemli bir şekilde üretilmesini içerir. Bu parametrik olarak tanımlanan kanat profili şekilleri, aerodinamik performansın kapsamlı bir değerlendirmesine olanak tanıyarak analizimizin temelini oluşturur. Değerlendirme için ana ölçüt, farklı hücum açıları, Mach sayıları ve irtifalar dahil olmak üzere çeşitli uçuş koşullarında her kanat profili geometrisi için hesaplanan aerodinamik katsayılardır. Makine öğrenmesi kullanarak, sadece optimizasyon sürecinin verimliliği artırılmakla kalmayıp aynı zamanda çeşitli çalışma koşullarında aerodinamik tasarım değişkenleri ile performans sonuçları arasındaki karmaşık etkileşimi anlamak için yeni bakış açıları kazandırılabilir. Bu çok yönlü yaklaşım, havacılık mühendisliğinde hesaplama verimliliği ve tasarım keşfinde yeni standartlar belirleyerek aerodinamik optimizasyon alanını yeniden şekillendirmeyi vaat eder.

METODOLOJİ

İzlenen adımlar aşağıda sıralanmıştır:

- Parametrik olarak tanımlanan kanat profili geometrileri, hücum açısı ve Mach sayısı ile aerodinamik yükler arasında hesaplamalı çözümlere dayalı metamodel oluşturmak.
- Hedef kaldırma kuvveti katsayısını, kaldırma kuvveti ve moment kısıtları altında sağlayacak kanat profili geometrisini optimizasyon yöntemleri ile bulmak.
- Tüm çalışmaların otomatik olarak yürütülebilmesi için betikler yazmak.

Belirlenen hedeflere ulaşmak için şu yöntemler kullanılmıştır:

- Box-Behnken deney tasarımı ile birçok kanat kesiti geometrisi oluşturmak
- Aerodinamik yüklerin hesaplanması için açık kaynak Xfoil yazılımı kullanmak. Xfoil, orta seviye doğrulukta çok hızlı sonuç verme kabiliyetine sahip olduğu için tercih edilmiştir. Xfoil, sabit uçuş hızı (100 m/s) ile çalıştırılmıştır.
- Elde edilen sonuçlarda girdi-çıktı ilişkisi için SVR tabanlı makine öğrenmesi kullanılmıştır.

A. Destek Vektör Regresyonu

 $y = y(\vec{x})$ fonksiyonuna yaklaşmak için SVR'nin genel formu şu şekilde ifade edilir: ([Kaya,2019])

$$y^*(\vec{x}) = \langle \vec{\omega}, \vec{\phi}(\vec{x}) \rangle + b \tag{1}$$

Burada (. , .) iç çarpımı, \vec{x} giriş değişkenlerinin vektörü, y^* hedef fonksiyon y'yi yakınsayan bir fonksiyon, $\vec{\omega}$ ağırlık vektörü, $\phi \rightarrow x \rightarrow$ 'in vektör değerli bir fonksiyonu ve b sabit bir değerdir. Literatürde, $\vec{\phi}$ ve b sırasıyla (doğrusal olmayan) özellik eşlemesi fonksiyonu ve sapma olarak adlandırılır.

SVR modelinin oluşturulmasında iki amaç vardır. İlk amaç, gerçek hedef $y(\vec{x})$ ile en fazla ε sapma gösteren yaklaşık fonksiyon $y^*(\vec{x})$ 'u belirlemektir. İkinci amaç ise $y^*(\vec{x})$ 'u mümkün olduğunca düz hale getirmektir. Böylece, aşağıdaki optimizasyon problemi çözülür:

$$Bul \ \vec{\omega}, \xi_{i}^{+}, \xi_{i}^{-} \qquad \min \frac{1}{2} \| \vec{\omega} \|^{2} + C \ \sum_{i=1}^{m} (\xi_{i}^{+} + \xi_{i}^{-}) \qquad (2)$$

$$\langle \overrightarrow{\omega}, \overrightarrow{\phi}(\vec{x}_{i}) \rangle + b - y_{i} \leq \varepsilon + \xi_{i}^{+}$$

$$y_{i} - \langle \overrightarrow{\omega}, \overrightarrow{\phi}(\vec{x}_{i}) \rangle - b \leq \varepsilon + \xi_{i}^{-}$$

$$\xi_{i}^{+}, \xi_{i}^{-} \geq 0, \qquad i = 1, ..., m \ ile \ ilişkilendirilir.$$

2 Ulusal Havacılık ve Uzay Konferansı

(3)

(4)

KARACA, DEMİRELLİ, ÖZDEMİR

Burada \vec{x}_i ve y_i , eğitim veri setindeki *i*'inci giriş-çıkış çiftini temsil eder. m, eğitim algoritmasına bağlı olarak tüm sette veya tüm setin bir alt kümesindeki veri çiftlerinin sayısıdır. ε , kayıp fonksiyonu olarak adlandırılır ve Denklem (2)'deki minimizasyon problemi çözülmeden önce sağlanması gereken bir model parametresidir. C>0 olan ceza parametresi de önceden belirlenmiş bir model parametresidir.

B. Şekil Optimizasyonu

Optimum kanat kesiti şeklini belirlemek için tanımlanan amaç fonksiyonları, f, aşağıda verilmiştir:

- $f = (C_{l_{-2}} 0.02)^2 + (C_{l_4} 0.02)^2$
- $f = (C_l/C_{d_{10}} 12)^2$
- $f = (C_l/C_{d_4} 54)^2$
- $f = (C_l/C_{d-2} 1.5)^2$
- $f = (C_{d_{-2}} 0.007)^2 + (C_{d_4} 0.01)^2$
- $f = (C_{d_{-2}} 0.007)^2 + (C_{d_4} 0.01)^2$
- $f = (C_{m_{-2}} + 0.08)^2 + (C_{m_4} + 0.06)^2$
- $f = (C_{l_{10}} 0.8)^2 + (C_{l_4} 0.6)^2$
- $f = (C_{l_{10}} 0.8)^2 + (C_{d_{10}} 0.06)^2$
- $f = (C_{l_4} 0.6)^2 + (C_{d_4} 0.01)^2$
- $f = (C_{l_{-2}} 0.02)^2 + (C_{d_{-2}} 0.007)^2$

Örnek olarak $f = (C_{l_{-2}} - 0.02)^2 + (C_{l_4} - 0.02)^2$ amaç fonksiyonunun minimize edildiğinde, -2° hücum açısında CI değeri 0.02'ye yaklaşmış olurken, 4° hücum açısında CI değeri 0.6'ya yaklaşmış olacaktır. Bu optimizasyon problemlerinin kısıtları ise şu şekildedir:

- $C_{d_{-2}} 0.0090 \le 0$
- $C_{d_4} 0.03 \le 0$
- $-C_{m_{-2}} \leq 0$
- $C_{m_{10}} C_{m_{-2}} \le 0$
- $C_{m_{10}} C_{m_4} \le 0$

Alt simgeler, hücum açısı değerini göstermektedir. C_I, kaldırma kuvveti, C_d sürükleme kuvveti, C_m moment katsayısını temsil etmektedir. Optimizasyon değişkenleri, CST parametreleri (WI1, WI2, WI3, Wu1, Wu2, Wu3) ve irtifa seviyesi olmak üzere toplam 7 adettir. İrtifa seviyesi, Mach sayısı, Reynolds sayısı ve uçuş hızından hesaplanmıştır. Amaç fonksiyon ve kısıtlar, SVR'den gelen metamodel ile hesaplanır.

SONUÇ

Box-Behnken deney tasarımı yöntemi ile farklı CST parametreleri ve uçuş koşulları için XFOIL girdileri oluşturulmuştur. Bu parametreler 100 *m/s* hızında, kanat profili veter uzunluğu 0.1 *m*, irtifa seviyesi ise minimum 1000 metre ile maksimum 5000 metre olacak şekilde alınmıştır. Diğer girdi parametresi olan hücüm açısı için, minimum, ortalama ve maksimum değerler -2°, 4° ve 10° olarak belirlenmiştir. Bu girdi parametre kombinasyonları sonucunda 113 tane kanat profili üzerinden Xfoil çıktıları oluşturulmuştur (Tablo I).

	α	WI1	WI2	WI3	Wu1	Wu2	Wu3	Altitude	Cl	Cd	Cm
1	-2	0.0342	0.1837	0.2163	-0.1150	-0.2400	0.0295	3000	-0.0586	0.0077	-0.0749
2	-2	0.2129	0.1784	0.2163	-0.1150	-0.2400	0.0295	3000	0.0236	0.0072	-0.5920
:											
112	4	0.1235	0.1811	0.2163	-0.2129	-0.2400	0.0295	3000	0.5753	0.0121	-0.0587
113	4	0.1235	0.1811	0.2163	-0.2129	-0.2400	0.0295	3000	0.5643	0.0133	-0.0563

Tablo I: CST Parametreleriyle Elde Edilen Aerodinamik Katsayılar

Örnek bir CST parametreleme ile oluşturulmuş bir kanat kesiti geometrisi Şekil 1'de, örnek bir Xfoil çözümü ise Şekil 2'de verilmiştir.



Şekil 1: Örnek CST parametreleme ile kanat kesiti geometrisi oluşturma



Şekil 2: Örnek XFoil çözümü

Şekil 3'te oluşturulan destek vektör regresyonu modelinin tahmin ettiği kaldırma kuvveti katsayısı değerleri ile XFoil ile hesaplanan değerler karşılaştırılmaktadır. Model tahminlerinin XFoil değerlerle çok iyi örtüştüğü görülmektedir.



Şekil 3: SVR modelinin tahmin ettiği kaldırma kuvveti katsayısı değerleri ille XFoil'in hesapladığı değerlerin karşılaştırılması

SVR ile oluşturulan kaldırma kuvveti, sürükleme kuvveti ve moment katsayıları modelleri amaç fonksiyonunda (Denklem 3) ve kısıtlarda (Denklem 4) kullanılarak şekil optimizasyonu gerçekleştirilmiştir.



Şekil 4: Optimum CST parametrelerinin verdiği kanat profili

Optimizasyonun başlangıç noktası olarak ortalama değerler seçilmiştir. Hedef kaldırma kuvveti katsayılarını sağlayacak optimum kanat kesiti geometrisi (6 CST parametresi) ve optimum irtifa Tablo 2'de verilmiştir. Optimum kanat kesiti geometrisi ise Şekil 4'te gösterilmektedir.

Tanımlanan Objektif Fonksiyonlarda C _I Optimizasyonu						
CST Parametreleri	Optimum Çözüm Vektörü					
WI1	0,12158					
WI2	0,18111					
WI3	0,22084					
Wu1	-0,12474					
Wu2	-0,23578					
Wu3	0,08685					
İrtifa	3000,0					

Tablo 1: Makine Oğrenmesi ile CI Optimizasyoni	Tablo 1: Makine	Öğrenmesi ile	CI Optimizasyonu
--	-----------------	---------------	------------------



Şekil 5: Xfoil'den elde edilen optimum CST parametrelerinin verdiği kanat profili

Elde edilen kanat geometrisi aynı uçuş koşulları için XFOIL ile incelendiğinde elde edilen Cı değerleri Tablo 3'te sunulmaktadır. Görüldüğü üzere, önerdiğimiz aerodinamik tasarım çalışma çerçevesi başarılı olmuştur.

Tablo2: Xfoil ve	SVR Metodu ile	Elde Edilen (Cı Değerinin	Karsılastırılması
	e meteoda no	Eldo Edilori	e, begeinni	rarşnaştirinnaor

Hücum Açısı Kullanılan Yöntem	- 2 °	4 °
SVR Metodu İle Elde Edilen CI değeri	0,02	0,6
Xfoil İle Elde Edilen Cl değeri	0,0220	0,6691
Hata Oranı	0,0909	0,10327

Tablo 3: Amaç Fonksiyonları Doğrultusunda Elde Edilen Sonuçlar

	Amaç Fonksiyonu	WI1	WI2	WI3	Wu1	Wu2	Wu3	İrtifa	SVR Sonucu	Xfoil Çıktısı	Hata Oranı
1	Cl/Cd (α=10)	0.12173	0.18106	0.21857	-0.12191	-0.23278	0.05862	2990	12	13,1	0,092
2	CI/Cd (α=4)	0.12190	0.18107	0.21988	-0.12125	-0.23272	0.06254	3002	54	54,7	0,013
3	CI/Cd (α=-2)	0.12209	0.18107	0.22042	-0.12553	-0.23364	0.07188	2990	1,5	1,65	0,100
Δ	CI (α=-2)	0 12158	0.18111	0.22084	-0.12474	-0.23578	0.08685	3000	0,02	0,022	0,100
	CI (α=4)	0.12100							0,6	0,6691	0,115
5	Cd (α=-2)	0.12199	0 18107	0.22020	-0.12188	-0.23358	0.07500	2999	0,007	0,0077	0,094
	Cd (α=4)		0.10107						0,01	0,0122	0,219
6	Cm (α=-2)	0 12140	0 18107	0 21969	-0 12161	-0 23291	0.06175	3000	-0,08	-0,079	0,013
0	Cm (α=4)	0.12140	0.10107	0.21000	0.12101	0.20201	0.00110	0000	-0,06	-0,062	0,033
7	CI (α=10)	0.12149	0.18105	0.22009	-0.12018	-0.23210	0.07537	3022	0,8	0,8859	0,107
	CI (α=4)								0,6	0,6637	0,106
8	CI (α=10)	0.12191	0 18107	0.22340	-0.12713	-0.23603	0.11254	2999	0,8	0,8398	0,050
	Cd (α=10)		0.10107						0,06	0,0652	0,086
a	CI (α=4)	0.12202	0.18105	0.22053	-0.12279	-0.23319	0.08036	3000	0,6	0,6692	0,115
9	Cd (α=4)								0,01	0,0123	0,227
10	CI (α=-2)	0.12149	49 0.18107 (0 21011	-0.12226	-0.23304	0.06404	2999	0,02	0,0207	0,035
10	Cd (α=-2)			0.21311					0,007	0,0076	0,084

KARACA, DEMİRELLİ, ÖZDEMİR

Tablo 3'te 10 tane çeşitli hedef fonksiyonları doğrultusunda MATLAB kütüphanesinden SVR metodu ile elde edilen çıktıların Xfoil yazılımı ile aynı fonksiyonlardan elde edilen çıktıların karşılaştırılması ile yapılan karşılaştırmayı göstermektedir. Tabloda görüldüğü gibi SVR sonuçları Xfoil çıktıları ile uyumlu olup, hata oranlarının düşük olduğu gözlemleniyor. Bu da SVR modelinin iyi performans gösterdiğini işaret eder. SVR modeli ile sonuçlar yaklaşık olarak 8 saniyede hesaplanmaktadır.

Optimum kanat kesiti şeklini belirlemek için tanımlanan amaç fonksiyonları, f, sırasıyla aşağıda verilmiştir:

KAYNAKÇA

Akram, Md Tausif, and Man-Hoe Kim. "CFD analysis and shape optimization of airfoils using class shape transformation and genetic algorithm—Part I." Applied Sciences 11.9 (2021): 3791.

Andres, E., Baier, R., & Rizzi, A. (2001). Efficient aerodynamic design through evolutionary programming and support vector regression algorithms. In 39th AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit (p. 343).

Areias, Pedro, Rodrigo Correia, and Rui Melicio. "Airfoil Analysis and Optimization Using a Petrov–Galerkin Finite Element and Machine Learning." Aerospace 10.7 (2023): 638.

Kaya, Mustafa. "A CFD based application of support vector regression to determine the optimum smooth twist for wind turbine blades." Sustainability 11.16 (2019): 4502.