

**T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**BİR ROBOT KOLUNUN SİNİRSEL BULANIK
KONTROLÜ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Mak. Müh. Ufuk DURMAZ

Enstitü Anabilim Dalı : MAKİNE MÜHENDİSLİĞİ

Enstitü Bilim Dalı : MEKATRONİK

Tez Danışmanı : Yrd. Doç. Dr. Şinasi ARSLAN

Ağustos 2007

T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİR ROBOT KOLUNUN SİNİRSEL BULANIK KONTROLÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Mak. Müh. Ufuk DURMAZ

Enstitü Anabilim Dalı : MAKİNE MÜHENDİSLİĞİ

Enstitü Bilim Dalı : MEKATRONİK

Bu tez 01/08/ 2007 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Oybirliği ile kabul edilmiştir.

Yrd. Doç Dr.
Şinasi ARSLAN
Jüri Başkanı

Prof. Dr.
Abdullah MİMAROĞLU
Üye

Prof. Dr.
Ertan YANIKOĞLU
Üye

ÖNSÖZ

Mühendislik dallarının birlikte çalışması disiplinler arası çalışma olarak gittikçe rağbet görmektedir. Disiplinler arası bir bilim dalı olan Mekatronik bilim dalının önemi de her geçen gün artmaktadır. Mekatronik' in yakın gelecekte ulaşacağı boyut insanın hayal gücünü zorlamaktadır. Robotik konusu ise Mekatronik'in en güzel örneklerinden birisidir. Robotik; mekaniği, elektrik ve elektroniği, bilgisayar yazılımını içinde barındıran uygulama alanı çok geniş olan disiplinler arası bir konudur. Tezimde önce bir, daha sonra iki ve üç serbestlik dereceli döner eklemlili robotun dinamik denklemleri çıkartılarak günümüzde önemi gittikçe artan yapay zekâ tekniklerinden Yapay Sinir Ağları ve Bulanık Mantık, Model Referans Adaptif Kontrol ile dinamik bir yapı altında birleştirilerek konum kontrolü yapılmıştır.

Bu konuda yaptığım çalışmamda gerek kaynak gerekse bilgi ve yönlendirmesindeki değerli katkılarından dolayı danışmanım Sayın Şinasi ARSLAN'a , daha önce bu konularda çalışarak bilime ve teknolojiye katkıda bulunarak elde ettiği sonuçları paylaşan bilim adamları, mühendisler ve diğer kişilere ayrıca bana zaman ayıran bilgisini esirgemeyerek yazılım konusunda yardımcı olan meslektaşım Uğur KOCAMAZ'a teşekkür ederim. Son olarak çalışmalarım sırasında sabırla her türlü özveride bulunan ve tezimin yazım aşamasında çok emeği olan değerli eşim Emel DURMAZ'a ve maddi manevi desteğini hiçbir zaman esirgemeyen aileme teşekkürü bir borç bilirim.

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ.....	ii
İÇİNDEKİLER	iii
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ	vi
ŞEKİLLER LİSTESİ	vii
TABLolar LİSTESİ.....	x
ÖZET.....	xi
SUMMARY	xii

BÖLÜM 1.

GİRİŞ.....	1
1.1. Robot Tasarım İlkeleri.....	5
1.2. Robot Kontrolündeki Problemler	6

BÖLÜM 2.

ROBOT KOLUNUN DİNAMİK MODELİ.....	7
2.1. Robot Kinematiği	7
2.1.1. Düz kinematik.....	8
2.2. Robot Dinamiği	11
2.2.1. Düz dinamik.....	11
2.2.2. Ters dinamik	12
2.3. Lagrange-Euler Formülasyonu	12
2.4. Tek Serbestlik Dereceli Robot Kolunun Dinamik Denklemi.....	13
2.5. İki Serbestlik Dereceli Robot Kolunun Dinamik Denklemleri	16
2.6. Üç Serbestlik Dereceli Robot Kolunun Dinamik Denklemleri	21

BÖLÜM 3.

KONTROL YÖNTEMLERİ.....	29
3.1. Bulanık Mantık	29

3.1.1. Bulanık sistemlerin gelişimi	33
3.2. Yapay Sinir Ağları.....	37
3.2.1. Zekâ kavramı	38
3.2.2. Yapay zekâ kavramı.....	40
3.2.3. Yapay zekâ teknikleri	40
3.2.4. Yapay sinir ağları tanımı.....	42
3.2.5. Yapay sinir ağları'nın üstünlükleri	43
3.2.6. Yapay sinir ağ yapıları	45
3.2.6.1. Adaptif doğrusal eleman	45
3.2.6.2. Çok katlı perseptronlar.....	46
3.2.7. Yapay sinir ağları öğrenme algoritmaları	47
3.2.7.1. Hebb kuralı.....	47
3.2.7.2. Hopfield kuralı	47
3.2.7.3. Delta kuralı.....	47
3.2.7.4. Kohonen kuralı.....	48
3.2.8. Öğrenme algoritmalarının sınıflandırılması.....	48
3.2.8.1. Danışmalı öğrenme	48
3.2.8.2. Danışmansız öğrenme	49
3.2.8.3. Takviyeli öğrenme	49
3.2.9. Geri yayılım algoritması	49
3.2.10. Hata geriye yayma yöntemi ile parametre güncelleme	50
3.2.11. Yöntemin dayandığı metodoloji.....	50
3.2.12. Öğrenme katsayısı ve momentum katsayılarının belirlenmesi ...	51
3.3. Sinirsel Bulanık Mantık.....	52
3.3.1. Sinirsel bulanık mantık ağ kuramı	53
3.3.2. Sinirsel bulanık mantık ağlarında çıkarım yöntemleri.....	56

BÖLÜM 4.

DİNAMİK SİNİRSEL BULANIK MANTIK KONTROLÖR.....	58
4.1. Giriş	58
4.2. Sinirsel Bulanık Ağın Yapısı.....	60
4.3. Sinirsel Bulanık Ağın İşleyişi.....	61

BÖLÜM 5.

SİMÜLASYON ÇALIŞMALAR VE SONUÇLAR	67
5.1. Bir Serbestlik Dereceli Robotun Tahriksiz Durumda Konum Değişimi ...	68
5.1.1. Kare dalga referansına göre konum değişimi	68
5.2. İki Serbestlik Dereceli Robotun Tahriksiz Durumda Konum Değişimi....	69
5.2.1. Çember yörüngesini takibi.....	70
5.3. Üç Serbestlik Dereceli Robotun Tahriksiz Durumda Konum Değişimi ...	72
5.3.1. Başlangıç noktasından bir noktaya hareketi	73
5.3.2. Başlangıç noktasından iki noktaya hareketi.....	75
5.3.3. Başlangıç noktasından üç noktaya hareketi	76
5.3.4. Başlangıç noktasından dört noktaya hareketi	78
5.3.5. Çember yörüngesini takibi.....	80
5.3.6. Bozucu yük altında çember yörüngesini takibi.....	84
5.3.7. Dikey helis yörünge takibi	85
5.3.8. Yatay helis yörünge takibi	87

BÖLÜM 6.

SONUÇ VE ÖNERİLER	90
KAYNAKLAR	92
ÖZGEÇMİŞ	95

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

atan	: Ters Tanjant
BM	: Bulanık Mantık
DSBMK	: Dinamik Sinirsel Bulanık Mantık Kontrolör
GA	: Genetik Algoritmalar
G-D	: Genelleştirilmiş D'Alembert
İE	: İşlemci Elemanlar
L-E	: Lagrange-Euler
MLP	: Perseptron Sinir Ağı
MSE	: Ortalama Karesel Hata
N-E	: Newton-Euler
PD	: Oransal-Türevsel
PI	: Oransal-İntegral
R-L	: Rekürsif Lagrange
US	: Uzman Sistemler
VLSI	: Çok Geniş Ölçekli Entegreler
YSA	: Yapay Sinir Ağları
YZ	: Yapay Zekâ

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1. Tek serbestlik dereceli robot kol.....	13
Şekil 2.2. İki serbestlik dereceli robot kol.....	16
Şekil 2.3. Üç serbestlik dereceli robot kol	21
Şekil 3.1. Eğim düşümü yönteminin grafiksel yorumu.....	51
Şekil 4.1. Model referans adaptif kontrol yapısı	59
Şekil 4.2. Her bir robot kolunun konum kontrolü için önerilen DSBMK yapısı	60
Şekil 4.3. Her bir girişin 1’den m’e kadar gauss fonksiyonu ile ifadesi	61
Şekil 5.1. Bir serbestlik dereceli robotun konum kontrolü genel blok diyagramı	67
Şekil 5.2. Robotun tahriksiz durumda konum değişimi	68
Şekil 5.3. θ açısının zamana karşı verdiği cevap	68
Şekil 5.4. İki serbestlik dereceli robotun konum kontrolü genel blok diyagramı	69
Şekil 5.5. Robotun tahriksiz durumda konum değişimi	69
Şekil 5.6. θ_1 açısının zamana karşı verdiği cevap	70
Şekil 5.7. θ_2 açısının zamana karşı verdiği cevap.....	70
Şekil 5.8. Robot kolunun uç noktalarının zamana karşı değişimi.....	71
Şekil 5.9. Robot kolunun uç noktasının x-y koordinat sisteminde izlediği yörünge	71
Şekil 5.10. Üç serbestlik dereceli robotun konum kontrolü genel blok diyagramı...	72
Şekil 5.11. Robotun tahriksiz durumda konum değişimi	73
Şekil 5.12. θ_1 , θ_2 ve θ_3 açılarının zamana karşı verdiği cevap	73
Şekil 5.13. Robot kolunun uç noktasının zamana karşı verdiği cevap.....	74

Şekil 5.14. Robotun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge	74
Şekil 5.15. θ_1 , θ_2 ve θ_3 açılarının zamana karşı verdiği cevap	75
Şekil 5.16. Robotun uç noktasının zamana karşı verdiği cevap.....	75
Şekil 5.17. Robotun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge	76
Şekil 5.18. θ_1 , θ_2 ve θ_3 açılarının zamana karşı verdiği cevap	76
Şekil 5.19. Robotun uç noktasının zamana karşı verdiği cevap.....	77
Şekil 5.20. Robotun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge	77
Şekil 5.21. θ_1 , θ_2 ve θ_3 açılarının zamana karşı verdiği cevap	78
Şekil 5.22. Robotun uç noktasının zamana karşı verdiği cevap.....	78
Şekil 5.23. Robotun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge	79
Şekil 5.24. θ_1 açısının zamana karşı verdiği cevap	81
Şekil 5.25. θ_2 açısının zamana karşı verdiği cevap.....	81
Şekil 5.26. θ_3 açısının zamana karşı verdiği cevap	82
Şekil 5.27. Robot kolunun uç noktasının zamana karşı değişimi	82
Şekil 5.28. Robot kolun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge	83
Şekil 5.29. Robot kolun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge	83
Şekil 5.30. Robot kolun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge	84
Şekil 5.31. Robot kolun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge	84
Şekil 5.32. θ_1 açısının zamana karşı verdiği cevap	85
Şekil 5.33. θ_2 açısının zamana karşı verdiği cevap.....	85
Şekil 5.34. θ_3 açısının zamana karşı verdiği cevap	86
Şekil 5.35. Robotun uç noktasının x-y-z koordinatlarının zamana karşı değişimi ...	86
Şekil 5.36. Robotun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge	87
Şekil 5.37. θ_1 açısının zamana karşı verdiği cevap	87

Şekil 5.38. θ_2 açısının zamana karşı verdiği cevap.....	88
Şekil 5.39. θ_3 açısının zamana karşı verdiği cevap.....	88
Şekil 5.40. Robotun uç noktasının x-y-z koordinatlarının zamana karşı değişimi ...	89
Şekil 5.41. Robotun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge	89

TABLolar LİSTESİ

Tablo 3.1. Bulanık mantık ile ilgili bazı firmalar ve ürettikleri ürünler.....	34
Tablo 3.2. Bulanık denetimin endüstriyel uygulamaları.....	36
Tablo 3.3. Bulanık denetimin görsel-işitsel aygıt uygulamaları	36
Tablo 3.4. Bulanık denetimin ev aletleri uygulamaları.....	37
Tablo 3.5. Bulanık denetimin ulaşım araçları uygulamaları	37
Tablo 3.6. Bulanık denetimin finansal uygulamaları	37
Tablo 5.1. Robotun verilen noktalara giderken elde edilen başarımların sonuç tablosu...	80

ÖZET

Anahtar kelimeler: Yapay Sinir Ağları, Bulanık Mantık, Sinirsel Bulanık Kontrolörler, Dinamik Kontrol, Model Referans, Adaptif Kontrol.

Doğrusal olmayan robot kolları çok karmaşık dinamik karakteristiklere sahiptirler. Dış bozucu büyüklükler, sürtünme ve eyleyicilerin doyuma ulaşması gibi nedenlerden ötürü geleneksel tip kontrolörlerle dayanıklı kontrol zordur. Sadece zor olmakla kalmaz aynı zamanda geleneksel kontrolörler robot manipülatörünün detaylı dinamik modeline ihtiyaç duyarlar. Bu çalışmada yapay sinir ağları, bulanık mantık ve model referans adaptif kontrol dinamik sinirsel bulanık mantık kontrolörü yapısı altında birleştirildi. Önerilen kontrolör bulanık kural yapısını ve üyelik fonksiyonlarının parametrelerini ayarlayabilmek için öğrenme yeteneğine sahiptir. Çalışmanın sonunda bir, iki ve üç serbestlik dereceli robot kollarına verilen yörüngeler izlettirilmiş ve performans değerleri gözlemlenmiştir.

NEURO FUZZY CONTROL OF A MANIPULATOR

SUMMARY

Key Words: Neural Networks, Fuzzy Logic, Neuro Fuzzy Control, Dynamic Control, Model Reference Adaptive Control.

Nonlinear robot manipulators have complex dynamic characteristics. Due to external disturbances, friction and saturation of actuators, conventional type controller based robust control is difficult. Not only is it difficult, but also requires detailed manipulator dynamics model. In this study, artificial neural network, fuzzy logic and model reference adaptive control have been combined together under dynamic neuro fuzzy controller. Proposed controller has learning ability to adjust its fuzzy membership function parameters and fuzzy rule structure. In the end of the study, one, two and three degree of freedom manipulators are followed a given path and have investigated the performance of the proposed controller.

BÖLÜM 1. GİRİŞ

Doğrusal olmayan robot kolları çok karmaşık dinamik karakteristiklere sahiptirler ve dış bozucu etkenler, sürtünme, eyleyicilerin doyuma ulaşması gibi birçok nedenden ötürü geleneksel tip denetleyicilerle dayanıklı kontrolleri çok zordur. Ayrıca geleneksel kontrolörler robot kollarının detaylı dinamik modeline ihtiyaç duyarlar. Robot kollarının detaylı dinamik modeli ise doğrusal olmayan yapısından ötürü asla tam olarak elde edilemez. Diğer yandan epey yaygınlaşmış ve uygulama alanı bulmuş olan yapay sinir ağları, bulanık mantık, sinirsel bulanık mantık gibi kontrolörler detaylı bir dinamik modele ihtiyaç duymazlar ve doğrusal olmayan sistemlerde gayet iyi sonuçlar verirler. Bu konularda yapılmış olan bazı çalışmalar özetlenecek olursa;

Fidan ve Bay [1], AT89C205 mikrodenetleyici kullanarak bir kuluçka makinesinin sıcaklık denetimi için bir bulanık mantık denetleyicisinin tasarımını ve gerçekleştirilmesini sunmuşlardır. Gerçekleştirilen sistemle bir kuluçka makinesinin sıcaklığı 25 °C ile 40 °C arasında istenilen bir değerde tutulabilmektedir. Bu çalışmada bulanık mantık kontrolörü kullanmanın gerekçesi olarak en büyük avantajlarından biri olan kontrol edilen sistemin matematik modeline ihtiyaç duyulmaması olduğunu öne sürmüşlerdir.

Haklıdır ve Güler [2], iki serbestlik dereceli bir robot kolunun bulanık mantıklı PD kontrolcü ile kontrolü hakkında bir yaklaşım sunmuşlardır. Bildiride, doğrusal sistemlerin kontrolü için kullanılan PD kontrolcü ile dinamik modeli çok karmaşık ya da elde edilemez sistemlere uygulanan bulanık mantık kontrolörünün avantajlarını birleştiren alternatif bir kontrol yöntemi sunmuşlardır. Simülasyon sonuçlarını değerlendirerek önerilen kontrol yönteminin iki farklı yöntemin güçlü ve avantajlı olduğu yönlerinin birleştirilmesinden ötürü daha kararlı ve sağlam bir kontrol yöntemi olduğunu göstermişlerdir.

Sönmez ve diğerleri [3], üç serbestlik dereceli endüstriyel bir robotun yapay sinir ağları (YSA) ile kontrolünü yapmışlardır. Kontrol için kullanılan YSA modeli ile yeterli doğrulukta öğrenme algoritması kullanarak sisteme adaptiflik kazandırılmış, robot eklem açılarının konum ve yer bilgilerini sensör kullanmadan belirleyebilmişlerdir.

Köker ve diğerleri [4], üç eklemlili bir robot kolunun ters kinematik probleminin çözümü için bir yapay sinir ağı önermişler ve ağı kabul edilebilir bir hata seviyesine ulaşıncaya kadar eğiterek yapay sinir ağının ters kinematik probleminin çözümü için uygunluğunu göstermişlerdir.

Kuntalp ve İnan [5], Bulanık Mantık ve Yapay Sinir Ağlarını iki parçalı bir robot kolunun kontrolündeki performans kıyaslamalarını bir bilgisayar simülasyonu olarak sunmuşlardır. Sonuçta elde edilen bulgular ışığında her iki kontrolörün de birbirine çok yakın ve tatmin edici bir performans sergilediği ortaya çıkmıştır. Bulanık mantık denetlemenin göreceli olarak daha basit matematik temeline sahip olması, günlük dile yakınlığı, kontrol parametrelerinin ayarlanmasındaki esnekliği ve her şeyin ötesinde insan karar verme mekanizmasını taklit etmesi diğer yanda, yapay sinir ağlarının öğrenme ve genelleme yetenekleri gibi her iki yönteminde avantajları ve dezavantajları gözlemlenmiştir. Sonuçlar çalışmanın amacına yönelik olarak oldukça tatmin edici ve her iki tekniğin de farklılıklarına rağmen doğrusal olmayan sistemlerde ufak hata paylarıyla kullanılabilceğini göstermektedir.

Dandil ve Gökbulut [6], sabit mıknatıslı senkron motorların (SMSM) hız denetimi için giriş değişkenleri olarak hata ve hatanın integralini kullanan bir bulanık sinir ağı kontrolörü (BSAK) önermiştir. Doğrusal olmayan ve modellenemeyen motor dinamikleri, bozucu girişler, parametre ve yük değişimleri nedeniyle SMSM'ler için uyarlanabilir ve dayanıklı bir hız denetim sistemi olarak önerilen BSAK'nın dayanıklılığı ve sürekli durum hatalarını giderebilme yeteneği incelenmiştir. Elde edilen benzetim sonuçlarından, integral etkili BSAK'nın uyarlanabilir ve dayanıklı yapısıyla değişen yük koşullarına uyum sağladığı ve literatürde kullanılan diğer BSAD yapılarında ortaya çıkan sürekli durum hatalarını da giderdiği gözlenmiştir.

Özben [7], bulanık mantık ve yapay sinir ağları yöntemlerini birleştirilerek daha faydalı olabilmesini temel alan çalışmasında, bir radar izleme sistemini, iki ayrı biçimde kontrol ve simüle etmiştir. Bu işlemi yaparken bulanık mantık kural tablosunu, yapay sinir ağları yardımı ile üretmiştir. Kontrol sistemlerinden ilki tamamen uzman kişi bilgisine dayalı olarak tasarlanmış bir bulanık kontrol sistemi iken, ikinci bulanık kontrol işlemi, yapay sinir ağları ile güçlendirilmiştir. Makalenin sonunda bu iki farklı sonuç verilmiş ve kıyaslanmıştır. Sonuçlardan görüleceği gibi, sistem hata oranı oldukça azalmış ve hedef yakalama süresi kısalmıştır. Yapılan bu çalışma, yapay sinir ağları ile bulanık mantık konularının ne kadar birleşebileceği konusundaki yaklaşımlara olumlu bir sonuç sağlamaktadır. Bu çalışmanın bir diğer sonucu da, olası simülasyon ve simülatör çalışmalarında öğrenen, paralel işlem mekanizmasına sahip sistemlerin uzman kişi bilgisine gösterdikleri ihtiyaçların azalması ve bu sayede çok daha duyarlı, uyarlanabilen ve esnek simülatörlerin ortaya çıkarılabilmesi olarak tanımlanabilir.

Güçüyener ve Emel [8], fabrika otomasyonu ve depoların parça taşıma işlerinde kullanılabilecek ve geometrik bir izi kullanarak hareket edebilen kendinden güdümlü bir araç modelinin bilgisayar simülasyonu gerçekleştirmiştir. Aracın kontrolü için Bulanık Sinir Ağı (BSA) kullanılmış sabit genişlikte ve koyu renkli olmak şartıyla, istenilen uzunluktaki geometrik izi üç adet optik giriş algılayıcı ile izleyerek aracın BSA ile istenilen yörüngede hareket ettirilebildiği gösterilmiştir.

Yıldırım ve diğerleri [9], çalışmalarında yapay sinir ağı ve bulanık mantığın birleştirilmesiyle oluşan bulanık mantıklı yapay sinir ağı'nın (BMYSA) doğrusal olmayan dinamik sistem modellemeye uygulanmasını ele almışlardır. Yöntemlerin de, doğrusal olmayan sistemin girişleri birkaç bulanık çalışma bölgesine ayrılmış her bir bulanık çalışma bölgesi için, sistemi temsil edebilecek azaltılmış dereceli doğrusal modeller kullanılmıştır. Modelin bütünüün çıkışı, çalışma bölgeleri çıkışlarının ağırlık merkezi ile berraklaştırma metodu ile birleştirilmesiyle elde edilmektedir. Dinamik sistem örneği alınmış ve simülasyon programı ile modelleme yapılmıştır. Sistem bilgileri, bulanıklaştırma katmanındaki bulanık bölge sayılarının belirlenmesinde ve bu bölgelere ait üyelik fonksiyonlarını belirleyen ağırlıkların başlangıç değerlerinin atanmasında kullanılmış sistem giriş-çıkış verileri ise ağın

eğitiminde kullanılmıştır. Bulanıklaştırma katmanındaki ağırlıklar, bulanık çalışma bölgelerinin üyelik fonksiyonlarını; fonksiyon katmanındaki ağırlıklar yerel çalışma bölgelerindeki modelleri belirlediği gözlemlenmiş bu sebeple, bulanık mantıklı yapay sinir ağının yorumlanması, klasik yapay sinir ağının yorumlanmasından daha kolay olduğu görülmüştür.

Marichal ve diğerleri [10], mobil bir robotu kontrol etmek için sinirsel bulanık kontrolör yaklaşımını kullanmışlardır. Üyelik fonksiyonları ve kurallar önerdikleri sinirsel bulanık kontrolör tarafından otomatik olarak üretilerek mobil robotun engelli yollarda engele takılmadan hedefine ulaşabildiğini göstermişlerdir.

Kim ve Yuh [11], dinamik modeli doğrusal olmayan bağımsız sualtı aracı için bir neuro-fuzzy kontrolör tanımlamışlardır. Kontrolör çevrim dışı zamanda eğitilmeden sualtı aracına yörünge takip ettirilmiş ve tatmin edici sonuçlar elde edilmiştir.

Kaitwanidvilai ve Parnichkun [12], karma tip uyarlanabilir bir neuro-fuzzy model referans kontrolörü pnömatik bir silindirin kontrolünde kullanmışlardır. Sistemlerinde kullandıkları bir röle ile hata değerinin yüksek, orta ya da düşük olması durumuna devreye giren ayrı kontrolörler ile dış yükler altında eş zamanlı çalışan pnömatik silindirlerde başarılı bir performans izlemişlerdir.

Akbaş ve Esin [13], doğrusal olmayan sistemler için bir Neuro-Fuzzy kontrolör yaklaşımı sunmuşlardır. İki serbestlik dereceli robot kolunda yüklü ve yüksüz durumlarda yörünge takip ettirilmiş ve iyi sonuçlar elde edildiğinden kontrol yaklaşımları içerisinde iyi bir kontrol yöntemi olduğunu gözlemlemişlerdir.

Low ve diğerleri [14], gerçek zamanda endüstriyel uygulamalar için dinamik bir bulanık sinir ağı kontrolör yaklaşımını sunmuşlardır. Kontrolörü SCARA (Selectively Compliance Assembly Robot Arm) tipi bir robota gerçek zamanda uygulamışlar ve simulasyon sonuçlarının ters kinematik problemi öğrenbilme ve hatayı hızlı bir şekilde sıfıra düşüğünü gözlemlemişlerdir.

Denai ve diğerleri [15], karmaşık sistemlerin kontrolü ve modellenmesi için soft computing yaklaşımının etkilerini ve faydalarını göstermeye çalışmışlardır. Soft

computing tekniklerini iki gruba ayırmışlardır. Bunlar ; Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) tabanlı kontrol yöntemleri. Kayıtlı klinik verilerde kullanılarak doğrusal olmayan diz modelinin dinamiğinin elde edilmesinde bu yöntemler ayrı ayrı kullanılmıştır. Sonuç olarak YSA tabanlı grupta belirsizlikler karşısında Internal Model Control (IMC) iyi bir performans gösterirken ANFIS tabanlı grupta çevrim içi zamanda öğrenen inverse control with on-line adaptive learning en iyi performansı göstermiştir.

Godjevac ve Steele [16], mobil robotlarda bulanık mantığın ve yapay sinir ağlarının avantajlarını birleştiren sinirsel bulanık kontrolün başarılı sonuçlar verdiğini çalışmalarında göstermişlerdir.

Canberi [17], tezinde robot kontrolü amaçlı bulanık yapay sinir ağı denetleyici önermiştir. Eklemlerine zamanla değişen bozucu yükler uygulanan iki serbestlik dereceli düzlemsel robota sinüs ve basamak girişleri uygulanmış ve oldukça iyi bir referans model izleme performansı gözlenmiştir. Yine eklemlerine zamanla değişen bozucu yükler uygulanan iki serbestlik dereceli düzlemsel robota çember ve kare şeklinde iki ayrı yörünge izletilmiş ve oldukça iyi bir yörünge izleme performansı gözlenmiştir.

1.1. Robot Tasarım İlkeleri

İster endüstriyel olsun, isterse laboratuvar tipi olsun, robot tasarımında makine, elektronik ve yazılım mühendislik dallarına ihtiyaç duyulur. Bir robotun mekanik yapısı ve tipi yapılacak olan uygulamaya göre tespit edilir.

Uzuvlar, çalışma sırasında maruz kalacakları dış etkenlere karşı en az deforme olacak şekilde tasarlanarak imal edilir. Robotun çalışma bölgesi içinde yüksek hassasiyetlik ve tekrarlayabilirlik özelliğini sağlayabilmesi için, katı uzuvlarla birlikte, güç iletim elemanları ve yataklamalar yüksek mukavemete sahip olmalıdır.

Robot uzuvlarına hareket sağlayacak sürücü elemanları (eyleyiciler) ise ortalama yerçekimi ve ivmelenme momentleri ve robotun kendi ağırlığını taşıyacak şekilde seçilmelidir.

Robot eklemleri kayar ve dnel olmak zere iki ana gruba ayrılır. Robot eklemleri, gc (moment) ilettikleri iin, burada kullanılacak yataklar iin ykn yanı sıra, eęilme ve burulma momentleri de gz nne alınarak seilirler. zellikle dnel eklemliler antropomorfik (insan kolu benzetilişimli) robotlarda yerekiminden doęan momentler yksektir.

Aktarma ya da iletim organları, motor momentlerini artırıp aısal hızları azaltacak evrim oranlarına sahip olmalıdır. Bu ama iin ok deęiřik diřli mekanizmaları vardır. Genelde retici firmasının adı ile anılan ve ‘‘Harmonik Diřli’’ denilen iletim organları kullanılmaktadır. Bu diřliler dnel eklemlilerde kullanılan son derece uygun boyutlu, yksek evirme oranlı, yok denecek kadar az bořluklu, zel amalı iletim organlarıdır.

1.2. Robot Kontrolndeki Problemler

Birok robotun kontrolndeki genel problemlerden bazıları;

- Doęrusal olmayan dinamikler; merkezka, Coriolis ve yerekimi.
- Uzuvar arasındaki dinamik etkileřim,
- İ parametre deęiřimleri; srtnmeler, ktle ve eklemlilerdeki deęiřimler,
- Diř bozucular; lme grltleri, alıřma sırasında maruz kalınan yklerden gelen bozucular,
- Modellenmemiř yksek frekanslı deęiřkenler; eklemlilerin esnemesi,
- Cevap hızı, sresinin azaltılması

řeklinde gz nne alınabilir. alıřmanın ileri blmlilerinde robotların doęrusal olmayan dinamik modelleri elde edilirken daha doęru ve gereki model elde edebilmek iin merkezka, Coriolis ve yerekimi faktrleri gz nne alınmiř, kolların ktleleri sabit ve kollar homejen kabul edilerek aęırlık merkezleri tam orta noktaları olarak alınmiřtır. Cevap hızını arttırmak iin ise kontrolr robot kolunun her bir uzvu iin ayrı ayrı kullanılmıřtır. Bylelikle her bir kontrolrn rettięi kontrol iřaretinin sresi ok kısalımıřtır.

BÖLÜM 2. ROBOT KOLUNUN DİNAMİK MODELİ

Bu bölümde önce tek serbestlik dereceli robotun daha sonra iki ve üç serbestlik dereceli robotların kinematik ve dinamik denklemleri çıkartılmıştır. Dinamik denklemlerinin çıkartılmasında hem sistematik ve kolay olması hem de robot dinamik denklemlerinde çok yaygın kullanılması sebebiyle Lagrange-Euler (L-E) metodu kullanılmıştır.

2.1. Robot Kinematiği

Endüstriyel robotlarda katı uzuvlar genellikle birbirlerine dönel veya ötelemeli eklemlerle ardışık olarak bağlıdırlar. Bu bağlanma kinematik bir zincir oluşturur. Açık kinematik zincirde, zincirin bir ucu serbesttir ve diğer ucu destek görevi yapan taşıyıcı gövde üzerine bağlanarak sabitleştirilmiştir. Kolaylık olması bakımından yere bağlı olan temel uzuv numarası sıfır (0), en uçtaki uzvun numarası n olarak numaralandırılır.

Kolun hareketini sağlayan kuvvet/moment'ler göz önüne alınmadan sabit bir eksen takımına göre zamanın bir fonksiyonu olarak, robotun hareket denklemlerinin çıkarılması robot kinematiğinin konusudur.

Bir robotun analizinin yapılabilmesi için, önce robotun tabanına referans eksen takımı denen genel (global) bir kartezyen koordinat sistemi yerleştirilir. Sonra benzer şekilde her eklem ya da uzva birer yerel kartezyen koordinat sistemi yerleştirilir. Uç elemanının konum ve yönlenmesi, işte bu eklemlere yerleştirilen yerel koordinat sistemlerine göre bağlı konumları ile belirlenir. Kinematik analizlerin yapılabilmesi için koordinat sistemlerinin birbirleri ile ilişkisini belirleyen dönüşümlere homojen dönüşümler denir. Bu ilişkileri sistematik olarak ilk defa Denavit-Hartenberg belirlemiştirlerdir.

Robot kolu kinematiği iki temel kısma ayrılarak düz ve ters kinematik adları altında incelenir. Robot eklemlerinin yapacakları açılar, $\theta_0 \dots \theta_6$ 'ya kadar belirlenir ve istenen her açı değeri kadar eklemler hareket ettirilirse robotun üç elemanı robotun çalışma bölgesi içinde bir noktaya gelmiş olur. İşte bu işleme düz kinematik denir.

Oysa pratikte robotun o anki konum ve yönlenmesi motor kodlayıcılarından okunan bilgilerle bilinir. Bu nedenle aslında kolun gitmesi gereken konum ve yönlenmesi verilir. Şimdi gidilecek nokta bilindiğine göre robot kolunun ucundan itibaren geriye yani tabana doğru gidilerek hesaplamaların yapılması gerekir. Bu hesaplamalar sonunda elde edilen θ açı değerleri kadar motorlar sürülerek hareket gerçekleştirilir. İşte bu geriye doğru yapılan kinematik hesaplamaya ters kinematik denir.

2.1.1. Düz kinematik

Bir robot kolunun eklemleri, referans eksen takımına uygun olarak döner veya ötelenir. Her uzuv için eklem noktalarında eklem yerel eksen takımları oluşturulur. Böylece referans eksen takımı ile eklem eksen takımları arasındaki ilişkiyi bularak düz kinematik problemin çözümü sağlanmış olur. Önce (3×3) boyutlu bir dönme matrisi ile eklem eksen takımının referans eksen takımına göre dönüşümü gösterilir. Bu dönme matrisine eklem takımının ötelenmesi de eklenerek (4×4) boyutlu homojen dönüşüm matrisi elde edilir [18,19].

(3×3) lük dönme matrisi, üç boyutlu Euclid uzayı konum vektörlerini kullanan ve $ouvw$ eklem eksen takımını $oxyz$ referans eksen takımına göre döndüren bir dönüşüm matrisidir. $oxyz$ referans eksen takımı sabit olarak kabul edilir. $A_{(3 \times 3)}$ boyutlu dönüşüm matrisi olmak üzere P noktasının $ouvw$ eksen takımındaki koordinatları P_{uvw} ise $oxyz$ eksen takımında bu noktanın koordinatları;

$$P_{xyz} = A_x P_{uvw} \quad (2.1)$$

denklemleri ile bulunur. Denklem 2.1 matris formunda ;

$$\begin{bmatrix} P_x \\ P_y \\ P_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_x i_u & i_x j_v & i_x k_w \\ j_y i_u & j_y j_v & j_y k_w \\ k_z i_u & k_z j_v & k_z k_w \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_u \\ P_v \\ P_w \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

$$A = \begin{bmatrix} i_x i_u & i_x j_v & i_x k_w \\ j_y i_u & j_y j_v & j_y k_w \\ k_z i_u & k_z j_v & k_z k_w \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

şeklinde ifade edilir. Buna benzer şekilde P noktasının ouvw eksenindeki değerini oxyz koordinatları cinsinden de bulmak mümkündür. $P_{uvw} = BxP_{xyz}$ ve $B = A^{-1}$ olur.

Buna göre A ve B matrisleri ortogondur ve $BA = A^T A = A^{-1} A$ şeklinde tanımlanır. Genelleştirilmiş dönüşüm matrisi ile, oxyz referans eksen takımının her üç eksenine göre ouvw eklem eksen takımlarının dönüşümünü temsil edecek dönme ya da dönüş matrisini bulunur. ouvw eksen takımı uzayda, belirli bir konum için ox eksenini etrafında α kadar döndürülürse, P_{uvw} noktasının koordinatları da oxyz referans eksen takımında buna uygun olarak değişir. i_u , j_v ve k_w ise aşağıdaki şekilde

$$i_u = i_x$$

$$j_v = \cos \alpha j_y + \sin \alpha k_z \quad (2.4)$$

$$k_w = -\sin \alpha j_y + \cos \alpha k_z$$

ifade edilir. Denklem 2.4 göre yeni durumun birim vektörleri ;

$$i_u = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad j_v = \begin{bmatrix} 0 \\ \cos \alpha \\ \sin \alpha \end{bmatrix}, \quad k_w = \begin{bmatrix} 0 \\ -\sin \alpha \\ \cos \alpha \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

şeklinde gösterilebilir. Böylece ouvw eksen takımının ox eksenini etrafında α kadar yaptığı dönme matrisi $R_{x,\alpha}$ elde edilmiş olur. Buradan $P_{xyz} = R_{x,\alpha} P_{uvw}$ elde edilir. Bu

işlemleri oy ve oz eksenleri etrafında da sırasıyla ϕ ve θ kadar dönmeler yaptırılırsa

$R_{y,\phi}$ ve $R_{z,\theta}$ dönme matrisleri ;

$$R_{x,\alpha} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & -\sin \alpha \\ 0 & \sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix},$$

$$R_{y,\phi} = \begin{bmatrix} \cos \phi & 0 & \sin \phi \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \phi & 0 & \cos \phi \end{bmatrix}, \quad (2.6)$$

$$R_{z,\theta} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

elde edilir. Bu dönme matrislerinin çarpılması sonucunda aynı anda birden fazla eksen etrafında dönmelere ilişkin dönme matrisleri bulunur.

Homojen dönüşüm matrisi T, homojen koordinatlarda tanımlanmış olan bir konum vektörünün bir eklem takımındaki ifadesinin başka bir eksen takımındaki gösterilişini sağlar. Homojen koordinatların dördüncü bileşeni W, bir ölçek faktörüdür. W=1 olduğunda homojen koordinatlar ile fiziksel koordinatlar birbiriyle aynı olur.

$$T = \begin{bmatrix} R_{(3 \times 3)} & P_{(3 \times 1)} \\ F_{(1 \times 3)} & W_{(1 \times 1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{Dönme matrisi} & \text{Konum vektörü} \\ \text{İzdüşüm} & \text{Ölçek} \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

Burada; $R_{(3 \times 3)}$: Dönme matrisi, iki eksen takımı arasındaki dönmeyi gösterir.

$P_{(3 \times 1)}$: Referans eksen takımına göre dönen eklem eksen takımının orijinin konum vektörüdür. $F_{(1 \times 3)}$: İzdüşümü dönüşümünü gösterir. $W_{(1 \times 1)}$: Ölçek faktörüdür.

Robotik uygulamalarında izdüşüm sıfır, ölçek faktörü ise bir alınır [20]. Denklem (2.6) daki matrisler göz önüne alınarak, homojen dönüşüm matrisi T ;

$$T = T_{\text{öteleme}} T_{x,\alpha} T_{y,\phi} T_{z,\theta} = \begin{bmatrix} n_x & s_x & a_x & p_x \\ n_y & s_y & a_y & p_y \\ n_z & s_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n & s & a & p \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

şeklinde ifade edilir. Homojen Dönüşüm Matrisindeki n , s , a sütun vektörleri dönme alt matrisini oluşturur. p vektörü ise referans eksen takımına göre uvw eksen takımının orijininin konumunu gösterir. Burada, dönme alt matrisinin tersi, transpozisine eşit olduğundan, dönme alt matrisinin satır vektörleri uvw eksen takımına göre referans eklem takımının eksenlerini gösterir. Ancak, Homojen Dönüşüm Matrisinin tersi, transpozisine eşit değildir. uvw eksen takımına göre referans eksen takımının orijini, homojen dönüşüm matrisinin tersi bulunduktan sonra bulunur [21,22].

2.2. Robot Dinamiği

Bir robot kolunun dinamik modeli, robot kolunun dinamik davranışını belirleyen hareket denklemlerinden oluşur.

Robot kolunun dinamik analizi, eklemlere, tahrik elemanları tarafından uygulanan moment veya kuvvet büyüklükleri ile robot kolunun zamana göre konumu, hızı ve ivmesi arasındaki ilişkilerin incelenmesidir.

Böyle bir analizin yapılabilmesi için, robot kolunun dinamik davranışını tanımlayan, doğrusal olmayan diferansiyel denklem takımlarının elde edilmesi ve çözülmesi gerekir. Robotun doğası gereğince robot dinamiği problemi ikiye ayrılmaktadır.

2.2.1. Düz dinamik

Herhangi bir t anında istenen moment ve kuvvetler verildiğinde robot kolunun alacağı konum için gerekli olan genelleştirilmiş koordinatlarını, eklem hız ve ivmelerini bulma problemidir.

2.2.2. Ters dinamik

Robot kolunun istenen bir konuma gelmesi için geliştirilmiş koordinatları, hızı ve ivmesi verildiğinde, bu noktaya gelebilmesi için tahrik elemanlarının üreteceği moment ve kuvvetlerin bulunması problemidir.

Robot kollarının dinamik denklemlerini elde etmek için literatürde bilinen birçok yöntemden bazıları şunlardır:

- Lagrange-Euler (L-E) yöntemi
- Rekürsif Lagrange (R-L) yöntemi
- Newton-Euler (N-E) yöntemi
- Genelleştirilmiş D'Alembert (G-D) yöntemi

Bu yöntemlerden, robot kollarının modellenmesi ile ilgili literatürde en çok kullanılanları (L-E) ve (N-E) formülasyonları olmuştur. Lagrange-Euler (L-E) formülasyonunun da sistem dinamik davranışı, geliştirilmiş koordinatları kullanan iş ve enerji ifadelerinden elde edilir. (L-E) denklemlerinin üretilmesi basit ve sistemattir. Bu yönü ile MATLAB Simulink Simülasyon paket programı için de oldukça uygun bir yapıya sahiptir. Ancak (L-E) denklemleri kullanılarak yapılacak düz ve ters dinamik probleminin çözümü aşırı miktarda aritmetik işlem gerektirmesi nedeni ile gerçek-zaman uygulaması için her zaman uygun değildir. Ancak buna rağmen bilgisayar teknolojisindeki çok hızlı gelişmeler nedeni ile kullanılabileceğini söylemek mümkündür.

2.3. Lagrange-Euler Formülasyonu

Buradaki ana fikir, bir sistemin içerdiği toplam iş ve enerji ile sistemin ifade edilmesi, bu yöntemin esasını oluşturur. Lagrange denklemi;

$$Q_i = \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{q}_i} \right) - \frac{\partial L}{\partial q_i}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.9)$$

Burada;

q_i : (i) inci eklemin genelleştirilmiş koordinatları

\dot{q}_i : (i) inci eklemin genelleştirilmiş hızları

Q_i : genelleştirilmiş (i) inci kuvvet

L : Lagrange fonksiyonu

Lagrange fonksiyonu

$$L = K - P$$

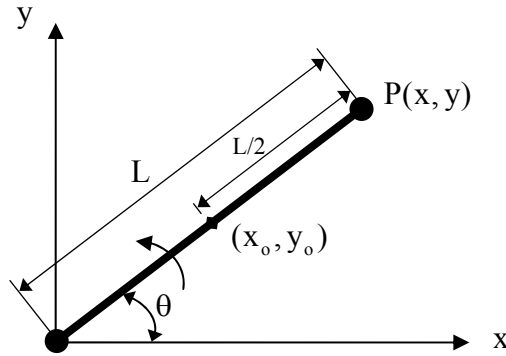
Burada;

K: robotun kinetik enerjisi

P: robotun potansiyel enerjisi

2.4. Tek Serbestlik Dereceli Robot Kolunun Dinamik Denklemi

Tek serbestlik dereceli robot kolu (Şekil 2.1) Lagrange metoduna göre dinamik denklemi elde edilir.



Şekil 2.1. Tek serbestlik dereceli robot kol

Lagrange-Euler denklemi

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial K}{\partial \dot{q}} \right) - \frac{\partial K}{\partial q_i} + \frac{\partial D}{\partial \dot{q}_i} + \frac{\partial P}{\partial q_i} = Q_i \quad (2.10)$$

Lagrange-Euler denklemi tek serbestlik dereceli robot kola uygulandığında $i = 1$ için yukarıdaki denklemde genelleştirilmiş koordinat $q_1 = \theta$ ve $Q_1 = \tau$ olacaktır.

(P) noktasının koordinatları $x = L \cos \theta$ ve $y = L \sin \theta$ şeklindedir. Kolun homojen ve ağırlık merkezinin kolun orta noktasında olduğu kabul edilirse orta noktanın koordinatları

$$x_0 = \frac{L}{2} \cos \theta \text{ ve } y_0 = \frac{L}{2} \sin \theta \quad (2.11)$$

elde edilir.

Robot kolun Lagrange-Euler denkleminde tork denklemini çıkarabilmek için kinetik enerji, potansiyel enerji ve sürtünme kayıpları enerjisi denklemleri yazılırsa;

$$K = \frac{1}{2} I \dot{\theta}^2 + \frac{1}{2} m v^2, \quad I = \frac{1}{12} m L^2, \quad v^2 = \dot{x}_0^2 + \dot{y}_0^2 \quad (2.12)$$

$$P = mgL(1 - \cos \theta) \quad (2.13)$$

$$D = \frac{1}{2} b \dot{\theta}^2 \quad (2.14)$$

burada K: Kinetik enerji denklemini, P: Potansiyel enerji denklemini ve D: Sürtünme kayıpları enerji denklemini ifade etmektedir. Kinetik enerjideki (I) kolun atalet momentini, (V) ise kütle merkezinin hızını ifade etmektedir. Sürtünme kayıpları enerjisi denklemindeki b ise sürtünme katsayısıdır.

Lagrange-Euler denkleminde ifadeleri yerlerine yazabilmek için kinetik, potansiyel ve sürtünme denklemlerinin θ değişkenine göre kısmi türevleri alınırsa;

$$\dot{x}_0 = -\frac{L}{2} \sin \theta, \quad \dot{y}_0 = \frac{L}{2} \cos \theta \quad (2.15)$$

$$\dot{x}_0^2 = \frac{L^2}{4} \sin^2 \theta, \quad \dot{y}_0^2 = \frac{L^2}{4} \cos^2 \theta \quad (2.16)$$

$$v^2 = \frac{L^2}{4} \quad (2.17)$$

toplam kinetik enerji denklemi;

$$K = \frac{1}{2} I \dot{\theta}^2 + \frac{1}{2} m \frac{L^2}{4} \quad (2.18)$$

elde edilir. Kinetik enerjinin θ değişkenine göre kısmi türevi;

$$\frac{\partial K}{\partial \theta} = 0 \quad (2.19)$$

kinetik enerjinin $\dot{\theta}$ değişkenine göre kısmi türevi;

$$\frac{\partial K}{\partial \dot{\theta}} = I \dot{\theta} \quad (2.20)$$

Denklemlerin zamana göre türevi;

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial K}{\partial \dot{\theta}} \right) = I \ddot{\theta} \quad (2.21)$$

potansiyel enerji denkleminin θ değişkenine göre kısmi türevi;

$$\frac{\partial P}{\partial \theta} = mgL \sin \theta \quad (2.22)$$

sürtünme kayıpları enerjisi denkleminin $\dot{\theta}$ değişkenine göre kısmi türevi;

$$\frac{\partial D}{\partial \dot{\theta}} = b \dot{\theta} \quad (2.23)$$

elde edilir. Elde edilenler Lagrange-Euler denkleminde yerlerine yazılırsa tork denklemi;

$$\tau = I\ddot{\theta} + b\dot{\theta} + mgL \sin \theta \quad (2.24)$$

elde edilir. Robot kolun ters kinematik denklemini;

$$\frac{y}{x} = \tan \theta \quad (2.25)$$

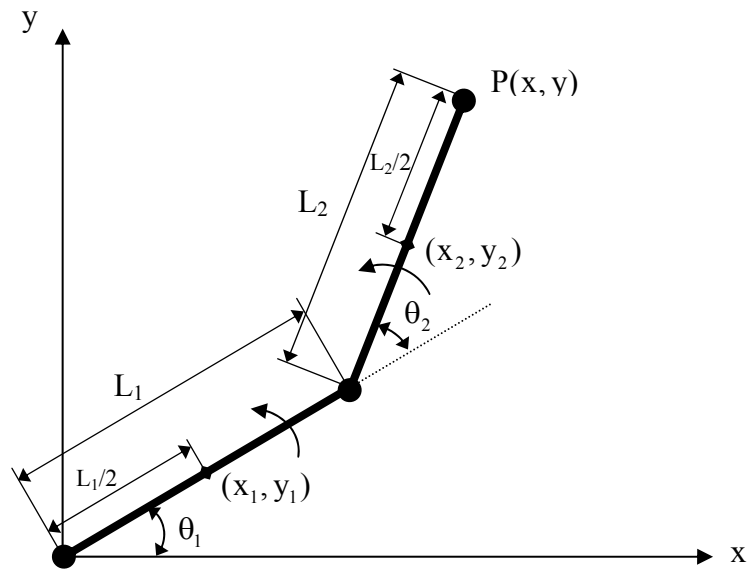
buradan θ değişkenini çekilirse

$$\theta = a \tan \left(\frac{y}{x} \right) \quad (2.26)$$

elde edilir.

2.5. İki Serbestlik Dereceli Robot Kolunun Dinamik Denklemleri

İki serbestlik dereceli robot kolu (Şekil 2.2) Lagrange metoduna göre dinamik denklemini elde edilir.



Şekil 2.2. İki serbestlik dereceli robot kol

(P) noktasının koordinatları;

$$x = L_1 \cos \theta_1 + L_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \quad (2.27)$$

$$y = L_1 \sin \theta_1 + L_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) \quad (2.28)$$

şeklinde. Bu denklemler aynı zamanda kolun ileri kinematik denklemleridir. Kolun homojen ve ağırlık merkezinin kolun orta noktasında olduğunun kabul edilirse orta noktanın koordinatları;

$$x_1 = \frac{L_1}{2} \cos \theta_1, \quad y_1 = \frac{L_1}{2} \sin \theta_1 \quad (2.29)$$

$$x_2 = L_1 \cos \theta_1 + \frac{L_2}{2} \cos(\theta_1 + \theta_2), \quad y_2 = L_1 \sin \theta_1 + \frac{L_2}{2} \sin(\theta_1 + \theta_2) \quad (2.30)$$

ifade edilir. Robot kolun Lagrange-Euler denkleminde tork denklemini çıkarabilmek için kinetik enerjisini, potansiyel enerjisini ve sürtünme kayıpları enerjisi denklemleri yazılırsa;

$$K = \frac{1}{2} I_1 \dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2} I_2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 + \frac{1}{2} m_1 v_1^2 + \frac{1}{2} m_2 v_2^2 \quad (2.31)$$

burada;

$$I_1 = \frac{1}{12} m_1 L_1^2, \quad I_2 = \frac{1}{12} m_2 L_2^2 \quad (2.32)$$

$$v_1^2 = \dot{x}_1^2 + \dot{y}_1^2, \quad v_2^2 = \dot{x}_2^2 + \dot{y}_2^2 \quad (2.33)$$

potansiyel enerji denklemini;

$$P = m_1 g \frac{L_1}{2} \sin \theta_1 + m_2 g L_1 \sin \theta_1 + m_2 g \frac{L_2}{2} \sin(\theta_1 + \theta_2) \quad (2.34)$$

sürtünme kayıpları enerjisi denklemini;

$$D = \frac{1}{2} b_1 \dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2} b_2 \dot{\theta}_2^2 \quad (2.35)$$

burada K: Kinetik enerji denklemi, P: Potansiyel enerji denklemi ve D: Sürtünme kayıpları enerjisi denklemini ifade etmektedir. Kinetik enerjideki (I) kolun atalet momentini, (v) ise kütle merkezinin hızını ifade etmektedir. Sürtünme kayıpları enerjisi denklemindeki (b) ise sürtünme katsayısıdır.

Lagrange-Euler denklemi iki serbestlik dereceli robot koluna uygulandığında genelleştirilmiş koordinatlar $q_1 = \theta_1$, $q_2 = \theta_2$, genelleştirilmiş kuvvetler $Q_1 = \tau_1$, $Q_2 = \tau_2$ olacaktır. Bu koordinatlara göre Denklem 2.10'da kinetik, potansiyel ve sürtünme enerji denklemlerini ifade edebilmek için aşağıdaki işlemler yapılır.

Birinci kol için;

$$\dot{x}_1 = -\frac{L_1}{2} \sin \theta_1 \dot{\theta}_1, \quad \dot{y}_1 = \frac{L_1}{2} \cos \theta_1 \dot{\theta}_1 \quad (2.36)$$

$$v_1^2 = \frac{L_1^2}{4} \dot{\theta}_1^2 \quad (2.37)$$

ikinci kol için;

$$\dot{x}_2 = -L_1 \sin \theta_1 \dot{\theta}_1 - \frac{L_2}{2} \sin(\theta_1 + \theta_2)(\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) \quad (2.38)$$

$$\dot{y}_2 = L_1 \cos \theta_1 \dot{\theta}_1 + \frac{L_2}{2} \cos(\theta_1 + \theta_2)(\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) \quad (2.39)$$

$$v_2^2 = L_1^2 \dot{\theta}_1^2 + \frac{L_2^2}{4} (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 + L_1 L_2 \dot{\theta}_1 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) \cos(\theta_1 - \theta_2) \quad (2.40)$$

toplam kinetik enerji denklemi;

$$K = \frac{I_1}{2} \dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2} I_2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 + \frac{1}{2} m_1 \frac{L_1^2}{4} \dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2} m_2 L_1^2 \dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2} m_2 \frac{L_2^2}{4} (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 + \frac{m_2}{2} L_1 L_2 \dot{\theta}_1 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) \cos(\theta_1 - \theta_2) \quad (2.41)$$

elde edilir. Buradan kinetik enerji denkleminin birinci kol için θ_1 ve $\dot{\theta}_1$ ikinci kol için θ_2 ve $\dot{\theta}_2$ değişkenine göre kısmi türevleri, $\dot{\theta}_1$ ve $\dot{\theta}_2$ değişkenlerine göre alınan kısmi türevlerin zamana göre türevleri alınır. Aynı şekilde potansiyel enerji denkleminin birinci kol için θ_1 değişkenine göre ikinci kol için θ_2 değişkenine göre kısmi türevleri alınır. Son olarak sürtünme enerjisi denkleminin birinci kol için $\dot{\theta}_1$ değişkenine göre ikinci kol için $\dot{\theta}_2$ değişkenine göre kısmi türevlerini alarak Lagrange-Euler denkleminde yerlerine konulduğunda birinci kol ve ikinci kol için tork denklemleri;

$$\begin{aligned} \tau_1 = & \left[I_1 + I_2 + m_1 \frac{L_1^2}{4} + m_2 L_1^2 + m_2 \frac{L_2^2}{4} + m_2 L_1 L_2 \cos(\theta_1 - \theta_2) \right] \ddot{\theta}_1 + \\ & \left[I_2 + m_2 \frac{L_2^2}{4} + \frac{1}{2} m_2 L_1 L_2 \cos(\theta_1 - \theta_2) \right] \ddot{\theta}_2 + \left[\frac{1}{2} m_2 L_1 L_2 \sin(\theta_1 - \theta_2) \right] (\dot{\theta}_2 - \dot{\theta}_1)^2 + \\ & b_1 \dot{\theta}_1 + \left[\frac{1}{2} m_2 L_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) + \left(\frac{m_1}{2} + m_2 \right) \frac{L_1}{2} \cos \theta_1 \right] g \end{aligned} \quad (2.42)$$

$$\begin{aligned} \tau_2 = & \left[I_2 + m_2 \frac{L_2^2}{4} + \frac{1}{2} m_2 L_1 L_2 \cos(\theta_1 - \theta_2) \right] \ddot{\theta}_1 + \left[I_2 + m_2 \frac{L_2^2}{4} \right] \ddot{\theta}_2 + \\ & \left[m_2 L_1 L_2 \sin(\theta_1 - \theta_2) \right] \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 + b_2 \dot{\theta}_2 + \left[\frac{1}{2} m_2 L_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \right] g \end{aligned} \quad (2.43)$$

elde edilir. Bu denklemler matris formunda yazıldığında tork denklemleri aşağıdaki gibi elde edilir.

$$[\tau] = [M][\ddot{\theta}] + [H][\dot{\theta}] + [G]g \quad (2.44)$$

Burada ; [M]: Eylemsizlik momenti matrisi , [H]: Coriolis/Merkezkaç kuvveti matrisi ve [G]: Yerçekiminin neden olduğu terimlerden oluşan matristir. Denklem 2.44 açık olarak aşağıdaki şekilde ifade edilir.

$$\begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_{(1,1)} & M_{(1,2)} \\ M_{(2,1)} & M_{(2,2)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{\theta}_1 \\ \ddot{\theta}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} H_{(1,1)} & H_{(1,2)} & H_{(1,3)} & H_{(1,4)} \\ H_{(2,1)} & H_{(2,2)} & H_{(2,3)} & H_{(2,4)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (\dot{\theta}_2 - \dot{\theta}_1)^2 \\ \dot{\theta}_1 \\ \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 \\ \dot{\theta}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G_{(1,1)} \\ G_{(2,1)} \end{bmatrix} g \quad (2.45)$$

Denklem 2.45'deki matris elemanları

$$M_{(1,1)} = I_1 + I_2 + m_1 \frac{L_1^2}{4} + m_2 L_1^2 + m_2 \frac{L_2^2}{4} + m_2 L_1 L_2 \cos(\theta_1 - \theta_2) \quad (2.46)$$

$$M_{(1,2)} = I_2 + m_2 \frac{L_2^2}{4} + \frac{1}{2} m_2 L_1 L_2 \cos(\theta_1 - \theta_2) \quad (2.47)$$

$$M_{(2,1)} = I_2 + m_2 \frac{L_2^2}{4} + \frac{1}{2} m_2 L_1 L_2 \cos(\theta_1 - \theta_2) \quad (2.48)$$

$$M_{(2,2)} = I_2 + m_2 \frac{L_2^2}{4} \quad (2.49)$$

$$H_{(1,1)} = \frac{1}{2} m_2 L_1 L_2 \sin(\theta_1 - \theta_2) \quad (2.50)$$

$$H_{(1,2)} = b_1 \quad (2.51)$$

$$H_{(1,3)} = H_{(1,4)} = H_{(2,1)} = H_{(2,2)} = 0 \quad (2.52)$$

$$H_{(2,3)} = m_2 L_1 L_2 \sin(\theta_1 - \theta_2) \quad (2.53)$$

$$H_{(2,4)} = b_2 \quad (2.54)$$

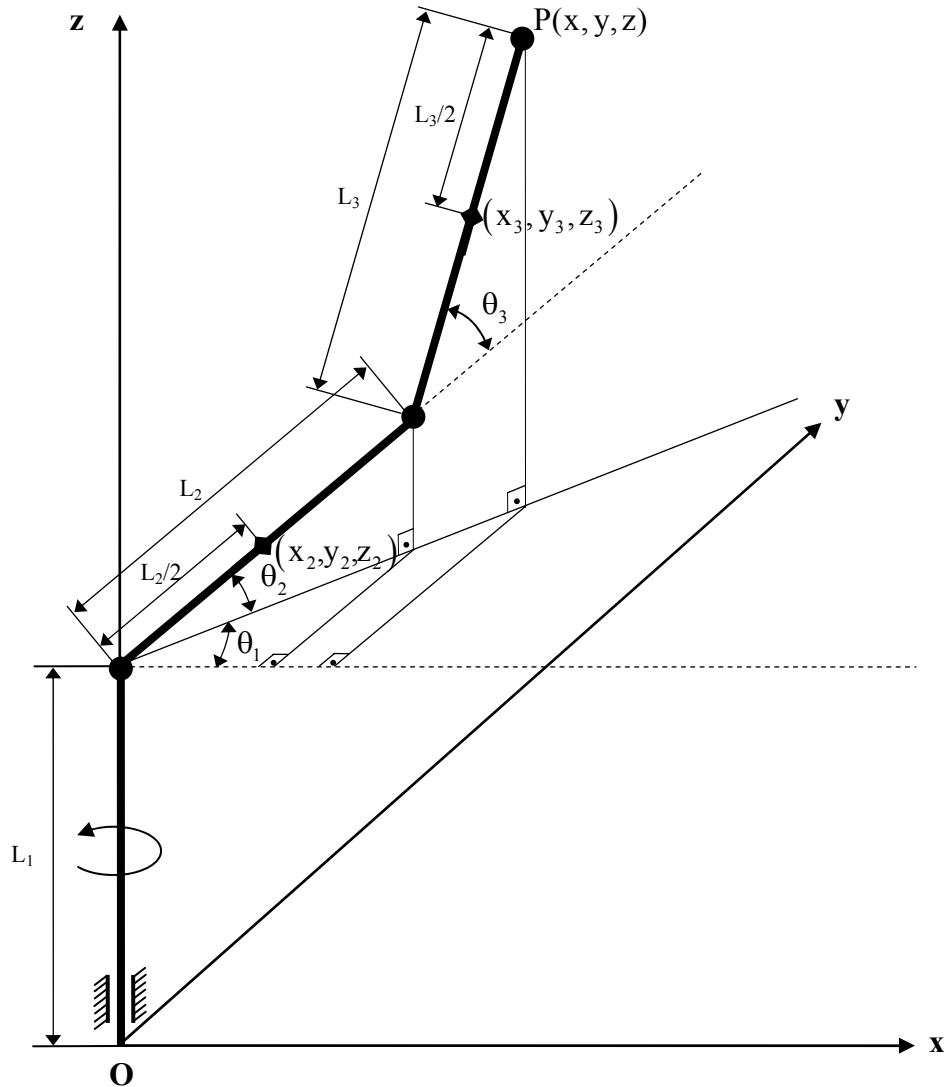
$$G_{(1,1)} = \frac{1}{2} m_2 L_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) + \left(\frac{m_1}{2} + m_2 \right) \frac{L_1}{2} \cos \theta_1 \quad (2.55)$$

$$G_{(2,1)} = \frac{1}{2} m_2 L_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \quad (2.56)$$

ifade edilir.

2.6. Üç Serbestlik Dereceli Robot Kolumun Dinamik Denklemleri

Üç serbestlik dereceli robot kolu (Şekil 2.3) Lagrange metoduna göre dinamik denklemleri elde edilir.



Şekil 2.3. Üç serbestlik dereceli robot kol

$P(P_x, P_y, P_z)$ noktası;

$$P_x = (L_2 \cos \theta_2 + L_3 \cos \theta_3) \cos \theta_1 \quad (2.57)$$

$$P_y = (L_2 \cos \theta_2 + L_3 \cos \theta_3) \sin \theta_1 \quad (2.58)$$

$$P_z = L_1 + L_2 \sin \theta_2 + L_3 \sin \theta_3 \quad (2.59)$$

ifade edilir. Bu denklemler aynı zamanda kolun ileri kinematik denklemleridir. Robot kolun homojen ve ağırlık merkezinin kolun orta noktası olduğu kabul edilirse, kolların orta noktalarının koordinatları;

$$x_2 = \frac{L_2}{2} \cos \theta_2 \cos \theta_1 \quad (2.60)$$

$$y_2 = \frac{L_2}{2} \cos \theta_2 \sin \theta_1 \quad (2.61)$$

$$z_2 = L_1 + \frac{L_2}{2} \sin \theta_2 \quad (2.62)$$

$$x_3 = (L_2 \cos \theta_2 + \frac{L_3}{2} \cos \theta_{23}) \cos \theta_1 \quad (2.63)$$

$$y_3 = (L_2 \cos \theta_2 + \frac{L_3}{2} \cos \theta_{23}) \sin \theta_1 \quad (2.64)$$

$$z_3 = L_1 + L_2 \sin \theta_2 + \frac{L_3}{2} \sin \theta_{23} \quad (2.65)$$

ifade edilir. Burada $\theta_{23} = (\theta_2 + \theta_3)$ 'ü gösterir. Robot kolun Lagrange-Euler denkleminde tork denklemini çıkarabilmek için kinetik enerji, potansiyel enerji ve sürtünme kayıpları enerji denklemleri yazılırsa;

$$K = \frac{1}{2} I_1 \dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2} I_2 \dot{\theta}_2^2 + \frac{1}{2} I_3 (\dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_3)^2 + \frac{1}{2} m_2 v_2^2 + \frac{1}{2} m_3 v_3^2 \quad (2.66)$$

burada;

$$I_1 = \frac{1}{2} m_1 R^2, \quad I_2 = \frac{1}{12} m_2 L_2^2, \quad I_3 = \frac{1}{12} m_3 L_3^2 \quad (2.67)$$

$$v_2^2 = \dot{x}_2^2 + \dot{y}_2^2 + \dot{z}_2^2, \quad v_3^2 = \dot{x}_3^2 + \dot{y}_3^2 + \dot{z}_3^2 \quad (2.68)$$

potansiyel enerji denklemi;

$$P = m_2 g (L_1 + \frac{L_2}{2} \sin \theta_2) + m_3 g (L_1 + L_2 \sin \theta_2 + \frac{L_3}{2} \sin \theta_{23}) \quad (2.69)$$

sürtünme kayıpları enerjisi denklemi;

$$D = \frac{1}{2} b_1 \dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2} b_2 \dot{\theta}_2^2 + \frac{1}{2} b_3 \dot{\theta}_3^2 \quad (2.70)$$

elde edilir. Burada K: kinetik enerji denklemini, P: Potansiyel enerji denklemini ve D: Sürtünme kayıpları enerjisi denklemini ifade etmektedir. Kinetik enerjideki (I) kolun atalet momentini, (R): Birinci kolun yarıçapını, (v) ise kütle merkezinin hızını ifade etmektedir. Sürtünme kayıpları enerjisi denklemindeki (b) ise sürtünme katsayısıdır.

Lagrange-Euler denklemin üç serbestlik dereceli robot koluna uygulandığında genelleştirilmiş koordinatlar $q_1 = \theta_1$, $q_2 = \theta_2$, $q_3 = \theta_3$ ve genelleştirilmiş kuvvetler $Q_1 = \tau_1$, $Q_2 = \tau_2$, $Q_3 = \tau_3$ olacaktır. Bu koordinatlara göre Denklem 2.10'da kinetik, potansiyel ve sürtünme enerji denklemlerini ifade edebilmek için aşağıdaki işlemler yapılır.

İkinci kol için;

$$\dot{x}_2 = -\frac{L_2}{2}(\dot{\theta}_1 \sin \theta_1 \cos \theta_2 + \dot{\theta}_2 \sin \theta_2 \cos \theta_1) \quad (2.71)$$

$$\dot{y}_2 = \frac{L_2}{2}(\dot{\theta}_1 \cos \theta_1 \cos \theta_2 - \dot{\theta}_2 \sin \theta_1 \sin \theta_2) \quad (2.72)$$

$$\dot{z}_2 = \frac{L_2}{2}\dot{\theta}_2 \cos \theta_2 \quad (2.73)$$

$$v_2^2 = \frac{L_2^2}{4}(\dot{\theta}_1^2 \cos^2 \theta_2 + \dot{\theta}_2^2) \quad (2.74)$$

Üçüncü kol için;

$$\dot{x}_3 = -L_2(\dot{\theta}_1 \sin \theta_1 \cos \theta_2 + \dot{\theta}_2 \sin \theta_2 \cos \theta_1) - \frac{L_3}{2}(\dot{\theta}_1 \sin \theta_1 \cos \theta_{23} + \dot{\theta}_{23} \sin \theta_{23} \cos \theta_1) \quad (2.75)$$

$$\dot{y}_3 = L_2(\dot{\theta}_1 \cos \theta_1 \cos \theta_2 - \dot{\theta}_2 \sin \theta_1 \sin \theta_2) + \frac{L_3}{2}(\dot{\theta}_1 \cos \theta_1 \cos \theta_{23} - \dot{\theta}_{23} \sin \theta_1 \sin \theta_{23}) \quad (2.76)$$

$$\dot{z}_3 = L_2 \dot{\theta}_2 \cos \theta_2 + \frac{L_3}{2} \dot{\theta}_{23} \cos \theta_{23} \quad (2.77)$$

$$v_3^2 = L_2^2(\dot{\theta}_1 \cos^2 \theta_2 + \dot{\theta}_2^2) + \frac{L_3^2}{4}(\dot{\theta}_1^2 \cos^2 \theta_{23} + \dot{\theta}_{23}^2) + L_2 L_3(\dot{\theta}_1^2 \cos \theta_2 \cos \theta_{23} + \dot{\theta}_2 \dot{\theta}_{23} \cos(\theta_2 - \theta_{23})) \quad (2.78)$$

toplam kinetik enerji denklemi aşağıdaki gibi elde edilir.

$$K = \frac{1}{2} I_1 \dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2} I_2 \dot{\theta}_2^2 + \frac{1}{2} I_3 (\dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_3)^2 + \frac{1}{2} m_2 \frac{L_2^2}{4} (\dot{\theta}_1^2 \cos^2 \theta_2 + \dot{\theta}_2^2) + \frac{1}{2} m_3 \left(\begin{aligned} &L_2^2 (\dot{\theta}_1 \cos^2 \theta_2 + \dot{\theta}_2^2) + \frac{L_3^2}{4} (\dot{\theta}_1^2 \cos^2 \theta_{23} + \dot{\theta}_{23}^2) + \\ &L_2 L_3 (\dot{\theta}_1^2 \cos \theta_2 \cos \theta_{23} + \dot{\theta}_2 \dot{\theta}_{23} \cos(\theta_2 - \theta_{23})) \end{aligned} \right) \quad (2.79)$$

Toplam kinetik enerji denkleminin birinci kol için θ_1 ve $\dot{\theta}_1$ ikinci kol için θ_2 ve $\dot{\theta}_2$ üçüncü kol için θ_3 ve $\dot{\theta}_3$ değişkenine göre kısmi türevleri, $\dot{\theta}_1$, $\dot{\theta}_2$ ve $\dot{\theta}_3$ değişkenlerine göre alınan kısmi türevlerin zamana göre türevleri, aynı şekilde potansiyel enerji denkleminin birinci kol için θ_1 değişkenine göre ikinci kol için θ_2 değişkenine göre üçüncü kol için θ_3 değişkenine göre kısmi türevleri alınır. Sürtünme kayıpları enerjisi denkleminin birinci kol için $\dot{\theta}_1$ değişkenine göre ikinci kol için $\dot{\theta}_2$ değişkenine göre üçüncü kol için $\dot{\theta}_3$ değişkenine göre kısmi türevlerini alınır. Elde edilen türevler Lagrange-Euler denkleminde yerlerine konularak birinci, ikinci ve üçüncü kol için tork denklemleri;

$$\begin{aligned} \tau_1 = & \left[I_1 + m_2 \frac{L_2^2}{4} \cos^2 \theta_2 + m_3 \left(L_2 \cos \theta_2 + \frac{L_3^2}{4} \cos(\theta_2 + \theta_3) \right)^2 \right] \ddot{\theta}_1 + b_1 \dot{\theta}_1 - \\ & \left[m_2 \frac{L_2^2}{4} \sin(2\theta_2) + 2m_3 L_2 \sin \theta_2 + 2m_3 \frac{L_3^2}{4} \sin(\theta_2 + \theta_3) \right] \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 - \\ & \left[2m_3 \frac{L_3^2}{4} \left(L_2 \cos \theta_2 + \frac{L_3^2}{4} \cos(\theta_2 + \theta_3) \right) \sin(\theta_2 + \theta_3) \right] \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_3 \end{aligned} \quad (2.80)$$

$$\begin{aligned} \tau_2 = & \left[I_2 + m_2 \frac{L_2^2}{4} + m_3 \left(L_2^2 + \frac{L_3^2}{4} + L_2 L_3 \cos \theta_3 \right) \right] \ddot{\theta}_2 + \left[m_3 \frac{L_3^2}{4} + m_3 \frac{L_3}{2} L_2 \cos \theta_3 \right] \ddot{\theta}_3 + \\ & \left[\frac{1}{2} \sin(2\theta_2) \left(m_2 \frac{L_2^2}{4} + m_3 L_2^2 \right) + m_3 L_2 L_3 \sin(2\theta_2 + \theta_3) + \right. \\ & \left. \frac{1}{2} m_3 \frac{L_3^2}{4} \sin(2(\theta_2 + \theta_3)) \right] \dot{\theta}_1^2 + b_2 \dot{\theta}_2 - \left[m_3 L_2 L_3 \sin(\theta_3) \right] \dot{\theta}_2 \dot{\theta}_3 - \\ & \left[\frac{m_3}{2} L_2 L_3 \sin \theta_3 \right] \dot{\theta}_3^2 + \left[\cos \theta_2 m_2 \frac{L_2}{2} + m_3 \cos \theta_2 L_2 + m_3 L_3 \cos(\theta_2 + \theta_3) \right] g \end{aligned} \quad (2.81)$$

$$\begin{aligned}
\tau_3 = & \left[I_3 + \frac{m_3}{4} L_3^2 \right] \ddot{\theta}_3 + \left[\frac{m_3}{4} L_3^2 + \frac{1}{2} m_3 L_2 L_3 \cos \theta_3 \right] \ddot{\theta}_2 + \left[\frac{1}{2} m_3 L_2 L_3 \sin \theta_3 \right] \dot{\theta}_2^2 + \\
& \left(\frac{m_3}{2} L_2 L_3 \sin \theta_{23} \right) \dot{\theta}_2^2 + b_3 \dot{\theta}_3 + \left[m_3 \frac{L_2^2}{2} \sin(2\theta_2) + m_3 \frac{L_2 L_3}{2} \sin(2\theta_2 + \theta_3) + \right. \\
& \left. m_3 \frac{L_2^2}{8} \sin(2(\theta_2 + \theta_3)) \right] + \theta_1^2 + \left[\frac{m_3}{2} L_3 \cos(\theta_2 + \theta_3) \right] g
\end{aligned} \tag{2.82}$$

elde edilir. Bu tork denklemleri Denklem 2.44'e göre düzenlenerek matris formunda yazılırsa;

$$\begin{aligned}
\begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \\ \tau_3 \end{bmatrix} = & \begin{bmatrix} M_{(1,1)} & M_{(1,2)} & M_{(1,3)} \\ M_{(2,1)} & M_{(2,2)} & M_{(2,3)} \\ M_{(3,1)} & M_{(3,2)} & M_{(3,3)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{\theta}_1 \\ \ddot{\theta}_2 \\ \ddot{\theta}_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} H_{(1,1)} & H_{(1,2)} & H_{(1,3)} & H_{(1,4)} & H_{(1,5)} & H_{(1,6)} & H_{(1,7)} & H_{(1,8)} & H_{(1,9)} \\ H_{(2,1)} & H_{(2,2)} & H_{(2,3)} & H_{(2,4)} & H_{(2,5)} & H_{(2,6)} & H_{(2,7)} & H_{(2,8)} & H_{(2,9)} \\ H_{(3,1)} & H_{(3,2)} & H_{(3,3)} & H_{(3,4)} & H_{(3,5)} & H_{(3,6)} & H_{(3,7)} & H_{(3,8)} & H_{(3,9)} \end{bmatrix} \\
& \begin{bmatrix} \dot{\theta}_1 \\ \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 \\ \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_3 \\ \dot{\theta}_1^2 \\ \dot{\theta}_2 \\ \dot{\theta}_2 \dot{\theta}_3 \\ \dot{\theta}_3^2 \\ \dot{\theta}_2^2 \\ \dot{\theta}_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G_{(1,1)} \\ G_{(2,1)} \\ G_{(3,1)} \end{bmatrix} g
\end{aligned} \tag{2.83}$$

elde edilir. Denklem 2.83'deki matris elemanları;

$$M_{(1,1)} = I_1 + m_2 \frac{L_2^2}{4} \cos^2 \theta_2 + m_3 \left(L_2 \cos \theta_2 + \frac{L_3^2}{4} \cos(\theta_2 + \theta_3) \right)^2 \tag{2.84}$$

$$M_{(2,2)} = I_2 + m_2 \frac{L_2^2}{4} + m_3 \left(L_2^2 + \frac{L_3^2}{4} + L_2 L_3 \cos \theta_3 \right) \tag{2.85}$$

$$M_{(2,3)} = \frac{m_3}{4} L_3^2 + \frac{1}{2} m_3 L_2 L_3 \cos \theta_3 \tag{2.86}$$

$$M_{(3,2)} = \frac{m_3}{4} L_3^2 + \frac{1}{2} m_3 L_2 L_3 \cos \theta_3 \quad (2.87)$$

$$M_{(3,3)} = I_3 + \frac{m_3}{4} L_3^2 \quad (2.88)$$

$$M_{(1,1)} = M_{(2,2)} = M_{(2,3)} = M_{(3,2)} = M_{(3,3)} = 0 \quad (2.89)$$

$$H_{(1,1)} = b_1 \quad (2.90)$$

$$H_{(1,2)} = - \left[m_2 \frac{L_2^2}{4} \sin(2\theta_2) + 2m_3 L_2 \sin \theta_2 + 2m_3 \frac{L_3^2}{4} \sin(\theta_2 + \theta_3) \right] \quad (2.91)$$

$$H_{(1,3)} = - \left[2m_3 \frac{L_3^2}{4} \left(L_2 \cos \theta_2 + \frac{L_3^2}{4} \cos(\theta_2 + \theta_3) \right) \sin(\theta_2 + \theta_3) \right] \quad (2.92)$$

$$H_{(2,4)} = \frac{1}{2} \sin(2\theta_2) \left(m_2 \frac{L_2^2}{4} + m_3 L_2^2 \right) + m_3 L_2 L_3 \sin(2\theta_2 + \theta_3) + \frac{1}{2} m_3 \frac{L_3^2}{4} \sin(2(\theta_2 + \theta_3)) \quad (2.93)$$

$$H_{(2,5)} = b_2 \quad (2.94)$$

$$H_{(2,6)} = - [m_3 L_2 L_3 \sin \theta_3] \quad (2.95)$$

$$H_{(2,7)} = - \left[\frac{m_3}{2} L_2 L_3 \sin \theta_3 \right] \quad (2.96)$$

$$H_{(3,4)} = \left[m_3 \frac{L_2^2}{2} \sin(2\theta_2) + m_3 \frac{L_2 L_3}{2} \sin(2\theta_2 + \theta_3) + m_3 \frac{L_2^2}{8} \sin(2(\theta_2 + \theta_3)) \right] \quad (2.97)$$

$$H_{(3,8)} = \left[\frac{m_3}{2} L_2 L_3 \sin \theta_3 \right] \quad (2.98)$$

$$H_{(3,9)} = b_3 \quad (2.99)$$

$$H_{(1,4)} = H_{(1,5)} = H_{(1,6)} = H_{(1,7)} = H_{(1,8)} = H_{(1,9)} = 0 \quad (2.100)$$

$$H_{(2,1)} = H_{(2,2)} = H_{(2,3)} = H_{(2,8)} = H_{(2,9)} = 0 \quad (2.101)$$

$$H_{(3,1)} = H_{(3,2)} = H_{(3,3)} = H_{(3,5)} = H_{(3,6)} = H_{(3,7)} = 0 \quad (2.102)$$

$$G_{(2,1)} = \left[\cos \theta_2 m_2 \frac{L_2}{2} + m_3 \cos \theta_2 L_2 + m_3 L_3 \cos(\theta_2 + \theta_3) \right] \quad (2.103)$$

$$G_{(3,1)} = \left[\frac{m_3}{2} L_3 \cos(\theta_2 + \theta_3) \right] \quad (2.104)$$

$$G_{(1,1)} = 0 \quad (2.105)$$

ifade edilir. Üç serbestlik dereceli robotun ters kinematik denklemleri;

$$\theta_1 = a \tan(P_y / P_x) \quad (2.106)$$

$$\theta_2 = a \tan\left(\frac{P_z - L_1}{P_x / \cos \theta_1}\right) - a \tan\left(\frac{L_3 \sin \theta_3}{L_2 + L_3 \cos \theta_3}\right) \quad (2.107)$$

$$\theta_3 = a \cos\left[\frac{(P_y / \sin \theta_1)^2 + (P_z - L_1)^2 - L_2^2 L_3^2}{2L_2 L_3}\right] \quad (2.108)$$

ifade edilir.

BÖLÜM 3. KONTROL YÖNTEMLERİ

Bu çalışmada kullanılan dinamik sinirsel bulanık mantık kontrolör bulanık mantık ve yapay sinir ağları birleşimiyle oluşmuştur. Bu kontrol yöntemini daha iyi anlamak için bu bölümde bu yöntemlere kısaca göz atıldıktan sonra sinirsel bulanık mantık yapısından bahsedilerek bir sonraki bölümde model referans adaptif kontrol yapısı altında sinirsel bulanık mantık kontrol yöntemi önerilmiştir.

3.1. Bulanık Mantık

Gerçek dünya karmaşıktır. Bu karmaşıklık genel olarak belirsizlik, kesin düşünceden yoksunluk ve karar verilemeyeiştten kaynaklanır. Birçok sosyal, iktisadi ve teknik konularda insan düşüncesinin tam anlamı ile olgunlaşmamış oluşundan dolayı belirsizlikler her zaman bulunur. İnsan tarafından geliştirilmiş olan bilgisayarlar, bu türlü belirsizlikleri işleyemezler ve çalışmaları için sayısal bilgiler gereklidir. Gerçek bir olayın kavranılması insan bilgisinin yetersizliği sebebiyle tam anlamı ile mümkün olamadığından, insan, düşünce sisteminde ve zihninde bu gibi olayları yaklaşık olarak canlandırarak yorumlarda bulunur. Bilgisayarlardan farklı olarak insanın yaklaşık düşünme oldukça yetersiz, eksik ve belirsizlik içeren veri ve bilgi ile işlem yapabilme yeteneği vardır [23]. Genel olarak, değişik biçimlerde ortaya çıkan karmaşıklık ve belirsizlik gibi tam ve kesin olmayan bilgi kaynaklarına bulanık kaynaklar adı verilir. Zadeh tarafından gerçek dünya sorunları ne kadar yakından incelenmeye alınırsa, çözümün daha da bulanık hale geleceği ifade edilmiştir. Çünkü çok fazla olan bilgi kaynaklarının tümünü insan aynı anda ve etkileşimli olarak kavrayamaz ve bunlardan kesin sonuçlar çıkaramaz. Burada bilgi kaynaklarının temel ve kesin bilgilere ilave olarak, özellikle sözel olan bilgileri de ihtiva ettiği vurgulanmalıdır. İnsan sözel düşünebildiğine ve bildiklerini başkalarına sözel ifadelerle aktarılabilirdiğine göre bu ifadelerin kesin olması beklenilemez.

Bir sistem hakkında ne kadar bilgi sahibi olursak, onu o kadar daha iyi anlayabiliriz ve onun hakkındaki karmaşıklıklar da o derece azalır; fakat tamamen yok olmaz. İncelenen sistemlerin karmaşıklığı, az veya yeterli miktarda veri bulunmazsa, bulanıklık o kadar etkili olacaktır. Bu sistemlerin çözümlerinin araştırılmasında bulanık olan girdi ve çıktı bilgilerinden, bulanık mantık kurallarının kullanılması ile anlamlı ve yararlı çözüm çıkarımlarının yapılması yoluna gidilebilir [24].

Bulanık mantığın ilk uygulaması, Mamdani [25] tarafından 1974 yılında bir buhar makinesinin bulanık denetiminin gerçekleştirilmesi olmuştur. Bu tarihten sonra Bulanık Mantık Yaklaşımı su arıtmadan metro denetimine, elektronik pazarından, otomotiv ürünlerine, ısı, sıvı, gaz akımı denetiminden, kimyasal ve fiziksel süreç denetimlerine kadar birçok alanda kullanılmıştır.

Endüstride bir süreç kontrolü güvenliği ve kararlılığını sağlaması, kolay, anlaşılır, tamir edilebilir ve değiştirilebilir olması, sistemin performansını istenen seviyeye çıkarması, yatırım ve işletme açısından ekonomik olması istenir. Bu koşulların gerçekleştirilmesi için kontrol edilecek sistemin yapısının ve dinamik özelliklerinin çok iyi bilinip matematiksel modellenmesi gerekir. Bazı sistemlerin matematiksel modellenmesi mümkün olmayabilir. Sistemin değişkenleri matematiksel modelleme yapılabilecek kadar kesin olarak bilinmeyebilir veya bu değişkenler zaman içinde değişiklik gösterebilir.

Bazı sistemlerde modelleme doğru şekilde yapılsa bile elde edilen modelin denetleyici tasarımında kullanımı karmaşık problemlere ve oldukça yüksek maliyete neden olabilir. Bu gibi durumlarda genellikle bir uzman kişinin bilgi ve deneyimlerinden yararlanılma yoluna gidilir. Uzman kişi az, çok, pek az, pek çok, biraz az, biraz çok gibi günlük hayatta sıkça kullanılan dilsel niteleyiciler doğrultusunda bir denetim gerçekleştirir. Bu dilsel ifadeler doğru bir şekilde bilgisayara aktarılırsa hem uzman kişiye ihtiyaç kalmamakta, hem de uzman kişiler arasındaki denetim farkı ortadan kalkmaktadır. Temeli insanın herhangi bir sistemi denetlemedeki düşünce ve sezgilerine bağlı davranışının, benzetimine dayanmaktadır. İşte bulanık denetim bu tür mantık ilişkileri üzerine kurulmuştur. Bulanık mantık için, matematiğin gerçek dünyaya uygulanması denilebilir [26].

Bulanık Mantık Yaklaşımı, makinelere insanların özel verilerini işleyebilme ve onların deneyimlerinden ve önsezilerinden yararlanarak çalışabilme yeteneği verir. Bu yeteneği kazandırırken sayısal ifadeler yerine sembolik ifadeler kullanır. İşte bu sembolik ifadelerin makinelere aktarılması matematiksel bir temele dayanır. Bu matematiksel temel Bulanık Mantık Kümeler Kuramı ve buna dayanan Bulanık Mantıktır.

Bulanık mantık kontrolörünün temeli bu tür sözlü ifadeler ve bunlar arasındaki mantıksal ilişkiler üzerine kurulmuştur. Bulanık mantık denetleyici uygulanırken sistemin matematiksel modellenmesi şart değildir.

Bulanık mantık bilinen klasik mantık gibi (0,1) olmak üzere iki seviyeli değil, [0,1] aralığında çok seviyeli işlemleri ifade etmektedir.

Örneğin bir araçtaki klimanın motoru otomatik olarak değil de, bir insan tarafından kontrol edildiği varsayalım; Eğer araç içindeki sıcaklık biraz arttıysa işletmen klima motorunun hızını biraz arttıracaktır, eğer araç içindeki sıcaklık çok düştüyse klima motorunun hızını çok azaltacaktır. Burada kullanılan ‘biraz’, ‘çok’ terimleri dilsel terimler olup “bulanık değişkenler” olarak isimlendirilirler. Bulanık mantık denetimi dilsel olarak tanımlanmış denetim stratejisini uzman tabanlı otomatik denetim algoritmasına çevirir. Deneyimler bulanık mantık denetimi ile elde edilen çıkış performansının klasik yöntemlerle elde edilene göre daha iyi olduğunu göstermiştir. Özellikle sistemin karmaşık olduğu ve analizinin klasik yöntemlerle yapılamadığı ve bilgilerin niteliklerinin belirsiz veya kesin olmadığı durumlarda bulanık mantık denetim yöntemi çok uygun olmaktadır.

Bu yaklaşım ilk defa Amerika Birleşik Devletlerinde düzenlenen bir konferansta 1956 yılında duyurulmuştur. Ancak bu konudaki ilk ciddi adım 1965 yılında Lotfi A. Zadeh tarafından yayınlanan bir makalede bulanık mantık veya bulanık küme kuramı adı altında ortaya konulmuştur. Zadeh [27] bu çalışmasında insan düşüncesinin büyük çoğunluğunun bulanık olduğunu, kesin olmadığını belirtmiştir. Bu yüzden 0 ve 1 ile temsil edilen boolean mantık bu düşünce işlemini yeterli bir şekilde ifade edememektedir. İnsan mantığı, açık, kapalı, sıcak, soğuk, 0 ve 1 gibi değişkenlerden

oluşan kesin ifadelerin yanı sıra, az açık, az kapalı, serin, ılık gibi ara değerleri de göz önüne almaktadır. Bulanık mantık klasik mantığın aksine iki seviyeli değil, çok seviyeli işlemleri kullanmaktadır. Ayrıca Zadeh insanların denetim alanında, mevcut makinelerden daha iyi olduğunu ve kesin olmayan dilsel bilgilere bağlı olarak etkili kararlar alabildiklerini savunmuştur. Klasik denetim uygulamalarında karşılaşılan zorluklar nedeniyle, bulanık mantık denetimi alternatif yöntem olarak çok hızlı gelişmiş ve modern denetim alanında geniş uygulama alanı bulmuştur.

Bulanık mantığın genel özellikleri Zadeh tarafından aşağıdaki şekilde ifade edilmiştir;

- Bulanık mantıkta, kesin değerlere dayanan düşünme yerine, yaklaşık düşünme kullanılır,
- Bulanık mantıkta her şey $[0,1]$ aralığında belirli bir derece ile gösterilir,
- Bulanık mantıkta bilgi büyük, küçük, çok az gibi dilsel ifadeler şeklindedir,
- Bulanık çıkarım işlemi dilsel ifadeler arasında tanımlanan kurallar ile yapılır,
- Her mantıksal sistem bulanık olarak ifade edilebilir,
- Bulanık mantık matematiksel modeli çok zor elde edilen sistemler için çok uygundur.

Bulanık mantık tam olarak bilinmeyen veya eksik girilen bilgilere göre işlem yapma yeteneğine sahiptir.

Mühendislikte bütün teori ve denklemler gerçek dünyayı yaklaşık bir şekilde ifade eder. Birçok gerçek sistem doğrusal olmamasına rağmen bunların klasik yöntemlerle incelenmesinde doğrusallığı kabul etmek için her türlü gayret sarf edilir. Örneğin, mukavemet hesaplarında malzemenin gerilme altında şekil değiştirmesinin doğrusal olduğu, Hooke kanunu ile kesin bir ifadeye kavuşturulmuştur. Halbuki, malzemenin her zaman bu şekilde davranması beklenemez ve bu sebeple küçük de olsa bazı sapmaların olması muhtemeldir. Zaten bunun doğal sonucu olarak, mukavemet boyutlandırmalarında emniyet katsayısı gibi bir büyüklük hesaplara ithal edilerek, olabilecek belirsizlikler yine belirgin bir şekilde göz önünde tutulmuştur. Emniyet katsayısının kullanılması, bir bakıma, belirsizliklerin arka kapıdan çözümün içine katı bir şekilde sokulmasıdır. Halbuki gerçek malzemenin davranışlarında emniyet

katsayısı gibi bir büyüklüğe gerek kalmadan boyutlandırma yapılması için belirsizlik ilkelerine gerek duyulur.

Günümüzde bilgi ve bunun getirdiği sözel verilere önem verilmektedir. Bunun sebebi, insanların bir cihaz gibi sayısal değil de yaklaşık sözel verilerle konuşarak anlaşmasıdır. Sözel veriler gün geçtikçe önemini artırmaktadır.

Bulanık sistemlerle ilgili örneklerden yaygın olanı, bir kişinin araba sürmesini öğrenmesinde ortaya çıkan sözel bilgilerdir. Sürücü adayına hız şu kadar km'ye varınca gaza şu kadar miktar bas denilecek yerde, eğitim sırasında 'EĞER hız düşük İSE gaza fazlaca bas'

veya

'EĞER hız yüksek İSE gaza az bas'

gibi kurallar söylenir. Bu kurallardaki düşük, fazlaca, yüksek ve az kelimeleri kişilerde ister istemez belirli bir aralıkta sayısal değerleri ima eder.

3.1.1. Bulanık sistemlerin gelişimi

Geçmiş birkaç yıl içinde özellikle Japonya, Amerika ve Almanya'da yaklaşık 1000'e yakın ticari ve endüstriyel bulanık sistemleri başarıyla gerçekleştirilmiştir. Yakın gelecekte ticari ve endüstriyel uygulamalarda dünya çapında önemli oranda arttığı görülecektir.

Bugün elektronik pazarında, pek çok üretim bulanık mantık temeline dayanmaktadır. Bulanık mantığa dayanan pek çok otomotiv ürünleri piyasaya sunulmuştur. Tablo 3.1'de bulanık mantık yaklaşımının kullanıldığı birkaç örnek görülmektedir [26].

Tablo 3.1. Bulanık mantık ile ilgili bazı firmalar ve ürettikleri ürünler

ÜRÜN	FİRMA
Çamaşır makinesi	AEG, Sharp, Goldstar
Pirinç Fırını	Goldstar
Fırın/Kızartıcı	Tefal
Mikrodalga fırın	Sharp
Elektrikli Tıraş Makinesi	Sharp
Buzdolabı	Whirlpool
Batarya şarj cihazı	Bosch
Elektrikli Süpürge	Philips, Siemens
Camcorder	Canon, Sanyo, JVC
Klima Denetimi	Ford
Isı Denetimi	NASA inspace shuttle
Kredi Kartı	GE Corporation

Bulanık sistemlerde kontrol kurallarının tanıtımı genellikle daha kolay ve basittir. Genel olarak bulanık mantık denetleyiciler daha az kural gerektirmekte ve daha yüksek performans sağlamaktadırlar.

Bulanık mantık işlemleri problemin analiz edilmesi ve tanımlanması, kümelerin ve mantıksal ilişkilerin oluşturulması, mevcut bilgilerin bulanık kümelere dönüştürülmesi ve modelin yorumlanması aşamalarından oluşmaktadır. Birçok önkoşul kullanılarak bulanık mantığın problemi çözüme götürüp götürmeyeceğine karar verilebilir. Bu önkoşullara sonucun tutarlılık oranını ve verilerin belirlilik ölçüleri de dâhildir.

Öncelikle çözülecek problem için bulanık mantık yaklaşımının doğru bir seçenek olup olmadığına karar verilir. Eğer uygulanacak sistemin davranışı kurallarla ifade edilebiliyorsa veya karmaşık bir matematiksel işlem gerektiriyorsa, bulanık mantık yaklaşımı uygulanabilir. Aksi takdirde bulanık mantık ile elde edilen sonuçlar büyük olasılıkla istenilen değerleri vermeyecektir.

Sistemin her bir çıkış ve giriş değişkenleri için üyelik işlevi tanımlanmalıdır. Üyelik işlevinin sayısı sistemin davranışına bağlı olmakla birlikte, aynı zamanda tasarımcı seçimine de bağlıdır. Kaç tane kural gerektiğine tasarımcı karar verir.

Bulanık mantık çok değişkenli mantıktır. Yani bu mantıkta küme üyeleri derecelendirilebilir. Bu basit bir örnek ile açıklanacak olursa; bilgisayar dünyasında büyük önemi olan ikili sayılarda, sayı 0 yada 1 olabilir, bilgisayar mantığına uygulanırsa ya doğru yada yanlış olabilir.

Bulanık mantık kuramının en büyük özelliği ‘klasik’ bilgide olduğu gibi sayılardan çok sembolik bilgilerin kullanılmasıdır. Bu bilgi kavramları nesnelere düşünürken bir insanın göz önünde bulundurduğu olguların aynılarını temsil eder. Bu sayısal işlem yöntemlerinin kullanılmasını dışlamaz, ancak sonuçların incelenmesi genellikle sembole dayalı olarak yapılır. Bulanık mantıkta bulunan ikinci bir kavram da klasik algoritma metotlarının tersine ‘tecrübeye dayalı bilgi’ metotları kavramıdır.

Bulanık mantığın bir başka özelliği de işlenen verilerin ve bilgilerin belirsiz, eksik, yanlış ve hatta çelişkili olduğu durumlarla yetinmesidir. Bulanık mantık çok karmaşık bir problemi tamamen çözmesede etkili metotlar geliştirir.

Bulanık mantık ile tasarlanan ürünlerin kullanımı, tasarlanması, denemesi daha kolay ve standart sistemlere göre daha iyi bir kontrol sağlamaktadır. Ayrıca bulanık mantığın uygulamaya geçirilişi kolay, hızlı ve ekonomiktir.

Bulanık denetimin endüstriyel uygulamalarına birkaç örnek Tablo 3.2’de verilmiştir [26]. Bu gelişim içerisinde en önemli olay bulanık denetimin, Kuzey Japonya’nın Sendai kentindeki metro sisteminde çok başarılı bir biçimde kullanılması olmuştur. Bu olay bulanık denetim uygulamalarına büyük bir ivme kazandırmış, Japonya’da adeta bir patlama yaratmıştır. 1987 yılında başlayan bu patlama 1990’da zirveye ulaşarak bulanık denetimin, ev aletlerinden borsa portföyü denetimine, fotoğraf makinelerinden hasta izleme uzman sistemlerine kadar uzanan çok geniş bir yelpaze içerisinde kullanılması ile sonuçlanmıştır. Günümüzde artık bulanık denetim uygulamalarına yönelik özel yazılım ve donanımlar piyasadan hazır bir şekilde temin

edilmektedir. Örneğin Omron firması bulanık denetim benzetim paketleri ve bulanık mikro-işlemci olarak adlandırdıkları özel tümleşik devreler pazarlamaktadır.

Tablo 3.2. Bulanık denetimin endüstriyel uygulamaları

ÜRÜN	FİRMA	AÇIKLAMA
Çelik endüstrisi	Nippon-Steel	Geleneksel kontrolörlerin yerini alır
Çimento sanayi	Mitsubishi-Chen	Değirmende ısı ve oksijen oranı kontrolü yapar
Isı kontrolü	Omron	Bir PID kontrolör ile hibrid çalışır, ani değişikliklerde PID kontrolörün görevini üstlenir
PLC	Omron	Fabrikalarda süreç kontrolünde kullanılır
Hata tanısı	Guangzhou	Bir süreçte hatanın nereden kaynaklandığını bulur
Asansör kontrolü	Fujitech, Toshiba, Mitsubishi	Yolcu trafiğini değerlendirir, böylece bekleme zamanının azaltır

Yukarıda da değinildiği üzere bulanık kontrol günümüzde, özellikle Japonya'da, çok geniş uygulama alanları bulmuştur. Tablo 3.3'de görsel-işitsel aygıt, Tablo 3.4'de ev aletleri, Tablo 3.5'de ulaşım araçları, Tablo 3.6'de finansal uygulamaların bazıları görülmektedir [26].

Tablo 3.3. Bulanık denetimin görsel-işitsel aygıt uygulamaları

ÜRÜN	FİRMA	AÇIKLAMA
SLR fotoğraf makinesi	Sanyo-Fisher, Canon, Minolta	Ekranda birkaç obje olması durumunda en iyi focusu ve aydınlatmayı belirler
Video kayıt aleti	Panasonic	Aygıtın elle tutulması nedeniyle oluşan sarsıntıları ortadan kaldırır

Tablo 3.4. Bulanık denetimin ev aletleri uygulamaları

ÜRÜN	FİRMA	AÇIKLAMA
Çamaşır makinesi	Matsushita	Çamaşır kirliliğini, ağırlığını kumaş cinsini sezer ona göre yıkama programını seçer
Elektrik süpürgesi	Matsushita	Yerin durumunu ve kirliliğini sezer ve motor gücünü uygun bir şekilde ayarlar
Su ısıtıcısı	Matsushita	Isıtmada kullanılan suyun miktarı ve sıcaklığına göre ayarlar
Klima aygıtı	Mitsubishi	Ortam koşullarını sezerek en iyi çalışma durumunu saptar
Tansiyon aleti	Omron	Tansiyon ölçer
Televizyon	Sony	Ekran kontrastını, parlaklık ve rengini ayarlar
El bilgisayarı	Sony	El yazısı ile veri ve komut girişine olanak tanır

Tablo 3.5. Bulanık denetimin ulaşım araçları uygulamaları

ÜRÜN	FİRMA	AÇIKLAMA
Sendai metro sistemi	Hitachi	Hızlanma ve yavaşlamayı ayarlayarak rahat bir yolculuk sağlamanın yanı sıra durma pozisyonunu iyi ayarlar, güçten tasarruf sağlar
Otomobil aktarma organı	Subaru-Nissan	Araba kullanılış stilini ve yükünü sezerek en iyi dişli oranını seçer
ABS fren sistemi	Nissan	Tekerleklerin kilitlenmeden frenlenmesini sağlar

Tablo 3.6. Bulanık denetimin finansal uygulamaları

ÜRÜN	FİRMA	AÇIKLAMA
Hisse senedi alım satım programı	Yamaichi-Securities	Hisse senedi portföyü idare eder

3.2. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları, insan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler türetebilme, yeni bilgiler oluşturabilme ve keşfedebilme gibi yetenekleri herhangi bir yardım almadan otomatik olarak gerçekleştirmek amacı ile geliştirilen bilgisayar sistemleridir. Bu yetenekleri geleneksel programlama yöntemleri ile gerçekleştirmek

oldukça zor veya mümkün değildir. O nedenle, yapay sinir ağlarının, programlanması çok zor veya mümkün olmayan olaylar için geliştirilmiş adaptif bilgi işleme ile ilgilenen bir bilgisayar bilim dalı olduğu söylenebilir [28].

Yapay sinir ağları (YSA), insan beyninin işleyişini taklit ederek yeni sistem oluşturulmaya çalışılan yaklaşımlardır. İstisnasız tüm YSA yapılarının esin kaynağı biyolojik sinir ağlarının işleyiş yöntemidir.

YSA mühendislik alanında; imalat sanayinde, askeri proje uygulamalarında, endüstriyel ürün tasarımında, bilgi yönetiminde, tıp alanında; tıbbi görüntü işlemede, tıbbi tanı koymada, organ morfasyonlarının belirlenmesinde, biomedikal uygulamalarda (ses geliştirme uygulamalarında, biomedikal ürün yönetiminde, protez tasarımında), tarımsal alanda; toplam ürün rekoltesinin tahmininde, hayvancılık alanında; hayvan davranış modellerinin oluşturulmasında, askeri alanda; uzay ve havacılık sanayinde, yüzey modellemede kullanılmıştır.

YSA, bir sisteme ilişkin tek veya çoklu parametrelere bağlı olarak tanımlanan giriş verileri ile sistemin yine tek veya çoklu parametrelere bağlı olarak tanımlanabilen çıkışları arasında ilişki kurabilme yeteneğine sahiptir. Bu ilişkinin doğrusal bir formda olması zorunlu değildir. YSA'lar, çıkış değerleri bilinmeyen tanımlanmış sistem girişlerine uygun çıkışlarda üretebilirler.

3.2.1. Zekâ kavramı

Sözlüğe bakıldığında zekânın, anlama ve kavrama yeteneği olarak tanımlandığı görülebilir. Bazen de, bir şeyi anlama, kavrama veya önemini anlama olarak da ifade edilen zekâ bireysel bilgi birikimi ve deneyimlerle ilişkilidir.

En genel olarak zekâ, çevreyi algılama, karar verme ve hareketleri kontrol etme yeteneğidir. Zekâ ile ilgili olarak, birçok bilim adamı ilgi alanlarına göre farklı tanımlar yapmışlardır. Bu tanımlardan bazıları [29]:

- iyi akıl yürütme, hüküm verme ve kendini iyileştirme kapasitesi,
- soyut düşünebilme süreci,

- algılama, sorgulama, yaratıcılık,
- gayeli davranma, mantıklı düşünme ve çevresiyle ilişkilerinde etkili olma kapasitesi,
- düşüncesini yeni durumlara bilinçli olarak uydurabilme yeteneği,
- çevreye uygun tepkilerde bulunabilme,
- öğrenme, problem çözme, yeni ürünler ortaya çıkarma ve iletişim kurma kapasitesi,

şeklindedir. Aynı zamanda,

- zekanın, iyileştirilebilir, geliştirilebilir ve değiştirilebilir olduğunu ve
- çeşitli yollarla sergilenebildiği, gerçek hayat durumlarından veya koşullarından soyutlanamayacağı da belirtilmiştir.

Bunlara yeni tanımlamalar eklemekte mümkündür. Sonuç olarak;

- insanların çok farklı zeka gruplarına dahil olabileceği,
- zekanın dinamik bir yapıda olduğu,
- her insanda kendine özgü bir zeka profili bulunduğu,
- farklı gelişim sürecine sahip olduğu,
- tanımlanabilir, geliştirilebilir ve diğer zeka türleriyle etkileşim içerisinde olduğu,

artık bilinmektedir.

Hatta bugüne kadar zekâ seviyesini tespit etmede kullanılan IQ denilen zeka anlayışının yerini günümüzde artık EQ (duygusal zeka) ve SQ (ruhsal zeka) anlayışının aldığı rapor edilmiştir [30].

Bu tanımlar çerçevesinde, zekâyı belirli bir çerçevede tanımlamanın güclüğü ortadadır. Zekâ ancak sahip olunan bilgi birikimi, deneyim ve algılamaya göre tanımlanabilir. Bize göre ise; zekâ, öğrenebilme, anlama, kavrama, ilişkilendirme,

problem çözebilme, soyut düşünebilme, iyi iletişim kurma ve sonuç çıkarma kabiliyetleridir.

3.2.2. Yapay zekâ kavramı

Yapay zekâ (YZ); zekâ ve düşünme gerektiren işlemlerin bilgisayarlar tarafından yapılmasını sağlayacak araştırmaların yapılması ve yeni yöntemlerin geliştirilmesi hususunda çalışılan bilim dalıdır. (YZ); “düşünme, anlama, kavrama, yorumlama ve öğrenme yapılarının programlamayla taklit edilerek problemlerin çözümüne uygulanması” olarak da ifade edilebilir. Daha geniş anlamda (YZ) ;

- bilgisayarların bilgi edinme, algılama, görme, düşünme ve karar verme gibi insan zekâsına özgü kapasitelerle donatılması bilimi,
- insanların düşünüş sürecini, çeşitli makineler kullanarak taklit etme,
- insanın düşünme yapısını anlama, bunun benzerini ortaya çıkaracak bilgisayar işlemlerini geliştirmeye çalışma,
- programlanmış bir bilgisayarın düşünme girişimi,

olarak da tarif edilmektedir [29].

3.2.3. Yapay zekâ teknikleri

Yapay zekâ araştırmacılarının baştan beri ulaşmak istediği ideal, insan gibi düşünen ve davranan sistemler yaratmaktır. Fakat buna ulaşmanın güçlüğü anlaşılınca çalışmanın yönü rasyonel düşünen ve davranan sistemlerin tasarlanmasına çevrilmiştir.

Yapay sinir ağları (YSA), bulanık mantık (BM), genetik algoritmalar (GA), tabu arama, karınca algoritması, ısıl işlemler, bağışıklık sistemi ve uzman sistemler YZ tekniklerine örnek olarak verilebilir.

İnsan beyninin çalışması henüz tam olarak anlaşılammıştır. Dünyanın en karmaşık makinesi olarak da kabul edilebilen insan beyni sayısal bir işlemi birkaç dakikada yapabilirken idrak etmeye ve karar vermeye yönelik olayları çok daha kısa bir sürede

yapar. Örneğin ıslak bir yolda giden bir araç şoförü, yolun kayganlık derecesini, önündeki tehlikeden ne kadar uzak olduğunu, sayısal olarak değerlendiremezse dahi geçmişte kazanmış olduğu deneyimler sayesinde kullandığı aracın hızını tehlikeye göre ayarlar. Çünkü şoför saniyelerle ölçülebilecek kadar kısa bir sürede tehlikeyi idrak etmiş ve ona karşı koyma gibi bir tepki vermiştir. Bilgisayarlar ise çok karmaşık sayısal işlemleri anında çözümlayebilmelerine karşın, idrak etme ve deneyimlerle kazanılmış bilgileri kullanabilme noktasında çok yetersizdirler. Bu olayda insanı ya da insan beynini üstün kılan temel özellik, sinirsel algılayıcılar vasıtası ile kazanılmış ve görelî olarak sınıflandırılmış bilgileri kullanabilmesidir.

Yapay zekâ tekniklerinden insan beynini taklit eden Yapay Sinir Ağları (YSA) veya Uzman sistemler (US), Bulanık Mantık (BM), Genetik Algoritma (GA) gibi teknikler bir bilgisayara yapay zekâ kazandırmaya yönelik olarak özellikle son yıllarda geniş bir araştırma ve uygulama alanı bulmuştur. Bu tekniklerde kısaca bahsedecek olunursa;

Genel olarak (YSA), insan beyninin sinir ağlarını taklit eden bilgisayar programlarıdır. Yapay sinir ağları bir anlamda paralel bilgi işleme sistemi olarak düşünülebilir. Yapay sinir ağlarına bu bilgiler ilgili olaya ait örnekler üzerinde eğitilerek verilir. Böylece, örnekler sayesinde açığa çıkarılmış özellikler üzerinde çeşitli genelleştirmeler yapılarak daha sonra ortaya çıkacak ya da o ana kadar hiç rastlanmamış olaylara da çözümler üretilmektedir.

(US), temelde insan düşüncelerini gerçekleştirmek amacıyla, uzmanların belli bir konudaki bilgi ve deneyimlerini bilgisayara aktarılmasını amaçlayan bilgisayar yazılımlarıdır.

(BM), insan mantığında olduğu gibi, uzun-kısa, sıcak-soğuk, hızlı-yavaş, siyah-beyaz gibi ikili değerler yerine çok uzun, uzun, orta, kısa, çok kısa veya sıcaklık için düşünürsek ılık, az soğuk, soğuk, çok soğuk vb. gibi ara değerleri de kapsayan bulanık küme teorisine dayanan matematiksel bir disiplindir.

(GA), yapay zekânın gittikçe genişleyen bir kolu olan evrimsel hesaplama tekniğinin bir parçasını oluşturmaktadır. Genetik algoritma Darwin'in evrim kuramı olan doğada en iyinin yaşaması kuralından esinlenerek oluşturulan, bir veri öbeğinden özel bir veriyi bulmak için kullanılan bir arama yöntemidir.

(US), (BM), (YSA) ve (GA) kullanılarak insan düşünme tarzı ve yapısına daha yakın yapıda çalışabilen bilgisayar programları, YSA'nın öğrenme, GA'nın en iyiyi bulabilme, BM'nin derecelendirme gibi özelliklerini birlikte kullanarak daha verimli ve kullanışlı hala getirilmektedir. Doğal olarak kullanılan tekniklerin birbirlerine göre hem üstünlükleri hem de kısıtlamaları mevcuttur. Bir mühendislik problemine bu yaklaşımların uygulanması esnasında, bunların farkında olunması uygulanma başarısını artırır.

3.2.4. Yapay sinir ağları tanımı

Basit tanımıyla (YSA), bir çok basit işlemci elemandan oluşan yapılardır. Bu elemanlar farklı formda ifade edilebilen nümerik verileri taşıyan 'ağırlıklar' ile birbirlerine bağlıdır.

YSA yapılarına göre farklı öğrenme yaklaşımı kullanır ve bu yaklaşımlara göre ağırlıklar değiştirilir. Ağırlıkların değişimi öğrenmeyi ifade eder. YSA'da ağırlık değişimi yok ise öğrenme işlemi de durmuş demektir.

Literatürdeki YSA tanımlarına bir göz atıldığında YSA'nın herkes tarafından kabul edilmiş genel bir tanımı bulunmamaktadır. Bazı bilim adamlarınca yapılmış ve yaygın kabul görmüş bazı tanımlar aşağıda verilmiştir.

Haykin [31], Sinir Ağlarına Detaylı Bir Bakış (Neural Networks: A Comprehensive Foundation), isimli kitabında YSA'yı, bir sinir ağı, bilgiyi depolamak için doğal eğilimi olan basit birimlerden oluşan paralel dağıtılmış bir işlemcidir. Bilgi öğrenme işlemi yoluyla ağ tarafından elde edilir. Sinaptik ağırlıklar olarak bilinen nöronlar arası bağlantı kuvvetleri, bilgiyi depolamak için kullanılır şeklinde ifade eder.

Zurada [32], Yapay Sinir Sistemlerine Giriş (Introduction to Artificial Neural Systems), kitabında YSA'yı 'yapay sinir sistemleri veya sinir ağları deneysel bilgiyi alan, depolayan ve kullanan fiziksel hücreli sistemlerdir.' olarak tanımlamaktadır.

YSA'nın çok farklı problemlerin çözümlenmesinde kolaylıkla kullanılabilmesinin anlaşılmasıyla konuya olan ilgi artmış ve çok farklı alanlara çalışmalar yapılmıştır. Genel olarak matematiksel modelleri oluşturulamayan veya matematiksel modelleri çok zor tanımlanabilen problemlerin çözümü için kullanılır.

YSA'da nöronların fazlalığı, insan beyninin hasarlara karşı gösterdiği esnekliği yapay sinir ağlarına da kazandırır. Beyinde her nöronun bir üst katmandaki nöronların bir kısmı veya çoğu ile bağlantılı olduğu bilinmektedir. Veri işleme veya işlemci elemanların (nöronların) bir ağ yapısı tanımlayacak şekilde biri birlerine bağlanmaları fikri beyin hücrelerinin birbirleriyle olan bağlantılarında esinlenerek gerçekleştirilmiştir.

3.2.5. Yapay sinir ağları'nın üstünlükleri

(YSA)'ların klasik sistemlere göre sağladıkları üstünlüklerden bazıları aşağıda açıklanmıştır.

- Doğrusal olmama; Ağ yapısı içerisindeki nöronlarda kullanılan doğrusal olmayan transfer fonksiyonları sayesinde, yapay sinir ağlarının doğadaki hemen hemen her probleme uygulanabilmesi sağlamaktadır.
- Öğrenme; YSA'ların en belirgin özelliğidir. YSA'nın bir problemi öğrenmesi için yeterli sayıda örnek içeren giriş verilerine karşılık gelen çıkış verilerinin sağlanması gerekir. Öğrenme sadece öğrenme verilerini içeren kümenin yeterliliği ile ilgili değildir. YSA yapısının da uygun düzenlenmiş olması gerekir. Öğrenme süreci sistem giriş ve çıkışları arasındaki ilişkiyi tanımlayan ağırlık verilerinin elde edilme süreci olarak da tanımlanabilir. Ağırlık değişiminin sıfırdan farklı olması olarak da ifade edilebilir. YSA' ya bu özellik öğrenme algoritması kullanılarak kazandırılır.

- Genelleme yapma; Eğitim tamamlandıktan sonra YSA eğitim verilerinin dışındaki veriler için de çıkışlar üretebilir. YSA'nın ürettiği çıkışların kabul edilebilir düzeyde olup olmadığı, test verilerinin bilinen sistem-çıkışı ile YSA'nın çıkış değerleri karşılaştırılarak varılabilir. Karşılaştırmada elde edilen hata değeri kabul edilebilir sınırlar içerisinde ise YSA çıkışlarının kabul edilebilir değerler olduğu farz edilir. YSA, paralel yapısı sayesinde eğitim aşamasından sonra sisteme çıkış üretmek için giriş verilerinin tüm parametrelerine ihtiyaç duymaz. Eksik parametrelerle uygulanan sistem girişine karşılık en uygun sistem çıkış değeri üretilebilir. YSA'lar ile deneysel verilerin elde edilmesinde ihtiyaç duyulabilecek yüksek maliyet ve zamandan tasarruf sağlanabilir.
- Adaptasyon; Yapay sinir ağları tanımı ya da parametreleri değişen probleme veya sisteme uygun çözümler sağlamak için tekrar tekrar eğitilebilir. Eğitim gerçek-zamanda da gerçekleştirilebilir. Bu özellik yapay sinir ağlarının hedef tanıma, uyarlamalı örnek tanıma, sınıflandırma, işaret işleme, otomatik kontrol ve sistem kimliklendirme ve modelleme gibi alanlarda kullanımını arttırmıştır.
- Veri işleme; Biyolojik sistemlerde veri dağınık yapıda saklanır. Yapay sinir ağlarında ise, ağırlıklar üzerine paralel olarak dağıtılmış şekilde temsil edilmekte, korunmakta ve işlenmektedir. Ağırlıklar herhangi bir anda YSA'nın problemle ilgili olarak sahip bulunduğu bilgiyi ifade eder.
- Hataya ve gürültüye karşı duyarlılık ve tolerans; YSA'nın genelleme yeteneği gerçekleştirilen testlerle sınanır. Genelleme, yeterli seviyede ise giriş vektörünü tanımlayan parametrelerden bazılarının verilmemesi veya sağlanmaması durumunda ya da ağırlıklarından bazılarının bozulması veya kullanılamaz duruma gelmesi halinde de giriş vektörünü karşılayan çıkış verilerinin YSA tarafından kabul edilebilir doğrulukta üretilebilmesidir. YSA giriş vektöründen veya kendi yapısından kaynaklanabilen hataları yok edebilir. Gürültü balansı bu özellik YSA'nın klasik hesaplama yöntemlerine göre bir üstünlüğüdür. YSA'larda, çok sayıda bulunan işlemci eleman paralel

dağılmış bir yapıya sahiptir ve ağın sahip olduğu bilgi, ağdaki tüm bağlantılara dağılmıştır. Giriş veri kümesinde bulunabilecek herhangi bir gürültü, bütün ağırlıklar üzerine dağıtıldığından dolayı, gürültü etkisi tolere edilebilir. Geleneksel yöntemlere göre hatayı tolere etme yetenekleri daha fazladır.

- Donanım; YSA'lar, paralel yapısı nedeniyle büyük ölçekli entegre devre (VLSI) teknolojisi ile gerçekleştirilebilir. Bu özellik, YSA'nın hızlı bilgi işleme yeteneğini ve örnek tanıma, işaret işleme, sistem kimliklendirme ve denetim gibi gerçek zaman uygulamalarında kullanımını artırır. YSA donanımlarının bugün kolaylıkla elde edilebilmesi ve genel olarak farklı çalışmalarda kullanılabilmesi en ilgi çekici özellikleri arasındadır. Gerçek-zamanlı uygulamalarda çok önemlidir.
- Hazır paket programlar; YSA'ların farklı yapılarını içeren birçok yazılım geliştirilmiştir. Bu yazılımlar kolaylıkla satın alınabilir veya internetten indirilebilir. Bu kolaylıklar YSA'ların cazibesini daha da arttırmıştır. Fakat birçok kullanıcı veya uygulayıcının yapmış olduğu çalışmalarda YSA yapı ve öğrenme algoritmalarının teorik altyapısının tam olarak kavranmaması veya öğrenmeye çalışmaması ise karşılaşılan problemlerdir.

3.2.6. Yapay sinir ağ yapıları

Yapay sinir ağ yapıları adaptif doğrusal eleman ve çok katlı perseptronlar olarak iki grup altında incelenebilir.

3.2.6.1. Adaptif doğrusal eleman

Widrow tarafından önerilen adaptif doğrusal eleman, her iterasyonda ortalama karesel hatayı (MSE) azaltarak ağırlıkları ayarlayan ve sınıflandırmayı sağlayan basit bir perseptrondur [33]. Adaline yapısı tüm sinir ağlarının en basitidir. Adaline birçok uygulama için oldukça iyi çalışmasına rağmen doğrusal problem uzayıyla sınırlıdır. Doğrusal transfer fonksiyonu kullanırlar. Giriş ve istenilen çıkış desenlerinin tekrar

tekrar ağı uygulanmasıyla eğitim gerçekleştirilir. Desenlerin doğru sınıflara ayrılmasıyla, hatalar minimize edilerek öğrenme gerçekleştirilir.

3.2.6.2. Çok katlı perseptronlar

Çok katmanlı bir perseptron sinir ağı (MLP) modeli, bir giriş, bir veya daha fazla ara veya gizli ve bir de çıkış katmanından oluşur ve her katmanda bir veya daha fazla işlemci eleman veya nöron bulunabilir. MLP'deki herhangi bir nöron çıkışı

$$y_k = f\left(\sum_k w_k x\right) \quad (3.1)$$

ile hesaplanır. Bir katmandaki bütün işlem elemanları bir üst katmandaki bütün işlem elemanlarına bağlıdır. Bilgi akışı ileri doğru olup geri besleme yoktur. Bunun için ileri beslemeli sinir ağı modeli olarak adlandırılır. Giriş katmanında herhangi bir bilgi işleme yapılmaz. Buradaki işlem elemanı sayısı tamamen uygulanan problemlerin giriş sayısına bağlıdır. Ara katman sayısı ve ara katmanlardaki işlem elemanı sayısı ise, deneme-yanılma yolu ile bulunur [34]. Çıkış katmanındaki eleman sayısı ise yine uygulanan probleme dayanılarak belirlenir.

Bu ağ modeli özellikle mühendislik problemlerinin çözümlerinde ve uygulamalarda en çok kullanılan sinir ağı modeli olmuştur. Birçok öğretim algoritmasının bu ağ eğitiminde kullanılabilir olması, bu modeli yaygın kullanılması sebebidir. MLP ağlarında, ağa bir örnek uygulanır ve örnek neticesinde nasıl bir sonuç üretmesi gerektiği bildirilir. Bu aslında danışmanlı öğrenmenin tarifidir. Örnekler, giriş katmanına uygulanır, ara katmanlarda işlenir ve çıkış katmanından da çıkışlar elde edilir. Kullanılan eğitim algoritmasına göre, ağın çıkışı ile arzu edilen çıkış arasındaki hata tekrar geriye doğru yayılarak hata minimuma düşüncüye kadar ağın ağırlıkları değiştirilir. MLP'ler birçok öğretim algoritması kullanılarak eğitilebilirler.

İleri beslemeli ağlar, en genel anlamıyla giriş uzayıyla çıkış uzayı arasında statik haritalama yaparlar. Bir andaki çıkış, sadece o andaki girişin bir fonksiyonudur. MLP'ler literatürde en fazla uygulanan YSA tiplerinden birisidir.

3.2.7. Yapay sinir ağıları öğrenme algoritmaları

Birçok araştırmacı ilgi ve çalışma alanlarına göre farklı öğrenme kuralları geliştirmiştir. Bu öğrenme algoritmalarının çoğunluğu matematik tabanlı olup ağırlıkların güncelleştirilmesi için kullanılırlar. Literatürde mevcut olan öğrenme algoritmalarının birçoğu aslında Hebb, Delta, Kohonen ve Hopfield olmak üzere dört farklı öğrenme kuralından esinlenilerek geliştirilmiştir. Birçok öğrenme algoritmasında, öğrenme katsayısı oranı veya sabiti vardır. Bu kurallar aşağıda açıklanmıştır.

3.2.7.1. Hebb kuralı

Hebb'in 1949'da yayınladığı Davranış Organizasyonu isimli kitabında bu öğrenme kuralı açıklanmıştır. Bu kuralın temelinde, “bir nöron diğer bir nörondan giriş alıyorsa ve her iki nöronda aktif ise (matematiksel olarak aynı işarete sahip ise), nöronlar arasındaki ağırlık kuvvetlendirilir” [35].

3.2.7.2. Hopfield kuralı

Bu kurala göre eğer istenilen çıkış ve girişin her ikisi aktif ya da her ikisi de aktif değilse, öğrenme oranı tarafından bağlantı ağırlığı artırılır, diğer durumlarda ise azaltılır. Öğrenme katsayısı 0 ile 1 arasında değerler almaktadır.

3.2.7.3. Delta kuralı

Delta kuralı en çok kullanılan öğrenme algoritmalarından birisidir. Geri yayılım, Widrow-Hoff veya en küçük ortalama karesel öğrenme kuralı olarak da bilinir. Bu kural, ortalama karesel hatayı bağlantı ağırlık değerlerinin değiştirilmesiyle (azaltıp veya artırma) düşürme prensibine dayanır. Hata, aynı anda bir katmandan bir önceki katmanlara geri yayılarak azaltılır. Ağın hatalarının düşürülmesi işlemi, çıkış katmanından giriş katmanına ulaşıncaya kadar devam eder.

3.2.7.4. Kohonen kuralı

Bu kural, biyolojik sistemlerdeki öğrenmeden esinlenen Kohonen tarafından geliştirilmiştir. Kural ‘kazanan tamamını alır (winner takes all) ’ olarak da bilinir. Bu kuralda, nöronlar öğrenmek için yarışır, kazanan nöronun ağırlıkları güncellenir. Bu En büyük çıkışa sahip işlemci nöron kazanır, bu nöron komşularını uyarma ve yasaklama kapasitesine sahiptir. Kohonen kuralı hedef çıkışa gereksinim duymadığı için danışmansız bir öğrenme metodudur.

3.2.8. Öğrenme algoritmalarının sınıflandırılması

Gözlem, eğitim ve hareketin doğal yapıda meydana getirdiği davranış değişikliği öğrenme olarak tanımlanmaktadır. Bir takım metot, kural, yöntem, algoritma, yaklaşım veya gözlem ile bir ağın ağırlıklarının bir probleme göre değiştirilmesi ile öğrenme sağlanır. Öğrenme yöntemine göre algoritmalar sınıflandırılmıştır. Genel olarak üç öğrenme metodu ve bunların uygulandığı değişik öğrenme kurallarından söz edilebilir. Bu öğrenme yaklaşımları danışmanlı, danışmansız ve takviyeli olmak üzere üç farklı gruba ayrılabilir.

3.2.8.1. Danışmanlı öğrenme

Bu tip öğrenmede, öğrenme aşamasında YSA’ya ne öğrenmesi gerektiği örnek bir çıkışla bildirilir. İstenilen veya arzu edilen çıkış ile gerçek (ağ çıkışı) arasındaki farka (hataya) göre, nöronlar arası bağlantıların ağırlığı, en uygun çıkışı elde etmek için bir öğrenme algoritmasıyla düzenlenir.

Bu sebeple danışmanlı öğrenme algoritmasının bir öğretmene veya danışmana ihtiyacı vardır. Widrow-Hoff tarafından geliştirilen delta kuralı ve Rumelhart ve McClelland tarafından geliştirilen genelleştirilmiş delta kuralı veya geri yayılım algoritması danışmanlı öğrenme algoritmalarına örnek olarak verilebilir.

3.2.8.2. Danışmansız öğrenme

Girişe verilen örnekten elde edilen çıkış bilgisine göre, ağ sınıflandırma kurallarını kendi kendine geliştirmektedir. Bu öğrenme algoritmalarında, istenilen çıkış değerinin bilinmesine gerek yoktur. Öğrenme süresince sadece giriş bilgileri ağa uygulanır. Uygulanan girişe göre, bu giriş verileri arasındaki matematiksel ilişkilere göre bağlantı ağırlıkları ayarlanır.

3.2.8.3. Takviyeli öğrenme

Bu öğrenme kuralı danışmanlı öğrenme algoritmasının özel bir formudur. Bu algortmada, giriş değerlerine karşı istenilen çıkış değerlerinin bilinmesine gerek yoktur. YSA'ya bir hedef verilmemekte fakat elde edilen çıkışın verilen girişe karşılık uygunluğunu değerlendiren bir ölçüt kullanılmaktadır.

3.2.9. Geri yayılım algoritması

Uygulamalarda en yaygın ve en çok kullanılan öğretim algoritmasıdır. Anlaşılması kolay ve matematiksel olarak kolayca ispatlanabilir olmasından dolayı en çok tercih edilen öğretim algoritmasıdır. Bu algoritma, hataları çıkıştan girişe geriye doğru azaltmaya çalışmasından dolayı geri yayılım ismini almıştır.

Geri yayılım algoritması [31], eğitim azalan ve MLP'leri eğitmede en çok kullanılan temel bir öğrenme algoritmasıdır. Bu algoritma ile i ve j kat işlem elemanları arasındaki ağırlıklardaki değişikliği hesaplanır. Bu ifade,

$$\Delta w_{ji}(t) = \eta \delta_j x_i + \alpha \Delta w_{ji}(t-1) \quad (3.2)$$

olarak verilir. Denklem 3.2'de η öğrenme katsayısı, α momentum katsayısı ve δ_j ara veya çıkış katındaki herhangi bir j nöronuna ait bir faktördür.

Başarılı ve hızlı bir eğitim süreci için β ve α değerlerinin seçimi önemlidir. Geri yayılım öğrenme işlemi, bu iki katsayıdan fazlaca etkilenmektedir. Bu katsayılar için

uygun deęerlerin seilmesi deneysel olarak belirlense de bu deęerler, uygulamalara ve problemlere baęlıdır. Öğrenme katsayısı için tipik deęerler, 0.01 ile 0.9 arasında deęişir. Karmaşık ve zor alıřmalar için daha küçük deęerlerin seilmesi önerilir.

3.2.10. Hata geriye yayma yöntemi ile parametre güncelleme

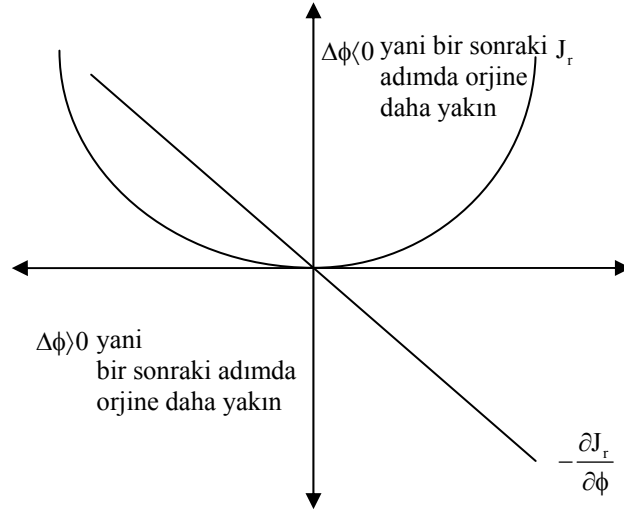
Yapay sinir aęlarının parametrelerinin güncellenmesi için literatürde en çok kullanılan yöntem hata geriye yayma yöntemidir. Ses tanıma problemlerinden nonlinear sistem tanılama ve denetimi problemlerine kadar yapay sinir aęları ile özüm üretilen birçok alanda başarı ile kullanılan bu yöntem, kuadratik bir maliyet fonksiyonun zaman içerisinde, aę parametrelerinin uyarlanması ile minimizasyonuna dayanmaktadır.

3.2.11. Yöntemin dayandıęı metodoloji

Hata geriye yayma yönteminin temel felsefesi eęim düşümü yöntemine, yani Denklem (3.3) ile verilen tek parametrelili bir maliyet fonksiyonunun en küçük deęerini aldıęı noktanın Denklem (3.4) ile verilen kural ile iteratif olarak bulunabilmesine dayalıdır. Bunu açıklayabilmek için Denklem (3.3) de verilen fonksiyon ile Denklem (3.4) de görülen kısmi türev aynı eksenler üzerinde Şekil 3.1’de gösterildięi üzere çizdirilsin. Her bir iterasyonda fonksiyonunun minimum noktasına daha çok yaklařacağı bu şekilde kolayca görülebilmektedir [36].

$$J_r = \frac{1}{2} \phi^2 \quad (3.3)$$

$$\Delta\phi = -\eta \frac{\partial J_r}{\partial \phi} \quad (3.4)$$



Şekil 3.1. Eğim düşümü yönteminin grafiksel yorumu

Şekilde parametrenin negatif olduğu bölgede sağa, pozitif olduğu bölgede sola doğru bir hareket söz konusudur. Burada önem kazanan bir nokta, değişkeninin değeridir. Pratikte öğrenme katsayısı ya da adım büyüklüğü olarak bilinen bu değer çok küçük ise, hata uzunca bir süre içerisinde orijine doğru yakınsarken, büyük bir değer orijin etrafında salınımlara hatta ıraksamaya neden olabilir. Daha açık şekliyle, orijine soldan yaklaşırken verilen değişim miktarı parametreyi sağ tarafa geçiriyorsa ve yeni değer tekrar sol tarafa döndürüyorsa bir salınım söz konusudur. Katman ve nöron sayısı gibi adım büyüklüğünün seçimi de birçok uygulamada deneme yanılma ile yapılır. Bazı çalışmalarda uyarlanabilir adım büyüklüğü denenmiştir.

3.2.12. Öğrenme katsayısı ve momentum katsayılarının belirlenmesi

Öğrenme ve momentum katsayılarının belirlenmesi de ağın öğrenme performansı ile yakından ilgilidir. Öğrenme katsayısı ağırlıkların değişim miktarını belirlemektedir. Eğer büyük değerler seçilirse o zaman yerel çözümler arasında ağın dolaşması ve salınımların olması söz konusu olmaktadır. Küçük değerler seçilmesi ise öğrenme zamanını artırmaktadır. Bu tamamen ilgili probleme bağlıdır.

Benzer şekilde momentum katsayısı da öğrenmenin performansını etkiler. Momentum katsayısı bir önceki iterasyonda ki değişimin belirli bir oranının yeni değişim miktarına eklenmesi olarak görülmektedir. Bu özellikle yerel çözümlere

takılan ağların bir sıçrama ile daha iyi sonuçlar bulmasını sağlamak amacı ile önerilmiştir. Bu değerin küçük olması yerel çözümlerden kurtulmayı zorlaştırabilir. Çok büyük değerler ise tek bir çözüme ulaşmada sorunlar yaşatabilir. Problemin niteliğine göre kullanıcı tarafından belirlenir.

3.3. Sinirsel Bulanık Mantık

Bulanık mantık, yapay sinir ağları, genetik algoritmalar ve uzman sistemler gibi bütün yapay zekâ tekniklerinin kendisine özgü yetenekleri bulunmaktadır. Örneğin yapay sinir ağları öğrenme ve örnekleri tanımlamada iyi iken, kararların nasıl alındığı konusunda iyi değildir. Bulanık mantık ise karar almada çok iyi sonuçlar verir, fakat karar alma sürecindeki kural oluşturmayı kendiliğinden gerçekleştiremez.

Sinirsel bulanık mantık yaklaşımı, yapay sinir ağlarının öğrenme yeteneği ve en uygunu bulma, bulanık mantığın insan gibi karar verme üstünlüklerinin birleştirilmesi fikrine dayanmaktadır. Bu yolla, bulanık denetim sistemlerine, sinir ağlarının öğrenme ve hesaplama gücü verilebilirken, sinir ağlarına da bulanık denetimin insan gibi karar verme yeteneği kazandırılmaktadır.

Sinirsel bulanık denetim sisteminin asıl amacı, yapısını, değişkenlerini ayarlamak ve bulmak için sinirsel öğrenme tekniklerini uygulamaktır. Bulanık mantık kontrolörlerde yapısal ayarlama ve değişken ayarlama olmak üzere iki önemli ayarlama gerekir. Yapısal ayarlama hesaplanacak değişkenlerin sayısı, kuralların sayısı, her bir giriş çıkış değişkeninin tanım uzaylarının bölümlenmesi gibi bulanık mantık kuralı yapılarının ayarlarından oluşur. Uygun kural yapısının elde edilmesinden sonra, kontrolör değişkenlerin ayarlanmasına ihtiyaç duyar. Değişkenlerin ayarlanması bölümünde üyelik işlevlerinin merkezleri, genişlikleri ve bulanık mantık kurallarının ağırlıkları hesaplanır.

Bir kontrolörün dinamik bir yapıya sahip olması, doğrusal olmayan sistemler için tam olarak bilinmeyen sistem dinamiklerinin ve zamanla değişebilen değişkenlerin kontrolünde çok etkili olmasını sağlar. Bulanık mantık kontrol sistemlerinin endüstriyel alanlarda uygulanmasıyla birlikte, yüksek performanslı bulanık sistem

kurmanın uygun üyelik işlevlerinin ve bulanık kuralların bulunması için yapılan deneme yanılma işlemiyle uzun zaman alması ve bu rağmen en iyi değerlerin yine de bulunamayabilmesi sebebiyle her zaman kolay olmadığı görülmüştür. Bu işlemleri kolaylaştırabilmek için bulanık mantık kontrolör sistemlerine öğrenme algoritmaları eklenmesi fikri doğmuştur ve eğitim veya uyum sağlama algoritmaları ile oluşturulan bu sistemler, uyarlamalı ya da adaptif sistemler olarak bilinmektedir. Bu sayede bulanık sistemlerin değişkenlerinin yapay sinir ağları tarafından elde edilmesi mümkün olmuştur. Bu alandaki ilk tasarımlar sinirsel bulanık sistemler (neuro-fuzzy systems veya fuzzy-neural systems) olarak adlandırılmıştır. Günümüzde bu yaklaşımlar çok geneldir ve kontrol, veri analizi, karar verme gibi birçok alanlara uygulanmaktadır.

Modern sinirsel bulanık sistemler genellikle ileri beslemeli çok katmanlıdır. Son yıllarda birçok araştırmacı tarafından yoğun olarak ANFIS, FALCON, FuNe, RuleNet, GARIC, NEFCLASS, NEFCON, NEFPROX diye adlandırılan sinirsel bulanık sistemler kullanılmaktadır.

3.3.1. Sinirsel bulanık mantık ağ kuramı

Basit bir sinir ağında giriş katmanındaki nöronlar giriş sinyallerinde hiçbir değişiklik yapmadan bir sonraki katmandaki nöronlara iletirler. Bu durumda giriş katmanındaki bir nöronun çıkışı p_i , x_i giriş sinyalinin w_i ağırlığı ile çarpımından elde edilir.

$$p_i = w_i x_i, \quad i = 1, 2 \quad (3.5)$$

Çıkış düğümünde ürünler toplanarak,

$$ağ = p_1 + p_2 = w_1 x_1 + w_2 x_2 \quad (3.6)$$

elde edilir. Bu toplam, etkinlik f eğrisel (sigmoid) işlevi

$$f(x) = [1 + \exp(-x)]^{-1} \quad (3.7)$$

ile hesaplanırsa ağın çıkışı,

$$y = f(\text{ağ}) = f(w_1x_1 + w_2x_2) \quad (3.8)$$

elde edilir. Toplama ve çarpma gibi fonksiyonları kullanan böyle sinir ağına basit (standart) sinir ağı denir.

Eğrisel (sigmoid) işlev yerine, t-norm (üçgen-norm) ve t-conorm (üçgen-conorm) gibi diğer işlevler kullanılan ağlara ise karma sinir ağları denir.

Bir sinirsel bulanık mantık ağında, bütün girişler, çıkışlar ve ağırlıklar gerçek sayılar olmak üzere $[0,1]$ arasında alınmalıdır.

Düğüm giriş ürünü p_i , elde etmek için giriş sinyali x_i ve ağırlık w_i t-conorm S ile birleştirilirse

$$p_i = S(w_i, x_i), i = 1,2 \quad (3.9)$$

elde edilir. Ağ çıkışı, düğüm ürünü p_i t-norm T ile işlenirse

$$y = VE(p_1, p_2) = T(p_1, p_2) = T(S(w_1, x_1), S(w_2, x_2)) \quad (3.10)$$

elde edilir. Böylece eğer $T = \min$ ve $S = \max$ ise min-max işlemi yapan VE siniri elde edilmiş olur

$$y = \min \{ w_1 \vee x_1, w_2 \vee x_2 \} \quad (3.11)$$

Düğüm giriş ürünü p_i elde etmek için giriş sinyali x_i ve ağırlık w_i t-norm T ile birleştirilirse

$$p_i = S(w_i, x_i), i = 1,2 \quad (3.12)$$

elde edilir. Ağ çıkışı, düğüm ürünü p_i t-conorm S ile işlenirse

$$y = VEYA(p_1, p_2) = S(p_1, p_2) = S(T(w_1, x_1), T(w_2, x_2)) \quad (3.13)$$

elde edilir. Böylece eğer $T = \min$ ve $S = \max$ ise min-max işlemi yapan VEYA siniri elde edilmiş olur.

$$y = \min \{ w_1 \wedge x_1, w_2 \wedge x_2 \} \quad (3.14)$$

VE ve VEYA sinirsel bulanık sinir ağında x_i sıfır veya bir değerinden birini almaktadır. Böylece y 'nin çıkış sınırları VE için,

$$y \in [T(w_1, w_2), 1] \quad (3.15)$$

VEYA için ise

$$y \in [0, S(w_1, w_2)] \quad (3.16)$$

olmaktadır.

Kwan ve Cai'nin sinirsel bulanık mantık ağı;

x_i sinyali w_i ağırlığı ile işlenerek ürün p_i elde edilir.

$$p_i = w_i x_i \quad i = 1, \dots, n \quad (3.17)$$

Giriş bilgisi p_i , h bileşim işlevi sinir ağının girişini üretmek için kullanılırsa,

$$z = h(w_1 x_1, w_2 x_2, \dots, w_n x_n) \quad (3.18)$$

şeklinde gösterilebilir. Sinir durumu ise,

$$s = f(z - \theta) \quad (3.19)$$

ile ifade edilebilir. Burada f etkinlik işlevi ve θ etkinlik eşiği göstermektedir. Sinir çıkışı,

$$y_i = g_i(s), \quad i = 1, \dots, m \quad (3.20)$$

ile hesaplanabilir. Burada m , bulanık kümenin x_1, x_2, \dots, x_n giriş örneklerinin üyelik işlevlerini gösteren sinirin çıkış işlevini göstermektedir.

Kwan Cai'nin max sinirsel bulanık mantık ağı;

Giriş bilgisi p_i , maksimum conorm bileşimi ile

$$z = \max \{p_1, p_2\} = \max \{w_1x_1, w_2x_2\} \quad (3.21)$$

elde edilir. i. sinir çıkış ise,

$$y_i = g_i (f(z-\theta)) = g_i (f(\max \{w_1x_1, w_2x_2\} - \theta)) \quad (3.22)$$

ile hesaplanır. Burada f etkinlik işlevini göstermektedir.

Kwan ve Cai'nin min sinirsel bulanık mantık ağı;

Giriş bilgisi p_i , minimum norm bileşimi ile

$$z = \min \{p_1, p_2\} = \min \{w_1x_1, w_2x_2\} \quad (3.23)$$

elde edilir. i-nci sinir çıkış ise,

$$y_i = g_i (f(z-\theta)) = g_i (f(\min \{w_1x_1, w_2x_2\} - \theta)) \quad (3.24)$$

ile hesaplanır. Burada f etkinlik işlevini göstermektedir.

3.3.2. Sinirsel bulanık mantık ağlarında çıkarım yöntemleri

Sinirsel bulanık denetleyiciler kullanılan bulanık çıkarım yöntemlerine göre üçe ayrılabilir;

1. Tip ; Bu tip en çok bilinen R_1 : EĞER $x = A_1$ ve $y = B_1$ ise O HALDE $z = C_1$ yapısındaki kuralları kullanır. Üyelik işlevleri çan eğrisi, testere dişli veya üçgen

şeklinde olabilir. Her bir kuralın tepkisi ateşleme kuvveti ile çıkış üyelik işlevinin etkisidir ve yaklaşık çıkışın üretilmesi için tepkilerin merkezi hesaplanır.

2.Tip ; Bu tipte S-tip işlev gibi monoton yükselen üyelik işlevleri kullanılır. Her bir kuralın tepkisi ateşleme kuvvetinin, çıkış üyelik işlevine ayarlanması olarak tanımlanabilir.

3.Tip ; Bu tip TSK (Takagi-Sugeno-Kant) bulanık kuralları olarak bilinen,

R_1 : EĞER $x = A_1$ ve $y = B_1$ ise O HALDE $z = f_1(x, \dots, y)$ yapısındaki kuralları kullanır. Çıkarım yöntemi olarak dördüncü tip çıkarım yöntemi uygulanır. Tepkiler, sonuç çıkışı hesaplamak için ağırlıkları ve toplamları alınarak ateşleme kuvvetlerine ayarlanır.

Kural tabanı oluşturulurken temelde üç farklı yöntem uygulanabilir [26];

- Sistem başlangıçta hiçbir kurala sahip değildir ve öğrenme sırasında kural tabanı oluşturulur. Herhangi bir eğitim çifti için mevcut kural tabanında tanımlanmış bir kural yoksa yeni bir kural eklenir. Bu yöntemde uygun üyelik işlevleri seçilmezse çok sayıda kural oluşturulur.
- Sistem başlangıçta tüm kuralları içerir. Kurallar giriş değişkenlerini kullanarak elde edilir ve gereksiz kurallar eğitim sırasında silinir.
- Sistem rasgele seçilmiş belirli sayıdaki kuralla eğitime başlar. Her adımda kural tabanı denetim edilerek güncelleştirilir. Yeni kural ekleme için bilgi analiz işlemleri ve kural silme işlemi için tahmin etme algoritması gereklidir.

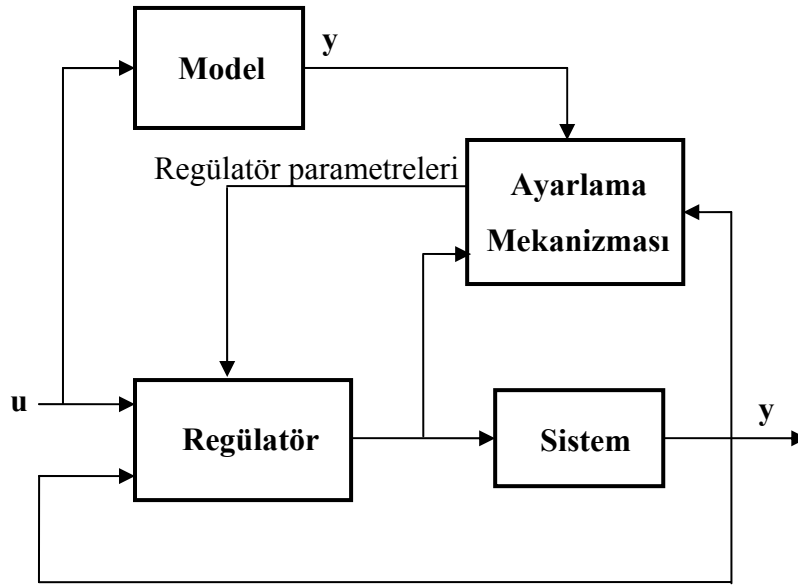
Genellikle eğimli iniş öğrenme algoritması kullanılır. Bu algortmada üyelik işlevleri türevlenebilir işlevler olarak seçilir. Türevlenemeyen işlevleri bulunan bulanık sistemlerde farklı algoritma veya farklı bir yöntem kullanılması gerekmektedir.

BÖLÜM 4. DİNAMİK SİNİRSEL BULANIK MANTIK KONTROLÖR

4.1. Giriş

Bu çalışmada, Model Referans Adaptif Kontrol yapısı altında yapay sinir ağları ve bulanık mantığın avantajlı yönlerinin birleştirilmesiyle Dinamik Sinirsel Bulanık Mantık Kontrolör (DSBMK) oluşturulmuştur. Yapay sinir ağlarının ağırlıklarını güncellemesi yoluyla gerçekleştirdiği öğrenme yeteneğini, paralel işleme özelliği sayesinde çok hızlı işlem yapabilmesini, hata toleransının olması, doğrusal olmaması, kolay uyarlanabilir olması ile bulanık mantığın karar verme yeteneği gibi birbirlerini tamamlayıcı özelliklerinden faydalanarak gerçekleştirilmiştir. DSBMK, model referans adaptif kontrolün, doğrusal olmayan yapısı nedeniyle matematik modeli tam olarak kurulamayan sistemlerin, matematik modeli bilinen bir sistemin davranışını taklit ederek hatayı minimumuma indirmeye çalışma esasına dayanır. Kontrolör daha iyi sonuçlar vermek için davranışlarını parametrelerindeki değişmelere ve bozucu etkilere bağlı olarak gerçek zamanda ağırlıklarını güncelleyerek değiştirir.

Model referans kontrolde sistem modelinin referans modelin çıkışını izlemesi istenir. Buna model izleme problemi denir. Burada önemli olan hatanın ne kadar küçük olacağıdır, bu da modele, sisteme ve kumanda işaretine bağlıdır. Model izleme problemi kutup yerleştirme yöntemi kullanılarak çözülebilir. Sistemin blok diyagramı Şekil 4.1'de gösterilmiştir [37].



Şekil 4.1. Model referans adaptif kontrol yapısı

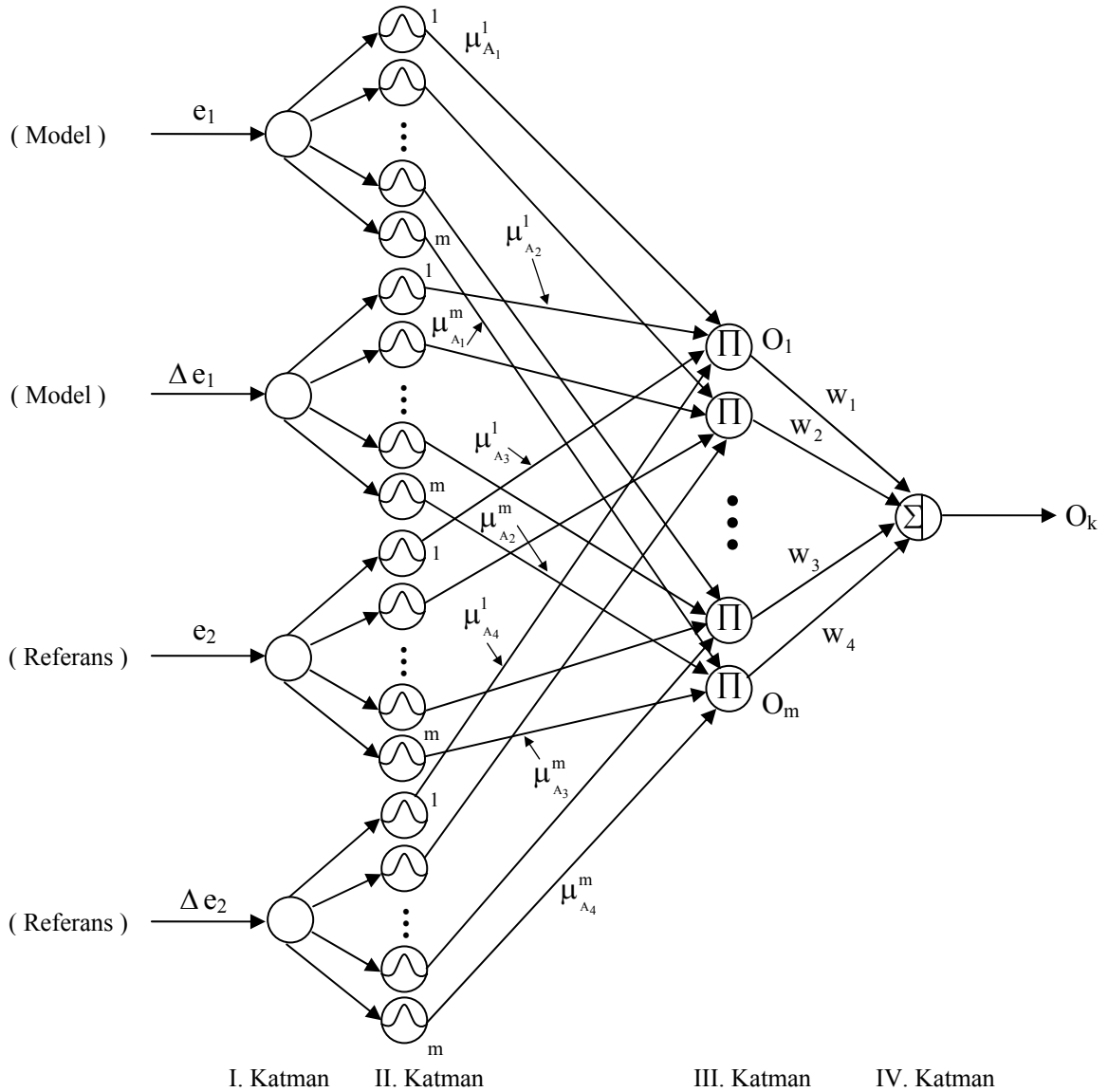
Dubowsky ve DesForges [38] mekanik manipulatörlerin denetimi için basit bir model referans adaptif denetleyiciyi 1979 yılında önermişlerdir. Önerilerinde uç eleman yükü kolun son parçasıyla birleştirilerek hesaba katılmış ve uç elemanın diğer parçalara göre çok daha kısa olduğu varsayılmıştır. Bu varsayımlar altında seçilen ikinci dereceden zamanla değişmeyen bir doğrusal diferansiyel denklem referans model olarak kullanılmış, sonuç olarak etkin ve esnek bir kontrol performansı elde edilmiştir. Dubowsky ve DseForges yukarıdaki varsayımlarla ikinci dereceden zamanla değişmeyen bir doğrusal diferansiyel denklemin her serbestlik derecesindeki robotlar için bir referans model seçilebileceğini ortaya koymuşlardır. Bu yaklaşım bu tezde de önce bir ve iki serbestlik dereceli düzlemsel robot kollarında daha sonra da üç serbestlik dereceli uzaysal bir endüstriyel robot tipinin kontrolünde de referans model olarak kullanılmıştır.

Robot dinamiğinde sürtünme özellikleri, eylemsizlik momenti gibi zamanla değişen sistem parametreleri, dışarıdan robota etkiyen kuvvetlerin, robotun taşıdığı yükün değiştiği durumlar gibi doğrusal olmayan bozucu etkiler yüzünden sadece robot dinamiğine bağlı kontrol algoritması kullanarak arzu edilen performansı yakalamak zordur. Öğrenebilen bir kontrolör kullanıldığında, hesaplanmış moment yöntemi gibi geleneksel kontrolörler için gerekli olan dinamik modelin ve model parametrelerinin hassas bir şekilde elde edilmesi zorunluluğu önemini kaybeder [39,40]. Bundan

dolayı öğrenen kontrolörler, robot hareket denetiminde her geçen gün daha yoğun bir şekilde kullanım alanı bulmaktadırlar.

4.2. Sinirsel Bulanık Ağın Yapısı

Bu bölümde robot denetiminde iyi sonuçlar veren model referans adaptif kontrol yapısına öğrenilme yeteneği kazandırmak için hataya bağlı bir fonksiyonun çıkışlarını eğitim girişi kabul eden ve Şekil 4.2’de gösterilen yapay sinir ağı yapısında olan bulanık kontrolör önerilmiştir. Önerilen DSBMK gerçek zamanda süreç elemanlarındaki üyelik işlevleri olan gauss fonksiyonlarının formlarını değiştirebilmektedir.

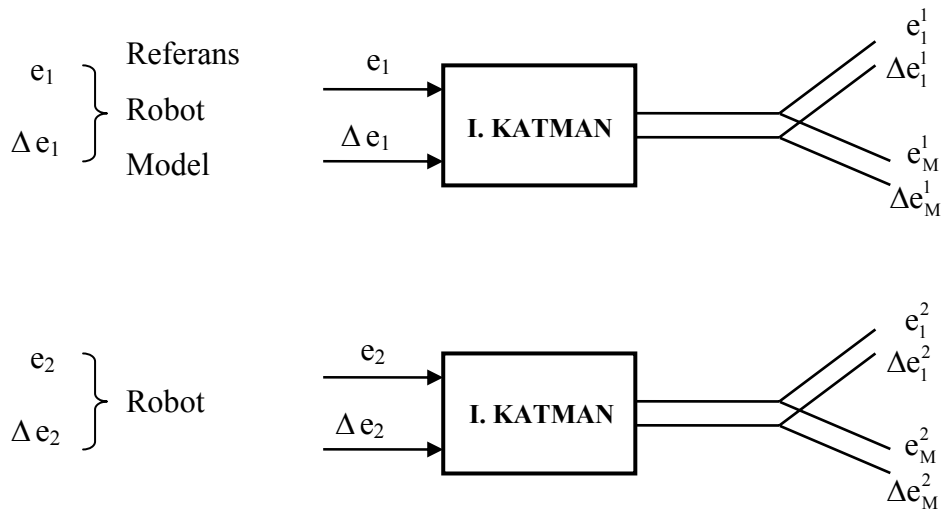


Şekil 4.2. Her bir robot kolunun konum kontrolü için önerilen DSBMK yapısı

4.3. Sinirsel Bulanık Ağın İşleyişi

DSBMK, dinamik, ileri beslemeli ve çok katmanlı bir ağ yapısına sahiptir. Yapay sinir ağının nöronlar arasındaki ağırlıkları belirlemek için kullanılan gözlemcili ya da gözlemcisiz öğrenme algoritmalarının büyük bölümü hassas ve yoğun eğitim veri setlerini gerektirir. Gerçek bir uygulamada bu eğitim veri setlerini elde etmek oldukça zordur. DSBMK dinamik yapısı sayesinde gerçek zamanda girişindeki verileri kullanarak ağırlıklarını ve parametrelerini günceller. Bu yüzden eğitim için hassas ve yoğun eğitim veri setlerine ihtiyaç duymaz.

Bilindiği gibi üyelik fonksiyonlarının sayısı arttıkça hassasiyet ve kalite de artmakta ancak birbirine çok benzer olan fazla üyelik fonksiyonları ise kaliteyi ve hassasiyeti arttırmamakla birlikte sistemi de aşırı yavaşlatmaktadır. Bunun için kontrolörün her bir girişi robot probleminden istenen hassasiyet ve hız için uygun sayıda gauss üyelik fonksiyonu ile ifade edilmiştir. Üyelik fonksiyonlarının gauss tipinde seçilmesinin sebebi ise doğrusal olmaması, sürekli ve türevlenebilir olması ve kullanılan ağ yapısının ağırlıklarını geri yayılım metodu ile güncellemesidir.



Şekil 4.3. Her bir girişin 1'den m'e kadar gauss fonksiyonu ile ifadesi

Her bir girişi ifade eden birden m'e kadar olan üyelik fonksiyonlarının yani gaussların sayısı aynı zamanda kuralların da sayısına eşittir. Gauss sayısının artması iterasyon sayısının artması dolayısıyla hesap yükünün artması yani gerekli olan kontrol çevrim zamanının uzaması anlamına gelir. Oysa robot gibi dinamik

sistemlerin hareket ödevlerini istenilen kalitede yerine getirebilmeleri için, 1ms gibi oldukça kısa kontrol çevrim zamanına ihtiyaç duyulur [41]. Bu çevrim zamanı uygulamaya bağlı olarak daha da kısalabilir. Bu yüzden çevrim zamanını düşürmek için her bir uzuv yani her bir serbestlik derecesi için ayrı DSBMK kullanılmıştır.

Önerilen DSBMK ağ yapısındaki katmanların işlevleri aşağıda tanımlanmıştır.

1. Katman; Bu katman giriş katmanıdır ve girişler herhangi bir hesaplama yapılmadan ikinci katmana iletilirler. Giriş katmanında 4 nöron bulunmaktadır. Bunlardan birincisi robot modeli ve referans model çıkışlarının farkı (e_1), ikinci giriş e_1 'in değişimi (Δe_1), üçüncü giriş robot modeli ve referans girişin farkı (e_2), dördüncü giriş ise e_2 'nin değişimi (Δe_2).

2. Katman; Bu katman giriş üyelik işlevlerini kapsar. Her bir giriş 1'den m'e kadar olan üyelik fonksiyonuyla ifade edilir. Dört giriş mevcut olduğundan bu katmanda maksimum 4 adet 1'den m'e kadar gauss fonksiyonu bulunur. Her bir gauss giriş değişkenlerinden birinin dilsel etiketi olarak davranır ve hangi giriş değerinin hangi bulanık kümeye ne oranda ait olduğunu belirler. Üyelik fonksiyonu olarak seçilen gauss fonksiyonu;

$$\mu_{A_i} = \exp \left[-\frac{(x_i - m_{ji})^2}{\sigma_{ji}^2} \right] \quad (4.1)$$

ifade edilir. Burada m_{ji} ve σ_{ji} sırasıyla, i'inci giriş değişkeni x_i ile ilgili olan j'inci terimin gauss fonksiyonunun merkezini ve genişliğini gösterir. m_{ji} ve σ_{ji} terimleri değiştirilerek aynı keskin noktada değişik üyelik işlevleri elde edilebilir.

3. Katman; Bulanık kuralların işlediği bu katmanda her bir nöron bir bulanık mantık kuralının ön koşul kısmını temsil eder ve girişlerine gelen işaretlerin minimumunu bulur. u_j , j'inci kural düğümünün çıkışını göstermek üzere kuralın ateşleme gücü;

$$O_j = \min \left[\mu_{A_j}(x_i) \right] \quad (4.2)$$

ifade edilir.

4. Katman ; Bu katmanın çıkışı kontrolörün çıkış yani kumanda işaretidir. Katmanın işlevi durulamadır ve katmanda bulunan her bir nörona gelen işaretler toplanarak kumanda işareti oluşturulur.

$$O_k = \sum_{j=1}^M w_j O_j \quad (4.3)$$

Burada bağlantı ağırlığı w_j , j'inci kuralın çıkış etki gücüdür. O_k ise bulanık sinir ağının çıkışıdır.

Gauss fonksiyonunun, sırasıyla merkezini ve genişliğini belirleyen m_{ji} ve σ_{ji} değişkenlerinin ayarlanması işi diğer bir deyişle parametre güncellenmesi gözlemcili bir öğrenmedir. m_{ji} ve σ_{ji} terimleri değiştirilerek aynı keskin noktada değişik üyelik işlevleri elde edilebilir. Sonuç kısmındaki bağlantı ağırlıkları ve üyelik işlevlerinin parametreleri, verilen enerji fonksiyonunu minimize eden geri yayılma algoritması ile ayarlanır [42]. Ağ parametreleri bir parametre vektörünün elemanları olarak kabul edilirse, öğrenme süreci, verilen enerji fonksiyonunu minimize edecek vektörün belirlenmesini içerir. Vektöre göre enerji fonksiyonunun gradiyenti hesaplanır ve vektör negatif gradiyenti boyunca ayarlanır. Gradyent vektörü her nöronun çıkışına ters yönde hesaplandığı için bu metot genellikle geriye yayılma (Back propagation) öğrenme kuralı olarak bilinir. Gözlemcili gradiyent eksiltme kuralını kullanarak bulanık yapay sinir ağının gerçek zamanda parametre güncelleme algoritmasını elde etmek için aşağıdaki enerji fonksiyonu;

$$E = \frac{1}{2} (\theta_m - \theta)^2 = \frac{1}{2} e_m^2 \quad (4.4)$$

ile tanımlanır. Geriye yayılma yöntemini temel alan parametre güncellemek için öğrenme algoritmasının adımları aşağıdaki adımlarla gösterilebilir.

4. Katman; Bu katmanda δ^4 hata terimi hesaplanarak önceki katmanlara doğru yayılır. Hata hesabı;

$$\delta^4 = -\frac{\partial E}{\partial O_k} = -\frac{\partial E}{\partial e_m} \frac{\partial e_m}{\partial O_k} = -\frac{\partial E}{\partial e_m} \frac{\partial e_m}{\partial \theta} \frac{\partial \theta}{\partial O_k} \quad (4.5)$$

elde edilir. Bağlantı ağırlıkları;

$$w(t+1) = w(t) + \eta_w \left(-\frac{\partial E}{\partial w_j} \right) \quad (4.6)$$

$$w(t+1) = w(t) + \left(-\eta_w \frac{\partial E}{\partial O_k} \right) \left(\frac{\partial O_k}{\partial w_j} \right) \quad (4.7)$$

$$w(t+1) = w(t) - \eta_w \delta^4 O_j \quad (4.8)$$

denklemlerle güncellenir. Burada η_w bağlantı ağırlığının öğrenme oranı faktörüdür.

3. Katman; Bu katmanda hata terimleri (δ_j^3) hesaplanır ve ikinci katmana yayılır.

$$\delta_j^3 = -\frac{\partial E}{\partial O_j} = \left(-\frac{\partial E}{\partial O_k} \right) \left(\frac{\partial O_k}{\partial O_j} \right) = \delta^4 w_j \quad (4.9)$$

2. Katman; Bu katmandaki hata terimleri (δ_j^2) aşağıda gösterildiği gibi hesaplanır.

$$\delta_j^2 = -\frac{\partial E}{\partial u_{A_i}} = \left(\frac{\partial E}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial O_j} \right) \left(\frac{\partial O_j}{\partial u_{A_i}} \right) = \delta^3 \quad (4.10)$$

Üyelik işlevinin merkezini belirleyen m_{ji} parametreleri aşağıdaki şekilde güncellenir.

$$m_{ji}(t+1) = m_{ji}(t) + \eta_m \left(-\frac{\partial E}{\partial m_{ji}} \right) \quad (4.11)$$

$$m_{ji}(t+1) = m_{ji}(t) - \eta_m \frac{\partial E}{\partial u_{A_j^i}} \frac{\partial u_{A_j^i}}{\partial m_{ji}} \quad (4.12)$$

$$m_{ji}(t+1) = m_{ji}(t) + \eta_m \delta_{ji}^2 \frac{2(x_i^2 - m_{ji})}{(\sigma_{ji})^2} \quad (4.13)$$

Denklemlerdeki η_m üyelik işlevinin merkezini belirleyen m_{ji} parametrelerinin öğrenme oranı faktörüdür.

Üyelik işlevinin genişliğini belirleyen σ_{ji} parametreleri aşağıdaki şekilde güncellenir.

$$\sigma_{ji}(t+1) = \sigma_{ji}(t) + \eta_\sigma \left(-\frac{\partial E}{\partial \sigma_{ji}} \right) \quad (4.14)$$

$$\sigma_{ji}(t+1) = \sigma_{ji}(t) - \eta_\sigma \frac{\partial E}{\partial u_{A_j^i}} \frac{\partial u_{A_j^i}}{\partial \sigma_{ji}} \quad (4.15)$$

$$\sigma_{ji}(t+1) = \sigma_{ji}(t) + \eta_\sigma \delta_{ji}^2 \frac{2(x_i^2 - m_{ji})^2}{(\sigma_{ji})^2} \quad (4.16)$$

Denklemlerdeki η_σ üyelik işlevinin genişliğini belirleyen σ_{ji} parametrelerinin öğrenme oranı faktörüdür.

Dördüncü katmandaki (δ^4) hata teriminin hesaplanabilmesi için $\frac{\partial E}{\partial O_k}$ 'nın veya sistem jakobiyeni olan $\frac{\partial \theta}{\partial O_k}$ 'nın mutlak hesabı gereklidir. Fakat sistem parametrelerinin değişimi, sistem dinamiğinin doğrusal olmaması ve hesabının

zorluğu, dış ortamın sistem üzerindeki bozucu etkilerinin tam olarak ifade edilememesi nedeniyle sistem jakobyenin tam olarak hesabı oldukça karmaşıktır. Bu sorunun üstesinden gelmek için delta adaptasyon kuralı kullanılmıştır. Bu yöntemle göre hata jakobyeni hesaplamak yerine aşağıdaki ifadeden bulunmuştur.

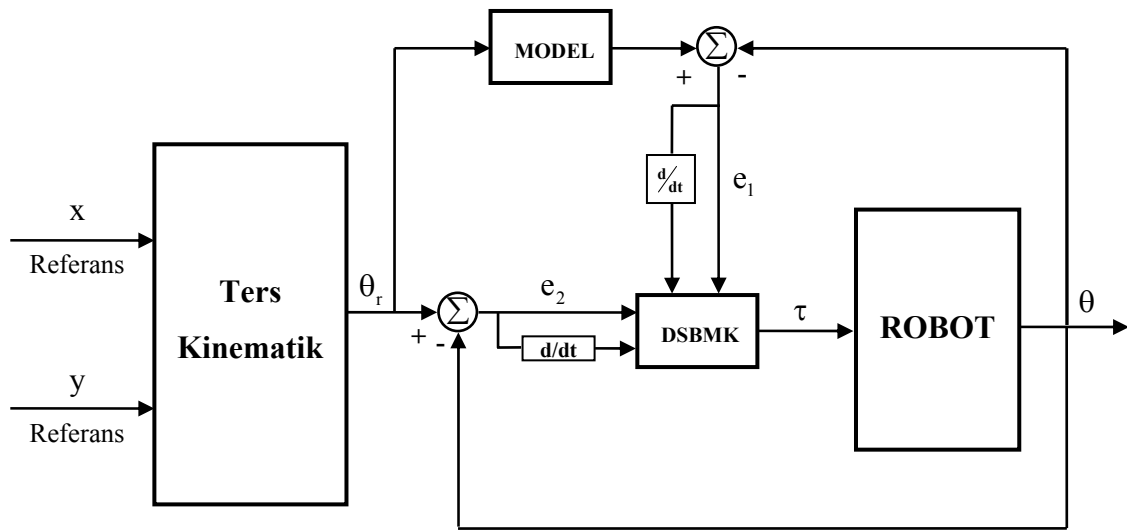
$$\delta^4 = Ae_m + B \frac{\partial e_m}{\partial t} \quad (4.17)$$

Burada A ve B kazanç katsayıları, $e_m = y_m - y$ model hatasıdır.

BÖLÜM 5. SİMÜLASYON ÇALIŞMALARI VE SONUÇLAR

Bu bölümde önerilen Dinamik Sinirsel Bulanık Mantık Kontrolör (DSBMK) ve dinamik denklemleri çıkarılan bir, iki ve üç serbestlik dereceli robot kollarının Matlab-Simulinkte yapılan simülasyon çalışmalarına yer verilmiştir. Önce robot kolların tahriksiz durumda konum değişimlerine bakılmıştır. Daha sonra bir serbestlik dereceli robota referans olarak verilen bir kare dalga, iki serbestlik dereceli robota bir çember yörüngesi takip ettirilmiştir. Son olarak üç serbestlik dereceli robot başlangıç konumundan bir noktaya, iki noktaya, üç noktaya, dört noktaya götürülmüş, uzayda bir çember, dikey helis ve yatay helis yörüngeleri takip ettirilmiştir.

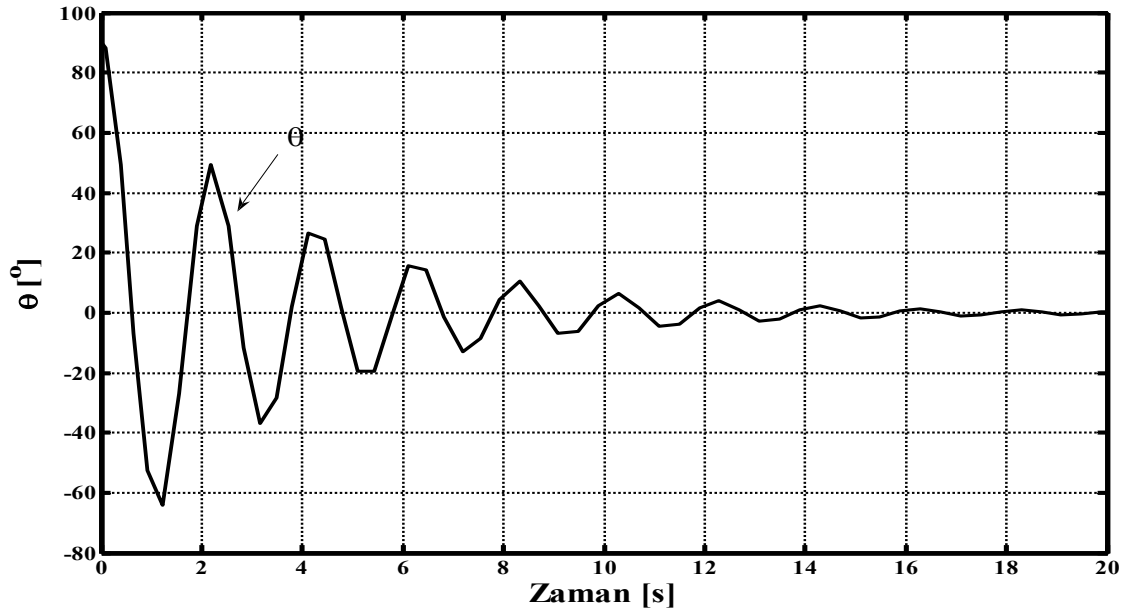
Bir ve iki serbestlik dereceli robotlar için simülasyon çalışmalarında kullanılan genel blok diyagramları aşağıdaki gibidir. DSBMK her serbestlik derecesi için bir defa kullanılmıştır. Üç kollu robotta da her bir koldaki açı için bir tane DSBMK kullanılmıştır.



Şekil 5.1. Bir serbestlik dereceli robotun konum kontrolü genel blok diyagramı

5.1. Bir Serbestlik Dereceli Robotun Tahriksiz Durumda Konum Değişimi

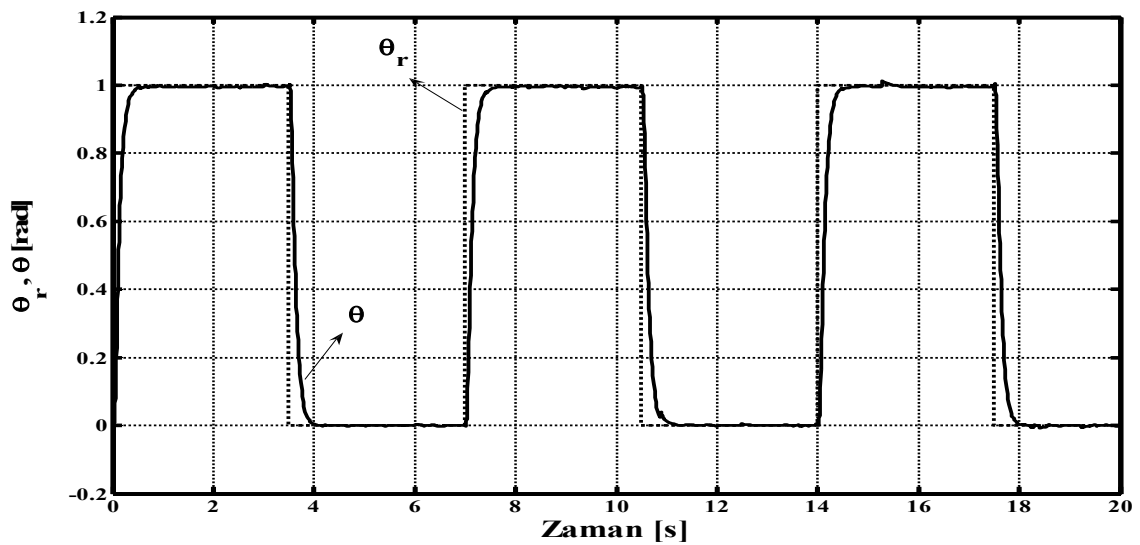
Robot kolun başlangıçta $\theta = 90^\circ$ konumundan serbest bırakıldığında yerçekimi etkisiyle robot kolunun izlediği yörünge Şekil 5.2’de gösterilmiştir.



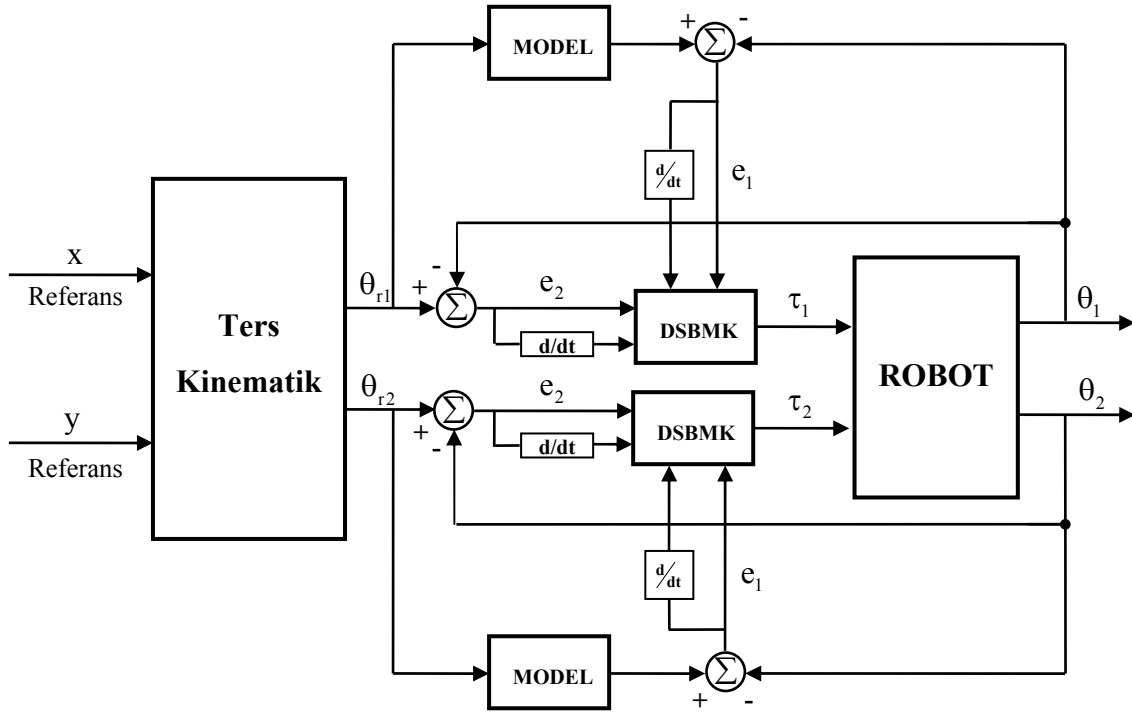
Şekil 5.2. Robotun tahriksiz durumda konum değişimi

5.1.1. Kare dalga referansına göre konum değişimi

Robot koluna referans giriş olarak kare dalga uygulandığında θ açısının zamana göre değişimi Şekil 5.3’de gösterilmiştir.



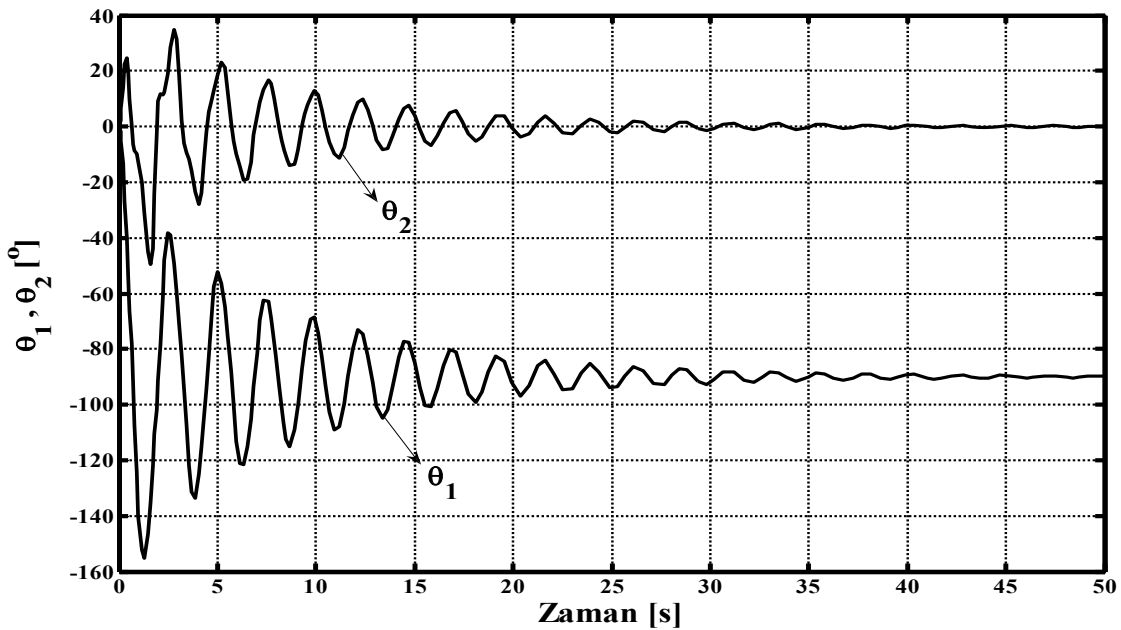
Şekil 5.3. θ açısının zamana karşı verdiği cevap



Şekil 5.4. İki serbestlik dereceli robotun konum kontrolü genel blok diyagramı

5.2. İki Serbestlik Dereceli Robotun Tahriksiz Durumda Konum Değişimi

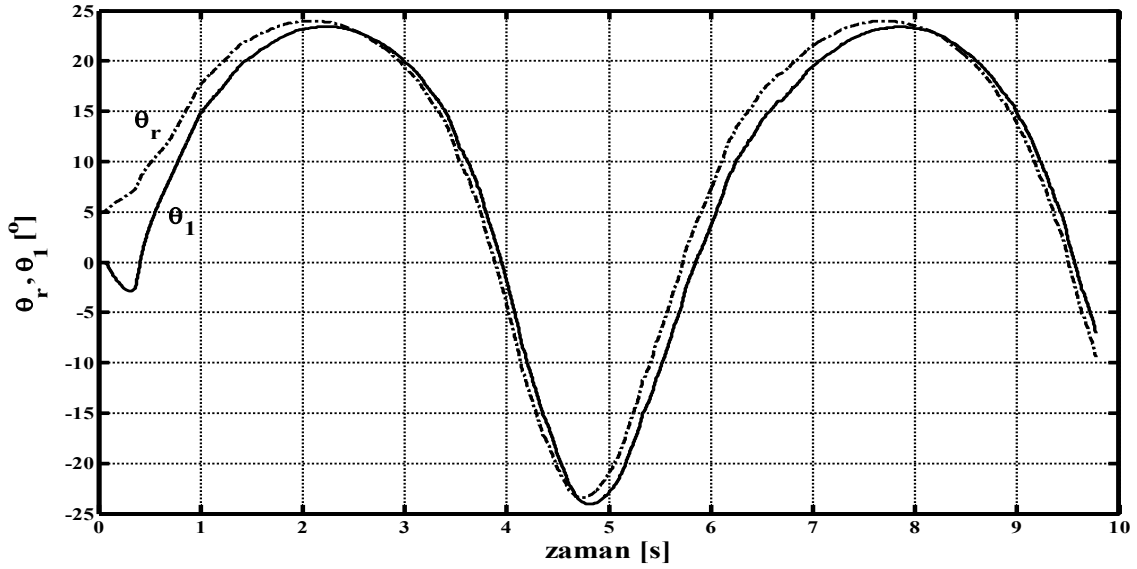
Robot kolun başlangıçta $\theta_1 = 0^\circ$ ve $\theta_2 = 0^\circ$ konumundan serbest bırakıldığında yerçekimi etkisiyle robot kolunun zamana karşı verdiği cevap Şekil 5.5'de gösterilmiştir.



Şekil 5.5. Robotun tahriksiz durumda konum değişimi

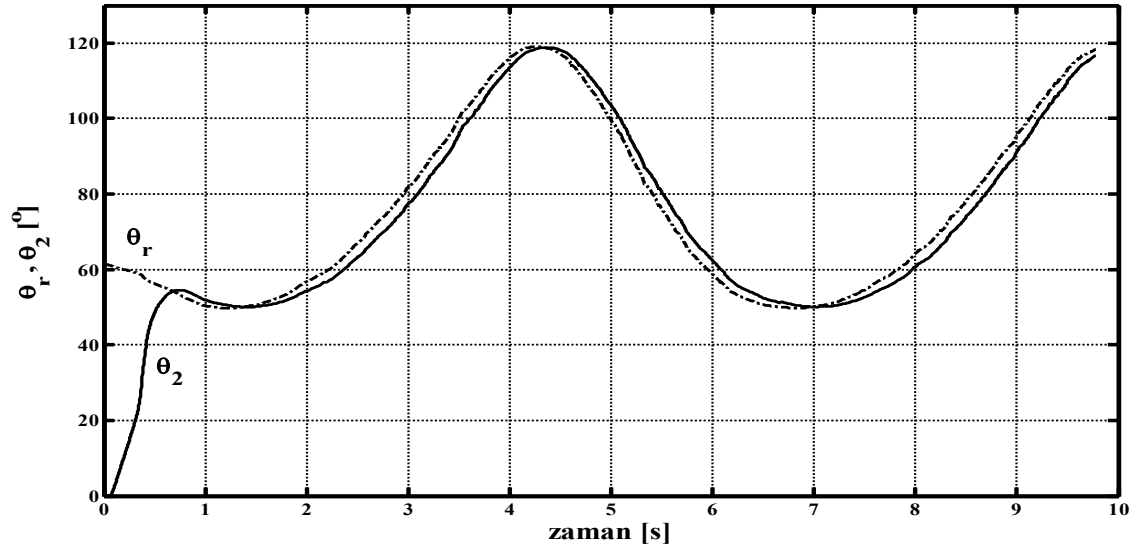
5.2.1. Çember yörüngesini takibi

Robot kolun uç noktası $P(1,0)$ başlangıç noktasından, merkezi $O(0.5,0.5)$, yarıçapı $r=0.2$ olarak verilen çember yörüngesinin takibinde θ_1 açısının zamana karşı verdiği cevabı Şekil 5.6'da gösterilmiştir.



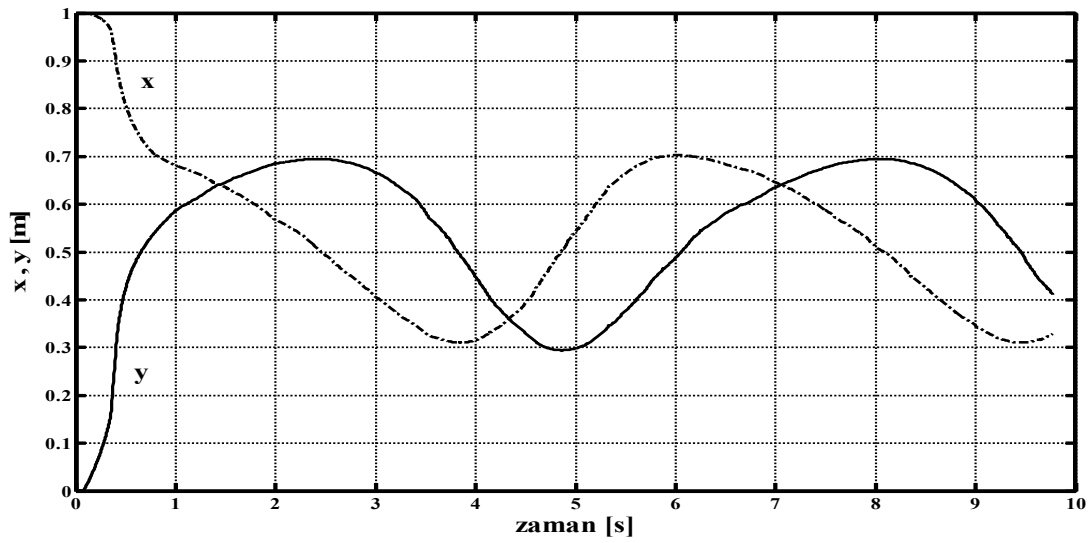
Şekil 5.6. θ_1 açısının zamana karşı verdiği cevap

Robot kolunun verilen çember yörüngesinin takibinde θ_2 açısının zamana karşı verdiği cevabı Şekil 5.7'de gösterilmiştir.



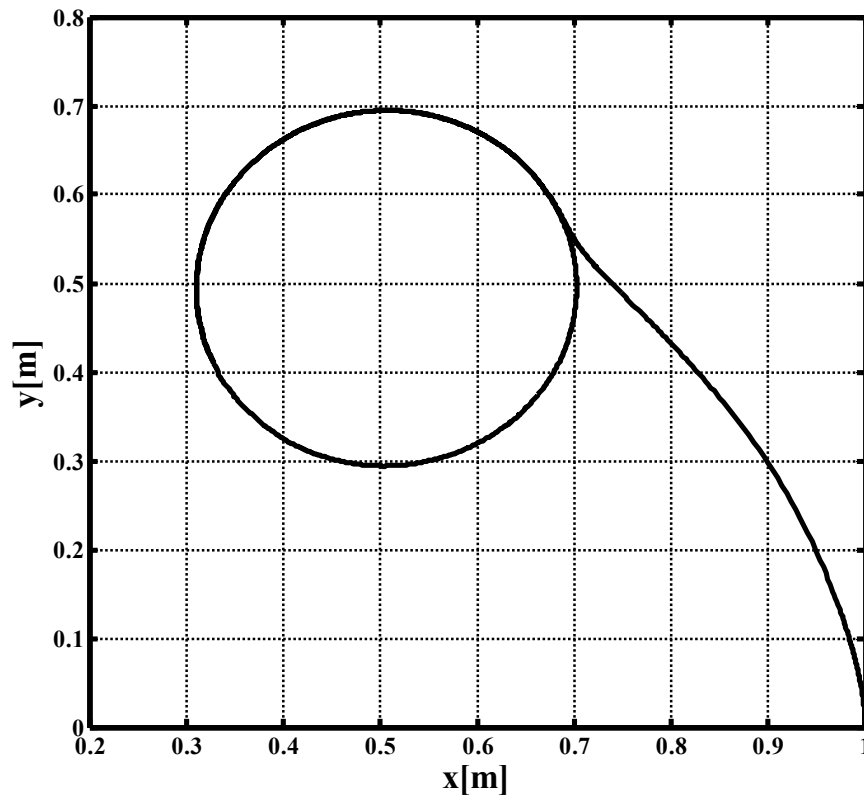
Şekil 5.7. θ_2 açısının zamana karşı verdiği cevap

Robot kolunun verilen çember yörüngesini takibinde uç noktasının koordinatlarının değişimi Şekil 5.8’de gösterilmiştir.

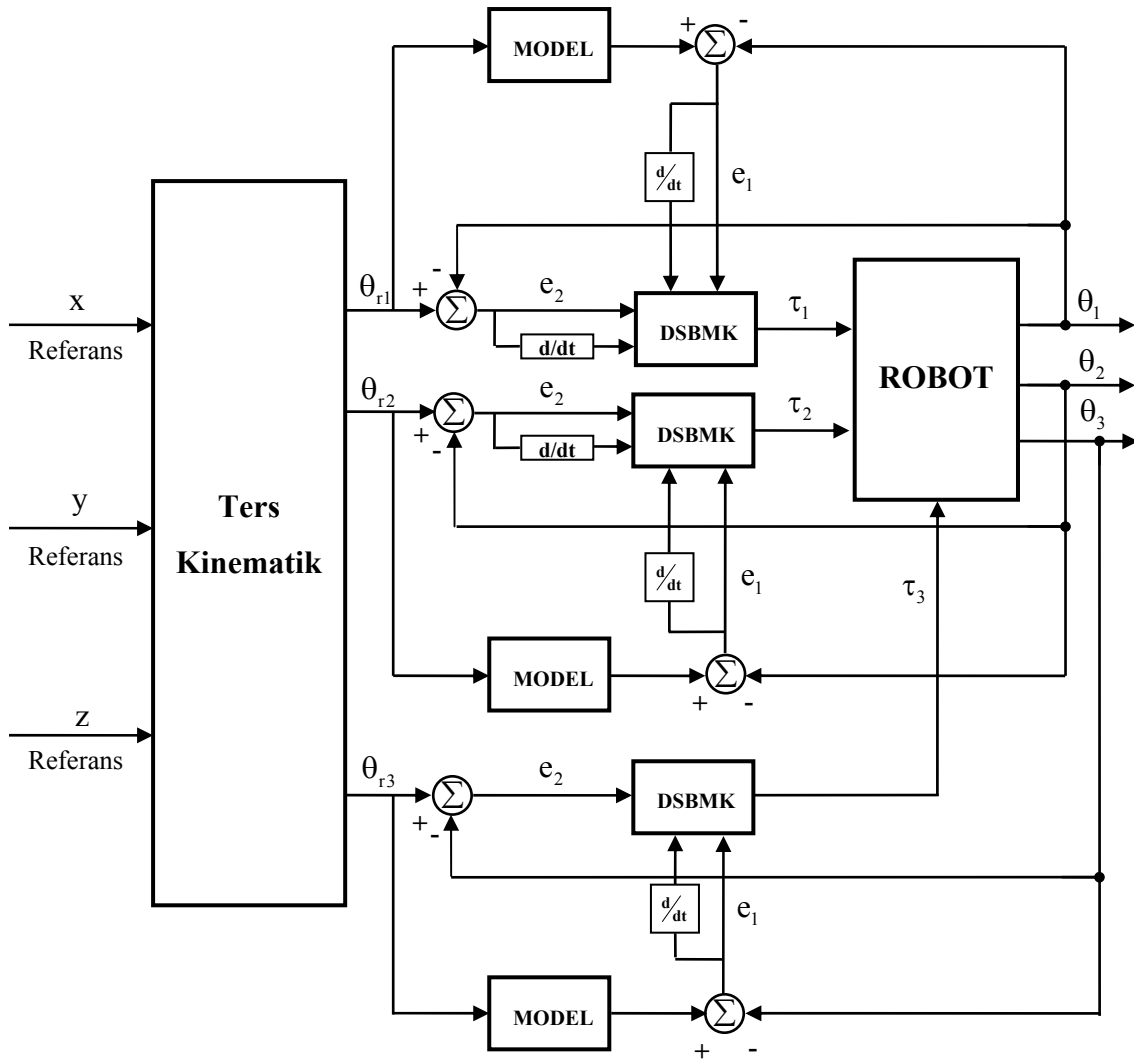


Şekil 5.8. Robot kolunun uç noktalarının zamana karşı değişimi

Robot kolunun verilen çember yörüngesini takibinde uç noktasının x-y koordinat sisteminde izlediği yörünge Şekil 5.9’de gösterilmiştir.



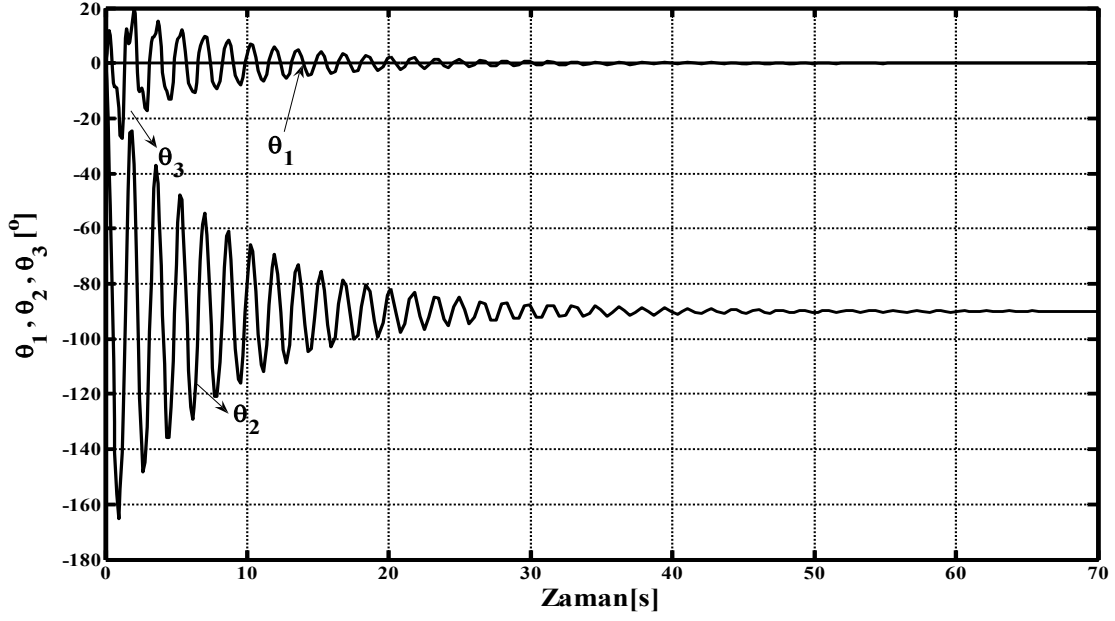
Şekil 5.9. Robot kolunun uç noktasının x-y koordinat sisteminde izlediği yörünge



Şekil 5.10. Üç serbestlik dereceli robotun konum kontrolü genel blok diyagramı

5.3. Üç Serbestlik Dereceli Robotun Tahriksiz Durumda Konum Değişimi

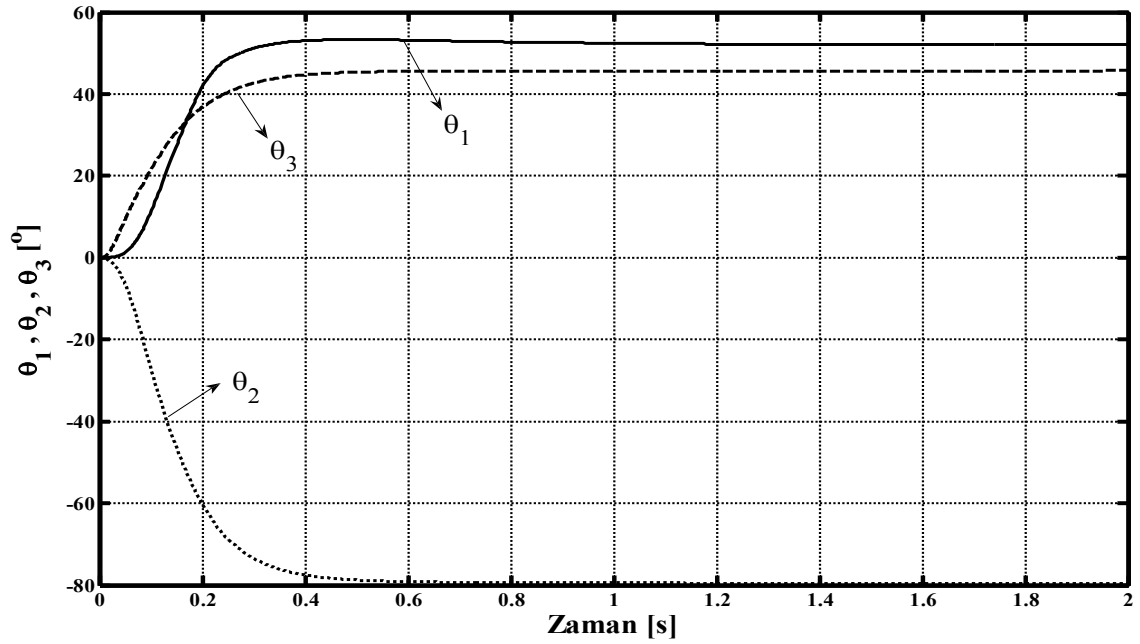
Robot kolunun $\theta_1 = 0^\circ$, $\theta_2 = 0^\circ$, $\theta_3 = 0^\circ$ başlangıç konumundan serbest bırakıldığında yerçekimi etkisiyle açıların zamana göre değişimi Şekil 5.11'de gösterilmiştir.



Şekil 5.11. Robotun tahriksiz durumda konum değişimi

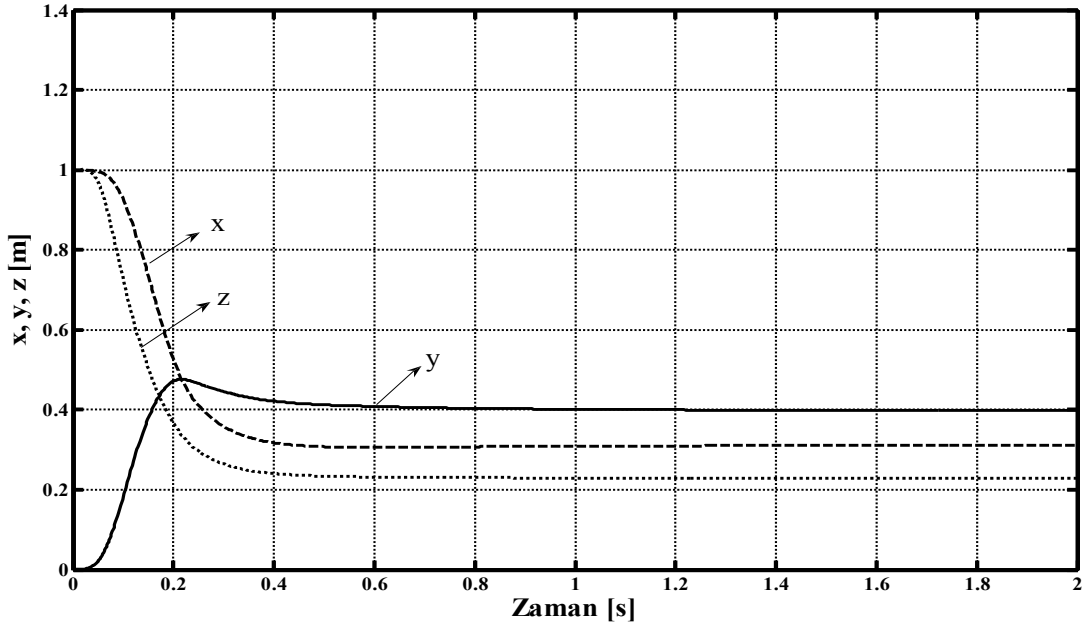
5.3.1. Başlangıç noktasından bir noktaya hareketi

Robot kolunun P(1,0,1) başlangıç konumundan P₁(0.32,0.41,0.24) noktasına hareketi esnasında θ_1 , θ_2 , θ_3 açılarının zamana karşı verdiği cevap Şekil 5.12'de gösterilmiştir.



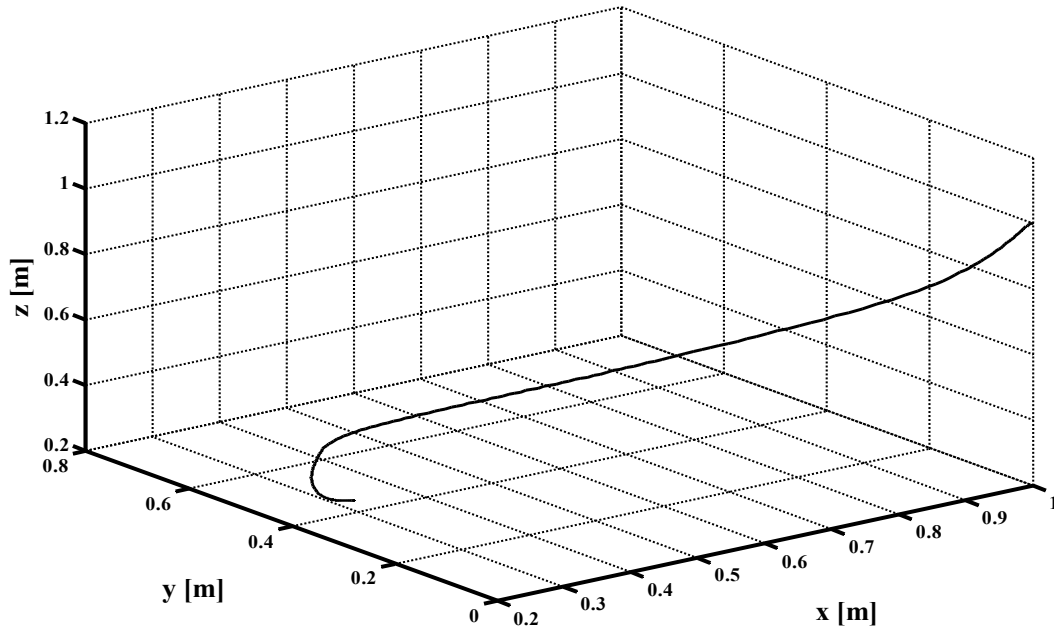
Şekil 5.12. θ_1 , θ_2 ve θ_3 açılarının zamana karşı verdiği cevap

Robot kolunun $P(1,0,1)$ başlangıç noktasından $P_1(0.32,0.41,0.24)$ noktasına hareketi esnasında uç noktasının x,y ve z doğrultuları için zamana karşı verdiği cevap Şekil 5.13'de gösterilmiştir.



Şekil 5.13. Robot kolunun uç noktasının zamana karşı verdiği cevap

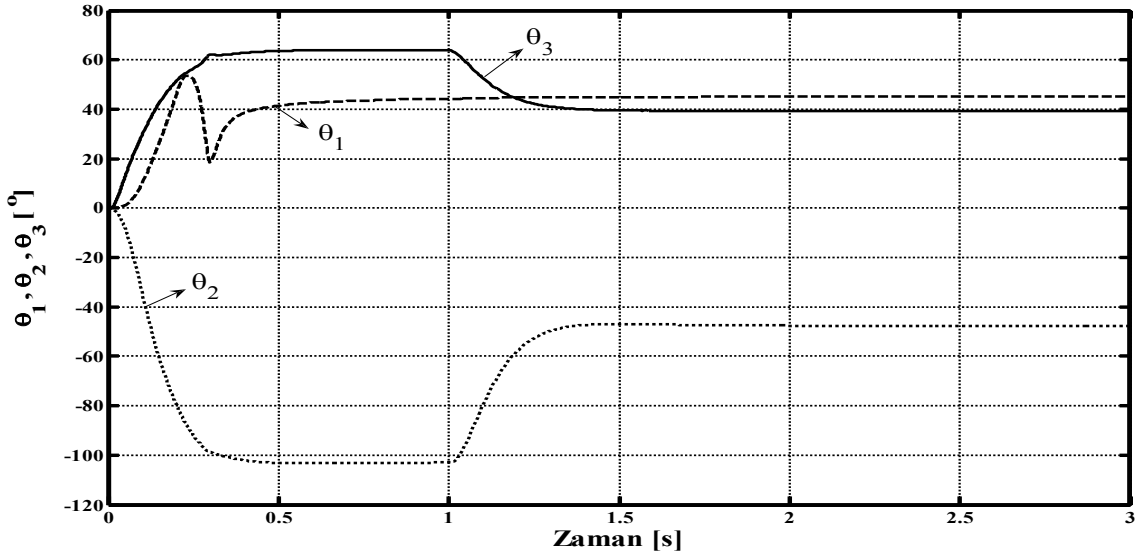
Robot kolunun $P(1,0,1)$ başlangıç noktasından $P_1(0.32,0.41,0.24)$ noktasına hareketi esnasında uç noktasının $x-y-z$ koordinat sisteminde izlediği yörünge Şekil 5.14'de gösterilmiştir.



Şekil 5.14. Robotun uç noktasının $x-y-z$ koordinat sisteminde izlediği yörünge

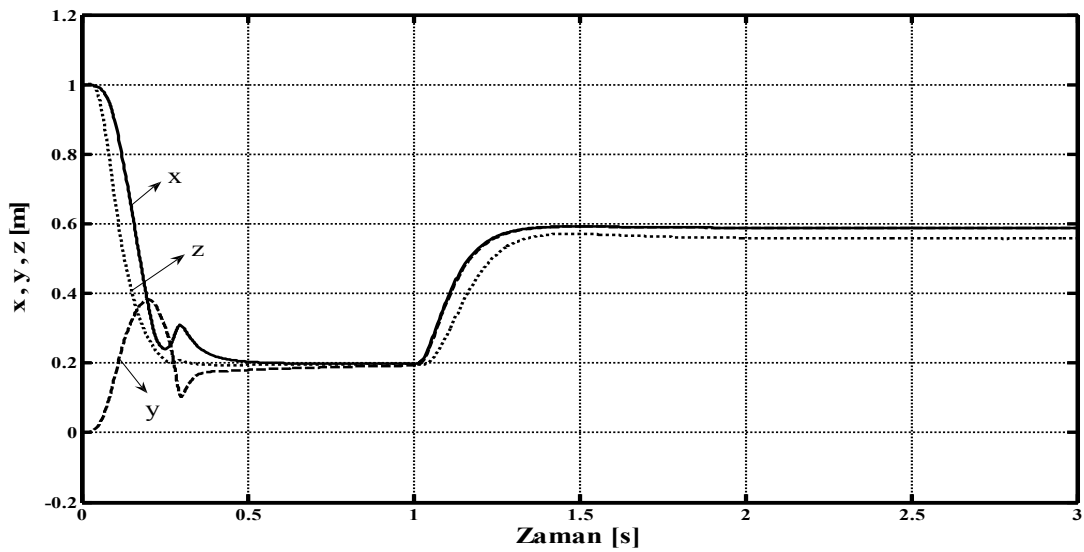
5.3.2. Başlangıç noktasından iki noktaya hareketi

Robot kolunun $P(1,0,1)$ başlangıç noktasından önce $P_1(0.2,0.2,0.2)$ noktasına daha sonra $P_2(0.6,0.6,0.6)$ noktasına hareketi esnasında θ_1 , θ_2 ve θ_3 açılarının zamana karşı verdiği cevap Şekil 5.15'de gösterilmiştir.



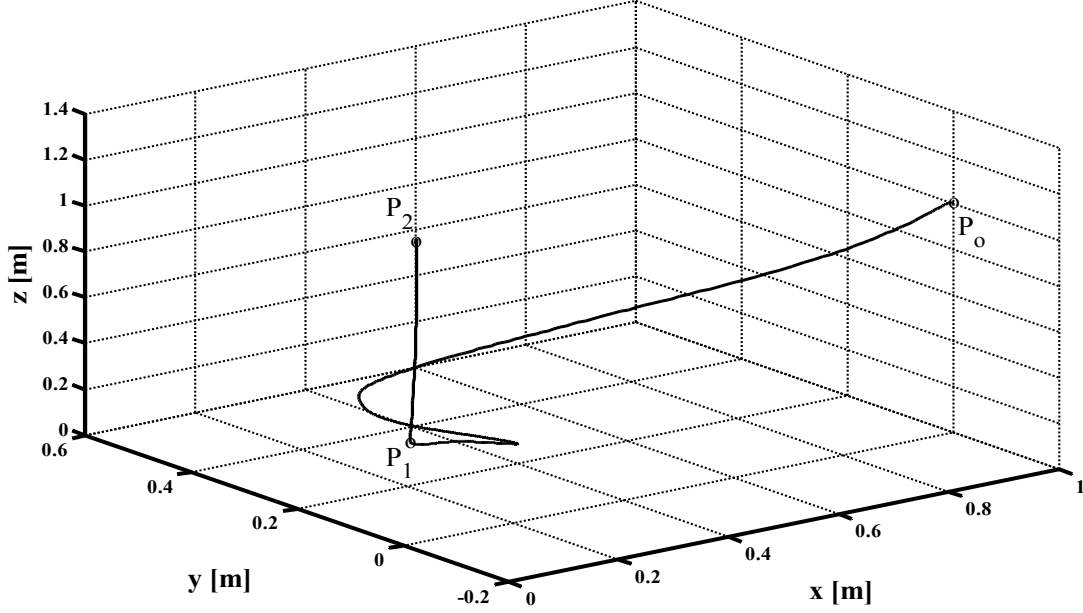
Şekil 5.15. θ_1 , θ_2 ve θ_3 açılarının zamana karşı verdiği cevap

Robot kolunun $P(1,0,1)$ başlangıç noktasından önce $P_1(0.2,0.2,0.2)$ noktasına daha sonra $P_2(0.6,0.6,0.6)$ noktasına hareketi esnasında uç noktasının x, y ve z doğrultuları için zamana karşı verdiği cevap Şekil 5.16'de gösterilmiştir.



Şekil 5.16. Robotun uç noktasının zamana karşı verdiği cevap

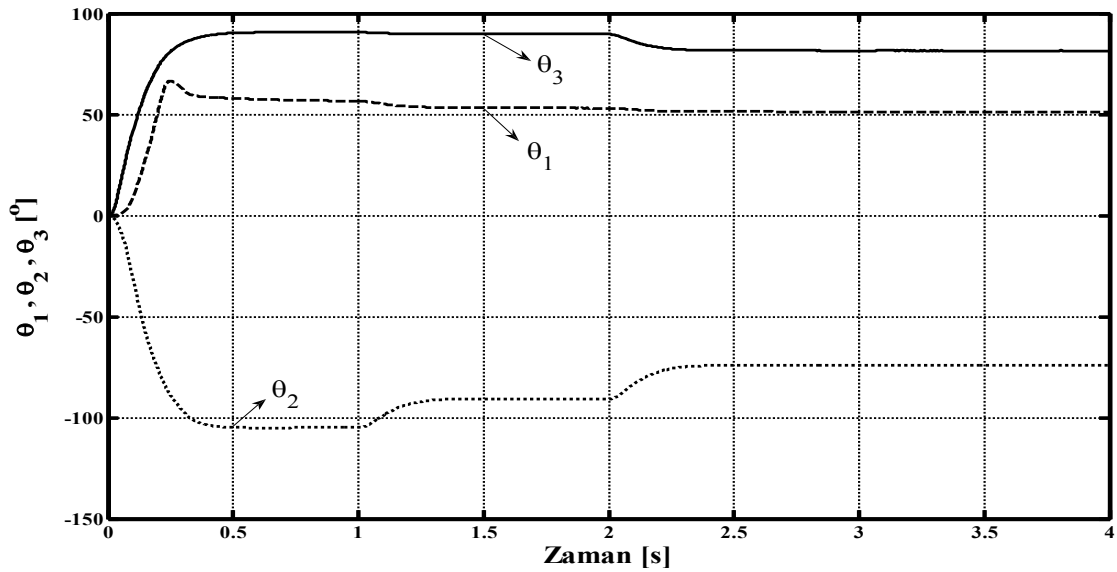
Robot kolunun $P(1,0,1)$ başlangıç noktasından önce $P_1(0.2,0.2,0.2)$ noktasına daha sonra $P_2(0.6,0.6,0.6)$ noktasına hareketi esnasında uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge Şekil 5.17'de gösterilmiştir.



Şekil 5.17. Robotun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge

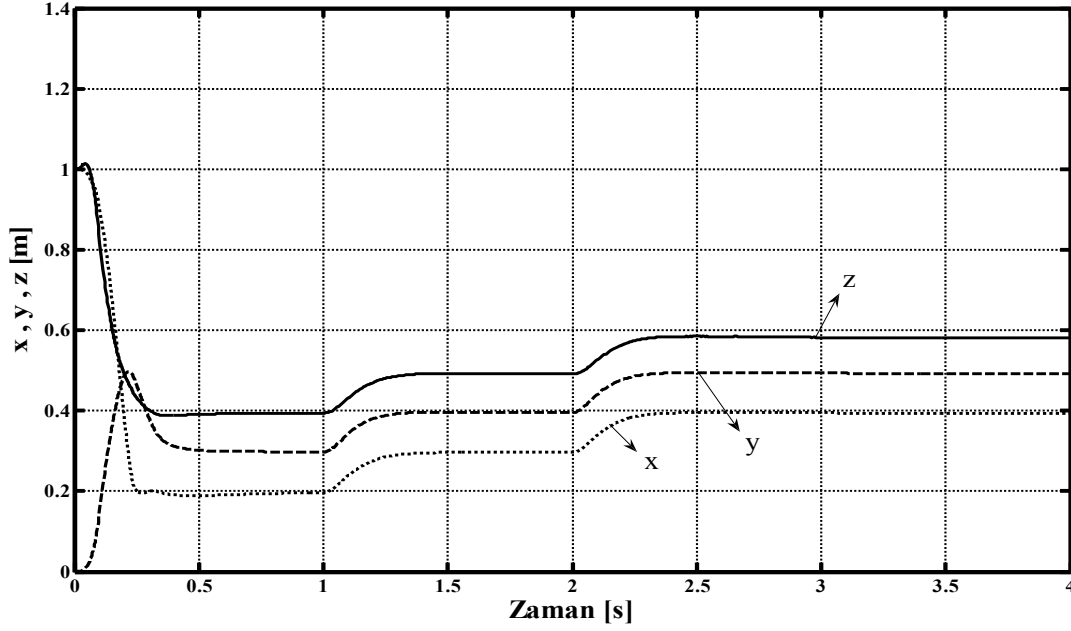
5.3.3. Başlangıç noktasından üç noktaya hareketi

Robot kolunun $P(1,0,1)$ başlangıç noktasından verilen, $P_1(0.2,0.3,0.4)$, $P_2(0.3,0.4,0.5)$ ve $P_3(0.4,0.5,0.6)$ noktalarına hareketi esnasında θ_1 , θ_2 ve θ_3 açılarının zamana karşı verdiği cevap Şekil 5.18'de gösterilmiştir.



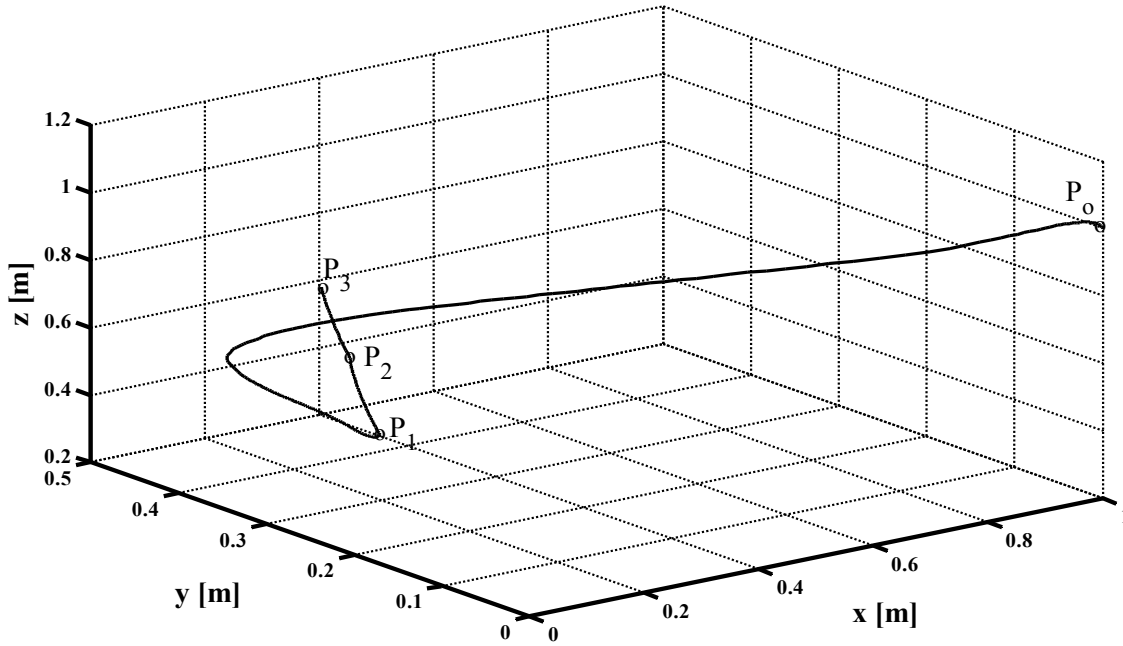
Şekil 5.18. θ_1 , θ_2 ve θ_3 açılarının zamana karşı verdiği cevap

Robot kolunun $P(1,0,1)$ başlangıç noktasından verilen, $P_1(0.2,0.3,0.4)$, $P_2(0.3,0.4,0.5)$ ve $P_3(0.4,0.5,0.6)$ noktalarına hareketi esnasında uç noktasının x, y ve z doğrultuları için zamana karşı verdiği cevap Şekil 5.19'de gösterilmiştir.



Şekil 5.19. Robotun uç noktasının zamana karşı verdiği cevap

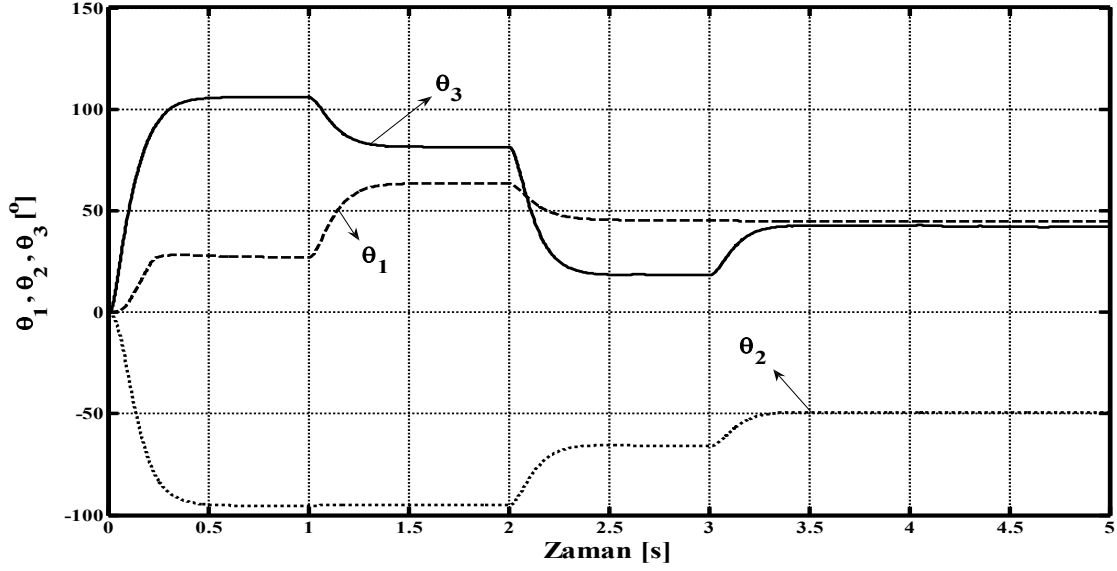
Robot kolunun $P(1,0,1)$ başlangıç konumundan verilen $P_1(0.2,0.3,0.4)$, $P_2(0.3,0.4,0.5)$ ve $P_3(0.4,0.5,0.6)$ noktalarına hareketi esnasında uç noktasının $x-y-z$ koordinat sisteminde izlediği yörünge Şekil 5.20'de gösterilmiştir.



Şekil 5.20. Robotun uç noktasının $x-y-z$ koordinat sisteminde izlediği yörünge

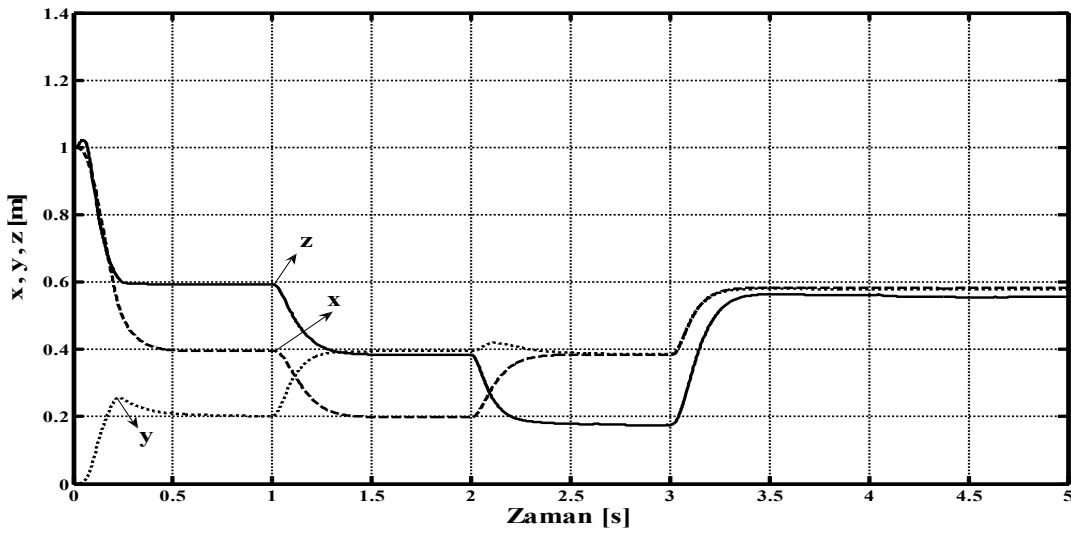
5.3.4. Başlangıç noktasından dört noktaya hareketi

Robot kolunun P(1,0,1) başlangıç noktasından verilen P₁(0.4,0.2,0.6), P₂(0.2,0.4,0.4), P₃(0.4,0.4,0.2) ve P₄(0.6,0.6,0.6) noktalarına hareketi esnasında θ_1 , θ_2 ve θ_3 açılarının zamana karşı verdiği cevap Şekil 5.21’de gösterilmiştir.



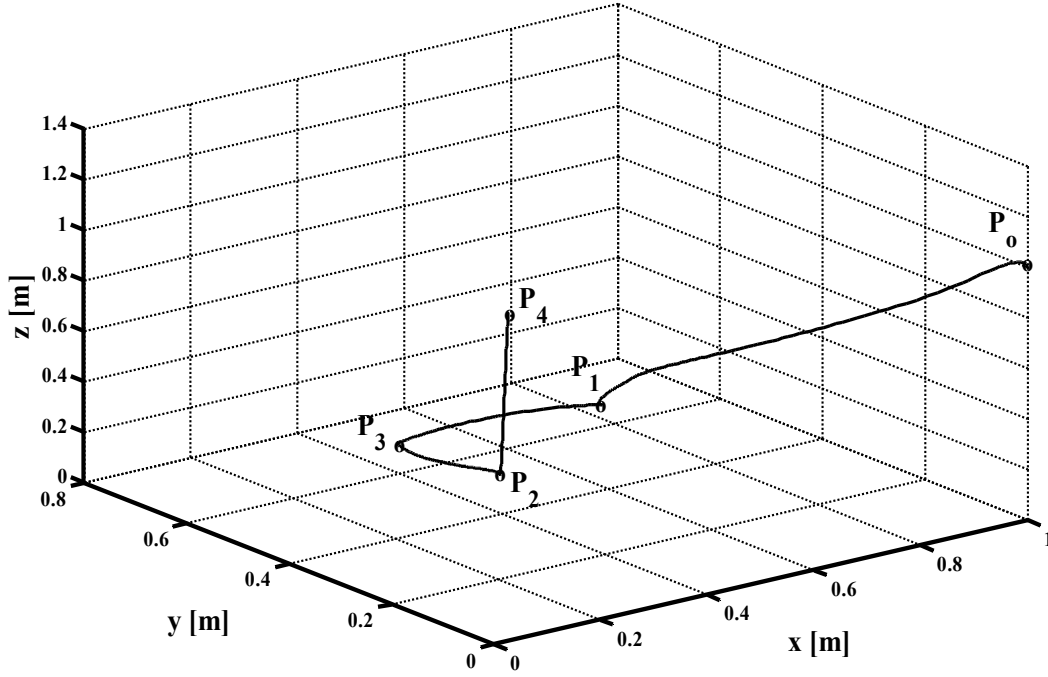
Şekil 5.21. θ_1 , θ_2 ve θ_3 açılarının zamana karşı verdiği cevap

Robot kolunun P(1,0,1) başlangıç noktasından verilen P₁(0.4,0.2,0.6), P₂(0.2,0.4,0.4), P₃(0.4,0.4,0.2) ve P₄(0.6,0.6,0.6) noktalarına hareketi esnasında uç noktasının x,y ve z doğrultuları için zamana karşı verdiği cevap Şekil 5.22’de gösterilmiştir.



Şekil 5.22. Robotun uç noktasının zamana karşı verdiği cevap

Robot kolunun $P(1,0,1)$ başlangıç noktasından verilen $P_1(0.4,0.2,0.6)$, $P_2(0.2,0.4,0.4)$, $P_3(0.4,0.4,0.2)$ ve $P_4(0.6,0.6,0.6)$ noktalarına hareketi esnasında uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge Şekil 5.23'de gösterilmiştir.



Şekil 5.23. Robotun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge

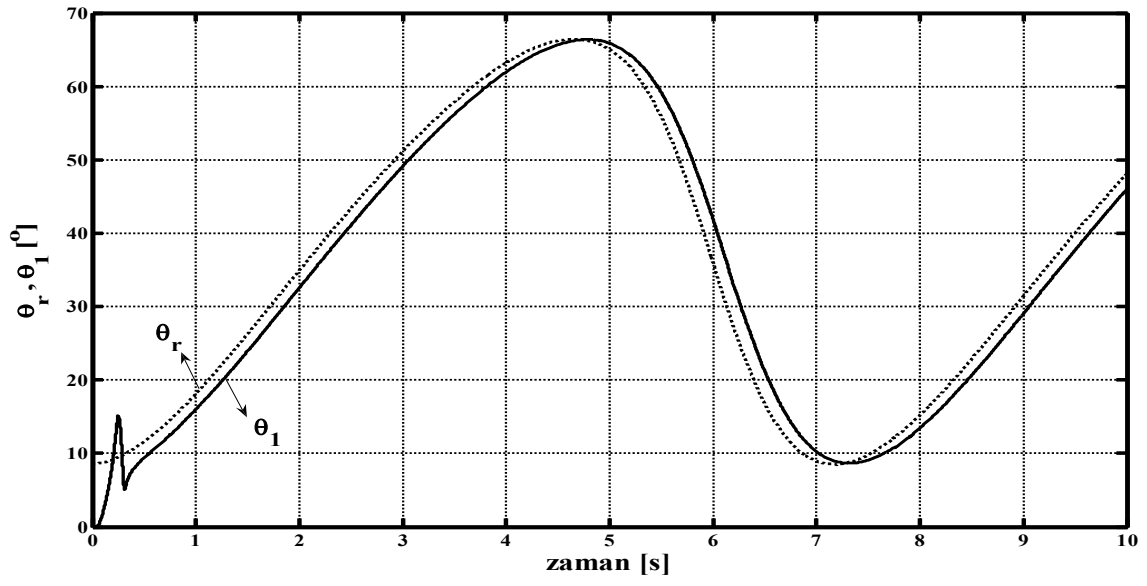
Robot kolunun uç noktasının, başlangıç konumundan verilen bir, iki, üç ve dört noktaya giderken yapılan simülasyon sonuçlarından elde edilen yükselme zamanı $t_r[s]$, maksimum aşım $M_p[\%]$, oturma zamanı $t_s[s]$ ve kalıcı hal hatası $e_{ss} [^\circ]$, verilerin düzenlenmesiyle Tablo 5.1 elde edilmiştir.

Tablo 5.1. Robotun verilen noktalara giderken elde edilen başarımların sonuç tablosu

$P_o(1,0,1)$	θ	tr[s]	Mp[%]	ts[s]	$e_{ss} [^\circ]$
1Nokta 0-1s $P_1(0.32, 0.41, 0.24)$	θ_1	00.21	00.00	00.85	00.04
	θ_2	00.20	00.00	00.86	00.80
	θ_3	00.20	00.00	00.89	00.25
2Nokta 0-1s , 1-2s $P_1(0.2, 0.2, 0.2)$ $P_2(0.6, 0.6, 0.6)$	θ_1	00.17-01.20	24.00-00.00	00.91-01.30	00.20-00.05
	θ_2	00.19-00.18	00.00	00.50-02.10	00.20-00.10
	θ_3	01.18-00.19	03.00-00.00	00.65-1.50	00.15-00.30
3Nokta 0-1s, 1-2s, 2-3s $P_1(0.2, 0.3, 0.4)$ $P_2(0.3, 0.4, 0.5)$ $P_3(0.4, 0.5, 0.6)$	θ_1	00.19-01.20- 02.15	17.80-00.00- 00.00	00.90-01.26- 02.24	00.30-00.01- 00.00
	θ_2	00.22-01.12- 02.11	00.00-00.00- 00.00	00.80-01.40- 02.80	00.05-00.50- 01.40
	θ_3	00.20-01.10- 02.15	00.00-00.00- 00.00	00.70-01.30- 02.60	00.40-00.30- 00.40
4Nokta 0-1s,1-2s,2-3s,3-4s $P_1(0.4, 0.2, 0.6)$ $P_2(0.2, 0.4, 0.4)$ $P_3(0.4, 0.4, 0.2)$ $P_4(0.6, 0.6, 0.6)$	θ_1	00.12-01.18- 02.20-03.20	07.60-00.00- 00.00-00.00	01.00-01.50- 02.50-03.70	00.40-00.00- 00.25-00.00
	θ_2	00.21-01.10- 02.10-03.30	00.00-00.00- 00.00-00.00	00.60-01.30- 02.40-03.70	00.50-00.50- 00.10-00.20
	θ_3	00.16-01.23- 02.20-03.19	00.00-00.00- 00.00-00.00	00.55-01.43- 02.41-03.42	00.35-00.31- 00.30-00.40

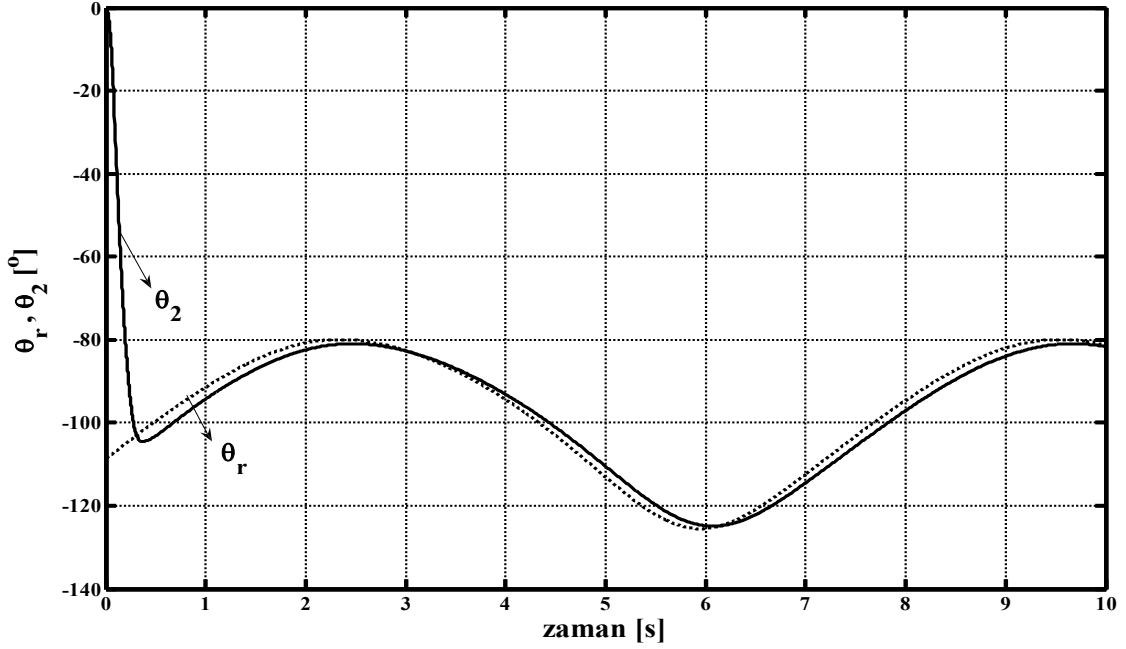
5.3.5. Çember yörüngesini takibi

Ağırlıkları sırasıyla birinci kol 4 kg, ikinci ve üçüncü kol 3'er kg, uzunlukları, birinci kol 1m, ikinci ve üçüncü kol 0.5 m olarak alınan robotun, uç noktası $P(1,0,1)$ başlangıç noktasından, merkezi $O(0.28,0.28)$, yarıçapı olarak verilen çember yörüngesinin takibinde θ_1 açısının zamana karşı verdiği cevabı Şekil 5.24'da gösterilmiştir.



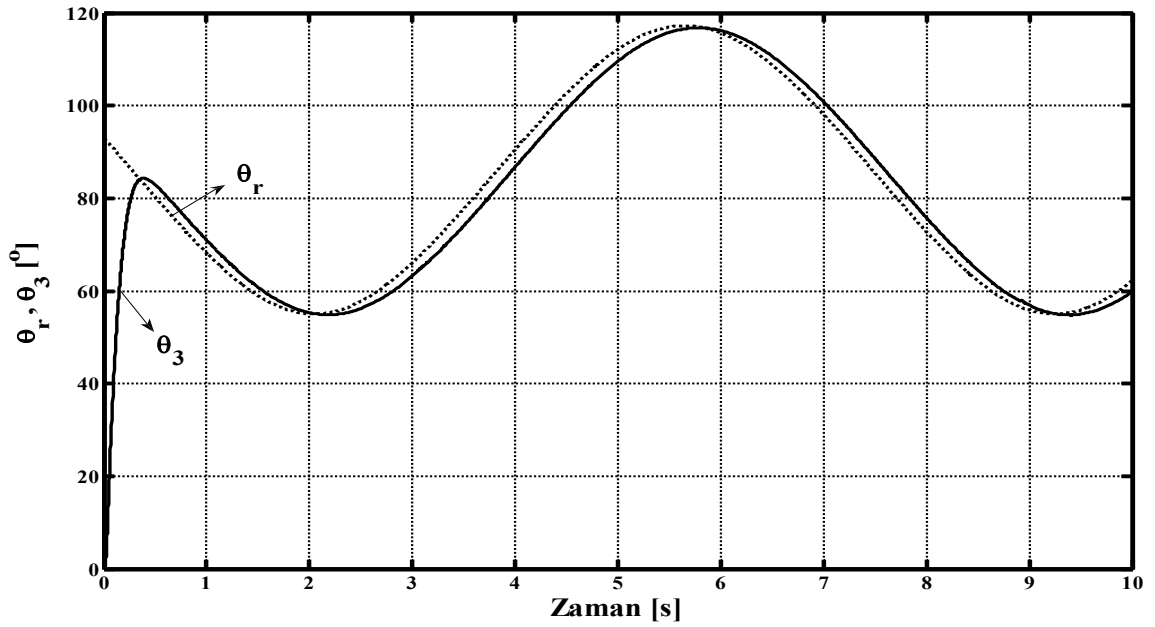
Şekil 5.24. θ_1 açısının zamana karşı verdiği cevap

θ_2 açısının zamana karşı verdiği cevabı Şekil 5.25'da gösterilmiştir.



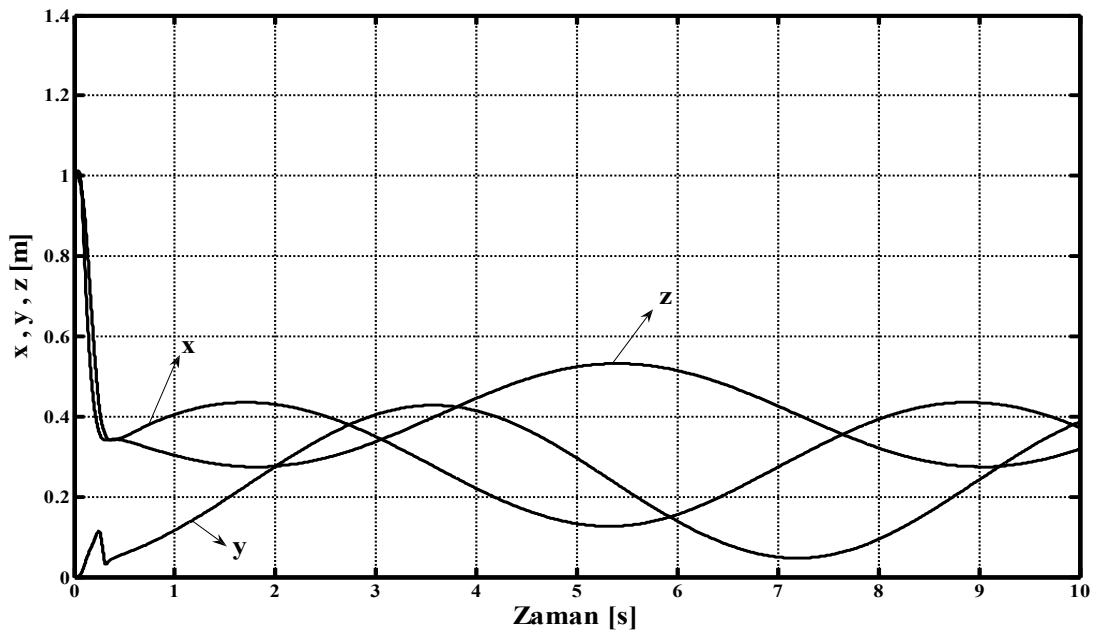
Şekil 5.25. θ_2 açısının zamana karşı verdiği cevap

θ_3 açısının zamana karşı verdiği cevabı Şekil 5.26'da gösterilmiştir.



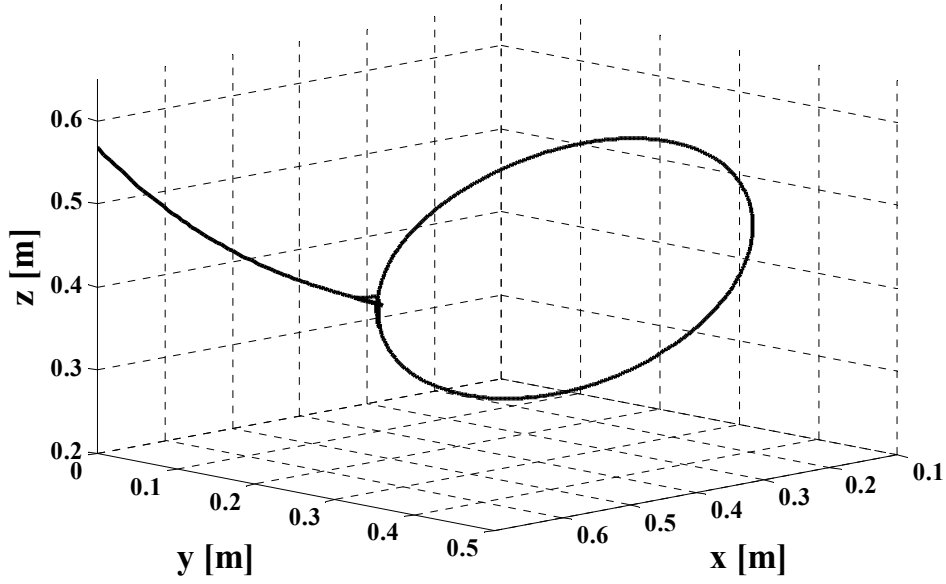
Şekil 5.26. θ_3 açısının zamana karşı verdiği cevap

Robot kolunun verilen çember yörüngesinin takibinde uç noktasının koordinatlarının değişimi Şekil 5.27'de gösterilmiştir.



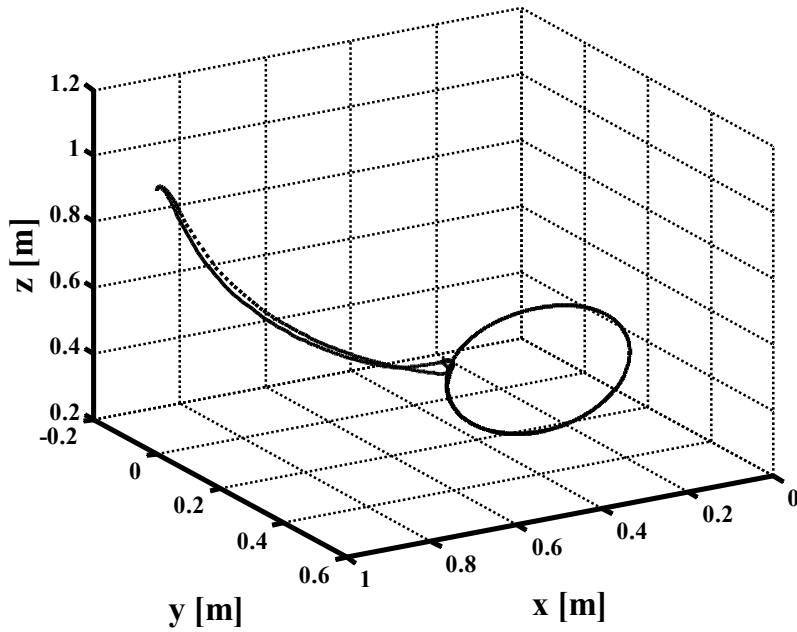
Şekil 5.27. Robot kolunun uç noktasının zamana karşı değişimi

Robot kolunun verilen çember yörüngesinin takibinde uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge Şekil 5.28’de gösterilmiştir.



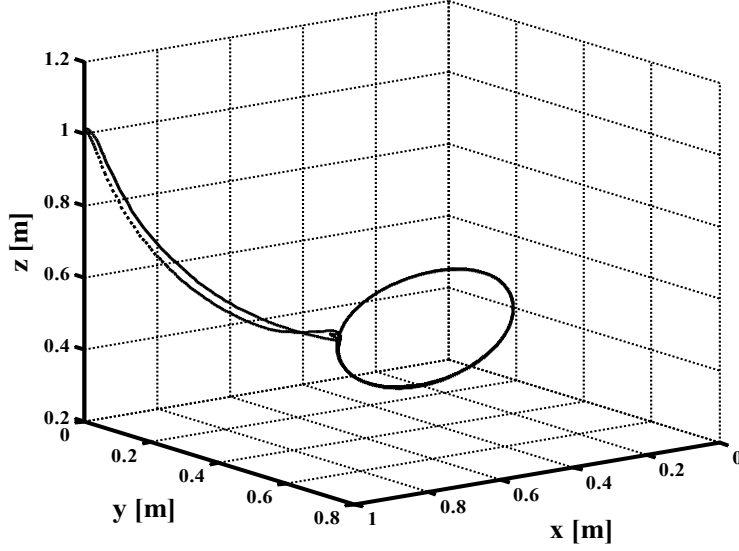
Şekil 5.28. Robot kolun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge

Boyutlarında bir değişiklik yapmadan yoğunluğu daha az ancak daha mukavemetli malzemeler kullanılarak bir, iki ve üçüncü kolların ağırlıkları 2’şer kg yapılarak aynı çember yörüngesi izletildiğinde robot kolunun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde üst üste çizdirilen yörüngeler Şekil 5.29 ‘de gösterilmiştir.



Şekil 5.29. Robot kolun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge

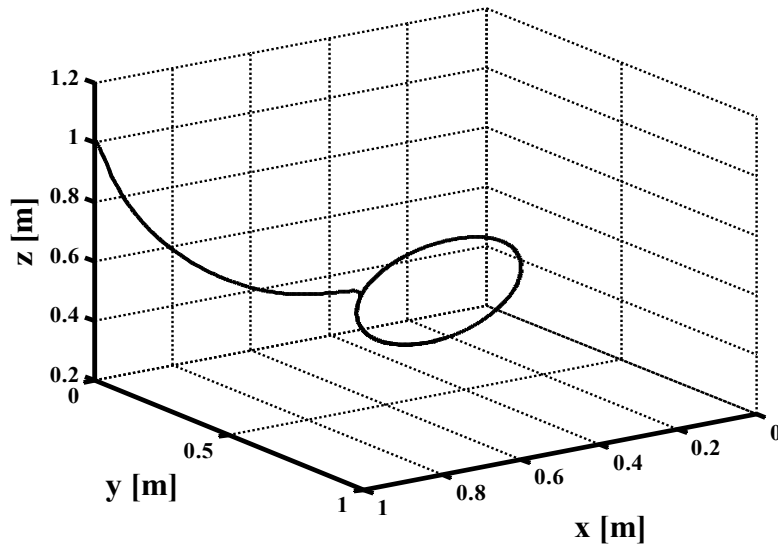
Boyutlarında ve ağırlıklarında değişiklik yapmadan kural sayısı iki katına çıkarılarak aynı çember yörüngesi izletildiğinde robot kolunun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde üst üste çizdirilen yörüngeler Şekil 5.30'de gösterilmiştir.



Şekil 5.30. Robot kolun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge

5.3.6. Bozucu yük altında çember yörüngesini takibi

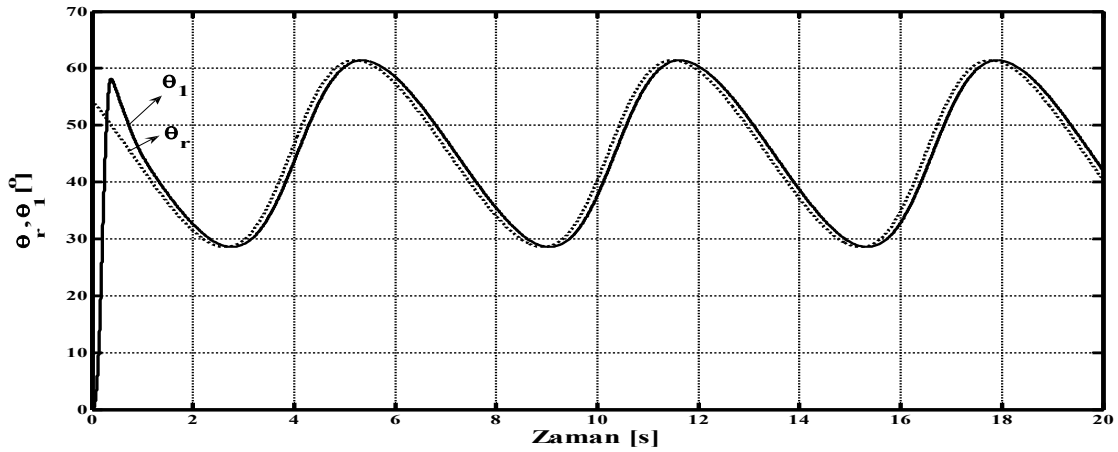
Robot kolunun verilen çember yörüngesinin takibinin (2)inci (4)üncü ve (6)ıncı saniyelerinde sırasıyla 2, 5 ve 9 [Nm]'lik bozucu momentler simülasyon boyunca uygulanmıştır. Yüklü ve yüksüz halde yörünge izlerken robot kolunun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde çizdirilen yörüngeler Şekil 5.31'de gösterilmiştir.



Şekil 5.31. Robot kolun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge

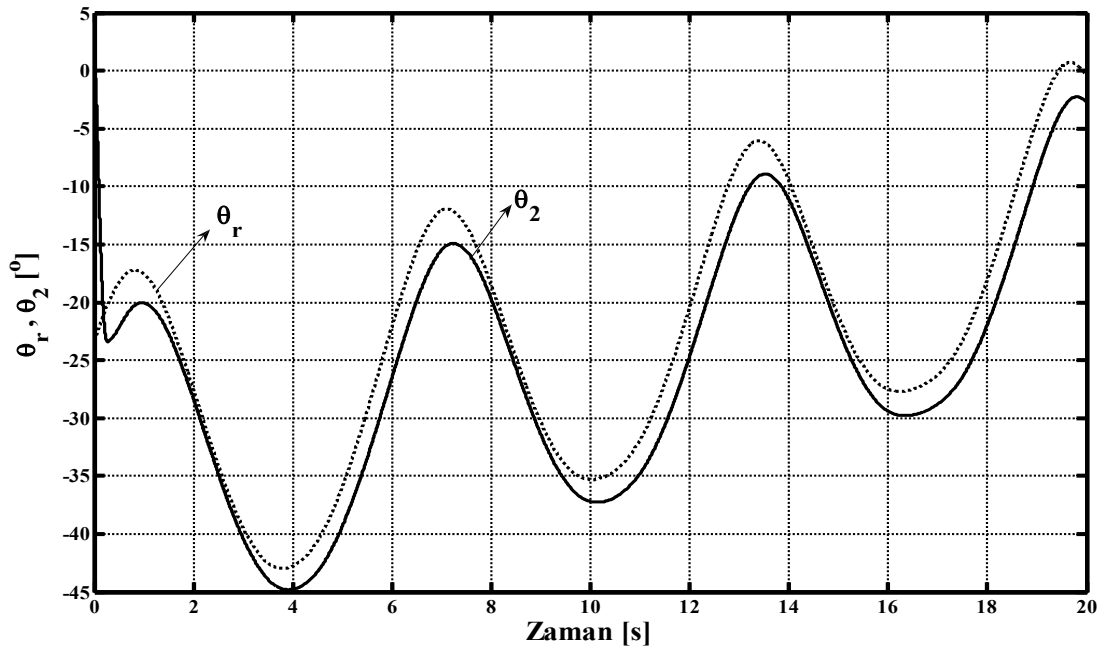
5.3.7. Dikey helis yörünge takibi

Robot kolunun uç noktasının olan $P(1,0,1)$ başlangıç noktasından, $O(0.5,0.5)$ merkezli, yarıçapı $r = 0.2$, hatvesi $h = 0.06$ m, helis açısı $\alpha = 0.047^\circ$ olarak verilen z doğrultusunda bir helis yörüngesinin takibinde θ_1 açısının zamana karşı verdiği cevabı Şekil 5.32’de gösterilmiştir.



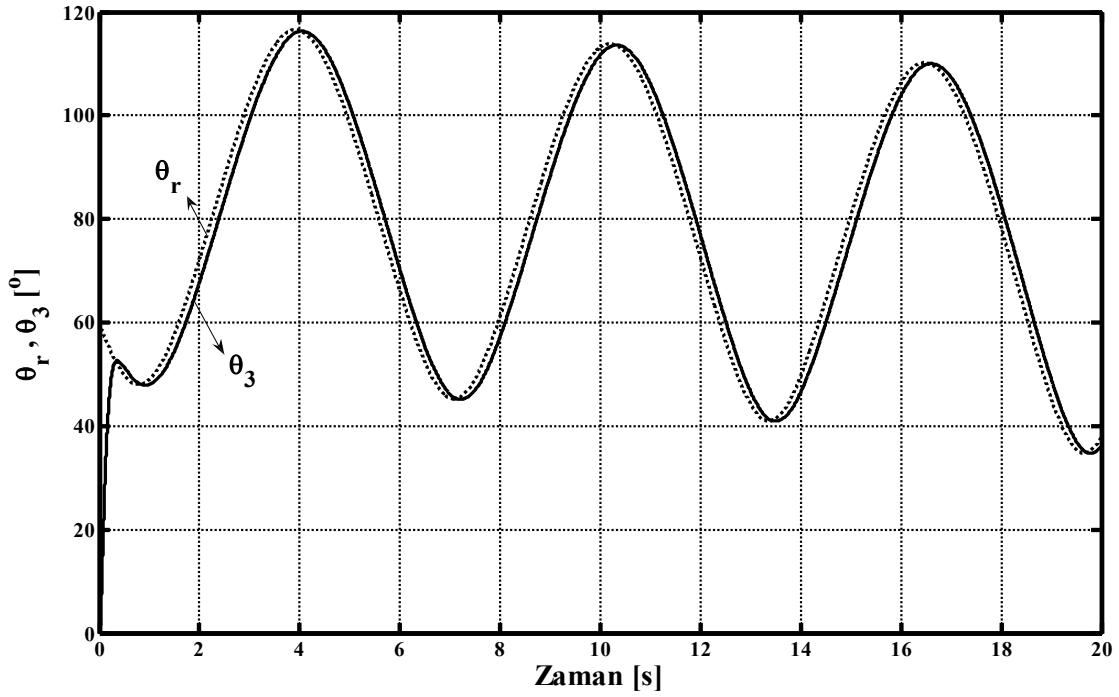
Şekil 5.32. θ_1 açısının zamana karşı verdiği cevap

θ_2 açısının zamana karşı verdiği cevabı Şekil 5.33’de gösterilmiştir.



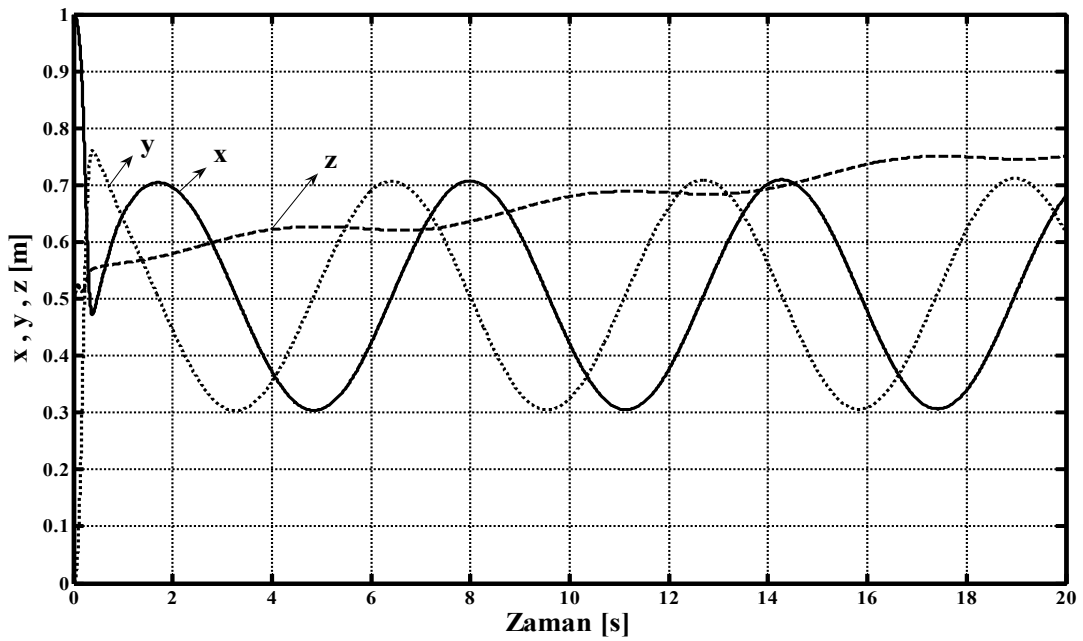
Şekil 5.33. θ_2 açısının zamana karşı verdiği cevap

θ_3 açısının zamana karşı verdiği cevabı Şekil 5.34'da gösterilmiştir.



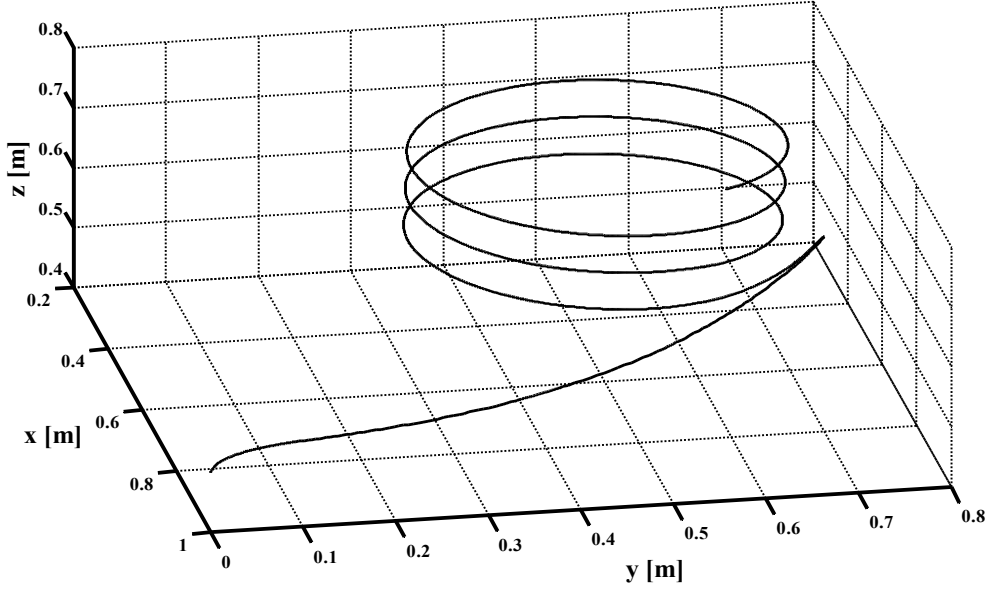
Şekil 5.34. θ_3 açısının zamana karşı verdiği cevap

Robot kolunun verilen dikey helis yörüngesinin takibinde uç noktasının koordinatlarının değişimi Şekil 5.35'de gösterilmiştir.



Şekil 5.35. Robotun uç noktasının x-y-z koordinatlarının zamana karşı değişimi

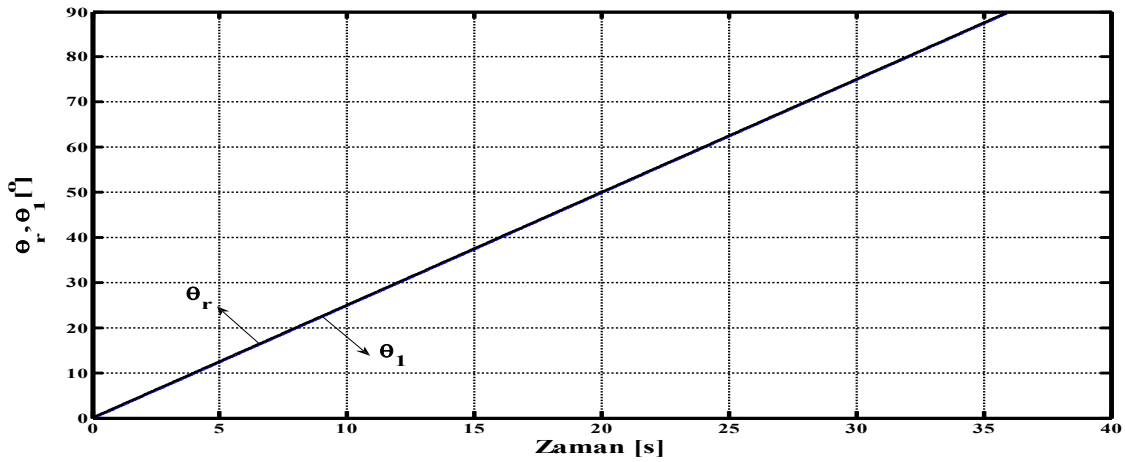
Robot kolunun verilen dikey helis yörüngesinin takibinde uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge Şekil 5.36'de gösterilmiştir.



Şekil 5.36. Robotun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge

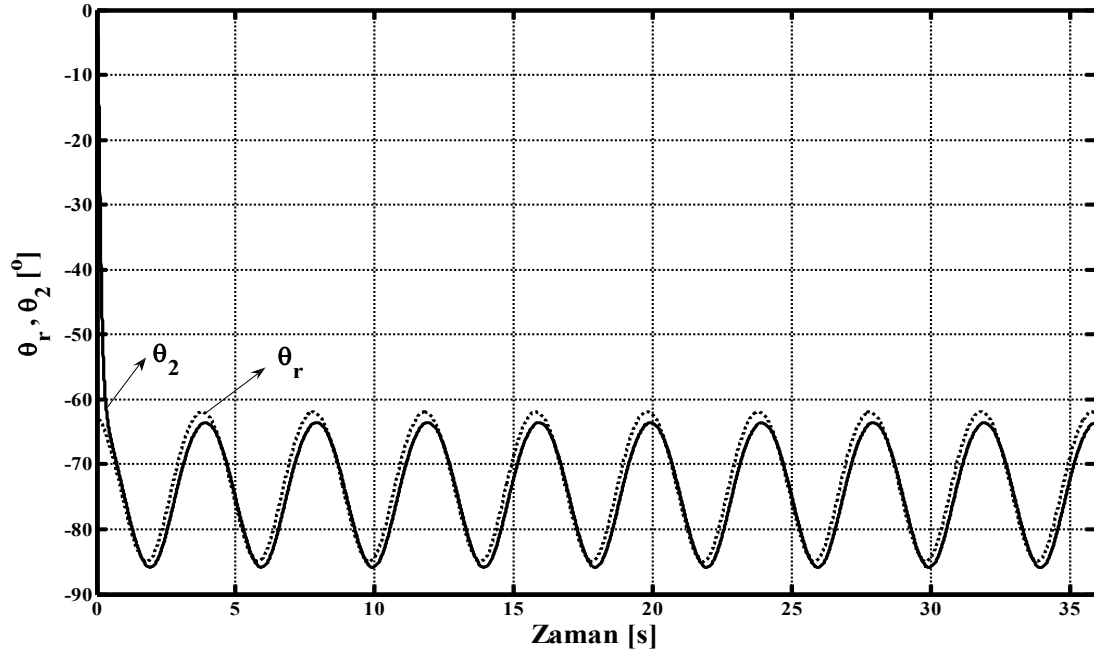
5.3.8. Yatay helis yörünge takibi

Robot kolunun uç noktası olan $P(1,0,1)$ başlangıç noktasından yarıçapı, $r = 0.1$, hatvesi $h = 0.17$ m helis açısı $\alpha = 0.27^\circ$ olarak verilen ve birinci kolun 90° dönmesiyle yatay yönde oluşan helis yörüngesinin takibinde θ_1 açısının zamana karşı verdiği cevabı Şekil 5.37'da gösterilmiştir.



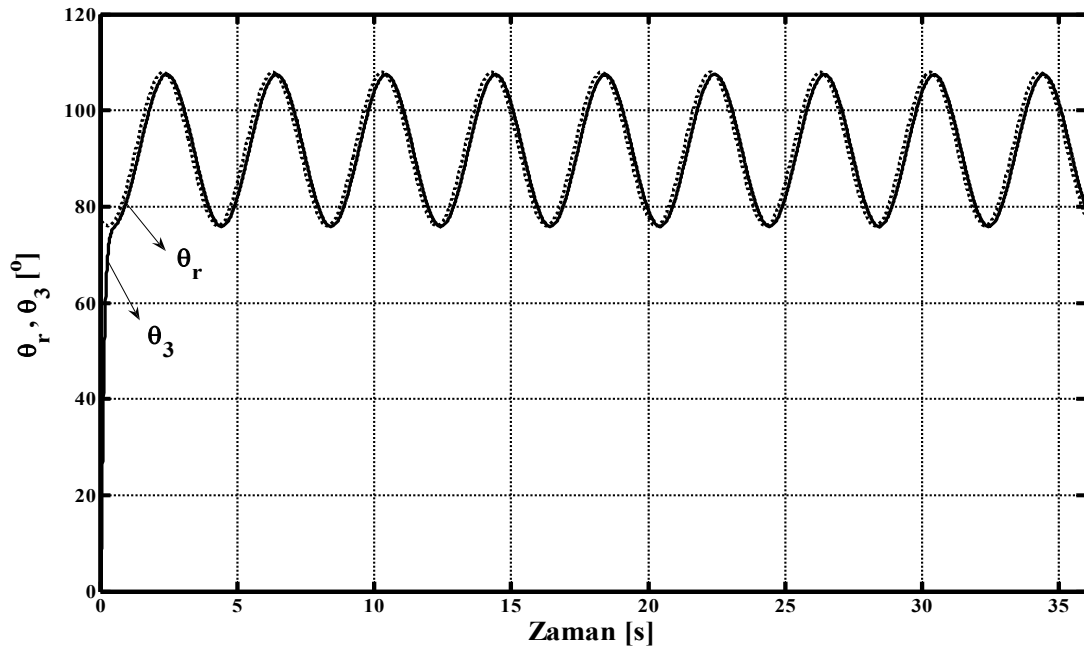
Şekil 5.37. θ_1 açısının zamana karşı verdiği cevap

θ_2 açısının zamana karşı verdiği cevabı Şekil 5.38’de gösterilmiştir.



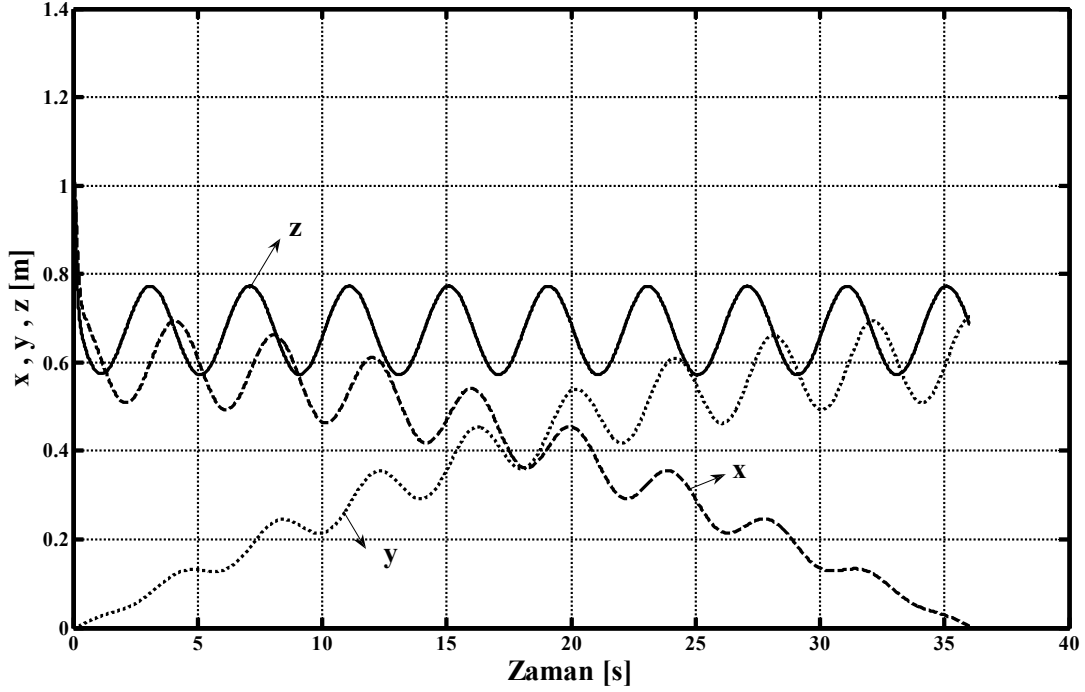
Şekil 5.38. θ_2 açısının zamana karşı verdiği cevap

θ_3 açısının zamana karşı verdiği cevabı Şekil 5.39’da gösterilmiştir.



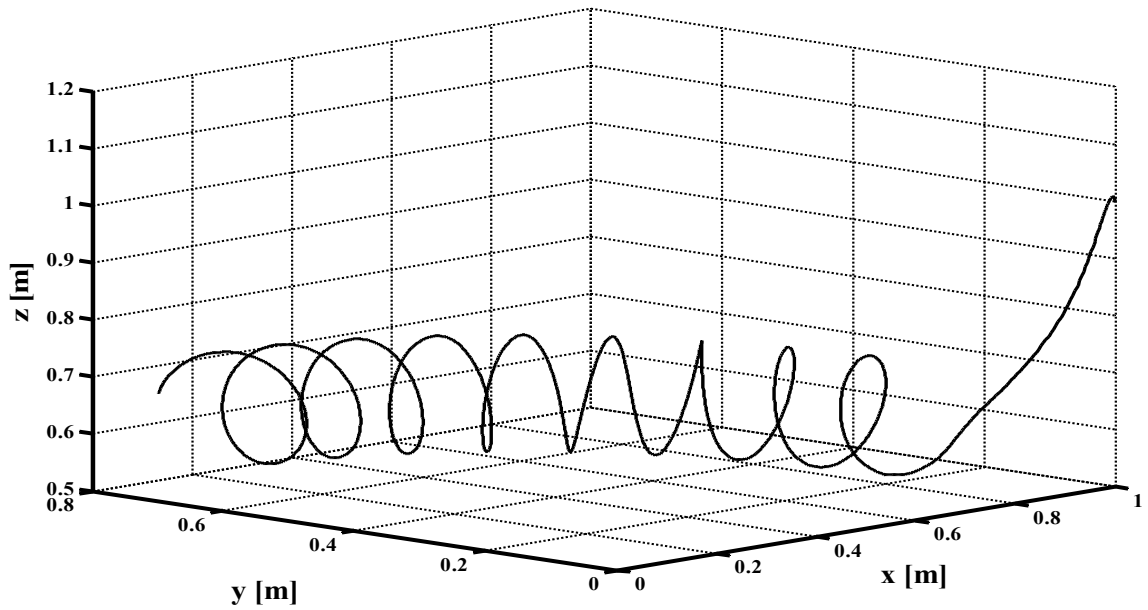
Şekil 5.39. θ_3 açısının zamana karşı verdiği cevap

Robot kolunun verilen yatay helis yörüngesinin takibinde uç noktasının koordinatlarının değişimi Şekil 5.40'de gösterilmiştir.



Şekil 5.40. Robotun uç noktasının x-y-z koordinatlarının zamana karşı değişimi

Robot kolunun verilen yatay helis yörüngesinin takibinde uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge Şekil 5.41'de gösterilmiştir.



Şekil 5.41. Robotun uç noktasının x-y-z koordinat sisteminde izlediği yörünge

BÖLÜM 6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada robot kontrolünde sıkça kullanılan yöntemlerden; yapay sinir ağları, bulanık mantık ve model referans adaptif kontrol yöntemleri incelenmiştir. Elde edilen bilgilerin ışığı altında model referansa dayalı dinamik sinirsel bulanık mantık kontrolör (DSBMK) önerilmiştir.

Yapay sinir ağlarında oluşturulan ağ gerçek zamanda kullanılmadan önce çevrim dışı zamanda eğitilir. Her bir iterasyon da hata değerini daha da düşürecek en uygun ağırlık değerleri bulunmaya çalışılır. Ağ, hatayı minimuma düşüren en uygun ağırlık değerleri bulduktan sonra başka bir deyişle eğitim tamamlandıktan sonra çevrim içi kullanılabilir. Bir zaman kaybı olan bu duruma benzer bir durum ile bulanık mantık kontrolör tasarlanırken de karşı karşıya gelinir. Bulanık mantıkta giriş değerlerini dilsel ifadelerle dönüştüren üyelik fonksiyonlarının parametreleri tasarım aşamasında deneme ve yanılma yolu ile bulunur. Üyelik fonksiyonlarının sayısı arttıkça hassasiyette artmaktadır. Ancak sayı çok fazla olduğunda ise işlem yükü de arttığından sistemde de aşırı bir yavaşlama söz konusu olup cevap verme zamanı da artmaktadır. Bulanık mantıkta kuralları oluşturmak için çok fazla uzman bilgisine ihtiyaç duyulur. Çok fazla kural kullanıldığında sistem karmaşık bir yapı oluşturur ve kurallardan sonuç çıkarım oldukça zorlaşır. Bu durumlar YSA ve BM'nin negatif yönleridir. YSA'nın öğrenme ve hızlı hesap yapabilme yeteneği ile BM'nin kesin kararlar verebilme yeteneği gibi pozitif yönlerini birleştiren DSBMK, YSA ve BM'nin bu negatif yönlerini taşımaz. Üyelik fonksiyonları sayısı ve öğrenme oranı katsayıları tecrübe ve yörünge takibinden istenen hassasiyete göre tespit edilerek her bir serbestlik derecesi için ayrı ayrı kullanılan DSBMK dinamik yapısı sayesinde ağırlıklarını ve üyelik fonksiyonlarının parametrelerini gerçek zamanda kendisi ayarlar. Kural sayısı ne kadar fazla olursa olsun kural yazmayı gerektirmez. Öğrenme algoritması ile sistemden aldığı bilgileri eğitim seti gibi kullanarak ağırlıklarını ve diğer parametrelerini çevrim içi zamanda sistematik ve kısa bir zamanda günceller.

Üç boyutlu endüstriyel robotun matematik modeli çıkartılırken daha gerçeğe yakın simülasyon sonuçları verebilen bir model elde edebilmek için yerçekimi ivmesi ve sürtünme kayıpları dinamik denklemlere dâhil edilmiştir. Kontrolör, basitten karmaşığa doğru adım adım ilk olarak tek serbestlik dereceli robot kolunun konum kontrolünde daha sonra iki serbestlik dereceli robot kolunun düzlemsel yörünge takibinde denendikten sonra, elde edilen sinerji ile üç serbestlik dereceli uzaysal endüstriyel robotun, uzayda yörünge takibi ve dayanıklılığı test edilmiştir. Bunun için üç serbestlik dereceli robota uzayda, verilen çember yörüngesini takip ederken (2)inci, (4)üncü ve (6)ıncı saniyelerde sırasıyla 2 [Nm], 5 [Nm] ve 9 [Nm]'lik bozucu momentler uygulanmış ve yörüngede kayda değer bir bozulma meydana gelmemiş ve sistemin dayanıklı olduğu gözlemlenmiştir. Ayrıca üyelik fonksiyonları sayısı iki kat artırılarak yapılan simülasyon da ve boyutlar değiştirilmeden sadece malzeme değiştirilerek kolların ağırlıkları hafifletilerek yapılan simülasyonda yörünge takibinin hassasiyetinin de arttığı gözlemlenmiştir.

Bilindiği gibi öğrenme oranı katsayısı düşük alındığında öğrenme süreci uzun olmakta, çok yüksek alındığında ise minimum hata belli bir değerin altına düşürülememektedir. Bu yüzden uygun öğrenme oranının seçilmesi hassasiyet ve hız için çok önemlidir. Bundan sonraki çalışmalarda öğrenme oranı katsayısını sabit değer almak yerine başlangıçta yüksek ve gittikçe azalan değişken değerler alınarak hızda ve hassasiyetteki iyileşmeler incelenebilir. Uygun üyelik fonksiyonu ve kural sayısının da serbestlik derecesine bağlı olarak arttığı simülasyon çalışmalarından görülmüştür. Uygun üyelik fonksiyonu ve kural sayısının gerçek zaman uygulamalarında ihtiyaca göre kontrolör tarafından bulunması çalışmaya çok büyük bir katkı sağlayabilir.

KAYNAKLAR

- [1] FİDAN, U., BAY, Ö.F., “Bulanık Mantık Tabanlı Mikrodenetleyicili Sıcaklık Denetim Sistemi”, Politeknik Dergisi, s.111-119, 2002
- [2] HAKLIDIR, M., GÜLER, M., “Bulanık Mantıklı PD Kontrolcü ile İki Serbestlik Dereceli Robot Kolunun Kontrolü”, 11. Ulusal Makine Teorisi Sempozyumu”, 2003.
- [3] SÖNMEZ, M., NİL, M., YÜZGEÇ, U., KANDİLLİ, İ., “Üç Serbest Dereceli Endüstriyel Bir Robotun Yapay Sinir Ağları ile Denetimi”, Kocaeli Üniversitesi, KMYO. Endüstriyel Elektronik Bölümü, Kocaeli.
- [4] KÖKER, R., ÖZ, C., ÇAKAR, T., EKİZ, H., “ A Study of Neural Network Based Inverse Kinematics Solution for a Three Joint Robot ”, Robotics and Autonomous Systems, 2003.
- [5] KUNTALP, M., İNAN, Z.H., “İki Eklemlı Bir Robot Kolunun Yapay Sinir Ağları ve Bulanık Mantık Tabanlı İki Denetleyici Tarafından Kontrolü”, Dokuz Eylül Üniversitesi, Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü, Buca, İzmir.
- [6] DANDIL, B., GÖKBULUT, M., “Sabit Mıknatıslı Senkron Motorların Bulanık Sinir Ağı Denetleyici ile Dayanıkl Hız Denetimi, F. Ü. Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi, 16(4), pp. 725-734, 2004.
- [7] ÖZBEN, Ö., “Bulanık Mantık ve Yapay Sinir Ağları ile Bir Radar İzleme Sistemi Simülasyonu”, Meteksan Sistem ve Bilgisayar Teknolojileri A. Ş., Ankara, 2002.
- [8] GÜCÜYENER, İ., EMEL, E., “Bulanık Sinir Ağı Tabanlı Programın Araç Modeline Uygulanması”, TBMYO Endüstriyel Otomasyon Programı, Endüstri Mühendisliği Bölümü, Uludağ Üniversitesi, Görükle, 2005.
- [9] YILDIRIM, M., ERKAN, K., SAĞDINÇ, İ., “Doğru Olmayan Dinamik Sistemlerin Bulanık Mantıklı Yapay Sinir Ağı ile Modellenmesi”, Otomatik Kontrol Bilimsel Toplantısı, 1998.
- [10] MARICHAL, G., N., ACOSTA, L., MORENO, L., MENDEZ, J., A., RODRIGO, J., J., SIGUT, M., “ Obstacle Avoidance for a Mobile robot: A Neuro-Fuzzy Approach”, Fuzzy Sets and Systems 124, pp. 171-179, 2001.

- [11] KIM, T., W., YUH, J., “Application of On-Line Neuro-Fuzzy Controller to AUVs”, *Information Sciences an International Journal*, 145, pp 169-182, 2002.
- [12] KAITWANIDVILAI, S., PARNICHKUN, M., “Force Control in a Pneumatic System Using Hybrid Adaptive Neuro-Fuzzy Model Reference Control”, *Mechatronics* 15, pp. 23-41, 2005.
- [13] AKBAŞ, E., ESİN, M., E., “ A Simulational Comparison of Intelligent Control Algorithms on Direct Drive Manipulator”, *Robotics and Autonomous Systems* 49, pp. 235-244, 2004.
- [14] LOW, C., B., NAH, K., H., ER, M., J., “Real-Time Implementation of a Dynamic Fuzzy Neural Networks Controller for a Scara”, *Journal of The Institution of Engineers, Singapore*, Vol. 44, Issue 3, 2004.
- [15] DENAI, M., A., PALIS, F., ZEGHBIB, A., “Modeling and Control of Non-Linear Systems Using Soft Computing Techniques”, *Applied Soft Computing*, 2006.
- [16] GODJEVAC, J., STEELE, N., “Neuro-Fuzzy Control of a Mobile Robot”, *Neurocomputing* 28, pp 127-143, 1999.
- [17] CANBERİ, O., “Bulanık Yapay Sinir Ağıyla Model Referans Robot Denetimi”, *İstanbul Teknik Üniversitesi, Doktora Tezi*, 2002
- [18] CRAIG, I.J., “Introduction to Robotics: Mechanics and Control”, Addison-Wesley Pub. Comp., 1989.
- [19] KOIVO, A.J., “Fundamentals for Control of Robotic Manipulators”, John Wiley and Sons, 1989.
- [20] BAŞBUĞ, M., “Bulanık Adaptif Kayan Kipli Robot Kontrolü”, *İstanbul Teknik Üniversitesi, Doktora Tezi*, 1995.
- [21] LEE, C.S.G., “Robot Arm Kinematics, Dynamics and Control”, *IEEE Competer Soc.*, December, 1982.
- [22] VUKOBRATOVIC, M., KIRCANSKI, M., “Kinematics and Trajectory Synthesis of Manipulation Robots”, Springer-Verlag, 1986.
- [23] ZADEH, L.A., “Fuzzy Algorithms”, *Information and Control*, Vol:12, No:2, pp. 94-102, 1968.
- [24] ZADEH, L.A., “Towards a Theory of Fuzzy Systems”, In *Aspects of Network and System Theory*, eds. Kalman, R.E., and DeClaris, N., 1971.
- [25] MAMDANI, E.H., “Application of Fuzzy Algorithms for Simple Dynamic Plant”, *Proc. IEE*, 121, pp. 1585-1588, 1974.
- [26] ELMAS, Ç., “Bulanık Mantık Denetleyiciler”, Seçkin, Ankara, 2003.

- [27] ZADEH, L.A., "Fuzzy Sets", *Information and Control*, 8, pp. 338-353, 1965.
- [28] ÖZTEMEL, E., "Yapay Sinir Ağları", Papatya Yayıncılık, İstanbul, 2003.
- [29] SAĞIROĞLU, Ş., BEŞDOK, E., ERLER, M., "Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları I Yapay Sinir Ağları", *Ufuk Kitap Kırtasiye-Yayıncılık*, 2003.
- [30] GALEMAN, D., "Duygusal Zeka", Varlık Yayınları, 1996.
- [31] HAYKIN, S., "Neural Networks, A Comprehensive Foundation", New York, USA, Macmillian College Publishing Company, 1994.
- [32] ZURADA, J.M., "Introduction to Artificial Neural Networks", West Publishing Company, 1992.
- [33] WIDROW, B., "Adaptative Sampled-Data Systems, A Statistical Theory of Adaptation", *IRE Wescon Convention Record, Part 4*, New York, Institute of Radio Engineers, 1959.
- [34] RUMELHART, D.E., McCLELLAND, J.L., "Paralel Distributed Processing, Explorations in the Microstructure of Cognition", Volume 1, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1986.
- [35] HEBB, D.O., "The Organization of Behavior", New York, 1949.
- [36] KAYNAK, O., EFE, M., Ö., "Yapay Sinir Ağları ve Uygulamaları", Boğaziçi Üniversitesi, 2000.
- [37] ASTROM, K.J., WITTENMARK, B., "Adaptive Control", Addison-Wesley Publishing Company, New York, 1989.
- [38] DUBOWSKY, S., DESFORGES, D.T., "The Application of Model Referenced Adaptive Control to Robotic Manipulators", *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, Vol.101/193-200, September, 1979.
- [39] MILLER III, W. T., GLANZ, F. H. and KRAFT III, L. G., "Application of a General Learning Algorithm to the Control of Robotic Manipulators", *International Journal of Robot Res.*, 6, 2, pp. 84-98, 1987
- [40] FUKUDA, T., and SHIBATA, T., "Theory and Application of Neural Networks for Industrial Control Systems", *IEEE Trans. Ind. Electron.*, 39, 472-491, 1994.
- [41] LIN, C., "A Neural Fuzzy System with Linguistic Teaching Signals", *IEEE Trans. on Fuzzy Sys.*, 3, 2, p.p. 169-189, 1995
- [42] KELLER, J. M., and TAHANI, H., "Backpropagation Neural Networks for Fuzzy Logic", *Inform. Sci.*, 62, 205-221, 1992.

ÖZGEÇMİŞ

Ufuk Durmaz, 25.05.1977 de Silivri' de doğdu. İlkokulu Yıldıztepe İlköğretim Okulu'nda, ortaokulu Bağcılar Lisesi'nde tamamladı. 1994 yılında Bakırköy Ticaret Meslek Lisesi'nden mezun oldu. 1997 yılında kazandığı Sakarya Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümünden bir yıl İngilizce Hazırlık okuyarak 2002 yılında mezun oldu. 2000-2001 öğretim yılında başladığı Çift Anadal Programı (ÇAP) kapsamında Makine Mühendisliği Bölümü'nden 2002-2003 öğretim yılında mezun oldu. 2002-2003 öğretim yılında Makine Mühendisliği Anabilim dalı, Mekatronik Bilim dalı'na kayıt yaptırıp, 2003 yılında Fen Bilimleri Enstitüsü Makine Mühendisliği Bölümü'nde Araştırma Görevlisi olarak göreve başladı. 2005 Aralık-2006 Mayıs tarihleri arasında Askerlik görevini tamamladı. Halen, Makine Mühendisliği Bölümü'nde Araştırma Görevliliği devam etmektedir.