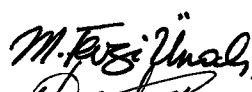


175855

**AERODİNAMİK DİZAYN VE OPTİMİZASYONDA
GENETİK ALGORİTMA KULLANIMI**

DOKTORA TEZİ
Y. Müh. Abdurrahman HACIOĞLU
(511982007)

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 07 Ocak 2003
Tezin Savunulduğu Tarih : 26 Eylül 2003

Tez Danışmanı : Doç.Dr. İbrahim ÖZKOL 
Diğer Jüri Üyeleri Prof.Dr. M. Fevzi ÜNAL (İ.T.Ü.) 
Prof.Dr. Osman ISIKAN (M.Ü.) 
Doç.Dr. M. Orhan KAYA (İ.T.Ü.) 
Yrd.Doç.Dr. Erol UZAL (İ.Ü.) 

EYLÜL 2003

ÖNSÖZ

Bu tezde, aerodinamik dizayn ve optimizasyonda genetik algoritma kullanımı için genetik algoritmayı hızlandıran Titreşimli Genetik Algoritma yöntemi ile Dağıtım Stratejileri geliştirilmiş ve uygulamaları yapılmıştır.

Doktora eğitimin sırasında yaptığı katkılardan dolayı Yard. Doç. Dr. Selman NAS'a, yönlendirmeleri ve değerli fikirleriyle bu tezin oluşmasında önemli rol oynayan Prof. Dr. Ülgen GÜLÇAT'a; tez çalışması süresince bana yol gösteren, önerileri ve görüşleri ile tezin oluşmasını ve bilimsel niteliğinin yükselmesini sağlayan değerli hocam Doç. Dr. İbrahim ÖZKOL'a teşekkür ederim.

Bana bu tez çalışmasını yapabilme imkanı sağlayan, mensubu olmakla her zaman gurur duyduğum, Hava Kuvvetleri Komutanlığı'na ve İstanbul Teknik Üniversitesi'ne de teşekkürü bir borç bilirim.

Son olarak; bu tezi, doktora öğrenimim süresince bana her zaman büyük bir sabırla destek veren değerli eşim Cahide HACIOĞLU'na ithaf ederken, O'na ve kızlarım İrem Vildan ile Didem'e sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Abdurrahman HACIOĞLU

EYLÜL 2003

İÇİNDEKİLER

KISALTMALAR	v
ŞEKİL LİSTESİ	vi
SEMBOL LİSTESİ	x
ÖZET	xi
SUMMARY	xv
1. GİRİŞ	1
1.1. Tezin Amacı	5
1.2. Titreşimli Genetik Algoritma	6
1.3. Dağıtım Stratejileri	6
1.4. Kullanılan HAD Yöntemleri	7
1.4.1. Etkileşimli Sınır Tabaka Yöntemi	7
1.5. Tez Planı	10
2. GENETİK ALGORİTMA İLE AERODİNAMİK DİZAYN	11
2.1. Genetik Algoritma Nedir	11
2.2. Genetik İşlemciler Ve Kavramlar	13
2.3. Genetik Algoritma İle Aerodinamik Dizayn Süreci	14
2.3.1. Bezier Eğrisi İle Kanat Profili Temsili	15
2.3.2. Kanat Profilinin Kodlanması	16
2.3.3. Amaç Fonksiyonu	17
2.3.4. Uygunluk Değerleri	18
2.3.5. Seçim	19
2.3.6. Çaprazlama Ve Mutasyon	19
3. KANAT PROFİLİ DİZAYN VE OPTİMİZASYONU İÇİN TİTREŞİMLİ GENETİK ALGORİTMA	21
3.1. Titreşimli Genetik Algoritma	21
3.2. Titreşimli Mutasyon	22
3.2.1. Test Fonksiyonuna Uygulama	26
3.3. Titreşimli Çaprazlama: Çift Yönlü Alfa (ÇYA) Metodu	27
3.3.1. Test Fonksiyonuna Uygulama	29
4. DAĞITIM STRATEJİLERİ	30
4.1. Dağıtılmış Amaç Fonksiyon	30
4.2. Dağıtılmış Elitizm	31
4.3. Test Fonksiyonuna Uygulama	31
4.4. Yöntemin Aerodinamik Geçerliliği	34
4.5. Kanat Profili Dizaynına Uygulama	37
5. KANAT PROFİLİ DİZAYNI UYGULAMA SONUÇLARI	39
5.1. Sesaltı, Sıkıştırılmaz Akım Şartları İçin Kanat Profili Dizaynı	39

5.2. Sesaltı Sıkıştırılmaz Akım Şartları İçin Kullanılan Teknikler Elde Edilen Sonuçlar	40
5.2.1. Durum-1 İçin Elde Edilen Sonuçlar	42
5.2.2. Durum-2 İçin Elde Edilen Sonuçlar	45
5.2.3. Durum-3 İçin Elde Edilen Sonuçlar	48
5.2.4. Durum-4 İçin Elde Edilen Sonuçlar	51
5.3. Transonik Akım Şartları İçin Kanat Profili Dizaynı	53
5.4. Transonik Akım Şartları İçin Kullanılan Teknikler Elde Edilen Sonuçlar	53
5.4.1. Durum-1 İçin Elde Edilen Sonuçlar	54
5.4.2. Durum-2 İçin Elde Edilen Sonuçlar	56
5.4.3. Durum-3 İçin Elde Edilen Sonuçlar	57
6. TRANSONİK AKIM ŞARTLARI İÇİN KANAT PROFİLİ OPTİMİZASYONU	60
6.1. Transonik Kanat Profili Optimizasyonu	60
6.2. Kullanılan Teknikler Ve Optimizasyon Sonuçları	61
6.2.1. NACA0012 Profili	62
6.2.2. NACA64A410 Profili	68
6.2.3. RAE2822 Profili	73
7. SONUÇ VE ÖNERİLER	79
7.1. Titreşim Kavramının Katkıları	80
7.2. Dağıtım Stratejilerinin Katkıları	81
7.3. Geliştirme Önerileri	81
KAYNAKLAR	82
EK-A	87
ÖZGEÇMİŞ	89

KISALTMALAR

CFD	: Computational Fluid Dynamics
ÇYA	: Çift Yönlü Alfa
DAF	: Dağıtılmış Amaç Fonksiyon
DE	: Dağıtılmış Elitizm
DE	: The Distribution of Elitism
DOF	: Distribution of Objective Function
DS	: Dağıtım Stratejileri
EA	: Evolutionary Algorithm
EST	: Etkileşimli Sınır Tabaka
GA	: Genetik Algoritma
GAs	: Genetic Algorithms
HAD	: Hesaplamalı Akışkanlar Dinamiği
IBL	: Interactive Boundary Layer
RCGA	: Real Coded Genetic Algorithm
RKGA	: Reel Kodlu Genetik Algoritma
SÇYA	: Sinuzoidal Çift Yönlü Alfa
SUS	: Stochastic Universal Sampling
TGA	: Titreşimli Genetik Algoritma
TP	: Tam Potansiyel
TU	: Toplam Uygunluk
UD	: Uygunluk Değeri
VGA	: Vibrational Genetic Algorithm

ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1.1 : Kullanılan HAD çözücüsünün ana yapısı.	8
Şekil 1.2 : NACA 0012 kanat profili etrafındaki basınç katsayısı dağılımı, $M_{\infty}=0.7$, $\alpha=1.49^{\circ}$ ve $Re_c=9.0 \times 10^6$	8
Şekil 1.3 : NACA 0012 kanat profili etrafındaki basınç katsayısı dağılımı, $M_{\infty}=0.775$, $\alpha=1^{\circ}$ ve $Re_c=3.5 \times 10^6$	9
Şekil 1.4 : RAE 2822 kanat profili etrafındaki basınç katsayısı dağılımı, $M_{\infty}=0.725$, $\alpha=2.53^{\circ}$ ve $Re_c=6.5 \times 10^6$	9
Şekil 2.1 : Genetik Algoritma.	12
Şekil 2.2 : Reel ve ikilik sistemde kodlama.	13
Şekil 2.3 : Programın akış şeması.	15
Şekil 2.4 : Bezier eğrisi ile kanat profilinin temsil edilmesi.	17
Şekil 2.5 : Kanat profiline ait kromozom yapısı.	18
Şekil 2.6 : SUS Seçim Yöntemi.	19
Şekil 3.1 : Titreşimli mutasyonun akış şeması.	22
Şekil 3.2 : Titreşim doğrultuları.	23
Şekil 3.3a : Başlangıç kanat profili popülasyonu.	26
Şekil 3.3b : Titreşimli mutasyondan sonraki popülasyon.	26
Şekil 3.4 : Değişik GA'larla <i>Griewank</i> fonksiyonun ulaştığı değerler.	27
Şekil 3.5 : Alfa'nın (α) 50 denemelik periyoddaki salınımı (SÇYA $m=0.5$, $G=0.4$ ve $P=50$).....	28
Şekil 3.6 : <i>Rastrigin</i> fonksiyonu için en iyi uygunluk değeri.	29
Şekil 4.1 : Farklı gen grupları için DS'nin test fonksiyonu üzerindeki sonuçları.	33
Şekil 4.2a : Alt yüzeyi değiştirilmiş profil.	35
Şekil 4.2b : Üst yüzeyi değiştirilmiş profil.	35
Şekil 4.3 : NACA 0012 ve modifiye edilmiş profillerin üst yüzey basınç katsayısı dağılımı.	36
Şekil 4.4 : Hata Oranı'nın Mach sayısı ile değişimi.	36
Şekil 4.5 : Kanat profiline ait kromozom yapısı.	37
Şekil 4.6 : Bezier eğrisi ile kanat profilinin temsil edilmesi.	37
Şekil 5.1 : Başlangıç popülasyonu ($n=10$).	41
Şekil 5.2a : Durum-1 için, TGA, DS uygulamaları ile klasik GA'ya ait sonuçların karşılaştırılması.....	42
Şekil 5.2b : Durum-1 için, Titreşim uygulamalarının karşılaştırılması.....	43
Şekil 5.3 : Durum-1 için DS uygulamalarının etkisi.	44
Şekil 5.4 : Durum-1 için DS uygulamalarının TGA 'ya etkisi.	44
Şekil 5.5a : Değişik popülasyon büyüklükleri ile TGA uygulamasına ait sonuçlar.	45
Şekil 5.5b : Değişik popülasyon büyüklükleri ile TGA uygulamasında ortalama uygunluk değerinin değişimleri.	45
Şekil 5.6 : Durum-1 için hesaplanan ve hedeflenen kanat profilleri.	46

Şekil 5.7	: Durum-1 için hesaplanan ve hedeflenen basınç katsayısı dağılımları.....	46
Şekil 5.8a	: Durum-2 için değişik stratejilere ait sonuçların karşılaştırılması.	47
Şekil 5.8b	: Durum-2 için DS uygulamalarının TGA'ya etkileri.	47
Şekil 5.9	: TGA kullanımında mutasyon oranının sonuca etkisi (Durum-2).	48
Şekil 5.10	: TGA uygulamasında mutasyon oranının ortalama uygunluk değerine etkisi (Durum-2).	48
Şekil 5.11	: Durum-2 için hesaplanan ve hedeflenen kanat profilleri.	49
Şekil 5.12	: Durum-2 için hesaplanan ve hedeflenen basınç katsayısı dağılımları.	49
Şekil 5.13	: Durum-3 için değişik stratejilere ait sonuçların karşılaştırılması.	50
Şekil 5.14	: Durum-3 için hesaplanan ve hedeflenen kanat profilleri.	50
Şekil 5.15	: Durum-3 için hesaplanan ve hedeflenen basınç katsayısı dağılımları.	50
Şekil 5.16	: Durum-4 için değişik stratejilere ait sonuçların karşılaştırılması.	51
Şekil 5.17	: Durum-4 için değişik stratejilere ait sonuçların karşılaştırılması.	52
Şekil 5.18	: Durum-4 için hesaplanan ve hedeflenen kanat profilleri.	52
Şekil 5.19	: Durum-3 için hesaplanan ve hedeflenen basınç katsayısı dağılımları.	52
Şekil 5.20	: Durum-1 için değişik stratejilere ait sonuçların karşılaştırılması (transonik akış).	54
Şekil 5.21	: Durum-1 için DS uygulamaları ile ilgili sonuçların karşılaştırılması.	55
Şekil 5.22	: NACA64A410 için hesaplanan ve hedeflenen kanat profilleri. ..	55
Şekil 5.23	: NACA64A410 için hesaplanan ve hedeflenen basınç katsayısı dağılımları.	55
Şekil 5.24	: Durum-2 için değişik stratejilere ait sonuçların karşılaştırılması (transonik akış).	56
Şekil 5.25	: RAE2822 için hesaplanan ve hedeflenen kanat profilleri.	57
Şekil 5.26	: RAE2822 için hesaplanan ve hedeflenen basınç katsayısı dağılımları.	57
Şekil 5.27	: Durum-3 için değişik stratejilere ait sonuçların karşılaştırılması (transonik akış).	58
Şekil 5.28	: NACA0012 için hesaplanan ve hedeflenen kanat profilleri.	58
Şekil 5.29	: NACA0012 için hesaplanan ve hedeflenen basınç katsayısı dağılımları.	59
Şekil 6.1	: NACA0012 için $M=0.75$ ve 2° hücum açısında (Reynolds sayısı $Re_c=6.5 \times 10^6$) basınç katsayısı eşçizgileri.	62
Şekil 6.2a	: Optimizasyon sırasında 12. nesilde (yenileme) ulaşılan basınç katsayısı dağılımı.....	63
Şekil 6.2b	: Optimizasyon sırasında 24. nesilde (yenileme) ulaşılan basınç katsayısı dağılımı.....	63
Şekil 6.2c	: Optimizasyon sırasında 40. nesilde (yenileme) ulaşılan basınç katsayısı dağılımı.....	63
Şekil 6.2d	: Optimizasyon sonunda ulaşılan basınç katsayısı dağılımı (Durum 1-a).	64
Şekil 6.3	: Optimizasyon sonunda ulaşılan kanat profili (Durum 1-a).	64

Şekil 6.4	: Optimize edilen profil için $M=0.75$ ve 2° hücum açısında (Reynolds sayısı $Re_c=6.5 \times 10^6$) basınç katsayısı eşçizgileri (Durum 1-a).	64
Şekil 6.5	: TGA (ST-II) ve klasik GA (ST-I) ile yapılan optimizasyon süreçlerinin karşılaştırılması (Durum 1-a).	65
Şekil 6.6	: Durum 1-b için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen basınç katsayısı dağılımı.	66
Şekil 6.7	: Durum 1-b için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen kanat profili.	66
Şekil 6.8	: Optimize edilen profil için $M=0.75$ ve 2° hücum açısında (Reynolds sayısı $Re_c=6.5 \times 10^6$) basınç katsayısı eşçizgileri (Durum 1-b).	67
Şekil 6.9	: TGA (ST-II) ve klasik GA (ST-I) ile yapılan optimizasyon süreçlerinin karşılaştırılması (Durum 1-b).	67
Şekil 6.10	: NACA64A410 için $M=0.75$ ve 0° hücum açısında (Reynolds sayısı $Re_c=6.5 \times 10^6$) basınç katsayısı eşçizgileri.	68
Şekil 6.11	: Durum 2-a için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen kanat profili.	69
Şekil 6.12	: Durum 2-a için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen basınç katsayısı dağılımı.	69
Şekil 6.13	: Optimize edilen profil için $M=0.75$ ve 2° hücum açısında ($Re_c=6.5 \times 10^6$) basınç katsayısı eşçizgileri (Durum 2-a).	69
Şekil 6.14	: TGA (ST-II) ve klasik GA (ST-I) ile yapılan optimizasyon süreçlerinin karşılaştırılması (Durum 2-a).	70
Şekil 6.15	: Durum 2-b için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen kanat profili.	71
Şekil 6.16	: Durum 2-b için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen basınç katsayısı dağılımı.	71
Şekil 6.17	: Optimize edilen profil için $M=0.75$ ve 0° hücum açısında ($Re_c=6.5 \times 10^6$) basınç katsayısı eşçizgileri (Durum 2-b).	72
Şekil 6.18	: TGA (ST-II) ve klasik GA (ST-I) ile yapılan optimizasyon süreçlerinin karşılaştırılması (Durum 2-b).	72
Şekil 6.19	: RAE2822 için $M=0.75$ ve 0° hücum açısında (Reynolds sayısı $Re_c=6.5 \times 10^6$) basınç katsayısı eşçizgileri.	73
Şekil 6.20	: Durum 3-a için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen kanat profili.	74
Şekil 6.21	: Durum 3-a için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen basınç katsayısı dağılımı.	74
Şekil 6.22	: Optimize edilen profil için $M=0.725$ ve 2.53° hücum açısında (Reynolds sayısı $Re_c=6.5 \times 10^6$) basınç katsayısı eşçizgileri (Durum 3-a).	75
Şekil 6.23	: TGA (ST-II) ve klasik GA (ST-I) ile yapılan optimizasyon süreçlerinin karşılaştırılması (Durum 3-a).	75
Şekil 6.24	: Durum 3-b için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen kanat profili.	76
Şekil 6.25	: Durum 3-b için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen basınç katsayısı dağılımı.	76
Şekil 6.26	: Optimize edilen profil için $M=0.725$ ve 2.53° hücum açısında (Reynolds sayısı $Re_c=6.5 \times 10^6$) basınç katsayısı eşçizgileri (Durum 3-b).	77

Şekil 6.27	: TGA (ST-II) ve klasik GA (ST-I) ile yapılan optimizasyon süreçlerinin karşılaştırılması (Durum 3-b).	78
Şekil A.1	: Başlangıç popülasyonu.	87
Şekil A.2	: Popülasyon ve hedef profil (5. yenileme).	87
Şekil A.3	: Popülasyon ve hedef profil (10. yenileme).	87
Şekil A.4	: Popülasyon ve hedef profil (15. yenileme).	88
Şekil A.5	: Popülasyon ve hedef profil (20. yenileme).	88
Şekil A.6	: Popülasyon ve hedef profil (30. yenileme).	88



SEMBOL LİSTESİ

α	: BLX- α çaprazlama metodunda kullanılan değer.
ϕ_i	: i nci kromozomun uygunluk değeri.
λ	: Kanat profilinin yüzeyini izleyen eksen.
c	: Kanat profilinin veter uzunluğu (boyutsuz olarak birdir).
C_D	: Sürüklenme katsayısı.
C_L	: Taşıma katsayısı.
C_L^*	: Dizayn taşıma katsayısı.
$C_{p\lambda}$	: Hesaplanan basınç katsayısı dağılımı.
C_{pt}	: Hedeflenen basınç katsayısı dağılımı.
f_r	: Rassal frekans (TGA metodu).
G	: Dalga genliği (SÇYA metodu).
J	: Amaç fonksiyonu.
M_∞	: Serbest hava akımı Mach sayısı.
m	: Ana değer (SÇYA metodu).
N	: Populasyon büyüklüğü.
P	: Salınım periyodu (SÇYA metodu).
P_c	: Çaprazlama oranı.
P_m	: Mutasyon oranı.
Re_c	: Kanat profilinin veter uzunluğuna göre Reynolds sayısı.
w	: Mutasyonda kullanılan parametre.
$w1$	: Titreşimli mutasyonda kullanılan parametre.
X_i	: i nci kromozom.
Y_i^j	: i nci kromozomun j nci gen grubu.
y_i^k	: i nci kromozomun k ncı geni.

AERODİNAMİK DİZAYN VE OPTİMİZASYONDA GENETİK ALGORİTMA KULLANIMI

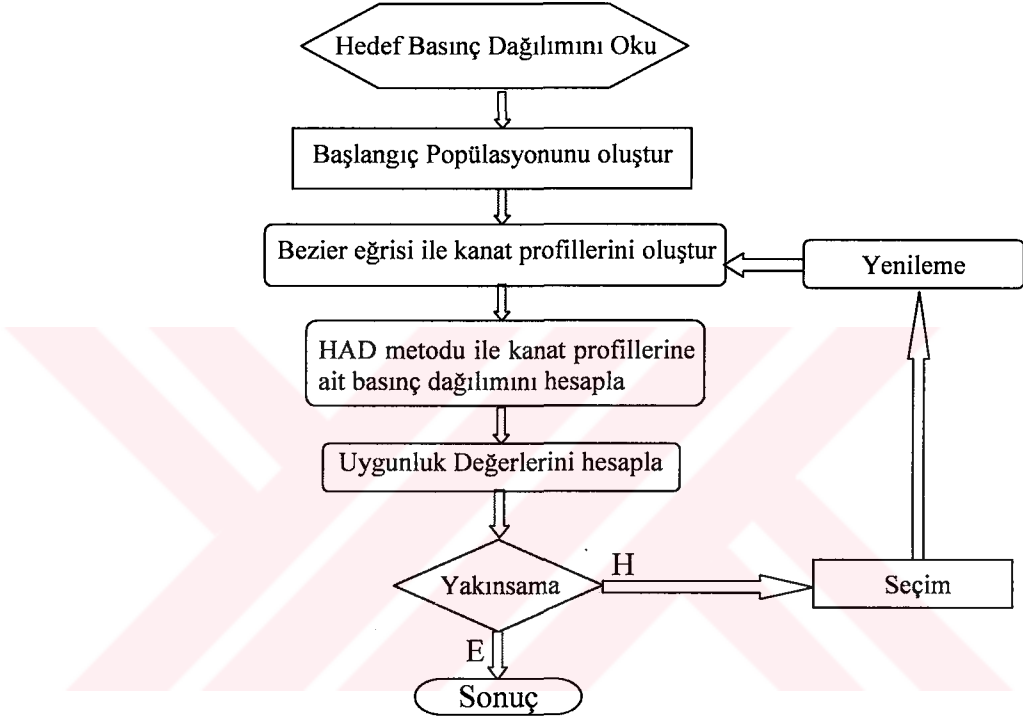
ÖZET

Aerodinamik dizayn ve optimizasyondaki geniş kullanımına ve gürbüzlüğüne karşın genetik algoritmaların (GA) en önemli zaafı etkin olmamalarıdır. Etkin olmamadan kasıt, hesaplama süresinin uzun olmasıdır. Başka bir deyişle, GA'lar global optimuma ulaşıncaya kadar çok fazla amaç fonksiyon hesabı gerektirirler. Aerodinamik dizayn çalışmalarında her bir amaç fonksiyonu hesabı bir Hesaplamalı Akışkanlar Dinamiği (HAD) hesabı demektir. Genel olarak GA'ların yaptığı HAD hesabı sayısı, sonlu farklar formüllerini kullanan gradyan esaslı yöntemlerin yaptığı HAD hesabı sayısından fazladır. Bu nedenle GA ile yapılan son dönemdeki optimizasyon çalışmalarında en büyük gayret bu HAD hesabı sayısının azaltılması, başka bir deyişle GA'ların hızlandırılması için harcanmaktadır. GA'ları hızlandırmak için başvurulmuş değişik yollar vardır. Bu yollar; gelişmiş genetik işlemcilerin kullanılması, paralel hesaplama yapılması, yapay sinir ağları gibi yöntemler yardımıyla fonksiyon hesaplama adedinin ve dolayısıyla hesap süresinin azaltılması ve diğer optimizasyon yöntemleriyle GA'nın hibrid bir yapı içerisinde biraraya getirilmesi şeklinde sıralanır.

Bu tezde, kanat profili dizayn ve optimizasyonunu yapacak GA'yı oluşturularak, GA'nın daha az sayıda HAD hesabı yaparak sonuca ulaşmasını sağlayacak yeni teknikler ve stratejiler geliştirilmiş ve bu sayede daha hızlı bir şekilde dizayn ve optimizasyon yapabilen gürbüz bir yöntem elde edilmiştir. Geliştirilen yöntemle, viskoz olmayan sesaltı ve transonik akım şartlarında kanat profili dizaynı ve viskoz transonik akım şartlarında kanat profili optimizasyonu başarılı bir şekilde yapılmıştır. HAD hesabı adedinin azaltılmasıyla, aerodinamik dizayn çalışmalarında asıl zaman alan HAD çözücüsü kullanım süresi azalmış ve bu sayede gürbüzlüğüne yanısıra etkin bir GA elde edilmiştir. Daha kısa sürede sonuç veren gürbüz yöntemlerin kullanılmasıyla, aerodinamik dizayn ve optimizasyon çalışmalarının süresi ve maliyeti azalırken etkinliği artırılmıştır.

Bu tezde yapılan tüm çalışmalar, tarafımızdan oluşturulan bir Reel Kodlu Genetik Algoritma (RKGA) ile yapılmıştır. Genetik algoritma ile kanat profili dizaynının iki bölümü vardır. Bunlardan biri kanat profili etrafındaki basınç dağılımının bir başka deyişle aerodinamik performansın hesaplandığı HAD hesabının yapıldığı bölüm, diğeri ise genetik prosesin yürütüldüğü ana bölümdür. Programın girdisi tersten dizayn için, hedeflenen basınç dağılımıdır. Başlangıç popülasyonu da girdi olarak programa verilir. Popülasyonda kontrol noktaları ile ifade edilen profillerin esas geometrileri Bezier eğrileri ile elde edilir ve bundan sonra HAD hesabı ile başlangıç kanat profillerinin basınç dağılımları; bunların hedef basınç dağılımlarıyla

karşılaştırılmasıyla, başlangıç profillerinin uygunluk değerleri elde edilir. Profillerin kontrol noktaları ve uygunluk değerleri genetik prosesin girdileri olacaktır. Genetik proste, uygunluk değerlerine bağlı olarak en uygun profiller seçilir ve çaprazlama yoluyla yeni kontrol noktaları dolayısıyla yeni profiller elde edilerek yenileme işlemi yapılır. Böylece tekrar HAD hesabı kısmına geçilir. Aynı işlemler hedeflenen basınç dağılımına belli bir yakınsama sağlanıncaya kadar devam edecektir. Şekil 1’de programın akış şeması ana hatlarıyla gösterilmiştir.



Şekil 1: Programın akış şeması.

Kanat profili optimizasyonunda, belli bir aerodinamik performansı olan kanat profilinin sürüklemesi azaltılmaya çalışılır. Yukarıda açıklanan algoritma, yalnızca amaç fonksiyonunu değiştirerek bu amaçla da kullanılabilir.

GA’nın etkinliğini arttırmak için önerdiğimiz *Titreşim Kavramı* ve bu kavramın uygulamasıyla ortaya çıkan *Titreşimli Genetik Algoritma* (TGA) etkin bir çeşitlilik ile arama/bulmayı sağlaması nedeniyle, GA’nın yakınsama performansını arttıran bir metottur. Titreşim ile kastedilen, genetik işlemlerde kullanılan birtakım parametrelerin değerlerinde meydana getirilen bazı dalga formlarındaki salınımlardır. *Titreşimli Çaprazlama* ve *Titreşimli Mutasyon* olarak iki ayrı teknikten oluşur.

Titreşimli Çaprazlama tekniği, genetik işlemlerde yenileme yapmak için kullanılan çaprazlama operasyonunda, kullanılan çaprazlama yöntemindeki bir parametrenin ya da parametrelerin değerlerine salınım yaptırılmasını önerir. Salınım yaptırmanın amacı, çaprazlama yoluyla ortaya çıkacak yeni popülasyonlardaki birey çeşitliliğini daha etkin hale getirebilmektir. Böylece çaprazlama işleminin arama/bulma gücü artacak ve yerel optimumlardan kurtulmak ve global optimuma ulaşmak

kolaylaşacaktır. Bu teknik, BLX- α çaprazlama yöntemine tatbik edilerek kullanılmış ve klasik GA'ya göre nispeten daha hızlı sonuç alındığı görülmüştür.

Titreşimli Mutasyon tekniği, çaprazlamada olduğu gibi, mutasyon işlemi yoluyla, popülasyonda etkin bir çeşitlilik sağlamayı amaçlamaktadır. Genetik süreçte, popülasyondaki bireylerin değerleri belli periyotlarla, titreşimli mutasyon tekniği ile değiştirilir. Bu değiştirme, genetik süreçte belli bir bölgede yoğunlaşan popülasyonun tekrar çözüm bölgesi içerisine yayılmasını sağlar. Böylece olası yerel optimumlardan çabuk kurtulmak, hatta bunlara hiç takılmamak mümkün olmaktadır. Bunun sonucu genetik süreç hızlanmakta ve daha az HAD hesabı ile sonuca ulaşabilmektedir. Yöntemin test fonksiyonlarındaki uygulaması ve aerodinamik optimizasyondaki kullanımı oldukça olumlu sonuçlar vermiş; aerodinamik optimizasyonda genetik sürecin yaklaşık iki misli hızlandığı görülmüştür.

Dağıtım Stratejileri (DS) de yine bu tez kapsamında önerilmiş olan diğer bir konsepttir. Bu konsept genetik işlemler sırasında, kromozomları belli parçalara bölerek, amaç fonksiyonunu bu parçalar için ayrı ayrı hesaplama; genetik işlemleri bu parçalar için ayrı ayrı yapma yaklaşımıdır. Eğer bu konsept, uğraşılacak probleme doğru bir biçimde uygulanabilirse, genetik süreci oldukça hızlandırmak mümkün olmaktadır. Konsept, *Dağıtılmış Amaç Fonksiyon* (DAF) ve *Dağıtılmış Elitizm* (DE) şeklinde iki ayrı yaklaşım ile uygulanır. Bu yaklaşımlar istenirse aynı anda beraber de kullanılabilir. DAF, amaç fonksiyonun belirlenen kromozom parçaları için ayrı ayrı hesaplanarak, genetik işlemlerin kromozom parçaları için ayrı ayrı yürütülmesi yaklaşımıdır. DE ise, genetik sürecin her adımında, en iyi kromozomdan ayrı olarak, en iyi kromozom parçalarından oluşturulan bir başka kromozomun da yeni adıma aktarılmasıdır. Bu yaklaşımların test fonksiyonu üzerindeki tatbikatı, konseptin faydasını açıkça göstermiş ve GA'nın hızlandığı görülmüştür.

Bu tez çalışmasında yapılan aerodinamik dizayn ve optimizasyon çalışmaları için üç farklı HAD çözücüsü kullanılmıştır. Bu çözücüler; sıkıştırılamaz vizkoz olmayan akışlar için klasik bir yöntem haline gelmiş olan *Girdap Panel* çözücüsü; viskoz olmayan transonik akış şartları için *Tam Potansiyel* çözücüsü ile viskoziteli akışlar için bu tam potansiyel çözücüsü ile etkileşimli olarak çözüm yapan bir *Etkileşimli Sınır Tabaka* çözücüsüdür.

Vizkoz olmayan, sıkıştırılamaz sesaltı akış şartları için yapılan tersten kanat profili dizaynı çalışmaları, NACA4412, RAE2822 profilleri için yapılmıştır. Vizkoz olmayan transonik akış şartlarındaki tersten dizayn çalışmaları ile vizkoziteli, transonik akış şartlarındaki optimizasyon çalışmaları, NACA64A410, RAE2822 ve NACA0012 profillerine uygulanmıştır. Değişik akış şartları için yapılan çalışmalarda hem TGA hem de DS yöntemlerinin etkinliği araştırılmıştır. Elde edilen dizayn sonuçları hedeflenenlerle karşılaştırıldığında mükemmele yakın oldukları görülmüştür.

TGA yöntemiyle çalışırken, 12 ya da 14 bireyli küçük boyutlu popülasyonlarla ve 1/3 ya da 1/4 gibi oldukça büyük mutasyon oranlarıyla çalışmanın daha verimli olduğu belirlenmiştir. Popülasyon boyutunun küçük olması, klasik GA'lar için yeterli çeşitliliği sağlamaması nedeniyle global optimuma ulaşmayı güçleştirir. Dolayısıyla genetik süreç ve işlem sayısı oldukça artar. Ancak *Titreşimli Mutasyon* uygulandığında, popülasyon sürekli olarak çözüm bölgesine yayıldığı için, az sayıda birey ile de etkin bir çeşitlilik sağlanabilmekte ve öngörüldüğü gibi yerel

optimumlardan daha abuk kurtularak global optimuma ulařılması kolaylařmaktadır. Tersten kanat profili dizaynında ve optimizasyon uygulamalarında, *Titreřimli Mutasyon* uygulamasının, HAD hesabı sayısının %50 oranında azalttıęı grlmřtr.

Dięer taraftan, kanat profilinin genetik sreteki temsilinde Bezier eęrisi kullanıldıęından, tersten kanat profili dizaynı iin DS uygulaması kolaylıkla yapılabilmiřtir. Buna gre kanat profilinin alt ve st yzeyleri kromozomun paraları olarak kabul edilmiř, DAF ve DE uygulamaları bu iki para iin yapılmıřtır. Genetik srete kanat profillerinin yzeyleri, sanki iki ayrı kromozom gibi iřlem grmřlerdir. Bylece, yzeylerinden biri hedefe yakın olan bir kanat profilinin tamamı kt uygunluk deęerine sahip olsa da, iyi olan yzeyinden faydalanmak mmkn olmuřtur. Bu sayede daha abuk global optimuma ulařmak, HAD hesabı sayısını azaltmak mmkn olmuřtur. DS'nin, kanat profili dizaynına uygulanmasıyla hem dřk hem de transonik hızlardaki dizayn alıřmalarında, HAD hesabı sayısı %60-65 mertebesinde azaltılmıřtır.

TGA ve DS yntemlerini birlikte kullandıęımızda, tek bařına TGA'dan daha hızlı bir GA ortaya ıkmıřtır. Her iki yntemin birlikte uygulaması ile, deęiřik kanat profilleri ve farklı akıř kořulları iin yapılan tersten kanat profili dizaynı uygulamalarında, HAD hesabı sayısı toplam %75-85 oranında azaltılmıřtır.

Sonu olarak, bu tez alıřmasında nerilen TGA ve DS yntemlerinin uygulanmasıyla, aerodinamik dizayn ve optimizasyon iin grbz ve etkin GA metodu elde edilmiřtir. Ayrıca TGA ve DS, yapay sinir aęları ve hibrid yntemlerle birleřtirilmeye aık olup, bařka mhendislik problemlerine de uygulanabilecek yntemlerdir.

USING GENETIC ALGORITHM IN AERODYNAMIC DESIGN AND OPTIMIZATION

SUMMARY

Although GAs are robust and they have widespread applications, the main disadvantage of GAs is the substantial lack of computational efficiency. That is, GAs are very time consuming in aerodynamic shape optimization. In other words, GAs make many objective function evaluations until they reach global optimum. (One objective function evaluation is one CFD calculation for aerodynamic design works). In general, the number of function evaluations required for GA exceeds the number required by a finite-difference based gradient optimization. There are various ways of accelerating and improving the performance of GAs. These are; the use of improved genetic operators, the use of multiprocessing, reduction of the number of exact evaluations, ie. the reduction of the number of calls to the costly direct solver (for example using artificial neural network for certain number of evaluations), and hybridisation GAs with a numerical optimization method.

In this thesis, a GA which makes airfoil design and optimization was constructed; the new techniques and strategies for accelerating and improving the performance of GAs were developed; and a robust method, which can make aerodynamic design and optimization faster was obtained. Inverse airfoil design for both inviscid incompressible and inviscid transonic flow, and airfoil optimization for viscous transonic flow were made successfully by using developed method; and time consumption and the cost for aerodynamic design works were substantially decreased.

All of the works in this thesis were made by using a real coded GA, which was developed by us. There are two phases in airfoil design by means of GA. One of them is CFD calculation phase. This phase gives pressure distribution around the airfoil, or aerodynamic performances of the airfoil. The other phase is the main phase where genetic process is performed. The input of the program for inverse airfoil design, is the target pressure distribution. Another input is the initial population. Airfoils in the population are represented by means of control points. Actual geometry of the airfoils is obtained from Bezier curves with respect to their control points. After that, pressure distributions of the initial airfoils are evaluated by making CFD calculations. Next, the fitness values and the control points are input to the genetic process. During genetic process, the fittest airfoils are selected with respect to their fitness value. By using control points of these selected airfoils, reproduction is performed by means of crossover and mutation, and new population is obtained. CFD calculations are made again for new population. This genetic procedure repeats

until a specific convergence criterion is satisfied. Flowchart of the code is shown in Figure 1.

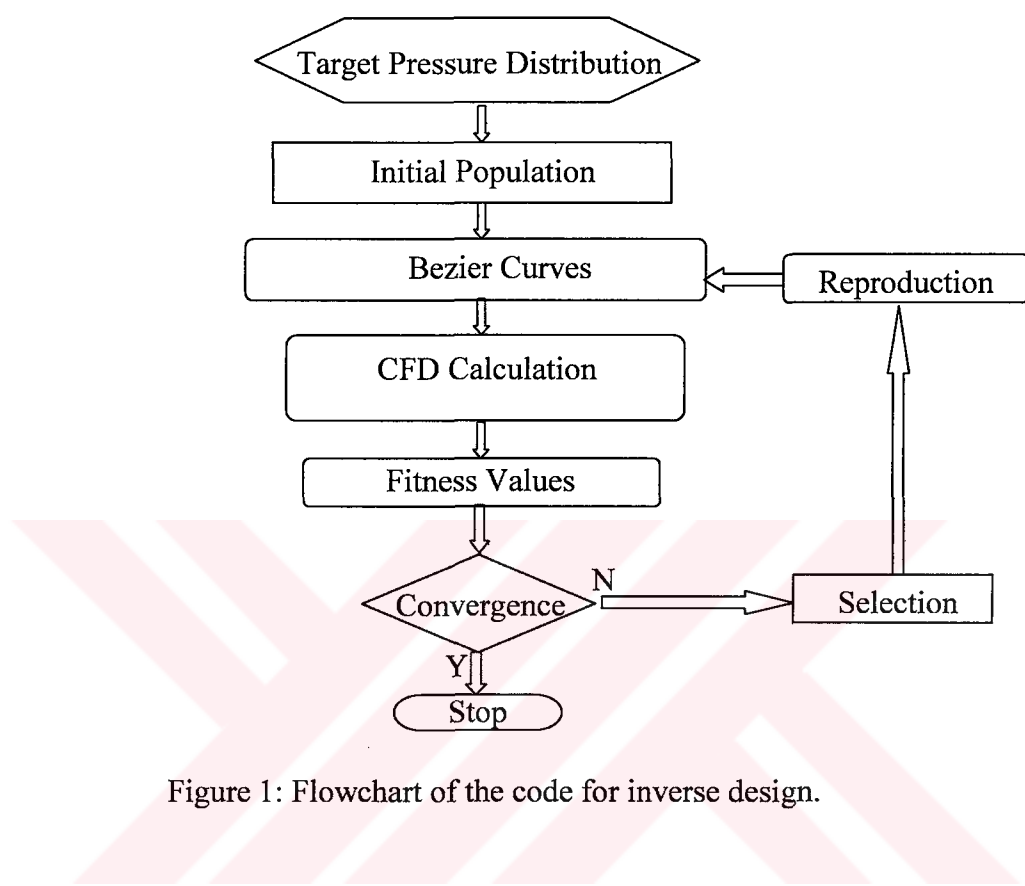


Figure 1: Flowchart of the code for inverse design.

In airfoil optimization, the aerodynamic performance of an airfoil is improved by drag minimization. The algorithm explained above can be used for this purpose after some simple modification.

The vibration concept which is proposed for improving the effectiveness of GA, and the Vibrational Genetic Algorithm (VGA), obtained from implementation of this concept, assure effective exploration/exploitation balance and diversity, and give good performance on convergence rate. Vibration is defined as a kind of oscillation which is produced in some wave form in certain parameters used in the genetic process. This concept gives two techniques: Vibrational Crossover and Vibrational Mutation.

Vibrational Crossover techniques propose to oscillate parameters which are involved in the crossover process. Therefore, in each step of the genetic process, it is possible to obtain various and different diversity levels by which global optimum can easily be caught. To show this impressive feature, this technique is applied to crossover method of BLX- α , and it was possible to obtain better results than those achieved by regular ways.

The aim of Vibrational Mutation, similar to crossover stages, is to get effective diversity in the population by using mutation operator. Values of the individuals in

the population are changed periodically in mutational manner by using vibrational mutation technique during genetic process. So, the individuals concentrated on some region in the design space, spread out over the design space again. Thus, it is possible to escape local optimums quickly and to explore more fitting individuals. Therefore, genetic process gets faster and solution can be obtained by making less CFD calculation. Application of the method to a test function, and to the aerodynamic design problem have given good results; genetic process have become faster about two times for aerodynamic optimization.

The Distribution Strategies (DS) concept is the second proposed technique in this thesis. The essence of this concept is, during the genetic process, to divide chromosomes into certain groups and to calculate the objective function and the fitness value for each division. If this concept can be implemented to the problem correctly, it is possible to get genetic process remarkably faster. This concept is used in two ways such as “The Distribution of Objective Function” (DOF) and “The Distribution of Elitism” (DE) concepts. Both concepts can be used together.

DOF, as the genetic process continues, the fitness values of each chromosome as well as the values of each group are determined. Fitness-value-depending selection process is carried out into the chromosomes groups. Therefore, by this process, instead of choosing an individual more fitted value chromosomes, the groups in the chromosomes which have more high-fitted value are selected. The new chromosome, for the next generation, is generated from these high-fitted chromosomes groups under the reproduction process. DE, depending on the fitness value, elitism is applied to both best-fitted chromosome and to chromosomes groups having high-fitted values. Therefore this process is applied to not only a single chromosome but also to a chromosome groups as well. Application of these concepts to a test function showed us effectiveness of the concepts.

Three types of CFD solvers were used for aerodynamic design and optimization works in this thesis. These CFD solver are; a Vortex-Panel solver for incompressible, inviscid, subsonic flow; a full potential code for inviscid, transonic flow; and Interactive Boundary Layer (IBL) solver with full potential solver for viscous, transonic flow.

Inverse airfoil design works using panel solver were made for NACA4412 airfoil, and using full potential solver were made for NACA4412 and RAE2822 airfoils, for incompressible, inviscid flow condition. Inverse airfoil design works using full potential code for inviscid, transonic flow condition; and airfoil optimization for viscous, transonic flow conditions were made for NACA64A410, RAE2822 and NACA0012 profiles. In these works made for different flow conditions, effectiveness of VGA and DS methods was investigated. Obtained results were too close to excellent when they were compared to targets. Besides, it was determined that small population sizes such as 12 or 14, and great mutation probability like 1/3 or 1/4 were more convenient for VGA. Small population size makes it difficult to reach global optimum in case of using regular GA due to poor diversity. Consequently, number of function evaluation increases a lot during the genetic process. However, when the vibrational mutation technique is used, effective diversity can be obtained and reaching global optimum gets easy by escaping local optimum rapidly as suggested, since the population is spread throughout the design space continuously. Application

of VGA to the inverse airfoil design and airfoil optimization decrease the number of CFD calculation about 50%.

Implementation of DS to the inverse airfoil design can be made easily since Bezier curves were used for the representation of airfoil during genetic process. According to this, the control points of upper and lower surfaces of the airfoil are assumed to be two parts of the chromosome, and applications of DOF and DE are performed for these two parts. Each part of the chromosome is determined like an individual during genetic process. Thus, it is possible to make use of one surface of the airfoil, which is close to the target, even the airfoil has a bad fitness value. Owing to this, the number of CFD evaluation decreases and reaching global optimum gets fast.

Implementations of DS to the inverse airfoil design decreased the number of CFD calculations about 60-65% for incompressible, subsonic flow and transonic flow. When VGA and DS are used together for different airfoils and different flow conditions, the number of CFD calculations was decreased about 75-85%.

Finally, VGA and DS applications, either combined or individual, result in a tremendous reduction in CFD calculation or CPU time. These techniques are still open to be used with other techniques such as artificial neural network and gradient based methods. And it is also possible to use these strategies in many other engineering problems.

1. GİRİŞ

Uçak mühendisliğinde dizayn süreci genel olarak üç safhadan oluşur: Kavramsal (conceptual) dizayn, ön (preliminary) dizayn ve son ayrıntılı (final) dizayn. Kavramsal dizayn, ihtiyaçları gözönüne alarak, görevi tanımlar. Bu görevi yapabilecek muhtemel ön tasarımlar bu safhada ele alınır ve boyut, ağırlık ve performansla ilgili ilk tahminler yapılır. Ön dizayn safhasında aerodinamik şekil ve yapısal iskelet geliştirilerek, performans detayları belirlenir. Son dizaynda uçak yapısı ile ilgili tüm detaylar, tüm uçak sistemleri ve bunlara ait ayrıntılar belirlenir. Detaylı imalat planları ve imalat için gerekli techizat ve donanım da bu safhada belirlenir. Aerodinamik dizayn, bir uçağın geliştirilmesindeki ön dizayn sürecinde öncü rol oynar. Aerodinamik dış görünümün belirlenmesi, ön dizayn aşamasının sonunda gerçekleşir.

Geçtiğimiz yüzyılın son çeyreğinde bilgisayar teknolojisinde yaşanan büyük gelişim sonucu, sayısal simülasyon yöntemlerinin mühendislik dizayn uygulamalarındaki kullanımı giderek artmış ve günümüzün mühendisleri zamanlarının pek çoğunu bilgisayarlar başında, sayısal modellemeler ve çözümler için geçirir olmaya başlamışlardır. Aynı dönemde Hesaplamalı Akışkanlar Dinamiği (HAD), (Computational Fluid Dynamics, CFD), uçak dizayn işlemlerinin vazgeçilmez bir parçası haline gelmiştir. HAD, rüzgar tüneli deneyleri gibi çalışmalarını azaltması nedeniyle, dizayn işlemlerinin süresini ve maliyetlerini düşürmektedir. HAD, verilen bir uçak konfigürasyonunun aerodinamik performansını belirlemek için kullanılabildiği gibi, sayısal optimizasyon teknikleri ile birleştirilerek istenilen performansı sağlayacak aerodinamik konfigürasyonun belirlenmesi veya belli bir aerodinamik konfigürasyonun performansının arttırılması, optimize edilmesi amacıyla da kullanılabilir.

Sayısal optimizasyon yöntemleri ile HAD kullanımının kanat profili dizaynındaki öncüleri, gradyan esaslı yöntemle potansiyel akım çözücüsünü birleştiren Hicks ve diğerleridir [1]. Bunu takiben, gradyan esaslı yöntemler ile kanat

dizaynı [2], transonik akım şartları için kanat profili dizaynı [3], sesüstü kanat dizaynı [4,5], karmaşık uçak konfigürasyonları için dizayn çalışmaları [6,7] gibi geniş bir sahada uygulamalar yapıldı. Yakın dönemdeki çalışmalara Milholen [8], Ahn ve diğ. [9], Ibrahim ve diğ. [10] ve Soemarwoto ve Labrujere [11] tarafından yapılanlar örnek verilebilir. Bütün bu gradyan esaslı yöntemler, amaç fonksiyonundaki dizayn parametrelerine bağlı değişimleri hesaplamak için sonlu farklar [12] metodları ile, “adjoint” formüllerini [13] kullanır. Gradyan esaslı yöntemlerde aerodinamik dizayn ve optimizasyon çalışmaları deneme-yanılma esasına göre yapılır ve dizaynın başarısı dizayncının tecrübesine ve sezgilerine bağlıdır. Global optimumun elde edilebilmesi için, optimizasyon işlemlerinin çok sayıdaki başlangıç noktası için tekrar edilmesi gerekir. Bu bakımdan gradyan esaslı yöntemler, otomatik olarak dizayn yapabilmek için gürbüz ve etkin değildirler [14].

Pekçok dizayn problemi için sayısal optimizasyon yöntemleri başarıyla uygulanıyor olmasına rağmen, aerodinamik dizayn problemleri için hala aşılmayı bekleyen büyük zorluklar vardır. Bu zorlukları aşağıdaki gibi sıralayabiliriz:

- Akış alanları için yazılan süreklilik, momentum ve enerji denklemleri, doğrusal olmayan kısmi diferansiyel denklem sistemleridir. Bu nedenle, aerodinamik optimizasyon problemlerinde kullanılan amaç fonksiyonları da doğrusal değildir ve problemin pekçok yerel optimumu vardır [15]. Bu yerel optimumları aşarak global optimuma ulaşmak kolay olmamaktadır. Eğer aerodinamik dizayn problemlerinin çözüm bölgeleri için coğrafi bir benzetme yapılırsa, bu çözüm bölgeleri pekçok irili ufaklı dağ, ova ve yaylalardan oluşacaktır. Bulunması gereken global optimumun ise en yüksek dağ olacaktır.
- Özellikle Euler ve Navier-Stokes denklemlerini çözen HAD yöntemleri, üç boyutlu problemler için, en iyi bilgisayarlarda bile saatler mertebesinde süre kullanmaktadır. Bu nedenle, sayısal optimizasyon çalışmalarında HAD yöntemleriyle yapılan fonksiyon hesaplama kısmı çok fazla zaman almaktadır.

İşte bu nedenlerden dolayı, aerodinamik dizayn problemlerinde, gürbüz olduğu kadar etkin (daha az zaman harcayan) sayısal yöntemlere ihtiyaç vardır [14]. Bu amaçla, “Simulated Annealing” [16,17] ve “Yapay Sinir Ağları” [18] gibi değişik yöntemlerle de aerodinamik optimizasyon çalışmaları yapılmakla birlikte, gürbüzlüğü nedeniyle

Genetik Algoritmalar bu konuda en tercih edilir yöntem olarak kabul edilmektedir [19].

Genetik algoritmalar, GA (Genetic Algorithms, GA), gelişmekte olan optimizasyon algoritmalarıdır. Bu algoritmalar; Darwin'in, biyolojik bir popülasyonun seçim (selection), çaprazlama (crossover) ve mutasyon (mutation) yoluyla çevresine uyum sağladığını söyleyen evrim teorisi fikrini taklit ederler. GA bir optimizasyon problemine uygulandığında, probleme önerilen değişik çözümler (popülasyondaki bireyler), amaç fonksiyonuna (objective function) göre birer uygunluk değerleri alacaklardır. Uygunluk değeri yüksek olan bireylerin çevreye daha iyi uyum sağladığı kabul edilerek seçilirken, uygunluk değeri küçük olan bireyler elimine edilir (seçim) ve iyi bireylerden çaprazlama ve mutasyon yoluyla yeni bir nesil (popülasyon) oluşturulur. Bu işlemler hedeflenen uygunluk değerlerine ulaşıncaya kadar devam eder.

GA'ların önemli özelliklerinden birisi, aynı anda farklı noktalarda çözümü arayabilmesidir. Oysa gradyan esaslı yöntemler sadece bir noktada çözümü arar. Bununla birlikte GA kullanımı amaç fonksiyonunun hesaplanmasını gerektirir, türev hesaplamaları gerektirmez. GA'lar, gradyan esaslı yöntemlerde olduğu gibi tek bir optimuma doğru hesap yapmadıkları için, olası yerel optimumları geçerek global optimumu bulabilme yeteneğine sahiptirler. Diğer taraftan GA'lar popülasyona dayalı işlem yaptığı için paralel hesaplamaya da uygundur. Basit bir düzenlemeyle, popülasyondaki bireylerle ilgili hesaplamalar paralel olarak gerçekleştirilebilir. Ayrıca, GA esaslı aerodinamik dizayn ve optimizasyon uygulamalarında, HAD çözücüsü ile GA'yı birleştirmek basit bir işlemdir. Çünkü GA işlemleri için sadece dizayn parametreleri amaç fonksiyonunun değeri gereklidir. HAD çözücüsünün bulacağı basınç dağılımı ya da buna bağlı diğer aerodinamik performans parametrelerinin değerleri GA'da kullanılacaktır. Dolayısıyla GA ile HAD çözücüsünün birleştirilmesi için karmaşık işlemler yapma zorunluluğu bulunmamaktadır. GA'ların yapısı ile ilgili detaylı bilgiler Bölüm 2'de verilecektir.

GA'lar ile aerodinamik optimizasyon, kanat profili dizaynına ait çalışmaların ilk örnekleri arasında, Obayashi ve Takanashi'nin [20] bir Navier-Stokes çözücüsü kullanarak yaptıkları ters kanat profili dizayn; Quagliarella ve Della Cioppa'nın [21] bir tam potansiyel akış çözücüsü kullanarak yaptığı transonik kanat profili dizaynı

sayılabılır. Ayrıca çok elemanlı kanat profili dizaynı için Cao ve Blom [22], sesaltı kanat dizaynı için Obayashi ve Oyama'nın [23] çalışmaları örnek verilebilir. Bunların yanında GA'lar uçak kavramsal ve ön dizaynı için de kullanılmıştır [24,25]. Yapılmış olan bu tür çalışmalar, aerodinamik optimizasyon ve dizayn konusunda GA esaslı yöntemlerin etkin bir şekilde kullanılabileceğini ortaya koymaktadır [26].

Aerodinamik optimizasyon ve dizayn konusunda GA kullanımının yaygınlaşmasıyla, GA'nın aerodinamik uygulamaları için değişik teknikler geliştirilmeye başlanmıştır. De Falco ve diğerleri [27], aerodinamik dizayn ve optimizasyon için, popülasyondaki en iyilerin belli bir yüzdesinden yenileme yaparak genetik işlemleri yürüten ve "Breeder Genetic Algorithms" olarak isimlendirilen ve daha çabuk yakınsayan bir yöntem geliştirmişlerdir. İkili sistemde kodlanmış GA ile aerodinamik dizayn için De Falco ve diğerleri [28], M_{ijn} olarak isimlendirilen bir mutasyon operatörü geliştirmişler ve daha hızlı bir GA oluşturmuşlardır. Vicini ve Quagliarella [29], RKGA ile gradyan esaslı tekniği birleştirerek, kanat profili dizaynı için etkinliği ve hızı yüksek hibrid bir yöntem geliştirmişlerdir. Yüksek hızlı kanat ve kanat profilleri için Klein ve Sobieczky [30], esnek veri girdisi sağlayan bir GA geliştirmişlerdir. Jones ve diğerleri [31], aerodinamik ve aeroakustik kanat profili optimizasyonu için geliştirdikleri GA ile profilin verimini artırırken gürültü seviyesini düşürmüşlerdir. Yüksek taşıma sağlayan çok elementli kanat profili dizaynı için Quagliarella ve Vicini [32], çok amaçlı bir genetik optimizasyon yöntemi ortaya koymuşlardır. Doorly ve Peiro [33], aerodinamik optimizasyon için paralel bir GA oluşturmuşlardır. Ayrıca, aerodinamik problemlerde kullanılacak GA'lar için yeni bir kodlama tekniği olan "Taguchi" metodu, Oyama ve diğerleri tarafından [34] geliştirilmiştir.

Aerodinamik dizayn ve optimizasyondaki geniş kullanımına ve gürbüzlüğüne karşın GA'ların en önemli zaafı etkin olmamalarıdır. Etkin olmamadan kasıt, hesaplama süresinin uzun olmasıdır [35]. Başka bir deyişle, GA'lar global optimuma ulaşmaya kadar çok fazla amaç fonksiyon hesabı gerektirirler. Aerodinamik dizayn çalışmalarında her bir amaç fonksiyonu hesabı bir HAD hesabı demektir. Genel olarak GA'ların yaptığı HAD hesabı sayısı, sonlu farklar formüllerini kullanan gradyan esaslı yöntemlerin yaptığı HAD hesabı sayısından fazladır [19,36,37]. Bu nedenle GA ile yapılan son dönemdeki optimizasyon çalışmalarında en büyük gayret

bu HAD hesabı sayısının azaltılması, başka bir deyişle GA'ların hızlandırılması için harcanmaktadır. GA'ları hızlandırmak için başvuru olan değişik yollar vardır. Bu yollar Giannakoglou [38] tarafından aşağıdaki gibi sıralanır:

- Gelişmiş genetik işlemcilerin kullanılması.
- Paralel hesaplama yapılması.
- Yapay sinir ağları gibi yöntemler yardımıyla fonksiyon hesaplama adedinin ve dolayısıyla hesap süresinin azaltılması.
- Diğer optimizasyon yöntemleriyle GA'nın hibrid bir yapı içerisinde biraraya getirilmesi.

Gelişmiş genetik işlemciler kullanılmasına örnek olarak, Falco ve diğerlerinin [27] daha hızlı sonuç veren bir GA olan “Breeder GA” ile yaptıkları aerodinamik optimizasyon; yine Falco ve diğerlerinin [28], yeni ve hızlandırıcı bir teknik olan M_{ijn} mutasyon operatörünü kullanarak yaptıkları aerodinamik dizayn çalışması ve bu tez çalışması kapsamında, aerodinamik dizayn ve optimizasyon uygulamalarında kullanmak amacıyla geliştirilen *Titreşimli Genetik Algoritma (Vibrational Genetic Algorithm)* ile yapılan kanat profili dizaynı çalışması [39,40] gösterilebilir. Titreşimli Genetik Algoritma Bölüm 3’de açıklanacaktır.

Paralel yöntemleri kullanarak GA ile aerodinamik dizayn ve optimizasyon uygulamalarına örnek olarak, Doorly ve Peiro’nun yaptıkları [33] aerodinamik optimizasyon uygulaması ile Jones ve diğerlerinin [31] aerodinamik ve aeroakustik kanat profili optimizasyonu için yaptıkları çalışma gösterilebilir.

Yapay sinir ağları ile GA’yı birlikte kullanan çalışmalar için Giannakoglou [38] ile Tse ve Chan’ın yaptıkları [41] çalışmalar örnek verilebilir. Hibrid çalışma olarak da Vicini ve Quagliarella’nın GA ile gradyan esaslı yöntemi birleştirerek yaptıkları uygulama [29] gösterilebilir.

1.1 Tezin Amacı

Bu Tezin amacı, kanat profili dizayn ve optimizasyonunu yapacak GA’yı oluşturarak,

- GA'nın daha az sayıda HAD hesabı yaparak sonuca ulaşmasını sağlayacak yeni teknikler ve stratejiler geliştirmek,
- Bu sayede daha hızlı bir şekilde dizayn ve optimizasyon yapabilen gürbüz bir yöntem ortaya koyabilmek,
- Geliştirilecek bu yöntemle sesaltı ve transonik akım şartlarında kanat profili dizaynı ve optimizasyonu yapmaktır.

HAD hesabı adedinin azaltılmasıyla, aerodinamik dizayn çalışmalarında asıl zamanı alan HAD çözücüsü kullanım süresi azalacak ve bu sayede gürbüzlüğünün yanısıra etkin bir GA elde edilmiş olacaktır. Daha kısa sürede sonuç veren gürbüz yöntemlerin kullanılmasıyla, aerodinamik dizayn ve optimizasyon çalışmalarının süresi ve maliyeti azalırken etkinliği artacaktır.

Bu tez çalışmasında, belirlenen bu amaca ulaşmak için Titreşimli Genetik Algoritma ve Dağıtım Stratejileri yöntemleri önerilmiştir.

1.2 Titreşimli Genetik Algoritma

Titreşimli Genetik Algoritma (TGA), (*Vibrational Genetic Algorithm*) tarafımızdan geliştirilen; etkin bir çeşitlilik (diversity) ile arama ve bulmayı (exploration/exploitation) sağlaması nedeniyle yakınsama performansını arttıran bir yöntemdir. Titreşimden kastedilen, genetik işlemlerde kullanılan birtakım parametrelerde meydana getirilen bazı dalga formlarındaki salınımdır. *Titreşimli Mutasyon* ve *Titreşimli Çaprazlama* olarak iki ayrı teknik içeren bu yöntem detaylı olarak Bölüm 3'de anlatılacaktır.

1.3 Dağıtım Stratejileri

Tarafımızdan önerilmiş olan bu konsept genetik işlemler sırasında, kromozomları belli parçalara bölerek, amaç fonksiyonunu bu parçalar için ayrı ayrı hesaplama; genetik işlemleri bu parçalar için ayrı ayrı yapma yaklaşımıdır. Yöntemin detayları ve kanat profili dizaynına uygulanması Bölüm 4'de anlatılacaktır.

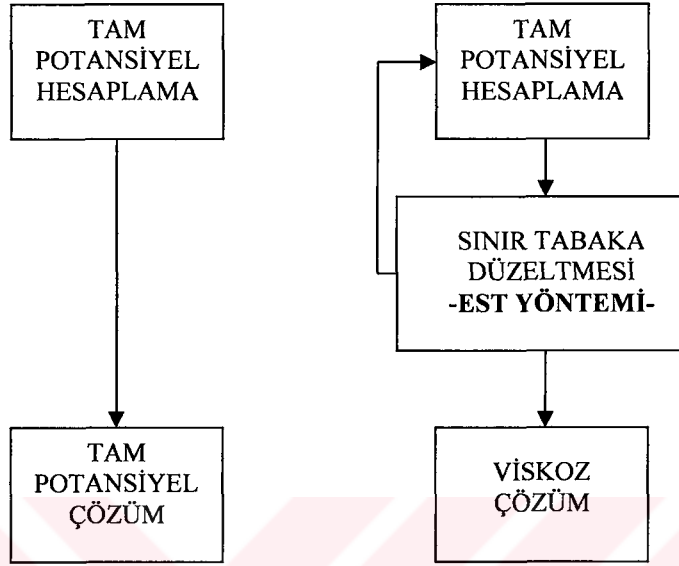
1.4 Kullanılan HAD Yöntemleri

Bu tez çalışmasında üç farklı HAD çözücüsü kullanılmıştır. Bu çözücüler; sıkıştırılamaz vizkoz olmayan akışlar için klasik bir yöntem haline gelmiş olan ve detayları [42]'de verilen *Girdap Panel* çözücüsü; viskoz olmayan transonik akım şartları için [43]'de açıklanan bir *Tam Potansiyel* (TP) çözücüsü ile viskoziteli akışlar için bu tam potansiyel çözücüsü ile etkileşimli olarak çözüm yapan bir *Etkileşimli Sınır Tabaka* çözücüsüdür.

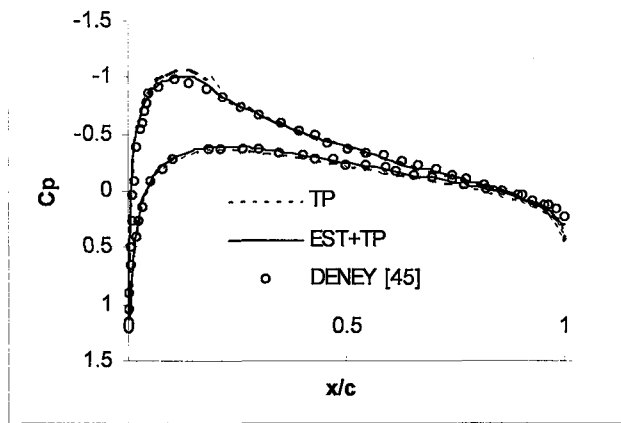
1.4.1 Etkileşimli Sınır Tabaka Yöntemi

Etkileşimli Sınır Tabaka (EST) [44] yöntemi, (Interactive Boundary Layer, IBL), bir vizkoziteli akış çözüm metodudur. Yöntem, viskozite etkileri içermeyen bir çözüm yöntemi ile sınır tabaka çözümlerinin birleştirilmesi esasına dayanır. Bu şekilde viskozite etkileri içeren, gerçeğe yakın bir çözüm elde edilebilir.

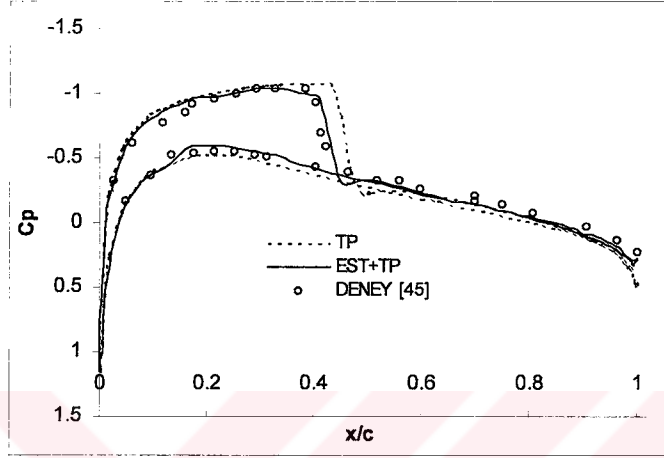
Kullandığımız EST çözücüsünün ana yapısı Şekil 1.1'de görülmektedir. Şekilden de anlaşılacağı gibi çözücü ile istenirse yalnızca tam potansiyel çözüm yapmak da mümkündür. EST yöntemi ile çözüm yapılırken öncelikle viskozitesiz olarak (tam potansiyel) çözüm yapılır. Daha sonra bu çözümden elde edilen, kanat profili etrafındaki hız dağılımı kullanılarak sınır tabaka hesabı yapılır. Sınır tabaka hesabı ile bir yer değiştirme kalınlığı hesaplanır ve bu kalınlık orjinal profil geometrisine ilave edilerek kanat profili modifiye edilir. Bu işleme, sınır tabaka düzeltmesi denir. Sınır tabaka düzeltmesinden sonra tekrar viskozitesiz hesap ve tekrar sınır tabaka hesabı yapılır. Bu süreç belli bir yakınsama sağlanıncaya kadar devam ettirilerek sonuçta viskozite etkilerini içeren bir çözüm elde edilir. Bu EST çözücüsü ile değişik kanat profilleri için elde edilen çözümler [43]'de verilmiştir. Bu çözümlerle RAE2822 ve NACA0012 için transonik akım şartlarında elde edilen basınç katsayısı dağılımları Şekil 1.2, Şekil 1.3 ve Şekil 1.4'de verilmiştir. Sözkonusu şekillerden de görüldüğü gibi, verilen akım şartları için deneysel verilerle Etkileşimli Sınır Tabaka ve Tam Potansiyel (*EST+TP*) çözümleri arasında çok iyi bir uyum vardır.



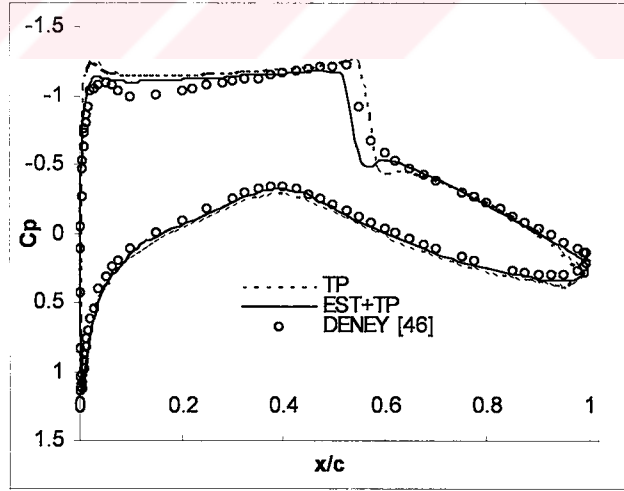
Şekil 1.1 :Kullanılan HAD çözücüsünün ana yapısı.



Şekil 1.2: NACA0012 kanat profili etrafındaki basınç katsayısı dağılımı, $M_\infty=0.7$, $\alpha=1.49^\circ$ ve $Re_c=9.0 \times 10^6$.



Şekil 1.3: NACA0012 kanat profili etrafındaki basınç katsayısı dağılımı, $M_\infty=0.775$, $\alpha=1^\circ$ ve $Re_c=3.5 \times 10^6$.



Şekil 1.4: RAE2822 kanat profili etrafındaki basınç katsayısı dağılımı, $M_\infty=0.725$, $\alpha=2.53^\circ$ ve $Re_c=6.5 \times 10^6$.

1.5 Tez Planı

Tez çalışmasının ikinci bölümünde, aerodinamik dizayn uygulamaları için kullanılan GA'ların işleyişi açıklanarak oluşturulmuş olan çözücü programın akış şeması verilecek; genetik işlemciler ve aerodinamik uygulamalara ait özellikler açıklanacaktır. Üçüncü bölümde, geliştirmiş olduğumuz *Titreşimli Genetik Algoritma* yöntemi açıklanarak test fonksiyonları üzerinden etkinliği gösterilecektir. Dördüncü bölümde yine tarafımızdan geliştirilen *Dağıtım Stratejileri* açıklanacaktır. Beşinci bölümde sıkıştırılmaz sesaltı ve transonik şartlar için tersten kanat profili dizaynı ile ilgili uygulama ve sonuçları; altıncı bölümde transonik akım şartları için kanat profili optimizasyonu ile ilgili uygulama ve sonuçlar verilecek ve tarafımızdan geliştirilen yöntemlerin etkinliği ortaya konacaktır. Yedinci ve son bölüm olan sonuç ve öneriler bölümünde, geliştirmiş olduğumuz *Titreşimli Genetik Algoritma* ve *Dağıtım Stratejileri* tekniklerinin GA ile yapılan aerodinamik dizayn ve optimizasyon uygulamalarına olan katkıları ve üstünlükleri anlatılarak, bu teknikler kullanılarak gelecekte yapılabilecek çalışmalara örnekler verilecektir.

2 GENETİK ALGORİTMA İLE AERODİNAMİK DİZAYN

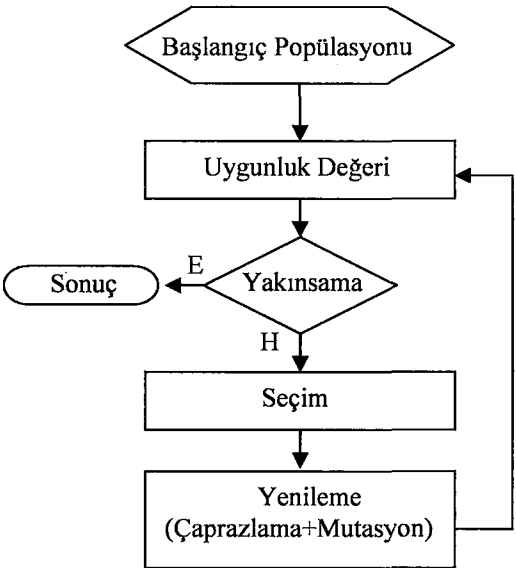
2.1 Genetik Algoritma Nedir?

Evrimsel Algoritmalar, EA (Evolutionary Algorithm), evrim prensiplerini taklit eden bir grup optimizasyon ve arama metodlarıdır [47,48]. Yaygın olarak kullanılan Evrimsel Hesaplama (Evolutionary Computation) teknikleri ise Genetik Algoritmalar, GA (Genetic Algorithms), Evrimsel Stratejiler (Evolutionary Strategies), Evrimsel Programlama (Evolutionary Programming) ve Genetik Programlama (Genetic Programming) olarak adlandırılan yöntemlerdir. Bu yöntemlerin uygulama esasları temelde aynı türden kavramlara dayanır. Bu kavramlar; problemin aday çözümlerden oluşan *başlangıç popülasyonu* (initial population); seçilen uygun çözümlerin değiştirilmesi ve değişik yöntemlerle birleştirilmesi ile yeni çözümlerin elde edildiği *yenileme* (reproduction) işlemi ve üretilen yeni popülasyon için mevcut popülasyondaki çözümlerden iyi olanların seçilmesini ve daha iyi olanların daha ağırlıklı olarak kullanılmasını sağlayacak bir *seçim* (selection) mekanizmasıdır. Evrimsel yöntemler arasındaki farklılıklar, metodların uygulamalarında kullanılan değişik genetik yapılardan kaynaklanır [49]. Bu çalışmanın konusu Genetik Algoritma ile ilgili olduğundan, bunun dışındaki Evrimsel Algoritma yöntemlerinin detaylarına girilmeyecektir. Diğer yöntemlerle ilgili detaylı bilgiler; Evrimsel Strateji için [50], Evrimsel Programlama için [51] ve Genetik Programlama için [52,53]'de bulunabilir.

EA'ların, parametre optimizasyonu, arama (search), birleştirici (combinatorial) problemler ve bilgisayar programlarının otomatik olarak optimizasyonu gibi geniş bir uygulama sahası vardır. Belli bir problem için oluşturulan optimizasyon metodlarının tersine, EA'lar incelenen problemin içeriği hakkında detay bilgi gerektirmez. Amaç fonksiyonunun (objective function) bilinmesi genellikle yeterlidir. EA'ların en üstün tarafı, başlangıçta bilinmeyen çözüm uzayından toplanan bilgilerden daha kullanılabilir alt çözüm uzayları ortaya çıkarabilmesi, yani gürbüz olmalarıdır.

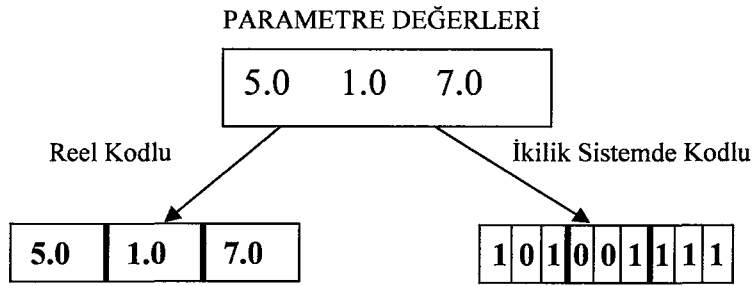
EA'lar, klasik ya da diğer sezgisel yöntemlerin uygun olmadığı, geniş, karmaşık ve iyi anlaşılammış çözüm uzaylarını inceleyebilmek için etkin yaklaşımlar sağlar [49].

Genetik Algoritma ilk olarak Holland [48] tarafından ortaya atılmış ve [47,54-56] gibi kitaplarda çok iyi bir şekilde açıklanmıştır. Genetik Algoritmalar evrim prensiplerini taklit ettikleri için, kendi yapısını oluşturan elemanları ve algoritma işlemcilerini tanımlamak için biyolojik terimleri kullanır. Kromozomlar, popülasyondaki her bir bireye (problemin aday çözümleri) karşılık gelen genetik yapıyı tanımlar. Başka bir deyişle, problemin aday çözümlerinin kromozom olarak karşılıkları vardır. Genler ise kromozomu oluştururlar. Örneğin, aerodinamik dizayn problemlerinde kanat profilini temsil etmede kullanılan her bir parametre gen olarak değerlendirilir. Bir kanat profilini ifade etmek için gerekli olan parametrelerin (genlerin) tamamı, o kanat profiline ait kromozomu oluşturur. Genetik Algoritmalar, ana hatlarıyla Şekil 2.1'de gösterildiği gibi işler. Genetik süreç optimizasyon probleminin olası aday çözümlerinden (bireyler) meydana gelen başlangıç popülasyonunun oluşturulması ile başlar. Başlangıç popülasyondaki bireylere ait uygunluk değerlerinin hesaplanması ve uygunluk değerlerine göre uygun bireylerin seçilmesi ikinci önemli aşamadır. Seçilen uygun bireylerden, çaprazlama ve



Şekil 2.1: Genetik Algoritma.

mutasyon işlemlerinden oluşan yenileme yoluyla yeni popülasyonun oluşturulması ile tekrar başa dönülür ve bu süreç istenilen yakınsama sağlanıncaya kadar devam ettirilir. Genetik Algoritma uygulamalarında kromozomları oluşturan genler, Şekil 2.2'deki gibi, genel olarak ikilik (binary) sistemde ya da problemin uygun olması durumunda (çözüm bölgesi süresizlik içermeyen problemler gibi) reel sayı olarak



Şekil 2.2: Reel ve ikilik sistemde kodlama.

kodlanır. Genetik algoritmalarla ilgili pekçok uygulama ikilik sistemde kodlama ile yapılır. Bunlara ait geniş bilgi yukarıda belirtilen [47,48,54-56] gibi kaynaklarda mevcuttur. Yakın geçmişte yapılan çalışmalarla [57-59], bazı problem tipleri ile ilgili GA uygulamalarının, ikilik sistemde kodlama yapılmaya gerek kalmadan yapılabileceği ortaya konmuştur. Aerodinamik dizayn ve optimizasyon ile ilgili problemlerde, ikilik sistem kullanmak mümkün olmakla birlikte, reel kodlama için uygundur. Literatürde reel kodlama kullanan GA'lar, "Reel Kodlu Genetik Algoritma" RKGA, (Real Coded Genetic Algorithm, RCGA) olarak isimlendirilir. Bu tezde yapılan tüm çalışmalar, tarafımızdan oluşturulan bir RKGA ile yapılmıştır.

2.2 Genetik İşlemciler Ve Kavramlar

GA'lar, evrim teorisinin biyolojik anlamda ileri sürdüklerine benzer işlemler kullanır. Bunlar mutasyon (mutation), çaprazlama (crossover) ve seçim (selection) işlemleridir. Çaprazlama ve mutasyon, yenileme (reproduction) amacı ile kullanılır.

- **Mutasyon:** Genetik yapı (kromozom) üzerinde rasgele bir değişim meydana getirerek yeni bir özellik ortaya çıkarma amacıyla kullanılır.

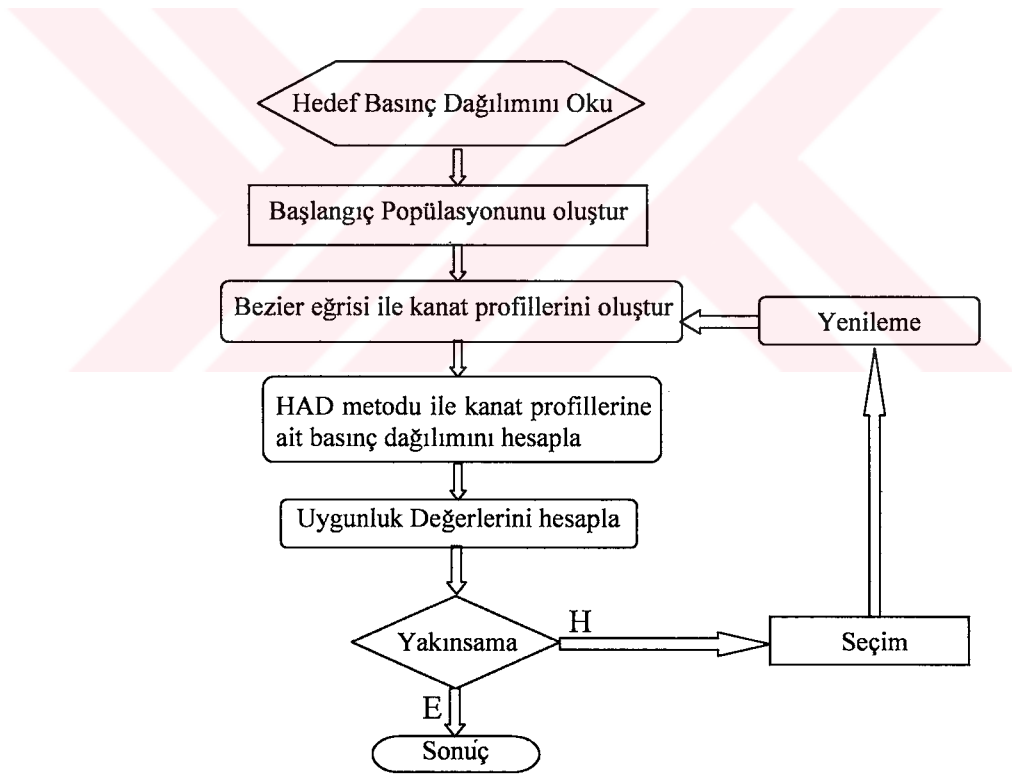
- **Çaprazlama:** İki ya da daha fazla kromozomu değişik şekillerde birleştirerek yeni kromozomlar elde edilmesi işlemidir. Bu işlemle, anne babadan çocuklara birtakım olumlu özelliklerin geçmesi gibi, eski kromozomlardaki iyi özelliklere sahip, daha iyi yeni kromozomlar elde edilmeye çalışılır. Bunun başarılabilmesi için, mevcut popülasyondan çevresine daha iyi uyum sağlamış, daha iyi özellikleri olan (uygunluk değeri yüksek) bireylerin seçilmesi gerekir.
- **Yenileme:** Çaprazlama ve mutasyon gibi işlemlerle, eski popülasyondan yeni popülasyon üretme safhasıdır.
- **Seçim:** Bu işlem, mevcut popülasyondan çevresine daha iyi uyum sağlamış, daha iyi özellikleri olan (uygunluk değeri yüksek) bireylerin seçilmesi için yapılır. Bu uygulama, Darwin'in, çevresine uyum sağlayan uygun türlerin hayatta kalacağı, soyunu devam ettireceği prensibinin bir uyarlamasıdır.
- **Uygunluk Değeri:** Bu değer bir bireyin çevresine ne kadar uyum sağladığının bir göstergesi olduğu için, bir bireyin seçilerek gelecek nesillere genlerini aktarma şansını, başka bir deyişle soyunu sürdürme olasılığını ifade eder. Popülasyondaki bir bireyin uygunluk değeri amaç fonksiyonuna bağlı olarak belirlenir.
- **Amaç Fonksiyonu:** Bir bireyin çevresine ne kadar uyum sağladığı, ne kadar uygun olduğu bu fonksiyonla belirlenir. Amaç fonksiyonu, problemin içeriği ile GA'yı ilişkilendirir. Genetik sürece bir başlangıç popülasyonu ile başladıktan sonra, üretilecek her yeni popülasyon ve bulunacak sonuç bu amaç fonksiyonuna bağlı olacaktır.

2.3 Genetik Algoritma İle Aerodinamik Dizayn Süreci

Genetik algoritma ile kanat profili dizaynının iki bölümü vardır. Bunlardan biri kanat profili etrafındaki basınç dağılımının bir başka deyişle aerodinamik performansın hesaplandığı *Hesaplamalı Akışkanlar Dinamiği*, HAD, hesabının yapıldığı bölüm, diğeri ise genetik prosesin yürütüldüğü ana bölümdür. Programın girdisi, tersten dizayn için hedeflenen basınç dağılımıdır. Başlangıç popülasyonu da girdi olarak programa verilir. Popülasyonda kontrol noktaları ile ifade edilen profillerin esas geometrileri Bezier eğrileri ile elde edilir ve bundan sonra HAD hesabı ile başlangıç

kanat profillerinin basınç dağılımları; bunların hedef basınç dağılımlarıyla karşılaştırılmasıyla, başlangıç profillerinin uygunluk değerleri elde edilir. Profillerin kontrol noktaları ve uygunluk değerleri genetik prosesin girdileri olacaktır. Genetik proseste, uygunluk değerlerine bağlı olarak en uygun profiller seçilir ve çaprazlama yoluyla yeni kontrol noktaları dolayısıyla yeni profiller elde edilerek yenileme işlemi yapılır. Böylece tekrar HAD hesabı kısmına geçilir. Aynı işlemler hedeflenen basınç dağılımına belli bir yakınsama sağlanıncaya kadar devam edecektir. Şekil 2.3’de programın akış şeması ana hatlarıyla gösterilmiştir.

Kanat profili optimizasyonunda, belli bir aerodinamik performansı olan kanat profilinin sürüklemesi azaltılmaya çalışılır. Yukarıda açıklanan algoritma, birkaç küçük değişiklik yapılarak kanat profili optimizasyonu için de kullanılabilecektir.



Şekil 2.3: Programın akış şeması.

2.3.1 Bezier Eğrisi İle Kanat Profili Temsili

Sayısal hesaplarda kanat profili ifade etmek için çok sayıda koordinat noktasının kullanılması gerekir. Genetik algoritma ile aerodinamik optimizasyon ya da kanat profili dizaynı yapılırken kanat profilinin daha az sayıda parametre ile temsil

edilmesi gereklidir. Kanat profilini daha az sayıda parametre ile temsil etmek için başvurulan yollardan biri Bezier eğrisi kullanmaktır. Bezier eğrileri aynı zamanda elde edilecek şeklin düzgünlüğünü de garanti ederler. Buna göre kanat profilinin x ve y koordinatları aşağıdaki denklemlerle elde edilebilir..

$$y(t) = \sum_{i=0}^m C_m^i t^i (1-t)^{m-i} y_i \quad (2.1)$$

$$x(t) = \sum_{i=0}^m C_m^i t^i (1-t)^{m-i} x_i \quad (2.2)$$

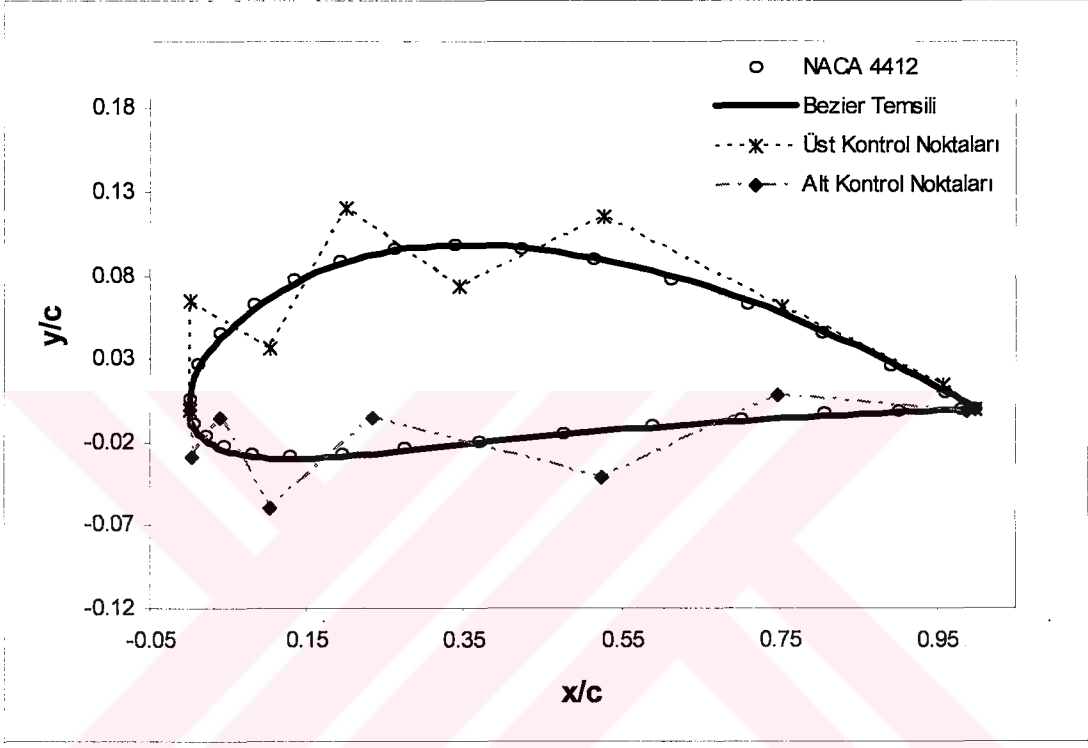
$$C_m^i = \frac{m!}{i! (m-i)!} \quad (2.3)$$

Burada x_i , y_i kontrol noktaları olup t $[0,1]$ aralığında değerler alır. Kanat profili oluşturulurken (2.1) ve (2.2) denklemlerinden x , y koordinatları hesaplanır. Optimizasyon işlemleri sırasında kanat profili ile ilgili sayısal hesaplamalarda bu koordinat noktaları kullanılırken, genetik proste kontrol noktaları kullanılır. Genetik proste x kontrol noktaları sabit tutular ve sadece y kontrol noktaları optimize edilir. Buna göre genetik proste optimize edilecek parametreler sadece kanat profilini temsil eden y kontrol noktaları olacaktır. Toplam kontrol noktası sayısı $m+1$ 'dir. Kontrol noktalarının ilki ve sonuncusu sabit olacaktır. Bu nedenle uygulamada $m-1$ adet kontrol noktası ile bir kromozom oluşturulacaktır. Optimize edilecek toplam parametre sayısı ise, kanat profilinin üst ve alt yüzeyleri için kullanılan y kontrol noktalarının sayısı olan $2(m-1)$ olacaktır. Toplam popülasyon n ise, n adet kanat profili için n adet kromozom elde edilecektir. Her bir kromozomun genleri, (2.1) denklemindeki $m-1$ adet kontrol noktası (y_i) olacaktır. Şekil 2.4'de NACA 4412 profilinin Bezier eğrisiyle temsili gösterilmiştir.

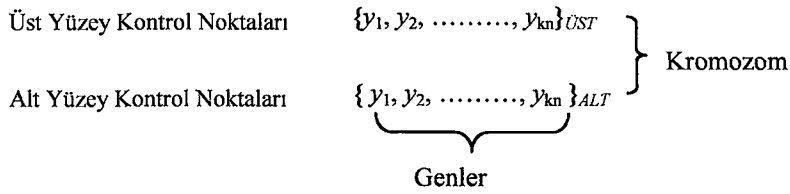
2.3.2 Kanat Profilinin Kodlanması

Genetik proste, kanat profiline ait kontrol noktaları parametre olarak alındığından bu noktaların kodlanması gerekmektedir. RKGA'da optimize edilecek parametrelerin sayısal değeri olduğu gibi kullanılır, sayısal değeri ikilik sistemde kodlamak gerekmez. Kanat profilinin yüzeyleri kn adet kontrol noktası ile temsil edilmiştir. İlk ve son nokta sabit olduğundan $((0,0)$ ve $(1,0))$ $kn-2$ nokta kodlanacaktır. Kanat

profilinin her iki yüzeyi için toplam $2(kn-2)$ kontrol noktası kodlanmış olacaktır. Kanat profilini temsil eden kontrol noktalarıyla oluşturulan kromozom ve gen yapısı aşağıdaki gibi olup, pratikte kanat profili, Şekil 2.5'deki gibi iki kromozomla ifade edilmektedir.



Şekil 2.4: Bezier eğrisi ile kanat profilinin temsil edilmesi.



Şekil 2.5: Kanat profiline ait kromozom yapısı.

2.3.3 Amaç Fonksiyonu

Amaç fonksiyon, ulaşılmak istenen hedefin ne kadar sağlandığını değerlendirmek için kullanılan fonksiyondur ve genetik prosesin anahtar elamanlarından biridir. Amaç fonksiyonun doğru ve etkin olması genetik işlemlerin başarısını ve süresini

doğrudan etkileyecektir. Tersten kanat profili dizaynı işlemleri için amaç fonksiyonu $Min J(\lambda)$ olup, $J(\lambda)$ aşağıdaki gibi belirlenebilir.

$$J = \int_{\lambda} (Cp_{\lambda} - Cp_t)^2 d\lambda \quad (2.4a)$$

Burada Cp_t hedeflenen basınç katsayısı dağılımları, Cp_{λ} ise hesaplanan dağılımlardır. (2.4.a) denklemini kanat profili yüzeyi (λ) boyunca hesaplanır ve bulunacak değerler, popülasyondaki her bir bireyin aynı zamanda uygunluk değeri olarak kullanılır.

Kanat profili optimizasyon problemleri için ise amaç fonksiyonları farklı olacaktır. Mesala, belli bir dizayn taşıma katsayısını (C_L^*) sağlayacak şekilde, sürüklemenin azaltılmaya çalışılacağı optimizasyon problemleri için amaç fonksiyon

$$J = \frac{C_D}{C_L} + 10(C_L - C_L^*)^2 \quad (2.4b)$$

şeklinde tanımlanacaktır.

2.3.4 Uygunluk Değerleri

Genetik işlemler sırasında, hesaplanan amaç fonksiyon değerlerine göre uygun olmayan bireylerin elimine edilmesi gerekmektedir. Bu amaçla, bireylerin uygunluk seçimi (2.4) denklemleri ile verilen uygunluk değerlerine göre yapılacaktır. Bunun için popülasyondaki bütün bireylerin uygunluk değerlerinin toplamı ile *Toplam Uygunluk* (TU) değeri bulunur. Bireylerin uygunluk değerleri TU değerine bölünerek her bir bireyin uygunluk değeri bulunabilir. Uygunluk değerinin (UD) fazlalığı o bireyin devam etme olasılığının fazla olduğunun göstergesidir. Burada J minimize edilecektir; ya da $1/J$ maksimize edilebilir. Buna göre; n , popülasyondaki toplam birey sayısı olmak üzere,

$$TU = \sum_{j=1}^n \frac{1}{J_j} \quad (2.5)$$

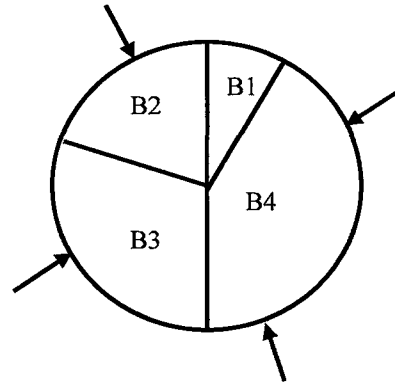
$$UD_j = \frac{1/J_j}{TU} \quad (2.6)$$

olacaktır.

2.3.5 Seçim

Seçim işlemi (selection), bireylerden, amaç fonksiyonuna bağlı olarak belirlenen uygunluk değerlerine göre en uygun olanların seçilip, uygun olmayanların elenmesidir. Seçim aşamasında (2.6) ifadesi ile bir bireyin seçilme şansı belirlenir. Seçilme şansı 0.5’den küçük olan bir birey yenileme işlemine giremeyecektir. Diğer taraftan uygunluk değeri yüksek olan bazı bireyler ise birden fazla seçilme şansına sahip olabilecektir. Böylece en iyi birey en fazla seçilme şansına sahip olarak, yenileme ile elde edilecek yeni nesil içerisinde daha fazla etkiye sahip olacaktır. İzah edilen bu seçim yöntemi SUS (Stochastic Universal Sampling) [60] yöntemi olarak bilinir ve GA uygulamalarında çok yaygın bir kullanımı vardır. Diyelimki dört bireylik bir popülasyondan seçim yapılacaktır. Şekil 2.6’da görüldüğü gibi, uygunluk değerlerinin büyüklüğüne göre bu dört birey rulet çarkına yerleştirilir ve çark döndürülür. Çark durduğunda, eşit aralıklı dört noktanın karşısına gelen bireyler seçilir. Buna göre uygunluk değeri büyük olan bireylerin seçilme şansı yüksek olacaktır. Bu, GA kullanımında çok tercih edilen bir seçim tekniğidir. Oluşturduğumuz GA’da seçim işlemi bu teknik ile yapılacaktır.

Birey	Uygunluk Değeri	Seçilme olasılığı
B-1	1	0.1
B-2	2	0.2
B-3	3	0.3
B-4	4	0.4



Şekil 2.6: SUS Seçim Yöntemi.

2.3.6 Çaprazlama Ve Mutasyon

Çaprazlamada BLX- α yöntemi [58] kullanılacaktır. Bu yöntem;

$$\begin{aligned} \text{YeniBirey}_1 &= (1 - \gamma) \bullet \text{Birey}_1 + \gamma \bullet \text{Birey}_2 \\ \text{YeniBirey}_2 &= \gamma \bullet \text{Birey}_1 + (1 - \gamma) \bullet \text{Birey}_2 \end{aligned} \quad (2.7)$$

ve

$$\gamma = (1 + 2\alpha)u - \alpha \quad (2.8)$$

şeklinde tanımlanır. Burada u $[0,1]$ aralığında rasgele bir sayı, α genel olarak 0.5 civarında tercih edilen kullanıcının belirleyeceği reel bir sayıdır.

Uygulamada iki farklı kanat profiline ait kromozom alınarak, kromozomlardaki genler (kontrol noktaları) karşılıklı olarak ikiye ikiye eşleştirilir ve (2.7) eşitliği ile mevcut iki genden yeni iki gen elde edilir. Elde edilen yeni genlerle eskileri değiştirilir. İki kromozomdaki bütün genler aynı işlemde geçince, eski iki kromozom yerine yeni iki kromozom elde edilmiş olur.

Mutasyon işlemi için, popülasyondan rasgele seçilen bir k ncı bireyin (kromozom) i nci geninin (kontrol noktası) değeri aşağıdaki gibi değiştirilecektir.

$$y_i^k = y_i^k + 2 \cdot w \cdot (0.5 - u) \quad (2.9)$$

Burada w kullanıcının belirleyeceği, u ise $[0,1]$ aralığındaki rassal bir reel sayıdır.

3. KANAT PROFİLİ DİZAYN VE OPTİMİZASYONU İÇİN TİTREŞİMLİ GENETİK ALGORİTMA

Titreşimli Genetik Algoritma (TGA), tarafımızdan geliştirilen; etkin bir çeşitlilik (diversity) ile arama ve bulmayı (exploration/exploitation) sağlaması nedeniyle yakınsama performansını arttıran bir yöntemdir. Çeşitlilik, çözüm bölgesinin yada dizayn uzayının değişik noktalarına ulaşabilmedir. Bu sayede yerel optimumlar daha kolay aşılabilir, global optimuma daha çabuk ulaşılabilir. Titreşimden kastedilen, genetik işlemlerde kullanılan birtakım parametrelerde meydana getirilen bazı dalga formlarındaki salınımdır. Bu salınım sayesinde dizayn uzayının değişik bölgelerine, daha kısa sürede yayılmak mümkün olabilecektir. Titreşim yaklaşımı hem mutasyon hemde çaprazlama işlemleri için kullanılabilir.

3.1 Titreşimli Genetik Algoritma

Obayashi ve diğerlerinin [61] belirttikleri gibi, reel kodlu GA'lar için kullanılan mutasyon oranının, ikilik sistemde kodlanmış GA'larda kullanılabildiği göre daha büyük değerler alması gerekir. Bunun nedeni, ikilik sistemde kodlanmış bir sayının bir hanesinde yapılacak bir değişikliğin, sayı değerini büyük oranda değiştirebilecek olmasıdır. Oysa reel kodlu bir sayı için benzeri bir işlemin önemli bir değişikliğe yol açma şansı daha azdır. Dolayısıyla, ikilik sistemdeki bir GA ile aynı mutasyon oranını kullanan reel kodlu bir GA dizayn uzayını arama açısından daha zayıf kalacaktır. Reel kodlu GA kullanılırken mutasyon oranının yüksek tutulması, dizayn uzayının algoritma tarafından tam olarak araştırılabilmesini sağlayacaktır. Bu düşünce, önermiş olduğumuz ve takip eden bölümde açıklanacak olan *Titreşimli Mutasyon (Vibrational Mutation)* tekniği ile gerçekleştirilebilir. Bu mutasyon esaslı titreşim yaklaşımı, dizayn uzayının değişik bölgelerinden eş zamanlı olarak örnekleme yapılması ve böylece global optimumun mümkün olduğunca çabuk yakalanabilmesi ilkesine dayanır. Bu amaçla, popülasyondaki her birey titreşim yaklaşımı ile periyodik olarak mutasyon geçirir ve popülasyonun kısa sürede dizayn

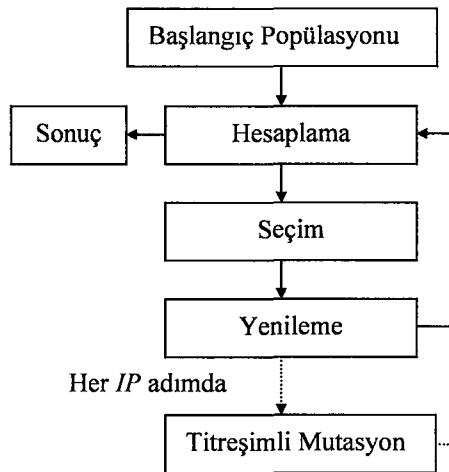
uzayına yayılması sağlanır. Böylece yerel optimumlardan çabuk kurtulmak yada bunlara hiç yakalanmamak, daha uygun bireyleri keşfetmek mümkün olabilecektir.

Titreşim yaklaşımının çaprazlama işlemi için tatbikinde, çaprazlama işleminde kullanılan bazı parametrelere salınım yaptırılır. Böylece, genetik sürecin her bir adımında, global optimumum kolayca elde edilmesini sağlayacak, farklı çeşitlilik seviyeleri elde edilebilir. Bu yeni yaklaşım *Titreşimli Çaprazlama (Vibrational Crossover)* olarak isimlendirilmiştir. Titreşimli Çaprazlama yaklaşımının uygulaması için, reel kodlu GA'larda çaprazlama tekniği olarak kullanılan BLX- α metodundaki α değerine sinüzoidal bir şekilde salınım yaptırılacaktır. Yönteme ait formüller ilerleyen bölümlerde verilecektir.

Titreşim yaklaşımını kullanan GA, tarafımızdan *Titreşimli Genetik Algoritma (TGA)* olarak isimlendirilmiştir.

3.2 Titreşimli Mutasyon

Mutasyon esaslı titreşim yaklaşımı, yenileme işleminden hemen sonra uygulanır. Uygulama, Şekil 3.1'de gösterildiği gibi, genetik sürecin başlangıcından itibaren periyodik olarak gerçekleştirilir. İlk adımı takiben, genliği rasgele bir şekilde değişen sinüzoidal bir dalga popülasyona etki ettirilir. Titreşimli mutasyon sırasında, popülasyondaki bütün kromozomların (bireyler) tüm genleri aşağıdaki sinüzoidal



Şekil 3.1: Titreşimli mutasyonun akış şeması.

dalgaya bağılı olarak mutasyon geçirirler.

$$\begin{aligned} y_i^m &= y_i^m \cdot [1 + MA \cdot u \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot fr)] \\ m &= 1, \dots, n \\ i &= 1, \dots, kn \end{aligned} \quad (3.1a)$$

Burada y gen (kontrol noktası), kn kromozomdaki toplam gen sayısı, n popülasyondaki toplam birey (kromozom) sayısı, MA ana genlik ve u $[0,1]$ aralığında rassal bir reel sayı olup, fr rassal frekanstır.

Aynı titreşim uygulaması istenirse, sinüzoidal form kullanmadan;

$$y_i^m = y_i^m \cdot (1 + w1 \cdot MA \cdot (0.5 - u)) \quad (3.1b)$$

formülüyle de yapılabilir. Buradaki $w1$ değeri, bir civarında seçilebilecek reel bir sayıdır.

Sinüzoidal dalga uygulaması, ilk kromozomun ilk sırasındaki genden başlar ve Şekil 3.2’de gösterildiği gibi diğer kromozomlardaki aynı sıradaki genler boyunca devam eder. Bu işlem popülasyondaki tüm bireylere her IP periyotta uygulanır. IP bir tam sayı olmak üzere, mutasyon oranı $P_m = 1/IP$ ’dir. Genetik süreç boyunca iyi bir performans yakalanması için titreşim periyodu IP ’nin uygun bir değere sabitlenmesi gereklidir. Bu periyod değerinin (dolayısıyla mutasyon oranı P_m değerinin) büyüklüğü metodun performansını etkileyecektir.

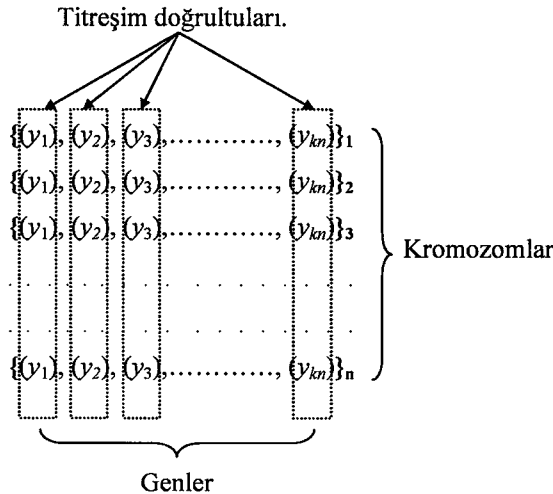


Figure 3.2: Titreşim doğrultuları.

Titreşim uygulaması, yeni popülasyondaki bireylerin çözüm bölgesinde (dizayn uzayı) rassal bir şekilde yayılmasını sağlar. Bu yeni popülasyondan itibaren genetik süreç belli bir süre (*IP* periyoduna göre) titreşim uygulaması olmaksızın devam eder. Çünkü titreşim sonucu ortaya çıkan popülasyondan en uygun bireylerin elde edilebilmesi biraz zaman alacaktır. Sonra tekrar titreşim uygulaması yapılarak enson adımda bulunmuş olan popülasyonun çözüm bölgesine yayılması sağlanır. Titreşimle ortaya çıkan rassal bir şekilde çözüm bölgesine yayılmış popülasyon yerel optimumlardan çabuk kurtulmayı yada bunlara hiç takılmamayı sağlar. TGA'nın en önemli özelliği budur. Öte yandan, genetik süreç devam ederken, popülasyondaki bütün bireylerin uygunluk değerlerinin ortalaması ile elde edilen, ortalama uygunluk değerine dikkat edilmesi gereklidir. Ortalama uygunluk değeri artarken, titreşim amacıyla kullanılan dalga'nın ana genliği azaltılmalıdır. Ortalama uygunluk değerinin artmasıyla global optimuma yaklaşılabileceği için, titreşim uygulaması sırasında popülasyonun başlangıçtaki gibi çok geniş bir bölgeye yayılması gereksiz olacaktır ve bu aynı zamanda performansı olumsuz etkileyecektir. Bununla beraber, global optimuma yaklaşılrken popülasyonu dar bir aralıkta titreşime maruz bırakmak global optimumu yakalamayı hızlandıracaktır. Bu nedenle ana genlik değeri *MA* genetik süreç boyunca aşağıdaki gibi belirlenir:

$$MA = \left[\frac{\log(1 + AF_0)}{\log(1 + AF_k)} \right]^r \quad (3.2)$$

AF_0 ve AF_k sırasıyla genetik sürecin başlangıç adımındaki ve içinde bulunulan adımındaki ortalama uygunluk değerleri olup r reel bir sayıdır. Genetik sürecin ilk adımındaki $MA=1$ olacaktır. Eğer ilk adım için 1'den farklı bir sayı arzu edilirse, *GA* bir parametre ile çarpılarak istenen ayarlama yapılabilir. *MA*, sinuzoidal dalga için olabilecek enbüyük dalga genliğini belirler. Denklem (2)'deki r , *MA* değerinin azalma hızını belirler. Hızlı bir azalma için r büyük bir değer almalı, yavaş bir azalma için ise r küçültülmelidir.

Denklem (3.1)'deki rassal frekans f_r , aşağıdaki formüllere göre hesaplanır:

$$f1 = kn \cdot u1 + 1 \quad (3.3a)$$

$$f2 = \text{mod}(u2 \cdot n, i + j) \quad (3.3b)$$

$$fr = f2/f1 \quad (3.3c)$$

Bu formüllerdeki $u1$ ve $u2$ $[0,1]$ aralığındaki rassal gerçek sayılardır. Bu bölümde verilen formüller FOTRAN programlama dilinde aşağıdaki yazılır:

```

MA=(log(1+AF0)/log(1+AFk))**r
f1=kn*u1+1
do j=1, kn
  do i=1,n
    f2=mod(u2*n,i+j)
    fr=f1/f2
    y(i,j)=y(i,j)*(1+MA*u*Sin(2*pi*fr))
  enddo
enddo

```

Eğer sinüzoidal form kullanılmazsa aynı bölüm aşağıdaki gibi yazılacaktır:

```

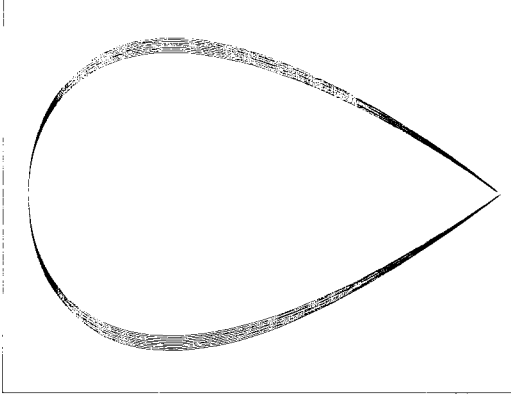
MA=(log(1+AF0)/log(1+AFk))**r
do j=1, kn
  do i=1,n
    y(i,j)=y(i,j)*(1+w*GA*(0.5-u))
  enddo
enddo

```

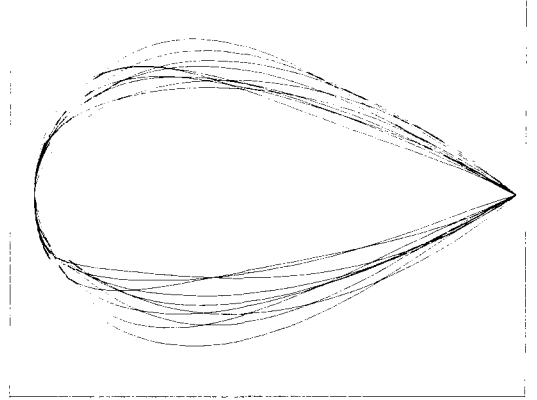
Titreşimli mutasyon işlemlerini (aynı zamanda yukarıdaki FORTRAN kodun) kısaca şu şekilde özetleyebiliriz: Genetik sürecin ilk adımında, uygunluk değerlerinin hesaplanması, uygun bireylerin seçimi ve yenileme işlemlerini takiben ortaya çıkan yeni bireylere titreşim uygulaması yapılır. İlk olarak, bütün kromozomların ilk sıradaki genleri ($j=1$) baştan sona ($i=1$ 'den n 'e kadar) titreşime tabi tutulur. Bunu takiben bütün kromozomların ikinci sırasındaki ($j=2$) genler aynı şekilde ($i=1$ 'den n 'e kadar) titreşimden geçer. Tüm kromozomların son sırasındaki genler ($j=kn$) de titreşimden geçtikten sonra başlangıç adımı için titreşim uygulaması sana erer. Genetik süreç, bunu takip eden $IP-1$ adımında (mutasyon oranı $P_m = 1/IP$), titreşim uygulaması olmaksızın mutataşıkilde (uygunluk değerlerinin hesaplanması, seçim, yenileme) devam eder. IP nci adımda, aynı ilk adımda olduğu gibi titreşim uygulaması yapılır. Bu uygulama genetik süreç devam ederken her IP adımda bir tekrarlanır.

Şekil 3.3a ve 3.3b, 10 profilden oluşan bir başlangıç popülasyonunu ve bu popülasyona yapılan *Titreşimli Mutasyon* uygulamasından sonraki halini göstermektedir. (Şekillerdeki profillerin düşey eksen yönünde abartıldığına dikkat

ediniz). Şekil 3.3b’den de görüldüğü gibi, yeni popülasyonda çok farklı profiller ortaya çıkmış ve bir çeşitlilik sağlanmıştır.



Şekil 3.3a: Başlangıç kanat profili popülasyonu.



Şekil 3.3b: Titreşimli mutasyondan sonraki popülasyon.

3.2.1 Test Fonksiyonuna Uygulama

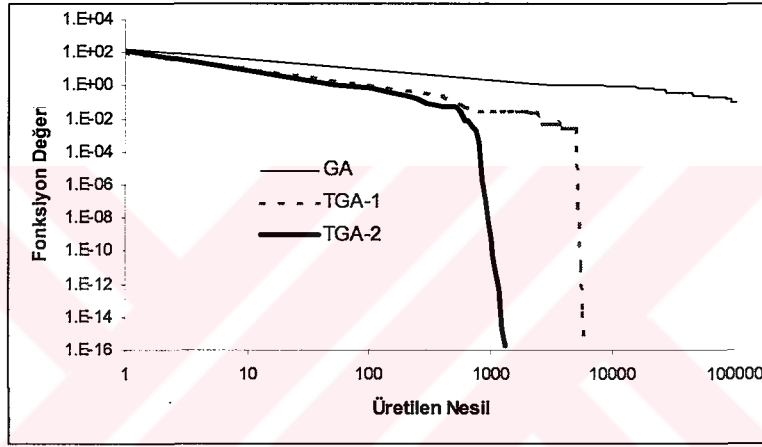
Test fonksiyonu aşağıdaki gibi tanımlanan Griewank fonsiyonudur:

$$f_{Griewank} = \sum_{i=1}^{10} \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^{10} \cos \left[\frac{x_i}{\sqrt{i}} \right] + 1$$

Fonksiyonun -600 ile 600 aralığında global optimumu bulunacaktır. Bu fonksiyon $x_i=0$, $i=1, \dots, 10$ için $f_{Griewank}=0$ olacak şekilde global minimuma sahiptir. Griewank fonsiyonu belirtilen aralıkta çok fazla yerel optimumu olan ve çok farklı sayı grupları ile birbirine çok yakın değerler verebilen (epistatic) bir fonksiyondur.

Uygulama için, çaprazlama yöntemi BLX- α [58] ve $\alpha=0.5$; mutasyon oranı $P_m=0.2$, yani $IP=5$ olarak alınmıştır. Popülasyon büyüklüğü 50’dir. Mutasyon oranı $P_m=0$ (titreşim uygulaması yok) hali de test edilmiştir. Çaprazlama oranı $P_c=1$ olup denklem (3.2)’deki r değeri 0.1, denklem (3.1b)’deki $w=1$ olarak alınmıştır. Denklem (3.1a)’nın kullanıldığı durum TGA-1; denklem (3.1b)’nin kullanıldığı durum TGA-2 olarak isimlendirilmiştir. Seçim yöntemi, bölüm 2’de belirtilen SUS [60] yöntemidir. Başlangıç popülasyonu $[-600.0, 600.0]$ aralığında rassal olarak oluşturulmuştur.

Şekil 3.4’de gösterilen sonuçlara göre en iyi performans TGA-2 ile sağlanmıştır. Burada TGA-2 kullanılan durumda fonksiyon değerinin 10^{-16} ’ya ulaşması 1500, TGA-1 kullanılan durumda 13000 yineleme ile gerçekleşmiştir. Diğer taraftan titreşim uygulaması yapılmayan durumda (GA) fonksiyon değeri, 100000 yineleme sonunda ancak 10^{-2} değerine ulaşmıştır. Elde edilen sonuç, titreşimli mutasyon kullanan TGA tekniğinin, klasik GA’ya göre ne kadar etkin olduğunu göstermektedir. Kullanılan titreşimli mutasyon formüllerinden (3.1b)’nin daha etkin olduğu görülmektedir.



Şekil 3.4: Değişik GA'larla *Griewank* fonksiyonunun ulaştığı değerler.

3.3 Titreşimli Çaprazlama: Çift Yönlü Alfa (ÇYA) Metodu

BLX- α çaprazlama tekniği [58], reel kodlu genetik algoritmalarda, eski iki bireyden yeni iki birey elde etmek için çokça kullanılan bir tekniktir. Bu teknik Bölüm 2.3.6’da denklem (2.7) ve (2.8) ile tanımlanmış ve yöntemin açıklaması yapılmıştır.

Titreşim yaklaşımının çaprazlama işlemlerinde uygulamasını yapmak için, BLX- α yöntemini modifiye ederek geliştirdiğimiz ve daha önce yayınlamış olduğumuz [62] Çift Yönlü Alfa (ÇYA) metodu kullanılmıştır. Bu metotta α değerine salınım yaptırılmaktadır. Bu salınım, genetik süreç içerisinde periyodik olarak doğrusal, sinuzoidal yada öngörülen başka bir şekilde olabilir. Eğer α bir m ana değeri etrafında bir G genliğinde sinuzoidal formda salınım yapacaksa, tek yineleme sayıları için $[m-G/2, m]$ aralığında, çift yineleme sayıları için $[m+G/2, m]$ aralığında

çift yönlü olarak salınım yapacaktır. Bu salınım genetik süreç boyunca periyodik olarak devam edecektir. Sinuzoidal yaklaşımın kullanıldığı (Sinuzoidal Çift Yönlü Alfa, SÇYA) durum için formüller aşağıdaki gibi olacaktır:

$$\alpha = m + G \cdot \sin\left[\frac{(NS - \text{mod} \cdot P)}{P} \pi\right] \quad (\text{tek yineleme sayıları için}) \quad (3.4a)$$

$$\alpha = m - G \cdot \sin\left[\frac{(NS - \text{mod} \cdot P)}{P} \pi\right] \quad (\text{çift yineleme sayıları için}) \quad (3.4b)$$

Yukarıda belirtildiği gibi, burada m ana değer, G dalga genliği ve P salınım periyodudur

Şekil 3.5, α 'nın $m=0.5$ ve $G=0.4$ değerleri ile 50 yineleme periyodu içinde yaptığı salınımı göstermektedir.

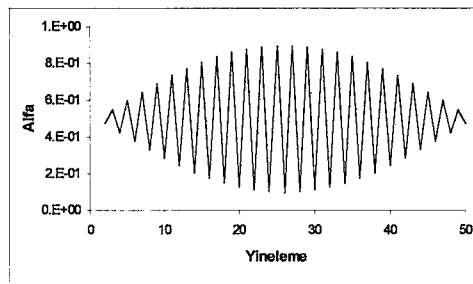
3.3.1 Test Fonksiyonuna Uygulama

Test fonksiyonu aşağıdaki gibi tanımlanan Rastrigin fonksiyonudur:

$$f_{\text{Rastrigin}} = \sum_{i=1}^{24} (10 + (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)))$$

Fonksiyonun -5.12 ile 5.12 aralığında global optimumu bulunacaktır. Bu fonksiyon $x_i=0$, $i=1, \dots, 24$ için $f_{\text{Rastrigin}}=0$ olacak şekilde global minimuma sahiptir. Rastrigin fonksiyonu, belirtilen aralıkta çok fazla yerel optimuma sahiptir.

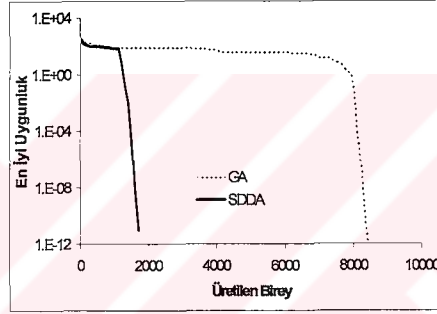
Uygulama için, çaprazlama yöntemi BLX- α tekniğidir. Uygulama için $\alpha=0.5$ sabit



Şekil 3.5: Alfa'nın (α) 50 denemelik periyoddaki salınımı (SÇYA $m=0.5$, $G=0.4$ ve $P=50$)

ve SÇYA ($m=0.4$, $G=0.2$) kullanılmıştır. Çaprazlama oranı $P_c = 0.98$ ve mutasyon oranı $P_m = 0.005$ olarak alınmış olup, mutasyon yöntemi olarak bölüm 2'de verilen 2.9 formülü kullanılmıştır. Seçim yöntemi SUS yöntemidir. Başlangıç popülasyonu $[-5.12, 5.12]$ aralığında rassal olarak oluşturulmuştur.

Şekil 3.6'deki sonuçlar, SÇYA metodunun etkin bir yöntem olduğunu göstermektedir. SÇYA yöntemi kullanıldığında en iyi uygunluk değerinin 10^{-15} değerine ulaşması 2000 yineleme ile olurken, $\alpha=0.5$ durumunda bu 9000 yinelemede olmaktadır.



Şekil 3.6: *Rastrigin* fonksiyonu için en iyi uygunluk değeri.

4. DAĞITIM STRATEJİLERİ

GA ile yapılan tersten dizayn çalışmalarında, genetik süreçte seçim işlemleri kanat profillerinin (bireylerin) uygunluk değerine göre yapılır ve en iyi profil elitizme tabi tutularak saklanır; bir sonraki nesile aktarılır. Oysa, kanat profilinin yüzeylerinden bir tanesi, hedefe çok yakın olabilir. Bu durumda, diğer yüzey kötü ise, kanat profilinin tamamı için uygunluk değeri düşük çıkar ve birey elimine edilir. Eliminasyon ile birlikte iyi olan yüzeyde atılacağından, genetik süreçte iyi bireylere (kanat profilleri) ulaşmak gecikir, HAD hesabı sayısı artar. Eğer kanat profilini temsil eden kromozomların alt ve üst yüzey için olanlarından iyileri ayrı ayrı tespit edilebilir ve yenileme işlemleri bu iyi kromozomlarla yapılabilirse, hedefe yakın kanat profillerinden oluşan popülasyonlar daha çabuk üretilir ve dolayısıyla sonuca çok daha az sayıda HAD hesabı yapılarak ulaşılabilir. *Dağıtım Stratejileri*, DS, (Distribution Strategies) bu amaçla önerilmiştir.

DS konsepti, genetik işlemler sırasında, kromozomları belli parçalara bölerek, amaç fonksiyonu ve uygunluk değerini bu parçalar için ayrı ayrı hesaplama ve elitizm uygulamalarını ve diğer genetik işlemleri bu parçalar için ayrı ayrı yapma yaklaşımıdır. Konsept, *Dağıtılmış Amaç Fonksiyon* (DAF) ve *Dağıtılmış Elitizm* (DE) şeklinde iki ayrı yaklaşım ile uygulanacaktır.

4.1 Dağıtılmış Amaç Fonksiyon

Genetik süreçte, her bir kromozomun bütünü için uygunluk değeri hesaplanması yerine, önceden belirlenen parçalarının uygunluk değerleri belirlenir. Bunun için bütün kromozomlar benzer şekilde parçalara ayrılır. Seçim işlemleri uygunluk değerlerine bağlı olarak, kromozom içerisinde belli pozisyonlarda olan parçalar arasından yapılır. Dolayısıyla tek tek iyi kromozomlar yerine, kromozomlardaki parçalardan iyi olanlar seçilir. Yeni kromozomlar, seçilen bu kromozom parçalarının yenileme işlemine tabi tutulmasıyla oluşturulur.

4.2 Dağıtılmış Elitizm

Elitizm en iyi bireye uygulanır. Ancak DAF yaklaşımı kullanıldığı zaman, kromozom parçaları için de birer uygunluk değeri hesaplandığı için, bu parçalardan da en iyileri elitizme tabi tutulabilir. Böylece, en iyi kromozoma ilave olarak, en iyi kromozom parçalarının birleşiminden oluşan bir başka kromozomda bir sonraki popülasyona aktarılmış olur.

DS kavramının uygulaması, problemin içeriğine ve kullanılan GA tekniklerine bağlı olacaktır. Kromozomun nasıl parçalara ayrılacağı problemin içeriği ile ilgili olduğu kadar, genetik algorithmada kullanılan kodlama yöntemine de bağlıdır.

DS kavramının, kanat profili dizaynı uygulamasında kullanılabilmesi için, kanat profilini ifade eden kromozom, alt ve üst yüzeylere karşılık gelen parçaları ile ikiye bölünecektir. Kanat profili temsilini, Bölüm 2'de açıklandığı gibi Bezier eğrisi ile yaptığımızda, her bir yüzey iki ayrı grup kontrol noktası ile temsil edilebilir. Bu iki grup kontrol noktasını kromozomun iki parçası olarak ele alarak DS kavramının uygulamasını kolaylıkla yapabiliriz. Bu uygulama takip eden kısımlarda anlatılacaktır.

4.3 Test Fonksiyonuna Uygulama

Yöntemin uygulamasını yapmak için $f(x) = \sum_{i=1}^{10} x_i^2$ şeklinde tanımlanan basit bir test fonksiyonunu kullanalım. Bu fonksiyonun $[5.12, -5.12]$ aralığındaki global optimumunu bulmak için reel kodlu bir GA kullanalım. Fonksiyon bu aralıkta $x_i=0$ ($i=1,2,...,10$) için global optimuma sahiptir. Bu uygulama için GA'da kullanılacak olan kromozom yapısı, popülasyondaki bir i nci kromozom (X_i) için

$$X_i = \{x_1^i, x_2^i, x_3^i, \dots, x_j^i, \dots, x_{10}^i\}$$

şeklinde olacaktır. Burada x_j^i 'ler kromozomu meydana getiren genler olup bunlar $f(x)$ fonksiyonunda kullanılacak x 'leri oluşturacak olan reel sayılardır.

Klasik GA yapısı içerisinde X_i kromozomuna ait uygunluk değeri ϕ_i aşağıdaki gibi tanımlanacaktır:

$$\phi_i = \frac{1}{\sum_{i=1}^{10} x_i^2} \quad (4.1)$$

Buna göre problem bir maksimizasyon problemine dönüşür. En büyük ϕ_i değerini verecek olan X_i kromozomunu aradığımız sonucu verecektir.

DS konsepti uygulandığı zaman, X_i kromozomu gen gruplarına ayrılacaktır. Eğer X_i kromozomunun eşit sayıda gen içeren iki gen grubundan oluştuğunu varsayarsak, X_i kromozomunu aşağıdaki gibi tanımlamamız gerekecektir:

$$X_i = \{Y_1^i, Y_2^i\}$$

Burada Y_1^i ve Y_2^i gen grupları olup bu gruplar,

$$Y_1^i = \{x_1^i, x_2^i, x_3^i, x_4^i, x_5^i\}$$

$$Y_2^i = \{x_6^i, x_7^i, x_8^i, x_9^i, x_{10}^i\}$$

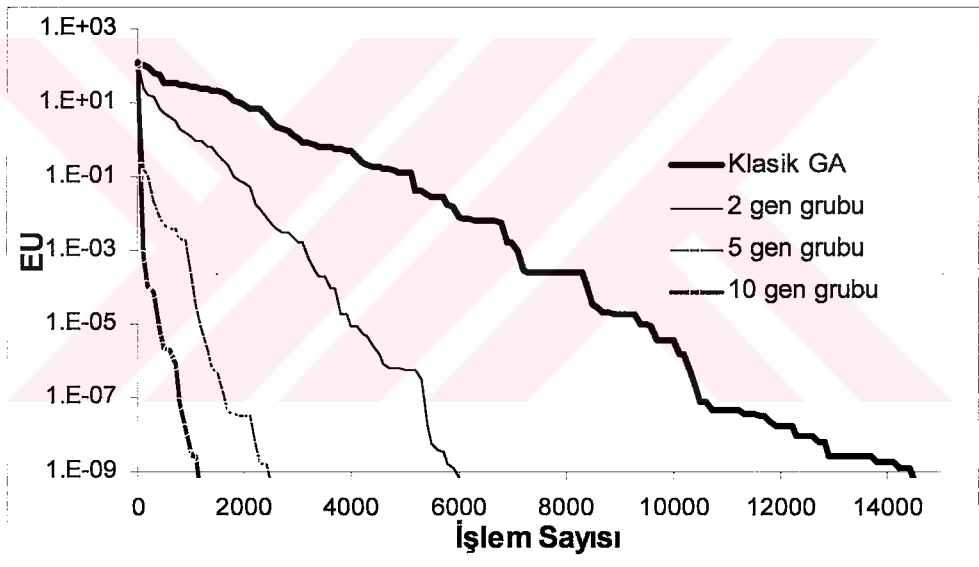
genlerinden oluşacaktır. Y_1^i ve Y_2^i için uygunluk değerleri;

$$\phi_1^i = \frac{1}{\sum_{i=1}^5 x_i^2} \quad (4.2a)$$

$$\phi_2^i = \frac{1}{\sum_{i=6}^{10} x_i^2} \quad (4.2b)$$

eşitlikleriyle bulunacaktır. GA süreci bu iki uygunluk değerine bağlı olarak bu iki gen grubu için ayrı ayrı işleyecektir. Bütün kromozomların birinci gruplarından uygunluk değerlerine göre iyi olanlar seçilip bunlardan yeni gen grupları oluşturulacaktır. Aynı işlemler ikinci gruplar içinde yapılacaktır. Ayrıca, bütün olarak uygunluk değeri en iyi olan kromozom ile beraber en iyi gen grupları da

elitizme tabi tutularak bir sonraki adıma aktarılacaktır. Böylece, herhangi bir X_i kromozomunun uygunluk değeri kötü olsa bile, bu kromozomu oluşturan Y_1^i ve Y_2^i gen gruplarından herhangi biri, uygunluk değerinin iyi olması halinde seçilme şansını sürdürebilecektir. Unutulmamalıdır ki, gen gruplarından herhangi birinin uygunluk değerinin çok kötü olması, bir diğeri çok iyi olsa bile, kromozomun bütünü için kötü bir uygunluk değeri ortaya çıkarabilecektir. Bu nedenle, uygunluk değeri kötü olan bir kromozom elimine edilirken, içerisindeki olası iyi gen grubu da elimine edilecektir. Dolayısıyla sonuca ulaşmak için yapılması gereken işlem sayısı fazla olacaktır. DS konsepti tatbik edildiğinde, iyi gen gruplarını elimine etme ihtimali azaldığı için sonuca ulaşmak için yapılacak olan işlem sayısı azalacaktır.



Şekil 4.1: Farklı gen grupları için DS'nin test fonksiyonu üzerindeki sonuçları.

DS yönteminin uygulaması problemin içeriği ve kullanılan genetik yöntemlere bağlı olacaktır. Buradaki test fonksiyonu için yöntemin uygulaması basit ve çok açıktır. Gen grupları sayısı rahatlıkla değiştirilebilir.

Uygulama için, çaprazlama yöntemi BLX- α [58] ve $\alpha=0.5$; mutasyon oranı $P_m=0.$, alınmıştır. Popülasyon büyüklüğü 50'dir. Çaprazlama oranı $P_c=1$ olup, seçim yöntemi, bölüm 2'de belirtilen SUS [60] yöntemidir. Başlangıç popülasyonu [5.12,5.12] aralığında rassal olarak oluşturulmuştur.

Şekil 4.1 kromozom büyüklüğü sabit kalmak üzere, değişik gen grubu sayıları için test fonksiyonuna ait uygulama sonuçlarını göstermektedir. Bir kromozomda 10 adet gen olması gerektiği gözönüne alınır, her grupta eşit sayıda gen olmak şartıyla, gen grubu sayısı sırasıyla 2, 5 ve 10 olabilecektir. (Problemin yapısına bağlı olarak gen grupları farklı sayılarda genlerden de oluşturulabilir. Ancak bütün kromozomlarda aynı yapının olması gereklidir). Şekil 4.1'den de görüldüğü gibi gen grubu sayısı artarken yakınsama hızlanmakta ve gen grubu sayısı 10 için en hızlı olmaktadır. Çözüm için kullanılan GA'da popülasyon büyüklüğü 20 olarak alınmıştır. Başlangıç popülasyonu [5.12,-5.12] aralığında rasgele oluşturulmuştur. Her bir durum 10 farklı denemenin ortalamasıdır. Grafikteki yatay eksen üretilen toplam kromozom sayısını (işlem sayısı); dikey eksen ise kromozomun tamamı için olan en iyi uygunluk (EU) değerinin değişimini göstermektedir.

4.4 Yöntemin Aerodinamik Geçerliliği

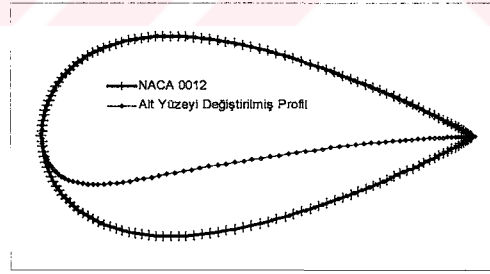
Kanat profilinin üzerinde, herhangi bir noktadaki basınç, aerodinamik olarak tüm kanat geometrisi ile ilgilidir. Bu durum, kanat profilini iki ayrı yüzey olarak ele almanın sağlıklı bir yaklaşım olup olmayacağının araştırılmasını gerektirmektedir. Kanat profilinin bir yüzeyindeki basınç dağılımı, diğer yüzeyinin geometrisinden bağımsız olmadığı için, kanat profilinin tamamına karşılık gelen kromozomu, alt ve üst yüzeyler için ikiye bölerek birbirinden bağımsız iki kromozom gibi düşünmek, aerodinamik olarak tutarlı değil gibi gözükmemektedir. Ancak, genetik süreçte yapılan aslında bir arama işi olduğu için, kanat profili yüzeylerinin tam olarak birbirinden bağımsız olması da gerekli değildir. Yüzeylerin basınç dağılımı, kendi geometrilerine daha fazla bağlı olduğu zaman da, GA açısından istenilen etki sağlanabilir. Çünkü buna göre yapılacak seçim işlemi, herhangi bir yüzeydeki basınç dağılımının kendi yüzey geometrisine bağlı olduğu nispette doğru olacaktır.

NACA0012 kanat profilinin 0.7 Mach sayısı ve 0° derece hücum açısı için tam potansiyel çözücü ile elde edilen basınç katsayısı dağılımını ele alalım. Burada üst yüzeydeki basınç dağılımı gözönüne alınacaktır. NACA0012'nin yalnız alt yüzeyini NACA4412'nin alt yüzeyi ile değiştirerek aynı şartlarda basınç dağılımını tekrar elde edelim. Aynı şekilde, bu kez sadece üst yüzeyi, simetrik olarak NACA4412'nin alt yüzeyi ile değiştirelim. Alt ve üst yüzeyleri değiştirilen profiller Şekil 4.2a ve

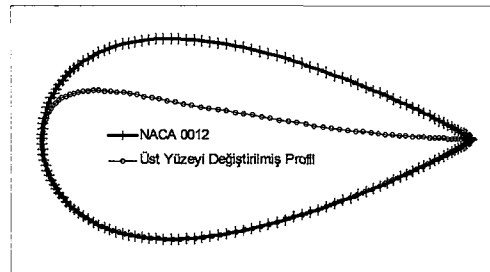
4.2b’de gösterilmiştir. Her bir durum için üst yüzey basınç katsayısı dağılımları Şekil 4.3’de gösterilmiştir. Üst ve alt yüzeylerin değiştirildiği iki durumdaki, üst yüzey basınç dağılımlarını orjinal durumdaki (NACA0012) basınç katsayısı dağılımı ile karşılaştırarak birer hata değeri hesaplanacaktır. Bu hata değeri, tersten kanat profili dizaynında kullanılan amaç fonksiyonu benzer olarak,

$$HATA = \int_s (C_{p_{orj}} - C_{p_M})^2 ds \quad (4.3)$$

eşitliği ile hesaplanacaktır. Burada $C_{p_{orj}}$, ilk durumdaki orjinal kanat profiline ait üst yüzey s boyunca olan basınç katsayısı değerleri ve C_{p_M} modifiye edilmiş durumdaki üst yüzey basınç katsayısı değerleridir. Buna göre hesaplanacak hata, alt yüzeyin değiştirildiği durum için $HATA_I$ olacaktır. Üst yüzeyin değiştirildiği ikinci durumdaki hata ise $HATA_{II}$ olacaktır. Bu hatalar karşılaştırıldığında *hata oranı* ($HATA_{II} / HATA_I$) değerinin yaklaşık 5.9 olduğu görülür. Bu oranın, modifiye edilmiş profillerin üst yüzeyleri için, genetik süreçte amaç fonksiyonun tersi olarak tanımlanan uygunluk değerlerinin (Bölüm 2.3.4) oranlarına da karşılık geleceğine dikkat edilmelidir. Buna göre; üst yüzey için, alt yüzey modifiye edildiğinde hesaplanan uygunluk değeri, üst

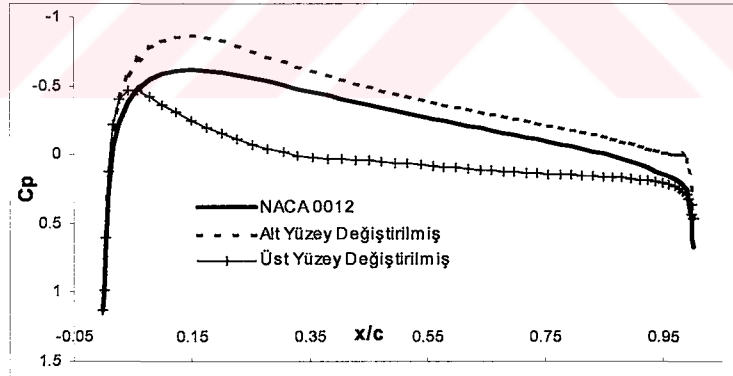


Şekil 4.2a: Alt yüzeyi değiştirilmiş profil.

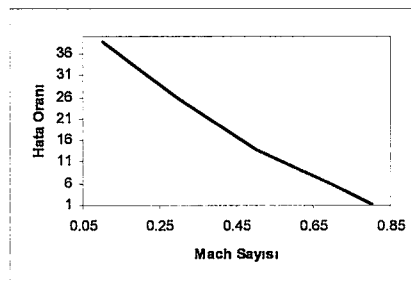


Şekil 4.2b: Üst yüzeyi değiştirilmiş profil.

yüzey modifiye edildiğinde hesaplanan uygunluk değerinin 5.9 misli olacaktır. Dolayısıyla, Şekil 4.2a ve 4.2b'de gösterilen kanat profillerinden, (alt yüzeyi modifiye edilmiş olan) Şekil 4.2a'dakinin üst yüzeyinin seçilme şansı, Şekil 4.2b'dekinin üst yüzeyinin seçilme şansından 5.9 misli fazla olacaktır. Şekillerden de açıkça görüldüğü gibi, Şekil 4.2a'da görülen, alt yüzeyi modifiye edilmiş profilin üst yüzeyi, hedef kabul ettiğimiz NACA0012'nin üst yüzeyiyle aynıdır. Oysa DAF yaklaşımı uygulanmadığında, klasik GA sürecinde, her iki kanat profili de aynı uygunluk değerlerine sahip olacağından, bütün yüzeylerin seçilme şansları aynı olacaktır. Yani Şekil 4.2a'daki mükemmel üst yüzey ile, Şekil 4.2b'deki hedeften çok uzak olan üst yüzeyin seçilme şansları eşit olacaktır. Aynı analizi 0.1 Mach sayısı için yaptığımızda bu oran ($HATA_{II} / HATA_I$) 40'a çıkmaktadır. Ancak diğer taraftan, 0.8 Mach sayısı için aynı oran 1.5'e kadar düşmektedir. Bunun nedeni Mach sayısının bu değeri için ortaya çıkan şok dalgasıdır. Ancak bu durumda dahi, yüzeyin kendi geometrisinin yüzde elli oranında daha fazla baskın olduğuna dikkat edilmelidir. Yukarıda belirtilen profil kombinasyonu için hata oranının Mach sayısı ile değişimi Şekil 4.4'de verilmiştir. Şekilden de görüldüğü gibi Mach sayısı arttıkça



Şekil 4.3: NACA 0012 ve modifiye edilmiş profillerin üst yüzey basınç katsayısı dağılımı.

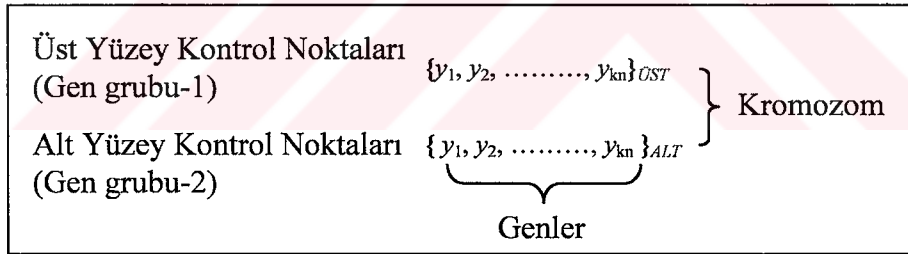


Şekil 4.4: Hata Oranı'nın Mach sayısı ile değişimi.

oran azalmaktadır. Sonuç olarak, şok dalgasının görülmeyeceği durumlara kadar olan akım şartları için kanat profilinin herhangi bir yüzeyindeki basınç dağılımı, diğer yüzeyin geometrisine de bağlı olmakla birlikte, çok büyük oranda esas kendi geometrisine bağlıdır. Yani kanat profili yüzeyleri büyük ölçüde birbirlerinden bağımsız gibi düşünülebilir. Buna göre; DS'nin, sesaltı şartlardaki kanat profili dizaynı için uygulanabilirliği çok güçlü olacaktır. Transonik şartlar için yaklaşımımızın geçerliliği zayıflar gibi görünse de, DS'nin kullanımı yine avantajlı olacaktır. Çünkü sesaltı şartlardaki kadar olmasa bile, esas yüzey geometrisi yine daha baskın olduğundan yaklaşımımız sonucu olumlu etkiliyecektir.

4.5 Kanat Profili Dizaynına Uygulama

Kanat profilinin Bezier eğrileriyle temsil edileceği geçen bölümde söylenmişti. Buna göre, Şekil 4.5'de görüldüğü gibi, kanat profilinin her bir yüzeyi, kendilerine ait iki ayrı grup kontrol noktası ile temsil edilecektir. Kanat profilinin Bezier eğrisi gösterimi ise Şekil 4.6'daki gibi olacaktır:



Şekil 4.5: Kanat profiline ait kromozom yapısı.

Buradan da kolaylıkla görülebileceği gibi kanat profiline ait kromozom iki parça olarak ele alınacak ve her bir parça için amaç fonksiyonu ve uygunluk değerleri ayrı ayrı hesaplanacaktır. Seçim işlemleri alt ve üst yüzeyler için ayrı ayrı yapılacaktır. Buna göre amaç fonksiyonları, denklem (2.4a)'ya benzer olarak, alt ve üst yüzeyler için;

$$J_{ALT}(\lambda) = \int_{\lambda_{ALT}} (C_{p\lambda} - C_{p_t})^2 d\lambda \quad (4.4a)$$

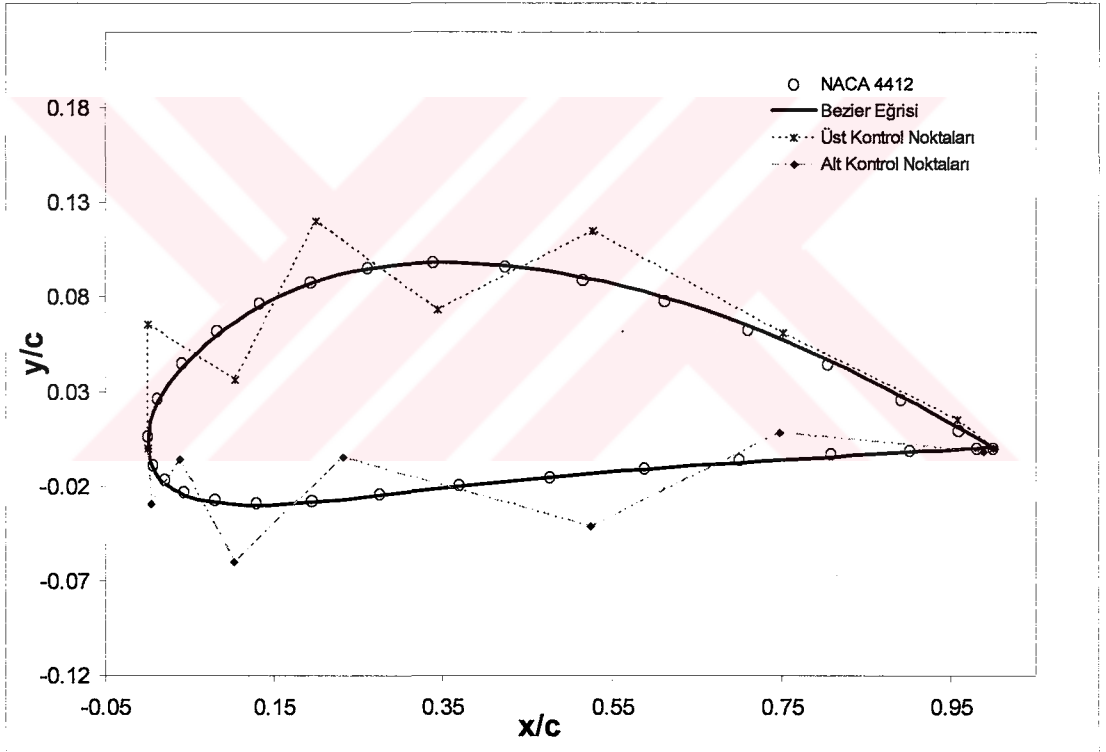
$$J_{UST}(\lambda) = \int_{\lambda_{UST}} (C_{p\lambda} - C_{p_t})^2 d\lambda \quad (4.4b)$$

olarak ayrı ayrı hesaplanacaktır. Uygunluk değerleri de;

$$\phi_{ALT}(\lambda) = \frac{1}{J_{ALT}(\lambda)} \quad (4.5a)$$

$$\phi_{UST}(\lambda) = \frac{1}{J_{UST}(\lambda)} \quad (4.5b)$$

olarak hesaplanacaktır. Alt ve üst uygunluk değerleri toplamı en büyük olan kromozom en iyi kromozom olarak bir sonraki generasyona aktarılarak elitizme tabi tutulurken, en iyi alt ve üst yüzey parçaları da elitizme tabi tutulacaktır.



Şekil 4.6: Bezier eğrisi ile kanat profilinin temsil edilmesi.

5. KANAT PROFİLİ DİZAYNI UYGULAMA SONUÇLARI

Bölüm 2'de açıklanan GA özellikleri ile reel kodlu bir GA (RKGA) oluşturulmuştur. Oluşturulan RKGA, bu tez kapsamında Bölüm 3 ve 4'de önerilen yeni teknikler de ilave edilerek, tersten (inverse) kanat profili dizaynı için kullanılmıştır. Kanat profili dizaynı, sıkıştırılamaz vizkoz olmayan akış şartları ve transonik akış şartları için iki grupta gerçekleştirilmiştir. Bu bölümde, yapılan dizayn çalışmalarına ait sonuçlar verilirken, önerilen yeni tekniklerin performansına (yapılan tersten dizaynın kaç HAD hesabı ile gerçekleştiğine) olan etkileri araştırılacaktır.

5.1 Sesaltı, Sıkıştırılamaz Akım Şartları İçin Kanat Profili Dizaynı

Sesaltı, sıkıştırılamaz akım şartlarındaki tersten dizayn çalışmaları için iki farklı HAD çözücüsü kullanılmıştır:

- I. Sıkıştırılamaz vizkoz olmayan akışlar için klasik bir yöntem haline gelen girdap panel çözücüsü [42]. (Bu çözücünün kullanıldığı durumlar için kanat profilleri, 120 panel ile modelleneyecektir).
- II. Sıkıştırılamaz viskoz olmayan akım şartları için düşük Mach sayısı ile ($M=0.1$) kullanılan ve [43]'de detayları verilen tam potansiyel (TP) akım çözücüsü. (Bu çözücünün kullanıldığı durumlar için, kanat profilleri etrafında 161x31 boyutlarında "O-Mesh" oluşturulacaktır.)

Bölüm 3 ve 4'de açıklanan metotların kanat profili dizaynındaki etkinliğini belirlemek için, sesaltı sıkıştırılamaz akım şartlarında, aşağıda belirtilen durumlar için tersten kanat profili dizaynı çalışmaları yapılacaktır:

Durum-1: NACA4412 profilinin 0° hücum açısındaki basınç katsayısı dağılımı hedef seçilerek, yukarıda verilen HAD çözücüsü I ile dizayn çalışması yapılacaktır.

Durum-2: NACA4412 profilinin 10° hücum açısındaki basınç katsayısı dağılımı hedef seçilerek, yukarıda verilen HAD çözücüsü I ile dizayn çalışması yapılacaktır.

Durum-3: NACA4412 profilinin 5° hücum açısındaki basınç katsayısı dağılımı hedef seçilerek, yukarıda verilen HAD çözücüsü II ile dizayn çalışması yapılacaktır.

Durum-4: RAE2822 profilinin 5° hücum açısındaki basınç katsayısı dağılımı hedef seçilerek, yukarıda verilen HAD çözücüsü II ile dizayn çalışması yapılacaktır.

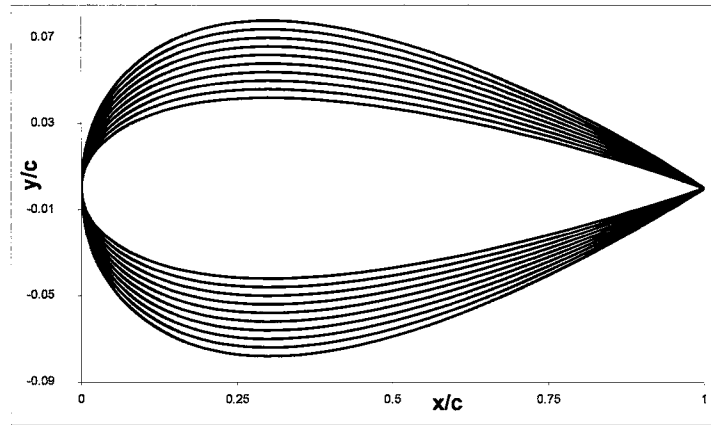
5.2 Sesaltı Sıkıştırılmaz Akım Şartları İçin Kullanılan Teknikler Elde Edilen Sonuçlar

Bu bölümde test edilecek ilk üç durum için, kanat profili temsilinde, denklem (2.1), (2.2) ve (2.3) ile verilen Bezier eğrilerinde her bir yüzeyin temsili için 9 kontrol noktası kullanılacaktır. Bu noktaların ikişer tanesi (hücum ve firar kenarlarındakiler) sabit tutulduğu için, genetik işlemlerde toplam 14 adet parametre kullanılmış olacaktır. RAE2822 profili ile ilgili olan dördüncü ve son durumda 13 kontrol noktası kullanılmıştır. Dizayn çalışmalarında, bölüm 3 ve 4'de önerilmiş olan tekniklerin etkinliğini araştırmak amacıyla aşağıda belirtilen farklı stratejiler uygulanacaktır:

- I. **Strateji-I:** Klasik GA. Çaprazlama yöntemi BLX- α ve $\alpha=0.7$; mutasyon oranı $P_m=1/60$ ve mutasyon için (2.9) denklemi kullanılacaktır. Bu denklemdeki w değeri 0.04 olarak alınacaktır. Popülasyon büyüklüğü bütün durumlar için $n=30$ olacaktır.
- II. **Strateji-II:** TGA, ve denklem (3.1b) ile verilen *Titreşimli Mutasyon Tekniği* kullanılacaktır. Çaprazlama yöntemi BLX- α ve $\alpha=0.7$ olacaktır.
- III. **Strateji-III:** Strateji-I ile birlikte DS (*Dağıtılmış Amaç Fonksiyon* ve *Dağıtılmış Elitizm* birlikte) uygulaması yapılacaktır.
- IV. **Strateji-IIIa:** Strateji-I ile birlikte DS yöntemlerinden yalnızca *Dağıtılmış Amaç Fonksiyon* (DAF) uygulaması yapılacaktır.

- V. **Strateji-IIIb:** Strateji-I ile birlikte DS yöntemlerinden yalnızca *Dağıtılmış Elitizm* (DE) uygulaması yapılacaktır.
- VI. **Strateji-IV:** Strateji-II ile birlikte DS (*Dağıtılmış Amaç Fonksiyon* ve *Dağıtılmış Elitizm* birlikte) uygulaması yapılacaktır.
- VII. **Strateji-IVa:** Strateji-II ile birlikte DS yöntemlerinden yalnızca *Dağıtılmış Amaç Fonksiyon* (DAF) uygulaması yapılacaktır.
- VIII. **Strateji-IVb:** Strateji-II ile birlikte DS yöntemlerinden yalnızca ve *Dağıtılmış Elitizm* (DE) uygulaması yapılacaktır.
- IX. **Strateji-V:** TGA, ve denklem (3.1a) ile verilen *Titreşimli Mutasyon Tekniği* kullanılacaktır. Çaprazlama yöntemi BLX- α ve $\alpha=0.7$ olacaktır.
- X. **Strateji-VI:** TGA, ve denklem (3.4a) ve (3.4b) ile verilen *Titreşimli Çaprazlama Tekniği* (SÇYA) kullanılacaktır.

Seçim yöntemi olarak Bölüm 2'de açıklanan SUS [60] yöntemi, amaç fonksiyonu olarak denklem (2.4a) kullanılacaktır. Başlangıç popülasyonu, Şekil 5.1'deki gibi, kalınlık oranları $\pm\%30$ mertebesinde uniform olarak değiştirilmiş NACA0012 profillerinden oluşacaktır (Şekillerdeki kanat profilleri düşey yönde abartılmışlardır). Uygunluk değeri ve HAD hesabı sayısı ile ilgili verilecek olan sonuçlarda 70000 uygunluk değeri ölçü alınmış olup, her bir sonuç on farklı denemenin ortalamasıdır.

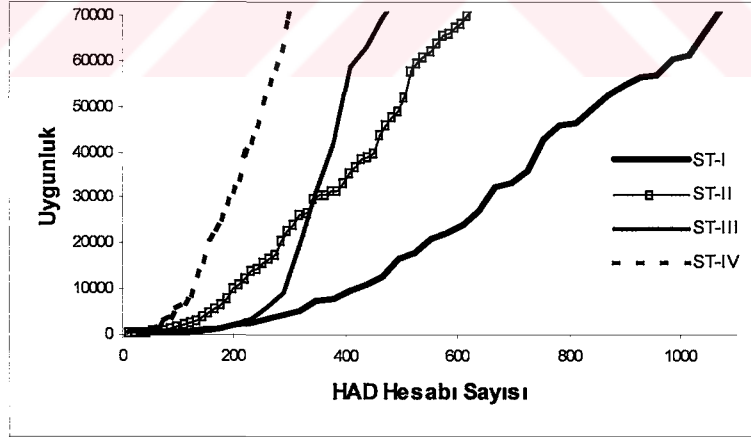


Şekil 5.1: Başlangıç popülasyonu ($n=10$).

5.2.1 Durum-1 İçin Elde Edilen Sonuçlar

Durum-1 için yapılan çalışmada, yukarıda verilmiş olan stratejiler etkinliği ile birlikte, özellikle TGA uygulaması yapılan durumlar için, TGA tekniğinde kullanılan bazı parametrelere ait uygun değerler araştırılmıştır.

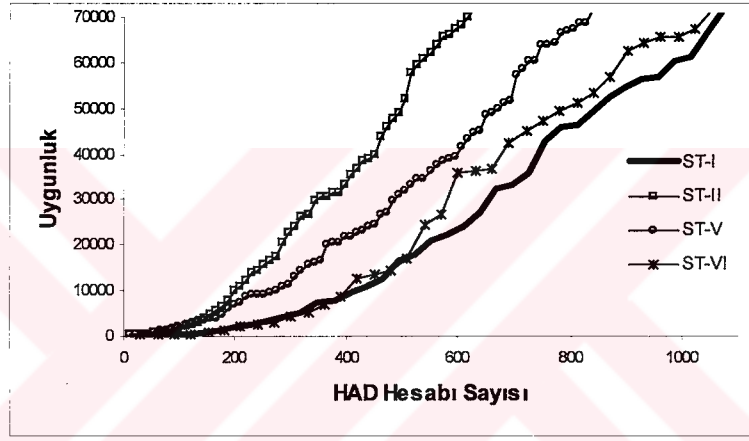
Şekil 5.2a, ST-I ile ST-II, ST-III ve ST-IV'e ait sonuçların karşılaştırmasını göstermektedir. ST-II ve ST-IV için $r=4$, $w_1=1$, $P_m=1/4$ ($IP=4$) ve $n=12$ alınmıştır. Şekil 5.2a'nın yatay eksenini yapılan HAD hesabı sayısını, dikey eksen erişilen en iyi uygunluk değerini göstermektedir. Şekilden de görüldüğü gibi 70000 uygunluk değerine ulaşmak için klasik GA (Strateji I, ST-I) ile 1073 HAD hesabı yapmak gerekirken, TGA (ST-II) ile 616, ST-III (GA+DS) ile 464 ve ST-IV (TGA+DS) ile 297 adet HAD hesabı yeterli olmuştur. Sonuçlar karşılaştırılırsa, klasik GA'ya (ST-I) göre ST-II %43; ST-III %57 ve ST-IV %73 daha az HAD hesabı yapıldığı görülmektedir. ST-II ve ST-IV'e ait sonuçlar mukayese edildiğinde, DS uygulamasının TGA ile yapılan çalışmada HAD hesabını %48 azalttığı ortaya çıkmaktadır.



Şekil 5.2a: Durum-1 için, TGA, DS uygulamaları ile klasik GA'ya ait sonuçların karşılaştırılması.

Şekil 5.2b, farklı titreşim uygulamaları içeren ST-II, ST-V ve ST-VI ile elde edilen sonuçları göstermektedir. ST-V için, ST-II'de kullanılan parametrelerin aynısını kullanılmıştır. Bununla birlikte ST-II için 616 olan HAD hesabı sayısı, ST-V için 836 olmuştur. Bu sonuç (3.1b) denklemi ile verilen titreşimli mutasyon uygulamasının daha iyi sonuç verdiğini göstermektedir. Diğer taraftan, mutasyon

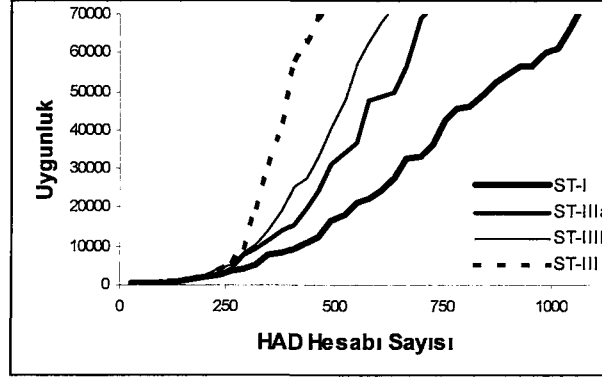
uygulamaksızın $m=0.7$, $G=0.01$ ve $P=50$ parametreleriyle kullanılan SÇYA (ST-VI) yöntemi 1050 HAD hesabı ile istenilen uygunluk değerine ulaşmıştır. Şekil 5.2b'den de görüldüğü gibi, SÇYA tekniği (ST-VI) ile elde edilen sonuç, klasik GA (ST-I) ile elde edilenden az da olsa iyidir. Ancak SÇYA (titreşimli çaprazlama) ile, titreşimli mutasyonda olduğu kadar iyi sonuç elde edilememiştir. Bunun nedeni; mutasyon ile rasgele bir değişim elde edilebilirken, çaprazlamada eski bireylere bağlı olarak yeni değerler elde edilebiliyor olmasıdır. Bunun için çaprazlamada yapılan titreşim uygulaması, mutasyonda olduğu kadar etkili olamamaktadır.



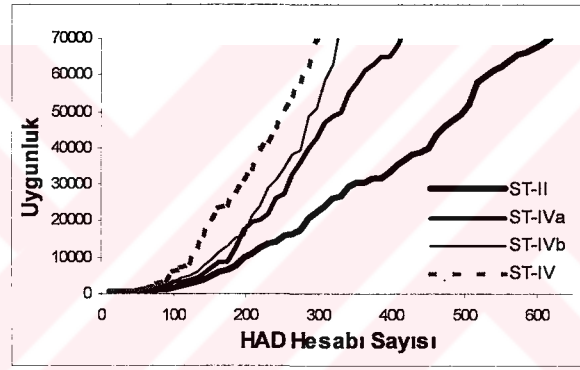
Şekil 5.2b: Durum-1 için, Titreşim uygulamalarının karşılaştırılması.

Şekil 5.3, strateji-I (ST-I) ile strateji-III (ST-III), IIIa ve IIIb'ye ait sonuçların karşılaştırmasını, başka bir deyişle DS uygulamalarının, klasik GA'ya katkısını göstermektedir. Şekilden, DS uygulamaları *DAF* ve *DE* (ST-IIIa ve IIIb) olarak ayrı ayrı tatbik edildiğinde de, klasik GA'yı hızlandırdığı görülmektedir. Her iki uygulama birlikte yapıldığında (ST-III) etki en fazla olmaktadır.

Şekil 5.4, strateji-II (ST-II) ile strateji-IV (ST-IV), IVa ve IVb'ye ait sonuçların karşılaştırmasını, dolayısıyla DS uygulamalarının TGA'ya katkısını göstermektedir. ST-II ve ST-IV için $r=4$, $w_1=1$, $P_m=1/4$ ($IP=4$) ve $n=12$ alınmıştır. Şekildeki sonuçlar incelendiğinde, klasik GA'ya olduğu gibi, DS uygulamalarının TGA'yı da hızlandırdığı görülmektedir. Yine klasik GA için olduğu gibi, DS uygulamaları *DAF* ve *DE* (ST-IVa ve IVb) olarak tek tek tatbik edildiğinde de TGA hızlanmaktadır. En büyük katkı her iki DS uygulaması birlikte yapıldığında (ST-IV) sağlanmaktadır.

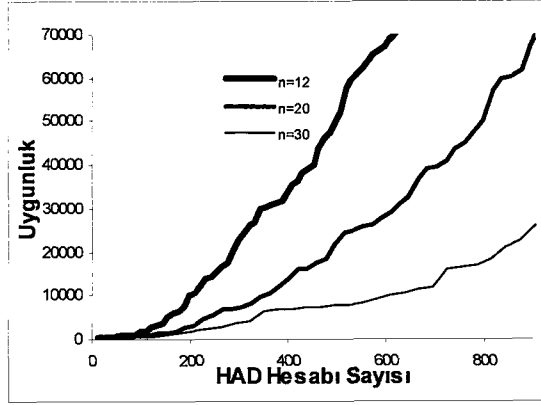


Şekil 5.3: Durum-1 için DS uygulamalarının etkisi.

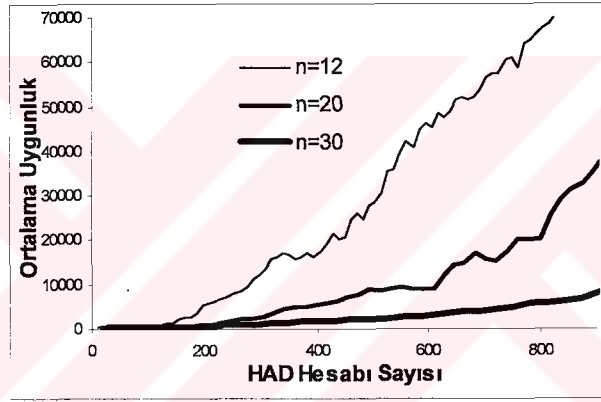


Şekil 5.4: Durum-1 için DS uygulamalarının TGA 'ya etkisi.

Şekil 5.5a, farklı popülasyon büyüklükleri için strateji-II'ye (ST-II) ait sonuçların karşılaştırmasını göstermektedir. ST-II için $r=4$, mutasyon oranı $P_m=1/4$ ($IP=4$) ve $w1=1$ alınmıştır. Üç farklı popülasyon büyüklüğü ile yapılan bu çalışmada, küçük olan ($n=12$) popülasyon büyüklüğünde performansın daha iyi olduğu görülmektedir. Şekil 5.5b ise aynı sonuçları "ortalama uygunluk" değeri cinsinden göstermektedir. Bu ortalama uygunluk değerleri incelenirse, popülasyon büyüklüğü az olan durumda, ortalama uygunluk değerinin daha yüksek ve değerdeki oynamanın (titreşim) daha fazla olduğu göze çarpmaktadır. Bunun nedeni, aynı mutasyon oranı geçerliyken, düşük popülasyon kullanılan durumda, *Titreşimli Mutasyon* uygulamasının genetik süreç boyunca daha fazla yapıyor olmasıdır.



Şekil 5.5a: Değişik popülasyon büyüklükleri ile TGA uygulamasına ait sonuçlar.

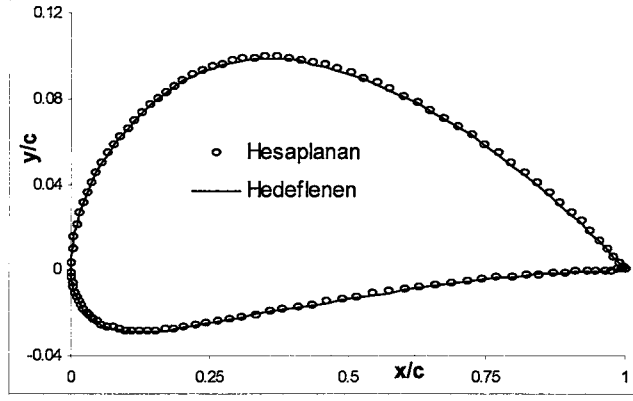


Şekil 5.5b: Değişik popülasyon büyüklükleri ile TGA uygulamasında ortalama uygunluk değerinin değişimleri.

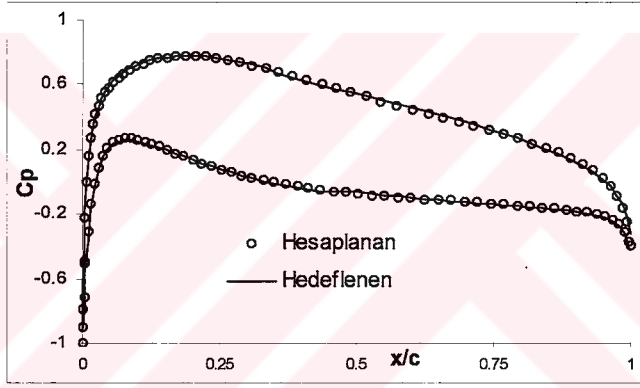
Yapılan tersten dizayn sonucunda elde edilen kanat profili ve basınç katsayısı dağılımları, hedeflenmiş olan orjinalleriyle birlikte Şekil 5.6 ve Şekil 5.7'da verilmiştir. Şekil 5.6 ve 5.7'de görüldüğü gibi, hesaplanmış olan kanat profili ve basınç katsayısı dağılımları ile hedeflenenler arasında mükemmel bir uyum vardır (Kanat profili düşey eksene göre abartılmıştır). Ayrıca, genetik süreç boyunca popülasyonun değişimini gösteren şekiller, Ek A'da verilmiştir.

5.2.2 Durum-2 İçin Elde Edilen Sonuçlar

Durum-2 için yapılan çalışmada, Durum-1'e benzer olarak, verilmiş olan stratejilerin etkinliği ile birlikte, özellikle TGA uygulaması yapılan durumlar için kullanılan popülasyon büyüklüğüne ait uygun değerler araştırılmıştır.



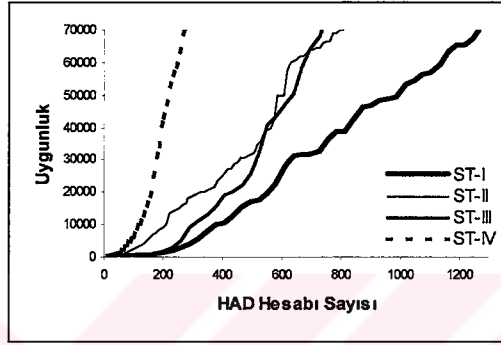
Şekil 5.6: Durum-1 için hesaplanan ve hedeflenen kanat profilleri.



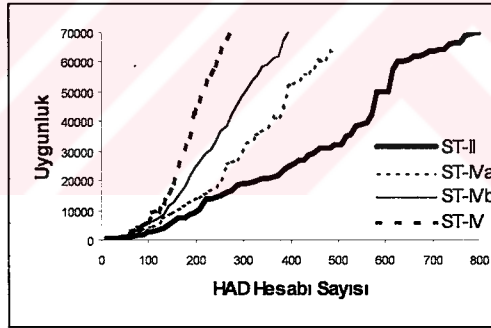
Şekil 5.7: Durum-1 için hesaplanan ve hedeflenen basınç katsayısı dağılımları.

Şekil 5.8a, ST-I ile ST-II, ST-III ve ST-IV'e ait sonuçların karşılaştırmasını göstermektedir. ST-II ve ST-IV için $r=4$, $w_1=1$, $P_m=1/2$ ve $n=12$ alınmıştır. Şekilden de görüldüğü gibi 70000 uygunluk değerine ulaşmak için klasik GA (Strateji I, ST-I) ile 1276 HAD hesabı yapmak gerekirken, TGA (ST-II) ile 803, ST-III (GA+DS) ile 754 ve ST-IV (TGA+DS) ile 264 adet HAD hesabı yeterli olmuştur. Sonuçlar karşılaştırılırsa, klasik GA'ya (ST-I) göre ST-II %38; ST-III %41 ve ST-IV %80 daha az HAD hesabı yapıldığı görülmektedir. ST-II ve ST-IV'e ait sonuçlar mukayese edildiğinde, DS uygulamasının TGA ile yapılan çalışmada HAD hesabını %68 azalttığı ortaya çıkmaktadır.

Şekil 5.8b, strateji-II (ST-II) ile strateji-IV (ST-IV), IVa ve IVb'ye ait sonuçların karşılaştırmasını göstermektedir. ST-II ve ST-IV için $r=4$, $w_1=1$, $P_m=1/2$ ve popülasyon büyüklüğü $n=12$ alınmıştır. Burada da, Durum-1 için olduğu gibi, DS uygulamalarının *DAF* ve *DE* (ST-IVa ve IVb) olarak tek tek tatbik edildiğinde de TGA'yı hızlandırdığı ve en büyük katkının her iki DS uygulaması birlikte yapıldığında (ST-IV) sağlandığı görülmektedir.

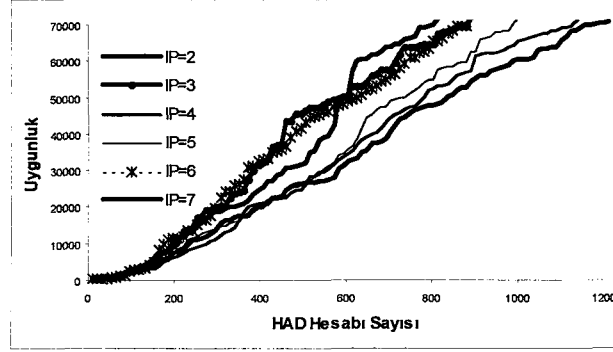


Şekil 5.8a: Durum-2 için değişik stratejilere ait sonuçların karşılaştırılması.

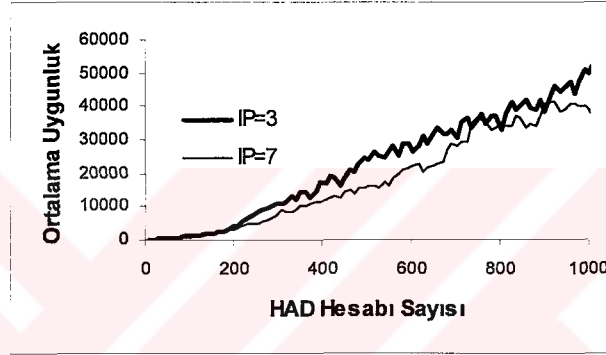


Şekil 5.8b: Durum-2 için DS uygulamalarının TGA'ya etkileri.

Şekil 5.9, strateji-I (ST-I) ile farklı mutasyon oranları (P_m) için strateji-II'ye (ST-II) ait sonuçların karşılaştırmasını göstermektedir. ST-II için $r=4$, denklem $w_1=1$ ve popülasyon büyüklüğü $n=12$ alınmıştır. Şekil 5.9 incelendiğinde, Durum-2 için en iyi mutasyon oranının $P_m=1/2$ ($IP=2$) olduğu görülmektedir. Şekil 5.10'da ise TGA uygulamasında mutasyon oranının ortalama uygunluk değerine etkisi görülmektedir. Şekil 5.10 incelendiğinde, mutasyon oranı daha küçük olan durumda ($IP=3$) ortalama uygunluk değeri üzerindeki titreşimin daha fazla olduğu kolaylıkla görülmektedir. Bu titreşimin nedeni, her titreşimli mutasyon uygulamasından sonra, popülasyonun ortalama uygunluk değerindeki düşüştür. Popülasyon bir dağılmaya maruz kaldığı için çeşitlilik artarken, bireylerin uygunluk değerleri çok farklılaştığı



Şekil 5.9: TGA kullanımında mutasyon oranının sonuca etkisi (Durum-2).



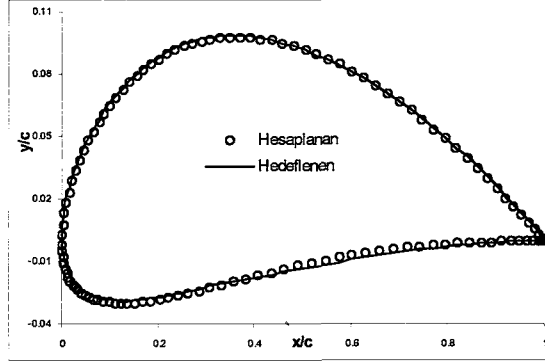
Şekil 5.10: TGA uygulamasında mutasyon oranının ortalama uygunluk değerine etkisi (Durum-2).

için, ortalama uygunluk değeri düşmektedir. Diğer taraftan, çeşitliliğin artması, Şekil 5.9'dan görüldüğü gibi performansı olumlu etkileyerek, popülasyondaki en iyi uygunluk değerini daha hızlı arttırmaktadır. Bu durum, Bölüm 3'de belirtildiği gibi *Titreşimli Mutasyon* uygulamasının, GA'nın arama/bulma gücünü arttırdığını göstermektedir.

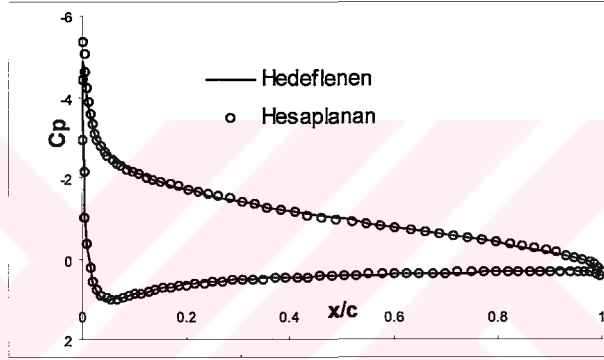
Yapılan tersten dizayn sonucunda elde edilen kanat profili ve basınç katsayısı dağılımları, hedeflenmiş olan orjinalleriyle birlikte Şekil 5.11 ve Şekil 5.12'de verilmiştir. Şekillerden, elde edilen sonuçların mükemmele yakın olduğu görülmektedir.

5.2.3 Durum-3 İçin Elde Edilen Sonuçlar

Durum-1 ve Durum-2'de NACA4412 için panel metoduyla yapılan tersten dizayn çalışması, bu kez (5° hücum açısında) TP çözücü ile yapılmıştır.



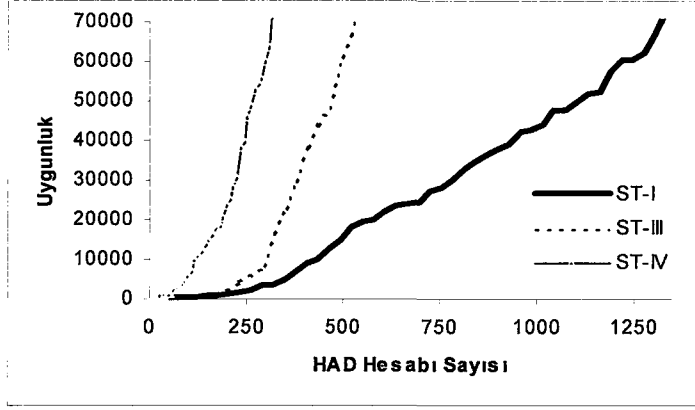
Şekil 5.11: Durum-2 için hesaplanan ve hedeflenen kanat profilleri.



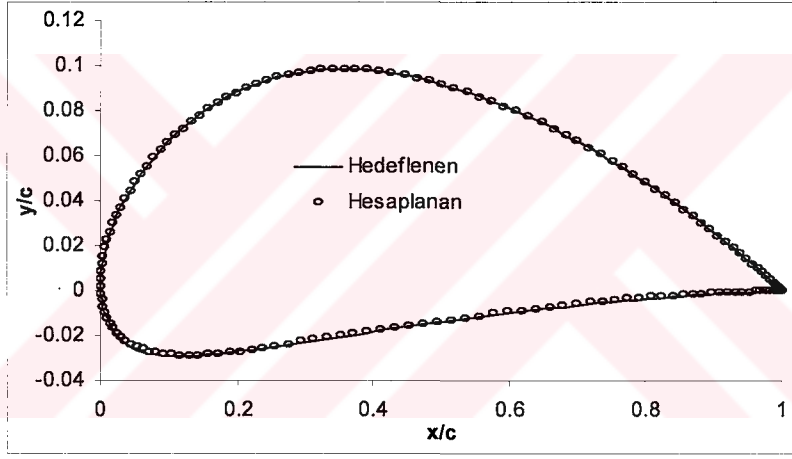
Şekil 5. 12: Durum-2 için hesaplanan ve hedeflenen basınç katsayısı dağılımları.

Şekil 5.13, ST-I ile ST-III ve ST-IV'e ait sonuçların karşılaştırmasını göstermektedir. ST-IV için $r=4$, $w_1=1$, $P_m=1/3$ ve $n=10$ alınmıştır. Şekilden de görüldüğü gibi 70000 uygunluk değerine ulaşmak için klasik GA (Strateji I, ST-I) ile 1334 HAD hesabı yapmak gerekirken, ST-III ile (DS uygulandığında) 551 ve ST-IV (TGA ve DS birlikte uygulandığında) ile 315 adet HAD hesabı yeterli olmuştur. Buna göre sonuçlar karşılaştırıldığında klasik GA'ya (ST-I) göre, TGA+DS ile (ST-IV) %77; GA+DS (ST-III) ile %59 daha az HAD hesabı ile aynı uygunluk değerine ulaşıldığı görülmektedir. Ayrıca TGA+DS, GA+DS'e göre HAD hesabı sayısında %43 azalma sağlamıştır.

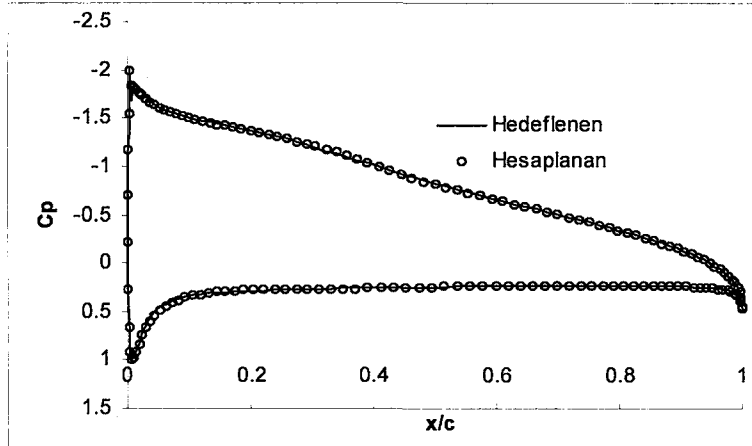
Yapılan tersten dizayn sonucunda elde edilen kanat profili ve basınç katsayısı dağılımları, hedeflenmiş olan orjinalleriyle birlikte Şekil 5.14 ve Şekil 5.15'de verilmiştir. Şekillerden, elde edilen sonuçların mükemmel yakın olduğu görülmektedir.



Şekil 5.13: Durum-3 için değişik stratejilere ait sonuçların karşılaştırılması.



Şekil 5-14: Durum-3 için hesaplanan ve hedeflenen kanat profilleri.



Şekil 5-15: Durum-3 için hesaplanan ve hedeflenen basınç katsayısı dağılımları.

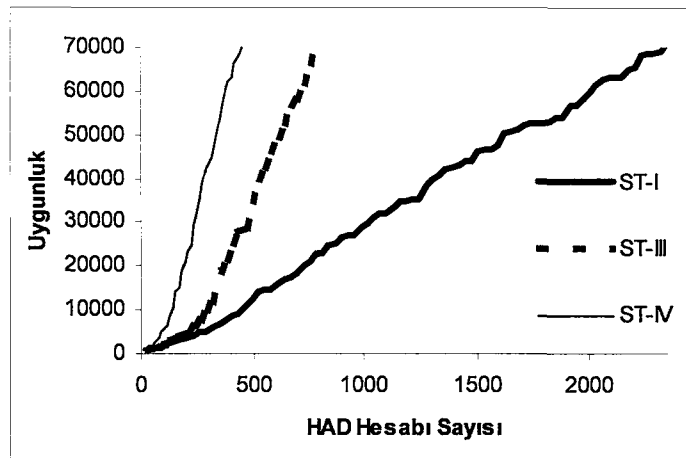
5.2.4 Durum-4 İçin Elde Edilen Sonuçlar

Durum-3'de NACA4412 için TP çözücü ile yapılan tersten dizayn çalışması, bu kez RAE2822 için yapılmıştır.

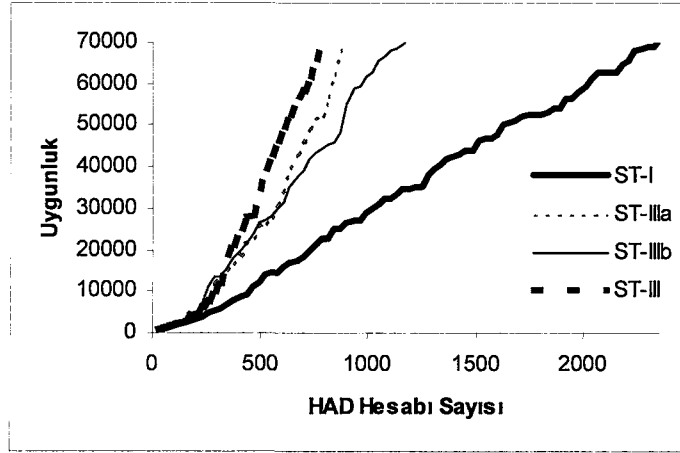
Şekil 5.16, ST-I ile ST-III ve ST-IV'e ait sonuçların karşılaştırmasını göstermektedir. ST-IV için $r=4$, $w_1=1$, $P_m=1/3$ ve $n=10$ alınmıştır. Şekilden de görüldüğü gibi 70000 uygunluk değerine ulaşmak için klasik GA (Strateji I, ST-I) ile 2320 HAD hesabı yapmak gerekirken, ST-III ile 754 ve ST-IV ile 442 adet HAD hesabı yeterli olmuştur. Buna göre, TGA+DS (ST-IV) ile %81 ve GA+DS (ST-III) ile %68 daha az HAD hesabı ile aynı uygunluk değerine ulaşıldığı görülmektedir.

Şekil 5.17, strateji-I (ST-I) ile strateji-III (ST-III), IIIa ve IIIb'ye ait sonuçların karşılaştırmasını göstermektedir. Diğer sonuçlarda olduğu gibi, burada da DS uygulamalarının katkısı açıkça görülmektedir.

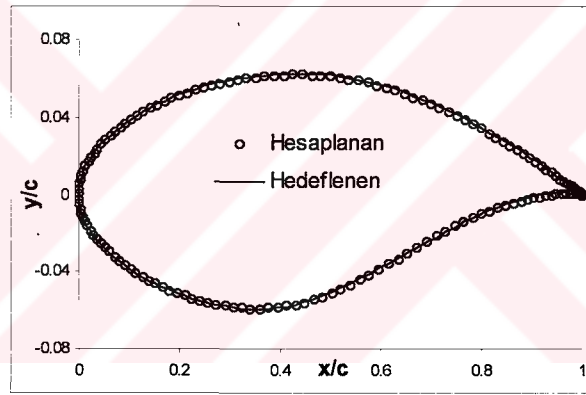
Yapılan tersten dizayn sonucunda elde edilen kanat profili ve basınç katsayısı dağılımları, hedeflenmiş olan orjinalleriyle birlikte Şekil 5.18 ve Şekil 5.19'de verilmiştir. Şekil 5.18 ve 5.19'dan, elde edilen sonuçların mükemmele yakın olduğu açıkça görülmektedir.



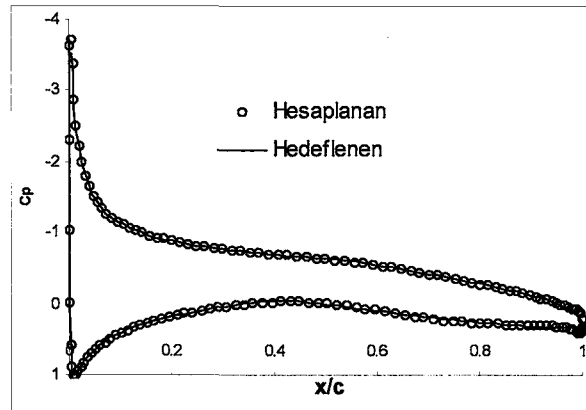
Şekil 5-16: Durum-4 için değişik stratejilere ait sonuçların karşılaştırılması.



Şekil 5.17: Durum-4 için değişik stratejilere ait sonuçların karşılaştırılması.



Şekil 5-18: Durum-4 için hesaplanan ve hedeflenen kanat profilleri.



Şekil 5-19: Durum-4 için için hesaplanan ve hedeflenen basınç katsayısı dağılımları.

5.3 Transonik Akım Şartları İçin Kanat Profili Dizaynı

Transonik akım şartlardaki dizayn çalışmaları için HAD çözücüsü olarak, [43]'de detayları verilmiş olan, viskoz olmayan transonik akım şartları için çözüm yapan, bir tam potansiyel akım çözücüsü kullanılmıştır.

Bölüm 3 ve 4'de açıklanan metotların transonik kanat profili dizaynındaki etkinliğini belirlemek için, aşağıda belirtilen durumlarda tersten kanat profili dizaynı çalışmaları yapılacaktır.

Durum 1: NACA64A410 profilinin $M=0.75$ ve 0° hücum açısındaki basınç katsayısı dağılımı hedef seçilerek dizayn çalışmaları yapılacaktır.

Durum 2: RAE2822 profilinin $M=0.725$ ve 2° hücum açısındaki basınç katsayısı dağılımları hedef seçilerek dizayn çalışması yapılacaktır.

Durum 3: NACA0012 profilinin $M=0.75$ ve 2° hücum açısındaki basınç katsayısı dağılımları hedef seçilerek dizayn çalışması yapılacaktır.

5.4 Transonik Akım Şartları İçin Kullanılan Teknikler Elde Edilen Sonuçlar

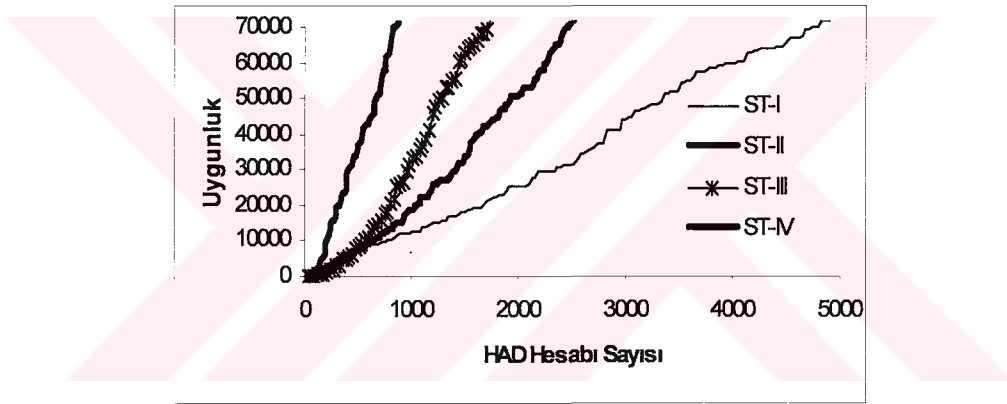
Transonik akım şartlarındaki dizayn çalışmaları yapılacak bütün durumlar için kanat profili temsilinde, denklem (2.1), (2.2) ve (2.3) ile verilen Bezier eğrilerinde her bir yüzeyin temsili için 13 kontrol noktası kullanılacaktır. Bu bölümdeki çalışmalarda da, yukarıda bölüm 5.2'de verilen stratejiler kullanılacaktır.

Seçim yöntemi olarak Bölüm 2'de açıklanan SUS [60] yöntemi, amaç fonksiyonu olarak denklem (2.4a) kullanılacaktır. Başlangıç popülasyonu, Durum-1 ve Durum-2 için, Şekil-1'deki gibi, kalınlık oranları $\pm\%30$ mertebesinde uniform olarak değiştirilmiş NACA0012 profillerinden oluşacaktır. Durum-3 için başlangıç popülasyonu, kalınlık oranları $\pm\%5$ mertebesinde uniform olarak değiştirilmiş NACA64A410 profillerinden oluşacaktır. Uygunluk değeri ve HAD hesabı sayısı ile ilgili verilecek olan sonuçlarda, 70000 uygunluk değeri ölçü alınmış olup, her bir sonuç on farklı denemenin ortalamasıdır.

5.4.1 Durum-1 İçin Elde Edilen Sonuçlar

Durum-1'de NA64A410 profili için transonik akım şartlarında yapılan tersten dizayn yapılmış ve yukarıda verilmiş olan stratejiler denenmiştir.

Şekil 5.20, strateji-I (ST-I) ile ST-II, ST-III ve ST-IV ait sonuçların karşılaştırmasını göstermektedir. ST-II ve ST-IV için denklem $r=4$, $w_1=1$, mutasyon oranı $P_m=1/4$ ($IP=4$) ve popülasyon büyüklüğü $n=14$ alınmıştır. Şekilden de görüldüğü gibi 70000 uygunluk değerine ulaşmak için klasik GA (Strateji I, ST-I) ile 4740 HAD hesabı yapmak gerekirken, ST-II ile 2450, ST-III ile 1710 ve ST-IV ile 840 adet HAD hesabı yeterli olmuştur. Buna göre, TGA+DS (ST-IV) ile %83 ve GA+DS (ST-III)



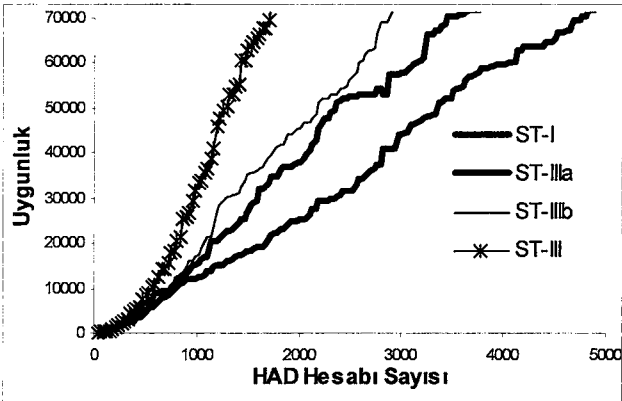
Şekil 5.20: Durum-1 için değişik stratejilere ait sonuçların karşılaştırılması (transonik akış).

ile %64 ve TGA ile %48 daha az HAD hesabı ile aynı uygunluk değerine ulaşıldığı görülmektedir. Ayrıca TGA ile TGA+DS arasında HAD hesabı sayısında %66 azalma sözkonusudur.

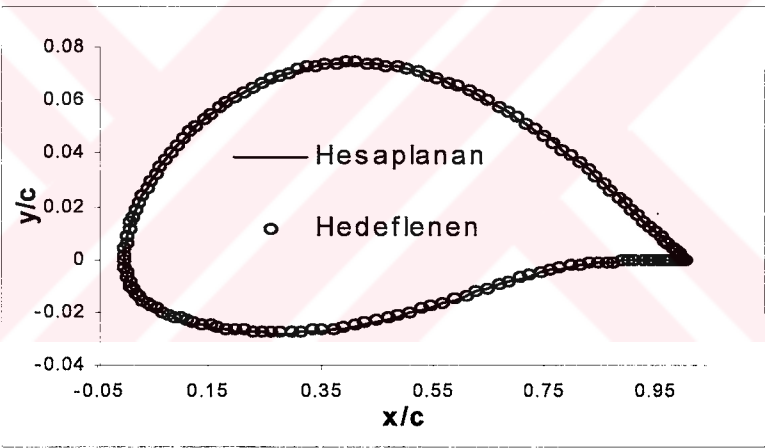
Şekil 5.21, ST-I ile ST-III, ST-IIa ve ST-IIb'ye ait sonuçların karşılaştırmasını göstermektedir. Sıkıştırılamaz vizkoz olmayan akış şartları için olan sonuçlarda olduğu gibi, burada da DS uygulamalarının katkısı, benzer şekilde açıkça görülmektedir.

Transonik akım şartlarında yapılan tersten dizayn sonucunda elde edilen kanat profili ve basınç katsayısı dağılımları, hedeflenmiş olan orjinalleriyle birlikte Şekil 5.22 ve Şekil 5.23'de verilmiştir. Şekillerden, hesaplanmış olan kanat profili ve basınç

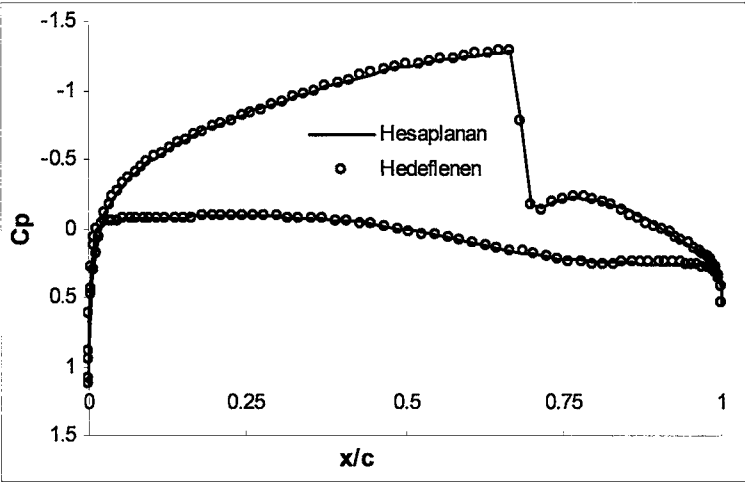
katsayısı dağılımları ile hedeflenenler arasında mükemmel bir uyum olduğu görülmektedir.



Şekil 5.21: Durum-1 için DS uygulamaları ile ilgili sonuçların karşılaştırılması.



Şekil 5.22: NACA64A410 için hesaplanan ve hedeflenen kanat profilleri.



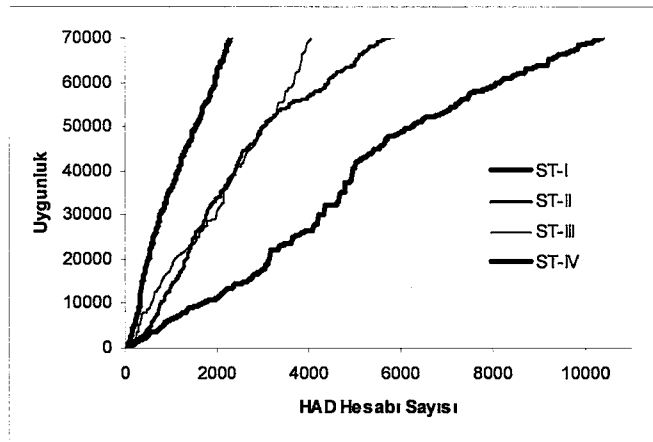
Şekil 5.23: NACA64A410 için hesaplanan ve hedeflenen basınç katsayısı dağılımları.

5.4.2 Durum-2 İçin Elde Edilen Sonuçlar

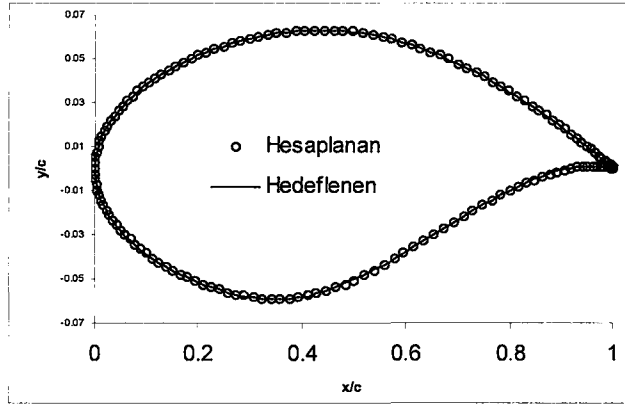
Durum-2'de RAE2822 profili için transonik akım şartlarında yapılan tersten dizayn yapılmış ve yukarıda verilmiş olan stratejiler denenmiştir.

Şekil 5.24, strateji-I (ST-I) ile ST-II, ST-III ve ST-IV ait sonuçların karşılaştırmasını göstermektedir. ST-II ve ST-IV için denklem $r=4$, $w_1=1$, mutasyon oranı $P_m=1/4$ ($IP=4$) ve popülasyon büyüklüğü $n=14$ alınmıştır. 70000 uygunluk değerine ulaşmak için klasik GA (Strateji I, ST-I) ile 10320 HAD hesabı yapmak gerekirken, ST-II ile 5740, ST-III ile 4050 ve ST-IV ile 2282 adet HAD hesabı yeterli olmuştur. Buna göre, TGA+DS (ST-IV) ile %78 ve GA+DS (ST-III) ile %61 ve TGA ile %45 daha az HAD hesabı ile aynı uygunluk değerine ulaşıldığı görülmektedir. Ayrıca TGA ile TGA+DS arasında HAD hesabı sayısında %61 azalma söz konusudur.

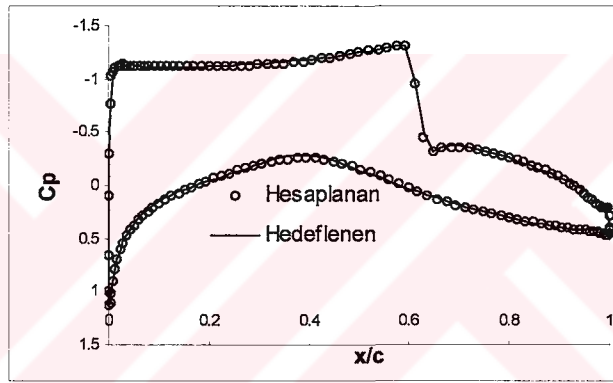
Transonik akım şartlarında yapılan tersten dizayn sonucunda elde edilen kanat profili ve basınç katsayısı dağılımları, hedeflenmiş olan orjinalleriyle birlikte Şekil 5.25 ve Şekil 5.26'de verilmiştir. Şekillerden, hesaplanmış olan kanat profili ve basınç katsayısı dağılımları ile hedeflenenler arasında mükemmel bir uyum olduğu görülmektedir.



Şekil 5.24: Durum-2 için değişik stratejilere ait sonuçların karşılaştırılması (transonik akış).



Şekil 5.25: RAE2822 için hesaplanan ve hedeflenen kanat profilleri.



Şekil 5.26: RAE2822 için hesaplanan ve hedeflenen basınç katsayısı dağılımları.

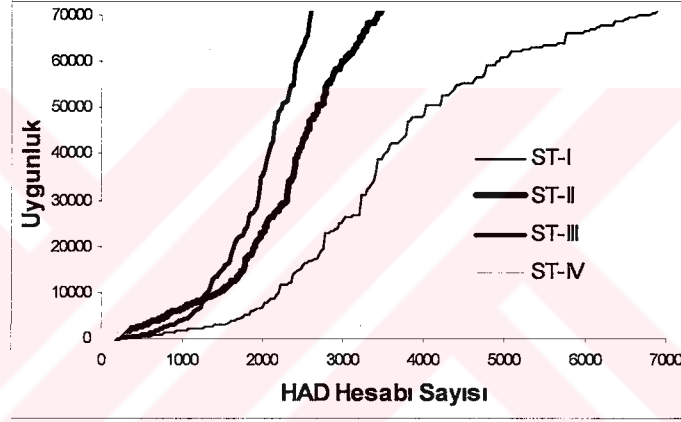
5.4.3 Durum-3 İçin Elde Edilen Sonuçlar

Durum-3'de NACA0012 profili için transonik akım şartlarında yapılan tersten dizayn yapılmış ve yukarıda verilmiş olan stratejiler denenmiştir. Başlangıç popülasyonu kalınlık oranları $\pm\%5$ mertebesinde uniform olarak değiştirilmiş NACA64A410 profillerinden oluşturulmuştur.

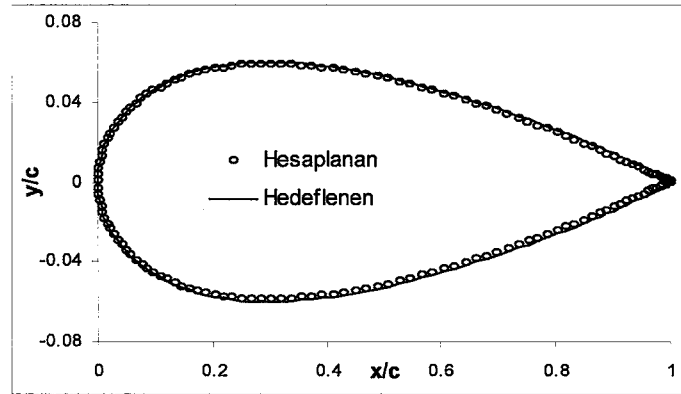
Şekil 5.27, strateji-I (ST-I) ile ST-II, ST-III ve ST-IV ait sonuçların karşılaştırmasını göstermektedir. ST-II ve ST-IV için denklem $r=4$, $w1=1$, mutasyon oranı $P_m=1/4$ ($IP=4$) ve popülasyon büyüklüğü $n=14$ alınmıştır. Şekilden de görüldüğü gibi 70000 uygunluk değerine ulaşmak için klasik GA (Strateji I, ST-I) ile 6641 HAD hesabı yapmak gerekirken, ST-II ile 3419, ST-III ile 2610 ve ST-IV ile 1430 adet HAD hesabı yeterli olmuştur. Buna göre, TGA+DS (ST-IV) ile %79 ve GA+DS (ST-III)

ile %61 ve TGA ile %49 daha az HAD hesabı ile aynı uygunluk değerine ulaşıldığı görülmektedir. Ayrıca TGA ile TGA+DS arasında HAD hesabı sayısında %58 azalma söz konusudur.

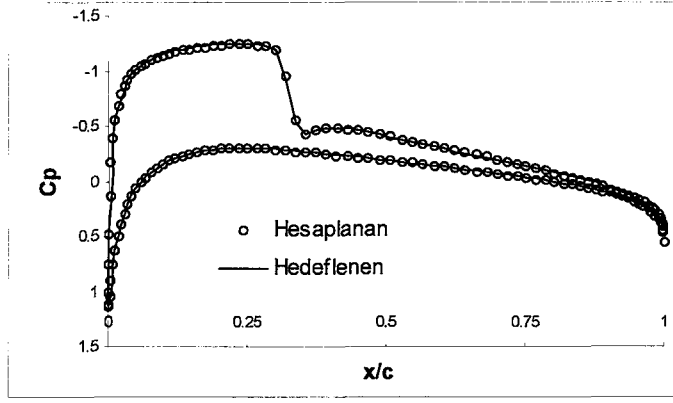
Transonik akım şartlarında yapılan tersten dizayn sonucunda elde edilen kanat profili ve basınç katsayısı dağılımları, hedeflenmiş olan orjinalleriyle birlikte Şekil 5.28 ve Şekil 5.29'da verilmiştir. Şekillerden hesaplanmış olan kanat profili ve basınç katsayısı dağılımları ile hedeflenenler arasında mükemmel bir uyum olduğu görülmektedir.



Şekil 5.27: Durum-3 için değişik stratejilere ait sonuçların karşılaştırılması.



Şekil 5.28: NACA0012 için hesaplanan ve hedeflenen kanat profilleri.



Şekil 5.29: NACA0012 için hesaplanan ve hedeflenen basın katsayısı dağılımları.

6. TRANSONİK AKIM ŞARTLARI İÇİN KANAT PROFİLİ OPTİMİZASYONU

Transonik akım şartlarında optimizasyon, kanat profili üzerinde oluşan şok dalgalarının yok edilmesini sağlayacak kanat profili geometrisinin elde edilebilmesi amacıyla yapılır. Aynı akım şartları için, kanat profilinin taşıma performansını değiştirmeden, şok dalgası ortadan kaldırıldığında sürüklemeye bir azalma meydana geleceği için kanat profilinin aerodinamik verimliliği artacaktır.

Transonik, viskoz akım şartları için HAD çözücüsü olarak [43]'de detayları verilmiş olan ve tam potansiyel denklemleriyle etkileşimli çözüm yapan *Etkileşimli Sınır Tabaka (EST)* çözücüsü kullanılmıştır.

6.1 Transonik Kanat Profili Optimizasyonu

Kanat profili optimizasyonu, aşağıda verilen durumlarda üç farklı profile uygulanacaktır:

Durum 1-a: NACA0012 profilinin $M=0.75$ ve 2° hücum açısında (Reynolds sayısı $Re_c=6.5 \times 10^6$), kanat profilinin taşıması ve kalınlık oranı sabit kalmak şartıyla sürüklenme minimizasyonu yapılacaktır.

Durum 1-b NACA0012 profilinin $M=0.75$ ve 2° hücum açısında (Reynolds sayısı $Re_c=6.5 \times 10^6$), kanat profilinin yalnızca taşıması sabit kalmak şartıyla sürüklenme minimizasyonu yapılacaktır.

Durum 2-a: NACA64A410 profilinin $M=0.75$ ve 0° hücum açısında (Reynolds sayısı $Re_c=6.5 \times 10^6$), kanat profilinin taşıması ve kalınlık oranı sabit kalmak şartıyla sürüklenme minimizasyonu yapılacaktır.

Durum 2-b: NACA64A410 profilinin $M=0.75$ ve 0° hücum açısında (Reynolds sayısı $Re_c=6.5 \times 10^6$), kanat profilinin yalnızca taşıması sabit kalmak şartıyla sürüklenme minimizasyonu yapılacaktır.

Durum 3-a: RAE2822 profilinin Mach sayısı $M=0.725$ ve 2° hücum açısında (Reynolds sayısı $Re_c=6.5 \times 10^6$), kanat profilinin taşıması ve kalınlık oranı sabit kalmak şartıyla sürüklenme minimizasyonu yapılacaktır.

Durum 3-b: RAE2822 profilinin $M=0.725$ ve 2° hücum açısında (Reynolds sayısı $Re_c=6.5 \times 10^6$), kanat profilinin yalnızca taşıması sabit kalmak şartıyla sürüklenme minimizasyonu yapılacaktır.

Bütün durumlar için, türbülansın üst ve alt yüzeylerin her ikisinde de $x/c=0.05$ 'de başladığı kabul edilmiştir. Türbülans modeli olarak Cebeci-Smith türbülans modeli [44] kullanılmıştır. Tam potansiyel çözüm, kanat profilleri etrafında 161×31 boyutlarında bir *O-Tipi Çözüm Ağı* (O-Mesh) oluşturularak yapılacaktır.

6.2 Kullanılan Teknikler Ve Optimizasyon Sonuçları

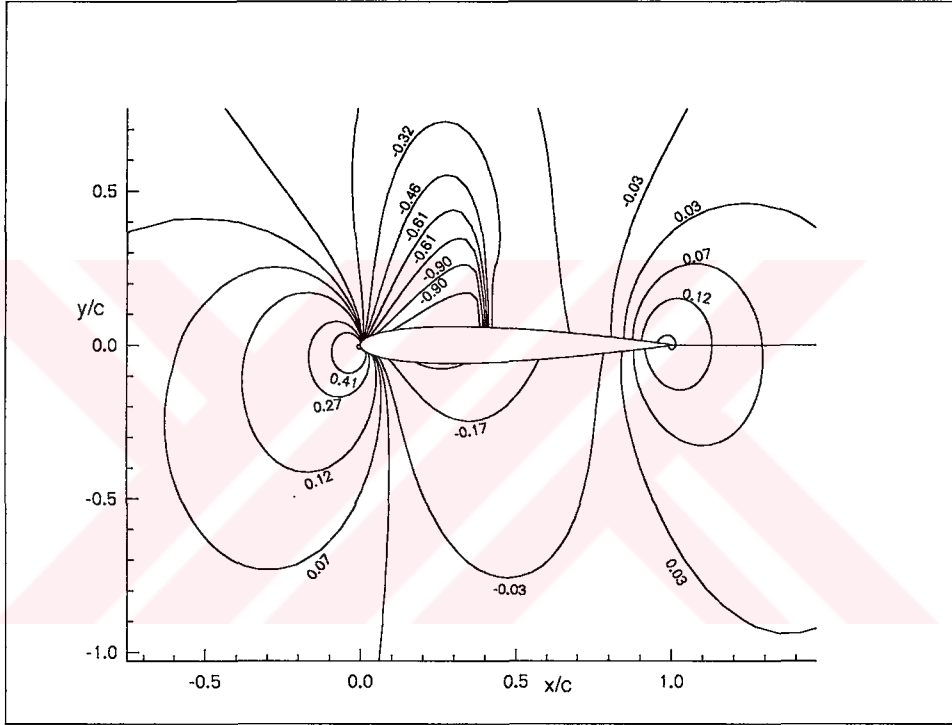
Kanat profili optimizasyonunda, test edilecek bütün durumlar için kanat profili temsiline, denklem (2.1), (2.2) ve (2.3) ile verilen Bezier eğrilerinde herbir yüzeyin temsili için 13 kontrol noktası kullanılacaktır. Optimizasyona iki ayrı strateji aşağıda belirtildiği gibi uygulanacaktır. Bunlar:

- I. **Strateji I:** Klasik GA. Çaprazlama yöntemi BLX- α ve $\alpha=0.7$; mutasyon oranı $P_m=1/60$ ve mutasyon için (2.9) denklemi kullanılacaktır. Bu denklemdeki w değeri 0.04 olarak alınacaktır. Popülasyon büyüklüğü bütün durumlar için $n=30$ olacaktır.
- II. **Strateji II:** TGA ve denklem (3.1b) ile verilen *Titreşimli Mutasyon Tekniği* kullanılacaktır. Çaprazlama yöntemi BLX- α ve $\alpha=0.7$; mutasyon oranı $P_m=1/4$ ($IP=4$); denklem (3.2)'deki $r=4$ ve denklem (3.1b)'deki $w_1=1$ alınacaktır. Popülasyon büyüklüğü bütün durumlar için $n=14$ olacaktır.

Seçim yöntemi olarak Bölüm 2'de açıklanan SUS [60] yöntemi, amaç fonksiyonu olarak denklem (2.4b) kullanılacaktır.

6.2.1 NACA0012 Profili

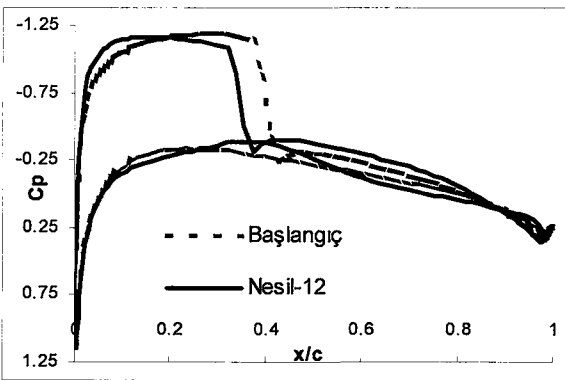
Durum 1-a: Verilen akım şartları için bu profilin taşıma ve sürüklenme katsayıları $C_L=0.366$ ve $C_D=0.0147$ şeklindedir. Bu oranlar aerodinamik verimlilik olarak (taşıma/sürüklenme) $L/D=24.8$ değerine karşılık gelir. Bu akım şartları için NACA0012 profilinin basınç katsayısı eşçizgileri Şekil 6.1 gösterildiği gibidir.



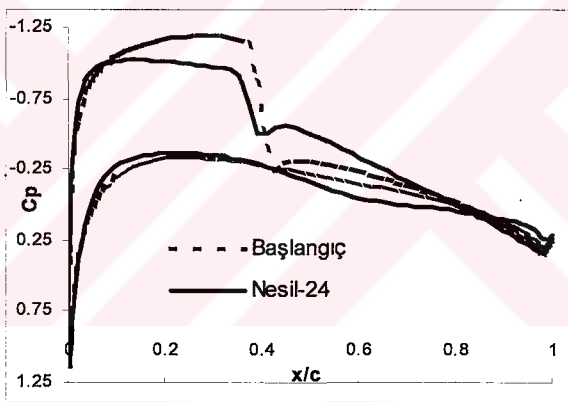
Şekil 6.1: NACA0012 için $M=0.75$ ve 2° hücum açısında (Reynolds sayısı $Re_c=6.5 \times 10^6$) basınç katsayısı eşçizgileri.

Şekillerden anlaşılacağı gibi kanat profili üzerinde şok dalgası oluşmuştur. Şekil 6.2a, 6.2b ve 6.2c genetik sürecin değişik aşamalarında ortaya çıkan kanat profilleri için elde edilen basınç dağılımlarını göstermektedir. Yenileme sayısı, üretilen popülasyon sayısını ifade etmektedir. Optimizasyon sonucunda elde edilen basınç katsayısı dağılımı Şekil 6.2d'de, kanat profili Şekil 6.3'de, optimize edilmemiş olanlarla karşılaştırılmalı olarak verilmiştir. Elde edilen optimize edilmiş kanat profiline ait basınç katsayısı eşçizgileri Şekil 6.4'deki gibidir. Şekil 6.2d ve 6.4'ten de görüldüğü gibi, kanat profili üzerinde şok dalgası görülmemektedir. Bunun sonucu olarak elde edilen yeni profilin taşıma ve sürüklenme katsayıları $C_L=0.366$ ve

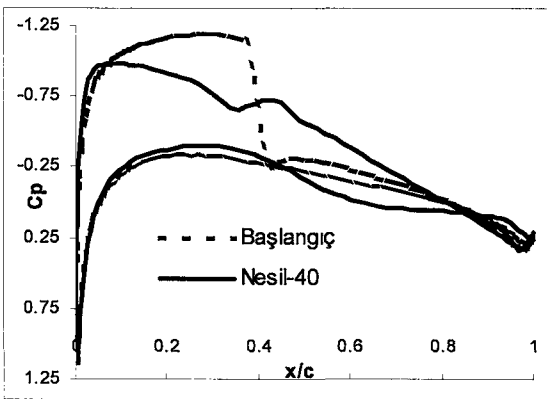
$C_D=0.0105$ şeklindedir. Optimize edilmiş profil için $L/D=34.8$ olup bu profilin aerodinamik verimliliğinde %40 bir artışa karşılık gelmektedir.



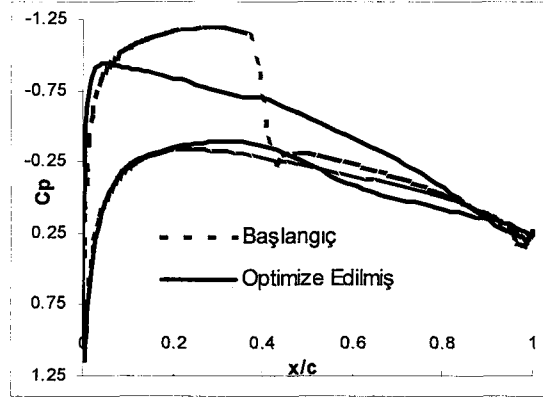
Şekil 6.2a: Optimizasyon sırasında 12. nesilde (yenileme) ulaşılan basınç katsayısı dağılımı.



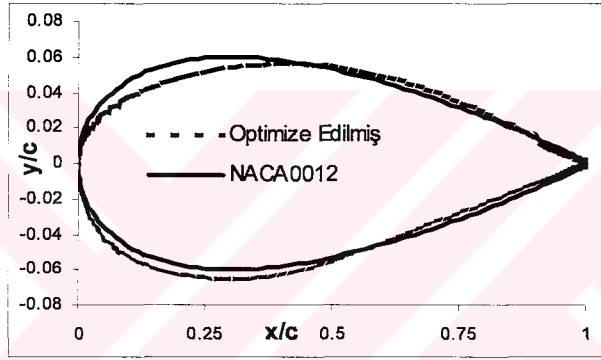
Şekil 6.2b: Optimizasyon sırasında 24. nesilde (yenileme) ulaşılan basınç katsayısı dağılımı.



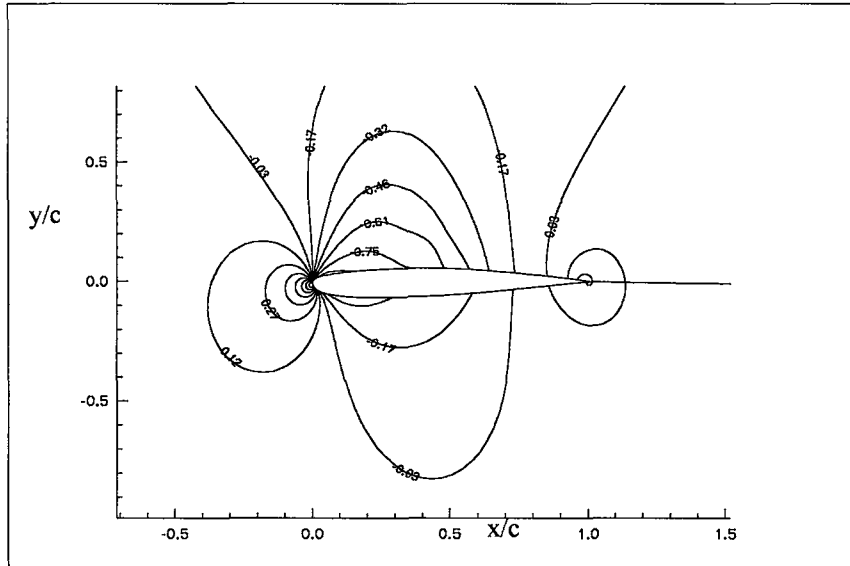
Şekil 6.2c: Optimizasyon sırasında 40. nesilde (yenileme) ulaşılan basınç katsayısı dağılımı.



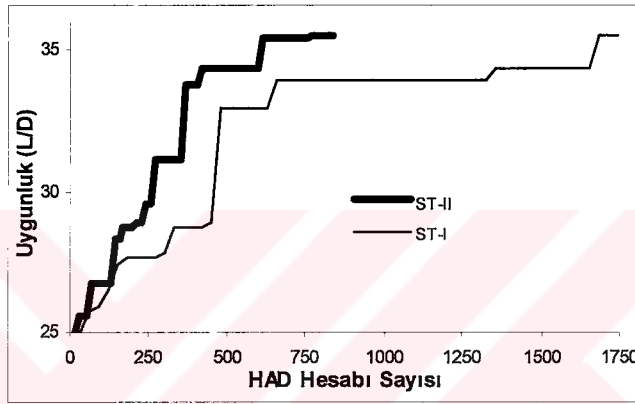
Şekil 6.2d: Optimizasyon sonunda ulaşılan basınç katsayısı dağılımı (Durum 1-a).



Şekil 6.3: Optimizasyon sonunda ulaşılan kanat profili (Durum 1-a).



Yukarıda belirtilmiş olan iki farklı strateji ile yapılan optimizasyon çalışmalarına ait sonuç Şekil 6.5'de verilmiştir. Bu şeklin yatay eksen yapılan HAD hesabı sayısını, dikey eksen erişilen en iyi uygunluk değerini göstermektedir. Şekilden de görüldüğü gibi 34.8 uygunluk değerine ulaşmak için klasik GA (Strateji I, ST-I) ile 1740 HAD hesabı yapmak gerekirken, TGA (ST-II) ile 742 adet HAD hesabı yeterli olmuştur. Her iki stratejiye ait sonuç karşılaştırılırsa, TGA ile %58 daha az HAD hesabı ile aynı uygunluk değerine ulaşıldığı görülmektedir.

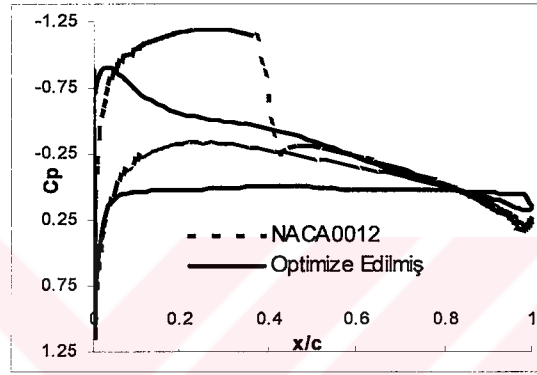


Şekil 6.5: TGA (ST-II) ve klasik GA (ST-I) ile yapılan optimizasyon süreçlerinin karşılaştırılması (Durum 1-a).

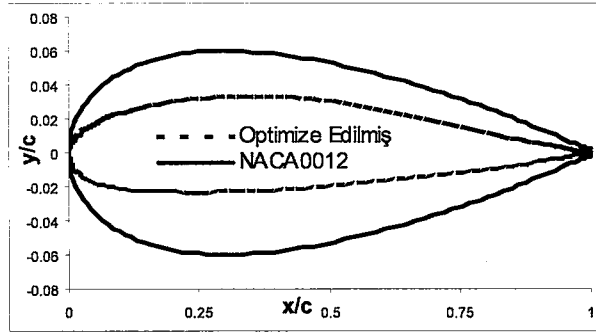
Durum 1-b: Verilen akım şartları için bu profilin aerodinamik parametreleri Durum 1-a'da verilmiştir. NACA0012, bu kez kalınlık oranı sabit tutulmadan optimize edilmiştir. Elde edilen optimize edilmiş kanat profiline ait basınç katsayısı dağılımı Şekil 6.6'da; elde edilen kanat profili Şekil 6.7'de ve basınç katsayısı eşçizgileri Şekil 6.8'de verilmiştir. Üzerindeki şok dalgası yok edildikten sonra, elde edilen yeni profilin taşıma ve sürükleme katsayıları $C_L=0.371$ ve $C_D=0.0055$ olarak ortaya çıkmıştır. Bu değerlere göre optimize edilmiş profil için $L/D=67.5$ olup, bu değer profilin aerodinamik verimliliğinde %171 oranında bir artışa karşılık gelmektedir. NACA0012 için kalınlık oranı $t/c=0.12$ iken, elde edilen kanat profilinin kalınlık oranı $t/c=0.056$ olmuştur.

Yukarıda belirtilmiş olan iki farklı strateji ile yapılan optimizasyon çalışmalarına ait sonuç Şekil 6.9'da verilmiştir. Şekilden görüldüğü gibi, TGA (ST-II) kullanıldığında 1500 HAD hesabı ile 67.5 uygunluk değerine ulaşılabilirken, klasik GA (Strateji I, ST-I) kullanıldığında 1800 HAD hesabı sonunda ancak 61.7 uygunluk değerine

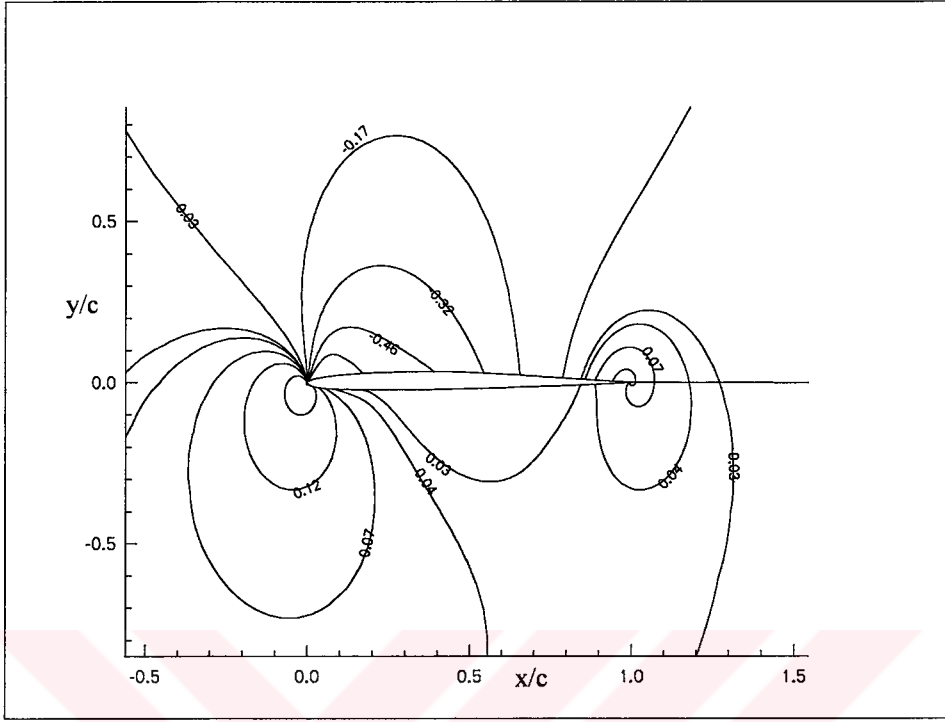
ulaşılabilmiştir. Şekil 6.9 incelendiğinde, TGA uygulamasında 61.7 uygunluk değerinin 798 HAD hesabı sonunda elde edildiği görülecektir. Buna göre, her iki stratejiye ait sonuç karşılaştırılırsa, aynı uygunluk değerine ulaşmak için TGA ile %56 daha az HAD hesabı gerektiği; ve aynı sayıdaki HAD hesabı ile TGA'nın daha iyi uygunluk değerlerine ulaşabildiği görülmektedir.



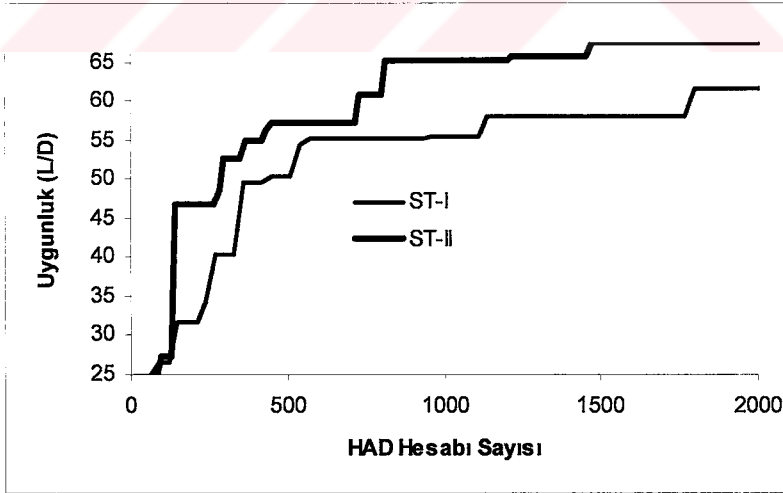
Şekil 6.6: Durum 1-b için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen basınç katsayısı dağılımı.



Şekil 6.7: Durum 1-b için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen kanat profili.



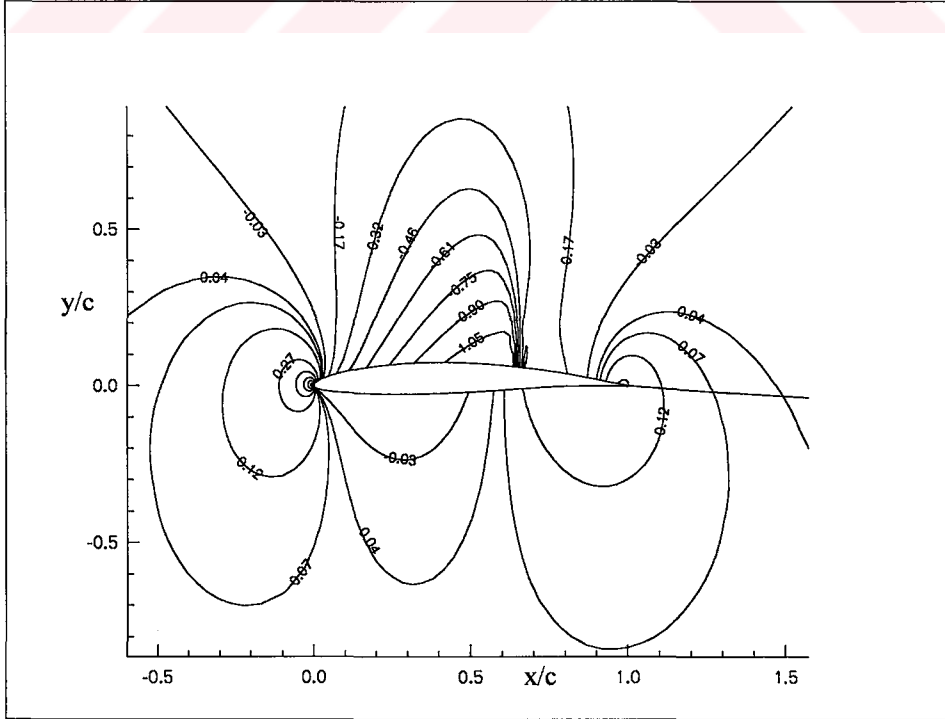
Şekil 6.8: Optimize edilen profil için $M=0.75$ ve 2° hücum açısında (Reynolds sayısı $Re_c=6.5 \times 10^6$) basınç katsayısı eşçizgileri (Durum 1-b).



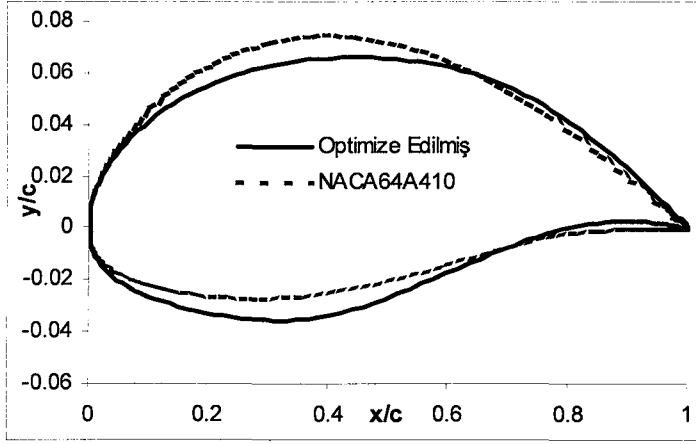
Şekil 6.9: TGA (ST-II) ve klasik GA (ST-I) ile yapılan optimizasyon süreçlerinin karşılaştırılması (Durum 1-b).

6.2.2 NACA64A410 Profili

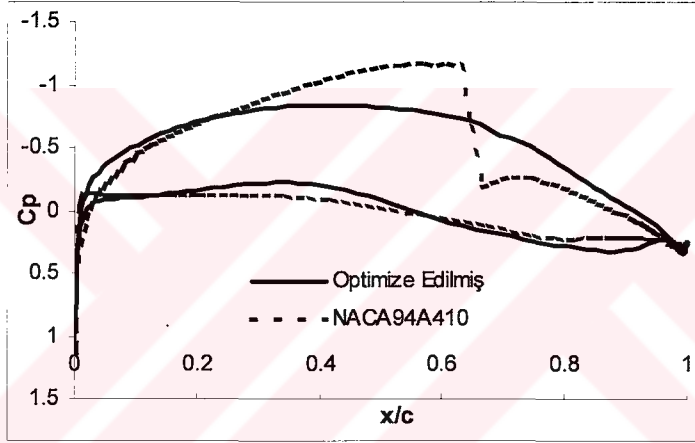
Durum 2-a: Bu test durumu için verilen akım şartlarında NACA64A410 profilinin taşıma ve sürüklenme katsayıları $C_L=0.565$ ve $C_D=0.0141$ şeklindedir. Bu oranlara göre aerodinamik verimlilik $L/D=40$ olarak karşımıza çıkar. NACA64A410 profilinin, belirtilmiş olan akım şartları için basınç katsayısı eşçizgileri Şekil 6.10'da gösterildiği gibidir. Şekilden anlaşılacağı gibi kanat profili üzerinde şok dalgası oluşmuştur. Optimizasyon sonucunda elde edilen kanat profili Şekil 6.11; bu kanat profiline ait optimize edilmiş basınç katsayısı dağılımı Şekil 6.12'de, optimize edilmemiş olanlarla karşılaştırılmalı olarak verilmiştir. Elde edilen optimize edilmiş kanat profiline ait basınç katsayısı eşçizgileri Şekil 6.13'deki gibidir. Şekil 6.12 ve 6.13'den de görüldüğü gibi, kanat profili üzerindeki şok dalgası ortadan kalkmıştır. Bunun sonucu olarak elde edilen yeni profilin taşıma ve sürüklenme katsayıları $C_L=0.556$ ve $C_D=0.0098$ şeklindedir. Optimize edilmiş profil için $L/D=56.7$ olup bu profilin aerodinamik verimliliğinde %42'lik bir artışa karşılık gelmektedir.



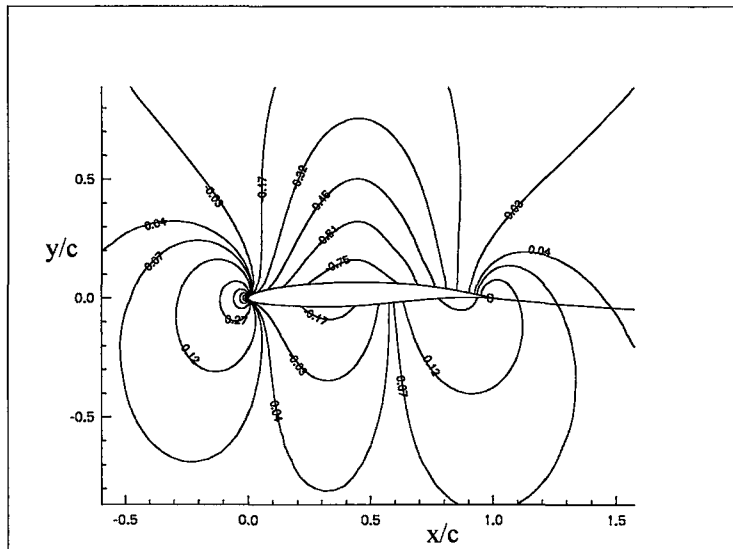
Şekil 6.10: NACA64A410 için $M=0.75$ ve 0° hücum açısında (Reynolds sayısı $Re_c=6.5 \times 10^6$) basınç katsayısı eşçizgileri.



Şekil 6.11: Durum 2-a için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen kanat profili.

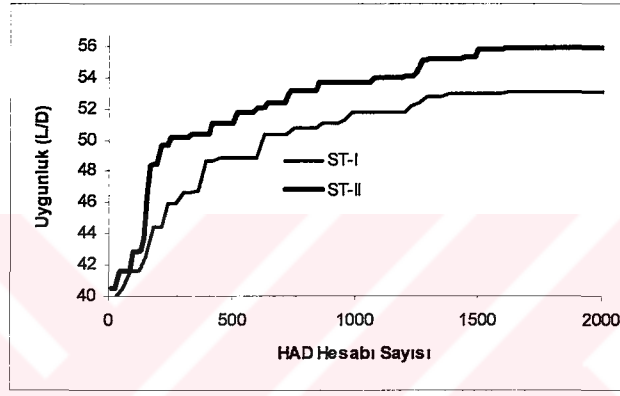


Şekil 6.12: Durum 2-a için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen basınç katsayısı dağılımı.



Şekil 6.13: Optimize edilen profil için $M=0.75$ ve 2° hücum açısında ($Re_c=6.5 \times 10^6$) basınç katsayısı eşçizgileri (Durum 2-a).

Yukarıda belirtilmiş olan iki farklı strateji ile yapılan optimizasyon çalışmalarına ait sonuç Şekil 6.14'de verilmiştir. Şekildende görüldüğü gibi 2000 HAD hesabı yapıldığında klasik GA (Strateji I, ST-I) ile 53; TGA (ST-II) ile 56.7 uygunluk değerine ulaşmıştır. Şekil 6.14 daha dikkatli incelenirse, ST-I ile 1650 HAD hesabı ile ulaşılan 53 uygunluk değerine ST-II ile 770 HAD hesabı ile ulaşıldığı görülecektir. Buna göre, TGA ile %53 daha az HAD hesabı yaparak aynı uygunluk değerine ulaşılmıştır.

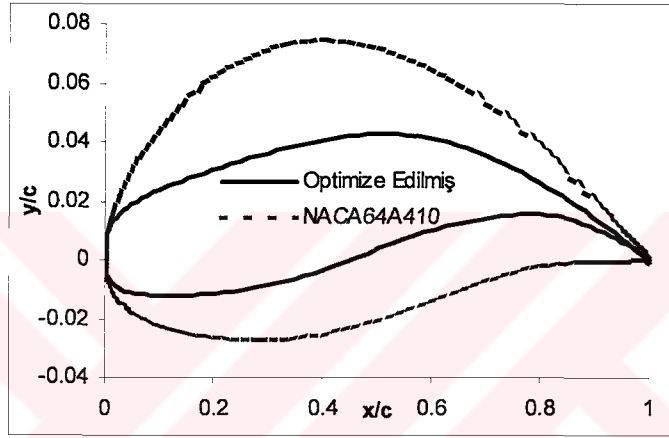


Şekil 6.14: TGA (ST-II) ve klasik GA (ST-I) ile yapılan optimizasyon süreçlerinin karşılaştırılması (Durum 2-a).

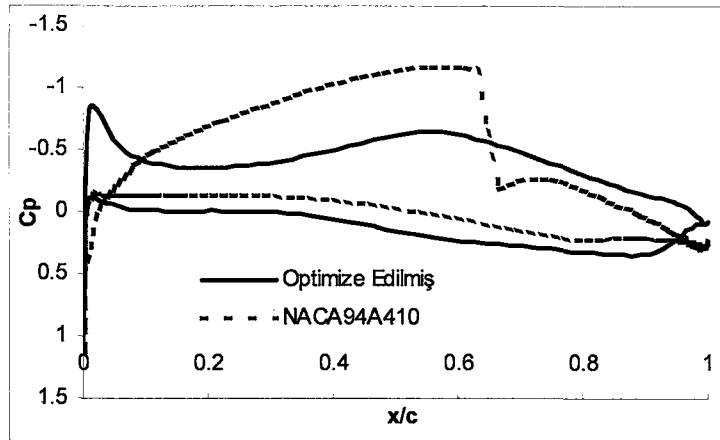
Durum 2-b: Verilen akım şartları için bu profilin aerodinamik parametreleri Durum 1-a'da verilmiştir. NACA64A410 bu kez kalınlık oranı sabit tutulmadan optimize edilmiştir. Optimizasyon sonucunda elde edilen kanat profili Şekil 6.15; bu kanat profiline ait optimize edilmiş basınç katsayısı dağılımı Şekil 6.16'da, optimize edilmemiş olanlarla karşılaştırılmalı olarak verilmiştir. Optimize edilmiş kanat profiline ait basınç katsayısı eşizgileri Şekil 6.17'deki gibidir. Şekil 6.16 ve 6.17'den de görüldüğü gibi, kanat profili üzerindeki şok dalgası ortadan kalkmıştır. Bunun sonucu olarak elde edilen yeni profilin taşıma ve sürüklenme katsayıları $C_L=0.566$ ve $C_D=0.0064$ şeklindedir. Optimize edilmiş profil için $L/D=88.4$ olup, profilin aerodinamik verimliliği %121 oranında artırılmıştır. NACA64A410 profili için kalınlık oranı $t/c=0.1$ iken, elde edilen kanat profilinin kalınlık oranı $t/c=0.04$ olmuştur.

Yukarıda belirtilmiş olan iki farklı strateji ile yapılan optimizasyon çalışmalarına ait sonuç Şekil 6.18'de verilmiştir. Şekilden görüldüğü gibi klasik GA (ST-I), 2000

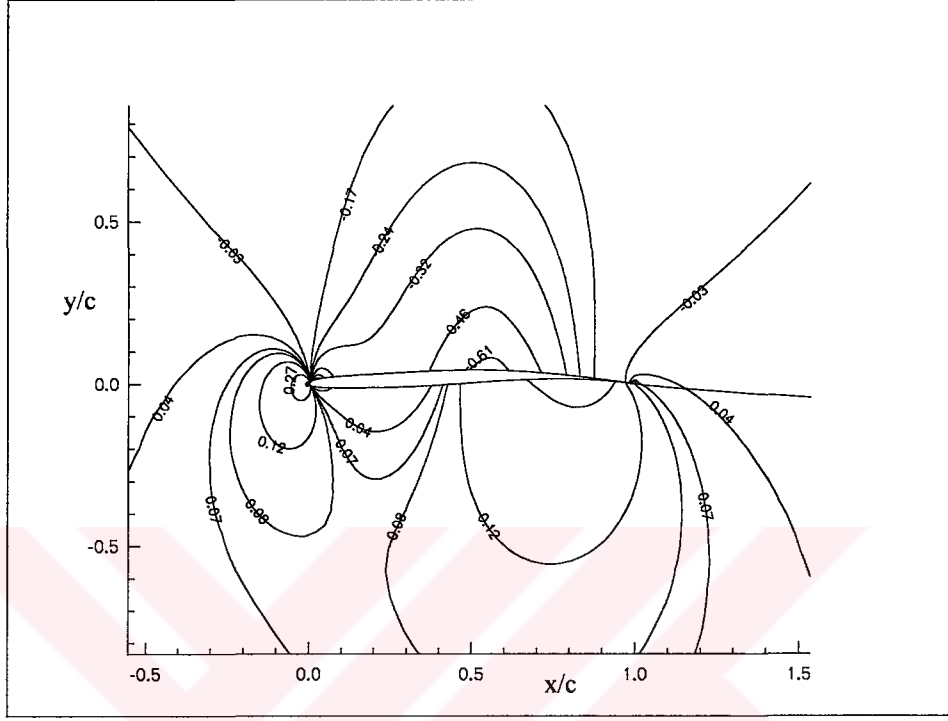
HAD hesabı süresince 79.3 uygunluk değerinin üzerine çıkamamıştır; ancak TGA (ST-II) ile 88.4 değerine ulaşılabilmiştir. Diğer taraftan uygunluk değerinin 75'e ulaşması için ST-I ile 660 HAD hesabı gerekirken, ST-II ile 322 HAD hesabı yeterli olmuştur. Bu durumda, daha önceki sonuçlarda olduğu gibi, aynı uygunluk değerine ulaşmak için TGA ile %51 daha az HAD hesabı yapıldığını göstermektedir.



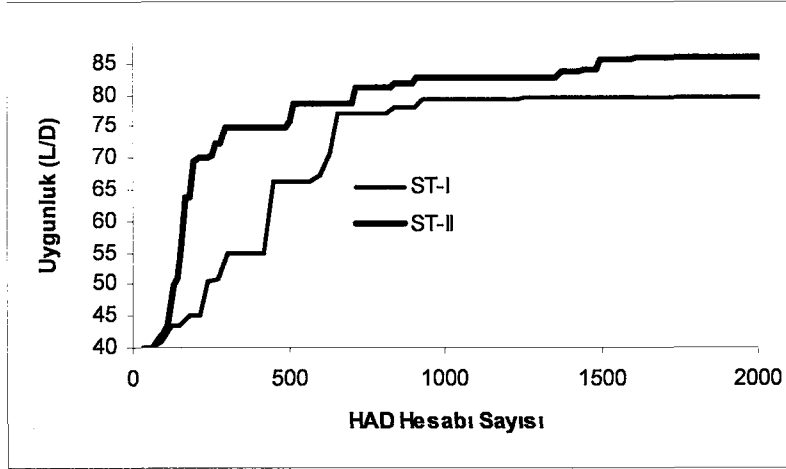
Şekil 6.15: Durum 2-b için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen kanat profili.



Şekil 6.16: Durum 2-b için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen basınç katsayısı dağılımı.



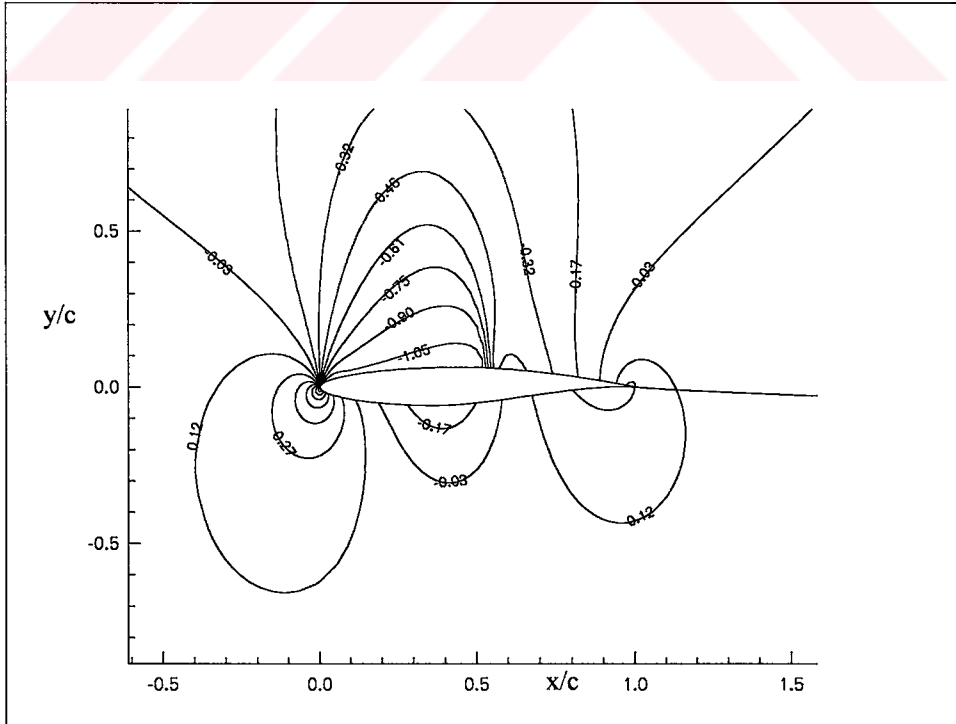
Şekil 6. 17: Optimize edilen profil için $M=0.75$ ve 0° hücum açısında ($Re_c=6.5 \times 10^6$) basınç katsayısı eşizgileri (Durum 2-b).



Şekil 6.18: TGA (ST-II) ve klasik GA (ST-I) ile yapılan optimizasyon süreçlerinin karşılaştırılması (Durum 2-b).

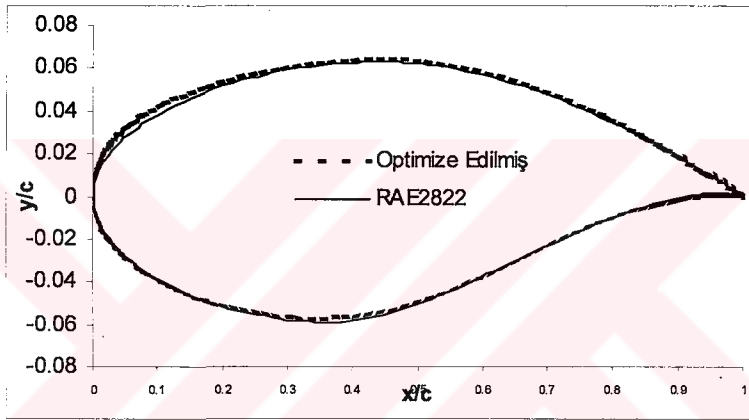
6.2.3 RAE2822 Profili

Durum 3-a: Verilen akım şartları için bu profilin taşıma ve sürüklenme katsayıları $C_L=0.771$ ve $C_D=0.0120$ şeklindedir. Bu oranlar aerodinamik verimlilik olarak (taşıma/sürüklenme) $L/D=64.25$ değerine karşılık gelir. Görüldüğü gibi bu kanat profilinin aerodinamik verimliliği zaten yüksektir. Ancak, verilmiş olan akım şartları için Şekil 6.19'da görülen basınç katsayısı eşçizgileri $x/c=0.5$ civarında bir şok dalgasının varlığını göstermektedir. Optimizasyon sonucunda elde edilen kanat profili Şekil 6.20; bu kanat profile ait optimize edilmiş basınç katsayısı dağılımı Şekil 6.21'de, optimize edilmemiş olanlarla karşılaştırılmalı olarak verilmiştir. Elde edilen optimize edilmiş kanat profile ait basınç katsayısı eşçizgileri Şekil 6.22'deki gibidir. Şekil 6.21 ve 6.22'den de görüldüğü gibi, kanat profili üzerinde şok dalgası görülmemektedir. Bunun sonucu olarak elde edilen yeni profilin taşıma ve sürüklenme katsayıları $C_L=0.770$ ve $C_D=0.0110$ şeklindedir. Optimize edilmiş profil için $L/D=70$ olup bu profilin aerodinamik verimliliğinde %9 oranında bir artışa karşılık gelmektedir. Şok dalgası ortadan kaldırılmakla beraber, RAE2822 profilinin zaten

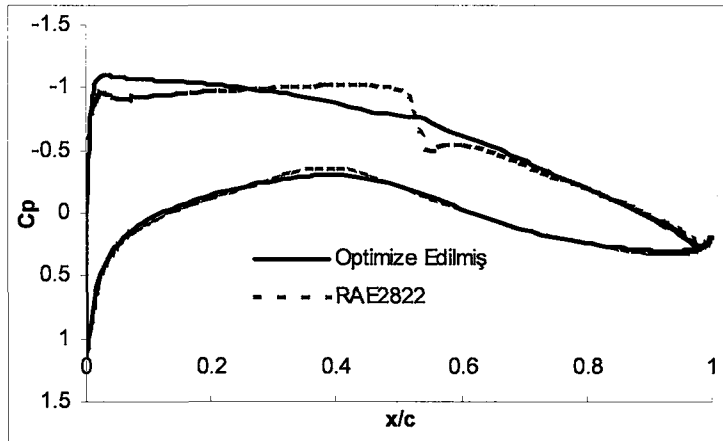


yüksek olan aerodinamik verimliliği fazla oranda geliştirilememiştir.

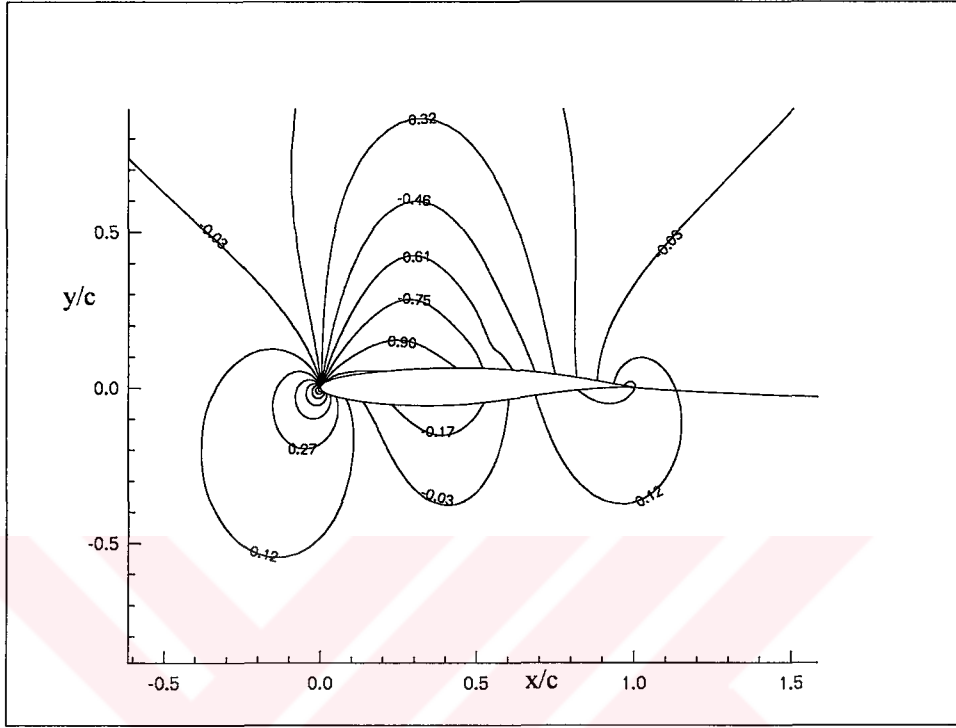
Yukarıda belirtilmiş olan iki farklı strateji ile yapılan optimizasyon çalışmalarına ait sonuç Şekil 6.23'de verilmiştir. Buna göre, 2000 HAD hesabı yapıldığında klasik GA (ST-I) ile 68.6 uygunluk değerine ulaşılabilirken, TGA (ST-II) ile 70 değerine ulaşılmıştır.



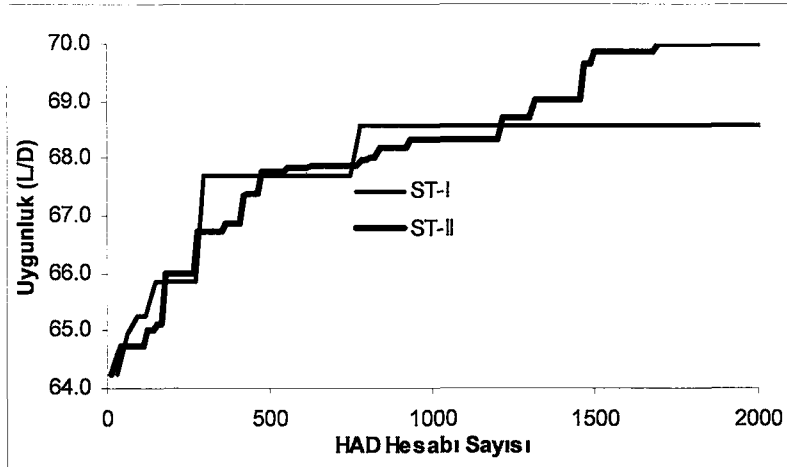
Şekil 6.20: Durum 3-a için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen kanat profili.



Şekil 6.21: Durum 3-a için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen basınç katsayısı dağılımı.

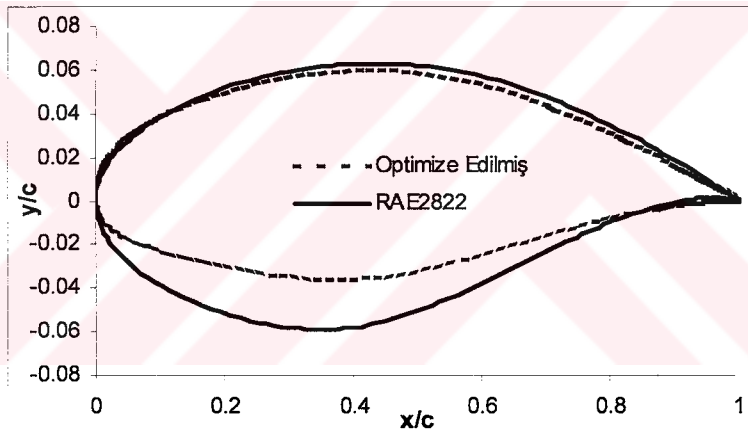


Şekil 6.22: Optimize edilen profil için $M=0.725$ ve 2.53° hücum açısında (Reynolds sayısı $Re_c=6.5 \times 10^6$) basınç katsayısı eşçizgileri (Durum 3-a).

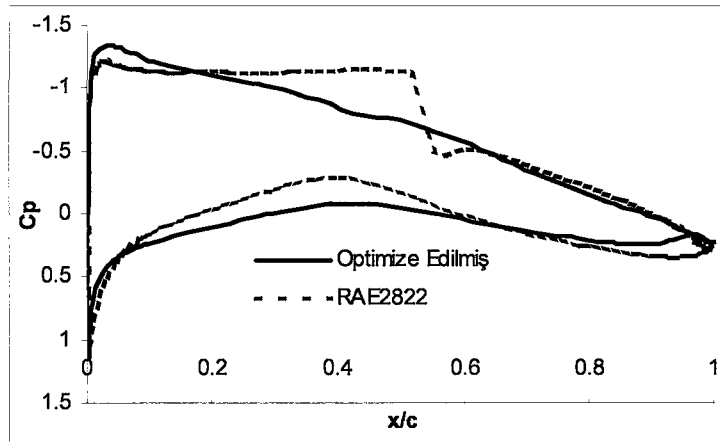


Şekil 6.23: TGA (ST-II) ve klasik GA (ST-I) ile yapılan optimizasyon süreçlerinin karşılaştırılması (Durum 3-a).

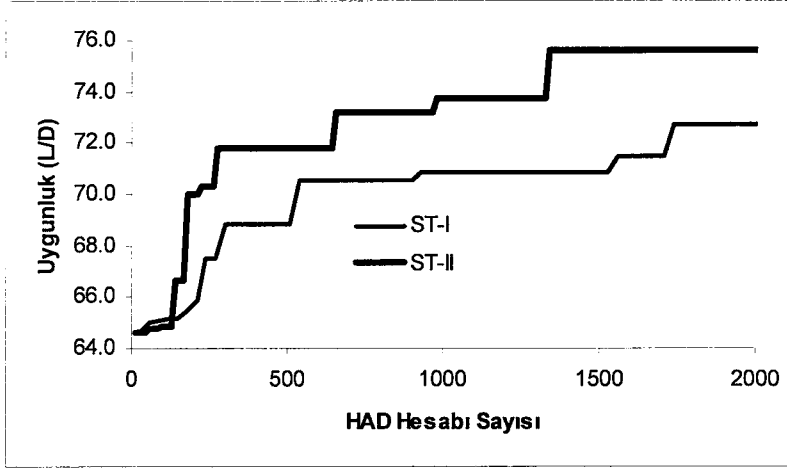
Durum 3-b: Verilen akım şartları için bu profilin aerodinamik parametreleri Durum 3-a'da verilmiştir. RAE2822 bu kez kalınlık oranı sabit tutulmadan optimize edilmiştir. Optimizasyon sonucunda elde edilen kanat profili Şekil 6.24; bu kanat profiline ait optimize edilmiş basınç katsayısı dağılımı Şekil 6.25'de, optimize edilmemiş olanlarla karşılaştırılmalı olarak verilmiştir. Optimize edilmiş kanat profiline ait basınç katsayısı eşçizgileri Şekil 6.26'daki gibidir. Şekil 6.25 ve 6.26'dan da görüldüğü gibi şok dalgası ortadan kaldırılmıştır. Böylece elde edilmiş olan yeni profilin taşıma ve sürüklenme katsayıları $C_L=0.771$ ve $C_D=0.0102$ haline gelmiştir. Optimize edilmiş profil için $L/D=75.6$ olup bu profilin aerodinamik verimliliğinde %18 oranında bir artışa karşılık gelmektedir. RAE2822 profili için kalınlık oranı $t/c=0.1211$ iken, elde edilen kanat profilinin kalınlık oranı $t/c=0.098$ olmuştur.



Şekil 6.24: Durum 3-b için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen kanat profili.



Şekil 6.25: Durum 3-b için yapılan optimizasyon sonucunda elde edilen basınç katsayısı dağılımı.



Şekil 6.27: TGA (ST-II) ve klasik GA (ST-I) ile yapılan optimizasyon süreçlerinin karşılaştırılması (Durum 3-b).

7. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tezde, aerodinamik dizayn ve optimizasyonda genetik algoritma kullanımı, tersten kanat profili dizaynı ve transonik kanat profili optimizasyonu açısından ele alınmıştır. Genetik algoritma ile yapılan dizayn ve optimizasyon çalışmalarını süratlendirmek için *Titreşim* kavramı ve *Dağıtım Stratejileri* önerilmiştir. Bölüm 3 ve 4'de detaylandırılan bu tekniklerle ilgili uygulamalara ait sonuçlar Bölüm 5 ve 6'da verilmiştir. Tarafımızdan hazırlanmış olan bir RKGA kullanılarak yapılan dizayn ve optimizasyon çalışmalarından mükemmele yakın neticeler elde edilmiş ve HAD hesabı sayısı büyük ölçüde azaltılmıştır.

Elde ettiğimiz sonuçlara göre, sıkıştırılamaz sesaltı akış şartları için tersten kanat profili dizaynı, kanat profilinin çeşidine bağlı olarak ortalama 250-500 HAD hesabı ile gerçekleştirilebilmektedir. Kullanılan çözücünün türü (panel yöntemi ya da çözüm ağı kullanan TP çözücüsü) bu sayıyı kaydadeğer bir şekilde etkilememektedir. Transonik akış şartları için yapılan çalışmalarda, farklı kanat profilleri için, HAD hesabı sayısı ortalama 850-2250'lere çıkmaktadır. Transonik akış şartlarında ortaya çıkan sıkıştırılma etkileri ve şok dalgaları, akış denklemlerinin karakterini dolayısıyla amaç fonksiyonun karakterini değiştirmekte ve HAD hesabı sayısında artışa neden olmaktadır. Transonik akış şartları için ortaya çıkan bu HAD hesabı sayıları, benzer çalışmalar olan, [29]'da verilen 5000; [26,27] ile, 10 farklı denemenin en iyisi olarak verilen 2160; [37]'deki 5000; [28]'de verilen 10000 HAD hesabı sayılarına göre oldukça iyidir.

Gradyan esaslı yöntemlere ait, 100'ler mertebesinde HAD hesabı sayısı veren sonuçlarla karşılaştırıldığında, bu çalışmada verilen HAD hesabı sayıları hala çok yüksek gelebilir. Ancak, gradyan esaslı bir yöntemle dizayn yada optimizasyon yapılırken, işlemlerin çok farklı başlangıç koşullarıyla defalarca tekrarlandığı [19] (aslında 1000'ler mertebesinde HAD hesabı yapıldığı) ve bu tür yöntemlerin otomatik olarak çözüm yapar hale getirilemediği [14] unutulmamalıdır.

Hesaplama süreleri gözönüne alınırsa, Pentium IV 1000 MHz işlemci ile bir HAD hesabı; TP çözücü kullanıldığında 0.9 saniye, panel çözücüsü kullanıldığında 0.06 saniye sürmektedir. Buna göre 1000 HAD hesabı sürececek bir erodinamik dizayn ya da optimizasyon, TP çözücü ile 15 dakikada, panel çözücü ile 1 dakikada tamamlanmaktadır.

7.1 Titreşim Kavramının Katkıları

Titreşim kavramı, popülasyondaki çeşitliliği sağlayarak GA'nın arama/bulma gücünü arttırmak için önerilmiştir. Bölüm 5 ve 6'daki uygulamalar, *Titreşimli Mutasyon* yaklaşımının bunu sağladığını göstermektedir. Bu yaklaşım ile, küçük popülasyonlar ve yüksek mutasyon oranları kullanarak etkin bir arama/bulma yapılabildiğinden, GA'nın yaptığı işlem sayısı azalmaktadır. Oysa, popülasyon boyutunun küçük olması, klasik GA'lar için yeterli çeşitliliği sağlamaması nedeniyle global optimuma ulaşmayı güçleştirir. Dolayısıyla genetik süreçteki işlem sayısı oldukça artar. Ancak *Titreşimli Mutasyon* uygulandığında, popülasyon sürekli olarak çözüm bölgesine yayıldığı için, az sayıda birey ile de etkin bir çeşitlilik sağlanabilmekte ve yerel optimumlardan daha çabuk kurtularak global optimuma ulaşılması kolaylaşmaktadır.

Yapılan tüm aerodinamik dizayn ve optimizasyon çalışmalarında, *Titreşimli Mutasyon* kullanan TGA'nın, 12 yada 14 bireyli küçük boyutlu popülasyonlarla ve 1/3 yada 1/4 gibi oldukça büyük mutasyon oranlarıyla çalışmanın daha verimli olduğu belirlenmiştir. Bölüm 5 ve 6'daki sonuçlara göre, TGA kullanımı HAD hesabı sayısını, klasik GA kullanılan duruma göre %50 civarında azaltmıştır.

Titreşim kavramını kullanan TGA ile çalışırken, *Titreşimli Mutasyon* kullanımının *Titreşimli Çaprazlama* kullanımına nazaran oldukça etkili olduğu görülmüştür. Bunun nedeni; mutasyon ile rasgele bir değişim elde edilebilirken, çaprazlamada, eski bireylere bağlı olarak yeni değerler elde edilebiliyor olmasıdır. Bunun için çaprazlamada yapılan titreşim uygulaması, mutasyonda olduğu kadar etkili olamamaktadır.

7.2 Dağıtım Stratejilerinin Katkıları

Dağıtım Stratejileri'nin etkinliği, Bölüm 5'te verilmiş olan tersten kanat profili dizaynı uygulamaları ile gösterilmiştir. DS ile, kanat profili alt ve üst yüzey olarak iki parçaya ayrılarak, bu parçalardan hedefe yakın olan herhangi biri tespit edilebilmektedir. Böylece, tek bir bütün olarak ele alındığında, elimine edilmesi gereken bir kanat profilinden hedefe yakın olan yüzey elimine edilmediği için, hedefe yakın kanat profillerine daha çabuk ulaşmak ve dolayısıyla sonucu daha az HAD hesabı ile elde etmek mümkün olmaktadır. Genetik süreçte DS kullanımı ile HAD hesabı sayısı, klasik GA kullanılan duruma göre %60-65 oranında azaltılabilmektedir.

TGA ve DS uygulamaları birlikte yapıldığında HAD hesabı sayısı, TGA ve DS'in ayrı ayrı uygulanmasına göre daha fazla azalmıştır. Bölüm 5'deki sonuçlara göre, bu iki yöntem birlikte kullanıldığında HAD hesabı sayısı, klasik GA kullanılan duruma göre %75-85 mertebesinde azalmıştır. Başka bir deyişle DS uygulaması TGA'yı da hızlandırmıştır.

7.3 Geliştirme Önerileri

Bu tezde önerilen ve aerodinamik dizayn ve optimizasyondaki etkinlikleri başarıyla gösterilen TGA ve DS yöntemleri, GA'ları hızlandırmak için kullanılan, yapay sinir ağları ve paralel hesaplama gibi diğer tekniklerle birleştirilerek, genetik süreçteki HAD hesabı sayısı daha da azaltılabilir. Ayrıca, üç boyutlu HAD hesabı yapabilen bir çözücü ile birlikte, bu yöntemlerin kanat dizayn ve optimizasyondaki uygulamaları yapılabilecek ve etkinlikleri gösterilebilecektir.

TGA ve DS yöntemlerinin önemli bir diğer tarafı da, bu yöntemlerin başka mühendislik problemleri için de kullanılabilecek olmasıdır. Örnek olarak TGA, LA (Location-Allocation) problemi için Ermiş ve arkadaşları tarafından başarıyla kullanılmıştır [63].

Sonuç olarak, önerilmiş olan TGA ve DS yöntemleri ile GA'nın hızı %80 civarında artırılarak, aerodinamik dizayn ve optimizasyon için gürbüz olduğu kadar etkin de olan bir yöntem ortaya koyulmuştur.

KAYNAKLAR

- [1] **Hicks, R. M., Murman, E. M. and Vanderplaats, G. N.**, An Assessment of Airfoil Design by Numerical Optimization, NASA TM X3092, Ames Research Center, Moffett Field, California, 1974.
- [2] **Hicks, R. M. and Henne, P. A.**, Wing Design by Numerical Optimization, *Journal of Aircraft*, Vol. 15, pp.407412, 1978.
- [3] **Burgreen, G. W. and Baysal, O.**, Aerodynamic Shape Optimization Using Preconditioned Conjugate Gradient Methods, *AIAA Journal*, Vol. 32, No. 11, 1994.
- [4] **Reuther, J. J. and Jameson, A.**, Supersonic Wing and Wingbody Shape Optimization Using an Adjoint Formulation, Technical report, The Forum on CFD for Design and Optimization, (IMECE95), San Francisco, California, 1995.
- [5] **Pandya, M. J. and Baysal, O.**, Gradient-Based Aerodynamic shape Optimization Using Alternating Direction Implicit Method, *J. of Aircraft*, Vol. 34, No. 3, 1997.
- [6] **Newmann, J. C., Taylor, A. C., Barnwell, R. W., Newmann, P. A. and Hou, G. J.-W.**, Overview of Sensivity Analysis and Shape Optimization for Complex Aerodynamic Configurations, *J. of Aircraft*, Vol. 36, No. 1, 1999.
- [7] **Reuther, J. J., Jameson, A., Alonso, J. J., Rimlinger, M. J. and Saunders, D.**, Constrained Multipoint Aerodynamic Shape Optimization Using an Adjoint Formulation and Parallel Computers, Part 1," *J. of Aircraft*, Vol.36, No. 1, JanuaryFebruary, pp.5160, 1999.
- [8] **Milholen, W. E.**, Efficient Inverse Aerodynamic Design Method for Subsonic Flows, *J. of Aircraft*, Vol. 38, No. 5, 2001.
- [9] **Ahn, J., Kim, H-J., Lee, D-H. and Rho, O-H.**, Response Surface Method for Airfoil Design in Transonic Flow, *J. of Aircraft*, Vol. 38, No. 2, 2001.
- [10] **Ibrahim, A. H., Hou, G. J-W., Tiwari, S. N. and Smith, R. E.**, Aerodynamic Design Optimization Using Euler Equations and Variational Methods, *Computer & Fluids*, Vol. 31, 2002.
- [11] **Soemarwoto, B. I. and Labrujere, T. E.**, Airfoil Design and Optimization Methods: Recent Progress at NLR, *International Journal for Numerical Methods in Fluids*, Vol. 30, 1999.

- [12] **Press, W. H., Teukolsky, S. A., Vetterling, W. T. and Flannery, B.**, Numerical Recipes in Fortran 77: The Art of Scientific Computing, second edition, *the Press syndicate of the University of Cambridge*, New York, 1996.
- [13] **Lions, J. L.**, Optimal Control of Systems Governed by Partial Differential Equations, *SpringerVerlag*, 1971.
- [14] **Oyama, A.**, Wing Design Using Evolutionary Algorithms, PhD Thesis, Dept. of Aeronautics and Space Engineering, Tohoku University, Senadi, Japan, 2000.
- [15] **Obayashi, S.**, Inverse Optimization Method for Aerodynamic Shape Design, Recent Development of Aerodynamic Design Methodologies- Inverse Design and Optimization, *Friedr. Vieweg & Sohn Verlagsgesellschaft mbH*, Braunschweig/Wiesbaden, Germany, 1999.
- [16] **Wang, X., Damodaran, M. and Lee, S. L.**, Inverse Transonic Airfoil Design Using Parallel Simulated Annealing and Computational fluid dynamics, *AIAA Journal*, Vol. 40, No. 4, 2002.
- [17] **Wang, X. and Damodaran, M.**, Aerodynamic Shape Optimization Using Computational Fluid Dynamics and Parallel Simulated Annealing Algorithms, *AIAA Journal*, Vol. 39, No. 8, 2001.
- [18] **Rai, M. M. and Madavan, N. K.**, Aerodynamic Design Using Neural Networks, *AIAA Journal*, Vol. 38, No. 1, 2000.
- [19] **Obayashi, S. and Tsukahara, T.**, Comparision of Optimization Algorithms for Aerodynamic Shape Design, *AIAA Journal*, Vol. 35, No. 8, 1997.
- [20] **Obayishi, S. and Takanashi, S.**, Genetic Optimization of Target Pressure Distributions for Inverse Design Methods, Proc. 12th AIAA Computational Fluid Dynamics Conf., San Diego, 1995.
- [21] **Quagliarella, D. and Cioppa, A. D.**, Genetic Algorithms Applied to the Aerodynamic Design of Transonic Airfoil, Proc. 12th AIAA Aplied Aerodynamics Conference, Colorado Springs, AIAA-94-1896-CP, s. 686-693, 1994.
- [22] **Cao, H. V., and Blom, G. A.**, Navier-Stokes/Genetic Optimization of Multi-Element Airfoils, AIAA 962487, 1996.
- [23] **Obayashi, S. and Oyama, A.**, Three-Dimensional Aerodynamic Optimization with Genetic Algorithms, Proc. of the Third ECCOMAS Computational Fluid Dynamic Conference, *John Wiley & Sons, Ltd.*, Chichester, U.K., 1996, pp. 420-424.
- [24] **Bramlette, M.F. and Cusic, R.**, A Comparative Evaluation of Search Methods Applied to the Parametric Design of Aircraft, Proceedings of the

Third International Conference on Genetic Algorithms, *Morgan Kaufmann Publishers, Inc.*, 1989.

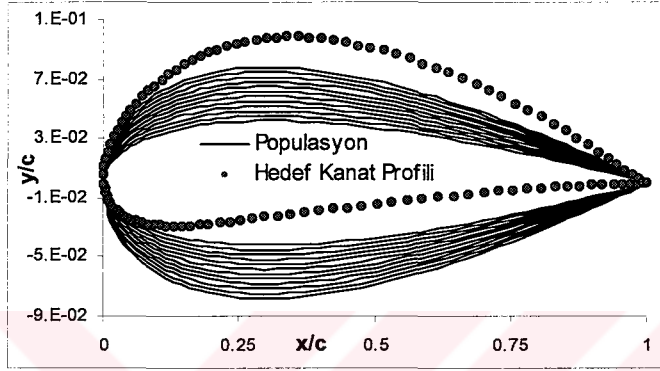
- [25] **Parmee, L. C. and Watson, A. H.**, Preliminary Airframe Design Using Co-Evolutionary Multiobjective Genetic Algorithms, Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference, Vol. 2, *Morgan Kaufmann Publishers*, 1999.
- [26] **De Falco I.**, An Introduction to Evolutionary Algorithms and their Application to the Airfoil Design Problem- Part II: the Results, Von Karman Institute for Fluid Dynamics, Lecture Series 1997-05, 1997.
- [27] **De Falco I., Cioppa, A. D., Balio, R. D. and Tarantino, E.**, Breeder Genetic Algorithms for Airfoil Design Optimisation, IEEE Int. Conf. On Evolutionary Computing, Nagoya, Japan, 1996.
- [28] **De Falco I., Cioppa, A. D., Lazzetta, A. and Tarantino, E.**, M_{ij}n Mutation Operator for Airfoil Design Optimisation, Soft Computing in Engineering Design and Manufacturing, *Springer Verlag*, s. 211-220, 1998.
- [29] **Vicini, A. and Quagliarella, D.**, Airfoil and Wing Design Through Hybrid Optimization Strategies, *AIAA Journal*, Vol. 37, No. 5, 1999.
- [30] **Klein, M. and Sobieczky, E.**, Sensivity of Aerodynamic Optimization To Parametrized Target Functions, Proc. Int. Symp. On Inverse Problems in Engineerin Mechanics (ISIP 2001), Nagona, Japan, 2001.
- [31] **Jones, B. R., Crossley, W. A. and Lyrintzis, A. S.**, Aerodynamic and Aeroacoustic Optimization of Airfoils via a Parallel Genetic Algorithm, *J. of Aircraft*, Vol. 37, No. 6, 2000.
- [32] **Quagliarella, D. and Vicini, A.**, Designing High-Lift Airfoils Using Genetic Algorithms, Proceedings of EUROGEN'99, Jyväskylä, Finland, 1999.
- [33] **Doorly, D. J. and Peiro, L.**, Supervised Parallel Genetic Algorithms in Aerodynamic Optimisation, AIAA 97-1852, 1997.
- [34] **Oyama, A., Obayashi, S., Nakahashi, K. And Hirose, N.**, Coding by Taguchi Method for Evolutionary Algorithms Applied to Aerodynamic Optimization, Proceedings of the Fourth ECCOMAS Computational Fluid Dynamics Conference, Athens, *John Wiley & Sons Ltd*, Chichester, September 1998.
- [35] **Quagliarella, D. and Vicini, A.**, GAs for Aerodynamic Shape Design I: General Issues, Shape Parametrization Problems and Hybridization Techniques, GAs for Optimization in Aeronautics and Turbomachinery, von Karman Institute for Fluid Dynamics, Lecture Series 2000-07, 2000.
- [36] **Bock, K. W.**, Aerodynamic Design by Optimization, Paper 20, AGARD CP-463, 1990.

- [37] **Holst, T. L. and Pulliam, T. H.**, Aerodynamic Shape Optimization Using a Real-Encoded Genetic Algorithm, AIAA 2001-2473, 2001.
- [38] **Giannakoglou, K. C.**, Acceleration GAs Using ANN- Therotical Background, GAs for Optimization in Aeronautics and Turbomachinery, von Karman Institute for Fluid Dynamics, Lecture Series 2000-07, 2000.
- [39] **Hacıoğlu, A. and Özkol, İ.**, Vibrational Genetic Algorithm as a New Concept in Aerodynamic Design, *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, Vol. 74, No. 3, 2002.
- [40] **Hacıoğlu, A. and Özkol, İ.**, Transonic Airfoil Design And Optimisation By Using Vibrational Genetic Algorithm, Accepted paper, *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, Vol. 75, No. 4, 2003.
- [41] **Tse, D.C.M. and Chan, L.Y.Y.**, Application of Micro Genetic Algorithms and Neural Networks for Airfoil Design Optimization, RTO MP-035 RTO-MP-035 Aerodynamic Design and Optimisation of Flight Vehicles in a Concurrent Multi-Disciplinary Environment, 1999.
- [42] **Kuethe, A. M. and Chow C-Y**, Foundation of Aerodynamics, *John Wiley and Sons*, s.161-163, 1998.
- [43] **Hacıoğlu, A.**, Interactive Solution Procedure for Full Potential and Boundary Layer Equations, Havacılık Mühendisliği Yüksek Lisans Tezi, ODTÜ, 1997.
- [44] **Cebeci, T. and Bradshaw, P.**, Physical and Computational Aspect of Convective Heat Transfer, *Springer-Verlag*, New York, 1994.
- [45] **Harris, C.D**, Two-Dimensional Aerodynamic Characteristics of the NACA 0012 Airfoil in the Langley 8-Foot Transonic Pressure Tunnel, NASA TM 81972, 1981.
- [46] **Cook, P.H., McDonald, M.A. and Firmin, M.C.P**, Aerofoil RAE 2822- Pressure Distributions and Boundary Layer and Wake Measurements, Experimental Data Base for Computer Program Assessment, AGARD-AR-138, 1979.
- [47] **Goldberg, D. E.**, Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, *Addison-Wesley*, 1989.
- [48] **Holland, J. H.**, Adaptation in Natural artificial System , Univ. of Michigan, Ann Arbor, MI, 1975, (reprinted by MIT press, Cambridge, MA, 1992).
- [49] **Muhlenbein, H.**, The equation for Response to Selection and its Use for Prediction, *Evolutionary Computation*, No. 5, pp. 303-346, 1998.

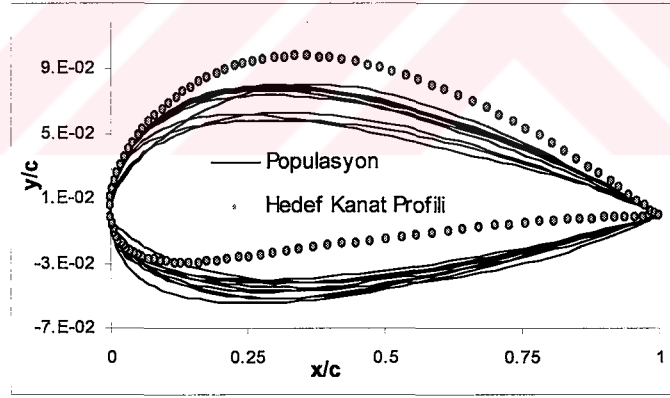
- [50] **Fogel, D.**, System Identification through Simulated Evolution: A Machine Learning Approach to Modeling, *Ginn Press*, 1991.
- [51] **Banzaf, W., Nordin,, P., Keller, R. and Francone, F. D.**, Genetic Programming: An Introduction, *Morgan Kauffmann*, 1998.
- [52] **Koza, J. R.**, Genetic Programming II: Automatic Discovery of Reusable Programs, *MIT Press*, 1994.
- [53] **Schewefel, H. P.**, Evolution and Optimum Seeking, *Wiley and Sons*, 1995.
- [54] **Back, T.**, Evolutionary Algorithms in Theory and Practice, *Oxford University Press*, 1996.
- [55] **Mitchell, M.**, An Introduction to Genetic Algorithm, *Cambridge, Mass., MIT press*, 1996.
- [56] **Michalewicz, Z.**, Genetic Algorithms+ Data Structures = Evolution Programs, *Springer-Verlag*, 1996.
- [57] **Wright, A.**, Genetic Algorithm for Real Parameter Optimization, Foundations of Genetic Algorithms, First Workshop on the Foundations of Genetic Algorithms and Classifier systems, *Morgan Kaufmann Publishers*, pp. 205-218, 1991.
- [58] **Eshelman, L. J. And Schaffer, J. D.**, Real-Coded Genetic Algorithms and Interval Schemata, Foundation of Genetic Algorithms II, *Morgan Kaufman Publishers*, s.187-202, 1993.
- [59] **Herrera, F., Lozano, M. and Verdegay, J.L.**, Tackling Real Coded Genetic Algorithms: Operators and Tools for Behavioural Analysis, *Artificial Intelligence Review*, Vol. 12, No. 4, pp.265-319, 1998.
- [60] **Baker, J. E.**, Reducing Bias and Inefficiency in the Selection Algorithm, Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann Publishers, pp.14-21, 1987.
- [61] **Obayashi, S., Takanashi, S. and Takeguchi, Y.**, Niching and Elitist Model for MOGAs, Paralel Problem Solving from Nature-PPSN V, *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, pp. 260-269, 1999.
- [62] **Hacioğlu, A. and Özkol, İ.**, Modified BLX- α : Double Directional Alpha Method, Proceedings of the Sixteenth International Symposium On Computer and Information Sciences (ISCIS XVI), pp.185-192, 5-7 November, 2001.
- [63] **Ermış, M., Ülengin, F., and Hacioğlu, A.**, Vibrational Genetic Algorithm (VGA) For Solving Continuous Covering Location Problems, *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 2457, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, pp 293-302, 2002.

EK-A

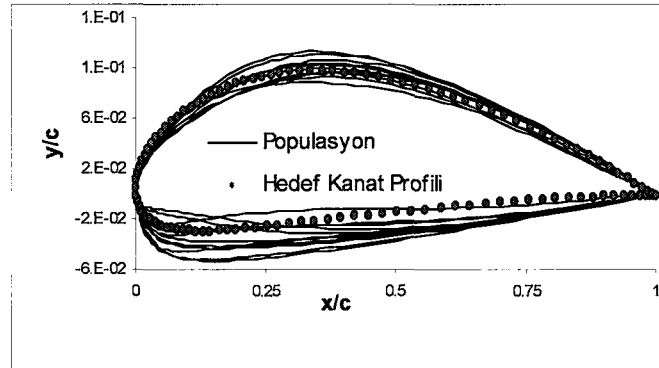
POPÜLASYONUN GELİŞİMİ



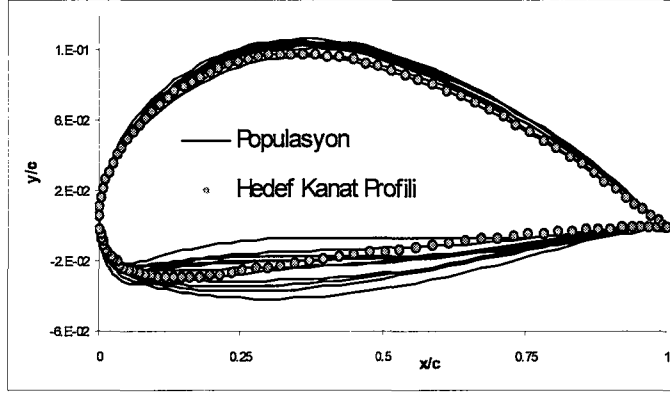
Şekil A.1: Başlangıç popülasyonu.



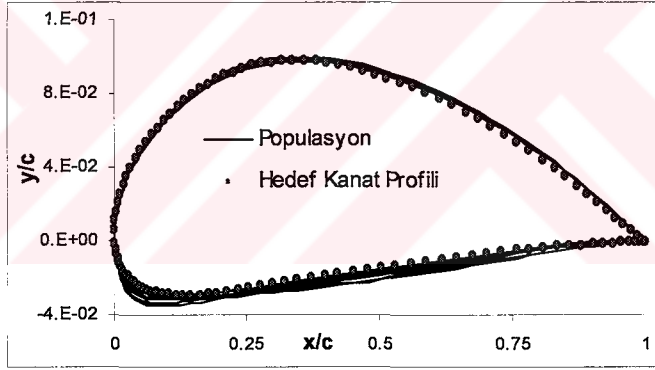
Şekil A.2: Popülasyon ve hedef profil (5. yenileme).



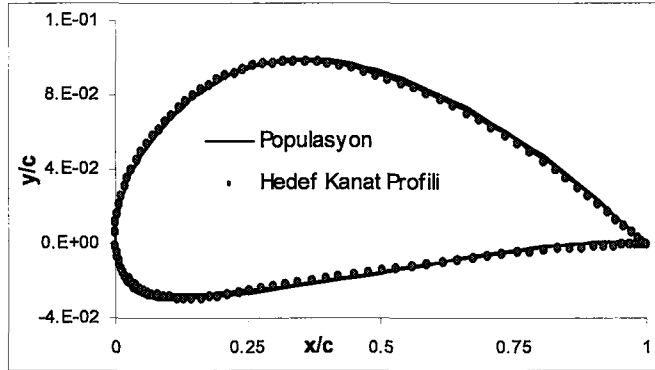
Şekil A.3: Popülasyon ve hedef profil (10. yenileme).



Şekil A.4: Popülasyon ve hedef profil (15. yenileme).



Şekil A.5: Popülasyon ve hedef profil (20. yenileme).



Şekil A.6: Popülasyon ve hedef profil (30. yenileme).

ÖZGEÇMİŞ

13 Nisan 1969 tarihinde İzmir’de doğan Abdurrahman HACIOĞLU, 1987 yılında Antalya Lisesinden birincilikle mezun olmuştur. İstanbul Teknik Üniversitesi Uçak ve Uzay Bilimleri Fakültesi Uçak Mühendisliği Bölümünden 1991 yılında mezun olmuş ve Kayseri 2. Hava İkmal Bakım Merkezi Komutanlığında Mühendis Teğmen olarak göreve başlamıştır. Ortadoğu Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Havacılık Mühendisliği Anabilim Dalındaki yüksek lisans öğrenimini 1995-1997 yılları arasında tamamladıktan sonra, 1998 yılında İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Uçak Mühendisliği programında doktora öğrenimine başlamıştır. Halen yüzbaşı rütbesinde olup, 1998 yılında atandığı Hava Harp Okulu Dekanlığı Havacılık Mühendisliği Bölümünde öğretim üyesi olarak görev yapmaktadır.