

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ YAPILARINDA AKILLI HESAPLAMA
TEKNİKLERİ İLE YAPISAL TANILAMA VE PARAMETRE TAHMİNİ**

DOKTORA TEZİ

Yıldırım Serhat ERDOĞAN

İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

Yapı Mühendisliği Programı

HAZİRAN 2013

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ YAPILARINDA AKILLI HESAPLAMA
TEKNİKLERİ İLE YAPISAL TANILAMA VE PARAMETRE TAHMİNİ**

DOKTORA TEZİ

**Yıldırım Serhat Erdoğan
(501072019)**

İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

Yapı Mühendisliği Programı

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Abdullah GEDİKLİ

HAZİRAN 2013

İTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 501072019 numaralı Doktora Öğrencisi **Yıldırım Serhat ERDOĞAN**, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “**İnşaat Mühendisliği Yapılarında Akıllı Hesaplama Teknikleri ile Yapısal Tanılama ve Parametre Tahmini**” başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : **Doç. Dr. Abdullah GEDİKLİ**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri : **Prof. Dr. Hasan DAĞ**
Kadir Has Üniversitesi

Doç. Dr. Turgut ÖZTÜRK
İstanbul Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. Ender Mete EKŞİOĞLU
İstanbul Teknik Üniversitesi

Prof. Dr. F. Necati ÇATBAŞ
University of Central Florida

Teslim Tarihi : **07 Mayıs 2013**
Savunma Tarihi : **07 Haziran 2013**

Aileme ve arkadaşlarıma,

ÖNSÖZ

Uzun, yorucu ve yoğun çalışmalar gerektiren doktora tezinin tamamlanması elbette ki tek bir kişinin emeği ile mümkün olmadı. Bu çalışmanın gerçekleşmesinde sabrı, bilgisi, tecrübesi ve yüksek motivasyon yeteneğiyle bana rehberlik eden, bilimsel çalışmayı sevdiren, lisansüstü çalışmalarına beraber başladığım ve uzun yıllar birlikte çalıştığım çok değerli hocam ve büyüğüm Sayın Prof. Dr. Pelin Gündes Bakır'a sonsuz teşekkürlerimi sunmayı bir borç bilirim. Ayrıca University of Central Florida'da 1 yıl misafir araştırmacı olarak beraber çalışma fırsatı bulduğum ve bu tezin yapılmasına büyük katkılar sağlayan değerli hocam Prof. Dr. Necati Çatbaş' a teşekkür ederim. Tez danışmanım Doç.Dr. Abdullah Gedikli'ye anlayışı, iyi niyeti ve yardımlarından dolayı, doktora tezi izleme komitesi üyelerinden Kadir Has Üniversitesi enformasyon teknolojileri bölüm başkanı Prof.Dr. Hasan Dağ hocama tezin yönlendirilmesindeki katkılarından ve yapıcı fikirlerinden dolayı teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca jüri üyelerinden Doç.Dr. Turgut Öztürk ve Doç.Dr. Ender Mete Ekşioğlu'na katkılarından dolayı teşekkür ederim. Bununla birlikte bu uzun ve zorlu süreçte maddi ve manevi destekleri ile yanımda olan aileme ve arkadaşlarıma sonsuz teşekkürler.

Haziran 2013

Yıldırım Serhat Erdoğan
İnşaat Yüksek Mühendisi

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ.....	vii
İÇİNDEKİLER	ix
KISALTMALAR	xi
ÇİZELGE LİSTESİ.....	xiii
ŞEKİL LİSTESİ.....	xv
ÖZET.....	xix
SUMMARY	xxiii
1. GİRİŞ	1
1.1 Yapısal Tanılama ve Yapı Sağlığı İzlemesi	1
1.2 Akıllı Hesaplama Teknikleri ve Yapı Mühendisliği Uygulamaları	4
1.3 Tezin amacı	5
1.4 Tezin Organizasyonu.....	6
2. OPTİMİZASYON YÖNTEMLERİ	9
2.1 Yerel Optimizasyon.....	9
2.2 Genetik Algoritmalar.....	10
2.2.1 İkili kodlamalı GA	14
2.2.2 Gerçek kodlamalı GA	16
2.2.3 Seçme yöntemleri.....	16
2.2.3.1 Turnuva Yöntemi	17
2.2.3.2 Orantılı seçme yöntemi	17
2.2.3.3 Kesme seçme yöntemi	18
2.2.4 Çaprazlama Yöntemleri	18
2.2.4.1 İKGA için çaprazlama operatörleri.....	19
2.2.4.2 GKGA için çaprazlama operatörleri	20
2.2.4.3 Çağrazlama operatörlerinin uygulama alanları ve dağılım fonksiyonları	26
2.2.5 Mutasyon operatörleri	28
2.2.5.1 İKGA için mutasyon operatörleri.....	29
2.2.5.2 GKGA için mutasyon operatörleri	29
2.2.6 Paralel Genetik Algoritmalar	31
2.2.6.1 Tek popülasyonlu yönetici-işçi PGA	31
2.2.6.2 Çok popülasyonlu PGA	31
2.2.6.3 Hücrel PGA.....	32
2.3 Parçacık Sürüsü Optimizasyonu.....	33
2.4 Harmoni Araştırması (Harmony Search)	34
2.5 Önerilen Melez Algoritmalar	35
2.5.1 Parçacık sürüsü algoritmasının GA ile kullanımı	35
2.5.2 Harmoni araştırmasının GA ile kullanımı.....	36
3. BELİRSİZLİK MODELLEME VE YAYILIMI	39
3.1 Belirsizlik Modelleme ve Yayılımında Olasılık Yöntemleri	40
3.1.1 Monte Carlo Simulasyonu	41

3.1.2 Pertürbasyon yöntemleri	41
3.1.3 Asimptotik integral yöntemi	42
3.2 Belirsizlik Modelleme ve Yayılımında Bulanık Yöntemler.....	43
3.2.1 Bulanık kümeler	44
3.2.2 Üyelik Fonksiyonları.....	48
3.2.3 Bulanık aritmetik.....	51
3.2.3.1 Zadeh Genişletme Prensipleri.....	51
3.2.3.2 Aralık aritmetiği	52
3.2.3.3 Affine aritmetik	53
3.2.3.4 Dönüşüm yöntemi	54
3.2.3.5 Optimizasyon yöntemleri	57
3.3 Belirsizlik Analizinde Meta Modeller ile Çıktıların Hesaplanması	59
3.3.1 Çıktıların Taylor serileri ile hesaplanması	59
3.3.1.1 Aralık özdeğerleri ve yerdeğiřtirmelerin hesabı	60
3.3.1.2 Aralık mod şekillerinin hesabı	61
3.3.2 Gauss Process modeli.....	62
4. DETERMİNİSTİK VE BULANIK SONLU ELEMAN MODELİ	
GÜNCELLEMESİ	65
4.1 Deterministik Sonlu Eleman Modeli Güncellemesi	65
4.2 Modal Parametre Tanılama Teknikleri.....	68
4.3 Yapısal Tanılamada Belirsizlikler	70
4.4 Bulanık Sonlu Eleman Modeli Güncellemesi	71
4.4.1 Motivasyon.....	71
4.4.2 Formülasyon.....	73
4.5 En Uygun Sensör Konfigürasyonu İçin Bir Yöntem.....	75
5. UYGULAMALAR VE SONUÇLAR	79
5.1 GA operatörlerinin SEMG için karşılaştırılması.....	79
5.2 Simulasyon: Betonarme Çerçeve	92
5.3 Referans Laboratuvar Yapısı: Çelik Köprü.....	100
5.3.1 En uygun sensör yerleşiminden elde edilen veriler ile yapısal tanılama ve BSEMG ile doğrulama	101
5.3.1.1 Sensör kümelerinden elde edilen veriler ile BSEMG	106
5.3.2 Yapı çıktılarında BSEMG ile belirsizlik nicelendirmesi.....	111
5.4 Gerçek Betonarme Yapı: Köprü 2028	121
5.4.1 Köprü 2028.....	121
5.4.2 Sensörlerin yerleştirilmesi.....	122
5.4.3 Yükleme testleri	123
5.4.4 BSEMG uygulaması ve sonuçlar	125
5.5 Sonuçlar ve Öneriler.....	139
KAYNAKLAR.....	143
ÖZGEÇMİŞ	155

KISALTMALAR

GA	: Genetik Algoritmler
İKGA	: İkili Kodlamalı Genetik Algoritmalar
SK	: Standart İkili Kodlama
GRKGA	: Geri Kodlamalı Genetik Algoritmalar
GKGA	: Gerçek Kodlamalı Genetik Algoritmalar
GRK	: Gri Kodlama
HHO	: Harmoni Hafıza Oranı
HM	: Harmoni Hafızası
HHB	: Harmoni Hafıza Büyüklüğü
YDO	: Yükseklik Düzenleme Oranı
PSO	: Parçacık Sürüşü Optimizasyonu
SEMG	: Sonlu Eleman Modeli Güncellemesi
BSEMG	: Bulanık Sonlu Eleman Modeli Güncellemesi
DSO	: Değişken Seçme Olasılığı
PGA	: Paralel Genetik Algoritmalar
GP	: Gauss Process
MPTM	: Makinen,Peiroux,Toivonen Mutasyonu
KM	: Kuvvet Mutasyonu
DM	: Düzgün Mutasyon
DOM	: Düzgün Olmayan Mutasyon
MKD	: Merkezi Kompozit Dizayn
KOF	: Kümülatif Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu
OYF	: Olasık Yoğunluk Fonksiyonu
MAC	: Modal Assurance Criterion
KMİF	: Karmaşık Mod İşaretleme Fonksiyonu
MCS	: Monte Carlo Simülasyonu
TNÇ	: Tek Noktalı Çaprazlama
CNÇ	: Çift Noktalı Çaprazlama
EMNÇ	: Ebeveyn Merkezli Normal Çaprazlama
TNDÇ	: Tek Modlu Normal Çaprazlama
BÇ	: Bulanık Çaprazlama
SPÇ	: Simpleks Çaprazlama
DUÇ	: Düzgün Çaprazlama
DÇ	: Doğrusal Çaprazlama
AÇ	: Aritmetik Çaprazlama
SÇ	: Sezgisel Çaprazlama
SBC	: Simüle Edilmiş İkili Çaprazlama
APV	: Adjusted p Values
OKKF	: Ortalama Karalarının Kare Kökü Farkları

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 3.1 : Örnek olasılık dağılımı.....	49
Çizelge 4.1 : Yapısal tanılamada belirsizlikler.....	71
Çizelge 5.1 : Kodlama yöntemlerinin farklı mutasyon oranları için karşılaştırılması.....	81
Çizelge 5.2 : Seçme yöntemlerinin karşılaştırılması.....	83
Çizelge 5.3 : Mutasyon operatörleri için sonuçlar.....	85
Çizelge 5.4 : Çaprazlama operatörleri için sonuçlar.....	87
Çizelge 5.5 : GA ve PGA'ların karşılaştırılması.....	90
Çizelge 5.6 : Çoklu çaprazlama operatörlerinin karşılaştırılması.....	91
Çizelge 5.7 : Simule edilmiş hasar senaryosu için azaltma katsayıları.....	93
Çizelge 5.8 : CrPSO ve EMNÇ operatörlerinin karşılaştırılması.....	95
Çizelge 5.9 : Güncellenen parametreler ve tanım alanları.....	104
Çizelge 5.10 : En uygun sensör kümeleri.....	105
Çizelge 5.11 : Her sensör β için değerleri ($\omega = 0.5$).....	106
Çizelge 5.12 : Sensör gruplarının performans durumları.....	108
Çizelge 5.13 : Sınır koşullarındaki değişim durumunda güncellenen bulanık parametreler.....	110
Çizelge 5.14 : Deterministik olarak güncellenmiş SE modelinden ve deneylerden elde edilen frekansların karşılaştırılması.....	112
Çizelge 5.15 : Hasarlı ve hasarsız durumlar için deneysel şekil değiştirme.....	114
Çizelge 5.16 : Güncellemede kullanılan veri setleri.....	115
Çizelge 5.17 : Çıktılarda görreceli belirsizlik miktarları.....	118
Çizelge 5.18 : Deneysel ve sayısal frekanslar.....	124
Çizelge 5.19 : Güncellenen SE modeli için parametre setleri.....	126
Çizelge 5.20 : 6 parametrelili model için deneysel ölçümlerin modelden elde edilen bulanık kümeler üyeli dereceleri.....	129
Çizelge 5.21 : 4 parametrelili model için deneysel ölçümlerin modelden elde edilen bulanık kümeler üyeli dereceleri.....	129
Çizelge 5.22 : 3 parametrelili model için deneysel ölçümlerin modelden elde edilen bulanık kümeler üyeli dereceleri.....	129
Çizelge 5.23 : 2 parametrelili model için deneysel ölçümlerin modelden elde edilen bulanık kümeler üyeli dereceleri.....	130
Çizelge 5.24 : 1 parametrelili model için deneysel ölçümlerin modelden elde edilen bulanık kümeler üyeli dereceleri.....	130

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 1.1	Yapısal tanılama için akış diyagramı.....	1
Şekil 1.2	Güncellemede çözüm uzayı.....	4
Şekil 2.1	: Yeni bireylerin dağılımı a) TNDÇ (n=2)(Ono et al.,1999) b) SPÇ (n=3)	25
Şekil 2.2	: Çaprazlama operatörleri için uygulama aralıkları.....	26
Şekil 2.3	: Doğrusal çaprazlama operatörü için uygulama aralığı.....	26
Şekil 2.4	: Aritmetik çaprazlama operatörü için uygulama aralığı.....	27
Şekil 2.5	: BLÇ- α çaprazlama operatörü için uygulama aralığı.....	27
Şekil 2.6	: Sezgisel çaprazlama operatörü için uygulama aralığı.....	27
Şekil 2.7	: SBÇ operatörü için yeni bireyleri dağılımları a) ebeveyn bireyler: 0.3 ve 0.7, b) ebeveyn bireyler: 0.3 ve 0.4.....	27
Şekil 2.8	: EMNÇ operatörü için yeni bireyleri dağılımları a) Ebeveyn bireyler: 0.3 ve 0.7, b) Ebeveyn bireyler: 0.3 ve 0.4.....	28
Şekil 2.9	: BÇ operatörü için yeni bireylerin dağılımı a) a) Ebeveyn bireyler 0.3 ve 0.7, b) Ebeveyn bireyler 0.3 ve 0.4.....	28
Şekil 2.10	: Çoklu popülasyonlu PGA'lar için yerdeğiştirme doğrultuları.....	32
Şekil 2.11	: PGA'larda popülasyon modeli a) Yönetici-İşçi PGA, b) Çoklu popülasyonlu PGA, c) HücresePGA.....	33
Şekil 3.1	: Girdi-Çıktı sistemi.....	41
Şekil 3.2	: Yaklaşık '2' bulanık kümeleri.....	45
Şekil 3.3	: Kümeler a) bulanık kümeler b) kırılğan kümeler.....	46
Şekil 3.4	: Bulanık kümelerin α kesimleri a) Konveks küme b) Non-Konveks küme.....	47
Şekil 3.5	: Bulanık küme özellikleri.....	48
Şekil 3.6	: Üyelik fonksiyonları a) üçgen b) gauss c) trapez.....	51
Şekil 3.7	: α kesim yöntemiyle bulanık analiz.....	51
Şekil 3.8	: Ayırıklaştırılmış bulanık sayılar.....	52
Şekil 3.9	: i.inci belirsiz değişkenin ayırıklaştırılması (m=4).....	55
Şekil 3.10	: Dönüşümün yönteminin geometrik yorumu.....	56
Şekil 3.11	: Bulanık parametreler a) Bulanık girdiler b) Bulanık çıktılar (--- azaltılmış dönüşüm yöntemi, - GA).....	58
Şekil 3.12	: İki parametrelili uzayda α kesimi gösterimi.....	61
Şekil 3.13	: GP modelinin oluşturulması için akış diyagramı.....	64
Şekil 4.1	: SEMG için akış diyagramı.....	66
Şekil 4.2	: İleri ve geri bulanık analiz.....	72
Şekil 4.3	: Popülasyon tabanlı optimizasyon yöntemleri ile BSEMG.....	73
Şekil 4.4	: α seviyesi gösterimi a) çıktı parametreleri b) model parametreleri.....	74
Şekil 4.5	: En Uygun sensör konfigürasyonu için akış diyagramı.....	78
Şekil 5.1	: Kiriş SE modeli ve hasar senaryosu.....	79
Şekil 5.2	: GKGA için mutasyon değerlerinin istatistiksel karşılaştırılması.....	82
Şekil 5.3	: Seçme yöntemlerinin istatistiksel ikili karşılaştırması.....	84
Şekil 5.4	: Mutasyon operatörlerinin istatistiksel ikili karşılaştırması.....	86

Şekil 5.5 : Çaprazlama operatörlerinin istatistiksel ikili karşılaştırılması.....	89
Şekil 5.6 : En iyi ve ortalama amaç fonksiyonu değerlerinin jenerasyon ile değişimi	90
Şekil 5.7 : Çoklu çaprazlama operatörlerinin istatistiksel ikili karşılaştırılması.....	92
Şekil 5.8 : Ölçüm noktaları ve hasarlı elemanlar	93
Şekil 5.9 : Çaprazlama operatörleri için yakınsama grafikleri.....	94
Şekil 5.10 : BSEMG problemi için CrPSO, GA-HA ve EMNÇ'nin yakınsama grafikleri.....	96
Şekil 5.11 : Güncellenen parametrelerin etki derecesi ve varyasyon katsayıları.....	97
Şekil 5.12 : Güncellenen parametrelerin olasılık yoğunluk fonksiyonları.....	98
Şekil 5.13 : Güncellenen parametrelerin üyelik dereceleri.....	100
Şekil 5.14 : Referans ızgara yapının fiziksel modeli.....	101
Şekil 5.15 : Referans yapı Matlab programı arayüzü.....	103
Şekil 5.16 : Referans yapı 3D modeli a) birleşim noktaları numaraları b) başlangıç sensör yerleri.....	103
Şekil 5.17 : Sensör yerleşimi için bağlantı ağacı.....	104
Şekil 5.18 : Sensor Kümeleri a) Kesim noktası < 1.5898 b) Kesim noktası < 0.1682 c) Kesim noktası < 0.0566 d) Kesim noktası < 0.0279	105
Şekil 5.19 : Bulanık deneysel yerdeğiştirmeler.....	107
Şekil 5.20 : Hasarsız durum için güncellenen parametreler.....	108
Şekil 5.21 : 2. Durum için güncellenen parametreler.....	109
Şekil 5.22 : Statik yükleme durumları.....	111
Şekil 5.23 : KMİF eğrileri.....	112
Şekil 5.24 : Deterministik olarak güncellenen SE modelinden elde edilen mod şekilleri (Referans model).....	113
Şekil 5.25 : Hasarlı durum için elde edilen deneysel mod şekilleri.....	113
Şekil 5.26 : Bulanık deneysel verilerin üyelik fonksiyonları.....	115
Şekil 5.27 : Farklı veri setleri ile güncellenmiş modellerden elde edilen bulanık doğal frekanslar.....	116
Şekil 5.28 : Farklı veri setleri ile güncellenmiş modellerden elde edilen bulanık mod şekli bileşenleri.....	119
Şekil 5.29 : Farklı veri setleri ile güncellenmiş modellerden elde edilen bulanık şekil değiştirme bileşenleri.....	120
Şekil 5.30 : Köprü 2028.....	122
Şekil 5.31 : Köprü enkesiti.....	122
Şekil 5.32 : Yerdeğiştirme ölçerlerin konfigürasyonu.....	123
Şekil 5.33 : Yükleme testleri.....	124
Şekil 5.34 : Köprü 2028'in sonlu eleman modeli.....	125
Şekil 5.35 : Güncellenen taşıyıcı elemanların gruplara ayrılması.....	126
Şekil 5.36 : 1. veri seti için yerdeğiştirmelerdeki belirsizlik miktarının parametre setlerine göre değişimi.....	127
Şekil 5.37 : 2. veri seti için yerdeğiştirmelerdeki belirsizlik miktarının parametre setlerine göre değişimi.....	128
Şekil 5.38 : 3. veri seti için yerdeğiştirmelerdeki belirsizlik miktarının parametre setlerine göre değişimi.....	128
Şekil 5.39 : Doğal frekanslardaki belirsizliklerin parametre ve veri setlerine göre değişimi.....	131
Şekil 5.40 : 1. parametre seti için yerdeğiştirmelerdeki belirsizlik miktarının veri setlerine göre değişimi.....	132

Şekil 5.41 : 2.parametre seti için yerdeğiřtirmelerdeki belirsizlik miktarının veri setlerine göre deęiřimi.....	132
Şekil 5.42 : 3.parametre seti için yerdeğiřtirmelerdeki belirsizlik miktarının veri setlerine göre deęiřimi.....	132
Şekil 5.43 : 4.parametre seti için yerdeğiřtirmelerdeki belirsizlik miktarının veri setlerine göre deęiřimi.....	133
Şekil 5.44 : 5.parametre seti için yerdeğiřtirmelerdeki belirsizlik miktarının veri setlerine göre deęiřimi.....	133
Şekil 5.45 : 1. Parametre seti için aralık yerdeğiřtirmeleri (0 μ -seviyesi için)a) kolonu v1 seti b) kolonu v2 c) kolonu v3 seti.....	134
Şekil 5.46 : 2. Parametre seti için aralık yerdeğiřtirmeleri (0 μ -seviyesi için)a) kolonu v1 seti b) kolonu v2 c) kolonu v3 seti.....	135
Şekil 5.47 : 3. Parametre seti için aralık yerdeğiřtirmeleri (0 μ -seviyesi için)a) kolonu v1 seti b) kolonu v2 c) kolonu v3 seti.....	135
Şekil 5.48 : 4. Parametre seti için aralık yerdeğiřtirmeleri (0 μ -seviyesi için)a) kolonu v1 seti b) kolonu v2 c) kolonu v3 seti.....	136
Şekil 5.49 : 5. Parametre seti için aralık yerdeğiřtirmeleri (0 μ -seviyesi için)a) kolonu v1 seti b) kolonu v2 c) kolonu v3 set.....	136
Şekil 5.50 : Toplam belirsizlięin parametre ve veri setlerine göre deęiřimi.....	137
Şekil 5.51 : 1. Parametre seti için farklı data setleri ile güncellenmiř bulanık parametreler.....	138
Şekil 5.52 : 2. Parametre seti için farklı data setleri ile güncellenmiř bulanık parametreler.....	138
Şekil 5.53 : 3. Parametre seti için farklı data setleri ile güncellenmiř bulanık parametreler.....	138
Şekil 5.54 : 4. Parametre seti için farklı data setleri ile güncellenmiř bulanık parametreler.....	139
Şekil 5.55 : 5. Parametre seti için farklı data setleri ile güncellenmiř bulanık parametreler.....	139

AKILLI HESAPLAMA TEKNİKLERİ İLE İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ YAPILARINDA YAPISAL TANILAMA VE PARAMETRE BELİRLENMESİ

ÖZET

İnşaat mühendisliği yapılarının mevcut durumunun doğru tespiti ekonomik nedenler ve güvenlik açılarından dolayı çok fazla önem arz etmektedir. Özellikle şiddetli deprem sonrası hangi amaçla kullanılırsa kullanılsın her türlü yapının hasar durumunun objektif olarak belirlenmesi yapıya yapılacak müdahale aşamasında daha doğru kararlar alınmasını mümkün kılmaktadır. Bundan dolayı mevcut yapılar için mümkün olduğunca en doğru ve yapıyı en iyi temsil eden modellerin oluşturulması gerekmektedir. Günümüzde veri toplama cihazları ile mevcut yapıdan veriler toplanarak matematik modellerin kalibrasyonu ile bu modelleri oluşturmak mümkün olmaktadır.

Bu çalışmada yapı sağlığı verileri kullanılarak yapısal tanılama, sonlu eleman modeli parametrelerinin belirlenmesi ve hasar tespiti problemleri incelenmiştir. Özellikle son yıllarda veri toplama cihazlarında ve bilgisayar teknolojilerindeki gelişmeler yapıların hem global hemde yerel davranışıyla ilgili yüksek kalitedeki verilerin toplanmasına izin vermektedir. Mevcut yapıdan toplanan bu veriler ile yapıların simülasyonunda kullanılan sonlu eleman modeli kalibre edilebilmektedir. Model kalibrasyonu sonlu eleman modeli güncellemesi yöntemiyle yapılmaktadır. Sonlu eleman modeli güncellemesinde yapı davranışını etkileyen, belirsiz model parametreleri, ölçümlerden elde edilen verilerle güncellenmektedir. Güncellemede kullanılan model parametreleri sınır koşulları, eleman birleşimleri, elemanların eğilme, uzama ve kayma rijitlikleri gibi yapı davranışını etkileyen her türlü parametre olabilmektedir.

Sonlu eleman modeli güncellemesinde amaç deneysel veriler ile sonlu eleman modelinden elde edilen tahminler arasındaki farkın minimize edilmesidir. Bu mekanikte ters problem olarak bilinmektedir. Ters problemlerde sistemin çıktıları bilinmekte ve girdi parametreleri aranmaktadır. Bu tür problemler bir optimizasyon problemine dönüştürülerek çözülebilir. Sonlu eleman modeli güncellemesinde de mevcut yapıdan sensörler yardımıyla ölçülen statik ve dinamik veriler bilinmekte ve bu verileri en iyi temsil eden model parametreleri tanımlanmaktadır. Statik veriler genelde yer ve şekil değiştirmeler iken dinamik veriler çeşitli dinamik etkilerden meydana gelen ivme, hız veya dinamik yerdeğiştirmeler olabilir. İvme ölçümlerinden çeşitli zaman ve frekans tabanlı modal analiz yöntemleri ile yapının karakteristiğini daha iyi temsil eden doğal frekans ve mod şekilleri bulunarak güncellemede kullanılmaktadır.

Sonlu eleman modeli güncellemesi ile model parametrelerinin bulunması için deneysel ve modelden tahmin edilen verilerin farkını içeren bir amaç fonksiyonu oluşturulur. Bu amaç fonksiyonu yerel veya global optimizasyon yöntemleri yardımıyla minimize edilerek model parametreleri elde edilebilir. Genelde yerel optimizasyon yöntemleri hesaplama zamanı açısından avantajlı olduklarından bu tür

problemlerde tercih edilmektedir. Fakat model parametreleri ve çıktılar arasındaki ilişkiye bağlı olarak amaç fonksiyonu yerel minimumlar içerebilir veya parametre uzayında sürekli türevlere sahip olmayabilir. Bu gibi durumlarda yerel optimizasyon yöntemleri yerel minimumlara takılmakta ve doğru sonuçlar vermemektedir. Bundan dolayı global optimizasyon yöntemlerine başvurulmalıdır. Global optimizasyon yöntemleri her ne kadar hesaplama zamanı açısından avantajlı olmasalar da çözüm uzayında yerel minimumlara takılmamaktadırlar. Ayrıca bu yöntemler türevsel bilgiye ihtiyaç duymaz ve sürekli-sürekli, tek modlu-çok modlu birçok problem tipi için kullanılabilirler.

Bu çalışmada global optimizasyon problemlerinden genetik algoritmaların performansı sonlu eleman modeli güncellemesi için incelenmiş ve parçacık sürüşü optimizasyonu, harmoni araştırması gibi sezgisel global optimizasyon yöntemlerinden oluşan melez optimizasyon algoritmaları önerilmiştir. Global optimizasyon yöntemleri genelde popülasyona dayalı yöntemler olup çözüm uzayında birden fazla noktadan optimizasyona başlarlar ve popülasyonu kendilerine özgü bir şekilde evrimleştirerek global veya global minimuma yakın noktalara yakınsarlar. Bu yöntemler deterministik ve tamamen rastlantısal yöntemler arasında bir yerde işlem görür. Performansları da tamamen optimizasyonu kontrol eden parametre ve operatörlere bağlıdır. Bu tez kapsamında sezgisel optimizasyon algoritmalarından genetik algoritmaların performansını belirleyen seçme, çaprazlama, mutasyon operatörleri araştırılmış ve bu operatörlere ait çaprazlama ve mutasyon oranı gibi parametrelerin en uygun değerleri belirlenmiştir. Ayrıca önerilen melez algoritmaların performansı çeşitli kriterler için geleneksel yöntemler ile karşılaştırılmıştır.

Literatürde genetik algoritmaların üç temel operatörü olan seçme, çaprazlama ve mutasyon için farklı operatörler önerilmiştir. Bu operatörlerin doğru seçimi ile popülasyon çeşitliliği ve seçim baskısı arasında denge kurarak etkili bir optimizasyon algoritması oluşturulabilir. Bu tez kapsamında yapılan çalışmanın sonucunda gerçek sayı kodlamalı genetik algoritmaların klasik ikili kodlamalı genetik algoritmalara göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Bununla birlikte karşılaştırmalı simülasyonlar çerçevesinde, en iyi seçme operatörünün rulet tekerleği seçme yöntemi, en iyi çaprazlama operatörünün ebeveyn optimizasyon parametreleri civarında normal olasılık dağılımına göre yeni parametreler oluşturulmasına olanak veren ebeveyn merkezli çaprazlama operatörü ve en iyi mutasyon operatörünün ise parametrelerdeki değişim miktarının dinamik olarak jenerasyona bağlı olduğu doğrusal olmayan mutasyon olduğu görülmüştür. Ayrıca genetik algoritmaların performansını etkileyen çeşitli parametrelerin de sonlu eleman modeli güncellemesi problemi için en uygun değerleri bulunmuştur. Son olarak genetik algoritmalar ile global optimuma ulaşmak için popülasyondaki geçmiş bilgiyi kullanan parçacık sürüşü algoritması kullanılarak melez bir optimizasyon algoritması önerilmiştir. Ek olarak harmoni araştırması ve genetik algoritmalar benzer bir melez algoritma daha önerilmiştir.

Sonlu eleman modeli güncellemesiyle yapı tanımlama ve parametre belirleme probleminde en önemli hususlardan biri de belirsizliklerin nicelendirilmesidir. Girdi-çıkış sistemlerinde belirsizlikler genelde iki kısımda incelenmektedir. Bunlar rastlantısallıktan kaynaklanan doğal ve bilgi eksikliğinden kaynaklanan epistemik belirsizliklerdir. Sonlu eleman modeli güncellemesinde ise belirsizlikler modelleme ve ölçüm hatalarından kaynaklanmaktadır. Bu tip belirsizlikler daha iyi ölçüm ve modelleme ile azaltılabilir olduğundan epistemik belirsizlik sınıfında

değerlendirilmektedir. Belirsizliklerin modellenmesinde genel olarak olasılık ve olasılık tabanlı olmayan yöntemler kullanılmaktadır. Olasılık yöntemlerinde problemin parametreleri olasılık yoğunluk fonksiyonları ile tanımlanıp Monte Carlo Simülasyonu, pertürbasyon yöntemleri gibi belirsizlik yayılımı yöntemleri ile çıktıların olasılık yoğunluk fonksiyonları bulunmaktadır. Olasılık tabanlı olmayan aralık aritmetikte parametreler aralık sayıları ile tanımlanırken, bulanık yöntemlerde parametreler belirli bir kümeye aidiyeti temsil eden üyelik fonksiyonları veya bulanık sayılar ile tanımlanmaktadır. Sonlu eleman modeli güncellemesi ters problem sınıfında olduğundan burada yapıya ait dinamik ve statik verilerdeki belirsizlik modellenerek model parametrelerindeki belirsizlik nicelendirilmektedir.

Yapısal tanılamada belirsizliklerin modellenmesi için kullanılan olasılık yöntemlerinin uygulamaları literatürde mevcut olsa dahi bulanık yöntemler ile ilgili çalışmalar oldukça azdır. Bu çalışmada sonlu eleman modelindeki belirsizlikler bulanık sayılar ile modellenmiş ve bulanık sonlu eleman güncellemesi için bir formülasyon önerilmiştir. Problem deterministik sonlu eleman modeli güncellenmesindeki gibi bir optimizasyon olarak ele alınmış ve çeşitli kısıtlar içeren bir amaç fonksiyonu oluşturulmuştur. Bu formülasyonda, ölçülen verilerin bulanık modelden elde edilen bulanık çıktılar kümesine belirli bir üyelik derecesi ile ait olması gerektiği göz önüne alınmıştır. Bu şekilde güncellenen bulanık modeller mevcut yapıdan ölçülen verileri belirli bir olabilirlik derecesi ile temsil etmektedir. Bulanık modellerdeki bilgi az dahi olsa mevcut yapı hakkında karar verme aşamasında deterministik modellerden farklı olarak mühendislik tecrübelerinin ve uzman görüşlerin dahil edilmesine olanak vererek daha kullanışlı olmaktadır.

Bulanık sonlu eleman modeli güncellemesinde amaç fonksiyonunun formülasyonundan dolayı çözüm uzayı yerel minimumlar içermekte ve türevleri sürekli olmamaktadır. Bundan dolayı amaç fonksiyonunun minimizasyonu yukarıda açıklanan sezgisel optimizasyon yöntemleri ile yapılmıştır. Bunun dışında modelde belirsizlik yayılımı için kullanılan yöntemler, ister olasılık tabanlı olsun ister bulanık ve aralık yöntemler olsun hesaplama zamanı açısından veya çeşitli kabullerden dolayı problemin çözümünü güçleştirmektedir. Olasılık tabanlı yöntemlerden Monte Carlo Simülasyonu çok fazla model hesaplaması gerektirmekte ve model parametrelerinin çok olduğu problemler için uygun olmamaktadır. Bulanık yöntemlerde ise çoğu pratik uygulamada olduğu gibi model parametreleri ile çıktılar arasındaki ilişki monotonik ise köşe yöntemleri ve bu çalışmada olduğu gibi dönüşüm yöntemleri uygulanabilmektedir. Ayrıca bu çalışmada model yayılımı probleminde hesaplama zamanını azaltmak için karmaşık sonlu eleman modeli yerine Gauss Process modeli başarılı bir şekilde kullanılmıştır. Bununla birlikte belirsizliğin küçük olduğu durumlarda bulanık çıktıların hesabı için Taylor serileri önerilmiştir.

Başarılı bir güncelleme için mevcut yapıdan yeterli ve en uygun noktalardan veri toplanması gerekmektedir. Bu çalışmada en uygun sensör konfigürasyonunun ve sayısının bulunması için bir yöntem önerilmiştir. Bu yöntemde model parametrelerinin çıktı parametrelerine (yerdeğiştirme, mod şekli v.b.) olan hassaslıkları hesaplanmış ve klasik kümeleme algoritmaları yardımıyla en uygun sensör sayısı ve yerleri tespit edilmiştir. Yukarıda açıklanan yöntemler çok çeşitli örnekler için doğrulanmıştır. Global optimizasyon algoritmaları betonarme bir kirişin güncellemesi problemi için karşılaştırılmıştır. Bu tez kapsamında kullanılan bulanık güncelleme yöntemi ise olasılık yöntemlerinden Monte Carlo Simülasyonu ile bir çerçeve problemi için karşılaştırılmıştır. Ayrıca en uygun sensör konfigürasyonu için

önerilen yöntem referans bir çelik yapı problemi için doğrulanmıştır. Bunun dışında bulanık sonlu eleman modeli güncellemesi laboratuvar ortamındaki referans bir yapıya uygulanmıştır. Çıktılardaki belirsizlik farklı veri setleri ile güncelleme için incelenmiştir. Son olarak gerçek betonarme bir köprü sahadan toplanan veriler ile bulanık olarak güncellenmiştir. Bu örnekte bulanık modellerdeki belirsizlik farklı model parametre ve veri setleri için incelenmiş ve sonuçlar tartışılmıştır.

STRUCTURAL IDENTIFICATION AND PARAMETER ESTIMATION IN CIVIL ENGINEERING STRUCTURES USING COMPUTATIONALLY INTELLIGENCE TECHNIQUES

SUMMARY

Assesment of the current condition of civil engineering structures is very important due to the economical and the safety issues. Especially after severe earthquakes, for whichever purpose of it is used, detection of the damage condition of every kind of structure enables us to make more reliable decisions while the structure is in the interference stage. For this reason, the mathematical models of the existing structures should be created as accurate as possible. The models which best represent the structural behavior can be created through the calibration of the mathematical models using the data gathered from the existing construction.

In the context of this research, the structural identification, the model parameter estimation and the damage assessment problems are investigated. Especially, the recent developments in data acquisition devices and computer technologies enable to gather high-quality data about global and local behavior of the structures. Together with the data gathered from the existing structures, the finite element models, which are used in the structural simulation, can be calibrated. Model calibration can be carried out by means of finite element model updating method. In finite element model updating, uncertain model parameters, which affect the structural behavior, can be updated through use of data obtained from the measurements. The updating model parameters might be boundary conditions, element connections and element bending, axial and shear rigidities etc.

The aim of finite element model updating is to minimize the difference between model predictions and the experimental data in order to obtain the model parameters. This problem is known as the inverse problem in mechanics. In inverse problems, system outputs are known and the input parameters are to be sought. These kinds of problems can be solved by transforming them into optimization problems. In finite element model updating, static and dynamic data which are measured from the existing structures by the help of the sensors are known and the model parameters which are ideally represent these data are identified. While static data are in general displacement and strain measurements, dynamic data are the accelerations measured at different locations of the structure. From acceleration measurements, natural frequencies and mode shapes which respresent the characteristics of the structures can be extracted by means of time and frequency basis modal analysis methods to be used in the model updating.

In order to find model parameters via finite elements model updating, an objective function is developed which contains the difference between the predicted and the experimental responses. The model parameters can be obtained by minimizing this objective function. Local optimization methods are generally prefered to minimize the objective function since they are computationally adventageous. However, objective function may involve local minimums depending on the relationship

between the modal parameters and the structural response or they may not have continuous derivatives in solution space. In these kinds of situations, local optimization methods may get stuck to the local minima which end up with obtaining the incorrect model parameters. Hence, global optimization methods have to be preferred when the function contains more than one minimum and function space is discontinuous. Despite the fact that global optimization methods are computationally disadvantageous, they are very capable of finding global minimum. In addition, these methods do not need the differential information. They can also be used for the optimization of wide variety of functions such as continuous-discontinuous, single mode- multimode etc.

In this research, the performance of Genetic Algorithms in finite element model updating problem is investigated and some hybrid optimization algorithms are proposed which are consists of the combinations of Genetic Algorithms, Particle Swarm Optimization and Harmony Search. All these methods are the heuristic global optimization methods. Global optimization methods are generally population based methods in which a population of parameter vectors is created and processed. Those algorithms start optimization from multiple points in the solution space and they reach the optimal or near-optimal point by evolving their populations. They process within the interval between deterministic and totally random processes. Their performances depend on intrinsic operators and parameters, which control the optimization. Within the context of this thesis, the primary GA operators; selection, crossover, mutation and parameters like crossover and mutation ratio, which directly affect the performance of the method are investigated and the optimal values and operators are determined for finite element model updating problem.

In literature, wide variety of algorithms have been proposed for the selection, the crossover and the mutation operators of Genetic Algorithms. An effective optimization algorithm can be created by appropriate selection of those operators and establishing the balance between population variety and selection pressure. The results obtained from this study show that the real-coded Genetic Algorithms gives better results in comparison with the conventional binary-coded Genetic Algorithms. Nevertheless, from the comparative simulations it has been understood that the best selection operator is roulette wheel selection, the best crossover operator is parent-centric normal distribution crossover operator which allows constituting new solutions around the parent solutions according to standard probability distribution and the best mutation operator is nonlinear mutation in which the control parameters dynamically depends on the generation. Besides, optimum values of various parameters which affect the performance of genetic algorithms are obtained for the finite element model updating problem. Finally, Particle Swarm Optimization which uses the past information in the optimization process is combined with Genetic Algorithms in order to create an efficient hybrid algorithm. A similar hybrid algorithm which consists of Genetic Algorithms and Harmony Search is also proposed.

One of the major issues in structural identification via finite element model updating and parameter assesment is the quantification of uncertainties. Uncertainty in input-output systems can be categorized in two parts. Those are the natural uncertainty, which is derived from randomness and the epistemic uncertainty, which arise from the lack of knowledge. In finite elements model updating, the main uncertainty sources are the modeling and the measuring errors. Since those kinds of errors can be reduced by improved models and more accurate measurements, they can be

considered as the epistemic uncertainties. In general, uncertainty modeling can be achieved by probabilistic and non-probabilistic methods. In probabilistic methods, parameters of the problem are defined by the probability density functions. Correspondingly, the probability density functions of the outputs are obtained by means of uncertainty propagation methods like Monte Carlo Simulation and the perturbation methods. While in interval arithmetic and fuzzy methods, which are non-probabilistic method, parameters are defined by interval and fuzzy numbers, respectively. Since the finite element model updating is an inverse problem, the uncertainties in the static and the dynamic response parameters are modeled and back propagated through the finite element model in order to quantify the uncertainties in model parameters.

In structural identification, although many applications of probability methods in uncertainty modeling and propagation are available, there are very few studies relevant to fuzzy methods. In this study, fuzzy numbers are used to model the uncertainties in finite element model and a formulation is proposed for fuzzy finite element model updating. The fuzzy finite element model updating is considered as an optimization problem similar to deterministic one and an objective function is created which contains some constraints in parameter and response domain. In this formulation, it is considered that the measured responses have to belong the fuzzy response set predicted from the model with a degree of membership. In this way, updated fuzzy models represent the data measured from the existing structure with some degree of confidence. Even if there is not sufficient information, fuzzy models, as distinct from the deterministic models, still provide more insight by incorporating the expert knowledge and experiences.

In fuzzy finite element model updating, solution space may involve local minima and discontinuous derivatives due to the formulation of the objective function. Thus, minimization of objective function is carried out by abovementioned global heuristic optimization methods. Nevertheless, the solution of inverse uncertainty propagation problem is quite difficult in terms of computational time regardless of the method used. Monte Carlo Simulation, which is the most accurate method in probability based methods is required too much model computation, therefore it is not appropriate for the problems that has too much model parameters. In case of fuzzy methods, if relationship between model parameters and structural response are monotonic as in most of the practical applications, vertex methods and transformation methods can be applied as done in this study. Besides, in order to reduce the computational time in uncertainty propagation problem Gauss Process model is successfully used in place of the complex finite element model. Additionally, Taylor series expansion is proposed for the computation of fuzzy structural responses, in the cases in which the uncertainty is small and/or the structural behavior is slightly nonlinear.

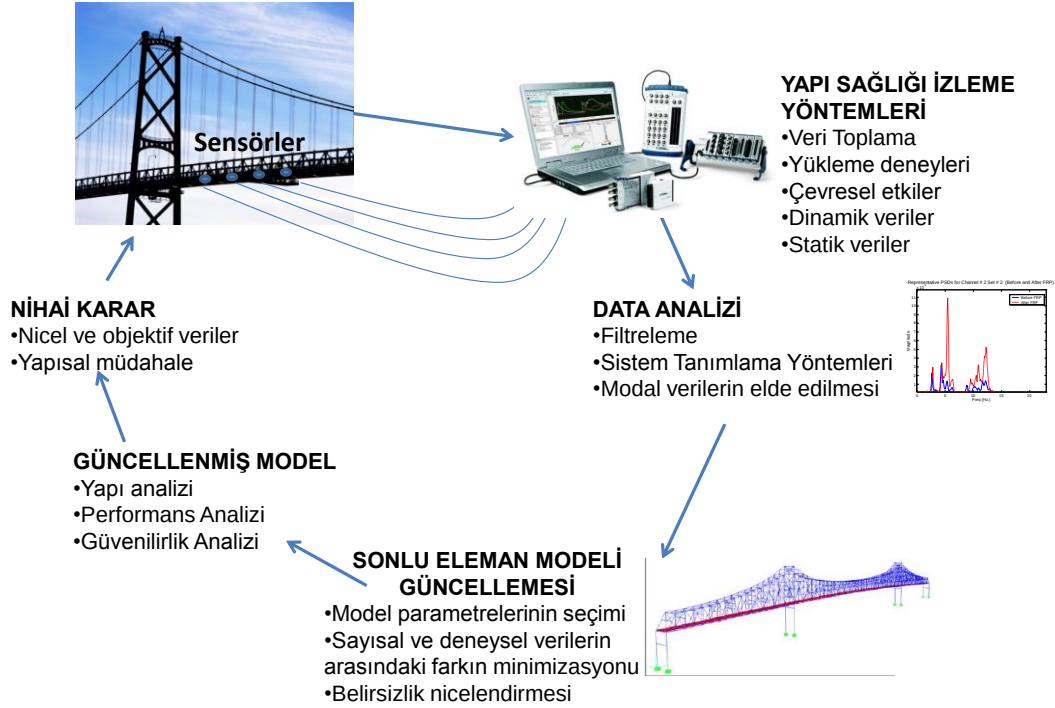
For a successful model updating, sufficient amount of data should be collected from the most appropriate points of the existing structure. Hence, a sensor configuration method is proposed to find the most appropriate sensor location and number. In this method, the sensitivity of the model parameters to the response parameters (displacement, strain, mode shapes etc.) is calculated and the most appropriate sensor locations and number is determined with the help of the conventional clustering algorithms. The aforementioned methods are verified on various structures. Global optimization algorithms are compared for the model updating problem in a simulated reinforced concrete beam. The fuzzy updating method which is used within the scope

of this thesis is compared with the Monte Carlo Simulation for a frame problem. The method that is offered for the optimum sensor configuration is verified for a benchmark grid steel structure. It is seen that the data obtained from the proposed optimal sensor configuration makes the uncertainty minimum. Nevertheless, fuzzy finite element model updating method is applied to this laboratory benchmark structure in order to investigate uncertainty changes in structural response for different measurement sets. Finally, uncertainties in response and model parameters of a full-scale concrete bridge are quantified using fuzzy finite element model updating. Various model parameters and measurement set are created and used to investigate the uncertainty changes in the updated model. The results show that the appropriate measurement sets and model parameterization are necessary to lower the uncertainties and a successful structural identification.

1. GİRİŞ

1.1 Yapısal Tanılama ve Yapı Sağlığı İzlemesi

Yapısal tanılama (Structural identification), deneysel veriler ışığında girdi ve çıktılar arasındaki ilişkiyi karakterize etmek için gözlemler yardımıyla matematik modeller geliştirme alanıdır. Yapı sağlığı izlemesi ise mekanik, hava-uzay ve inşaat mühendisliği yapıları gibi birçok mühendislik yapısında, yapının kullanım durumunu ve güvenliğini etkileyebilecek her türlü hasar, kusur veya imalat hatasını belirlemek için operasyon ve yükleme etkileri altında gerekli kritik verilerin toplanması olarak tanımlanabilir. Yapı sağlığı izlemesi, yapısal tanılama kapsamında ele alınabilir. Yapısal tanılama için genel işlemleri içeren akış diyagramı Şekil 1.1’de verilmiştir.



Şekil 1.1 : Yapısal tanılama için akış diyagramı.

Tam bir yapısal tanılama, yapı davranışını anlamak, sınır koşulları, malzeme sabitleri, eleman birleşimleri veya kütle özelliklerindeki değişimleri tespit ederek yapının tamir, güçlendirme veya yeniden inşası konularında sağlıklı karar vermek

için önemlidir. Ölçüm ekipmanlarında ve hesaplama teknolojilerindeki gelişme, son yıllarda yapısal tanılama ve yapı sağlığı izleme çalışmalarında yoğun bir ilgiye neden olmuş ve literatürde birçok çalışma yayınlanmıştır. Yapı sağlığı izleme teknolojilerinin gerçek yapılara uygulanması, statik, dinamik yüklemeler ve çevre titreşimleri altında yapısal tanılama için kullanılacak verilerin analizi, modal parametrelerin tanınmasıyla ilgili çalışmalar, Bakir ve diğ. 2012a, 2012b, Bakir 2011a, 2011b, Catbas ve diğ. 2004, 2008, Gul and Catbas, 2008, Maeck and De Roeck, 2003'de bulunabilir. Yapılardan toplanan dinamik verilerin (ivme, hız v.b) analizi, yapıların mevcut durumlarının bir göstergesi olan doğal frekans ve mod şekillerinin bulunması, zaman veya frekans alan yöntemleri yapılmaktadır. Bu yöntemler hakkında detaylı çalışmalar Xianfei, (2008) ve Moaveni, (2007)'de mevcuttur.

Veri toplanması ve analizi çalışmaları yapısal tanımlama için ilk adımları teşkil etmektedir. Bundan sonraki aşama bu verilerin yorumlanıp çeşitli yöntemler ile yapının mevcut durumunun belirlenmesi gerekmektedir. Bu da yapı davranışına hassas model veya hasar parametrelerinin belirlenip, ölçülen veriler yardımıyla tanınması ile mümkün olmaktadır. Yapı sağlığı izleme verileri kullanılarak yapısal tanılama, hasar tespiti ve parametre belirlenmesi ile ilgili çalışmalar Catbas ve diğ. (2007), (2008), (2013), Gul ve Catbas (2011a), (2011b), Aktan ve diğ. (2008), Brownjohn ve diğ. (2001), Teughel and De Roeck (2004), Friswell (2007), Gokce ve diğ. (2012), Humar ve diğ. (2006)'da bulunabilir.

Yapısal tanılama, hasar tespiti ve parametre belirlenmesinde en yaygın kullanılan yöntem sonlu eleman modeli güncellemesidir (SEMG). Sonlu eleman modeli güncellemesinde amaç, model tahminleri ve ölçülen veriler arasındaki farkı içeren $\eta = M(\theta) - \bar{\delta}$ gibi bir fonksiyonu minimum yapan model parametrelerinin bulunmasıdır. Burada θ , $M(\theta)$, $\bar{\delta}$ sırasıyla model parametreleri, model tahminleri ve gözlenen verilerdir. Mottershead ve diğ. (2011), Bakir ve diğ. (2007), Bell ve diğ. (2007), Esfendiari ve diğ. (2010), Friswell ve Mottershead (1995), Teughels (2003), Yu and Chung (2012), Zapico-valle ve diğ. (2010), Gentile (2006), Okasha ve diğ. (2012) sonlu eleman modeli güncellemesiyle ilgili çalışmalar sunmuşlardır.

Aslında sonlu eleman modeli güncellemesinde Denklem (1.1)'deki gibi modellemeden kaynaklanan ve Denklem (1.2) gibi ölçümlerden kaynaklanan hatalar

mevcuttur. Burada δ ve $\bar{\delta}$ sırasıyla gerçek çıktılar ve gözlenen çıktılardır. Denklem (1.1) ve (1.2)'ki belirsizlikler toplanırsa Denklem (1.3)'deki hata vektörü elde edilir. Bu denklemlerden anlaşılacağı üzere modelden ve ölçümlerden kaynaklanan hatalar birbirinden ayıramamakta, fakat ileriki bölümlerde görüleceği üzere çeşitli belirsizlik yöntemleri ile nicelendirilmektedirler.

$$\eta_m = M(\theta) - \delta \quad (1.1)$$

$$\eta_D = \delta - \bar{\delta} \quad (1.2)$$

$$\eta = \eta_m + \eta_D = M(\theta) - \bar{\delta} \quad (1.3)$$

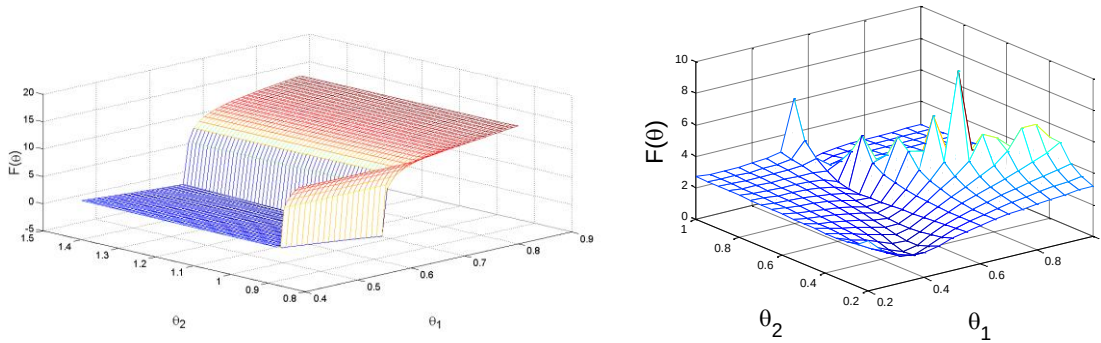
Ölçülen veriler kullanılarak belirsizliğin tanınması ve nicelendirilmesine stokastik sonlu eleman modeli güncellemesi denmektedir. Model ve parametrelerdeki belirsizliklerin nicelendirilmesi, stokastik modeller elde edilmesi, yapılan çalışmaların yorumlanması ve güvenilirliğinin tespiti açısından çok önemli olmaktadır. Stokastik sonlu eleman modeli güncellemesi için genel olarak olasılık tabanlı ve olasılık tabanlı olmayan yöntemler kullanılmaktadır. Literatürde stokastik SEMG ile ilgili çok sayıda çalışma olmasa da önerilen birçok yöntem daha çok olasılık teorisine dayanan yöntemlerdir. Bu yöntemlerden en çok kullanılan maksimum olasılık tahmini (MLT), perturbasyon yöntemleri ve Bayesian güncelleme yöntemlerinin SEMG'ne uygulamaları Hua ve diğ. (2008), Khodaparast ve diğ. (2008), Moveni ve Conte (2009), Govers ve Link (2010), Fonseca ve diğ. (2005), Goller ve Schueller (2011), Beck ve Kataffgiotis (1998), Beck ve Yuen (2004), Mares ve diğ. (2006), Khodaparast (2010) 'da bulunabilir. Bu tezin kapsamında incelenen olasılık tabanlı olmayan yöntemlerden bulanık yöntemler, akıllı hesaplama teknikleri sınıfında olup gerekli referanslar bir sonraki bölümde verilmiştir.

Yapısal tanılama ve yapı sağlığı izleme çalışmalarındaki bir diğer önemli konu da başarılı bir yapı tanınması için gerekli olan verinin toplanmasıdır. Bunun için en uygun sensör yerleşimi ve sayısının bilinmesi gerekmektedir. Bu konuda yapılan çalışmalar Bakir (2011), Chow ve diğ. (2011), Nicoud ve diğ. (2005), Yi ve diğ. (2011) ve Papadimitriou ve diğ. (2000)'de bulunabilir. Bu çalışmada da yerdeğiştirme sensörlerinin optimum yerleşimi için bir yöntem sunulmuştur.

1.2 Akıllı Hesaplama Teknikleri ve Yapı Mühendisliği Uygulamaları

Literatürde Genetik Algoritmalar (GA), Parçacık Sürüsü Algoritması (PSO), Harmoni Araştırması (HA) gibi global optimizasyon yöntemleri ile Bayesian ağları ve bulanık mantık gibi belirsizlik analizinde kullanılan yöntemler akıllı veya yumuşak hesaplama teknikleri olarak bilinmektedirler. Bu yöntemlerin deterministik yöntemlerden farkı, kesinlik, yakınsama ve belirsizlik açısından toleranslı olmalarıdır. Bu yöntemlerin işleyişi stokastiktir ve rastlantısallık içerir. Bir çok zor problemin çözümüne yaklaşık çözümler bulmak için kullanılmaktadırlar.

Global optimizasyon yöntemleri Gauss-Newton, Sıralı programlama gibi deterministik yerel optimizasyon problemlerinden farklı olarak birçok optimizasyon problemine başarıyla uygulanabilmektedir. Yerel optimizasyon algoritmalarının çoğu zaman başarısız olduğu çok modlu (birden fazla minimum) ve süreksiz fonksiyonların optimizasyonu global optimizasyon yöntemleri ile yapılabilmektedir.. Ayrıca bu algoritmaların performansı algoritmalara özgü çeşitli parametreler, operatörler veya melez uygulamalarla geliştirilebilmektedir. Bu konuda birçok çalışma Deep and Thakur (2007), Eshelman and Schaffer (1993), Goldberg (1989), Holland (1975), Herrera ve diğ. (2003), Lee ve El-Sharkawi (2008), Michalewicz (1996), Wright (1991), Abd-El-Wahed ve diğ. (2011), Boyer ve diğ. (2008), Kennedy and Eberhart (1995)'da bulunabilir.



Şekil 1.2 : Amaç fonksiyonu için çözüm uzayı.

Sonlu eleman modeli güncellemesinde çözüm uzayında model parametreleri ve yapı çıktıları arasındaki ilişkiye bağlı olarak Şekil 1.2'de görüldüğü gibi amaç fonksiyonunun türevleri süreksiz olabilir veya amaç fonksiyonunun formülasyonuna bağlı olarak birden fazla minimum olabilir. Bu gibi durumlarda amaç fonksiyonunun optimizasyonunda global optimizasyon algoritmaları kullanılmalıdır. Global

optimizasyon algoritmalarının SEMG'ndeki çeşitli uygulamaları Bakir and Erdogan (2013a), Erdogan and Bakir (2013), Jung and Kim (2013), Perera ve diğ. (2010), Perera ve Torres (2005), Gomes ve Silva (2008), Chen ve Nagarajaiah (2013), Fontan ve diğ. (2011), Buezas ve diğ. (2011), Sandesh ve Shankar (2010), Amiri ve diğ. (2011), Chou and Ghaboussi, (2001)'de mevcuttur.

Yukarıda bahsedildiği üzere sonlu eleman analizlerinde ve güncellemesinde parametrik belirsizliklerin belirlenmesi modellerin kesinliği açısından önem arz etmektedir. Bu çalışmada sistemin girdileri ve çıktılarındaki belirsizlik bulanık sayılar ile modellenmiş ve bulanık güncelleme yöntemleri ile nicelendirilmiştir. Bulanık SEMG yöntemi ters problem olup bir dizi bulanık sonlu eleman analizi gerektirmektedir. Bulanık SE analizi yöntemlerinin uygulanmaları literatürde mevcuttur. Bu tip problemlerde model parametreleri bulanık sayılar olarak modellenmekte bulanık sonlu eleman modeli analizi ile bulanık yerdeğiştirme, şekil değiştirme ve modal parametreler bulunmaktadır. Degrauwe ve diğ. (2010), Degrauwe (2007) Zhenyu ve Qui (2002), Balu ve Rao (2012), Nicolai ve diğ. (2011), Massa ve diğ. (2008), Sim ve diğ. (2007), Qui ve Wang (2005), Huang ve Li (2005), Chen ve Rao (1997) çeşitli bulanık sonlu eleman analizi yöntemleri sunmuşlardır. Bulanık sonlu eleman modeli güncellemesinde ise çıktılar bulanık sayılar ile modellenmekte ve bulanık model parametreleri aranmaktadır. Bu tür problemlerin çözümü karmaşık ve model parametre sayısının çok olduğu durumlarda oldukça zor olmakla beraber pratikteki uygulamalar dikkate alındığında ve çeşitli kabullerle problem daha basit bir hale getirilebilir. Literatürde az sayıda da olsa bulanık yöntemlerin SEMG'sinde uygulamaları vardır (Erdogan and Bakir, 2013; Khodaparast ve diğ. , 2011; Chandrashekhar ve Ganguli, 2009; Haag ve diğ., 2010; Degrauwe ve diğ., 2009).

1.3 Tezin amacı

Önceki bölümlerde belirtildiği gibi yapı sağlığı izleme verileri kullanılarak yapısal tanılama ile inşaat mühendisliği yapılarının mevcut durumunu objektif olarak belirli kısıtlar altında belirlemek mümkündür. Bu yöntemler karar verme aşaması için oldukça nicel bilgiler sağlamaktadır. Bu tez kapsamında yapı sağlığı izleme verileri ile yapı tanılaması ve hasar tespiti problemi incelenmiştir. Literatürde akıllı hesaplama teknikleri olarak bilinen Genetik Algoritmalar (GA), Parçacık Sürüsü

Optimizasyonu (PSO), Harmoni Araştırması (HA) gibi optimizasyon yöntemleri ile belirsizlik yayılımında ve nicelendirmesinde kullanılan bulanık analiz yöntemlerinin sonlu eleman modeli güncellemesi problemine uygulaması ele alınmıştır.

Öncelikle global optimizasyon problemlerinin çözümünde literatürde sıkça kullanılan Genetik Algoritmalar yönteminin performansı incelenmiş. Bu yöntemin başarısına doğrudan etki eden operatör ve parametreler araştırılmış, bunların performansı karşılaştırılmalı olarak incelenmiştir. Sonlu eleman modeli güncellemesi için en uygun parametre ve operatörler sunulmuştur. Bununla birlikte GA, PSO ve HA yöntemlerinin uygun kombinasyonundan oluşan melez optimizasyon algoritmaları önerilmiş ve SEMG’i uygulamalarında kullanılmıştır.

Bu tezin en önemli katkılarından biri ise SEMG problemine olasılık tabanlı olmayan belirsizlik yayılımı yöntemlerinden bulanık analiz ve bulanık sayıların dahil edilmesidir. Model ve ölçümlerden kaynaklanan belirsizlikler bu yöntemler ile nicelenmiştir. Bu yöntemde modelin girdi ve çıktıları bulanık sayılar ile modellenmiştir. SE modelinde belirsizlik yayılımında kullanılan bir çok yöntem incelenmiş ve uygulamadaki avantajlarından bahsedilmiştir. Bununla birlikte SEMG güncellemesinde belirsizliklerin de dikkate alındığı bir formülasyon önerilmiş ve açıklanmıştır. Ek olarak, başarılı bir yapı tanılaması için gerekli olan verinin elde edilmesi için en uygun sensör yerleşimi için bir yöntem önerilmiştir.

Yukarıda açıklanan yöntemlerin doğrulaması için geniş bir sayısal çalışma sunulmuştur. Yöntemler önce simulasyonlar ile doğrulanmış, daha sonra referans bir laboratuvar yapısına uygulanmış ve son olarak da gerçek bir köprü problemine uygulanarak doğrulanmıştır. Ayrıca belirsizliklerin kullanılan veri miktarına ve seçilen model parametre sayısına bağlı olarak değişimleri incelenmiştir.

1.4 Tezin Organizasyonu

Tez beş ayrı bölüme ayrılarak sunulmuştur.

1. Bölüm’de tezin temelini oluşturan yapı sağlığı izleme yöntemleri ile toplanan veriler kullanılarak gerçekleştirilen yapı tanımlaması ile ilgili literatür çalışmaları sunulmuştur. Bununla birlikte yapı tanımlamasında ters problemin çözümünde kullanılan optimizasyon algoritmaları ve belirsizlik yayılımında kullanılan yöntemler hakkında kısa bilgiler verilerek yapılmış çalışmalara referans verilmiştir.

2. Bölüm'de sonlu eleman modeli güncellemesinde kullanılan optimizasyon

yöntemleri açıklanmış, avantaj ve dezavantajlarından bahsedilmiştir. Ayrıca Genetik Algoritmaların performansını belirleyen operatörler ve parametreler incelenmiş ve karşılaştırılmalı bir çalışma sunulmuştur. Bununla beraber bazı melez algoritmalar ve operatörler önerilmiştir.

3. Bölüm'de mühendislik sistemlerinde girdi ve çıktılardaki belirsizliği

nicelendirmekte kullanılan olasılık ve olasılık tabanlı olmayan yöntemlerden bahsedilmiştir. Bu çalışmada kullanılan bulanık sayılar ve bulanık aritmetik açıklanarak bulanık sonlu eleman modeli analizine uygulamalarındaki problemler açıklanmıştır. Ayrıca bulanık yerdeğiştirme ve modal parametrelerin hesaplanması konusu ele alınmıştır.

4. Bölüm'de deterministik ve bulanık sonlu eleman modeli güncellemeleri

açıklanmış ve formülasyonları verilmiştir. SE modelinin güncellemesinde kullanılacak en uygun veri setinin elde edilmesi için bir sensör konfigürasyon yöntemi önerilmiştir.

5. Bölüm'de önerilen bulanık sonlu eleman modeli güncellemesi yönteminin

uygulamaları sunulmuştur. Dört farklı uygulama yapılmıştır. Bunlardan ilki amaç fonksiyonunun minimizasyonunda kullanılan Genetik Algoritma operatörlerinin ve parametrelerinin sonlu eleman modeli için karşılaştırılması ve en uygun değerlerin araştırılmasına yönelik bir çalışmadır. İkinci uygulamada Monte Carlo Simülasyonu ile Bulanık sonlu eleman modeli betonarme çerçeve bir yapı için karşılaştırılmıştır. Burada simüle edilmiş veriler kullanılmıştır. Üçüncü çalışma yapı sağlığı izleme teknolojilerinin denenmesi için geliştirilen referans bir yapıda bulanık sonlu eleman modeli güncellemesi ile girdi ve çıktılardaki belirsizlik miktarı farklı data setleri için incelenmiştir. Son uygulamada ise gerçek betonarme bir köprüde toplanan statik ve dinamik veriler kullanılarak bulanık sonlu eleman modeli güncellemesi ile farklı parametre ve veri setleri için belirsizlikteki değişim incelenmiştir.

2. OPTİMİZASYON YÖNTEMLERİ

Bu bölümde sonlu eleman modeli güncellemesinde amaç fonksiyonunun optimizasyonunda kullanılan optimizasyon yöntemlerinden bahsedilecektir. Optimizasyon yöntemleri iki kısımda incelenebilir. Bunlar yerel ve global optimizasyon yöntemleridir. Yerel optimizasyonlar yöntemleri genel olarak hızlı yakınsalarsa da birden fazla minimumu olan fonksiyonlarda yerel minimumlara yakınsama ihtimalleri vardır. Ayrıca minimize edilen fonksiyonlarda süreksizlikler olması bu algoritmaların performansını etkilemektedir. Ayrıca yerel optimizasyon algoritmaları ek bir hesaplama yükü getiren türevsel bilgiye ihtiyaç duymaktadır. Sonlu eleman modeli güncellemesi probleminde eğer deneysel veriler çok gürültülü veya model parametrelerinin sayısından az ise çıktıların model parametrelerine göre türevlerini içeren hassaslık matrisinin stabil olmamakta ve girdilerdeki küçük değişimler çıktılarda büyük değişimlere yol açmaktadır. Bu çalışmada kullanılan global optimizasyon yöntemleri ise popülasyon tabanlı olduklarından türevsel bilgiye ihtiyaç duymamakta ve yerel minimumlara yakalanma olasılıkları çok düşüktür. Bu yöntemlerin en önemli dezavantajı çok fazla hesaplama zamanı gerektirmeleridir. Bunun dışında bu yöntemler stokastik yöntemler olduğundan bu algoritmaların performansını belirleyen parametrelerin seçimi önem kazanmaktadır.

2.1 Yerel Optimizasyon

Yerel optimizasyon konusunda literatürde yeterince çalışma mevcuttur. More ve Wright (1997), Rao (1996) ve Gill ve dig. (1993)'de konu detaylı bir şekilde açıklanmıştır. Bu bölümde yerel optimizasyonlarının çalışma prensipleri ve formülasyonları sunulmayacak yalnızca temel prensiplerinden bahsedilecektir. Detaylı bilgi için referanslara başvurulabilir. Genel bir optimizasyon problemi Denklem (2.1)'deki gibi tanımlanmaktadır.

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x) \text{ kısıtlar } \begin{cases} h(x) = 0, j \in \mathcal{E} \\ h(x) \leq 0, j \in I \end{cases} \quad (2.1)$$

Burada x tasarım vektörü , $f(x)$ amaç fonksiyonu ve $h(x)$ kısıtları içeren vektör fonksiyonudur. Problemden eşitlik (ε) ve/veya eşitsizlik (I) kısıtları olabilir. Eğer amaç ve kısıt fonksiyonları içinden herhangi bir fonksiyon doğrusal değilse bu probleme doğrusal olmayan (yaddoğrusal) programlama problemi denir. Bu en genel problem tipidir ve uygulamada en çok bu problem tipleri ile karşılaşılır.

Optimizasyon problemleri kısıtlı ve kısıtsız olmak üzere genel olarak iki kısımda toplanır. Bu problemin çözüm ve parametre uzayında herhangi bir kısıt uygulanıp uygulanmaması ile alakalıdır. Kısıtlı optimizasyon problemlerinde tasarım değişkenleri keyfi olarak seçilemez. Bu değişkenler açık şartları sağlamak zorundadırlar. Bu şartlar değişkenler üzerindeki fiziksel kısıtlar olabileceği gibi, sınır şartları veya değişkenler arasındaki doğrusal veya doğrusal olmayan eşitlik ve eşitsizliklerde olabilir. Bazı pratik uygulamalarda kısıtsız optimizasyon algoritmaları da kullanılabilir. Kısıtlı optimizasyon algortimaları aslında kısıtsız optimizasyon algoritmalarının genişletilmiş hali olduğundan kısıtsız optimizasyon önemli bir rol oynamaktadır.

Bu çalışmanın ana konusu olan deterministik ve bulanık sonlu eleman modeli güncellemesi problemi kısıtlı optimizasyon problemi sınıfındadır. Yerel optimizasyon algoritmalarının deterministic sonlu eleman modeli güncellemesi problemine uygulamaları literatürde geniş yer tutmaktadır. Teughels, 2003 deterministic SEMG’de yerel optimizasyon algoritmalarının kullanımı hakkında detaylı bir çalışma sunmuş, Bakir et al. (2007, 2008) farklı yerel optimizasyon algoritmalarının performansını değerlendirmiştir. Bakir ve Erdogan (2013)’de yerel optimizasyon algoritmaları ile global optimizasyon algoritmalarının karşılaştırılması bulunabilir.

2.2 Genetik Algoritmalar

Genetik algoritmalar (GA) ilk defa Holland (1975) tarafından doğal evrimden esinlenerek ortaya atılan ve takip eden yıllarda birçok araştırmacının ilgisini çeken rastlantısal optimizasyon yöntemlerinden biridir. Doğadakine benzer olarak, güçlü olanın hayatta kalma prensibine dayanmaktadır. GA’ların en önemli özelliklerinden birisi de diğer optimizasyon yöntemlerinden farklı olarak amaç fonksiyonun türevlerinin değil, kendisini kullanılmasıdır. Bu nedenden dolayı GA’lar sürekli, süreksiz, tek modlu veya çok modlu gibi birçok fonksiyonun optimizasyonu için

ideal bir yöntem olmaktadır. GA'ların diğer bir özelliği de çözüm uzayını araştırırken tek bir değişken vektörü yerine bir potansiyel çözümler kümesi yani bir popülasyon kullanmasıdır. Bu özellik, GA'ları çözüm uzayında başlangıç noktasından bağımsız hale getirmekte ve kendine özgü diğer operatörleri yardımıyla yerel minimumlara takılmasını önlemektedir.

Sezgisel algoritmalar, çözüm uzayını araştırırken iki önemli noktayı göz önünde bulundururlar. Bunlardan biri çözüm uzayında yeni bölgeler keşfetmek, diğeri ise eldeki mevcut bilgiyi kullanmaktır. Literatüre tepe tırmanma (Hill climbing) şeklinde girmiş yöntemler çözümün iyileştirilmesi için sadece en iyi çözümleri göz önünde bulundururlar. Rastgele algoritmalar ise mevcut bilgiyi kullanmayı ihmal etmektedirler. Başka bir deyişle çözüm uzayının her noktasını keşfetme stratejisini izlerler. Mevcut popülasyondaki tasarım değişkenlerini, bir sonraki adımda çözüme yakın değerler elde etmek için kullanmazlar. GA'lar ise bir taraftan iyi çözümleri göz önünde bulundururken diğer taraftan da çözüm uzayını araştırır ve bu iki strateji arasında dengeyi kurarak, çözüme hızlı ve etkili şekilde ulaşmayı amaçlar. Bu da GA'ları genel amaçlı ve çözüm uzayından bağımsız bir yöntem haline getirmektedir. GA'ları yerel optimizasyon yöntemlerinden ayıran özellikleri şu şekilde sıralanabilir:

- 1) GA, değişkenleri kodlanmış halde kullanabilir.
- 2) GA, çözüm uzayında birçok noktadan başlayarak çözüm arar.
- 3) Türevsel bilgiyi kullanmaz sadece amaç fonksiyonunun değerini kullanır.
- 4) Rastlantısal bir yöntemdir.

GA'ların yapısı herhangi bir evrimsel algoritma ile genel olarak aynıdır. Bir t anında GA'lar potansiyel çözümlerden bir popülasyon oluşturur. Bu potansiyel çözümler, kromozomlar veya birey olarak adlandırılan optimizasyon değişkenlerini içeren vektörlerdir. Her vektörün veya kromozomun dinçlik derecesinin ölçüsü olan fonksiyon değerleri hesaplanır. Bir sonraki adımda ise dinçlik dereceleri en yüksek bireyler seçilerek $t+1$ anı için yeni popülasyon oluşturulur. Yeni popülasyonun bireyleri GA'ların diğer iki temel operatörü olan çaprazlama ve mutasyon işlemlerine maruz kalarak değişirler. Çaprazlama, iki veya daha fazla ebeveyn kromozomun özelliklerini, karşı gelen kromozom (değişken vektörü) parçalarını değiştirerek yeni bireyler elde etmek için kullanır. Mutasyon ise seçilmiş bir kromozomun bir veya daha fazla geninde (değişken) rastgele değişiklikler meydana getirir. Mutasyon

operatörünün asıl görevi, popülasyona daha fazla çeşitlilik katmak olarak tarif edilebilir. Özellikle bu operatör yerel minimumlara takılmayı önlemede oldukça faydalıdır.

Bir GA'nın belirli bir problem için sahip olması gereken beş özelliği vardır:

- 1) Potansiyel çözümler için bir genetik kodlama
- 2) Potansiyel çözümlerin başlangıç popülasyonunu yaratmak için bir yol
- 3) Kromozomların dinçlik derecelerini belirleyecek bir amaç fonksiyonu
- 4) Yeni bireyler oluşmasına imkan veren operatörler
- 5) GA performansını etkileyen birçok parametre için değerler (popülasyon büyüklüğü, mutasyon olasılığı, çaprazlama olasılığı, durdurma kriteri)

GA'lar üzerine son 30 yıldır çok yoğun çalışmalar yapılmıştır. GA'ları bir matematik temele oturtmak ve performansını değerlendirmek çalışmaların odak noktası oluşturmuştur. De Jong (1975) tarafından yapılan ilk parametrik çalışmalarda GA'lar, fonksiyon optimizasyonunda kullanılmış ve ilk detaylı parametrik çalışma yapılmıştır. De Jong, çalışmalarında sürekli-süreksiz, konveks-konveks olmayan, tek modlu, çok modlu, az boyutlu-çok boyutlu olmak üzere çok çeşitli fonksiyonlar içeren bir test kümesi oluşturmuş, GA'ların yakınsaklığını ve işlem esnasındaki performansını ölçmek için kriterler geliştirerek birçok simülasyon yapmıştır. Goldberg (1989), GA'ların detaylı tanımını yapmış, GA'ları matematiksel bir temele oturtmak için Holland (1975)'in ileri sürdüğü yapı taşı hipotezine değinmiştir. Yöntemi, fonksiyon optimizasyonundan, boru hattı sistemlerinin ve yapısal sistemlerin optimizasyonuna kadar bir takım fizik problemlerinin uygulamalarında kullanmıştır. Grefenstette (1986), GA değişkenlerinin optimum değerleri için yine bir test ortamı hazırlayarak simülasyonlar yapmış, Davis (1991), GA prensiplerini özetleyen bir çalışma yapmıştır.

GA'lar hakkında en önemli araştırmalar, algoritmanın performansını etkileyen popülasyon büyüklüğü, çaprazlama oranı, mutasyon oranı gibi parametreler üzerine yapılmıştır. De Jong (1975)'un çığır açan çalışmalarında popülasyon büyüklüğü 50-100 birey, tek noktalı çaprazlamada çaprazlama oranı 0.6 ve en iyi mutasyon oranı 0.001 olarak tespit edilmiştir. Grefenstette (1989) ise 30-40 gibi küçük popülasyonlar için çaprazlama oranının 0.88, popülasyon 50 iken 0.5 ve 80 iken 0.3 seçilmesini

önermiştir. Mutasyon oranı için ise 0.01 değerini uygun bulmuştur. Srinivas ve Patnaik (1994), popülasyondaki çeşitliliği ve yakınsama kapasitesini arttırmak için mutasyon ve çaprazlama oranlarının dinamik bir şekilde jenerasyonlar boyunca değişmesini önermişlerdir. Burada bu olasılıklar, ortalama ve maksimum dinçlik derecelerine bağlı olarak değişmektedir. Fakat bu öneriler kullanılan test fonksiyonu kümesine bağımlıdır. Bu görüşü, farklı problem tipleri için doğru kabul etmek mümkün olmamaktadır. Özellikle, bir sonraki bölümde açıklanan çok çeşitli operatörlerin önerilmesi, bu parametrelerin farklı fizik problemleri ve operatörler için yeniden seçilmesi gerektiğini göstermiştir.

GA'ların performansını arttırmak için zaman içinde farklı yöntemlerde önerilmiştir. Ono ve diğ. (1999) tek çaprazlama operatörü yerine düzgün çaprazlama ve tek modlu normal dağılımlı çaprazlama operatörlerini beraber kullanmıştır. Bu iki yöntemin dezavantajlarını bu şekilde telafi etmeye çalışmışlardır.

Seçilim baskısının yüksek olduğu popülasyonlarda genelde erken yakınsama problemiyle karşılaşmaktadır. Bu problemin çözümü, çeşitli tekniklerle popülasyondaki çeşitliliğin artırılması ile mümkün olmaktadır. Michalewics (1996) seçilim baskısı- popülasyon çeşitliliği arasındaki dengenin sağlanmasında popülasyon büyüklüğünün önemi üzerinde durmuştur. Popülasyon büyüklüğünün jenerasyonlar boyunca sabit kalmayıp değiştiği yeni bir yöntem önermiştir. Grefenstette (1991) , GA parametrelerini dinamik bir şekilde kontrol eden diğer bir GA kullanmıştır.

GA'ların çok fazla hesaplama zamanı gerektirmesi ve düşük yerel tarama kabiliyetleri neticesinde bazı araştırmacılar, çeşitli yerel optimizasyon teknikleri ile GA'ları beraber kullanmışlardır. Chan ve diğ. (2009), temel kazıklarının malzeme ve boyut yönünden optimizasyonu için tam gerilimli tasarım yöntemi ile GA'ları beraber kullanmıştır. Chaparro ve diğ. (2008), bazı malzeme parametrelerini tanımlamak için GA'lar ile gradyan tabanlı optimizasyon algoritmalarından Levenberg–Marquardt yöntemini birleştirmişlerdir. GA'lar ile global optimuma yakın çözümler elde etmiş ve bu çözümleri yerel optimizasyon algoritmasının başlangıç noktası olarak kullanarak çözüme ulaşmayı hedeflemişlerdir. Cheng (2007)'de yapısal bir sistemin güvenilirlik indeksini belirlemek için Yapay Sinir Ağları ile GA'ları birleştirerek karma (hibrit) bir algoritma önermiştir. Wanner ve diğ. (2007), elektromanyetik optimizasyon problemlerinin çözümünde kuadratik

yaklaşımlar kullanan yerel optimizasyon algoritmalarını, GA'larla birlikte kullanmışlardır. Ayrıca sonuçlar basit GA'lar ile zaman ve kesinlik kriterleri açısından karşılaştırılmıştır.

Genlerin birbirleriyle olan bağımlılıkları (Epistasis) büyük ölçekli optimizasyon problemlerinin zorluk derecesini belirleyen bir kriter olmuştur. Ayrılabilir fonksiyonların optimizasyonunda çoğu zaman değişken sayısının artışı, problemin zorluk derecesini büyük ölçüde arttırmasa da, değişkenleri arasında yüksek bağımlılık bulunan fonksiyonların optimizasyonu güçleştirmektedir. GA'larda bu konuyu ilk ele alanlardan Goldberg ve diğ. (1989) dağınık GA'ları önermiştir. Bu yöntemde, alışılmış GA'lardan farklı olarak dağınık kodlama kullanılmıştır. Ayrıca GA işlemleri üç farklı safhaya bölünmüştür. Daha sonraki yıllarda Kargupta (1995) gen açıklamalı dağınık GA'ları önermiştir. Bu yöntem hızlı dağınık GA'lara benzemekle beraber bu yöntemde değişken kromozom uzunlukları yoktur. Belirtilen teknik, bağlantı gruplarını tespit ederek daha iyi gen gruplarıyla değiştirmek suretiyle çözüme ulaşmayı hedefler. Harik (1999) temel GA'lardaki popülasyon ve çaprazlama operatörleri için olasılıklı bir yaklaşım önerir. Popülasyon için uygun bir olasılık dağılımının, değişkenler arasındaki bağımlılığın tespitine eşdeğer olduğunu öne sürmüştür. Bu yöntemi, genler arası yüksek bağımlılık içeren problemler için çözüm olarak önermiştir. Bu tür GA'ların çeşitli test fonksiyonlarında iyi sonuçlar vermesine karşılık, gerçek fizik problemleri ve büyük ölçekli optimizasyon problemlerine uygulanmaları çok yaygın değildir.

GA'lar ile iyi sonuçlar elde etmenin başlıca yolu popülasyondaki bireylere ait genlerin uygun bir şekilde karıştırılmasından geçmektedir. Uygun gen kombinasyonları, etkili çözümler elde etmenin en önemli yoludur. Önerilen tüm yöntemler, farklı kriterlerin yanısıra en çok bu kriter dikkate alınarak ortaya atılmıştır. Bu çalışmada, özellikle popülasyondaki mevcut genlerin taşıdığı bilgiden yararlanarak yeni bireyler elde edilmesini sağlayan çaprazlama operatörleri üzerinde durulmuştur.

2.2.1 İkili kodlamalı GA

John Holland (1975) tarafından ortaya atılan ilk GA'lar 0 ve 1'lerden oluşan ikili sayılar şeklinde kodlanmıştır. GA'ların teorik temelleri de yine ikili kodlamalı genetik algoritmalara dayanmaktadır. Bu amaç için Holland tarafından şema teoremi

ve yapı taşı hipotezleri ortaya atılmış ve daha sonra Golberg (1989) tarafından yapılan birçok çalışmada bu hipotez kullanılmıştır. Bir şema, kromozomların belirli gen pozisyonlarındaki benzerlikleri ile beraber alt kümelerini tarif eden benzerlik kalıplarıdır. Bir şema $s=(* 0001 * * 11 * 1 *)$ şeklinde olabilir. Burada $*$ işareti yerine 0 veya 1 gelebilir. Her şema, r , $*$ ile gösterilen pozisyonların sayısı olmak üzere 2^r kadar kromozomla eşleşir. İki adet önemli şema özelliği vardır. Bunlar şemanın derecesi ve tanımlı boyudur. Şemanın derecesi şemadaki $*$ işareti içermeyen pozisyon sayısıdır ve $o(s)$ ile gösterilir. Yukarıda verilen şema için $o(s)=7$ 'dir. Tanımlı boy ise ilk ve son genlerin arasındaki mesafedir. Yukarıdaki şema için $\delta(s) = 11 - 2 = 9$ 'dur. Yapı taşları ise popülasyondaki bilgiyi bir sonraki jenerasyona aktaran derecesi ve tanımlı boyu küçük olan şema kalıplarıdır. Denklem (2.2)'de GA işlemlerinden sonra gelecek jenerasyonda dinçlik derecesi yüksek bireylerin sayısı yaklaşık olarak hesaplanmıştır.

$$\xi(s, t + 1) \geq \xi(s, t) \frac{eval(s, t)}{\bar{F}(t)} [1 - p_c \frac{\delta(s)}{m-1} - o(s)p_m] \quad (2.2)$$

Denklem (2.2)'de $\xi(s, t)$, t anında, popülasyondaki s şemasıyla eşleşen bireylerin sayısını; $\delta(s)$, tanımlı boyu; $o(s)$, şema derecesini; p_c , çaprazlama oranını; p_m , mutasyon oranını; $eval(s, t)$, şemaya uyan bireylerin ortalama dinçlik değerini; $\bar{F}(t)$, popülasyonun ortalama değerini göstermektedir. Böylelikle şema teoremi şu şekilde tarif edilir: Tanımlı boyu kısa, düşük dereceli ve ortalamanın üstündeki şema kalıpları, hızlı bir şekilde gelecek jenerasyonlarda sayılarını arttıırırlar. Yapı taşı hipotezi ise GA'ların popülasyonda sayıları hızla artan ve yapı taşı olarak adlandırılan, bu kısa ve düşük dereceli şemaları birbirlerine ekleyerek çözümü elde etmesidir.

İkili kodlamalı GA'larda (İKGA), belli başlı çaprazlama ve mutasyon operatörleri bu kodlama şekline uygun olarak geliştirilmiş, uygulaması oldukça basit operatörlerdir. Çok fazla kesinlik isteyen ve çok sayıda değişkenin olduğu problemlerde oldukça kötü performans göstermektedirler. Kodlama ise iki farklı şekilde yapılmaktadır. Bunlar, Standart İkili Kodlama (SK) ile Gri Kodlama (GRK) yöntemleridir. Detaylı bilgi Haupt and Haupt (2004)'de bulunabilir. Standart ikili kodlamada, Hamming mesafesi denilen bir problemle karşılaşılmaktadır. İki gerçel tamsayı arasında geçiş yapmak için ikili kodlamada birden fazla bitin değiştirilmesi gerekmektedir. Bu da çoğu zaman optimuma ulaşmayı güçleştirmektedir. GRKGA'da, kodlama

algoritmasındaki küçük deęişiklikler ile bu sorun çözülmüştür. İKGA’larda bir dięer sorun ise kodlamanın, amaç fonksiyonunun doęrusal olmayan davranışını arttırmasıdır. Bu durum, fonksiyonun yerel minimumlarının sayısını arttırmaktadır. İlk GA çalışmaları sırasında İKGA’ların kullanılması önerilmiştir. Çünkü ikili kodlamanın daha fazla şemanın işlem görmesine ve kapalı paralellikten daha fazla yararlanılmasına neden olduęu düşünölüyordu. Kapalı paralellik, GA yönteminde işlem gören şemaların, aslında teorik olarak belirtilenden daha fazla olması olarak tarif edilebilir. Eshelman ve dię. (1993) yaptığı çalışmalarla bunun doęru olmadığını göstermişlerdir. İkili kodlama yöntemi kullanıldığında eęer düzgün çaprazlama yöntemi kullanılmıyorsa genlerin pozisyonları veya dizilimleri fazlasıyla önemli hale gelmektedir. Çünkü yapı taşı hipotezine göre yapı taşları seçilen çaprazlama operatöründen etkilenmekte ve tahrip olmaktadır. (Spears and De Jong, (1990) Bu durumu engellemek için birbirleriyle bağımlılığı yüksek genlerin kodlamada dikkate alınması gerekmektedir. Fakat çoęu zaman deęişkenler için başlangıçta böyle bir bilgi bulunmamaktadır.

2.2.2 Gerçek kodlamalı GA

Son on yılda Genetik Algoritmalarda, optimizasyon deęişkenlerinin doęal halleriyle kullanılmaları giderek popüler olmuştur. Önceki bölümlerde açıklanan birçok nedenden dolayı gerçek kodlamalı GA’lar (GKGA) çok çeşitli optimizasyon problemine uygulanmıştır. Gerçek fizik problemlerinin sürekli bir uzayda tanımlanması, bu problemlere ait deęişkenlerin de sürekli olmasını gerektirmektedir. Standart kodlama yöntemlerinde bu deęişkenler sürekli bir uzayda tanımlanamamaktadır. Ayrıca deęişkenlerin kodlanmaması hem hesaplama zamanı hem de hassaslık açısından avantaj kazandırmaktadır. GKGA’lara özgü dięer bir özellik ise çok çeşitli çaprazlama ve mutasyon operatörlerinin ele alınan probleme özel olarak geliştirilebilmesidir.

2.2.3 Seçme yöntemleri

Seçme yöntemleri, çaprazlama ve mutasyon kadar GA yakınsamasında etkili olan bir yöntemdir. GA’nın yakınsaması büyük ölçüde seçim baskısının şiddetine bağlıdır. Seçim baskısı, iyi olan bireyin desteklenmesinin bir ölçüsü olarak tanımlanabilir. Büyük seçim baskısı, yakınsama oranını arttırırken, düşük seçim baskısı ise yakınsamayı geciktirmektedir. Eęer seçim baskısı çok yüksek ise, GA’ların kötü bir

sonuca erken yakınsaması söz konusu olabilir. Bu yüzden seçme yöntemleri, popülasyon çeşitliliğini korurken uygun bir seçim baskısı sağlamalıdır. Bunu başarmak için seçme yoğunluğunu artırırken popülasyondaki bireylerin dinçlik değerlerinin standart sapmalarını korumalıdır.

Birçok seçme yöntemi mevcut olmakla beraber teknikler genel olarak iki grupta değerlendirilebilirler. Bunlar orantılı ve sıralı seçme yöntemleridir. Orantılı seçme yöntemlerinde, bireyler mevcut popülasyondan dinçlik değerleriyle orantılı olarak seçilirken, sıralı seçme yöntemleri, kromozomları, belirli sayıdaki bireyler arasından seçerler.

2.2.3.1 Turnuva Yöntemi

Bu yöntemde popülasyondan belirli sayıda birey rastgele seçilir. Seçilenlerden en iyi olan birey eşleştirme işlemi için saklanır. Bu işlem yeterli sayıda birey seçilene kadar devam eder. Turnuva genelde iki birey arasında yapılır. Örneğin; bir minimizasyon problemi ele alınıyorsa, popülasyondan rastgele iki birey seçilir. Bu iki bireyden, dinçlik derecesi küçük olan birey çaprazlama ve mutasyon işlemleri için saklanır. Turnuva boyutu seçim baskısını kontrol etmek için de kullanılır. Büyük turnuva boyutlarında, ortalamanın altındaki kromozomların seçilme şansı küçük olduğundan seçim baskısı büyüktür.

2.2.3.2 Orantılı seçme yöntemi

GA için ilk önerilen yöntemdir. Bir bireyin seçilme olasılığı onun dinçlik derecesiyle orantılıdır. Yöntemin uygulanabilmesi için amaç fonksiyonu değerlerinin sıfırdan büyük olması gerekmektedir. Ayrıca bu yöntem, dinçlik derecesi diğerlerine göre çok yüksek bireylerin, erken jenerasyonlarda popülasyona baskın olmasını sağlayarak erken yakınsamaya sebep olmaktadır. Bunun için çeşitli ölçeklendirme yöntemleri önerilmiştir. Bu yöntemler için detaylı bilgi Lee K.Y. and El-Sharkawi (2008)'de bulunabilir.

Doğrusal ölçeklendirme: En çok kullanılan yöntemlerdendir. Ölçeklendirilmiş amaç fonksiyonu değeri f' olmak üzere $f' = af + b$ şeklinde tanımlanır. Burada a ve b katsayılarının seçiminde ölçeklendirilmiş dinçlik değerleriyle ham dinçlik değerlerinin ortalamalarının aynı olmasına dikkat edilir. Popülasyonda iyi olan

bireylerin sayısının çok, kötü olanların sayısının az olması durumu dışında iyi sonuçlar veren bir yöntemdir.

Sigma Kesme ölçeklendirmesi: Bu yöntemde doğrusal ölçeklendirmenin dezavantajı giderilmeye çalışılmış ve ölçeklendirmeden önce popülasyon varyans bilgisini kullanarak dinçlik değerlerinde bir değişiklik yapılması öngörülmüştür. f' değeri Denklem (2.3)'de verilmiştir.

$$f' = \max[0, f - (\bar{f} - d\sigma)] \quad (2.3)$$

Denklem (2.3)'de, $\bar{f}$ ortalama dinçlik derecesi değerlerini; d , 1-3 arasında değişen bir sabiti ve σ dinçlik değerlerinin standart sapmasını göstermektedir. Negatif değerler keyfi olarak 0'a eşitlenir.

Kuvvet ölçeklendirmesi: Diğer bir yöntemde dinçlik değerlerinin kuvvet ölçeklendirmesidir ve $f' = f^p$ şeklinde ifade edilir. Burada, p değeri genelde probleme bağımlı bir katsayıdır ve GA işlemleri boyunca değişmesi gerekli olabilir.

2.2.3.3 Kesme seçme yöntemi

Bu yöntemde sadece en iyi bireylerin alt kümesi muhtemel seçim için göz önüne alınır. Bu bireyler seçim için eşit şanslara sahiptir. Yeteri kadar birey elde edilene kadar seçim tekrarlanır.

Bunların dışında literatürde çok sık kullanılmamakla beraber doğrusal mertebe seçme, eksponansiyel mertebe seçme, Boltzman seçme yöntemleri gibi yöntemler de önerilmiştir (Melanie,1998).

2.2.4 Çaprazlama Yöntemleri

Çaprazlama, mevcut kromozomlar arasında bilgi alışverişini sağlayan yöntemdir. Seçme işleminden sonra çeşitli bireylerin sahip olduğu bilgiyi kullanarak daha iyi bireyler (çözümler) elde etmeyi amaçlar. GA'ların birincil araştırma operatörüdür. Çünkü çözüm uzayı ile ilgili popülasyondaki mevcut bilgiyi kullanır. GA performansını arttırmak için üzerinde durulması gereken en önemli operatördür. İKGA'larda genelde iki bireyin çaprazlanmasından yeni bireyler elde edilirken GKGA'larda birden fazla bireyin çaprazlanması da söz konusudur. Ayrıca çaprazlama sonucu iki veya daha fazla yeni birey oluşmasına sağlayan çaprazlama operatörleri de önerilmiştir (Wright,1991). Çaprazlama oranı, çaprazlamaya girecek

birey sayısının, popülasyon büyüklüğüne oranı olarak tanımlanır. Çaprazlama işlemi genelde 0.6-1.0 arasında değişen oranlarda meydana gelir. Seçilim baskısı ve popülasyon çeşitliliği arasındaki dengenin kurulmasında seçme işleminden sonra çaprazlama operatörü ve ilgili parametreler önemli rol oynar.

2.2.4.1 İKGA için çaprazlama operatörleri

GKGA’da olduğu gibi çok çeşitli çaprazlama operatörleri geliştirmek, kodlama yönteminden dolayı mümkün olmamaktadır. İKGA’lara ait temel çaprazlama operatörleri aşağıda sıralanmıştır.

Tek noktalı çaprazlama (TNÇ): Çaprazlama işlemi için seçilen ebeveyn kromozomlarındaki genler, rastgele seçilen çaprazlama noktasından itibaren aşağıdaki gibi çaprazlanırlar.

$$\begin{array}{c} 11100101|10010101 \\ 01001100|10100111 \end{array} \Rightarrow \begin{array}{c} 11100101|10100111 \\ 01001100|10010101 \end{array}$$

Çift noktalı çaprazlama (CNÇ): Rastgele seçilen iki nokta arasındaki genler birbirleriyle değiştirilerek iki yeni birey elde edilir. Çözüm uzayındaki araştırma kapasitesi TNÇ’e göre daha fazladır. Aynı zamanda CNÇ’in yukarıda bahsedilen şema teoreminden hatırlanacağı üzere yapı taşları üzerinde bozucu veya yıkıcı etkisi daha fazladır. Eğer popülasyonda erken yakınsama sorunu varsa (seçilim baskısı yüksek) popülasyondaki çeşitliliği arttıramamakta, küçük popülasyonlu, büyük ölçekli optimizasyon problemlerinde kötü sonuçlar vermektedir.

$$\begin{array}{c} 111001|101001|0101 \\ 010010|010010|0111 \end{array} \Rightarrow \begin{array}{c} 111001|010010|0101 \\ 010010|101001|0111 \end{array}$$

Düzgün çaprazlama (DUÇ): İki kromozoma ait genler rastgele bir şekilde birbirleriyle değiştirilirler. Bu yüzden burada gen diziliminin önemi yoktur. Fakat daha önce açıklanan diğer iki yöntemle göre yapı taşları üzerindeki yıkıcı etkisi daha fazladır. Fakat popülasyondaki çeşitliliğin artmasını sağlayarak erken yakınsamayı önleyen bir yöntemdir.

$$\begin{array}{c} 1\ 0\ 0\ 0\ 1\ 0\ 0\ 0\ 1\ 1 \\ \uparrow\downarrow\ \uparrow\downarrow\ \uparrow\uparrow\ \uparrow\downarrow\ \uparrow\downarrow\ \Rightarrow\ 10011100011 \\ 0\ 0\ 1\ 1\ 0\ 1\ 0\ 0\ 0\ 1 \end{array}$$

2.2.4.2 GKGA için çaprazlama operatörleri

Literatürde GKGA'lar için önerilmiş birçok çaprazlama operatörü mevcuttur. Herrera ve diğ. (2003) tarafından bunların bir kısmı sınıflandırılmış ve çeşitli test fonksiyonları kullanılarak performansları birbirleriyle karşılaştırılmıştır. Aynı araştırmacılar çaprazlama operatörlerini üç kısımda değerlendirmişlerdir. Bunlar;

1. Ayrık çaprazlama operatörleri: İKGA için geliştirilen ve GKGA'de direk olarak uygulanabilen tek noktalı, çift noktalı ve düzgün çaprazlama gibi yöntemlerdir.
2. Kümeleme (yığma) tabanlı çaprazlama operatörleri: Bu operatörler bir kümeleme fonksiyonu ile yeni bireyleri, tanımlı aralıklarda meydana getirirler. Yeni bireyler çaprazlanan bireylerin doğrusal kombinasyonlarından oluşurlar. Aritmetik çaprazlama bu sınıfa dahildir.
3. Komşuluk tabanlı çaprazlama operatörleri: Bu gruba dahil olan operatörler, yeni bireyleri, çaprazlanan bireylerin komşuluğunda çeşitli olasılık dağılımlarına göre meydana getirirler.

İyi bir çaprazlama operatöründe aranan özellikler Kita (2001) tarafından şu şekilde belirtilmiştir:

- 1) İyi bir çaprazlama operatörü popülasyonun ortalama vektör ve varyans-kovaryans matrisi gibi istatistiksel özelliklerini korumalı
- 2) 1. Maddedeki sınırlama altında çaprazlama operatörü popülasyonda olabildiğince çeşitlilik yaratacak bireyler oluşturmalı.
- 3) 1. Madde seçme operatörünün ideal çalıştığı durumlar için geçerlidir. Seçme operatörü popülasyon tarafından taranacak iyi bir bölge sağlamayabilir. Bu durumda popülasyon bireyleri 1.maddenin önerdiğinden daha geniş bir alana yayılabilir. Burada yöntemin sağlamlığı ve etkililiği arasında bir seçim zorunluluğu ortaya çıkar.

Herhangi bir jenerasyonda, seçme işleminden dolayı mevcut popülasyonun çözüm uzayında, optimum çözüme yakın bir alana dağıldığı kabul edilir. Çaprazlama operatörlerinin, ebeveyn bireyler civarında bireyler meydana getirmesi beklenir. Aslında, bir çaprazlama operatörünün davranışı, onun araştırma (keşif) özelliği ile mevcut bilgiyi kullanma kabiliyetine bağlıdır. Bu durum ileride detaylı olarak açıklanacaktır.

Literatürde önerilen çeşitli çaprazlama operatörleri aşağıda verilmiştir. Burada, ebeveyn kromozomlar $\mathbf{x}^k = \{x_1^k, x_2^k, \dots, x_i^k, \dots, x_n^k\}$ ve yeni meydana gelen bireyler $\bar{\mathbf{x}}^k = \{\bar{x}_1^k, \bar{x}_2^k, \dots, \bar{x}_i^k, \dots, \bar{x}_n^k\}$ vektörleriyle gösterilecektir. Ebeveyn kromozomların sayısı k , karar değişkenlerinin sayısı ise n ile gösterilmiştir.

Tek noktalı çaprazlama (TNÇ) : Kromozomda bir pozisyon rastgele seçilir. Bu noktadan itibaren değişkenler kromozomlar arasında değiştirilir. Popülasyona yeni değişkenler eklenmez. Sadece mevcut genler karıştırılarak yeni bireyler oluşturulur.

$$\bar{\mathbf{x}}^1 = \{x_1^1, x_2^1, \dots, x_i^1, x_{i+1}^2, x_{i+2}^2, \dots, x_n^2\} \quad (2.4)$$

$$\bar{\mathbf{x}}^2 = \{x_1^2, x_2^2, \dots, x_i^2, x_{i+1}^1, x_{i+2}^1, \dots, x_n^1\} \quad (2.5)$$

Çift Noktalı Çaprazlama (CNÇ) : Kromozomda rastgele iki nokta belirlenerek arada kalan kısımdaki değişkenler kromozomlar arasında değiştirilir. Daha yüksek bir araştırma kapasitesi sunmasına rağmen kromozomları çözüme yaklaştıran gen diziliminde daha yıkıcı etkisi vardır.

$$\bar{\mathbf{x}}^1 = \{x_1^1, x_2^1, \dots, x_i^2, x_{i+1}^2, \dots, x_j^2, x_{j+1}^1, \dots, x_n^1\} \quad (2.6)$$

$$\bar{\mathbf{x}}^2 = \{x_1^2, x_2^2, \dots, x_i^1, x_{i+1}^1, \dots, x_j^1, x_{j+1}^2, \dots, x_n^2\} \quad (2.7)$$

Düzgün Çaprazlama (DUÇ): İki yeni birey oluşturulur. Bu yeni bireylerin genleri, ebeveyn bireylerin genlerinin rastgele düzgün seçimiyle belirlenir. DUÇ'in en büyük dezavantajı ise birbirlerine bağımlılığı fazla olan değişkenleri içeren problemlerde çözüm için uygun gen dizilimini bozması ve etkili olamamasıdır. Çözüm uzayı hakkındaki bilginin sınırlı olduğu, küçük popülasyonlarda, CNÇ operatöründen daha iyi sonuçlar verebilmektedir. Araştırma yeteneği TNÇ ve CNÇ'e göre daha fazladır. Denklem (2.8)'deki u parametresi 0 veya 1 değerler alan rastlantısal bir sayıdır.

$$\bar{x}_i^k = \begin{cases} x_i^1 & \text{eğer } u = 0 \\ x_i^2 & \text{eğer } u = 1 \end{cases} \quad k = 1, 2 \quad (2.8)$$

Tek Modlu Normal Dağılımlı Çaprazlama (TNDÇ): Ono ve diğ. (1999) tarafından önerilmiştir. TNDÇ ile üç bireyden iki yeni birey oluşturulur. Bireyler, bir ekseni, iki ebeveyni birbirine bağlayan doğrunun üstünde, diğer ekseni ise üçüncü ebeveynin bu eksene dik uzaklığı göz önüne alınarak belirlenen dik eksen olan elipsoid şeklindeki olasılık dağılımından elde edilir. Şekil 2.1a'da TNDÇ için yeni bireylerin dağılımı, üç ebeveyne bağlı olarak verilmiştir. TNDÇ operatörü, operatöre ait parametrelerin uygun seçimiyle, popülasyonun ortalama vektörünü ve kovaryans matrisi gibi

istatistiksel özelliklerini korur. BLÇ- α operatörüne kıyasla, yeni bireylerin ebeveynlerine daha yakın değerler alması beklenir. Eğer başlangıç popülasyonu, çözüm uzayında, çözüm noktasına yakın bir alana dağılmış ise TNDÇ çözüme büyük olasılıkla ulaşır. Parametre sayısının fazla olduğu optimizasyon problemlerinde TNDÇ'in etkili olabilmesi için çözüme yakın noktalarda da bireylerin bulunması gereklidir. Bireylerin çözüm uzayında uygun dağılımının sağlanması için popülasyon uygun büyüklükte seçilmelidir. Aşağıdaki işlem sırası takip edilir.

1) Populasyondan rastgele üç kromozom ($\mathbf{x}^1, \mathbf{x}^2, \mathbf{x}^3$) seçilir.

2) $\mathbf{x}^1$ ve $\mathbf{x}^2$ 'nin ortalamaları $\mathbf{x}_p = \frac{\mathbf{x}^1 + \mathbf{x}^2}{2}$ bulunur.

3) $\mathbf{x}^1$ ve $\mathbf{x}^2$ 'nin fark vektörü $\mathbf{d}_1 = \mathbf{x}^1 - \mathbf{x}^2$ hesaplanır.

4) $\mathbf{x}^1$ ve $\mathbf{x}^2$ vektörlerinin uzayda gösterdiği noktaları birleştiren çizgiye birincil araştırma çizgisi denir. d_2 ise $\mathbf{x}^3$ 'ün birincil araştırma çizgisinden mesafesini gösterir.

5) Bir birey Denklem (2.9)'deki gibi oluşturulur.

$$\bar{\mathbf{x}} = \mathbf{x}_p + \xi \mathbf{d}_1 + d_2 \sum_{i=1}^{n-1} \eta_i \mathbf{e}_i \quad \xi \sim N(0, \sigma_\xi^2), \quad \eta \sim N(0, \sigma_\eta^2) \quad (2.9)$$

Burada n , değişken sayısı; $N(0, \sigma^2)$ sıfır ortalamalı ve σ^2 varyanslı normal dağılımı ifade etmektedir. Denklem 2.14'de birincil araştırma uzayına dik alt uzaya ait ortonormal baz vektörleri $\mathbf{e}_i$ ile gösterilmiştir. Literatürde popülasyonun istatistiksel özelliklerinin korunması için $\sigma_\xi = 1/2$ ve $\sigma_\eta = 0.35/\sqrt{n}$ değerleri teorik olarak belirlenmiştir.(Kıta ve diğ.,1998).

Simpleks Çaprazlama (SPÇ) : Tsutsiu (1999) tarafından önerilmiştir. İki'den fazla ebeveyn çaprazlanabilir. Seçilen n adet kromozom, uzayda bir simplex oluşturur. Bu simpleks, ε parametresi kadar genişletilerek oluşturulan yeni simpleksten bireyler rastgele seçilir. Şekil 2.1b'de üç bireyden oluşan simpleks görülmektedir. Ebeveyn ve değişken sayıları sırasıyla n, m ile gösterilsin. Bu parametrelerin, $n=m=\sqrt{n+2}$ alınması halinde ortalama vektör ve popülasyonun kovaryans matrisi gibi istatistiksel özelliklerinin korunduğu teorik olarak gösterilmiştir (Higuchi,2000). Ebeveyn sayısı $n=2$, ε parametresi, BLÇ- α operatöründeki α parametresinin 2 katı olarak alınırsa SPÇ, BLÇ- α operatörüne karşılık gelir. Yöntem aşağıda açıklanmıştır.

1) $n+1$ adet ebeveyn vektör $x^0, x^1 \dots x^n$ seçilir ve ortalamaları $O = \frac{1}{n+1} \sum_{k=0}^n x^k$ hesaplanır.

2) u , $[0,1]$ aralığında düzgün dağılımlı bir sayı olmak üzere, r gibi rastgele bir sayı Denklem (2.10a) yardımıyla elde edilir.

$$r_k = u^{1/(1+k)}, k = 0, 1, 2, \dots n \quad (2.10a)$$

3) Y_i ve C_i sırasıyla aşağıdaki Denklem (2.10b) ve (2.10c)'den elde edilir.

$$Y_k = O + \varepsilon(x_k - O), k = 1, 2, \dots n \quad (2.10b)$$

$$C_k = \begin{cases} 0 & : k = 0 \\ r^{(k-1)}(Y_{k-1} - Y_k + C_{k-1}) & : k = 1, 2, \dots n \end{cases} \quad (2.10c)$$

4) $\bar{x} = Y_n + C_n$ formülü ile yeni birey elde edilir.

Doğrusal Çaprazlama (DÇ): Wright (1991) tarafından önerilmiştir. İki bireyin çaprazlanmasından Denklem (2.11), (2.12) ve (2.13) yardımıyla üç yeni birey elde edilir. Üç yeni bireyden dinçlik derecesi en yüksek iki birey bir sonraki popülasyona dahil olur. DÇ operatörü ile ebeveynler civarında üç farklı noktada çözüm elde edilerek göreceli olarak daha fazla alanın araştırılması mümkün olur.

$$\bar{x}_i^1 = \frac{1}{2}x_i^1 + \frac{1}{2}x_i^2 \quad (2.11)$$

$$\bar{x}_i^2 = \frac{3}{2}x_i^1 - \frac{1}{2}x_i^2 \quad (2.12)$$

$$\bar{x}_i^3 = -\frac{1}{2}x_i^1 + \frac{3}{2}x_i^2 \quad (2.13)$$

Aritmetik Çaprazlama (AÇ): Aritmetik Çaprazlama tekniği Michalewics (1996) tarafından önerilmiştir. İki birey oluşturulur. Yeni bireylerin, ebeveyn bireylerin civarında oluşması garantidir. Şekil 2.4'de AÇ için yeni bireylerin meydana gelme aralıkları gösterilmiştir. Denklem (2.14) ve (2.15)'de, $\lambda \in [0,1]$ aralığında rastgele bir sayı olmak üzere yeni bireyler verilmiştir.

$$\bar{x}_i^1 = \lambda x_i^1 + (1 - \lambda)x_i^2 \quad (2.14)$$

$$\bar{x}_i^2 = \lambda x_i^2 + (1 - \lambda)x_i^1 \quad (2.15)$$

BLÇ- α Çaprazlama: Eshelman ve Schaffer (1993) tarafından önerilmiştir. İki Bireyin çaprazlanmasından yine iki birey meydana getirilir. Yeni bireylere ait genler $\bar{x}_i^k$ ile gösterilsin. Bu genler, $[x_{min} - I.\alpha, x_{max} + I.\alpha]$ aralığından rastgele seçilir.

Burada $\mathbf{x}_{min} = \min [x_i^1, x_i^2]$, $\mathbf{x}_{max} = \max[x_i^1, x_i^2]$ ve $\mathbf{I} = \mathbf{x}_{max} - \mathbf{x}_{min}$ 'dir. Yeni bireylerin meydana geldiği aralığı tanımlayan, α değeri aynı zamanda operatörün araştırma derecesini belirleyen bir parametredir ve $[0,1]$ aralığında değerler alır. Bu parametrenin $\alpha = 0.5$ değeri için bireylerin, ebeveynlerin arasında veya dışında oluşma olasılıkları eşittir. BLÇ- α operatöründe yeni bireylerin meydana gelme aralıkları Şekil 2.5'de gösterilmiştir. Boyer ve diğ. (2008) tarafından yapılan çalışmada α için 0.3 en uygun değer olarak bulunmuştur. Bu çalışmada α değeri için 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 1 ve 1.4 değerleri kullanılmıştır.

Sezgisel Çaprazlama (SÇ): Sezgisel çaprazlamada yeni oluşan bireylerin, dinçlik derecesi küçük olan birey doğrultusunda, yüksek olan bireyden küçük bir mesafe kadar uzakta oluşması amaçlanır. Böylece SÇ, araştırmanın yönünü belirlemek için dinçlik değerlerini kullanır. Denklem (2.16)'da r ile gösterilen parametre yeni bireyin iyi bireyden olan mesafesini gösterir. Bu çalışma kapsamında r değeri için 1.2, 1.6 ve 2 değerleri kullanılmıştır. x_1 'in dinçlik derecesi x_2 'den daha iyi olmak üzere, yeni birey Denklem (2.16) 'dan elde edilir.

$$\bar{x} = x_2 + r(x_1 - x_2) \quad (2.16)$$

Şekil 2.6'da SÇ operatörünün uygulama alanı gösterilmiştir.

Simule edilmiş İkili Çaprazlama (SBÇ): Deb ve Agraval (1995) tarafından önerilmiştir. Çaprazlama sonucu iki yeni birey elde edilir.

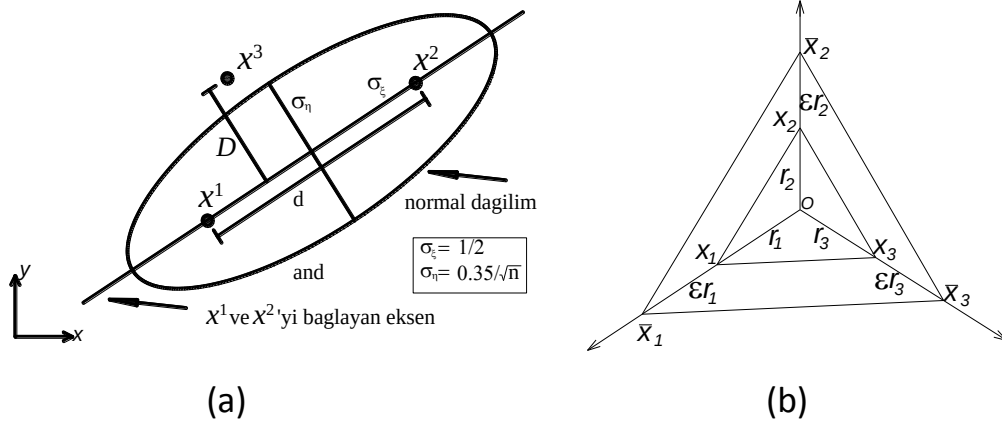
$$\bar{x}_i^1 = \frac{1}{2} [(1 - \beta_k)x_i^1 + (1 + \beta_k)x_i^2] \quad (2.17)$$

$$\bar{x}_i^2 = \frac{1}{2} [(1 + \beta_k)x_i^1 + (1 - \beta_k)x_i^2] \quad (2.18)$$

Denklem (2.17) ve (2.18) 'de verilen, u , $[0,1]$ aralığında düzgün dağılımlı rastgele bir sayı olmak üzere, β değeri, Denklem (2.14)'den elde edilir. Denklem (2.19)'daki η , dağılım indeksi olarak tanımlanmaktadır. Yeni bireylerin ebeveynler etrafındaki dağılımını belirleyen bu parametrenin büyük değerleri için ebeveyn kromozomlara yakın yeni bireyler elde edilir. Küçük değerleri için ise tam tersi durum söz konusudur. Dağılım indeksi η değeri için bu çalışmada 0.04, 0.1, 0.7, 1 ve 2 değerleri kullanılmıştır. SBÇ operatöründe, ebeveyn bireyler birbirlerine yakın ise yeni bireylerin, ebeveyn bireylere yakın olma olasılığı yüksektir. Ebeveyn bireyler birbirinden uzaklaştıkça, yeni bireyler ebeveyn bireylerden uzak değerler alabilir. Başlangıç popülasyonunda, kromozomlar birbirlerinden uzak olduğundan oluşacak

yeni bireyler, çözüm uzayında geniş bir alana yayılır. İlerleyen jenerasyonlarda ise popülasyon optimum noktaya yaklaşmaya başlar. Bu durumda SBÇ, çözüm uzayında yerel bir tarama yapar. Bu özelliği ile SBÇ kendi kendine adapte olabilen, dinamik bir operatör olmaktadır. SBÇ için bireylerin dağılımı Şekil 2.7’de verilmiştir.

$$\beta(u) = \begin{cases} 2u^{1/(\eta+1)} & \text{eğer } u \leq \frac{1}{2} \\ [2(1-u)]^{1/(\eta+1)} & \text{eğer } u > \frac{1}{2} \end{cases} \quad (2.19)$$



Şekil 2.1 : Yeni bireylerin dağılımı a) TNDÇ (n=2)(Ono et al.,1999) b) SPÇ (n=3).

Ebeveyn merkezli normal çaprazlama (EMNÇ): Ballester ve Carter (2004) tarafından önerilmiştir. Yeni kromozomların ebeveynleri etrafında normal dağılımlı oldukları varsayılır. İki ebeveyninden bir veya birden çok yeni kromozom elde edilebilir. EMNÇ ebeveynler etrafında yeni bireyler oluşturulurken, yeni bireylerin çözüm uzayında geniş bir alana da yayılmasını sağlar. Yeni bireylerin elde edilmesinde Denklem (2.20) kullanılır.

$$\bar{x}_i = \begin{cases} N(x_i^1, |x_i^1 - x_i^2|/\eta) \\ N(x_i^2, |x_i^1 - x_i^2|/\eta) \end{cases} \quad (2.20)$$

$N(\mu, \sigma)$, ortalaması μ ve standart sapması σ olan normal dağılımı ifade etmektedir. Denklem (2.20)’deki η parametresi bir kontrol parametresidir. Büyük değerleri için ebeveynlere yakın bireyler oluşur. Bu parametrenin 1, 2 ve 5 değerleri için EMNÇ operatörü karşılaştırmalarda kullanılmıştır.

Bulanık Çaprazlama (BÇ) : Voight ve diğ. (1995) tarafından önerilmiştir. İki bireyin çaprazlanmasından bir veya daha fazla birey elde edilebilir. Yeni bireylerin,

ebeveynler etrafında bulanık mantıktaki üyelik fonksiyonlarına benzer üçgen olasılık yoğunluk fonksiyonlarına göre dağıldığı varsayılmıştır. Yeni bireyler Denklem (2.21) ve (2.22)'de belirtilen aralıklardan seçilir. Bu denklemlerdeki d parametresi, yeni bireylerin ebeveynler civarında dağılımını belirleyen bir parametredir. Bu çalışmada, d parametresinin 0.3 ve 0.5 değerleri için sonuçlar elde edilmiştir.

$$x_i^1 - d|x_i^1 - x_i^2| \leq r \leq x_i^1 + d|x_i^1 - x_i^2| \quad (2.21)$$

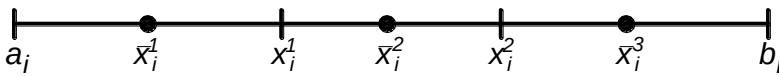
$$x_i^2 - d|x_i^1 - x_i^2| \leq r \leq x_i^2 + d|x_i^1 - x_i^2| \quad (2.22)$$

2.2.4.3 Çaprazlama operatörlerinin uygulama alanları ve dağılım fonksiyonları

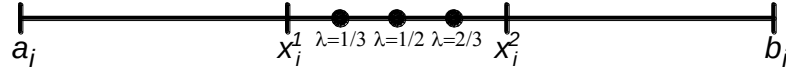
Şekil 2.2'de değişkenlerin tanımlı aralıkları için çaprazlama operatörlerinin uygulama alanları gösterilmektedir. Çaprazlanan bireylerin arasında kalan alanda oluşacak yeni bireyler, ilerleyen jenerasyonlarda, kromozomların birbirlerine daha fazla benzemesi nedeniyle ebeveynlerine yaklaşmaktadırlar. Bu alanda oluşan yeni bireyler için mevcut bilginin kullanılması söz konusudur. İki bireyin arasında tanımlanan alan dışındaki kısımlarda, ebeveynlerden uzak bireylerin oluşması ihtimali yükselmektedir. Bu kısımlar, araştırma veya keşif alanları olarak adlandırılabilir. Şekil 2.3 – 2.6'de çeşitli çaprazlama operatörleri için uygulama alanları belirtilmiştir. $d\phi$ operatörü her üç aralıkta yeni bireyler oluşturmaktadır. Fakat bu durum AÇ için geçerli değildir. Bu anlamda AÇ araştırma özelliğinden yoksundur. SÇ operatörü sadece araştırma aralığında yeni bireyler meydana getirmektedir. BLÇ- α ise hem bilginin kullanılması hem de araştırma aralıklarında yeni bireyler üretebilmektedir. Bu özellikleri, belirtilen operatörlerin performansını belirleyen en önemli etkenlerdir.



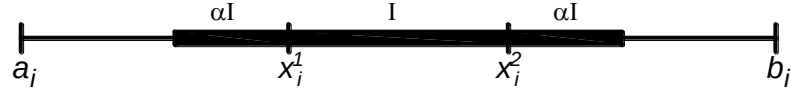
Şekil 2.2 : Çaprazlama operatörleri için uygulama aralıkları.



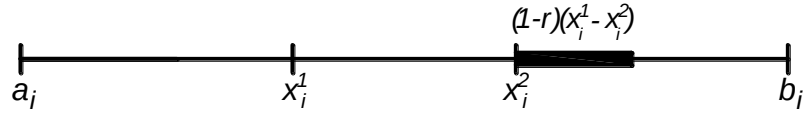
Şekil 2.3 : Doğrusal çaprazlama operatörü için uygulama aralığı.



Şekil 2.4 : Aritmetik çaprazlama operatörü için uygulama aralığı.

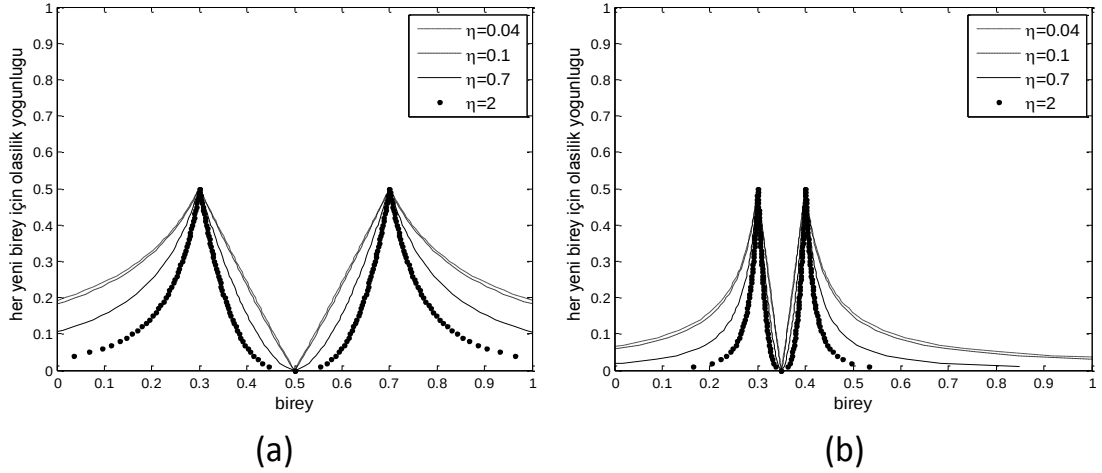


Şekil 2.5 : BLÇ-α çaprazlama operatörü için uygulama aralığı.

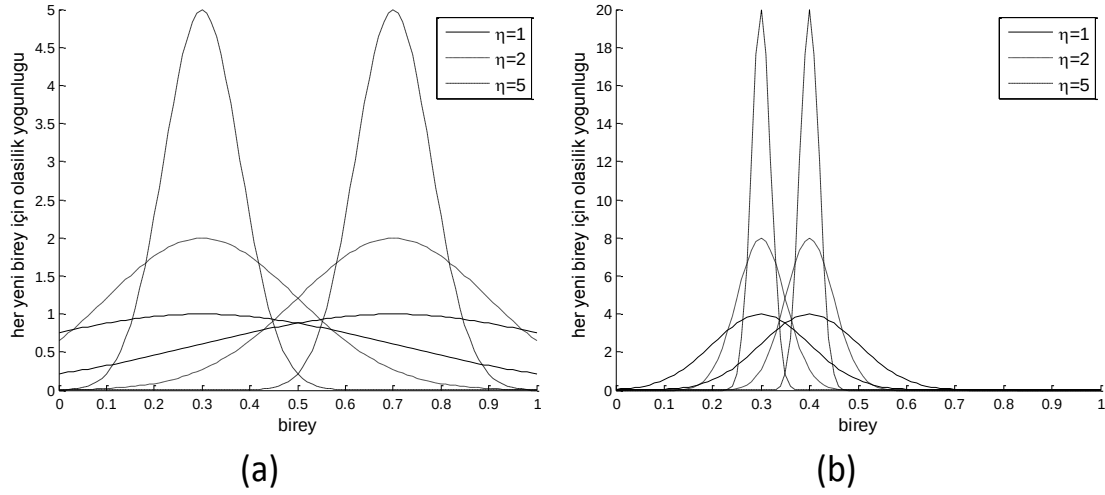


Şekil 2.6 : Sezgisel çaprazlama operatörü için uygulama aralığı.

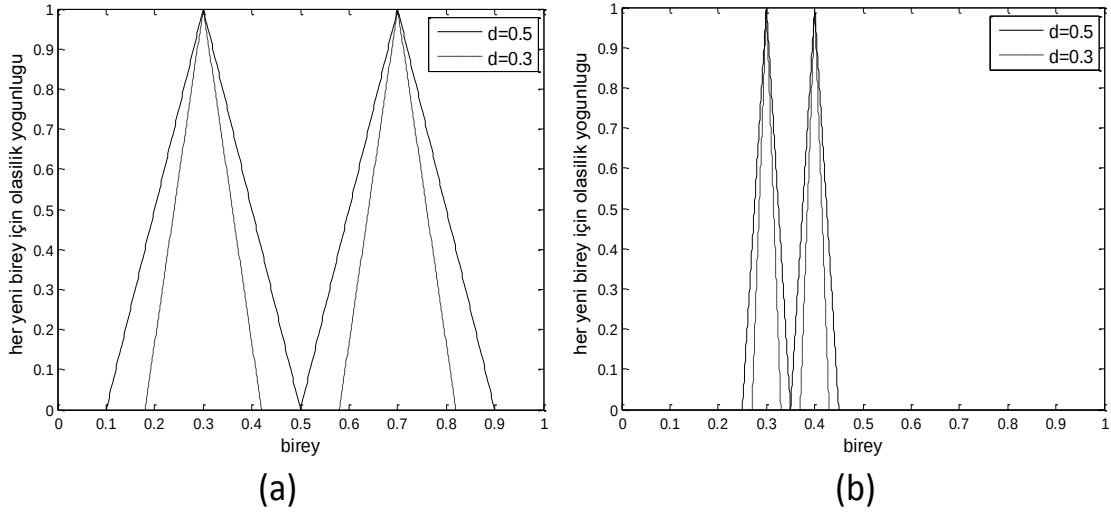
Yeni bireylerin ebeveyn kromozomlar civarında çeşitli olasılık dağılımlarına göre elde edildiği çaprazlama operatörleri için olasılık dağılımları Şekil 2.7 - 2.9'de verilmiştir. Bu operatörler, olasılık dağılımını belirleyen parametrelerin uygun seçimiyle çözüm uzayını etkili bir şekilde araştırabilmektedir.



Şekil 2.7 : SBÇ operatörü için yeni bireyleri dağılımları a) ebeveyn bireyler: 0.3 ve 0.7, b) ebeveyn bireyler: 0.3 ve 0.4.



Şekil 2.8 : EMNÇ operatörü için yeni bireyleri dağılımları a) Ebeveyn bireyler: 0.3 ve 0.7, b) Ebeveyn bireyler: 0.3 ve 0.4.



Şekil 2.9 : BÇ operatörü için yeni bireylerin dağılımı a) a) Ebeveyn bireyler 0.3 ve 0.7, b) Ebeveyn bireyler 0.3 ve 0.4.

2.2.5 Mutasyon operatörleri

Mutasyon, genel itibariyle popülasyonda rastgele çeşitlilik yaratarak yerel minimumlara takılmayı önleyen operatördür. Mutasyon operatöründe iki önemli faktörden biri, mutasyonun uygulanma oranı, diğeri ise mutasyonun uygulama şiddetidir. Uygulama şiddeti, uygulandığı değişkendeki değişimin ölçüsüdür. Popülasyonun küçük olduğu durumlarda mutasyonun etkisi fazla iken popülasyonun büyük olduğu durumlarda etkisi azalmaktadır. Bu durumda, çaprazlama ön plana çıkmaktadır. Mutasyon genelde 0.005 ile 0.10 arasındaki küçük oranlarda uygulanmaktadır. Mutasyon oranının çok fazla büyümesi optimizasyondaki

rastlantısallığı artırmaktadır. Literatürde mevcut çok sayıda mutasyon operatörlerinden en yaygın olanları aşağıda kısaca özetlenmiştir. Bu çalışma kapsamında bu operatörlerin performans karşılaştırılması ve SEMG için elde edilen sonuçlar sayısal çalışmalar kısmında verilmiştir.

2.2.5.1 İKGA için mutasyon operatörleri

İkili kodlamalı GA'da mutasyon, genlerden birinin 0 veya 1 şeklinde değiştirilmesi şeklinde meydana gelir. Genelde 0.005-0.04 aralığında, çok küçük olasılıklarla gerçekleşir.

$$00[1]1010101[0]101 \rightarrow 00[0]1010101[1]101$$

2.2.5.2 GKGA için mutasyon operatörleri

Düzgün Mutasyon (DM): Düzgün mutasyonda mutasyon işlemine maruz değişken, değişkenin üst ve alt sınırları arasında rastgele değiştirilir. İkili kodlamalı GA'daki mutasyon işlemine benzemektedir. Fakat İKGA'da değişkende 1 bit değerinin değişmesi, bu değişkenin genelde başlangıç değeri civarında değerler almasına neden olurken, GKGA'da değişkenin ilk değerinden uzak değerler alma olasılığı fazladır.

Düzgün olmayan mutasyon (DOM): Düzgün olmayan mutasyon (Michalewics,1996), rastgele mutasyonun etkilerini azaltmak amacıyla geliştirilen dinamik bir mutasyon operatörüdür. Jenerasyon arttıkça genlerdeki değişimler azalmaktadır. Burada $x^t = \{x_1^t, x_2^t, \dots, x_n^t\}$, t . jenerasyondaki ve $x^{t+1} = \{x_1^{t+1}, x_2^{t+1}, \dots, x_n^{t+1}\}$, $t+1$. jenerasyondaki bir kromozom olmak üzere, mutasyona uğramış gen Denklem (2.23a) ile elde edilir.

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} x_i^t + \Delta(t, x_i^u - x_i^t), & \text{eğer } r \leq 0.5 \\ x_i^t - \Delta(t, x_i^t - x_i^a), & \text{eğer } r \geq 0.5 \end{cases} \quad (2.23a)$$

Burada t jenerasyon sayısı; r , $[0,1]$ arasında düzdün dağılımlı rastgele bir sayı; x_i^u , x_i^a değişkenler için üst ve alt sınır değerleridir. Değişimi belirleyen $\Delta(t, y)$ fonksiyonu ise Denklem (2.23b)'den bulunur.

$$\Delta(t, y) = y (1 - r^{(1-\frac{t}{T})^b}) \quad (2.23b)$$

Denklemdaki T değeri maksimum jenerasyon sayısını, b ise iterasyon sayısına bağımlılığının derecesini belirleyen bir parametredir. Michalewics (1996), $b=5$ değerini önermiştir. Denklem (2.23b)'deki Δ fonksiyonu, $[0,y]$ aralığında değerler

vermekte ve t arttıkça 0'a yaklaşmaktadır. Bu özelliği ile düzgün olmayan mutasyon başlangıçta çözüm uzayını düzgün bir şekilde araştırırken ilerleyen jenerasyonlarda, araştırma, çözüm uzayının daha küçük bir bölümünde yoğunlaşmaktadır.

Makinen, Periaux and Toivanen mutasyonu (MPTM) : Makinen ve diğ. (1999). Tarafından eletromanyetikte şekil optimizasyonu problemlerinin çözümü için önerilmiştir. $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, herhangi bir jenerasyondaki kromozom ve $x' = \{x'_1, x'_2, \dots, x'_n\}$, aynı kromozomun mutasyona uğramış hali olmak üzere;

$$\bar{x}_i = (1 - t'_i)x_i^a + t'_i x_i^u \quad (24a)$$

$$t'_i = \begin{cases} -t_i \left(\frac{t_i - r_i}{t_i} \right)^b & \text{eğer } r_i < t_i \\ t_i & \text{eğer } r_i = t_i \\ t_i + (1 - t_i) \left(\frac{r_i - t_i}{1 - t_i} \right)^b & \text{eğer } r_i > t_i \end{cases} \quad (24b)$$

$$t_i = \frac{x_i - x_i^a}{x_i^u - x_i^a} \quad (24c)$$

Burada x^u ve x^a , değişkenin için üst ve alt sınırlarını, r_i ise $[0,1]$ aralığında düzgün dağılımlı rastgele bir sayıyı göstermektedir. Denklem (2.24b)'deki b parametresi, mutasyonun şiddetini belirleyen bir parametredir. Parametrenin artan değerleri için küçük mutasyon olasılıkları artmaktadır. Bu çalışmada b parametresi için birkaç farklı denemeden sonra 12 değeri seçilmiştir.

Kuvvet Mutasyonu (KM): Deep ve Thakur (2007) tarafından önerilmiştir. Denklem (2.25a)'da verilen dağılım fonksiyonuna dayanmaktadır.

$$f(s) = p s^{p-1}, \quad 0 < s < 1 \quad (2.25a)$$

Yoğunluk fonksiyonu ise Denklem 2.24b'de verilmişti.

$$F(s) = s^p, \quad 0 < s < 1 \quad (2.25b)$$

Denklem (2.25a)'daki p parametresi, dağılım indeksidir. KM'u, mutasyondan sonraki değişken $\bar{x}$ 'i, ebeveyn değişkenleri civarında aşağıdaki gibi verir.

$$\bar{x} = \begin{cases} x - s(x - x^a) & \text{eğer } t < r \\ x + s(x^u - x) & \text{eğer } t > r \end{cases} \quad (2.25c)$$

Denklem (2.25c)'de $t = \frac{x - x^a}{x^u - x^a}$ ve s , Denklem (2.25b)'de verilen olasılık yoğunluk fonksiyonuyla belirlenen dağılımdan elde edilen sayıdır. Kuvvet mutasyonunda, p

parametresi 1 ise dağılım düzgün dağılıma karşı gelmektedir. Aynı parametrenin küçük değerleri için genlerdeki değişim küçük, büyük değerleri için ise değişim büyüktür. Bu parametre için Deep ve Thakur (2007)'da önerilen 0.5 değeri kullanılmıştır.

2.2.6 Paralel Genetik Algoritmalar

GA'ların iş, mühendislik ve bilim dallarındaki gerçek problemlere uygulamaları çok fazla işlem hacmi gerektirmektedir. Bu işlem zamanının büyük kısmı, amaç fonksiyonunun, GA'ların işlem süreci boyunca defalarca hesaplanmasına harcanmaktadır. Bunun dışında kullanılan operatörler veya kodlama algoritmaları da önemli derecede işlem hacmi gerektirebilmektedir. Ayrıca GA'ların rastlantısal bir yöntem olması ve buna bağlı olarak yerel tarama kabiliyetinin düşük olması, yakınsamanın iterasyonun ilerleyen safhalarında oldukça yavaşlamasına sebep olmaktadır. Fakat GA'larda bütün bu fonksiyon hesaplamaları birbirinden bağımsız yapılabilmektedir. Bu özellik GA'ların paralel programlama için elverişli bir yöntem olmasını sağlamaktadır.

PGA'lar çeşitli şekilde sınıflandırılmıştır.

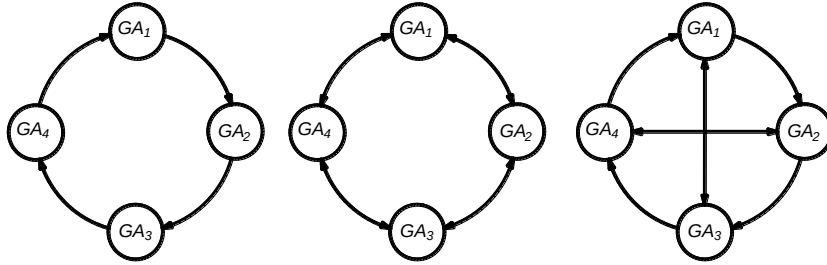
2.2.6.1 Tek popülasyonlu yönetici-işçi PGA

Bu yöntemde, bir işlemci yönetici olarak seçilir ve diğer işlemciler arasında iletişimi kontrol eder. Yönetici, paralel hesaplamalar için, hesaplanacak amaç fonksiyonlarını işçi işlemcilere dağıtır. Bu yöntem uygulanabilecek en basit yöntemdir. Dezavantajı ise yönetici, işçilerden gelecek sonuçları beklemek zorundadır. Bu yüzden algoritma en yavaş işlemci kadar hızlı olabilmektedir. Bir diğer dezavantajı ise bir sonraki kısımda anlatılacak yöntemde olduğu gibi birbirinden ayrı işlem gören alt popülasyonlar kullanmadığında, erken jenerasyonlarda, dinçlik derecesi yüksek bir bireyin popülasyonda baskın olarak, amaç fonksiyonunun optimum olmayan bir değere erken yakınsamasına sebep olmasıdır.

2.2.6.2 Çok popülasyonlu PGA

Bu yöntemde popülasyon daha küçük alt popülasyonlara bölünür. Her işlemci birbirinden ayrı popülasyonlar üzerinde GA işlemlerini uygular. Eğer işlemciler arasında bir iletişim yoksa bu süreç küçük popülasyonlara sahip GA işlemlerinin tekrarlanmasına eşdeğerdir. Fakat bu yöntemde genellikle popülasyonlar arasında bir

iletişim söz konusudur. Evrim teorisinde, türlere dışarıdan bir kuvvet uygulanması değişimi hızlandırmaktadır. Bu yöntemde bu kuvvet, yerel çeşitliliği arttıran, alt popülasyonlar arasındaki periyodik geçişlerdir. Alt popülasyonlar arasındaki geçişler çeşitli şekillerde gerçekleşebilir (Şekil 2.10). Ayrıca bazı algoritmalar rastgele seçilmiş bireylerin yer değiştirmesine izin verirken, bazıları ise en iyi bireylerin geçişine izin verir. Bu yöntemin performansını etkileyen diğer bir parametre ise popülasyonlar arasındaki geçişlerin sıklığını belirleyen yerdeğiştirme aralığı olarak adlandırılan parametredir. Bunun dışında kaç tane bireyin yer değiştireceğini belirleyen yerdeğiştirme oranı da uygun olarak seçilmelidir. Cantu-Paz (1999) PGA’larda yer değiştirmesi oranı ve alt popülasyon boyutlarının optimum çözüme ulaşmadaki etkisini incelemiştir. Meruane ve Heylen (2010), çoklu popülasyonlu PGA’ları hasar tespiti probleminde kullanmış ve yukarıda tanımlanan parametrelerin uygun değerleri için sayısal bir çalışma yapmıştır. Hiroyasu ve diğ.(2000) farklı bir PGA modeli önermiştir. Bu yöntemde, çaprazlama oranı, yerdeğiştirme oranı ve alt popülasyon sayısı, yöntem tarafından otomatik olarak belirlenmektedir. Çoklu popülasyonlu GA’lar yönetici-işçi PGA’lardan daha hızlıdır ve aynı zamanda popülasyonlara daha fazla çeşitlilik sağlar.

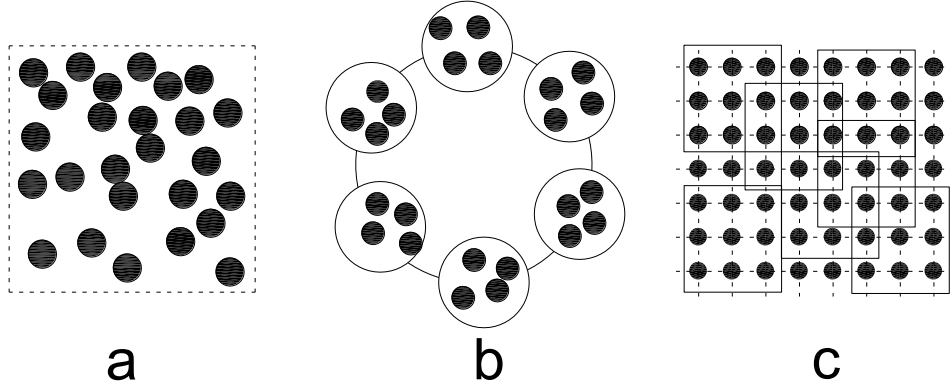


Şekil 2.10 : Çoklu popülasyonlu PGA’lar için yerdeğiştirme doğrultuları.

2.2.6.3 Hücresel PGA

Bu yöntemde alt popülasyonların boyutları çok küçüktür. Hatta bir bireyden bile oluşabilirler. Fakat bu birey komşularıyla etkileşim içinde olabilir. Bu yöntemde, bireyler kartezyen bir ızgara sisteminin birbirleriyle etkileşen noktaları gibi düşünülebilir. Genelde komşuluğu tanımlamak, kaç tane ızgara noktasının bir komşuluk oluşturduğunu belirlemek anlamına gelir. Izgara noktaları arasında en iyi bireyin özellikleri yavaş bir şekilde yayılır. Böylece tek bir bireyin popülasyona hakim olması ve çeşitliliği azaltması engellenir. Şekil 2.11’de PGA’larda popülasyonlar arasındaki ilişki şematik olarak gösterilmiştir. Şekil 2.11a’da tek bir

popülasyon söz konusu olmaktadır. Şekil 2.11b’de ise bireyler alt popülasyonlarda toplanmakta çeşitli aralıklarda etkileşim içinde olmaktadır. Şekil 2.11c’de her birey komşu bireyleri ile GA işlemlerine maruz kalmaktadır.



Şekil 2.11 : PGA’larda popülasyon modeli a) Yönetici-İşçi PGA, b) Çoklu popülasyonlu PGA, c) Hücresel PGA.

2.3 Parçacık Sürüsü Optimizasyonu

Parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO) sosyal davranışların simulasyonuna dayanan sezgisel bir global optimizasyon yöntemidir (Kennedy and Eberthart, 1995). PSO Genetik Algoritmalara benzer olarak değişken vektörlerini içeren rastgele bir popülasyon ile optimizasyona başlar. Daha sonra bu popülasyon amaç fonksiyonu değerlerini kullanarak çözüm uzayını araştırmaya başlar. PSO’da her iterasyonda en iyi parçacığın (değişken vektörü) bilgilerinin saklandığı bir hafıza mevcuttur. Parçacıkların çözüm uzayında bir önceki en iyi pozisyonu ile çözüm uzayında ziyaret edilen en iyi konum sırasıyla *pbest* ve *gbest* olarak adlandırılmıştır. Bu değerler daha sonra en her parçacığın bir sonraki pozisyonunu bulmak için kullanılır. Her parçacığın çözüm uzayındaki yeni konumu Denklem (2.27) ile verilmiştir. Bu şekilde her parçacık global minimuma doğru diğer parçacıklar ile etkileşime girerek ve bilgileri paylaşarak ilerlemektedir.

$$v_i^{k+1} = wv_i^k + c_1r_1(pbest_i - x_i^k) + c_2r_2(gbest^k - x_i^k) \quad (2.26)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (2.27)$$

Denklem (2.26) ve (2.27)’de, k iterasyon numarası, v_i^k , parçacıkların mevcut hızı, x_i^k , parçacıkların mevcut pozisyonu, w , global ve yerel araştırmayı dengeleyen atalet katsayısı, r_1 ve r_2 , $[0,1]$ aralığında rastgele değişkenler, c_1 ve c_2 , ağırlık

katsayılarıdır. Bu çalışmada, w her iterasyonda $[0,1]$ aralığında rastgele seçilmiş, c_1 ve c_2 literatürde yaygın olarak kullanılan değer olan 2'ye sabitlenmiştir. Yukarıdaki eşitliklere göre her parçacık kendi tecrübelerinden ($pbest$) yararlanarak çözüm uzayında bir noktaya doğru ilerlerken aynı zamanda diğer parçacıkların tecrübelerinden ($gbest$) de yararlanmaktadır. PSO basit bir yöntem olup kolay kodlanabilen bir algoritmadır. PSO'nun SEMG problemine uygulamaları da mevcuttur. Perrera ve dig. (2010), çoklu amaç fonksiyonunun kullanıldığı SEMG probleminde GA ile PSO'yu karşılaştırmıştır. Abd-el wahed ve dig. (2011) ise PSO ve GA'yı doğrusal olmayan optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanmışlardır. Sandesh ve Shankar (2010), PSO ve GA'nın melez olarak kullanıldığı bir yöntem önermişler ve bu yöntemi çoklu çatlak hasarlarının olduğu ince plakta hasarın tanılmasında kullanmışlardır.

2.4 Harmoni Araştırması (Harmony Search)

Harmoni araştırması (HA) da GA ve PSO gibi diğer sezgisel optimizasyon algoritmaları gibi doğal bir olaydan esinlenerek ortaya atılmıştır. HA, bir müzisyenin, örneğin bir jaz performansı sergilerken en iyi harmoniyi arama sürecinden esinlenilmiştir (Geem, 2001). Populasyon tabanlı bir yöntemdir. Burada populasyon Denklem (2.28)'de verildiği gibi Harmoni Hafızası (HH) olarak isimlendirilmiştir.

$$HH = \begin{pmatrix} x_1^1 & \dots & x_N^1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{HHB} & \dots & x_N^{HHB} \end{pmatrix} \quad (2.28)$$

Denklem (2.28)'de HHB Harmoni hafıza büyüklüğü, N optimizasyon değişkenlerinin sayısı, x_j^i , i . harmoninin j . değişkenidir. HA'nın performansını belirleyen iki önemli kontrol parametresi vardır. Birincisi Harmoni Hafıza Oranı (HHO) diğeri Yükselik Düzenleme Oranı (YDO). Birincisi $[0,1]$ aralığında değerler alırken ikinci parametre, populasyonun her değişkeni için çözüm uzayında komşu bir nokta seçme sürecini kontrol eder. HA için temel adımlar aşağıda verilmiştir.

Adım 1: Harmoni hafızasının rastgele başlatılması.

Adım 2: Harmoni hafızasından Denklem (2.29) ve (2.20) yardımı ile yeni harmoniler oluşturma

$$x_i' = \begin{cases} x_i' \in \{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{HHB}\} & \text{if } rand < HHO \\ x_i' \in X_i & \text{if } rand > HHO \end{cases} \quad (2.29)$$

$$x_i'' = \begin{cases} x_i' & \text{if } rand > YDO \\ x_i' + bw + u(-1,1) & \text{if } rand < YDO \end{cases} \quad (2.30)$$

Burada x_i' ve x_i'' Denklem (2.29) ve (2.30)'un x_i 'ye uygulanmasından sonra elde edilen karar değişkenleridir. X_i ise her değişken için muhtemel değişim aralığıdır. bw sürekli değişkenler için keyfi band genişliğini, $u(-1,1)$, $[-1,-1]$ arasında düzgün rastgele dağılımı ifade etmektedir.

Adım 3: Adım 2'den elde edilen değişkenler ile Harmoni Hafızasının güncellenmesi

Adım 4: Yakınsama sağlanana kadar Adım 2 ve 3'ün tekrar edilmesi.

2.5 Önerilen Melez Algoritmalar

2.5.1 Parçacık sürüsü algoritmasının GA ile kullanımı

Genetik Algoritmalar ve Parçacık Sürüsü Optimizasyonu popülasyon temelli sezgisel algortimalardır. Bununla birlikte her iki algoritma da optimizasyon problemlerinin çözümünde kendine özgü avantajlara sahiptir. PSO çözüm uzayını araştırırken bilgi paylaşımı ve geçmiş bilgilerin kaydını tutma özelliklerini kullanır. Yeni parametre vektörleri her parçacığın en iyi amaç fonksiyonu değerleri ve bütün popülasyonun en iyi amaç fonksiyonu değeri kullanılarak elde edilir. GA'da popülasyon çözüm uzayında geniş bir alana yayılmaktadır. İlerleyen jenerasyonlarda popülasyon üyeleri (değişken vektörleri) en iyi amaç fonksiyonuna sahip bireye yakınsamaktadır. Çaprazlama operatörleri mevcut popülasyondaki bilgiyi kullanarak yeni bireyler üretirken, mutasyon operatörü değişkenlerde rastgele değişimler meydana getirerek çeşitliliğin sağlanmasına yardımcı olur. Seçme işleme ile de popülasyondaki bireyler belirli kurallar çerçevesinde bir sonraki jenerasyon için seçilirler. Bu tip geleneksel GA'da popülasyondaki çeşitliliğin kaybolmasından dolayı erken yakınsama her zaman mümkündür. Eğer çeşitlilik mutasyon veya seçim baskısının düşürülmesi ile arttırılmaya çalışılırsa bu defa da global minimuma yakınsama ihtimali giderek düşmektedir. Bundan dolayı popülasyonla ilgili her bilgi kullanılarak çözüm uzayında araştırma ve kullanım alanları arasında denge sağlanmalıdır. Burada GKGA'nın yakınsama kapasitesi PSO'nun geçmiş bilgileri saklama özelliği

kullanılarak arttırılabilir. Böylece PSO, GA'nın çaprazlama operatörü olarak kullanılmıştır. Algoritmanın Pseudo kodu aşağıda verilmiştir.

GA ve PSO parametrelerinin ayarlanması
Başlangıç popülasyonunun oluşturulması
PSO için mevcut hızların sıfıra eşitlenmesi
 $pbest$ ve $gbest$ 'in atanması
Yakınsama sağlanana kadar
 Seçme
 PSO'nun P_c olasılıkla çaprazlama operatörü olarak uygulanması
 Parçacık hızlarının v_i^{k+1} ve pozisyonlarının x_i^{k+1} güncellenmesi
 P_m olasılıkla mutasyonun uygulanması
 $pbest$ ve $gbest$ 'in güncellenmesi
 mevcut hızların güncellenmesi
 mevcut pozisyonların güncellenmesi
Döngü sonu
En iyi çözümün elde edilmesi

2.5.2 Harmoni araştırmasının GA ile kullanımı

Bu bölümde, GA ile HA'nın uygun kombinasyonundan oluşan melez bir optimizasyon algoritması önerilmiştir. Geleneksel GA'nın performansı HA'nın bir GA operatörü olarak kullanılması ile arttırılmıştır. Ek olarak melez algoritmanın uygun bir şekilde çalışması için yeni bir HA parametresi önerilmiştir. Bu parametre Değişken Seçme Olasılığı (DSO) olarak adlandırılmıştır. Böyle yeni HA harmoni hafızasını DSO parametresine bağlı olarak güncellemektedir. Geleneksel HA'da Adım 2'deki prosedürler yeni harmoni (değişken vektörü) oluşturmak için kullanılmaktadır. Yeni HA algoritmasında ise DSO parametresi hangi harmoninin bir sonraki iterasyonda yeni harmoniler üretmek için kullanılacağını belirlemektedir. Burada bir değişken için eğer rastgele üretilmiş bir sayı DSO'dan büyük ise bu değişken bir sonraki süreç için seçilmemekte bunun yerine en iyi amaç fonksiyonu değerini veren vektörden karşı gelen değişken seçilmektedir. Adım 2 için yeni algoritma aşağıda verilmiştir.


```

for each  $i \in [1, N]$ 
  if rand < DSO
    if rand < HHO then
       $x'_i = x_i^j (j = 1, 2, \dots, HHB)$ 
      if rand < YDO then
         $x''_i = x'_i \pm r \times bw$ 
        check for bounds
      end
    else
       $x''_i = x_{iL} + rand \times (x_{iU} - x_{iL})$ 
    end
  else
     $x''_i = x_i^{best}$ 
  end
end

```

Burada DSO parametresi GA'nın iyi bilinen şema teoreminden esinlenerek ortaya atılmıştır. Şema teoremine göre amaç fonksiyonu değerleri ortalama değerden büyük olan kısa, düşük dereceli şemalar sonraki jenerasyonlarda hızlı bir şekilde artmaktadır. Eğer bu şemalar yeni değişken vektörleri oluşturulurken bozulur ise daha iyi amaç fonksiyonu değerine sahip parametrelerin elde edilmesi olasılığı düşmektedir. DSO parametresi en iyi değişken vektöründeki bazı değişkenlerin yeni harmonide yer almasına olanak vererek şemaların bozulmasını engellemektedir. Bu şekilde popülasyondaki çeşitlilik de korunmakta ve erken yakınsama engellenmektedir. Algortimanın pseudo kodu aşağıda verilmiştir.

```

GA ve HA parametrelerinin ayarlanması
Rastgele başlangıç popülasyonu
Mevcut popülasyonunun başlangıç popülasyonuna eşitlenmesi
En iyi değişken vektörünün seçimi
Yakınsama sağlanana kadar
  Seçme
   $P_c$  olasılıkla çaprazlamanın uygulanması
   $P_m$  olasılıkla mutasyonun uygulanması
  HA'nın önceden tanımlanan DSO, HHO, PAR değerleri ile uygulanması
  Yeni popülasyonun güncellenmesi
  En iyi değişken vektörünün güncellenmesi
Algoritma sonu
En iyi çözümün elde edilmesi

```


3. BELİRSİZLİK MODELLEME VE YAYILIMI

Fizik problemlerinin modellemesinde belirsizlikler genel olarak üç kısımda toplanmıştır:

Bunlardan ilki olan rastlantısalılık (randomness), değişkenler veya süreçlerin tahmin edilemez bir şekilde değişimiyle ilişkilidir. Basit bir şekilde ifade etmek gerekirse rastgele bir değişken her ölçüldüğünde farklı bir değer veriyorsa burada bir rastlantısalılıktan söz edilebilir. Örnek olarak; fabrikasyon bir ürünün her numunesinin belirli bir özelliğindeki değişim rastlantısal bir değişimdir.

İkinci tip belirsizlik olan kesin olmama (imprecision) ise bir değişkenin değerinin bilgi eksikliğinden dolayı tam olarak bilinmemesi olarak açıklanabilir. Bu durum rastlantısalılıkta olduğu gibi bu değişkenin değerinin her ölçümde farklı olduğu anlamına gelmez. Sadece bu değişkenin değerinin henüz ölçülemediği veya doğru ölçülemediği anlamına gelir. Buna örnek olarak bir yapıda malzeme özelliklerinin dağılımı hakkında bilgi sahibi olunamaması veya bir sistemin davranışının tam olarak anlaşılamaması olabilir.

Üçüncü tip belirsizlik olan muğlaklık (vagueness) ise kesin olmamaya benzer olarak bilgi yetersizliğinden kaynaklanmakla beraber bu durum sayısal değerlerden ziyade sözel ifadelerden kaynaklanmaktadır. Sözel olarak var olan bir bilgi, (örneğin, çok sıcak veya yapı çok hasarlı v.b.) her zaman bir parametre için belirli bir değer ile ifade edilemez.

Kesin olmama ve muğlaklık bilgi eksikliğinden kaynaklandığından birlikte sınıflandırılabilir. Bilgi eksikliği doğrudan insan bilgisi ile alakalı iken rastlantısalılık ise doğanın bir özelliği olarak görülebilir. Böylece belirsizlikler doğal ve epistemik olarak iki grupta toplanabilir. Belirsizliklerin modellenmesinde olasılık tabanlı ve olasılık tabanlı olmayan yöntemler mevcuttur. Bu tezin kapsamında belirsizlik modelleme ve yayılımında bulanık küme teorisi ve bulanık aritmetik yöntemleri kullanıldığından olasılık tabanlı yöntemlerden kısaca bahsedilecektir.

3.1 Belirsizlik Modelleme ve Yayılımında Olasılık Yöntemleri

Belirsizliklerin matematiksel modellenmesi olasılık teorisi ile yapılmaktadır. Olasılık teorisinde rastlantısal bir X değişkeninin alabileceği muhtemel değerler için bir uzay tanımlanır. Bu parametrenin uzayın belirli bir kısmında görülme sıklığı Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu $f_X(x)$ ile tanımlanır. Bu fonksiyon $f_X(x) \geq 0$ ve $\int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x)dx = 1$ özelliklerine sahiptir. Bir X parametresinin $[a, b]$ gibi bir aralıkta bulunma ihtimali $P(a \leq X \leq b)$ Denklem (3.1) ile hesaplanır. Benzer olarak aynı parametrenin deterministik bir x değerinden küçük olma ihtimali olan Kümülatif Olasılık Fonksiyonu (KOF) Denklem (3.2)'de verilmiştir.

$$P(a \leq X \leq b) = \int_a^b f_X(x)dx \quad (3.1)$$

$$F_X = P(X \leq x) = \int_{-\infty}^x f_X(x)dx \quad (3.2)$$

Bir rastlantısal değişkenin olasılık dağılımı hakkında bilgi veren en yaygın parametreler olan ortalama ve varyansı Denklem (3.3) ve (3.4) 'de verilmiştir.

$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} xf_X(x)dx \quad (3.3)$$

$$Var(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - E(X))^2 f_X(x)dx \quad (3.4)$$

Bir boyutlu rastlantısal değişken için verilen tanımlar çok boyutlu değişkenler için genişletilebilir. Bir rastlantısal $\Delta x \in \mathbb{R}^p$ vektörü p adet rastlantısal değişken $\{\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_p\}$ içermektedir. Bu vektör için KOF ve ortak OYF Denklem (3.5) ve (3.6)'de verilmiştir.

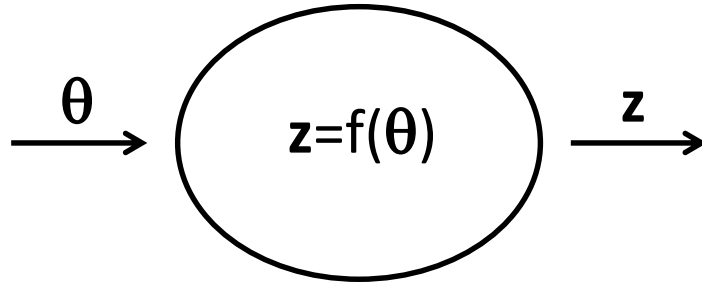
$$F_{\Delta x}(x) \equiv F(x_1, \dots, x_p) \equiv P[\{\Delta x_1 \leq x_1\} \cap \dots \cap \{\Delta x_p \leq x_p\}] \quad (3.5)$$

$$f_{\Delta x}(x) = \frac{\partial^p F(x_1, \dots, x_p)}{\partial x_1 \dots \partial x_p} \longrightarrow f_{\Delta x}(x) : \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R} \quad (3.6)$$

Rastlantısal değişken vektörünün herhangi bir bileşeninin Δx_i için marjinal OYF ise Denklem (3.7) ile hesaplanabilir.

$$f_{\Delta x_i} = \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} f_{\Delta x}(x) dx_1 \dots dx_i \dots dx_p \quad (3.7)$$

Birçok fiziksel yapıda kalınlık, elastisite modulu , kütle ve sönüm gibi özellikler uzaysal olarak yayılıdır. Bu durumda değişkenler rastlantısal alan teorisi ile modellenebilir. Şekil 3.1’de tipik bir girdi – çıktı sistemi görülmektedir. Burada girdi parametrelerindeki belirsizlikten dolayı çıktılarda belirsiz olmak zorundadır. Rastlantısal değişkenler olarak tanımlanan çıktılardaki belirsizlik aşağıda verilen olasılık tabanlı belirsizlik yayılımı yöntemleri ile bulunabilir.



Şekil 3.1 : Girdi-Çıktı sistemi.

3.1.1 Monte Carlo Simulasyonu

Monte Carlo simulasyonu olasılık yöntemleri içinde en güvenilir ve kesin yöntem olarak bilinmektedir. MCS yöntemi, belirli bir olasılık dağılımından örneklenen değerler için deterministik analiz yapılması mantığına dayanmaktadır. Belirsiz bir x parametresi için varsayılan bir olasılık yoğunluk fonksiyonundan çok sayıda örnekleme yapılır. Bu örnekler için z çıktısı deterministik analiz (örneğin SE analizi) ile elde edilir. Çıktı vektörünün ortalaması ve kovaryans matrisleri doğrudan çıktıların ve model parametrelerinin dağılımından hesaplanır.

MCS için örnekleme işlemi Çok değişkenli Normal Örnekleme, Latin Hiperküp Örnekleme ve Ortalama Dizi Örnekleme gibi yöntemlerle yapılabilir. MCS yöntemi diğer yöntemlere göre daha kesin olmasına karşın hesaplama zamanı açısından uygun bir yöntem olmamaktadır.

3.1.2 Pertürbasyon yöntemleri

Perturbasyon yönteminde çıktı vektörü z , Denklem (3.8)’deki gibi ortalama değer $z(\bar{\theta})$ civarında seriye açılabilir.

$$z = z(\bar{\theta}) + \sum_{i=1}^m \frac{\partial z}{\partial \theta_i} \bigg|_{\theta_i=\bar{\theta}_i} + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \frac{\partial^2 z}{\partial \theta_i \partial \theta_j} \bigg|_{\substack{\theta_i=\bar{\theta}_i \\ \theta_j=\bar{\theta}_j}} (\theta_i - \bar{\theta}_i)(\theta_j - \bar{\theta}_j) + \dots \quad (3.8)$$

Yüksek terimler ihmal edilirse çıktı vektörü Denklem (3.9)'e dönüşür. Böylece çıktı istatistikleri Denklem (3.10), (3.11) ve (3.12) ile hesaplanabilir.

$$z = z(\bar{\theta}) + \bar{S}(\theta - \bar{\theta}) \Rightarrow \Delta z = \bar{S} \Delta \theta \quad (3.9)$$

$$\bar{z} \approx z(\bar{\theta}) \quad (3.10)$$

$$\text{Cov}(z, z) = \bar{S} \text{Cov}(\theta, \theta) \bar{S}^T \quad (3.11)$$

$$\text{Cov}(\theta, z) = \text{Cov}(\theta, \theta) \bar{S}^T \quad (3.12)$$

Fakat perturbasyon yöntemleri her ne kadar hesaplama açısından avantajlı olsa da yapılan kabuller nedeniyle her zaman istenilen sonucu vermemektedirler. Perturbasyon yöntemlerinin iyi sonuçlar vermesi belirsizliklerin küçük ve parametre dağılımının Gauss dağılımına uymasına bağlıdır. Gauss dağılımına uymayan rastlantısal değişkenlerin Gauss dağılımına uyan değişkenler haline dönüştürülmesi mümkün olsa dahi bu çoğu zaman problemi daha karmaşık hale getirmektedir.

3.1.3 Asimptotik integral yöntemi

Perturbasyon yönteminin dezavantajlarının gözönünde bulundurarak Adhikari ve Friswell (2008) asimptotik integral yöntemini önermişlerdir. Bu yöntemde değişkenlerin Gauss dağılımına uyması veya belirsizliklerin küçük olması gerekmemektedir. Genelde model parametreleri ve model çıktılarının istatistiklerinin (kovaryans matrisleri v.b) bulunması Denklem (3.13)'de verilen çok boyutlu bir integral formu ile mümkündür.

$$J = \int_{\mathbb{R}^m} \exp(-f(\theta)) d\theta_1 d\theta_2 \dots d\theta_m \quad (3.13)$$

Burada $f(\theta) \in \mathbb{R}$ model parametrelerine bağlı bir fonksiyondur. Bu fonksiyon $\mathbb{R}^m$ 'de sonsuz türetilbilir olmalıdır. Denklem (3.13)'deki integral, asimptotik Laplace açılım yöntemi ile Denklem (3.14)'deki gibi yaklaşık olarak ifade edilebilir (Bleistein ve Handelsman, 1994).

$$J \approx (2\pi)^{m/2} \exp\{-f(\varphi)\} \|D_f(\varphi)\|^{-1/2} \quad (3.14)$$

Denklem (3.14)'de $D_f(\varphi)$, $f(\theta)$ 'nin global minimumuna ulařtıđı $\theta = \varphi$ 'deki Hessian matrisidir. Burada Denklem (3.13)'deki integralin maksimumunu aldıđı durumda $f(\theta)$ global minimumuna ulařtıđı varsayımı yapılmıřtır. Denklemlerden görüldüđu üzere asimtotik integral yöntemi de çeřitli varsayımlara dayanmakta ve fonksiyonun model parametrelerine göre ikinci türevlerine ihtiyaç duymaktadır. Asimtotik integral ve perturbasyon yöntemlerinin bir kiriř problemi için daha kesin bir yöntem olan Monte Carlo Simulasyonu ile karřılařtırılmaları Khodaparast ve diđ. (2008)'de bulunabilir.

3.2 Belirsizlik Modelleme ve Yayılımında Bulanık Yöntemler

Bulanık analiz, Zadeh (1965) tarafından önerilen bulanık küme teorisine dayanmaktadır. Belirsiz model ve çıktı deđiřkenleri olasılık teorisine benzer olarak bu bulanık kümeler ile modellenmektedir. Bu teorisinin kırılgan veya geleneksel küme teorisinden farkı, kırılgan küme teorisinde bir deđiřkenin o kümeye ait olması veya olmaması gibi iki ihtimal varken, bulanık küme teorisinde deđiřkenler her kümeye $[0,1]$ aralıđında deđiřen belirli üyelik dereceleriyle aittirler. Bu anlamda kırılgan kümeler, küme elemanlarının aidiyetini iki üyelik derecesiyle belirtmelerinden dolayı bulanık kümelerin sınırlandırılmıř hali olarak görülebilir. Üyelik dereceleri olasılık ile karıřtırılmamalıdır. Olasılık ve olabirlik arasındaki farkı açıklamak için çokça kullanılan bir örnek vermek gerekirse, masanın üzerinde iki bardak su durduđunu farz edelim. Bu bardaklardaki sulardan bir tanesinin içilebilirliđi 0.90 ve diđerinin içilebilir olma olasılıđı 0.90 olsun. Bu iki ifade birbirinden farklı ifadeler olmakla beraber birincisinde su belirli bir içilebilirlik derecesine sahipken ikincisinde ise suyun içilebilir olup olmadıđı bir olasılıđa bađlanmışır.

Bulanık küme teorisi, deđiřkenlerin kesin olmadıđı durumlarda oldukça kullanıřlı olmakla beraber, probleme sözel belirsizliklerin de dahil edilmesini sađlamaktadır. Olasılık teorisine kıyasla bilginin daha az olduđu durumlar için de uygun bir yöntem olmaktadır. Olasılık teorisinde deđiřkenlerin çeřitli olasılık dađılımları için çok sayıda farklı kombinasyonun hesaplanması gerekmektedir. Bu da hesaplama zamanının kompleks problemler için oldukça arttırmaktadır. Olasılık teorisine dayalı bazı yöntemlerde bir önceki bölümde açıklandıđı üzere çeřitli kabuller yapılmakta veya model fonksiyonunun birinci veya daha yüksek mertebeden türevlerine ihtiyaç

duyulmaktadır. Bununla birlikte bazı belirsizlik türleri (muğlaklık v.b.) için olasılık teorisi uygun olmamakta hatta yanlış bir yöntem olmaktadır. Bulanık küme teorisinin bir diğer önemli özelliği ise bulanık kümeler arasındaki kademeli geçiştir. Bir değişken, bulanık bir kümeye aidiyetini belirten üyelik dereceleri sayesinde bir veya birden fazla kümeye farklı üyelik dereceleriyle ait olabilir. Örneğin 30-40 derece aralığındaki sıcaklıkları çok sıcak kümesi olarak tanımlarsak 29.5°'lik bir sıcaklığa çok sıcak kümesine ait değildir diyemeyiz ancak belirli bir üyelik derecesiyle bu kümeye ait olduğunu söyleyebiliriz. Bu tür bir yaklaşım doğa olaylarına daha gerçekçi bir bakış açısı sunmaktadır.

Yapı mühendisliği problemlerinde teorik ve deneysel sonuçlar genelde birbirlerinden farklıdır. Bunun nedeni model ve deneysel verilerin az önce sıralanan belirsizliklerin bir veya birkaçını barındırmasıdır. Laboratuvar ortamında yapılan kırış için basit bir kırılma deneyinde dahi beton ve çeliğin elastisite modülleri, basınç dayanımları, sınır koşulları ve deney düzeneğindeki hatalar v.b gibi nedenlerden dolayı kırılma yükünün deneysel ve teorik sonuçları eşleşmeyecektir. Bu sebeplerden dolayı güvenlik veya emniyet katsayıları, yük katsayısı gibi sabitler ile yapı mühendisliğinde sıkça karşılaşılmaktadır. Fakat bulanık mantık teorisinde bu gibi sabitlere ihtiyaç duyulmaz. Ayrıca çok karmaşık modeller dahi fiziksel durumu temsil etmeye yetmeyebilir ve bu tür karmaşık modeller ile hesap yapmak kaynak israfı olabilir. Bu tezin amaçlarından biri de daha basit bulanık modellerin deneysel veriler ile güncellenip mevcut davranışın belirli olabilirlik derecesi ile ifade etmektir. Böylece model değişkenleri belirli üyelik dereceleri ile bulanık kümeler veya sayılar şeklinde analize dahil edilirler. Bu durum değişkenlerin belirli bir güvenlik veya olabilirlik aralığında işlem görmesini sağlamaktadır.

3.2.1 Bulanık kümeler

Geleneksel küme teorisinde karakteristik fonksiyon, küme elemanlarına 1 ve 0 sayısal değerlerini atayarak onların bu kümeye ait olduklarını veya olmadıklarını belirtirler. Burada mantıksal olarak yalnızca iki seçenek mevcuttur. Geleneksel kümelere ait karakteristik fonksiyon genelleştirilerek küme elemanlarının kümeye üyeliklerinin derecesi de belirtilebilir. Bu karakteristik fonksiyona üyelik fonksiyonu, bu fonksiyon tarafından tanımlanan kümeye de bulanık küme

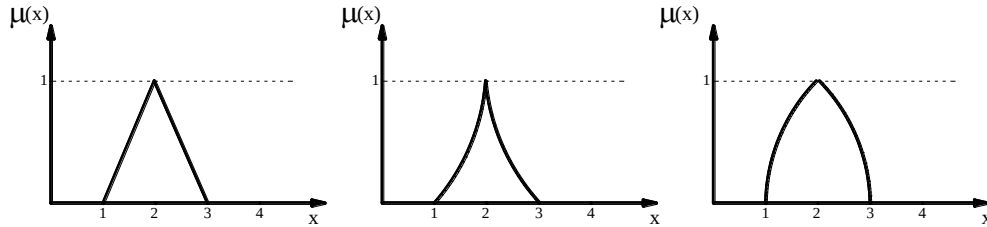
denmektedir. Bir $\tilde{A}$ bulanık kümesinin $\mu_{\tilde{A}}$ üyelik fonksiyonu Denklem (3.15)'deki gibi tanımlanır.

$$\mu_{\tilde{A}} : X \rightarrow [0,1] \quad (3.15)$$

Genel olarak bir bulanık küme, Denklem (3.16)'daki gibi eleman ve üyelik derecesini içeren çiftler şeklinde gösterilebilir.

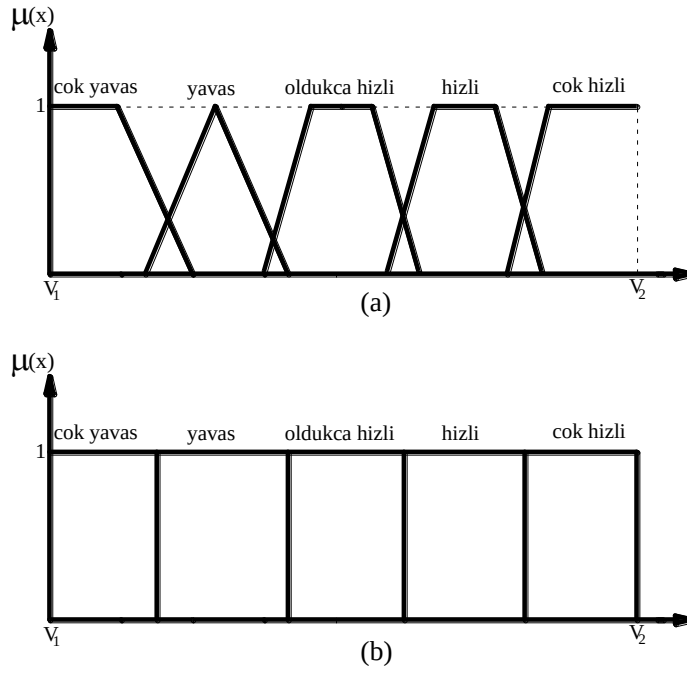
$$\tilde{A} = \{(x, \mu_{\tilde{A}}(x)) | x \in X, \mu_{\tilde{A}}(x) \in [0,1]\} \quad (3.16)$$

Şekil 3.2'de yaklaşık "2" kümesine ait çeşitli şekillerde bulanık kümeler verilmektedir. Burada çok farklı şekiller kullanmak mümkün olmakla beraber bir çok problemin şekle karşı hassaslığı azdır. Bundan dolayı basit şekiller kullanmak genelde yeterli olmaktadır.



Şekil 3.2 : Yaklaşık '2' bulanık kümeleri.

Bir değişkenin durumunu sözel ifadelerle belirtiriz. Bir aracın hızından bahsederken hız evrensel kümesini çok yavaş, yavaş, oldukça hızlı, hızlı, çok hızlı gibi bulanık kümelere bölebiliriz. Bulanık küme teorisine göre bu kümeler arasında Şekil 3.3'de görüldüğü gibi geleneksel kümelerden farklı olarak kademeli geçişler olacaktır. Kademeli geçişler bize herhangi bir olay için yapılan ölçümlerdeki belirsizliği daha iyi tanımlama imkanı verir. Hatalı bir ölçüme ait bir değer iki küme komşuluğunda bir noktaya düştüğünde kırılğan kümelerde sadece bir kümeye aidiyetinden bahsedilecektir. Fakat ölçümün hatalı olması o verinin gerçekte hangi kümeye düştüğünü bilmemizi engeller ve değişkenin durumunu doğru tespit etmemizi önler.



Şekil 3.3 : Kümeler a) bulanık kümeler b) kırılğan kümeler.

Her ne kadar bulanık kümeler nesnel bir bakış açısı barındırsa da kümeler arasındaki sert geçişlerin mantıklı olmadığı aşıkardır. Gerçek fizik olaylarındaki değişkenlerde ister ölçüm hatalarından ister olayları kavrayışımızdaki nesnesellikten dolayı bir belirsizlik bulunsun, bu değişkenlerin, bulanık kümelerle ifadesi geleneksel kümelere göre daha uygun olmaktadır. Bu yüzden bir fizik problemine bulanık değişkenler ile yaklaşmak kırılğan değişkenlere göre daha gerçekçi sonuçlar vermektedir.

Bulanık kümelere ait temel tanımlar aşağıda verilmiştir:

Bulanık güç kümesi $\tilde{P}(A)$, kırılğan A kümesinin tüm bulanık alt kümelerini ($\tilde{T}$) kapsayan kümedir.

$$\tilde{P}(A) = \{\tilde{T} | \tilde{T} \subseteq A\} \quad (3.17)$$

Bir $\tilde{A}$ bulanık kümesinin yüksekliği bu kümenin üyelik fonksiyonunun en büyük değeridir. Eğer $yük(\tilde{A}) = 1$ ise bu küme, normal bulanık küme olarak tanımlanır.

$$yük(\tilde{A}) = Y(\tilde{A}) = \max_{x \in X} \mu_{\tilde{A}}(x) \quad (3.18)$$

Bir bulanık kümenin çekirdeği $\zeta(\tilde{A})$, $x \in X$ elemanlarından $\tilde{A}$ bulanık kümesine ait olan ve üyelik derecesi 1 olanların oluşturduğu kümedir.

$$\zeta(\tilde{A}) = \{x \in X | \mu_{\tilde{A}}(x) = 1\} \quad (3.19)$$

Bir bulanık kümenin desteği $dest(\tilde{A}) = D(\tilde{A})$, $x \in X$ elemanlarından $\tilde{A}$ bulanık kümesine ait olan ve üyelik derecesi sıfır olmayan tüm elemanları içeren kümedir.

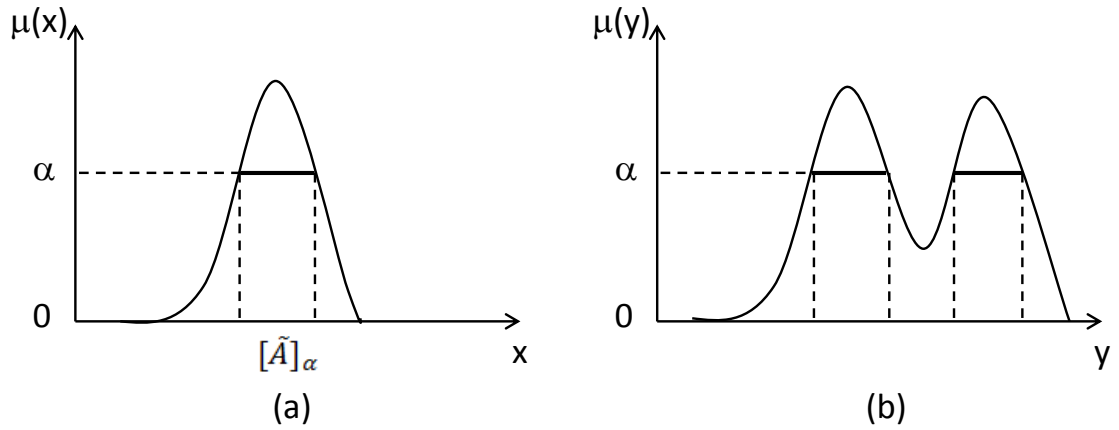
$$D(\tilde{A}) = \{x \in X | \mu_{\tilde{A}}(x) > 0\} \quad (3.20)$$

Bir kümenin α kesim kümesi $kes_{\alpha}(\tilde{A}) = [\tilde{A}]_{\alpha}$ ise $x \in X$ elemanlarından $\tilde{A}$ bulanık kümesine ait olan ve üyelik derecesi α 'dan büyük olan elemanları içeren kırılğan kümedir.

$$[\tilde{A}]_{\alpha} = \{x \in X | \mu_{\tilde{A}}(x) \geq \alpha\} \quad (3.21)$$

Bir $\tilde{A} \in \tilde{P}(\mathbb{R})$ bulanık kümesinin konveksliği şu şekilde tanımlanır. $u \in [\tilde{A}]_{\alpha}$ ve $v \in [\tilde{A}]_{\alpha}$ her $\alpha \in [0,1]$ için Denklem (3.22)'deki şart sağlanmalıdır. Bu özellik üyelik fonksiyonunun monoton bir şekilde artıp monoton bir şekilde azalmasını gerektirmektedir. Bir bulanık kümenin α -kesim kümesi Şekil 3.4'de görülmektedir.

$$\lambda u + (1 - \lambda)v \in [\tilde{A}]_{\alpha} \quad \forall \lambda \in [0,1] \quad (3.22)$$



Şekil 3.4 : Bulanık kümelerin α kesimleri a) Konveks küme b) Konveks olmayan küme.

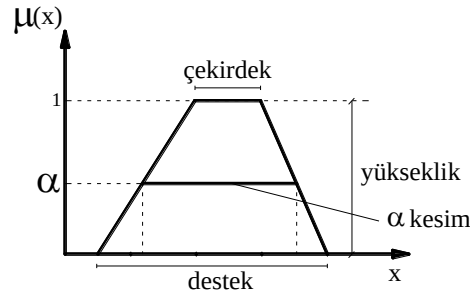
Bir bulanık kümenin konveksliğinin kontrolü Denklem (3.23) yardımıyla da yapılabilir. u, v ve $w \in dest(\tilde{A})$ ve $u \leq w \leq v$ olmak üzere

$$\mu_{\tilde{A}}(w) = \min [\mu_{\tilde{A}}(u), \mu_{\tilde{A}}(v)] \quad (3.23)$$

Bu çalışma kapsamında belirsiz model parametrelerinin modellenmesinde kullanılan bulanık sayılar aşağıdaki şartları sağlayan bulanık kümelerdir.

- 1) $\tilde{A}$ bulanık kümesi normal olmalıdır. $yük(\tilde{A}) = 1$
- 2) $\tilde{A}$ bulanık kümesi konveks olmalıdır.

3) Üyelik fonksiyonu $\mu_{\bar{A}}(x)$, $x \in \mathbb{R}$ en azından parça parça sürekli olmalıdır.



Şekil 3.5 : Bulanık küme özellikleri.

3.2.2 Üyelik Fonksiyonları

Bir değişkenin üyelik derecesi o değişkenin mevcut kümeye aidiyetinin derecesidir. Üyelik dereceleri inanç derecesi (degree of belief), olabilirlik (possibility) veya güvenlik ölçüsü olarak da adlandırılmaktadır. Güvenlik ölçüsü g rastlantısal olayları $[0,1]$ aralığına normaller. A_1 , A_2 iki rastlantısal olay, ϕ ve Ω imkansız ve gerçekleşmesi kesin olaylar olmak üzere güvenlik ölçüsü aşağıdaki aksiyomları gerçekleştirir:

$$1) g(\phi) = 0 \text{ ve } g(\Omega) = 1$$

$$2) \text{ Monotonluk; eğer } A_1 \subseteq A_2 \text{ ise } g(A_1) \leq g(A_2)$$

A_1 ve A_2 rastlantısal olaylarının birleşiminin ve kesişiminin güvenlik ölçüsü Denklem (3.24) ve (3.25) verilmiştir.

$$g(A_1 \cup A_2) \geq \max(g(A_1), g(A_2)) \quad (3.24)$$

$$g(A_1 \cap A_2) \geq \min(g(A_1), g(A_2)) \quad (3.25)$$

Denklem (3.24) ve (3.25)'i gerçekleyen güvenlik ölçüleri sırasıyla olabilirlik ve gereklilik olarak adlandırılır. Sırasıyla Π ve N ile gösterilirler.

$$\Pi(A_1 \cup A_2) = \max(\Pi(A_1), \Pi(A_2)) \quad (3.26)$$

$$N(A_1 \cap A_2) = \min(N(A_1), N(A_2)) \quad (3.27)$$

Olabilirlik ölçülerinin gerçeklediği yukarıda bahsedilen ilk iki aksiyomla beraber denklem (3.26) ve (3.27) dikkate alındığında Denklem (3.28)'e ulaşılır. (Benferhat ve diğ.,1997).

$$\Pi(A) \geq 1 - \Pi(\bar{A}) = N(A) \quad (3.28)$$

Denklem (3.28) bize bir olayın olasılığını ($P(A)$) da içeren olabilirlik ölçüleri için alt ve üst sınırları verir. Bu doğal bir sonuçtur. Şöyle ki bir olayın olası olması için ilk şart o olayın olabilir olmasıdır. Bundan dolayı olabilirlik ölçüsü olasılık için bir üst sınır, gereklilik ise bir alt sınırı teşkil eder.

$$N(A) \leq P(A) \leq \Pi(A) \quad (3.29)$$

Olabilirlik teorisi olasılık teorisinden farklı olarak, hesaplamalar iki olabilirlik derecesi kullanılır. Bu iki olabilirlik derecesi alt ve üst sınırları oluşturur. Bu şekilde yanlış varsayımların hatalı sonuçlarından sakınılabılır. Başka bir deyişle bu hatalar belirli bir güvenlik aralığında kalır. İkincisi ise olabilirlik teorisi sonuçları farklı olaylar arasındaki etkileşimden daha az etkilenir. Aşağıdaki örnek olasılık ve olabilirlik arasındaki farkı açıklamaktadır.

Örnek 3.1

$\tilde{A}$ kümesi bir binayı ayakta tutmak için gerekli kolon sayısı olsun. Toplamda 10 kolonumuz olsun ve bina çökünceye kadar birer birer kolonları eksiltelim. Şimdi $\tilde{A}$ kümesini bina çökmeden hemen önce gerekli kolon sayısı olsun. Muhtemel olarak binayı ayakta tutacak gerekli minimum kolon sayısı üç olur. (tabure ayağı gibi düşürsek). Bundan sonra binayı ayakta tutacak kolon sayısını bulanık olarak tanımlayacağız. Örneğin binanın ağırlık dağılımındaki belirsizlikten dolayı 3’den fazla kolona ihtiyaç duyulabilir. Aşağıdaki bulanık küme bu bulanık kümeye örnek olabilir.

$$\tilde{A} = \left\{ \frac{1}{1} + \frac{1}{2} + \frac{1}{3} + \frac{0.9}{4} + \frac{0.6}{5} + \frac{0.3}{6} + \frac{0.1}{7} + \frac{0}{8} + \frac{0}{9} + \frac{0}{10} \right\}$$

Aynı evrende olasılık dağılımı Çizelge 3.1’deki gibi olabilir. Burada u çökmeden hemen önceki kolon sayısını, $p(u)$ ise u ‘nun çökmeden hemen önceki kolon sayısı ihtimalini göstermektedir.

Çizelge 3.1 : Örnek olasılık dağılımı.

u	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
p(u)	0	0	0.10	0.50	0.3	0.1	0	0	0	0

Yukarıdaki örnekten görüleceği gibi tek bir kolonun binayı ayakta tutması olabilir gözüktürken, olası görülmemektedir. Bundan dolayı yüksek olabilirlik, yüksek olasılık anlamına gelmez.

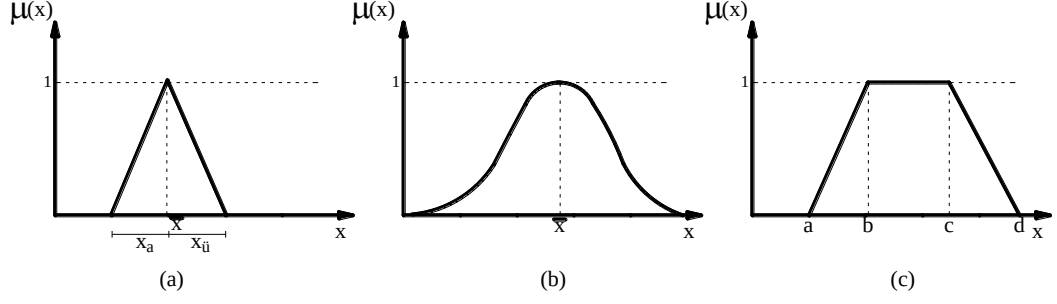
X_1 ve X_2 gibi iki bulanık değişkenin ortak üyelik fonksiyonları $\Pi_{X_1, X_2} = \min\{\Pi_{X_1}(x_1), \Pi_{X_2}(x_2)\}$ şartını sağlarsa X_1 ve X_2 'ye etkileşimli olmayan bulanık sayılar denir. Olabilirlik teorindeki etkileşimli olmama durumu olasılık teorisindeki iki olayın birbirinden bağımsız olma varsayımıyla benzerdir. Bu çalışmada yapılan hesaplamalarda iki bulanık sayının birbirinden bağımsız olduğu, başka bir deyişle birinin olabilirliği diğerinin olabilirliğini etkilemediği varsayılmıştır.

Bir değişkenin üyelik fonksiyonu çeşitli formlarda olabilir. Bunlardan en sık karşılaşılanı üçgen, gauss dağılımı, trapez şekilli üyelik fonksiyonlarıdır. Elimizdeki bilgiye dayanarak bu veya farklı üyelik fonksiyonları seçmek mümkündür. Genelde en sık kullanılan üçgen üyelik fonksiyonlarıdır. Bu şekillere ait fonksiyonlar denklem (3.30), (3.31) ve (3.32)'de sırasıyla verilmiştir. Bir bulanık değişkene üyelik fonksiyonunun veya derecelerinin atanması çeşitli yollarla yapılabilir. Eğer değişkenler hakkında yeterli deneysel veri varsa bu verinin dağılımı kullanılarak çeşitli tekniklerle üyelik fonksiyonuna geçiş yapılabilir. Deneysel verinin de sınırlı olması durumunda nesnel bir yaklaşım (uzman görüş) ile yaklaşık bir hata aralığı tespit edilebilir.

$$\mu_{\bar{x}}(x) = \begin{cases} 1 + \frac{x-\bar{x}}{x_a}, & \bar{x} - x_a < x < \bar{x} \\ 1 - \frac{x-\bar{x}}{x_{\bar{u}}}, & \bar{x} \leq x < \bar{x} + x_{\bar{u}} \end{cases} \quad (3.30)$$

$$\mu_{\bar{x}}(x) = \begin{cases} \exp\left[-\frac{(x-\bar{x})^2}{2\sigma_1^2}\right], & \bar{x} - 3\sigma_1 < x < \bar{x} \\ \exp\left[-\frac{(x-\bar{x})^2}{2\sigma_2^2}\right], & \bar{x} \leq x < \bar{x} + 3\sigma_2 \end{cases} \quad (3.31)$$

$$\mu_{\bar{x}}(x) = \begin{cases} 1 + \frac{x-b}{a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ 1 - \frac{x-c}{d}, & c \leq x \leq d \end{cases} \quad (3.32)$$

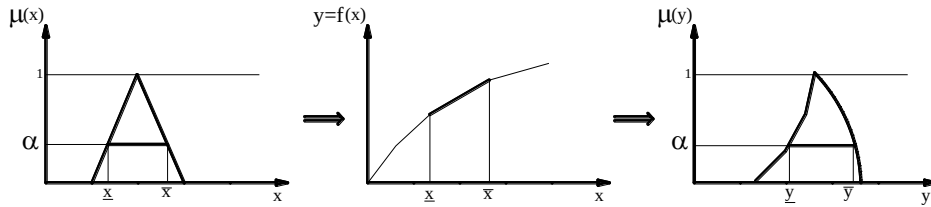


Şekil 3.6 : Üyelik fonsiyonları a) üçgen b) gauss c) trapez.

Bu çalışmada üçgen, trapez ve gauss üyelik fonsiyonlarına sahip bulanık sayılar sırasıyla $ucg(\bar{x} - x_a, \bar{x}, \bar{x} + x_{\bar{u}})$, $tra(a, b, c, d)$ ve $gauss(\sigma_{sol}, \bar{x}, \sigma_{sağ})$ ile gösterilecektir. Burada σ_{sol} ve $\sigma_{sağ}$ sağ ve sol eğriler için standart sapmayı göstermektedir.

3.2.3 Bulanık aritmetik

Bulanık aritmetik, $\mu_{\tilde{x}_1}(x_1)$ ve $\mu_{\tilde{x}_2}(x_2)$ gibi üyelik derecelerine sahip $\tilde{x}_1$ ve $\tilde{x}_2$ bulanık sayılarından, $\tilde{y} = f(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2)$ gibi bulanık bir sayıya ait $\mu_{\tilde{y}}(y)$ üyelik fonsiyonunun elde edilmesinden ibarettir. Buradaki $f(x)$ fonsiyonu sonlu eleman modeli ise bu analize bulanık sonlu eleman analizi denmektedir. Bu amaçla çok çeşitli yöntemler geliştirilmiştir.



Şekil 3.7 : α kesim yöntemiyle bulanık analiz.

3.2.3.1 Zadeh Genişletme Prensibi

Zadeh genişletme prensibi, $X_1, X_2, \dots, X_n$ evreninin alt kümeleri olan $A_1, A_1, \dots, A_n$ bulanık alt kümelerindeki değişkenler ile Y evrensel kümesinin alt kümesi olan bir B bulanık kümesini tanımlar. Burada, $y \in Y$ ve $x_i \in X_i$ olmak üzere $y = \varphi(x_1 x_2, \dots, x_n)$ gibi bir fonsiyon tanımlanırsa genişletme prensibi Denklem (3.33) ve (3.34)'deki gibi tanımlanabilir.

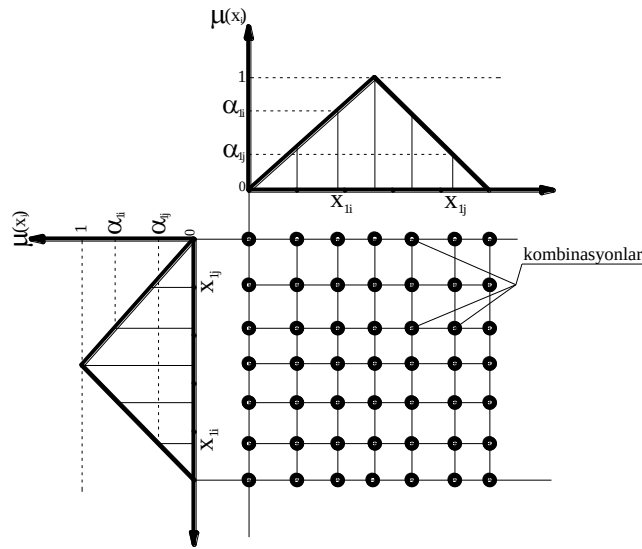
$$\varphi^{-1}(y) \neq \emptyset, \mu_B(y) = \sup\{\min(\mu_{A_1}(x_1), \mu_{A_2}(x_2), \dots, \mu_{A_n}(x_n))\} \quad (3.33)$$

$$\varphi^{-1}(y) = \emptyset, \mu_B(y) = 0. \quad (3.34)$$

Bu yöntem, üç ana aşamadan oluşur.

- 1) Değişken alanı Şekil 3.8’de görüldüğü gibi ayrıklaştırılır böylece sürekli bir problem ayrık bir probleme dönüştürülür.
- 2) Bulanık değişken değerlerinin her kombinasyonu için çözümler hesaplanır.
- 3) Her çözüm için üyelik dereceleri hesaplanır.

Özetlersek çözümlerin üyelik dereceleri, bir kombinasyonun üyelik derecesinin o kombinasyonu oluşturan tüm bağımsız değişkenlerden üyelik derecesi küçük olana eşit olduğu dikkate alınarak seçilir. Aynı çözümün çeşitli kombinasyonlar sonucu birden fazla ortaya çıkması durumunda büyük olanın üyelik derecesi kabul edilir. Bu yöntem $(n_d)^n$ kadar fonksiyon hesabı gerektirir. (n değişken sayısı n_d ayrıklaştırma sayısı).



Şekil 3.8 : Ayrıklaştırılmış bulanık sayılar.

3.2.3.2 Aralık aritmetiği

Aralık aritmetiği toplama, çıkarma, çarpma ve bölme işlemlerini aralık sayıları için yeniden tanımlar. Bulanık aritmetikte α kesimlerinden elde edilen her aralık için aralık aritmetiği uygulanarak çıktı bulanık sayısı elde edilebilir. $\tilde{A}$ ve $\tilde{B}$ bulanık sayılarına ait herhangi bir α seviyesindeki kesimden elde edilen aralık ifadeleri $[\underline{a}, \bar{a}]$ ve $[\underline{b}, \bar{b}]$ olsun. Bu iki aralık sayısı için temel aritmetik işlemler Denklem (3.35), (3.36), (3.37) ve (3.38)’de tanımlanmıştır.

$$[\underline{a}, \bar{a}] + [\underline{b}, \bar{b}] = [\underline{a} + \underline{b}, \bar{a} + \bar{b}] \quad (3.35)$$

$$[\underline{a}, \bar{a}] - [\underline{b}, \bar{b}] = [\underline{a} - \bar{b}, \bar{a} - \underline{b}] \quad (3.36)$$

$$[\underline{a}, \bar{a}] \cdot [\underline{b}, \bar{b}] = [\min(\underline{a}\underline{b}, \underline{a}\bar{b}, \bar{a}\underline{b}, \bar{a}\bar{b}), \max(\underline{a}\underline{b}, \underline{a}\bar{b}, \bar{a}\underline{b}, \bar{a}\bar{b})] \quad (3.37)$$

$$[\underline{a}, \bar{a}] / [\underline{b}, \bar{b}] = [\min(\underline{a}/\underline{b}, \underline{a}/\bar{b}, \bar{a}/\underline{b}, \bar{a}/\bar{b}), \max(\underline{a}/\underline{b}, \underline{a}/\bar{b}, \bar{a}/\underline{b}, \bar{a}/\bar{b})] \quad 0 \notin [\underline{b}, \bar{b}] \quad (3.38)$$

Aralık aritmetiğinin en önemli dezavantajı bağımlılık problemidir. Bağımlılık problemi aynı aralık değişkeninin bir ifadede farklı şekillerde ortaya çıkması olarak tanımlanabilir. Bağımlılık problemi daha konservatif sonuçların elde edilmesine neden olmaktadır. $x = [2, 5]$ aralık sayısı için bu durum Örnek 3.2’de açıklanmıştır. Navara and Zabokrtsky (2001) sonuçların gereğinden fazla konservatif ve belirsiz olmasını engellemek için kısıtlanmış aralık aritmetiğini kullanmıştır.

Örnek 3.2

$$[y] = f(x) = \frac{1+x^2}{x} = \frac{1+[2,5] \cdot [2,5]}{[2,5]} = \frac{[5,26]}{[2,5]} = [1,13]$$

$$[y] = f(x) = \frac{1+x^2}{x} = \frac{1}{x} + x = \frac{1}{[2,5]} + [2,5] = \left[\frac{1}{5}, \frac{1}{2}\right] + [2,5] = [2.2, 5.5]$$

3.2.3.3 Affine aritmetik

Affine aritmetik, aralık aritmetiğindeki bağımlılık probleminin üstesinden gelmek için için önerilen bir yöntemdir. Bir x değişkeni affine formunda Denklem (3.39)’daki gibi ifade edilebilir.

$$\hat{x} = x_0 + \sum_{k=1}^n x_k \varepsilon_k \rightarrow \varepsilon_k = [-1, 1] \quad (3.39)$$

Burada x_0 , x değişkeninin ortalama değeri $((\underline{x} + \bar{x})/2)$, ε_k , k . gürültü terimi, x_k , bu terimin genliği ve n gürültü terimlerinin sayısıdır. Her ε_k , x değişkenindeki toplam belirsizliğe katkıda bulunan bağımsız belirsizlik kaynaklarını temsil etmektedir. Belirsiz değişken x ’in alt ve üst sınırları Denklem (3.40)’da verilmiştir.

$$\underline{x} = x_0 - \sum_{k=1}^n |x_k|, \quad \bar{x} = x_0 + \sum_{k=1}^n |x_k| \quad (3.40)$$

Başka bir parametreye bağımlılığı olmayan aralık değişkenleri sadece bir gürültü terimi ile ifade edilirler. Örneğin bir aralık değişkeni $x = [\underline{x}, \bar{x}]$ eşdeğer affine formunda Denklem (3.41)’deki dönüştürülebilir.

$$x_0 = \frac{\bar{x} + x}{2}, \quad x_1 = \frac{\bar{x} - x}{2} \quad (3.41)$$

$\hat{x}$ ve $\hat{y}$ iki affine değişkeni, c ise bir sabit olmak üzere doğrusal affine aritmetik işlemleri Denklem (3.42) - (3.44)'de verilmiştir.

$$\hat{x} \pm \hat{y} = (x_0 \pm y_0) + \sum_{k=1}^n (x_k \pm y_k) \varepsilon_k \quad (3.42)$$

$$\hat{x} + c = (x_0 \pm c) + \sum_{k=1}^n x_k \varepsilon_k \quad (3.43)$$

$$c\hat{x} = (cx_0) + \sum_{k=1}^n (cx_k) \varepsilon_k \quad (3.44)$$

Doğrusal işlemler affine aritmetik kesin sonuçlar vermesine karşın çarpma ve bölme gibi doğrusal olmayan işlemlerde aynı durum söz konusu değildir. Çarpma işlemi Denklem (3.45)'de verilmiştir.

$$\hat{x}\hat{y} = (x_0 + \sum_{k=1}^n x_k \varepsilon_k)(y_0 + \sum_{k=1}^n y_k \varepsilon_k) = x_0 y_0 + \sum_{k=1}^n (x_0 y_k + x_k y_0) + (\sum_{k=1}^n x_k \varepsilon_k)(\sum_{k=1}^n y_k \varepsilon_k) \quad (3.45)$$

Denklem (3.45)'in sonundaki quadratik terimden dolayı çarpma işlemi affine formunda değildir. Bölme, karekök ve trigonometrik işlemler de affine formunda olamazlar. Bundan dolayı affine aritmetik de bir çok problem için konservatif olmaktadır. Zhang ve dig. (2010) ve Messine (2002)'de affine aritmetikte doğrusal olmayan işlemlerden kaynaklanan hataları azaltmak için önerilen yöntemler mevcuttur. Fakat, özellikle değişken sayısının çok olduğu ve belirsizliğin fazla olduğu problemlerde aralık ve affine aritmetiğin kullanılmaları sonuçların çok konservatif olmasına neden olmaktadır.

3.2.3.4 Dönüşüm yöntemi

Keyfi karmaşıklıkta dinamik veya statik bir sistem bulanık değerli sayılarla ifade edilebilir. Bir fiziksel olayı temsil eden bu tür bir matematik modele bulanık parametrelili sistemler denir. Bulanık parametrelili sistemler üç ana aşamada ifade edilebilir. Bunlar;

- 1) Problemin üyelik fonksiyonu $\mu_x(\tilde{x})$ olan bulanık girdileri $\tilde{x} = [\tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_n]$.
- 2) N sayıda fonksiyondan oluşan problemin kendisi. Bulanık girdiler bu fonksiyon üzerinde işlem görür.
- 3) Üyelik fonksiyonu $\mu_y(\tilde{y})$ olan problemin bulanık çıktıları $\tilde{y}(\tilde{x})$.

İlk aşamada üyelik fonksiyonunun $[0,1]$ aralığında tanımlı μ değeri m aralığa bölünür.

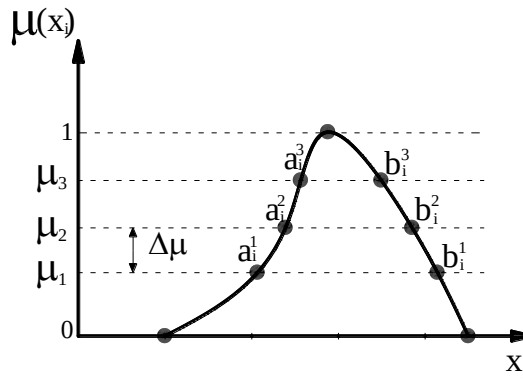
$$\mu_j = \frac{j}{m} \quad j = 0,1,2, \dots, m \quad (3.46)$$

İkinci aşamada α kesimlerine ayrılmış bulanık $\tilde{x}_i$ değişkenleri, aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$X_i = \{A_i^0, A_i^1, \dots, A_i^m\} \quad (3.47)$$

Burada X_i , $m + 1$ elemandan oluşmaktadır.

$$A_i^j = [a_i^j, b_i^j] = [\tilde{x}_i]_\alpha \quad a_i^j \leq b_i^j \quad j = 0,1,2, \dots, m \quad (3.48)$$



Şekil 3.9 : i .inci belirsiz değişkenin ayrıklaştırılması ($m=4$).

Dönüşüm yöntemi azaltılmış ve genelleştirilmiş dönüşüm yöntemi olarak ikiye ayrılmaktadır. Azaltılmış dönüşüm yönteminde A_i^j girdi aralıkları Denklem (3.49)'daki forma dönüştürülür.

$$\hat{A}_i^j = ((\alpha_i^j, \beta_i^j), (\alpha_i^j, \beta_i^j), \dots, (\alpha_i^j, \beta_i^j)) \quad (3.49)$$

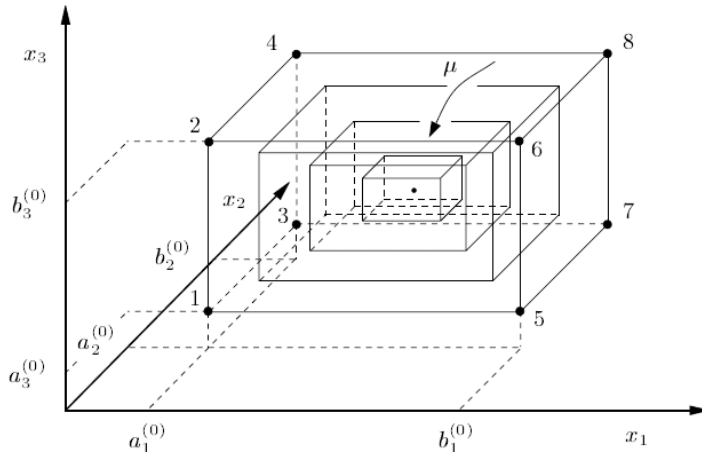
$$\alpha_i^j = (a_i^j, a_i^j, \dots, a_i^j) \text{ ve } \beta_i^j = (b_i^j, b_i^j, \dots, b_i^j) \quad (3.50)$$

Dönüşmüş form $\hat{A}_i^j$, i değişken numarasını göstermek üzere 2^{i-1} çiftten, α_i^j ve β_i^j 'de 2^{n-i} elemandan oluşmaktadır. Örnek olarak, üç bulanık değişkenden oluşan bulanık parametrelili bir sistemde $\mu = 0$ seviyesinde, α kesimi için dönüşmüş form aşağıda verilmiştir. $A_1^0 = [a_1^0, b_1^0]$, $A_2^0 = [a_2^0, b_2^0]$ ve $A_3^0 = [a_3^0, b_3^0]$ aralıklarını tanımlamak üzere dönüşmüş formlar Denklem 3.51'de verilmiştir.

$$\begin{aligned} \hat{A}_1^0 &= (a_1^0, a_1^0, a_1^0, a_1^0, b_1^0, b_1^0, b_1^0, b_1^0) \\ \hat{A}_2^0 &= (a_2^0, a_2^0, b_2^0, b_2^0, a_2^0, a_2^0, b_2^0, b_2^0) \\ \hat{A}_3^0 &= (a_3^0, b_3^0, a_3^0, b_3^0, a_3^0, b_3^0, a_3^0, b_3^0) \end{aligned} \quad (3.51)$$

Bu dizilerin her bir kolonu belirsiz parametrelerin alt ve üst sınırlarının kombinasyonlarından birini temsil etmekte ve 3 değişken için geometrik olarak bir küboidin köşe noktalarına karşı gelmektedir. Sonraki adımda dizilerin her bir kolonu için amaç fonksiyonu hesaplanır. Sistemin çıktısı $\tilde{y}$ 'nin dönüşmüş ve ayrıklaştırılmış hali $\hat{B}^{(j)}$ ile gösterilirse, $\hat{B}^{(j)}$ 'nin k . elemanı $ky^{(j)}$ Denklem (3.52)'deki gibi hesaplanır. Azaltılmış dönüşüm yöntemi için $k = 1, \dots, 2^n$ 'dir.

$$ky^{(j)} = F(kx_1^{(j)}, kx_2^{(j)}, \dots, kx_n^{(j)}) \quad (3.52)$$



Şekil 3.10 : Dönüşümün yönteminin geometrik yorumu.

Bulanık çıktıların ayrıklaştırılmış hali Denklem (3.53)'teki küme ile gösterilebilir.

$$Y = \{B^0, B^1, \dots, B^m\} \quad (3.53)$$

$$B^j = [a^j, b^j] = kes_{\mu}(\tilde{y}_i) \quad a^j \leq b^j \quad j = 0, 1, 2, \dots, m \quad (3.54)$$

Aralıkların dönüşmüş hali $\hat{B}^j$, Denklem (3.55) yardımıyla çıktı aralıklarına dönüştürülür. Bu aralıklar tekrar birleştirilerek çıktı bulanık değişkeni $\tilde{y}$ elde edilir.

$$a^j = \min_k(a^{j+1}, ky^j) \quad ve \quad b^j = \max_k(b^{j+1}, ky^j) \quad (3.55)$$

$$a^m = \min_k(ky^m) = \max_k(ky^m) = b^m \quad (3.56)$$

Dönüşüm yönteminin bir ürünü olan etki katsayıları, her girdinin çıktılardaki toplam belirsizliğe göreceli katkısını göstermektedir. Etki parametreleri yardımıyla hangi parametrenin hangi çıktıdaki belirsizliğe katkısı daha fazla olduğu belirlenebilir. Bu değerler ayrıca model parametrelerinin seçiminde de kullanılabilir. Böylece hassas olmayan parametreler güncelleme dışında tutulur. Ayrıca son kısımda etki parametreleri ve olasılıkta sıkça kullanılan varyasyon katsayıları arasındaki

korelasyon gösterilmiştir. Herhangi bir model parametresine ait etki parametresi ρ_i Denklem (3.57) - (3.60) ile hesaplanabilir. Denklem (3.61) ise etki parametreleri için uygunluk şartıdır.

$$\eta_i^j = \frac{1}{2^n (a_i^j - b_i^j)} \sum_{k=1}^{n-i} \sum_{l=1}^{i-1} (y_{s2}^j - y_{s1}^j) \quad i=1,..,n \quad j=1,...,m-1 \quad (3.57)$$

$$s1 = k + (l-1)2^{n-i+1} \quad (3.58)$$

$$s2 = k + (2l-1)2^{n-i} \quad (3.59)$$

$$\rho_i = \frac{\sum_{j=1}^{m-1} \mu_j |\eta_i(a_i^j + b_i^j)|}{\sum_{q=1}^n \sum_{j=1}^{m-1} \mu_j |\eta_q(a_q^j + b_q^j)|} \quad (3.60)$$

$$\sum_{i=1}^n \rho_i = 1 \quad (3.61)$$

Denklem (3.57) - (3.61)'de n ve m sırasıyla model parametresi sayısını ve α kesimlerinin sayısını göstermektedir. y_{s1}^j ve y_{s2}^j ise j . α seviyesinde dönüştürülmüş aralık dizisi $\hat{Y}^{(j)}$ 'nin $s1$ ve $s2$. elemanlarıdır.

3.2.3.5 Optimizasyon yöntemleri

Önceki bölümlerde belirtildiği gibi bulanık kümeler α kesim yöntemiyle aralık sayılarına dönüştürülebilir. Bu şekilde bulanık analiz bir optimizasyon problemi olarak düşünülebilir. Her α kesimi için elde edilen aralıklar optimizasyon probleminde değişken için parametre uzayını teşkil eder. Tüm α kesimleri için maksimum ve minimum sonuçlar bulunarak dönüşüm yönteminde olduğu gibi biraraya getirilir ve bulanık çıktılar elde edilir.

$$\tilde{y} = F(\tilde{x}) \text{ ve } \tilde{y}_\alpha = F(\tilde{x}_\alpha), \forall \alpha \in [0, 1] \quad (3.62)$$

$$\tilde{y}_\alpha = F(\tilde{x}_\alpha) \Leftrightarrow \begin{cases} \tilde{y}_\alpha^- = \min(F(\tilde{x})) \\ \tilde{y}_\alpha^+ = \max(F(\tilde{x})) \end{cases} \quad x_i \in x_{i_\alpha} \text{ veya } x_i \in [\underline{x}_i, \bar{x}_i]_\alpha \quad (3.63)$$

Bu tür bir optimizasyon problemi için bir çok optimizasyon yöntemi kullanılabilir. Global optimizasyon yöntemlerinden genetik algoritmalar, yerel optimizasyon yöntemlerinden sıralı quadratik programlama kısıtlı optimizasyon için uygun bir yöntemdir. Bu yöntemlerin dışında yapısal sistemlerin bulanık analizi için Massa ve

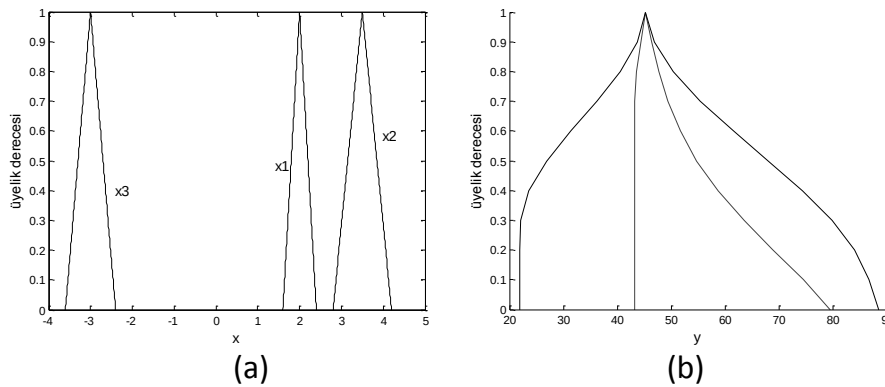
diğ. (2008) tarafından PAEM (Pade approximant with extrema mangement method), Degruwe (2008) tarafından GαD Algoritması ve yine Massa ve diğ.(2006) tarafından TEEM (Taylor's Expansion with Extrema Management) yöntemi önerilmiştir. Bu üç yöntemde amaç fonksiyonunun türevine ihtiyaç duymaktadır.

Yukarıda açıklanan yöntemlerin seçimi ele alınan fonksiyonun yapısına bağlıdır. Fonksiyonun monotonik veya monotonik olmayışı, değişken sayısı ve hesaplama zamanı yöntemlerin seçiminde etkilidir. Aralık yöntemleri genelde hesaplama zamanı açısından avantajlı olmasına rağmen sonuçlar konservatif olmaktadır. Monotonik fonksiyon ve değişken sayısının az olduğu durumlarda dönüşüm yöntemi uygun olmakla beraber değişken sayısının çok olduğu ($n > 30$) durumlarda 2^n kere fonsiyon hesabı gerektirdiğinden uygun olmamaktadır. yerel optimizasyon yöntemleri çok modlu ve süreksiz fonksiyonlar için global optimumu bulamadıklarından uygun olmamakla beraber global optimizasyon yöntemleri hesaplama zamanı açısından dezavantajlı olsa da her çeşit fonksiyon için en doğru sonucu vermektedirler.

Örnek 3.3

Monotonik olmayan üç değişkenli bir fonksiyon için azaltılmış dönüşüm yöntemi ve GA ile bulanık analiz yapılmıştır. Girdiler Şekil 3.11a'da ve sonuçlar Şekil 3.11b'de verilmiştir. Dönüşüm yöntemi için hesaplama zamanı 0.137 sn iken GA'da pop=200 ve gen=100 için 59 sn olmaktadır. Fakat fonksiyonun monotonik olmayan davranışından dolayı azaltılmış dönüşüm yöntemi ile bulunan sonuçlar doğru olmamaktadır.

$$f(x) = 10n + x_1^2 - 10 \cos(2\pi x_1) + x_2^2 - 10 \cos(2\pi x_2) + x_3^2 - 10 \cos(2\pi x_3)$$



Şekil 3.11 : Bulanık parametreler a) Bulanık girdiler b) Bulanık çıktılar (--- azaltılmış dönüşüm yöntemi, — GA).

3.3 Belirsizlik Analizinde Meta Modeller ile Çıktıların Hesaplanması

Önceki bölümlerde açıklanan girdi-çıkıtı sistemleri için kullanılan belirsizlik yayılımını yöntemlerinin açıklandığı üzere çeşitli avantaj ve dezavantajları vardır. Fakat belirsizlik yayılımında ister olasılık tabanlı ister olasılık tabanlı olmayan yöntemler kullanılsın dikkate alınması gereken en önemli sorun hesaplama zamanıdır. Bunun nedeni bu yöntemlerin çok sayıda model hesaplaması gerektirmeleridir. Özellikle karmaşık ve detaylı modellerin kullanılması durumunda hesaplama zamanı çok fazla artmaktadır. Böylece karmaşık modeller yerine kullanılabilir olacak, hesaplama zamanını büyük ölçüde azaltan yöntemlere başvurulması kaçınılmaz olmaktadır.

Bundan sonraki bölümlerde aralık statik ve dinamik çıktıların, seçilen model parametrelerine bağlı olarak bazı özel durumlardaki hesabından bahsedilecektir. Ayrıca bu çalışmada aralık mod şekillerinin Taylor serileri yardımıyla nasıl hesaplanacağı gösterilmiştir. Bununla birlikte meta model olarak kullanılan Gauss Process (GP) modeli açıklanmıştır. Yapıya ait dinamik ve statik çıktılar SE modeli yerine bu modeller kullanılarak hesaplanabilir.

3.3.1 Çıktıların Taylor serileri ile hesaplanması

Dönüşüm yönteminde olduğu gibi bulanık analiz, bulanık sayıların aralık sayılarına dönüştürülmesi ile yapılabilmektedir. Bu şekilde her α kesim seviyesi için aralık çıktıları hesaplanabilir ve bulanık çıktılar bu aralık çıktıların birleştirilmesi ile elde edilebilir.

Eğer kütle ve rijitlik matrisleri model parametrelerinin doğrusal olmayan fonksiyonları ise doğal frekanslar parametrelerin değişim aralığında monotonik davranırlar. Bu durum yerdeğiştirmeler için de aynıdır. Fakat özvektörler model parametreleri sistem matrislerinin doğrusal fonksiyonu olsa dahi her zaman monotonik davranmayabilir. Bu parametrelerin değişim uzayına bağlıdır. Bu durum Denklem (3.64) - (3.66)'de verilen eşitlikler ile açıklanabilir. Denklem (3.64)'den görüleceği üzere eğer sistem matrisleri model parametrelerin doğrusal fonksiyonu ve kütle matrisi model parametrelerin fonksiyonu değil ise özdeğerlerin türevlerinin işareti parametre uzayında değişmeden kalması gerekmektedir. Fakat Denklem (3.66)'daki α_{ik} terimlerinin işareti $\omega_i^2 - \omega_k^2$ 'nin işaretinin değişmesinden dolayı

değişebilir. Bu durumda Denklem (3.65)'de verilen özvektörlerin türevlerinin işareti parametre uzayında sabit kalmayabilir.

$$\frac{\partial \omega_i^2}{\partial \theta_j} = \phi_i^T \frac{\partial K}{\partial \theta_j} \phi_i - \omega_i^2 \phi_i^T \frac{\partial M}{\partial \theta_j} \phi_i \quad (3.64)$$

$$\frac{\partial \phi_i}{\partial \theta_j} = \sum_{k=1}^d \alpha_{ik} \phi_k \quad (3.65)$$

$$\alpha_{ik} = \begin{cases} \frac{\phi_k^T \left[\frac{\partial K}{\partial \theta_j} - \omega_i^2 \frac{\partial M}{\partial \theta_j} \right] \phi_i}{\omega_i^2 - \omega_k^2} & \text{eğer } i \neq k \\ -\frac{1}{2} \phi_i^T \frac{\partial M}{\partial \theta_j} \phi_i & \text{eğer } i = k \end{cases} \quad (3.66)$$

Yukarıdaki denklemlerde θ_j , j .model parametresi, ω_i , i .doğal frekans, ϕ_i , i . mod şekli, d , SE modelinin serbestlik derecesi, K ve M ise sırasıyla rijitlik ve kütle matrisleridir.

3.3.1.1 Aralık özdeğerleri ve yerdeğiřtirmelerin hesabı

Eğer sistem matrisleri model parametrelerinin monotonik fonksiyonları ise doğal frekans ve statik yerdeğiřtirmeler tanımlanan parametre uzayında monotonik olarak deęiřeceklerdir. Bundan dolayı doğal frekans ve yerdeğiřtirmeler Denklem (3.67)-(3.70)'de verilmiřtir.

$$\lambda_j^I = [\underline{\lambda}_j, \bar{\lambda}_j] = \left[\frac{\underline{k}}{\underline{m}}, \frac{\bar{k}}{\bar{m}} \right] = \left[\frac{\underline{\phi}_j^T \underline{K} \underline{\phi}_j}{\underline{\phi}_j^T \underline{M} \underline{\phi}_j}, \frac{\bar{\phi}_j^T \bar{K} \bar{\phi}_j}{\bar{\phi}_j^T \bar{M} \bar{\phi}_j} \right] \quad (3.67)$$

$$\delta^I = [\underline{\delta}, \bar{\delta}] = \left[\underline{K}^{-1} f, \bar{K}^{-1} f \right] \quad (3.68)$$

$$\underline{K} = K_0 + \sum_{i=1}^l K_i \underline{\theta}_i, \quad \bar{K} = K_0 + \sum_{i=1}^l K_i \bar{\theta}_i \quad (3.69)$$

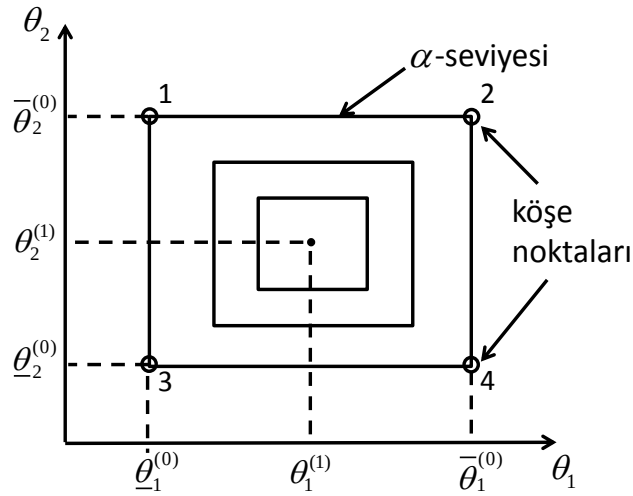
$$\underline{M} = M_0 + \sum_{i=1}^l M_i \underline{\theta}_i, \quad \bar{M} = M_0 + \sum_{i=1}^l M_i \bar{\theta}_i \quad (3.70)$$

Denklem (3.67)-(3.70)'de K_0 ve M_0 bařlangıř modelinin rijitlik ve kütle matrisi, λ_j^I , j . özvektör, δ^I yerdeğiřtirme vektörü, f yük vektörü, l model parametre sayısıdır.

Görüleceği üzere aralık özdeğer ve yerdeğiřtirmeleri hesaplamak için sadece iki kere SE analizi yapılmaktadır.

3.3.1.2 Aralık mod şekillerinin hesabı

Önceki bölümlerde tartışıldığı üzere mod şekilleri parametre uzayında monotonik olmayan davranış gösterebilmektedir. Bu durumda aralık mod şekillerinin hesabında global optimizasyon yöntemleri veya genel dönüşüm yöntemi kullanılmalıdır. Fakat bu yöntemlerin kullanılması bir sonraki bölümde açıklanacak olan bulanık sonlu eleman modeli güncellemesinde hesaplama zamanını çok arttırmakta hatta işlemi imkansız hale getirmektedir. Yalnız bu noktada şu belirtilmelidir ki kütle matrisleri model parametrelere bağılı değil, belirsizlik küçük ve yüksek dereceden mod şekillerinin türevleri aranmıyorsa mod şekilleri parametre uzayında monotonik davranabilir. Fakat bu durumda dahi her mod şekli bileşeni parametre uzayında farklı bir köşede maksimum veya minimum değerini almaktadır. Şekil 3.12’de iki parametrelili uzayda α kesimleri ve köşe noktaları gösterilmiştir.



Şekil 3.12 : İki parametrelili uzayda α kesimi gösterimi.

Aralık mod şekli bileşenleri, $\alpha=1$ seviyesinde (parametre uzayında deterministik analize karşı gelen noktada) Denklem (3.71) ve (3.72)’deki gibi Taylor serisine açılarak bulunabilir.

$$\underline{\phi}_{ij} \cong \phi_{ij}(\theta_0) + \nabla \phi_{ij}^T \Delta \theta^l + \frac{1}{2} \Delta \theta^{lT} \nabla^2 \phi_{ij} \Delta \theta^l \quad (3.71)$$

$$\bar{\phi}_{ij} \cong \phi_{ij}(\theta_0) + \nabla \phi_{ij}^T \Delta \theta^u + \frac{1}{2} \Delta \theta^{uT} \nabla^2 \phi_{ij} \Delta \theta^u \quad (3.72)$$

Denklem (3.71) ve (3.72)'de ϕ_{ij} ve $\bar{\phi}_{ij}$ j .mod şekli bileşeninin i .bileşeninin alt ve üst sınırlarıdır. θ_0 , model parametre vektörünün $\alpha=1$ (deterministik) kesimine karşı gelen kısmıdır. $\Delta\theta^l = \theta^l - \theta_0$ ve $\Delta\theta^u = \theta^u - \theta_0$ olmak üzere θ^l ve θ^u vektörleri mod şekli bileşenlerini minimum ve maksimum yapan köşe noktalarını içeren parametre vektörüdür. Her mod şekli bileşeninin minimum ve maksimumları farklı köşe noktalarında elde edildiğinden bu vektörler her mod şekli bileşeni için hesaplanmalıdır. Bu vektörler dönüşüm yönteminin bir defalık SE modeline uygulanarak mod şekli bileşenlerinin maksimum ve minimumlarının hangi köşe noktalarında meydana geldiğinin belirlenmesi ile bulunabilir.

3.3.2 Gauss Process modeli

Gauss Process (GP), girdi-çıkı sistemleri için hesaplama açısından avantajlı yaklaşık modeller geliştirmek için kullanılabilir. Belirsizlik yayılımı problemlerinde gerçek modellerin kullanılması hesaplama açısından avantajlı olmamaktadır. Bundan dolayı her çıktının GP modelinin kullanılması zaman kısıtını ortadan kaldırmaktadır. O'Hagan (2006), GP modellerinin 50 parametreye kadar iyi sonuçlar verdiğini belirtmektedir. Bu rakam ise yapı tanımlama problemleri için yeterlidir. Fakat GP modellerinin performansı parametre sayısından çok girdi-çıkı arasındaki ilişkiye bağlıdır.

Burada $\mathbf{x}$ girdi vektörü ve $[Y(x_1), Y(x_2), \dots, Y(x_n)]$, n gözleme dayalı çıktıları temsil etmektedir. Girdi vektörü $\mathbf{x}$ için uygun sayıda gözlem Merkezi Kompozit Dizayn (Central Composite Design) yöntemi gibi ikinci derece dizayn yöntemleri seçilebilir (Box ve Wilson, 1951). Eğer $Y(x)$ bir GP modelinin temsil ederse çıktıların ortalama ve kovaryansı Denklem (3.73) ve (3.74) ile hesaplanabilir.

$$E[Y(\mathbf{x})] = q(\mathbf{x})^T \boldsymbol{\beta} \quad (3.73)$$

$$Cov[Y(\mathbf{x}), Y(\mathbf{x}^*)] = \sigma^2 C(\mathbf{x}, \mathbf{x}^* | \boldsymbol{\xi}) \quad (3.74)$$

Yukarıdaki denklemlerde $q(\mathbf{x})$, eğilim fonksiyonu (Doğrusal eğilim için $[1 \ \mathbf{x}^T]^T$ ve sabit eğilim için 1'dir.), $\boldsymbol{\beta}$, regresyon katsayıları vektörü, $\mathbf{x}^*$, girdi uzayında test edilmeyen noktaları, σ^2 , tüm prosesin varyansı, $C(\mathbf{x}, \mathbf{x}^* | \boldsymbol{\xi})$ korelasyon fonksiyonudur. Korelasyon fonksiyonunun yönetici parametrelerini içeren $\boldsymbol{\xi}$ vektörü, $\boldsymbol{\beta}$ ve σ^2 parametreleri ile beraber belirlenmelidir. n gözleme bağlı Y prosesi için

korelasyon ve olasılık yoğunluk fonksiyonu Denklem (3.75) ve (3.76)'da verilmiştir. Girdi parametre uzayına bağlı olarak GP modellerinin performansını arttırmak için farklı korelasyon fonksiyonlarını kullanmak mümkündür (Schmidt ve dig., 2013). Fakat bu çalışmada, parametre tanılamasının uygulandığı problemlerde bir çıktı için GP modelindeki en büyük hata %0.001 civarında tespit edilmiştir. Bundan dolayı GP modelinin performansı ile ilgili bir çalışma yapılmamıştır.

$$C(\mathbf{x}, \mathbf{x}^*) = \exp(-\sum_{i=1}^m \xi_i (x_i - x_i^*)^2) \quad (3.75)$$

$$\mathbf{Y} \sim N_n(\mathbf{q}^T(\mathbf{x})\boldsymbol{\beta}, \sigma^2 \mathbf{R}) \quad (3.76)$$

Burada, $\mathbf{R}$ korelasyonları içeren $n \times n$ matris, m , girdi parametresi sayısıdır. Prosesi kontrol eden bütün parametreleri biliyorsak, parametre uzayında test edilmeyen noktalarda çıktının ortalama ve kovaryansı Denklem (3.77) ve (3.78) ile hesaplanabilir.

$$E[Y(\mathbf{x}^*)|\mathbf{Y}] = \mathbf{q}^T(\mathbf{x}^*)\boldsymbol{\beta} + \mathbf{r}^T(\mathbf{x}^*)\mathbf{R}^{-1}(\mathbf{Y} - \mathbf{F}\boldsymbol{\beta}) \quad (3.77)$$

$$\text{Cov}[Y(\mathbf{x})Y(\mathbf{x}^*)|\mathbf{Y}] = \sigma^2(C(\mathbf{x}, \mathbf{x}^*) - \mathbf{r}^T\mathbf{R}^{-1}\mathbf{r}) \quad (3.78)$$

Denklem (3.77) ve (3.78)'de, r , x ve her gözlem noktası arasındaki korelasyon değerlerini içeren vektör, $\mathbf{r}^*$ ise, $\mathbf{x}^*$ ve her gözlem noktası arasındaki korelasyon vektörüdür. $\mathbf{F}$, satırları $\mathbf{q}^T(x_i)$ olan bir matristir. Bu çalışma kapsamında, çıktının sadece ortalama değerleri kullanılacağından kovaryanslarının hesaplanmasına ihtiyaç duyulmamaktadır. Bundan dolayı her çıktı için SE modeli yerine sadece Denklem (3.77)'nin hesaplanması yeterli olacaktır.

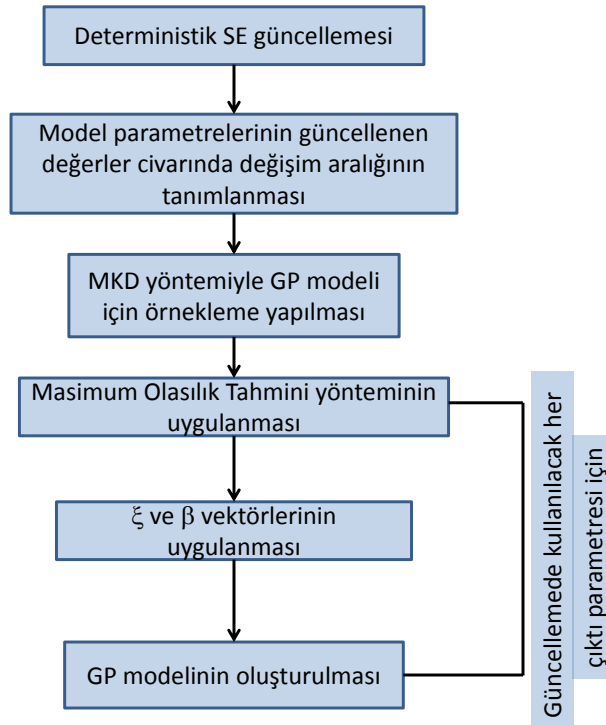
Her çıktının GP modelinin oluşturulması için prosesin yönetici parametreleri $\boldsymbol{\xi}$, $\boldsymbol{\beta}$ ve varyans σ^2 hesaplanmalıdır. Bunun için, bazı optimizasyon rutinleri gerektiren Maksimum Olasılık Tahmini (Maximum Likelihood Estimation) yöntemi uygulanmalıdır. Maksimum Olasılık Tahmininde temel fikir gözlenen veriler için en uygun çok değişkenli normal dağılımı belirlemektir. Bundan dolayı Denklem (3.79)'da verilen p boyutlu çok değişkenli normal olasılık yoğunluk fonksiyonunu, yönetici parametrelerinin bulunması için maksimize edilmelidir. Denklem (3.79)'un logaritması alınarak, GP modelinin ortalama ve kovaryans ifadelerini yerine yerleştirerek ve sabit terimleri ihmal ederek denklem (3.80) elde edilebilir. Şu belirtilmelidir ki Denklem (3.80) eşitliğin her iki tarafı -1 ile çarpılarak problem minimizasyon problemine dönüştürülmüştür. Yönetici parametreler $\boldsymbol{\xi}$, $\boldsymbol{\beta}$ ve σ^2 'nin

bulunması için Denklem (3.80) $\sigma^2 > 0$ and $\xi_i > 0 \forall i$ kısıtları altında minimize edilmelidir.

$$f(\mathbf{y}) = (2\pi)^{-p/2} |\boldsymbol{\Sigma}|^{-1/2} \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}) \right] \quad (3.79)$$

$$-\log f(\mathbf{Y} | x, \sigma^2, \boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{\beta}) = n \log(\sigma^2) + \log |\mathbf{R}| + \frac{1}{\sigma^2} (\mathbf{Y} - \mathbf{F}\boldsymbol{\beta})^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{F}\boldsymbol{\beta}) \quad (3.80)$$

Bir SE modelinde her çıktı için GP modeli oluşturulmalıdır. Bunun için yukarıda açıklandığı gibi bir optimizasyon problemi çözülmelidir. Bu durum zorlu olsa da sadece bir defa yapılacaktır. GP modelinin oluşturulması Şekil 3.13'de akış diyagramı ile özetlenmiştir. Bir sonraki bölümde açıklanacak olan bulanık SE güncellemesi yöntemi ile bulanık parametrelerin elde edilmesinde hesaplanması gereken SE modeli sayısı, GA için seçilen popülasyon ve model parametresi sayısına bağlıdır. Toplamda $G_n \times N \times 2^m$ sayıda SE modeli hesbına gerek duyulmaktadır. G_n , N ve m , sırasıyla jenerasyon sayısı, popülasyon büyüklüğü ve model parametre sayısıdır. Merkezi Kompozit Dizayn (MKD) yöntemi kullanıldığında parametre uzayında $2^m + 2m + 1$ sayıda örnekleme noktası gerekmektedir. Bu sayı geleneksel yöntemle göre oldukça düşüktür.



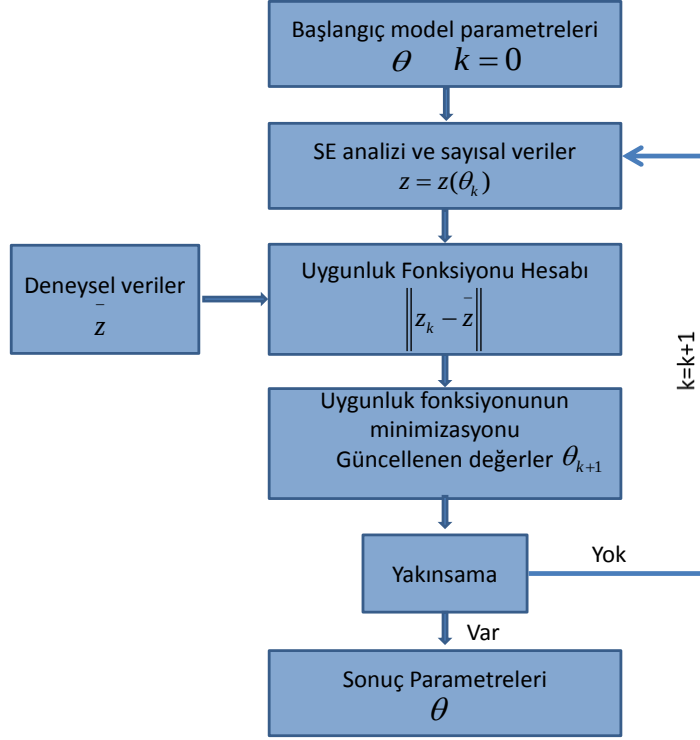
Şekil 3.13 : GP modelinin oluşturulması için akış diyagramı.

4. DETERMİNİSTİK VE BULANIK SONLU ELEMAN MODELİ GÜNCELLEMESİ

4.1 Deterministik Sonlu Eleman Modeli Güncellemesi

Karmaşık mühendislik yapılarının modellenmesinde SE yöntemi sıkça kullanılmaktadır. Bu yöntemle yapıların statik ve dinamik davranışları çeşitli kabuller altında tahmin edilmektedir. Fakat yapı davranışının doğru belirlenmesi ve modelin karar verme sürecine en iyi katkıyı sunabilmesi için güvenilir ve davranışı olabildiğince iyi temsil etmesi gerekmektedir. Özellikle mevcut yapıların güvenilirlik ve performans analizleri ile yapının mevcut durumunun gerçekçi olarak belirlenmesi, matematik modelin gerçek yapıyı ne kadar iyi temsil ettiğine bağlıdır. Fakat bu modeller, gerçek yapının malzeme özelliklerinden sınır koşullarına kadar yapı davranışını etkileyen birçok parametredeki belirsizlik ve çeşitli kabullerden dolayı gerçek yapıyı yaklaşık olarak temsil etmektedir. SEMG, bu noktada mevcut yapıdan elde edilen ölçümler ışığında, yapının matematik modelinin geliştirilerek mevcut yapı davranışının daha iyi tahmin edilmesini sağlamaktadır.

SEMG’de temel prensip mevcut yapıdan elde edilen veriler ile yapının SE modelinden elde edilen veriler arasındaki farkın minimize edilerek belirsiz model parametrelerinin güncellenmesidir. SEMG’de kullanılabilecek deneysel veriler, yapı davranışını temsil eden şekil değiştirme, yerdeğiştirme, doğal frekanslar, mod şekilleri ve frekans tepki fonksiyonları gibi statik ve dinamik bütün veriler olabilir. SEMG için akış diyagramı Şekil 4.1’de verilmiştir. Akış diyagramından da anlaşılacağı üzere başlangıç parametreleri amaç fonksiyonunun iteratif bir şekilde minimizasyonu ile en uygun değerlerini almaktadır. Burada amaç fonksiyonu en küçük kareler problemi olarak karelerin farkının toplamı şeklinde formülize edilebilir. Amaç fonksiyonu Denklem (4.1) - (4.5) ‘de verilmiştir.



Şekil 4.1 : SEMG için akış diyagramı.

$$f(\theta) = \|r(\theta)\|^2 = \begin{cases} r_f(\theta) \\ r_s(\theta) \\ r_d(\theta) \\ r_e(\theta) \end{cases} \begin{matrix} \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}^{mf} \\ \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}^{ms} \\ \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}^{md} \\ \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}^{me} \end{matrix} \quad (4.1)$$

$$r_f(\theta) = \frac{\lambda_j(\theta) - \bar{\lambda}_j}{\bar{\lambda}_j} \quad (4.2)$$

$$r_s(\theta) = \frac{\phi_j^l(\theta)}{\phi_j^r(\theta)} - \frac{\bar{\phi}_j^l}{\bar{\phi}_j^r} \quad (4.3)$$

$$r_d(\theta) = \frac{\delta_j(\theta) - \bar{\delta}_j}{\bar{\delta}_j} \quad (4.4)$$

$$r_e(\theta) = \frac{\varepsilon_j(\theta) - \bar{\varepsilon}_j}{\bar{\varepsilon}_j} \quad (4.5)$$

Denklem (4.1) – (4.5)’de θ güncellenen model parameterini, $\lambda_j(\theta)$, $\delta_j(\theta)$ ve $\varepsilon_j(\theta)$, sırasıyla j . özdeğer, yerdeğiştirme ve şekil deęiştirme, $\phi_j^l(\theta)$, güncellemede kullanılan mod şekli bileşenlerini, $\phi_j^r(\theta)$, referans bir mod şekli bileşenini temsil

etmektedir. Üstü çizili parametreler deneysel verilerdir. Literatürde farklı formülasyonlarda mevcuttur. Mod şekli vektörleri yerine Denklem (4.6) ve (4.7) 'de verilen Mod Korelasyon Kriteri (MAC) ve modal şekil değiştirme enerjisi de model parametrelerin bu büyüklüklere daha hassas olmasından dolayı tercih edilebilir (Lu and Yun, 2010, Jaishi and Ren, 2006, Wang, 2011).

$$r_s^i(\theta) = 1 - \frac{[(\phi_i^d)^T (\phi_i^a(\theta))]^2}{[(\phi_i^d)^T (\phi_i^d)][(\phi_i^a(\theta))^T (\phi_i^a(\theta))]} \quad (4.6)$$

$$r_s(\theta) = \sum_{i=1}^{ms} \frac{[(\phi_i^a(\theta))^T K(\phi_i^a(\theta))]^2}{[(\phi_i^d)^T K(\phi_i^d)]} - 1 \quad (4.7)$$

SEMG'de güncellenen model parametreleri, mevcut yapının davranışına hassas ve kesin olmayan parametrelerden seçilmelidir. Bunlar, sınır koşulları, malzeme sabitleri, eğilme, uzama ve kayma rijitlikleri olabilir. Genelde, tüm yapılarda elastisite modülü doğrudan gerilme-şekil değiştirme durumu ile ilgili olduğundan yapıdaki herhangi bir hasar durumu pratik olarak basitçe elastisite modulündeki değişim ile temsil edilebilir. Hasar mekaniği prensipleri ile çok daha detaylı hasar modelleri yapmak ve bu modellere ait parametreleri güncellemek mümkün olsa dahi karmaşık inşaat mühendiliği yapıları için pratik olmamaktadır. Yapı sağlığı izlemesinde farklı hasar veya çatlak modelleme yöntemleri Friswell and Penny (2002)' de bulunabilir.

SEMG yöntemi sadece hasar belirleme yöntemi olarak değil, yapısal tanımlama yöntemi olarak görülmelidir. Bir yapıda hasarın belirlenmesi için özellikle hasara yakın bölgelerden veri toplanmalı ve bu bölgelere ait parametreler güncelleme için seçilmelidir. Bununla birlikte yapının hasarsız durumuna ait referans bir model olması da gerekebilir. Fakat son yıllarda gelişen yapı sağlığı izleme teknolojileri (veri toplama cihazları, yöntemleri ve sensörler), bilgisayarların işlem kapasiteleri ve paralel hesaplama teknikleri mevcut yapılardan çok sayıda veri toplanmasını ve karmaşık modellerin güncellenmesini mümkün kılmaktadır. Bu çalışmanın amacı yapılarda hasar belirlemekle beraber SE modellerine ait parametrelerin güncellenerek yapı davranışını olabildiğince temsil etmek olarak belirlenmiştir. Güncellenen parametreler Denklem (4.8)'deki gibi tanımlanabilir.

$$\varphi_g = \varphi_l + [(\varphi_u - \varphi_l)\theta] \quad (4.8)$$

Burada φ_g , güncellenmiş model parametreleri, φ_l , güncellenen model parametrelerinin alt sınırı, φ_u , güncellenen model parametrelerinin üst sınırını, θ , ise $[0,1]$ aralığındaki parametrelere karşı gelmektedir. Güncellenen parametrelerin seçiminde parametrelerin belirsizliği ve yapı davranışına hassaslığı dikkate alınmalıdır. Belirsizliği ve hassaslığı fazla olan parametreler tercih edilmelidir. Bunun dışındaki parametrelerin güncellenmesi kaynak israfı olacaktır (Atamturktur ve diğ., 2012).

4.2 Modal Parametre Tanılama Teknikleri

Bu bölümde yapısal tanımlada kullanılan deneysel dinamik verilerin analizi ve modal parametrelerin (doğal frekanslar, mod şekilleri, sönüm oranları) elde edilmesinde kullanılan yöntemlere kısaca değinilecektir. Bölüm 5'deki uygulamalarda modal parametrelerin elde edilmesi kullanılan Karmaşık Mod İşaretleme Fonksiyonu (KMİF) (Complex Mode Indicator Function) açıklanacaktır.

Modal parametre tanımlama teknikleri, sistem girdi ve çıktıları veya sadece çıktıları kullanarak modal parametrelerin tayinini amaçlar. Bu konuda çok sayıda çalışma mevcuttur. Bunlardan, Doebling ve diğ. (1996)'de farklı yöntemlerin kısa özetleri ve karşılaştırılmaları bulunabilir. Modal parametre tanımlama yöntemleri, zaman ve frekans alanında olmak üzere iki farklı kısımda incelenmektedir. Bu çalışmada kullanılan KMİF yöntemi frekans tanım alanı kapsamındaki yöntemlerdendir. Dinamik testlerde en ideal durum hem çoklu girdilerin (yük, v.s) hem de çoklu çıktıların (yerdeğiştirme, ivme, v.s) bilinmesi durumudur. Bu durumla ilgili uygulamalar çok olsa da gerçek inşaat mühendisliği yapılarında girdinin bilinmesi pek mümkün olmamaktadır. Gerçek uygulamalarda trafik, rüzgar gibi çevre etkilerden meydana gelen titreşimlerin ölçülmesi ve analizi yaygındır.

Zaman alanı yöntemleri başlıca Karmaşık Exponansiyel Algoritması (Complex Exponential Algorithm), Poliferans Zaman Alanı yöntemi (Polyreference Time Domain), İbrahim Zaman Alanı yöntemi (İbrahim Time Domain) ve Özsystem Gerçekleme Algoritması (Eigensystem Realization Algorithm)'dır. Bu yöntemlerin başlangıç noktası yapının serbest ve ani yükleme altındaki zaman tanım alanındaki titreşimleridir. Fakat çevre titreşimlerinden gelen veriler de ön işlemlerden

geçirilerek kullanılabilir. Bu yöntemler hakkındaki detaylı bilgi Allemang (1999), Peeters ve Ventura (2003) de bulunabilir.

Frekans alanı yöntemlerin de ise zaman alanı verileri frekans alanına dönüştürülmektedir. Modal parametreler Frekans Tepki Fonksiyonları (FTF) yardımı ile hesaplanmaktadır. Bu yöntemlerin avantajı daha az sayıda hesaplamalı modun (gürültülü veya sayısal mod) bulunması, dezavantajı ise Hızlı Fourier Dönüşümü'nün gelen sinyalleri periyodik kabul etmesinden kaynaklanan akma (leakage) problemidir.

Frekans alanında modal parametrelerin hesaplanmasını temel alan çok sayıda yöntem ve uygulama vardır. Bunlardan başlıcaları zirve seçim yöntemi, frekans alan ayırma yöntemi (Brincker ve diğ., 2001), Deterministic ve stokastik alt uzay tanımlama teknikleri, Hilbert dönüşüm yöntemi (Agneni, 2010) ve Karmaşık mod işaretleme fonksiyonu yöntemleri (Shih ve diğ., 1988)'dir. Bu yöntemlerin modifiye edilmiş versiyonları ve mevcut yapılara uygulamaları Catbas ve diğ. 2004, 2006, Bakir 2011, Bakir ve Diğ. 2012 'de bulunabilir. Bu çalışma kapsamında modal parametrelerin tanımlanması amacıyla kullanılan KMİF yöntemi aşağıda özetlenmiştir.

KMİF yönteminde ilk adım Denklem (4.9)'de görüldüğü gibi FTF'larına tekil değer ayrıştırılması yönteminin uygulanmasıdır.

$$[H(\omega_i)]_{(N_o \times N_i)} = [U]_{(N_o \times N_i)} [S]_{(N_i \times N_i)} [V]_{(N_i \times N_i)}^H \quad (4.9)$$

Burada $H(\omega_i)$ FTF matrisi, $[S]_{(N_o \times N_i)}$ tekil değerler matrisi, $[U]_{(N_o \times N_i)}$ ve $[V]_{(N_i \times N_i)}^H$ sol ve tekil vektörleri ifade etmektedir. N_o çıktı sayısı, N_i ise girdi sayısını göstermektedir. Denklem (4.9)'den anlaşılabacağı üzere FTF matrisinin kolonları sol tekil vektörlerin, satırları ise sağ tekil vektörlerin doğrusal kombinasyonudur. FRF matrisinin tekil değer ayrıştırması, Denklem (4.10)'daki gibi FTF matrisinin özdeğerler ve özvektörlerine ayrılmasına benzerdir. FTF matrisinin genliği ile ilgili bilgi, sağ ve sol tekil vektörler birim vektör olduğundan tekil değer matrisinin içindedir. FTF matrisinin tekil değerleri her spectral çizgi için grafikleri çizilir ise rezonans frekansları KMİF ile görsel olarak tespit edilir hale getirilebilir.

$$[H(\omega_i)] = [\Psi]_{N_o \times 2N} \left[\frac{1}{j\omega - \lambda} \right]_{(2N \times 2N)} [L]_{(2N \times N_i)}^T \quad (4.10)$$

Önceden belirtildiği üzere $[U]$ ve $[V]$, tekil değer ayrıklaştırmasındaki birim matrislerdir. Ek olarak mod şekilleri ile katılım faktörleri $[\psi]$ ve $[L]$ belirli bir mod için sabittir. Böylece, frekans çizgisinin rezonansa yakın bölgelerinde, sistem kutupları ve frekanslar, KMİF grafiğinde yerel maksimumlar meydana getirmektedir. KMİF grafiğinde uç tekil değerleri yüksek ihtimalle sistemin kutup noktaları olmaktadır. Ek olarak, sol tekil vektörler, sistemin rezonanstaki cevabı olduğundan sistemin yaklaşık modal vektörleridir. Bu modal vektörler daha sonra ölçülen değerleri seçilen uç değerlerin sayısı kadar tek serbestlik dereceli sistemlere indirgenmektedir. Bu çıktıların fiziksel kordinatlardan modal kordinatlara dönüştürülmesi gibi dikkate alınabilir. Dönüşüm tamamlandıktan sonra arttırılmış FTF (aFTF)'ler her tek serbestlik dereceli sistem için hesaplanabilir.

aFTF'lerinin hesaplanması için sağ tekil vektörler uygun ölçeklendirme için modifiye edilir. Modifiye edilmiş sağ tekil vektörler hesaplandıktan sonra, bu vektörler veriyi fiziksel kordinatlardan modal kordinatlara döndürmektedirler. Böylece bütün sistem tek serbestlik dereceli sistemlere ayrılmaktadır. Denklem (4.11)'de m . sistem modu için aFTF verilmiştir. aFTF'lerin amacı tek bir moda olan katkıların arttırılması ve diğer modlara olan katkıların azaltılmasıdır.

$$\{eH(\omega_i)\}_m = \{U\}_m^H \left[[\psi] \left[\frac{1}{j\omega_i - \lambda_r} \right] [L]^T \right] \{V_{scaled}\}_m \quad (4.11)$$

aFTF'lerin kalitesi sol tekil vektör ile modal vektör $[\psi]$ 'nin iç çarpımına bağlıdır. Eğer bu vektörler karşılıklı olarak ortogonal ise aFTF'ler tamamen ayrık olacak ve tek modlu bir FTF grafiğindeki gibi tek bir uç nokta barındıracaktır. Diğer durumda ise birden fazla uç noktası olabilir. Tek serbestlik dereceli sistemlerinin elde edilmesinde sonra ikinci adım modal frekans, sönüm ve modal ölçeklerin her mod için ayrı ayrı belirlenmesidir. Burada herhangi zaman veya frekans alanı algortiması kullanılabilir.

4.3 Yapısal Tanılamada Belirsizlikler

Belirsizlikler genel olarak epistemik ve doğal (aleatory) olmak üzere iki sınıfa ayrılmaktadır (Ang and De Leao, 2005). Epistemik belirsizlikler bilgi eksikliğinden kaynaklanan ve bilgi ile beraber azalan belirsizliklerdir. Kesin olmayan modeller, ölçümlerden kaynaklanan hatalar ve yetersiz veri bu sınıfa girmektedir. Doğal

belirsizlikler ise doğadaki rastlantısallıktan kaynaklanmakta ve azaltılamamaktadır. Rastgele çevresel etkilerden kaynaklanan kuvvetler, yapısal malzemelerin mekanik özelliklerindeki kalıtsal değişkenlikler bu gruptadır. Bu tip belirsizlikler, genelde veri analizlerinden ve mühendislik yargılarından elde edilen olasılık dağılımları ile modellenmektedir.

Yapısal tanımlamada belirsizlikler iki kısma ayrılabilir. Birincisi ölçümlerden kaynaklanan diğeri ise modellemeden kaynaklanan belirsizliklerdir. Her iki gruba ait belirsizlikler epistemik veya doğal belirsizlik olabilir. Ölçümlerden ve modellemeden kaynaklanan belirsizlikler Tablo 4.1’de verilmiştir.

Çizelge 4.1 : Yapısal tanılamada belirsizlikler.

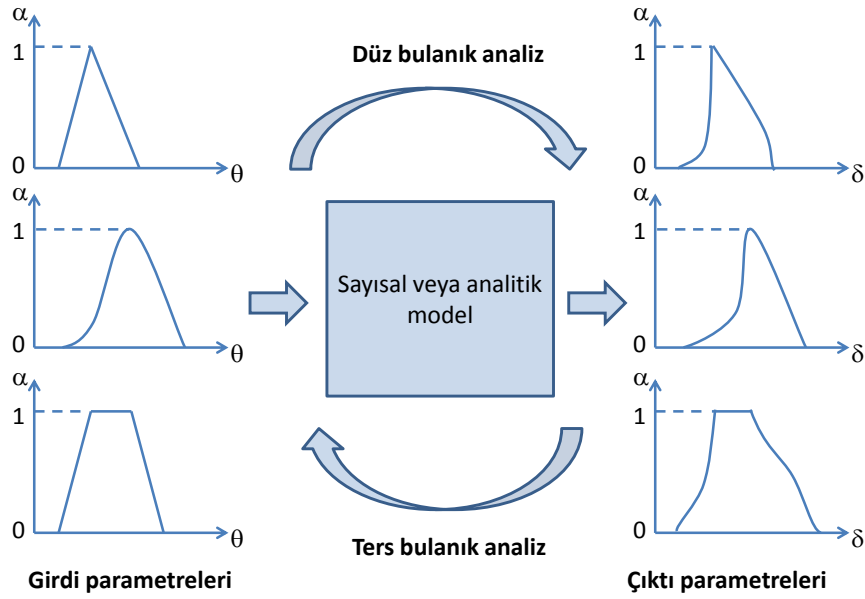
Ölçümlerden kaynaklanan belirsizlikler	Modellemeden Kaynaklanan belirsizlikler
• Sensor sayısı (yoğunluğu) • Kuvvetlerin ölçülmesindeki zorluklar • Sadece çıktı verilerinin kullanıldığı uygulamalarda eksitasyonla ilgili belirsizlikler • Veri toplama cihazlarının, sensörlerin ve bağlantıların güvenilirliği	• 3 Boyutlu geometrik modellemedeki zorluklar • Yapı elemanlarının ve birleşimlerinin malzeme özellikleri • Yapısal olmayan elemanlar ve taşıyıcı sistemle etkileşimi • Sınır koşulları, yapı zemin etkileşimi • Sınır, süreklilik, malzeme ve rijitlikteki yad doğrusallık • Sıcaklık, rüzgar, nem gibi çevre etkilerinin dikkate alınamaması

4.4 Bulanık Sonlu Eleman Modeli Güncellemesi

4.4.1 Motivasyon

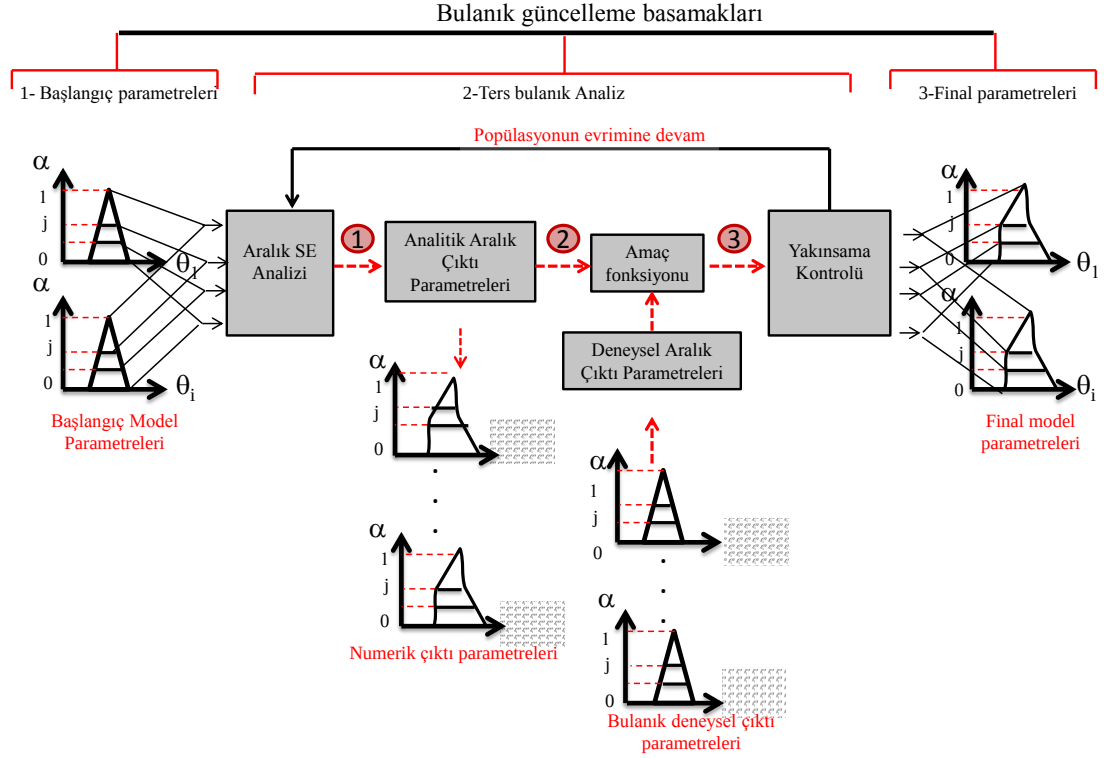
Bulanık sonlu eleman modeli güncellemesi önceki bölümlerde açıklanan bulanık küme teorisine dayanmaktadır. Mühendislik sistemlerinde girdiler ve çıktılardaki belirsizliği modellemek için bulanık sayılar ve karşı gelen bulanık analiz yöntemleri kullanılmıştır. İleri ve geri bulanık analiz Şekil 4.2’de gösterilmiştir. Şekil 4.2’den görüleceği üzere girdiler ve çıktılar farklı üyelik fonksiyonlarına sahip bulanık sayılardır. Bulanık parametrelerin üyelik fonksiyonları bir ön bilgiye dayanarak, uzman bilgisiyle veya geçmiş tecrübelerle dayanarak belirlenebilir. Literatürde önceki bölümlerde de belirtildiği gibi çalışmaların çoğu ileri bulanık analiz üzerinedir. Ters

bulanık analiz ise kolay bir yöntem olmayıp çok fazla fonksiyon hesaplaması gerektirmektedir.



Şekil 4.2 : Düz ve ters bulanık analiz.

Deterministik problemlerde olduğu gibi yetersiz ölçümün olması veya çözüm uzayında fonksiyonun kendisinde veya türevlerinde süreksizlikler bulunması problemin matematik olarak stabil olmasını engellemektedir. Bununla birlikte çözüm uzayında, model parametreleri ve yapı davranışı arasındaki ilişkiye bağlı olarak amaç fonksiyonu birden çok yerel minimum içerebilir. Bundan dolayı yerel optimizasyon algoritmalarının kullanımı tercih edilmemelidir. Bu çalışmada da popülasyon tabanlı global optimizasyon algoritmaları kullanılmıştır. Bu durum hesaplama açısından ek problemler getirirse dahi problemin çözümü için gereklidir. Popülasyon tabanlı yöntemler ile BSEMG yöntemi için akış diyagramı Şekil 4.3’de verilmiştir. Şekil 4.3’de görüldüğü üzere verilen amaç fonksiyonu popülasyon tabanlı bir algoritma ile minimize edilmekte ve bu işlemler her α -seviyesi için yapılmaktadır. Bu durumda çok fazla hesaplama gerekmektedir. Bunun için bu çalışmada da olduğu gibi paralel hesaplama yöntemlerine veya karmaşık SE modellerini yerine kullanılabilir meta modellere başvurulabilir.



Şekil 4.3 : Populasyon tabanlı optimizasyon yöntemleri ile BSEMG.

4.4.2 Formülasyon

BSEMG için amaç fonksiyonu ve ters problemin çözümünün tek olması için gerekli kısıtlar Denklem (4.12)'de verilmiştir.

$$\min f(\theta^{\text{int}}) = \underline{r}(\theta^{\text{int}})^T W \underline{r}(\theta^{\text{int}}) + \bar{r}(\theta^{\text{int}})^T W \bar{r}(\theta^{\text{int}}) \quad (4.12a)$$

$$\theta^{\text{int}} = [\underline{\theta}, \bar{\theta}] \quad (4.12b)$$

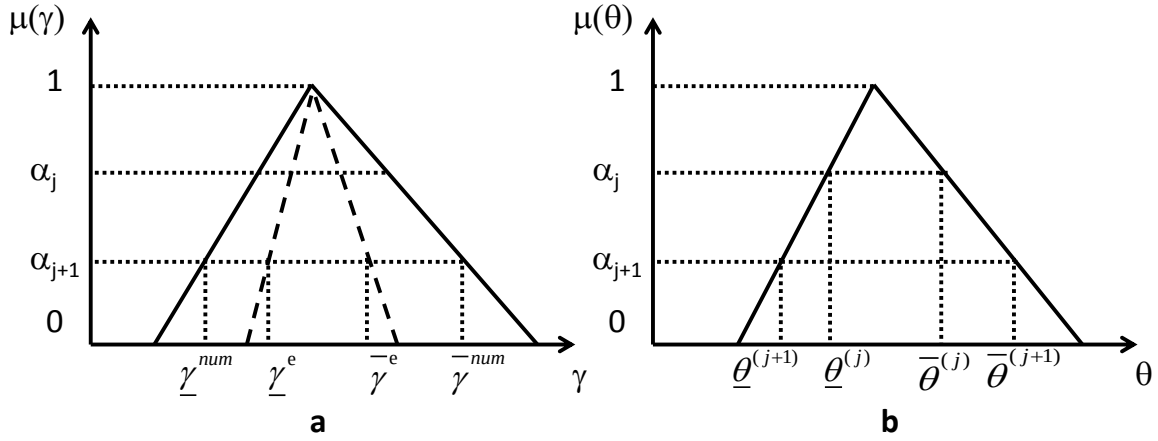
$$\underline{r}(\theta^{\text{int}}) = \frac{\underline{\gamma}(\theta^{\text{int}}) - \underline{\gamma}^e}{\underline{\gamma}^e} \quad (4.12c)$$

$$\bar{r}(\theta^{\text{int}}) = \frac{\bar{\gamma}(\theta^{\text{int}}) - \bar{\gamma}^e}{\bar{\gamma}^e} \quad (4.12d)$$

$$[\lambda^{\text{int}}, \phi^{\text{int}}, \varepsilon^{\text{int}}] = f^{\text{model}}(\theta^{\text{int}}) \quad (4.12e)$$

Burada θ^{int} , aralık değerli model parametre vektörü, W deneysel verilerin kesinliğine bağlı olarak belirlenebilecek ağırlık matrisi, $\gamma = [\lambda, \phi, \varepsilon]$ cevap vektörü, $f(\theta)$ amaç fonksiyonu, $f(\theta)^{\text{model}}$ problemin fiziğini tanımlayan model fonksiyonu (SE modeli)dur. Denklem (4.12e)'de özdeğerler, mod şekilleri ve şekil değiştirmeler

sırasıyla $\lambda, \phi, \varepsilon$ ile belirtilmiştir. Üst indis *int* karşı gelen parametrenin aralık değeri olduğunu belirtmektedir. Burada bulanık parametreler α kesim yöntemiyle aralık parametrelerine dönüştürülmüş ve Denklem (4.12)'deki amaç fonksiyonu her α seviyesi için minimize edilerek aralık model parametreleri bulunmuştur. Bu aralık parametreleri birleştirilerek sonuç bulanık parametreler elde edilmiştir. Şekil 4.4'de model ve çıktı parametrelerinin α seviyesi gösterimi verilmiştir. Parametrelerin üst ve altındaki çizgiler üst ve alt sınırları temsil etmektedir.



Şekil 4.4 : α seviyesi gösterimi a) çıktı parametreleri b) model parametreleri.

Bu çalışmada çıktılar model parametrelerinin monotik fonksiyonlarıdır. Başka bir deyişle çıktı uzayı yerel minimumlar içermemekte çıktılarının en büyük ve en küçük değerleri köşe noktalarında meydana gelmektedir. Bu durum daha önce de belirtildiği gibi her zaman geçerli olmayabilir. Çıktıların model parametrelerine göre monotonluğu tanımlanan model parametresi uzayı için ön bir analizle kontrol edilebilir. Böylece dönüşüm yöntemi aralık çıktıların elde etmede kullanılabilir. Bu durumda n model parametrelerin sayısı olmak üzere model fonksiyonu (SE modeli) 2^n defa hesaplanmalıdır. Karmaşık modeller için bu durum uygun olmadığından bunun yerine Gauss Prosesi gibi meta modellerin kullanılması daha uygun olmaktadır. Yukarıdaki denkleme ek olarak Denklem (4.13) – (4.16)'da verilen kısıtlarda çözümün tek olması için gerekli olmaktadır.

$$\underline{\theta}_i^{(j+1)} \leq \underline{\theta}_i^{(j)} \quad \forall j \in [0,1] \quad (4.13)$$

$$\bar{\theta}_i^{(j+1)} \geq \bar{\theta}_i^{(j)} \quad \forall j \in [0,1] \quad (4.14)$$

$$\underline{\gamma}_k(\theta^{\text{int}}) \leq \underline{\gamma}_k^e \quad k = 1, \dots, nm \quad (4.15)$$

$$\bar{\gamma}_k(\theta^{\text{int}}) \leq \bar{\gamma}_k^e \quad k=1, \dots, nm \quad (4.16)$$

Denklem (4.13) – (4.16)’ da j , α seviyesi, k çıktı numarası, nm ölçümlerin sayısıdır. Bu eşitlikler aynı zamanda bulanık model parametrelerinin konveks olmasını garantilemektedir. Konvekslik bulanık küme çözümlerinin tek olması için gerekli şarttır. Denklem (4.15) ve (4.16) ile verilen eşitlikler ise tüm deneysel bulanık çıktıların bulanık SE modelinden elde edilen çıktıların alt kümesi olmasını garantilemektedir. Aslında buradaki optimizasyon problemi bu şekliyle kısıtlanmış bir optimizasyon problemidir. GA’lar kısıtlı optimizasyon problemlerin çözümü için pratik bir yol sunmaktadır. Denklem (4.17)’de görüldüğü üzere, çözüm uzayında uygun olmayan noktalarda amaç fonksiyonuna büyük sayılar ekleyerek (minimizasyon problemi olduğu için) popülasyonun bu noktaları araştırması engellenebilir. Denklem (4.17)’de verilen H terimi amaç fonksiyonuna göre büyük bir sayıyı, $f^u(\theta)$ ise uygun olmayan bölgeler için amaç fonksiyonunu temsil etmektedir. Bu şekilde çözüm uzayında uygun olmayan alanlardan kaçılabilir.

$$f^u(\theta) = f(\theta) + H \quad (4.17)$$

4.5 En Uygun Sensör Konfigürasyonu İçin Bir Yöntem

Bu bölümde yapısal tanılama için en uygun sensör konfigürasyonunun elde edilmesini amaçlayan bir yaklaşım önerilmiştir. Bu yaklaşım, model parametrelerinin uygun bir biçimde güncellemesi için gerekli minimum bilginin toplanmasını temel almaktadır. Literatürde en uygun sensör konfigürasyonun için çeşitli yöntemler önerilmiştir. Nicoud ve dig. (2005) en iyi ölçüm sisteminin aday modeller arasında maksimum farkı sağlayan model olduğunu belirtmiş ve farklı modeller arasındaki bu farkın Shannon Entropi fonksiyonunu kullanarak nicellendirmiştir. SEMG için entropi tabanlı farklı sensör yerleştirme yöntemleri Papadimitriou ve dig. (2000) ve Chow ve dig. (2011)’de bulunabilir. Yi ve dig. (2011) en uygun sensör konfigürasyonu için mod şekillerinin ortagonallik özelliklerinden yararlanarak MAC matrisinin ortagonal değerlerinin maksimize edilmesini önermişlerdir. Bakır (2011)’de farklı sensör yerleştirme algoritmalarının karşılaştırılması bulunabilir.

Burada önerilen yöntemde model parametrelerinin çıktı parametrelerine (yerdeğiştirme, mod şekli bileşenleri) olan hassaslığı temel alınmıştır. Başlangıç olarak mühendislik öngörülleri ile sık bir sensör konfigürasyonu seçilmekte ve

parametrelerin çıktılarına hassaslıkları dikkate alınarak bir kümeleme algoritması uygulanmaktadır. Her sensör kümesinden hassaslık ve varyasyon katsayılarına göre bir sensör seçilmektedir. Yöntem aşağıda özetlenmiştir.

1) Güncellenecek model parametrelerinin belirlenmesi (sınır koşulları, malzeme sabitleri v.b.)

2) Güncellenen parametrelerin tanımlı olduğu uzayın seçilmesi.

3) Parametre uzayında m sayıda rastgele noktanın seçilmesi. Burada seçilen nokta sayısı parametre sayısına, parametre uzayının genişliğine ve girdi-çıkı arasındaki ilişkiye bağlıdır. Monte Carlo simülasyonlarına benzer olarak bir hata eşiği belirlenebilir.

4) Model parametrelerinin mutlak hassaslıklarının $s_{ij}^k = \left| \frac{\partial d_i^k}{\partial \theta_j} \right|$ $k=1,2,...,m$ parametre uzayında seçilen noktalarda hesaplanması. Burada, k , parametre uzayında herhangi bir nokta, s_{ij}^k , k . noktada, i . sensör değerinin j . model parametresine olan mutlak hassaslığı, d_i^k , i . sensör noktasında model çıktısı (yerdeğiştirme, mod şekli bileşeni), θ_j^k , j . model parametresidir.

5) Mutlak hassaslık matrisinin $\rho_{ij} = \sum_{k=1}^m s_{ij}^k$ bulunması. Burada ρ_{ij} , toplam mutlak hassaslıklara karşı gelmektedir.

6) Uygun sensörlerin seçilmesi;

I. Başlangıç sensörleri yerleri rastgele veya mühendislik yargıları ile yerleştirilir.

II. Sensör yerleri mutlak hassaslıklarına göre kümelenir. Kümeleme algoritmalarının bir ürünü olan bağlantı ağacı (Linkage tree) kümelerin türetilmesi için en uygun yöntemlerden biridir. Bağlantı ağacının oluşturulmasında Euclidean, Mahalanobis, Hamming gibi mesafe ölçülerinden herhangi biri kullanılabilir. Bağlantı değerleri aynı zamanda farklı sensör kümelerinin içerdiği bilginin birbirlerinden ne kadar farklı olduğunun göstergesidir. En uygun küme bağlantı değerlerinin bir sonraki

kümenin bağlantı değeri ile göreceli olarak çok fazla fark olmayan kümedir. Bu yaklaşım MATLAB programı yardımıyla kolayca uygulanabilir.

III. Aynı kümeye ait olan tüm model çıktıları için toplam mutlak diferansiyel

$$td_i = \sum_{j=1}^n \rho_{ij} \text{ (n parametre sayısı) ve varyasyon katsıysısı (vk) hesaplanır. Büyük}$$

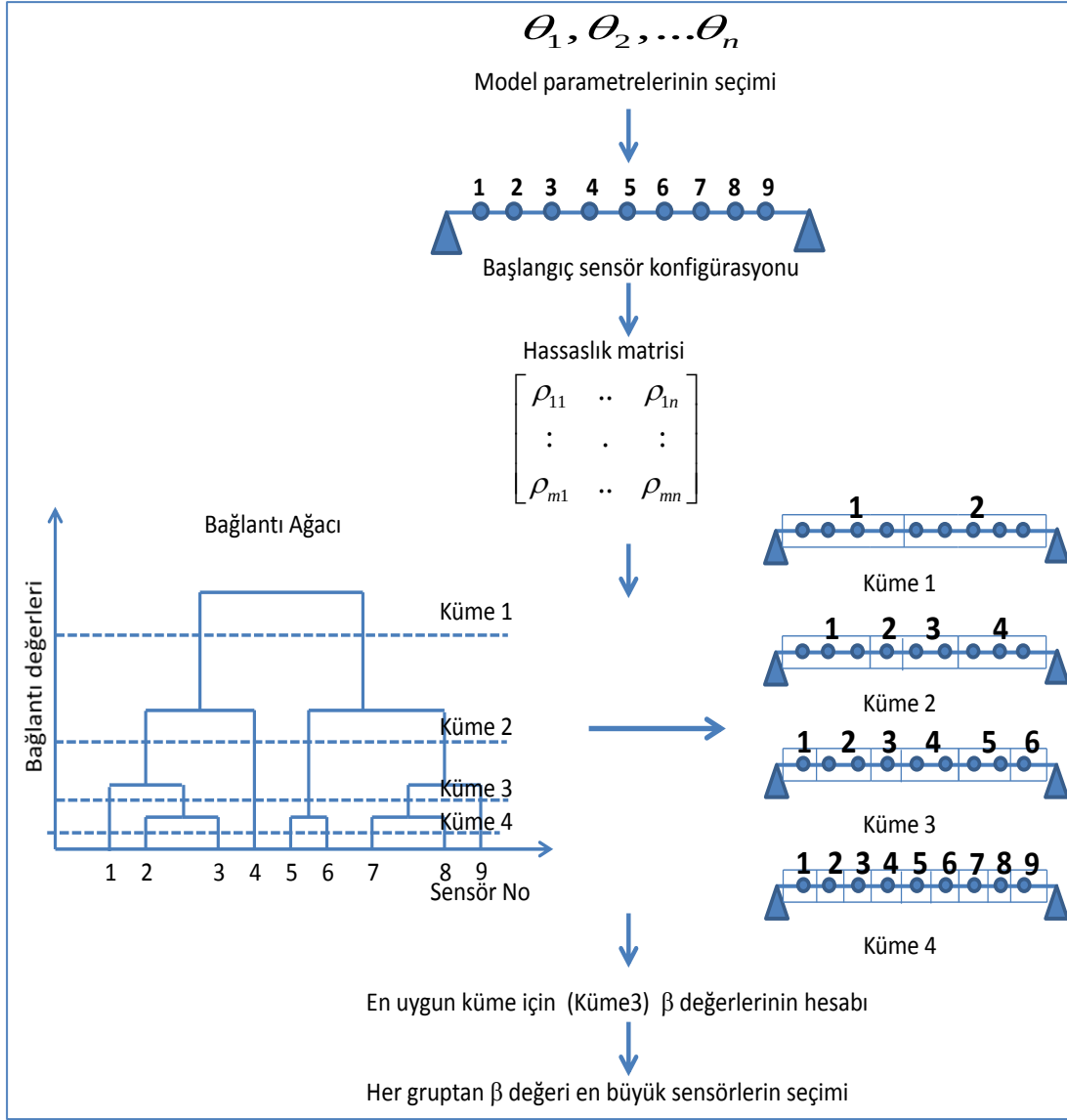
varyasyon katsıysısı o sensör değerinin daha çok modeli birbirinden ayırdığı anlamına gelmektedir.

IV. td ve vk değerlerinin 1'e normallenmesi. Normalleme işlemi her çıktı parametresine eşit ağırlık vermek için yapılmaktadır. Her kümeden en uygun sensörün seçilmesinde kullanılan $\beta = td + (\omega \times vk)$ hesaplanır. Her kümeden β değeri en büyük olan sensör seçilir.

V. III ve IV. adımlar her sensör kümesi için tekrarlanır.

Adım IV'de β değerlerinin hesaplanmasında kullanılan varyasyon katsıysısı ω gibi bir ağırlık katsıysısı ile çarpılmaktadır. Bunun nedeni bazı çıktı parametreleri model parametrelerine hassas olmayabilir ve çok küçük değerler alabilir. Bununla birlikte varyasyon katsıysıları büyük olabilir. Bundan dolayı varyasyon katsıysıları belirli bir ağırlıkta formüle dahil edilmelidir. Burada ω değeri 0.5 alınabilir.

Şekil 4.2'de yukarıda açıklanan yöntem için akış diyagramı verilmiştir. Akış diyagramından da görüldüğü üzere kümeleme analizinin bir parçası olan bağlantı ağacı çeşitli noktalardan kesilerek çeşitli kümeler oluşturulmaktadır. Bu kümelerden en uygunu, bağlantı değerleri arasındaki farkı bir sonraki küme ile göreceli olarak az olan kümedir. Örnek olarak, Küme 3 ve Küme 4 arasındaki fark diğerlerine göre daha azdır. Bundan dolayı Küme 4 'den elde edilen bilgi ile Küme 3'den elde edilen bilgi arasında dikkate değer bir fark olmayacaktır. Fakat Küme 3 ve Küme 2 ile Küme 2 ve Küme 1'in bağlantı değerleri arasındaki fark göreceli olarak fazla olduğundan bu kümelerin sağlayacağı bilgiler arasında fark olacaktır. Sonuç olarak böyle bir kümeleme azalizi sonucunda en uygun küme Küme 3 olacaktır. Sonraki adımda ise aynı küme içindeki her gruptan (Küme 3'de 1,2,...6 grupları) β değeri en büyük olan sensör seçilerek prosedür tamamlanır.



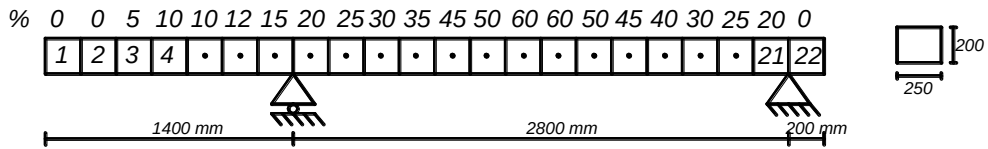
Şekil 4.5 : En Uygun sensör konfigürasyonu için akış diyagramı.

5. UYGULAMALAR VE SONUÇLAR

Bu bölümde ilk olarak GA operatörleri ve parametreleri simule edilmiş bir hasar senaryosu için karşılaştırılmıştır. Daha sonra BSEMG yöntemi, simule edilmiş çerçeve bir yapıya, yeni yapı sağlığı teknolojilerinin üzerinde denenebileceği referans bir laboratuvar yapısına ve son olarak da sahada statik ve dinamik testleri tamamlanan gerçek bir köprüye uygulanmış ve sonuçlar tartışılmıştır. Bu şekilde yöntem; simulasyon, laboratuvar ve sahadan toplanan verilerle doğrulanmıştır.

5.1 GA operatörlerinin SEMG için karşılaştırılması

Bu bölümde tüm temel GA operatörleri SEMG problemi için incelenmiştir. Tüm karşılaştırmalar Şekil 5.1’de verilen kiriş için sunulmuştur. Kiriş, 22 sonlu elemana bölünmüş ve her elemanın eğilme rijitliği güncellenen parametreler olarak seçilmiştir. Hasar senaryosu için Şekil 5.1’de her elemanın eğilme rijitliğindeki azalma % olarak verilmiştir.



Şekil 5.1 : Kiriş SE modeli ve hasar senaryosu.

Karşılaştırmalar, kullanılan operatörlerin performansı arasında dikkate değer bir fark olup olmadığını belirlemek amacıyla istatistik testler kullanılarak yapılmıştır. Birçok istatistik test mevcut olmakla beraber bu çalışmada Demsar (2006) tarafından da önerilen Friedman testi kullanılmıştır. Friedman testinde null-hipotezin (karşılaştırılan algoritmaların performansının aynı olduğu kabulü) reddedilmesi halinde Holm prosedürü ikili karşılaştırmalar için kullanılmıştır. Friedman ve Ivan Davenport istatistikleri sırasıyla Denklem (5.1)’e göre dağılmaktadır. Burada, k karşılaştırılan algoritma sayısı, R verilerin derecelerinin ortalamaları ve N veri sayısıdır. Eğer Denklem (5.1) ile bulunan değer belirli bir güvenlik değeri (burada

$\alpha = 0.05$) için belirlenen kritik değerden küçük ise null-hipotez reddedilir ve ikili karşılaştırmalar için Holm prosedürü kullanılır. Kritik değerler herhangi bir istatistik kitabında bulunabilir. Holm prosedüründe algoritmalar ikili biçimde karşılaştırılır.

Denklem (5.3)'de verilen z değeri yardımıyla normal dağılım tablosundan uygun olasılık değeri p seçilir. Bu olasılık değeri uygun bir α güvenlik değeri ile karşılaştırılır. Eğer olasılık değeri α 'dan küçük ise null hipotez reddedilir. Burada p değeri ile beraber herhangi bir α değeri için doğrudan karşılaştırma yapma imkanı veren doğrulanmış p değerleri (Adjusted p values, APV) de kullanılabilir (Garcia ve Herrera, 2008)

$$\chi^2 = \frac{12N}{k(k+1)} \left[\sum_j R_j^2 - \frac{k(k+1)^2}{4} \right] \quad (5.1)$$

$$F_F = \frac{(N-1)\chi_F^2}{N(k-1) - \chi_F^2} \quad (5.2)$$

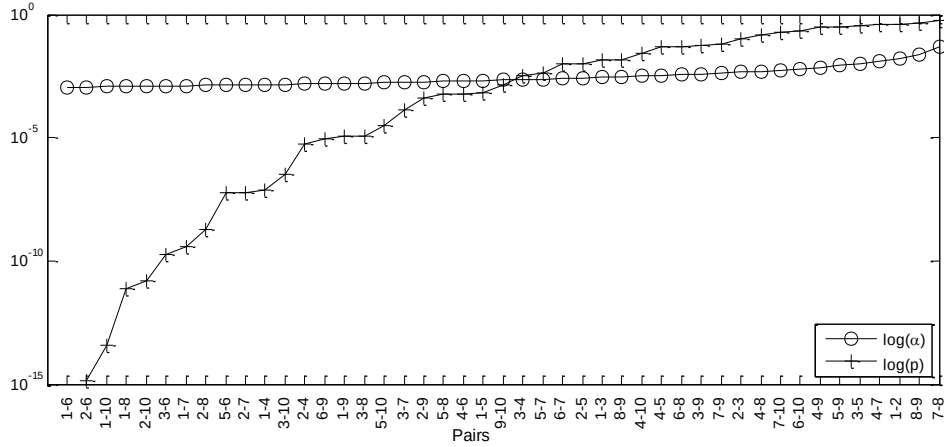
$$z = (R_i - R_j) / \sqrt{\frac{k(k+1)}{6N}} \quad (5.3)$$

İlk olarak ikili ve gerçek kodlamalı GA'lar karşılaştırılmıştır. İKGA, temel ikili kodlama (TİKGA) ve gray kodlamalı (GİKGA) olarak ikiye ayrılmıştır. Mustasyon, çaprazlama ve seçim yöntemleri için sırasıyla düzgün mutasyon, tek noktalı çaprazlama ve rulet tekerleği çaprazlama yöntemleri kullanılmıştır. Maksimum jenerasyon 500, popülasyon sayısı 100 ve çaprazlama oranı 0.8 alınmıştır. En uygun mutasyon oranını belirlemek için mutasyon oranı 0.01-0.10 arasında değişmektedir. Sonuçlar, Çizelge (5.1)'de verilmiştir. İlk ve ikinci satırlar 20 tekrar sonunda elde edilen ortalama ve standart sapmalardır. Üçüncü satır ise farklı mutasyon değerleri için 20 tekrarda en iyi amaç fonksiyonu oranlarıdır.

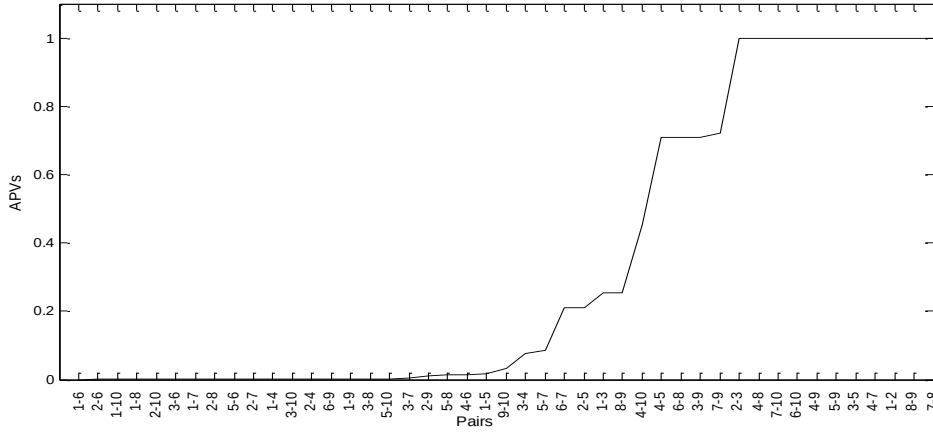
Çizelge 5.1 : Kodlama yöntemlerinin farklı mutasyon oranları için karşılaştırılması.

Algoritma No	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Kodlama	0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09	0.10
/mut.oranı										
TİKGA	0.4175	0.4006	0.2813	0.2914	0.2337	0.2823	0.1698	0.2174	0.1575	0.2512
	0.1670	0.2765	0.1826	0.1888	0.2368	0.2257	0.1869	0.2468	0.1371	0.2394
	%5	%5	-	-	%10	-	%50	-	%30	-
GİKGA	0.0070	0.0043	0.0038	0.0044	0.0058	0.0099	0.0097	0.0087	0.0101	0.0160
	0.0064	0.0050	0.0035	0.0043	0.0050	0.0087	0.0085	0.0077	0.0046	0.0129
	-	%20	%35	%45	-	-	-	-	-	-
GKGA	1.0499	0.6939	0.0868	0.0290	0.0355	0.0169	0.0275	0.0232	0.0559	0.0174
	1.1872	1.5923	0.1588	0.0274	0.0344	0.0153	0.0342	0.0213	0.1315	0.0099
	-	-	-	-	-	%70	-	%15	-	%15

Çizelge 5.1’den görüldüğü üzere TİKGA için elde edilen sonuçlar oldukça kötüdür. En iyi ortalama $P_m = 0.09$ için ve toplam en iyi amaç fonksiyonu değerlerinin %50’si $P_m = 0.07$ için elde edilmiştir. Aslında bu mutasyon değerleri İKGA’lar için biraz yüksektir. GİKGA için elde edilen sonuçlar diğer kodlama türlerinden elde edilenlerden oldukça iyidir. Bu durum gray kodlamanın Hamming mesafesi problemini çözmesinden kaynaklanmaktadır. Gray kodlama için en iyi sonuçlar mutasyon oranları 0.02-0.04 için elde edilmiştir. Bu da ikili kodlamalı GA için beklenen bir sonuçtur. GKGA için sonuçlar gray kodlamadan kötüdür. Bunun nedeni mutasyon operatörünün değişkenlere rastgele değerler atamasıdır. Fakat uygun operatörler kullanıldığında gerçek kodlamalı GA’ların performansı ikili kodlamalı GA’lara göre fazlasıyla artacaktır. Bundan dolayı bundan sonraki karşılaştırmalar GKGA’lar için verilmiştir.



(a) p ve α değerleri



(b) Doğrulanmış p -değerleri

Şekil 5.2 : GKGA için mutasyon değerlerinin istatistiksel karşılaştırılması.

Holm prosedürü ile birlikte Friedman testi GKGA için mutasyon olasılıklarına uygulanmıştır. İkili karşılaştırmaları daha anlaşılır yapmak için iki farklı grafik sunulmuştur. İlk figürde p değerleri ve karşı gelen güvenlik seviyeleri (α değerleri) verilmiştir. p ve α değerlerinin arasındaki farkı daha açık göstermek için logaritmik ölçü kullanılmıştır. İkinci figürde ise doğrulanmış p değerleri (APV) verilmiştir. APV seçilen herhangi bir güvenlik seviyesi için doğrudan karşılaştırma yapmada kullanılabilirler.

Mutasyon olasılıkları için Iman–Davenport istatistikleri 108 olarak hesaplanmıştır. Bu değer kritik değer olan 1.88 ($\alpha = 0.05$)’den oldukça büyüktür. Kritik değer hesaplanan değerden küçük olduğundan karşılaştırılan algoritmalar arasında bir fark olduğu açıktır. Bundan dolayı Holm prosedürü uygulanarak ikili karşılaştırmalar yapılabilir. Önceki paragrafta bahsedilen grafikler mutasyon olasılıkları için Şekil 5.2’de verilmiştir. Şekil 5.2a ve 5.2b’de x eksenini karşılaştırılan mutasyon olasılıklarını göstermektedir. Her mutasyon olasılığı Çizelge 5.1’de

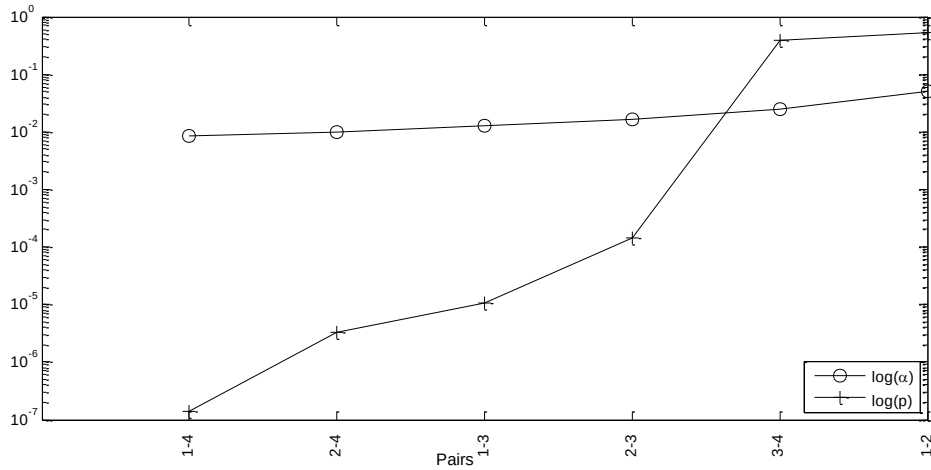
numaralandırılmıştır. Şekil 5.2’den anlaşılacağı üzere mutasyon olasılıklarının yarısı arasında dikkate değer fark vardır. Özellikle, 0.06’nın (6 nolu mutasyon olasılığı) performansı diğerlerine göre oldukça iyidir. Bu durumu, 6 nolu mutasyon olasılığının (6-10 hariç) olduğu tüm çiftler için null-hipotezin reddedilebilir olduğundan anlayabiliriz.

İkinci kısımda GA’nın en çok kullanılan seçme operatörlerinden rulet tekerleği ve turnuva seçme yöntemi farklı turnuva sayıları için karşılaştırılmıştır. Rulet tekerleği yönteminde en fit bireylerin popülasyonda baskın olarak erken yakınsamaya neden olmamaları için doğrusal ölçekleme kullanılmıştır. Turnuva yönteminde farklı seçim baskılarını karşılaştırmak için 2, 4 ve 8 turnuva büyüklükleri kullanılmıştır. Çaprazlama için sezgisel çaprazlama, popülasyon büyüklüğü 100, çaprazlama oranı 0.80, mutasyon oranı 0.06 ve doğrusal olmayan çaprazlama seçilmiştir. Maksimum jenerasyon 1000 alınmış ve algoritmanın durma kriteri $f - f_{opt} = 10^{-5}$ olarak seçilmiştir. Burada $f_{opt} = 0$ ’dır. Eğer herhangi bir tekrar durma kriterini maksimum jenerasyon ulaşmadan önce sağlarsa o tekrar başarılı tekrar olarak dikkate alınmıştır.

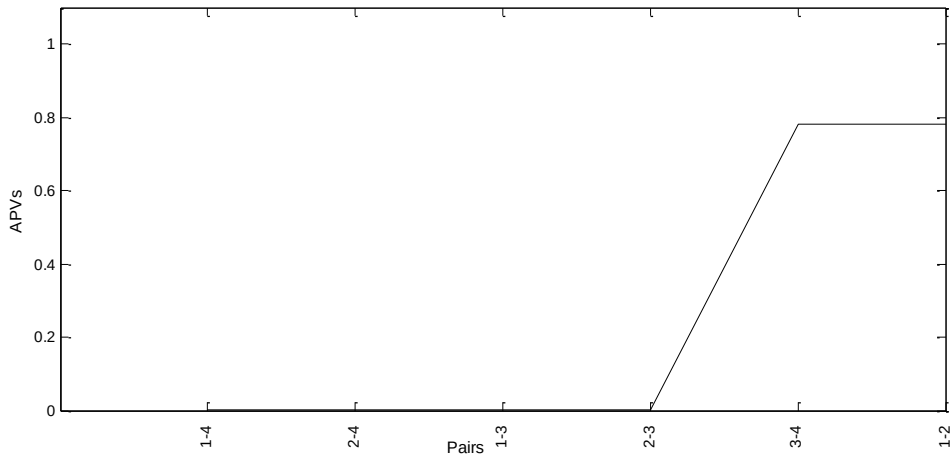
Çizelge 5.2 : Seçme yöntemlerinin karşılaştırılması.

Algoritma numarası	Seçme yöntemi	En iyi amaç fonksiyonu değerlerinin ortalaması	Standart sapma	Başarılı tekrar oranı (%)	Başarılı tekrarlar için ortalama amaç fonksiyonu sayısı
1	RT	7.56E-06	1.06E-05	70	66300
2	TS2	1.36E-05	1.33E-05	50	69700
3	TS4	9.10E-05	9.74E-05	0	-
4	TS8	1.50E-04	1.18E-04	0	-

Çizelge 5.2’de görüldüğü üzere rulet tekerleği yöntemi için sonuçlar daha kesin ve güvenilirlerdir. Ayrıca, turnuva büyüklüğünü artırmak turnuva yöntemi için olumsuz etki yapmaktadır. Bunun nedeni turnuva büyüklüğünün artması seçim baskısını arttırmakta ve popülasyon çeşitliliğini düşürmektedir. Bu durum, rulet tekerleği yönteminde doğrusal ölçeklendirme kullanılarak kısmi olarak engellenmiştir.



(a) p ve α değerleri



(b) Doğrulanmış p -değerleri

Şekil 5.3 : Seçme yöntemlerinin istatistiksel ikili karşılaştırması.

Şekil 5.3’de verilen istatistiksel karşılaştırma sonuçları Çizelge 5.2’de verilen sonuçları desteklemektedir. Bu durum için Iman-Davenport istatistiği 44.97 ve kritik değer 2.76 olarak hesaplanmıştır. Böylece algoritmalar arasında fark olduğu anlaşılmış ve ikili karşılaştırmalar yapılmıştır. Şekil 5.3’den anlaşılabileceği üzere null-hipotez RT-TS4(1-3), RT-TS8(1-4), TS2-TS4 (2-4) için $\alpha = 0.05$ güvenlik seviyesinde reddedilebilir. Fakat RT-TS2 için bu ancak $\alpha = 0.80$ güvenlik seviyesi için reddedilebilir.

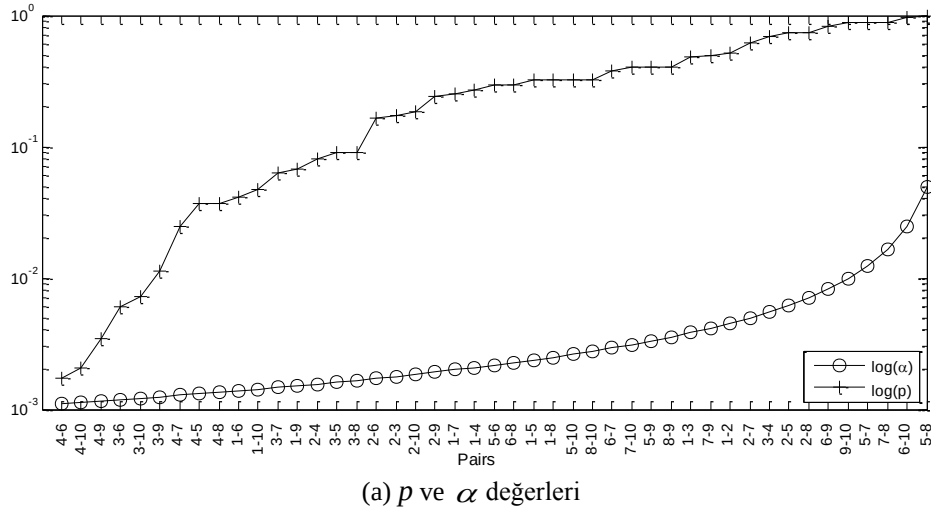
Çizelge 5.3’de mutasyon operatörleri için karşılaştırma sonuçları verilmiştir. GA operatörleri ve parametreleri şöyledir: $N=100$, $P_m = 0.06$, $P_c = 0.80$. Çaprazlama operatörü sezgisel çaprazlama olarak alınmış ve durma kriteri bir önceki örnekteki ile aynıdır.

Çizelge 5.3 : Mutasyon operatörleri için sonuçlar.

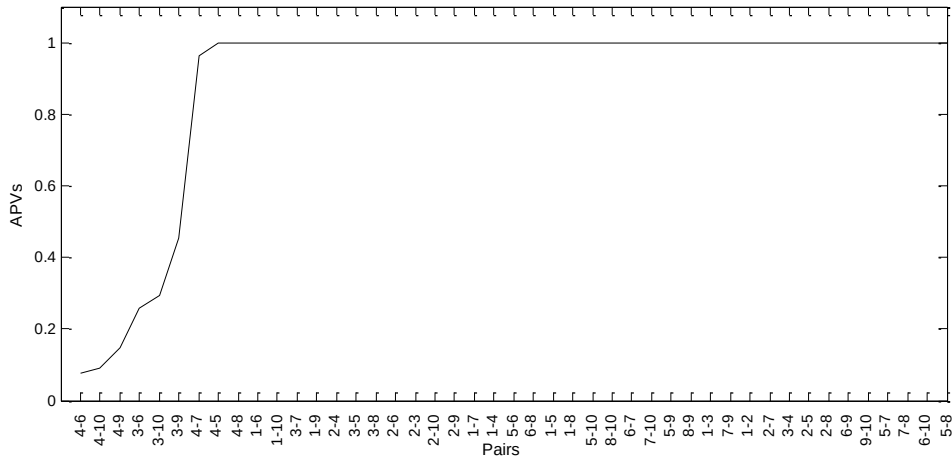
Algoritma No	Mutasyon yöntemi	En iyi amaç fonksiyonu değerlerinin ortalaması	Standart sapma	Başarılı tekrar oranı (%)	Başarılı tekrarlar için ortalama amaç fonksiyonu sayısı
1	DM	1.535E-05	1.751E-05	45	73600
2	KM-0.1	7.06E-05	0.000162	55	74900
3	KM-0.5	7.99E-05	0.000253	45	75500
4	KM-0.9	1.87E-05	1.543E-05	35	72600
5	DOM-3	8.42E-06	6.474E-06	65	69200
6	DOM-5	7.56E-06	1.07E-05	75	66300
7	DOM-8	1.01E-05	1.208E-05	60	56100
8	MPTM-4	9.28E-06	7.567E-06	55	69300
9	MPTM-10	6.43E-06	6.35E-06	75	71200
10	MPTM-16	5.53E-06	5.86E-06	80	70500

Dinamik bir mutasyon operatörü olan DOM ve MPTM operatörleri en iyi sonuçları vermektedir. Burada mutasyon miktarı DOM, MPTM ve KM için algoritmalara özel parametreler ile ayarlanabilir. Burada sadece DOM operatörü mutasyon miktarını jenerasyona bağlı dinamik olarak ayarlamaktadır. Mutasyon operatörleri için ortalama en iyi amaç fonksiyonu değerlerinde önemli farklılıklar görülmektedir. Fakat KM ve DM için sonuçlar daha az güvenilir. Bunun nedeni ise bu operatörlerin değişkenlerde meydana getirdiği rastgele değişimlerdir. Burada açıkça görülmektedir ki DOM ve MPTM'nin kullanılması daha uygundur.

Iman-Davenport istatistiği ve kritik değer 2.5664 ve 1.88 olarak hesaplanmıştır. Görüldüğü gibi Iman-Davenport istatistiği kritik değerinin hemen üstündedir. Holm prosedüründen elde edilen sonuçlar ise Şekil 5.4'de verilmiştir. Holm prosedürü sonuçlarına göre algoritmalar arasında dikkate değer bir fark yoktur. Bu durumda Hochberg ve Hommel prosedürleri gibi daha karmaşık istatistiksel teknikler ile sonuçlar incelenebilir. Fakat mutasyon operatörlerinin ikincil operatör olmasından dolayı böyle bir incelemeye gerek duyulmamıştır. Aslında algoritmalar arasında dikkate değer bir fark olmamasının nedenlerinden biride mutasyonun etkisinin diğer operatörlere göre daha az olmasıdır. Mutasyon operatörünün etkisi az olsa dahi yerel minimumlara takılmayı önlediğinden gereklidir.



(a) p ve α değerleri



(b) Doğrulanmış p -değerleri

Şekil 5.4 : Mutasyon operatörlerinin istatistiksel ikili karşılaştırması.

Sonraki paragraflarda , GA'nın birincil operatörü olan çaprazlama operatörlerinin karşılaştırılması yapılmıştır. GA parametreleri ve operatörleri sırasıyla $N=100$, $P_m = 0.06$, $P_c = 0.80$ olarak seçilmiş ve durdurma kriteri bir önceki örneklerle aynı alınmıştır. Sonuçlar Çizelge 5.4'de verilmiştir.

Çizelge 5.4 : Çaprazlama operatörleri için sonuçlar.

Algoritma No	Çaprazlama yöntemi	En iyi amaç fonksiyonu değerlerinin ortalaması	Standart sapma	Başarılı tekrar oranı (%)	Başarılı tekrarlar için ortalama amaç fonksiyonu sayısı
-	TNÇ	0.000223	0.000151	-	-
-	CNÇ	0.000287	0.000279	-	-
-	AÇ	0.000461	0.000222	-	-
-	DUÇ	0.001053	0.002048	-	-
1	TMNÇ	8.28E-05	3.21E-05	-	-
2	SPÇ	3.22E-05	2.28E-05	5	54300
-	SBÇ-0.04	1.12E-05	7.64E-06	45	78967
-	SBÇ-0.1	4.30E-06	4.75E-06	85	78805
-	SBÇ-0.7	6.04E-06	5.38E-06	75	67266
3	SBÇ-1	4.22E-06	4.85E-06	85	66482
-	SBÇ-2	8.58E-06	6.95E-06	60	70666
4	DÇ	5.46E-06	5.64E-06	80	85119
-	SÇ-1.2	3.53E-05	2.89E-05	25	74520
5	SÇ-1.6	6.29E-06	5.33E-06	90	72894
-	SÇ-2	9.26E-06	7.51E-06	60	75008
-	BLÇ-0.1	0.000145	0.000109	-	-
-	BLÇ-0.3	5.30E-05	9.91E-05	20	66125
-	BLÇ-0.5	9.53E-06	6.23E-06	50	69310
6	BLÇ-0.7	3.73E-06	5.70E-06	80	52731
-	BLÇ-1	4.01E-06	3.73E-06	95	68415
-	BLÇ-1.4	5.38E-06	3.67E-06	90	76628
-	EMNÇ-0.5	1.63E-05	1.04E-05	25	89050
7	EMNÇ-1	3.06E-06	5.28E-06	90	69188
-	EMNÇ-2	4.11E-06	4.68E-06	85	58070
-	EMNÇ-5	3.85E-05	3.23E-05	15	74866
-	BÇ-0.3	4.39E-05	3.14E-05	15	74867
-	BÇ-0.5	2.78E-05	2.24E-05	25	71980
8	BÇ-0.9	8.19E-06	8.19E-06	70	70685

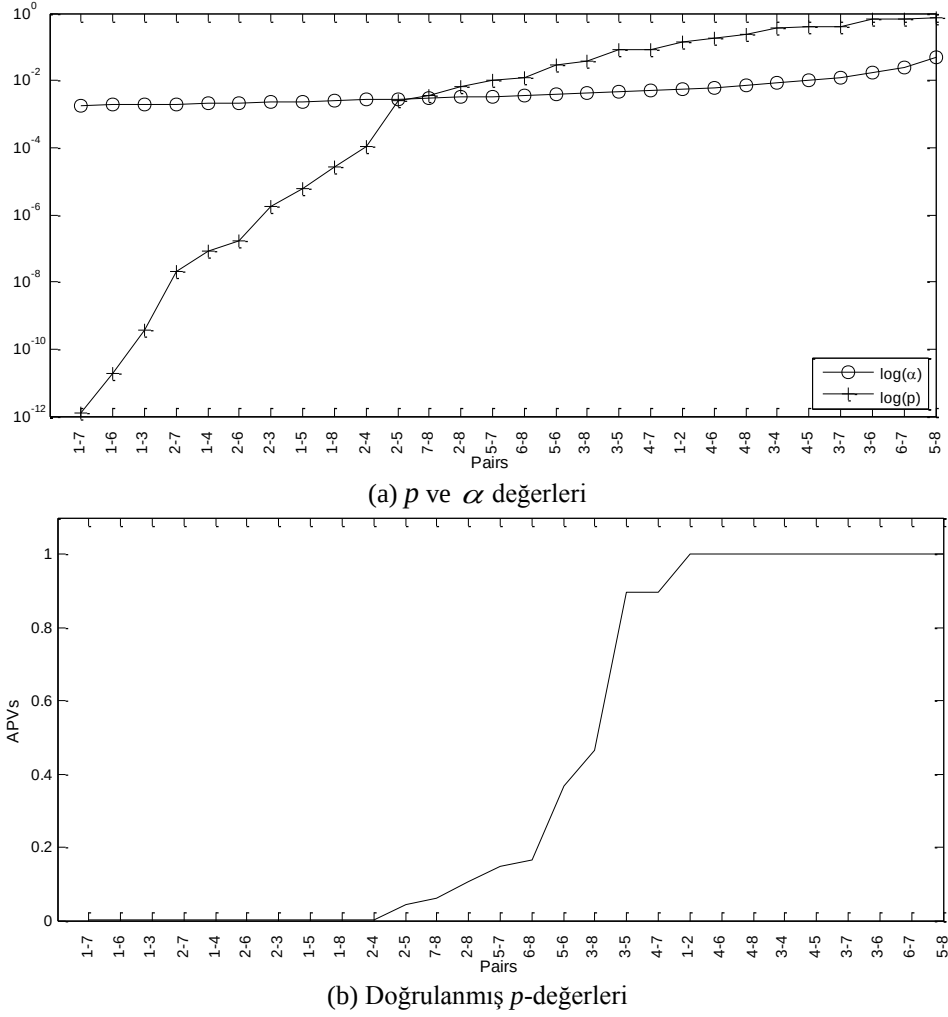
Çizelge 5.4'den görüleceği üzere bütün karşılaştırma kriterlerine göre EMNÇ, dağılım parametreleri 1 ve 2 ile dağılım parametreleri 0.7, 1 ve 1.4 için BLÇ- α operatörleri diğer operatörlerden daha iyi sonuçlar vermektedir. Dağılım parametresi η 'nın küçük değerleri için EMNÇ daha iyi sonuçlar verirken büyük değerleri için bu sonuçlar kötüleşmektedir. EMNÇ-2 için başarılı tekrarlar için ortalama amaç fonksiyonu sayısı EMNÇ-1 den daha düşüktür. Fakat ortalama ve standart sapma değerleri EMNÇ-1 için daha iyi olmaktadır. Buradan güvenilirlik ve etkililik arasında bir takas olduğu sonucu çıkmaktadır. Ebeveyn değişkenler civarında yeni değişkenler meydana getirme olasılığı yüksek ise operatörün etkililiği artmakta fakat

güvenilirliğini düşmektedir. Aynı çıkarımlar SBC-0.7, SBC-0.1, BLÇ-0.7 ve BLÇ-1 için de geçerlidir. BLÇ- α operatörü için sonuçlar oldukça iyidir. Dağılım parametresi α 'nın artan değerleri için çözüm uzayında daha fazla alan taranmakta ve sonuçlar iyileşmektedir. Bununla birlikte α 'nın 1'den büyük değerleri için sonuçlar hafifçe kötüleşmekte çünkü yeni değişkenler ebeveyn değişkenlerden daha uzakta meydana gelmekte, başka bir deyişle rastlantısallık artmaktadır. Bu durum SÇ, SBC ve EMNÇ operatörleri için de geçerlidir. Bu operatörlerin, dağılım parametreleri belirli bir değerden sonra sonuçların kötüleşmesine neden olmaktadır. Bu yüzden yeni değişkenlerin uygun yayılımı için dağılım parametrelerinin uygun değerlerinin bulunması önemlidir. DÇ operatörü hem araştırma hemde kullanım alanlarında yeni bireyler meydana getirdiğinden iyi sonuçlar vermiştir. Fakat bu operatör ile uygun sonuca ulaşmak için gerekli fonksiyon hesaplaması oldukça fazladır. Bununla birlikte SÇ operatörü için elde edilen sonuçlar oldukça iyidir. Bu operatör uygun dağılım parametresi değeri (1.6) ile kullanıldığında SBC ve DÇ kadar güvenilirdir. Sadece standart sapma ve ortalama değerler SBC, EMNÇ ve DÇ'den biraz düşüktür. SPÇ ve TMNÇ operatörleri çözüm uzayını araştırmada yetersiz kalmaktadırlar. Ortalama amaç fonksiyonu değerleri düşük olmasına rağmen başarı oranı çok düşüktür. Bundan dolayı bu operatörlerin kullanımı uygun olmamaktadır.

TMNÇ, SPÇ, SBC, SÇ, BLÇ- α , EMNÇ ve BÇ operatörlerinin ortalama amaç fonksiyonu değerleri arasında dikkate değer bir fark olmamasına rağmen bu operatörler ve TNÇ, CNÇ, AÇ ve DUÇ arasındaki fark dikkate değerdir. Çünkü bu operatörler çözüm uzayını araştırmada yetersiz kalmaktadırlar. Temel GA operatörleri olan TNÇ, CNÇ ve DUÇ ise çaprazlama sonrasında yeni değişkenler oluşturmamakta onun yerine mevcut değişkenlerle yeni parametre vektörü (kromozom) meydana getirmektedirler. Bundan dolayı kullanım ve araştırma arasında denge kurulamamaktadır. Sonuç olarak bu operatörler yetersiz kalmakta ve en iyi çaprazlama operatörleri olarak EMNÇ-1, EMNÇ-2, BLÇ-1, BLÇ-0.7, SBC-0.1, SBC-0.7, SBC-1, SÇ-1.6 önerilmektedir.

Çizelge 5.4'deki sonuçlar istatistiksel analiz ile doğrulanmaktadır. İstatistiksel analizde çaprazlama operatörleri en iyi dağılım parametreleri ile karşılaştırılmıştır. İman-Davenport istatistiği ve kritik değer 18.92 ve 2.01 olarak hesaplanmıştır. İkili karşılaştırma sonuçları ise Şekil 5.5'de verilmiştir. Grafiklerden de anlaşılacağı üzere çiftlerin yarısının p -değerlerinin $\alpha = 0.05$ güvenlik seviyesi değerlerinin altındadır.

Bunlar özellikle TMNÇ ve SPÇ operatörlerinin bulunduğu çiftlerdir. Bunun nedeni bu operatörlerin açıkça diğer operatörlerden kötü performans sergilemesidir. Bunun dışında SÇ-1.6, AÇ, SBÇ-1, BLÇ-0.7 ve EMNÇ-1 operatörlerinin performansı belirli bir güvenlik seviyesi için birbirinden ayrılmamaktadır. Böylece bu operatörler diğer operatörlere göre daha iyi olmakla beraber birbirleri arasında dikkate değer bir fark yoktur.



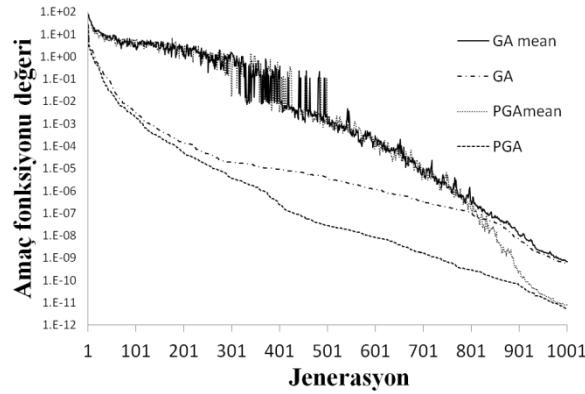
Şekil 5.5 : Çaprazlama operatörlerinin istatistiksel ikili karşılaştırılması.

Çizelge 5.5’de çoklu popülasyonlu PGA’lar ile GA’ların karşılaştırılmasından elde edilen sonuçlar verilmiştir. Sonuçlar dört farklı popülasyon büyüklüğü için sunulmuştur. PGA için alt popülasyon büyüklüğü 10 olarak seçilmiştir. Yer değiştirme aralığı ve oranı sırasıyla 100 ve 0.30 olarak alınmıştır. Rulet terkeleği seçme yöntemi, doğrusal olmayan mutasyon ve EMNÇ çaprazlama operatörü kullanılmıştır. $P_m = 0.06$ ve $P_c = 0.80$ ’dir.

Çizelge 5.5 : GA ve PGA'ların karşılaştırılması.

Yöntem	Popülasyon Büyüküğü	Ortalama jenerasyon	Başarı oranı (%)	Ortalama süre (sn)
PGA	100	610	85	77
	150	589	100	97
	200	325	100	65
	300	340	100	90
GA	100	634	85	316
	150	435	100	355
	200	403	100	385
	300	388	100	549

Çizelge 5.5'den görüleceği üzere, başarı oranlarında bir fark olmamasına rağmen yakınsama hızı PGA için GA'ya göre 3 ile 5 kat fazladır. Yakınsama için gereken jenerasyon sayısı PGA için daha düşüktür (popülasyon büyüklüğü 150 için hariç). Artan popülasyon büyüklüğü ile PGA'ların daha etkili olduğu görülmektedir. Bu durum aslında PGA ile popülasyonda çeşitliliğin daha iyi sağlanması ve dolayısıyla çözüm uzayının daha iyi araştırılmasından kaynaklanmaktadır. Şekil 5.6'da GA ve PGA için en iyi ve ortalama amaç fonksiyonu değerlerinin jenerasyon ile değişimi verilmektedir. Popülasyon büyüklüğü ve jenerasyon sayısı sırasıyla 200 ve 1000 olarak seçilmiştir.



Şekil 5.6 : En iyi ve ortalama amaç fonksiyonu değerlerinin jenerasyon ile değişimi.

Şekil 5.6'da görüldüğü üzere, GA ve PGA için en iyi ve ortalama amaç fonksiyonu değerleri sırasıyla 850. ve 950. jenerasyonlarda çakışmaktadır. Bu PGA'nın popülasyondaki çeşitliliği arttırdığının ve erken yakınsamayı engellediğinin bir göstergesidir. Burada şu belirtilmelidir ki ortalama ve en iyi amaç fonksiyonu değerleri birbirlerine yakınsadıktan sonra popülasyon çeşitliliğinin kaybolmasından dolayı amaç fonksiyonu değerinde bir azalma olmayacaktır ve bundan sonraki jenerasyonlarda Şekil 5.6'daki eğriler sabit olarak devam edeceklerdir.

Yukarıdaki karşılaştırmalara ek olarak çaprazlama operatörlerinin çoklu kullanılması ile ilgili sonuçlar sunulmuştur. Genetik proses sürecinde farklı çaprazlama operatörleri daha iyi sonuç verebilir. Böylece çoklu çaprazlama operatörleri çözüm uzayının araştırılmasında daha etkili olabilir. Bununla birlikte araştırma ve kullanım dereceleri arasında daha iyi bir denge kurularak daha iyi sonuçlar elde edilebilir.

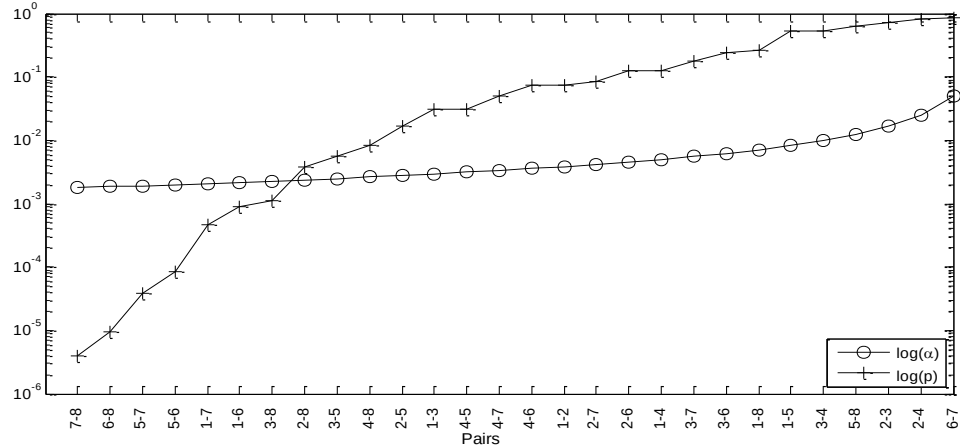
Çizelge 5.6’da çaprazlama operatörlerinin farklı kombinasyonlarından elde edilen sonuçlar verilmiştir. Her jenerasyonda altı yeni parametre vektörü elde edilmekte ve bunlardan en iyi ikisi yeni popülasyonda yerini almaktadır. Bütün kombinasyonlar daha önce en iyi sonucu veren EMNÇ operatörü ile karşılaştırılmıştır. Tekli ve çoklu çaprazlama için jenerasyon sayısı 5000 ve 2000 olarak belirlenmiştir. Durdurma kriteri ise $f - f_{opt} \leq 10^{-7}$ olarak alınmıştır.

Çizelge 5.6 : Çoklu çaprazlama operatörlerinin karşılaştırılması.

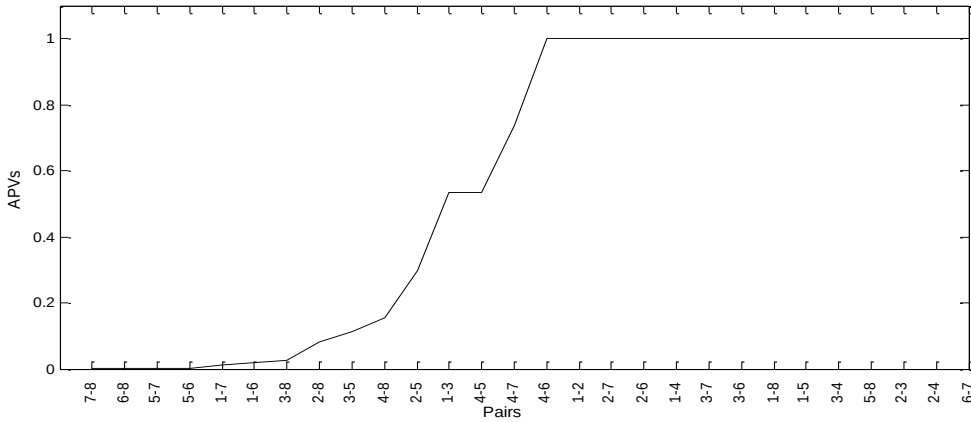
Algoritma No	Çaprazlama Yöntemi	Başarı oranı (%)	En iyi amaç fonksiyonu değerlerinin ortalaması	Başarılı tekrarlar için hesaplanan ortalama amaç fonksiyonu sayısı
1	EMNÇ1	30	4.993E-07	306520
2	EMNÇ2	60	1.831E-07	253400
3	EMNÇ2-BLÇ0.3-SBÇ0.04	65	1.055E-07	264464
4	EMNÇ2-SX1.6-1.2-SBÇ0.04	55	9.933E-08	256980
5	BX0.5-SX1.6-1.2-TMNÇ	55	2.924E-06	314380
6	BLÇ0.7-SX1.6-1.2- EMNÇ1	90	2.782E-08	269300
7	EMNÇ1- EMNÇ2- EMNÇ4	100	1.833E-08	300140
8	BLÇ0.2-BLÇ0.5-BLÇ0.8	30	1.504E-06	196510

Çizelge 5.6’dan görüldüğü üzere bazı tekli ve çoklu çaprazlama operatörleri için elde edilen sonuçlar arasındaki fark dikkate değerdir. Sekiz numaralı kombinasyon oldukça kötü sonuç vermektedir. Başarılı tekrarlar için hesaplanan ortalama amaç fonksiyonu sayısı düşük olmasına rağmen başarı oranı oldukça düşüktür. Bu sonuç, yöntemin etkili olduğunu fakat güvenilir olmadığını göstermektedir. Başka bir deyişle yöntem, optimumu çok kısa zamanda elde etmesine rağmen çoğu zaman da optimum olmayan noktalara yakınsamaktadır. Bu durum genelde amaç fonksiyonu değeri iyi olan bir parametre vektörünün popülasyonda baskın olmasından ve çeşitliliğin kaybolmasından kaynaklanmaktadır. Bu durumdan kaçınmak için operatörün performansını etkileyen parametrelerin o problem için uygun değerlerinin

veya bu çalışmadaki gibi uygun kombinasyonların bulunması ile mümkündür. Burada sunulan kombinasyonların sayısı arttırılabilir. İstatistik analiz sonuçları da Çizelge 5.6'daki ile uyumludur. İman-Davenport istatistiği ve kritik değer sırasıyla 6.20 ve 2.01 olarak hesaplanmıştır. İkili karşılaştırmalar ise Şekil 5.7'de verilmiştir. İstatistik analiz sonuçları en iyi sonucu veren algoritmalar olan 2, 3, 6 ve 7 arasında önemli bir farkın olmadığını ortaya koymuştur. Fakat 7. Algoritmanın başarı oranı diğerlerine göre daha yüksektir.



(a) p ve α değerleri



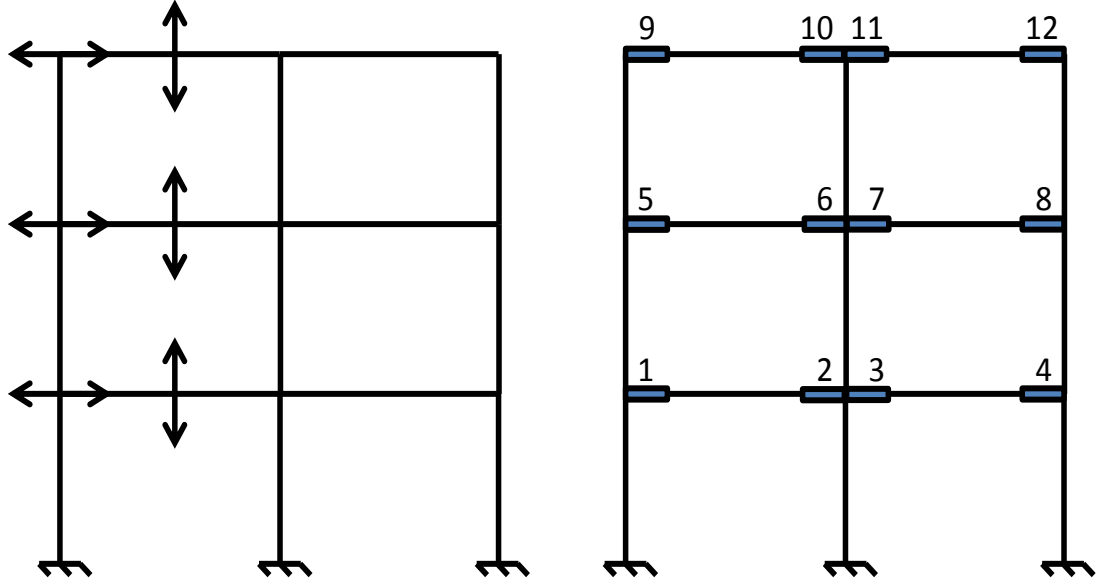
(b) Doğrulanmış p -değerleri

Şekil 5.7 : Çoklu çaprazlama operatörlerinin istatistiksel ikili karşılaştırılması.

5.2 Simulasyon: Betonarme Çerçeve

Bu bölümde, BSEMG algoritması Monte Carlo Simulasyon yöntemi ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma, Şekil 5.8'de geometrisi verilen betonarme çerçeve için yapılmıştır. Yapının zayıf kiriş güçlü kolon mantığı ile inşa edildiği varsayılmıştır. Böylece plastik mafsalların kirişlerde kolon yüzlerine yakın yerlerde meydana geldiği varsayılmıştır. Kolo-kiriş birleşim noktalarına yakın yerlerdeki elemanlar hasarlı elemanlar olarak seçilmiş ve model parametreleri olarak bu

elemanların eğilme rijitlikleri güncellenmiştir. Toplamda 12 eleman seçilmiştir. Burada bir hasar senaryosu belirlenmiş ve her elemanın rijitliği belirli oranda azaltılmıştır. Rijitlik azaltma faktörleri Çizelge 5.7’de verilmiştir. Malzeme için elastisite modülü $E=30$ GPa, birim hacim ağırlığı $\rho = 2500\text{kg} / \text{m}^3$ alınmıştır. Kolon ve kirişler için kesit 0.60×0.25 (m), kat yüksekliği ve açıklıkları sırasıyla 3m ve 4 m olarak alınmıştır.

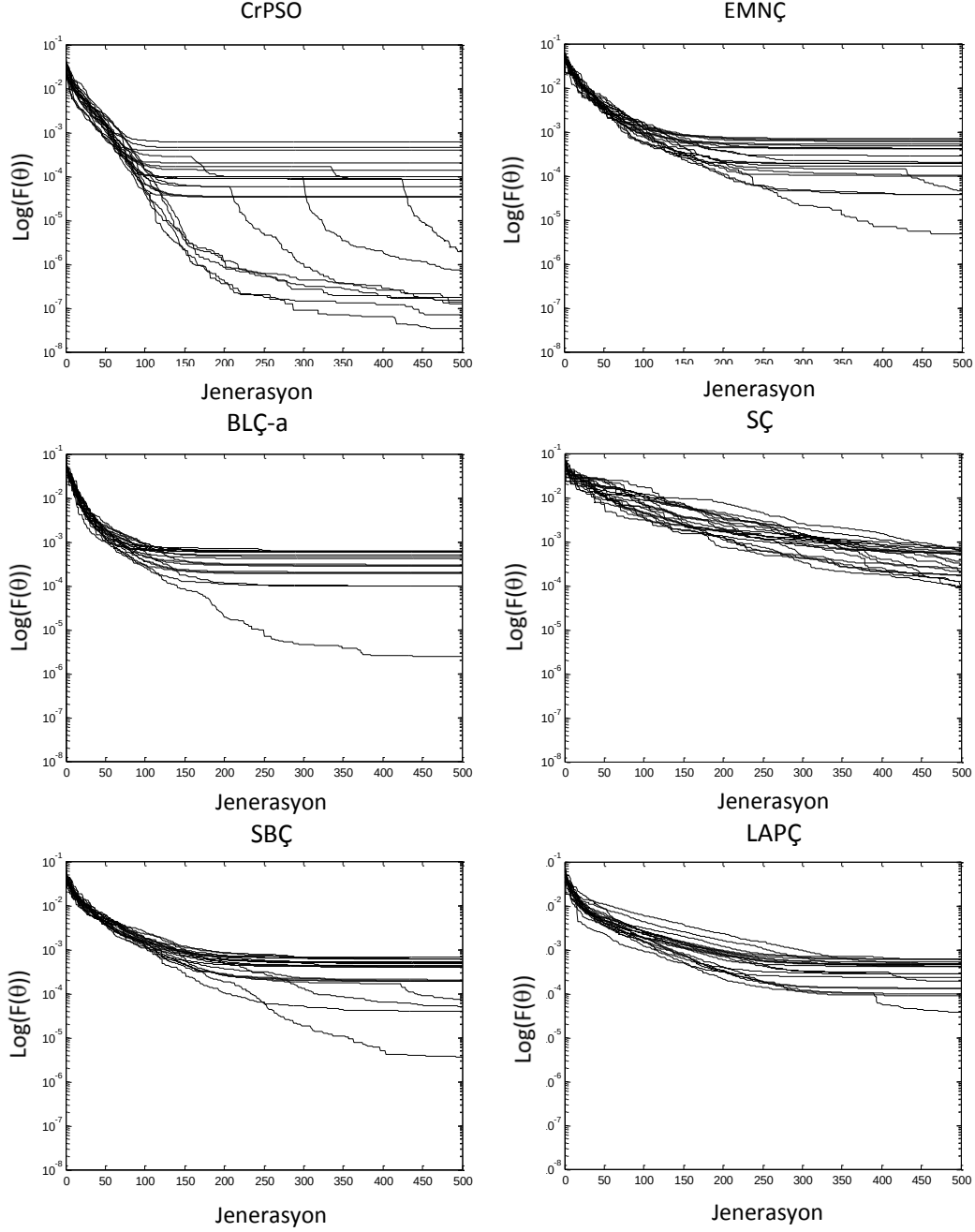


Şekil 5.8 : Ölçüm noktaları ve hasarlı elemanlar.

Çizelge 5.7 : Simule edilmiş hasar senaryosu için azaltma katsayıları.

Eleman No	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Azaltma katsayıları	0.65	0.80	0.50	0.85	0.50	0.90	0.60	0.70	0.40	0.20	0.10	0.30

BSEMG'nin MCS ile karşılaştırılmasında önce GA ve PSO'dan oluşan melez algoritma literatürdeki klasik GA operatörleri ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma deterministik model güncelleme için yapılmıştır. Herbir operatör için yakınsama grafikleri Şekil 5.9'da verilmiştir. Jenerasyon sayısı 500 olarak alınmış ve 20 tekrar için verilmiştir. Önerilen çaprazlama operatörü CrPSO olarak belirtilmiştir. Grafiklerden de görüleceği üzere, bütün operatörler belirli bir değere yakınsarken CrPSO operatörü bu değeri yaklaşık olarak tekrarların yarısında geçebilmiştir. Bu durum açıkça bu operatörün daha iyi ve kesin sonuçlar verdiğini göstermektedir.



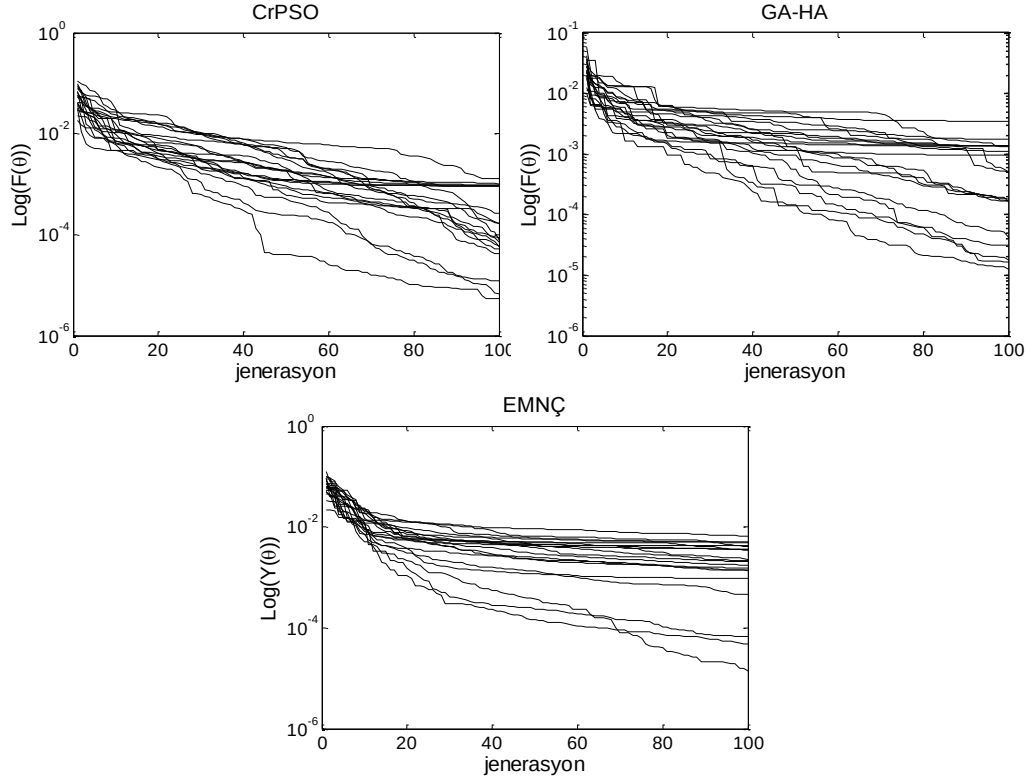
Şekil 5.9 : Çaprazlama operatörleri için yakınsama grafikleri.

CrPSO ile GA ve HA'nın birlikte kullanımıyla oluşturulan (GA-HA) algoritması daha önceki karşılaştırmalarda en iyi sonuç veren EMNÇ ile BSEMG problemi için karşılaştırılmıştır. Her operatör 20 defa sıfır α seviyesinde daha önce verilen amaç fonksiyonunun minimizasyonu için uygulanmışlardır. Her operatörü kesinlik, güvenilirlik ve etkililik açısından karşılaştırmak için daha önceki bölümde olduğu gibi en iyi amaç fonksiyonu değerlerinin ortalaması, standart sapması, başarı oranı ve başarılı tekrarlar için ortalama hesaplanan amaç fonksiyonu sayısı Çizelge 5.8'de

verilmiştir. Başarılı tekrarlar amaç fonksiyonu değeri 10^{-3} 'den küçük olan tekrarlar olarak kabul edilmiştir. Bu değerin seçilmesinin nedeni amaç fonksiyonunun bu değerinden sonra sonuçlarda dikkate değer bir değişimin olmamasıdır. CrPSO ve GA-HA için başarı oranı %85 ve %60 iken EMNÇ için %20'dir. Bu durum CrPSO'nun her tekrarda en uygun amaç fonksiyonu değerine veya civarlarına yakınsadığını göstermektedir. HA-GA ise tekrarların yarısından fazlasında başarılı olmaktadır. Algoritmanın etkililiğini gösteren başarılı tekrarlar için hesaplanan ortalama amaç fonksiyonu sayısı ise CrPSO için en düşüktür. Başka bir deyişle CrPSO en iyi amaç fonksiyonu değerine ulaşmak için daha az sayıda fonksiyon hesaplamasına ihtiyaç duymaktadır. Benzer sonuçlar Şekil 5.10'da verilen yakınsama grafiklerinden de çıkarılabilir. Burada şu belirtilmelidir ki üç algoritma ile de global minimumu elde etmek mümkünse de CrPSO ve GA-HA daha etkili, güvenilir ve kesindir.

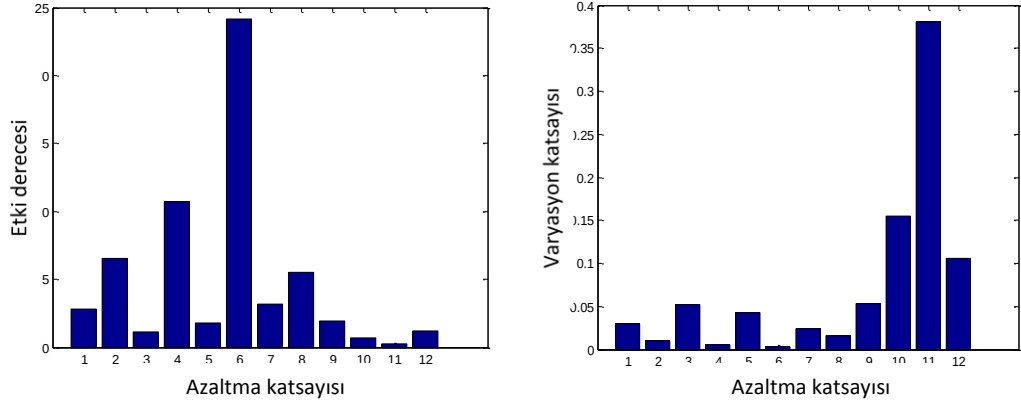
Çizelge 5.8 : CrPSO, GA-HA, EMNÇ operatörlerinin karşılaştırılması.

Çaprazlama	En iyi amaç fonksiyonu değerinin ortalaması	Standart sapma	Başarı Oranı (%)	Başarılı tekrarlar için ortalama hesaplanan amaç fonksiyonu sayısı
CrPSO	4.02E-004	4.56E-004	85	4300
GA-HA	7.88E-004	8.59E-004	60	5100
EMNÇ	25.00E-004	19.00E-004	20	6850



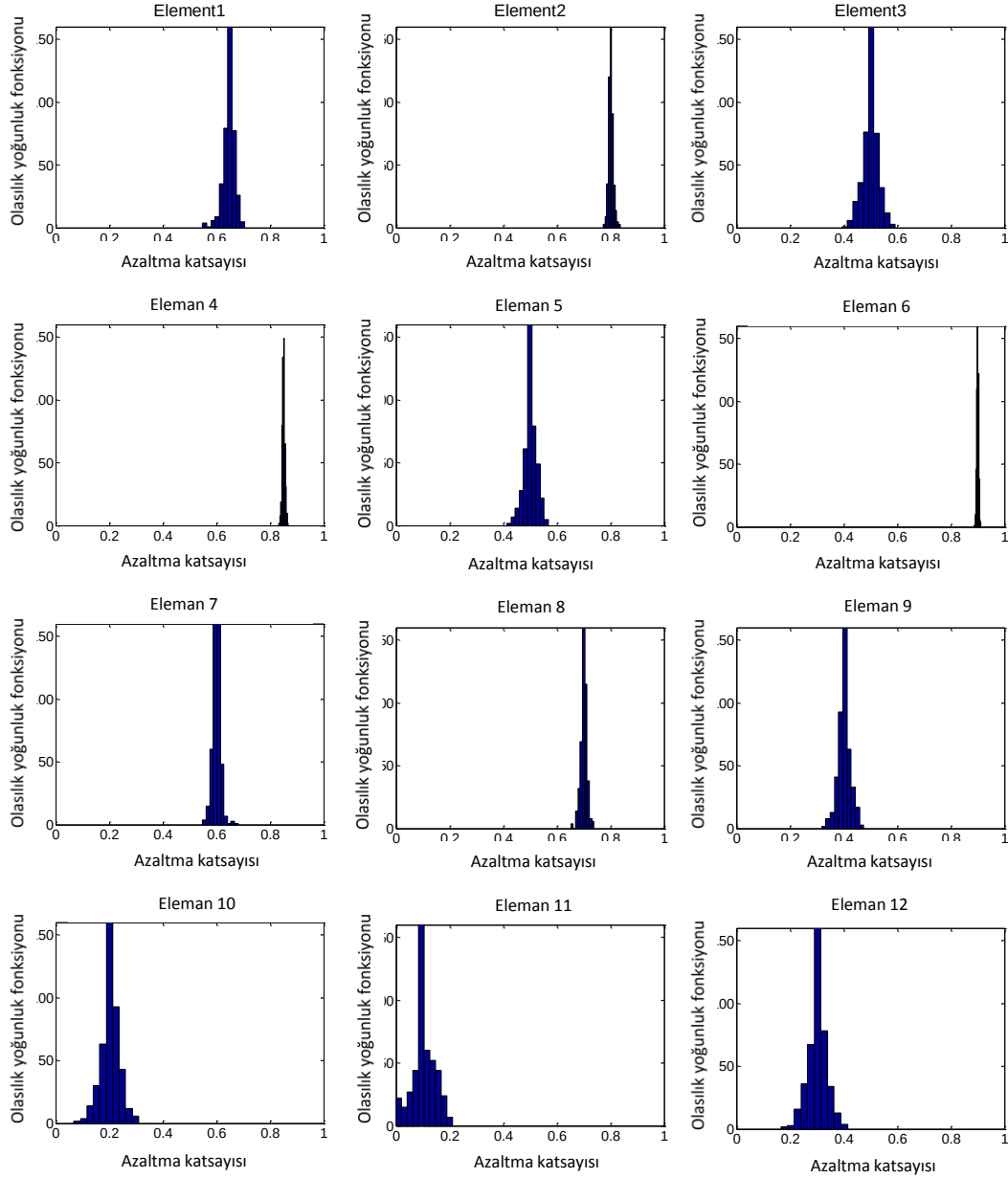
Şekil 5.10 : BSEMG problemi için CrPSO, GA-HA ve EMNÇ'nin yakınsama grafikleri.

İlk olarak güncellenen parametrelerin istatistikleri Monte Carlo Simulasyonu ile elde edilmiştir. MCS'da Gauss dağılımına göre varyasyon katsayıları %1 olan 500 set gürültülü modal veri üretilmiştir. Daha sonra bu veriler kullanılarak ardışık deterministik model güncellemesi ile güncellenen parametrelerinin (azaltma katsayıları) istatistikleri elde edilmiştir. Şekil 5.11'de güncellenen parametrelerin MSC ile elde edilen varyasyon katsayıları ve bulanık analiz ile elde edilen etki dereceleri verilmiştir. Görüldüğü üzere varyasyon katsayıları ile etki dereceleri arasında ters korelasyon mevcuttur. Varyasyon katsayıları düşük olan güncellenen parametrelerin etki dereceleri göreceli olarak yüksek, yüksek olanların ise etki dereceleri düşüktür. Bunun şu anlama gelir: güncellenen parametrelerden varyasyon katsayısı düşük olanların, çıktılar üzerindeki etkisi daha yüksektir. Başka bir deyişle daha kesin tahmin edilen model parametrelerinin çıktılar üzerindeki hassaslığı daha fazla olduğundan, bu parametrelerdeki belirsizliğin etkisi çıktılarda daha fazla olacaktır.



Şekil 5.11 : Güncellenen parametrelerin etki derecesi ve varyasyon katsayıları.

MCS ile elde edilen güncellenen parametrelerin olasılık yoğunluk fonksiyonları Şekil 5.12’de verilmiştir. Şekilden de görüleceği üzere, bazı parametreler için varyasyon katsayısı daha yüksek, bazıları için ise daha düşüktür. Güncellenen parametrelerden 1, 3, 5, 9, 10, 11 ve 12’nin varyasyon katsayıları daha yüksektir. Bundan dolayı değerleri parametre uzayında daha geniş bir alana yayılmıştır ve diğer parametrelere göre daha az kesinlikle tahmin edilmişlerdir. Güncellenen parametrelerden 2, 4, 6, 7 ve 8 için ise durum tam tersidir. Bu durum, bu parametrelerin binanın mevcut hasar durumu için çıktılarına daha hassas olduğunu göstermektedir. Başka bir deyişle kullanılan veri setinde bu parametreler için daha fazla bilgi mevcuttur. Aslında simetriden dolayı bazı parametrelerin varyasyon katsayıları ve etki parametrelerinin aynı olması beklenebilir (örneğin 1-4, 2-3, 5-8). Fakat, elemanlardaki farklı hasar durumlarından dolayı bu durum geçerli olmamaktadır. Burada hasarın daha fazla olduğu elemanlar çıktılarına daha büyük değişimlere neden olduğundan daha kesin tahmin edilmiştir.

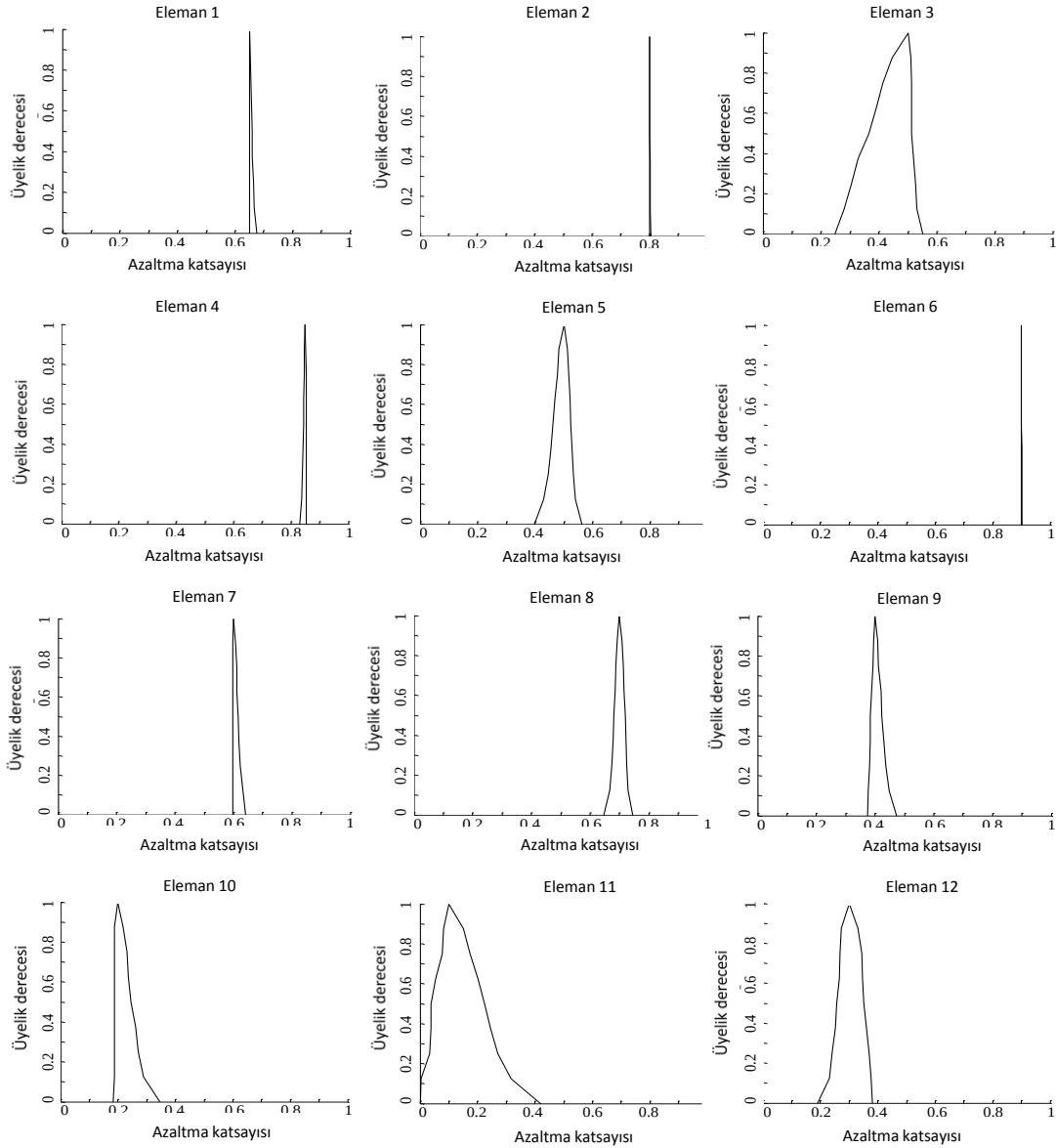


Şekil 5.12 : Güncellenen parametrelerin olasılık yoğunluk fonksiyonları.

Güncellenen parametrelerin BSEMG ile elde edilen üyelik dereceleri ise Şekil 5.13’de verilmiştir. Şekilden görüldüğü üzere 1, 2, 4, 6 ve 7. elemanlardaki belirsizlik miktarı düşük iken 10, 11 ve 12. elemanlarda en fazladır. Böylece, her iki yöntem de hatalar içermesine rağmen MSC sonuçları ile BSEMG ile elde edilen sonuçların yakın olduğunu görülmektedir. MCS yönteminde örneklemeden kaynaklanan hatalar olmasına karşın BSEMG de çıktıların Taylor serileri kullanılarak hesaplanmasından kaynaklanan hatalar mevcuttur. Fakat bu hatalar belirsizlik miktarının düşük olmasından dolayı parametrelerin son dağılımlarındaki etkisi düşüktür. Bunun dışında BSEMG ile elde edilen sonuçlar için yapılacak

yorumlar MCS ile elde edilen ile aynı olacaktır. Özellikle çıktıları üzerinde hassaslığı az olan 10, 11 ve 12. parametrelerdeki belirsizlik fazladır. Bu parametrelerin etki dereceleri de düşüktür. Bundan dolayı hasarın şiddetinin daha kesin olarak belirlenmesi için güncellenen parametrelerin hassas olduğu ölçümler amaç fonksiyonuna dahil edilmelidir. Yoksa modelleme ve ölçümlerden kaynaklanan gürültü miktarı, çıktılarda hasardan kaynaklanan değişimleri gölgeleyebilir ve hasarın belirlenmesini engelleyebilir. Fakat yine de stokastik yaklaşımlar sayesinde, deterministik olmayan güncellenen parametreler yardımıyla mevcut durum hakkında bir karar verme imkanı her zaman olabilmektedir.

Bu çalışmada kısaca deneysel verilerdeki gürültü dikkate alınarak betonarme çerçeve bir yapıya BSEMG uygulanmış ve sonuçlar olasılık tabanlı bir yöntem olan Monte Carlo Simulasyonu'ndan elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılmıştır. Sonuçların birbirleriyle olan uyumu görülmüş ve daha çok hesaplama gerektiren MCS yerine BSEMG yönteminin de belirsizlik yayılımını belirlemede kullanılabileceği gösterilmiştir. Ayrıca veri toplama cihazlarındaki gelişmeleri dikkate alarak ölçümlerdeki gürültünün küçük olduğu kabul edilirse daha çok hesaplama zamanı gerektiren SE modeli yerine, çıktıları deterministik güncellemeden elde edilen değerler civarında, Taylor serileri ile hesaplanabilmektedir. Bu noktada dikket çeken bir nokta ise dönüşüm yönteminin bir ürünü olan etki dereceleri kullanılarak hangi parametrenin hangi çıktıları üzerinde etkili olduğu belirlenebilir. Etki dereceleri küçük olan parametrelerin tahmininin daha az kesin olduğu da göz önüne alınarak etki dereceleri, güncellenecek parametrelerin seçiminde kullanılabilir.



Şekil 5.13 : Güncellenen parametrelerin üyelik dereceleri.

5.3 Referans Laboratuvar Yapısı: Çelik Köprü

Bu bölümde önerilen yöntemlerin doğrulanmasında kullanılan yapı, University of Central Florida Yapı Mühendisliği laboratuvarlarında yeni yapı sağlığı izleme teknolojileri ve yapısal tanımlama tekniklerinin uygulanması için geliştirilmiş referans bir yapıdır. Yapı iki açıklıktan oluşmakta ve hareketli mesnetlerle desteklenmektedir. Bütün kiriş elemanlar W12x26 çelik enkesitlidir. Yapının fiziksel modeli Şekil 5.14’de verilmiştir. Farklı hasar senaryoları oluşturmak için yapının sınır ve süreklilik koşullarını değiştirmek mümkündür. Yapı hakkında daha detaylı bilgi Gul ve Catbas (2007), Catbas ve dig. (2008)’da bulunabilir. Bununla birlikte

yapının farklı hasar senaryolarının simule edildiği bir Matlab kodu da bulunmaktadır. Bu bölümde ilk olarak simulasyondan elde edilen veriler kullanılarak en uygun sensör konfigürasyonu ve bunun BSEMG ile doğrulanması üzerine bir çalışma sunulmuş, daha sonra laboratuvar testlerinden elde edilen veriler kullanılarak yapının çıktı parametrelerindeki belirsizlik durumu incelenmiştir.



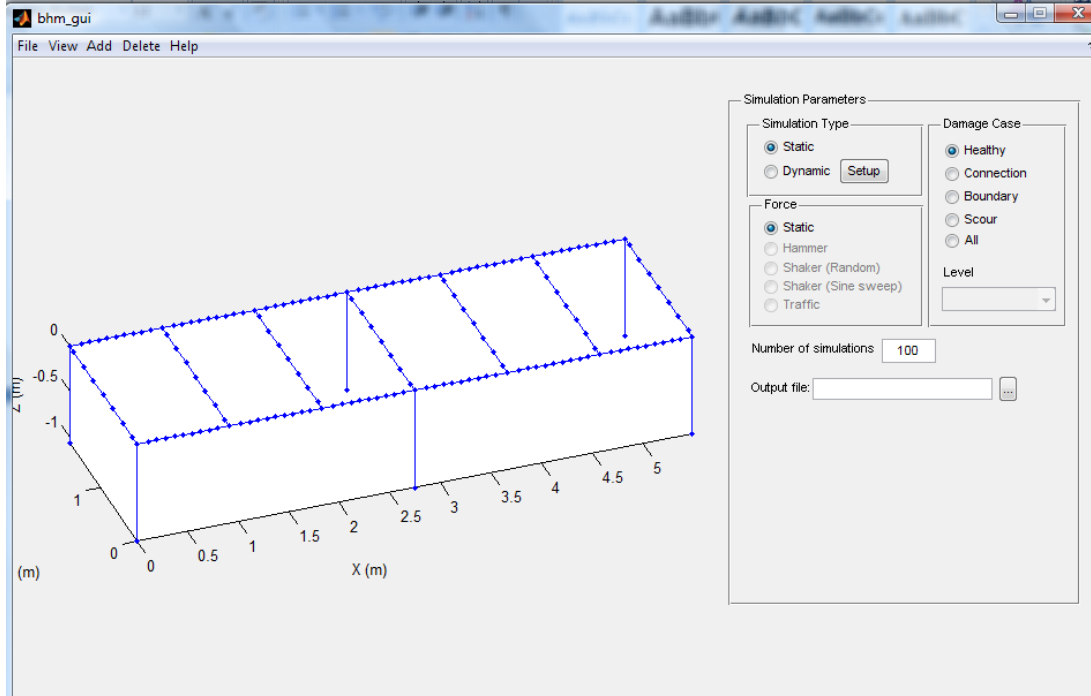
Şekil 5.14 : Referans ızgara yapının fiziksel modeli.

5.3.1 En uygun sensör yerleşiminden elde edilen veriler ile yapısal tanılama ve BSEMG ile doğrulama

Bu bölümde, yapı davranışı hakkında, güvenilir yapı tanımlama süreci için yeterli bilgiyi sağlayan en uygun sensör yerleşimi önerilen yöntem ile referans yapı için bulunmuştur. Farklı sensör yerleşimlerinden elde edilen veriler ile güncellenen modeller belirsizlik açısından incelenmiştir. Farklı sensör konfigürasyonları için sürekli dinamik ve/veya statik testler yapmak zor olduğundan yapının gerçekçi bilgisayar simulasyonundan elde edilen veriler kullanılmıştır. Bu örnekte sadece yer değiştirme ölçerlerin en uygun konfigürasyonu üzerinde durulmuştur. Fakat mod şekli veya şekil değiştirme değerleri kullanılarak ivme ve şekil değiştirme ölçerler için de en uygun yerleşim bulunabilir.

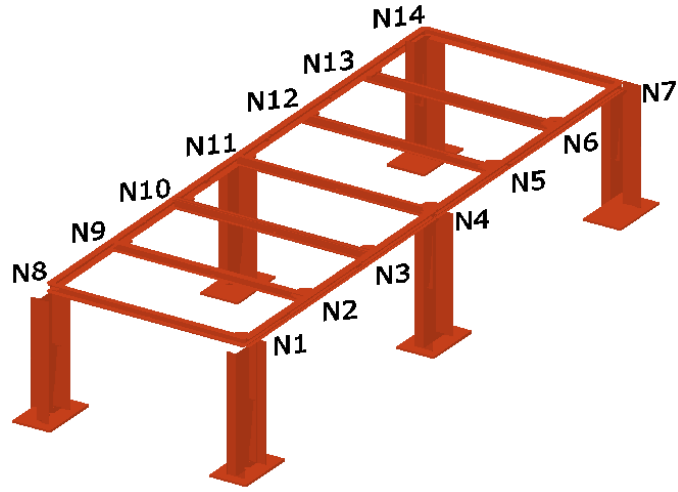
Yapının bilgisayar simulasyonu için kullanılan Matlab programının arayüzü Şekil 5.15’de gösterilmiştir. Bu program yardımıyla bağlantı noktalarının rijitliğinde azalma ve sınır koşullarında değişimler gibi farklı hasar senaryolarını simule etmek mümkündür. Bununla birlikte farklı sensör tipleri (şekil ve yer değiştirme, ivme

ölçer) tanımlanabilmekte, statik ve dinamik (trafik, darbe v.s) yükleme yapılabilmektedir.

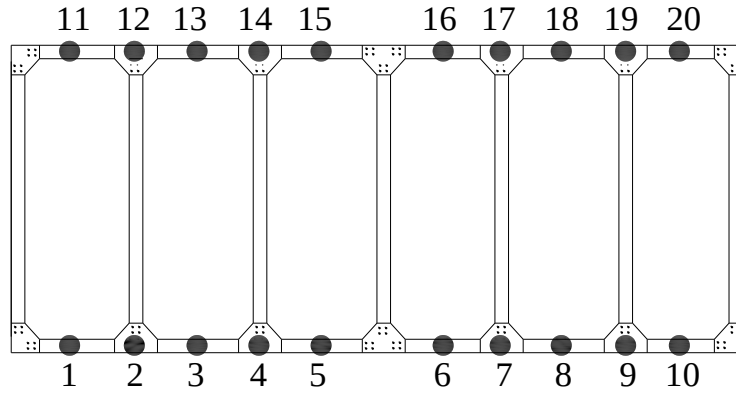


Şekil 5.15 : Referans yapı Matlab programı arayüzü.

Referans yapıda yerdeğiştirme sensörlerinin en uygun yerleşiminin bulunması için 10 farklı yükleme kombinasyonundan elde edilen yerdeğiştirmeler kullanılmıştır. Referans yapının 3D modeli ve başlangıç sensor konfigürasyonu Şekil 5.16’da verilmiştir.



(a)



(b)

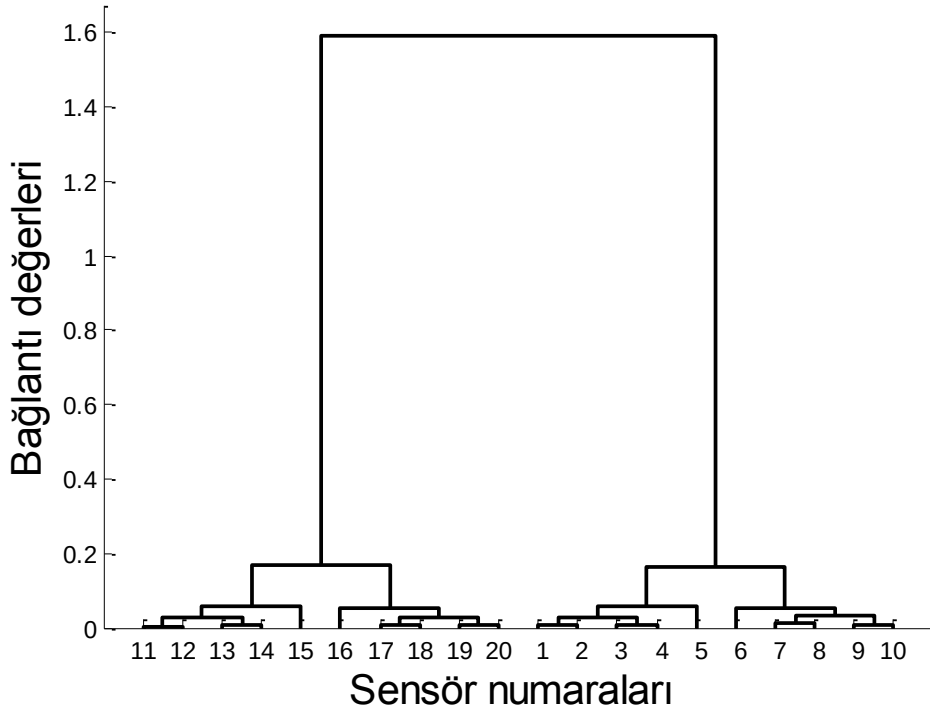
Şekil 5.16 : Referans yapı 3D modeli a) birleşim noktaları numaraları b) başlangıç sensör yerleri.

Referans yapı için güncellenen parametreler, ana ve tali kiriş birleşimlerinin atalet momentleri, kütleleri ve kolonlar ile gövde birleşimlerinde yay katsayıları olarak belirlenmiştir. Kütlenin yerdeğiştirmelere hassas olmamasından dolayı sensör konfigürasyonunda kullanılmamış sadece güncellemede kullanılmıştır. Her parametre için tanım aralıkları Çizelge 5.9'de verilmiştir. Parametreler $\alpha = \theta / upperbound$ şeklinde normallenmiştir. Bundan dolayı kütle ve yay rijitliğine ait parametre $[0,1]$ aralığında, atalet momentlerine ait parametre ise $[0.3,1]$ aralığında değişmektedir.

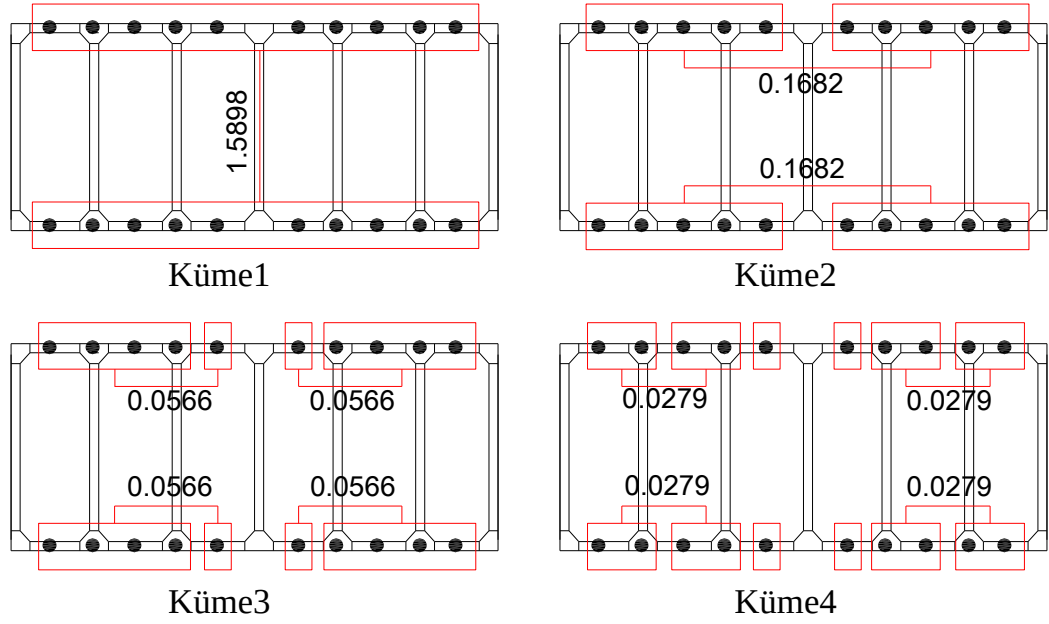
Çizelge 5.9 : Güncellenen parametreler ve tanım alanları.

Updating parameters	Initial value	lower bound	upper bound
Moment of Inertia	$1.049 \times 10^{-6} m^4$	$0.9 \times 10^{-6} m^4$	$3 \times 10^{-6} m^4$
Mass of all connections	1.5 kg	1.2 kg	4 kg
Rotational springs	0	0	$1 \times 10^5 kNm/rad$

Parametrelerin çıktılara olan hassaslığı hesaplandıktan sonra kümeleme yöntemi ile elde edilen sonuçlar, Şekil 5.17 ve 5.18’de verilmiştir. Ayrıca bağlantı değerleri her kümenin üzerinde gösterilmiştir. Bağlantı değerlerine göre beş farklı küme seçilebilir. Sensör sayıları sırasıyla 2, 4, 8, 12 ve 20 olacaktır. Burada bağlantı değerleri, sağladıkları bilgi açısından kümeler arasındaki farkı belirtmektedir. Örnek olarak Küme1’in bağlantı değeri diğerlerine göre çok büyüktür (yaklaşık 1.6). Bu durum, bu küme ile diğer sensör gruplarının sağlayacağı bilgi arasındaki farkın fazla olacağı anlamına gelmektedir.



Şekil 5.17 : Sensör yerleşimi için bağlantı ağacı.



Şekil 5.18 : Sensor Kümeleri a) Kesim noktası < 1.5898 b) Kesim noktası < 0.1682 c) Kesim noktası < 0.0566 d) Kesim noktası < 0.0279.

Her sensör için β değerleri ve bu değerler kullanılarak her kümeye ait gruptan seçilen sensörler sırasıyla Çizelge 5.10 ve 5.11’de verilmiştir. Çizelge 5.10’dan anlaşılacağı üzere FSS, SS1 ve SS2 kümelerinin bağlantı değerleri arasında dikkate değer bir fark yoktur. En yüksek β değerleri dış bağlantı noktalarına yakın noktalardan elde edilmektedir. Bu aynı zamanda bu noktalardan elde edilen bilginin yapı davranışı hakkında (model parametreleri hakkında) daha çok bilgi sağladığı anlamına gelmektedir. Bir sonraki bölümde burada elde edilen sonuçlar BSEMG ile incelenecektir.

Çizelge 5.10 : En uygun sensör kümeleri.

Sensör Kümesi	Sensör sayısı	Bağlantı değerleri	Sensor No
FSS	20	0	1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20
SS1	12	0.0279	2 3 5 6 8 9 12 13 15 16 18 19
SS2	8	0.0566	2 5 6 9 12 15 16 19
SS3	4	0.1682	2 9 12 19
SS4	2	1.5898	2 12

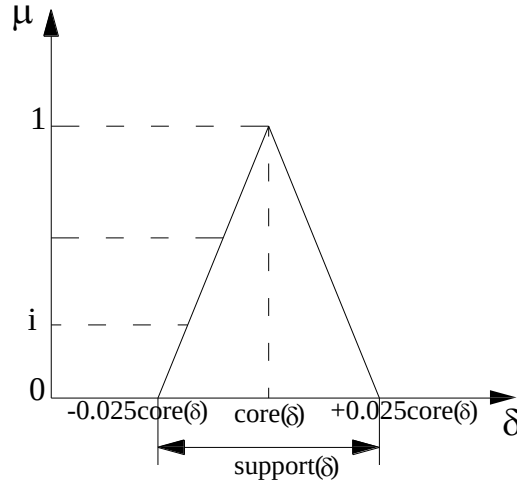
Çizelge 5.11 : Her sensör β için değerleri ($\omega = 0.5$).

Sensör no	td	cv	β
1	0.6850	1.0000	1.1850
2	1.0000	0.6352	1.3176
3	0.9598	0.4924	1.2060
4	0.7373	0.4483	0.9615
5	0.3540	0.5567	0.6324
6	0.3409	0.5229	0.6024
7	0.6951	0.4169	0.9036
8	0.8888	0.4555	1.1166
9	0.9169	0.5899	1.2118
10	0.6186	0.9315	1.0843
11	0.6588	0.9930	1.1553
12	0.9681	0.6293	1.2828
13	0.9306	0.4857	1.1734
14	0.7182	0.4420	0.9392
15	0.3470	0.5527	0.6233
16	0.3417	0.5324	0.6079
17	0.7020	0.4280	0.9160
18	0.9019	0.4701	1.1369
19	0.9331	0.6088	1.2375
20	0.6322	0.9704	1.1175

5.3.1.1 Sensör kümelerinden elde edilen veriler ile BSEMG

Bu bölümde referans yapının tanılanması için gerekli verilerin elde edileceği en uygun sensör yerleşimlerinin performansı BSEMG ile incelenecektir. Burada en uygun sensör yerleşiminden elde edilen verilerin yapı davranışı hakkında yeterli bilgi içermesi ve belirsizliği olabildiğince azaltması öngörülmektedir. Bununla birlikte en uygun sensör yerleşiminden elde edilen sonuçların tüm sensörlerin dahil edildiği sensör grubundan elde edilen sonuçlardan çok farklı olmaması gerekmektedir. Bundan dolayı performans kriterleri olarak 1) Amaç fonksiyonu değeri 2) Güncellenen parametrelerdeli belirsizlik miktarı seçilmiştir. Güncellenemede kullanılan verilere (%10 ivme, %5 yerdeğiştirme) gürültülü eklenmiştir. İlk beş doğal frekans ve 3 farklı yüklemekten elde edilen yerdeğiştirmeler kullanılmıştır. Statik yüklemelerde 671.6 N kuvvet her yükleme için sırasıyla şu noktalara yüklenmiştir: 1) N2-N3-N9-N10 2) N5-N6-N12-N13 3) N1-N2-N5-N6-N9-N10-N12-N13. Bu noktada doğal frekanslar global, yerdeğiştirmeler ise yerel davranış hakkında bilgi vermesi açısından önemlidir. Doğal frekanslar simule edilmiş darbe yüklemesinden elde edilen dinamik verilere KMİF yönteminin uygulanması ile elde edilmiştir. Bütün çıktı verilerindeki gürültü üçgen bulanık kümelerle modellenmiştir

(Şekil 5.19). Hesaplamaları kolaylaştırmak için sadece iki α seviyesinde (1 ve 0) güncelleme yapılmıştır. Bunlardan biri deterministik diğeri ise en kötü senaryoya karşı gelmektedir.



Şekil 5.19 : Bulanık deneysel veriler.

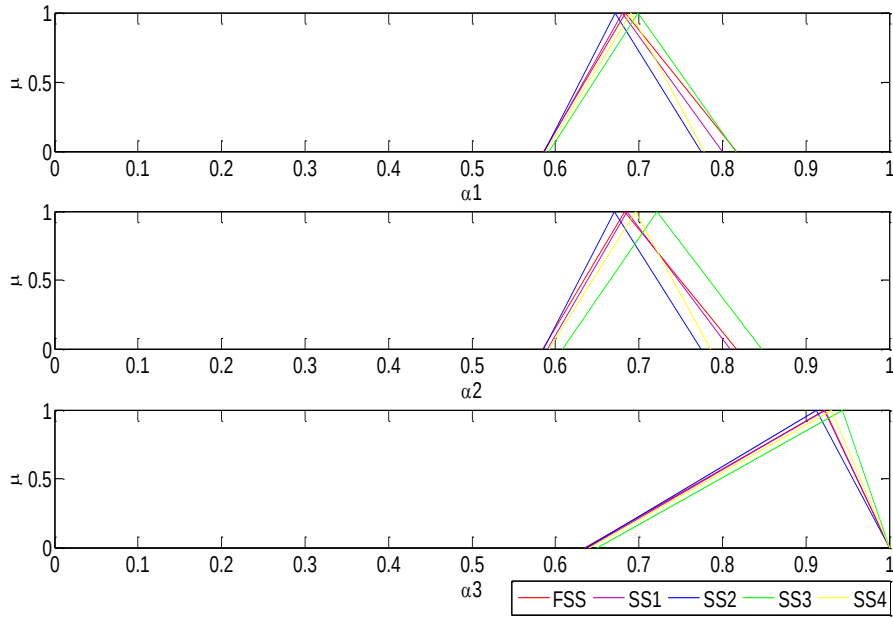
Güncelleştirmeler üç farklı senaryo ve farklı parametre sayısı için yapılmıştır. Bunlar sırasıyla 1) hasarsız durum 2) N3 ve N7 numaralı birleşimde rijitlik azalması (destek plaklarının kaldırılması) 3) sınır koşulunda değişiklik (N7 ve N14’de dönme engellendi). Birinci senaryoda 3, ikinci de 10 ve üçüncüde 16 parametre güncellenmiştir.

Hasarsız durumda, ana kiriş 1, ana kiriş 2 ve bütün birleşimlerin kütlesi olmak üzere toplam 3 parametre güncellenmiştir. Çizelge 5.12’de güncellenen parametreler için ortalama karelerinin karekökü farkları (OKKF) verilmiştir. Güncellenen parametreler ise Şekil 5.20’de verilmiştir. Tüm sensör grupları için OKKF değerlerinin ve belirsizlik miktarlarının yaklaşık olarak aynı olduğu görülmektedir. Hatta sadece iki sensör içeren SS4 için de durum aynıdır. Bunun nedeni deneysel veri miktarına göre güncellenen parametre miktarının az olmasıdır (sadece 3 parametre). Fark çok az olsa dahi SS2 için OKKF ve belirsizlik miktarı, diğerlerine göre daha azdır. Aslında veri miktarı az olduğu durumlarda (model parametreleri hakkında bilgi az) parametrelerdeki belirsizliğin artması beklenir. Fakat veri miktarı arttıkça parametrelerdeki belirsizlik de artmaktadır. Bunun nedeni farklı verilerden gelen belirsizliğin toplam belirsizliğe dahil olmasıdır. Veri sayısı arttıkça belirsizliğin azalması ancak parametre sayısının da artması ile mümkündür. Bu

durumun zıttı olarak veri miktarı güncellenen parametre sayısına göre çok düşük ise ters problem belirsiz olacağından belirsizlik miktarı da yüksek olacaktır.

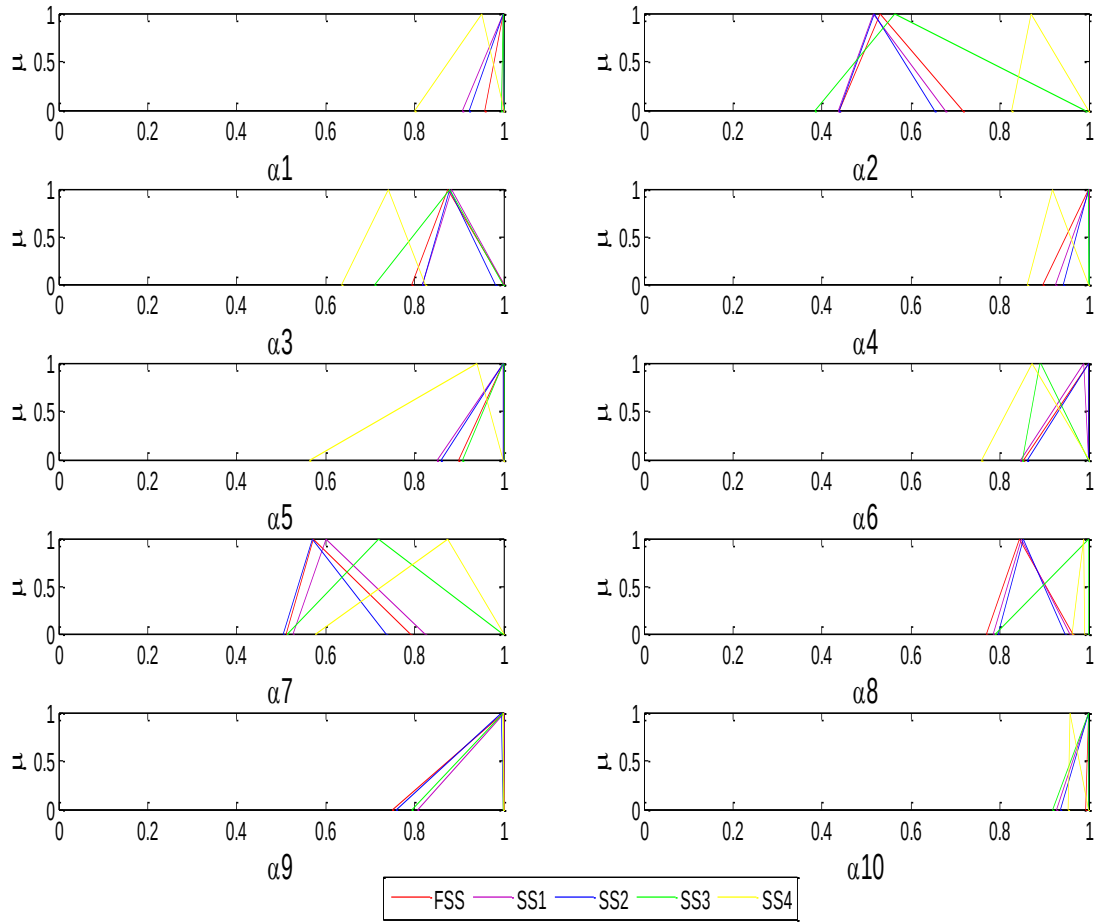
Çizelge 5.12 : Sensör gruplarının performans durumları.

Sensor grubu	Hasarsız durum		Birleşim rijitliğinde azalma		Sınır koşulunda değişim	
	OKKF(%)	Parametrelerde belirsizlik	OKKF(%)	Parametrelerde belirsizlik	OKKF(%)	Parametrelerde belirsizlik
FSS	0.4335	0.4146	0.2207	0.8076	0.9685	0.2740
SS1	0.4316	0.3965	0.2338	0.8168	1.0301	0.3755
SS2	0.4298	0.3703	0.2148	0.7435	1.0237	0.2447
SS3	0.4741	0.4064	0.5051	1.0688	1.1513	0.6936
SS4	0.4429	0.3715	1.0207	0.9381	59.4405	0.5398



Şekil 5.20 : Hasarsız durum için güncellenen parametreler.

İkinci hasar durumunda, N3 ve N7 numaralı birleşimlerde bağlantı plakları kaldırılmıştır. Bu tip bir hasar, yerel bir hasar durumu olarak gözönüne alınabilir. Bütün kiriş birleşimlerinin rijitliği ayrı ayrı parametrelerle tanımlandığından toplamda 10 parametre güncellenmiştir. Referans yapı olarak 1. durumda güncellenen yapı alınmıştır.



Şekil 5.21 : 2. Durum için güncellenen parametreler.

Şekil 5.21'den anlaşılabacağı üzerine 3 ve 7 numaralı birleşimlerin rijitliği yaklaşık olarak %40 azalmaktadır. Bu durum hasar durumunun doğru bir şekilde belirlendiğini göstermektedir. 3 ve 7 numaralı parametreler dışında gürültüden dolayı diğer parametrelerde de küçük değişimler olduğu görülmektedir. Bir önceki duruma benzer olarak en düşük belirsizlik miktarı ve OKKF değeri SS2 sensör grubundan elde edilmiştir. Burada tekrar belirtmelidir ki en uygun sensör seti mevcut parametre sayısı için gerekli ve yeterli veriyi sağlamalıdır. Eğer güncelleştirmede gerekli veriden fazlası kullanılırsa güncellenen modelin mevcut kapasitesi (bu kapasite parametre sayısı ve modellemede yapılan kabullere bağlı) belli olduğundan güncelleştirmeye ilave edilen yeni veriler daha iyi model edilmesinden ziyade modelin belirsizliğini arttıracaktır. Özellikle veriler çok gürültülü ise bu durum daha belirgin olacaktır. Bu örnekte simulasyondan üretilen veriler kullanıldığından modellemeden kaynaklanan belirsizlik verilerdeki belirsizlikten düşüktür.

Çizelge 5.13 : Sınır koşullarındaki değişim durumunda güncellenen bulanık parametreler.

α	1		2		3		4	
/set	$\alpha^{\det}$	$des(\alpha)$	$\alpha^{\det}$	$des(\alpha)$	$\alpha^{\det}$	$des(\alpha)$	$\alpha^{\det}$	$des(\alpha)$
FSS	0.8063	0.0355	0.8011	0.0043	0.9542	0.1792	1.0000	0.0213
SS1	0.8824	0.0995	0.8000	0.0017	0.9281	0.1736	1.0000	0.0849
SS2	0.8768	0.0020	0.8000	0.0515	0.9412	0.1840	1.0000	0.0001
SS3	0.8380	0.2759	0.8000	0.0001	1.0000	0.2074	0.9998	0.0005
SS4	0.9708	0.0600	0.9408	0.0306	0.6062	0.0926	0.9770	0.1207
α	5		6		7		8	
/set	$\alpha^{\det}$	$des(\alpha)$	$\alpha^{\det}$	$des(\alpha)$	$\alpha^{\det}$	$des(\alpha)$	$\alpha^{\det}$	$des(\alpha)$
FSS	1.0000	0.0000	0.8953	0.0958	0.8003	0.0060	0.9647	0.1641
SS1	1.0000	0.0006	0.8012	0.0253	0.8000	0.0009	0.9596	0.1654
SS2	1.0000	0.0103	0.8411	0.0468	0.8000	0.0018	0.9776	0.1489
SS3	1.0000	0.0004	0.8005	0.2195	0.8000	0.0001	1.0000	0.2652
SS4	0.7651	0.0313	0.8852	0.1357	0.9547	0.0832	0.5618	0.0510
α	9		10		11		12	
/set	$\alpha^{\det}$	$des(\alpha)$	$\alpha^{\det}$	$des(\alpha)$	$\alpha^{\det}$	$des(\alpha)$	$\alpha^{\det}$	$des(\alpha)$
FSS	0.9998	0.0396	1.0000	0.0003	1.0000	0.0000	0.9997	0.0002
SS1	1.0000	0.0015	0.9998	0.0574	1.0000	0.0000	0.9998	0.0002
SS2	1.0000	0.0013	1.0000	0.0010	1.0000	0.0000	0.9997	0.0003
SS3	1.0000	0.0001	1.0000	0.0003	1.0000	0.0000	0.9997	0.0003
SS4	0.8039	0.2193	0.9766	0.0724	0.9999	0.0002	1.0000	0.0001
α	13		14		15		16	
/set	$\alpha^{\det}$	$des(\alpha)$	$\alpha^{\det}$	$des(\alpha)$	$\alpha^{\det}$	$des(\alpha)$	$\alpha^{\det}$	$des(\alpha)$
FSS	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.9997	0.0002	0.0000	0.0009
SS1	0.0000	0.0969	1.0000	0.0000	0.9997	0.0002	0.0001	0.0418
SS2	0.0000	0.0149	1.0000	0.0000	0.9997	0.0002	0.0019	0.0263
SS3	0.0036	0.0178	1.0000	0.0000	0.9996	0.0003	0.0000	0.3987
SS4	0.1115	0.1738	0.9999	0.0000	0.9999	0.0003	0.3614	0.0081

Son durumda ise sınır koşullarındaki değişimi simule etmek için N3 ve N7’de dönmeler tutulmuştur. Model, birleşim noktalarının rijitliğine ek olarak her kolon-gövde birleşimine dönen elastik yaylar atanarak güncellenmiştir. Çizelge 5.13’de verilen güncellenen bulanık parametrelerden son altısı elastik yaylara karşı gelmektedir. Yaylar sırasıyla N1, N4, N7, N8, N11, N14 noktalarına atanmıştır. Güncelleme sonuçları Çizelge 5.13’de deterministik değerleri ($\alpha^{\det}$) ve bulanık sayılarda $\mu = 0$ ’a karşı gelen destek değerleri verilmiştir. Burada destek değerleri parametrelerin alt ve üst sınırı arasındaki farktır. Bu değer ne kadar fazla ise belirsizlik o kadar büyüktür. Çizelge 5.13’den anlaşılacağı üzere N7 ve N14 noktalarına atanan elastik yay rijitliklerine karşı gelen 13. ve 16. parametreler sıfırdır. Böylece sınır koşullarındaki değişim açıkça belirlenmiştir. Bu hasar global bir hasardır. Global hasarlar yapının yerel davranışıyla beraber global davranışını da etkilediğinden tespit edilmeleri daha kolaydır. Bununla birlikte 11-16. parametrelerin belirsizlik değerleri incelendiğinde hepsinin sıfıra çok yakın olduğu görülmektedir.

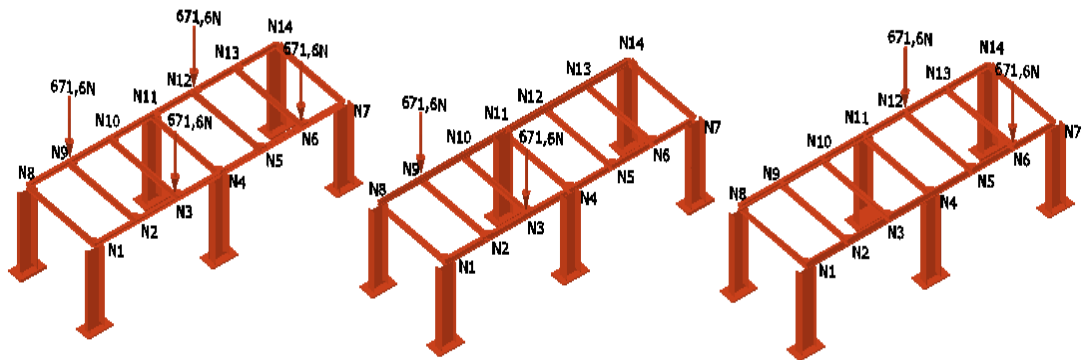
Bunun nedeni bu parametrelerin güncelleştirmede kullanılan deneysel verilerdeki değişime çok hassas olmasıdır. Bu durumda da önceki durumlara benzer olarak en küçük belirsizlik miktarı SS2 sensör grubundaki veriler kullanıldığında elde edilmiştir.

5.3.2 Yapı çıktılarında BSEMG ile belirsizlik nicelendirmesi

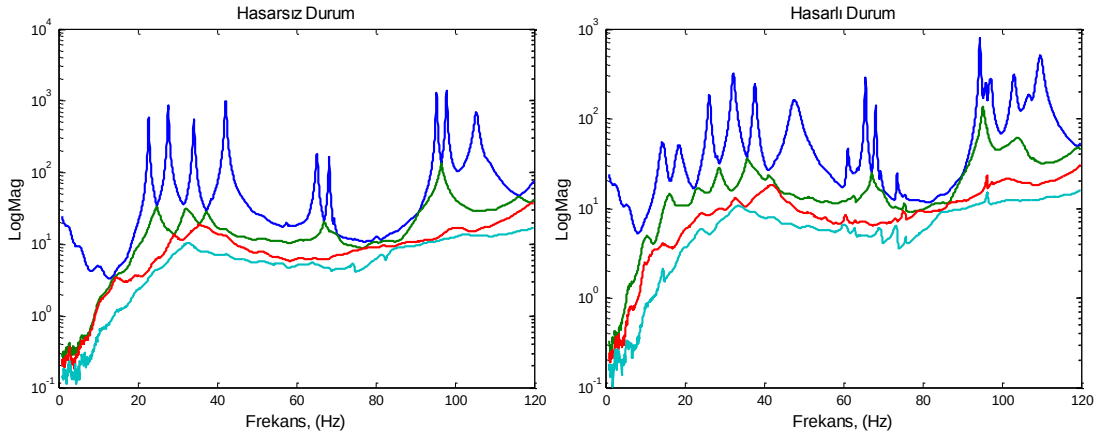
Bu bölümde modeldeki belirsizliklerin yapı davranışı üzerindeki etkisi incelenmiştir. Bir önceki bölümden farklı olarak bu bölümde, aynı yapının laboratuvar ortamında yapılan deneylerinden elde edilen gerçek verileri kullanılmıştır. Deneyler laboratuvar ortamında gerçekleştirildiğinden ve çok girdili, çok çıktılı (Multi Input-Multi Output) deneyler yapılabildiğinden gürültü seviyesi düşüktür. Aslında yapı göreceli olarak basit bir yapı olduğundan modellemelerdeki belirsizlikler de çok yüksek seviyelerde olmayacaktır.

Yapı başlangıç (hasarsız) ve sınır koşullarında değişim olmak üzere iki farklı durum için güncellenmiştir. İlk durumda yapı sadece deterministik olarak güncellenmiş ve ikinci durum için referans yapı elde edilmiştir. Hasar simulasyonunda sınırlarda düşey yönde rijitlik kaybı simule edilmiştir. Bunun için, N7 ve N14 numaralı kolon-gövde birleşimlerinde mesnetler kaldırılarak yerine esnek Duro50 elastomerik padleri konmuştur.

Güncellemede çeşitli statik ve dinamik testlerden elde edilen şekil değiştirme, doğal frekans ve mod şekilleri kullanılmıştır. Şekil değiştirmeler Şekil 5.22’de görüldüğü gibi üç farklı statik yüklemeden elde edilmiştir. Mod şekli ve doğal frekanslar ise darbe yüklemesinde elde edilen titreşimlere KMİF yönteminin uygulanması ile bulunmuştur. KMİF eğrileri hasarsız ve hasarlı durum için Şekil 5.23’de verilmiştir.



Şekil 5.22 : Statik yükleme durumları.

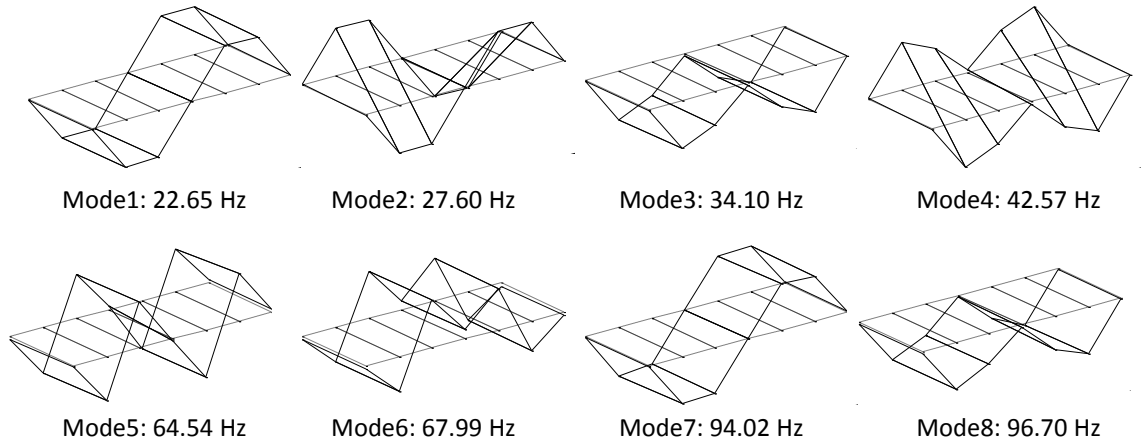


Şekil 5.23 : KMİF eğrileri.

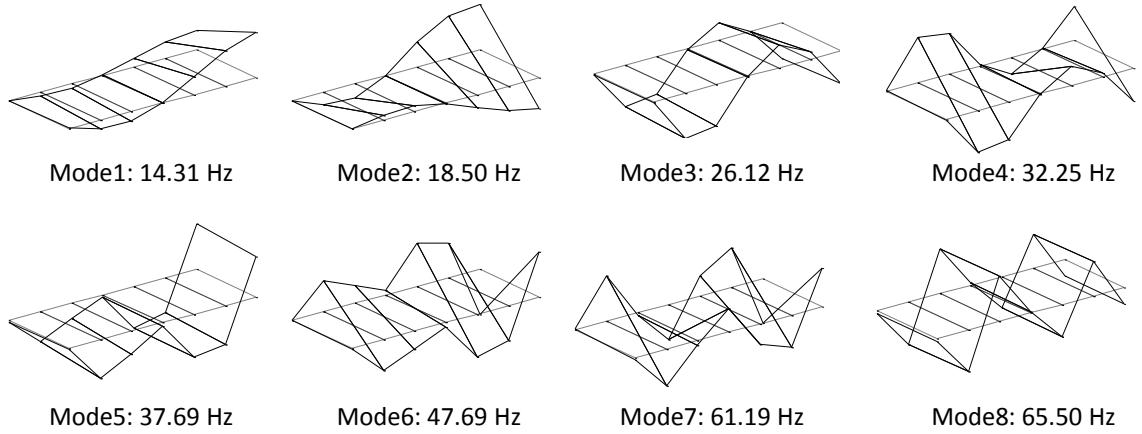
İlk olarak, başlangıç SE modeli, yapının hasarsız durumundan elde edilen deneysel veriler için deterministik olarak güncellenmiş ve referans bir başlangıç modeli elde edilmiştir. Bu referans model kullanılarak hasarlı durum için yapı tekrar BSEMG ile güncellenmiş ve çıktılarıdaki belirsizlik durumu incelenmiştir. Güncellemede ilk sekiz doğal frekans kullanılmıştır. Başlangıç ve deterministik olarak güncellenmiş SE modeli ile deneylerden elde edilen doğal frekanslar Çizelge 5.14’de verilmiştir. Ayrıca KMİF ile elde edilen mod şekilleri Şekil 5.24 ve 5.25’de verilmiştir.

Çizelge 5.14 : Deterministik olarak güncellenmiş SE modelinden ve deneylerden elde edilen frekansların karşılaştırılması.

Mode Number	Initial FEM (Hz)	Deterministically Updated FEM (Hz)	Experimental frequencies (Hz)	
			Initial case	Damage case
1	21.52	22.65	22.72	14.31
2	26.22	27.60	27.67	18.50
3	32.69	34.10	34.13	26.12
4	40.72	42.57	42.15	32.25
5	62.73	64.54	65.18	37.68
6	66.52	67.99	68.27	47.68
7	93.98	94.02	95.36	61.18
8	96.47	96.70	97.90	65.50



Şekil 5.24 : Deterministik olarak güncellenen SE modelinden elde edilen mod şekillleri (Referans model).



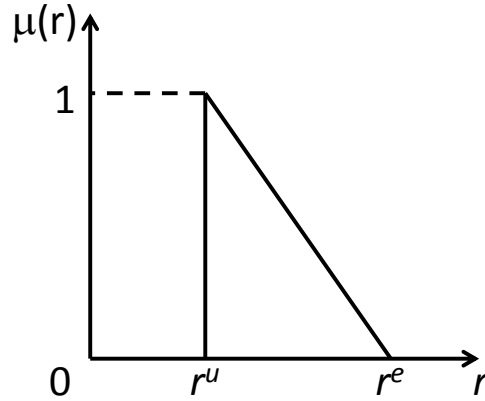
Şekil 5.25 : Hasarlı durum için elde edilen deneysel mod şekillleri.

Çizelge 5.14'den görüldüğü üzere hasarsız durumda deterministik olarak güncellenmiş modelden elde edilen veriler ile deneysel veriler oldukça yakındır. Bunun nedeni başlangıç modelinin halihazırda yapıyı yeterince iyi temsil etmesidir. Başlangıç modelinde destek plakları modellenmemiştir. Güncellemede destek plaklarının olduğu birleşimler güncellenmiştir. Başlangıç modelinden ve gerçek yapıdan elde edilen frekansların birbirine yakın olması destek plaklarının yapının global davranışına çok etkisi olmadığını da göstermektedir. Fakat hasarlı durumda, sınır koşullarındaki değişim, doğal frekanslar, mod şekilleri ve şekil değiştirmelerde (Çizelge 5.15) dikkate değer farklar meydana getirmektedir.

Çizelge 5.15 : Hasarlı ve hasarsız durumlar için deneysel şekil değiştirme.

Sensör No	1. Yükleme		2. Yükleme		3. Yükleme	
	Hasarsız ($\mu\epsilon$)	Hasarlı ($\mu\epsilon$)	Hasarsız ($\mu\epsilon$)	Hasarlı ($\mu\epsilon$)	Hasarsız ($\mu\epsilon$)	Hasarlı ($\mu\epsilon$)
CH1	25.5	14	36.5	39.8	10.4	29.2
CH2	29.6	59.7	6.2	0.5	22.1	58.7
CH3	39.4	27.9	13.5	11.1	53.5	36.4
CH4	40.6	38.7	55.8	57.4	13.4	16.9
CH5	29.2	35.2	23	20.4	6.6	17.1
CH6	25	23.2	11.8	8.4	36.9	30.9

Modellemeden kaynaklanan belirsizlikler hasarlı durum için incelenmiştir. Yukarıda tarif edilen referans yapı, modal parametre and şekil değiştirmelerden oluşan farklı veri setleri için BSEMG ile güncellenmiştir. Elde edilen her bulanık parametrelili modelden elde edilen çıktılar belirsizlik miktarı açısından incelenmiştir. Sadece kolon-gövde birleşimlerinin düşey rijitlikleri güncellenen parametreler olarak seçilmiştir. Güncellemeler bir önceki bölümdesine benzer olarak sadece deterministik ve en kötü senaryoya karşı gelen α seviyeleri için yapılmıştır. Bulanık çıktılardaki belirsizliğin en küçük seviyede kalması için bulanık deneysel veriler Şekil 5.26'daki gibi tanımlanmıştır. Burada r^u deterministik olarak güncellenmiş ($\mu=1$) modelden elde edilen çıktı, r^e ise deneysel verilere karşı gelmektedir. Deterministik olarak güncellenmiş modelden elde edilen çıktıların üyelik fonksiyonu değeri 1 alınmıştır. Deneysel verilerin üyelik derecesi en küçük belirsizlik için $\alpha \geq 0$ şartını sağlamalıdır. Bu durum daha önceki bölümde anlatıldığı gibi amaç fonksiyonunun formülasyonunda bir kısıt olarak ortaya çıkmaktadır. Güncellemede kullanılan veri setleri Çizelge 5.16'da verilmiştir.



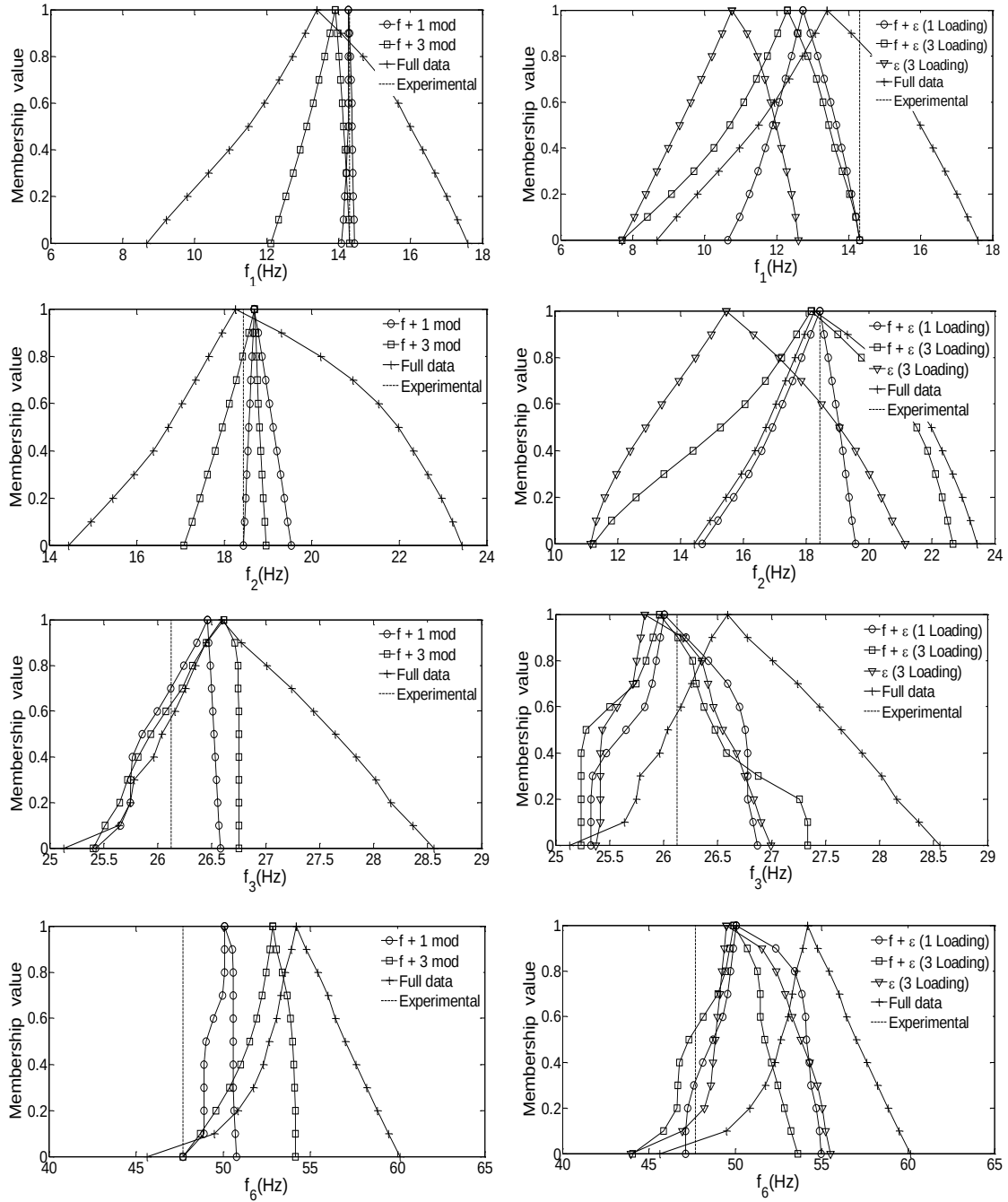
Şekil 5.26 : Bulanık deneysel verilerin üyelik fonksiyonları.

Çizelge 5.16 : Güncellemede kullanılan veri setleri.

Veri seti	Kısaltma	Açıklama
1	f+1m	İlk 6 frekans ve ilk mod şekli
2	f+3m	İlk 6 frekans ve ilk 3 mod şekli
3	f+ ε (1 yük.)	İlk 6 frekans ve ilk yüklemekten elde edilen şekil değiştirmeler
4	f+ ε (3 yük.)	İlk 6 frekans ve ilk 3 yüklemekten elde edilen şekil değiştirmeler
5	ε (3 yük.)	İlk 3 yüklemekten elde edilen şekil değiştirmeler
6	Tüm veri	İlk 6 frekans, ilk 3 mod şekli ve ilk 3 yüklemekten elde edilen şekil değiştirmeler

BSEMG yöntemi her veri seti için uygulanmış ve güncellenen bulanık modellerden elde edilen frekans, mod şekli ve şekil değiştirmeler gösterilmiştir. Şekil 5.27’de güncellenen modellerden elde edilen dört doğal frekans verilmiştir. Dört ve beşinci bulanık doğal frekanslar, sonuçlar benzer olduğundan ve karmaşıklığı bir ölçüde önlemek için verilmemiştir. Grafiklerden görüldüğü üzere artan frekanslar için mutlak belirsizlikler 3. doğal frekans hariç her frekans için artmaktadır. Bu durum 0 α seviyesinde aralık değerleri incelendiğinde görülebilir. Altınca doğal frekans, 0 α seviyesinde tüm veri için 45 Hz ile 60 Hz arasında değişirken birinci doğal frekans 8 ile 16 arasında değişmektedir. Burada önemli bir nokta; güncellemede kullanılan veri miktarı arttıkça tahmin edilen çıktılarıdaki belirsizliğin artmasıdır. Bunun nedeni, BSEMG formülasyonunda da belirtildiği gibi deneysel verilerin, güncellenen bulanık modelden elde edilen bulanık çıktıların alt kümesi olması gerekliliğidir. Bu durum, güncellemeye daha fazla veri eklenmesi ve mevcut modelin kullanılan her deneysel veriyi temsil etmesi gerekliliğinden kaynaklanmaktadır. En iyi sonuç ise güncellemede veri miktarı artırılırken aynı zamanda güncellenen parametre sayısının artırılması veya daha karmaşık bir modelin güncellemesiyle alınacaktır. Eğer modellemedeki belirsizlikler az ve bir önceki bölümde açıklandığı gibi deneysel

verilerdeki belirsizlik fazla ise daha iyi bir modelin güncellenmesi de veri miktarı ile artan belirsizliği azaltmayacaktır.



Şekil 5.27 : Farklı veri setleri ile güncellenmiş modellerden elde edilen bulanık doğal frekanslar.

Şekil 5.27’den anlaşılacağı üzere 1. veri seti için doğal frekanslarda deterministik değerler deneysel verilere çok yakın ve belirsizlik miktarı çok düşüktür. Bu durum, 2. veri seti içinde belirsizlik miktarındaki küçük artışla beraber aynıdır. Buradan modellemeyen kaynaklanan etkilerin doğal frekanslar üzerindeki etkisinin az olduğu

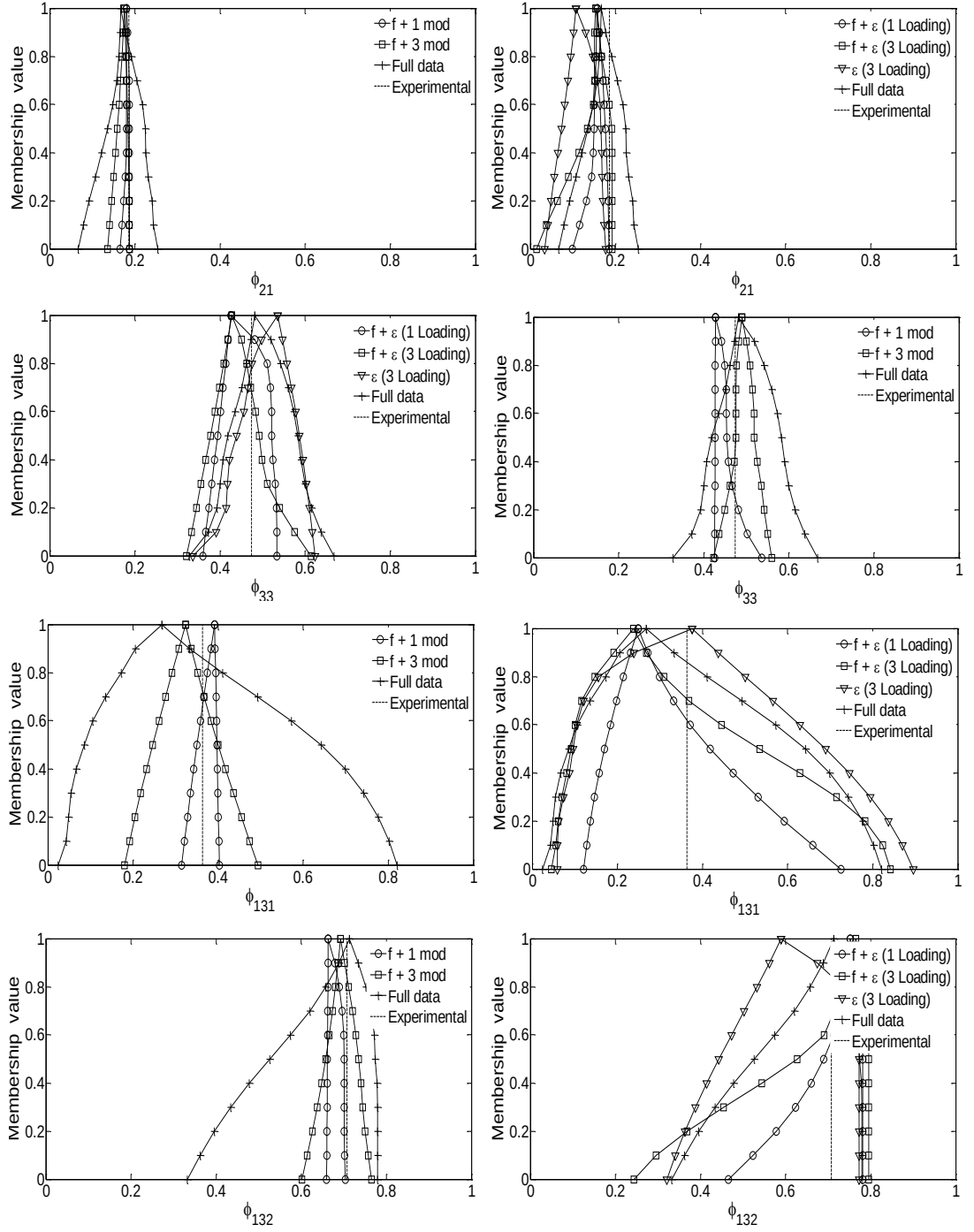
görülmektedir. Doğal frekansların yapının global davranışını temsil etmesinden dolayı bu beklenen bir sonuçtur. Fakat şekil değiştirmelerin dahil edilmesiyle beraber doğal frekansların kesinliğinde azalma ve belirsizlikte artış görülmektedir. Bu durum aslında modellemekten çok statik ve dinamik testler arasındaki farklardan kaynaklanmaktadır. Statik testlerde yüklemeden dolayı ek belirsizlikler meydana gelebilmektedir. Bunun dışında dinamik testlerde kolon-gövde birleşimlerinde temas problemlerinden ve çekme rijitliğinin olmamasından dolayı hafif bir yaddoğrusallık meydana gelmektedir. Fakat ilk iki mod bu durumdan daha az etkilenmekte ve güncellenmiş model ile daha iyi tahmin edilebilmektedir. Statik testlerde ek ağırlıklar kullanılarak bu durum engellenmiştir.

Göreceli belirsizlik miktarları ve parantez içinde deneysel verilerin modelden elde edilen bulanık çıktı kümelerine üyelik değerleri Çizelge 5.17’de verilmiştir. Çizelgedeki belirsizlik miktarları incelendiğinde önceki paragraflarda yapılan sonuçların desteklendiği görülmektedir. En düşük belirsizlik $f+1m$ (1. set) içindir. Bununla birlikte ilk iki frekans için diğer veri setleri ile yapılan güncellemede belirsizlik önemli ölçüde artmaktadır. Bunun sebebi yularıda açıklandığı gibi farklı verilerden gelen belirsizliktir.

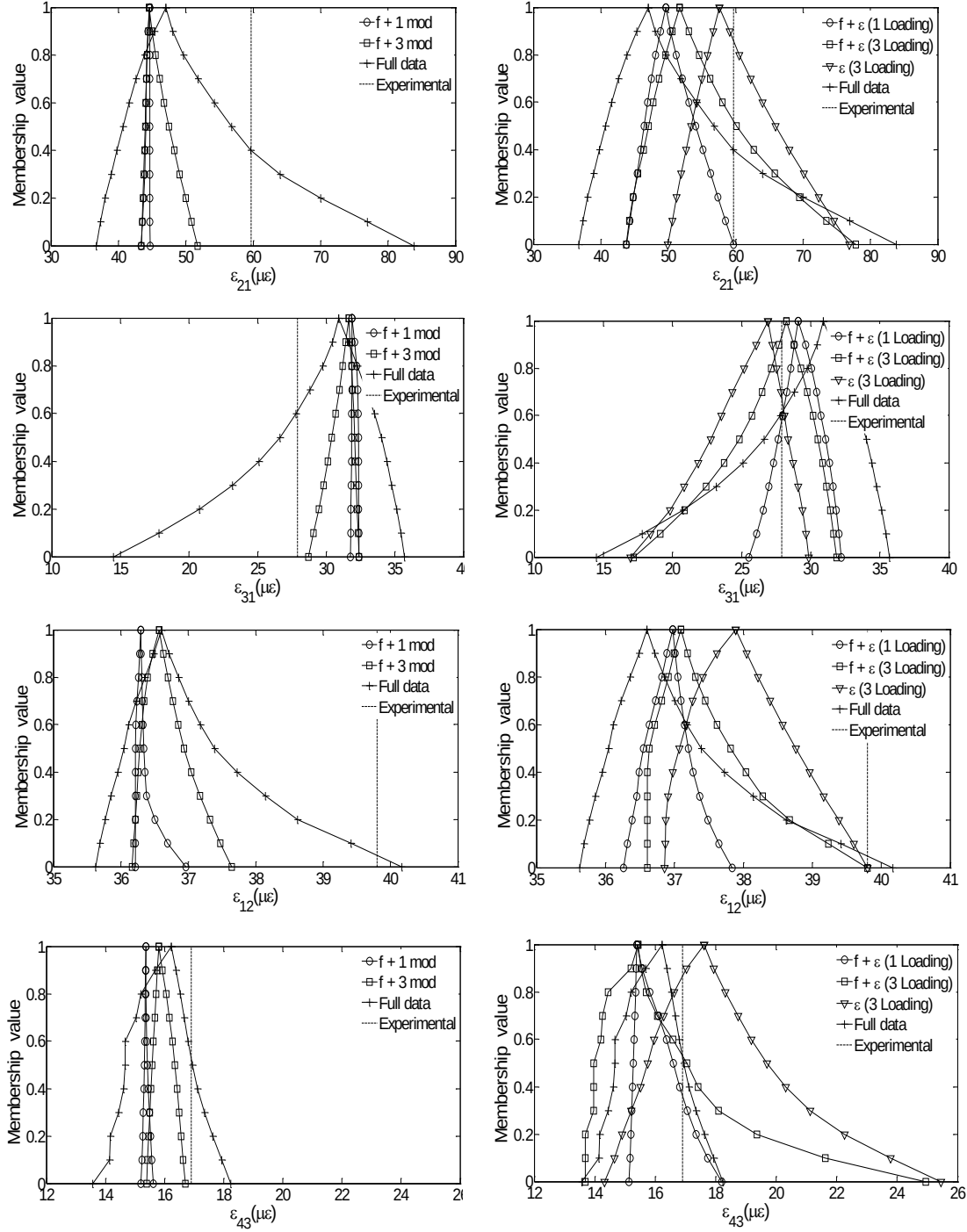
Çizelge 5.17 : Çıktılarda göreceli belirsizlik miktarları.

Çıktı/ Veri seti	$f+1m$	$f+3m$	$f+\varepsilon$ (1 yük.)	$f+\varepsilon$ (3 Yük.)	ε (3 Yük)	Tüm veri
f_1	0.0101 (0.95)	0.0754 (0.10)	0.1404 (0.01)	0.2422 (0.01)	0.2449 (0)	0.3396 (0.86)
f_2	0.0296 (0.05)	0.0471 (0.80)	0.1214 (0.99)	0.3366 (0.98)	0.3724 (0.59)	0.2751 (0.98)
f_3	0.0218 (0.72)	0.0289 (0.64)	0.0380 (0.95)	0.0441 (0.91)	0.0388 (0.90)	0.0595 (0.58)
f_6	0.0254 (0.01)	0.0513 (0.01)	0.1053 (0.30)	0.0852 (0.55)	0.1032 (0.17)	0.0928 (0.07)
φ_{21}	0.0467 (0.01)	0.1434 (0.01)	0.2010 (0.10)	0.4573 (0.62)	0.8056 (0)	0.5287 (0.88)
φ_{33}	0.0879 (0.25)	0.1175 (0.43)	0.2858 (0.90)	0.2911 (0.69)	0.2664 (0.81)	0.3274 (0.90)
φ_{131}	0.1173 (0.65)	0.4794 (0.71)	1.0773 (0.64)	1.8366 (0.72)	1.4612 (0.98)	1.8507 (0.88)
φ_{132}	0.0506 (0)	0.1131 (0.80)	0.1544 (0.65)	0.2947 (0.70)	0.5124 (0.88)	0.3365 (0.98)
ε_{21}	0.0147 (0)	0.0846 (0)	0.1565 (0.01)	0.2824 (0.54)	0.2239 (0.88)	0.3968 (0.45)
ε_{31}	0.0141 (0)	0.0544 (0)	0.1166 (0.60)	0.2226 (0.95)	0.2214 (0.60)	0.2734 (0.63)
ε_{12}	0.0051 (0)	0.0190 (0)	0.0184 (0.01)	0.0342 (0.01)	0.0433 (0.01)	0.0460 (0.10)
ε_{43}	0.0093 (0)	0.0458 (0)	0.0875 (0.38)	0.2313 (0.52)	0.2553 (0.88)	0.1422 (0.50)

Bazı mod şekli bileşenleri için güncellenen modellerden elde edilen bulanık çıktılar Şekil 5.28’de verilmiştir. Burada φ_{ij} , j . mod şeklinin i . bileşenine karşı gelmektedir. Mod şekli bileşenleri içinde durum doğal frekanslarınkine benzerdir. Şekil değiştirmelerin güncellemeye dahil edilmesiyle mod şekli bileşenlerinde de belirsizlik artmaktadır. Özellikle φ_{131} , φ_{132} ve burada sunulmayan bazı mod şekli bileşenleri için şekil değiştirmenin dahil edilmesiyle belirsizlik oldukça artmaktadır. Burada φ_{131} ve φ_{132} , sıfır α seviyesinde 0.2 – 0.8 aralığında değişmektedir. Bu aralık, bire normallenmiş mod şekillerinin [0,1] aralığında değiştiği düşünülürse oldukça geniş bir aralıktır. Bu durum bazı mod şekillerinin belirsizliğe karşı daha hassas olmasından kaynaklanmaktadır ve mod şekillerinden gelen asıl bilginin kaybolmasına neden olmaktadır. Bundan dolayı modellemedeki belirsizliğin fazla olduğu durumlarda mod şekilleri yapısal tanılama için gerekli ve yeterli bilgi sağlamayacaktır.



Şekil 5.28 : Farklı veri setleri ile güncellenmiş modellerden elde edilen bulanık mod şekli bileşenleri.



Şekil 5.29 : Farklı veri setleri ile güncellenmiş modellerden elde edilen bulanık şekil değiştirme bileşenleri.

Şekil 5.29’da verilen şekil değiştirme bileşenleri ile ilgili sonuçlar biraz daha ilginçtir. Burada ϵ_{ij} , j . yüklemeden meydana gelen i . şekil değiştirmedir. Şekil değiştirmeler için statik ve dinamik davranış arasındaki belirsizlikler daha belirgin olmaktadır. Şekil 5.29’dan açıkça görüldüğü üzere, yalnızca modal verilerin kullanıldığı durumlarda şekil değiştirme değerleri güncellenen modellerle tahmin

edilememektedir. Başka bir deyişle, deneysel şekil değiştirmelerin bu modellerden elde edilen bulanık şekil değiştirme kümelerine üyelik derecesi sıfırdır. Yalnızca modal verilerin kullanıldığı durumda şekil değiştirmelerdeki gerçek belirsizlik belirlenememektedir. Çizelge 5.17’den görüldüğü üzere yalnızca modal veriler ile yapılan güncelleme sonucunda şekil değiştirmelerdeki belirsizlik çok az olmakta fakat deneysel şekil değiştirmelerin üyelik dereceleri sıfır olmaktadır. Bu durum global davranışı yansıtan verilerin kullanılması ile yerel davranışın tam olarak temsil edilemeyeceğini göstermektedir. En düşük belirsizlik beklenildiği üzere $f + \varepsilon(1\text{yük.})$ veri seti kullanıldığında elde edilmiştir ve diğer yüklemelerden elde edilen şekil değiştirmelerin dahil edilmesiyle artmaktadır. Bazı şekil değiştirme bileşenleri (ε_{12} v.s.) için deterministik güncellemeden ($\alpha = 1$) elde edilen sonuçlar oldukça kötüdür. Bu durum yine ölçümlerden kaynaklanabilmektedir. Böylece bu şekil değiştirme bileşenleri güncelleme işlemine dahil edilmeyebilir veya amaç fonksiyonunda küçük ağırlıklar ile dahil edilebilir.

5.4 Gerçek Betonarme Yapı: Köprü 2028

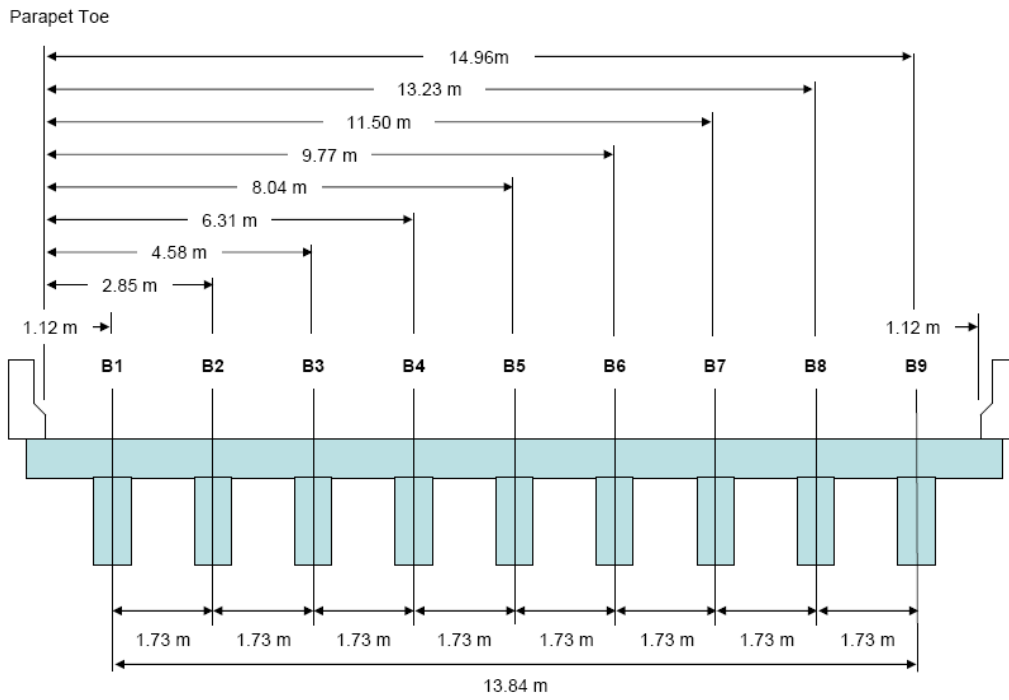
Bu bölümde betonarme bir köprüye çeşitli yapı sağlığı izleme cihazlarıyla sahadan toplanan veriler kullanılarak BSMEG uygulanmış ve sonuçlar tartışılmıştır. Bu bölümde kullanılan deneysel veriler Drexel üniversitesi ve Puerto Rico otoyol ve ulaştırma kurumunun ortak çalışması sonucunda elde edilmiştir.

5.4.1 Köprü 2028

Köprü 2028 Puerto Rico’da 52. otoyolun kuzey-güney arterinde yer alan 2 açıklıklı betonarme bir köprüdür. Köprü 2028 Şekil 5.30’da görüldüğü gibi kuzey ve güney sınırlarındaki trafik için 2 köprüden oluşmaktadır. Her köprü iki açıklıklı ve betonarme T kirişlerden oluşmaktadır. Her açıklık 25 metre olup toplam uzunluk 50 m’dir. Köprü, ortada dört dairesel kesitli ayak ve kenarlarda abatmanlarla desteklenen değişken kesitli 9 kirişten oluşmaktadır. Köprünün enkesiti Şekil 5.31’de verilmiştir.



Şekil 5.30 : Köprü 2028.

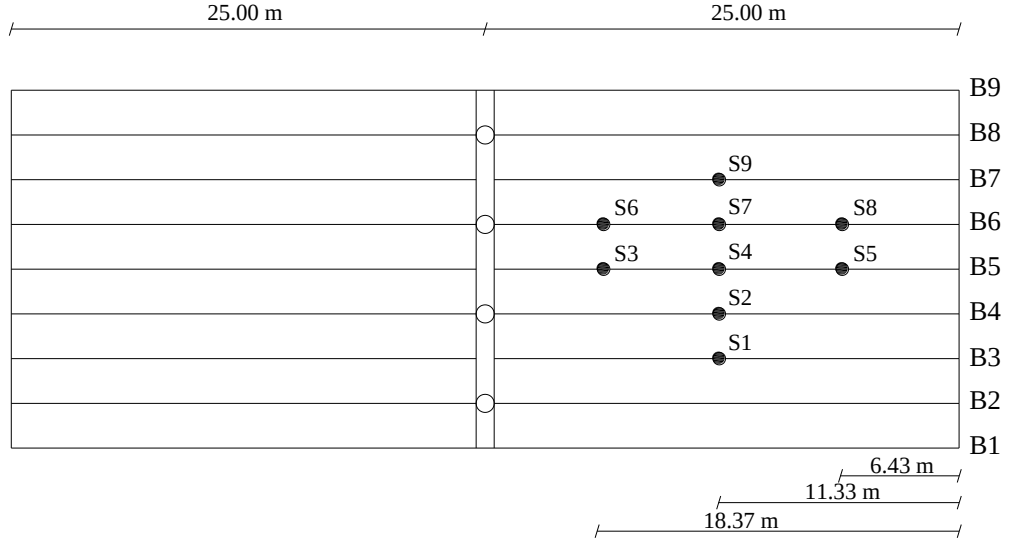


Şekil 5.31 : Köprü enkesiti.

5.4.2 Sensörlerin yerleştirilmesi

Sensörler, yükleme testleri ve günlük operasyon altında en yüksek şekil ve yerdeğiştirme değerlerini verecek şekilde seçilmiştir. Veri toplamada şekil değiştirme, yerdeğiştirme ve ivme ölçerler kullanılmıştır. Fakat, modelin güncellemesinde sadece yerdeğiştirme ve dinamik verinin analizinden elde edilen doğal frekanslar kullanılmıştır. Şekil değiştirmelerin kullanılmamasının nedeni yerdeğiştirmelerin yeteri kadar yerel bilgi sağlaması olarak düşünülmüştür. Yerdeğiştirmeler Tokyosokki CDP-25 yerdeğiştirme ölçerler ile ölçülmüştür.

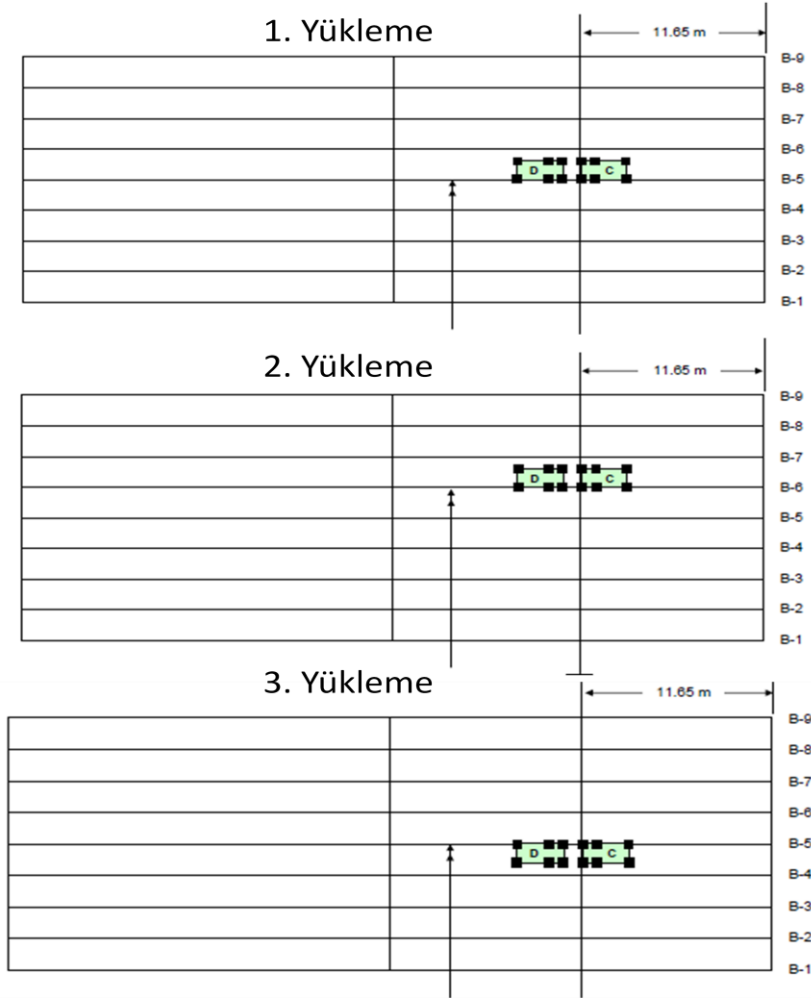
Dinamik titreşimler ise PCB 393C ivme ölçer ile ölçülmüştür. Yerdeğiştirme ölçerlerin konfigürasyonları Şekil 5.32’de verilmiştir.



Şekil 5.32 : Yerdeğiştirme ölçerlerin konfigürasyonu.

5.4.3 Yükleme testleri

Her yükleme için dört farklı kamyon tipinden ikisi kullanılmıştır. Yük- yerdeğiştirme ilişkisinin belirlenmesinde önemli olduğundan dolayı kamyonların ağırlıkları önceden belirlenmiştir. Testler boyunca birçok farklı yük kombinasyonları denenmiştir. Bu çalışmada sadece 3 farklı yük kombinasyonundan elde edilen yerdeğiştirmeler ve dinamik testlerden elde edilen doğal frekanslar kullanılmıştır. Statik yükleme için yükleme durumları Şekil 5.33’de verilmiştir. C ve D kamyonlarının ağırlıkları, dingil açıkları ve köprü için farklı yükleme kombinasyonları Catbas ve dig. (2006) ve (2004)’de bulunabilir.



Şekil 5.33 : Yükleme testleri.

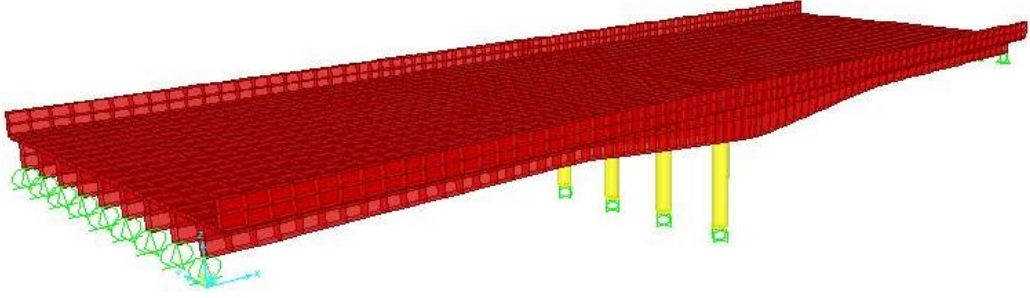
Her ne kadar çoklu girdi ve çıktı dinamik testler yapılması daha uygun olsa da trafiğin yoğun olmasından dolayı sadece trafik ve rüzgardan meydana gelen çevre titreşimlerinden yararlanılmıştır. Köprüye işletme nedenlerinden dolayı yeteri kadar ivme ölçer yerleştirilemediğinden dolayı mod şekilleri elde edilememiştir. İlk 4 mod şekli için deneylerden ve başlangıç SE modelinden elde edilen doğal frekanslar Çizelge 5.18’de verilmiştir.

Çizelge 5.18 : Deneysel ve sayısal frekanslar.

Mod	Deneysel Frekanslar (Hz)	Sayısal Frekanslar (Hz)	Hata(%)
1	2.64	3.13	0.1856
2	3.39	4.41	0.3009
3	4.28	5.37	0.2547
4	5.36	6.44	0.2015

5.4.4 BSEMG uygulaması ve sonuçlar

Bu bölümde, köprüye farklı parametre ve veri setleri için BSEMG uygulanmış ve belirsizlik durumu incelenmiştir. Beş farklı parametre ve üç farklı veri seti için bulanık güncelleme yapılmış ve 15 farklı güncellenmiş bulanık model elde edilmiştir. Her modelden elde edilen bulanık çıktılar belirsizlik durumuna göre karşılaştırılmış ve sonuçlar yorumlanmıştır. Köprünün güncellemede kullanılan SE modeli Şekil 5.34’de verilmiştir.

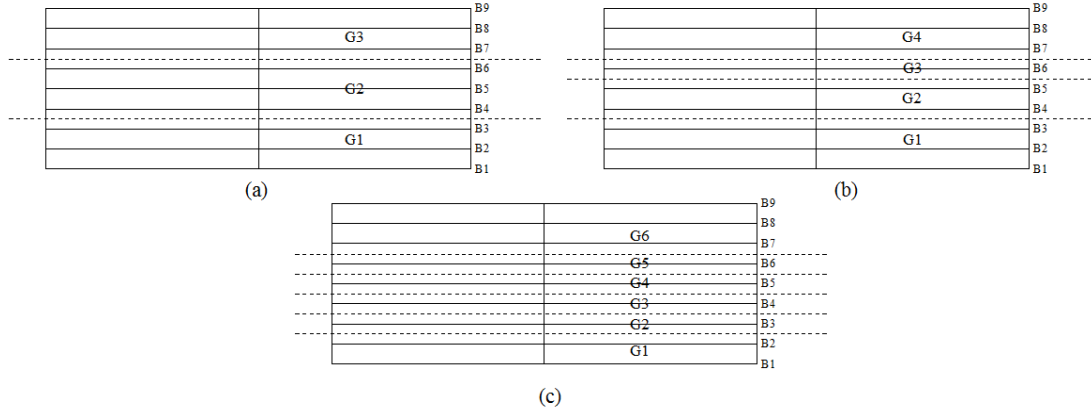


Şekil 5.34 : Köprü 2028’in sonlu eleman modeli.

Güncelleştirmede kullanılan üç farklı veri seti sırasıyla; v1, 1. yüklemeden; v2, 1. ve 3. yüklemeden; v3 ise 1., 2. ve 3. yüklemelerden elde edilen yerdeğiştirme değerleri ve ilk dört doğal frekanslardan oluşmaktadır. Bu üç farklı veri seti az, orta ve çok veri olması durumunu temsil etmektedir. Daha önce belirtildiği üzere daha fazla noktadan ve miktarda veri toplanması, belirsizliklerin nicelendirilmesinde ve daha çok parametre güncelleyerek daha iyi bir model elde edilmesine olanak tanımaktadır. Fakat köprünün işletim şartları nedeniyle veri toplanması bir ölçüde kısıtlı kalmaktadır. Böylece parametrelerin ölçülen verilere hassaslığı dikkate alınarak güncellenen parametre sayısı da kısıtlı tutulmuştur. Modal parametre setleri Çizelge 5.19’da verilmiştir. Ayrıca Şekil 5.35’de güncellenen kiriş rijitlikleri farklı parametre setleri için yanal çizgilerle gruplara ayrılmıştır. Her grubun eğilme rijitliği bir parametre ile tanımlanmış ve güncellenmiştir.

Çizelge 5.19 : Güncellenen SE modeli için parametre setleri.

Parametre seti	Parametre sayısı	Parametre
p1	1	Tüm taşıyıcı elemanların eğilme rijitliği
p2	2	Tüm taşıyıcı elemanların eğilme rijitliği ve kütlesi
p3	3	1, 2 ve 3. grup taşıyıcı elemanların eğilme rijitliği (Şekil 5.35a)
p4	4	1, 2, 3 ve 4. grup taşıyıcı elemanların eğilme rijitliği (Şekil 5.35b)
p5	6	1, 2, 3, 4, 5 ve 6. grup taşıyıcı elemanların eğilme rijitliği (Şekil 5.35c)



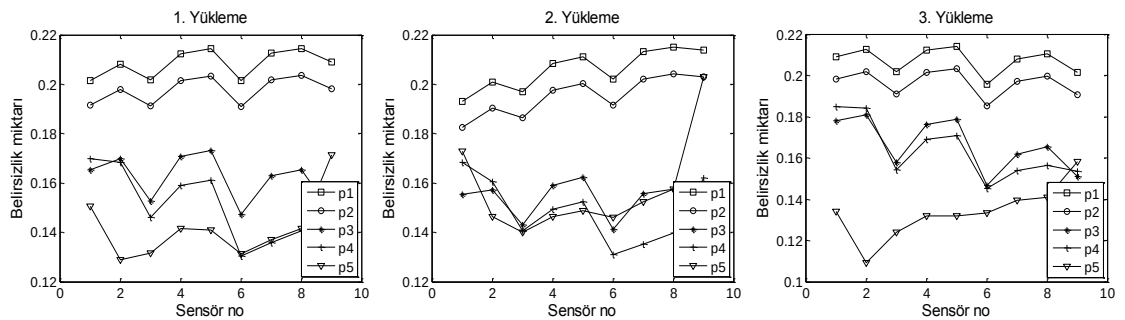
Şekil 5.35 : Güncellenen taşıyıcı elemanların gruplara ayrılması.

Şekil 5.36-5.38’de her veri seti için yerdeğıştirmelerdeki belirsizliğin parametre setlerine göre deęişimi üç yükleme durumu için verilmiştir. Burada beklenen parametre sayısı arttıkça yerdeğıştirmelerdeki belirsizliğin düşmesi olacaktır. Fakat Şekil 5.36’da bu durum 1. yükleme için kısmen geçerli olsa dahi 2. ve 3. yüklemelemlerde geçerli olmamaktadır. Bunun nedeni 1. veri setinde 2. ve 3. yüklemelemlerden elde edilen yerdeğıştirmelerin güncellemede kullanılmamasıdır. Şekil 5.37’de 1. ve 2. yüklemelemler için, Şekil 5.38’de ise bütün yüklemelemler için bu durum geçerli olmakta ve yerdeğıştirmedeki belirsizlikler azalmaktadır. Bununla birlikte dikkate deęer en önemli sonuçlardan bir tanesi ise güncelleştirmede kullanılan veri miktarının artmasıyla belirsizlik miktarının artmasıdır. Düşünce olarak, belirsizlik miktarının sisteme eklenen bilgi miktarı ile azalması beklenmektedir. Burada, yapı hakkında ne kadar çok veri güncelleştirmeye dahil edilirse elde edilen güncellenmiş modelin o ölçüde gerçek yapıyı daha iyi yansıtmaları gerekmektedir. Fakat, bu durumun geçerli olması; artan veri miktarı ile beraber modelin serbestliğinin yani parametre sayısının da artırılması (veya daha kesin modeller oluşturulması) ile gerçekleştirilebilir. Şekil 5.36’de yerdeğıştirmelerdeki belirsizlik miktarı 0.12 ile 0.22 arasında deęişirken, Şekil 5.37’de bu deęerler 0.16 ile 0.30, Şekil 5.38’de ise

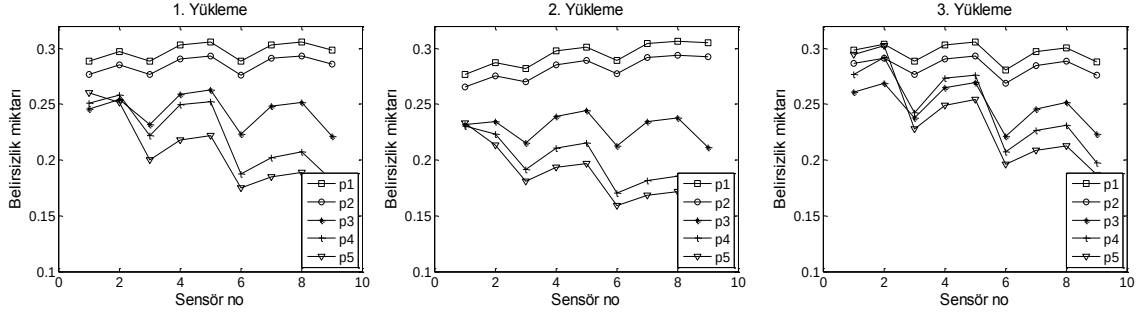
0.25 ile 0.36 arasında değişmektedir. Veri miktarının artması güncellenmiş modelden elde edilen tahminlerdeki belirsizliği arttırmaktadır.

Özellikle, Şekil 5.38’de daha net görüleceği üzere parametre sayısının artması, veri sayısının artması ile artan belirsizliği düşürmektedir. Bu durum başka bir analogi ile açıklanabilir. Verilen bir veri seti için eğri geçirme probleminde, eğer veri sayısı az ise hata da az olacaktır. Fakat, geçirilen eğri farklı veri noktaları için doğru sonuç vermeyecektir. Veri sayısı çok ise geçirilen eğri bütün durumu daha iyi temsil edecek, fakat hata çok olacaktır. Bu durumda en iyi sonuç veri sayısının artırılması ve geçirilecek eğrinin derecesinin yükseltilmesi ile olacaktır.

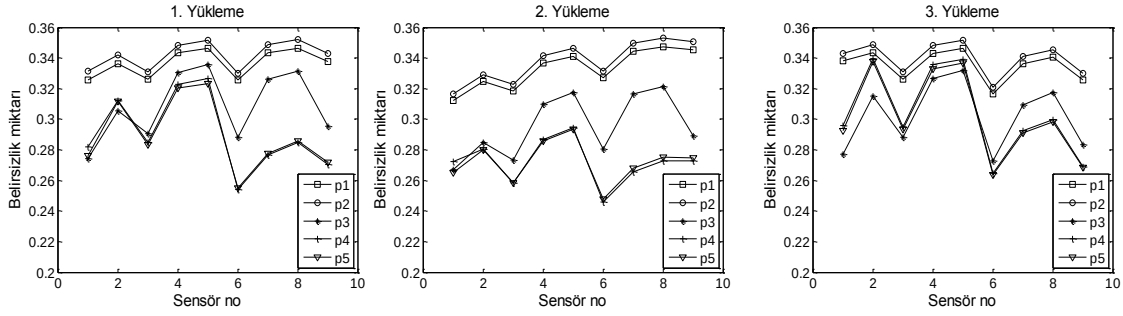
İleri sürülen düşünce de şu unutulmamalıdır ki, model parametrelerinin sayısının artırılması, başka bir değişle daha fazla fiziksel parametrenin güncellenmesi sadece modelden dolayı kaynaklanan belirsizlikleri azaltacaktır. Ölçümlerden kaynaklanan belirsizlik ise sürekli olacaktır. Modeldeki belirsizlikler ise gerçek yapıların karmaşıklığı dikkate alındığında hiçbir zaman tam olarak azaltılamaz. Fakat, burada modelin bulanık olarak tanımlanması ve elde edilen cevap parametrelerinin bulanık olması, modeldeki belirsizliğin nicelenmesi ve yapı hakkındaki karar sürecine katkı sağlamaktadır. Başka bir değişle belirsizlik her zaman olacaktır. Önemli olan, miktarının nicelendirilmesi ve karar verme sürecinde ek bir bilgi olarak kullanılabilmesidir.



Şekil 5.36 : 1. veri seti için yerdeğiştirmelerdeki belirsizlik miktarının parametre setlerine göre değişimi.



Şekil 5.37 : 2. veri seti için yerdeğıştirmelerdeki belirsizlik miktarının parametre setlerine göre deęiřimi.



Şekil 5.38 : 3. veri seti için yerdeğıştirmelerdeki belirsizlik miktarının parametre setlerine göre deęiřimi.

Şekil 5.38’de $p4$ ve $p5$ parametre setleri için belirsizlikteki deęişim incelendiğinde, 4 ve 6 parametrelili model arasında ciddi bir farkın olmadığı, belirsizliğin azalmadığı görülmektedir. Burada iki durum söz konusu olabilir. Birincisi belirsizlięi azaltmak için daha fazla parametrelili veya daha kesin bir model güncellenmeli. İkinci durumda ise daha fazla parametre güncellense dahi belirsizlik azalmayacaktır. Çünkü ölçümlerden kaynaklanan belirsizlikler, model belirsizliğinden daha fazla olabilir.

Çizelge 5.20 – 5.24’de deneysel verilerin farklı veri ve parametre setleri için güncellenen modellerden elde edilen bulanık çıktı kümelerine olan üyelik dereceleri verilmiştir. Az veri ve parametre kullanarak güncelleme yapmak mantıklı gözükse dahi Çizelge 5.20 – 5.24’de verilen üyelik dereceleri incelendiğinde az parametre ile elde edilen modellerin tahminleri yeterli olmamaktadır. Çizelgelerden görüleceęi üzere bazı bulanık çıktılar için deneysel verilerin üyelik dereceleri sıfırdır. Üyelik derecesinin sıfır olması, karşı gelen ölçümün güncellenen model ile tahmin edilememesi anlamına gelmektedir. Her ne kadar modelden elde edilen tahminlerdeki belirsizlik az olsa da güncellenen model mevcut yapıyı yeterince temsil etmemektedir. Bu durum 2. yükleme için $v1$ ve $v2$ ’ye karşı gelen kolonlar ile 3. yükleme için $v1$ kolonunda görülmektedir. Bunun nedeni bu verilerin

güncelleştirmede kullanılmaması ve diğer ölçümlerle arasındaki korelasyonun düşük olmasıdır.

Çizelge 5.20 : 6 parametrelı model için deneysel ölçümlerin modelden elde edilen bulanık kümelerle üyelik dereceleri.

Sensör	1. Yükleme			2. Yükleme			3. Yükleme		
No	v1	v2	v3	v1	v2	v3	v1	v2	v3
1	0.01	0.01	0.28	0	0	0.01	0	0.97	0.87
2	0.99	0.65	0.83	0	0	0.03	0	0.7	0.48
3	0.88	0.78	0.86	0.01	0.24	0.4	0	0.89	0.98
4	0.06	0.92	0.96	0.47	0.6	0.69	0	0.98	0.83
5	0.08	0.93	0.97	0	0	0.22	0	0.01	0.01
6	0.85	0.55	0.99	0	0	0.01	0.99	0.99	0.95
7	0.98	0.72	0.98	0.92	0.24	0.94	0.77	0.72	0.84
8	0.96	0.75	0.97	0	0	0.01	0	0.02	0.37
9	0.26	0.88	0.65	0.82	0	0.64	0	0.01	0.24

Çizelge 5.21 : 4 parametrelı model için deneysel ölçümlerin modelden elde edilen bulanık kümelerle üyelik dereceleri.

Sensör	1. Yükleme			2. Yükleme			3. Yükleme		
No	v1	v2	v3	v1	v2	v3	v1	v2	v3
1	0.01	0.01	0.28	0	0	0.01	0.38	0.96	0.88
2	0.95	0.66	0.81	0	0	0.04	0	0.75	0.48
3	0.91	0.84	0.84	0	0.28	0.41	0.3	0.91	0.98
4	0.15	0.96	0.96	0.39	0.64	0.69	0	0.98	0.79
5	0.28	0.95	0.97	0	0	0.22	0	0.01	0.01
6	0.88	0.58	0.98	0	0	0.01	0.98	0.99	0.96
7	0.97	0.72	0.98	0.87	0.33	0.94	0.79	0.77	0.85
8	0.96	0.79	0.96	0	0	0.01	0.01	0.14	0.38
9	0.08	0.89	0.65	0.74	0	0.62	0	0.04	0.27

Çizelge 5.22 : 3 parametrelı model için deneysel ölçümlerin modelden elde edilen bulanık kümelerle üyelik dereceleri.

Sensör	1. Yükleme			2. Yükleme			3. Yükleme		
No	v1	v2	v3	v1	v2	v3	v1	v2	v3
1	0.01	0.01	0.25	0	0	0.01	0.94	0.94	0.86
2	0.68	0.68	0.81	0	0	0.1	0.6	0.6	0.51
3	0.8	0.8	0.85	0.34	0.34	0.48	0.93	0.93	0.97
4	0.96	0.96	0.96	0.65	0.65	0.68	0.83	0.83	0.84
5	0.93	0.93	0.95	0.03	0.03	0.28	0.01	0.01	0.05
6	0.67	0.67	0.98	0	0	0.01	0.98	0.98	0.96
7	0.83	0.83	0.97	0.48	0.48	0.97	0.77	0.77	0.84
8	0.85	0.85	0.97	0	0	0.02	0.19	0.19	0.41
9	0.86	0.86	0.69	0.13	0.13	0.45	0.19	0.19	0.32

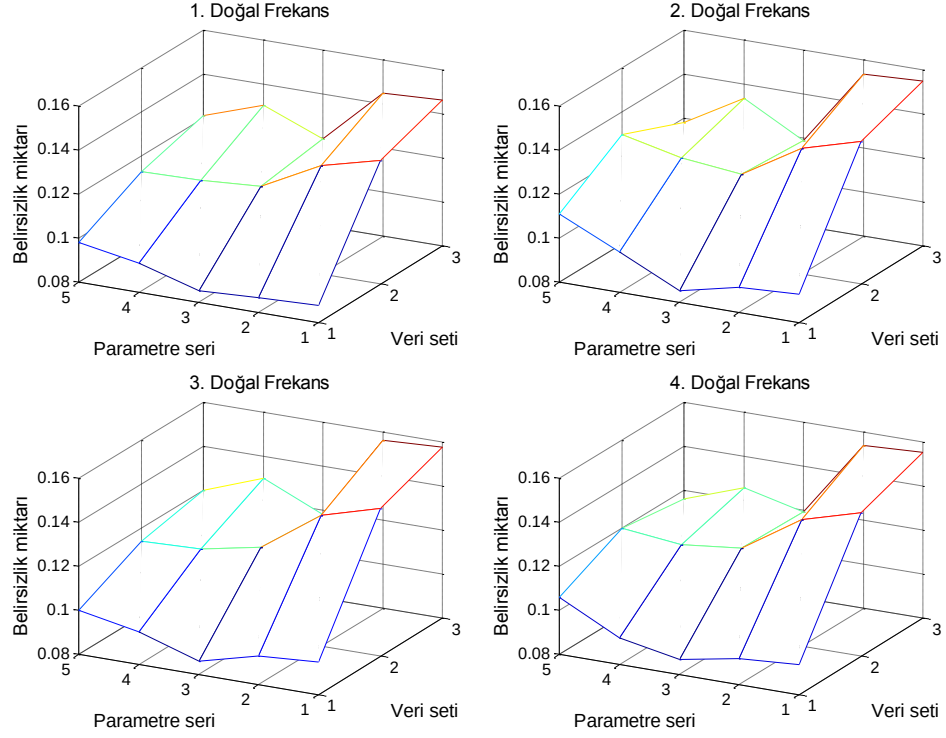
Çizelge 5.23 : 2 parametrelı model için deneysel ölçümlerin modelden elde edilen bulanık kümelerle üyelik dereceleri.

Sensör No	1. Yükleme			2. Yükleme			3. Yükleme		
	v1	v2	v3	v1	v2	v3	v1	v2	v3
1	0.01	0.01	0.28	0	0	0.01	0.89	0.83	0.9
2	0.73	0.73	0.77	0	0	0.18	0	0.6	0.65
3	0.94	0.9	0.89	0.44	0.41	0.54	0.85	0.98	0.98
4	0.25	0.96	0.98	0.69	0.68	0.74	0	0.68	0.79
5	0.34	0.98	0.99	0.16	0.16	0.34	0	0.01	0.01
6	0.01	0.9	0.89	0	0.23	0.22	0.98	0.94	0.95
7	0.19	0.96	0.98	0.01	0.86	0.9	0.87	0.84	0.87
8	0.38	0.97	0.99	0	0.23	0.18	0.32	0.33	0.48
9	0.6	0.64	0.72	0.01	0.87	0.93	0.13	0.12	0.35

Çizelge 5.24 : 1 parametrelı model için deneysel ölçümlerin modelden elde edilen bulanık kümelerle üyelik dereceleri.

Sensör No	1. Yükleme			2. Yükleme			3. Yükleme		
	v1	v2	v3	v1	v2	v3	v1	v2	v3
1	0.14	0.15	0.29	0	0	0.01	0.97	0.9	0.92
2	0.85	0.84	0.85	0	0	0.18	0	0.56	0.56
3	0.99	0.95	0.96	0.53	0.54	0.6	0.44	0.97	0.99
4	0.13	0.9	0.4	0.81	0.77	0.77	0	0.63	0.72
5	0.18	0.91	0.94	0.28	0.28	0.38	0	0.01	0.01
6	0.01	0.78	0.84	0	0.22	0.2	0.85	0.97	0.97
7	0.1	0.88	0.91	0.01	0.83	0.87	0.95	0.87	0.88
8	0.19	0.9	0.92	0	0.17	0.16	0.43	0.43	0.48
9	0.77	0.65	0.73	0.01	0.8	0.85	0.25	0.26	0.35

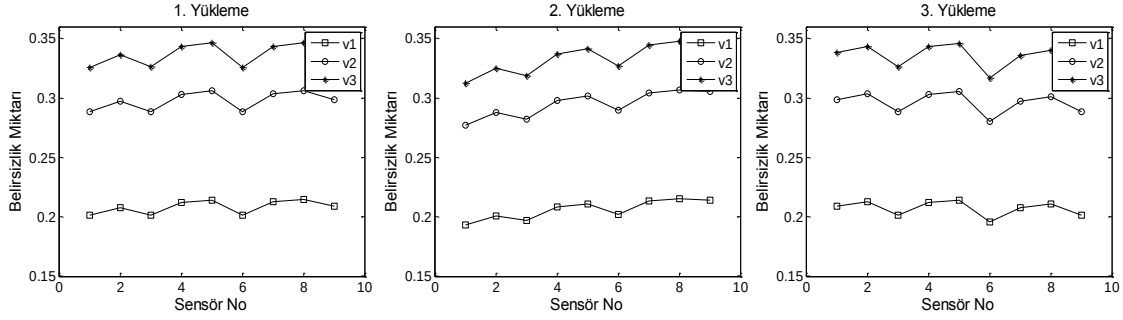
Şekil 5.39’da verilen doğal frekanslardaki belirsizliğin parametre ve veri setlerine göre değişimini gösteren grafikler incelendiğinde bütün frekanslardaki belirsizliklerin değişiminin benzer olduğu görülmektedir. Bununla birlikte yer değiştirmeler için geçerli olan sonuçlara benzer olarak frekanslar için de veri sayısı artıkcça belirsizlikler artmakta parametre sayısı ile azalmaktadır. Fakat v1 seti için en düşük belirsizlik 3. parametre seti ile elde edilmekte, p4 ve p5 için artmaktadır. Bu durum güncelleştirmede kullanılan frekans sayısının (dinamik veri miktarının), statik veri miktarından az olmasından kaynaklanmaktadır. Frekanslar için sonuçlar yerdeğıştirmeler için olanlar kadar tutarlı olmamaktadır.



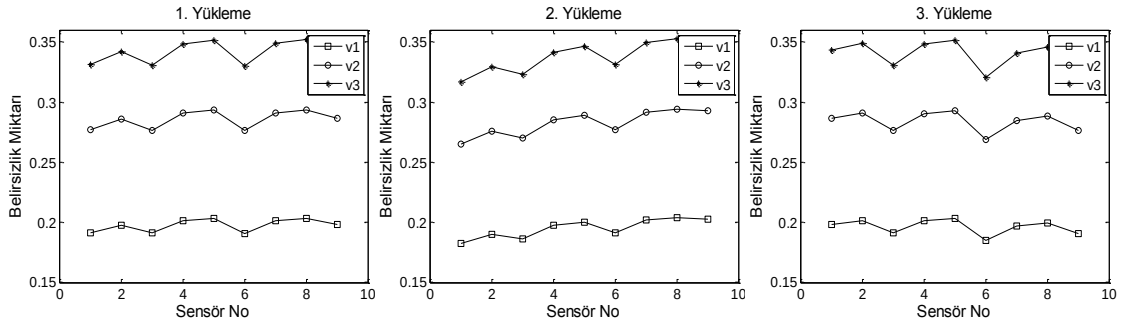
Şekil 5.39 : Doğal frekanslardaki belirsizliklerin parametre ve veri setlerine göre değişimi

Şekil 5.40 – 5.44’de her parametre seti için yerdeğştirmelerdeki belirsizliğin veri setlerine göre değişimi gösterilmektedir. Verilen grafikler Şekil 5.36-5.39’da verilen grafiklere benzer olmakla beraber aynı sonuçlara ulaşmak mümkündür. Burada açık bir şekilde v3 (tüm veri) için elde edilen belirsizlik değerleri bütün parametre setleri için en yüksek seviyededir. Fakat v1 ve v2 için belirsizlik miktarları farklı parametre setleri için değişiklik göstermektedir. Şekil 5.40 ve 5.41’de v1 seti için belirsizlikler v2 ve v3 setlerine göre daha düşüktür. Bu fark parametre sayısı arttıkça kapanmaktadır. Modellemeden ve ölçümlerden gelen gürültü azaldıkça doğal olarak model parametreleri ve veri sayısına bakılmaksızın fark sıfıra yaklaşacaktır. Ayrıca Şekil 5.40 ve 5.41’de verilen belirsizlik miktarları arasında neredeyse aynıdır. Bunun nedeni iki parametrelili modelde (p_2) rijitliğe ek olarak kütle güncellenmiştir ve kütlenin statik yerdeğştirmelere etkisi yoktur. Sadece doğal frekanslara olan etkisinden dolayı rijitlik değerini çok az miktarda değiştirmiştir. Bunun birlikte genel olarak belirsizlik parametre sayısı ile azalsa dahi bazı yerdeğştirme değerlerindeki belirsizlik artabilmektedir. Bu durum kısaca yerdeğştirme değerleri arasındaki korelasyondan kaynaklanmaktadır. Böylece daha kesin olduğu düşünülen bazı veriler güncellemeye daha büyük ağırlık katsayıları ile dahil edilebilir. Daha önceden de belirtildiği üzere en uygun model güncellemesi için veri miktarı artırılır

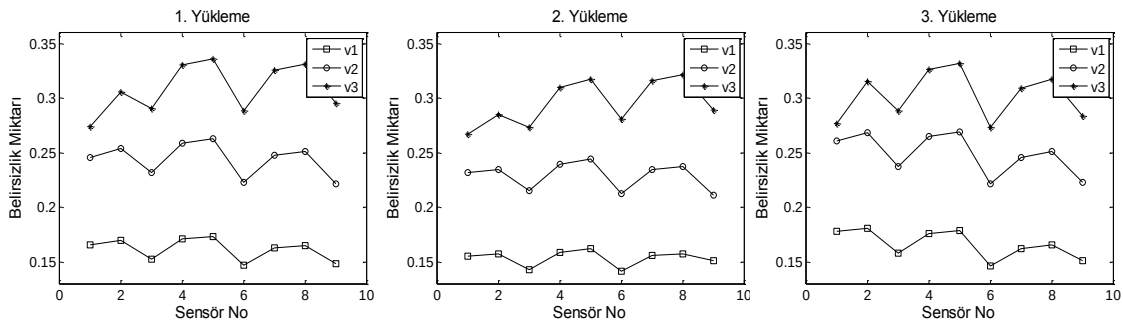
iken güncellenen model parametresi sayısı artırılmalı veya daha detaylı modeller güncellenmelidir. Fakat bu durum hesaplama yükü açısından olumsuz etki yapacaktır. Bundan dolayı belirsizliğin bulanık sayılarla modellenmesi önem kazanmakta, basit modeller için dahi elde edilen modelin ne kadar kesin olduğu veya olmadığı konusunda bilgi sahibi olunabilmektedir.



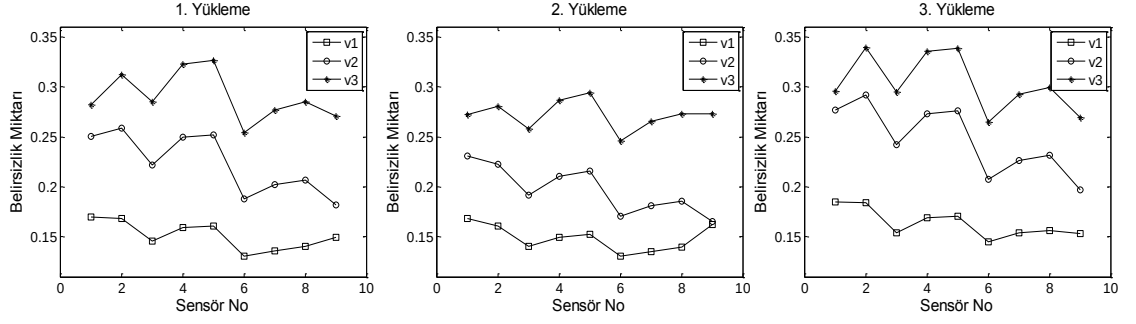
Şekil 5.40 : 1.parametre seti için yerdeğistirmelerdeki belirsizlik miktarının veri setlerine göre değişimi.



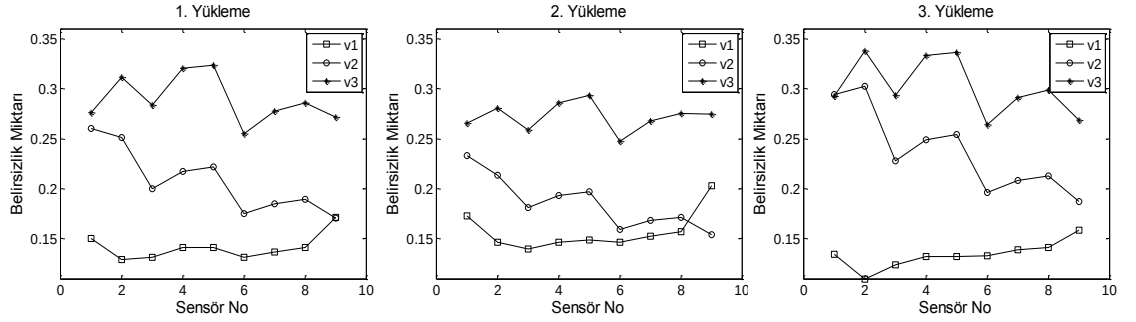
Şekil 5.41 : 2.parametre seti için yerdeğistirmelerdeki belirsizlik miktarının veri setlerine göre değişimi.



Şekil 5.42 : 3.parametre seti için yerdeğistirmelerdeki belirsizlik miktarının veri setlerine göre değişimi.



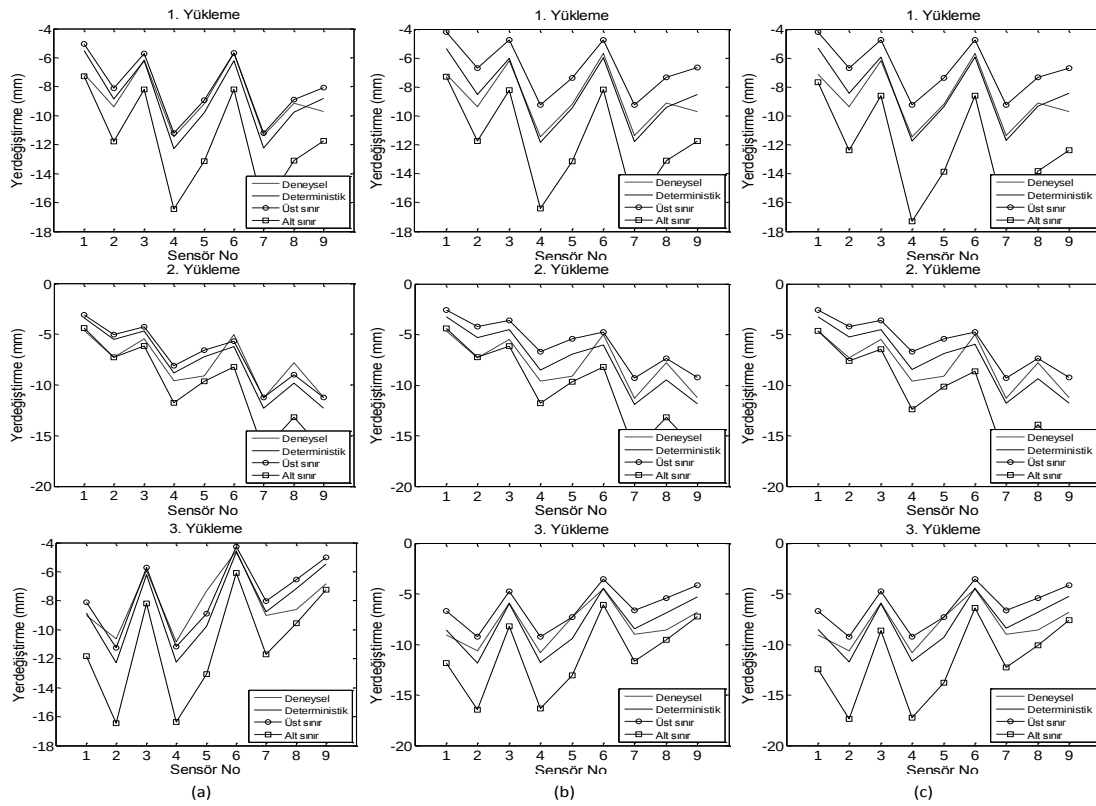
Şekil 5.43 : 4.parametre seti için yerdeğiştirmelerdeki belirsizlik miktarının veri setlerine göre değişimi.



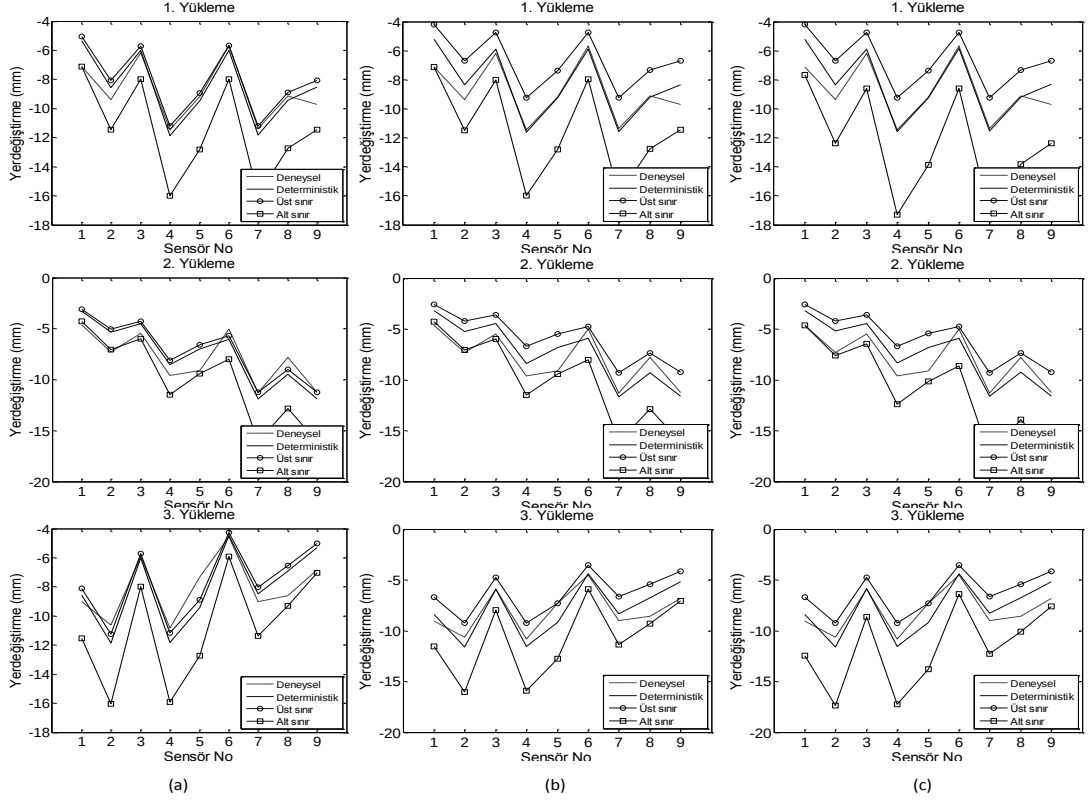
Şekil 5.44 : 5.parametre seti için yerdeğiştirmelerdeki belirsizlik miktarının veri setlerine göre değişimi.

Şekil 5.45-5.49’da 0 α -seviyesi için bütün yüklemeler altında güncellenen modellerden elde edilen aralık yerdeğiştirmeleri, deterministik ve deneysel değerler verilmiştir. Grafiklerden görüleceği üzere güncelleştirmede kullanılmayan veriler için (örneğin $v1$ ’de 2. ve 3. yüklemeler kullanılmamıştır.) deneysel veriler, bulanık modelden tahmin edilen yerdeğiştirmelerin üst ve alt sınırları arasında değildir. Şekil 5.45, 5.46 ve 5.47’de a kolonunun 2. ve 3. satırlarında deneysel veriler alt ve sınırlar arasında değildir. Başka bir deyişle deneysel verilerin karşı gelen bulanık kümeler üyelik dereceleri sıfırdır. Aynı durumun, 2. yüklemenin $v2$ veri setinde yer almamasından dolayı b kolonunun 2. satırında da görülmesi beklenmektedir. Fakat, yer değiştirmeler arasındaki korelasyondan dolayı $p1$, $p2$ ve $p3$ parametre setleri için 2. yüklemeye karşı gelen deneysel verilerin bu parametreler ile güncellenen modellerden elde edilen bulanık kümeler üyelik dereceleri sıfır değildir. Aslında bu durumda 2. yükleme, modelin güncellemesine katkı sağlamamasından dolayı kullanılmayabilir. Aynı grafiklerde b ve c kolonlarındaki sonuçlara bakıldığında sonuçlar arasında dikkate değer bir fark olmadığı zaten görülmektedir. Daha fazla parametre ile güncellenen modellerde ($p4$ ve $p5$ için) ise bu durum değişmektedir. Şekil 5.48 ve 5.49’dan görüleceği üzere $v2$ veri seti ve 2. yükleme için modelden

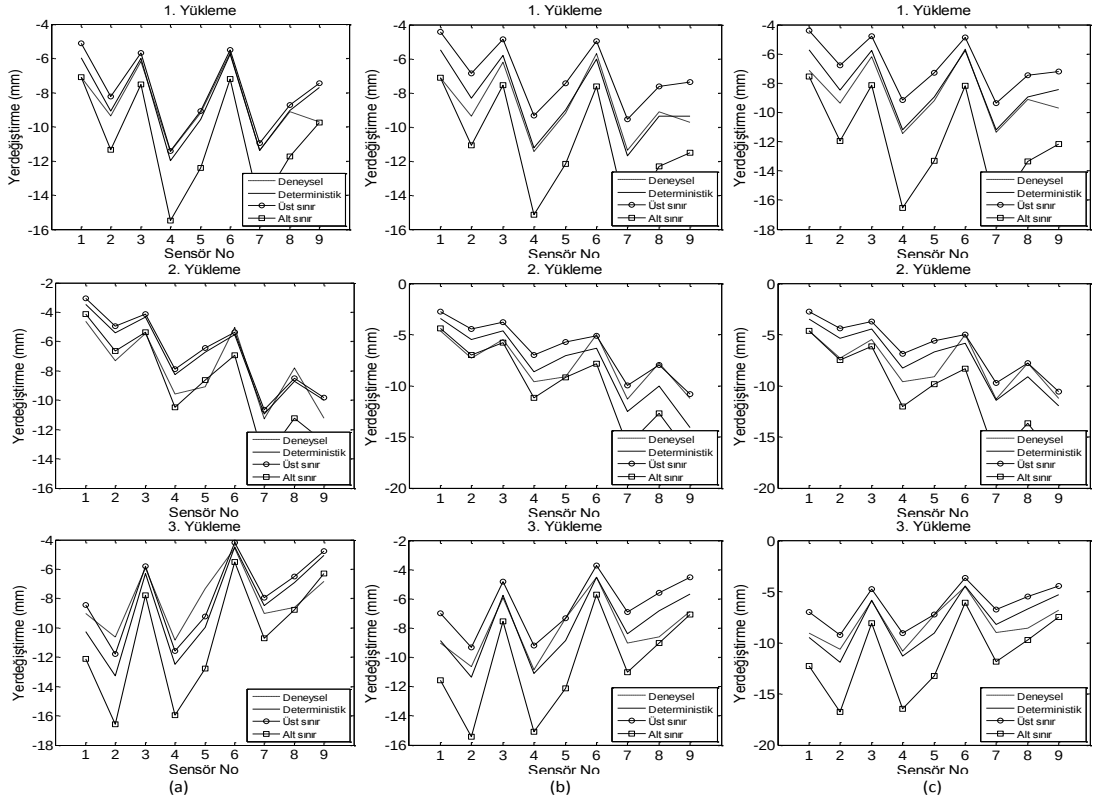
tahmin edilen alt ve üst yerdeğiştirme değerleri için aralık azalmış ve bazı deneysel veriler artık bu aralıkta yer almamaktadır (üyelik dereceleri sıfırdır). Ancak daha çok parametrenin güncellenmesi ile 2. yüklemeden elde edilen sonuçlar anlamlı olmuştur. Buradan çıkarılacak sonuç ise güncellemede daha fazla verinin kullanılması, modelin kompleksliği veya güncellenen parametre sayısına bağlıdır. Basit bir modeli güncellerken çok fazla verinin kullanılması gerçek yapıyı daha iyi temsil eden bir model elde edileceği anlamına gelmemektedir. Bu ancak veri ve parametre miktarının birlikte artırılması ile mümkün olur. Deneysel verilerin üyelik dereceleri aynı zamanda Çizelge 5.20 - 5.24 'den de kontrol edilebilir.



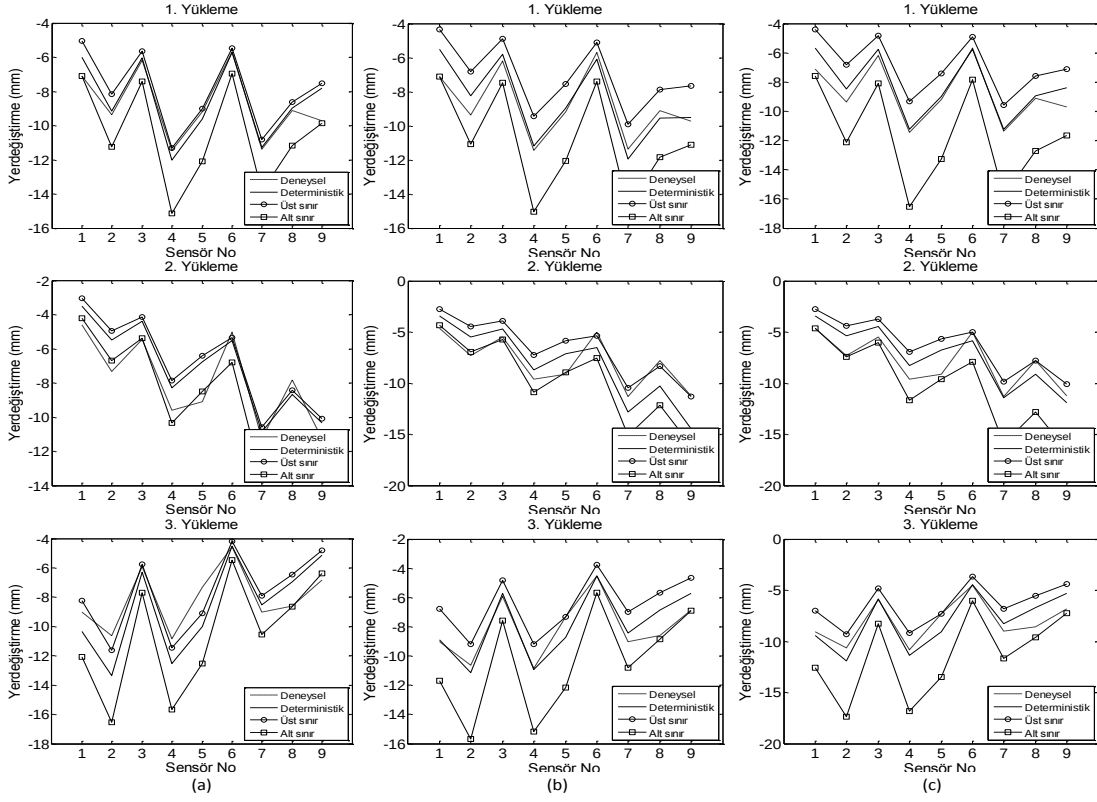
Şekil 5.45 : 1. Parametre seti için aralık yerdeğiştirmeleri (0 μ -seviyesi için) a) kolonu v1 seti b) kolonu v2 seti c) kolonu v3 seti.



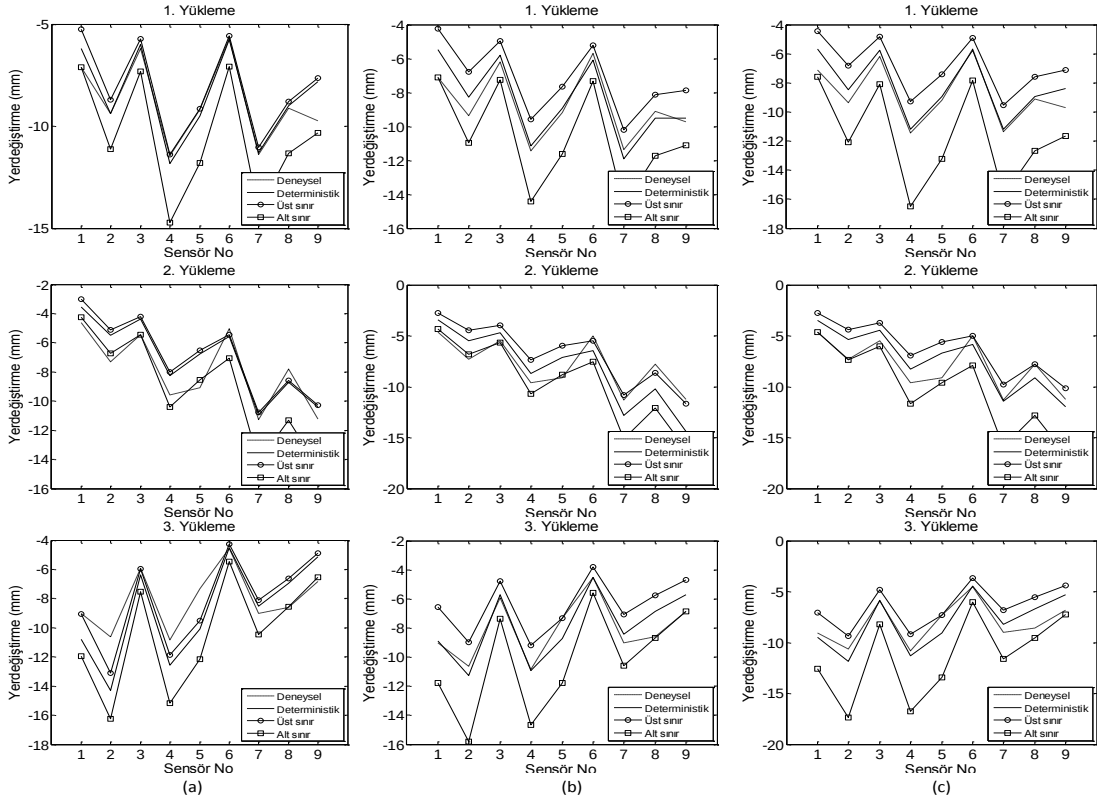
Şekil 5.46 : 2. Parametre seti için aralık yerdeğiştirmeleri (0 μ -seviyesi için) a) kolonu v1 seti b) kolonu v2 seti c) kolonu v3 seti.



Şekil 5.47 : 3. Parametre seti için aralık yerdeğiştirmeleri (0 μ -seviyesi için) a) kolonu v1 seti b) kolonu v2 seti c) kolonu v3 seti.

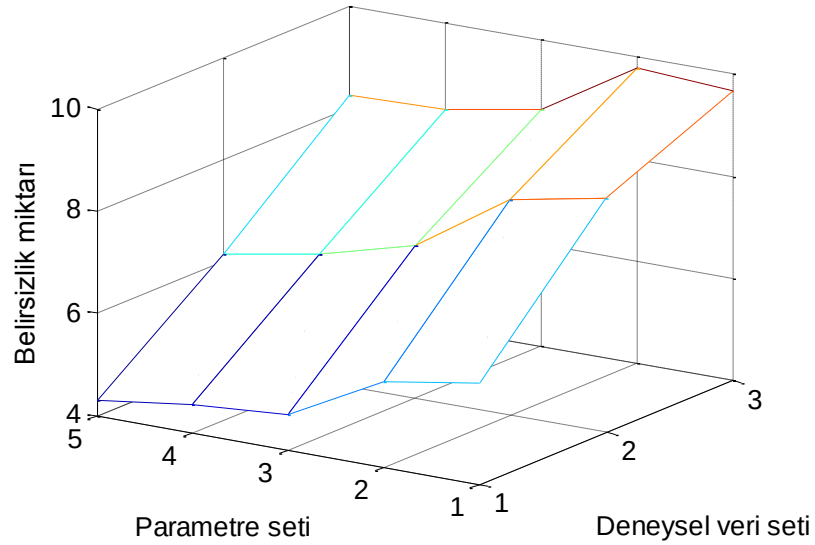


Şekil 5.48 : 4. Parametre seti için aralık yerdeğiştirmeleri (0 μ -seviyesi için) a) kolonu v1 seti b) kolonu v2 seti c) kolonu v3 seti.



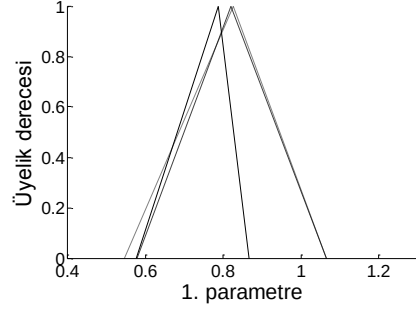
Şekil 5.49 : 5. Parametre seti için aralık yerdeğiştirmeleri (0 μ -seviyesi için) a) kolonu v1 seti b) kolonu v2 seti c) kolonu v3 seti.

Şekil 5.50’de güncellenen modellerden elde edilen yerdeğiştirme ve doğal frekanslardaki toplam belirsizliğin parametre ve veri setlerine göre değişimi verilmiştir. Burada verilen grafik diğer grafiklerin kısa bir özeti gibi görülebilir. Grafikten anlaşılabileceği üzere belirsizlik miktarı deneysel verilerin artması ile artarken güncellenen parametre sayısı ile azalmaktadır. Belirsizlik miktarı 1 ve 2 parametrelili model için fazla iken, 3, 4 ve 6 parametrelili modelde ani bir düşüş göstermiştir. Bununla birlikte 3, 4 ve 6 parametrelili modeller için toplam belirsizlikteki değişim dikkate değer değildir.

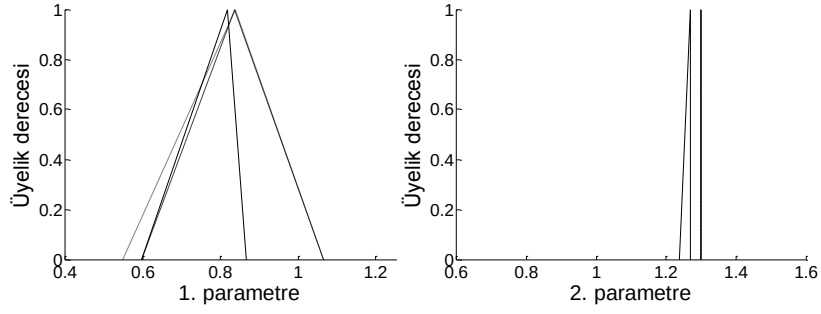


Şekil 5.50 : Toplam belirsizliğin parametre ve veri setlerine göre değişimi.

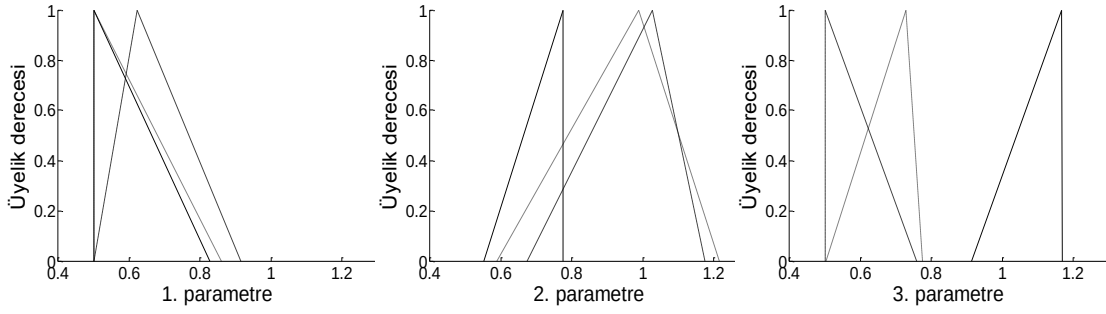
Güncellenen bulanık parametreler bütün parametre setleri için Şekil 5.51 – 5.55’de verilmektedir. Her parametre setine ait gruptaki elemanların rijitlik çarpanı 0.5 - 1.2 arasında alınmıştır. Fakat sonuçlar incelendiğinde bazı güncellenen parametrelerin alt veya üst sınırdaki değerleri aldığı görülmektedir (örnek: p_3 için 1 ve 3. parametreler). Bu noktada parametrelerin değişim uzayının genişletilmesi düşünülebilir. Fakat mevcut yapıda taşıyıcı elemanların (kiriş ve döşeme elemanları) rijitlikleri arasında; mevcut bir hasar durumu olmadığı için ciddi bir fark olması beklenmemektedir. Örnek olarak bir taşıyıcı elemanın rijitlik çarpanı 0.5 iken diğerinin 1.5, başka bir deyişle 3 katı olması beklenmemektedir. Fakat güncellenen bazı parametrelerin deneysel verilerin ölçüldüğü noktadaki yer değiştirmelere veya şekil değiştirmelere hassaslığı düşük olduğundan güncelleme sonunda çok farklı değerler alabilirler. Bundan dolayı parametrelerin değişim alanı için bir kısıt konmuştur.



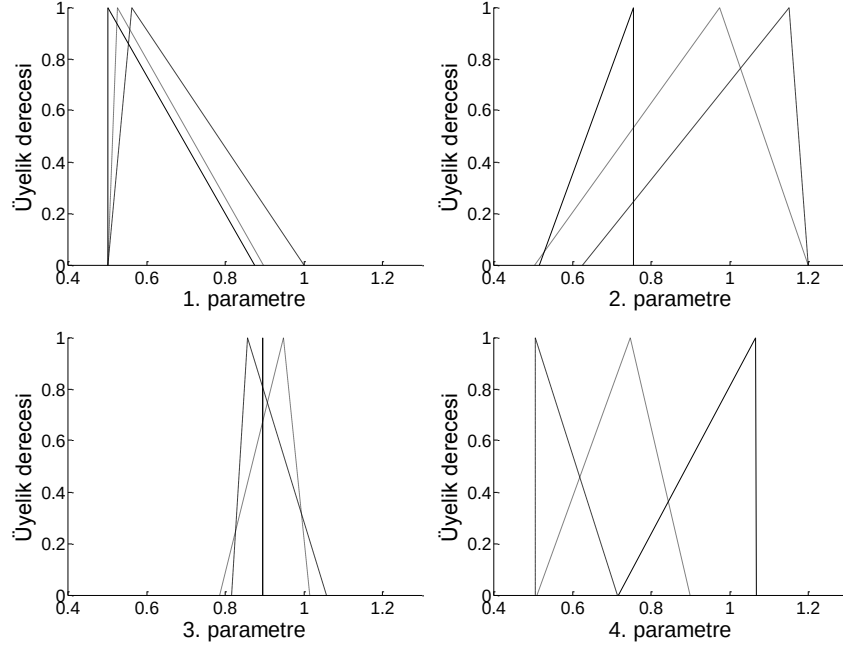
Şekil 5.51 : 1. Parametre seti için farklı data setleri ile güncellenmiş bulanık parametreler. (— v1- - v2 v3)



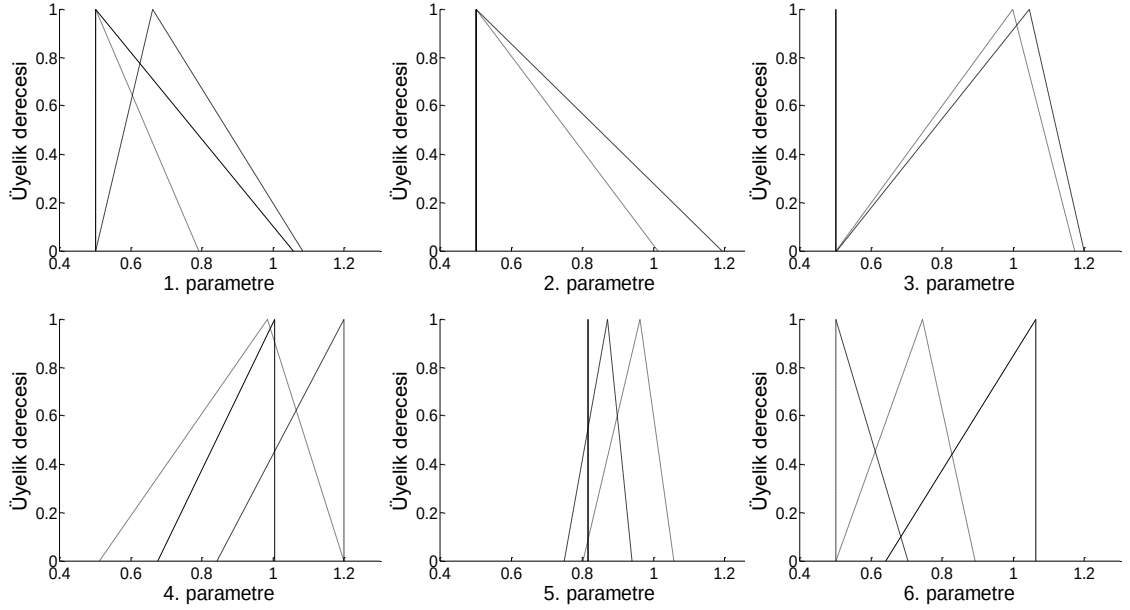
Şekil 5.52 : 2. Parametre seti için farklı data setleri ile güncellenmiş bulanık parametreler (— v1- - v2 v3).



Şekil 5.53 : 3. Parametre seti için farklı data setleri ile güncellenmiş bulanık parametreler (— v1- - v2v3).



Şekil 5.54 : 4. Parametre seti için farklı data setleri ile güncellenmiş bulanık parametreler. (— v1- - v2 v3)



Şekil 5.55 : 5. Parametre seti için farklı data setleri ile güncellenmiş bulanık parametreler. (— v1- - v2 v3)

5.5 Sonuçlar ve Öneriler

Bu çalışmada yapı sağlığı izlenmesi verileri ile başarılı bir yapısal tanılama için gerekli yöntemler incelenmiştir. İlk olarak model tahminleri ve ölçümler arasındaki farkı içeren amaç fonksiyonun minimizasyonu için gerekli global stokastik

optimizasyon algoritmaları üzerinde durulmuştur. Amaç fonksiyonun minimizasyonunda her ne kadar daha hızlı ve deterministik yerel optimizasyon yöntemlerini kullanmak mümkün olsa dahi seçilen model parametrelerine bağlı olarak amaç fonksiyonu birden çok minimum içerebilir veya bulanık sonlu eleman modeli güncellemesindeki gibi kısıtlardan dolayı türevlerinde süreksizlik olabilmektedir. Bu çalışmada literatürde başarılı uygulamaları olan Genetik Algoritmalar, Parçacık sürüsü Optimizasyonu ve Harmoni Araştırması yöntemleri üzerinde durulmuştur. Bu algoritmalar stokastik yöntemler olduğundan performansları çeşitli parametrelere ve operatörlere bağlı olmaktadır. Bu operatörler ve parametreler sonlu eleman güncellemesi problemi için karşılaştırılmıştır. En iyi sonuçlar seçme için rulet tekerleği, çaprazlama için ebeveyn merkezli normal çaprazlama operatörü, mutasyon için doğrusal olmayan mutasyon operatörü ile bulunmuştur. Ayrıca bu algoritmaların performansının jenerasyon boyunca popülasyon çeşitliliği ve seçim baskısına bağlı olduğu görülmüştür. Seçim baskısının çok olduğu durumlarda erken yakınsama, popülasyon çeşitliliğinin çok olduğu durumlarda ise yakınsamanın gerçekleşmemesi durumu söz konusu olmaktadır. Bu dengenin kurulması uygun operatörlerin hatta farklı optimizasyon yöntemlerin bir araya getirilmesiyle mümkün olduğu görülmüştür. Önerilen melez algoritmalar her algoritmanın farklı özelliklerinin kullanılmasıyla geleneksel algoritmalarından kesinlik, etkililik ve güvenilirlik açısından daha iyi performans göstermektedir. Genetik Algoritmalar ve Parçacık Sürüsü Optimizasyonu'ndan oluşan melez algorithmda Genetik Algoritmaların performansı Parçacık Sürüsü Optimizasyonunun, değişkenlerin geçmiş bilgilerini kullanma özelliğinden yararlanarak artırılmıştır. Diğer melez algorithmda ise GA'nın performansı Harmoni araştırması ile artırılmıştır.

Bu çalışmanın en önemli katkılarında biri de sonlu eleman modeli güncellemesinde (SEMG) modelleme ve ölçümlerden kaynaklanan belirsizliklerin modellenmesi ve nicelendirilmesi olmuştur. Son yıllarda birçok mühendislik probleminde kullanılan bulanık sayılar ve analiz yöntemleri SEMG problemine başarıyla uygulanmıştır. Bulanık sonlu eleman modeli güncellemesi için çeşitli kısıtlar içeren bir amaç fonksiyonu sunulmuştur. Bu fonksiyonunun minimizasyonu ile bulanık model parametreleri elde edilmiştir. Güncellenen bulanık parametrelili modellerin önemi bilginin az olması durumunda dahi karar verme aşamasında daha fazla bilgi

sağlaması ve elde edilen modelin kesinliği için nicel veriler sunmasıdır. Bu nicel veriler bulanık modelden elde edilen çıktılardaki belirsizlik miktarıdır. Önerilen BSEMG yöntemi simulasyon, laboratuvar ve gerçek yapı üzerinde denenmiştir. İlk çalışmada BSEMG, Monte Carlo Simulasyonu (MCS) ile karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırmada BSEMG yöntemi ile elde edilen sonuçların MCS yöntemi ile oldukça uyumlu olduğu görülmüştür. Ayrıca, BSEMG yöntemi MCS'ye göre hesaplama açısından daha avantajlıdır. Olasılık tabanlı yöntemler içinde hesaplama açısından daha avantajlı yöntemler olsa dahi bu yöntemler çeşitli kabuller içermektedir. BSEMG, eğer model parametreleri ve çıktılar arasındaki ilişki monotonik ve yaddoğrusallık az ise hesaplama açısından oldukça avantajlıdır. Aslında birçok pratik uygulamada, güncellenen model parametreleri ile çıktılar arasında bu tür bir ilişki mevcuttur. Bu durumda bulanık çıktılarının nasıl hesaplanacağı bu çalışmada açıklanmıştır. Bununla birlikte hesaplama yükünü azaltmak için Taylor serilerinin ve Gauss Proses modellerinin uygulaması ele alınmıştır. Belirsizlik miktarı küçük ise her çıktı deterministik SEMG ile elde edilen çıktılar etrafında Taylor serilerine açılarak rahatlıkla hesaplanabilmekte, hata çok düşük olmaktadır. Referans laboratuvar yapısında ise farklı veri setlerinin belirsizlik değişimine etkisi incelenmiştir. Burada beklenenin aksine, veri miktarının artması ile elde edilen bulanık modelin daha belirsiz olmasıdır. Çünkü BSEMG'de amaç fonksiyonuna konan kısıttan dolayı her deneysel veri bulanık modelden elde edilen bulanık çıktılar kümesine belirli bir üyelik derecesi ile ait olmalıdır. Başka bir deyişle güncellenen bulanık model tüm ölçümleri belirli bir olabilirlik derecesi ile temsil edebilmelidir. Bu durumda da güncellemede kullanılan her yeni veri belirli kabullerle oluşturulmuş modeli daha bulanık hale getirmektedir. Fakat bu belirsizlik daha karmaşık ve kesin modeller ile azaltılabilir. Son uygulamada ise bu durum araştırılmıştır. Farklı sayıda model parametresi ve veri setleri için güncelleme yapılmıştır. Bu çalışmada görüldüğü gibi daha fazla parametrenin güncellenmesi ile belirsizlik miktarı belirli ölçüde azaltılabilmektedir. Burada şu söylenebilir ki en başarılı güncelleme en çok parametre ve verinin dahil edildiği değil, belirsizliği en aza indirecek model parametrelerinin ve ölçümlerinin kullanıldığı güncellemedir. Bu çalışmada kapsamında sunulan en uygun sensör yerleşimi yöntemi de bu mantık çerçevesinde doğrulanmıştır. En uygun sensör sayısı yerleşimi modeldeki belirsizliği minimum yapacak şekilde seçilmelidir.

Yapı sađlıđı izleme verileriyle yapısal tanılama ve hasar tespiti problemi önümüzdeki yıllarda da aktif bir çalışma alanı olmaya devam edecektir. Son yıllarda hızla gelişen bilgisayarlar ile veri toplama cihazlarındaki ve sensör teknolojisindeki gelişmeler daha karmaşık yapıların tanılanması mümkün kılacaktır. Böylece mevcut inşaat mühendisliği yapılarına güncel durumları hakkında daha sağlıklı karar verilerek müdahale edilebilir. Bundan sonraki çalışmalarda sonlu eleman modeli güncellemesinde daha çok parametrenin bulunduğu problemler için daha etkili optimizasyon algoritmaları üzerinde çalışılabilir. Bununla birlikte yapı zemin etkileşimi gibi diğer etkiler göz önünde bulundurularak farklı parametrelerdeki belirsizliklerin sonuçlara etkisi incelenebilir. Ayrıca belirsizlik yayılımı için girdi-çıkı arasındaki ilişkiden bağımsız etkin hesaplama yöntemleri geliştirmek yöntemlerin uygulanabilirliği açısından önemli olacaktır. Bu gelişmeler ile daha ayrıntılı modeller (daha karmaşık hasar modelleri) oluşturulup daha kesin güncellenmiş modeller elde edilebilir. Bu gelişmeler ışığında tek bir model güncellemek yerine farklı model parametreleri ve ölçümler ile çok sayıda güncelleme yaparak çok sayıda model elde edilebilir. Bu modeller karşılaştırılarak model ve ölçümlerden gelen belirsizlikler birbirinde kısmi ölçüde ayrılabilir en güvenilir model seçilebilir.

KAYNAKLAR

- Abd-El-Wahed, W. F., Mousab, A. A., & El-Shorbagy, M. A.** (2011). Integrating particle swarm optimization with genetic algorithms for solving nonlinear optimization problems. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 235, 1446–1453.
- Adhikari, S. and Friswell M. I.** (2008). Perturbation methods for the estimation of parameter variability in stochastic model updating, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 22, 1751–1773.
- Adhikari, S. and Friswell, M. I.** (2007). Random matrix eigenvalue problems in structural Dynamics, *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 69(3) 562–591.
- Agneni, A., Balis Crema, L., and Coppotelli, G.** (2010). Output-only analysis of structures with closely spaced poles, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 24, 1240–1249.
- Aktan, A. E., Catbas, F. N., Turer, A. and Zhang, Z.** (1998). Structural Identification: Analytical Arts, *J. Struct. Eng. ASCE*. 124(7), 817-829.
- Allemang, R. J.** (1999). *Vibrations: Experimental Modal Analysis*. Cincinnati, OH, Course Notes, Structural Dynamics Laboratory, University of Cincinnati.
- Amiri, G. G., Razzaghi, S. A. S. and Bagheri, A.** (2011). Damage detection in plates based on pattern search and genetic algorithms, *Smart Structures and Systems*, 7(2) 117-132.
- Ang, A. H. S. and De Leon, D.** (2005). Modeling and analysis of uncertainties for risk-informed decisions in infrastructures engineering. *Structure and Infrastructure Engineering*, 1(1), 19-31.
- Atamturktur, S., Hemez F. M. and Laman J. A.** (2012). Uncertainty quantification in model verification and validation as applied to large scale historic masonry monuments, *Engineering Structures*, 43, 221–234.
- Bakir P. G. and Erdogan, Y. S.** (2013). Damage identification in reinforced concrete structures by finite element model updating using parallel and hybrid genetic algorithms, *International Journal for Computational Methods*, 10(3), 20 pages.
- Bakir, P. G., Eksioğlu, E. M. and Alkan S.** (2012a). Reliability analysis of the complex mode indicator function and Hilbert Transform techniques for operational modal analysis, *Expert Systems with Applications*, 39(18), 13289-13294.
- Bakir, P. G., Eksioğlu, E. M. and Alkan S.** (2012b). System Identification of a Reinforced Concrete Building Using the Complex Mode Indicator

Function and the Hilbert Transform Techniques, *Journal of Testing and Evaluation*, 40(3), 427-434.

- Bakir, P. G.** (2011a). The combined deterministic stochastic subspace based system identification in buildings, *Structural Engineering and Mechanics*, 38(3), 315-332.
- Bakir, P. G.** (2011b). Automation of the stabilization diagrams for subspace based system identification, *Expert Syst Appl.*, 38(12), 14390-14397.
- Bakir, P. G.** (2011). Evaluation of optimal sensor placement techniques for parameter identification in buildings. *Math. Comput. Appl.*, 16(2), 456-466.
- Bakir, P. G., Reynders, E. and De Roeck, G.** (2008). An improved finite element model updating method by the global optimization technique “Coupled Local Minimizers”, *Comput. Struct.*, 86, 1339–1352.
- Bakir, P. G., Reynders, E. and De Roeck, G.** (2007). Sensitivity-based finite element model updating using constrained optimization with a trust region algorithm. *Jornal of Sound Vibration.*, 305, 211–225.
- Ballester P. J. and Carter J. N.** (2004). An Effective Real-Parameter Genetic Algorithm with Parent Centric Normal Crossover for Multimodal Optimisation, *Genetic and Evolutionary Computation – GECCO 2004*, 901-913.
- Balu, A. S. and Rao, B. N.,** (2012). High dimensional model representation based formulations for fuzzy finite element analysis of structures. *Finite Elem. Anal. Des.*, 50, 217–230.
- Beck, J. L. and Katafygiotis, L. S.** (1998). Updating models and their uncertainties. I: Bayesian statistical framework. *Journal of Engineering Mechanics (ASCE)* 124(4), 455–461.
- Beck, J. L., and Yuen, K. V.** (2004). Model Selection Using Response Measurements: Bayesian Probabilistic Approach, *J. Eng. Mech.* 130(2), 192-203.
- Bell, S.E., Sanayei, M., Javdekar, C. N. and Slavsky, E.** (2007). Multiresponse Parameter Estimation for Finite Element Model Updating Using Nondestructive Test Data, *J. Struct. Eng.*, 133(8), 1067-1079.
- Benferhat, S., Dubois, D. and Prade H.** (1997). Nonmonotonic reasoning, conditional objects and possibility theory, *Artificial Intelligence*, 92 (1–2), 259–276.
- Bleistein, N. and Handelsman, R. A.** (1994). *Asymptotic Expansions of Integrals*. New York: Holt, Rinehart and Winston.
- Boyer D. O. and Martinez C. H. and Pedrajas N. G.** (2008). Robust confidence intervals applied to crossover operator for real-coded genetic algorithms, *Soft Comput.*, 12, 809–833.
- Box, G. E. P. and Wilson, K. B.** (1951). On the experimental attainment of optimum conditions (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society Series B*, 13(1), 1–45.

- Brincker, R., Zhang, L., and Andersen, P.** (2001). Modal identification of output-only systems using frequency domain decomposition. *Smart Materials and Structures*, 10, 441–445.
- Brownjohn, J. M. W., Xia, P., Hao, H. and Xia, Y.** (2001). Civil structure condition assessment by FE model updating: methodology and case studies, *Finite Elem. Anal. Des.*, 37, 761-775.
- Buezas, F. S., Rosales, M. B. and Filipich, C. P.** (2011). Damage detection with genetic algorithms taking into account a crack contact model, *Engineering fracture mechanics*, 78(4), 695-712.
- Cantu-Paz E.** (1999). Topologies, Migration rate, and Multi-Population parallel genetic algorithms, *Proceeding of GECCO*, 91-98.
- Catbas, F. N., Kijewski-Correa, T. L., Aktan, A. E.** (Ed.). (2013). *Structural Identification of Constructed Systems: Approaches, Methods and Technologies for Effective Practice of St-Id*, ASCE, ISBN 978-0784411971.
- Catbas, F. N., Gul, M. and Burkett, J.** (2008). Damage Assessment Using Flexibility and Flexibility-based Curvature for Structural Health Monitoring, *Smart Materials and Structures*, 17(1), 015- 024.
- Catbas, F. N., Susoy, M. and Frangopol, D. M.** (2008). Structural health monitoring and reliability estimation: long span truss bridge application with environmental monitoring data." *Engineering Structures*, 30(9) 2347-2359.
- Catbas, F. N., Gul, M. and Burkett, J. L.** (2008). Conceptual Damage-Sensitive Features for Structural Health Monitoring: Laboratory and Field Demonstrations. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 22(7), 1650-1669.
- Catbas, F. N., Ciloglu, S. K., Hasancebi, O., Grimmelsman, K. A. and Aktan, A. E.** (2007). Limitations in Structural Identification of Large Constructed Structures, *Journal of Structural Engineering*, 133(8), 1051-1066.
- Catbas, F. N., Brown, D. L., and Aktan, A. E.** (2006). Use of Modal Flexibility for Damage Detection and Condition Assessment: Case Studies and Demonstrations on Large Structures, *J. Struct. Eng.* ASCE, 132(11), 1699-1712..
- Catbas, F. N., Grimmelsman, K. A., Ciloglu, S. K., Burgos-Gil, I. and Coll-Borgo, M.** (2006). Static and Dynamic Testing of a Concrete T-beam Bridge Before and After Carbon Fiber Reinforced Polymer Retrofit. *Transportation Research Record (TRR)*, *Journal of the Transportation Research Board*, ISSN 0361-1981, 1976, 77-87.
- Catbas, F. N., Grimmelsman, K. A., Ciloglu, S. K., Prader, J., Aktan, A. E.** (2004). Static Load Testing and Dynamic Testing of the Bridge 2028 near Cayey, Report Submitted to Puerto Rico Highway Authority, December, 53 pages.

- Catbas, F. N., Brown, D. L. and Aktan A. E.** (2004) Parameter Estimation for Multiple-Input Multiple-Output Modal Analysis of Large Structures, *Journal of Engineering Mechanics*, ASCE, 130(8), 921-930.
- Chandrashekhara, M., Ganguli, R.** (2009). Uncertainty handling in structural damage detection using fuzzy logic and probabilistic simulation. *Mech. Syst. Signal Process.* 23, 384– 404.
- Chan C. M., Zhang L. M. and Jenny T. M.** (2009). Optimization of Pile Groups Using Hybrid Genetic Algorithms, *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 135(4),497-505
- Chaparro B. M., Thuillier S., Menezes L. F., Manach P. Y. and Fernandes J. V.** (2008) Material parameters identification: Gradient-based, genetic and hybrid optimization algorithms, *Computational Materials Science*,44,339-346
- Cheng, J.** (2007). Hybrid genetic algorithms for structural reliability analysis, *Computers and Structures* 85, 1524–1533.
- Chen, L., Rao, S. S.,** (1997). Fuzzy finite-element approach for the vibration analysis of imprecisely-defined systems. *Finite Elem. Anal. Des.*, 27(1), 69–83.
- Chen, B. and Nagarajaiah, S.** (2013). Observer-based structural damage detection using genetic algorithm, *Structural Control & Health Monitoring*, 20(4), 520-531.
- Chow, H. M., Lam, H. F., Yin, T. and Au, S. K.** (2011). Optimal sensor configuration of a typical transmission tower for the purpose of structural model updating, *Struct. Control Health Monit.* 18, 305–320.
- Chou, J. H. and Ghaboussi, J.** (2001). Genetic algorithm in structural damage detection, *Comput. Struct.*, 79, 1335-1353.
- Davis, L.** (1991). *Handbook of Genetic Algorithms*. New York: Van Nostrand Reinhold.
- De Jong, K. A.** (1975). *Analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems*. (doktora tezi), Department of Computer and Communications Sciences, University of Michigan, Ann Arbor, MI.
- Degrauwe, D., Lombaert, G., De Roeck, G.,** (2010). Improving interval analysis in finite element calculations by means of affine arithmetic. *Comput. Struct.* 88, 247–254.
- Degrauwe, D., De Roeck G. and Lombaert, G.** (2009). Uncertainty quantification in the damage assessment of a cable-stayed bridge by means of fuzzy numbers, *Comp. Struct.*, 87(17-18), 1077-1084.
- Degrauwe, D.** (2007). *Uncertainty propagation in structural analysis by fuzzy numbers*. (doktora tezi), Department of Civil Engineering, K.U. Leuven.
- Demsar , J.** (2006). Statistical Comparisons of Classifiers over Multiple Data Sets. *Journal of Machine Learning Research*, 7, 1-30.
- Deep K. and Thakur .M.** (2007). A new crossover operator for real coded genetic algorithms. *Applied Mathematics and Computation*, 188, 895–911

- Deep K. And Thakur .M.** (2007). A new mutation operator for real coded genetic algorithms, *Applied Mathematics and Computation*, 193, 211–230
- Dep K. and Agraval R. B.** (1995). Simulated binary crossover for continuous search space, in *Complex Syst.*, 9, 115–148.
- Doebbling, S. W., Farrar, C. R., Prime, M. B. and Shevitz, D. W.** (1996). Damage Identification in Structures and Mechanical Systems Based on Changes in Their Vibration Characteristics: A Detailed Literature Survey. Los Alamos, NM, Los Alamos National Laboratory Report No. LA-13070-MS.
- Erdogan, Y. S. and Bakır P.G.** (2013). Evaluation of the different genetic algorithms parameters and operators for the finite element model updating problem, *Computers & Concrete*, 11(6), 541-570.
- Erdogan, Y. S. and Bakir P. G.** (2013). Inverse propagation of uncertainties in finite element model updating through use of fuzzy arithmetic, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26(1), 357-367.
- Eshelman, L. J. and Schaffer, J. D.** (1993). Real-coded genetic algorithms and interval schemata, in: D.L. Whitley (Ed.), *Foundation of Genetic Algorithms II*, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 187–202.
- Esfandiari, A., Bakhtiari-Nejad, F., Sanayei, M. and Rahai, A.** (2010). Structural finite element model updating using transfer function data, *Comp. Struct.* 88, 54–64.
- Fonseca, J. R., Friswell, M.I., Mottershead, J. E., and Lees, A.W.** (2005). Uncertainty identification by the maximum likelihood method. *J. Sound Vib.*, 288, 587–599.
- Fontan, M., Ndiaye, A., Breysse, D., Bos F. and Fernandez C.** (2011). Soil–structure interaction: Parameters identification using particleswarm optimization, *Computers and Structures*, 89, 1602–1614
- Friswell, M. I. and Penny J. E. T.** (2002). Crack modeling for structural health monitoring, *Structural Health Monitoring*, 1(2), 139-148.
- Frisswell M. I.** (2007). Damage identification using inverse methods. *Royal Society of London Transactions Series A*, 365 (1851), 393-410.
- Friswell, M. I. and Mottershead, J. E.** (1995). *Finite element model updating in structural dynamics*. Dordrecht, Netherlands: Kluwer Academic Publishers.
- García S. and Herrera. F.** (2008). An Extension on "Statistical Comparisons of Classifiers over Multiple Data Sets" for all Pairwise Comparisons, *Journal of Machine Learning Research*, 9, 2677—2694.
- Geem, Z. W., Kim, N.J. H. and Loganathan, G. V.** (2001). A new heuristic optimization algorithm: Harmony search. *Simulation*, 76(2), 60–68.
- Gentile, C.** (2006). Modal and structural identification of a R.C. arch bridge, *Structural Engineering and Mechanics*, 22(1), 53-70.
- Gill, P. E., Murray, W. and Wright M. H.** (1997). *Practical Optimization*. 11th edition. San Diego: Academic Press Limited.

- Gokce, H. B., Catbas, F. N. and Gul, M. and Frangopol, D. M.** (2012). Structural Identification for Performance Prediction Considering Uncertainties: A Case Study of a Movable Bridge, *J. Struct. Eng.* ASCE. (accepted) doi:http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)ST.1943-541X.0000601.
- Goldberg, D. E., Korb, B. and Deb, K.** (1989). Messy genetic algorithms: Motivation, analysis and first results. *Complex Systems*, 3(5), 493-530.
- Goldberg, D. E.** (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Reading, Massachusetts: Addison-Wesley.
- Goldberg, D. E., Korb, B. and Deb K.** (1989). Messy genetic algorithms: motivation, analysis, and first results, *Complex Systems*, 3(5), 493-530.
- Goller, B., and Schueller, G. I.** (2011). Investigation of model uncertainties in Bayesian structural model updating, *J. Sound Vib.*, 330, 6122–6136.
- Gomes, H. M., and Silva, N. R. S.** (2008). Some comparisons for damage detection on structures using genetic algorithms and modal sensitivity method. *Applied Mathematical Modelling*, 32, 2216–2232.
- Govers, Y., Link, M.** (2010). Stochastic model updating—Covariance matrix adjustment from uncertain experimental modal data. *Mech. Syst. Signal Process.* 24, 696–706.
- Grefenstette J. J.** (1986). Optimization of Control Parameters for Genetic Algorithms, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, SMC-16, 1.
- Gul, M. and Catbas, F. N.** (2011a). Structural Health Monitoring and Damage Assessment using a Novel Time Series Analysis Methodology with Sensor Clustering, *Journal of Sound and Vibration*, 330 (6), 1196.
- Gul, M. and Catbas, F.N.** (2011b) Damage assessment with ambient vibration data using a novel time series analysis methodology, *Journal of Structural Engineering*, ASCE, 137(12), 1518-1526.
- Gul, M. and Catbas, F. N.** (2008). Ambient Vibration Data Analysis for Structural Identification and Global Condition Assessment, *Journal of Engineering Mechanics*, 134 (8), 650-662.
- Gul, M. and Catbas, F. N.** (2007). Identification of Structural Changes by Using Statistical Pattern Recognition. *The 6th International Workshop on Structural Health Monitoring* September 11-13, Stanford.
- Haag, T., Herrmann, J. and Hanss, M.** (2010). Identification procedure for epistemic uncertainties using inverse fuzzy arithmetic, *Mech. Syst. Signal Process.* 24(7), 2021-2034.
- Haupt R. L. and Haupt S. E.** (2004). *Practical Genetic Algorithms* Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons Inc.
- Harik, G.** (1999). Linkage learning via probabilistic modeling in the ECGA. IlliGAL Report No. 99010, *University of Illinois at Urbana-Champaign*, Urbana, IL

- Herrera, F., Lozana M. and Sanchez A. M.** (2003). A Taxonomy for the Crossover Operator for Real-Coded Genetic Algorithms: An Experimental Study, *International Journal of Intelligent Systems*, 18, 309–33.
- Higuchi, T., Tsutsui, S. and Yamamura, M.** (2000). Theoretical Analysis of Simplex Crossover for Real-Coded Genetic Algorithms, *Proceedings of the 6th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, 365–374, Springer-Verlag London, UK.
- Hiroyasu T., Miki M., Hamasaki M. and Tanimura Y.** (2000). A new model of parallel distributed systems for clusters: dual individual DGA's, *Proceedings of the Third International Symposium on High Performance Computing*, 374–383.
- Holland, J. H.** (1975). *Adaptation in natural and artificial systems*. Ann Arbor: The University of Michigan press.
- Hua, X. G., Ni, Y. Q., Chen, Z. Q., Ko, J. M.** (2008). An improved perturbation method for stochastic finite element model updating. *Int. J. Numer Methods Eng.* 73, 1845–1864.
- Huang, H. Z., Li, H. B.** (2005). Perturbation finite element method of structural analysis under fuzzy environments. *Eng. Appl. Artif. Intell.*, 18, 83–91.
- Humar J., Bagchi A. And Xu H.** (2006), Performance of Vibration-based Techniques for the Identification of Structural Damage, *Struct. Health Monit.*, 5(3), 215–227.
- Jaishi, B. and Ren, W. X.** (2007). Finite element model updating based on eigenvalue and strain energy residuals using multiobjective optimisation technique, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21, 2295–2317.
- Jung, D. S. and Kim C. Y.** (2013). Finite element model updating on small-scale bridge model using the hybrid genetic algorithm, *Structure and Infrastructure engineering*, 9(5), 481–495.
- Kargupta, H.** (1995) SEARCH, polynomial complexity, and the fast messy genetic algorithm. IlliGAL Technical Report No. 95008, *University of Illinois at Urbana- Champaign*, Urbana, IL.
- Kargupta H.** (1996). The gene expression messy genetic algorithms, *International Conference on Evolutionary Computation*, 814–819.
- Kennedy, J. and Eberhart, R. C.** (1995). Particle swarm optimization. *In Proceedings of IEEE international conference on neural networks*, Piscataway, NJ, 1942–1948.
- Khodaparast, H. H., Mottershead, J. E. and Badcock, K. J. B.** (2011). Interval model updating with irreducible uncertainty using the Kriging predictor. *Mech. Syst. Signal Process.* 25, 1204–1226.
- Khodaparast, H. H., Mottershead, J. E. and Friswell, M. I.** (2008). Perturbation methods for the estimation of parameter variability in stochastic model updating. *Mech. Syst. Signal Process.* 22, 1751– 1773.

- Khodaparast H. H.** (2010). *Stochastic finite element model updating and its application in aeroelasticity*, (doktora tezi), University of Liverpool, Liverpool.
- Kita H., Ono I. and Kobayashi S.** (1998). Theoretical Analysis of the Unimodal Normal Distribution Crossover for Real-coded Genetic Algorithms. *Proc. ICEC'98*, 529-534 (1998).
- Koehler J. R. and Owen. A. B.** (2000). *Computer experiments*. In: S Ghosh and CR Rao, Editors, *Handbook of Statistics*, Elsevier Science B V, Amsterdam, 13, 261–308, 2000.
- Lee, K. Y. and El-Sharkawi M. A.** (2008). *Modern Heuristic Techniques*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Lu, Y. and Yun, T.** (2010). Damage identification in frame structures based on FE model updating, *Journal of Vibration and Acoustics*, 132(5), 13 pages.
- Maeck, J. and De Roeck, G.** (2003). Damage Assessment Using Vibration Analysis on the Z24-Bridge. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 17 (1), 133-142.
- Makinen R. A. E. , Periaux J. and Toivanen J.** (1999). Multidisciplinary shape optimization in aerodynamics and electromagnetics using genetic algorithms, *International Journal for Numerical Methods in Fluids*, 30, 149-159.
- Mares, C., Mottershead , J. E. and Friswell, M. I.** (2006). Stochastic model updating: Part 1—theory and simulated example, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20, 1674–1695.
- Massa, F., Ruffin, K., Tison, T. and Lallemand, B.** (2008). A complete method for efficient fuzzy modal analysis. *J. Sound Vib.* 309, 63–85.
- Massa F., Tison T. and Lallemand B.,** (2006). A fuzzy procedure for the static design of imprecise structures, *Computer methods in applied mechanics and engineering*, 195, 925-941.
- McKay, M. D., Beckman, R. J. and Conover, W. J.** (2000). A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code. *Technometrics*, 42(1), 55–61.
- Messine, F.** (2002). Extensions of Affine Arithmetic: Application to Unconstrained Global Optimization” *Journal of Universal Computer Science*, 8(11), 992-1015.
- Melanie, M.** (1998). *An Introduction to Genetic Algorithm*. London, England: MIT Press.
- Meruane. V and Heylen W.** (2010). Damage Detection with Parallel Genetic Algorithms and Operational Modes, *Struct. Health Monit.*, 9(6), 481-496.
- Michalewicz, Z.** (1996),. *Genetic Algorithms + Data Structure = Evolution Programs*. New York: Springer.
- Mottershead, J. E., Michael, L. and Friswell, M. I.** (2011). The sensitivity method in finite element model updating: A tutorial, *Mech. Syst. Signal Process.*, 25(7), 2275–2296.

- Moaveni, B., Conte, J. P.** (2009). Uncertainty and Sensitivity Analysis of Damage Identification Results Obtained Using Finite Element Model Updating, *Comput-Aided Civ. Infrastruct. Eng.*, 24, 320–334.
- Mor'e J. J. and Wright S. J.** (1993). *Optimization Software Guide*, volume 14 of *Frontiers in Applied Mathematics*. SIAM, Philadelphia.
- Moaven, B.** (2007). *System and damage identification of civil structures*, (doktora tezi), University of California, San Diego.
- Navara, M. and Zabokrtsky, Z.** (2001). How to make fuzzy arithmetic efficient. *Soft Computing*, 6, 412–417.
- Nicoud, Y. R., Raphael, B. and Smith, I. F. C.** (2005). Configuration of measurement systems using Shannon's entropy function, *Compt. Struct.* 83, 599–612.
- Nicolai, B. M., Egea, J. A., Scheerlinck, N., Banga, J. R. and Datta, A. K.** (2011). Fuzzy finite element analysis of heat conduction problems with uncertain parameters, *J. Food Eng.* 103, 38–46.
- O'Hagan, A.** (2006). Bayesian analysis of computer code outputs: A tutorial, *Reliability Eng. Syst. Safety*, 91, 1290–1300.
- Okasha, N. M., Frangopol, D. M. and Orcesi A. D.** (2012). Automated finite element updating using strain data for the lifetime reliability assessment of bridges, *Reliability Engineering and System Safety*, 99, 139–150.
- Ono I. and Kobayashi S.** (1997). A Real-coded Genetic Algorithm for Function Optimization Using Unimodal Normal Distribution Crossover *Proc. 7th ICGA*, 246–253.
- Papadimitriou, C., Beck, J. L. and Au, S. K.** (2000). Entropy-based optimal sensor location for structural model updating, *J. Vib. Control.*, 6(5), 781–800.
- Perera, R., En Fang, S., and Ruiz, A.** (2010). Application of particle swarm optimization and genetic algorithms to multiobjective damage identification inverse problems with modeling errors. *Meccanica*, 45, 723–734.
- Perera, R. and Torres, R.** (2005). Structural damage detection via modal data with genetic algorithms. *Journal of Structural Engineering*, 132, 1491–1501.
- Peeters, B. and Ventura, C.** (2003). Comparative Study of Modal Analysis Techniques for Bridge Dynamic Characteristics. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 17 (5), 965–988.
- Qiu, Z. and Wang, X.** (2005). Solution theorems for the standard eigenvalue problem of structures with uncertain-but-bounded parameters. *J. Sound Vib.*, 282, 381–399.
- Rao S. S.** (1996). *Engineering Optimization - Theory and Practice*. New York: John Wiley & Sons.
- Sandesh, S., and Shankar, K.** (2010). Application of a hybrid of particle swarm and genetic algorithm for structural damage detection. *Inverse Problems in Science and Engineering*, 18(7), 997–1021.

- Sanchez A. M., Lozano M., Villar P., and Herrera F.** (2009). Hybrid Crossover Operators with Multiple Descendents for Real-Coded Genetic Algorithms: Combining Neighborhood-Based Crossover Operators, *International Journal of Intelligent Systems*, 24, 540–567.
- Schmidt A. M., Conceição M. F. G. and Moreira G. A.** (2013). Investigating the sensitivity of Gaussian processes to the choice of their correlation function and prior specifications, *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 78(8), 681-699.
- Shih, C. Y., Tsuei, Y. G., Allemang, R. J. and Brown, D. L.** (1988). Complex Mode Indication Function and Its Application to Spatial Domain Parameter Estimation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2(4), 367-377.
- Sim, J., Qiu, Z., Wang, X.** (2007). Modal analysis of structures with uncertain-but-bounded parameters via interval analysis. *J. Sound Vib.*, 303, 29–45.
- Spears W. M. and De K. A.** (1991). On the virtues of parameterized uniform crossover. In *Belew, R. K., and Booker, L. B., eds., Proc. 4th Int. Conf. on Genetic Algorithms*, 230-236. Morgan Kaufmann.
- Teughels, A. and De Roeck, G.** (2004). Structural damage identification of the highway bridge Z24 by FE model updating, *J. Sound Vib.* 278, 589–610.
- Teughels, A.** (2003). *Inverse modeling of civil engineering structures based on operational modal data*, (doktora tezi), Department of Civil Engineering, Katholieke Universiteit Leuven, Belgium.
- Tsutsui, S., Yamamura, M., and Higuchi, T.** (1999). Multi-parent recombination with simplex crossover in real coded genetic algorithms, *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO-1999)*, 657-664. Morgan Kaufmann, San Francisco.
- Vanmarcke, E.** (1983). *Random fields: analysis and synthesis*. Cambridge: The MIT press.
- Voight H. M, Mühlenbein, H. and Cvetkovic, D.** (1995). Fuzzy Recombination for the Breeder Genetic Algorithm *Proc Sixth Int Conf. On Genetic Algorithms*.
- Wanner E. F., Takahashi H. C. R., Ramirez A. J., Guimaraez F. G. and Lowther D. A.** (2007). Hybrid genetic algorithms using quadratic local search operators, *COMPEL*, 26(3), 773-787
- Wright, A.** (1991). Genetic algorithms for real parameter optimization. In G. J. E. Rawlins (Ed.), *Foundations of Genetic Algorithms.*, 205–220.
- Wang, S.** (2011). Iterative modal strain energy method for damage severity estimation using frequency measurements, *Struct. Control Health Monit.*, 20(2), 230-240.
- Xianfei, H.** (2008). *Vibration-Based Damage Identification and Health Monitoring of Civil Structures*, (doktora tezi), University of California, San Diego.

- Yi, T.H., Li, H.N. and Gu, M.** (2011). Optimal sensor placement for structural health monitoring based on multiple optimization strategies, *Struct. Design Tall Spec. Build.*, 20, 881–900.
- Yu, E. and Chung L.** (2012). Seismic damage detection of a reinforced concrete structure by finite element model updating, *Smart struct. syst.*, 9(3), 253-271.
- Zadeh, L. A.** (1965). Fuzzy sets. *Inf. Control.*, 8(3), 338–353.
- Zapico-Valle, J. L, Alonso-Cambor, R., Gonzalez-Martinez M.P., Garcí'a-Die'guez M.** (2010). A new method for finite element model updating in structural dynamics, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 24, 2137–2159.
- Zhang, L, Zhang, Y. and Zhou, W.** (2010). Tradeoff between approximation accuracy and complexity for range analysis using affine arithmetic, *J. Sign Process. Syst.* 61, 279-291
- Zhenyu, L., Qiu, C.,** (2002). A new approach to fuzzy finite element analysis. *Comput. Methods Appl. Mech. Engr.*, 191, 5113–5118.

ÖZGEÇMİŞ

Ad Soyad: Yıldırım Serhat Erdoğan

Doğum Yeri ve Tarihi: 20.08.1983/Kocaeli

Adres: Rumelihisarüstü mah Hisarüstü mezarlık sok. No:7 Sarıyer/İstanbul

E-Posta: yserdogan@itu.edu.tr

Lisans: İstanbul Üniversitesi İnşaat Müh. Bölümü, 2005

Yüksek Lisans : İstanbul Teknik Üniversitesi, Yapı Mühendisliği, 2007

Mesleki Deneyim ve Ödüller:

Araştırma Görevlisi, İstanbul Teknik Üniversitesi Mekanik Anabilimdalı, 2009-.....

Misafir Araştırmacı, University of Central Florida, Department of Civil, Environmental and Constructution Engineering, 2011-2012

TEZDEN TÜRETİLEN YAYINLAR/SUNUMLAR

- **Erdogan, Y. S.** and Bakir P. G. (2013). “Inverse propagation of uncertainties in finite element model updating through use of fuzzy arithmetic”, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26(1), 357-367.
- Bakir, P. G. and **Erdogan, Y. S.** (2013) “Damage identification in reinforced concrete structures by finite element model updating using parallel and hybrid genetic algorithms” *International Journal for Computational Methods*, 10(3),20 pages.
- **Erdogan, Y. S.** and Bakir, P. G. (2013) “Evaluation of the different genetic algorithms parameters and operators for the finite element model updating problem” *Computers & Concrete*, 11(6), 541-570.
- **Erdogan, Y. S.**, Gul, M., Catbas, F. N. and Bakir P. G., (2013) “Uncertainty quantification of model outputs for finite element model updating using structural health monitoring data”, *Journal of Structural Engineering*, ASCE, Accepted.
- **Erdogan, Y. S.**, Catbas, F. N., and Bakir, P. G., (2012) “Structural Identification using static and dynamic data obtained from optimum sensor configuration and verification by uncertainty quantification” Submitted for possible publication.

- **Erdogan, Y. S.,** Catbas, F. N., and Bakir, P. G., (2012), Load rating prediction for bridges by means of fuzzy finite element model updating, First International Conference on Performance-based and Life cycle Structural Engineering (PLSE), December 5-7, 2012, Hong Kong, China.
- **Erdogan, Y. S.,** Gul, M, Catbas, F. N., and Bakir, P. G., (2013) “Quantification of parametric model uncertainties in finite element model updating problem , International Modal Analysis Conference (IMAC), February 11-14, 2013, California, USA.
- **Erdogan, Y. S.** Bakir, P. G. "Identification of structural damage induced by earthquake using heuristic optimization A comparative study", 09/2012, 15th World Conference on Earthquake (WCEE), September 24-28, Portugal/Lisbon.
- **Erdogan, Y. S.,** Gul, M., Catbas, F. N., and Bakir, P. G. (2013) “Investigation of the effect of model uncertainties on structural response using structural health monitoring data”. 11th Conference on Structural Safety & Reliability (ICOSSAR 2013) 17 – 20 Haziran 2012, New York, ABD.
- **Erdogan, Y. S.,** Catbas, F. N., and Bakir, P. G. (2013). “A methodology for optimal sensor placement in structural identification and verification by fuzzy finite element model updating”, 11. International conference on vibration problems (ICOVP 2013), Lisbon, Portugal, 9-11, September, Accepted for oral presentation.