

BURSA TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ❖ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**GÜVENİLİRLİK TEMELLİ OPTİMİZASYON TEKNİKLERİ İLE TAŞIT
ELEMENLARININ TASARIMI İÇİN YENİ YAKLAŞIMLARIN GELİŞTİRİLMESİ**



DOKTORA TEZİ

Emre DEMİRCİ

Makine Mühendisliği Anabilim Dalı

KASIM 2018

BURSA TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ❖ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**GÜVENİLİRLİK TEMELLİ OPTİMİZASYON TEKNİKLERİ İLE TAŞIT
ELEMENLARININ TASARIMI İÇİN YENİ YAKLAŞIMLARIN
GELİŞTİRİLMESİ**



DOKTORA TEZİ

**Emre DEMİRCİ
(141080201)**

Makine Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Ali Rıza YILDIZ

KASIM 2018

BTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 141080201 numaralı Doktora Öğrencisi Emre DEMİRCİ, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “GÜVENİLİRLİK TEMELLİ OPTİMİZASYON TEKNİKLERİ İLE TAŞIT ELEMANLARININ TASARIMI İÇİN YENİ YAKLAŞIMLARIN GELİŞTİRİLMESİ” başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : **Prof. Dr. Ali Rıza YILDIZ**
Bursa Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri : **Prof. Dr. Yahya IŞIK**
Bursa Uludağ Üniversitesi

Doç. Dr. Hasan Basri KOÇER
Bursa Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. Hüseyin LEKESİZ
Bursa Teknik Üniversitesi

Dr. Öğr. Üyesi Ahmet YILDIZ
Bursa Uludağ Üniversitesi

Savunma Tarihi : 19 Kasım 2018

FBE Müdürü : **Doç. Dr. Murat ERTAŞ**
Bursa Teknik Üniversitesi/...../.....

İNTİHAL BEYANI

Bu tezde görsel, işitsel ve yazılı biçimde sunulan tüm bilgi ve sonuçların akademik ve etik kurallara uyularak tarafımdan elde edildiğini, tez içinde yer alan ancak bu çalışmaya özgü olmayan tüm sonuç ve bilgileri tezde kaynak göstererek belgelediğimi, aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim.

Öğrencinin Adı Soyadı: Emre DEMİRCİ

İmzası :



Eşim ve aileme,

ÖNSÖZ

Bu çalışmada, mühendislik tasarımlarında önemli bir yeri olan ve son yıllarda önemi giderek artan güvenilirlik temelli tasarım optimizasyonu konusu irdelenmiş ve literatüre katkı sağlaması hedeflenen yeni yaklaşımlar geliştirilmiştir.

Tez çalışmamın her aşamasında bana yol gösteren, bilgi ve tecrübesi ile desteğini hiçbir zaman esirgemeyen çok kıymetli danışman hocam Sayın Prof. Dr. Ali Rıza YILDIZ'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Öğrenim hayatım boyunca üzerimde emeği olan tüm hocalarıma, doktora çalışmalarım boyunca desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen araştırma görevlisi arkadaşlarıma ve ÖZKAN ailesine teşekkürü bir borç bilirim.

Tüm öğrenim hayatım süresince beni hep destekleyen, maddi ve manevi fedakârlıkları ile bugünlere gelmemde en büyük pay sahibi olan annem Saliha DEMİRCİ, babam Hasan DEMİRCİ ve kardeşim Eren DEMİRCİ'ye teşekkürlerimi ve şükranlarımı sunarım.

Son olarak, hayatımın her alanında olduğu gibi tez çalışmalarım sırasında da beni cesaretlendiren ve desteğini bir an olsun esirgemeyen sevgili eşim Fatma DEMİRCİ'ye sonsuz teşekkür ederim.

Kasım 2018

Emre DEMİRCİ

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ.....	v
İÇİNDEKİLER	vi
KISALTMALAR	viii
SEMBOLLER	ix
ÇİZELGE LİSTESİ.....	xi
ŞEKİL LİSTESİ.....	xii
ÖZET.....	xiv
SUMMARY	xv
1. GİRİŞ	1
1.1 Tezin Amacı ve Kapsamı	2
1.2 Literatür Araştırması	3
1.2.1 Yapısal güvenilirlik.....	3
1.2.2 Yapısal güvenilirlik analizi yöntemleri.....	4
1.2.2.1 Stokastik açılım yöntemleri.....	4
1.2.2.2 Örnekleme (simülasyon) yöntemleri.....	5
1.2.2.3 Analitik yöntemler	7
1.2.3 Güvenilirlik temelli tasarım optimizasyonu (RBDO) yöntemleri.....	12
1.2.3.1 Çift-döngülü yöntemler.....	13
1.2.3.2 Tek-döngülü yöntemler.....	14
1.2.3.3 Ayrıştırılmış yöntemler	15
2. MATERYAL VE YÖNTEM.....	18
2.1 Bazı Olasılık Kavramları.....	18
2.1.1 İstatistiksel momentler	19
2.1.2 Yaygın olarak kullanılan olasılık dağılımları.....	21
2.1.2.1 Normal dağılım	21
2.1.2.2 Lognormal dağılım.....	22
2.1.2.3 Gumbel dağılımı	23
2.1.2.4 Weibull dağılımı.....	24
2.2 Yapısal Güvenilirlik	25
2.3 Birinci-Derece Güvenilirlik Yöntemi (FORM).....	28
2.3.1 Birinci-derece ikinci moment (FOSM) yöntemi.....	28
2.3.2 Geliştirilmiş birinci-derece ikinci moment (AFOSM) yöntemi.....	30
2.3.3 Hasofer Lind – Rackwitz Fiessler (HL-RF) yöntemi.....	33
2.4 Geleneksel Yapısal Optimizasyon	34
2.4.1 Genel optimizasyon formülasyonu	34
2.4.2 MATLAB ile optimizasyon	35
2.5 Güvenilirlik Temelli Tasarım Optimizasyonu (RBDO).....	37
2.5.1 Güvenilirlik indeksi yaklaşımı (RIA)	39
2.5.2 Performans ölçüm yaklaşımı (PMA)	41
2.5.2.1 Geliştirilmiş ortalama değer (AMV) yöntemi.....	42

2.5.2.2 Eşlenik ortalama değer (CMV) yöntemi	43
2.5.2.3 Hibrit ortalama değer (HMV) yöntemi	44
2.5.2.4 Kaos kontrol (CC) yöntemi	45
2.5.2.5 Değiştirilmiş kaos kontrol (MCC) yöntemi	46
2.5.2.6 Eşlenik gradyan analizi (CGA) yöntemi	47
3. PMA İÇİN GELİŞTİRİLEN YENİ YÖNTEMLER	49
3.1 Hibrit Gradyan Analizi (HGA) Yöntemi.....	50
3.2 Hibrit Eşlenik Gradyan Analizi (HCGA) Yöntemi.....	52
3.3 Geliştirilmiş Hibrit Gradyan Analizi (EHGA) Yöntemi	55
4. GÜVENİLİRLİK İÇİN PERFORMANS ÖLÇÜM ANALİZLERİ, RBDO UYGULAMALARI VE BULGULAR.....	58
4.1 Matematiksel Performans Ölçüm Analizleri	59
4.1.1 Örnek 1: Doğrusal olmayan dışbükey performans fonksiyonu 1	59
4.1.2 Örnek 2: Doğrusal olmayan içbükey performans fonksiyonu 1	61
4.1.3 Örnek 3: Doğrusal olmayan içbükey performans fonksiyonu 2	62
4.1.4 Örnek 4: Doğrusal olmayan içbükey performans fonksiyonu 3	64
4.1.5 Örnek 5: Doğrusal olmayan dışbükey performans fonksiyonu 2	66
4.1.6 Örnek 6: Doğrusal olmayan içbükey performans fonksiyonu 4	67
4.1.7 Örnek 7: Doğrusal olmayan içbükey performans fonksiyonu 5	69
4.2 Matematiksel RBDO Uygulamaları	71
4.2.1 Matematiksel RBDO problemi 1	72
4.2.2 Matematiksel RBDO problemi 2	75
4.2.3 Matematiksel RBDO problemi 3	77
4.3 Genel Mühendislik Problemleri RBDO Uygulamaları	78
4.3.1 Çatı makası tasarımı	79
4.3.2 Kaynaklı giriş tasarımı	81
4.3.3 Çelik T-sütun tasarımı.....	83
4.4 Taşıt Elemanları Problemleri RBDO Uygulamaları	85
4.4.1 Hız düşürücü tasarımı	86
4.4.2 Otomobil ön aksı tasarımı	88
4.4.3 Taşıt yan çarpışma problemi	90
4.4.4 Pasif taşıt süspansiyonu tasarımı.....	95
5. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	98
KAYNAKLAR	101
EKLER.....	111
ÖZGEÇMİŞ.....	114

KISALTMALAR

AFOSM	: Geliştirilmiş birinci-derece ikinci moment
AMV	: Geliştirilmiş ortalama değer
CC	: Kaos kontrol
CDF	: Kümülatif dağılım fonksiyonu
CGA	: Eşlenik gradyan analizi
CMV	: Eşlenik ortalama değer
EHGA	: Geliştirilmiş hibrit gradyan analizi
FDS	: Fonksiyon değerlendirme sayısı
FORM	: Birinci-derece güvenilirlik yöntemi
FOSM	: Birinci-derece ikinci moment
FR	: Fletcher-Reeves
HCGA	: Hibrit eşlenik gradyan analizi
HGA	: Hibrit gradyan analizi
HL-RF	: Hasofer Lind - Rackwitz Fiessler
HMV	: Hibrit ortalama değer
İs	: İterasyon sayısı
MCC	: Değiştirilmiş kaos kontrol
MCS	: Monte Carlo simülasyonu
MPFP	: En olası hata noktası
MVFOSM	: Ortalama değer birinci-derece ikinci moment
PDF	: Olasılık yoğunluk fonksiyonu
PMA	: Performans ölçüm yaklaşımı
PRP	: Polak-Ribiere-Polyak
RBDO	: Güvenilirlik temelli tasarım optimizasyonu
RIA	: Güvenilirlik indeksi yaklaşımı
SORA	: Sıralı optimizasyon ve güvenilirlik değerlendirmesi
SORM	: İkinci-derece güvenilirlik yöntemi
SQP	: Ardışık kuadratik programlama

SEMBOLLER

C, λ	: Kaos kontrol parametreleri
d	: Tasarım değişkeni
f_X	: Rasgele değişkenin olasılık yoğunluk fonksiyonu
F_X	: Rasgele değişkenin kümülatif dağılım fonksiyonu
g	: Deterministik optimizasyon eşitsizlik kısıtlayıcısı
G	: Limit-durum (performans) fonksiyonu
h	: Deterministik optimizasyon eşitlik kısıtlayıcısı
k	: İterasyon sayısı
n	: Normalleştirilmiş en dik iniş yönü
\tilde{n}	: Değiştirilmiş iniş yönü
n_c	: Normalleştirilmiş eşlenik iniş yönü
P	: Olasılık fonksiyonu
P_f	: Başarısızlık olasılığı
R	: Yapısal sistemin dayanımı
s	: İntegrasyon değişkeni
S	: Yapısal sistemin maruz kaldığı yükler
u	: Standart normal rasgele değişken
u^*	: U -uzayındaki en olası hata noktası
U	: Standart normal rasgele değişken vektörü
$V(X)$: Rasgele değişkenin varyansı
w	: Eşlenik arama yönü
x	: Rasgele değişken
x^*	: X -uzayındaki en olası hata noktası
X	: Rasgele değişken vektörü
α	: Gumbel ve Weibull dağılımı ölçek parametresi
α'	: Duyarlılık faktörü
β	: Güvenilirlik indeksi
β_t	: Hedef güvenilirlik indeksi
γ	: HCGA ve EHCGA için skaler parametre
Γ	: Gama fonksiyonu
ς	: Fonksiyon tipi belirleme kriteri
ε	: Yakınsama kriteri
δ_X	: Varyasyon katsayısı
θ	: Eşlenik gradyan güncelleme parametresi
μ_X	: Rasgele değişkenin ortalaması
μ_X^N	: Eşdeğer normal değişkenin ortalaması
ν	: Gumbel dağılımı konum parametresi
ξ	: Standart normal dağılımlı değişken
σ_X	: Rasgele değişkenin standart sapması
σ_X^N	: Eşdeğer normal değişkenin standart sapması
ϕ	: Olasılık yoğunluk fonksiyonu

- Φ : Kümülatif standart normal dağılım fonksiyonu
 Φ^{-1} : Kümülatif standart normal dağılım fonksiyonunun tersi
 ω : Weibull dağılımı şekil parametresi



ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 2.1 : Güvenilirlik indeksi ve başarısızlık olasılığı arasındaki ilişki.....	27
Çizelge 2.2 : Deterministik optimizasyon ve RBDO'nun karşılaştırılması.....	38
Çizelge 4.1 : Örnek 1 için PMA analizi sonuçları.....	60
Çizelge 4.2 : Örnek 2 için PMA analizi sonuçları.....	61
Çizelge 4.3 : Örnek 3 için PMA analizi sonuçları.....	64
Çizelge 4.4 : Örnek 4 için PMA analizi sonuçları.....	65
Çizelge 4.5 : Örnek 5 için PMA analizi sonuçları.....	66
Çizelge 4.6 : Örnek 6 için PMA analizi sonuçları.....	68
Çizelge 4.7 : Örnek 7 için PMA analizi sonuçları.....	70
Çizelge 4.8 : Matematiksel RBDO problemi 1 – durum 1 sonuçları.....	73
Çizelge 4.9 : Matematiksel RBDO problemi 1 – durum 2 sonuçları.....	74
Çizelge 4.10 : Matematiksel RBDO problemi 2 sonuçları.....	77
Çizelge 4.11 : Matematiksel RBDO problemi 3 sonuçları.....	78
Çizelge 4.12 : Çatı makası tasarımı problemi rasgele değişkenlerinin istatistiksel özellikleri.....	80
Çizelge 4.13 : Çatı makası tasarımı problemi RBDO sonuçları.....	80
Çizelge 4.14 : Kaynaklı kiriş tasarımı parametreleri.....	82
Çizelge 4.15 : Kaynaklı kiriş tasarımı RBDO sonuçları.....	83
Çizelge 4.16 : Çelik T-sütun tasarım problemi rasgele değişkenlerinin istatistiksel özellikleri.....	84
Çizelge 4.17 : Çelik T-sütun tasarımı RBDO sonuçları.....	85
Çizelge 4.18 : Hız düşürücü tasarımı RBDO sonuçları.....	88
Çizelge 4.19 : Otomobil ön aks tasarımı problemi rasgele değişkenlerinin istatistiksel özellikleri.....	89
Çizelge 4.20 : Otomobil ön aksı tasarımı RBDO sonuçları.....	90
Çizelge 4.21 : Taşıt yan çarpışma problemi rasgele değişkenler ve parametrelerinin istatistiksel özellikleri.....	93
Çizelge 4.22 : Taşıt yan çarpışma problemi RBDO sonuçları.....	94
Çizelge 4.23 : Pasif taşıt süspansiyonu tasarımı problemi RBDO sonuçları.....	97
Çizelge A.1 : İstatistiksel kümülatif standart normal dağılım tablosu ($-\infty$ 'dan ξ 'a)	112

ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 1.1 : Birinci ve ikinci dereceden güvenilirlik yöntemleri.....	11
Şekil 1.2 : Çift-döngülü yöntem akış şeması.....	13
Şekil 1.3 : Tek-döngülü yöntemlerin genel akış şeması.....	14
Şekil 1.4 : SORA yöntemi akış şeması.....	16
Şekil 2.1 : PDF ve CDF arasındaki ilişki.....	19
Şekil 2.2 : Normal dağılım fonksiyonu (Choi ve diğ., 2007).....	22
Şekil 2.3 : Limit durum fonksiyonu için olasılık yoğunluğunun gösterimi (Choi ve diğ., 2007).....	26
Şekil 2.4 : AFOSM yöntemi güvenilirlik indeksinin geometrik gösterimi (Choi ve diğ., 2007).....	31
Şekil 2.5 : X -uzayından U -uzayına dönüşümün grafiksel gösterimi.....	32
Şekil 2.6 : Deterministik optimizasyon ve RBDO farkının grafiksel gösterimi (Youn ve diğ., 2005b).....	38
Şekil 2.7 : HMV yöntemi iteratif akış şeması.....	44
Şekil 2.8 : MCC yöntemi iteratif akış şeması.....	47
Şekil 3.1 : Geliştirilen HGA yöntemi iteratif akış şeması.....	52
Şekil 3.2 : Geliştirilen HCGA yöntemi iteratif akış şeması.....	55
Şekil 3.3 : Geliştirilen EHGA yöntemi iteratif akış şeması.....	57
Şekil 4.1 : CC, MCC, CGA, HGA, EHGA, AMV ve HMV yöntemlerinin örnek 1 için iteratif MPTP arama geçmişleri.....	60
Şekil 4.2 : CC, MCC, HGA, CGA, HCGA ve EHGA yöntemlerinin örnek 2 için iteratif MPTP arama geçmişleri.....	62
Şekil 4.3 : CC, MCC, CGA, HGA, HCGA ve EHGA yöntemlerinin örnek 3 için iteratif MPTP arama geçmişleri.....	63
Şekil 4.4 : CC, MCC, HGA, CGA, HCGA ve EHGA yöntemlerinin örnek 4 için iteratif MPTP arama geçmişleri.....	65
Şekil 4.5 : AMV, HMV, CC, MCC, CGA, HGA, HCGA ve EHGA yöntemlerinin örnek 5 için iteratif MPTP arama geçmişleri.....	67
Şekil 4.6 : CMV, HMV, CC, MCC, CGA, HGA, HCGA ve EHGA yöntemlerinin örnek 6 için iteratif MPTP arama geçmişleri.....	69
Şekil 4.7 : CMV, HMV, CC, MCC, CGA, HGA, HCGA ve EHGA yöntemlerinin örnek 7 için iteratif MPTP arama geçmişleri.....	71
Şekil 4.8 : Çatı makası tasarımının şematik gösterimi.....	79
Şekil 4.9 : Kaynaklı kiriş tasarımı şematik gösterimi.....	81
Şekil 4.10 : Çelik T-Sütunu şematik kesit görünümü.....	84
Şekil 4.11 : Hız düşürücü şematik gösterimi.....	87
Şekil 4.12 : Otomobil ön aksı ve I-kirişi kritik kesitinin şematik gösterimi (Keshtegar ve Bagheri, 2018).....	88
Şekil 4.13 : Taşıt yan çarpışma sonlu elemanlar modeli.....	91
Şekil 4.14 : Taşıt yan çarpışma problemi kritik parçalar (Bai ve diğ., 2014).....	91

Şekil 4.15 : Pasif taşıt süspansiyonunun şematik gösterimi	95
Şekil B.1 : HL-RF iteratif yöntemi akış şeması.....	113



GÜVENİLİRLİK TEMELLİ OPTİMİZASYON TEKNİKLERİ İLE TAŞIT ELEMANLARININ TASARIMI İÇİN YENİ YAKLAŞIMLARIN GELİŞTİRİLMESİ

ÖZET

Mühendislik yapılarının deterministik tasarım optimizasyonunda, tasarım değişkenlerindeki belirsizlikler ihmal edilir ve hesaba katılmaz. Ancak, geometrik boyutlar, malzeme özellikleri, dış yükler, imalat sürecindeki toleranslar ve işletme koşulları gibi unsurlar bir takım belirsizlikler içerirler. Güvenilirlik temelli tasarım optimizasyonu (RBDO), tasarım değişkenlerindeki bu belirsizlikleri dikkate alarak güvenlik ve üretim maliyetleri arasında en iyi dengeyi bulmak için kullanılan bir metodolojidir. Bir RBDO problemi genel olarak iç içe geçmiş iki döngüden oluşan yöntemler ile çözülür. İç döngü güvenilirlik analizi için performans fonksiyonu değerlendirilmesi yaparken, dış döngü ise her bir iterasyonda iç döngüyü çağırarak deterministik optimizasyonu gerçekleştirmektedir. Güvenilirlik analizi için performans fonksiyonunun değerlendirilmesinde en yaygın kullanılan iki yaklaşım, güvenilirlik indeksi yaklaşımı (RIA) ve performans ölçümü yaklaşımıdır (PMA). Daha etkin bir yaklaşım olan PMA ile yapılan güvenilirlik analizlerinde olasılıksal kısıt fonksiyonlarının değerlendirilebilmesi için birçok yöntem geliştirilmiştir. Ancak bu yöntemler her problem için doğru sonuca ulaşmamakta veya hesaplama açısından verimsiz olabilmektedirler.

Bu tez çalışmasında PMA ile güvenilirlik analizi için, hibrit gradyan analizi (HGA), hibrit eşlenik gradyan analizi (HCGA) ve geliştirilmiş hibrit gradyan analizi (EHGA) adları verilen üç farklı yeni yöntem geliştirilmiştir. Geliştirilen bu yöntemlerin optimum sonuca ulaşmadaki doğruluğu, kararlılığı ve verimliliği, literatürde yaygın olarak kullanılan; geliştirilmiş ortalama değer (AMV) yöntemi, eşlenik ortalama değer (CMV) yöntemi, hibrit ortalama değer (HMV) yöntemi, kaos kontrol (CC) yöntemi, değiştirilmiş kaos kontrol (MCC) yöntemi ve eşlenik gradyan analizi (CGA) yöntemi ile karşılaştırılmıştır. Bu amaçla hem geliştirilen yöntemlerin hem de kıyaslama için kullanılan mevcut yöntemlerin algoritmaları oluşturulmuş ve MATLAB ortamında kodları yazılmıştır. Güvenilirlik analizlerinin karşılaştırılması farklı tipteki performans fonksiyonlarının değerlendirilmesi ile yapılmıştır. RBDO karşılaştırmalarında ise bazı genel mühendislik problemleri ile taşıt yapısal elemanlarının tasarım problemleri ele alınmıştır. Güvenilirlik analizleri ve RBDO sonuçlarına göre problemlerin geneli ele alındığında, geliştirilen yeni yöntemlerin mevcut yöntemlerden daha verimli olduğu ve doğru sonuca daha hızlı bir şekilde yakınsadığı görülmüştür.

Anahtar kelimeler: Güvenilirlik analizi, güvenilirlik temelli tasarım optimizasyonu, performans ölçüm yaklaşımı, hibrit yöntemler, mühendislik tasarımı, taşıt elemanları.

DEVELOPMENT OF NOVEL APPROACHES TO DESIGN OF VEHICLE COMPONENTS WITH RELIABILITY-BASED OPTIMIZATION TECHNIQUES

SUMMARY

In the deterministic design optimization of the engineering structures, the uncertainties of the design variables are neglected and excluded. However, elements such as geometric dimensions, material properties, external loads, tolerances in the manufacturing process, and operating conditions contain a number of uncertainties. Reliability-based design optimization (RBDO), is a methodology used to find the best balance between safety and production costs by taking into account these uncertainties of the design variables. An RBDO problem is usually solved by methods consisting of two nested loops. While the inner loop evaluates the performance function for reliability analysis, the outer loop performs the deterministic optimization by invoking the inner loop in each iteration. Reliability index approach (RIA) and performance measure approach (PMA) are the two most commonly used approaches to evaluate the performance function for reliability analysis. Many methods have been developed to evaluate probabilistic constraint functions in the reliability analyzes performed with the more effective approach PMA. However, these methods cannot reach the correct results for each problem or they may be computationally inefficient.

In this thesis, three different novel methods were developed for reliability analysis with PMA, called as hybrid gradient analysis (HGA), hybrid conjugate gradient analysis (HCGA), and improved hybrid gradient analysis (EHGA). The accuracy, stability, and efficiency of these methods to obtaining optimum results, were compared with commonly used methods in the literature such as advanced mean value (AMV), conjugate mean value (CMV), hybrid mean value (HMV), chaos control (CC), modified chaos control (MCC), and conjugate gradient analysis (CGA) methods. For this purpose, the algorithms of both the developed methods and the existing methods used for comparison were created and their MATLAB codes were written. Reliability analyzes were performed by evaluating the different types of performance functions. In RBDO comparisons, some general engineering problems and design problems of vehicle structural components were discussed. The reliability analysis and RBDO results demonstrated that the developed novel methods are more efficient than the current methods and converge to the optimum result more quickly.

Keywords: Reliability analysis, reliability based design optimization, performance measure approach, hybrid methods, engineering design, vehicle components.

1. GİRİŞ

Günümüzde otomotiv mühendisleri daha güvenli, daha az yakıt tüketen ve aynı zamanda da üretim maliyetlerinin azaltıldığı taşıtlar tasarlamak için yoğun bir rekabet içerisindeyler. Modern tasarım sürecinde, gerçek fiziksel sistemlerin daha iyi temsil edilmesini sağlayan sonlu elemanlar metotları gibi karmaşık simülasyon modellerinin kullanılabilirliği, mühendislere gelişmiş ve iyileştirilmiş tasarımlar elde etme fırsatı sağlamıştır. Bu tasarımları iyileştirme süreci temel olarak tasarım optimizasyonu olarak adlandırılmıştır. Belirsizliklerin az miktarda olduğu mühendislik problemlerinde, belirli bir güvenlik katsayısı kullanılarak yapılan deterministik yapısal optimizasyon uygulamaları genellikle istenilen sonucu verebilmektedir. Ancak modern mühendislik uygulamaları daha karmaşık ve kritik tasarımlar gerektirdiğinden, geometrik boyutlar, malzeme özellikleri, dış yükler, imalat sürecindeki toleranslar ve işletme koşulları gibi unsurlar bir takım belirsizlikler içerirler. Bu belirsizlikler nedeniyle, tasarlanan bir sistemin yada ürünün performansı nominal değerden önemli ölçüde farklılık gösterebilir. Geleneksel deterministik optimizasyon yöntemleri tasarım değişkenlerindeki bu belirsizlikleri direkt olarak dikkate alamaz ve tahmini bir güvenlik katsayısı kullanılarak güvenli bir tasarım ortaya koymaya çalışır. Ancak bu durum genellikle güvenilir olmayan ya da yüksek maliyetli tasarımların elde edilmesine neden olur.

Güvenlik faktörüne dayalı deterministik yapısal tasarımın dezavantajlarının üstesinden gelmek için son yıllarda güvenilirlik temelli bir dizi stokastik hesaplama yöntemleri geliştirilmiştir. Güvenilirlik bir sistemin veya bileşenin kendisinden beklenen işlevleri belirli bir süre boyunca ve belirtilen çalışma koşulları altında yerine getirme yeteneği olarak tanımlanır. Bir mühendislik tasarımı tüm yapısal gereksinimleri karşılaya bile, bu gereksinimler belirsizlik faktörlerini de dikkate almalıdırlar. Güvenilirlik için kabul edilebilir düzeyde olması gereken bu tasarım gereksinimleri limit-durum veya kısıtlayıcı olarak adlandırılır (Choi ve diğ., 2007). Yapısal güvenilirlik ise bir yapının çalışma ömrü boyunca herhangi bir aşamada limit-durum ihlalleri olasılığının hesaplanması ve öngörülmesi ile ilgilidir. Limit-

durum (performans) fonksiyonlarının başarısızlık riskleri nümerik olarak değerlendirilir ve bir sonraki aşamada bu riskler azaltılacak, yani yapısal güvenilirlik artırılacak şekilde tasarım değişkenleri güncellenir.

Güvenilirlik kavramının deterministik tasarım optimizasyonuna dahil edilmesi ile güvenilirlik temelli tasarım optimizasyonu (RBDO) ortaya çıkmıştır. Deterministik tasarım optimizasyonunda tasarım parametreleri tek bir ortalama değer olarak alınır ve bu parametreler ile ilgili rasgelelikler ihmal edilir. Güvenilirlik temelli optimizasyonda ise parametrelerdeki belirsizlikler ve rasgelelikler de ele alındığından, optimizasyon işlemi belirli güvenli sınırlar içerisinde gerçekleştirilir. Çoğu mühendislik uygulamasında belirsizlikler genel olarak olasılık teorisi kullanılarak tanımlanır. Rastgele değişkenlerin olasılık dağılımları istatistiksel modeller kullanılarak elde edilir.

1.1 Tezin Amacı ve Kapsamı

Son yıllarda, güvenilirlik analizleri ve RBDO ile ilgili yapılan çalışmaların birçoğu doğru ve emin sonuçlara daha hızlı bir şekilde ulaşmayı sağlamak ve verimliliği artırmak üzerinedir. Bu amaçla geliştirilen yaklaşımların birçoğu, farklı içbükey ve dışbükey kısıt fonksiyonları için aynı verimlikte olamamakta ve yetersiz kalabilmektedir.

Bu tez çalışmasında, yaygın kullanılan mevcut güvenilirlik analizi yöntemlerinden daha verimli ve doğru sonuçlara daha hızlı ulaşmayı amaçlayan üç farklı yeni hibrit güvenilirlik analizi yöntemi geliştirilmiştir. Geliştirilen yöntemler farklı tipteki performans ölçüm fonksiyonlarının ve farklı mühendislik uygulamalarının güvenilirlik temelli optimizasyonunda kullanılmıştır.

Tez çalışmasının literatür taraması bölümünde, güvenilirlik analizi ve RBDO ile ilgili geçmişte ve son yıllarda yapılan çalışmalar ile geliştirilen farklı yöntemlerin uygulamalarından bahsedilmiştir.

Materyal ve yöntem bölümünde, bazı olasılıksal kavramlar ile son yıllarda geliştirilen ve yaygın olarak kullanılan çeşitli güvenilirlik analizi yöntemleri detaylı şekilde açıklanmıştır. Bir sonraki bölümde, bu tez kapsamında geliştirilen hibrit yöntemlerin açıklamaları, matematiksel tanımlamaları ve algoritmaları verilmiştir.

Güvenilirlik için performans ölçüm analizleri, RBDO uygulamaları ve bulgular bölümünde, mevcut ve geliştirilen hibrit yöntemler öncelikle farklı tipteki matematiksel güvenilirlik problemlerine, daha sonra matematiksel RBDO problemi ile genel mühendislik problemlerine ve son olarak farklı taşıt elemanlarının RBDO problemlerine uygulanmış ve elde edilen sonuçlar kıyaslanmıştır.

Sonuçlar bölümünde ise geliştirilen yeni hibrit yöntemlerin verimliliği, kararlılığı ve diğer yöntemlere karşı olan üstünlükleri ve eksiklikleri değerlendirilmiştir.

1.2 Literatür Araştırması

1.2.1 Yapısal güvenilirlik

Yapısal güvenilirlik, yapılara etki eden yükler, malzemelerin özellikleri ve diğer tasarım parametreleri hakkında gerekli istatistiksel verileri doğru bir şekilde bulmayı ve organize etmeyi sağlar. Freudenthal (1956, 1961), güvenlik faktörü, yapısal başarısızlık olasılığı ve güvenilirlik kavramları hakkında çalışmalar yaparak mühendislerin bu konulardaki farkındalığını artırmıştır. Daha sonraki bir çalışmada, Freudenthal ve diğ. (1966), başarısızlık olasılığını, sınır durum ve dönüşüm uzayının orijini arasındaki en kısa mesafenin bir fonksiyonu olarak tanımlamıştır. Daha sonra, bu en kısa mesafe literatürde güvenilirlik indeksi (β) olarak anılmaya başlanmıştır. Yapısal elemanların boyutlandırmasında gerilme analizlerinin sayısını artırmak yerine, malzeme özellikleri ve yüklemeler gibi bir takım belirsizlikler içeren parametrelerin güvenlik faktörü adı verilen bir ampirik katsayı ile hesaba katılması gerektiğini belirtmiştir. Cornel (1969), yaptığı olasılıksal kod çalışması ile yapısal güvenilirlik teorisini yapısal tasarıma uygulamıştır. Ancak bu kodun uygulanmasında çeşitli zorluklarla karşılaşmıştır.

Güvenilirliğe dayalı ilk optimizasyon yaklaşımını Hilton ve Feigen (1960) yapmışlardır. Yaptıkları çalışmada bir yapısal sistemin ağırlığını minimize ederlerken başarısızlık olasılığına dayalı bir kısıtlayıcıyı da ele almışlardır. Her bir bileşenin başarısızlık olasılığının sistemden bağımsız olarak hesaplanması ile genel bir başarısızlık oranının elde edildiği bu yaklaşımlarda, optimizasyon problemi Lagrange çarpanları kullanılarak hesaplanmıştır (Hilton ve Feigen 1960; Silvern 1963).

Kinser ve Moses (1967), yaptıkları çalışmada sistem güvenilirliğini hesaplamak için çoklu başarısızlık modlarının dikkate alınmasının bir yapının ağırlığının optimizasyonunu ciddi olarak etkileyebileceği gösterilmiştir. Özellikle, bu başarısızlık modları arasındaki korelasyonun göz ardı edilmesinin, başarısızlık olasılığının yüksek çıkmasına neden olabileceği ve böylece tasarımın ağırlığının artmasına yol açabileceği gösterilmiştir. Bu dezavantaj, bazı başarısızlık modları arasındaki korelasyonun dikkate alınması ile giderilmiş, böylece daha ekonomik ve başarısızlık olasılığının daha doğru tahmin edildiği çözümler elde edilmiştir (Moses, 1997).

1.2.2 Yapısal güvenilirlik analizi yöntemleri

Güvenilirlik analizi, limit durum fonksiyonlarının aşıp aşılmadığını belirleyerek yapısal başarısızlık olasılığını değerlendirir. Ancak güvenilirlik analizi yalnızca başarısızlık olasılığının hesaplanması ile sınırlı değildir. Olasılık dağılımı fonksiyonları ve istatistiksel özelliklerin değerlendirilmesi, güvenilirlik analizinde önemli bir rol oynamaktadır. Genel olarak güvenilirlik analiz yöntemleri üç ana kategori altında ele alınabilir: Stokastik açılım yöntemleri, örnekleme (simülasyon) yöntemleri ve analitik yöntemler.

1.2.2.1 Stokastik açılım yöntemleri

Stokastik açılımların doğrudan kullanımı, analitik olarak cazip yakınsama özelliklerini sağladığı için belirsiz parametreleri temsil etmek adına etkili bir yöntemdir. Bu yöntemler stokastik kısmi diferansiyel denklemleri çözmek için geliştirilmiştir (Walter, 2013). Stokastik analizlerin hedefi, çeşitli belirsizlik türlerini temsil etmenin etkili yollarını bulmak ve bu bilgiyi analizin hesaplama süresini minimuma indirecek şekilde yapısal sistemlerin güvenliğini değerlendirmek için kullanmaktır.

En çok kullanılan yöntemlerden olan polinom kaos açılımı (PCE), ilk olarak Wiener (1938) tarafından homojen kaos yöntemi olarak ortaya konulmuştur. Bu yöntemde, belirsiz değişkenler temel polinomlar ile temsil edilir. Temel polinomların ortogonalitesi kullanılarak stokastik sistem denklemler bir dizi deterministik denkleme dönüştürülür. Örnekleme yöntemleri ile karşılaştırıldığında, PCE yöntemi sonuçların istatistiksel özelliklerini daha az hesaplama maliyetiyle elde edebilir.

Ancak, PCE'nin derecesi ve dinamik sistemin serbestlik derecesi artıkça, PCE simülasyonundaki deterministik denklemlerin sayısı da katlanarak artar (Ghanem ve Spanos, 1991).

Belirsizlik analizi genellikle rasgele alanların açıklanması gibi yapısal sistemlerin gerçekçi stokastikliğini tanımlamak için çok sayıda değişken olduğu durumlarla karşılaşır. Bu nedenle, belirsizlik analizinde doğruluk kaybını en aza indirerek boyutsallığı azaltmak için, ortogonal dönüşüm kullanılmaktadır. Bu amaçla kullanılan en yaygın yöntem Karhunen-Loeve (KL) açılım yöntemidir (Choi ve diğ., 2006). Stokastik süreçlerin KL açılımı kullanılarak temsil edildiği spektral bazlı stokastik sonlu elemanlar yöntemi geliştirilmiştir (Ghanem ve Spanos, 1991). Sonlu elemanlar metodu problemleri için bu yaklaşım, deterministik matrisler ile çarpılmış rasgele değişkenler içeren bir dizi doğrusal matris denklemiyle sonuçlanır. Matris denklemleri ya operatör açılımları kullanılarak ya da Galerkin yöntemi kullanılarak çözülür. Bu yöntemin ana özelliklerinden biri, rasgele değişkenlerin bir dizi standartlaştırılmış rasgele değişkenlerin ortogonal fonksiyonları açısından temsilidir.

1.2.2.2 Örnekleme (simülasyon) yöntemleri

Örnekleme temelli yöntemler model denklemlerine ve hatta model koduna erişim gerektirmez. Bu yöntemler, bir dizi örnek noktasında bir dizi modelin çalıştırılmasını ve örnek noktasında model sonuçlarını kullanarak girdi ve çıktılar arasında bir ilişki kurulmasını içermektedir. Örnekleme yöntemlerinin temel bir avantajı da, sistem denklemlerinin bilinen prosedürler ile kolayca çözülemeyeceği problemlere ilişkin matematiksel çözümler veya olasılıksal bilgiler elde etmek için deneylerin doğrudan kullanılabilmesidir.

Monte Carlo Simülasyonu (MCS), örnekleme temelli yöntemler arasında en yaygın ve sık kullanılanıdır (Hu ve Du, 2015; Sobol, 1949). MCS yöntemi, rasgele değişkenler ve stokastik süreçler için çok sayıda örnek üretir ve örnek noktalarda limit durum fonksiyonunu değerlendirir. Bu yöntem, modellerdeki belirsizlik yayılımı veya stokastik denklemlerin çözümü gibi fiziksel olasılıksal yapılarıdaki problemleri çözmek için veya olasılık dışı problemleri çözmek için kullanılabilir. MCS yöntemi çok sayıda örnekleme gerektirdiğinden hesaplama ve kaynak maliyeti açısından pahalıdır. Bu nedenle daha iyi verimlilik için gelişmiş örnekleme yöntemleri geliştirilmiştir.

Mori ve Ellingwood (1993), zamana bağılı sistem güvenilirliği için adaptif örnekleme MCS yöntemini önermişler ve yapısal sistemlerin güvenilirliğinin analizinde kullanmışlardır.

Örnekleme çalışmasının hesaplama maliyetini azaltmak ve aynı sayıda çalışmayı kullanarak doğruluğu artırmak için varyans indirgeme teknikleri kullanılmaktadır. Başarısızlık olasılığının genellikle nispeten küçük olduğu yapısal güvenilirlik analizinde klasik MCS prosedürü verimsiz hale gelir. Bu nedenle geliştirilen en önemli varyans azaltma tekniklerinden birisi önem örneklemesidir (importance sampling) (Kroese ve diğ., 2013; Rubinstein ve Kroese, 2017).

Melchers (1990), kartezyen koordinatlardaki önem örneklemesini kutupsal koordinatlardaki önem örneklemesine genişleterek ve örnekleme radyal yönde gerçekleştirerek yeni bir yaklaşım sunmuştur. Choe ve diğ. (2015), stokastik bir simülasyon modeli kullanarak güvenilirlik değerlendirmesi için genişletilmiş bir önem örnekleme çerçevesi önermişlerdir. Singh ve diğ. (2011), kararlı ve kararlı olmayan rasgele süreçlerin başarısızlık oranını tahmin etmek için yeni bir önem örnekleme yaklaşımı sunmuşlardır. Tsompanakis ve Papadrakakis (2004), güvenilirliğe dayalı yapısal optimizasyon problemleri için evrimsel yöntemler ve MCS yöntemini birleştirerek yeni bir hibrit yöntem oluşturmuşlar ve klasik MCS yönteminin örnekleme büyüklüğünü azaltmışlardır. Papadrakakis ve diğ. (2005), sinir ağları yöntemi ve MCS yöntemini birlikte kullanarak yeni bir yaklaşım oluşturmuşlar ve bu yaklaşımı çelik yapıların optimizasyonunda kullanarak hem yapının ağırlığını hem de varyansı azaltmışlardır.

Bjerager (1988), yönelimli önem örnekleme temelli yeni bir MCS yöntemi geliştirmiş, bu yöntemi birinci ve ikinci dereceden güvenilirlik yöntemlerinin sonuçlarını kontrol etmek için kullanmışlardır. Nie ve Ellingwood (2004), önem örneklemesinde limit durum fonksiyonunun değerlendirilme sayısını azaltmak için iki aşamalı bir nokta seti iyileştirme stratejisi sunmuş ve bunu iki tip sinir ağı örneğinde kullanmışlardır.

Koutsourelakis ve diğ. (2004), yaptıkları çalışmada örnekleme için noktalar yerine çizgileri kullanmışlar ve bu yaklaşımın MCS yönteminde daha hızlı yakınsadığını belirtmişlerdir. Pradlwarter ve diğ. (2007), çizgi örnekleme yöntemini çeşitli

yapısal güvenilirlik problemlerine uygulamışlar ve yöntemin avantaj ve dezavantajlarını değerlendirmişlerdir.

Yaygın kullanılan bir diğer örnekleme yöntemi, McKay ve diğ. (1979) tarafından çok değişkenli istatistiksel dağılım örnekleri oluşturmak için geliştirilen Latin Hiperküp Örnekleme (LHS) yöntemidir. Olsson ve diğ. (2003), LHS yöntemi ile ortogonal önem örneklemesinin birlikte kullanımını sunmuşlar ve bu yaklaşımın klasik önem örneklemesinden daha verimli olduğunu göstermişlerdir. Sallaberry ve diğ. (2008), LHS yönteminin örnekleme boyutunun korelasyonlu değişkenler ile genişletilmesi için bir prosedür oluşturulmuştur. Prosedür, zorunlu olarak sınırlı sayıda model değerlendirmesinin etkin bir şekilde kullanılmasının önemli olduğu hesaplama gerektiren modellerin belirsizlik ve duyarlılık analizi ile birlikte kullanılmak üzere tasarlanmıştır.

1.2.2.3 Analitik yöntemler

Kompleks mühendislik problemlerinin güvenilirlik analizi için MCS yöntemlerinin kullanımı genellikle yüksek hesaplama maliyetlerine neden olmaktadır (Keshtegar ve Miri, 2014; Liu ve Peng, 2012). Bu nedenle, güvenilirlik analizlerinin daha doğru ve hızlı bir şekilde elde edilebilmesi için analitik yöntemler üzerinde yoğun çalışmalar yapılmaktadır.

Analitik yöntemlerde rasgele değişkenler ilk momentleri (ortalamaları), ikinci momentleri (varyansları) ve daha yüksek momentleri ile karakterize edilir. Cornell (1969), bir limit-durum fonksiyonunun rasgele değişkenlerin ortalama değerinde Taylor serisine açılımı vasıtasıyla yeni bir yöntem önermiştir. Analitik yöntemlerin temeli olarak bilinen bu yöntemin adı literatürde ortalama değer birinci-derece ikinci moment (MVFOSM) yöntemi olarak geçmektedir. MVFOSM yöntemi, karmaşık olasılık problemini lineer terimler kullanarak daha basit bir probleme dönüştürür. Ancak yapılan doğrusallaştırma işlemi bazı doğrusal olmayan fonksiyonlara uygulandığında hatalı sonuçlar alınabilmektedir.

MVFOSM yönteminin eksikliklerini gidermek adına Hasofer ve Lind (1974), limit-durum fonksiyonu üzerinde tasarım noktasını bulmayı amaçlayan yeni bir yöntem önermişler ve bu yöntem birinci-derece güvenilirlik yöntemi (first order reliability method, FORM) adını vermişlerdir. Bu yöntemde MVFOSM yönteminden farklı olarak Taylor serisine açılım, ortalama değer noktası yerine en olası hata noktasında

(MPFP) yapılmaktadır. FORM yöntemi limit-durum fonksiyonlarının doğrusallaştırılması için birinci dereceden türevleri kullanır. Bu yöntemde rasgele değişkenlerin normalleştirilmiş ve bağımsız olan değişkenlere lineer dönüşümü gerçekleştirilmektedir. FORM yönteminin kullanılmaya başlandığı ilk yıllarda, araştırmaların büyük bölümü MPFP noktasının aranması ve güvenilirlik indeksinin hesaplanmasına yönelik çalışmalar olmuştur.

Hasofer ve Lind (1974) tarafından önerilen yöntem yalnızca normal dağılımlı rasgele değişkenler için uygulanabilmektedir. Rackwitz ve Fiessler (1978), yaptıkları çalışmada bu yöntemi genişleterek rasgele değişkenlerin dağılım bilgilerini de dikkate alan yeni bir iteratif yöntem sunmuşlar ve bu yönteme HL-RF yöntemi ismini vermişlerdir. HL-RF yöntemi literatürde sıklıkla kullanılmakta ve geliştirilmesine yönelik çalışmalar yapılmaktadır (Hao ve diğ., 2017; Keshtegar ve Meng, 2017; Liu ve Der Kiureghian, 1991; Roudak ve diğ., 2018; Santosh ve diğ., 2006; Shayanfar ve diğ., 2018; Yang, 2010). Güvenilirlik indeksinin farklı bir şekilde hesaplanmasına yönelik yapılan çalışmalarda, Ditlevsen (1981) kuyruk yaklaşımı (tail approximation) prensiplerini kullanan yeni bir iteratif yaklaşım önermiştir. Shinozuka (1983), Lagrange çarpanları formülasyonunu kullanarak güvenilirlik indeksini ve tasarım noktasının konumunu belirlemiştir. Wang ve Grandhi (1996), rasgele değişkenlerin standart normal uzayına dönüşümü için adaptif doğrusal olmayan bir yaklaşım geliştirmişlerdir. Güvenilirlik analizinin, güvenilirlik indeksi hesaplanarak yapıldığı bu yöntemleri tanımlamak için güvenilirlik indeksi yaklaşımı (reliability index approach, RIA) ismi kullanılmaktadır (Enevoldsen ve Sørensen, 1994; Nikolaidis ve Burdisso, 1988; Reddy ve diğ., 1994; Yu ve diğ., 1997).

RIA güvenilirlik analizi için yaygın kullanılan bir yöntemdir, ancak RIA'nın olasılıksal kısıtlayıcıların aktif olmadığı problemler için çok yavaş bir şekilde yakınsadığı, hatta yakınsamada başarısız olabildiği görülmüştür. Bu eksikliği gidermek ve güvenilirlik analizlerinin etkinliğini artırmak üzere tersine güvenilirlik analizi üzerine çalışmalar yapılmıştır (Der Kiureghian ve diğ., 1994; Li ve Foschi, 1998). Tersine güvenilirlik analizi, mevcut limit-durum fonksiyonunun bağlı olduğu rasgele değişkenler için güvenilirlik indeksini hesaplamak yerine istenilen güvenilirlik indeksi değeri için o fonksiyonun bağlı olduğu değişkenlerden istenilen değişken değerlerinin bulunmasını sağlayan bir yöntemdir. En yaygın olarak kullanılan tersine güvenilirlik analizi yaklaşımı, FORM temelli performans ölçüm

yaklaşımı (performance measure approach, PMA)'dır (Tu, 1999; Tu ve diğ., 1999, 2001). Lee ve diğ. (2002), yaptıkları çalışmada RIA ve PMA yöntemlerini olasılıksal yapısal tasarım optimizasyonu için karşılaştırarak PMA yönteminin daha verimli ve kararlı olduğunu belirtmişlerdir. PMA birinci dereceden bir tersine güvenilirlik analizi problemini, bir eşitliğin küresel kısıtlı minimizasyonu problemi olarak ele alır. Bu problemi çözmek için ardışık doğrusal programlama (SLP) ve ardışık kuadratik programlama (SQP) gibi genel optimizasyon algoritmaları PMA'ya uygulanabilir (Ayyub ve McCuen, 2011). Ancak PMA problemlerinin çözümü genel olarak ortalama değer temelli özel yöntemler ile yapılmaktadır.

Geliştirilmiş ortalama değer (AMV) yöntemi, etkinliği ve basitliği nedeniyle PMA için en çok kullanılan yöntemlerden biridir (Wu ve diğ., 1990; Wu, 1994). Genel olarak AMV yöntemi, bir dışbükey performans fonksiyonu için etkili olmasına rağmen, içbükey bir performans fonksiyonunu değerlendirirken ıraksama veya yavaş yakınsama problemlerine neden olabilmektedir. AMV yöntemini geliştirmek için eşlenik yön aramaya dayalı olarak eşlenik ortalama değer yöntemi (CMV) ve hibrit ortalama değer yöntemi (HMV) önerilmiştir (Youn ve diğ., 2003; Youn ve Choi, 2004). HMV yöntemi hem içbükey hem de dışbükey performans fonksiyonları için etkili sonuç vermektedir. Ancak bu yöntem yüksek seviyede doğrusal olmayan fonksiyonlar için ıraksama problemlerine neden olabilmektedir. Youn ve diğ. (2005a,b) yaptıkları çalışmada HMV yönteminin eksikliklerini gidermek için olasılık seviyesi değerlendirmesini adaptif olarak yapan yeni bir yöntem geliştirmişlerdir.

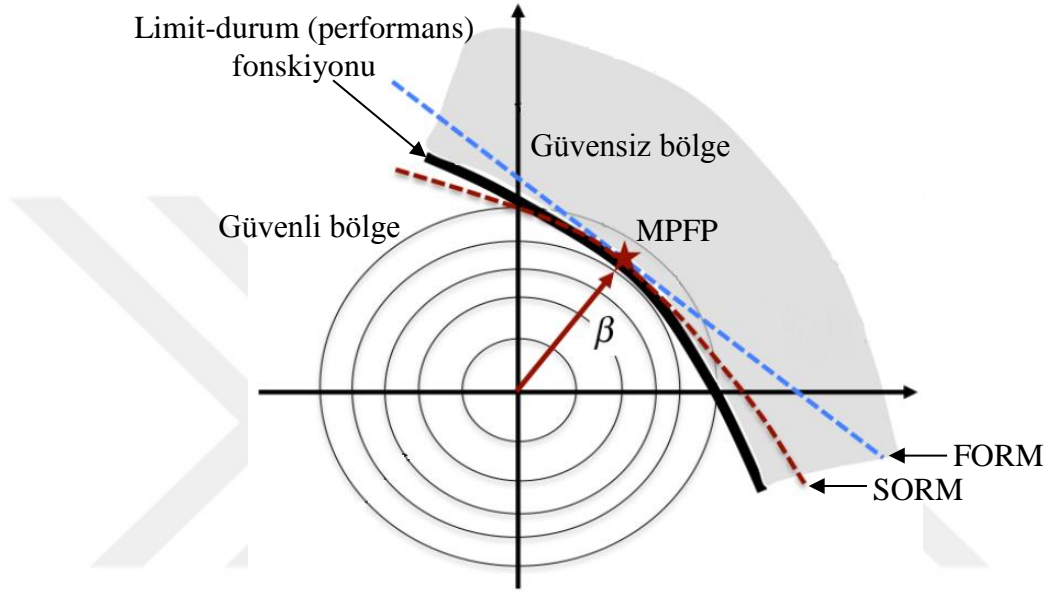
Yakın geçmişte ortalama değer esas alınarak birçok PMA temelli güvenilirlik analizi yöntemi geliştirilmiştir. Keshtegar ve Lee (2016), performans ölçüm yaklaşımını kullanarak dışbükey ve içbükey fonksiyonlar da dahil olmak üzere olasılıksal kısıtlayıcıları değerlendirmek için esnek ortalama değer yaklaşımını önermişlerdir. Yeterli iniş kriterlerine dayanan bu iteratif yaklaşımın kararlılığını sağlamak için esnek bir adım büyüklüğü adaptif olarak belirlenir. Yi ve Zhu (2016), yakınsamayı kontrol edebilmek için adım büyüklüğünü ayarlayan yeni bir performans ölçümü yaklaşımı geliştirmişlerdir. Bu yaklaşımda adım büyüklüğünü belirlemek için, performans fonksiyonunun içbükey, dışbükey veya doğrusal olmayan derecesi hakkında önceden bilgiye ihtiyaç duymayan ve kendi kendini ayarlayan bir strateji kullanılır. Keshtegar (2017), PMA'nın etkinliğini ve kararlılığını artırmak için değiştirilmiş ortalama değer yöntemini önermiştir. Bu iteratif yöntemde performans

fonksiyonu önceki iki performans değerine bağlı yeni bir arama yönü kullanılarak adaptif bir şekilde değerlendirilmektedir. Değiştirilmiş adım yönü, bir kuvvet fonksiyonu ve 0,95 ile 1 arasında değişebilen adaptif bir faktöre bağlı olarak belirlenir.

PMA'nın daha verimli olması için geliştirilen bazı yöntemler de kaos kontrol temelli yöntemlerdir. Yang ve Yi (2009), AMV yönteminin başarısız olduğu durumlarda, yakınsamanın kontrolünü sağlayabilmek için iteratif algoritmaya kararlılık dönüşüm yöntemini dahil ederek kaos kontrol (CC) adında yeni bir yöntem önermişlerdir. Meng ve diğ. (2015), CC metodunu geliştirmek ve AMV'nin iteratif prosedürüne uygulamak üzere değiştirilmiş kaos kontrol (MCC) yöntemini geliştirmişlerdir. MCC yönteminin dışbükey tipteki performans fonksiyonlarının değerlendirilmesinde verimsiz olması sebebiyle, bu eksikliği gidermek için hibrit kaos kontrol yöntemi geliştirilmiştir. Li ve diğ. (2015), CC yönteminde insan kararı ile seçilen kontrol faktörü değerini, açı güncelleme stratejisi ile otomatik olarak belirleyen adaptif kaos kontrol yöntemini önermişler ve bu yöntemin CC yönteminden çok daha verimli olduğunu belirtmişlerdir. Keshtegar ve diğ. (2017), değiştirilmiş kaos kontrol yönteminin verimliliğini artırmak için kendinden adaptif kontrol faktörüne dayalı yeni bir yöntem önermişlerdir. Bu yöntemde kontrol faktörü, yeni ve önceki sonuçlara göre dinamik olarak hesaplanmaktadır. Keshtegar ve Chakraborty (2018), önceki kaos kontrol temelli yöntemlerin eksikliklerinden bahsetmiş, bu yöntemleri iyileştirmek adına beta dairesi arama yönüne dayalı dinamik olarak hızlandırılmış kaos kontrolü algoritmasını geliştirmişlerdir.

Ezzati ve diğ. (2015), ortalama değer ve kaos kontrol temelli yöntemlerden farklı olarak güvenilirlik analizini eşlenik gradyan yöntemini esas alan ve eşlenik gradyan analizi (CGA) ismini verdikleri yeni bir yöntem ile çözmüşlerdir. Yazarlar CGA yöntemini bazı matematiksel güvenilirlik problemlerine uygulayarak bu yöntemin verimliliğini ve etkinliğini test etmişlerdir. CGA yöntemi genel olarak verimli bir yöntem olmasına rağmen, bazı konveks tipteki performans fonksiyonları için yavaş yakınsama yada ıraksama gibi sorunlara neden olabilmektedir. Keshtegar ve diğ. (2018), yaptıkları çalışmada bu sorunu çözmek ve daha etkili bir yöntem sunmak için kendinden adaptif eşlenik gradyan yöntemini önermişlerdir. Bu yöntemde eşlenik arama yönü, önceki performans fonksiyonunun ortalama değerini kullanan sınırlandırılmış bir adaptif skaler faktör ile hesaplanır.

FORM yönteminde performans fonksiyonunun doğrusallaştırılmasının neden olduğu hataları azaltmak için ikinci-derece güvenilirlik yöntemi (SORM) adı verilen bir yöntem geliştirilmiştir. Fiessler ve diğ. (1979), performans fonksiyonunun tasarım noktasındaki değerinin tahmini için performans fonksiyonunu ikinci dereceden Taylor serisine açmış ve tasarım noktasına eğrisel yüzeyler ile yaklaşmışlardır. FORM ve SORM'un performans fonksiyonuna yaklaşımları Şekil 1.1'de gösterilmiştir.



Şekil 1.1 : Birinci ve ikinci dereceden güvenilirlik yöntemleri

Breitung (1984), çok değişkenli integraller için asimptotik analiz sonuçlarını kullanarak yeni bir yaklaşım türetmiştir. Bu yöntemde performans fonksiyonlarına doğrusal ve parabolik yüzeyler ile yaklaşım için performans fonksiyonunun tasarım noktası civarındaki birinci ve ikinci dereceden Taylor açılımı kullanılmıştır. Tvedt (1989), SORM için eyer noktası yöntemine dayanan yeni bir yaklaşım geliştirmiş ve bu yaklaşımın güvenilirlik analizi için daha az hesaplama maliyeti gerektirdiğini belirtmiştir. Tvedt (1990), yaptığı diğer bir çalışmada SORM'un parabolik başarısızlık alanının olasılığını hesaplamak için karakteristik fonksiyonun tersini kullanan yeni bir yöntem geliştirmiştir. Hohenbichler ve Rackwitz (1990), asimptotik ikinci dereceden yöntemler için önem örneklemesini kullanan bir düzeltme faktörü tanımlayarak SORM'u iyileştirmişlerdir. Köylüoğlu ve Nielsen (1994), SORM integralleri için yeni ve basit kapalı form yaklaşımları önermiş, bu yaklaşımları asimptotik ve üç terimli kapalı formüller ile karşılaştırmıştır. Wang ve Grandhi (1995), SORM için iyileştirilmiş iki noktalı yaklaşımlar ile yaklaşık bir Hessian

matrisi kullanarak, ikinci dereceden türevlerin hesaplanmasına gerek kalmaksızın yeni bir yöntem ortaya koymuşlardır. Zhao ve Ono (1999), Hessian matrislerinin özdeğer analizini ve dönüşümünü gerektirmeyen ampirik bir ikinci dereceden güvenilirlik indeksini geliştirmişlerdir.

SORM ile ilgili yakın geçmişte yapılan çalışmalardan birinde Zhang ve Du (2010), FORM'un verimliliği ve SORM'un sonuçlardaki daha doğru olan yaklaşımını birleştirerek yeni bir yöntem önermişlerdir. Bu yöntemde ilk MPFP'yi belirlemek için FORM kullanılır. Daha sonra performans fonksiyonu tek değişkenli fonksiyonlara ayrıştırılır ve bu fonksiyonlara ikinci dereceden bir eğri ile yaklaşılır. Lee ve diğ. (2012), SORM'un verimliliğini ve doğruluğunu artırmak için merkezi olmayan ya da genel ki-kare dağılımlarını kullanarak yeni bir yöntem geliştirmişlerdir. Lim ve diğ. (2014), Hessian matrisinin hesaplanmasındaki zorlukları azaltmak için, gerçek Hessian matrisini hesaplamak yerine yarı-Newton yöntemini kullanan yaklaşık bir Hessian hesabı yaparak yeni bir SORM yaklaşımını ortaya koymuşlardır. Meng ve diğ. (2018), en olası hata noktasını aramak için iyileştirilmiş kararlılık dönüşüm yöntemini ve Hessian matrisini hesaplamak için de simetrik rank-1 yaklaşımını kullanan yeni bir SORM yaklaşımı geliştirmişlerdir. Bu yöntemin verimliliğini mevcut bazı güvenilirlik problemleri ile test etmişlerdir.

SORM, yüksek seviyede doğrusal olmayan fonksiyonların değerlendirilmesinde FORM'dan daha etkilidir. Ancak SORM çok fazla hesaplama yükü gerektirdiğinden güvenilirlik analizlerinde FORM temelli yöntemler daha yaygın bir şekilde kullanılmaktadır.

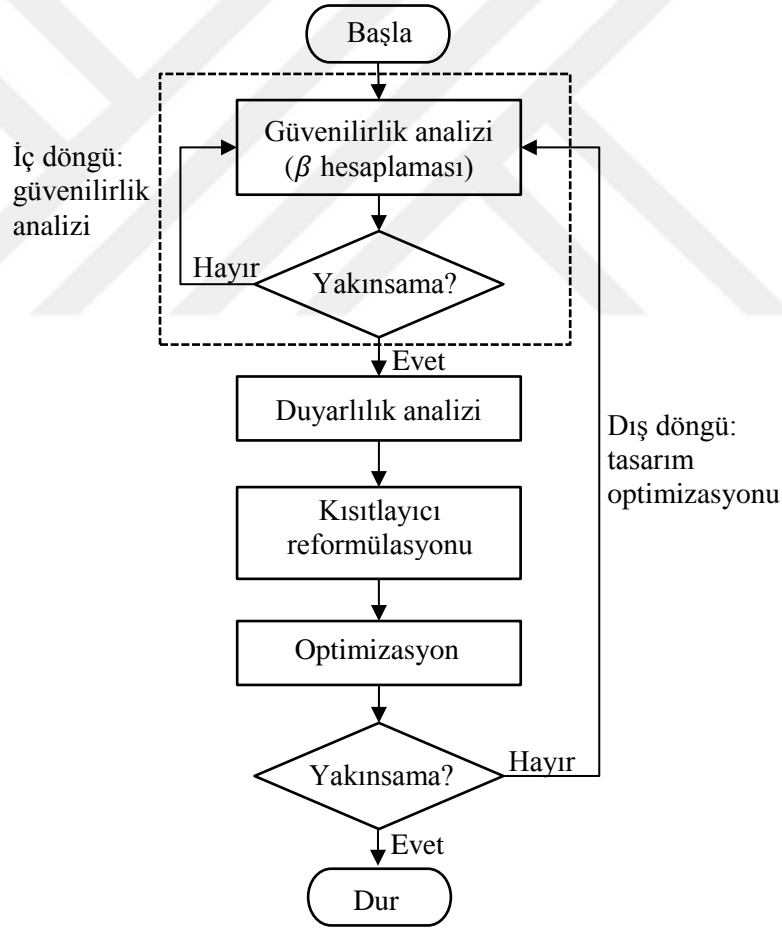
1.2.3 Güvenilirlik temelli tasarım optimizasyonu (RBDO) yöntemleri

Malzeme özellikleri, geometrik boyutlar ve üretim süreçlerindeki belirsizliklerin dikkate alındığı modern mühendislik tasarımlarında RBDO önemli bir rol oynamaktadır. Bu nedenle RBDO, son çeyrek asırda giderek daha fazla mühendislerin ve araştırmacıların ilgi odağı haline gelmiştir. RBDO formülasyonundaki olasılıksal kısıtlayıcılar önemli ölçüde hesaplama yükü getirdiğinden, bu kısıtlayıcıların değerlendirilmesi sonuçların doğruluğu ve kararlılığı açısından son derece önemlidir. Bu kısıtlayıcıların sayısal olarak değerlendirilmesindeki zorlukların üstesinden gelmek için pek çok çalışma yapılmıştır. FORM, basitliği ve verimliliği nedeniyle RBDO problemlerinin

çözümünde yaygın olarak kullanılmaktadır. Genel olarak FORM temelli RBDO yöntemleri üç ana başlık altından sınıflandırılmaktadır: Çift-döngülü yöntemler, tek-döngülü yöntemler ve ayrıştırılmış yöntemler (Agarwal ve diğ., 2007; Aoues ve Chateauneuf, 2010; Bichon ve diğ., 2009; Valdebenito ve Schuëller, 2010).

1.2.3.1 Çift-döngülü yöntemler

Geleneksel RBDO yaklaşımlarında güvenilirlik analizi ve optimizasyonun iç içe geçtiği çift döngülü bir strateji kullanılmaktadır. İç döngü, genellikle iteratif bir prosedür içeren olasılıksal kısıtlamalar üzerinde güvenilirlik değerlendirmesidir; optimize edici dış döngü ise, güvenilirlik analizi için tekrar tekrar iç döngüyü çağıran optimizasyon arama sürecini kontrol etmektedir. Şekil 1.2’de tipik bir çift-döngülü yöntemin akış şeması gösterilmiştir.



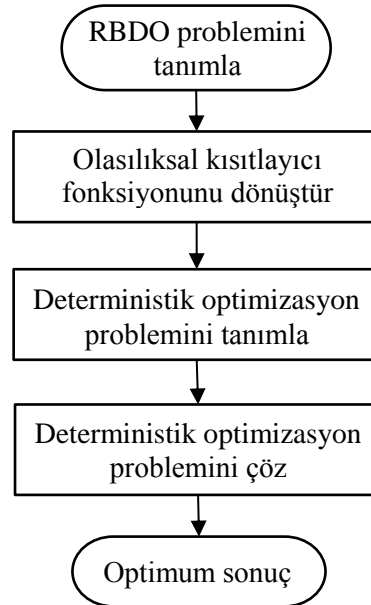
Şekil 1.2 : Çift-döngülü yöntem akış şeması

Güvenilirlik analizi genellikle PMA veya RIA iteratif prosedürleri ile çözülmektedir. Çift döngülü yöntemler, optimizasyon sürecindeki her bir iterasyonda güvenilirlik analizi gerçekleştirdiğinden diğer yöntemlere göre daha kararlı ve doğru sonuç

vermektedir. Ancak birçok olasılıksal kısıtlayıcının bulunduğu problemlerde, her olasılıksal kısıtlama için güvenilirlik analizi gerektiğinden, iç içe geçmiş yöntemlerin hesaplama maliyeti açısından verimliliği düşüktür (Chen ve diğ., 2013; Yang ve Gu, 2004). Bu nedenle birçok araştırmacı güvenilirlik değerlendirme döngüsündeki hesaplama maliyetini azaltmaya yönelik çalışmalara odaklanmıştır. Agarwal ve Renaud (2004), çok disiplinli sistemlerin RBDO problemlerinde iç döngü hesaplama maliyetini azaltmak için yanıt yüzeyi yaklaşımlarını kullanmışlardır. Hyeon Ju ve Chai Lee (2008), hesaplama yükünü azaltmak için güvenilirlik değerlendirmesini moment-temelli yapan bir yaklaşım önermişlerdir. Lee ve Lee (2005), iç döngü güvenilirlik değerlendirmesindeki olasılık kısıtlayıcılarının sayısını azaltmak için bürüm fonksiyonu temelli yeni bir teknik geliştirmişlerdir.

1.2.3.2 Tek-döngülü yöntemler

Tek-döngülü yöntemler RBDO problemini tek bir döngü prosedüründe çözmeyi ve güvenilirlik analizinden kaçınmayı amaçlamaktadır. Tek-döngülü bir yapı elde edebilmek için optimizasyon işlemi sırasında olasılıksal kısıtlayıcıları tahmin etmek için Karush–Kuhn–Tucker koşulları kullanır ya da RBDO probleminin formülasyonu yeniden düzenlenir. Tek-döngülü yöntemlerin genel akış şeması Şekil 1.3’de gösterilmiştir.



Şekil 1.3 : Tek-döngülü yöntemlerin genel akış şeması

Madsen and Hansen (1992), klasik RBDO’nun güvenilirlik kısıtlayıcılarını Karush–Kuhn–Tucker koşulları ile değiştirerek bu konudaki ilk yaklaşımı ortaya koyan

çalışmayı yapmışlardır. Kuschel ve Rackwitz (1997) bu yaklaşımı geliştirmiş ve maliyet kısıtlayıcıları altında güvenilirliği en üst düzeye çıkarma problemini formüle etmişlerdir. Chen ve diğ. (1997), limit-durumun dağılım yaklaşımını kullanarak tek döngü tek vektör (SLSV) yaklaşımını önermişlerdir. Bu yaklaşımda, tersine güvenilirlik analizi yapmak yerine minimum performans hedef noktası (MPTP) hedef güvenilirlik indeksi ve limit-durumunun türevleri cinsinden verilmektedir. Böylece RBDO problemi deterministik optimizasyon problemine dönüştürülmüş olur. Bu yöntemin optimizasyon sürecinde MPFP aramasına gerek duyulmadığı için verimlilik önemli ölçüde artırılmıştır. Kharmanda ve diğ. (2002), FORM probleminin yapısal maliyeti ve amaç fonksiyonunu çarparak, tasarım ve rasgele değişkenleri hibrit bir optimizasyon uzayında birleştirmişlerdir. Böylece hibrit uzay, MPFP noktasını arayan optimizasyon ile güvenilirlik kısıtlayıcılarına bağlı olarak minimum maliyet optimizasyonunu birleştirmiştir. Liang ve diğ. (2008), SLSV yaklaşımını esas almış ve güvenilirlik analizi döngüsüne Karush–Kuhn–Tucker koşullarını uygulayarak deterministik kısıtlayıcıların oluşturulduğu yeni bir yöntem geliştirmişlerdir. Shan ve Wang (2008), güvenilir tasarım alanı kavramı temelinde yeni bir yaklaşım ortaya koymuşlardır. Bu yöntemde RBDO problemi, deterministik fizibil alanından ziyade güvenilir tasarım alanı tarafından sınırlanan basit bir deterministik problem haline gelir. Li ve diğ. (2013), performans ölçümü yaklaşımına dayalı bir tek-döngü yöntemi önermişlerdir. Bu yöntemde olasılıksal kısıtlayıcılar yaklaşık deterministik kısıtlayıcılara dönüştürülmektedir. Böylece RBDO problemi tek bir adımda deterministik optimizasyon problemine dönüştürülerek hesaplama maliyeti azaltılmıştır.

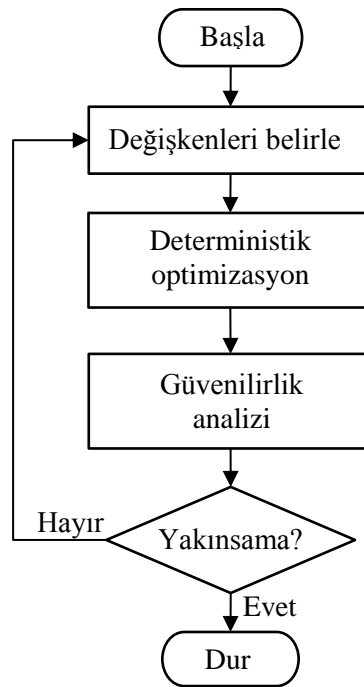
Tek-döngülü yöntemler, doğrusal ve bazı doğrusal olmayan RBDO problemleri için etkilidir ve hesaplama maliyetini oldukça azaltmaktadır. Ancak çift-döngülü yöntem, tek-döngülü yöntemlere göre genel olarak daha kararlı ve doğru sonuç vermektedir. Ayrıca, karmaşık doğrusal olmayan olasılıksal kısıtlayıcıların olduğu RBDO problemlerin çözümünde tek-döngülü yöntemler yetersiz kalabilmektedir.

1.2.3.3 Ayrıştırılmış yöntemler

Ayrıştırılmış yöntemlerde güvenilirlik analizi ve deterministik optimizasyon yöntemlerinin bir birinden ayrışılması ile oluşturulmuştur. Bu yöntemlerde deterministik tasarımın öncesi veya sonrasında gerçekleştirilen güvenilirlik analizinin

sonuçları deterministik optimizasyonun kısıtlayıcılarına bağlanarak deterministik optimizasyon dizisi oluşturulmaktadır.

Bu konudaki ilk çalışmalardan birinde, Thanedar ve Kodiyalam (1992), güvenilirlik analizi ve optimizasyon döngülerinin ayrıştırılması için bir çift tasarım değişken yöntemini geliştirmişlerdir. Bu yöntemde rasgele tasarım değişkenlerinin ortalama değerleri için bir vektör ve MPTP değerini içeren ayrı bir vektör tanımlanmıştır. Wu ve Wang (1998), çift döngü optimizasyonunun bir dizi deterministik eşdeğer optimizasyonla değiştirildiği güvenlik faktörü yaklaşımını ortaya koymuştur. Royset ve diğ. (2001), yarı-sonsuz programlama kavramını kullanarak bir ayrıştırılmış yöntem geliştirmişlerdir. Bu yöntemde, sistem güvenilirlik değerlendirmesine ek olarak hata olasılığı kısıtlayıcıları, parametreler ile ifade edilmiş bir birinci mertbe yaklaşımı ile değiştirilir. Du ve Chen (2004), en önemli ayrıştırılmış yöntemlerden biri olan sıralı optimizasyon ve güvenilirlik değerlendirmesi (SORA) yöntemini önermişlerdir. SORA'daki temel fikir, RBDO problemini bir dizi deterministik optimizasyon ve güvenilirlik çevrimine (döngüden ziyade) dönüştürmektir. MPTP, deterministik optimizasyonun her bir yakınsamasında, ters güvenilirlik problemi kullanılarak kontrol edilir ve güncellenir. Tersine güvenilirlik analizi ile elde edilen sonuçlar bir sonraki iterasyonda kullanılır. Verimliliği ve kararlılığı nedeniyle çok yaygın olarak kullanılan SORA yönteminin akış şeması Şekil 1.4'de verilmiştir.



Şekil 1.4 : SORA yöntemi akış şeması

Ayrıştırılmış yöntemler ile ilgili yapılan diğer bazı çalışmalarda; Qu ve Haftka (2004), güvenilirlik gereksiniminin deterministik optimizasyona bağlanması için olasılıksal yeterlilik faktörü olarak adlandırılan bir güvenlik faktörü kavramını önermişlerdir. Bu faktör, çoklu güvenilirlik modları ile sistem güvenilirliğinin göz önüne alındığı yanıt yüzey yaklaşımı ile birleştirilmiş verimli MCS ile hesaplanmaktadır. Zou ve Mahadevan (2006), mevcut tasarım noktasındaki güvenilirlik kısıtlayıcılarına, orijinal RBDO'yu deterministik bir optimizasyon problemine dönüştüren bir birinci dereceli Taylor serisi genişmesi ile yaklaşan yeni bir yöntem geliştirmişlerdir. Cheng ve diğ. (2006), sıralı yaklaşık programlama konseptini kullanarak RBDO'yu bir alt programlama problemi olarak formüle etmişlerdir. Li ve diğ. (2010), penaltı-temelli bir yaklaşım ile limit-durum fonksiyonlarını değiştirerek RBDO'yu yeni bir deterministik optimizasyon problemine dönüştürmüşlerdir.

Geleneksel yöntemlerle karşılaştırıldığında ayrıştırılmış yöntemler iki döngüyü yuvalanmış bir yapıdan sıralı bir yapıya dönüştürerek hesaplama süresini azalmaktadırlar. Ancak bu yöntemle, bazı problemlerde tam olarak doğru sonuca ulaşılamamaktadır.

Son yıllarda, yukarıda açıklanan üç RBDO yöntemini birleştirmeye yönelik çalışmalarda yapılmaktadır. Youn (2007), RBDO'nun başlangıcında ve sonunda tek-döngü yönteminin sayısal verimliliğini ve ortasında ise çift-döngü yönteminin sayısal kararlılığını kullanmak için adaptif döngü yöntemini önermiştir. Lim ve Lee (2015), MPFP'ye yaklaşımı kullanılarak yarı-tekil döngü yöntemini önermişlerdir. MPFP geçerliyse, yöntem tam bir tek döngülü yapıya sahip olmaktadır; değilse çift döngü yapısı kullanılmaktadır. Jiang ve diğ. (2017), iteratif kontrol stratejisini kullanarak, yaklaşık MPFP veya kesin MPFP'yi otomatik olarak seçebilen yeni bir adaptif hibrit tek-döngü yöntemini geliştirmişlerdir.

2. MATERYAL VE YÖNTEM

2.1 Bazı Olasılık Kavramları

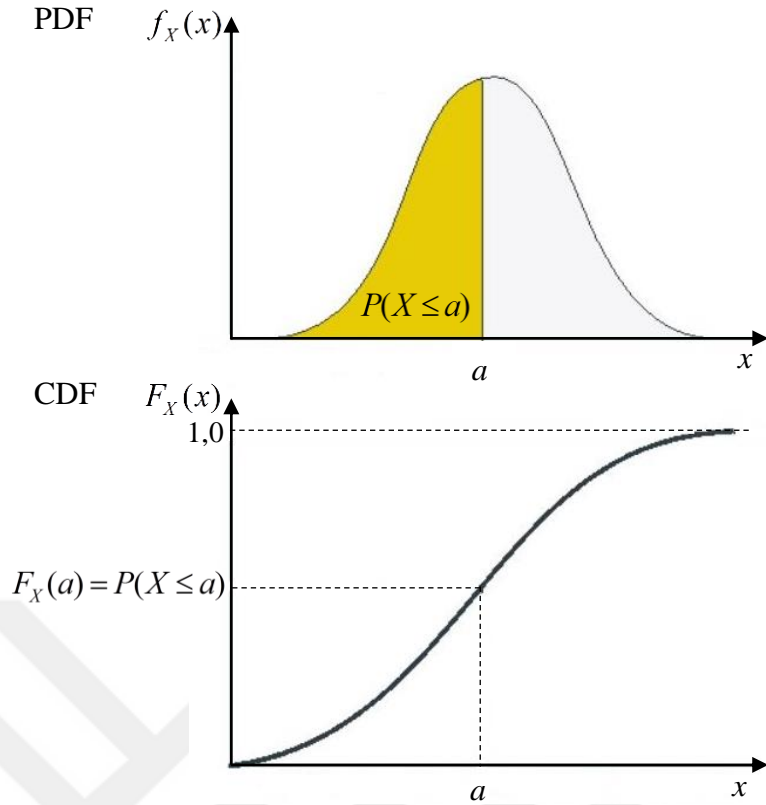
Geleneksel tasarım optimizasyonu, modelleme ve simülasyon ile ilgili belirsizlikleri dikkate almaz. Bu belirsizlikler, parametreler, tasarım değişkenleri, tasarım problemi formülasyonlarındaki belirsizlikler, kullanılan analiz araçları ile ilgili modelleme ve sayısal hataları kapsamaktadır. Belirsizliklerin modellenmesinde yaygın olarak olasılık teorisi kullanılmaktadır. Olasılıksal bir yaklaşımda belirsizlikler rasgele değişkenler olarak modellenir.

Rasgele değişkenler içerdikleri belirsizlikler nedeniyle, herhangi bir gözlem anında alacağı değer önceden bilinmeyen değişkenlerdir. Bir rasgele değişken büyük harf ile ve genellikle X ile gösterilirken, bir gözlem anında aldığı belirli bir değer ise x ile gösterilir. Rasgele değişken x_1, x_2, \dots, x_n gibi sayılabilir şekilde tanımlanmışsa ya da bir başka değişim ile alabileceği değerler sayısı sonlu ise kesikli rasgele değişken olarak tanımlanır. Eğer rasgele değişken, belirlenen bir aralıkta herhangi bir aralıkta sonsuz gerçek değer alabilecek şekilde tanımlanır ise, buna sürekli rasgele değişken denir.

Bir rasgele değişkenin yapılan gözlemler sonucunda alabileceği değerlerin tümüne örnek uzayı denir. Bir X sürekli rasgele değişkeninin örnek uzayı civarındaki rasgele dağılımı, olasılık yoğunluk fonksiyonu (probability density function, PDF) ismi verilen ve $f_X(x)$ ile gösterilen matematiksel fonksiyon ile tanımlanır. Rasgele değişkenlerin olasılık dağılımını ifade etmek için kullanılan bir diğer matematiksel fonksiyon ise kümülatif dağılım fonksiyonu (cumulative distribution function, CDF), $F_X(x)$ 'dir. Sürekli bir rasgele değişken için, $F_X(x)$, PDF'nin, x değerine eşit veya daha küçük tüm X değerleri için integralinin alınması ile hesaplanır:

$$F_X(x) = P(-\infty < X \leq x) = \int_{-\infty}^x f_X(s) ds \quad (2.1)$$

burada, P belirtilen durumun meydana gelme olasılığı, s ise temsili integrasyon değişkenidir. PDF ve CDF arasındaki ilişki Şekil 2.1'de gösterilmiştir.



Şekil 2.1 : PDF ve CDF arasındaki ilişki

Genel olarak rasgele bir parametrenin CDF veya PDF fonksiyonları analitik olarak mevcut değildir. Bu durumda, rasgele değişkenin dağılım fonksiyonlarının belirli özelliklerini yansıtan dağılım parametreleri ile yapılan yaklaşımlar mühendislik uygulamalarında yeterli olabilmektedir.

2.1.1 İstatistiksel momentler

Bir rasgele değişkenin dağılımının tanımlandığı parametrelerin en çok kullanılanları istatistik momentleridir. Rasgele bir değişkenin merkezi eğilimini tanımlamak için beklenen değer veya ortalama olarak da adlandırılan popülasyon ortalaması kullanılır. Ortalama, bir rasgele değişkenin alabileceği tüm değerlerin ağırlıklı ortalamasıdır ve aşağıdaki gibi hesaplanabilir:

$$\mu_x = E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} xf_x(x)dx \quad (2.2)$$

burada, μ_x orijinden PDF'nin merkezine olan mesafedir. $E(\cdot)$ ise beklenen değer (beklenti operatörü) olarak tanımlanır. Ortalama, rasgele değişkenin dağılımının merkezini gösterir ve birinci moment olarak ifade edilir.

Ortalama deęer veya beklenen deęer, rasgele deęiřkeni temsil eden koordinat eksenindeki daęılımın yerini belirten merkezi eęilimin bir ölçütüdür. Ancak ortalama deęer, bu deęerin etrafındaki yayılım hakkında bilgi saęlayamaz. Bir X rasgele deęiřkeninin ortalama deęeri etrafındaki yayılmayı ölçmek için kullanılan parametre, ikinci moment olarak da ifade edilen varyanstır. Sürekli bir rasgele deęiřken için varyans ařaęıdaki gibi formüle edilir:

$$V(X) = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu_x)^2 f(x) d(x) \quad (2.3)$$

Geometrik olarak varyans, ortalama deęer etrafındaki PDF'in eylemsizlik momentini temsil eder. Varyans deęerinin büyük olması, rasgele deęiřkenin ortalaması etrafındaki yayılmanın büyük olduęunu gösterir. Bir rasgele deęiřkenin, deęiřkenlięinin ölçüsü standart sapma olarak bilinen bir ifade ile verilebilir. Standart sapma, varyansın karekökü olarak tanımlanır:

$$\sigma_x = \sqrt{V(X)} \quad (2.4)$$

Standart sapma, bir X rasgele deęiřkeni ve ortalaması ile aynı boyutta olduęu için daęılımın ölçüsünü ifade etmek için varyansa göre daha fazla tercih edilir.

Standart sapma deęeri ortalama deęer ile aynı boyutta olmasına raęmen, standart sapmanın mutlak deęeri, rasgele deęiřkendeki daęılım derecesini ortalama deęerden baęımsız olarak açık bir řekilde gösteremez. Bu nedenle standart sapma ve ortalama deęerin oranı alınarak boyutsuz yeni bir terim ortaya konulmuřtur. Varyasyon katsayısı olarak tanımlanan bu terim ařaęıdaki gibi yazılabilir:

$$\delta_x = \frac{\sigma_x}{\mu_x} \quad (2.5)$$

Deterministik bir deęiřken için varyasyon katsayısı sıfırdır. Varyasyon katsayısının küçük bir deęer olması durumunda ilgili deęiřkende az miktarda belirsizlik veya rasgelelik olduęu, büyük bir deęer olması durumunda deęiřkendeki belirsizlięin fazla miktarda olduęu anlaşılır (Haldar ve Mahadevan, 2000). Mühendislik problemlerinin büyük çoęunluęunda, rasgele deęiřkenin varyasyon katsayısı 0.1 ile 0.3 arasında olmaktadır.

Rasgele deęişkenin ortalama deęerinden sapmasının beklenen deęeri daha yüksek mertebeden merkezsel istatistik momentleri ile de tanımlanabilir. Üçüncü moment olarak çarpıklık, dördüncü moment olarak da basıklık tanımlanmaktadır.

2.1.2 Yaygın olarak kullanılan olasılık daęılımları

Yapısal güvenilirlięi deęerlendirirken, tasarım parametrelerini veya rasgele deęişkenleri modellemek için çeşitli standartlaştırılmış olasılık daęılımları kullanılır. Daęılım fonksiyonunun seçimi, yapısal sistemlerin olasılıksal özelliklerinin elde edilmesinin önemli bir parçasıdır. Bu seçim problemin yapısına, daęılımlar ilgili temel varsayımlara, elde edilen PDF ve CDF eğrilerinin şekillerine, daęılımın sağladığı kolaylık ve sadelięe baęlıdır. Rasgele deęişkenlerin daęılım fonksiyonlarının seçimi veya belirlenmesi, istatistiksel toleranslama olarak bilinir. Genel olarak daęılımın birinci ve ikinci momentleri kullanılmaktadır. Bu bölümde, mühendislik uygulamalarında yaygın olarak kullanılan bazı daęılım yöntemlerinin özellikleri verilmiştir.

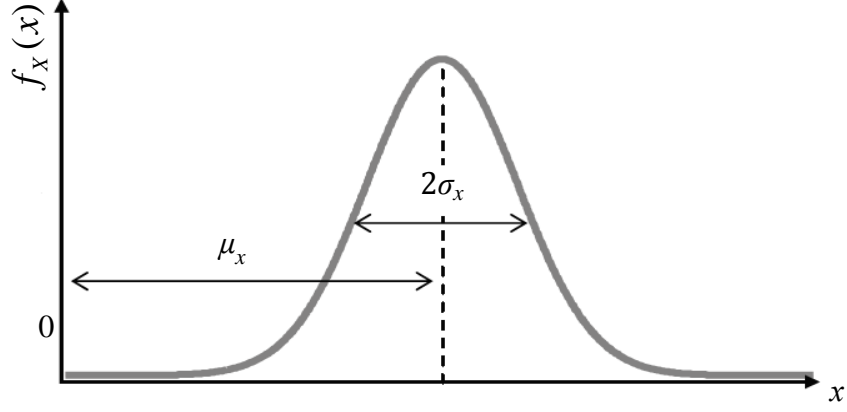
2.1.2.1 Normal daęılım

Merkezi limit teoreminin kuramsal temeline dayanan normal daęılım, ya da bir dięer adıyla Gauss daęılımı, sadelięi ve kolaylıęı nedeniyle birçok mühendislik uygulamasında kullanılmaktadır. Bu daęılım genellikle elastisite modülü, malzeme özellikleri, geometrik boyutlar gibi küçük deęişkenlik katsayıları için kullanılır. Normal daęılımın PDF'ini aşığıdaki gibidir:

$$f_x(x) = \frac{1}{\sigma_x \sqrt{2\pi}} \exp\left[-(x - \mu_x)^2 / 2\sigma_x^2\right], \quad -\infty < x < \infty \quad (2.6)$$

burada, μ_x ve σ_x sırasıyla rasgele deęişkenin ortalama ve standart sapmasıdır. Normal daęılım genel olarak $N(\mu_x, \sigma_x)$ şeklinde gösterilir.

Normal daęılımın PDF'si, ortalama deęer etrafında grafiksel olarak çan eğrisi şeklindedir (Şekil 2.2). Normal daęılım ortalamaya göre simetriktir ve $x = \mu \pm \sigma$ 'de büküm noktalarına sahiptir. Normal daęılımlı rasgele deęişkenlerin herhangi bir doğrusal fonksiyonu da normal daęılımlıdır. Normal daęılımlı rasgele deęişkenlerin herhangi bir doğrusal olmayan fonksiyonu ise normal olabilir veya olmayabilir.



Şekil 2.2 : Normal dağılım fonksiyonu (Choi ve diğ., 2007)

Normal dağılımın CDF formülasyonu aşağıdaki gibidir:

$$F_X(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sigma_x \sqrt{2\pi}} \exp\left[-(x - \mu_x)^2 / 2\sigma_x^2\right] dx \quad (2.7)$$

Orijinal rasgele değişken aşağıdaki gibi standart normal dağılımlı bir değişkene dönüştürülebilir:

$$\xi = \frac{x - \mu_x}{\sigma_x} \quad (2.8)$$

ξ değişkeninin CDF'si genel olarak $\Phi(\cdot)$ notasyonu ile gösterilmektedir:

$$\Phi(\xi) = \int_{-\infty}^{\xi} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\xi^2}{2}\right) d\xi \quad (2.9)$$

Bu ifade analitik olarak elde edilememektedir. Bu nedenle CDF değerleri sayısal yöntemler ile tablo haline getirilmiştir (Ek A).

2.1.2.2 Lognormal dağılım

Bazı mühendislik problemlerinin negatif değerleri fiziksel olarak imkânsız olabilmektedir. Bu nedenle lognormal dağılım olasılıksal tasarım için önemlidir. Bir X rasgele değişkenine $Y = \ln X$ şeklinde bir logaritmik dönüşüm uygulandığında, X rasgele değişkeninin lognormal dağılımını, Y ise normal dağılımını ifade eder. y 'ye bağlı olarak PDF aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$f_Y(y) = \frac{1}{\sigma_Y \sqrt{2\pi}} \exp\left[-(y - \mu_Y)^2 / 2\sigma_Y^2\right], \quad -\infty < y < \infty \quad (2.10)$$

Denklem 2.6, X cinsinden aşağıdaki gibi yeniden yazılabilir:

$$f_X(x) = \frac{1}{x\sigma_Y \sqrt{2\pi}} \exp\left[-(\ln x - \mu_Y)^2 / 2\sigma_Y^2\right], \quad 0 < x \quad (2.11)$$

burada, μ_Y ve σ_Y sırasıyla Y değişkenin ortalama ve standart sapması olup X 'in momentlerine bağlı olarak aşağıdaki gibi yazılır:

$$\sigma_Y = \left[\ln\left(\frac{\sigma_X^2}{\mu_X^2} + 1\right) \right]^{0.5} \quad (2.12)$$

$$\mu_Y = \ln \mu_X - \frac{1}{2} \sigma_Y^2 \quad (2.13)$$

Lognormal dağılımın CDF'si aşağıdaki formül ile ifade edilir:

$$F_X(x) = \frac{1}{\sigma_Y \sqrt{2\pi}} \int_0^x \frac{1}{x} \exp\left[-(\ln x - \mu_Y)^2 / 2\sigma_Y^2\right] \quad (2.14)$$

Lognormal dağılımda X yalnızca pozitif değerler alabilir. Bu nedenle yorulma hatası, başarısızlık oranları ve geniş bir veri aralığını içeren mühendislik uygulamalarında kullanılabilir.

2.1.2.3 Gumbel dağılımı

Uç değer dağılımları, çeşitli dağılımların bir veya daha fazla sayıda örneğini temsil etmek için kullanılır. Tip 1, tip 2 ve tip 3 olmak üzere üç gruba ayrılırlar. Bunlar arasından tip 1 uç değer dağılımı aynı zamanda Gumbel dağılımı olarak adlandırılır. Gumbel dağılımı, normal olarak dağılmış verilerin maksimum veya minimum sayıda örneğinin dağılımıdır. Gumbel dağılımının PDF'si aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$f_X(x) = \alpha e^{-\alpha(x-\nu)} \exp\left[-e^{-\alpha(x-\nu)}\right], \quad -\infty < x < \infty, \alpha > 0 \quad (2.15)$$

burada α ölçek parametresi, ν ise konum parametresidir. Gumbel dağılımının CDF'si şu şekilde yazılır:

$$F_x(x) = \exp\left[-e^{-\alpha(x-\nu)}\right] \quad (2.16)$$

Bu dağılımın α ve ν parametrelerine bağlı olarak birinci ve ikinci momentleri aşağıdaki gibi yazılır:

$$\mu_x = \nu + \frac{0,5772}{\alpha} \quad (2.17)$$

$$\sigma_x = \frac{1,1285}{\alpha} \quad (2.18)$$

2.1.2.4 Weibull dağılımı

Tip 3 uç değer dağılımı olarak da bilinen Weibull dağılımı, en küçük (en zayıf) değerleri içeren durumları ifade etmek için uygundur. Genellikle yorulma, gevrek malzemelerin kırılması ve kompozitlerin mukavemetini tanımlamak için kullanılır. Weibull dağılımının PDF'si şu şekilde yazılır:

$$f_x(x) = \frac{\alpha}{\omega} \left(\frac{x}{\omega}\right)^{\alpha-1} \exp\left[-\left(\frac{x}{\omega}\right)^\alpha\right], \quad x \geq 0, \quad \alpha > 0, \quad \omega > 0 \quad (2.19)$$

burada α ölçek parametresi, ω şekil parametresidir. Weibull dağılımının CDF'si aşağıdaki gibi yazılır:

$$F_x(x) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{x}{\omega}\right)^\alpha\right] \quad (2.20)$$

İki parametrelili Weibull dağılımının α ve ω parametreleri ortalama değer ve varyasyon katsayısına bağlı olarak yaklaşık olarak aşağıdaki formülasyonlar ile hesaplanabilir:

$$\alpha = \delta_x^{-1,08} \quad (2.21)$$

$$\omega = \frac{\mu_x}{\Gamma\left(1 + \frac{1}{\alpha}\right)} \quad (2.22)$$

burada, Γ gama fonksiyonudur.

2.2 Yapısal Güvenilirlik

Mühendislik tasarım problemleri genellikle üretim süreci, malzeme özellikleri ve çalışma ortamı gibi çeşitli nedenlerden kaynaklanan belirsizlikleri içermektedir. Bu belirsizlikler nedeniyle, tasarlanan bir sistemin yada ürünün performansı nominal değerden önemli ölçüde farklılık gösterebilir. Örneğin bir sistem gerekli tüm koşulları sağlayamadığından risk altındadır. Ancak gereğinden fazla güvenli olarak tasarlanan bir sistemde çok maliyetli ve aşırı kısıtlı bir yapıda olacaktır. Mühendislik uygulamalarının tasarım aşamasında hem en uygun yapının seçilmesini hem de belirsizlikleri ele alacak çeşitli güvenilirlik indekslerinin önceden değerlendirilmesini sağlayan matematiksel modeller geliştirilmiştir. Bunlardan birisi de güvenilirlik temelli tasarımıdır.

Güvenilirlik, bir sistemin belirli bir süre boyunca ve belirtilen çalışma koşulları altında işlevini yerine getirebilme olasılığıdır. Bir mühendislik tasarımı tüm yapısal gereksinimleri karşılarsa bile, bu gereksinimler belirsizlik faktörlerini doğrudan dikkate almazlar. Bir mühendislik yapısının tepkisi yükler, sınır koşulları, rijitlik, malzeme özellikleri gibi birçok belirsiz faktöre bağlıdır. Güvenilirlik için kabul edilebilir düzeyde olması gereken bu tasarım gereksinimleri limit-durum olarak adlandırılır. Yapısal güvenilirlik ise bir yapının çalışma ömrü boyunca herhangi bir aşamada limit-durum ihlalleri olasılığının hesaplanması ve öngörülmesi ile ilgilidir. Limit-durum (performans) fonksiyonlarında, başarısızlık riskleri nümerik olarak değerlendirilir ve bir sonraki aşamada bu riskler azaltılarak yapısal güvenilirlik artırılacak şekilde tasarım değişkenleri güncellenir (Choi ve diğ., 2007). Limit-durum genel olarak bir yapının dayanımı ile maruz kaldığı yükler arasındaki güvenlik marjını gösterir.

$$G(X) = R(X) - S(X) \quad (2.23)$$

burada, G limit durum (performans) fonksiyonunu, R ve S ise sırasıyla yapısal bir sistemin dayanımını ve maruz kaldığı yükleri ifade eder. R ve S ikinci dereceden momentlere sahip X rasgele değişkeninin birer fonksiyonudur. Limit durum fonksiyonuna bağlı olarak bu yapısal sistemin başarısızlık olasılığı P_f aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$P_f = P[G(X) < 0] \quad (2.24)$$

$G(X) < 0$ sistemin başarısızlığını, $G(X) = 0$ güvenli bölge sınırını, $g(X) > 0$ güvenli bölgeyi temsil eder.

R ve S 'nin korelasyonsuz olduğu durumda limit-durum fonksiyonunun ortalaması ve standart sapması sırasıyla aşağıdaki gibi yazılabilir:

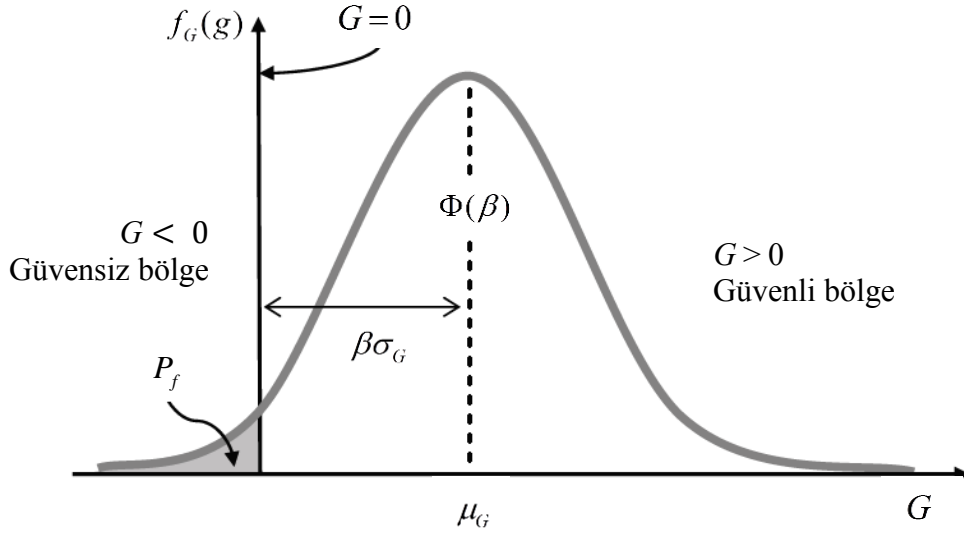
$$\mu_G = \mu_R - \mu_S \quad (2.25)$$

$$\sigma_G = \sqrt{\sigma_R^2 + \sigma_S^2} \quad (2.26)$$

Bu değerlere bağlı olarak güvenilirlik indeksi β aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$\beta = \frac{\mu_G}{\sigma_G} = \frac{\mu_R - \mu_S}{\sqrt{\sigma_R^2 + \sigma_S^2}} \quad (2.27)$$

Güvenilirlik indeksi güvenilirlik marjı ortalaması ile $G=0$ arasındaki mesafeyi temsil eder. Şekil 2.3'de güvenilirlik indeksinin tek boyutlu bir durumdaki geometrik ifadesi gösterilmiştir. Burada gölgelendirilmiş alan başarısızlık olasılığını belirtir.



Şekil 2.3 : Limit durum fonksiyonu için olasılık yoğunluğunun gösterimi (Choi ve diğ., 2007)

Limit-durum fonksiyonunun olasılık yoğunluğu aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$f_G(g) = \frac{1}{\sigma_G \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{g - \mu_G}{\sigma_G} \right)^2 \right] \quad (2.28)$$

Buna bağlı olarak başarısızlık olasılığı aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$P_f = \int_{-\infty}^0 f_G(g) dg \quad (2.29)$$

Normal dağılıma sahip limit-durum fonksiyonunun $G=0$ sınır durumu için başarısızlık olasılığı hesaplanırsa:

$$\begin{aligned} P_f &= \int_{-\infty}^0 \frac{1}{\sigma_G \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{0 - \mu_G}{\sigma_G} \right)^2 \right] dg \\ &= \int_{-\infty}^0 \frac{1}{\sigma_G \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{1}{2} \beta^2 \right] dg \end{aligned} \quad (2.30)$$

Denklem 2.30 standart normal kümülatif dağılım fonksiyonu ile ifade edilirse:

$$P_f = 1 - \Phi(\beta) = \Phi(-\beta) \quad (2.31)$$

Risk temelli tasarım için denklem 2.31 açık bir şekilde yazılırsa:

$$\mu_R \geq \mu_S + \Phi^{-1}(1 - P_f) \sqrt{\sigma_R^2 + \sigma_S^2} \quad (2.32)$$

burada, Φ^{-1} kümülatif standart normal dağılım fonksiyonunun tersi, $\Phi^{-1}(1 - P_f)$ ise $(1 - P_f)$ olasılık seviyesindeki standart normal değişkenin değeridir. Denklem 2.32 güvenilirlik indeksi kullanılarak yeniden yazılırsa:

$$\beta = \Phi^{-1}(1 - P_f) \quad (2.33)$$

Genel olarak güvenilirlik indeksi 1 ile 4 arasındaki değerlerde alınır (Tekin, 2012). Güvenilirlik indeksi ve başarısızlık olasılığı arasındaki ilişki Çizelge 2.1'de verilmiştir:

Çizelge 2.1 : Güvenilirlik indeksi ve başarısızlık olasılığı arasındaki ilişki.

Güvenilirlik indeksi, β	Başarısızlık olasılığı, P_f
1,0	0,15865525
1,5	0,06680720
2,0	0,02275013
2,5	0,00620967
3,0	0,00134989
3,5	0,00023263
4,0	0,00003167

Başarısızlık olasılığının denklem 2.30 ile hesaplanması lineer olmayan limit-durum fonksiyonuna sahip problemler için çok zordur. Bu nedenle güvenilirlik problemlerinin çözümü için çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Bu yöntemler birinci bölümde açıklandığı üzere analitik yöntemler, benzetim yöntemleri ve stokastik açılım yöntemleri olmak üzere üç ana gruba ayrılmaktadırlar. Bu tez çalışması kapsamında analitik yöntemler detaylı olarak ele alınmıştır. Analitik yöntemlerde Taylor serisi açılımı, limit-durum fonksiyonunun doğrusallaştırılmasında sıklıkla kullanılmaktadır. Bu yaklaşım ile güvenilirliğin tahmin edilmesinde birinci dereceden ya da ikinci dereceden Taylor serisi açılımı kullanılır.

2.3 Birinci-Derece Güvenilirlik Yöntemi (FORM)

Prensip olarak, rasgele değişkenler ilk moment (ortalama), ikinci moment (varyans) ve daha yüksek momentler ile karakterize edilir. Limit-durum fonksiyonuna yapılan farklı yaklaşımlar, farklı güvenilirlik analizi yöntemlerinin temelini oluşturmaktadır. Yapısal güvenilirlik analizi için kullanılan yaklaşımlardan en yaygın olanı en olası hata noktası (MPFP) temelli yöntemlerdir. Bu yöntemlerin birçoğu ise birinci-derece güvenilirlik yöntemi (FORM) esasına dayanırlar. FORM un tarihsel gelişimi ise birinci-derece ikinci moment (FOSM) yöntemi ile başlar. Bu nedenle ilk olarak FOSM yöntemi ardından geliştirilen diğer yöntemler incelenmiştir.

2.3.1 Birinci-derece ikinci moment (FOSM) yöntemi

Ortalama değer FOSM (MVFOSM) olarak da bilenen bu yöntem başarısızlık olasılığının hesaplanmasındaki karmaşıklığı basitleştirir. Bu yöntem limit-durum fonksiyonunun, ortalama değer noktasında birinci derece Taylor serisine açılımı ile elde edilir. Bu yöntemde, sadece birinci ve ikinci momentler (ortalama ve varyans) kullanılırken, daha yüksek dereceli momentler göz ardı edilir. Yöntemin orijinal formülasyonu Cornell (1969) tarafından ortaya konulmuştur. Rasgele X değişkenlerinin istatistiksel olarak bağımsız olduğunu kabul edersek limit-durum fonksiyonu aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$G(X) = G(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (2.34)$$

Limit-durum fonksiyonunun ortalama değer noktasındaki Taylor serisi açılımı aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$G(X) = G(\mu_X) + \sum_{i=1}^n \frac{\partial G}{\partial x_i} (x_i - \mu_{x_i}) \quad (2.35)$$

burada,

$$\mu_X = \{\mu_{x_1}, \mu_{x_2}, \dots, \mu_{x_n}\} \quad (2.36)$$

Taylor serisinin doğrusal terimlerde kesilmesi ile yaklaşık limit-durum fonksiyonunun ($G(X)$) ortalama ve standart sapma değerleri yaklaşık olarak aşağıdaki gibi yazılır:

$$\mu_G \approx G(\mu_X) \quad (2.37)$$

$$\sigma_G = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial G(\mu_X)}{\partial x_i} \right)^2 \sigma_{x_i}^2} \quad (2.38)$$

Buradan β güvenilirlik indeksi aşağıdaki gibi hesaplanabilir:

$$\beta = \frac{\mu_G}{\sigma_G} \quad (2.39)$$

MVFOSM yöntemi ile hesaplanan denklem 2.39'daki güvenilirlik indeksi, limit-durum fonksiyonunun doğrusal olduğu durumlarda denklem 2.27'deki ile aynıdır. Limit-durum fonksiyonunun doğrusal olmadığı durumlarda, yaklaşık limit-durum yüzeyi orijinal limit-durum fonksiyonunun ortalama değer noktasında doğrusallaştırılması ile elde edilir. Bu nedenle bu yönteme ortalama-değer yöntemi denilmektedir.

MVFOSM yöntemi orijinal kompleks olasılık problemini, basit problem haline getirir. Rasgele değişkenlerin ortalama ve standart sapma değerleri ile güvenilirlik indeksi arasında ilişki kurar. Ancak bu yöntemin bazı eksiklikleri vardır. MVFOSM yöntemi, rasgele değişkenlerin dağılımı ile ilgili bilgiler olsa bile bunları kullanmaz. Yalnızca ortalama değer noktasında doğrusallaştırma yapar. Limit-durum fonksiyonunun yüksek seviyede doğrusal olmadığı durumlarda doğrusallaştırma anında yüksek mertebeden terimler ihmal edildiği için önemli miktarda hata ortaya çıkar. MVFOSM yönteminin bir diğer eksi yönü de aynı problemin farklı

matematiksel denklemler ile ifade edildiği durumlarda farklı güvenilirlik indeksi sonuçları vermesidir.

2.3.2 Geliştirilmiş birinci-derece ikinci moment (AFOSM) yöntemi

MVFOSM yönteminin eksikliklerini iyileştirmek amacıyla Hasofer ve Lind (1974), AFOSM yöntemi, bir diğer adıyla Hasofer ve Lind (HL) güvenilirlik indeksi yöntemini önermişlerdir. AFOSM yönteminin amacı limit-durum yüzeyindeki MPFP'yi aramaktır. AFOSM yöntemi MVFOSM yöntemi ile karşılaştırıldığında yapılan iyileştirme, Taylor serisine açılım noktasının, ortalama değer noktasından en olası hata noktasına değiştirilmesidir. Bu amaçla Hasofer ve Lind (1974), X -uzayındaki (orijinal uzay) rasgele değişkenlerin, U -uzayındaki (normal uzayı) normalleştirilmiş ve bağımsız değişkenlere dönüştürülmesini önermişlerdir.

Denklem 2.23'deki R ve S rasgele değişkenlerinin standart normalleştirilmiş rasgele halleri aşağıdaki gibi gösterilebilir:

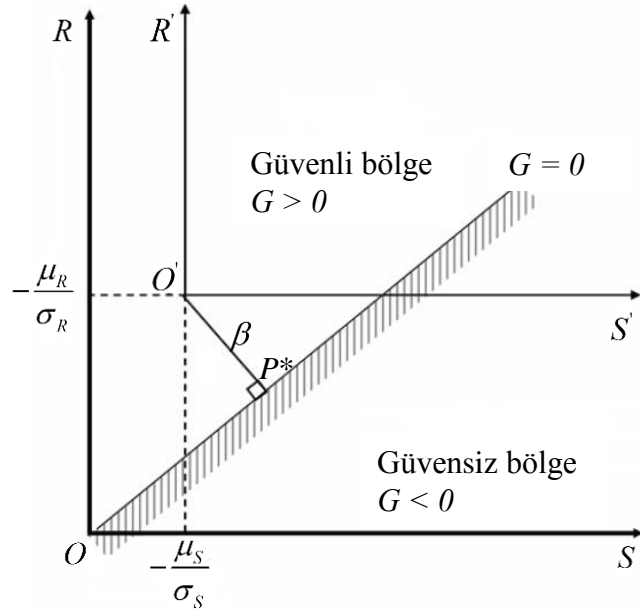
$$R' = \frac{R - \mu_R}{\sigma_R} \quad (2.40)$$

$$S' = \frac{S - \mu_S}{\sigma_S} \quad (2.41)$$

Bir sonraki dönüşüm, orijinal (R, S) koordinat sistemindeki limit-durum yüzeyi $G(R, S) = R - S = 0$ 'dan standart normalleştirilmiş (R', S') koordinat sistemindeki limit-durum yüzeyine yapılmalıdır:

$$G'(R', S') = \sigma_R R' - \sigma_S S' + \mu_R - \mu_S = 0 \quad (2.42)$$

Burada, (R', S') koordinat sistemindeki orijinden, $G'(R', S') = 0$ başarısızlık yüzeyine olan en kısa mesafe $\beta = OP^* = (\mu_R - \mu_S) / \sqrt{\sigma_R^2 + \sigma_S^2}$ güvenilirlik indeksine eşittir (Şekil 2.4). $G'(R', S') = 0$ yüzeyi üzerindeki P^* noktası MPFP olarak adlandırılmaktadır.



Şekil 2.4 : AFOSM yöntemi güvenilirlik indeksinin geometrik gösterimi (Choi ve diğ., 2007)

Normal dağılımlı ve bağımsız değişkenlere sahip genel bir durumda doğrusal olmayan limit-durum fonksiyonu aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$G(X) = G(\{x_1, x_2, \dots, x_n\}^T) \quad (2.43)$$

Rasgele değişkenler standart formlarına dönüştürülür:

$$u_i = \frac{x_i - \mu_{x_i}}{\sigma_{x_i}} \quad (2.44)$$

Burada u_i , ortalama değeri sıfır ve standart sapması bir olan normalleştirilmiş değişkendir. Böylece aşağıdaki gibi standart forma çevrilmiş değişkenler elde edilir:

$$U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}^T \quad (2.45)$$

n -boyutlu normal dağılımlı ve bağımsız rasgele X değişkenlerden oluşan limit durum yüzeyini $G(X) = G(\{x_1, x_2, \dots, x_n\}^T) = 0$ ele alalım. Bu limit-durum fonksiyonu doğrusal ya da doğrusal olmayan bir yapıda olabilir. Denklem 2.44'den yararlanarak limit-durum fonksiyonuna dönüştürülürse:

$$G(U) = G(\{\sigma_{x_1} u_1 + \mu_{x_1}, \sigma_{x_2} u_2 + \mu_{x_2}, \dots, \sigma_{x_n} u_n + \mu_{x_n}\}^T) \quad (2.46)$$

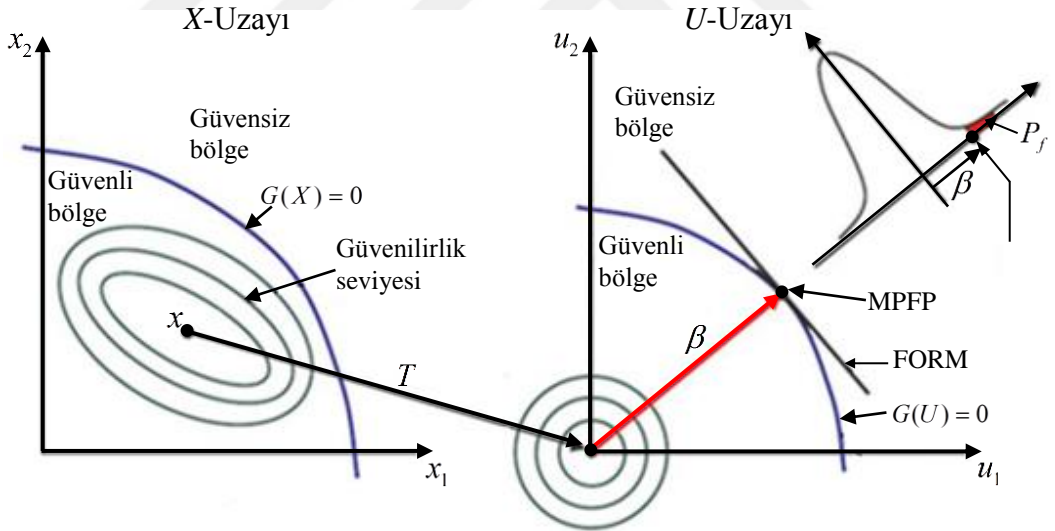
MPFP olan U^* noktasında $G(U)$ fonksiyonunun birinci dereceden Taylor serisi açılımını aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$G' = G(U^*) + \sum_{i=1}^n \frac{\partial G(U^*)}{\partial U_i} (u_i - u_i^*) \quad (2.47)$$

Denklem 2.44'deki dönüşümden:

$$\frac{\partial G(U)}{\partial u_i} = \frac{\partial G(X)}{\partial x_i} \sigma_{x_i} \quad (2.48)$$

elde edilir. X -uzayından U -uzayına dönüşümün grafiksel gösterimi Şekil 2.5'de gösterilmiştir. Bu dönüşüm ile orijinal uzaydaki ortalama değer noktası normal uzayın orijinine taşınmış olur. Aynı zamanda orijinal uzaydaki $G(X)=0$ limit-durum yüzeyi de normal uzayda karşılık gelen $G(U)=0$ limit-durum yüzeyine taşınmış olur.



Şekil 2.5 : X -uzayından U -uzayına dönüşümün grafiksel gösterimi

AFOSM yöntemi için Şekil 2.5'de görülen U -uzayındaki orijinden başarısızlık yüzeyine olan en kısa mesafe, yani β güvenilirlik indeksi aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\beta = \frac{G(U^*) - \sum_{i=1}^n \frac{\partial G(U^*)}{\partial x_i} \sigma_{x_i} u_i^*}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial G(U^*)}{\partial x_i} \sigma_{x_i} \right)^2}} \quad (2.49)$$

2.3.3 Hasofer Lind – Rackwitz Fiessler (HL-RF) yöntemi

AFOSM yönteminde X rasgele değişkenlerinin normal dağılımlı olduğu kabul edilir. Ancak birçok yapısal güvenilirlik problemi normal olmayan (Gaussian olmayan) dağılımlı rasgele değişkenler içerebilmektedir. Bu durumda normal olmayan dağılımlı değişkenlerin eşdeğer normal dağılımlı değişkenlere dönüştürülmesi gerekmektedir. İstatistiksel olarak bağımsız standart normal değişkenlerin elde edilebilmesi için Rosenblatt dönüşümü (Rosenblatt, 1952) kullanılmaktadır. Bu dönüşüm çok boyutlu entegrasyon gerektirmemektedir. Kavramsal olarak, istatistiksel olarak bağımsız normal olmayan değişkenler, çeşitli yollarla eşdeğer normal değişkenlere dönüştürülebilir. Normal bir rastgele değişken iki parametreyle (ortalama ve standart sapma) tanımlanabildiği için, dönüşüm iki uygun koşul kullanılarak yapılabilir.

Rackwitz ve Fiessler (1976), eşdeğer normal dağılımın parametrelerini ($\mu_{x_i}^N$ ve $\sigma_{x_i}^N$) tahmin etmek için iki koşul öne sürmüşlerdir. Gerçek değişkenlerin ve eşdeğer normal değişkenlerin CDF ve PDF'leri başarısızlık yüzeyindeki en olası hata noktası ($x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*$)'da eşit olmalıdır. Değişkenler karşılıklı olarak bağımsız olduğunda dönüşüm şu şekilde verilir:

$$\Phi(u_i) = F_{x_i}(x_i) \quad (2.50)$$

burada, Φ kümülatif standart normal dağılım fonksiyonudur. Denklem 2.44 kullanılarak dönüşüm aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$u_i = \frac{x_i - \mu_{x_i}^N}{\sigma_{x_i}^N} \quad (2.51)$$

burada, $\mu_{x_i}^N$ ve $\sigma_{x_i}^N$ sırasıyla eşdeğer normal değişkenin eşdeğer ortalama ve standart sapmasıdır. Denklem 2.50 ve 2.51 birlikte değerlendirilirse:

$$\Phi\left(\frac{x_i - \mu_{x_i}^N}{\sigma_{x_i}^N}\right) = F_{x_i}(x_i) \quad (2.52)$$

Denklem 2.52'den eşdeğer ortalama aşağıdaki gibi elde edilir:

$$\mu_{x_i}^N = x_i - \Phi^{-1} \left[F_{x_i}(x_i) \right] \sigma_{x_i}^N \quad (2.53)$$

Orijinal deęişken ve eşdeęer normal deęişkenin PDF'leri eşitlenirse:

$$\frac{1}{\sigma_{x_i}^N} = \phi \left(\frac{x_i - \mu_{x_i}^N}{\sigma_{x_i}^N} \right) = f_{x_i}(x_i) \quad (2.54)$$

elde edilir. Burada, ϕ ve f_{x_i} sırasıyla eşdeęer standart normal deęişkenin ve orijinal normal olmayan rasgele deęişkenin olasılık yoğunluk fonksiyonlarıdır. Buradan eşdeęer standart normal deęişkenin standart sapması aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$\sigma_{x_i}^N = \frac{\phi \left\{ \Phi^{-1} \left[F_{x_i}(x_i) \right] \right\}}{f_{x_i}(x_i)} \quad (2.55)$$

2.4 Geleneksel Yapısal Optimizasyon

Optimizasyon terimi mevcut kısıtlamaları yerine getirirken istenilen hedef fonksiyonunun maksimize ya da minimize edilmesi olarak tanımlanabilir (Arora, 2012; Rao, 2009). Optimizasyon işlemi başlıca iki bölüme ayrılabilir; doğrusal ve doğrusal olmayan programlama. Bir sonraki bölümde bahsedilecek olan FORM temelli iteratif güvenilirlik analizleri, doğaları gereęi doğrusal olmayan tiptedir.

2.4.1 Genel optimizasyon formülasyonu

Tipik bir optimizasyon problemi tasarım deęişkenleri, amaç fonksiyonu ve tasarım kısıtlayıcılarından oluşmaktadır. Tasarım deęişkenleri ana bilinmeyenler olup, bunlardaki deęişiklikler maliyet veya aęırlık gibi sonuçları doğrudan etkiler. Minimum aęırlık, minimum maliyet ve maksimum fayda gibi optimum amaç fonksiyonu çıktıları en uygun tasarım deęişkenleri ile elde edilir. Geleneksel bir tasarım optimizasyonu aşağıdaki gibi formüle edilebilir:

$$\begin{aligned} \min f(d) &= f(d_1, d_2, \dots, d_n) \\ h_j(d) &= h_j(d_1, d_2, \dots, d_n) = 0 \quad j = 1, 2, \dots, p \\ g_i(d) &= g_i(d_1, d_2, \dots, d_n) \leq 0 \quad i = 1, 2, \dots, m \\ d_L &\leq d \leq d_U \end{aligned} \quad (2.56)$$

burada, d ve $f(d)$ sırasıyla tasarım değişkeni ve amaç fonksiyonudur. $h_j(d)$ eşitlik kısıtlayıcısı fonksiyonunu, $g_j(d)$ eşitsizlik kısıtlayıcısı fonksiyonunu ifade etmektedir. p , m ve n sırasıyla tasarım değişkeni, eşitlik kısıtlayıcısı ve eşitsizlik kısıtlayıcısı sayısını temsil etmektedir. d_L ve d_U ise tasarım değişkenlerinin alt ve üst sınırlarını belirtmektedir. Eşitlik kısıtlayıcılarının sayısı tasarım değişkenlerinin sayısından daha az olamaz.

Amaç fonksiyonu ve kısıtlayıcı fonksiyonlarının tümünün doğrusal olması durumunda problem doğrusal programlama problemi, doğrusal olmayan yapıda olması halinde ise doğrusal olmayan programlama problemi olarak adlandırılır.

Doğrusal olmayan programlama problemlerinin çözümünde Kuhn-Tucker en iyilik şartlarının kullanılması gerekmektedir (Arora, 2012). Bu amaçla denklem 2.56 için Lagrange fonksiyonu tanımlanır ve bir dizi denklem seti oluşturulur. Birçok doğrusal olmayan programlama algoritması çözüm için Kuhn-Tucker denklemlerini kullanmaktadır.

Ardışık kuadratik programlama (SQP), çeşitli optimizasyon problemleri için yaygın şekilde kullanılan güçlü bir çözüm tekniğidir. Bu teknik problemin kuadratik programlama çözümü kullanılarak çözülebilen alt problemlere indirgenmesine dayanmaktadır. Yöntem, Lagrange fonksiyonunun Hessian matrisinin güncellenmesi ile başlar ve daha sonra ikinci dereceden programlama problemini çözerek en uygun çözüm için çizgi araması yapar. Kuhn-Tucker eniyilik şartları ve SQP için detaylı bilgiler Arora (2012), Rao (2009) gibi kaynaklarda bulunabilir.

2.4.2 MATLAB ile optimizasyon

MATLAB, içeriğinde barındırdığı hazır fonksiyonlar ile kullanıcılara algoritma yazma ve sayısal hesaplama yapmak için bir ara yüz sunan hesaplama dilidir. MATLAB ortamında farklı türdeki optimizasyon problemlerinin matematiksel modellerini çözmek için çeşitli araç kutularında bir çok fonksiyon komutu geliştirilmiştir. Çok değişkenli doğrusal olmayan programlama (kısıtlı doğrusal olmayan optimizasyon) problemi için “fmincon” komutu kullanılmaktadır. Bu fonksiyon komutunun kullanımı basittir ve amaç fonksiyonunun iteratif yapıda olmasına izin verir.

Denklem 2.56'daki genel bir optimizasyon probleminde tasarım deęişkenlerini x olarak ele alırsak, problem "fmincon" için ařaęıdaki gibi yeniden ifade edilebilir:

$$\min_d f(d)$$

kısıtlayıcılar :

$$c(d) \leq 0,$$

$$ceq(d) = 0, \quad (2.57)$$

$$A \cdot d \leq b,$$

$$Aeq \cdot d = beq,$$

$$lb \leq d \leq ub$$

burada, $f(d)$ amaç fonksiyonudur. $c(d) \leq 0$ ve $ceq(d) = 0$ doğrusal olmayan kısıtlayıcılar, $A \cdot d \leq b$ ve $Aeq \cdot d = beq$ doğrusal kısıtlayıcılarıdır. lb ve ub ise tasarım deęişkenlerinin alt ve üst limitleridir. $c(d)$ ve $ceq(d)$, d , lb , lu , b ve beq vektör, Aeq ve beq ise matris boyutundadır. Genel bir "fmincon" komutunun MATLAB'de kullanımı ařaęıdaki gibi yazılır:

$$[d, fval, exitflag, output] = fmincon(fun, d0, A, b, Aeq, beq, lb, ub, nonlcon, options)$$

burada, d optimum sonucun verildięi tasarım deęişkeni vektörü, $fval$ amaç fonksiyonu deęeri, $exitflag$ yakınsama sonucunu gösteren deęer (deęer 1'e eşitse çözüme ulaşılmıř, 0'a eşitse maksimum iterasyonda sonuca ulaşılamamıř, sıfırdan küçük ise ıraksama meydana gelmiřtir), $output$ optimizasyonla ilgili sonuçları gösterir. fun kullanıcı tarafından oluşturulan amaç fonksiyonu, $d0$ tasarım deęişkenleri için bařlangıç deęerleri, A , b , Aeq , beq eşitlik kısıtlayıcılarıyla ilgili girdiler, $nonlcon$ eşitsizlik kısıtlayıcılarının tanımlandıęı fonksiyon, $options$ ise optimizasyon algoritması ile ilgili seçeneklerin belirlendięi girdidir.

Optimizasyon komutu "fmincon" içinde interior point, trust-region-reflective, SQP ve active-set algoritmalarından biri kullanılabilir. Bu tez çalışmasında "fmincon" komutu ile çözülen güvenilirlik temelli optimizasyon problemleri için daha hızlı ve kararlı sonuçlar veren SQP algoritması seçilmiřtir. Güvenilirlik temelli optimizasyon probleminin MATLAB ortamında çözümünde, iç-içe döngü prensibine göre güvenilirlik analizi, genel optimizasyon probleminin eşitsizlik kısıtlayıcısı ile ilişkilendirilmiřtir.

2.5 Güvenilirlik Temelli Tasarım Optimizasyonu (RBDO)

Geleneksel tasarım optimizasyonu tasarım değişkenlerinde ve parametrelerinde mevcut olan değişken varyasyon tipi belirsizlikleri ve analiz araçlarının geliştirilmesinde ortaya çıkan belirsizliklerin modellenmesini dikkate almaz. Optimizasyon belirsizlikler hesaba katılmadan yapıldığında, deterministik çözümden aktif olan ve sağlaması gereken bazı kısıtlayıcılar sistem başarısızlığına yol açabilir. Belirsizliğin optimum tasarım sürecine dahil edilmesi, tasarımın öngörülen güven düzeyinde belirlendiği bir güvenilirlik temelli tasarım optimizasyonu (RBDO) modelinin geliştirilmesini gerektirmektedir. Güvenilirlik temelli tasarım optimizasyonundaki esas fikir, güvenilirliği sağlayan en iyi tasarımları elde etmek için sayısal optimizasyon algoritmalarını kullanmaktır.

Genel bir RBDO problemi matematiksel olarak aşağıdaki gibi tanımlanabilir (Enevoldsen ve Sorensen, 1994; Grandhi ve Wang, 1998; Wu ve Wang, 1996):

$$\text{bul } d, \quad \min f(d)$$

kısıtlayıcı :

$$P_f(G_i(d, X) \leq 0) \leq \Phi(-\beta_{i,t}) \quad i = 1, 2, \dots, OS \quad (2.58)$$

$$d_L \leq d \leq d_U$$

burada, $f(d)$ amaç fonksiyonu, G_i i . olasılıksal kısıtlayıcı fonksiyon (limit-durum ya da performans fonksiyonu), OS ise kısıtlayıcı fonksiyon sayısıdır. RBDO'da iki tip değişken bulunmaktadır; $d = [d_1, d_2, \dots, d_N]$, deterministik fiziksel büyüklükleri d_L ve d_U alt ve üst sınırlar ile belli olan tasarım değişkeni vektörüdür. $X = [x_1, x_2, \dots, x_M]$ ise belirsizlikleri içeren rasgele değişken vektörüdür. RBDO'da belirsizliklerin değerlendirilmesi hem tasarım değişkenlerine hem de rasgele değişkenlere bağlı olabilen performans fonksiyonları ile gerçekleştirilir. β_i ise hedef güvenilirlik indeksidir. Hedef güvenilirlik indeksinin karşılık geldiği kabul edilebilir/hedef başarısızlık olasılığı aşağıdaki çok boyutlu integrasyon ile hesaplanır:

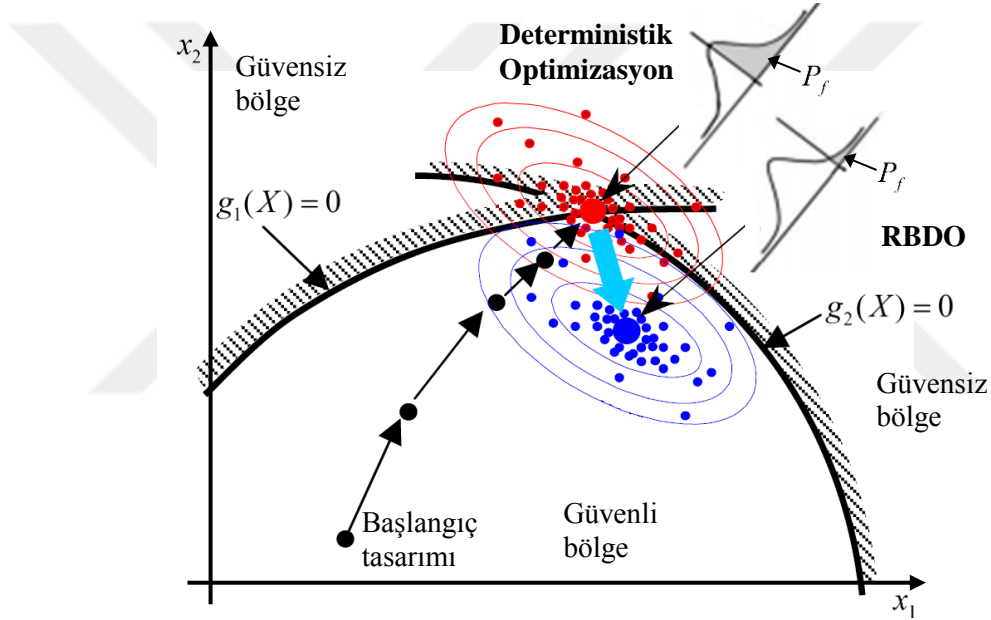
$$P_f(G(d, X) \leq 0) = \int_{G(d, X) \leq 0} \dots \int f_X(X) dX \approx \Phi(-\beta_i) \quad (2.59)$$

burada, $f_x(X)$ tüm rasgele değişkenlerin ortak PDF'sidir. Denklem 2.58'deki RBDO modelinin olasılıksal kısıtlayıcısı iki ayrı şekilde yazılabilir (Youn ve diğ., 2003):

$$\beta_t \approx -\Phi^{-1}(P_f(G(d, X) \leq 0)) \quad (2.60)$$

$$G(d, X) = F_g^{-1}(d, \Phi(-\beta_t)) \geq 0 \quad (2.61)$$

Deterministik optimizasyon ve RBDO arasındaki fark grafiksel olarak Şekil 2.6'da gösterilmiştir. Benzer şekilde iki optimizasyon yöntemi arasındaki farkların özeti Çizelge 2.2'de verilmiştir.



Şekil 2.6 : Deterministik optimizasyon ve RBDO farkının grafiksel gösterimi (Youn ve diğ., 2005b)

Çizelge 2.2 : Deterministik optimizasyon ve RBDO'nun karşılaştırılması.

	Deterministik optimizasyon	RBDO
Tasarım parametreleri	Deterministik tasarım parametreleri	Deterministik ve rasgele tasarım parametreleri
Kısıtlayıcılar	Deterministik kısıtlayıcılar	Olasılıksal ve deterministik kısıtlayıcılar
Kısıtlayıcı değerlendirilmesi	Deterministik analizler (Sonlu elemanlar analizi, dinamik analizler, vb.)	Güvenilirlik analizi
Sonuç	Yaklaşık %50 seviyesinde güvenilir optimum tasarım	Hedef güvenilirlik seviyesinde optimum tasarım

RBDO problemlerinin çözümü önceki bölümde açıklandığı gibi çift-döngülü yöntemler, tek-döngülü yöntemler ve ayrıştırılmış yöntemler olmak üzere üç farklı yöntem ile yapılabilir. Bu çalışma kapsamında genellikle daha doğru sonuçları veren çift döngülü yöntem kullanılmıştır. Bu yöntemde iç döngü güvenilirlik analizinin yapıldığı döngüdür. Bu nedenle RBDO problemlerinde başarısızlık olasılığının belirlenmesi için yapısal güvenilirlik analizi önemli bir araçtır.

Genel olarak RBDO problemlerindeki güvenilirlik analizi için iki ayrı yaklaşım kullanılır: Güvenilirlik indeksi yaklaşımı (RIA) ve performans ölçüm yaklaşımı (PMA). RIA için FORM'un iteratif matematiksel formülü kullanılır. RIA'nın esas amacı FORM'daki en olası hata noktasını bulmaktır. PMA'da ise olasılıksal kısıtlayıcı değerlendirilerek hedef güvenilirlik yüzeyindeki minimum performans hedef noktası aranır. RIA'da olasılıksal kısıtlayıcıların değerlendirmesi için denklem 2.60, PMA'da olasılıksal kısıtlayıcıları tanımlamak için ise denklem 2.61 kullanılmaktadır.

2.5.1 Güvenilirlik indeksi yaklaşımı (RIA)

Olasılıksal kısıtlayıcıların RIA kullanılarak değerlendirildiği RBDO probleminin matematiksel formülasyonu aşağıdaki gibidir:

$$\begin{aligned}
 & \text{bul } d, \quad \min f(d) \\
 & \text{kısıtlayıcı:} \\
 & \beta_{i,t} \leq \beta_i(d, X) \quad i = 1, 2, \dots, OS \\
 & d_L \leq d \leq d_U
 \end{aligned} \tag{2.62}$$

buradaki, $\beta_i(d, X)$ birinci dereceden güvenilirlik indeksidir ve hesaplanması için aşağıdaki gibi bir optimizasyon problemi olarak tanımlanabilir:

$$\begin{aligned}
 & \min \beta = \|U\| \\
 & \text{kısıtlayıcı: } G(U)
 \end{aligned} \tag{2.63}$$

Bu optimizasyon probleminin çözümü için iteratif FORM ya da genel optimizasyon algoritmaları kullanılabilir. Ancak daha basit ve verimli olmaları nedeniyle birinci derece güvenilirlik yöntemlerinden AFOSM ve HL-RF yöntemleri daha yaygın kullanılmaktadır. Denklem 2.43-2.49 ile matematiksel olarak tanımlanan AFOSM

yöntemi iteratif hale getirilebilir. İteratif algoritmada kullanılmak üzere duyarlılık faktörü aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\alpha'_i = - \frac{\frac{\partial G(X^*)}{\partial x_i} \sigma_{x_i}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial G(X^*)}{\partial x_i} \sigma_{x_i} \right)^2}} \quad (2.64)$$

burada, α'_i rassal değişkenin toplam varyasyon üzerindeki göreceli etkisini göstermektedir. Bu nedenle duyarlılık faktörü olarak adlandırılmaktadır. MPFP'deki dönüşüm yeniden yazılırsa:

$$u_i^* = \frac{x_i^* - \mu_{x_i}}{\sigma_{x_i}} = \beta \alpha'_i \quad (2.65)$$

elde edilir. Orjinal koordinatlardaki nokta:

$$x_i^* = \mu_{x_i} + \beta \sigma_{x_i} \alpha'_i \quad (2.66)$$

olarak yazılabilir. Böylece limit-durum fonksiyonu aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$G(\{x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*\}) = 0 \quad (2.67)$$

Güvenilirlik indeksinin hesaplanması için AFOSM iterasyon metodunun işlem adımları aşağıdaki gibidir:

- 1) Limit-durum fonksiyonu tanımlanır.
- 2) Başlangıç noktası olarak ortalama değer noktası alınır, $x_i^{(k)} = \mu_{x_i}, i = 1, 2, \dots, n$, bu noktada limit-durum fonksiyonunun gradyanları $\nabla G(X^{(k)})$ hesaplanır. Burada k iterasyon sayısıdır.
- 3) Başlangıç güvenilirlik indeksi β , FOSM yöntemi ile hesaplanır.
- 4) Yeni tasarım noktası $X^{(k)}$ ve $U^{(k)}$ hesaplanır (denklem 2.65 ve 2.66), bu noktadaki yeni fonksiyon değeri ve gradyant değeri hesaplanır.
- 5) FORM güvenilirlik indeksi β ve duyarlılık faktörü hesaplanır (denklem 2.49 ve 2.64).
- 6) 4-6. adımlar β yakınsayana kadar devam ettirilir.
- 7) MPFP'nin koordinatları hesaplanır.

İteratif AFOSM yöntemi etkili bir yöntemdir ancak normal olmayan dağılımlı rasgele değişkenler içeren problemlerde kullanılamamaktadır. Bu nedenle HL-RF algoritması daha yaygın bir kullanıma sahiptir. Denklem 2.53 ve 2.55, MPFP için yeniden düzenlenirse:

$$\mu_{x_i}^N = x_i^* - \Phi^{-1} \left[F_{x_i} (x_i^*) \right] \sigma_{x_i}^N \quad (2.68)$$

$$\sigma_{x_i}^N = \frac{\phi \left\{ \Phi^{-1} \left[F_{x_i} (x_i^*) \right] \right\}}{f_{x_i} (x_i^*)} \quad (2.69)$$

elde edilir. HL-RF iteratif algoritması AFOSM iterasyon metodu ile neredeyse aynıdır. Yalnızca 2. ve 4. adımlarda eşdeğer normal değişkenlerin ortalama ve standart sapma değerleri kullanılır. HL-RF iteratif algoritmasının akış şeması Ek B'de verilmiştir.

RIA yöntemi güvenilirlik analizi için etkilidir ancak tasarım optimizasyonu ile birleştirildiğinde verimliliği düşük olmaktadır. Güvenilirlik seviyesi yüksek olduğunda ya da performans fonksiyonu yüksek seviyede lineer olmayan bir yapıda olduğunda, RIA kararsız sonuçlar verebilmektedir.

2.5.2 Performans ölçüm yaklaşımı (PMA)

RIA ile X rasgele değişkenlerine bağlı bir $G(X)$ limit-durum fonksiyonunun ilgili tüm değişkenler için güvenilirlik düzeyini belirten bir β güvenilirlik indeksi bulunmaktadır. Performans ölçümü yaklaşımında ise güvenilirlik analizi, istenilen bir güvenilirlik düzeyi için limit-durum fonksiyonunun bağlı olduğu rasgele veya belirli değişkenlerin bulunması ile gerçekleştirilir.

Olasılıksal kısıtlayıcılara bağlı olarak PMA temelli RBDO probleminin matematiksel formülasyonu aşağıdaki gibidir:

$$\text{bul } d, \quad \min f(d)$$

$$\text{kısıtlayıcı :}$$

$$G_i(d, X) \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, OS \quad (2.70)$$

$$d_L \leq d \leq d_U$$

buradaki $G_i(d, X)$ olasılıksal performans fonksiyonu, hedef güvenilirlik yüzeyindeki MPTP aranarak değerlendirilir. PMA'daki güvenilirlik analizi RIA'nın tersi olarak düşünülebilir ve optimizasyon problemi aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$\begin{aligned} \min G(U) \\ \text{kısıtlayıcı: } \|U\| = \beta_t \end{aligned} \quad (2.71)$$

burada, β_t hedef güvenilirlik indeksidir. Bu problemin çözümü için genel optimizasyon yöntemleri kullanılabilir. Ancak basitlik ve verimlilikleri sebebiyle PMA için geliştirilen yöntemler daha yaygın kullanılmaktadır. Bu çalışmada, önerilen yaklaşımların kıyaslanması için iteratif MPTP arama yöntemlerinden literatürde mevcut olan ve sık kullanılan AMV, CMV, HMV, CC, MCC ve CGA yöntemleri irdelenmiştir.

2.5.2.1 Geliştirilmiş ortalama değer (AMV) yöntemi

AMV yönteminin iteratif algoritması (Wu ve diğ., 1990), basitliği ve verimliliği nedeniyle MPTP'yi aramak için kullanılan en yaygın PMA yöntemidir. Bu yöntemin temeli ortalama değere dayanır ve formülasyonu aşağıdaki gibi yazılır (Youn, 2001):

$$\begin{aligned} u_{MV}^* &= \beta_t \mathbf{n}(0) \\ \mathbf{n}(0) &= -\frac{\nabla_x G(\mu)}{\|\nabla_x G(\mu)\|} = -\frac{\nabla_U G(0)}{\|\nabla_U G(0)\|} \end{aligned} \quad (2.72)$$

Denklem 2.71'deki $G(U)$ performans fonksiyonunun minimize edilebilmesi için ortalama değerdeki normleştirilmiş en dik iniş yönü $\mathbf{n}(0)$ tanımlanmıştır. AMV yöntemi iteratif olarak olası $u_{AMV}^{(k)}$ noktasındaki en dik iniş yön vektörünü günceller, ve bunun için ilk olarak ortalama değer noktasını kullanır. Genel AMV formülasyonu aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$u_{AMV}^{(k+1)} = \beta_t \mathbf{n}(u_{AMV}^{(k)}) \quad (2.73)$$

burada,

$$\mathbf{n}(u_{AMV}^{(k)}) = -\frac{\nabla_U G(u_{AMV}^{(k)})}{\|\nabla_U G(u_{AMV}^{(k)})\|} \quad (2.74)$$

buradaki,

$$\nabla_U G(u) = [\partial G / \partial u_1, \partial G / \partial u_1, \dots, \partial G / \partial u_n]^T \quad (2.75)$$

performans fonksiyonunun gradyan vektörüdür. AMV yöntemi yalnızca en olası noktayı kullanarak yönü günceller. Dışbükey tipteki performans fonksiyonları için çok hızlı ve etkili olan AMV yöntemi içbükey karakterdeki performans fonksiyonlarının çözümünde yavaş bir yakınsama ya da ıraksama problemlerine neden olabilmektedir.

2.5.2.2 Eşlenik ortalama değer (CMV) yöntemi

AMV yönteminin içbükey karakterdeki fonksiyonlara uygulanmasında ortaya çıkan eksiklik ve zorluklar CMV yöntemi ile ortadan kaldırılmıştır (Youn ve diğ., 2003). Bu yöntemde en dik iniş yönü güncellenirken hem şimdiki hem de önceki olası noktalar kullanılmaktadır. Yeni arama yönü aşağıdaki gibi birbirini izleyen üç ardışık iniş yönünün eşit ağırlıklarla birleştirilmesi ile elde edilir:

$$\mathbf{n}(u_{CMV}^{(k-2)}), \mathbf{n}(u_{CMV}^{(k-1)}), \mathbf{n}(u_{CMV}^{(k)}) \quad (2.76)$$

Böylece arama yönü birbirini izleyen üç ardışık iniş yönünün köşegenine yönlendirilir. CMV yönteminin genel formülasyonu aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$u_{CMV}^{(0)} = 0, \quad u_{CMV}^{(1)} = u_{AMV}^{(1)}, \quad u_{CMV}^{(2)} = u_{AMV}^{(2)} \quad (2.77)$$

$$u_{CMV}^{(k+1)} = \beta_t \frac{\mathbf{n}(u_{CMV}^{(k)}) + \mathbf{n}(u_{CMV}^{(k-1)}) + \mathbf{n}(u_{CMV}^{(k-2)})}{\|\mathbf{n}(u_{CMV}^{(k)}) + \mathbf{n}(u_{CMV}^{(k-1)}) + \mathbf{n}(u_{CMV}^{(k-2)})\|}, \quad k \geq 2 \text{ için} \quad (2.78)$$

burada,

$$\mathbf{n}(u_{CMV}^{(k)}) = - \frac{\nabla_U G(u_{CMV}^{(k)})}{\|\nabla_U G(u_{CMV}^{(k)})\|} \quad (2.79)$$

AMV yöntemi ile kıyaslandığında, eşlenik dik iniş yönü, içbükey performans fonksiyonu için yakınsama hızını ve kararlılığı artırmaktadır. Ancak CMV yöntemi dışbükey tipteki performans fonksiyonları için verimli değildir.

2.5.2.3 Hibrit ortalama deęer (HMV) yöntemi

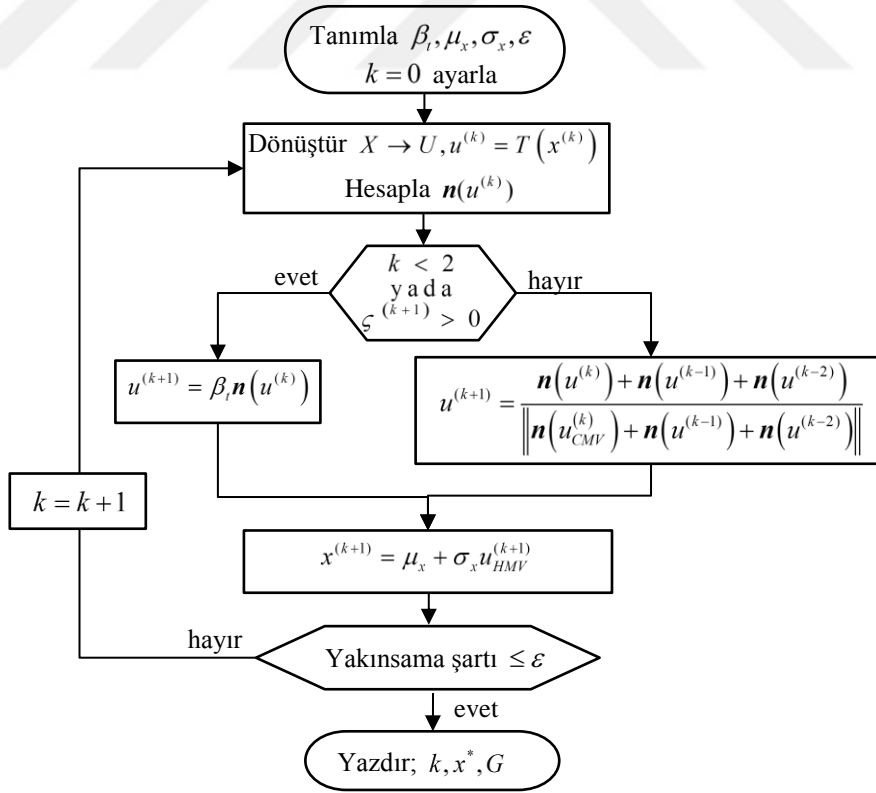
AMV ve CMV yöntemlerinin farklı fonksiyon tiplerinde farklı sonuçlar vermesi, hibrit bir yöntemin gereklilięini ortaya koymuřtur (Youn ve dię., 2003). HMV yönteminde ilk olarak fonksiyon tipi belirlenmekte, ardından fonksiyon tipine göre iteratif işlemler gerçekleştirilmektedir. Fonksiyon tipini belirlemek için ařaęıdaki gibi bir kriter tanımlanmıřtır:

$$\zeta^{(k+1)} = \left(n^{(k+1)} - n^{(k)} \right) \cdot \left(n^{(k)} - n^{(k-1)} \right)$$

$$\text{sign} \left(\zeta^{(k+1)} \right) \leq 0: \text{içbükey fonksiyon} \quad (2.80)$$

$$> 0: \text{dışbükey fonksiyon}$$

burada, $\zeta^{(k+1)}$, $(k+1)$. adımdaki performans fonksiyonunun türü için kriterdir. Fonksiyon tipi belirlendikten sonra en olası noktanın aranmasında dışbükey fonksiyon tipi için AMV, içbükey fonksiyon tipi için CMV yöntemi adaptif olarak seçilerek işleme devam edilir. HMV yönteminin iteratif akıř řeması Şekil 2.7'de verilmiřtir.



Şekil 2.7 : HMV yöntemi iteratif akıř řeması

2.5.2.4 Kaos kontrol (CC) yöntemi

HMV yöntemi, hem içbükey hem de dışbükey performans ölçüm fonksiyonlarını değerlendirmek için etkili bir yöntemdir. Ancak HMV yöntemi yüksek seviyede doğrusal olmayan performans fonksiyonları için kararsız çözümler sunar ya da ıraksama problemi meydana gelir. Bu nedenle HMV yöntemine kıyasla daha kararlı çözümler sunabilen yöntemlerin geliştirilmesi için çalışmalar yapılmıştır. Bu amaçla kaos teorisini FORM ile birleştirmek için çalışmalar yapılmıştır (Yang ve diğ., 2006). Bu fikirden yola çıkarak Yang ve Yi (2009), aşağıda ifadesi verilen kaos teorisine dayanan kararlılık dönüşüm yöntemini (Pingel ve diğ., 2004) ele almışlardır:

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + \lambda C \left[f(x^{(k)}) - x^{(k)} \right] \quad (2.81)$$

burada, C $n \times n$ boyutunda, her satır ve sütununda yalnızca bir tane eleman içeren (1 veya -1) diğer elemanları sıfır olan bir dikey matristir. Genel olarak basit olması nedeniyle C matrisi için birim matris I alınmaktadır (Yang, 2010). Bu çalışmadaki güvenilirlik ve RBDO analizlerinde de $C = I$ olarak alınmıştır. λ ise 0 ile 1 arasında değer alabilen kaos kontrol faktörüdür. Kararlılık dönüşüm yönteminin PMA'ya uyarlanması ile CC yöntemi aşağıdaki gibi formüle edilmiştir:

$$u_{CC}^{(k+1)} = u_{CC}^{(k)} + \lambda C \left[f(u^{(k)}) - u_{CC}^{(k)} \right] \quad (2.82)$$

burada,

$$f(u^{(k)}) = u_{AMV}^{(k+1)} = -\beta_t \frac{\nabla_U G(u_{AMV}^{(k)})}{\|\nabla_U G(u_{AMV}^{(k)})\|} \quad (2.83)$$

Performans fonksiyonunun değerlendirilmesinde stabilizasyon sağlanmak isteniyorsa kaos kontrol faktörü değerinin küçük seçilmesi gerekmektedir. Ancak çok küçük seçilen kaos kontrol faktörü çözümün elde edilmesini sağlamasına rağmen iterasyon sayısını artıracığı için verimsizliğe yol açmaktadır. $C = I$ ve $\lambda = 1$ seçildiği durumda CC yöntemi, AMV yöntemi ile aynı olmaktadır. $\lambda < 1$ seçildiği durumda ise CC yöntemi AMV yönteminin iteratif adım büyüklüğünü düşürmüş olur. Böylece

AMV yönteminin ıraksama problemi yaşadığı özellikle içbükey karakterdeki performans fonksiyonlarının çözümü gerçekleştirilebilmektedir.

2.5.2.5 Değiştirilmiş kaos kontrol (MCC) yöntemi

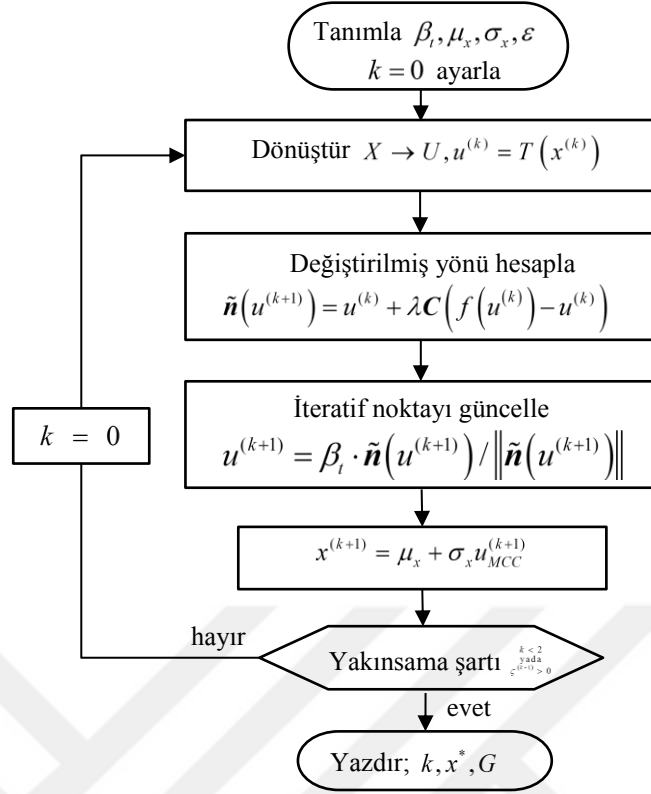
CC yöntemi hem içbükey hem de dışbükey yüksek seviyede doğrusal olmayan performans fonksiyonlarının değerlendirilmesinde kararlı ve doğru çözümler sunabilmektedir. Ancak bu yöntem hesaplama maliyeti açısından oldukça verimsizdir. Meng ve diğ. (2015), CC yöntemindeki iteratif değerlendirme noktasını olasılıksal kısıtlayıcının sınırına genişleterek yakınsamayı geliştiren MCC yöntemini önermişlerdir. MCC yönteminin formülasyonu aşağıdaki gibidir:

$$\begin{aligned}\tilde{\mathbf{n}}\left(\mathbf{u}_{MCC}^{(k+1)}\right) &= \mathbf{u}_{MCC}^{(k)} + \lambda \mathbf{C}\left(f\left(\mathbf{u}^{(k)}\right) - \mathbf{u}_{MCC}^{(k)}\right) \\ \mathbf{u}_{MCC}^{(k+1)} &= \beta_t \frac{\tilde{\mathbf{n}}\left(\mathbf{u}_{MCC}^{(k+1)}\right)}{\left\|\tilde{\mathbf{n}}\left(\mathbf{u}_{MCC}^{(k+1)}\right)\right\|}\end{aligned}\quad (2.84)$$

burada,

$$f\left(\mathbf{u}^{(k)}\right) = \mathbf{u}_{AMV}^{(k+1)} = -\beta_t \frac{\nabla_u G\left(\mathbf{u}_{AMV}^{(k)}\right)}{\left\|\nabla_u G\left(\mathbf{u}_{AMV}^{(k)}\right)\right\|}\quad (2.85)$$

bu denklemden, $\tilde{\mathbf{n}}$ performans ölçüm fonksiyonları üzerinde kaos kontrolüne dayalı olarak değiştirilmiş iniş yönünü temsil eder. AMV yöntemi ile performans ölçüm analizi yapılırken, çözümler, içbükey performans ölçüm fonksiyonu için yarıçapı β_t olan bir daire üzerindeki yarıçapın teğet yönü boyunca salınım gösterebilir. MPTP, yarıçapı β_t olan çember üzerinde yer almaktadır. Bu nedenle CC yönteminin köksel yönde yapmış olduğu kaos kontrolünün genel yakınsamaya katkısı azdır. MCC yöntemi ise iteratif noktayı beta çemberine genişleterek güncelleme yapar. Böylece teğetsel adım büyüklüğü kontrol edilmiş olur. MCC yöntemi genel olarak AMV, CMV, HMOV ve CC yöntemlerinden daha verimli ve hızlı bir şekilde kararlı ve doğru sonuçları elde eder. MCC yönteminin iteratif akış şeması Şekil 2.8’de gösterilmiştir.



Şekil 2.8 : MCC yöntemi iteratif akış şeması

2.5.2.6 Eşlenik gradyan analizi (CGA) yöntemi

Yukarıda açıklanan güvenilirlik analizi yöntemleri en dik iniş yönü kullanılarak geliştirilen yöntemlerdir. Bu yöntemlerin farklı tipteki problemlerdeki bazı zayıf noktalarını iyileştirmek adına Ezzati ve diğ. (2015), eşlenik gradyan yönü yöntemini kullanarak CGA yöntemini geliştirmişlerdir. MPTP araması için CGA yönteminin iteratif formülü aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$\begin{aligned}
 u_{CGA}^{(k+1)} &= \beta_t n_c(u_{CGA}^{(k)}) \\
 n_c(u_{CGA}^{(k)}) &= \frac{\mathbf{w}^{(k)}}{\|\mathbf{w}^{(k)}\|}
 \end{aligned}
 \tag{2.86}$$

burada, n_c normleştirilmiş eşlenik iniş yönü, $\mathbf{w}^{(k)}$ ise k . iterasyondaki eşlenik arama yönüdür. $\mathbf{w}^{(k)}$ şu şekilde hesaplanır:

$$\mathbf{w}^{(k)} = -\nabla_U G(u_{CGA}^{(k)}) + \theta_{CGA}^{(k)} \mathbf{w}^{(k-1)}
 \tag{2.87}$$

bu denklemdeki $\theta_{CGA}^{(k)}$ eşlenik gradyan güncelleme parametresi olarak isimlendirilen bir sayısal büyüklüktür ve aşağıdaki gibi hesaplanabilir:

$$\theta_{CGA}^{(k)} = \frac{\|\nabla_U G(u^{(k)})\|^2}{\|\nabla_U G(u^{(k-1)})\|^2} \quad (2.88)$$

eşlenik gradyan güncelleme parametresi mevcut ve önceki tasarım noktalarındaki gradyanları kullanır. CGA yöntemi, geleneksel güvenilirlik analizi yöntemlerinin birçoğundan daha kararludur ve doğru sonuca daha az hesaplama maliyeti ile ulaşır. Ancak bu yöntem dışbükey problemlerde yavaş yakınsama problemlerine neden olabilmektedir.

3. PMA İÇİN GELİŞTİRİLEN YENİ YÖNTEMLER

Bir önceki bölümde açıklanan en dik iniş yöntemine dayalı AMV, CMV, HMV, CC ve MCC yöntemlerinin her biri çeşitli karakterlerdeki performans fonksiyonlarının değerlendirilmesinde bazı yakınsama problemlerine ve yüksek hesaplama maliyetine neden olabilmektedirler. AMV yöntemi, dışbükey performans fonksiyonlarının değerlendirilmesinde hızlı ve etkili iken, içbükey performans fonksiyonların değerlendirilmesinde ise genel olarak optimum sonuca yakınsayamamaktadır. CMV yöntemi ise AMV yönteminin tersine içbükey performans fonksiyonlarının değerlendirilmesinde etkili iken, dışbükey performans fonksiyonları için etkisizdir. CC yöntemi hem içbükey hem de dışbükey yüksek seviyede doğrusal olmayan performans fonksiyonlarının değerlendirilmesinde genel olarak optimum sonuca kararlı bir şekilde yakınsayabilmektedir. Ancak CC yöntemi iteratif adım büyüklüğünü azalttığı için optimum sonucun elde edilmesi çok fazla sayıda iterasyon gerektirmektedir. Bu durum CC yöntemini hesaplama maliyeti açısından verimsiz yapmaktadır. HMV ve MCC yöntemleri ise içbükey ve dışbükey performans fonksiyonlarının değerlendirilmesinde hızlı bir şekilde optimum sonuca ulaşabilmektedir. Ancak bu yöntemler performans fonksiyonunun yüksek seviyede doğrusal olmayan bir yapıda olması durumunda optimum sonuca yakınsayamama sorunu yaşayabilmektedir. Eşlenik gradyan yöntemini esas alan CGA yöntemi ise içbükey performans fonksiyonlarının değerlendirilmesinde geleneksel güvenilirlik analizi yöntemlerine göre daha verimli ve kararlıdır. Ancak CGA yöntemi dışbükey fonksiyona sahip problemlerin çözümünde çok fazla sayıda iterasyon gerektirir ve verimsizleşir.

Bu tez çalışmasında, mevcut güvenilirlik analizi yöntemlerinin eksiklikleri de göz önünde bulundurularak, hem içbükey hem de dışbükey yüksek seviyede doğrusal olmayan performans fonksiyonlarının PMA temelli değerlendirilmesi için üç farklı yeni güvenilirlik analizi yaklaşımı geliştirilmiş ve yeni MPTP arama yöntemleri olarak önerilmiştir. Geliştirilen yöntemlerin detayları aşağıda açıklanmıştır.

3.1 Hibrit Gradyan Analizi (HGA) Yöntemi

CGA yöntemi prensip olarak arama yönünü gradyan güncelleme parametresini kullanarak hesaplamaktadır. Bu yöntem eşlenik gradyan güncelleme parametresi olarak, ilk doğrusal olmayan eşlenik gradyan yöntemi olan Fletcher–Reeves algoritmasının genel parametresini kullanmaktadır (Fletcher ve Reeves, 1964):

$$\theta_{FR}^{(k)} = \frac{\nabla G^{(k)T} \nabla G^{(k)}}{\nabla G^{(k-1)T} \nabla G^{(k-1)}} \quad (3.1)$$

Fletcher–Reeves algoritması yönlü azalma için Wolfe şartlarını sağlamalıdır (Pytlak, 2009). Bu nedenle Wolfe eğrilik şartının (Nocedal ve Wright, 2006) güvenilirlik analizinin her bir iterasyonunda aşağıdaki formül ile hesaplanması önerilmiştir:

$$\mathbf{y}^{(k)T} \mathbf{s}^{(k)} > 0 \quad (3.2)$$

burada,

$$\begin{aligned} \mathbf{y}^{(k)} &= \nabla_x G(x^{(k)}) - \nabla_x G(x^{(k-1)}) \\ \mathbf{s}^{(k)} &= x^{(k)} - x^{(k-1)} \end{aligned} \quad (3.3)$$

Geliştirilen yöntem başlangıçta verilen X -uzayındaki rasgele değişkenlerin U -uzayına taşınması ile elde edilen orijin noktasının, tasarım noktası olarak ele alınması ile başlar. Birinci iterasyondaki arama yönü en dik iniş yönüne eşittir. Daha sonraki iterasyonlarda denklem 3.2'deki eğrilik şartı hesaplanır. Eğer eğrilik şartı sağlanıyorsa arama eşlenik gradyan güncelleme parametresi CGA yöntemine benzer şekilde denklem 3.1 ile hesaplanır. Eğer eğrilik şartı sağlanmıyorsa eşlenik gradyan güncelleme parametresi sıfır olarak alınır, yani arama yönü AMV yöntemine benzer şekilde en dik iniş yönüdür.

Eğrilik şartının sağlanıp sağlanmaması durumuna göre arama yönü için hem eşlenik gradyan hem de gradyan iniş (en dik iniş) kullanılabilirdiği için geliştirilen yönteme **Hibrit Gradyan Analizi** (Hybrid Gradient Analysis, HGA) yöntemi ismi verilmiştir. HGA yönteminin iteratif formülasyonu aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

$$\begin{aligned}
\mathbf{u}_{HGA}^{(k+1)} &= \beta_t \mathbf{n}_c \left(\mathbf{u}_{HGA}^{(k)} \right) \\
\mathbf{n}_c \left(\mathbf{u}_{HGA}^{(k)} \right) &= \frac{\mathbf{w}_{HGA}^{(k)}}{\|\mathbf{w}_{HGA}^{(k)}\|}
\end{aligned} \tag{3.4}$$

HGA yönteminin arama yönü, $\mathbf{w}_{HGA}^{(k)}$, aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\mathbf{w}_{HGA}^{(k)} = \begin{cases} -\nabla_U G \left(\mathbf{u}_{HGA}^{(k)} \right) & \text{eğer } k = 0 \text{ veya } \mathbf{y}^{(k)T} \mathbf{s}^{(k)} \leq 0 \\ -\nabla_U G \left(\mathbf{u}_{HGA}^{(k)} \right) + \theta_{HGA}^{(k)} \mathbf{w}_{HGA}^{(k-1)} & \text{eğer } \mathbf{y}^{(k)T} \mathbf{s}^{(k)} > 0 \end{cases} \tag{3.5}$$

burada,

$$\theta_{HGA}^{(k)} = \frac{\|\nabla_U G \left(\mathbf{u}_{HGA}^{(k)} \right)\|^2}{\|\nabla_U G \left(\mathbf{u}_{HGA}^{(k-1)} \right)\|^2} \tag{3.6}$$

olarak hesaplanır. HGA yönteminin iteratif algoritması aşağıdaki adımlar ile özetlenebilir:

Adım 1. $G(d, x)$ performans ölçüm fonksiyonu ve rasgele değişkenlerin momentlerini (μ ve σ) tanımla. β_t hedef güvenilirlik indeksi ve ε yakınsama kriterini seç. $k = 0$ olarak ayarla.

Adım 2. Rasgele değişken dönüşümünü yap $U = T(X)$

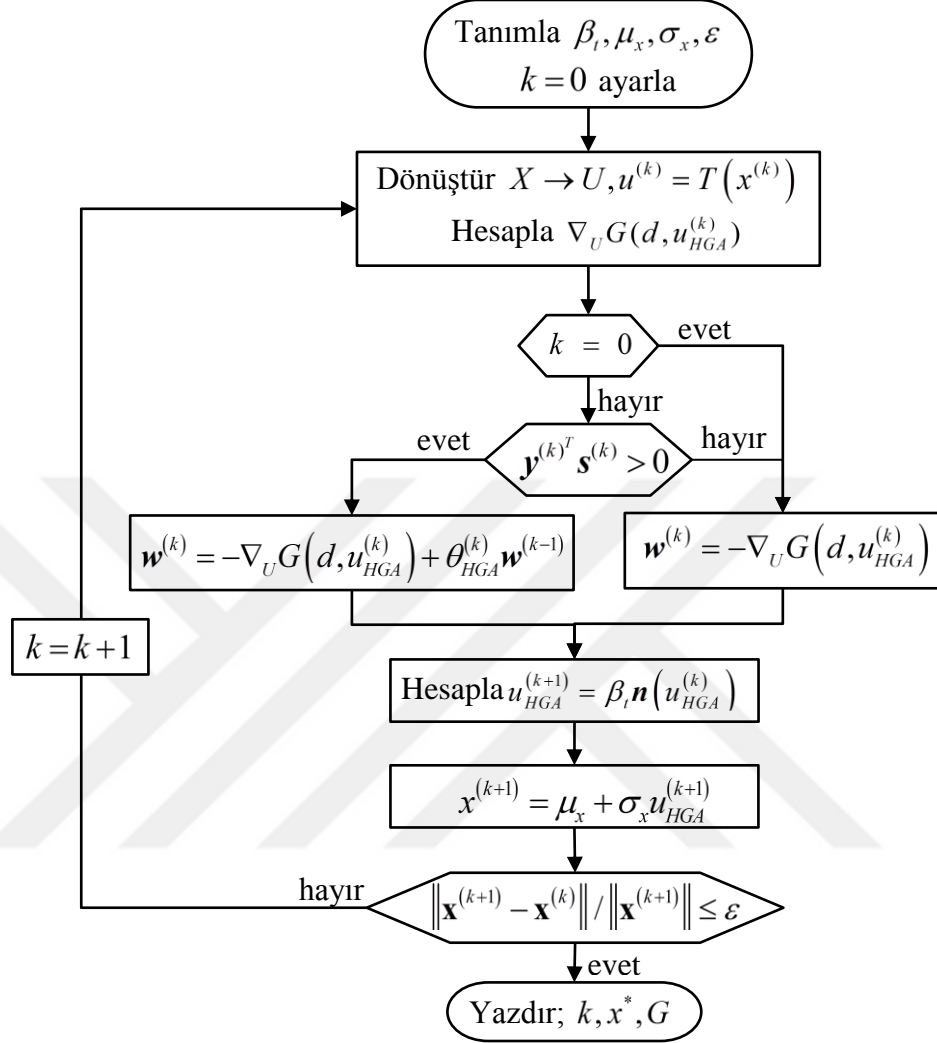
Adım 3. Eğer $k = 0$ veya $\mathbf{y}^{(k)T} \mathbf{s}^{(k)} \leq 0$ ise arama yönünü $\mathbf{w}^{(k)} = -\nabla_U G \left(d, \mathbf{u}_{HGA}^{(k)} \right)$ ile hesapla. Eğrilik şartı sağlandığı ($\mathbf{y}^{(k)T} \mathbf{s}^{(k)} > 0$) sürece arama yönünü $\mathbf{w}^{(k)} = -\nabla_U G \left(d, \mathbf{u}_{HGA}^{(k)} \right) + \theta_{HGA}^{(k)} \mathbf{w}^{(k-1)}$ ile hesapla.

Adım 4. Yeni tasarım noktasını $\mathbf{u}_{HGA}^{(k+1)}$ denklem 3.4 ile hesapla.

Adım 5. Yeni tasarım noktasını ayarla $\mathbf{x}^{(k+1)} = \mu_x + \sigma_x \mathbf{u}_{HGA}^{(k+1)}$

Adım 6. Eğer $\|\mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)}\| / \|\mathbf{x}^{(k+1)}\| \leq \varepsilon$ ise analizi bitir ve sonuçları yazdır. Aksi halde, $k = k + 1$ olarak ayarla ve adım 2'ye dön.

Önerilen HGA yönteminin iteratif MPTP arama sürecinin akış şeması Şekil 3.1’de gösterilmiştir.



Şekil 3.1 : Geliştirilen HGA yöntemi iteratif akış şeması

3.2 Hibrit Eşlenik Gradyan Analizi (HCGA) Yöntemi

CGA yöntemi ve bu çalışmada önerilen HGA yöntemi eşlenik gradyan güncelleme parametresi olarak Fletcher–Reeves algoritmasının genel parametresini kullanır. Literatürde, araştırmacılar tarafından önerilmiş Fletcher–Reeves algoritmasının dışında da birçok eşlenik gradyan yöntemi bulunmaktadır (Andrei, 2009; Wu ve diğ., 2015; Xu ve Kong, 2016). Bu yöntemler arasında en yaygın olarak kullanılanlardan birisi de Polak ve Ribiere (1969) ile Polyak (1969) tarafından sunulan PRP algoritmasıdır. Bu algoritmada eşlenik gradyan güncelleme parametresi aşağıdaki gibi yazılır:

$$\theta_{PRP}^{(k)} = \frac{\nabla G^{(k)T} \mathbf{y}^{(k)}}{\nabla G^{(k-1)T} \nabla G^{(k-1)}} \quad (3.7)$$

burada,

$$\mathbf{y}^{(k)} = \nabla_x G(x^{(k)}) - \nabla_x G(x^{(k-1)}) \quad (3.8)$$

olarak ifade edilir.

Önerilen yeni yöntemde eşlenik gradyan güncelleme parametresi denklem 3.1 ve denklem 3.7'nin konveks kombinasyonu (Andrei, 2008; Djordjević, 2016) ile elde edilmiştir:

$$\theta_{HCGA}^{(k)} = \gamma \cdot \theta_{FR}^{(k)} + (1 - \gamma) \theta_{PRP}^{(k)} \quad (3.9)$$

Burada, γ skaler bir parametredir ve $[0, 1]$ aralığında değerler alabilmektedir. Eğer $\gamma = 1$ olarak alınırsa eşlenik gradyan güncelleme parametresi CGA yöntemindeki gibi Fletcher–Reeves algoritmasının genel parametresi ile aynı değeri alır. $\gamma = 0$ olarak alındığında ise eşlenik gradyan güncelleme parametresi PRP yöntemindeki gibi hesaplanır. Ancak yalnızca PRP parametresinin kullanıldığı güvenilirlik analizlerinde ıraksama ya da çözüme çok daha yavaş ulaşma problemleri ortaya çıkmaktadır. Bu nedenle bu çalışmada, genel olarak γ değerinin $[0,7, 0,9]$ aralığında seçilmesi önerilmiştir.

Yöntem, başlangıçta verilen X -uzayındaki rasgele değişkenlerin U -uzayına taşınması ile elde edilen orijin noktasının, tasarım noktası olarak ele alınması ile başlar. İlk iterasyonda arama yönü en dik iniş yönüne eşittir. Sonraki iterasyonlarda denklem 3.9'dan faydalanılarak arama yönünde kullanılmak üzere eşlenik gradyan güncelleme parametresi hesaplanır.

Arama yönü belirlenirken hem Fletcher–Reeves eşlenik gradyan yöntemi hem de PRP eşlenik gradyan yönteminin konveks kombinasyonu kullanıldığı için önerilen bu güvenilirlik analizi yöntemine **Hibrit Eşlenik Gradyan Analizi** (Hybrid Conjugate Gradient Analysis, HCGA) yöntemi adı verilmiştir. HCGA yönteminin iteratif MPTP arama süreci aşağıda gibi formüller ile tanımlanmıştır:

$$\begin{aligned}
\mathbf{u}_{HCGA}^{(k+1)} &= \beta_t \mathbf{n}_c \left(\mathbf{u}_{HCGA}^{(k)} \right) \\
\mathbf{n}_c \left(\mathbf{u}_{HCGA}^{(k)} \right) &= \frac{\mathbf{w}_{HCGA}^{(k)}}{\left\| \mathbf{w}_{HCGA}^{(k)} \right\|}
\end{aligned} \tag{3.10}$$

HCGA yönteminin arama yönü, $\mathbf{w}_{HCGA}^{(k)}$, aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\mathbf{w}_{HCGA}^{(k)} = -\nabla_U G \left(\mathbf{u}_{HCGA}^{(k)} \right) + \theta_{HCGA}^{(k)} \mathbf{w}_{HCGA}^{(k-1)} \tag{3.11}$$

burada,

$$\theta_{HCGA}^{(k)} = \gamma \frac{\left\| \nabla_U G \left(\mathbf{u}^{(k)} \right) \right\|^2}{\left\| \nabla_U G \left(\mathbf{u}^{(k-1)} \right) \right\|^2} + (1 - \gamma) \frac{\nabla_U G \left(\mathbf{u}^{(k)} \right)^T \mathbf{y}^{(k)}}{\left\| \nabla_U G \left(\mathbf{u}^{(k-1)} \right) \right\|^2} \tag{3.12}$$

olarak hesaplanır. HCGA yönteminin iteratif algoritması aşağıdaki adımlar ile özetlenebilir:

Adım 1. $G(d, x)$ performans ölçüm fonksiyonu ve rasgele değişkenlerin momentlerini (μ ve σ) tanımla. β_t hedef güvenilirlik indeksi, γ parametresini ve ε yakınsama kriterini seç. $k = 0$ olarak ayarla.

Adım 2. Rasgele değişken dönüşümünü yap $U = T(X)$

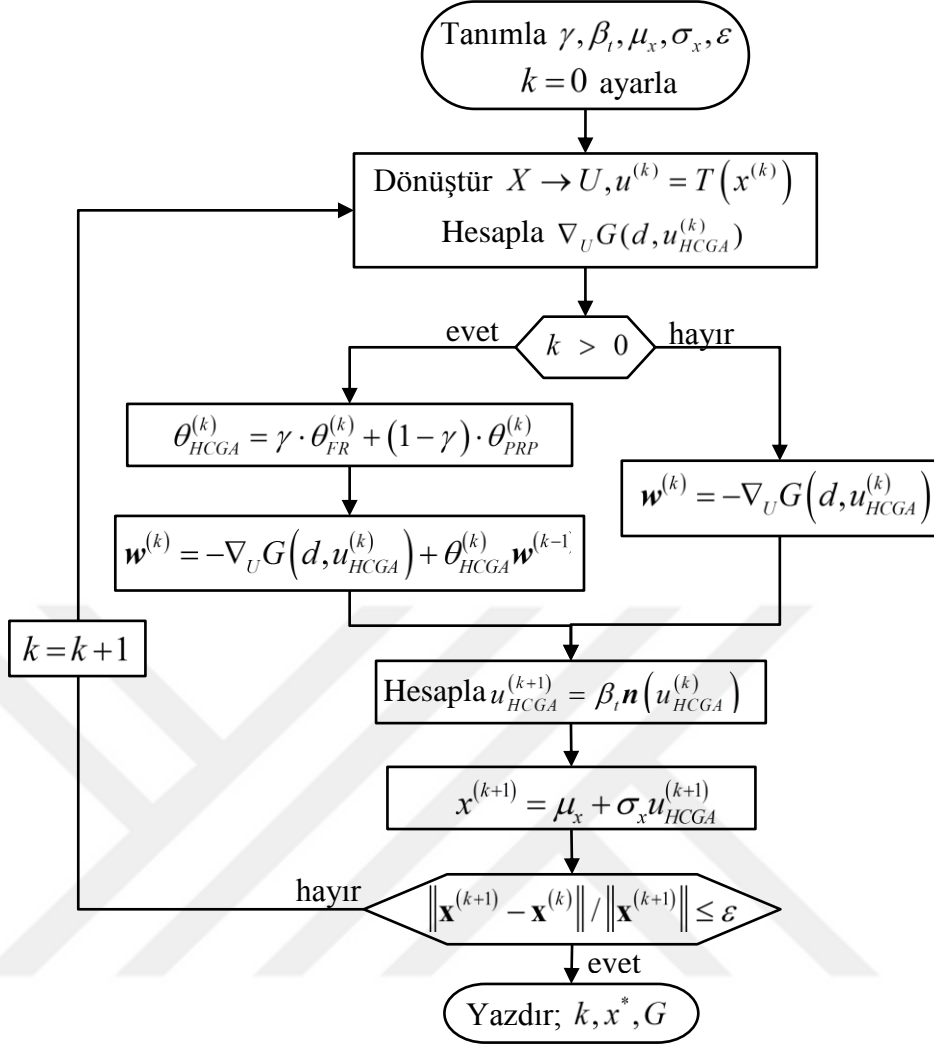
Adım 3. Eğer $k = 0$ ise arama yönünü $\mathbf{w}^{(k)} = -\nabla_U G \left(d, \mathbf{u}_{HCGA}^{(k)} \right)$ ile hesapla. $k > 0$ ise arama yönünü $\mathbf{w}^{(k)} = -\nabla_U G \left(d, \mathbf{u}_{HCGA}^{(k)} \right) + \theta_{HCGA}^{(k)} \mathbf{w}^{(k-1)}$ ile hesapla. $\theta_{HCGA}^{(k)}$ 'yi denklem 3.12 ile hesapla.

Adım 4. Yeni tasarım noktasını $\mathbf{u}_{HCGA}^{(k+1)}$ denklem 3.10 ile hesapla.

Adım 5. Yeni tasarım noktasını ayarla $\mathbf{x}^{(k+1)} = \mu_x + \sigma_x \mathbf{u}_{HCGA}^{(k+1)}$

Adım 6. Eğer $\left\| \mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)} \right\| / \left\| \mathbf{x}^{(k+1)} \right\| \leq \varepsilon$ ise analizi bitir ve sonuçları yazdır. Aksi halde, $k = k + 1$ olarak ayarla ve adım 2'ye dön.

PMA için geliştirilen HCGA yönteminin iteratif akış şeması Şekil 3.2'de gösterilmiştir.



Şekil 3.2 : Geliştirilen HCGA yöntemi iteratif akış şeması

3.3 Geliştirilmiş Hibrit Gradyan Analizi (EHGA) Yöntemi

Eşlenik gradyan yöntemini esas alan performans ölçümü yaklaşımlarında en önemli etken eşlenik arama yönünün belirlenmesidir. Bu amaçla, bu tez çalışmasında geliştirilmiş olan HGA ve HCGA yöntemlerinin üstünlüklerini bir araya getirmek amacıyla üçüncü bir yeni yöntem daha önerilmiştir. Bu yöntemde yine Wolfe eğrilik şartından (Nocedal ve Wright, 2006) yararlanılmıştır. HGA yöntemine benzer şekilde eğer eğrilik şartı sağlanıyorsa arama yönü eşlenik gradyan yöntemi ile, sağlanmıyorsa en dik iniş yöntemi ile belirlenmektedir. Ancak bu yöntemde HGA yönteminden farklı olarak FR ve PRP eşlenik gradyan güncelleme parametrelerinin konveks kombinasyonu kullanılmaktadır.

Önerilen yöntem, HGA yönteminin değiştirilip güncellenmesi ile oluşturulduğu için **Geliştirilmiş Hibrit Gradyan Analizi** (Enhanced Hybrid Gradient Analysis,

EHGA) ismi verilmiştir. EHGA yönteminin iteratif formülasyonu aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

$$\begin{aligned} u_{EHGA}^{(k+1)} &= \beta_t \mathbf{n}_c \left(u_{EHGA}^{(k)} \right) \\ \mathbf{n}_c \left(u_{EHGA}^{(k)} \right) &= \frac{\mathbf{w}_{EHGA}^{(k)}}{\left\| \mathbf{w}_{EHGA}^{(k)} \right\|} \end{aligned} \quad (3.13)$$

EHGA yönteminin arama yönü, $\mathbf{w}_{EHGA}^{(k)}$, aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\mathbf{w}_{EHGA}^{(k)} = \begin{cases} -\nabla_U G \left(u_{EHGA}^{(k)} \right) & \text{eğer } k = 0 \text{ veya } \mathbf{y}^{(k)T} \mathbf{s}^{(k)} \leq 0 \\ -\nabla_U G \left(u_{EHGA}^{(k)} \right) + \theta_{EHGA}^{(k)} \mathbf{w}_{EHGA}^{(k-1)} & \text{eğer } \mathbf{y}^{(k)T} \mathbf{s}^{(k)} > 0 \end{cases} \quad (3.14)$$

burada,

$$\theta_{EHGA}^{(k)} = \gamma \frac{\left\| \nabla_U G \left(u^{(k)} \right) \right\|^2}{\left\| \nabla_U G \left(u^{(k-1)} \right) \right\|^2} + (1 - \gamma) \frac{\nabla_U G \left(u^{(k)} \right)^T \mathbf{y}^{(k)}}{\left\| \nabla_U G \left(u^{(k-1)} \right) \right\|^2} \quad (3.15)$$

olarak hesaplanır. EHGA yönteminin iteratif işlem adımları aşağıdaki gibi verilebilir:

Adım 1. $G(d, x)$ performans ölçüm fonksiyonu ve rasgele değişkenlerin momentlerini (μ ve σ) tanımla. β_t hedef güvenilirlik indeksi, γ parametresini ve ε yakınsama kriterini seç. $k = 0$ olarak ayarla.

Adım 2. Rasgele değişken dönüşümünü yap $U = T(X)$

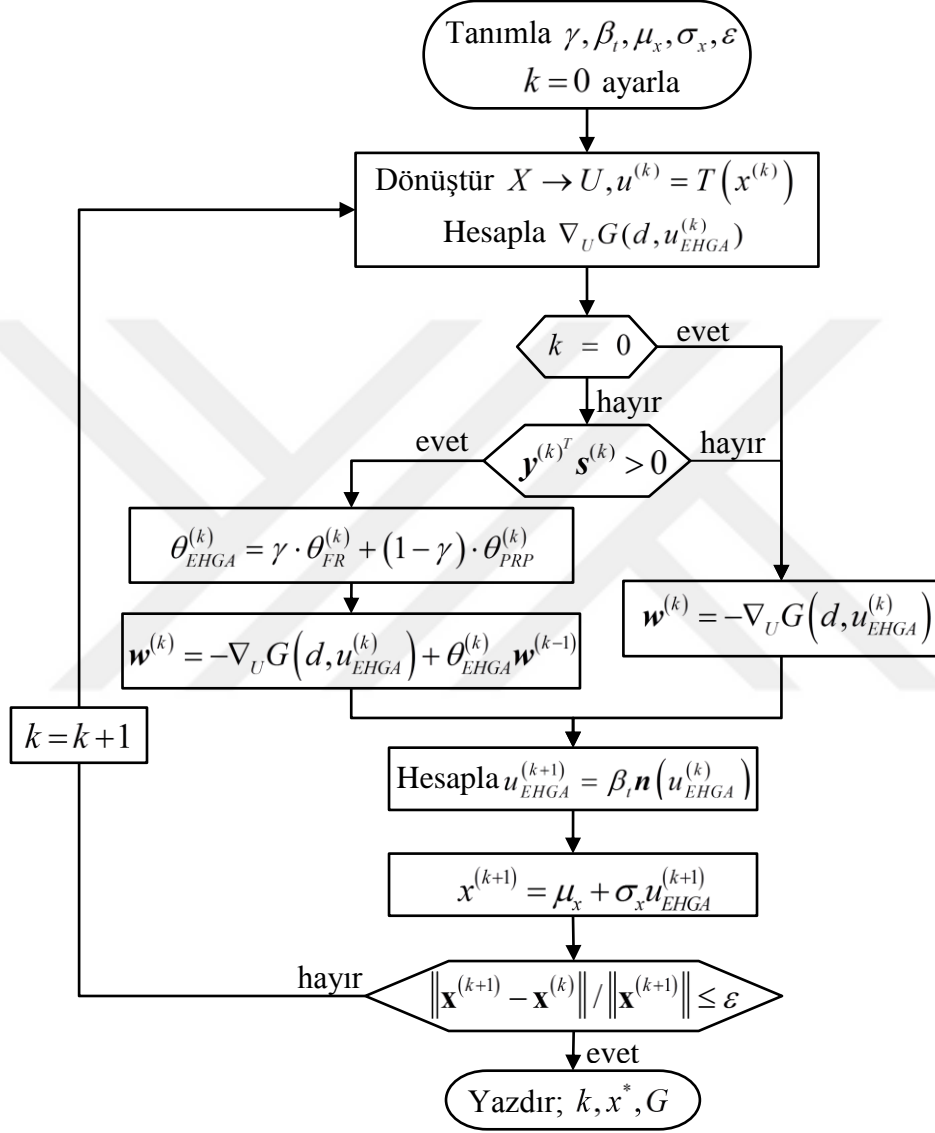
Adım 3. Eğer $k = 0$ veya $\mathbf{y}^{(k)T} \mathbf{s}^{(k)} \leq 0$ ise arama yönünü $\mathbf{w}^{(k)} = -\nabla_U G \left(d, u_{EHGA}^{(k)} \right)$ ile hesapla. Eğrilik şartı sağlandığı ($\mathbf{y}^{(k)T} \mathbf{s}^{(k)} > 0$) sürece arama yönünü $\mathbf{w}^{(k)} = -\nabla_U G \left(d, u_{EHGA}^{(k)} \right) + \theta_{EHGA}^{(k)} \mathbf{w}^{(k-1)}$ ile hesapla. $\theta_{EHGA}^{(k)}$ 'yi denklem 3.12 ile hesapla.

Adım 4. Yeni tasarım noktasını $u_{EHGA}^{(k+1)}$ denklem 3.13 ile hesapla.

Adım 5. Yeni tasarım noktasını ayarla $x^{(k+1)} = \mu_x + \sigma_x u_{EHGA}^{(k+1)}$

Adım 6. Eğer $\|\mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)}\| / \|\mathbf{x}^{(k+1)}\| \leq \varepsilon$ ise analizi bitir ve sonuçları yazdır. Aksi halde, $k = k + 1$ olarak ayarla ve adım 2'ye dön.

EHGA yönteminin iteratif işlem sırasını gösteren akış şeması Şekil 2.3'de verilmiştir.



Şekil 3.3 : Geliştirilen EHGA yöntemi iteratif akış şeması

4. GÜVENİLİRLİK İÇİN PERFORMANS ÖLÇÜM ANALİZLERİ, RBDO UYGULAMALARI VE BULGULAR

Bu tez çalışması kapsamında, performans ölçümü esaslı MPTP araması için önerilen yeni HGA, HCGA ve EHGA yöntemlerinin güvenilirlik analizlerine ve RBDO problemlerine uygulanabilirliği birçok problem ile test edilmiştir. Önerilen yöntemlerin sonuca ulaşmaktaki doğruluğu, kararlılığı ve verimliliği, ikinci bölümde detayları açıklanmış olan literatürdeki mevcut AMV, CMV, HMV, CC, MCC ve CGA güvenilirlik analizi yöntemleri ile karşılaştırılmıştır. Bu amaçla hem önerilen yöntemlerin hem de kıyaslama için kullanılan mevcut yöntemlerin algoritmaları oluşturulmuş ve MATLAB ortamında kodları yazılmıştır.

RBDO problemlerinde, dış döngüde optimizasyon işleminin yapılması için detayları ikinci bölümde verilen MATLAB'in hazır "fmincon" komutu kullanılmıştır. Optimizasyon algoritması olarak SQP seçilmiş ve optimizasyon işlemindeki maksimum fonksiyon değerlendirme sayısı 3000 olarak alınmıştır. İç döngüyü oluşturan güvenilirlik kısıtlayıcılarının değerlendirmesi ise mevcut ve önerilen PMA temelli yöntemler ile gerçekleştirilmiştir.

Yöntemlerin karşılaştırılması, matematiksel performans fonksiyonlarının PMA ile çözümü, matematiksel RBDO problemlerinin çözümü, genel bazı mühendislik RBDO problemlerinin çözümü ve son olarak da taşıt elemanlarının RBDO problemlerinin çözümü üzerinden gerçekleştirilmiştir. Tüm örnek problemlerin çözümü MATLAB ortamında yapılmıştır.

CC ve MCC yöntemleri için parametreler literatürdeki birçok çalışmada (Keshtegar, 2017; Keshtegar ve diğ., 2017,2018; Li ve diğ., 2015; Meng ve diğ., 2015; Yang ve Yi, 2009) olduğu gibi $\lambda = 0,1$ ve $C = I$ olarak alınmıştır. Önerilen HCGA ve EHGA yöntemlerinin γ parametresi ise 0,9, 0,8 ve 0,7 olarak seçilmiştir. $\gamma = 0,7$ 'den daha küçük seçimler HCGA ve EHGA yöntemlerini verimsizleştirdiği için çalışmaya dahil edilmemiştir.

4.1 Matematiksel Performans Ölçüm Analizleri

Güvenilirlik analizi yöntemlerinin PMA için uygulanabilirliği genel olarak literatürde yer alan farklı karakterdeki matematiksel denklemlerin performans fonksiyonu olarak değerlendirilmesi ile yapılmaktadır. Bu performans fonksiyonları içbükey ve dışbükey fonksiyonlar olabilirler. Ayrıca yüksek seviyede doğrusal olmayan fonksiyonlar da performans fonksiyonu olarak ele alınabilir. Bu çalışmadaki performans ölçüm analizlerinde, optimum nokta MPTP'nin değerleri, bu noktadaki performans fonksiyonu değerleri ve optimum sonuca ulaşılan iterasyon sayıları, geliştirilen ve mevcut yöntemlerin karşılaştırılmasında kullanılmıştır. Yakınsama şartı, $\|\mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)}\| / \|\mathbf{x}^{(k+1)}\| \leq \varepsilon$ olarak alınmıştır ve yakınsama kriteri, $\varepsilon = 10^{-6}$ olarak seçilmiştir.

4.1.1 Örnek 1: Doğrusal olmayan dışbükey performans fonksiyonu 1

Aşağıdaki gibi bir doğrusal olmayan dışbükey performans fonksiyonu ele alınırsa (Youn ve diğ., 2003):

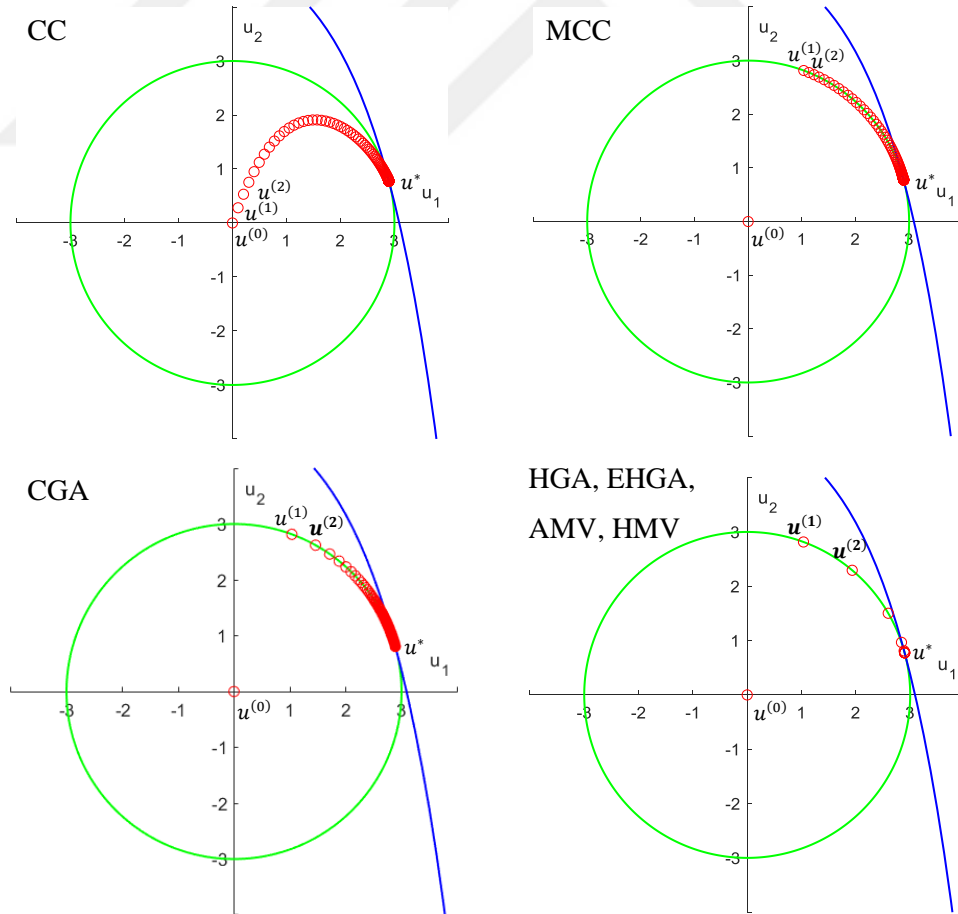
$$G(X) = 10 - \exp(x_1 - 7) - x_2 \quad (4.1)$$

burada, X bağımsız rasgele değişken vektörüdür ve $x_{1,2} \sim N(6,0, 0,8)$ 'dir. Hedef güvenilirlik indeksi $\beta_i = 3,0$ olarak alınmıştır.

Geliştirilen ve mevcut yöntemler için PMA analizi sonuçları Çizelge 4.1'de verilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde AMV yönteminin 11 iterasyonda $X^* = [8,185, 6,6203]$ optimum sonucuna hızlı bir şekilde ulaştığı görülmektedir. Fonksiyon tipi her iterasyon sonucunda dışbükey olduğu için HMV ve MCC yöntemleri de AMV ile aynı sonuca ulaşımlardır. Önerilen yöntemlerden HGA ve EHGA'da eğrilik şartı sağlanmadığı için bu yöntemler de AMV ile aynı sonuca ulaşımlardır. Önerilen HCGA yöntemi ile CMV ve CC yöntemleri ise doğru sonuca daha fazla iterasyonda ulaşımlardır. Bu problemde CGA yöntemi çok verimsiz olmuş ve 1994 iterasyon sonucunda yanlış noktaya yakınsamıştır. Sonuç olarak bu problem için AMV, HMV, MCC, HGA ve EHGA yöntemleri verimli olmuşlardır. Bu problem için seçilen bazı yöntemlerin iteratif MPTP arama geçmişleri Şekil 4.1'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.1 : Örnek 1 için PMA analizi sonuçları.

Yöntem	x_1^*	x_2^*	$G(X^*)$	İs
AMV	8,3185	6,6203	-0,3579	11
CMV	8,3185	6,6203	-0,3579	20
HMV	8,3185	6,6203	-0,3579	11
CC	8,3184	6,6204	-0,3579	138
MCC	8,3184	6,6204	-0,3579	123
CGA	8,3117	6,6451	-0,3575	1994
HGA	8,3185	6,6203	-0,3579	11
HCGA ($\gamma = 0,9$)	8,3184	6,6203	-0,3579	116
HCGA ($\gamma = 0,8$)	8,3184	6,6203	-0,3579	64
HCGA ($\gamma = 0,7$)	8,3184	6,6203	-0,3579	45
EHGA ($\gamma = 0,9$)	8,3185	6,6203	-0,3579	11
EHGA ($\gamma = 0,8$)	8,3185	6,6203	-0,3579	11
EHGA ($\gamma = 0,7$)	8,3185	6,6203	-0,3579	11



Şekil 4.1 : CC, MCC, CGA, HGA, EHGA, AMV ve HMV yöntemlerinin örnek 1 için iteratif MPTP arama geçmişleri

4.1.2 Örnek 2: Doğrusal olmayan içbükey performans fonksiyonu 1

Doğrusal olmayan bir içbükey performans fonksiyonu aşağıdaki gibi verilmektedir (Youn ve diğ., 2005a):

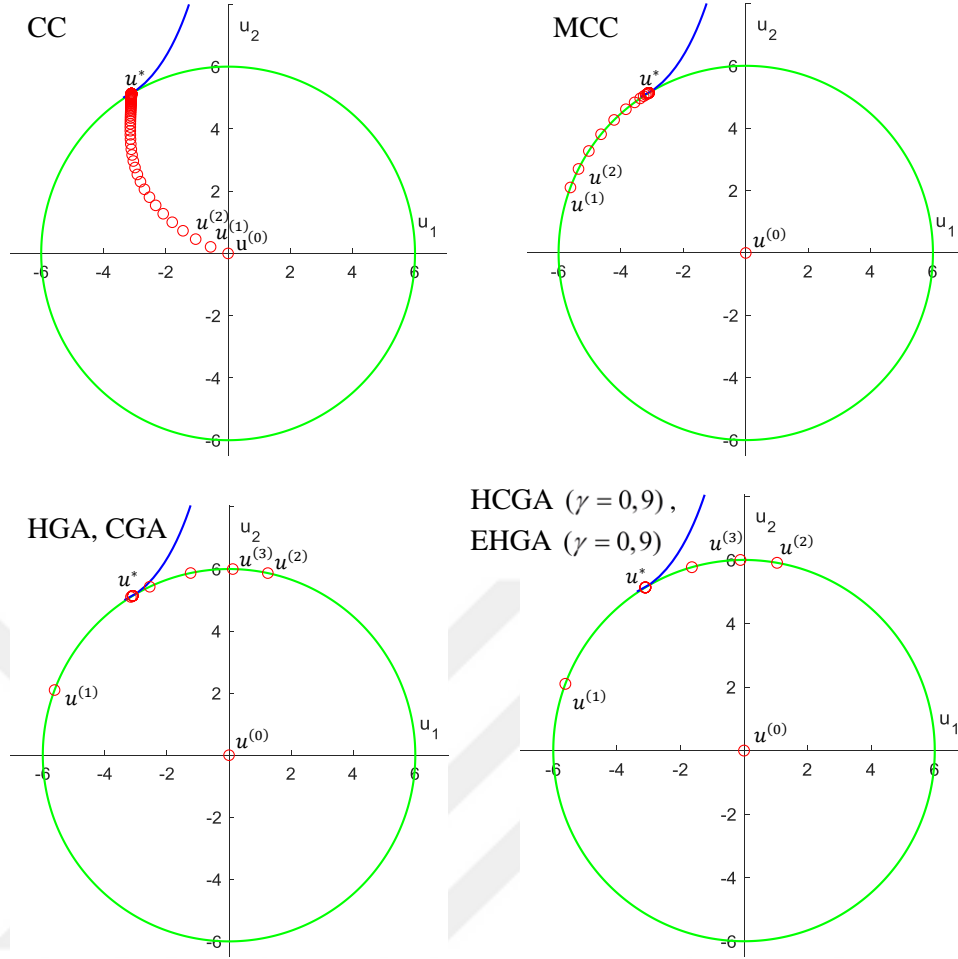
$$G(X) = 0,3x_1^3x_2 - x_2 + 0,8x_1 + 1 \quad (4.2)$$

burada, X bağımsız rasgele değişken vektörüdür ve $x_1 \sim N(1, 2, 0, 42)$, $x_2 \sim N(1, 0, 0, 42)$ 'dir. Hedef güvenilirlik indeksi $\beta_l = 6,0$ olarak alınmıştır.

Bu problem için PMA analizi sonuçları Çizelge 4.2'de verilmiştir. Sonuçlara göre bu problem için $X^* = [-0,1041, 3,1563]$ optimum sonucuna en hızlı şekilde $\gamma = 0,9$ ve $\gamma = 0,8$ parametreleri ile HCGA ve EHGA yöntemleri ulaşmıştır. Bu yöntemlerden sonra en etkili olan yöntemler HGA ve CGA yöntemleridir. HGA yönteminde eğrilik şartı her bir iterasyonda sağlandığı için CGA yöntemi ile aynı sonuç elde edilmiştir. Örnek 1'de en hızlı yakınsamayı gerçekleştiren AMV yöntemi bu problemde optimum noktaya yakınsayamamıştır. CMV ve HMV yöntemleri doğru sonucu 649 iterasyon, CC yöntemi ise 111 iterasyon sonucunda bulmuşlardır. Bu nedenle bu problem için bir hayli verimsizdiler. MCC yöntemi ise önerilen yöntemler ve CGA yönteminden sonraki en verimli yöntemdir. Seçilen yöntemlerin iteratif MPTP arama geçmişleri grafiksel olarak Şekil 4.2'de verilmiştir.

Çizelge 4.2 : Örnek 2 için PMA analizi sonuçları.

Yöntem	x_1^*	x_2^*	$G(X^*)$	İs
AMV			Yakınsamadı	
CMV	-0,1041	3,1563	-2,2293	649
HMV	-0,1041	3,1563	-2,2293	649
CC	-0,1041	3,1563	-2,2293	111
MCC	-0,1041	3,1563	-2,2293	29
CGA	-0,1041	3,1563	-2,2293	15
HGA	-0,1041	3,1563	-2,2293	15
HCGA ($\gamma = 0,9$)	-0,1041	3,1563	-2,2293	10
HCGA ($\gamma = 0,8$)	-0,1041	3,1563	-2,2293	12
HCGA ($\gamma = 0,7$)	-0,1041	3,1563	-2,2293	16
EHGA ($\gamma = 0,9$)	-0,1041	3,1563	-2,2293	10
EHGA ($\gamma = 0,8$)	-0,1041	3,1563	-2,2293	12
EHGA ($\gamma = 0,7$)	-0,1041	3,1563	-2,2293	16



Şekil 4.2 : CC, MCC, HGA, CGA, HCGA ve EHGA yöntemlerinin örnek 2 için iteratif MPTP arama geçmişleri

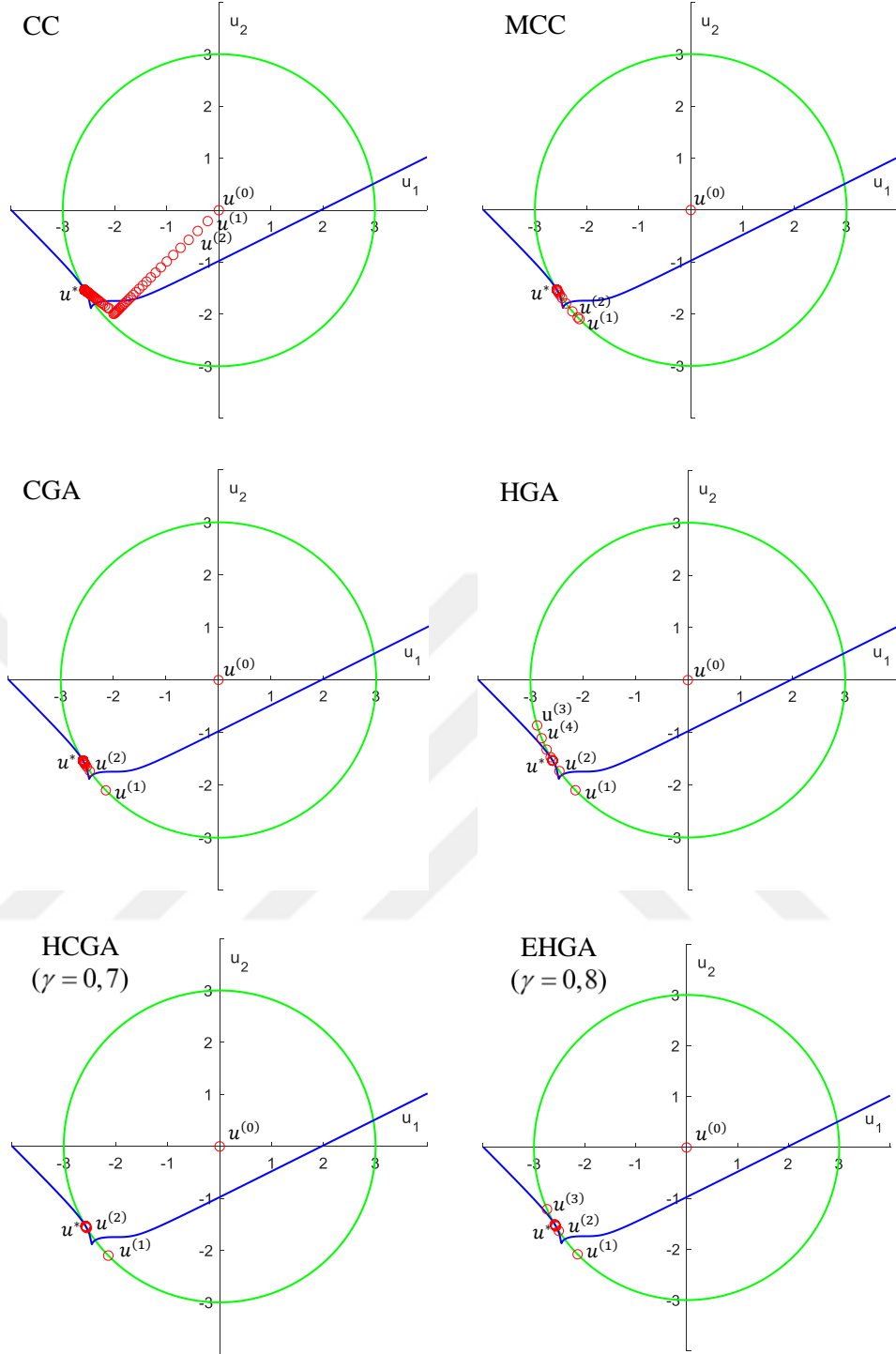
4.1.3 Örnek 3: Doğrusal olmayan içbükey performans fonksiyonu 2

Yüksek seviyede doğrusal olmayan içbükey bir performans fonksiyonu aşağıdaki gibi verilmiştir (Wang ve Grandhi, 1994; Yang ve Yi, 2009):

$$G(X) = x_1^3 + x_2^3 - 18 \quad (4.3)$$

burada, X bağımsız rasgele değişken vektörüdür ve $x_1 \sim N(10,0, 5,0)$, $x_2 \sim N(9,9, 5,0)$ 'dir. Hedef güvenilirlik indeksi $\beta_t = 3,0$ 'dır.

Bu örnekte, optimum tasarım noktasına karşılık gelen performans fonksiyonu değeri $G(X^*) = -31,0665$ 'e en hızlı ulaşan yöntemler bu çalışmada geliştirilen HGA, HCGA ve EHGA yöntemleridir. Şekil 4.3'de verilen iteratif MPTP arama geçmişleri incelendiğinde, $\gamma = 0,8$ parametresi ile EHGA yönteminin çok hızlı bir şekilde optimum noktaya ulaştığı görülmektedir.



Şekil 4.3 : CC, MCC, CGA, HGA, HCGA ve EHGA yöntemlerinin örnek 3 için iteratif MPTP arama geçişleri

Örnek 3 için PMA analizi sonuçları Çizelge 4.3’de verilmiştir. AMV yöntemi bu problemde de optimum sonuca yakınsayamamıştır. CMV, HMV, CC ve CGA yöntemleri doğru sonuca yakınsamışlardır ancak iteratif açıdan verimsizdirler. Geliştirilen yöntemlere verimlilik olarak en yakın yöntem, 31 iterasyonda optimum sonuca ulaşan MCC yöntemi olmuştur.

Çizelge 4.3 : Örnek 3 için PMA analizi sonuçları.

Yöntem	x_1^*	x_2^*	$G(X^*)$	İs
AMV			Yakınsamadı	
CMV	-2,8906	2,2298	-31,0665	406
HMV	-2,8906	2,2295	-31,0665	165
CC	-2,8906	2,2297	-31,0665	138
MCC	-2,8906	2,2297	-31,0665	31
CGA	-2,8905	2,2296	-31,0665	136
HGA	-2,8906	2,2298	-31,0665	26
HCGA ($\gamma = 0,9$)	-2,8906	2,2297	-31,0665	33
HCGA ($\gamma = 0,8$)	-2,8906	2,2297	-31,0665	19
HCGA ($\gamma = 0,7$)	-2,8906	2,2297	-31,0665	12
EHGA ($\gamma = 0,9$)	-2,8906	2,2297	-31,0665	12
EHGA ($\gamma = 0,8$)	-2,8906	2,2297	-31,0665	11
EHGA ($\gamma = 0,7$)	-2,8906	2,2297	-31,0665	15

4.1.4 Örnek 4: Doğrusal olmayan içbükey performans fonksiyonu 3

Kübik yapıda bir doğrusal olmayan içbükey performans fonksiyonu aşağıdaki formül ile verilmiştir (Wang ve Grandhi, 1996; Yang ve Yi, 2009):

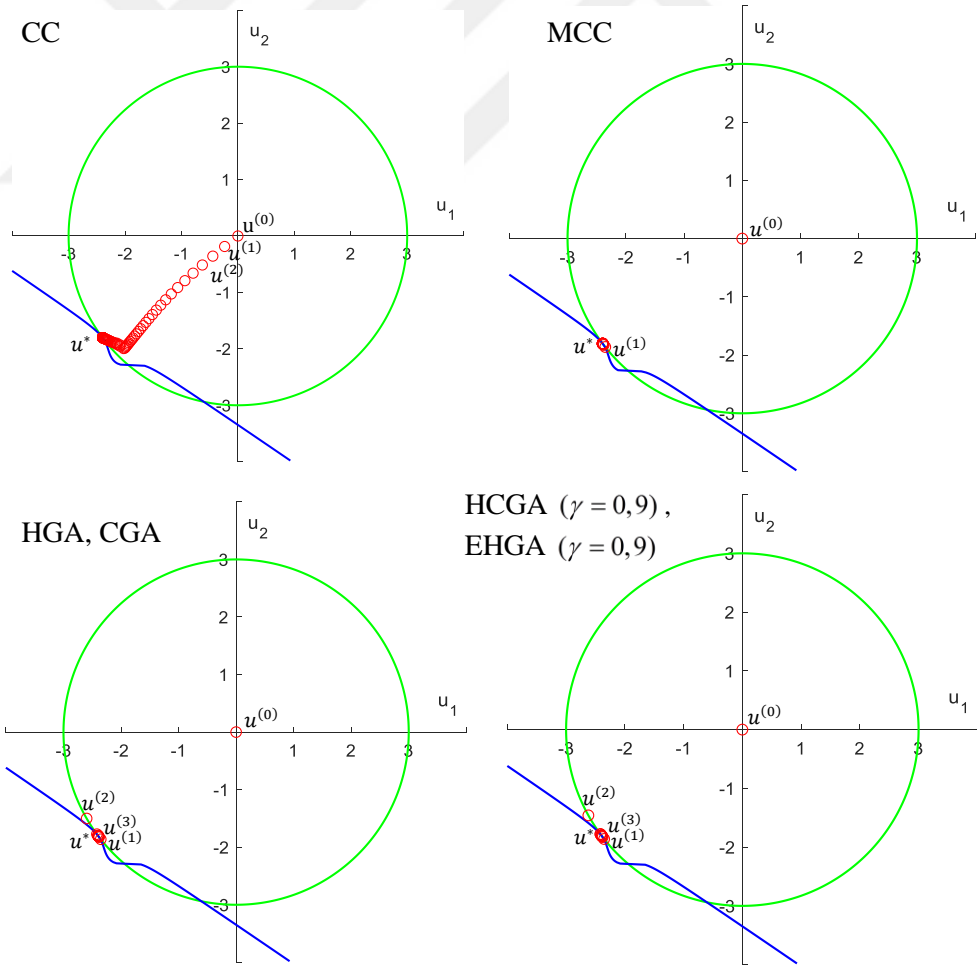
$$G(X) = x_1^3 + x_1^2 x_2 + x_2^3 - 18 \quad (4.4)$$

burada, X bağımsız rasgele değişken vektörüdür ve $x_1 \sim N(10,0, 5,0)$, $x_2 \sim N(9,9, 5,0)$ 'dir. Hedef güvenilirlik indeksi $\beta_t = 3,0$ olarak alınmıştır.

Geliştirilen ve mevcut yöntemler için PMA analizi sonuçları Çizelge 4.4'de verilmiştir. Sonuçlara göre AMV, CMV ve HMV yönteminin bu problemi çözmekte yetersiz kaldığı ve ıraksama sorunu yaşadığı görülmektedir. CC yöntemi ise $X^* = [-1,9854, 0,8805]$ noktasına 138 iterasyon sonucunda yakınsamıştır, bu nedenle verimsizdir. MCC, HGA, CGA, HCGA ve EHGA yöntemlerin hepsinin bu problem için etkili olduğu görülmektedir. Optimum sonuca 12 iterasyon ile ulaşan $\gamma = 0,9$ parametrelili HCGA ve EHGA yöntemleri en verimli yöntem olmalarına rağmen skaler parametrenin değeri küçültüldüğünde verimlilikleri azalmaktadır. Seçilen yöntemlerin iteratif MPTP arama geçişleri grafiksel olarak Şekil 4.4'de verilmiştir.

Çizelge 4.4 : Örnek 4 için PMA analizi sonuçları.

Yöntem	x_1^*	x_2^*	$G(X^*)$	İs
AMV			Yakınsamadı	
CMV			Yakınsamadı	
HMV			Yakınsamadı	
CC	-1,9854	0,8805	-21,6722	138
MCC	-1,9854	0,8805	-21,6723	15
CGA	-1,9854	0,8805	-21,6723	13
HGA	-1,9854	0,8805	-21,6723	13
HCGA ($\gamma = 0,9$)	-1,9854	0,8805	-21,6723	12
HCGA ($\gamma = 0,8$)	-1,9854	0,8805	-21,6723	20
HCGA ($\gamma = 0,7$)	-1,9854	0,8805	-21,6723	82
EHGA ($\gamma = 0,9$)	-1,9854	0,8805	-21,6723	12
EHGA ($\gamma = 0,8$)	-1,9854	0,8805	-21,6723	20
EHGA ($\gamma = 0,7$)	-1,9854	0,8805	-21,6723	82



Şekil 4.4 : CC, MCC, HGA, CGA, HCGA ve EHGA yöntemlerinin örnek 4 için iteratif MPTP arama geçişleri

4.1.5 Örnek 5: Doğrusal olmayan dışbükey performans fonksiyonu 2

Doğrusal olmayan bir başka dışbükey performans fonksiyonu aşağıdaki gibi tanımlanmıştır (Keshtegar ve Lee, 2016):

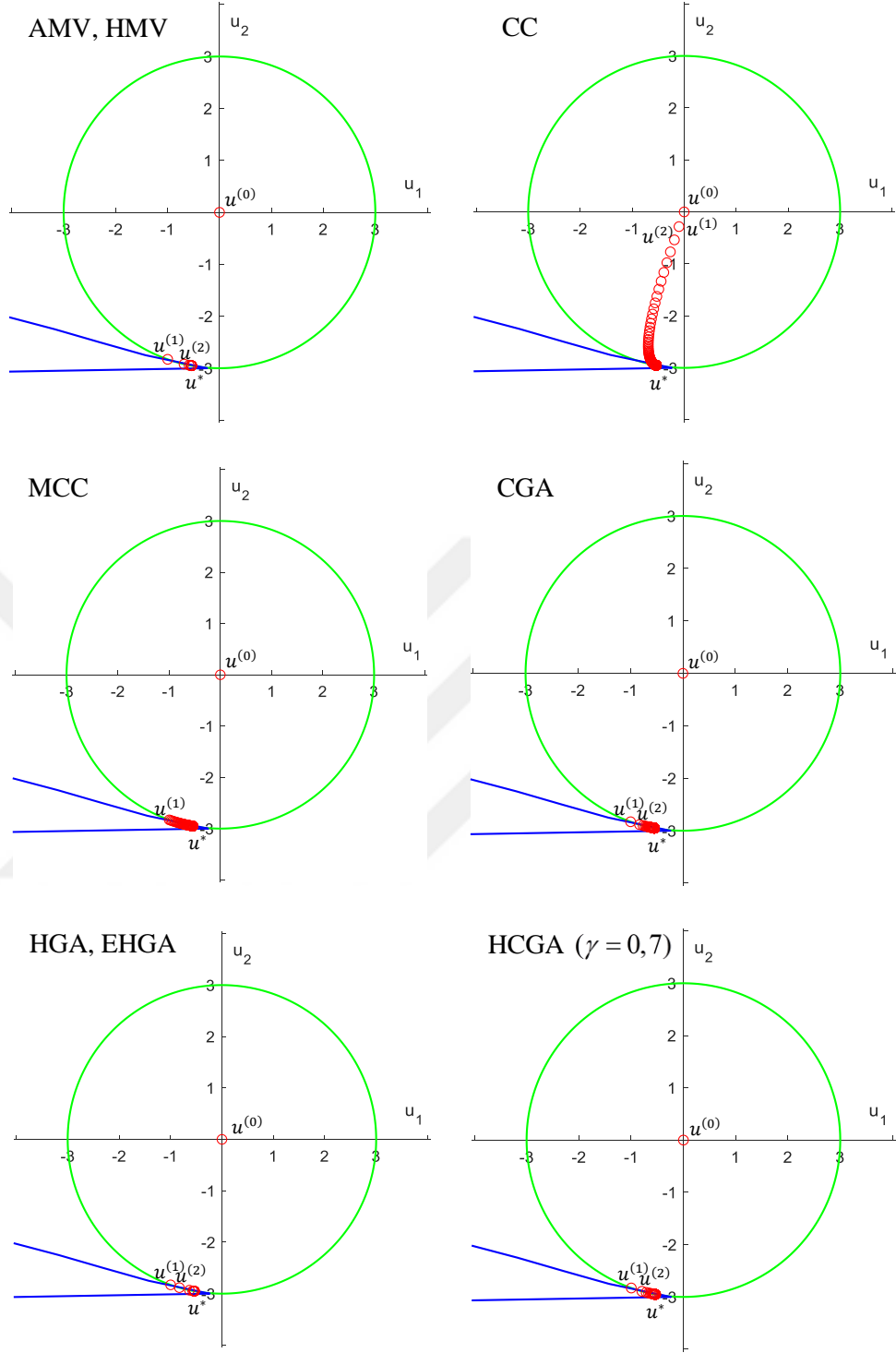
$$G(X) = x_1^2 + 2x_2^2 - 5\exp(x_1 - x_2) \quad (4.5)$$

burada, X bağımsız rasgele değişken vektörüdür ve $x_1 \sim N(4,0, 0,5)$ ve $x_2 \sim N(5,0, 0,4)$ 'dir. Hedef güvenilirlik indeksi $\beta_t = 3,0$ olarak alınmıştır.

Örnek 5'in PMA analizi sonuçları Çizelge 4.5'de verilmiştir. Performans fonksiyonunun karakteri dışbükey olduğu için AMV ve HMV yöntemleri 12 iterasyon ile hızlı bir şekilde $X^* = [3,7324, 3,8192]$ noktasına yakınmıştır. Bu yöntemlerden sonra sonuca en hızlı ulaşan yöntemler, HGA ve EHGA yöntemleri olmuştur. Sadece eşlenik gradyan yönüne dayalı olan CGA yöntemi bu problemde hesaplama maliyeti açısından verimsiz olmuştur ve doğru optimum noktaya yakınsayamamıştır. Kaos kontrol temelli yöntemler doğru sonuca başarılı bir şekilde ulaşmıştır ancak verimlilikleri düşüktür. HCGA yöntemi ise geliştirilen diğer iki yöntem kadar verimli olmamasına rağmen hızlı ve başarılı bir şekilde optimum noktaya yakınsamıştır. Şekil 4.5'de tüm yöntemlerin (CMV hariç) iteratif MPTP arama geçişleri grafiksel olarak gösterilmiştir.

Çizelge 4.5 : Örnek 5 için PMA analizi sonuçları.

Yöntem	x_1^*	x_2^*	$G(X^*)$	İs
AMV	3,7324	3,8192	38,5201	12
CMV	3,7324	3,8193	38,5201	22
HMV	3,7324	3,8192	38,5201	12
CC	3,7323	3,8193	38,5201	141
MCC	3,7323	3,8193	38,5201	121
CGA	3,7283	3,8198	38,5201	503
HGA	3,7324	3,8192	38,5201	13
HCGA ($\gamma = 0,9$)	3,7323	3,8193	38,5201	99
HCGA ($\gamma = 0,8$)	3,7324	3,8193	38,5201	57
HCGA ($\gamma = 0,7$)	3,7323	3,8193	38,5201	41
EHGA ($\gamma = 0,9$)	3,7324	3,8192	38,5201	13
EHGA ($\gamma = 0,8$)	3,7324	3,8192	38,5201	13
EHGA ($\gamma = 0,7$)	3,7324	3,8192	38,5201	13



Şekil 4.5 : AMV, HMV, CC, MCC, CGA, HGA, HCGA ve EHGA yöntemlerinin örnek 5 için iteratif MPTP arama geçmişleri

4.1.6 Örnek 6: Doğrusal olmayan içbükey performans fonksiyonu 4

Li ve ark. (2015) ile Youn ve diğ. (2005a) tarafından güvenilirlik analizi testi için kullanılan bir yüksek seviyede doğrusal olmayan içbükey performans fonksiyonu aşağıdaki gibi tanımlanmıştır:

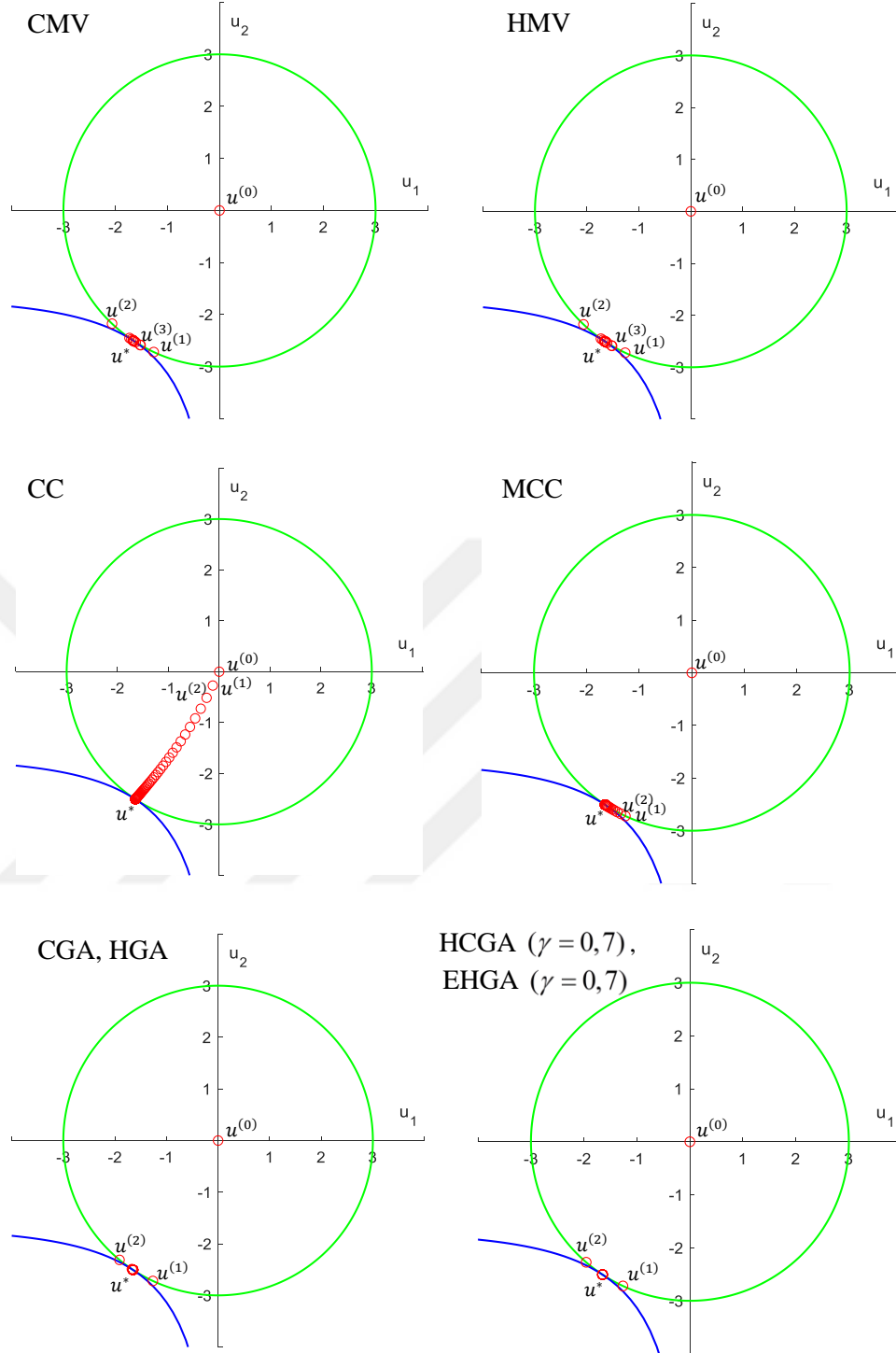
$$G(X) = \frac{\exp(0,8x_1 - 1,2) + \exp(0,7x_2 - 0,6) - 5}{10} \quad (4.6)$$

burada, X bağımsız rasgele değişken vektörüdür ve $x_1 \sim N(4,0, 0,8)$, $x_2 \sim N(5,0, 0,8)$ 'dir. Hedef güvenilirlik indeksi $\beta_i = 3,0$ 'dır.

Bu problem için PMA analizi sonuçları Çizelge 4.6'da verilmiştir. Geliştirilen HCGA ve EHGA yöntemleri $\gamma = 0,7$ parametresi ile $X^* = [2,6807, 2,9951]$ optimum noktasına en hızlı ve doğru bir şekilde ulaşan yöntemler olmuşlardır. HCGA ve EHGA yöntemlerinin $\gamma = 0,7$ ve $\gamma = 0,9$ parametreleri ile de sonuca diğer yöntemlerden çok daha hızlı bir şekilde yakınsadığı görülmektedir. HMV, HGA ve CGA yöntemleri bu problem için verimliliği yüksek olan diğer yöntemlerdir. MCC ve CC yöntemleri optimum sonuca ulaşmışlardır ancak hesaplama maliyeti açısından diğer yöntemlerden daha kötü bir performans göstermişlerdir. AMV yöntemi, diğer yüksek seviyede doğrusal olmayan içbükey performans fonksiyonlarının değerlendirilmesinde olduğu gibi bu problemde de herhangi bir MPTP'ye yakınsayamamıştır. Yakınsama problemi yaşayan AMV hariç tüm yöntemlerin örnek 6 için iteratif MPTP arama geçmişleri grafiksel olarak Şekil 4.6'da verilmiştir.

Çizelge 4.6 : Örnek 6 için PMA analizi sonuçları.

Yöntem	x_1^*	x_2^*	$G(X^*)$	İs
AMV				Yakınsamadı
CMV	2,6807	2,9951	0,2038	32
HMV	2,6807	2,9951	0,2038	27
CC	2,6807	2,9952	0,2038	106
MCC	2,6807	2,9951	0,2038	43
CGA	2,6807	2,9952	0,2038	28
HGA	2,6807	2,9952	0,2038	28
HCGA ($\gamma = 0,9$)	2,6807	2,9951	0,2038	11
HCGA ($\gamma = 0,8$)	2,6807	2,9951	0,2038	12
HCGA ($\gamma = 0,7$)	2,6807	2,9951	0,2038	9
EHGA ($\gamma = 0,9$)	2,6807	2,9951	0,2038	11
EHGA ($\gamma = 0,8$)	2,6807	2,9951	0,2038	12
EHGA ($\gamma = 0,7$)	2,6807	2,9951	0,2038	9



Şekil 4.6 : CMV, H MV, CC, MCC, CGA, HGA, HCGA ve EHGA yöntemlerinin örnek 6 için iteratif MPTP arama geçmişleri

4.1.7 Örnek 7: Doğrusal olmayan içbükey performans fonksiyonu 5

Doğrusal olmayan bir başka içbükey performans fonksiyonu aşağıdaki formül ile verilmiştir (Ezzati ve diğ., 2005):

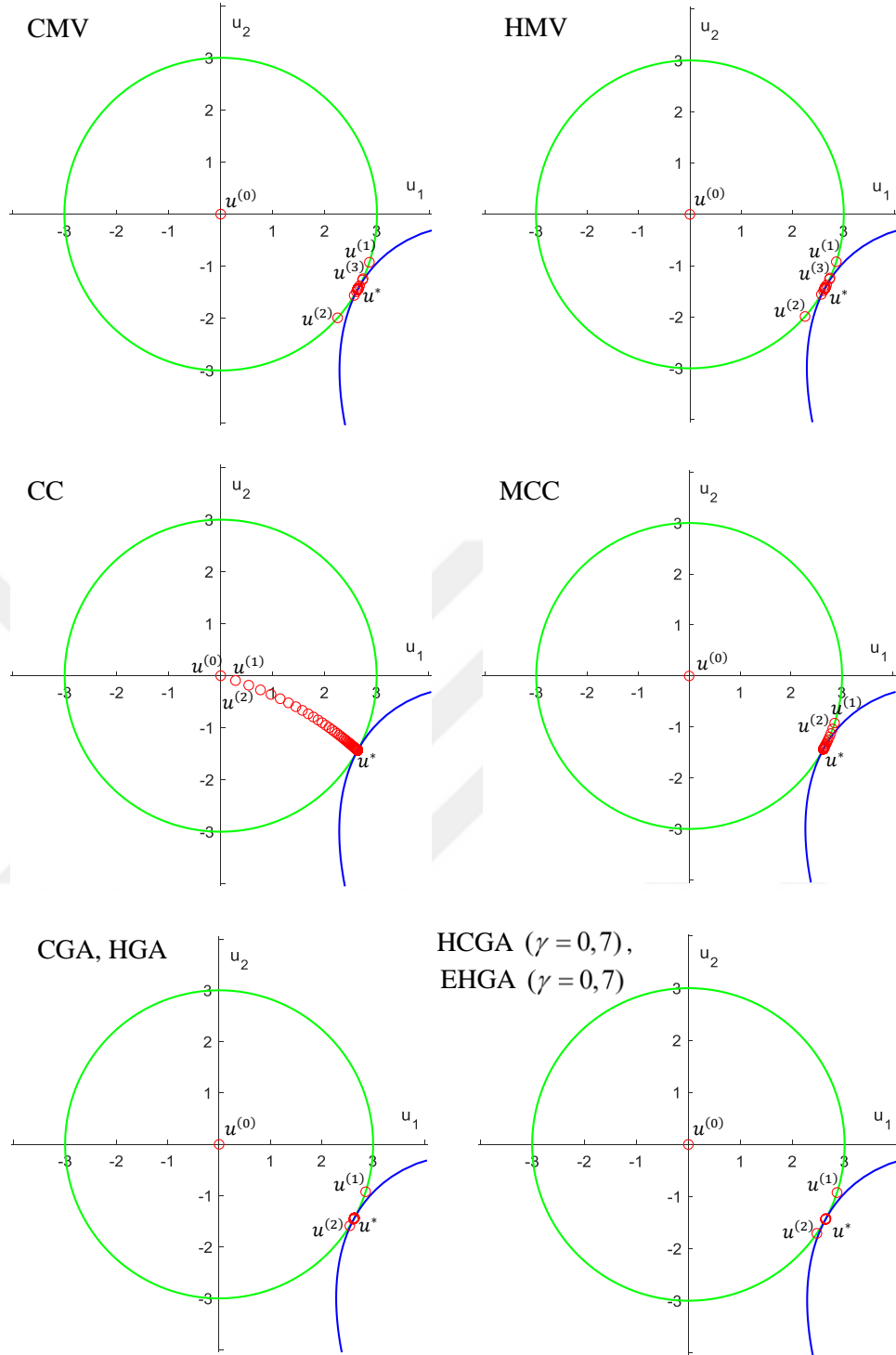
$$G(X) = \frac{(x_1 + x_2 - 5)^2}{30} + \frac{(x_1 - x_2 - 12)^2}{120} - 1 \quad (4.7)$$

burada, X bağımsız rasgele değişken vektörüdür ve $x_1 \sim N(4,0, 0,8)$, $x_2 \sim N(5,0, 0,8)$ 'dir. Hedef güvenilirlik indeksi $\beta_i = 3,0$ 'dır.

Örnek 7 için PMA analizi sonuçları Çizelge 4.7'de verilmiştir. Sonuçlar irdelendiğinde örnek 6'ya benzer şekilde, optimum sonuç $X^* = [3,1077, 1,1521]$ 'a en hızlı şekilde 9 iterasyonla $\gamma = 0,7$ parametresini kullanan HCGA ve EHGA yöntemleri ulaşmıştır. Aynı yöntemler $\gamma = 0,8$ ve $\gamma = 0,9$ parametreleri ile de diğer yöntemlere göre daha etkili sonuç vermişlerdir. Performans ölçüm fonksiyonunun içbükey karakterde olması nedeniyle AMV yöntemi herhangi bir MPTP'ye yakınsayamamıştır. Geliştirilen HGA yöntemi ile HMV ve CGA yöntemleri de bu problem için doğru sonuca etkin bir şekilde ulaşmıştır. CMV ve MCC yöntemleri ise diğer yöntemlere kıyasla daha fazla fonksiyon değerlendirmesi yaparak optimum noktaya yakınsamışlardır. CC yöntemi, hemen her problemde olduğu gibi doğru sonuca ulaşabilmiştir ancak hesaplama maliyeti açısından bu problemde de en verimsiz yöntemdir. Seçilen yöntemlerin iteratif MPTP arama geçmişleri grafiksel olarak Şekil 4.7'de verilmiştir.

Çizelge 4.7 : Örnek 7 için PMA analizi sonuçları.

Yöntem	x_1^*	x_2^*	$G(X^*)$	İs
AMV				Yakınsamadı
CMV	3,1077	1,1521	-0,1410	41
HMV	3,1077	1,1521	-0,1410	32
CC	3,1076	1,1521	-0,1410	108
MCC	3,1077	1,1521	-0,1410	44
CGA	3,1076	1,1520	-0,1410	35
HGA	3,1076	1,1520	-0,1410	35
HCGA ($\gamma = 0,9$)	3,1077	1,1521	-0,1410	19
HCGA ($\gamma = 0,8$)	3,1077	1,1521	-0,1410	12
HCGA ($\gamma = 0,7$)	3,1077	1,1521	-0,1410	9
EHGA ($\gamma = 0,9$)	3,1077	1,1521	-0,1410	19
EHGA ($\gamma = 0,8$)	3,1077	1,1521	-0,1410	12
EHGA ($\gamma = 0,7$)	3,1077	1,1521	-0,1410	9



Şekil 4.7 : CMV, HMV, CC, MCC, CGA, HGA, HCGA ve EHGA yöntemlerinin örnek 7 için iteratif MPTP arama geçmişleri

4.2 Matematiksel RBDO Uygulamaları

Mevcut ve geliştirilen PMA temelli MPTP arama yöntemlerinin RBDO problemlerinin çözümündeki performanslarını karşılaştırmak üzere ilk olarak üç farklı matematiksel kıyaslama problemi ele alınmıştır. RBDO problemlerinin

çözümlerinin karşılaştırılması için olasılıksal kısıtlayıcı fonksiyonlarının değerlendirilme sayıları (FDS), amaç fonksiyonunun optimum değeri ve optimum sonucu veren tasarım parametrelerinin değerleri kullanılmıştır. RBDO'nun iç döngüsündeki güvenilirlik analizleri için yakınsama şartı, $\|\mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)}\| / \|\mathbf{x}^{(k+1)}\| \leq 10^{-6}$ olarak alınmıştır.

4.2.1 Matematiksel RBDO problemi 1

Literatürdeki güvenilirlik analizi ile ilgili çalışmalarda sıklıkla kullanılan bir doğrusal olmayan matematiksel RBDO problemi aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır (Li ve diğ., 2015; Youn ve Choi, 2004):

$$\begin{aligned}
 & \text{bul} && d = [d_1, d_2]^T \\
 & \text{min} && f(d) = d_1 + d_2 \\
 & \text{kısıtlayıcılar: } P_f \left[G_1 = 1 - \frac{x_1^2 x_2}{20} > 0 \right] \leq \Phi(-\beta_{1,t}) \\
 & && P_f \left[G_2 = 1 - \frac{(x_1 + x_2 - 5)^2}{30} - \frac{(x_1 - x_2 - 12)^2}{120} > 0 \right] \leq \Phi(-\beta_{2,t}) \quad (4.8) \\
 & && P_f \left[G_3 = 1 - \frac{80}{x_1^2 + 8x_2 + 5} > 0 \right] \leq \Phi(-\beta_{3,t})
 \end{aligned}$$

burada,

$$0 \leq d_i \leq 10, d^{(0)} = [5, 5], \beta_{1,t} = \beta_{2,t} = \beta_{3,t} = \beta_t$$

Bu problem iki rasgele değişken ve üç olasılıksal kısıtlayıcı fonksiyonu içermektedir. (x_1, x_2) rasgele değişkenleri istatistiksel olarak bağımsızdır. Bu değişkenler normal, lognormal, Weibull ve Gumbel olmak üzere dört farklı şekilde dağılımlıdır.

Bu problemin çözümü için iki farklı durum ele alınmıştır. Birinci durumda hedef güvenilirlik indeksi $\beta_t = 3,0$ ve standart sapma değerleri 0,5 olarak alınmıştır. İkinci durumda ise hedef güvenilirlik indeksi $\beta_t = 2,0$ ve standart sapma değerleri 1,0 olarak alınmıştır. İki durum için RBDO sonuçları sırasıyla Çizelge 4.8 ve Çizelge 4.9'da verilmiştir.

Çizelge 4.8 : Matematiksel RBDO problemi 1 – durum 1 sonuçları.

Yöntem	Amaç	Tasarım değişkenleri	FDS $G_1/G_2/G_3$ (toplam)	Yöntem	Amaç	Tasarım değişkenleri	FDS $G_1/G_2/G_3$ (toplam)
		Dağılım: Normal				Dağılım: Lognormal	
AMV	7,8160	3,7990, 4,0170	165/351/130 (646)	AMV	7,4342	3,6751, 3,7592	92/875/245 (1212)
CMV	7,8160	3,7990, 4,0170	295/347/225 (867)	CMV	7,4342	3,6751, 3,7592	336/407/489 (1232)
HMV	7,8160	3,7990, 4,0170	165/347/130 (642)	HMV	7,4342	3,6751, 3,7592	295/378/369 (1042)
CC	7,8160	3,7991, 4,0170	2184/1910/1955 (6049)	CC	7,4342	3,6750, 3,7591	1853/1586/2635 (6344)
MCC	7,8160	3,7990, 4,0170	1823/1110/1588 (4521)	MCC	7,4342	3,6751, 3,7592	92/983/2360 (3435)
CGA	7,8160	3,7990, 4,0170	4576/1047/3173 (8796)	CGA	7,4342	3,6751, 3,7592	92/919/10006 (11017)
HGA	7,8160	3,7990, 4,0170	171/1047/133 (1351)	HGA	7,4342	3,6751, 3,7592	92/1208/258 (1558)
HCGA ($\gamma = 0,9$)	7,8160	3,7990, 4,0170	1316/494/1110 (2920)	HCGA ($\gamma = 0,9$)	7,4342	3,6751, 3,7592	92/576/1961 (2629)
HCGA ($\gamma = 0,7$)	7,8160	3,7990, 4,0170	558/250/485 (1293)	HCGA ($\gamma = 0,7$)	7,4342	3,6751, 3,7592	92/275/804 (1171)
EHGA ($\gamma = 0,9$)	7,8160	3,7990, 4,0170	168/494/133 (795)	EHGA ($\gamma = 0,9$)	7,4342	3,6751, 3,7592	92/576/258 (926)
EHGA ($\gamma = 0,7$)	7,8160	3,7990, 4,0170	168/250/133 (551)	EHGA ($\gamma = 0,7$)	7,4342	3,6751, 3,7592	92/275/248 (615)
		Dağılım: Weibull				Dağılım: Gumbel	
AMV	8,5471	4,0320, 4,5151	212/194/206 (612)	AMV		Yakınsamadi	
CMV	8,5471	4,0320, 4,5151	446/274/475 (1195)	CMV	6,9966	3,5252, 3,4714	555/1063/914 (2532)
HMV	8,5471	4,0320, 4,5151	291/236/488 (1015)	HMV	6,9966	3,5252, 3,4714	513/1277/666 (2456)
CC	8,5471	4,0320, 4,5151	2371/1979/1723 (6073)	CC	6,9965	3,5252, 3,4714	1787/1797/3955 (7539)
MCC	8,5471	4,0320, 4,5151	2165/1233/974 (4372)	MCC	6,9966	3,5252, 3,4714	1021/721/3730 (5472)
CGA	8,5471	4,0320, 4,5151	8659/1607/824 (11090)	CGA	6,9966	3,5252, 3,4714	1312/496/53073 (54881)
HGA	8,5471	4,0320, 4,5151	231/680/1051 (1962)	HGA	6,9966	3,5252, 3,4714	2604/729/408 (3741)
HCGA ($\gamma = 0,9$)	8,5471	4,0320, 4,5151	1756/843/544 (3143)	HCGA ($\gamma = 0,9$)	6,9966	3,5252, 3,4714	891/395/3441 (4724)
HCGA ($\gamma = 0,7$)	8,5471	4,0320, 4,5151	712/376/293 (1381)	HCGA ($\gamma = 0,7$)	6,9966	3,5252, 3,4714	409/201/1325 (1935)
EHGA ($\gamma = 0,9$)	8,5471	4,0320, 4,5151	231/473/544 (1248)	EHGA ($\gamma = 0,9$)	6,9966	3,5252, 3,4714	891/392/408 (1691)
EHGA ($\gamma = 0,7$)	8,5471	4,0320, 4,5151	215/278/293 (786)	EHGA ($\gamma = 0,7$)	6,9966	3,5252, 3,4714	409/201/408 (1018)

Çizelge 4.9 : Matematiksel RBDO problemi 1 – durum 2 sonuçları.

Yöntem	Amaç	Tasarım değişkenleri	FDS $G_1/G_2/G_3$ (toplam)	Yöntem	Amaç	Tasarım değişkenleri	FDS $G_1/G_2/G_3$ (toplam)
		Dağılım: Normal				Dağılım: Lognormal	
AMV	8,7330	4,1498, 4,5832	153/425/116 (694)	AMV	8,1558	3,9571, 4,1987	334/515/500 (1349)
CMV	8,7330	4,1498, 4,5832	289/315/212 (816)	CMV	8,1558	3,9571, 4,1987	314/518/353 (1185)
HMV	8,7330	4,1498, 4,5832	153/315/116 (584)	HMV	8,1557	3,9570, 4,1987	1691/1691/2505 (5887)
CC	8,7330	4,1498, 4,5832	2085/1751/1804 (5640)	CC	8,1558	3,9571, 4,1987	85/812/2261 (3158)
MCC	8,7330	4,1498, 4,5832	1759/973/1495 (4227)	MCC	8,1558	3,9571, 4,1987	85/813/12469 (13367)
CGA	8,7330	4,1498, 4,5832	5407/480/3336 (9223)	CGA	8,1558	3,9571, 4,1987	85/1124/237 (1446)
HGA	8,7330	4,1498, 4,5832	159/480/119 (758)	HGA	8,1558	3,9571, 4,1987	85/1124/237 (1446)
HCGA ($\gamma = 0,9$)	8,7330	4,1498, 4,5832	1289/397/1039 (2725)	HCGA ($\gamma = 0,9$)	8,1558	3,9571, 4,1987	85/492/1918 (2495)
HCGA ($\gamma = 0,7$)	8,7330	4,1498, 4,5832	527/238/447 (1212)	HCGA ($\gamma = 0,7$)	8,1558	3,9571, 4,1987	85/222/763 (1070)
EHGA ($\gamma = 0,9$)	8,7330	4,1498, 4,5832	156/397/130 (683)	EHGA ($\gamma = 0,9$)	8,1558	3,9571, 4,1987	85/492/240 (817)
EHGA ($\gamma = 0,7$)	8,7330	4,1498, 4,5832	156/238/119 (513)	EHGA ($\gamma = 0,7$)	8,1558	3,9571, 4,1987	85/222/237 (544)
		Dağılım: Weibull				Dağılım: Gumbel	
AMV	9,0187	4,2246, 4,7941	173/361/122 (656)	AMV	7,9227	3,8914, 4,0314	447/733/724 (1904)
CMV	9,0187	4,2246, 4,7941	329/300/314 (943)	CMV	7,9227	3,8914, 4,0314	385/715/524 (1624)
HMV	9,0187	4,2246, 4,7941	193/300/219 (712)	HMV	7,9227	3,8914, 4,0314	1869/1853/3295 (7017)
CC	9,0187	4,2246, 4,7941	2106/1768/1643 (5517)	CC	7,9227	3,8914, 4,0314	1124/837/3048 (5009)
MCC	9,0187	4,2246, 4,7941	1868/1007/1200 (4075)	MCC	7,9227	3,8914, 4,0314	668/760/25968 (27396)
CGA	9,0187	4,2246, 4,7941	6686/937/1712 (9335)	CGA	7,9227	3,8914, 4,0314	1280/1112/327 (2719)
HGA	9,0187	4,2246, 4,7941	190/1170/358 (1718)	HGA	7,9227	3,8914, 4,0314	752/497/2709 (3958)
HCGA ($\gamma = 0,9$)	9,0187	4,2246, 4,7941	1418/520/599 (2537)	HCGA ($\gamma = 0,9$)	7,9227	3,8914, 4,0314	399/233/1064 (1696)
HCGA ($\gamma = 0,7$)	9,0187	4,2246, 4,7941	576/219/255 (1050)	HCGA ($\gamma = 0,7$)	7,9227	3,8914, 4,0314	752/497/327 (1576)
EHGA ($\gamma = 0,9$)	9,0187	4,2246, 4,7941	190/520/599 (1309)	EHGA ($\gamma = 0,9$)	7,9227	3,8914, 4,0314	399/233/327 (959)
EHGA ($\gamma = 0,7$)	9,0187	4,2246, 4,7941	190/219/255 (664)	EHGA ($\gamma = 0,7$)	7,9227	3,8914, 4,0314	

Çizelge 4.8'deki durum 1 sonuçları incelendiğinde, normal dağılım için EHGA yönteminin $\gamma = 0,7$ parametresi ile doğru sonuca ulaşmadaki en etkili yöntem olduğu görülmektedir. AMV ve HVM yöntemleri de normal dağılım için hızlı bir şekilde sonuca ulaşmaktadır. Benzer şekilde lognormal dağılım için EHGA yönteminin $\gamma = 0,7$ ve $\gamma = 0,9$ parametreleri ile sonuca en hızlı ulaşan yöntem olduğu görülmektedir. HVM ve $\gamma = 0,7$ parametrelili HCGA yöntemi sonuca verimli bir şekilde ulaşan diğer yöntemlerdir. Weibull dağılımı için sonuçlara bakıldığında, AMV yönteminin en başarılı yöntem olduğu görülmektedir. $\gamma = 0,7$ parametrelili EGHA yöntemi ise AMV yönteminden sonraki en verimli yöntem olmuştur. Gumbel dağılımı için ise AMV yöntemi optimum sonuca yakınsayamamıştır. Bu dağılım için en etkili yöntemler, geliştirilen EHGA ve HCGA yöntemleri olmuştur.

İkinci durum için Çizelge 4.9'daki sonuçlar irdelendiğinde, normal dağılımlı AMV, HVM, HGA ve EHGA yöntemlerinin optimum sonuca hızlı bir şekilde yakınsadığı görülmektedir. Bu yöntemler arasında en hızlı olanı ise 513 fonksiyon değerlendirme sayısı ile $\gamma = 0,7$ parametrelili EHGA yöntemi olmuştur. Lognormal dağılım için ise en verimli yöntemlerin geliştirilen HCGA ve EHGA yöntemleri olduğu görülmektedir. AMV yöntemi bu dağılım için optimum sonuca yakınsayamamıştır. Birinci durumdakine benzer şekilde Weibull dağılımı için en etkin yöntem AMV yöntemi olmuştur. HVM ve $\gamma = 0,7$ parametrelili EHGA yöntemleri, bu dağılım için diğer verimli yöntemlerdir. Gumbel dağılımı için sonuca en hızlı ulaşan yöntem her iki parametresiyle EHGA yöntemi olmuştur. HVM ve $\gamma = 0,7$ parametrelili HCGA yöntemleri de sonuca hızlı bir şekilde ulaşan diğer yöntemlerdir. AMV yöntemi, Gumbel dağılımı için optimum noktaya yakınsayamamıştır.

Bu problemin her iki durumu birlikte ele alındığında, CMV ve geliştirilen HGA yöntemleri, tüm dağılımlar için doğru sonuca başarılı bir şekilde ulaşmıştır ancak verimlilikleri çok yüksek değildir. Aynı şekilde, CC, MCC ve CGA yöntemleri de tüm dağılımlar için doğru sonuca ulaşmıştır, ancak verimlilikleri bir hayli düşüktür.

4.2.2 Matematiksel RBDO problemi 2

Hock ve Schittkowski (1981)'in 113 nolu matematiksel problemi RBDO problemi olarak ele alınmıştır. Problemin orijinali deterministik optimizasyon problemi olduğu için bu çalışmada tasarım değişkenlerinin rasgele değişkenler oldukları ve standart

sapma değerlerinin de 0,02 olduğu kabul edilmiştir. Probleminin matematiksel formülasyonu aşağıdaki gibi verilmektedir (Cho ve Lee, 2010; Lee ve Lee, 2005):

$$\begin{aligned} \text{bul} \quad & d = [d_1, d_2, d_3, d_4, d_5, d_6, d_7, d_8, d_9, d_{10}]^T \\ \text{min} \quad & f(d) = d_1^2 + d_2^2 + d_1 d_2 - 14d_1 - 16d_2 + (d_3 - 10)^2 + 4(d_4 - 5)^2 + (d_5 - 3)^2 \\ & + 2(d_6 - 1)^2 + 5d_7^2 + 7(d_8 - 11)^2 + 2(d_9 - 10)^2 + (d_{10} - 7)^2 + 45 \end{aligned}$$

$$\text{kısıtlayıcılar: } P_f [G_i(X) > 0] \leq \Phi(-\beta_{i,t}), \quad i = 1, \dots, 8$$

burada,

$$\begin{aligned} G_1 &= \frac{4x_1 + 5x_2 - 3x_7 + 9x_8}{105} - 1 \\ G_2 &= 10x_1 - 8x_2 - 17x_7 + 2x_8 \\ G_3 &= \frac{-8x_1 + 2x_2 + 5x_9 - 2x_{10}}{12} - 1 \\ G_4 &= \frac{3(x_1 - 2)^2 + 4(x_2 - 3)^2 + 2x_3^2 - 7x_4}{120} - 1 \\ G_5 &= \frac{5x_1^2 + 8x_2 + (x_3 - 6)^2 - 2x_4}{40} - 1 \\ G_6 &= \frac{0,5(x_1 - 8)^2 + 2(x_2 - 4)^2 + 3x_5^2 - x_6}{30} - 1 \\ G_7 &= x_1^2 + 2(x_2 - 2)^2 - 2x_1 x_2 + 14x_5 - x_6 \\ G_8 &= -3x_1 + 6x_2 + 12(x_9 - 8)^2 - 7x_{10} \\ d_j &\geq 0, \quad j = 1, \dots, 10 \quad \beta_{1,t}, \beta_{2,t} \dots \beta_{8,t} = 3,0 \end{aligned} \tag{4.9}$$

Tüm rasgele değişkenler normal dağılımlıdır ve bağımsızdırlar. Başlangıç tasarım noktası olarak deterministik optimizasyonunun optimum sonucu olan $d = [2,17, 2,36, 8,77, 5,10, 0,99, 1,43, 1,32, 9,83, 8,28, 8,37]$ noktası alınmıştır. Deterministik optimizasyonda amaç fonksiyonunun değeri ise $f = 24,3051$ 'dir. Bu problem için RBDO sonuçları Çizelge 4.10'da verilmiştir. Sonuçlara göre tüm yöntemler aynı optimum sonuca yakınmıştır. Bu problemdeki kısıtlayıcıların az seviyede doğrusal olmayan denklemlerden oluşması ve bunların birçoğunun dışbükey karakterde olması nedeniyle AMV yöntemi optimum noktaya çok hızlı bir şekilde yakınsamıştır. Fonksiyonun tipinin belirlendiği HMV yöntemi de AMV yönteminin algoritması ile çözüm yaparak aynı hızda optimum noktaya ulaşmıştır.

Geliştirilen HGA ve EHGA yöntemlerinin her bir iterasyonunda eğrilik şartı sağlanamadığı için bu yöntemlerde AMV yöntemi gibi davranarak aynı iterasyon sayısında doğru sonuca ulaşmışlardır.

Çizelge 4.10 : Matematiksel RBDO problemi 2 sonuçları.

Yöntem	Amaç	Tasarım değişkenleri	Toplam FDS
AMV	25,47	2,10, 2,41, 8,72, 5,11, 0,94, 1,44, 1,34, 9,92, 8,09, 8,53	2977
CMV	25,47	2,10, 2,41, 8,72, 5,11, 0,94, 1,44, 1,34, 9,92, 8,09, 8,53	4159
HMV	25,47	2,10, 2,41, 8,72, 5,11, 0,94, 1,44, 1,34, 9,92, 8,09, 8,53	2977
CC	25,47	2,10, 2,41, 8,72, 5,11, 0,94, 1,44, 1,34, 9,92, 8,09, 8,53	63281
MCC	25,47	2,10, 2,41, 8,72, 5,11, 0,94, 1,44, 1,34, 9,92, 8,09, 8,53	8540
CGA	25,47	2,10, 2,41, 8,72, 5,11, 0,94, 1,44, 1,34, 9,92, 8,09, 8,53	5606
HGA	25,47	2,10, 2,41, 8,72, 5,11, 0,94, 1,44, 1,34, 9,92, 8,09, 8,53	2977
HCGA ($\gamma = 0,9$)	25,47	2,10, 2,41, 8,72, 5,11, 0,94, 1,44, 1,34, 9,92, 8,09, 8,53	5201
HCGA ($\gamma = 0,8$)	25,47	2,10, 2,41, 8,72, 5,11, 0,94, 1,44, 1,34, 9,92, 8,09, 8,53	5052
HCGA ($\gamma = 0,7$)	25,47	2,10, 2,41, 8,72, 5,11, 0,94, 1,44, 1,34, 9,92, 8,09, 8,53	4794
EHGA ($\gamma = 0,9$)	25,47	2,10, 2,41, 8,72, 5,11, 0,94, 1,44, 1,34, 9,92, 8,09, 8,53	2977
EHGA ($\gamma = 0,8$)	25,47	2,10, 2,41, 8,72, 5,11, 0,94, 1,44, 1,34, 9,92, 8,09, 8,53	2977
EHGA ($\gamma = 0,7$)	25,47	2,10, 2,41, 8,72, 5,11, 0,94, 1,44, 1,34, 9,92, 8,09, 8,53	2977

4.2.3 Matematiksel RBDO problemi 3

Yüksek seviyede doğrusal olmayan kısıtlayıcılar içeren bir matematiksel RBDO problemi aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır (Lee ve diğ., 2008; Meng ve diğ., 2015):

$$\begin{aligned}
 & \text{bul} && d = [d_1, d_2]^T \\
 & \text{min} && f(d) = -\frac{(d_1 + d_2 - 10)^2}{30} - \frac{(d_1 - d_2 + 10)^2}{120} \\
 & \text{kısıtlayıcılar: } && P_f [G_i(X) > 0] \leq \Phi(-\beta_{i,t}), \quad i = 1, 2, 3 \\
 & \text{burada,} && G_1 = 1 - \frac{x_1^2 x_2}{20} \\
 & && G_2 = -1 + (Y - 6)^2 + (Y - 6)^3 - 0,6(Y - 6)^4 + Z \quad (4.10) \\
 & && Y = 0,9063x_1 + 0,4226x_2, \quad Z = 0,4226x_1 - 0,9063x_2 \\
 & && G_3 = 1 - \frac{80}{x_1^2 + 8x_2 + 5} \\
 & && 0 \leq d_{1,2} \leq 10, \quad \beta_{1,t} = \beta_{2,t} = \beta_{3,t} = 3,0, \quad d^{(0)} = [5, 5]
 \end{aligned}$$

Bu denklemde x_1 ve x_2 bağımsız normal dağılımlı rasgele değişkenlerdir ve standart sapmaları 0,3 olarak alınmıştır. Tüm yöntemler ile gerçekleştirilen RBDO sonuçları Çizelge 4.11’de verilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde, AMV ve CMV yöntemlerinin optimum sonuca yakınsayamadıkları görülmektedir. $\gamma = 0,8$ parametrelili EHGA yöntemi 810 fonksiyon değerlendirme sayısı ile doğru sonuca en hızlı şekilde ulaşan yöntem olmuştur. Genel olarak tüm yöntemler karşılaştırıldığında, geliştirilen HGA ve EHGA yöntemlerinin, HMG, CC ve CGA yöntemlerine göre yaklaşık 10-12 kat daha hızlı bir şekilde optimum sonuca ulaştığı görülmektedir. Geliştirilen diğer iki yöntem kadar hızlı olmasa da, HCGA yöntemi de geleneksel yöntemlere göre çok daha hızlı bir şekilde sonuca ulaşmıştır.

Çizelge 4.11 : Matematiksel RBDO problemi 3 sonuçları.

Yöntem	Amaç	Tasarım değişkenleri	FDS $G_1/G_2/G_3$ (toplam)
AMV			Yakınsamadı
CMV			Yakınsamadı
HMG	-1,7247	4,5581, 1,9645	244/10076/158 (10478)
CC	-1,7247	4,5581, 1,9645	3592/3057/3009 (9658)
MCC	-1,7247	4,5581, 1,9645	2901/1179/2256 (6336)
CGA	-1,7247	4,5581, 1,9645	7532/1905/2977 (12414)
HGA	-1,7247	4,5581, 1,9645	290/381/192 (863)
HCGA ($\gamma = 0,9$)	-1,7247	4,5581, 1,9645	2154/622/1458 (4234)
HCGA ($\gamma = 0,8$)	-1,7247	4,5581, 1,9645	1298/472/918 (2688)
HCGA ($\gamma = 0,7$)	-1,7247	4,5581, 1,9645	934/485/684 (2103)
EHGA ($\gamma = 0,9$)	-1,7247	4,5581, 1,9645	287/3587/192 (837)
EHGA ($\gamma = 0,8$)	-1,7247	4,5581, 1,9645	287/331/192 (810)
EHGA ($\gamma = 0,7$)	-1,7247	4,5581, 1,9645	287/392/192 (871)

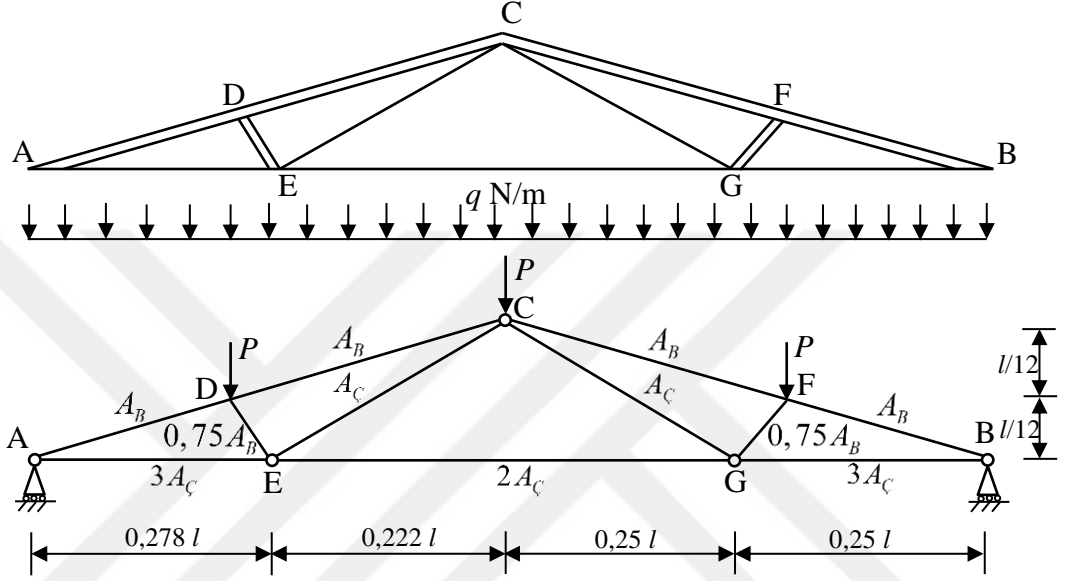
4.3 Genel Mühendislik Problemleri RBDO Uygulamaları

Geliştirilen ve mevcut güvenilirlik analizi yöntemlerinin, genel mühendislik problemlerine uygulanması literatürden alınan üç farklı RBDO problemi ile gerçekleştirilmiştir. Sonuçların kıyaslanmasında, FDS başta olmak üzere amaç fonksiyonunun optimum değeri ve optimum sonucu veren tasarım parametrelerinin değerleri kullanılmıştır. Güvenirlilik analizleri için yakınsama şartı olarak

$$\left\| \mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)} \right\| / \left\| \mathbf{x}^{(k+1)} \right\| \leq 10^{-6} \text{ kullanılmıştır.}$$

4.3.1 Çatı makası tasarımı

Şekil 4.8'deki gibi bir uniform yüklemeye altındaki çatı makası tasarımı RBDO problemi olarak ele alınmıştır (Rashki ve diğ., 2014; Song ve diğ., 2009). Yapının üst tarafı ve basıya maruz kalan çubuklar beton, alt kısmı ve çekiye maruz kalan çubuklar ise çeliktir. Yapının en üst noktasının (C noktası) dikey yer değiştirmesinin 3 cm'den fazla olmaması istenilmektedir.



Şekil 4.8 : Çatı makası tasarımının şematik gösterimi

Çatı makası RBDO probleminin matematiksel ifadesi aşağıda verilmiştir:

$$\begin{aligned} \text{bul} \quad & d = [A_B, A_C]^T \\ \text{min} \quad & C(d) = 20224A_C + 364A_B \\ \text{kısıtlayıcı: } & P_f \left[G(X) = 0,03 - \left(\frac{ql^2}{2} \right) \left(\frac{3,81}{A_B E_B} + \frac{1,13}{A_C E_C} \right) \leq 0 \right] \leq \Phi(-\beta_t) \end{aligned} \quad (4.11)$$

burada,

$$0,0006 \leq A_C \leq 0,0012, \quad 0,018 \leq A_B \leq 0,063$$

$$[A_C, A_B]^{(0)} = [0,001, 0,042], \quad \beta_t = 3,0$$

Bu denklemde, q yayılı yükü, l uzunluğu ifade etmektedir. A_C çelik elemanlar için kesit alanını, A_B beton elemanlar için kesit alanını ifade etmektedir. E_C ve E_B ise sırasıyla çelik ve beton için elastisite modülüdür. Bu problem iki tane normal dağılımlı rasgele tasarım değişkeni (A_C, A_B) ve dört tane normal dağılımlı rasgele

değişken (E_c, E_B, q, l) içermektedir. Değişkenlerin istatistiksel özellikleri Çizelge 4.12’de verilmiştir.

Çizelge 4.12 : Çatı makası tasarımı problemi rasgele değişkenlerinin istatistiksel özellikleri.

Rasgele Değişken	A_C (m ²)	A_B (m ²)	E_C (Pa)	E_B (Pa)	q (N/m)	L (m)
Ortalama	Tasarım değişkeni	Tasarım değişkeni	1×10^{11}	2×10^{10}	20000	12
Standart sapma	$5,9852 \times 10^{-5}$	0,0048	6×10^9	$1,2 \times 10^9$	1400	0,12

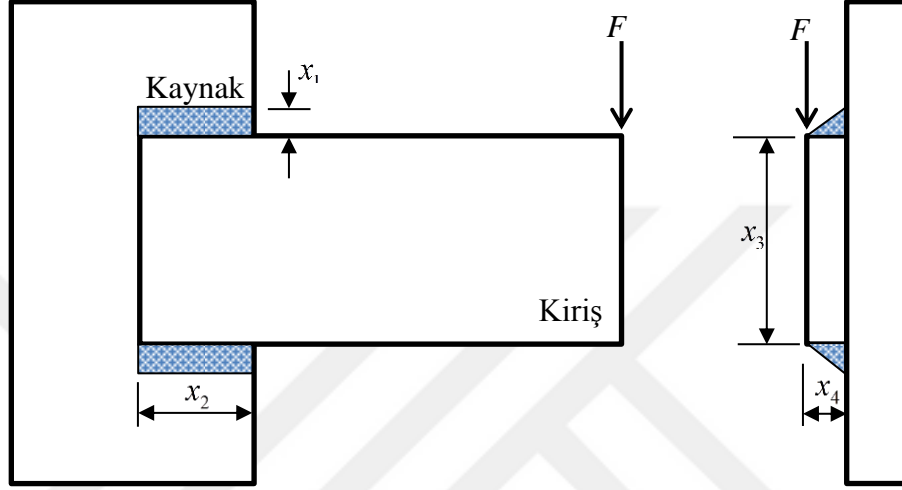
Çatı makası tasarımı probleminin RBDO sonuçları Çizelge 4.13’de verilmiştir. AMV yöntemi 448 fonksiyon değerlendirmesi ile bu problemin optimum çözümüne en hızlı ulaşan yöntem olmuştur. Geliştirilen HGA ve HCGA yöntemleri de doğru sonuca AMV yönteminden sonra en etkili şekilde ulaşan yöntemler olmuşlardır. Tüm yöntemler karşılaştırıldığında AMV, HGA ve HCGA yöntemlerinin hemen hemen aynı hızda optimum sonuca ulaştığı görülebilir. HMG ve CMV yöntemleri, problemin çözümündeki diğer verimli yöntemlerdir. EHGA, CC, MCC ve CGA yöntemleri ise doğru sonuca başarılı bir şekilde ulaşmalarına rağmen diğer yöntemlerden yaklaşık on kat daha fazla fonksiyon değerlendirme sayısı gerektirmektedirler.

Çizelge 4.13 : Çatı makası tasarımı problemi RBDO sonuçları.

Yöntem	Amaç	Tasarım değişkenleri (A_C, A_B)	FDS
AMV	35,9988	0,0011, 0,0383	448
CMV	35,9988	0,0011, 0,0383	783
HMG	35,9988	0,0011, 0,0383	461
CC	35,9988	0,0011, 0,0383	4560
MCC	35,9988	0,0011, 0,0383	3849
CGA	35,9987	0,0011, 0,0383	9481
HGA	35,9988	0,0011, 0,0383	457
HCGA ($\gamma = 0,9$)	35,9988	0,0011, 0,0383	457
HCGA ($\gamma = 0,8$)	35,9988	0,0011, 0,0383	457
HCGA ($\gamma = 0,7$)	35,9988	0,0011, 0,0383	457
EHGA ($\gamma = 0,9$)	35,9988	0,0011, 0,0383	3220
EHGA ($\gamma = 0,8$)	35,9988	0,0011, 0,0383	1941
EHGA ($\gamma = 0,7$)	35,9988	0,0011, 0,0383	1405

4.3.2 Kaynaklı kiriş tasarımı

Bir diğer mühendislik tasarımı problemi olarak, Şekil 4.9'da şematik olarak gösterilen kaynaklı kiriş tasarımı problemi ele alınmıştır (Cho ve Lee, 2011; Ramakrishnan ve Rao, 1996). Bu problemde amaç maliyeti minimize etmektir. Kısıtlayıcılar ise kayma gerilmesi, eğilme gerilmesi, burkulma yükü ve yer değiştirme gibi unsurlara bağlı olan fonksiyonlardır.



Şekil 4.9 : Kaynaklı kiriş tasarımı şematik gösterimi

Kaynaklı kiriş tasarımı RBDO problemi matematiksel olarak aşağıdaki gibi verilmektedir:

$$\text{bul} \quad = [d_1, d_2, d_3, d_4]$$

$$\text{min} \quad f(d) = c_1 d_1^2 d_2 + c_2 d_3 d_4 (z_2 + d_2)$$

$$\text{kısıtlayıcılar} : P_f [G_i(X, z) > 0] \leq \Phi(-\beta_{i,t}), \quad i = 1, \dots, 5$$

burada,

$$G_1(X, z) = \frac{\tau(X, z)}{z_6} - 1, \quad G_2(X, z) = \frac{\sigma(X, z)}{z_7} - 1,$$

$$G_3(X, z) = \frac{x_1}{x_4} - 1, \quad G_4(X, z) = \frac{\delta(X, z)}{z_5} - 1,$$

$$G_5(X, z) = 1 - \frac{P_c(X, z)}{z_1}$$

$$\beta_{1,t}, \dots, \beta_{5,t} = 3, 0, \quad 3,175 \leq d_1, d_4 \leq 50, 8, \quad 0 \leq d_2, d_3 \leq 254$$

$$d^{(0)} = [6, 207, 157, 920, 210, 597, 6, 207] \quad (4.12)$$

$$\tau(X, z) = \sqrt{t(X, z)^2 + \frac{2t(X, z)tt(X, z)x_2}{2R(X)} + tt(X, z)^2},$$

$$t(X, z) = \frac{z_1}{\sqrt{2x_1x_2}}, \quad tt(X, z) = \frac{M(X, z)R(X)}{J(X)},$$

$$\delta(X, z) = \frac{4z_1z_2^3}{z_3x_3^3x_4}, \quad \sigma(X, z) = \frac{6z_1z_2}{x_3^2x_4}, \quad M(X, z) = z_1\left(z_2 + \frac{x_2}{2}\right),$$

$$R(X) = \frac{\sqrt{x_2^2 + (x_1 + x_3)^2}}{2}, \quad J(X) = \sqrt{2x_1x_2} \left(\frac{x_2^2}{12} + \frac{(x_1 + x_3)^2}{4} \right),$$

$$P_c(X, z) = \frac{4,013x_3x_4\sqrt{z_3z_4}}{6z_2^2} \left(1 - \frac{x_3}{4z_2} \sqrt{\frac{z_3}{z_4}} \right)$$

Bu problem dört tane rasgele değişken ve beş tane olasılıksal kısıtlayıcı içermektedir. Rasgele değişkenlerin tümü bağımsız ve normal dağılımlıdır. d_1, d_2 değişkenlerinin standart sapması 1,693, d_3, d_4 değişkenlerinin standart sapması ise 0,107'dir. Problemin sabit parametrelerinin değerleri Çizelge 4.14'de verilmiştir.

Çizelge 4.14 : Kaynaklı kiriş tasarımı parametreleri.

z_1	$2,6688 \times 10^4$ (N)	z_4	$8,274 \times 10^4$ (MPa)	z_7	$2,0685 \times 10^2$ (MPa)
z_2	355,6 (mm)	z_5	6,35 (mm)	c_1	$6,7413 \times 10^{-5}$ (\$/mm ³)
z_3	$2,0685 \times 10^5$ (MPa)	z_6	93,77 (MPa)	c_2	$2,9358 \times 10^{-6}$ (\$/mm ³)

Kaynaklı kiriş tasarımı RBDO probleminin sonuçları Çizelge 4.15'de verilmiştir. Bu problemin deterministik optimizasyon sonucunda elde edilen optimum noktası $X^* = [6,207, 157,923, 210,597, 6,207]$ RBDO sonrasında daha güvenilir bir tasarımdan dolayı $d^* = [12,439, 216,242, 126,523, 17,529]$ 'a dönüşmüş ve amaç fonksiyonu değeri 2,3808'den 5,9799'a yükselmiştir. Sonuçlar incelendiğinde optimum noktaya en hızlı geliştirilen HGA ve EHGA yöntemlerinin ulaştığı görülmektedir. AMV ve HMV yöntemleri de doğru sonuca verimli bir şekilde yaklaşmıştır. CC, CGA, HCGA ve CMV yöntemleri doğru sonucu elde etmelerine rağmen verimsizdirler. CC yöntemi ise diğer yöntemlerden farklı bir noktaya çok fazla fonksiyon değerlendirmesi sonucunda ulaşabilmiştir.

Çizelge 4.15 : Kaynaklı kiriş tasarımı RBDO sonuçları.

Yöntem	Amaç	Tasarım değişkenleri	FDS
AMV	5,9799	12,439, 216,242, 126,523, 17,529	2154
CMV	5,9799	12,439, 216,242, 126,523, 17,529	3275
HMV	5,9793	12,439, 216,242, 126,523, 17,529	2154
CC	5,9777	12,436, 216,297, 126,539, 17,523	43199
MCC	5,9793	12,439, 216,243, 126,523, 17,529	8820
CGA	5,9793	12,439, 216,243, 126,523, 17,529	8134
HGA	5,9793	12,439, 216,242, 126,523, 17,529	2113
HCGA ($\gamma = 0,9$)	5,9793	12,439, 216,243, 126,523, 17,529	6803
HCGA ($\gamma = 0,8$)	5,9793	12,439, 216,242, 126,523, 17,529	5590
HCGA ($\gamma = 0,7$)	5,9793	12,439, 216,242, 126,523, 17,529	4880
EHGA ($\gamma = 0,9$)	5,9793	12,439, 216,242, 126,523, 17,529	2113
EHGA ($\gamma = 0,8$)	5,9793	12,439, 216,242, 126,523, 17,529	2113
EHGA ($\gamma = 0,7$)	5,9793	12,439, 216,242, 126,523, 17,529	2113

4.3.3 Çelik T-sütun tasarımı

Kesit boyutlarının rasgele değişken olduğu bir çelik sütun tasarımı RBDO problemi olarak ele alınmıştır (Cheng ve diğ., 2006; Keshtegar, 2017). Bu problemde amaç fonksiyonu, kesit boyutlarının ortalama değerine bağlı olarak tanımlanmıştır. RBDO problemi aşağıdaki gibi formüle edilmiştir:

$$\text{bul} \quad d = [b, t, h]^T$$

$$\text{min} \quad f(d) = bt + 5h$$

$$\text{kısıtlayıcı: } P_f [G(d, X) > 0] \leq \Phi(-\beta_t)$$

burada,

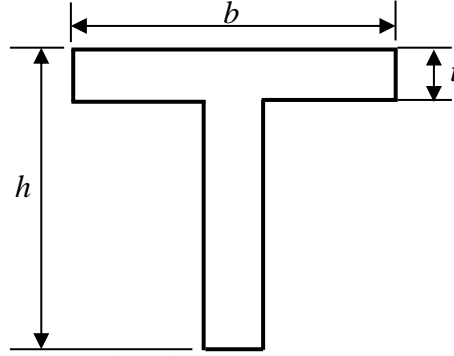
$$G(d, X) = F_s - F \left(\frac{1}{A_s} + \frac{D_0}{\mu_s} \frac{\varepsilon_b}{\varepsilon_b - F} \right) \quad (4.13)$$

$$200 \leq b \leq 400, 10 \leq t \leq 30, 100 \leq h \leq 500$$

$$d^{(0)} = [300, 20, 300], \beta_t = 3,0$$

$$F = P_1 + P_2 + P_3, \quad A_s = 2bt, \quad \mu_s = bth, \quad \varepsilon_b = \frac{\pi^2 E}{2L^2} bth^2$$

Bu denklemdeki tasarım deęişkenleri normal olmayan daęılıma sahiptir. Ayrıca kesit görünümü Şekil 4.10’da gösterilen çelik sütunun yedi tane bağımsız rasgele deęişkeni vardır. Rasgele deęişkenlerin tanımları ve istatistiksel özellikleri Çizelge 4.16’da verilmiştir.



Şekil 4.10 : Çelik T-Sütunu şematik kesit görünümü

Çizelge 4.16 : Çelik T-sütun tasarım problemi rasgele deęişkenlerinin istatistiksel özellikleri.

Deęişken	Tanım	Daęılım	Ortalama	Standart sapma
b (mm)	Flanş genişliği	Lognormal	Tasarım deęişkeni	30
t (mm)	Flanş kalınlığı	Lognormal	Tasarım deęişkeni	2
h (mm)	Profil yüksekliği	Lognormal	Tasarım deęişkeni	50
F_s (MPa)	Akma gerilmesi	Lognormal	400	35
D_0 (mm)	İlk sehim	Normal	30	10
E (MPa)	Elastisite modülü	Weibull	21000	4200
P_1 (N)	Hareketsiz yük	Normal	500000	50000
P_2 (N)	Deęişken yük	Gumbel	600000	90000
P_3 (N)	Deęişken yük	Gumbel	600000	200000
L (mm)	Sütun uzunluğu	Normal	3000	300

Bu problemde güvenilirlik analizi yöntemlerinin çözüme etkisinin daha net görülebilmesi için MATLAB fonksiyonu “fmincon” için “interior-point” algoritması kullanılmıştır. PMA temelli tüm yöntemler için RBDO sonuçları Çizelge 4.17’de verilmiştir. CGA yöntemi bu problemde herhangi bir optimum noktaya yakınsayamamıştır. HCGA yöntemi ise kullandığı parametreden bağımsız olarak gerçek optimum noktadan çok daha farklı bir noktaya yakınsamıştır. CGA ve HCGA yöntemlerinin bu problemdeki başarısızlığı, eşlenik gradyan iniş yöntemlerinin olasılıksal kısıtlayıcının deęerlendirilmesinde tek başına yeterli olmadığını

göstermektedir. Eğrilik şartını kullanarak bu şartın sağlanması durumuna göre adaptif olarak en dik iniş yada eşlenik gradyan iniş yöntemlerini kullanan HGA ve EHGA yöntemleri bu problemin çözümündeki en verimli yöntemlerdir. Bu yöntemler kaos kontrol temelli yöntemlere göre yaklaşık altı kat daha hızlı bir şekilde doğru optimum sonuca ulaşmışlardır.

Çizelge 4.17 : Çelik T-sütun tasarımı RBDO sonuçları.

Yöntem	Amaç	Tasarım değişkenleri	FDS
AMV	4501,0545	200, 10,3376, 486,7046	3636
CMV	4501,0545	200, 10,3376, 486,7046	3155
HMV	4501,0545	200, 10,3376, 486,7046	2792
CC	4500,0507	200, 10,3376, 486,7059	15364
MCC	4501,0545	200, 10,3376, 486,7046	14080
CGA		Yakınsayamadı	
HGA	4501,0545	200, 10,3376, 486,7046	2229
HCGA ($\gamma = 0,9$)	7269,3960	278,4214, 18,5614, 420,3	17761
HCGA ($\gamma = 0,8$)	7269,3960	278,4214, 18,5614, 420,3	9368
HCGA ($\gamma = 0,7$)	7269,3960	278,4214, 18,5614, 420,3	6308
EHGA ($\gamma = 0,9$)	4501,0545	200, 10,3376, 486,7046	2646
EHGA ($\gamma = 0,8$)	4501,0545	200, 10,3376, 486,7046	2367
EHGA ($\gamma = 0,7$)	4501,0545	200, 10,3376, 486,7046	2495

4.4 Taşıt Elemanları Problemleri RBDO Uygulamaları

Taşıt elemanlarının tasarımında deterministik optimizasyon yöntemleri, maliyetleri düşürmek, güvenliği artırmak ve aynı zamanda verimliliği iyileştirmek için yaygın olarak kullanılmaktadır. Ancak önceki bölümlerde de belirtildiği üzere, tasarım modelindeki belirsizlikler nedeniyle, tasarım optimizasyonuna güvenilirlik analizleri de dahil edilmelidir. Bu bölümde, geliştirilen ve mevcut güvenilirlik analizi yöntemlerinin doğruluğu, kararlılığı ve verimliliği, taşıt elemanlarının tasarımıyla alakalı dört farklı örnek RBDO problemi üzerinden gerçekleştirilmiştir. Amaç fonksiyonu değeri, tasarım değişkenlerinin optimum değerleri ve olasılıksal kısıtlayıcı fonksiyonlarının değerlendirilme sayıları kıyaslama parametreleri, olarak kullanılmıştır. Olasılıksal kısıtlayıcıların değerlendirilmesinde yakınsama kriteri olarak $\left\| \mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)} \right\| / \left\| \mathbf{x}^{(k+1)} \right\| \leq 10^{-6}$ kullanılmıştır.

4.4.1 Hız düşürücü tasarımı

Hız düşürücü tasarımı, hava taşıtı motorunun en verimli hızda dönmesini sağlayan basit bir vites kutusu problemidir (Şekil 4.11). Bu problem literatürde ilk olarak doğrusal olmayan deterministik tasarım optimizasyon yöntemlerinin test edilmesi için modellenmiştir (Datseris, 1982; Golinski, 1973). Güvenilirlik temelli hız düşürücü tasarımı probleminin amacı ağırlığın azaltılmasıdır. Kısıtlayıcı fonksiyonları ise eğilme gerilmesi, temas gerilmesi, boyuna yer değiştirme, milde oluşan gerilme ve geometrik boyutlara bağlı fonksiyonlardır. Tasarım değişkenleri, dişli genişliği (x_1), diş modülü (x_2), pinyon dişli sayısı (x_3), yataklar arası mesafeler (x_4, x_5) ve mil çaplarıdır (x_6, x_7). Tüm tasarım değişkenleri bağımsız normal dağılımlıdır ve standart sapmaları 0,005'dir. Hız düşürücü tasarımı RBDO probleminin matematiksel ifadesi aşağıda verilmiştir (Cho ve Lee, 2010; Lee ve Lee, 2005):

$$\begin{aligned} \text{bul} \quad & d = [d_1, d_2, d_3, d_4, d_5, d_6, d_7]^T \\ \text{min} \quad & f(d) = 0,7854d_1d_2^2(3,3333d_3^2 + 14,9334d_3 - 43,0934) \\ & + 1,508d_1(d_6^2 + d_7^2) + 7,477(d_6^3 + d_7^3) \\ & + 0,7854(d_4d_6^2 + d_5d_7^2) \end{aligned}$$

$$\text{kısıtlayıcı: } P_f[G_i(X) > 0] \leq \Phi(-\beta_{i,t}), \quad i = 1, \dots, 11$$

burada,

$$G_1 = \frac{27}{x_1x_2x_3} - 1, \quad G_2 = \frac{397,5}{x_1x_2^3x_3^2} - 1, \quad G_3 = \frac{1,93x_4^3}{x_2x_3x_6^4} - 1,$$

$$G_4 = \frac{1,93x_5^3}{x_2x_3x_7^4} - 1, \quad G_5 = \frac{\sqrt{\left(\frac{745x_4}{x_2x_3}\right)^2 + 16,9 \times 10^6}}{0,1x_6^3} - 1100,$$

$$G_6 = \frac{\sqrt{\left(\frac{745x_5}{x_2x_3}\right)^2 + 157,5 \times 10^6}}{0,1x_7^3} - 850, \quad G_7 = x_1x_3 - 40,$$

$$G_8 = 5 - \frac{x_1}{x_2}, \quad G_9 = \frac{x_1}{x_2} - 12, \quad G_{10} = \frac{1,5x_6 + 1,9}{x_4} - 1,$$

$$G_{11} = \frac{1,1x_7 + 1,9}{x_5} - 1,$$

(4.14)

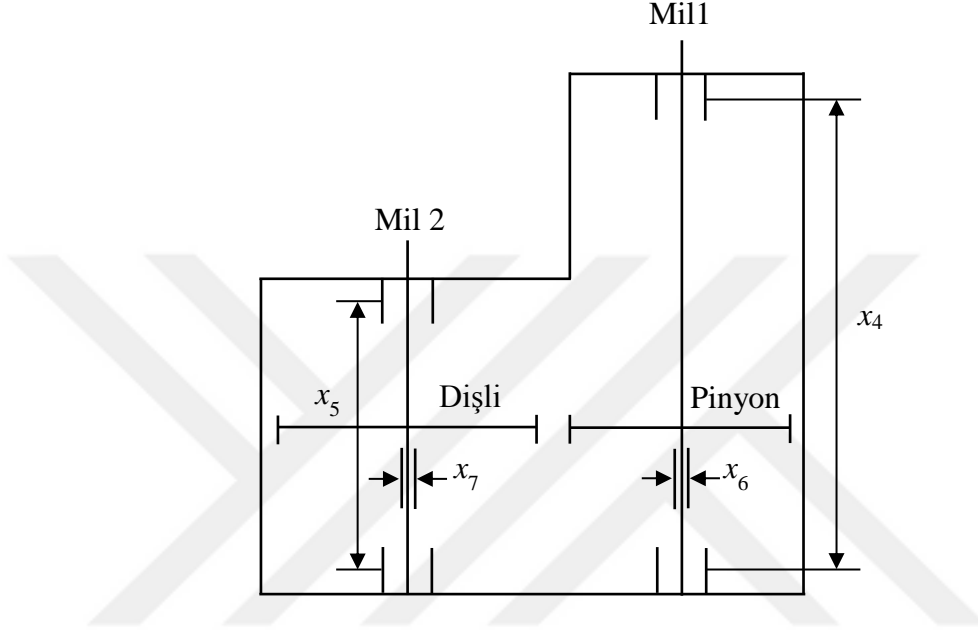
$$2,6 \leq d_1 \leq 3,6, \quad 0,7 \leq d_2 \leq 0,8, \quad 17 \leq d_3 \leq 28,$$

$$7,3 \leq d_4 \leq 8,3, \quad 7,3 \leq d_5 \leq 8,3, \quad 2,9 \leq d_6 \leq 3,9,$$

$$5,0 \leq d_7 \leq 5,5$$

$$d^{(0)} = [3,5, 0,7, 17,0, 7,3, 7,72, 3,35, 5,29]^T$$

$$\beta_{1,t}, \beta_{2,t}, \dots, \beta_{11,t} = 3,0$$



Şekil 4.11 : Hız düşürücü şematik gösterimi

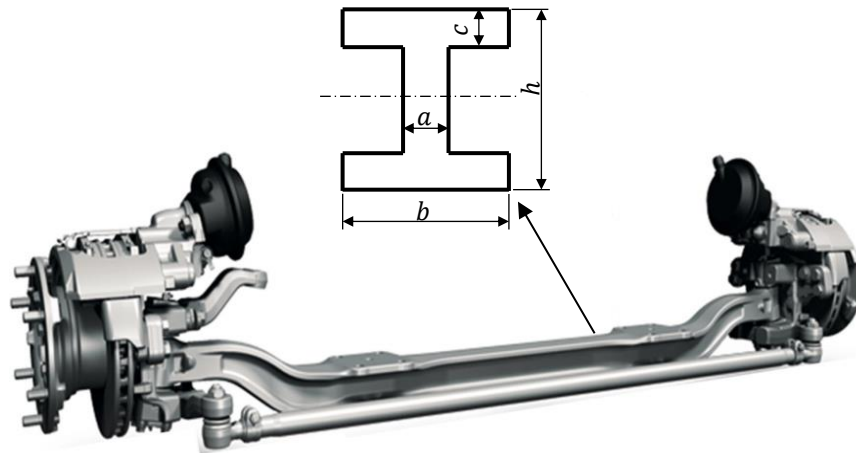
Başlangıç tasarım değerleri olarak deterministik optimizasyonun sonucunda elde edilen tasarım değişkenleri değerleri kullanılmıştır. Deterministik optimizasyon sonucunda amaç fonksiyonu değeri $f(d) = 2992$ olarak elde edilmiştir. Hız düşürücü RBDO probleminin sonuçları ise Çizelge 4.18’de verilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde problemin çözümü için en etkin yöntemin MCC yöntemi olduğu görülmektedir. MCC yönteminin ardından problemin optimum çözümüne yakınsayan yöntemlerin, geliştirilen HGA, HCGA ve EHGA yöntemleri oldukları görülmektedir. HCGA ve EHGA yöntemlerinin farklı parametreler ile sonuçları irdelendiğinde, $\gamma = 0,9$ parametresi ile sonuca daha hızlı bir şekilde ulaşıldığı görülmüştür. CC yöntemi dışındaki tüm yöntemler, $f(d^*) = 3038,6128$ optimum amaç fonksiyonu değerine ulaşmıştır. Deterministik optimizasyonun sonucu ile kıyaslandığında, güvenilir tasarımdan dolayı amaç fonksiyonunun değerinde bir miktar artış meydana gelmiştir. CC yöntemi çok fazla sayıda fonksiyon değerlendirmesi yapmasına rağmen tam olarak doğru sonuca ulaşamamıştır.

Çizelge 4.18 : Hız düşürücü tasarımı RBDO sonuçları.

Yöntem	Amaç	Tasarım değişkenleri	Toplam FDS
AMV	3038,6128	3,577, 0,7, 17, 7,3, 7,754, 3,365, 5,302	990
CMV	3038,6128	3,577, 0,7, 17, 7,3, 7,754, 3,365, 5,302	1122
HMV	3038,6128	3,577, 0,7, 17, 7,3, 7,754, 3,365, 5,302	990
CC	3038,0825	3,576, 0,7, 17, 7,3, 7,754, 3,365, 5,302	15246
MCC	3038,6128	3,577, 0,7, 17, 7,3, 7,754, 3,365, 5,302	726
CGA	3038,6128	3,577, 0,7, 17, 7,3, 7,754, 3,365, 5,302	858
HGA	3038,6128	3,577, 0,7, 17, 7,3, 7,754, 3,365, 5,302	858
HCGA ($\gamma=0,9$)	3038,6128	3,577, 0,7, 17, 7,3, 7,754, 3,365, 5,302	858
HCGA ($\gamma=0,8$)	3038,6128	3,577, 0,7, 17, 7,3, 7,754, 3,365, 5,302	891
HCGA ($\gamma=0,7$)	3038,6128	3,577, 0,7, 17, 7,3, 7,754, 3,365, 5,302	891
EHGA ($\gamma=0,9$)	3038,6128	3,577, 0,7, 17, 7,3, 7,754, 3,365, 5,302	858
EHGA ($\gamma=0,8$)	3038,6128	3,577, 0,7, 17, 7,3, 7,754, 3,365, 5,302	891
EHGA ($\gamma=0,7$)	3038,6128	3,577, 0,7, 17, 7,3, 7,754, 3,365, 5,302	891

4.4.2 Otomobil ön aksı tasarımı

Otomotiv mühendisliğinde ön aks kirişi aracın ön kısmının ağırlığını taşımak için kullanılır. Ön aks kirişi araç gövdesinin komple ön kısmı taşıdığı için, sağlam bir yapıda olmalıdır. Günümüzde I-kiriş yapısı, yüksek eğilme mukavemeti ve hafifliği nedeniyle ön aksın tasarımında önemli bir yere sahiptir. I-kirişlerin tasarımında dikkat edilmesi gereken esas unsur, Şekil 4.12’de gösterilen tehlikeli kesittir. Bu I-kirişin tasarımı, literatürde bir güvenilirlik analizi problemi olarak ele alınmaktadır (Shi ve diğ., 2017; Wang ve diğ., 2013; Zhang ve diğ., 2015).



Şekil 4.12 : Otomobil ön aksı ve I-kiriş kritik kesitinin şematik gösterimi (Keshtegar ve Bagheri, 2018)

Otomobil ön aksı I-kirişi tasarımı RBDO probleminin matematiksel formülasyonu aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$\begin{aligned}
 & \text{bul} && d = [a, b, c, h]^T \\
 & \text{min} && f(d) = ha + 2(b - a)c \\
 & \text{kısıtlayıcı: } && P_f[G(X) > 0] \leq \Phi(-\beta_t) \\
 & \text{burada,} && \\
 & && G(X) = \sqrt{\sigma^2 + 3\tau^2} - \sigma_s \\
 & && \sigma = \frac{M}{W_x}, \quad \tau = \frac{T}{W_\rho}, \\
 & && W_x = \frac{a(h-2c)^3}{6h} + \frac{b}{6h}(h^3 - (h-2c)^3), \\
 & && W_\rho = 0.8bc^2 + \frac{0.4a^3(h-2c)}{c}, \\
 & && 10 \leq a \leq 20, \quad 60 \leq b \leq 100, \\
 & && 10 \leq c \leq 20, \quad 70 \leq h \leq 120
 \end{aligned} \tag{4.15}$$

Bu denklemde, τ ve σ sırasıyla tork (T) ve eğilme momentinden (M) dolayı meydana gelen kayma ve maksimum normal gerilmelerdir. W_x ve W_ρ mukavemet momentleridir. σ_s , kiriş malzemesinin özelliklerine bağlı olarak 460 MPa olarak elde edilmiş olan limit gerilme değeridir. Problemin performans fonksiyonu, kirişin statik dayanımına bağlı olarak tanımlanmıştır. I-kirişin geometrik boyutları olan a, b, c, h normal dağılımlı bağımsız rasgele tasarım değişkenleridir. Ayrıca M ve T 'de rasgele değişken olarak alınmıştır. Rasgele değişkenlerin istatistiksel özellikleri Çizelge 4.19'da verilmiştir.

Çizelge 4.19 : Otomobil ön aks tasarımı problemi rasgele değişkenlerinin istatistiksel özellikleri.

Rasgele değişkenler	Ortalama	Standart sapma
a (mm)	Tasarım değişkeni	0,060
b (mm)	Tasarım değişkeni	0,325
c (mm)	Tasarım değişkeni	0,070
h (mm)	Tasarım değişkeni	0,425
M (Nmm)	$3,5 \times 10^6$	$1,75 \times 10^6$
T (Nmm)	$3,1 \times 10^6$	$1,55 \times 10^5$

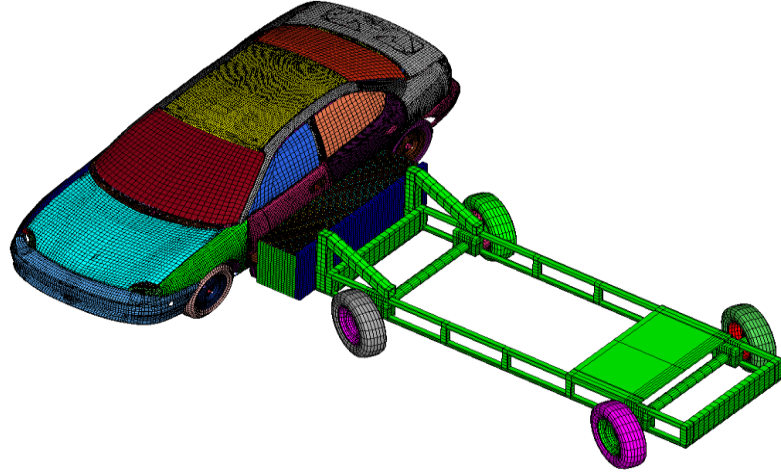
Başlangıç tasarımı olarak $d^{(0)} = [12, 75, 12, 85]$ alınmış ve hedef güvenilirlik indeksi olarak $\beta_t = 3,0$ seçilmiştir. Otomobil ön aks tasarımı RBDO sonuçları Çizelge 4.20’de verilmiştir. Sonuçlara göre optimum noktaya en hızlı yakınsayan yöntem AMV yöntemidir. AMV yönteminden sonra en verimli olan yöntemler ise bu çalışmada geliştirilen HGA ve EHGA yöntemleridir. Bu yöntemlerin geliştirilen bir diğer yöntem olan HCGA’dan daha etkili olmalarının sebebi, bu performans fonksiyonu için FR algoritmasına dayanan eşlenik gradyan algoritmasının daha etkili olmasıdır. Ancak sadece FR algoritmasını kullanan CGA yöntemi daha fazla sayıda fonksiyon değerlendirmesi yapmıştır. Bu durum önerilen HGA ve EHGA yöntemlerinin algoritmasındaki eğrilik şartına bağlı yön aramanın etkin bir şekilde çalıştığını göstermektedir. Kaos kontrol temelli yöntemler ise optimum sonuca ulaşmışlardır ancak fazlasıyla verimsizdirler.

Çizelge 4.20 : Otomobil ön aksı tasarımı RBDO sonuçları.

Yöntem	Amaç	Tasarım değişkenleri (a^*, b^*, c^*, h^*)	FDS
AMV	2024.83	16,4966, 60,00, 10,00, 70,00	124
CMV	2024.83	16,4966, 60,00, 10,00, 70,00	181
HMV	2024.83	16,4966, 60,00, 10,00, 70,00	181
CC	2024.83	16,4965, 60,00, 10,00, 70,00	2728
MCC	2024.83	16,4966, 60,00, 10,00, 70,00	1396
CGA	2024.83	16,4966, 60,00, 10,00, 70,00	962
HGA	2024.83	16,4966, 60,00, 10,00, 70,00	145
HCGA ($\gamma = 0,9$)	2024.83	16,4966, 60,00, 10,00, 70,00	781
HCGA ($\gamma = 0,8$)	2024.83	16,4966, 60,00, 10,00, 70,00	579
HCGA ($\gamma = 0,7$)	2024.83	16,4966, 60,00, 10,00, 70,00	460
EHGA ($\gamma = 0,9$)	2024.83	16,4966, 60,00, 10,00, 70,00	145
EHGA ($\gamma = 0,8$)	2024.83	16,4966, 60,00, 10,00, 70,00	145
EHGA ($\gamma = 0,8$)	2024.83	16,4966, 60,00, 10,00, 70,00	145

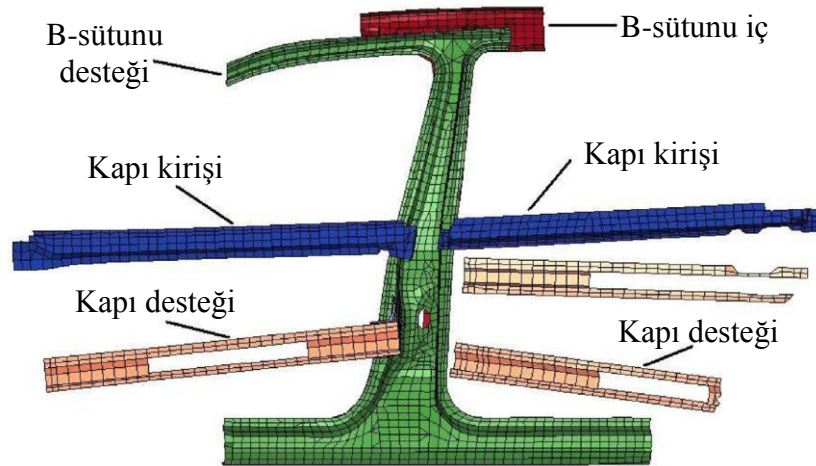
4.4.3 Taşıt yan çarpışma problemi

Güvenlik, hafif tasarım ve maliyet azaltma, otomotiv mühendisliğinin son yıllardaki ana ilgi alanlarıdır. Bu örnekte, ilk hızı 50 km/h olan ve deforme olabilen bir bariyerin bir taşıt ile yan tarafından çarpıştırılması problemi ele alınmıştır (Şekil 4.13). Yan çarpışma, uluslararası kuruluşlar tarafından otomobillere uygulanan önemli testlerden birisidir.



Şekil 4.13 : Taşıt yan çarpışma sonlu elemanlar modeli

Çarpışma durumlarında taşıtın güvenliğini artırmak için yapısal elemanların kalınlıkları artırılabilir ya da daha dayanıklı malzemeler kullanılabilir. Ancak bu durumda hem maliyet artacaktır hem de taşıt ağırlığında meydana gelecek olan artış zararlı gaz emisyon değerlerinin yükselmesine sebep olacaktır. Bu nedenle, taşıt-yolcu güvenlik seviyesi iyileştirilerek ve insan modeli ile ilgili gerekli kısıtlayıcıları göz önüne alarak, ağırlığın en aza indirilmesi amacıyla bir optimizasyon problemi oluşturulmuştur (Gu ve diğ, 2001; Youn ve diğ., 2004). Kısıtlayıcı olarak insan modelinin baş yaralanması kriteri (HIC), kaburganın mevcut pozisyonundan sapması, viskoz kriterleri (VC), karın bölgesi yükü ve kasık semfiz yükü gibi parametrelerin sınır değerleri kullanılmıştır (Gu ve diğ, 2001). Gu ve diğ. (2001), optimizasyon denklemlerinin çıkartılabilmesi için sonlu elemanlar analizleri yapmış ve yanıt yüzey yöntemi kullanmışlardır. Optimizasyon probleminde ele alınan kritik parçalar Şekil 4.14’de verilmiştir.



Şekil 4.14 : Taşıt yan çarpışma problemi kritik parçalar (Bai ve diğ., 2014)

Taşıt yan çarpışma RBDO problemi matematiksel olarak aşağıdaki formüller ile ifade edilebilir (Chakri ve diğ., 2018):

$$\text{bul } d = [x_1 \sim x_{11}]$$

$$\text{min } f(d)$$

kısıtlayıcılar :

$$P_f [F_{Ab} \leq 1 \text{ kN}] \geq R_1$$

$$P_f [D_U \leq 32 \text{ cm}] \geq R_2$$

$$P_f [D_M \leq 32 \text{ cm}] \geq R_3$$

$$P_f [D_L \leq 32 \text{ cm}] \geq R_4$$

$$P_f [VC_U \leq 0,32 \text{ cm}] \geq R_5$$

$$P_f [VC_M \leq 0,32 \text{ cm}] \geq R_6$$

$$P_f [VC_L \leq 0,32 \text{ cm}] \geq R_7$$

$$P_f [F_P \leq 4,0 \text{ kN}] \geq R_8$$

$$P_f [V_{B\text{-Sütunu}} \leq 9,9 \text{ m/s}] \geq R_9$$

$$P_f [V_{Kapı} \leq 15,69 \text{ m/s}] \geq R_{10}$$

(4.16)

$$\mu^L \leq \mu_i \leq \mu^U, \quad i = 1 \sim 7$$

$$\mu_8, \mu_9 = 0,345 \text{ or } 0,192$$

$$\mu_{10}, \mu_{11} = 0,0$$

burada,

$$f = 4,90x_1 + 6,67x_2 + 6,98x_3 + 4,01x_4 + 1,78x_5 + 2,73x_7 + 1,98$$

$$G_1 = F_{Ab} = 1,16 - 0,3717x_2x_4 - 0,00931x_2x_{10} - 0,484x_3x_9 + 0,01343x_6x_{10}$$

$$G_2 = D_U = 28,98 + 3,818x_3 - 4,2x_1x_2 + 0,0207x_5x_{10} + 6,63x_6x_9 - 7,7x_7x_8 + 0,32x_9x_{10}$$

$$G_3 = D_M = 33,86 + 2,95x_3 + 0,1792x_{10} - 5,057x_1x_2 - 11x_2x_8 - 0,0215x_5x_{10} - 9,98x_7x_8 \\ + 22x_8x_9$$

$$G_4 = D_L = 46,36 - 9,9x_2 - 12,9x_1x_8 + 0,1107x_3x_{10}$$

$$G_5 = VC_U = 0,261 - 0,0159x_1x_2 - 0,188x_1x_8 - 0,019x_2x_7 + 0,0144x_3x_5 \\ + 0,0008757x_5x_{10} + 0,08045x_6x_9 + 0,00139x_8x_{11} + 0,00001575x_{10}x_{11}$$

$$G_6 = VC_M = 0,214 + 0,00817x_5 - 0,131x_1x_8 - 0,0704x_1x_9 + 0,03099x_2x_6 - 0,018x_2x_7 \\ + 0,0208x_3x_8 + 0,121x_3x_9 - 0,00364x_5x_6 + 0,0007715x_5x_{10} - 0,0005354x_6x_{10} \\ + 0,00121x_8x_{11} + 0,00184x_9x_{10} - 0,018x_2^2$$

$$G_7 = VC_L = 0,74 - 0,61x_2 - 0,163x_3x_8 + 0,001232x_3x_{10} - 0,166x_7x_9 + 0,227x_2^2$$

$$G_8 = F_p = 4,72 - 0,5x_4 - 0,19x_2x_3 - 0,0122x_4x_{10} + 0,009325x_6x_{10} + 0,000191x_{11}^2$$

$$G_9 = V_{B-Sütunu} = 10,58 - 0,674x_1x_2 - 1,95x_2x_8 + 0,02054x_3x_{10} - 0,0198x_4x_{10} + 0,028x_6x_{10}$$

$$G_{10} = V_{Kapı} = 16,45 - 0,489x_3x_7 - 0,843x_5x_6 + 0,0432x_9x_{10} - 0,0556x_9x_{11} - 0,000786x_{11}^2$$

bu denklemlerdeki $R_1 \sim R_{10}$ güvenilirlik seviyeleri % 99,87'dir. Yani tüm olasılıksal kısıtlayıcılar için hedef güvenilirlik indeksi $\beta_t = 3,0$ 'dır. F_{Ab} ve F_p sırasıyla karın bölgesi yükü ve kasık semfiz yüküdür. D kaburga sapması ile ilgili kısıtları, VC viskoz kriterleri ile ilgili kısıtları temsil etmektedir. $V_{B-Sütunu}$ ve $V_{Kapı}$ sırasıyla, B-sütunu orta noktasının hızını ve ön kapının B-sütunu hizasındaki hızını ifade etmektedir. Problem yedi tane geometrik boyuta bağlı rasgele değişken ($x_1 \sim x_7$), ve dört tane rasgele parametre ($x_8 \sim x_{11}$) içermektedir. Rasgele değişken ve parametrelerin istatistiksel özellikleri Çizelge 4.21'de verilmiştir. Taşıt yan çarpışma problemi RBDO sonuçları Çizelge 4.22'de verilmiştir.

Çizelge 4.21 : Taşıt yan çarpışma problemi rasgele değişkenler ve parametrelerinin istatistiksel özellikleri.

	Rasgele değişkenler	Standart sapma	Minimum	Nominal	Maksimum
x_1	B-sütunu iç	0,03	0,5	1,0	1,5
x_2	B-sütunu desteği	0,03	0,45	1,0	1,35
x_3	Taban yan parçası	0,03	0,5	1,0	1,5
x_4	Kapı desteği	0,03	0,5	1,0	1,5
x_5	Kapı kirişi	0,05	0,875	2,0	2,625
x_6	Kapı kayışı hattı	0,03	0,4	0,8	1,2
x_7	Tavan rayı	0,03	0,4	0,8	1,2
x_8	B-sütunu iç malzemesi	0,006	0,192	0,192	0,345
x_9	Taban yan parçası malzemesi	0,006	0,192	0,192	0,345
x_{10}	Bariyer yüksekliği	10,0	-30,0	0,0	30,0
x_{11}	Bariyer vurma pozisyonu	10,0	-30,0	0,0	30,0

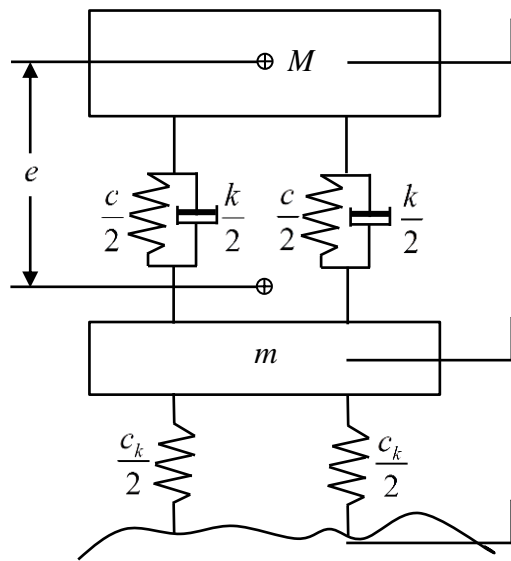
Çizelge 4.22 : Taşıt yan çarpışma problemi RBDO sonuçları.

Yöntem	Amaç	Tasarım değişkenleri ($x_1 \sim x_6$)	FDS $G_1/G_2/G_3/ G_4/G_5/G_6/ G_7/G_8/G_9/G_{10}$ (toplam)
AMV			Yakınsamadı
CMV			Yakınsamadı
HMV			Yakınsamadı
CC	28,8133	0,81, 1,35, 0,73, 1,5, 0,93, 1,2, 0,4, 0,35, 0,19	8345/8030/8103/8091/8176/8530/8140/8318/8006/8188 (81927)
MCC	28,8134	0,81, 1,35, 0,73, 1,5, 0,93, 1,2, 0,4, 0,35, 0,19	5316/3648/1599/2940/4908/5679/4232/3162/4184/4477 (40145)
CGA	28,8132	0,81, 1,35, 0,73, 1,5, 0,93, 1,2, 0,4, 0,35, 0,19	15016/4381/757/2904/14286/18910/6348/2763/7599/5036 (78000)
HGA	28,8134	0,81, 1,35, 0,73, 1,5, 0,93, 1,2, 0,4, 0,35, 0,19	5617/1417/305/2904/4012/886/1722/390/7599/988 (25840)
HCGA ($\gamma = 0,9$)	28,8134	0,81, 1,35, 0,73, 1,5, 0,93, 1,2, 0,4, 0,35, 0,19	4144/2318/720/1860/3566/4398/2902/2409/2830/2842 (27989)
HCGA ($\gamma = 0,8$)	28,8134	0,81, 1,35, 0,73, 1,5, 0,93, 1,2, 0,4, 0,35, 0,19	2955/1837/791/1383/2520/3117/2214/2052/2068/2275 (21212)
HCGA ($\gamma = 0,7$)	28,8134	0,81, 1,35, 0,73, 1,5, 0,93, 1,2, 0,4, 0,35, 0,19	1780/1110/586/1257/1490/1844/1366/1361/1244/2038 (14076)
EHGA ($\gamma = 0,9$)	28,8134	0,81, 1,35, 0,73, 1,5, 0,93, 1,2, 0,4, 0,35, 0,19	2384/1258/305/1548/2330/802/894/390/2830/1110 (13851)
EHGA ($\gamma = 0,8$)	28,8134	0,81, 1,35, 0,73, 1,5, 0,93, 1,2, 0,4, 0,35, 0,19	1417/989/305/999/1574/693/666/390/1732/1513 (10278)
EHGA ($\gamma = 0,7$)	28,8134	0,81, 1,35, 0,73, 1,5, 0,93, 1,2, 0,4, 0,35, 0,19	1062/830/305/866/1159/608/570/390/1244/2038 (9072)
Deterministik	23,5856	0,5, 1,23, 0,5, 1,21, 0,86, 0,91, 0,4, 0,35, 0,19	-

Sonuçlar incelendiğinde, basit yapıdaki problemlerin çözümünde etkin olan AMV, CMV ve HMV yöntemlerinin bu problem için herhangi bir optimum sonuca yakınsayamadığı görülmektedir. Kaos kontrol temelli yöntemler ve CGA yöntemi ise optimum sonuca ulaşmasına rağmen çok fazla sayıda fonksiyon değerlendirmesi gerektirdiklerinden hesaplama maliyetleri çok yüksektir. Optimum sonuca en hızlı ulaşan yöntem $\gamma = 0,7$ parametresi ile EHGA yöntemi olmuştur. Ayrıca bu çalışma kapsamında geliştirilen diğer iki yöntem HGA ve HCGA'da mevcut tüm yöntemlerden çok daha etkili bir şekilde optimum noktaya yakınsamıştır. Bu problem çok sayıda olasılıksal kısıtlayıcı içerdiğinden dolayı, karmaşık problemlerin çözümünde, geliştirilen HGA, HCGA ve EHGA yöntemlerinin verimli ve kararlı bir yapıda olduğu söylenebilir.

4.4.4 Pasif taşıt süspansiyonu tasarımı

Pasif taşıt süspansiyonu tasarımı ilk olarak bir deterministik optimizasyon problemi olarak ortaya konulmuştur (Lu ve diğ., 1984). Problemin amacı, kısıtlayıcılara bağlı olarak, taşıt gövdesi dikey titreşim ivmesinin ortalama karesinin minimize edilmesidir. Kısıtlayıcılar ise taşıtın yol tutuş kabiliyeti alt sınırı (G_1), devrilme açısının üst sınırı (G_2), süspansiyon dinamik yer değiştirmesinin alt sınırı (G_3) ve lastik ömrüne etki eden lastik setliğidir (G_4) (Rashki ve diğ., 2014). Pasif taşıt süspansiyonunun şematik gösterimi Şekil 4.15'de verilmiştir.



Şekil 4.15 : Pasif taşıt süspansiyonunun şematik gösterimi

Pasif taşıt süspansiyon tasarımı RBDO probleminin matematiksel formülasyonu aşağıda verilmiştir (Hsu ve Chan, 2010):

$$\begin{aligned}
 & \text{bul} && d = [c, c_k, k]^T \\
 & \text{min} && \ddot{Z}^2(d) = (\pi AV / m^2) (c_k k + (M + m) c^2 k^{-1}) \\
 & \text{kısıtlayıcı: } P_f \left[G_1 = \left(\frac{\pi AV m}{b_0 g^2 k} \right) \left(\left(\frac{c_k}{M + m} - \frac{c}{M} \right)^2 + \frac{c^2}{M m} + \frac{c_k k^2}{m M^2} \right) \leq 1 \right] \geq \Phi(\beta_{t,1}) \\
 & && P_f \left[G_2 = 7,6394 (4000 (M g)^{-1.5} c - 1)^{-1} \leq 1 \right] \geq \Phi(\beta_{t,2}) \quad (4.17) \\
 & && P_f \left[G_3 = 0,5 (M g)^{1/2} (k^2 c_k k^{-1} (M + m)^{-1} + c)^{-1/2} \leq 1 \right] \geq \Phi(\beta_{t,3}) \\
 & && P_f \left[G_4 = ((M + m) g)^{0,877} c_k^{-1} \leq 1 \right] \geq \Phi(\beta_{t,4}) \\
 & && 1300 \leq c_k \leq 1600, 300 \leq c \leq 500, 10 \leq k \leq 100 \\
 & && d^{(0)} = [1550, 350, 40], \beta_{1,t} = \beta_{2,t} = \beta_{3,t} = \beta_{4,t} = 2,5758
 \end{aligned}$$

burada, c_k, c ve k sırasıyla lastik sertliği, süspansiyon sertliği ve sönümlenme katsayısıdır. Aynı zamanda rasgele değişken olan bu parametreler normal dağılımlıdır ve standart sapma değerleri 10'dur. Problemdeki diğer sabit parametreler: $M = 3,263 \text{ kgs}^2/\text{cm}$, $m = 0,816 \text{ kgs}^2/\text{cm}$, $A = 1,0 \text{ cm}^2/(\text{cycle m})$, $b_0 = 0,27$ ve $V = 10,0 \text{ m/s}$ olarak alınmıştır.

Deterministik optimizasyonun sonucu $[c^*, c_k^*, k^*] = [391, 212, 1442, 642, 21, 273]$ olarak elde edilmiştir. RBDO sonuçları ise Çizelge 4.23'de verilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde, sadece CGA ve HGA yöntemlerinin optimum sonuca yakınsayabildiği görülmüştür. EHGA ve HCGA yöntemleri ise $\gamma = 0,9, 0,8, 0,7$ parametreleri ile doğru sonuca yakınsayamamıştır. Bu nedenle sadece bu probleme özel olarak $\gamma = 0,95$ parametresi kullanılmış ve bu şekilde optimum sonuç elde edilebilmiştir. Benzer şekilde sadece bu problem için kaos kontrol temelli yöntemler CC ve MCC için $\lambda = 0,25$ ve $0,5$ parametreleri de kullanılmış ancak bu yöntemler bu parametrelerle de bir sonuca ulaşamamıştır. Bu sonuçlar, bu problemin olasılıksal kısıtlayıcılarının değerlendirilmesinde en etkili arama yönü yönteminin FR algoritması olduğunu göstermektedir.

Çizelge 4.23 : Pasif taşıt süspansiyonu tasarımı problemi RBDO sonuçları.

Yöntem	Amaç	Tasarım değişkenleri (c^* , c_k^* , k)	Toplam FDS
AMV		Yakınsamadı	
CMV		Yakınsamadı	
HMV		Yakınsamadı	
CC		Yakınsamadı	
MCC		Yakınsamadı	
CGA	396095203,30	416,970, 1468,400, 46,831	1846
HGA	396095203,30	416,970, 1468,400, 46,831	1067
HCGA ($\gamma = 0,95$)	396095555.44	416,970, 1468,400, 46,831	1671
HCGA ($\gamma = 0,9$)		Yakınsamadı	
HCGA ($\gamma = 0,8$)		Yakınsamadı	
HCGA ($\gamma = 0,7$)		Yakınsamadı	
EHGA ($\gamma = 0,95$)	396095612.76	416,970, 1468,400, 46,831	937
EHGA ($\gamma = 0,9$)		Yakınsamadı	
EHGA ($\gamma = 0,8$)		Yakınsamadı	
EHGA ($\gamma = 0,7$)		Yakınsamadı	

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında eşlenik gradyan ve en dik iniş yöntemlerini kullanan üç farklı yeni hibrit yaklaşım, yüksek seviyede doğrusal olmayan kısıtlayıcı fonksiyonlarının değerlendirilmesi için sunulmuştur. Geliştirilen bu üç yöntem literatürdeki mevcut altı farklı yöntemle kıyaslanmıştır.

Güvenilirlik analizi sonuçları değerlendirildiğinde AMV yönteminin, dışbükey ve basit doğrusal olmayan performans fonksiyonlarının değerlendirilmesinde başarılı olduğu ancak içbükey ve yüksek seviyede doğrusal olmayan fonksiyonlarda yakınsama sağlayamadığı görülmüştür. CMV ve H MV yöntemleri de yüksek seviyede doğrusal olmayan fonksiyonların değerlendirilmesinde başarısız olmaktadır. CC yöntemi neredeyse tüm problemlerde yakınsama sağlayabilmesine rağmen çok fazla sayıda iterasyon gerektirdiği için verimsizdir. MCC ve CGA yöntemleri ise problemin yapısına göre değişken performansa sahip olmaktadır ve bu nedenle kararlı yöntemler değildir. Bu tez çalışmasında geliştirilen Hibrit Gradyan Analizi (HGA), Hibrit Eşlenik Gradyan Analizi (HCGA) ve Geliştirilmiş Hibrit Gradyan Analizi (EHGA) yöntemleri istisnasız tüm problemlerde yakınsamayı sağlayabildiği için kararlı ve emin yöntemlerdir. Ayrıca geliştirilen bu yöntemler, test problemlerin çoğunda diğer yöntemlerden çok daha hızlı bir şekilde optimum sonuca ulaşabildikleri için hesaplama maliyetleri de düşüktür.

Matematiksel RBDO problemlerinin sonuçları değerlendirildiğinde, AMV yönteminin çok az seviyede doğrusal olmayan problemlerin çözümünde oldukça hızlı ve verimli olduğu görülmektedir. Ancak rasgele değişkenlerin normal olmayan dağılıma sahip olduğu durumlarda ve yüksek seviyede doğrusal olmayan kısıtlayıcı içeren problemlerde AMV yöntemi iraksama problemi yaşamaktadır. Benzer şekilde CMV ve H MV yöntemleri de yüksek seviyede doğrusal olmayan fonksiyonların değerlendirilmesinde etkisiz kalabilmektedir. CC, MCC ve CGA yöntemleri bu problemlerde doğru sonuca ulaşabilmiştir ve bu nedenle kararlı oldukları söylenebilir. Ancak bu yöntemler çok fazla sayıda kısıtlayıcı fonksiyon değerlendirme sayısı gerektirdikleri için hesaplama maliyetleri yüksektir ve

verimsizdirler. Tez kapsamında geliştirilen HGA, HCGA ve EHGA yöntemleri matematiksel RBDO problemlerinin çözümünde çok hızlı bir şekilde optimum sonuca yakınsamaktadırlar. Bazı problemlerde, AMV ve/veya HMV yöntemi geliştirilen yöntemlerden daha hızlı bir şekilde sonuca yakınsasa dahi bu yöntemler her problemde optimum sonuca ulaşmayı garanti edememektedir. Bu nedenle matematiksel RBDO problemlerinin geneli ele alındığında, doğru sonuca en verimli ve kararlı ulaşan yöntemlerin sırasıyla EHGA, HGA ve HCGA oldukları tespit edilmiştir.

Son olarak bazı mühendislik ve taşıt elemanlarının tasarım RBDO problemleri ele alındığında basit problemler için tüm yöntemlerin optimum sonuca ulaştıkları görülmüştür. Ancak karmaşık yapıdaki problemlerin çözümünde mevcut yöntemlerin çoğu ya doğru sonuca ulaşamamakta ya da yakınsama için çok fazla sayıda performans fonksiyonu değerlendirmesi (güvenilirlik analizi döngüsü iterasyonu) gerektirmektedir.

Genel olarak, bu çalışmada geliştirilen HGA, HCGA ve EHGA yöntemleri uygulandıkları problemlerin hepsinde optimum sonuca doğru bir şekilde yakınsamayı başarmışlardır. Optimum noktaya çok hızlı bir şekilde yakınsayan bu yöntemler, mevcut yöntemler ile karşılaştırıldığında daha kararlı ve verimlidirler.

RBDO ve güvenilirlik analizleri için yeni yaklaşımların geliştirildiği bu çalışmada daha verimli ve kararlı yöntemler ortaya çıkarılmış olmasına rağmen aşağıda sıralanan bazı hususlarda iyileştirmeler yapılabilir:

- EHGA ve HCGA yöntemlerinde skaler parametre kullanıcı tarafından girilmektedir. Ancak problemin yapısına göre farklı parametre değerleri farklı sonuçlar verebilmektedir. Kısıtlayıcı fonksiyonun yapısına göre FR ve PRP eşlenik gradyan yöntemleri algoritmalarından hangisinin daha ağırlıklı olarak kullanılacağı belirlenebilir ve skaler parametrenin seçimi için kendi kendine seçim yapabilen bir algoritma geliştirilebilir.
- Bu çalışmada geliştirilen yöntemler çift-döngülü RBDO problemlerinde test edilmiş ve başarılı oldukları görülmüştür. Bu yöntemlerden elde edilen kazanımların tek-döngülü ve ayrıştırılmış RBDO problemlerine uygulanabilirliği araştırılabilir.

- Bu alıřmadaki RBDO rneklerinde tek amalı optimizasyon problemleri ele alınmıřtır. Geliřtirilen yntemlerin ok amalı optimizasyon problemlerine uygulanabilirlięi arařtırılabilir.



KAYNAKLAR

Agarwal, H. & Renaud, J. (2004). Reliability based design optimization using response surfaces in application to multidisciplinary systems, *Engineering Optimization*, 36(3), 291-311.

Agarwal, H., Mozumder, C. K., Renaud, J. E., Watson, L. T. (2007). An inverse-measure-based unilevel architecture for reliability-based design optimization, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 33(3), 217-227.

Andrei, N. (2008). A hybrid conjugate gradient algorithm for unconstrained optimization as a convex combination of Hestenes-Stiefel and Dai-Yuan, *Studies in Informatics and Control*, 17(1), 57.

Andrei, N. (2009). Another nonlinear conjugate gradient algorithm for unconstrained optimization, *Optimization Methods & Software*, 24(1), 89-104.

Aoues, Y., & Chateauneuf, A. (2010). Benchmark study of numerical methods for reliability-based design optimization, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 41(2), 277-294.

Arora, J. S. (2012). *Introduction to Optimum Design*. San Deigo, CA: Elsevier.

Ayyub, B. M. & McCuen, R. H. (2011). *Probability, statistics and reliability for engineers and scientists*. Boca Raton: CRC Press.

Bai, Y. C., Han, X., Jiang, C. Bi, R. G. (2014). A response-surface-based structural reliability analysis method by using non-probability convex model, *Applied Mathematical Modelling*, 38(15-16), 3834-3847.

Bichon, B., Mahadevan, S. Eldred, M. (2009). Reliability-based design optimization using efficient global reliability analysis, *50th AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference 17th AIAA/ASME/AHS Adaptive Structures Conference*, (pp. 2261), California: Palm Springs, Ma 4-7.

Bjerager, P. (1988). Probability integration by directional simulation, *Journal of Engineering Mechanics*, 114(8), 1285-1302.

Breitung, K. (1984). Asymptotic approximations for multinormal integrals, *Journal of Engineering Mechanics*, 110(3), 357-366.

Chakri, A., Yang, X. S., Khelif, R., Benouaret, M. (2018). Reliability-based design optimization using the directional bat algorithm, *Neural Computing and Applications*, 30(8), 2381-2402.

Chen, X., Hasselman, T., Neill, D., Chen, X., Hasselman, T. Neill, D. (1997). Reliability based structural design optimization for practical applications, *38th Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference*, (ss. 1403). Kissimmee, FL, U.S.A, April 07-10.

- Chen, Z., Qiu, H., Gao, L., Su, L., Li, P.** (2013). An adaptive decoupling approach for reliability-based design optimization, *Computers & Structures*, 117, 58-66.
- Cheng, G., Xu, L., Jiang, L.** (2006). A sequential approximate programming strategy for reliability-based structural optimization, *Computers & Structures*, 84(21), 1353-1367.
- Cho, T. M. & Lee, B. C.** (2010). Reliability-based design optimization using a family of methods of moving asymptotes, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 42(2), 255-268.
- Cho, T. M. & Lee, B. C.** (2011). Reliability-based design optimization using convex linearization and sequential optimization and reliability assessment method, *Structural Safety*, 33(1), 42-50.
- Choe, Y., Byon, E., Chen, N.** (2015). Importance sampling for reliability evaluation with stochastic simulation models, *Technometrics*, 57(3), 351-361.
- Choi, S. K., Canfield, R. A., Grandhi, R. V.** (2006). Estimation of structural reliability for Gaussian random fields, *Structures and Infrastructure Engineering*, 2(3-4), 161-173.
- Choi, S. K., Grandhi, R. V., Canfield, R. A.** (2007). *Reliability-based Structural Design*. London: Springer-Verlag.
- Cornell, C.A.** (1969). Probability-based Structural Code, *ACI Journal*, 66, 974-985.
- Datseris, P.** (1982). Weight minimization of a speed reducer by heuristic and decomposition techniques, *Mechanism and Machine Theory*, 17(4), 255-262.
- Der Kiureghian, A., Zhang, Y., Li, C.** (1994). Inverse reliability problem, *Journal of Engineering Mechanics*, 120(5), 1154-1159.
- Ditlevsen, O.** (1981). Principle of normal tail approximation, *Journal of the Engineering Mechanics Division*, 107(6), 1191-1208.
- Djordjević, S. S.** (2016). New Hybrid Conjugate Gradient Method as a Convex Combination of FR and PRP Methods. *Filomat*, 30(11), 3083-3100.
- Du, X. & Chen, W.** (2004). Sequential optimization and reliability assessment method for efficient probabilistic design, *Journal of Mechanical Design*, 126(2), 225-233.
- Enevoldsen, I. & Sørensen, J. D.** (1994). Reliability-based optimization in structural engineering, *Structural Safety*, 15(3), 169-196.
- Ezzati, G., Mammadov, M., Kulkarni, S.** (2015). A new reliability analysis method based on the conjugate gradient direction, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 51(1), 89-98.
- Fiessler, B., Rackwitz, R., Neumann, H. J.** (1979). Quadratic limit states in structural reliability, *Journal of the Engineering Mechanics Division*, 105(4), 661-676.
- Fletcher, R. & Reeves, C. M.** (1964). Function minimization by conjugate gradients, *The Computer Journal*, 7(2), 149-154.
- Freudenthal, A.M.** (1956). Safety and probability of structural failure, *Transactions ASCE*, 121, 1337-1375.

- Freudenthal, A.M.** (1961). Safety, reliability and structural design, *Journal of the Structural Division*, 87(3), 1-16.
- Freudenthal, A. M., Garretts, J. M., Shinozuka, M.** (1966). ‘The analysis of structural safety, *Journal of the Structural Division*, 92(1), 267-326.
- Ghanem, R. G. & Roger, G.** (1991). *Stochastic Finite Elements: A Spectral Approach*. New York: Springer-Verlag.
- Golinski, J.** (1973). An adaptive optimization system applied to machine synthesis, *Mechanism and Machine Theory*, 8(4), 419-436.
- Grandhi, R. V., & Wang, L.** (1998). Reliability-based structural optimization using improved two-point adaptive nonlinear approximations, *Finite Elements in Analysis and Design*, 29(1), 35-48.
- Gu, L., Yang, R. J., Tho, C. H., Makowskit, M., Faruquet, O., Y. Li, Y. L.** (2001). Optimisation and robustness for crashworthiness of side impact, *International Journal of Vehicle Design*, 26(4), 348-360.
- Haldar, A. & Mahadevan, S.** (2000). *Probability, reliability, and statistical methods in engineering design (Vol. 1)*. New York: Wiley.
- Hao, P., Wang, Y., Liu, C., Wang, B., Wu, H.** (2017). A novel non-probabilistic reliability-based design optimization algorithm using enhanced chaos control method, *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 318, 572-593.
- Hasofer, M. & Lind, C. N.** (1974). Exact and invariant second-moment code format, *Journal of the Engineering Mechanics Division*, 100(1), 111-121.
- Hilton, H. & Feigen, M.** (1960). Minimum weight analysis based on structural reliability, *Journal of the Aerospace Sciences*, 27(9), 641–652.
- Hock, W. & Schittkowski, K.** (1981). *Test Examples for Nonlinear Programming Codes*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag.
- Hohenbichler, M. & Rackwitz, R.** (1988). Improvement of second-order reliability estimates by importance sampling, *Journal of Engineering Mechanics*, 114(12), 2195-2199.
- Hsu, K. S. & Chan, K. Y.** (2010). A filter-based sample average SQP for optimization problems with highly nonlinear probabilistic constraints, *Journal of Mechanical Design*, 132(11), 111002.
- Hu, Z. & Du, X.** (2015). First order reliability method for time-variant problems using series expansions, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 51(1), 1-21.
- Hyeon Ju, B. & Chai Lee, B.** (2008). Reliability-based design optimization using a moment method and a kriging metamodel, *Engineering Optimization*, 40(5), 421-438.
- Jiang, C., Qiu, H., Gao, L., Cai, X. Li, P.** (2017). An adaptive hybrid single-loop method for reliability-based design optimization using iterative control strategy, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 56(6), 1271-1286.
- Keshtegar, B.** (2017). A modified mean value of performance measure approach for reliability-based design optimization, *Arabian Journal for Science and Engineering*, 42(3), 1093-1101.

- Keshtegar, B. & Miri, M.** (2014). Introducing conjugate gradient optimization for modified HL–RF Method, *Engineering Computations*, 31(4), 775–790.
- Keshtegar, B. & Lee, I.** (2016). Relaxed performance measure approach for reliability-based design optimization, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 54(6), 1439-1454.
- Keshtegar, B. & Meng, Z.** (2017). A hybrid relaxed first-order reliability method for efficient structural reliability analysis, *Structural Safety*, 66, 84-93.
- Keshtegar, B., Hao, P., Meng, Z.** (2017). A self-adaptive modified chaos control method for reliability-based design optimization, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 55(1), 63-75.
- Keshtegar, B. & Bagheri, M.** (2018). Fuzzy relaxed-finite step size method to enhance the instability of the fuzzy first-order reliability method using conjugate discrete map, *Nonlinear Dynamics*, 91(3), 1443-1459.
- Keshtegar, B. & Chakraborty, S.** (2018). Dynamical Accelerated Performance Measure Approach for Efficient Reliability-Based Design Optimization with Highly Nonlinear Probabilistic Constraints, *Reliability Engineering & System Safety*, 178, 69-83.
- Keshtegar, B., Baharom, S., El-Shafie, A.** (2018). Self-adaptive conjugate method for a robust and efficient performance measure approach for reliability-based design optimization, *Engineering with Computers*, 34(1), 187-202.
- Kharmanda, G., Mohamed, A., Lemaire, M.** (2002). Efficient reliability-based design optimization using a hybrid space with application to finite element analysis, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 24(3), 233-245.
- Kinser, D. & Moses, F.** (1967). Optimum structural design with failure probability constraints, *AIAA Journal*, 5(6), 1152–1158.
- Koutsourelakis, P. S., Pradlwarter, H. J., Schueller, G. I.** (2004). Reliability of structures in high dimensions, part I: algorithms and applications, *Probabilistic Engineering Mechanics*, 19(4), 409–417
- Köylüoğlu, H. U. & Nielsen, S. R.** (1994). New approximations for SORM integrals, *Structural Safety*, 13(4), 235-246.
- Kroese, D. P., Taimre, T., Botev, Z. I.** (2013). *Handbook of monte carlo methods*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons.
- Kuschel, N. & Rackwitz, R.** (1997). Two basic problems in reliability-based structural optimization, *Mathematical Methods of Operations Research*, 46(3), 309-333.
- Lee, I., Choi, K. K., Du, L., Gorsich, D.** (2008). Inverse analysis method using MPP-based dimension reduction for reliability-based design optimization of nonlinear and multi-dimensional systems, *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 198(1), 14-27.
- Lee, I., Noh, Y., Yoo, D.** (2012). A novel second-order reliability method (SORM) using noncentral or generalized chi-squared distributions, *Journal of Mechanical Design*, 134(10), 100912.
- Lee, J. J. & Lee, B. C.** (2005). Efficient evaluation of probabilistic constraints using an envelope function, *Engineering Optimization*, 37(2), 185-200.

- Lee, J. O., Yang, Y. S., Ruy, W. S.** (2002). A comparative study on reliability-index and target-performance-based probabilistic structural design optimization, *Computers & Structures*, 80(3-4), 257-269.
- Li, F., Wu, T., Hu, M., Dong, J.** (2010). An accurate penalty-based approach for reliability-based design optimization, *Research in Engineering Design*, 21(2), 87-98.
- Li, F., Wu, T., Badiru, A., Hu, M., Soni, S.** (2013). A single-loop deterministic method for reliability-based design optimization, *Engineering Optimization*, 45(4), 435-458.
- Li, G., Meng, Z., Hu, H.** (2015). An adaptive hybrid approach for reliability-based design optimization, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 51(5), 1051-1065.
- Li, H. & Foschi, R. O.** (1998). An inverse reliability method and its application, *Structural Safety*, 20(3), 257-270.
- Liang, J., Mourelatos, Z. P., Tu, J.** (2008). A single-loop method for reliability-based design optimisation, *International Journal of Product Development*, 5(1-2), 76-92.
- Lim, J., Lee, B. Lee, I.** (2014). Second-order reliability method-based inverse reliability analysis using Hessian update for accurate and efficient reliability-based design optimization, *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 100(10), 773-792.
- Lim, J. & Lee, B.** (2016). A semi-single-loop method using approximation of most probable point for reliability-based design optimization, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 53(4), 745-757.
- Liu, D. & Peng, Y.** (2012). Reliability analysis by mean-value second-order expansion, *Journal of Mechanical Design*, 134(6), 1-8.
- Liu, P. L. & Der Kiureghian, A.** (1991). Optimization algorithms for structural reliability, *Structural Safety*, 9(3), 161-177.
- Lu, X. P., Li, H. L., Papalambros, P.** (1984). A design procedure for the optimization of vehicle suspensions, *International Journal of Vehicle Design*, 5(1-2), 129-142.
- Madsen, H. O. & Hansen, P. F.** (1992). A comparison of some algorithms for reliability based structural optimization and sensitivity analysis. In Rackwitz, R. & Thoft-Christensen, P. (Ed.), *Reliability and Optimization of Structural Systems' 91* (ss. 443-451). Berlin, Heidelberg: Springer.
- McKay, M. D., Conover, W. J., Beckman, R. J.** (1979). A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code, *Technometrics*, 21(2), 239-245.
- Melchers, R. E.** (1990). Radial importance sampling for structural reliability, *Journal of Engineering Mechanics*, 116(1), 189-203.
- Meng, Z., Li, G., Wang, B. P., Hao, P.** (2015). A hybrid chaos control approach of the performance measure functions for reliability-based design optimization, *Computers & Structures*, 146, 32-43.

- Meng, Z., Yang, D., Zhou, H., Yu, B.** (2018). An accurate and efficient reliability-based design optimization using the second order reliability method and improved stability transformation method, *Engineering Optimization*, 50(5), 749-765.
- Mori, Y. & Ellingwood, B. R.** (1993). Time-dependent system reliability analysis by adaptive importance sampling, *Structural Safety*, 12(1), 59-73.
- Moses, F.** (1997). Problems and prospects of reliability-based optimization, *Engineering Structures*, 19(4), 293–301.
- Nie, J. & Ellingwood, B. R.** (2004). A new directional simulation method for system reliability. Part II: application of neural networks, *Probabilistic Engineering Mechanics*, 19(4), 437-447.
- Nikolaidis, E. & Burdisso, R.** (1988). Reliability based optimization: A safety index approach, *Computers & Structures*, 28(6), 781-788.
- Nocedal, J. & Wright, S. J.** (2006). *Numerical Optimization*. New York, NY: Springer-Verlag.
- Olsson, A., Sandberg, G., Dahlblom, A.** (2003). On Latin hypercube sampling for structural reliability analysis, *Structural Safety*, 25(1), 47-68.
- Papadrakakis, M., Lagaros, N. D. ve Plevris, V.** (2005). Design optimization of steel structures considering uncertainties, *Engineering Structures*, 27(9), 1408-1418.
- Pingel, D., Schmelcher, P., Diakonou, F. K.** (2004). Stability transformation: a tool to solve nonlinear problems, *Physics Reports*, 400(2), 67-148.
- Polak, E. & Ribiere, G.** (1969). Note sur la convergence de méthodes de directions conjuguées, *Revue française d'informatique et de recherche opérationnelle. Série rouge*, 3(16), 35-43.
- Polyak, B. T.** (1969). The conjugate gradient method in extremal problems, *USSR Computational Mathematics and Mathematical Physics*, 9(4), 94-112.
- Pradlwarter, H. J., Schueller, G. I., Koutsourelakis, P. S., Charmpis, D. C.** (2007). Application of line sampling simulation method to reliability benchmark problems, *Structural Safety*, 29(3), 208-221.
- Pytlak, R.** (2008). *Conjugate Gradient Algorithms in Nonconvex Optimization (Vol. 89)*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag.
- Qu, X. & Haftka, R. T.** (2004). Reliability-based design optimization using probabilistic sufficiency factor, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 27(5), 314-325.
- Rackwitz, R. & Fiessler, B.** (1976). Note on discrete safety checking when using non-normal stochastic models for basic variables. *Load Project Working Session*. Cambridge, MA: MIT, June.
- Rackwitz, R., & Fiessler, B.** (1978). Structural reliability under combined random load sequences. *Computers & Structures*, 9(5), 489–494.
- Ramakrishnan, B. & Rao, S. S.** (1996). A general loss function based optimization procedure for robust design, *Engineering Optimization*, 25(4), 255-276.
- Rao, S. S.** (2009). *Engineering Optimization: Theory and Practice*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons.

- Rashki, M., Miri, M., Moghaddam, M. A.** (2014). A simulation-based method for reliability based design optimization problems with highly nonlinear constraints, *Automation in Construction*, 47, 24-36.
- Reddy, M. V., Grandhi, R. V., Hopkins, D. A.** (1994). Reliability based structural optimization: A simplified safety index approach. *Computers & Structures*, 53(6), 1407–1418.
- Rosenblatt, M.** (1952). Remarks on a multivariate transformation, *The Annals of Mathematical Statistics*, 23(3), 470-472.
- Roudak, M. A., Shayanfar, M. A., Karamloo, M.** (2018). Improvement in first-order reliability method using an adaptive chaos control factor, *Structures*, 16, 150-156.
- Royset, J. O., Der Kiureghian, A., Polak, E.** (2001). Reliability-based optimal structural design by the decoupling approach, *Reliability Engineering & System Safety*, 73(3), 213-221.
- Rubinstein, R. Y. & Kroese, D. P.** (2017). *Simulation and the Monte Carlo Method, Third Edition*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons.
- Sallaberry, C. J., Helton, J. C., Horai S. C.** (2008). Extension of Latin hypercube samples with correlated variables, *Reliability Engineering and System Safety*, 93(7), 1047-1059.
- Santosh, T. V., Saraf, R. K., Ghosh, A. K., Kushwaha, H. S.** (2006). Optimum step length selection rule in modified HL–RF method for structural reliability, *International Journal of Pressure Vessels and Piping*, 83(10), 742-748.
- Shan, S. & Wang, G. G.** (2008). Reliable design space and complete single-loop reliability-based design optimization, *Reliability Engineering & System Safety*, 93(8), 1218-1230.
- Shayanfar, M. A., Barkhordari, M. A., Roudak, M. A.** (2018). A modification to HL-RF method for computation of structural reliability index in problems with skew-distributed variables, *KSCE Journal of Civil Engineering*, 22(8), 2899-2905.
- Shi, Y., Lu, Z., Zhang, K. Wei, Y.** (2017). Reliability analysis for structures with multiple temporal and spatial parameters based on the effective first-crossing point, *Journal of Mechanical Design*, 139(12), 121403-121403.
- Shinozuka, M.** (1983). Basic analysis of structural safety, *Journal of Structural Engineering*, 109(3), 721–740.
- Silvern, D.** (1963). Optimization of system reliability, *AIAA Journal*, 1(12), 2872–2873.
- Singh, A., Mourelatos, Z. P., Nikolaidis, E.** (2011). An importance sampling approach for time-dependent reliability. *ASME 2011 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference*, (pp. 1077-1088). Washington, DC: American Society of Mechanical Engineers, August 28-31.
- Sobol, I. M.** (1994). *A Primer for the Monte Carlo Method*. Boca Raton, Florida: CRC press.
- Song, S., Lu, Z., Qiao, H.** (2009). Subset simulation for structural reliability sensitivity analysis, *Reliability Engineering & System Safety*, 94(2), 658-665.

- Tekin E.** (2012). *Kohezyonsuz Zeminlerdeki Temellerin Güvenilirliğe Dayalı Tasarım Optimizasyonu ve Sığ Temellerin Deprem Yükleri Altında Güvenilirlik Analizi*. (Doktora tezi). Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Thanedar, P. B. & Kodiyalam, S.** (1992). Structural optimization using probabilistic constraints, *Structural Optimization*, 4(3-4), 236-240.
- Tsompanakis, Y. & Papadrakakis, M.** (2004). Large-scale reliability based structural optimization, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 26(6), 429-440.
- Tu, J.** (1999). *Design Potential Concept for Reliability Based Design Optimization*. (Doktora tezi). ProQuest tezler veritabanı (UMI No. 9957334)
- Tu, J., Choi, K. K., Park, Y. H.** (1999). A new study on reliability-based design optimization, *Journal of Mechanical Design*, 121(4), 557-564.
- Tu, J., Choi, K. K., Park, Y. H.** (2001). Design potential method for robust system parameter design, *AIAA Journal*, 39(4), 667-677.
- Tvedt, L.** (1989). Second order reliability by an exact integral. In Thoft-Christensen, P. (Ed.), *Reliability and Optimization of Structural Systems' 88* (ss. 377-384). Berlin, Heidelberg: Springer.
- Tvedt, L.** (1990). Distribution of quadratic forms in normal space—application to structural reliability, *Journal of Engineering Mechanics*, 116(6), 1183-1197.
- Valdebenito, M. A., Schuëller, G. I.** (2010). A survey on approaches for reliability-based optimization, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 42(5), 645-663.
- Walter, M.** (2013). *A Stochastic Expansion-Based Approach for Design Under Uncertainty*. (Doktora tezi). Georgia Institute of Technology, School of Aerospace Engineering, Atlanta.
- Wang, L. & Grandhi, R. V.** (1994). Efficient safety index calculation for structural reliability analysis, *Computers & Structures*, 52(1), 103-111.
- Wang, L. & Grandhi, R. V.** (1995). Improved two-point function approximations for design optimization, *AIAA journal*, 33(9), 1720-1727.
- Wang, L. & Grandhi, R. V.** (1996). Safety index calculation using intervening variables for structural reliability analysis, *Computers & Structures*, 59(6), 1139-1148.
- Wang, P., Lu, Z., Tang, Z.** (2013). An application of the Kriging method in global sensitivity analysis with parameter uncertainty, *Applied Mathematical Modelling*, 37(9), 6543-6555.
- Wu, X., Liu, L., Xie, F., Li, Y.** (2015). A new conjugate gradient algorithm with sufficient descent property for unconstrained optimization, *Mathematical Problems in Engineering*, 2015.
- Wu, Y. T.** (1994). Computational methods for efficient structural reliability and reliability sensitivity analysis, *AIAA Journal*, 32(8), 1717-1723.
- Wu, Y. T., Millwater, H. R., Cruse, T. A.** (1990). Advanced probabilistic structural analysis method for implicit performance functions, *AIAA Journal*, 28(9), 1663-1669.

- Wu, Y. T. & Wang, W.** (1996). A new method for efficient reliability-based design optimization. *Probabilistic Mechanics & Structural Reliability: Proceedings of the 7th Special Conference*, (pp. 274-277). ASCE.
- Wu, Y. T. & Wang, W.** (1998). Efficient probabilistic design by converting reliability constraints to approximately equivalent deterministic constraints, *Journal of Intergrated Design and Process Sciences*, 2(4), 13-21.
- Wiener, N.** (1938). The homogeneous chaos, *American Journal of Mathematics*, 60(4), 897-936.
- Xu, X. & Kong, F. Y.** (2016). *New hybrid conjugate gradient methods with the generalized Wolfe line search*, SpringerPlus, 5(1), 881.
- Yang, D.** (2010). Chaos control for numerical instability of first order reliability method, *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 15(10), 3131-3141.
- Yang, D., Li, G., Cheng, G.** (2006). Convergence analysis of first order reliability method using chaos theory, *Computers & Structures*, 84(8-9), 563-571.
- Yang, D., & Yi, P.** (2009). Chaos control of performance measure approach for evaluation of probabilistic constraints, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 38(1), 83.
- Yang, R. J. & Gu, L.** (2004). Experience with approximate reliability-based optimization methods, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 26(1-2), 152-159.
- Yi, P. & Zhu, Z.** (2016). Step length adjustment iterative algorithm for inverse reliability analysis, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 54(4), 999-1009.
- Youn, B. D.** (2001). *Advances in Reliability-Based Design Optimization and Probability Analysis*. (Doktora tezi). Graduate College of The University of Iowa, Iowa City, Iowa.
- Youn, B. D.** (2007). Adaptive-loop method for non-deterministic design optimization, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 221(2), 107-116.
- Youn, B. D., Choi, K. K., Park, Y. H.** (2003). Hybrid analysis method for reliability-based design optimization, *ASME Journal of Mechanical Design*, 125(2), 221-232.
- Youn, B. D. & Choi, K. K.** (2004). An investigation of nonlinearity of reliability based design optimization approaches, *ASME Journal of Mechanical Design*, 126(3), 403-411.
- Youn, B. D., Choi, K. K., Du, L.** (2005a). Adaptive probability analysis using an enhanced hybrid mean value method, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 29(2), 2005.
- Youn, B. D., Choi, K. K., Du, L.** (2005b). Enriched performance measure approach for reliability-based design optimization, *AIAA Journal*, 43(4), 874-884.
- Yu, X., Choi, K. K., Chang, K. H.** (1997). A mixed design approach for probabilistic structural durability, *Structural Optimization*, 14(2-3), 81-90.

Zhang, J. & Du, X. (2010). A second-order reliability method with first-order efficiency, *Journal of Mechanical Design*, 132(10), 101006.

Zhang, L., Lu, Z., Wang, P. (2015). Efficient structural reliability analysis method based on advanced Kriging model, *Applied Mathematical Modelling*, 39(2), 781-793.

Zhao, Y. G., & Ono, T. (1999). New approximations for SORM: Part 1, *Journal of Engineering Mechanics*, 125(1), 79-85.

Zou, T. & Mahadevan, S. (2006). A direct decoupling approach for efficient reliability-based design optimization, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 31(3), 190.



EKLER

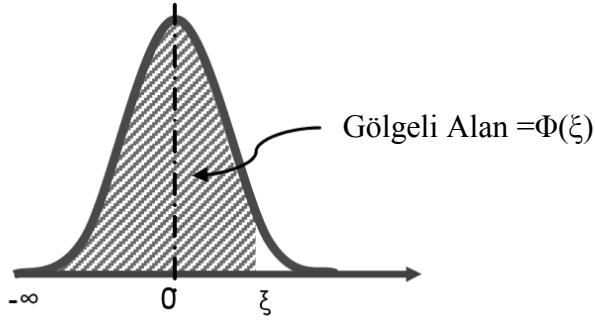
EK A: Kümülatif standart normal dağılım tablosu

EK B: HL-RF iteratif yöntemi akış şeması



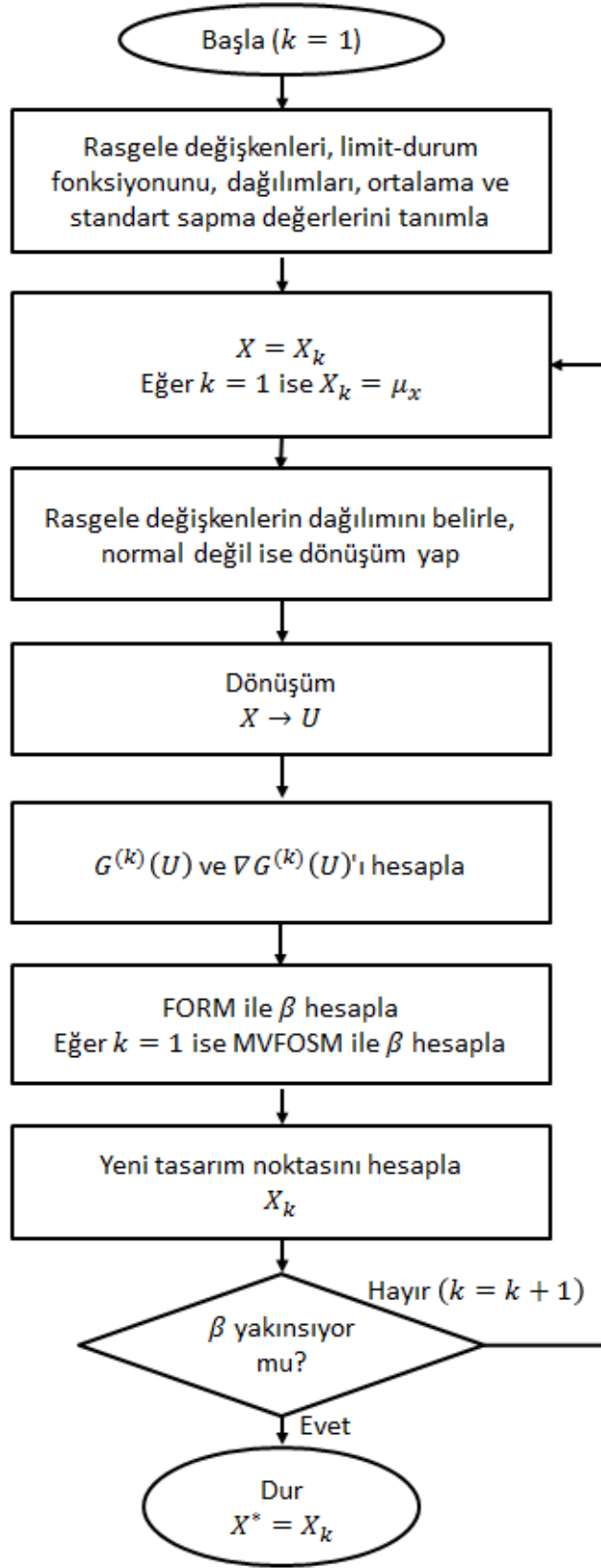
EK A

Çizelge A.1 : İstatistiksel kümülatif standart normal dağılım tablosu ($-\infty$ 'dan ξ 'a)



ξ	0.00	0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09
0.0	0.50000	0.50399	0.50798	0.51197	0.51595	0.51994	0.52392	0.52790	0.53188	0.53586
0.1	0.53983	0.54380	0.54776	0.55172	0.55567	0.55962	0.56356	0.56749	0.57142	0.57535
0.2	0.57926	0.58317	0.58706	0.59095	0.59483	0.59871	0.60257	0.60642	0.61026	0.61409
0.3	0.61791	0.62172	0.62552	0.62930	0.63307	0.63683	0.64058	0.64431	0.64803	0.65173
0.4	0.65542	0.65910	0.66276	0.66640	0.67003	0.67364	0.67724	0.68082	0.68439	0.68793
0.5	0.69146	0.69497	0.69847	0.70194	0.70540	0.70884	0.71226	0.71566	0.71904	0.72240
0.6	0.72575	0.72907	0.73237	0.73565	0.73891	0.74215	0.74537	0.74857	0.75175	0.75490
0.7	0.75804	0.76115	0.76424	0.76730	0.77035	0.77337	0.77637	0.77935	0.78230	0.78524
0.8	0.78814	0.79103	0.79389	0.79673	0.79955	0.80234	0.80511	0.80785	0.81057	0.81327
0.9	0.81594	0.81859	0.82121	0.82381	0.82639	0.82894	0.83147	0.83398	0.83646	0.83891
1.0	0.84134	0.84375	0.84614	0.84849	0.85083	0.85314	0.85543	0.85769	0.85993	0.86214
1.1	0.86433	0.86650	0.86864	0.87076	0.87286	0.87493	0.87698	0.87900	0.88100	0.88298
1.2	0.88493	0.88686	0.88877	0.89065	0.89251	0.89435	0.89617	0.89796	0.89973	0.90147
1.3	0.90320	0.90490	0.90658	0.90824	0.90988	0.91149	0.91308	0.91466	0.91621	0.91774
1.4	0.91924	0.92073	0.92220	0.92364	0.92507	0.92647	0.92785	0.92922	0.93056	0.93189
1.5	0.93319	0.93448	0.93574	0.93699	0.93822	0.93943	0.94062	0.94179	0.94295	0.94408
1.6	0.94520	0.94630	0.94738	0.94845	0.94950	0.95053	0.95154	0.95254	0.95352	0.95449
1.7	0.95543	0.95637	0.95728	0.95818	0.95907	0.95994	0.96080	0.96164	0.96246	0.96327
1.8	0.96407	0.96485	0.96562	0.96638	0.96712	0.96784	0.96856	0.96926	0.96995	0.97062
1.9	0.97128	0.97193	0.97257	0.97320	0.97381	0.97441	0.97500	0.97558	0.97615	0.97670
2.0	0.97725	0.97778	0.97831	0.97882	0.97932	0.97982	0.98030	0.98077	0.98124	0.98169
2.1	0.98214	0.98257	0.98300	0.98341	0.98382	0.98422	0.98461	0.98500	0.98537	0.98574
2.2	0.98610	0.98645	0.98679	0.98713	0.98745	0.98778	0.98809	0.98840	0.98870	0.98899
2.3	0.98928	0.98956	0.98983	0.99010	0.99036	0.99061	0.99086	0.99111	0.99134	0.99158
2.4	0.99180	0.99202	0.99224	0.99245	0.99266	0.99286	0.99305	0.99324	0.99343	0.99361
2.5	0.99379	0.99396	0.99413	0.99430	0.99446	0.99461	0.99477	0.99492	0.99506	0.99520
2.6	0.99534	0.99547	0.99560	0.99573	0.99585	0.99598	0.99609	0.99621	0.99632	0.99643
2.7	0.99653	0.99664	0.99674	0.99683	0.99693	0.99702	0.99711	0.99720	0.99728	0.99736
2.8	0.99744	0.99752	0.99760	0.99767	0.99774	0.99781	0.99788	0.99795	0.99801	0.99807
2.9	0.99813	0.99819	0.99825	0.99831	0.99836	0.99841	0.99846	0.99851	0.99856	0.99861
3.0	0.99865	0.99869	0.99874	0.99878	0.99882	0.99886	0.99889	0.99893	0.99896	0.99900
3.1	0.99903	0.99906	0.99910	0.99913	0.99916	0.99918	0.99921	0.99924	0.99926	0.99929
3.2	0.99931	0.99934	0.99936	0.99938	0.99940	0.99942	0.99944	0.99946	0.99948	0.99950
3.3	0.99952	0.99953	0.99955	0.99957	0.99958	0.99960	0.99961	0.99962	0.99964	0.99965
3.4	0.99966	0.99968	0.99969	0.99970	0.99971	0.99972	0.99973	0.99974	0.99975	0.99976
3.5	0.99977	0.99978	0.99978	0.99979	0.99980	0.99981	0.99981	0.99982	0.99983	0.99983

EK B



Şekil B.1 : HL-RF iteratif yöntemi akış şeması

ÖZGEÇMİŞ



Ad-Soyad : Emre DEMİRCİ
Doğum Tarihi ve Yeri : 02.05.1988 – Yenimahalle
E-posta : emre.demirci@btu.edu.tr

ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans** : 2010, Yıldız Teknik Üniversitesi, Makine Fakültesi, Makine Mühendisliği Bölümü
- **Lisans** : 2014, Anadolu Üniversitesi, İşletme Fakültesi, İşletme Bölümü
- **Yüksek Lisans** : 2014, Bursa Teknik Üniversitesi, Makine Mühendisliği Anabilim Dalı, Makine Mühendisliği

MESLEKİ DENEYİM VE ÖDÜLLER:

- 2011- Devam, Araştırma Görevlisi, Makine Mühendisliği Bölümü, Bursa Teknik Üniversitesi

TEZDEN TÜRETİLEN ESERLER, SUNUMLAR VE PATENTLER:

- **Demirci, E. & Yıldız, A. R. (2018).** A new hybrid approach for reliability-based design optimization of structural components, *Materials Testing*, (kabul edildi).
- **Demirci, E. & Yıldız, A. R. (2018).** Yapısal mühendislik problemlerinin güvenilirlik temelli tasarım optimizasyonu üzerine karşılaştırmalı bir çalışma. *International Conference on Advances in Mechanical and Mechatronics Engineering ICAMMEN 2018*, Ankara, November 7-8.

DİĞER ESERLER, SUNUMLAR VE PATENTLER:

- **Demirci, E. & Yıldız, A. R. (2018).** An investigation of the crash performance of magnesium, aluminum and advanced high strength steels and different cross-

sections for vehicle thin-walled energy absorbers, *Materials Testing*, 60(7-8), 661-668.

- Kılıçarpa, U.A., **Demirci, E.**, Doğan, M., Yıldız, A.R. (2018). Optimum Design of Connecting Rod Component For Diesel Internal Combustion Engines, *9th International Automotive Technologies Congress*, Bursa, May 7-8.
- **Demirci, E.** & Yıldız, A. R. (2018). An experimental and numerical investigation of the effects of geometry and spot welds on the crashworthiness of vehicle thin-walled structures, *Materials Testing*, 60(6), 553-561.
- Güler, T., **Demirci, E.**, Yıldız, A. R., Yavuz, U. (2018). Lightweight design of an automobile hinge component using glass fiber polyamide composites, *Materials Testing*, 60(3), 306-310.
- **Demirci, E.** & Yildiz, A. R. (2016). Lightweight design of vehicle energy absorbers using steel, aluminum and magnesium alloys. *International Conference on Engineering and Natural Sciences* (ss. 1684-1691), Sarajevo, May 24-28.
- Yıldız, A. R., Kurtuluş, E., **Demirci, E.**, Yıldız, B. S., Karagöz, S. (2016). Optimization of thin-wall structures using hybrid gravitational search and Nelder-Mead algorithm, *Materials Testing*, 58(1), 75-78.
- **Demirci, E.** & Yıldız, A. R. (2016). Yeni Nesil Yüksek Mukavemetli Malzemelerin Farklı Geometrilerdeki Enerji Yutucuların Çarpışma Performansına Etkisinin İncelenmesi, *17. Uluslararası Makina Tasarım ve İmalat Kongresi*, Bursa, Temmuz 12-15.
- **Demirci, E.** & Yıldız, A. R. (2015). Yüksek Performanslı Enerji Yutucular İle Taşıt Çarpışma Güvenliğinin Geliştirilmesi, *Mühendis ve Makina*, 663, 40-45.
- **Demirci, E.**, Yıldız, A. R. & Semerci, F. (2014). Taşıtlarda önden çarpışma performansını etkileyen enerji yutucuların optimum tasarımı, *7. Otomotiv Teknolojileri Kongresi*, Bursa, Mayıs 26-27.