

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**





**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ**  
**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**ORCID : - - -**

**Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünde**

**Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.**

**Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : / /**

**Tezin Savunma Tarihi : / /**

**Tez Danışmanı :**

**ORCID : - - -**

**Trabzon**

## ÖNSÖZ

Kablo ile sürülen robotlar sahip oldukları özellikleri sayesinde robotik ve endüstride geleceği olan bir manipülatör tipidir. Paralel ve seri manipülatörlerin özelliklerini barındırması ve kabloların kullanımı ile sağladıkları geniş çalışma alanı onları büyük ölçekli çalışmalara uygun kılmakta, ayrıca yüksek hız ve ivme gerektiren işlemlerde kullanılabilirliği kendisine bilim dünyası içerisinde önemli bir yer vermektedir. Uygulamalarda bu sistemin etkin bir şekilde kullanılabilmesi için öncelikle modellenmesi ve denetiminin doğru bir şekilde yapılması gerekmektedir. Bu tez çalışmasında, kablo ile sürülen paralel bir robot tasarımı benzetim ortamında modellenmiş, denetimi ile ilgili çeşitli yöntemler kullanılmış ve elde edilen sonuçlar değerlendirilmiştir.

Yüksek lisans eğitimim boyunca bilgi ve tecrübelerinden yararlandığım, katkılarıyla bana yol gösteren ve desteğini benden esirgemeyen danışman hocam Doç. Dr. Mehmet İTİK'e teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca hayatım boyunca beni destekleyen ve bu günlere ulaşmamı sağlayan aileme ve çalışmalarım süresince desteklerinden ötürü Arş. Gör. Mustafa Y. COSKUN ve Arş. Gör. Caner SANCAK'a teşekkür ederim.

Fatma YAMAÇ

Trabzon 2020

## TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “Kablo ile Sürülen Paralel Robotların Model Tabanlı ve Pekiştirmeli Öğrenme Yöntemi ile Konum Denetimi” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Doç. Dr. Mehmet İTİK’in sorumluluğunda tamamladığımı, verileri kendim topladığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim. 25/06/2020

Fatma YAMAÇ

## İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ .....	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET .....	VII
SUMMARY.....	VIII
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	IX
TABLolar DİZİNİ .....	XI
SEMBOLLER DİZİNİ.....	XII
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Giriş .....	1
1.2. Kablo ile Sürülen Paralel Robotlar.....	3
1.2.1. KSPR'lerin Sınıflandırılması.....	5
1.2.2. Kinematik Analiz.....	6
1.2.3. KSPR'lerin Modellemesi ve Denetimi.....	8
1.3. KSPR Uygulamaları.....	11
1.3.1. Kablolu Kameralar .....	12
1.3.2. Taşıyıcı Vinç Sistemleri.....	12
1.3.3. Radyo Teleskop Uygulamaları .....	13
1.3.4. Rehabilitasyon Cihazları.....	15
1.3.5. Diğer Endüstriyel Uygulamalar.....	16
2. YAPILAN ÇALIŞMALAR.....	19
2.1. KSPR'lerin Modellenmesi.....	19
2.2. KSPR Kinematik Modeli .....	20
2.2.1. Ters Kinematik .....	21
2.2.2. İleri Kinematik.....	21
2.2.2.1. Yapay Sinir Ağları ile İleri Kinematik Çözümü.....	22
2.2.2.2. Newton-Raphson ile İleri Kinematik Çözümü .....	24
2.3. KSPR Dinamik Modeli .....	25
2.3.1. Uç İşlemci Dinamik Modeli .....	25

2.3.2.	Eyletici Dinamik Modeli.....	27
2.3.3.	KSPR Dinamik Modeli .....	27
2.4.	Kablo Gerilmelerinin Hesaplanması .....	29
2.5.	Denetim Yöntemleri .....	30
2.5.1.	PID Denetçi.....	30
2.5.2.	Kayan Kipli Denetim .....	31
2.6.	KSPR'nin Benzetimi ve Denetimi .....	34
2.6.1.	PID Denetçi Tasarımı .....	35
2.6.2.	Kayan Kipli Denetim Tasarımı.....	36
2.7.	Pekiştirmeli Öğrenme.....	37
2.7.1.	Markov Karar Süreci .....	38
2.7.2.	Ödül ve Getiri .....	39
2.7.3.	İlke ve Değer Fonksiyonu.....	40
2.7.4.	KSPR'nin PÖ Yöntemi ile Denetimi .....	42
3.	BULGULAR VE TARTIŞMA.....	45
3.1.	PID Yöntemi Denetim Sonuçları.....	45
3.2.	KKD Yöntemi Denetim Sonuçları .....	47
3.3.	PÖ Yöntemi Denetim Sonuçları .....	51
4.	SONUÇLAR.....	54
5.	ÖNERİLER.....	56
6.	KAYNAKLAR.....	57
	ÖZGEÇMİŞ.....	64

Yüksek Lisans Tezi

ÖZET

KABLO İLE SÜRÜLEN PARALEL ROBOTLARIN MODEL TABANLI VE  
PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENME İLE KONUM DENETİMİ

Fatma YAMAÇ

Karadeniz Teknik Üniversitesi  
Fen Bilimleri Enstitüsü  
Makine Mühendisliği Anabilim Dalı  
Danışman: Doç. Dr. Mehmet İTİK  
2020, 63 Sayfa

Kablo ile Sürülen Paralel Robotlar (KSPR), rijit uzuvların yerine kabloların kullanıldığı, geniş çalışma alanı, yüksek hız ve ivme gerektiren işlemlerde kullanılabilme, kolay taşınıp monte edilme gibi avantajlara sahip bir çeşit paralel mekanizmadır. KSPR'nin doğrusal olmayan dinamik yapısıyla beraber kablolar ile itme kuvveti uygulanamadığı için nesne taşıma ve yerleştirme gibi hassas denetim görevlerinde kabloların gerginliğini sağlamak bu sistemlerin modellenmesi ve denetimlerini zorlaştırmaktadır. Bu çalışmada dört kablo ile sürülen düzlemsel bir KSPR'nin hassas konum denetimi için klasik model tabanlı denetim yöntemleri ile model bağımsız olan Pekiştirmeli Öğrenme (PÖ) yönteminin performansları incelenmiştir. Model tabanlı ve gürbüz bir denetim yöntemi olan kayan kipli denetim yöntemi KSPR'nin referans takibinde uygulanmış ve klasik PID denetim yöntemi ile karşılaştırılmıştır. İleri kinematik probleminin çözümünde sisteme gelecek olan geri besleme için sensör verisinden kaçınarak Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Newton-Raphson yönteminden oluşan karma bir yöntem kullanılmıştır. Dört kablo ile sürülen düzlemsel KSPR artıksıl eyletmeye sahip olduğu için kabloları uygulanabilecek sonsuz farklı gerilme değeri mevcuttur. Bu nedenle kabloları pozitif gerilme değerlerine sahip bir çözüm için denetim esnasında gerilim dağıtımı yapılmıştır. Sonrasında bu klasik denetim yöntemlerden farklı olarak kompleks robotik görevlerini çözebilen, çok yeni ve güçlü bir yapay zeka yöntemi olan PÖ yöntemi KSPR'nin denetiminde uygulanmıştır. KSPR'nin PÖ yöntemi ile yapılan denetiminde gerilim dağıtımına gerek kalmadan kabloları pozitif gerilme sağlanmış ve belirli bir referansın takibi başarıyla gerçekleştirilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Kablo ile sürülen paralel robotlar, Kayan kipli denetim, Pekiştirmeli öğrenme

Master Thesis

SUMMARY

POSITION CONTROL OF CABLE-DRIVEN PARALLEL ROBOT WITH MODEL-BASED AND REINFORCEMENT LEARNING METHOD

Fatma YAMAÇ

Karadeniz Technical University  
The Graduate School of Natural and Applied Sciences  
Mechanical Engineering Graduate Program  
Supervisor: Assoc. Prof. Mehmet İTİK  
2020, 63 Pages

Cable-Driven Parallel Robots (CDPR) are a class of parallel mechanisms which have the advantages such as easy transportation and assembly, wide working area, high working speed, and acceleration as a result of using cables. CDPRs have nonlinear dynamics and besides the cables cannot apply pushing forces and have to be under tension all the time in order to achieve a desired task such as manipulation or handling of an object, which makes their modelling and control cumbersome. In this study, the performances of classical model-based control methods and the model-independent Reinforcement Learning (RL) method for precise position control of a planar CDPR driven by four cables were investigated. Sliding mode control method was applied to the CDPR for reference tracking as the model based robust controller and its performance was compared with a classical PID controller. To avoid sensory feedback, we utilized the solution of the forward kinematics of the CDPR, which is obtained by a hybrid solution consisting of Artificial Neural Networks (ANN) and Newton-Raphson method. Since the planar CDPR is driven by four cables, there are infinitely different tension values that can be applied to the cables. Hence in order to guarantee positive tension values in the cables, tension distribution was used during the control. Then, unlike the classical control methods, the RL method, which is a very novel and powerful artificial intelligence method to solve complex tasks in robotics, was developed and implemented on the CDPR. We showed that the RL method can perform quite well on a specific position reference tracking problem for CDPR without requiring a specific tension distribution algorithm solution.

**Key Words:** Cable-driven parallel robots, Sliding mode control, Reinforcement learning



## ŞEKİLLER DİZİNİ

### Sayfa No

Şekil 1.	Kablo ile sürülen paralel robot bileşenleri.....	4
Şekil 2.	a) Eksik kısıtlanmış b) Tamamen kısıtlanmış c) Artıksıl kısıtlanmış (Banadaki, 2007) .....	5
Şekil 3.	SkyCam (Qian vd. 2018; Tang, 2014) .....	12
Şekil 4.	a) NIST RoboCrane (Amatucci vd., 1997) b) NIST RoboCrane geometrisi (Albus vd., 1993).....	13
Şekil 5.	a) Arecibo gözlemevi, Puerto Rico b) Alıcı kabin (Williams ve Robert, 2015).....	14
Şekil 6.	a) FAST teleskobu CAD modeli (Williams ve Robert , 2015) b) FAST şematik gösterim (Duan vd., 2008) .....	14
Şekil 7.	LAR teleskop dizaynı (Dewney vd., 2002) .....	15
Şekil 8.	a) CAREX giyilebilir kol tasarımı b) ALEX yardımcı yürüyüş robotu.....	16
Şekil 9.	a) Kablo askılı 3D köpük yazıcı b) CoGiRo 3D yazıcı.....	17
Şekil 10.	a) IPANema 1 b) IPANema 2 (Pott vd., 2013).....	18
Şekil 11.	a) ReelAx6 (Izard vd., 2013) b) Konvansiyonel vinç (Nguyen vd., 2014).....	18
Şekil 12.	a) Gezici vinç (Zi vd., 2015) b) Engebeli alanlar için KSPR (Seriani vd., 2016).....	18
Şekil 13.	Yatay düzlem üzerine yerleştirilmiş bir KSPR.....	19
Şekil 14.	KSPR'nin kinematik diyagramı.....	20
Şekil 15.	a) YSA modelinin veri seti için kullanılan çalışma alanı b) İleri kinematik YSA modeli .....	23
Şekil 16.	a) YSA modeline ait ortalama kare hata b) YSA modeli regresyon eğrisi (Sancak vd. 2019).....	23
Şekil 17.	Uç İşlemci serbest cisim diyagramı.....	26
Şekil 18.	Eyletici serbest cisim diyagramı .....	27
Şekil 19.	PID denetçi blok diyagramı .....	30
Şekil 20.	KKD yöntemi için doğrusal kayma yüzeyi.....	31
Şekil 21.	KSPR Denetim Şematiği.....	34
Şekil 22.	PÖ sisteminde ajan-çevre etkileşimi .....	38
Şekil 23.	KSPR'nin PÖ yöntemindeki denetim sistemi.....	43
Şekil 24.	PID denetçi ile referans takibi .....	46
Şekil 25.	PID denetçi referans takibi için eyletici torkları.....	47

Şekil 26.	KKD yöntemi ile referans takibi .....	48
Şekil 27.	KKK yöntemi ile referans takibi eyletici torkları .....	49
Şekil 28.	İleri kinematik çözümünde gerçek ve karma yöntem arasındaki hata .....	50
Şekil 29.	PID ile kayan kipli denetim yönteminin karşılaştırılması.....	50
Şekil 30.	PÖ yöntemi ile referans takibi .....	51
Şekil 31.	PÖ yöntemi ile referans takibi için denetim girdileri .....	52
Şekil 32.	Bozucu eklenmesi durumunda referans takibi.....	52
Şekil 33.	Bozucu eklenmesi durumunda denetim voltajları .....	53



## TABLÖLAR DİZİNİ

### Sayfa No

Tablo 1. Uç işlemci ve taban düzlemine ait uzunluklar.....	35
Tablo 2 Model dinamiğine ait parametreler .....	35
Tablo 3. PID denetim parametreleri.....	36
Tablo 4. KKD yönteminde kullanılan denetim parametreleri.....	37
Tablo 5. PÖ yönteminin denetim sistemlerine uygulanması.....	42
Tablo 6. DDPG ağ yapısına ait parametreler.....	44
Tablo 7. KSPR denetimine ait RMSE takip hataları.....	53

## SEMBOLLER DİZİNİ

<b>KSPR</b>	: Kablo ile Sürülen Paralel Robot
<b>YSA</b>	: Yapay Sinir Ağları
<b>KKD</b>	: Kayan Kipli Denetim
<b>PÖ</b>	: Pekiştirmeli Öğrenme
<b>DQN</b>	: Deep Q Network
<b>DDPG</b>	: Deep Deterministic Policy Gradient
$A_t$	: Ajanın seçtiği eylem
$b_i$	: Ana çerçevenin merkezi ile köşeleri arası mesafe
<b>C</b>	: Eyletici sisteminin sönüm katsayısı
$F_R$	: Uç işlemciye dışarıdan uygulanan kuvvet
$G_t$	: Toplam ödül
<b>g</b>	: Yer çekimi ivmesi
$I_e$	: Uç işlemcinin kütleli atalet momenti
<b>J</b>	: Eyletici sisteminin dönme ataleti
$l_{i0}$	: Başlangıç kablo uzunluğu
$l_i$	: Kablo uzunluğu
$m_e$	: Uç işlemci kütlesi
$M_{eq}$	: Eşdeğer kütle matrisi
$M_R$	: Uç işlemciye dışarıdan uygulanan moment
<b>p</b>	: Uç işlemci konumu
$p$	: Geçiş olasılığı
$q_i$	: Uç işlemcinin merkezi ile köşeleri arasındaki mesafe
$q_{\pi}(s,a)$	: Eylem-değer fonksiyonu
$q^*(s,a)$	: Optimal eylem-değer fonksiyonu
<b>r</b>	: Kabloları saran makara yarıçapı
<b>R</b>	: Yönelim matrisi
$R_{t+1}$	: Ajanın elde ettiği ödül

<b>S</b>	: Yapı matrisi
$S_t$	: Ajanın bulunduğu durum
$\text{sgn}(\cdot)$	: İşaret fonksiyonu
<b>T</b>	: Kablo gerilmeleri
$u$	: Denetim girişi
<b>V</b>	: Lyapunov fonksiyonu
$v_\pi(s)$	: Değer fonksiyonu
$v^*(s)$	: Optimal değer fonksiyonu
<b>W</b>	: Uç işlemci üzerine uygulanan kuvvet ve momentler
$x$	: Uç işlemci x konumu
<b>X</b>	: Uç işlemci pozu
$y$	: Uç işlemci y konumu
$z$	: Uç işlemci z konumu
$\omega$	: Uç işlemci merkezinin açısal hızı
$\tau$	: Eyletici giriş torku
$\tau_f$	: Eyletici sürtünme torku
$\varphi$	: Uç işlemci dönme açısı
$\theta$	: Eyletici açısal konumu
$\sigma$	: Kayma yüzeyi
$\lambda$	: Sabit pozitif bir sayı
$\gamma$	: İndirim oranı

## 1. GENEL BİLGİLER

### 1.1. Giriş

Manipülatörler askeri, uzay ve denizcilik endüstrileri ile tıp alanı gibi çeşitli sektörlerde imalat ve montaj işlemlerinde insan gücünü ortadan kaldırarak otomatikleştirmek, hassaslaştırmak ve hızlandırmak için kullanılır. Bu şekilde geniş bir uygulama alanına ve avantaja sahip manipülatörler yapısı itibarı ile farklılıklar göstermektedir ve serbestlik derecesi (degree of freedom), kinematik yapısı, sürme teknolojisi, çalışma uzayı geometrisi ve hareket karakteristiği gibi çeşitli ölçütlere göre sınıflandırılması yapılmaktadır. Bu gruptandırma içerisinde sıklıkla kullanılan sınıflandırma kinematik yapısına göre paralel ve seri olarak ayrılabilirlerdir. Seri manipülatörler, bir dizi eklemlerden ve bu eklemleri birbirine birleştiren seri bağlardan oluşmuş açık kinematik bir zincire sahip mekanizmalardır. Paralel manipülatörler ise ana çerçeve ile yük arasında birçok paralel bağın bir araya gelmesiyle oluşmuş kapalı kinematik zincire sahip yapılardır (Tsai, 1999).

Seri ve paralel bağlı mekanizmalar birbirlerine nazaran avantajlı ve dezavantajlı yönleri sahiptirler. Seri bağlı manipülatörler geniş çalışma uzaylarına sahiptir ancak taşıyabilecekleri yük miktarı manipülatörün kendi kütlesine oranla düşüktür, az sayıda mekanik parçaya ve paralel mekanizmalara göre daha basit kinematik denklemlere sahiptir. Seri bağlı manipülatörlerde eklem noktalarında oluşan hatalar toplanarak uç noktada daha büyük hataya neden olmaktadır. Paralel manipülatörlerin ise çalışma uzayları seri manipülatörlere göre küçük olmasına rağmen taşıyabilecekleri yük miktarı kendi kütlelerine oranla büyük ve seri manipülatörlere göre daha sağlam bir mekanik yapıya sahiptir. Paralel bağlı mekanizmalarda sabit platform ile hareketli platform arasındaki bağlantının paralel olması sebebiyle eklem hataları uca doğru eklenerek büyümeye (Merlet, 2006). Bu iki tip seri ve paralel mekanizmanın faydalı özelliklerini içinde barındıran ve son yıllarda üzerinde çokça çalışılan Kablo ile Sürülen Paralel Robotlar (KSPR), paralel robotlardaki rijit uzuvların yerine kabloların kullanıldığı bir çeşit paralel mekanizmadır. Kablolar, bir eyletici görevi yapan motor tarafından döndürülen makaralar üzerine sarılır ve eyleticinin makaraları döndürmesi ile kablolar uzatılıp kısaltılarak uç işlemcinin hareketi sağlanmaktadır. Kablolar sayesinde uç işlemci geniş bir çalışma uzayında hareket edebilir

ve kullanılan kabloların malzemesine bağı olarak ağır yükler taşınabilmektedir. Ayrıca yüksek hız ve ivme gerektiren işlemlerde kullanılabilir, taşınması ve monte edilip sökülmesi kolay bir sistemdir. KSPR'ler klasik paralel manipülatörlerdeki rijit uzuvlardan farklı olarak kablolar kullandığı için kablolar üzerinden uç işlemciye sadece çekme kuvveti uygulayabilmektedir. Kablolar itme kuvveti uygulanamadığından sistemde kabloların sürekli olarak gergin durumda kalmasını sağlamak gerekmektedir.

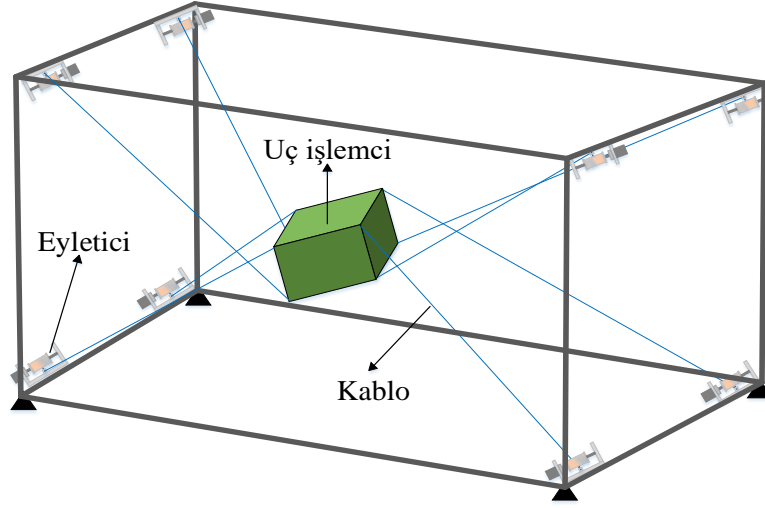
Bu tez kapsamında KSPR'lerin bahsedilen avantajlarından yararlanmak suretiyle, düzlemsel hareket edecek şekilde üç serbestlik derecesine (x ile y'de öteleme ve dönme) sahip bir KSPR sisteminin modellenmesi ve denetimi üzerine benzetim ortamında çalışmalar yapılmıştır. Çalışmanın esas olarak iki ana amacı bulunmaktadır. İlk olarak, KSPR'nin ileri kinematik problemini çözmek ve buradan gelen konum bilgisini geri besleme olarak kullanarak KSPR'nin denetimini gerçekleştirmektir. İleri kinematik problemini çözmek için Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Newthon-Raphson yöntemini içeren karma bir çözüm önerilmiştir. Sonrasında ileri kinematikten gelen geri besleme kullanılarak geleneksel PID ve kayan kipli denetim yöntemleri ile KSPR'nin konum ve yönelim denetimini yapılmıştır. İkinci olarak, bu tip robotların klasik denetim yöntemlerinin yetersiz kaldığı kompleks görevleri içeren sökme, takma ve yerleştirme işlemleri, dinamik bir çevre ortamında engelden kaçınma ve yol planlama gibi uygulamalar için Pekiştirmeli Öğrenme (Reinforcement Learning) yöntemi ile otonom denetim yapılarının geliştirilmesi amaçlanmıştır. Bu amaçla tez kapsamında KSPR'nin PÖ yöntemi ile denetiminin temellerinin oluşturulması hedeflenmiştir. PÖ yöntemi ile KSPR'nin verilen bir referansı takip edebilmesi ve bu süreçte kablolarındaki gerilmenin pozitif olmasını sağlayacak şekilde bir denetim gerçekleştirilmeye çalışılmıştır. PÖ'de eğitimin doğrudan deneysel bir sistem üzerinden başlanması durumunda sisteme ait elemanlarda hasar meydana gelebileceğinden öncelikle bir miktar benzetim ortamında eğitim gerçekleştirildikten sonra gerçek sistem üzerinde çalışmaya devam edilebilir. Bu sebeple benzetim ortamında modellenen KSPR sistemi üzerinden eğitim gerçekleştirilmiştir. PÖ yöntemiyle yapılan çalışmada KSPR'nin verilen referansı takip edebildiği ve aynı zamanda kablolarındaki pozitif gerilmenin de bu yöntemle eş zamanlı olarak sağlandığı görülmüştür. Buradan benzetim ortamında alınan sonuçlara dayalı olarak KSPR'nin denetiminde PÖ yönteminin kullanılabilirliği görülmüştür ve ileriki zamanlarda farklı görevler için deneysel çalışmalarda kullanımı gerçekleştirilebilir.

Çalışmanın bölümleri şu şekilde düzenlenmiştir. Bu bölümde “Genel Bilgiler” ana başlığı ile bu tez çalışmasının amaçları açıklanmış, KSPR’ler hakkında bilgi verilerek sistem tanıtılmış ve konu ile ilgili literatürde yapılan çalışmalardan bahsedilmiştir. Bölüm 2’de “Yapılan Çalışmalar” ana başlığında, KSPR’lerin kinematik ve dinamik modellerinin elde edilmesi, denetimi için tasarlanan çeşitli denetim yöntemlerinin açıklanması, benzetim ortamında robotun modellenmesi ile ilgili yapılan çalışmalara yer verilmiştir. KSPR’nin kapalı çevrim denetimi için verilen bir referans takibinde klasik PID denetleyici, kayan kipli denetim ve pekiştirmeli öğrenme yöntemleri kullanılmış ve bu yöntemler benzetim ortamında test edilmiştir. Bölüm 3’deki “Bulgular ve Tartışma” ana başlığı altında, önceki bölümde bahsedilen model ve denetim parametreleri ile elde edilen benzetim sonuçlarına yer verilmiştir. “Sonuçlar” ana başlığındaki Bölüm 4’te ise, PID ve kayan kipli denetim yöntemleri kullanılarak elde edilen referans takibi sonuçları ile pekiştirmeli öğrenme yöntemiyle oluşturulan referans takip modelinin benzetim sonuçları değerlendirilmiştir. Bölüm 5 ‘te “Öneriler” ana başlığında, konu ile ilgili gelecekte yapılabilecek çalışmalardan bahsedilmiştir. Son olarak “Kaynaklar” ana başlığında, tez çalışmasında literatürden yararlanılan kaynaklara yer verilmiştir.

## **1.2. Kablo ile Sürülen Paralel Robotlar**

Kablo ile sürülen paralel robotlar (cable-driven robots, wire-driven robots, tendon driven robots şeklinde isimlendirilirler) son zamanlarda malzeme taşıma ve yerleştirme işlemleri, taşıyıcı vinç sistemleri, medikal alanda vücudun çeşitli uzuvları için rehabilitasyon cihazları ve çeşitli endüstriyel uygulamalar gibi alanlarda özel uygulamaları yapılmaya başlanan bir tür paralel robot çeşididir. KSPR’lerde, geleneksel paralel robotlardaki rijit uzuvlar yerine kablolar kullanılmaktadır. Bu sistem genel olarak sabit bir ana çerçeve, bir uç işlemci (hareketli bir platform), çok sayıda kablo ve eyleticilerden (aktüator veya motor) oluşmaktadır. Şekil 1’de bu temel bileşenlerden oluşan KSPR’ye ait şematik bir resim verilmiştir. Burada bulunan kablolar, uç işlemci ile ana çerçeveye sabitlenmiş olan eyleticileri birbirine bağlar ve kablo uzunluklarının eyleticilerle uzatılıp kısaltılması ile uç işlemcinin istenen hareketi sağlanır. Kablolar sayesinde uç işlemci istenilen uzaklıktaki alanlara erişebilme yeteneğine sahiptir, sistem boyutları istenildiği şekilde ayarlanarak büyük ölçekli alanları kapsayacak şekilde uygulamalar için tasarımları yapılabilir.





Şekil 1. Kablo ile sürülen paralel robot bileşenleri

KSPR'leri geleneksel paralel robotlar ile kıyaslayacak olursak avantaj ve dezavantajları aşağıdaki gibi sıralanabilir (Gosselin, 2014):

Avantajları:

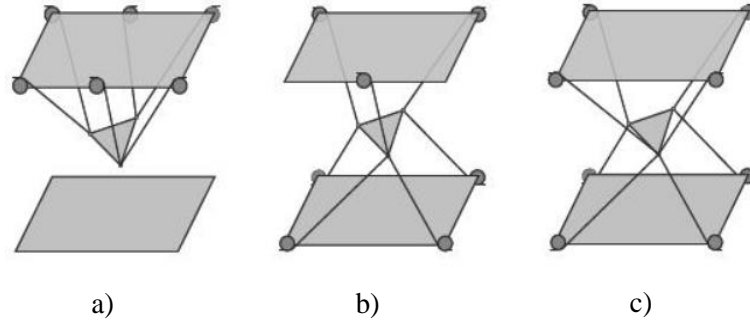
- Rijit uzuvlar yerine görece hafif kabloların kullanılması
- Basit ve hafif mekanik bir yapıya sahip olma
- Uygulamalarda kolayca montaj edilip sökülebilmeye ve taşınabilme
- Ağır yük taşıyabilme
- Yüksek hız ve ivme ile hareket edebilme
- Uzun kabloları sayesinde büyük bir çalışma uzayına sahip olma

Dezavantajları:

- Kabloları üzerinde sadece gerilme kuvveti taşıyabilirler, itme kuvveti uygulayamazlar
- İtme kuvveti uygulanmadığı için kablolarda meydana gelebilecek sarkıklıkların önlenmesi gerekmektedir
- Hareket sırasında sarkıklık olmasını engellemek için kabloları pozitif gerilim dağıtımını yapılmalıdır
- Kablo sayısının artmasıyla beraber hareket sırasında kabloların birbirleri ile çarpışması durumu ortaya çıkmaktadır.

### 1.2.1. KSPR'lerin Sınıflandırılması

KSPR'ler genellikle tamamen kısıtlanmış (fully constrained) ve eksik kısıtlanmış (under-constrained/incompletely restrained) olarak gruplandırılmaktadır. Eksik kısıtlanmış paralel manipülatörler kablo ile asılmış (cable-suspended) ismiyle de kullanılmaktadır.  $n$  serbestlik derecesi ve  $m$  sayıda kabloya sahip bir manipülatör için, kullanılan kablo sayısı serbestlik derecesinden küçük ( $m < n + 1$ ) ise eksik kısıtlanmış, büyük ise ( $m \geq n + 1$ ) tamamen kısıtlanmış olarak adlandırılır. Tamamen kısıtlanmış KSPR'lerde  $m = n + 1$  ve  $m > n + 1$  olması durumuna göre sistem tamamen kısıtlanmış (completely restrained) ve artıksıl kısıtlanmış (redundantly restrained) şeklinde alt başlıklarla da isimlendirilmektedir (Banadaki, 2007). Bu grupların şematik bir gösterimi Şekil 2'de verilmiştir.



Şekil 2. a) Eksik kısıtlanmış b) Tamamen kısıtlanmış c) Artıksıl kısıtlanmış (Banadaki, 2007)

Uç işlemcinin hassas bir şekilde denetiminin sağlanabilmesi için tüm kabloların gergin halde tutulması gerekmektedir. Eksik kısıtlanmış manipülatörlerde eyleticiler ile kabloların gerginliği sağlanamamaktadır, bu nedenle sistem üzerine etki eden yerçekimi kuvveti gibi bir dış kuvvet ayrı bir eyletici görevi görerek kabloların gergin halde kalmasını sağlamaktadır. Bu tip manipülatörler geniş bir çalışma alanının ihtiyaç duyulduğu vinç gibi taşıma sistemleri uygulamalarında kullanılmaktadır (Yamamoto vd., 2004). Ancak sistemin hareketi tam olarak sınırlandırılmadığı için sallanma (swing) problemi söz konusudur. Bu tür KSPR'lerin özel bir grubu uç elemanın noktasal kütleli olduğu durumdur. Burada kablolar uç eyleyici üzerinde tek bir noktada bağlıdır, kablo uzunluklarının değişimiyle uç eyleyicinin konumu denetlenebilir, yönelimi kablolarla denetlenemez. Bu tip kabloların noktasal bağlı olduğu KSPR'ler kamera hareketi ve konumlandırması gibi işlemler için

uygundur (Abdolshah vd., 2017). Literatürde bulunan eksik kısıtlanmış kablolu manipülatörlere örnek olarak FAST robot ( $m=6$ ,  $n=6$ ), Cablev robot ( $m=3$ ,  $n=3$ ) ve Robocrane ( $m=6$ ,  $n=6$ ) verilebilir. (Nan, 2006; Heyden ve Woernle, 2006; Albus vd., 1993).

Eksik kısıtlanmış durumdaki KSPR’de eyleticilerle kabloların gerginliği sağlanamazken tamamen kısıtlanmışlarda kabloların gerginliği sağlanarak hassas bir denetim gerçekleştirilebilmektedir. Tamamen kısıtlanmış tip manipülatörlerde serbestlik derecesinin denetimi için gerekli olandan fazla eyletici bulunduğu için artıksıl eyletmeye sahiptirler, buradaki artıksıl eyletme sayesinde kabloların gerilim dağıtımını yapılmaktadır. Literatürde artıksıl eyletmeye sahip olacak şekilde tasarlanmış robotlara örnek olarak IPANema robot ( $m=8$ ,  $n=6$ ), FALCON robot ( $m=7$ ,  $n=6$ ), SEGESTA robot ( $m=8$  ya da  $7$ ,  $n=6$ ), CoGiRo robot ( $m=8$ ,  $n=6$ ) verilebilir (Pott vd., 2013; Kawamura vd., 1997; Hiller vd., 2005; Lamaury ve Gouttefarde, 2013). Bu tip manipülatörlerde bulunan fazladan eyletici sayesinde kablolarındaki gerilim dağıtımını yapılarak yüksek hız ve ivme gerektiren uygulamalar için manipülatör denetlenebilir, sistemin çalışma alanı genişletilebilir ve tekillikler azaltılabilir. Ancak bu tür sistemlerin çok sayıda eyletici ihtiyacı, fazladan eyletici sebebiyle uygun gerilimlerin kablolarına dağıtılması problemi ve uç işlemciyi destekleyen kabloların sayıca çok olması nedeniyle çalışma uzayı içerisinde kabloların kesişmesi gibi problemler ortaya çıkmaktadır.

### 1.2.2. Kinematik Analiz

KSPR’lerin kinematik analizinde uç işlemci ile kablolar arasındaki kinematik ilişki ortaya konulmaktadır. Bu tip kablo ile sürülen paralel manipülatörlerin kinematik analizi paralel manipülatörlerde olduğu gibi ileri kinematik ve ters kinematik olmak üzere iki kısımdan oluşmaktadır. Ters kinematik analiz ile uç işlemcinin konumu bilindiği durumda gerekli kablo uzunlukları hesaplanırken ileri kinematik analiz ile kablo uzunlukları bilindiğinde uç işlemcinin konumu belirlenmektedir. KSPR’lerin kinematik yapısına bağlı olarak ters ve ileri kinematik çözümlerinde bazı zorluklar yaşanmaktadır. Bu tez çalışmasında üzerinde çalışılan KSPR’nin kinematik yapısı tamamen kısıtlanmıştır ( $m=4$ ,  $n=3$ ) ve serbestlik derecelerinin denetimi için fazladan bir tane eyleticiye sahiptir. Bu tip bir KSPR’de ters kinematik analizin analitik olarak çözümü kolayca yapılabilirken ileri kinematik analiz doğrusal olmayan denklemler ve artıksıl eyletmeden dolayı birden fazla çözüm içerdiği için analitik olarak çözümü zordur. Bu tip KSPR’lerin ileri kinematik

problemi için literatürde çeşitli çalışmalar mevcuttur. Dumlu ve Erentürk (2011), Silvester eliminasyon yöntemini ve Jeong vd. (1999), Newton-raphson yöntemini kullanılarak ileri kinematik probleminin çözümünü yapmışlardır. Bu tür sayısal yöntemlerde, belirli geometrik koşullar için problemin sınırlandırılması ile çözüm için gerekli başlangıç koşulunun iraksama durumu, ileri kinematik probleminin çözümünü zorlaştırmaktadır. Sayısal yöntemlerden farklı olarak lineer olmayan ilişkilerin modellenmesinde iyi performans gösteren YSA da ileri kinematik probleminin çözümü için kullanılmaktadır. Ghasemi vd. (2010), üç boyutlu bir uzayda hareket edebilen 6 serbestlik derecesine sahip KSPR'nin ileri kinematik probleminin çözümü için çok katmanlı yapıya sahip bir yapay sinir ağı kullanmıştır.

Bu yöntemlerin yanı sıra birkaç farklı yöntemin özelliklerinden faydalanarak daha iyi ve hızlı bir çözüm elde etmek için farklı yöntemler bir araya getirilerek oluşturulan karma (hybrid) yöntemler de mevcuttur. Pott (2010), çalışmasında tamamen kısıtlanmış bir kablolu manipülatörün öncelikle başlangıç koşulunun aralık analizi ile elde edildiği ve sonrasında Levenberg-Marquart yöntemiyle manipülatörün konumunu bulan karma bir yöntem sunmuştur. Schmidt vd. (2014), yaptıkları çalışmada hızlı bir şekilde çözüme ulaşmak için uygun başlangıç koşulunu aldığı YSA ile Levenberg Marquardt yöntemlerini içeren bir çözüm kullanmışlardır. Pott ve Schmidt (2015), kablolardaki potansiyel enerjiyi en aza indirecek şekilde ileri kinematik probleminin bir optimizasyon problemi olarak formüle edilmesinden yararlanarak kablolu manipülatörün ileri kinematik problemi çözmeye çalışmışlardır. Lv vd. (2017), 6 serbestlik dereceli kablo ile asılmış paralel bir manipülatörün ileri kinematik probleminin çözümünde yüksek dereceli lineer olmayan eşitlikleri Tetrahedron yaklaşımı ile düşük dereceli birbirinden bağımsız lineer olmayan eşitliklere dönüştürerek Levenberg-Marquart yöntemi ile bu denklemlerin çözümünü yapmışlardır. Tüm bu yöntemlerden farklı olarak manipülatör konumunun doğrudan sensör tabanlı sistemler tarafından elde edilmesi ileri kinematik probleminin çözümü için farklı bir seçenektir (Lytle vd., 2004; Bayani vd., 2016; Sancak vd., 2018). Ancak, kamera ve sensörler gibi görüntü tabanlı sistemlerin doğruluğu doku, malzeme ve ışık koşullarından kolayca etkilenebildiği için konumlandırma ve kalibrasyonlarının hassas bir şekilde ayarlanması gerekmektedir. Bu tez çalışmasında uç işlemcinin konumunu belirlemek için ileri kinematik analizin çözümünde literatürde Parikh vd. (2005), yaptıkları çalışmada paralel robotların ileri kinematik çözümü için önerilen YSA ve Newton-Raphson yönteminin beraber kullanıldığı karma yöntem KSPR'nin ileri kinematik çözümü için kullanılmıştır.

### 1.2.3. KSPR'lerin Modellemesi ve Denetimi

KSPR'lerin modellenmesinde ana bileşenleri olan uç işlemci, eyleticiler ve kabloların kinematik ve dinamik etkileri dikkate alınarak sisteme ait matematiksel model elde edilmektedir. Kolaylık açısından literatürde genellikle kablolar kütsüz ve rijit bir eleman olarak kabul edilip kablo dinamikleri göz ardı edilmektedir. Ancak kablo dinamiklerinin etkisini de dikkate alan çalışmalar literatürde mevcuttur (Kozak vd., 2006; Riehl vd., 2009). Uç işlemci ile kablolar arasındaki kinematik analizde kablo uzunlukları ile uç işlemci konumu arasındaki matematiksel etkileşim elde edilir. Bunun yanında KSPR'lerin yüksek hızlarda ve ivmelerde çalıştırılabilmesi için dinamik etkilerin de dikkate alınması gerekmektedir. Newton-Euler ve Lagrange yöntemi genellikle KSPR'lerin dinamik modellerinin elde edilmesinde literatürde kullanılmaktadır. Bu çalışmadaki sistemin dinamik modeline benzer bir dinamik model Williams'ın (2003) çalışmasında bulunmaktadır.

KSPR'lerde diğer manipölatörlerden farklı olarak rijit uzuvlar yerine kablo kullanıldığından dolayı uç işlemci üzerine itme kuvveti uygulanamamaktadır, sadece çekme kuvveti uygulanabilmektedir. Bu nedenle uç işlemcinin hassas konum denetimi için hareket esnasında kablolardan herhangi birinde sarkıklık olmamalı, tüm kabloların gergin durumda olması gerekmektedir. Kabloları uygulanan gerilme kuvvetinin hesaplanmasında uç işlemciyi hareket ettirmek için kullanılan kablo sayısı ile uç işlemcinin sahip olduğu serbestlik derecesi arasındaki ilişkiye göre çözüm değişmektedir. Sistemdeki kablo sayısı uç işlemcinin serbestlik derecesinden büyük olduğu artıksıl kısıtlanmış sistemde kablolardaki gerilme kuvvetinin çözümü buradaki fazladan eyleticiye bağlı olarak sonsuz sayıda farklı gerilme değerleri alabilmektedir. Kablo sayısının serbestlik derecesinden az olduğu eksik kısıtlanmış KSPR'lerde kabloların gergin halde kalmasını sağlamak için sistem üzerine etki eden yerçekimi kuvveti gibi bir dış kuvvet ayrı bir eyletici görevi görmektedir. Bu sayede yerçekimi etkisi sebebiyle kablolardaki pozitif gerilme değeri sağlanmaktadır.  $m = n + 1$  olması durumundaki tamamen kısıtlanmış manipölatörlerde fazladan olan bir tane eyletici ile gerilim dağıtımı kolayca yapılabilmekteyken  $m > n + 1$  olduğunda gerilim dağıtımı için daha karmaşık yöntemler gerekmektedir. Tamamen kısıtlanmış ve artıksıl kısıtlanmış durumlar için literatürde kablolardaki gerilimin pozitif olmasını sağlayacak şekilde Barycentric yaklaşımı, Dkystra metodu, doğrusal (lineer) ve karesel (quadratic) programlama gibi çeşitli optimizasyon yöntemleri ve kapalı-form çözümleri bulunmaktadır.

Oh ve Agrawal (2005), manipülatörün önceden tanımlı bir yörüngeyi izlemesi için kablolarla gerginliğin sağlanmasında doğrusal programlama ve karesel programlamayı kullanmıştır. Pott (2014), çalışmasında kablolu manipülatörlere ait literatürde yer alan kuvvet dağıtım yöntemleri ile ilgili çok sayıda çalışmalarını karşılaştırmalı olarak ele almıştır. Optimizasyon algoritmalarında işlem yükünün fazla olması gerçek zamanlı uygulamalarda kullanımını zorlaştırmakla beraber kablo sayısı ve serbestlik derecesi arttıkça hesaplamalar karmaşıklaşmaktadır. Bu nedenle daha hızlı çalışan yöntemlerin geliştirilmesine ihtiyaç duyulmuştur. Ouyang ve Shang (2016), 6 serbestlik derecesine sahip 8 kabloya sahip bir KSPR'nin optimum gerilim dağılımını belirlemek için hızlı bir optimizasyon yöntemi sunmuştur. Rasheed vd. (2018), çalışmasında 2 serbestlik derecesine sahip 4 kablo ile denetlenen yeniden yapılandırılabilir bir mobil kablolu manipülatörde, mobil tabanların dengesini sağlarken kablolarla uygun gerilme dağılımını gerçekleştirmiştir. Gouttefarde vd. (2015),  $n$  serbestlik derecesine sahip ve  $n+2$  kablo ile sürülen KSPR'ler için hesaplama maliyeti düşük ve kablolarla izlenen bir yörünge boyunca sürekli bir gerilim dağılımı sağlayan algoritma geliştirmişlerdir.

Kablolu manipülatörlerin denetiminde kabloların gergin tutulmasının yanı sıra hassas konum denetimini sağlamak için çeşitli denetim yöntemleri literatürde uygulanmıştır. Klasik PID denetçi kablo ile robotların denetiminde kullanılmıştır. Williams vd. (2003), çalışmalarında sistemdeki lineer olmayan dinamikleri hesaplamalı tork (feedback linearization) yöntemi ile eleyerek PD denetçi ile benzetim ortamında düzlemsel bir KSPR'nin konum takibini başarılı bir şekilde gerçekleştirmişlerdir. Diğer bir çalışmada Khosravi ve Taghirad (2014), geliştirdikleri gürbüz (robust) PID denetçi ile deneysel olarak düzlemsel bir KSPR konum takibini yapmışlardır. Ancak eyleticilerdeki dişli takımlarının sürtünmeleri ve sistem üzerindeki diğer belirsizlikler ile uç işlemci konumunun doğrudan ölçülmemesi gibi nedenlerden dolayı hassas bir denetim elde edememişlerdir. Biri benzetim diğeri ise deneysel ortamda yapılan bu iki çalışmaya bakıldığında, benzetim ortamında yapılan çalışma iyi sonuç verebilirken deneysel olarak yapıldığında montaj sırasında yapılan küçük hatalar, düzeneğe ait bileşenlerde meydana gelen sürtünmeler vb. belirsizliklerden dolayı alınan sonuç çok iyi olmamaktadır. KSPR'lerin karmaşık ve doğrusal olmayan dinamik denklemler içermesi, sistemdeki bileşenlerin sürtünmelerinin net olarak hesaplanamaması, kablo kütlelerinin ve elastikliğinin göz ardı edilmesi gibi nedenlerden dolayı bu etkileri karşılayarak hassas bir denetim sağlayacak gelişmiş denetim yöntemleri gerekmektedir. Bu nedenle sistem parametrelerinde meydana gelen değişimlere, bozucu

etkilere ve belirsizliklere karşı oldukça duyarlı olan Kayan Kipli Denetim (Sliding Mode Control) yöntemi KSPR'lerin denetimi için literatürde kullanılmıştır. Bak vd. (2016), benzetim ortamında tasarladıkları 3 serbestlik dereceli düzlemsel bir KSPR için kayan kipli denetim yöntemi ile sistemin performansını değerlendirmiş ve yörünge takibinde kayan kipli denetim yönteminin PID denetçiden daha iyi sonuç verdiğini ortaya koymuştur. Başka bir çalışmada ise yine 3 serbestlik dereceli düzlemsel bir KSPR sistemi için Bayani vd. (2016), uç işlemci konumunun görüntü tabanlı elde edildiği deneysel bir çalışma yapmışlardır. Bu çalışmada konum denetimi için kutup yerleştirme (pole placement) yaklaşımını ve sonrasında model belirsizliklerini gidererek hatayı azaltmak için kayan kipli denetim yöntemini kullanmışlardır. Ardından denetim esnasında meydana gelen çattırdamayı ortadan kaldırmak için uyarlamalı (adaptive) kayan kipli denetçi tasarlayarak daha hassas bir sonuç elde etmişlerdir. Korayem vd. (2012), üç boyutlu uzayda hareket edebilecek şekilde 6 serbestlik derecesine sahip olan bir KSPR'nin konum denetimi için sistem üzerine bozucu etki ettiği ve etmediği durumlarda kayan kipli denetçinin performansını değerlendirmişlerdir. Çalışma benzetim ortamında yapıldıktan sonra deneysel olarak tekrar edilmiştir. Benzetim ve deney sonuçları arasında x ve y konumları uyumlu iken z konumları arasında oluşan farkın yerçekimi ivmesinin etkisinden dolayı oluştuğu belirtilmiştir. Lv vd. (2017), çalışmalarında yük dengeleme vinci şeklinde tasarladıkları bir KSPR'nin kablo uzunluklarını sensör yardımıyla elde etmiş ve ileri kinematik probleminin çözümünde gerçek zamanlı olarak kullanarak kayan kipli denetim yöntemi ile konum takibi yapmışlardır.

Kayan kipli denetim yönteminin yanı sıra Yapay Sinir Ağları, H-sonsuz Kontrol ve Model Öngörülü Kontrol yöntemleri KSPR'lerin denetiminde kullanılmıştır. Asl ve Janabi-Sharifi (2017), kablo ile çalışan robotun ağır yükleri taşıması için gerekli olan yüksek viskoziteli dişlilere sahip eyleticilerin olduğu bir KSPR'nin dinamiğindeki belirsizliklerin modellenmesi ve belirli bir yörünge takibi için uyarlanabilir ve çok katmanlı bir yapay sinir ağı geliştirmişlerdir. Chellal vd. (2017), çalışmalarında 6 serbestlik derecesine sahip ve 8 kablo ile sürülen INCA robotunun modellenmesi yapılarak kinematik ve dinamik parametrelerin tahmini yapılmış, uç işlemci konumu oluşturulan görüntü izleme sistemi ile elde edilmiş ve H-sonsuz kontrol yöntemi ile yörünge takibi yapılmıştır. Ghasemi (2011), çalışmasında giriş-çıkış doğrusallaştırılması (input-output linearization) ile doğrusal model öngörülü kontrol yöntemini kullanarak 6 kablolu ve 6 serbestlik dereceli bir KSPR'nin denetimini sağlamıştır.

Bu geleneksel denetim yöntemlerinden farklı olarak pekiştirmeli öğrenme yöntemi literatürde son yıllarda robotların denetiminde kullanılmaya başlanmıştır. İnsansız su altı ve yüzey araçlarının yol planlaması ve takibi, yol takibinde engellerden kaçma, modern üretim ortamlarındaki karmaşık parçaları birbirine ekleme görevleri gibi karmaşık ve kompleks işlemlerin gerçekleştirilmesi gereken uygulamalarda pekiştirmeli öğrenme yöntemi kullanılmaktadır (Kober vd. 2013). KSPR'lerin denetiminde bu yöntemle ilgili olarak literatürde çalışma mevcut değildir. Yalnızca yakın bir zamanda ayak bileği rehabilitasyonu için geliştirilmiş 3 dönme serbestlik derecesine sahip 4 kablolu bir robotun benzetiminin yapıldığı bir çalışma literatürde mevcuttur. Pekiştirmeli öğrenme yönteminin KSPR'lerde kullanılabilirliği açısından bir ön çalışma olmasına rağmen ulaşılan sonuçlara bakıldığında hata değerleri yüksektir (Ma 2019; Xiong vd. 2020).

Bu tez çalışmasında  $m=4$  kablo ve  $n=3$  serbestlik derecesine sahip yatay düzlemde bulunan bir KSPR'nin modellenmesi ve denetimi üzerine çalışılmıştır. Kullanılan eyletici sayısı serbestlik derecesinden fazla olduğundan ( $m = n + 1$ ) tamamen kısıtlanmış bir sistemdir. Burada kabloları uygulanacak gerilmeleri hesaplamak için Williams'ın (2003) çalışmasındaki gerilim dağıtım algoritmasından yararlanılmıştır. Kabloların gerilmesinin pozitif olmasını sağlayacak şekilde gerilim dağıtımını yapıldıktan sonra referans takibi için PID ve kayan kipli denetim yöntemleri kullanılmıştır. Sonrasında literatürdeki çalışmalardan farklı olarak pekiştirmeli öğrenmenin bu tip KSPR'lerin denetiminde göstereceği performansı ortaya koymak amacıyla KSPR'nin pekiştirmeli öğrenme yöntemiyle denetimi gerçekleştirilmiştir. Pekiştirmeli öğrenme yöntemi ile sistem gerilim dağıtım algoritmasına gerek kalmadan kendi kendine hem kablolarındaki gerilmenin pozitif olmasını sağlayacak optimal gerilme dağılımlarını belirleyebilmekte hem de istenen bir referansın takibini başarılı bir şekilde yapabilmeyi öğrenebilmektedir. Bu sayede karmaşık gerilim dağıtım algoritmaları ve konum takibi için herhangi bir denetçiye ihtiyaç kalmadan tek bir pekiştirmeli öğrenme modeli ile istenilen elde edilmektedir.

### 1.3. KSPR Uygulamaları

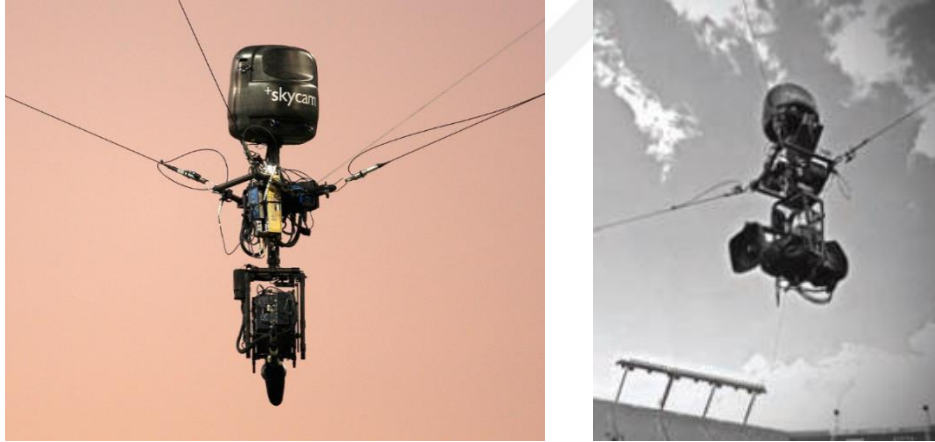
KSPR'lerin basit ve hafif mekanik yapısı, geniş alanlarda çalışabilme, birimsel (modular) geometrileri, kolay montaj edilip sökülebilmeleri ve taşınabilirlikleri ile yüksek hızlarda hareket edebilme gibi özellikleri onları inşaat otomasyonu, büyük ölçekli üretim ve ağır yüklerin taşınıp konumlandırılması gibi çeşitli alanlarda kullanımları için uygun



kılmaktadır. Farklı alanlarda kullanımlarına örnek olacak uygulamalar gruplandırılarak başlıklar halinde aşağıda verilmiştir.

### 1.3.1. Kablolu Kameralar

Şekil 3'te gösterilen ilk kablo ile sürülen robot diyebileceğimiz Skycam, spor ve benzeri performansların kayda alınması için bir stadyum alanının üzerindeki kamerayı hareket ettirecek bir sistem şeklinde tasarlanmıştır (Cone, 1985). Kablolar sayesinde kamera çok hızlı bir şekilde hareket ettirilebilmekte ve neredeyse istenen tüm açılar sağlanabilmektedir. Kablolar ince olduklarından etraftaki izleyicilere görüntü açısından sorun oluşturmamaktadır. Bu tip kablolu bir robotun bu şekilde büyük bir çalışma alanında hareket ettirilebilmesi diğer farklı geniş ölçekli alanlarda kullanımı için yeni bir bakış açısı sunmuştur.

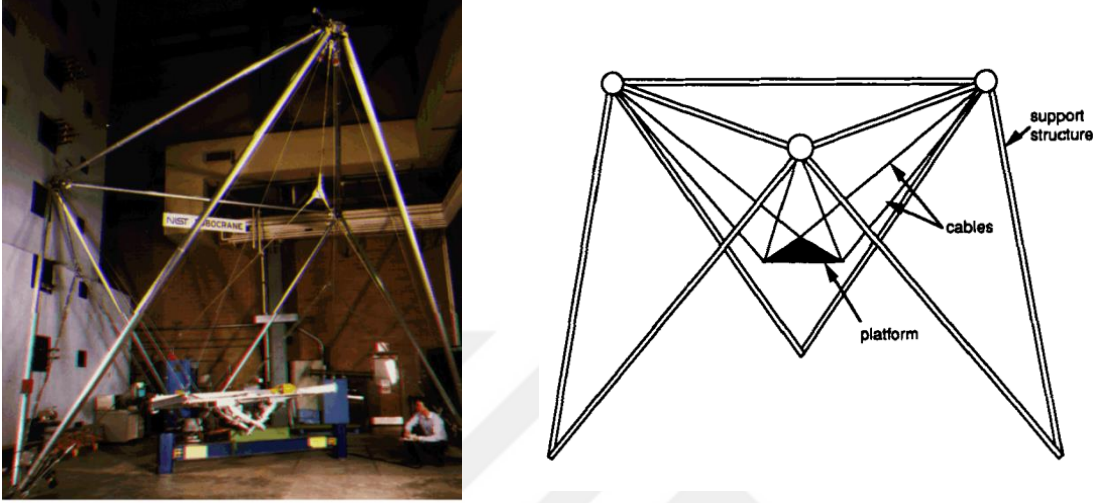


Şekil 3. SkyCam (Qian vd. 2018; Tang, 2014)

### 1.3.2. Taşıyıcı Vinç Sistemleri

KSPR'ye ait ikinci bir uygulama 1980'li yılların sonunda Amerika'da Ulusal Standartlar ve Teknoloji Enstitüsü (National Institute of Standards and Technology, NIST) tarafından başlatılan RoboCrane projesidir, Şekil 4 (Albus vd., 1993; Amatucci vd., 1997). NIST RoboCrane geleneksel vinçlerin serbest hareketlerinin dezavantajlarını hafifleterek esnek yapı hareketliliği ile ağır malzeme taşıma ve inşaat makine sistemleri (Lytle vd., 2008; Bostelman vd., 2001), gemi yapımı (Dagalakis vd., 1989), otomatik gaz metal ark kaynağı

teknolojisi için bir araştırma ve geliştirme test sistemi (Rippey ve Falco, 1997) gibi uygulamalar başta olmak üzere çeşitli alanlarda kullanımı için literatürde çalışmalar yapılmıştır.



Şekil 4. a) NIST RoboCrane (Amatucci vd., 1997) b) NIST RoboCrane geometrisi (Albus vd., 1993)

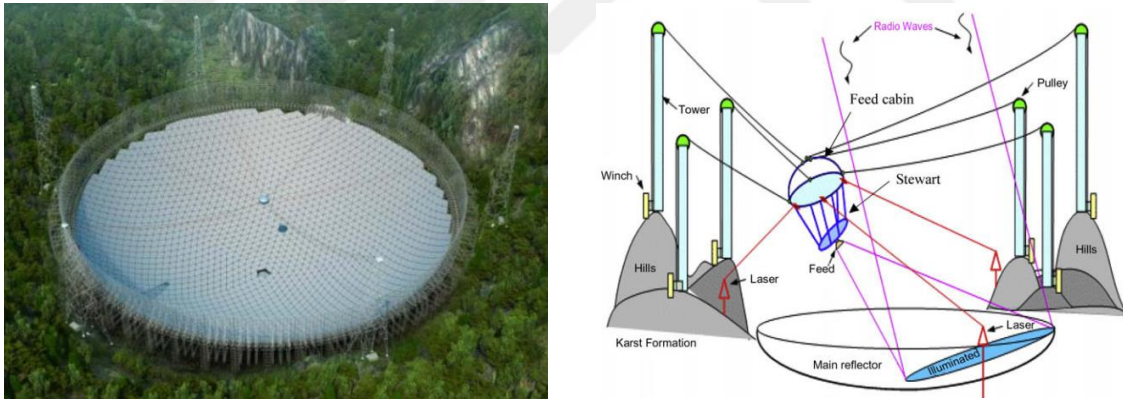
### 1.3.3. Radyo Teleskop Uygulamaları

KSPR'lerin kullanıldığı en önemli uygulamalardan birisi de büyük çaplı radyo teleskoplarına ait alıcı platformlarıdır. Bu tip robotlarda kablolar ile uç işlemcinin büyük alanlarda rahatça hareket ettirilebilmeleri geniş çaplı radyo teleskoplarının geliştirilmesine imkân sağlamıştır. Amerika'nın Arecibo projesi, Çin'de geliştirilen 500 metrelik diyaframlı küresel radyo teleskop (FAST: Five Hundred Meter Aperture Spherical Telescope) (Duan, 1999; Nan 2006; Duan vd., 2008) ve Kanada'da geliştirilen LAR (Large Adaptive Reflector) teleskobu (Carlson vd., 2000; Dewney vd., 2002) ana bileşenlerinden biri olan besleme kabinin hareketi için kablo ile sürülen robot kullanılmaktadır. 305 m yarıçapına sahip Puerto Rico'da bulunan Arecibo gözlemevi dünyanın atmosferinden derin uzaya kadar araştırma yapmak, gezegenleri, yıldızları ve asteroidleri araştırmak için geliştirilmiştir. 900 tonluk alıcı platform üç kuleye bağlı olan kablolar ile taşınmaktadır, Şekil 5.



Şekil 5. a) Arecibo gözlemevi, Puerto Rico b) Alıcı kabin (Williams ve Robert, 2015)

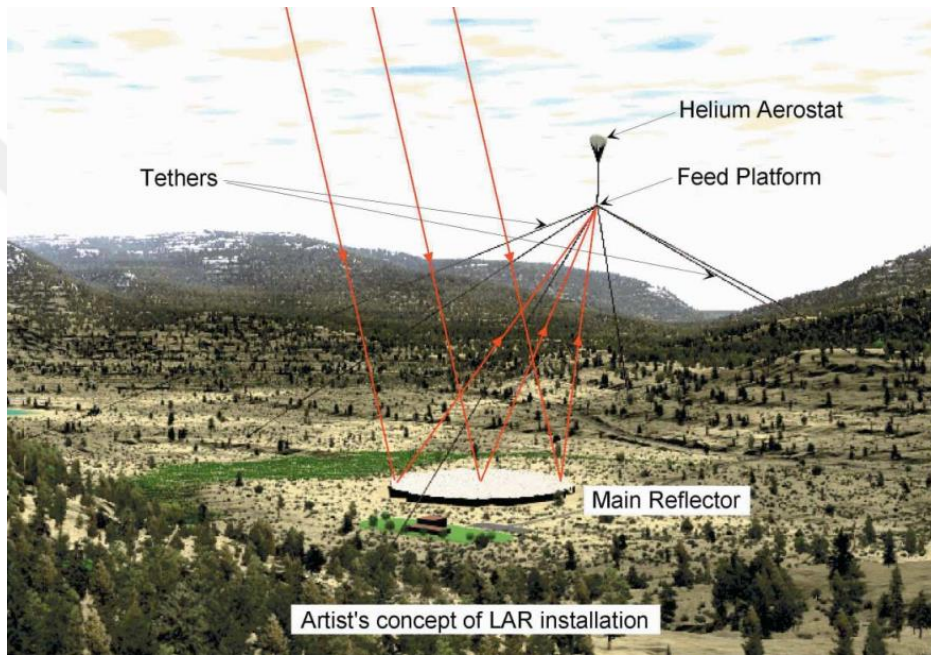
Arecibo'nun yapısına benzer şekilde Çin'in Guizhou eyaletinin Karst bölgesinde bulunan 500 metre yarıçapına sahip FAST, dünyanın en büyük tek çanaklı radyo teleskobudur. Şekil 6'da gösterildiği gibi FAST, aktif ana reflektörden (500 m yarıçaplı çanak) ve besleme destek sisteminden (alıcı kabin) oluşur, alıcılar besleme kabininde bulunur.



Şekil 6. a) FAST teleskobu CAD modeli (Williams ve Robert , 2015) b) FAST şematik gösterim (Duan vd., 2008)

Büyük kablo ile sürülen paralel manipülâtör ve besleme kabini, besleme destek sistemini oluşturur. 600 m yarıçaplı alanda kablo ile çalışan paralel manipülâtör, alıcılara geniş çalışma alanı sağlayan altı çelik kablo ile sürülür. Williams ve Robert (2015) çalışmasında Arecibo ve FAST sistemleri karşılaştırmalı olarak ele alınmıştır, Arecibo tasarımı iki serbestlik derecesine sahip iken FAST 6 serbestlik derecesine sahip olduğundan besleme kabinin ana reflektöre göre konumlandırma ve yönelimi yapılabilmektedir.

LAR, belirli dalga boyu aralığında çalışacak şekilde tasarlanmış düşük maliyetli bir radyo teleskop konseptidir. Şekil 7’de gösterilen 200 m çapındaki ana reflektör, yüzeye 500 m odak uzaklığına sahip olacak şekilde yere düz olarak monte edilmiştir. Besleme kabini, büyük, helyum dolu bir aerostatın kaldırılmasıyla gerilen üç veya daha fazla kabloların (rüzgâr kuvvetlerine etkili bir şekilde direnç gösteren sert bir yapı) gerdirilmesi ile yerinde tutulur. Teleskop, kabloların uzunluklarının vinçlerle aynı anda değiştirilerek besleme platformunun konumunun değiştirilmesiyle yönlendirilir.

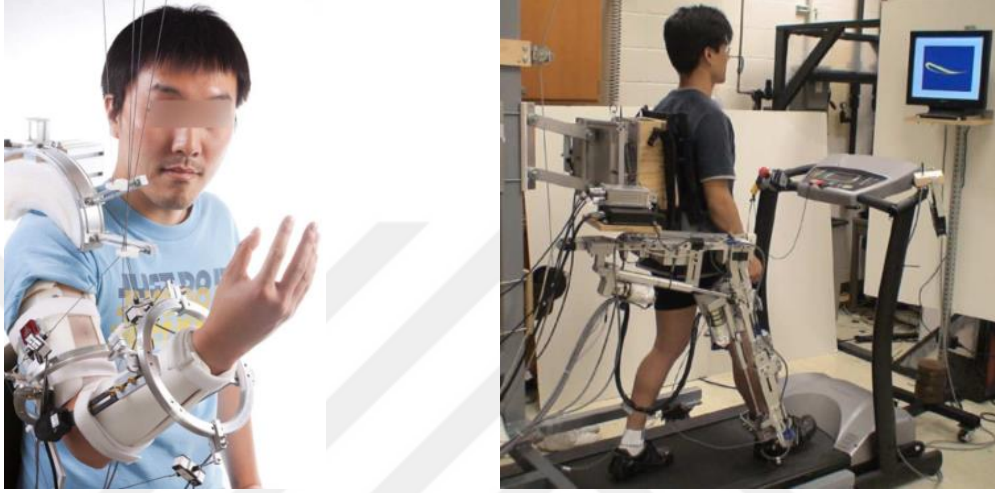


Şekil 7. LAR teleskop dizaynı (Dewney vd., 2002)

#### 1.3.4. Rehabilitasyon Cihazları

KSPR’ler geçmiş yıllarda rehabilitasyon cihazlarının tasarımlarında da kullanılmıştır. Literatürde birçok çalışmada insan kolu rehabilitasyonu için kablolar kullanılarak mevcut kol tasarımlarından daha hafif olacak şekilde insanlar tarafından giyilebilen kol şeklinde tasarlanmış kablo ile sürülen robotlar mevcuttur (Brackbill vd., 2009). CAREX (Cable Driven ARm EXoskeleton) adı verilen insanın kolu üzerine giyebileceği ve kabloların sürekli gergin halde tutularak kolun öngörülen bir dairesel hareketi takip etmesi için yapılan kol rehabilitasyonu şeklinde çalışmalar yapılmıştır, Şekil 8a (Mao ve Agrawal, 2012; Mao vd., 2015). Koldan farklı olarak vücudun diğer uzuvları için geliştirilen çalışmalar da

mevcuttur (Surdiloviç ve Bernhardt, 2004; Otis vd., 2008). Banala vd. (2009), inme olan hastalarda veya yürüyüş bozukluğundaki kişiler için robot destekli yürüyüş eğitim sistemi geliştirilmesi için Şekil 8b'de gösterilen ALEX (active leg exoskeleton) olarak adlandırdıkları bir kablo ile sürülen robot tasarlamışlardır. Burada robot istenmeyen yürüyüş hareketine direnir ve insanı yapılması istenen hareketi yapmasını sağlamaktadır.

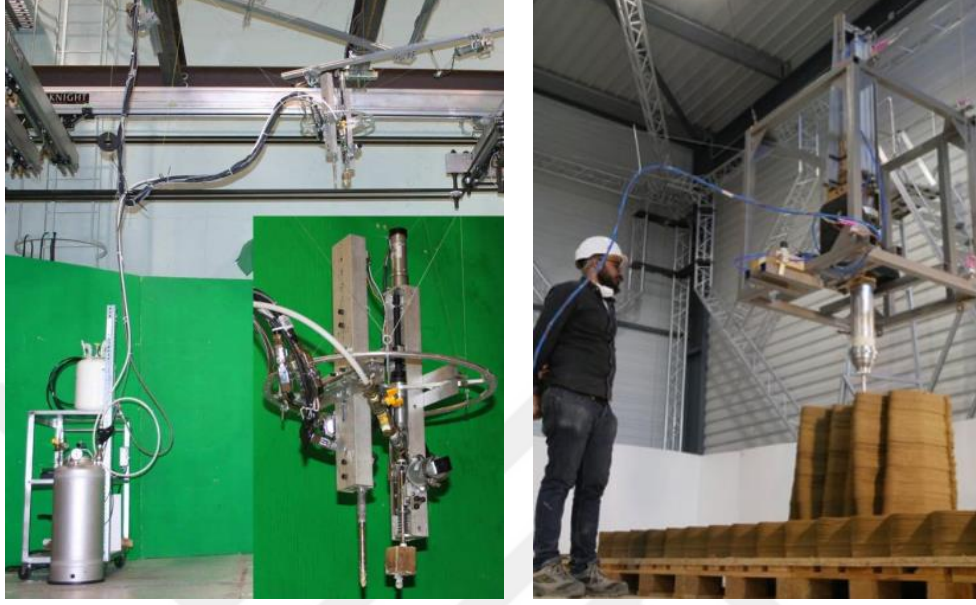


Şekil 8. a) CAREX giyilebilir kol tasarımı b) ALEX yardımcı yürüyüş robotu

### 1.3.5. Diğer Endüstriyel Uygulamalar

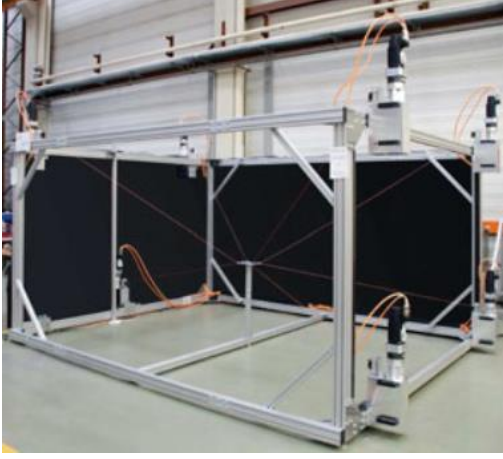
KSPR'lerin literatürde kullanım alanı yukarıda bahsedilen alanların dışında çok geniş bir çevreye yayılmıştır. Son zamanlarda baskı üretiminde gelişme gösteren 3D yazıcılar için büyük çalışma alanlarında hareket ederek büyük çaplı parçaların üretimini yapabilecek şekilde KSPR tasarımları geliştirilmiştir. Barnet ve Gosselin (2015), 3D yazıcının konumlandırılması için nesne malzemesi olarak poliüretan köpük (polyurethane foam) ve kullandıkları bir destek malzemesi (shaving foam) ile 6 serbestlik derecesine sahip yaklaşık 1 cm hassasiyetle baskı yapabilen kablo ile sürülen bir robot geliştirmiştir, Şekil 9a'da bu yazıcı gösterilmektedir. 3D yazıcılarla ilgili başka bir çalışmada büyük boyutlu cisimlerin baskısını yapabilmek amacıyla geniş çalışma alanlarında hareket edebilen CoGiRO adı verilen kablo ile sürülen robotunun üzerine bir baskı sisteminin monte edilmesiyle baskı yapmak amaçlanmıştır (Izard vd., 2017; Izard vd., 2018). Burada uç işlemci 13.6x9.4x3.3 m'lik bir alanda hareket edebilmekte ve inşaat ile ilgili malzemelerin üretimi için baskılar

yapmaktadır. Örnek olarak Şekil 9b’de 3 mm yüksekliğe sahip 11 m uzunluğunda kil malzeme ile sinüzoidal şekilde test baskısı gösterilmektedir.

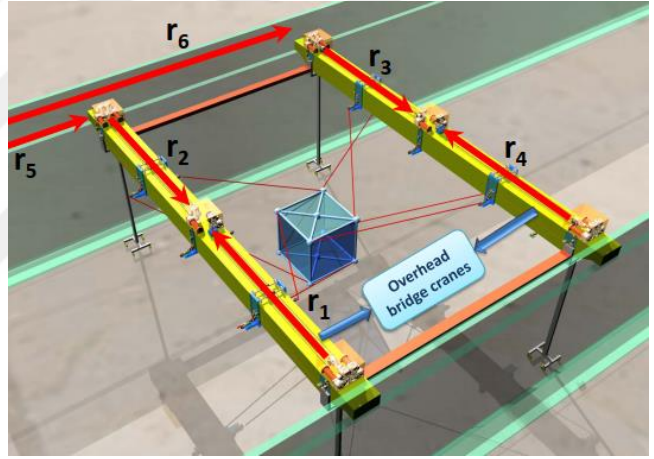


Şekil 9. a) Kablo askılı 3D köpük yazıcı b) CoGiRo 3D yazıcı

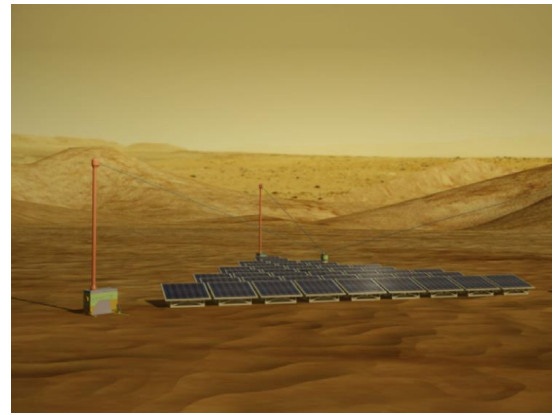
Bu uygulamaların yanı sıra afet ve acil durum gibi olaylarda arama kurtarma çalışmaları (Bosscher vd., 2005), rüzgâr tüneli tasarımı (Yangwen vd., 2010), otomatik yapı inşası için robot (Pinto vd., 2017), büyük ölçekli güneş enerji santrallerinin inşası, montajı ve işletilmesi için otomatik bir robot denetim sistemi (Pott vd., 2010), orta ve büyük ölçekli taşıma ve montaj alanındaki endüstriyel süreçlerde kullanılmak üzere geliştirilen IPANema robot ailesi (Pott vd., 2013), çeşitli araştırma ve endüstriyel projeler için farklı konfigürasyonlara çevrilerek yeniden yapılandırılabilir ReelAx robotu (Izard vd., 2013), büyük boyutlu ağır yüklerin taşınması için askıya alınmış vinç tasarımı (Nguyen vd., 2014) gibi çalışmalar literatürde mevcuttur, Şekil 10 ve 11. Ayrıca KSPR’ler gezer vinç şeklinde sistemlerin uygulamaları için de bir olanak sağlamıştır. Şekil 12’de gösterildiği gibi birden fazla mobil vinçten oluşan bir vincin engellerden kaçınarak yükün konumlandırılması (Zi vd., 2015), gezici kablo ile sürülen bir robot tarafından Mars ve Ay yüzeyi gibi geniş ve engebeli sahalardaki inceleme görevlerinde kullanılabilmesi (Seriani vd., 2016) gibi çeşitli çalışmalar yapılmıştır.



Şekil 10. a) IPANema 1 b) IPANema 2 (Pott vd., 2013)



Şekil 11. a) ReelAx6 (Izard vd., 2013) b) Konvansiyonel vinç (Nguyen vd., 2014)

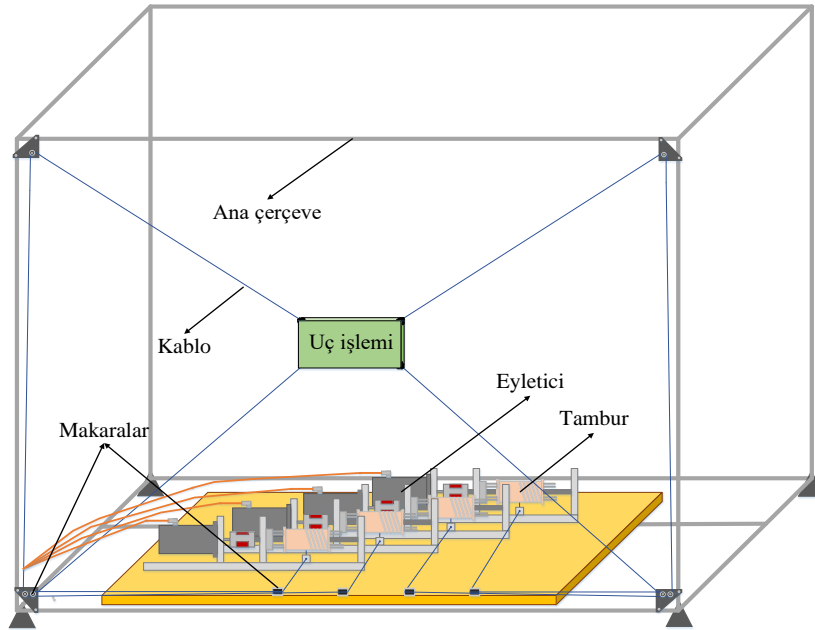


Şekil 12. a) Gezici vinç (Zi vd., 2015) b) Engelibeli alanlar için KSPR (Seriani vd., 2016)

## 2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

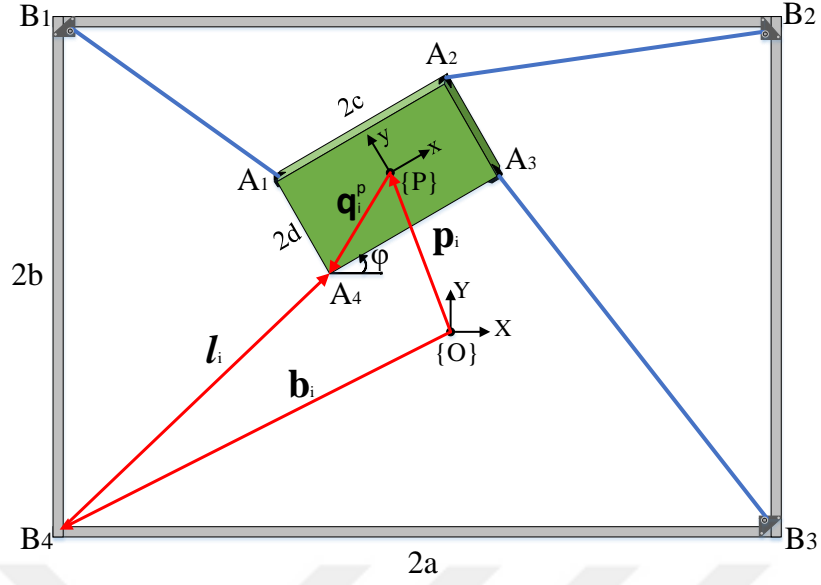
### 2.1. KSPR'lerin Modellenmesi

KSPR'ler genellikle sabit bir platform, eyletici, uç işlemci ve kablolar olmak üzere dört temel bileşenden oluşmaktadır. Sistem üzerindeki kablolar, bir eyletici görevi yapan motor tarafından döndürülen makaralar üzerine sarılıdır ve eyletıcının döndürülmesi ile kablolar uzatılıp kısaltılarak uç işlemcinin hareketi sağlanmaktadır. Bu tez kapsamında ele alınan KSPR'nin iki boyutlu yatay bir düzlemde bulunduğu varsayılmaktadır ve bu yapıya ait şematik bir resim Şekil 13'te gösterilmiştir. Uç işlemci, 3 serbestlik derecesine (x ve y'de öteleme ile dönme) sahiptir ve 4 kablo ile hareket ettirilmektedir. KSPR'nin matematiksel olarak modellenmesinde uç işlemci ile kablo uzunlukları arasındaki ilişki ortaya konulmaktadır. Sistemin kinematik diyagramı üzerinden vektör kapalılık denklemleri yazılarak manipülatöre ait matematiksel model elde edilmektedir. Şekil 14'te gösterildiği üzere biri sabit ana çerçeveye ve diğeri de hareketli uç işlemciye ait olan iki referans sistemi bulunmaktadır. Sabit ve hareketli referans sistemlerini temsil eden X-Y ile x-y koordinat sistemleri sırasıyla {O} ve {P} noktalarına yerleştirilmiştir.



Şekil 13. Yatay düzlem üzerine yerleştirilmiş bir KSPR





Şekil 14. KSPR'nin kinematik diyagramı

Uç işlemcinin hareketini sağlayan kablolar bir ucundan vinç sistemindeki tamburlara sarılı halde bulunmaktadır. Buradan çıkan kablolar sabit taban düzleminin köşelerindeki  $B_1$ ,  $B_2$ ,  $B_3$  ve  $B_4$  noktalarında bulunan küçük makaralar üzerinden geçirilerek  $A_1$ ,  $A_2$ ,  $A_3$  ve  $A_4$  noktalarından uç işlemciye bağlanırlar. Uç işlemciye ait  $(x, y)$  konumu ile  $(\varphi)$  yönelim açısı birlikte işlemci pozunu  $(x, y, \varphi)$  oluşturmaktadır. Sisteme ait diğer parametreler şu şekildedir;

$l_i$ : kablo uzunlukları

$b_i$ : ana çerçevenin merkezi ile köşeleri arası mesafe

$q_i$ : uç işlemcinin  $\{P\}$  merkezi ile köşeleri arasındaki mesafe

$R$ : dönme matrisi

$p$ : uç işlemcinin  $\{O\}$  sabit referans noktasına göre konumu

$\varphi$ : uç işlemcinin  $\{O\}$  referans noktasına göre dönme açısıdır

## 2.2. KSPR Kinematik Modeli

Manipülatorlerin kinematik analizinde ters ve ileri kinematik olmak üzere iki problem ele alınmaktadır. Ters kinematik problemin çözümü seri manipülatorlerde zor iken paralel manipülatorlerde daha kolay, ileri kinematik problem çözümü ise seri manipülatorlerde

kolay iken paralel manipülatörlerde zordur. KSPR'lerin kinematik analizinde amaç kablo uzunluklarının değişimi ile uç işlemci konumu arasındaki ilişkinin türetilmesidir.

### 2.2.1. Ters Kinematik

KSPR'lerin ters kinematik problemi, uç işlemcinin herhangi bir andaki  $x$ ,  $y$  konumu ile  $\varphi$  yönelim açısının bilinmesi durumunda o durum için gerekli kablo uzunluklarının belirlenmesi işlemidir. Her bir kablo için kapalı döngü kinematik zincir kullanılarak ters kinematik denklem oluşturulmuştur. Şekil 14'te kırmızı renkli vektörlerle gösterilen kapalı döngü için uç işlemcinin  $\mathbf{p}$  konumu ve iki koordinat sistemi arasındaki yönelim matrisi  $\mathbf{R}$  bilindiği durumda kablo uzunlukları Denklem (1) ile hesaplanır.

$$\mathbf{l}_i = \mathbf{p} + \mathbf{R}\mathbf{q}_i^p - \mathbf{b}_i \quad (1)$$

$$l_i = \sqrt{(x - b_{ix} + q_{ix}^p \cos \varphi - q_{iy}^p \sin \varphi)^2 + (y - b_{iy} + q_{ix}^p \sin \varphi + q_{iy}^p \cos \varphi)^2} \quad (2)$$

Burada  $\mathbf{p} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$  ve  $R = \begin{bmatrix} \cos \varphi & -\sin \varphi \\ \sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix}$  dönme matrisidir.

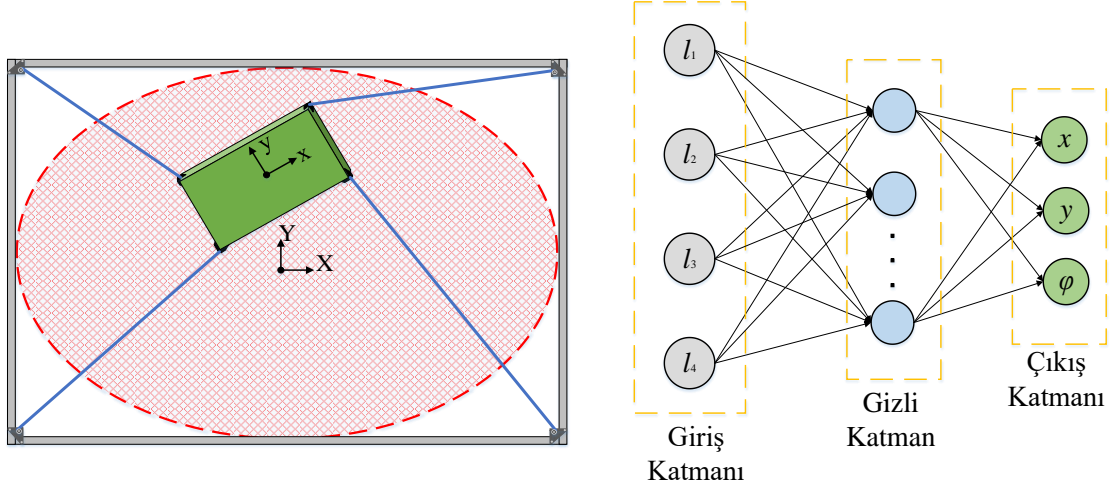
### 2.2.2. İleri Kinematik

KSPR'lerde ileri kinematik problem, uç işlemcinin  $\mathbf{p}$  konumu ve  $\varphi$  yönelim açısının oluşturduğu uç işlemci pozunu belirleyebilmek için kablo uzunluklarının kullanılması ile çözülmektedir. Ters kinematik için kullanılan vektör kapalılık denklemi (1) aynı zamanda ileri kinematik probleminin çözümünde de kullanılmaktadır. 4 kablo ile sürülen 3 serbestlik derecesine sahip bu manipülatörün ileri kinematiği için Denklem (1)'e bakıldığında denklem sayısının ( $m=4$  kablo sayısı) bilinmeyen sayısından ( $x, y, \varphi$ ) fazla olduğu, doğrusal olmayan bir denklem sistemi görülmektedir. Ters kinematik denklem kolayca çözümlenerek kablo uzunlukları hesaplanabilirken ileri kinematik problemi için tek ve doğru bir çözüm elde etmek ileri kinematiğin bağlaşıklık (coupled) doğrusal olmayan denklemleri içermesi ve birden fazla çözümle sonuçlanması sebebiyle zordur. KSPR'nin geri beslemeli konum denetimi için gerekli olan  $x, y, \varphi$  değerlerini veren ileri kinematik probleminin çözülmesi gerekmektedir.

Burada benzetim ortamı gerçek bir sistem gibi düşünülüp KSPR üzerinden eyeticilerin dönmesine bağlı olarak aldığımız kablo uzunlukları kullanılarak uç işlemciye ait konum ve yönelimin hesaplanması gerekmektedir. İleri kinematik çözümü ile kablo uzunlukları kullanılarak uç işlemcinin konum ve yönelimi hesaplanır ve geri besleme sinyali olarak gönderilerek referans sinyali ile arasındaki hata hesaplanır. Bu nedenle uç işlemci konum ve yönelimini elde edebilmemiz için ileri kinematik problemini çözmemiz gerekmektedir. Bölüm 1.2.2 kısmında bu yöntemle ilgili literatürde önerilen yöntemlerden avantaj ve dezavantajlarıyla birlikte bahsedilmiştir. Geri beslemeli denetim için hızlı çalışması amacıyla Parikh vd.'nin (2005) genel paralel robotların ileri kinematik çözümü için önerdiği YSA ve Newton-Raphson yönteminin beraber kullanıldığı karma yöntem KSPR'nin ileri kinematik probleminin çözümünde kullanılmıştır. YSA ile ileri kinematik probleminin çözümü için elde edilen sonucun daha da iyileştirilmesi için Newton-Raphson yöntemi kullanılmıştır.

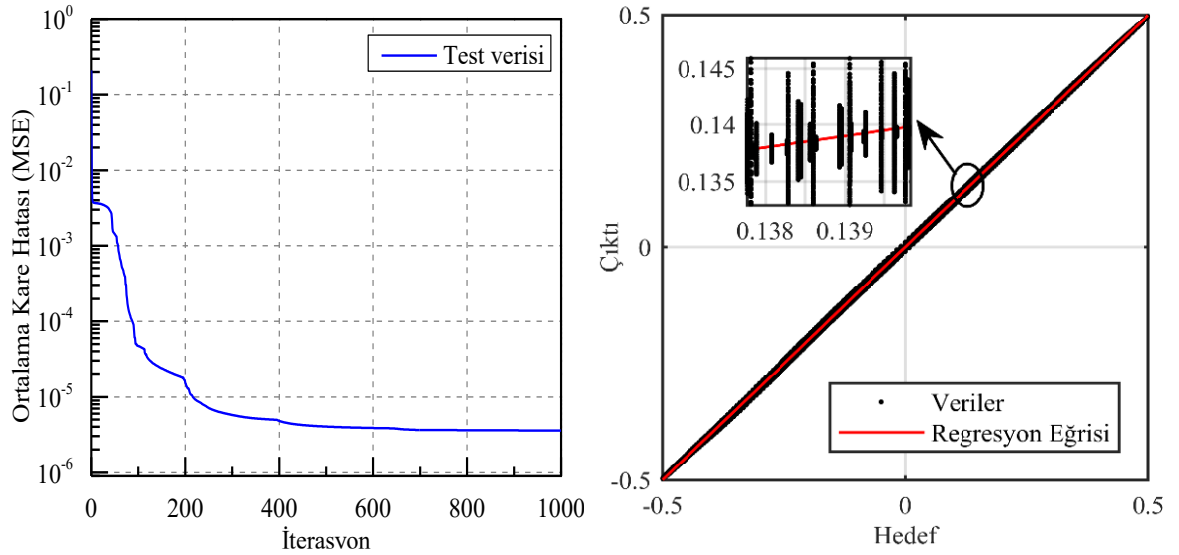
### 2.2.2.1. Yapay Sinir Ağları ile İleri Kinematik Çözümü

YSA, insanın en temel özelliği olan öğrenme fonksiyonunu temel alarak çalışan bilgisayar sistemleridir. YSA'da bilgiler ağa girdi katmanından gönderilir ve ara katmanlarda çeşitli işlemlere tabi tutularak oradan çıktı katmanına gönderilirler. Daha sonra üretilen çıktı ve beklenen çıktı birbirleriyle karşılaştırılarak aradaki hata hesaplanır ve geriye dağıtılır. YSA ile oluşturulacak olan ileri kinematik çözümü sayesinde uç işlemciye ait kablo uzunlukları bilindiğinde uç işlemcinin konum ve yönelimi belirlenebilecektir. YSA modelinin eğitilmesi için gerekli veri setinin elde edilmesinde ters kinematik çözümünün yapıldığı Denklem (1) kullanılmıştır. Şekil 15a'da uç işlemcinin kesikli çizgiyle belirtilen çalışma alanı içerisindeki bulunabileceği bir takım konum  $\{x, y\}$  ve açılarda  $\{\phi\}$  iken sahip olduğu kablo uzunluklarına  $\{l_1, l_2, l_3, l_4\}$  ait çok sayıda kombinasyon Denklem (1)'den türetilmiştir. Modelin eğitimi için yaklaşık  $4 \times 10^6$  adetlik bir veri seti elde edilmiş ve doğru bir sonuç verecek şekilde uygun ağ yapısı elde edilmeye çalışılmıştır. Şekil 15b'de  $l_1, l_2, l_3$  ve  $l_4$  kablo uzunluklarını temsil eden 4 nöronlu giriş katmanı, 10 adet nörondan oluşan gizli katman ve  $\{x, y, \phi\}$  konum ve yönelimini içeren çıkış katmanından oluşan KSPR'nin ileri kinematik YSA modelinin yapısı gösterilmektedir. Ara ve çıktı katmanlarında kullanılan aktivasyon fonksiyonları sırasıyla Sigmoid ve Purelin aktivasyon fonksiyonlarıdır. Ağın eğitiminde Levenberg-Marquardt algoritması kullanılmıştır.



Şekil 15. a) YSA modelinin veri seti için kullanılan çalışma alanı b) İleri kinematik YSA modeli

Eğitim sonucunda elde edilen YSA modeline ait hata ve regresyon eğrisi grafikleri Şekil 16a ve b'de verilmektedir. Bu tez kapsamında KSPR'nin YSA modeli ve Newton-Raphson yöntemi ile ileri kinematik problemi için yapılan çalışmalar Sancak vd. (2019)'nin çalışmasında yayınlanmıştır.



Şekil 16. a) YSA modeline ait ortalama kare hata b) YSA modeli regresyon eğrisi (Sancak vd. 2019)

### 2.2.2.2. Newton-Raphson ile İleri Kinematik Çözümü

YSA modeli ile ileri kinematik problemi için iyi ve doğru bir çözüm elde edilebilmektedir, ancak daha hassas konum ve yönelim değerlerine ulaşabilmek amacıyla Newton-Raphson yöntemiyle çözüm iyileştirilmeye çalışılmıştır. Newton-Raphson yönteminde kullanılan başlangıç koşulları çözümün yakınsaması ve ıraksaması üzerinde etkili olmaktadır. Eğer başlangıç değerleri gerçek çözümden çok uzak ise algoritmanın çözüm elde etmesi çok uzun sürebilmekte veya algoritma ıraksayarak herhangi bir çözüm elde edememektedir. Bu sebeple, hızlı bir şekilde yakınsayarak doğru bir çözüme ulaşmak amacıyla YSA'dan elde edilen çıkışlar Newton-Raphson yönteminin başlangıç koşulları olarak kullanılmıştır. Denklem (2)'de verilen eşitlik Newton-Raphson yöntemi için aşağıdaki şekilde yeniden düzenlenirse;

$$F_i(X) = x^2 + y^2 + q_{ix}^{p2} + q_{iy}^{p2} + b_{ix}^2 + b_{iy}^2 + 2x(q_{ix}^p \cos \varphi - q_{iy}^p \sin \varphi) + 2y(q_{ix}^p \sin \varphi + q_{iy}^p \cos \varphi) - \dots$$

$$2(q_{ix}^p b_{ix} + q_{iy}^p b_{iy}) \cos \varphi + 2(q_{iy}^p b_{ix} - q_{ix}^p b_{iy}) \sin \varphi - l_i^2 = 0 \quad (3)$$

Newton-Raphson yönteminin adımları için öncelikle YSA modeli kullanılarak elde edilen ileri kinematik çözümüne ait  $x$ ,  $y$  ve  $\varphi$  değerleri,  $X_0$  başlangıç koşulu olarak Denklem (3)'te kullanılır ve aşağıdaki adımlar takip edilerek iteratif bir çözüm yapılır.

- $J_{NR} \delta X_k = -F(X)$ , ifadesi kullanılarak  $\delta X_k$  ile çözüm elde edilir.

$$\delta X_k = -J_{NR}^+ F(X)$$

- $X_{k+1} = X_k + \delta X_k$  ifadesiyle yeni çözüm hesaplanır.

- $\|\delta X_k\| < \varepsilon$  durdurma kriteri.

Burada  $\delta X = \{\delta x, \delta y, \delta \varphi\}^T$ ,  $J_{NR}^+ = (J_{NR}^T J_{NR})^{-1} J_{NR}^T$  Jacobian matrisinin pseudo-inverse matrisi ve  $\varepsilon$  kullanıcı tanımlı toleranstır. Jacobian matrisi aşağıda Denklem (4) ile verilmiştir.

$$J_{NR} = \begin{bmatrix} \left\{ \frac{\delta F_i}{\delta x} \right\} & \left\{ \frac{\delta F_i}{\delta y} \right\} & \left\{ \frac{\delta F_i}{\delta \varphi} \right\} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\left\{ \frac{\delta F_i}{\delta x} \right\} = 2(x + q_{ix}^p \cos \varphi - q_{iy}^p \sin \varphi - b_{ix})$$

$$\left\{ \frac{\delta F_i}{\delta y} \right\} = 2(y + q_{ix}^p \sin \varphi + q_{iy}^p \cos \varphi - b_{iy})$$

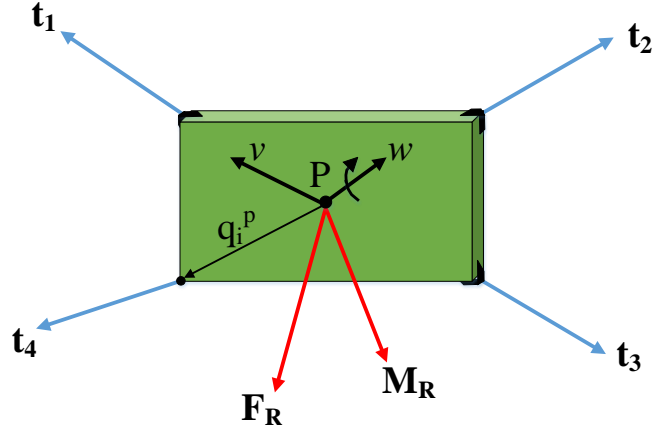
$$\left\{ \frac{\delta F_i}{\delta \varphi} \right\} = 2\left( q_{ix}^p \left[ -(x - b_{ix}) \sin \varphi + (y - b_{iy}) \cos \varphi \right] + q_{iy}^p \left[ -(y - b_{iy}) \sin \varphi - (x - b_{ix}) \cos \varphi \right] \right)$$

### 2.3. KSPR Dinamik Modeli

KSPR'nin yapısına bakıldığında hareketli uç işlemci ve uç işlemciyi hareket ettiren kabloların sürülmesini sağlayan eyletici dinamiklerinden oluştuğu görülmektedir. Dinamik modelleme ile uç işlemcinin hareket ettirilmesi için gerekli eyletici torkları belirlenmektedir. Bu kısımda uç işlemci ve eyletici dinamiklerini oluşturan denklemler ayrı ayrı türetildikten sonra birleştirilerek sistemin genel dinamik modeli elde edilmiştir.

#### 2.3.1. Uç İşlemci Dinamik Modeli

Manipülâtörün dinamik modelini basitleştirmek adına kablolar kütleli ve rijit bir eleman olarak kabul edilmiş ve kablo dinamikleri göz ardı edilmiştir. Şekil 17'de uç işlemciye ait serbest cisim diyagramı gösterilmiştir. Newton'un ikinci yasası gereği düzenlemeler yapılırsa;



Şekil 17. Uç İşlemci serbest cisim diyagramı

$$\sum_{i=1}^m \mathbf{t}_i + m_e \mathbf{g} + \mathbf{F}_R = m_e \dot{\mathbf{v}} \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^m (\mathbf{Rq}_i^p) \times \mathbf{t}_i + \mathbf{M}_R = \mathbf{I}_e \dot{\boldsymbol{\omega}} + \boldsymbol{\omega} \times (\mathbf{I}_e \dot{\boldsymbol{\omega}}) \quad (6)$$

Burada  $m_e$  uç işlemcinin kütlesi,  $\mathbf{I}_e$  uç işlemcinin kütleli atalet momenti,  $\mathbf{g}$  yer çekimi ivmesi,  $\boldsymbol{\omega}$  uç işlemci merkezinin açısal hızı,  $\mathbf{F}_R$  ve  $\mathbf{M}_R$  uç işlemciye dışarıdan uygulanan kuvvet ve moment vektörleridir.  $\mathbf{u}_i$  gerilme vektörleri  $\mathbf{t}_i$ 'lerin birim vektörünü ifade etme üzere Denklem (5) ve (6) birleştirilerek aşağıdaki şekilde ifade edilir;

$$\mathbf{S}\mathbf{T} = \mathbf{W} \quad (7)$$

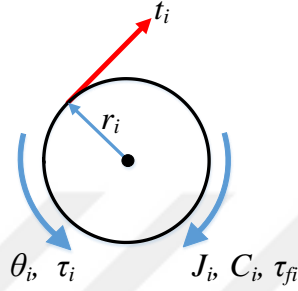
$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_2 & \dots & \mathbf{u}_m \\ \mathbf{q}_1 \times \mathbf{u}_1 & \mathbf{q}_2 \times \mathbf{u}_2 & \dots & \mathbf{q}_m \times \mathbf{u}_m \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times m} : \text{Yapı matrisi}$$

$$\mathbf{T} = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}^T \in \mathbb{R}^m : \text{Gerilme vektörü}$$

$$\mathbf{W} = \left\{ \begin{array}{l} m_e \dot{\mathbf{v}} - m_e \mathbf{g} - \mathbf{F}_R \\ \mathbf{I}_e \dot{\boldsymbol{\omega}} + \boldsymbol{\omega} \times (\mathbf{I}_e \dot{\boldsymbol{\omega}}) - \mathbf{M}_R \end{array} \right\} \in \mathbb{R}^n : \text{Uç işlemci üzerindeki kuvvet ve momentler}$$

### 2.3.2. Eyletici Dinamik Modeli

Eyleticiler, kabloları bir makara üzerine sararak veya bırakarak kablo uzunluğunu değiştiren motorlardır. Şekil 18’de eyleticiye ait serbest cisim diyagramı gösterilmiştir. Kablolarda oluşan gerilmeleri bulmak için serbest cisim diyagramı üzerinden denge denklemi yazılırsa;



Şekil 18. Eyletici serbest cisim diyagramı

$$\tau_i - \tau_{f_i} - r_i t_i = J_i \ddot{\theta}_i + C_i \dot{\theta}_i \quad (8)$$

$$\mathbf{T} = \mathbf{r}^{-1} (\boldsymbol{\tau} - \boldsymbol{\tau}_f - \mathbf{J}\ddot{\boldsymbol{\theta}} + \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{\theta}}) \quad (9)$$

Burada  $\mathbf{J} = \text{diag}(J_1 \ J_2 \ J_3 \ J_4)$  eyletici sisteminin dönme ataleti,  $\mathbf{C} = \text{diag}(C_1 \ C_2 \ C_3 \ C_4)$  eyletici sisteminin sönüm katsayısı,  $\mathbf{T} = [t_1 \ t_2 \ t_3 \ t_4]^T$  kablo gerilmeleri,  $\boldsymbol{\tau} = [\tau_1 \ \tau_2 \ \tau_3 \ \tau_4]^T$  eyletici giriş torku,  $\boldsymbol{\tau}_f = [\tau_{f_1} \ \tau_{f_2} \ \tau_{f_3} \ \tau_{f_4}]^T$  eyletici sürtünme torku,  $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3 \ \theta_4]^T$  eyletici açısai konumu,  $\mathbf{r} = \text{diag}(r_1 \ r_2 \ r_3 \ r_4)$  kabloları saran makara yarıçapıdır.

### 2.3.3. KSPR Dinamik Modeli

Uç işlemci ve eyletici dinamik modelleri bir araya getirilerek KSPR’ye ait genel dinamik denklem elde edilmektedir. Uç işlemcinin yönelim açısı  $\varphi=0$  iken  $\{O\}$  sabit referans düzleminin orijininde bulunduğu noktada eyleticilerin  $\theta$  açısı değeri 0 olarak referans alınır ve bu noktadaki kablo uzunlukları ölçülerek başlangıç kablo uzunluğu olarak belirlenir. Bu



noktadan itibaren eyleticilere pozitif bir  $\theta$  açısı verilmesi durumunda kablolarda meydana gelen uzunluk değişimi  $\Delta l_i = l_i - l_{i0}$  negatif olacaktır;

$$r_i \theta_i = -\Delta l_i \quad (10)$$

$l_{i0} = \|\mathbf{q}_i^p - \mathbf{b}_i\|$  başlangıç kablo uzunlukları

$l_i = \|\mathbf{p} + \mathbf{R}\mathbf{q}_i^p - \mathbf{b}_i\|$  ters kinematikten elde edilen kablo uzunlukları

$$\boldsymbol{\theta} = \begin{Bmatrix} \theta_1(\mathbf{X}) \\ \vdots \\ \theta_m(\mathbf{X}) \end{Bmatrix} = \mathbf{r}^{-1} \begin{Bmatrix} \|\mathbf{q}_1^p - \mathbf{b}_1\| - \|\mathbf{p} + \mathbf{R}\mathbf{q}_1^p - \mathbf{b}_1\| \\ \vdots \\ \|\mathbf{q}_m^p - \mathbf{b}_m\| - \|\mathbf{p} + \mathbf{R}\mathbf{q}_m^p - \mathbf{b}_m\| \end{Bmatrix} \quad (11)$$

$$\dot{\boldsymbol{\theta}} = \frac{\partial \boldsymbol{\theta}}{\partial \mathbf{X}} \dot{\mathbf{X}} \quad (12)$$

$$\ddot{\boldsymbol{\theta}} = \frac{d}{dt} \left( \frac{\partial \boldsymbol{\theta}}{\partial \mathbf{X}} \right) \dot{\mathbf{X}} + \left( \frac{\partial \boldsymbol{\theta}}{\partial \mathbf{X}} \right) \ddot{\mathbf{X}} \quad (13)$$

Denklem (12) ve (13), Denklem (9)'da yerine yazılarak kablolardaki gerilme kuvveti aşağıdaki şekilde yeniden düzenlenirse;

$$\mathbf{T} = \mathbf{r}^{-1} \left( \boldsymbol{\tau} - \boldsymbol{\tau}_f - \mathbf{J} \left( \frac{d}{dt} \left( \frac{\partial \boldsymbol{\theta}}{\partial \mathbf{X}} \right) \dot{\mathbf{X}} + \left( \frac{\partial \boldsymbol{\theta}}{\partial \mathbf{X}} \right) \ddot{\mathbf{X}} \right) - \mathbf{C} \left( \frac{\partial \boldsymbol{\theta}}{\partial \mathbf{X}} \dot{\mathbf{X}} \right) \right) \quad (14)$$

Son olarak Denklem (7) ve (14) birleştirildiğinde  $\mathbf{M}_{eq}$  eşdeğer kütle matrisini,  $\mathbf{X} = [x, y, \varphi]^T$  uç işlemci pozunu,  $\mathbf{N}(\mathbf{X}, \dot{\mathbf{X}})$  doğrusal olmayan terimleri içeren matrisi ifade edecek şekilde genel sistem dinamiği Denklem (15) ile ortaya konulmaktadır.

$$\mathbf{M}_{eq} \ddot{\mathbf{X}} + \mathbf{N}(\mathbf{X}, \dot{\mathbf{X}}) = \mathbf{S}\boldsymbol{\tau} \quad (15)$$

$$\mathbf{M}_{\text{eq}} = \mathbf{S}\mathbf{J}\left(\frac{\partial\boldsymbol{\theta}}{\partial\mathbf{X}}\right) + \mathbf{r}\begin{bmatrix} m_e\mathbf{I}_{3\times 3} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_e \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$\mathbf{N}(\mathbf{X}, \dot{\mathbf{X}}) = \mathbf{S}\left(\mathbf{J}\frac{d}{dt}\left(\frac{\partial\boldsymbol{\theta}}{\partial\mathbf{X}}\right) + \mathbf{C}\left(\frac{\partial\boldsymbol{\theta}}{\partial\mathbf{X}}\right)\right)\dot{\mathbf{X}} + \mathbf{S}\boldsymbol{\tau}_f + \mathbf{r}\begin{Bmatrix} -m_e\mathbf{g} - \mathbf{F}_R \\ \mathbf{w} \times \mathbf{I}_e\mathbf{w} - \mathbf{M}_R \end{Bmatrix} \quad (17)$$

#### 2.4. Kablo Gerilmelerinin Hesaplanması

KSPR'nin hassas denetimi için hareketi sırasında kabloların gergin halde olması gerekmektedir. Sistem üç serbestlik derecesine sahip olduğundan ve bu üç serbestlik derecesinin denetimi için dört eyletici bulunduğu kablolara uygulanabilecek gerilme vektörü  $\mathbf{T} = \boldsymbol{\tau}/\mathbf{r}$  için sonsuz farklı durum mevcuttur. Kablolara uygulanacak olan  $\mathbf{T}$  gerilmesini bulmak için özel ve homojen çözümleri içeren yaklaşım kullanılmıştır (Williams vd. 2003). Bu yöntemde kablo gerilmeleri aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir;

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \\ t_4 \end{bmatrix} + \alpha \begin{bmatrix} n_1 \\ n_2 \\ n_3 \\ n_4 \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$\alpha_i = \frac{(t_{\min} - t_i)}{n_i}, \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad (19)$$

Denklem (18)'e ait birinci terim özel çözümü ve ikinci terim de homojen çözümü göstermektedir. Özel çözüm  $\mathbf{S}$  yapı matrisinin pseudo-inverse matrisi hesaplanarak bulunur, homojen çözüm ise  $\mathbf{S}$  yapı matrisinin sıfır uzay (kernel) vektörüdür. Skaler  $\alpha$  parametresi Denklem (19)'un en büyük değeri olarak seçilmektedir.  $t_{\min}$  değeri küçük bir pozitif sayı olarak seçilebilir ya da Denklem (14) kullanılarak KSPR'nin dinamik davranışı nedeniyle sarkma olabilecek tüm kablolarda pozitif gerilmenin korunmasını sağlayacak şekilde Denklem (20)'deki gibi ifade edilir. Burada Denklem (20)'nin pozitif olmasını sağlamak için  $\tau_{\min}$  Denklem (21)'de verilen şekilde hesaplanır.

$$\{T\}_i = \left\{ \frac{1}{r} \left\{ \tau - \mathbf{J} \left( \frac{d}{dt} \left( \frac{\partial \theta}{\partial \mathbf{X}} \right) \dot{\mathbf{X}} + \frac{\partial \theta}{\partial \mathbf{X}} \ddot{\mathbf{X}} \right) + \mathbf{C} \left( \frac{\partial \theta}{\partial \mathbf{X}} \right) \dot{\mathbf{X}} \right\} \right\} \geq 0 \quad (20)$$

$$\tau_{\min} = \max \left\{ \left\{ \mathbf{J} \left( \frac{d}{dt} \left( \frac{\partial \theta}{\partial \mathbf{X}} \right) \dot{\mathbf{X}} + \frac{\partial \theta}{\partial \mathbf{X}} \ddot{\mathbf{X}} \right) + \mathbf{C} \left( \frac{\partial \theta}{\partial \mathbf{X}} \right) \dot{\mathbf{X}} \right\}, 0 \right\} \quad (21)$$

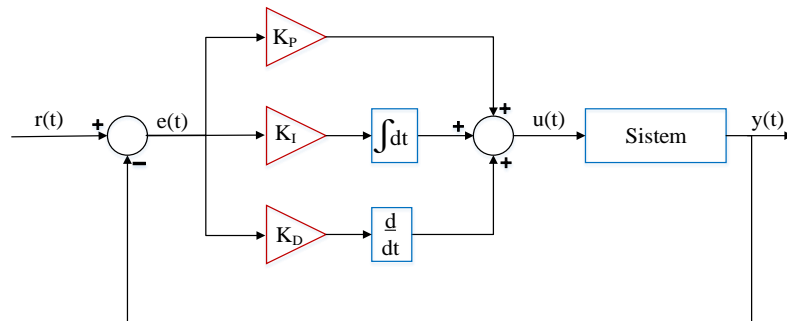
## 2.5. Denetim Yöntemleri

### 2.5.1. PID Denetçi

PID denetim yöntemi endüstride en sık kullanılan denetim yöntemlerinden birisidir. Bir PID denetçi sistemin hatasını devamlı olarak azaltarak sıfırlamak için oransal ( $K_P$ : proportional), integral ( $K_I$ : integral) ve türev ( $K_D$ : derivate) etkilerinden oluşan üç terimli bir denetim tekniğidir. Bu üç etkiden oluşan denetim girişi  $u(t)$ 'nin matematiksel olarak ifadesi Denklem (22) ile aşağıda verilmektedir.

$$u(t) = K_P u(t) + K_I \int e(t) dt + K_D \frac{d}{dt} e(t) \quad (22)$$

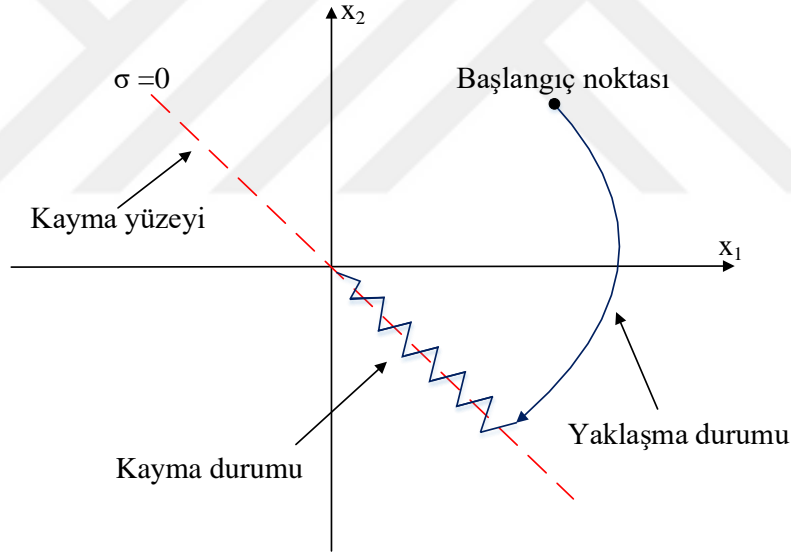
PID denetim yöntemi ile ilgili temel olarak gösterilen Şekil 19'daki blok diyagramında sistemden çıkışta elde edilen sinyal geri besleme olarak alınarak giriş sinyali ile karşılaştırılır ve ortaya çıkan hata denetçiye gönderilir. PID denetçi hatayı en aza indirmeye çalışacak şekilde sisteme bir denetim girişi uygular. Bu şekilde sürekli bir geri besleme sağlanarak hata en aza indirilmeye çalışılmaktadır.



Şekil 19. PID denetçi blok diyagramı

### 2.5.2. Kayan Kipli Denetim

Değişken Yapılı Denetim sistemlerinin özel bir türü olan Kayan Kipli Denetim (KKD) yöntemi sistemdeki belirsizliklere, bozuculara ve zaman içerisinde meydana gelen sistem parametrelerindeki değişimlere karşı gürbüz davranış sergileyen ve doğrusal olmayan bir denetim yöntemidir. Bu yöntemin temeli bir geri besleme denetimi kullanılarak sistem dinamiğinin sistemin faz düzlemi üzerinde tasarlanan bir kayma yüzeyine çekilmesi ve bu kayma yüzeyi üzerinde tutularak kararlılığın sağlanması esasına dayanmaktadır. Sistem kayma yüzeyine ulaştıktan sonra bu yüzeyde kalarak parametre değişimlerinden ve bozucu etkilerden duyarsız hale gelir (Utkin, 1992). İkinci dereceden bir sistem için durum uzayında doğrusal bir kayma yüzeyi ve bu yüzeye ait yaklaşma ve kayma durumları Şekil 20’de gösterilmiştir.



Şekil 20. KKD yöntemi için doğrusal kayma yüzeyi

Aşağıda Denklem (23) ile verilen ikinci dereceden dinamik bir sistem için  $\mathbf{x} = [x \quad \dot{x}]^T$  ifadesi sistem durumlarını,  $u$  denetim girişini,  $f$  lineer olmayan bir fonksiyon ve  $d$  zamanla değişen bozucu etkileri temsil etmektedir.  $f$  ile  $d$  fonksiyonları sistemdeki belirsizliklerden ve modellenemeyen dinamiklerden dolayı tam olarak bilinmemektedir, ancak bu belirsizliklerin sınırları tahmin edilebilmektedir (Hedrick ve Girard, 2011). Bu fonksiyonlar

modelin ve belirsizliklerin bilinen ( $f_m, d_m$ ) ve bilinmeyen ( $\Delta f, \Delta d$ ) bölümlerine aşağıdaki şekilde ayrılır, Denklem (24) ve (25);

$$\ddot{x} = f(x, t) + d(t) + u \quad (23)$$

$$f(x, t) = f_m(x, t) + \Delta f(x, t) \quad (24)$$

$$d(t) = d_m(t) + \Delta d(t) \quad (25)$$

Sistemin verilen bir  $x_d$  referansının takibi için  $e = x - x_d$  hatasının sifira yaklaşması istenmektedir. Bu nedenle KKD tasarımında öncelikle sistemin denge noktasına ulaşmasını sağlayan ve  $\sigma = 0$  ile hata dinamiklerine bağlı olarak tanımlanan bir kayma yüzeyinin tasarımı yapılmalıdır.

$$\sigma = \dot{e} + \lambda e = 0 \quad (26)$$

Burada  $\lambda$  sabit pozitif bir katsayıdır. Denetim girişinin bulunabilmesi için kayma yüzeyinin türevi alınır.

$$\dot{\sigma} = \ddot{e} + \lambda \dot{e} \quad (27)$$

$$= \ddot{x} - \ddot{x}_d + \lambda \dot{e}$$

$$= f_m + \Delta f + d_m + \Delta d + u - \ddot{x}_d + \lambda \dot{e}$$

Denetim girdisi  $\sigma$ 'nın birinci türevinde ortaya çıkmıştır.  $u$  denetim girişi bilinen terimleri eleyecek şekilde aşağıdaki gibi seçildiğinde kayma yüzeyi  $\sigma$ 'nın türevi Denklem (29)'daki gibi olur.

$$u = -f_m - d_m + \ddot{x}_d - \lambda \dot{e} + \ddot{\sigma} \quad (28)$$

$$\dot{\sigma} = \Delta f + \Delta d + \tilde{u} \quad (29)$$

Burada geriye kalan bilinmeyen sistem belirsizliklerini karşılamak için  $\tilde{u}$  denetim girişi kullanılmaktadır, bu belirsizliklerin sınırları bilindiği için bu sınırlar  $|\Delta f| \leq \alpha(x, t) > 0$  ve  $|\Delta d| \leq \beta(x, t) > 0$  şeklinde tahmin edilebilir. Sistemin kararlılığını sağlamak için pozitif tanımlı bir Lyapunov fonksiyonu  $V = \sigma^2$  olarak seçilir. Lyapunov kararlılık kriterinin geçerliliği için bu fonksiyonun türevinin  $\dot{V} = \sigma\dot{\sigma}$  negatif tanımlı olması gerekmektedir. Bu durumda  $\sigma\dot{\sigma} < 0$  olmalıdır.

$$\begin{aligned} \sigma\dot{\sigma} &= \sigma(f_m + \Delta f + d_m + \Delta d + u - \ddot{x}_d + \lambda\dot{e}) \\ &= \sigma(\Delta f + \Delta d + \tilde{u}) \end{aligned} \quad (30)$$

Burada  $\tilde{u}$  değeri, sistemdeki sınırları bilinen  $\Delta f$  ve  $\Delta d$  bilinmeyenlerini elimine edecek ve  $\dot{V}$ 'yi negatif tanımlı yapacak şekilde seçilmelidir. En kötü durumda  $\Delta f = \alpha(x, t) \text{sgn}(\sigma)$  ve  $\Delta d = \beta(x, t) \text{sgn}(\sigma)$  olarak belirsizliklerin en fazla olduğu dikkate alınırsa  $\sigma\dot{\sigma}$  ifadesi Denklem (31)'deki halini alır.

$$\sigma\dot{\sigma} \leq |\sigma|(\alpha + \beta) + \sigma\tilde{u} \quad (31)$$

Bu durumda  $\dot{\sigma}$ 'yi negatif negatif tanımlı yapacak  $\tilde{u}$  denetim girdisinin  $(\alpha + \beta)$  toplamından büyük olmasını sağlayacak şekilde  $\eta$  parametresi eklenerek Denklem (32) ile ifade edilir ve toplam denetim girdisi de Denklem (33)'deki son halini alır.

$$\tilde{u} = -(\eta + \alpha + \beta) \text{sgn}(\sigma) \quad (32)$$

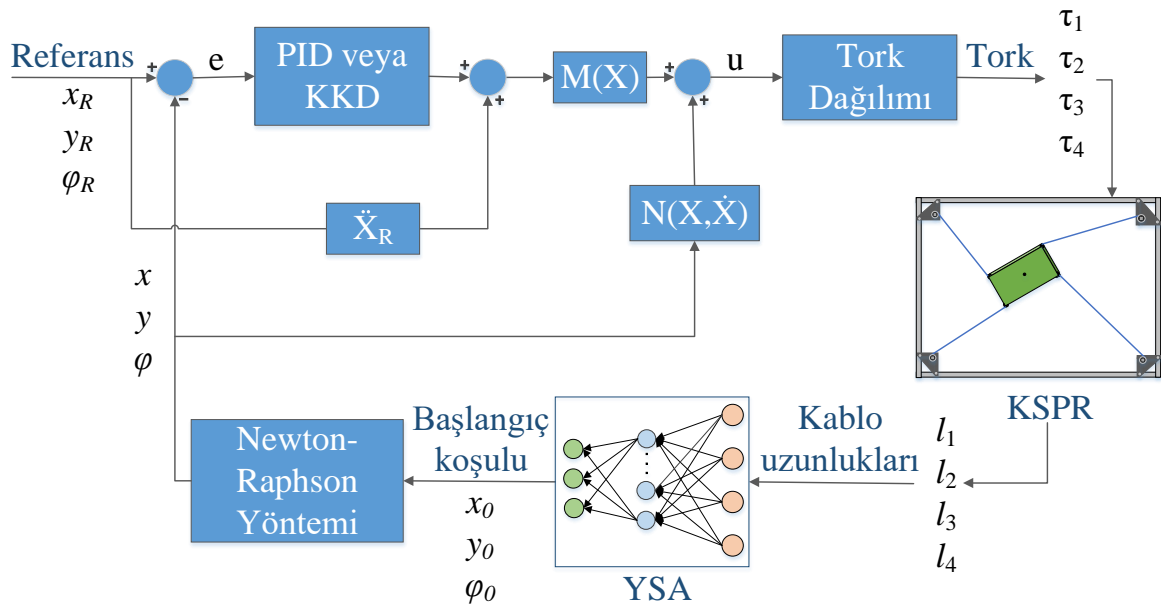
$$u = -f_m - d_m + \ddot{x}_d - \lambda\dot{e} - (\eta + \alpha(x, t) + \beta(x, t)) \text{sgn}(\sigma) \quad (33)$$

Toplam denetim girdisi sürekli ve sürekli olmayan iki kısımdan oluşmaktadır.  $u$  denetim girdisinin sürekli olan bölümü sistemi kayma yüzeyi üzerine getirir ve  $\text{sgn}()$

fonksiyonu içeren  $\tilde{u}$  denetim girdisinin olduğu sürekli olmayan bölüm ise sistemin kayma yüzeyi üzerinde tutulmasını sağlamaktadır. Böylelikle öncelikle sistem belirlenen kayma yüzeyine getirildikten sonra bu yüzeyde tutulmaya zorlanır.

## 2.6. KSPR'nin Benzetimi ve Denetimi

KSPR'nin konum denetiminin gerçekleştirilmesi için denetim girdisi olarak sisteme kabloları uygulanacak olan torklar verilmekte ve buna karşılık kabloların hareketi etmesiyle çıktı olarak kablo uzunlukları elimize geçmektedir. Bu kablo uzunlukları ile ileri kinematik problemi çözülerek uç işlemciye ait  $x$ ,  $y$  konumu ve  $\phi$  açısı elde edilmektedir. İleri kinematik probleminin çözümü için YSA ve Newton-Raphson yöntemleri birlikte kullanılmıştır. Sonrasında ileri kinematikten gelen konum geri besleme olarak kullanılmakta ve referans olarak verilen konum ile arasındaki hatalar hesaplanarak denetçiye gönderilmektedir. Denetim sistemi gerekli olan denetim girdisini belirledikten sonra tork dağılım algoritması ile gerekli pozitif gerilmeler hesaplanmaktadır. Şekil 21'de KSPR'nin denetimi ile ilgili bu sürecin görsel şematiği verilmiştir.



Şekil 21. KSPR Denetim Şematiği

$\mathbf{X} = [x \ y \ \varphi]^T$  ifadesi KSPR'nin ileri kinematik çözümü kullanılarak elde edilen konum ve yönelim bilgisini içerirken  $\mathbf{X}_R = [x_R \ y_R \ \varphi_R]^T$  ifadesi de konum ve yönelim takibi için verilen referans sinyal olmak üzere bu iki ifade arasındaki hata  $\mathbf{e} = \mathbf{X}_R - \mathbf{X}$  olarak tanımlanmaktadır. KSPR dinamik modeli MATLAB/Simulink programında oluşturulmuş ve kullanılan KSPR'ye ait tasarım boyutları ile modelde kullanılan dinamik parametreler sırasıyla Tablo 1 ve 2'de verilmiştir. Şekil 21'de  $\mathbf{u}$  ile gösterilen denetim girdisi daha önce Denklem (15) ile ifade edilen genel sistem dinamiğinin denkleminde  $\mathbf{u} = \mathbf{S}\boldsymbol{\tau}$  olacak şekilde tanımlanır.  $\mathbf{u}$  girdisi denetçi tarafından belirlendikten sonra özel ve homojen çözümü içerecek şekilde pozitif  $\boldsymbol{\tau}$  gerilmelerinin hesaplanması için Bölüm 2.4 kısmında anlatılan gerilim dağıtım yaklaşımı kullanılmıştır.

Tablo 1. Uç işlemci ve taban düzlemine ait uzunluklar

Kenar uzunlukları	a	b	c	d
Değerler (m)	0.5	0.5	0.05	0.04

Tablo 2. Model dinamiğine ait parametreler

Dinamik Parametreler	Değerler
r (m)	0.025
$m_e$ (kg)	1
$F_R$ (N)	0
$M_R$ (Nm)	0
J (Nm)	$2.2 \times 10^{-4}$
C (Nm)	0.07
$\tau_f$ (Nm)	0.05
$I_e$ (Nm)	$1.667 \times 10^{-3}$

### 2.6.1. PID Denetçi Tasarımı

PID yöntemi ile KSPR'nin konum denetimi için öncelikle sistem dinamiğindeki doğrusal olmayan terimlerin elenmesi için bilinen adıyla hesaplamalı tork yöntemi



(computed torque method) kullanılmıştır. KSPR'nin konum denetiminde hesaplamalı tork yöntemi ile takip hatasının azaltılması için PID denetim yönteminin kullanılmasıyla beraber  $\mathbf{u}$  girdisi aşağıda verilen Denklem (34)'deki gibi seçilmiştir.

$$\mathbf{u} = \left( \mathbf{M}_{eq} \left( \ddot{\mathbf{X}}_R + \mathbf{K}_p \mathbf{e} + \mathbf{K}_I \int \mathbf{e} + \mathbf{K}_D \dot{\mathbf{e}} \right) + \mathbf{N}(\mathbf{X}, \dot{\mathbf{X}}) \right) \quad (34)$$

KSPR'ye ait genel dinamik denklem olan Denklem (15)'te  $\mathbf{u}$  ( $\mathbf{u}=\mathbf{S}\boldsymbol{\tau}$ ) ifadesi yerine konulduğu durumda sistemdeki tüm doğrusal olmayan terimler elenmekte ve ikinci dereceden olmak üzere hata dinamiklerine bağlı doğrusal bir sistem elde edilmektedir, Denklem (35).

$$\ddot{\mathbf{e}} + \mathbf{K}_p \mathbf{e} + \mathbf{K}_I \int \mathbf{e} + \mathbf{K}_D \dot{\mathbf{e}} = 0 \quad (35)$$

Denetim parametreleri, sistem cevabını kararlı yapacak şekilde ve uygulanan tork girdisinin 2 Nm'yi aşmamasını sağlamak için manuel olarak belirlenmiştir.  $x$ ,  $y$  ve  $\varphi$  için referans takibinde belirlenen bu parametreler Tablo 3'de verilmektedir.

Tablo 3. PID denetim parametreleri

Parametreler	x	y	$\varphi$
$K_p$	15	15	30
$K_I$	0.01	0.01	0.01
$K_D$	4.2	4.2	50

### 2.6.2. Kayan Kipli Denetim Tasarımı

Denetim yöntemleri bölümünde anlatıldığı üzere KKD yönteminde önce  $\boldsymbol{\sigma}$  ile ifade edilen hataya bağlı bir kayma yüzeyi ile Lyapunov fonksiyonu tanımlanır ve Lyapunov fonksiyonunun türevi alınırsa;

$$\boldsymbol{\sigma}_{3 \times 1} = \dot{\mathbf{e}} + \boldsymbol{\lambda} \mathbf{e}, \boldsymbol{\lambda} \in \mathbb{R}^{3 \times 3} \quad (36)$$

$$\mathbf{V} = \frac{1}{2} \boldsymbol{\sigma}^T \boldsymbol{\sigma} \quad (37)$$

$$\dot{\mathbf{V}} = \boldsymbol{\sigma}^T \dot{\boldsymbol{\sigma}} = \boldsymbol{\sigma}^T \left[ -\mathbf{M}_{eq}^{-1} (\mathbf{u} - \mathbf{N}(\mathbf{X}, \dot{\mathbf{X}})) + \ddot{\mathbf{X}}_R + \lambda (\dot{\mathbf{X}}_R - \dot{\mathbf{X}}) \right] \quad (38)$$

Burada  $\dot{\mathbf{V}}$  ifadesinin negatif olmasını sağlayacak  $\mathbf{u}$  denetim girdisi aşağıda Denklem (39) ile verilmektedir. Denetim parametrelerine ait değişkenler ve değerleri Tablo 4'te verilmektedir.  $\text{sgn}()$  fonksiyonu için geçiş aralıkları (-0.001, 0.001) olarak belirlenmiştir.

$$\mathbf{u} = \left( \mathbf{M}_{eq} (\ddot{\mathbf{X}}_R + \lambda \dot{\mathbf{e}} + \mathbf{K} \text{sgn}(\boldsymbol{\sigma})) + \mathbf{N}(\mathbf{X}, \dot{\mathbf{X}}) \right) \quad (39)$$

Tablo 4. KKD yönteminde kullanılan denetim parametreleri

Parametreler	x	y	$\phi$
$\lambda$	20	20	50
K	0.7	0.7	2

## 2.7. Pekiştirmeli Öğrenme

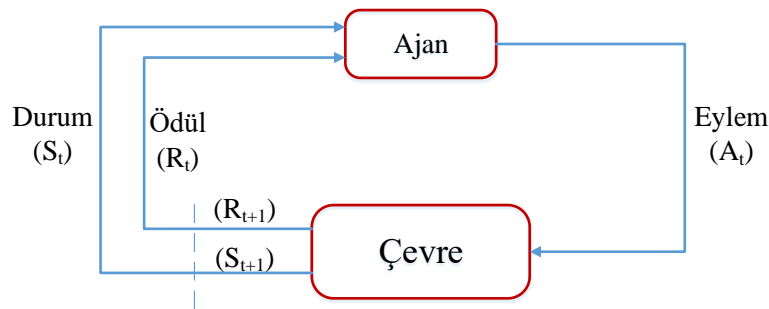
Pekiştirmeli Öğrenme (PÖ), belirli bir amaca yönelik sayısal bir ödül sinyalini en üst düzeye çıkarmak için ne yapılması gerektiğini öğrenen bir makine öğrenmesi yaklaşımıdır. Davranışsal psikolojiden esinlenerek öğrenme işlemi gerçekleştirilir ve bir karar alıcının problemi çözmek için çevresi ile deneme yanılma yoluyla etkileşime girerek en uygun davranışın keşfedilmesi amaçlanır. Makine öğrenmesi yaklaşımları olan etiketli verilerden oluşan danışmanlı öğrenme ve etiketsiz verilerden oluşan danışmansız öğrenme yöntemlerinden farklı olarak PÖ'de elde herhangi bir veri seti yoktur. Öğrenme işlemi gerçekleştiren mekanizma, çevresi ile etkileşime girerek deneyim elde eder ve bu deneyimler hafızada tutularak gelecekteki davranışların seçilmesinde rol oynar.

Temel bir PÖ sisteminde bulunan temel bileşenler şunlardır; ajan (agent), eylem (action), ilke (policy), ödül (reward), durum fonksiyonu (value function) ve çevre modeli (environment). PÖ sürecinde, içinde bulunduğu çevre ile etkileşime girip öğrenme işlemi gerçekleştiren karar alıcıya ajan ve bu ajanın aldığı kararlara da eylem denilmektedir. İlke,

ajanın içinde bulunduğu durum için alacağı eylemleri gösterir. Ödül, uygulanmış olan her bir eyleme karşılık olarak çevreden gelen cevaptır ve o durum için seçilen eylemin ne kadar iyi veya kötü olduğunu göstermektedir. Durum fonksiyonu, ajanın bulunduğu durum ve bu durumdan sonraki bulunabileceği durumlarından elde edeceği toplam ödüldür. Ödüller anlık, durum fonksiyonu ise uzun dönemde neyin iyi neyin kötü olduğunu ifade etmektedir. Ajanın amacı uzun vadede kendisine en çok getiriyi sağlayacak ödülleri almaktır. PÖ sistemlerinin son unsuru çevre modeli, ajanın bulduğu çevrenin davranışını taklit eden ve çevrenin nasıl davranacağı konusunda çıkarım yapan bir modeli ifade etmektedir. Örneğin bir durumda yapılan eylem göz önüne alındığında buna karşılık model bir sonraki durumu ve ödülü tahmin eder (Sutton ve Barto 2018).

### 2.7.1. Markov Karar Süreci

PÖ yönteminde, ajanın bulunduğu ortam Markov özelliğine sahip olasılıksal (stokastik) bir süreç olarak modellenmektedir. Markov Karar Sürecinde (MKS) mevcut bulunulan durumda gelecek durumlar geçmiş durumlardan bağımsızdır. Bunun sebebi mevcut durumun, sürecin gelecekteki durumlarını etkileyecek olan tüm geçmiş bilgileri kapsadığının kabul edilmesidir. Şekil 22’de ajan, sistemde öğrenme işlemini gerçekleştiren ve karar veren bir mekanizmadır. Çevre, bu ajanın etrafını kapsar ve ajanın etkileşimde bulunduğu eylemlerine karşılık kendisinden ödül olarak ajanı yeni bir duruma getiren ortamdır. Bu şekilde ajan sürekli çevre ile etkileşim halindedir.



Şekil 22. PÖ sisteminde ajan-çevre etkileşimi

Sonlu bir MKS için bu etkileşimin üç önemli unsuru olan durum, eylem ve ödül ( $S$ ,  $A$ ,  $R$ ) kalıpları Denklem (40)’daki gibi etkileşimler sonucu birbirleri ardına devam emektedir.

$$S_0, A_0, R_1, S_1, A_1, R_2, S_2, A_2, R_3, \dots \quad (40)$$

Herhangi bir zaman aralığı  $t$ 'de ajanın çevrede bulunduğu durum  $S_t$ , bu durum için seçtiği eylem  $A_t$ , eyleme karşılık aldığı ödül  $R_{t+1}$  ve yeni durumu  $S_{t+1}$  ile gösterilmektedir. MKS'de,  $t+1$  anındaki sistem cevabı sadece  $t$  anındaki durum ve eyleme bağlıdır. Yani,  $S_t$  durumunda iken gelecek durumlar geçmiş durumlardan bağımsızdır ve  $S_t$  geçmiş durumların tüm bilgisini taşımaktadır. MKS'nin dinamiğini tanımlayan bu durumu ifade eden  $p$  fonksiyonu Denklem (41) ile aşağıda verilmiştir. Burada  $p$  fonksiyonu, verilen her bir  $s$  durumu ve  $a$  eylemi için ajanı  $s_t$  durumundan  $s_{t+1}$  durumuna getiren geçiş olasılığını (transition probability) belirtmektedir.

$$p(s', r | s, a) = \Pr \{S_t = s', R_t = r | S_{t-1} = s, A_{t-1} = a\}, \quad s', s \in S, \quad r \in R, \quad a \in A(s) \quad (41)$$

### 2.7.2.Ödül ve Getiri

Ajan seçtiği eylemler sonucunda çevreden sayısal bir ödül sinyali almaktadır Burada ajanın esas amacı o an için en yüksek ödülü almak değil uzun vadede aldığı toplam ödül miktarını en yüksek düzeye ulaştırmaktır. Ajanın  $t$  anındaki durumdan başlayarak son durumdaki  $T$  anına kadar topladığı ödüller  $R_t, R_{t+1}, R_{t+2}$ , olarak ifade edilirse en büyük yapmayı amaçladığımız toplam ödül, bu durumlardan elde edilen ödüllerin kümülatif toplamının beklenen getirisidir (expected return) ve  $G_t$  ile gösterilir;

$$G_t = R_{t+1} + R_{t+2} + R_{t+3} + \dots + R_T \quad (42)$$

Ajan ile çevre etkileşiminde  $t$ 'den  $T$  anına kadarki birbiri ardına takip eden durum ve eylem serilerini kapsayan kısım bir bölüm (episode) olarak adlandırılmaktadır. Bir bölüm sonlandıktan sonra ajan tekrar bir başlangıç durumundan başlayarak çevre ile etkileşime devam eder, çevre olasılıksal olduğundan bölümler birbirinden bağımsızdır ve her tekrarda bölümdeki durumlar ve eylemler farklı olabilmektedir. Bazı süreç denetimi gibi problemlerde ise sistemin sürekli olan doğası gereği bölümün sonu yoktur ve bu tür problemlerde belirlenen durumlar gerçekleştiğinde bölüm sona erer aksi takdirde sürekli devam eder. PÖ'de ajanın içinde bulunduğu çevre deterministik olmadığı için gelecekteki

ödüllerin toplamı bu duruma daha uygun olacak şekilde bir indirim oranı  $\gamma$  (discount rate) kullanılarak yeniden düzenlenir, Denklem (43).

$$G_t = R_{t+1} + \gamma R_{t+2} + \gamma^2 R_{t+3} + \dots = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R_{t+k+1} \quad (43)$$

İndirim oranı  $0 \leq \gamma \leq 1$  aralığında olan bir sabittir, bu sabit oranın kullanılmasıyla ajan gelecekte bilinmeyen ödüllere daha az bel bağlar ancak sadece anlık ödüllere de bağlı kalmaz.  $\gamma=0$  olduğu durumda toplam getiri anlık ödüle eşit olur ve ajan sadece anlık ödüllere odaklanır, ilerisini göremez yani keşfedemez.  $\gamma=1$  olduğunda ise toplam getiri Denklem (41)'deki şeklini alır ve ajan gelecekteki ödüllere çok fazla odaklanmış olur, ancak olasılıksal çevre koşulları nedeniyle gelecekteki bu ödüllere ulaşamama durumu göz önünde bulundurulmalıdır. Bu nedenle ajanın anlık ödül ve gelecekteki ödül arasında bir denge kurması için indirim oranı kullanılmaktadır.

### 2.7.3. İlke ve Değer Fonksiyonu

PÖ'de ajanın bulunduğu durumların ne kadar iyi olduğunu tahmin etmek için değer fonksiyonu kullanılır. İlke, ajanın içinde bulunduğu durum için olası seçebileceği her bir eylemi seçme olasılıklarını ifade eden bir haritadır. İlke  $\pi$  ile gösterilirse  $s$  durumundan seçilebilecek olası  $a$  eylem dağılımların gösterimi  $\pi(a | s)$  şeklinde olmaktadır. Denklem (44)'de  $v_\pi(s)$  olarak tanımlanan durum-değer fonksiyonu, durum  $s$ 'den başlanarak  $\pi$  İlkesinin takip edilmesiyle elde edilen beklenen getiridir. Benzer olarak durum  $s$ 'den  $\pi$  ilkesi altında  $a$  eylemini seçmenin beklenen getirisi  $q_\pi(s)$  eylem-değer fonksiyonu olarak tanımlanmaktadır, Denklem (45).

$$v_\pi(s) = E_\pi [G_t | S_t = s] = E \left[ \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R_{t+k+1} | S_t = s \right], \text{ tüm } s \in S \text{ için} \quad (44)$$

$$q_\pi(s, a) = E_\pi [G_t | S_t = s, A_t = a] = E \left[ \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R_{t+k+1} | S_t = s, A_t = a \right] \quad (45)$$

İlke, durumlardan eyleme olan haritalardır ve PÖ’de ajan uygulayabileceği çok sayıda farklı ilkeye sahiptir. Ancak bu ilkeler arasından optimal olan ilke, kümülatif getirisi en yüksek olan ilkedir. Bu yüzden beklenen getiriyi en yüksek yapacak olan ilkeyi belirlememiz gerekmektedir.  $\pi^*$  şeklinde gösterilen optimal ilkeyi belirlemek için optimal durum-değer ve optimal eylem-değer fonksiyonları belirlenmelidir, Denklem (46) ve (47).

$$v_*(s) = \max_a \sum_{s',r} p(s',r|s,a) [r + \gamma v_*(s')], \text{ tüm } s \in S \text{ için} \quad (46)$$

$$q_*(s,a) = \max_a \sum_{s',r} p(s',r|s,a) [r + \gamma \max_{a'} q_*(s',a')], \text{ tüm } s \in S \text{ için} \quad (47)$$

MKS’de optimal durum-değer ve optimal eylem-değer fonksiyonlarının bulunmasında dinamik programlama, Monte Carlo yöntemi ve zamansal fark (temporal difference) olmak üzere çeşitli yöntemler mevcuttur. Her yöntemin güçlü ve zayıf yönleri vardır. Dinamik programlama matematiksel olarak iyi bir şekilde geliştirilmiştir ancak çevrenin eksiksiz ve doğru bir modelini gerektirir. Monte Carlo yöntemleri kavramsal olarak basittir ve model gerektirmez, ancak iterasyonlu bir şekilde adım adım artan hesaplama için uygun değildir. Son olarak zamansal fark yöntemi hiçbir model gerektirmez ve tamamen iterasyona dayalıdır, ancak analizi karmaşıktır.

Zamansal fark yöntemlerinden biri olan Q-öğrenme (Q-learning) PÖ’nin en çok bilinen algoritmalarından biridir. Kısaca bu yöntemde, her bir duruma karşılık eylemlerin değerlerini tutan Q-Table adı verilen bir tablo kullanılır ve ajan eylemlerini seçerken bu tablodan yararlanır. Ancak, durum kümesinin çok büyük olduğu problemlerde gerekli bellek yetersizliği hesaplama maliyetini arttırdığından genellikle çözüme ulaşmak mümkün olmamaktadır. Bu nedenle tablo yerine yapay sinir ağlarının kullanılmasıyla “Deep Q Network (DQN)” yöntemi geliştirilmiştir (Mnih vd., 2013; Mnih vd., 2015). Yapay sinir ağı durumlara karşılık hangi eylemin seçileceğini tahmin eden bir fonksiyon görevi görmektedir. Ağın girdisi, ajanın bulunduğu durumdur ve yapay sinir ağı buna karşılık olası tüm eylemlerin Q-değerini çıktı olarak verir. Ağın çıktısı Q değerleri arasından en yüksek olanı sağlayan eylem seçilir.

DQN yüksek boyutlu gözlem uzayına sahip problemlerle ilgili sorunları çözebilirken sadece ayrık zamanlı ve düşük boyutlu eylem görevlerin üstesinden gelebilmektedir. Ancak

denetim süreçleri ile ilgilenildiğinde bu tür sistemler sürekli bir yapıya sahip olduğundan eylem sayısı sınırlı değildir, yüksek boyutlu eyleme sahiptirler. Bu nedenle, DQN sürekli alanlarda doğrudan uygulanamaz, bu sebeple denetim süreçleri gibi durum ve eylemlerin sürekli olduğu alanlarda PÖ yönteminin kullanılabilmesi için Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG) yöntemi geliştirilmiştir (Lillicrap vd., 2015). Bu sebeple KSPR'nin PÖ yöntemi ile denetiminde DDPG yöntemi kullanılmıştır.

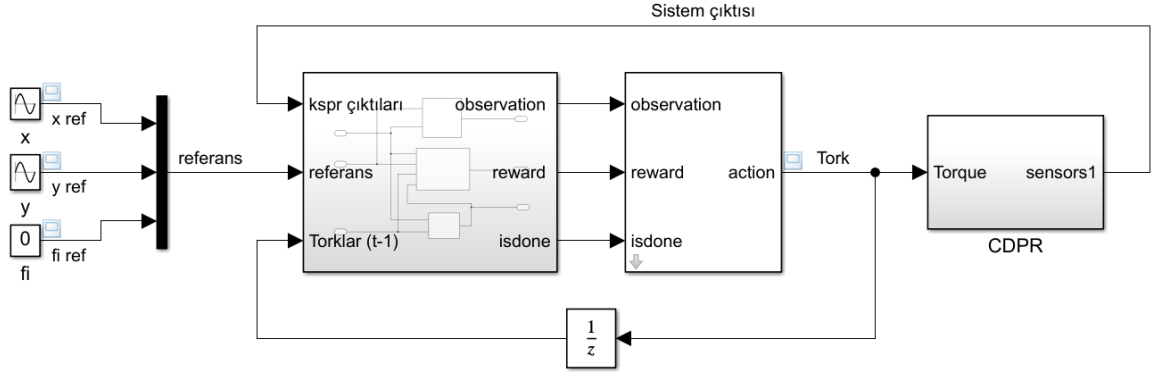
#### 2.7.4.KSPR'nin PÖ Yöntemi ile Denetimi

KSPR'nin verilen bir referansın takibinde model bağımsız denetiminin bir otonom denetim yapısı ile gerçekleştirilmesi amacıyla PÖ yöntemine ait DDPG algoritması kullanılarak depolanabilir bir denetim modeli eğitilmiştir. PÖ'nin denetim sistemlerinde uygulanışını Tablo 5'de kısaca açıklanmıştır.

Tablo 5. PÖ yönteminin denetim sistemlerine uygulanması

<b>Pekiştirmeli Öğrenme</b>	<b>Denetim Sistemleri</b>
İlke (Policy)	Denetçi
Çevre (Environment)	Denetçi dışındaki her şey (denetlenmek istenen sistem-plant, referans sinyali, bozucu sinyaller, filtreler gibi)
Gözlemler (Observation)	Referans sinyal, ölçülen sinyal veya bunların arasındaki değişim ile değişim hızları
Eylem (Action)	Denetim girişi
Ödül (Reward)	Minimize etmek istediğimiz hata veya denetim girdisi

Burada öncelikle KSPR sisteminin PÖ ortamındaki çevre etkileşimli modeli oluşturulmalıdır. Bunun için MATLAB programı kullanılarak KSPR sisteminin modeli oluşturulmuş ve PÖ yöntemi ile burada eğitimi yapılmıştır, Şekil 23.



Şekil 23. KSPR'nin PÖ yöntemindeki denetim sistemi

Ajanın çevre ortamdan yani KSPR sisteminden aldığı bilgileri/gözlemleri (observations) kapsayan durum matrisi Denklem (48) verildiği şekilde belirlenmiştir;

$$\mathbf{S}_t = \begin{bmatrix} e_x & e_y & e_\phi & \dot{e}_x & \dot{e}_y & \dot{e}_\phi & \int e_x & \int e_y & \int e_\phi \end{bmatrix} \quad (48)$$

Burada  $e$  hatası hedeflenen  $x$ ,  $y$  konumları ve  $\phi$  açısı ile elde edilenler arasındaki farktır. Ajan bu bilgileri alarak en uygun eylemi  $\mathbf{a}_t = [\tau_1 \ \tau_2 \ \tau_3 \ \tau_4]$  yani KSPR'ye verilecek olan giriş torklarını belirlemektedir. PÖ'nin denetim sistemlerine uygulanışında karşılaşılan en önemli problem uygun ödül seçiminin nasıl yapılacağıdır. Amaca uygun doğru bir ödül belirlenmezse ajan öğrenme işlemini gerçekleştirememektedir. Denetim sistemlerinin referans izleme problemlerinde hatayı en aza indirmek hedeflendiği için genellikle hataya bağlı bir ödül fonksiyonu oluşturulmaktadır. Bu amaçla tasarlanan ödül fonksiyonu aşağıdaki şekilde düzenlenmiştir;

$$R_1 = -(e_x^2 + e_y^2 + e_\phi^2 + \dot{e}_x^2 + \dot{e}_y^2 + \dot{e}_\phi^2 + 0.05 \sum \tau_i^2) \quad (49)$$

$$R_2 = -10^4 (|x| > 0.2 \mid |y| > 0.2 \mid |\phi| > 0.2 \mid |\tau_i| > 2) \quad (50)$$

$$R_3 = -300 (|e_x| > 0.01 \mid |e_y| > 0.01) - 200 (|e_\phi| > 0.005) \quad (51)$$

$$R_4 = +100 (|e_x| < 0.0001 \mid |e_y| < 0.0001 \mid |e_\phi| < 0.0001) \quad (52)$$



$$R_t = R_1 + R_2 + R_3 + R_4 \quad (53)$$

PÖ'de ajanın amacı ödülü maksimum yapan eylemleri aramaktır, ancak burada amacımız hatayı en az düzeye indirmek olduğu için ödül fonksiyonu “-“ işaretli olarak tanımlanmıştır.  $R_1$  ödülü takip hatalarını ve uygulanan denetim girdisini azaltmak için verilen cezayı,  $R_2$  ödülü KSPR'nin çıkmasının istenilmediği çalışma düzlemi sınırlarını ve uygulanabilecek maksimum torkların aşılması durumundaki cezayı göstermektedir.  $R_3$  ve  $R_4$  ödülleri eğitim hızının artırılması için hatanın az ve çok olmasına bağlı olarak alınan cezayı ve ödülü temsil etmektedir. Böylece hata belirlenen değerin üstünde olduğunda ceza, altında olduğunda ise ödül alınmaktadır.

Algoritmanın yazılımı ve simülasyonlar MATLAB/Simulink 2019a üzerinden gerçekleştirilmiştir. DDPG yönteminde kullanılan derin ağ yapısına ait aktivasyon fonksiyonları ve nöron sayıları ait değerler Tablo 6'da verilmektedir. Eğitim parametreleri şu şekilde ayarlanmıştır; öğrenme oranı Critic ağ yapısı için 0.001 ve Actor ağ yapısı için 0.0001, indirim oranı  $\gamma$ : 0.99, replay-buffer:  $10^6$ , mini-batch size: 128 ve maksimum episode: 5000.

Tablo 6. DDPG ağ yapısına ait parametreler

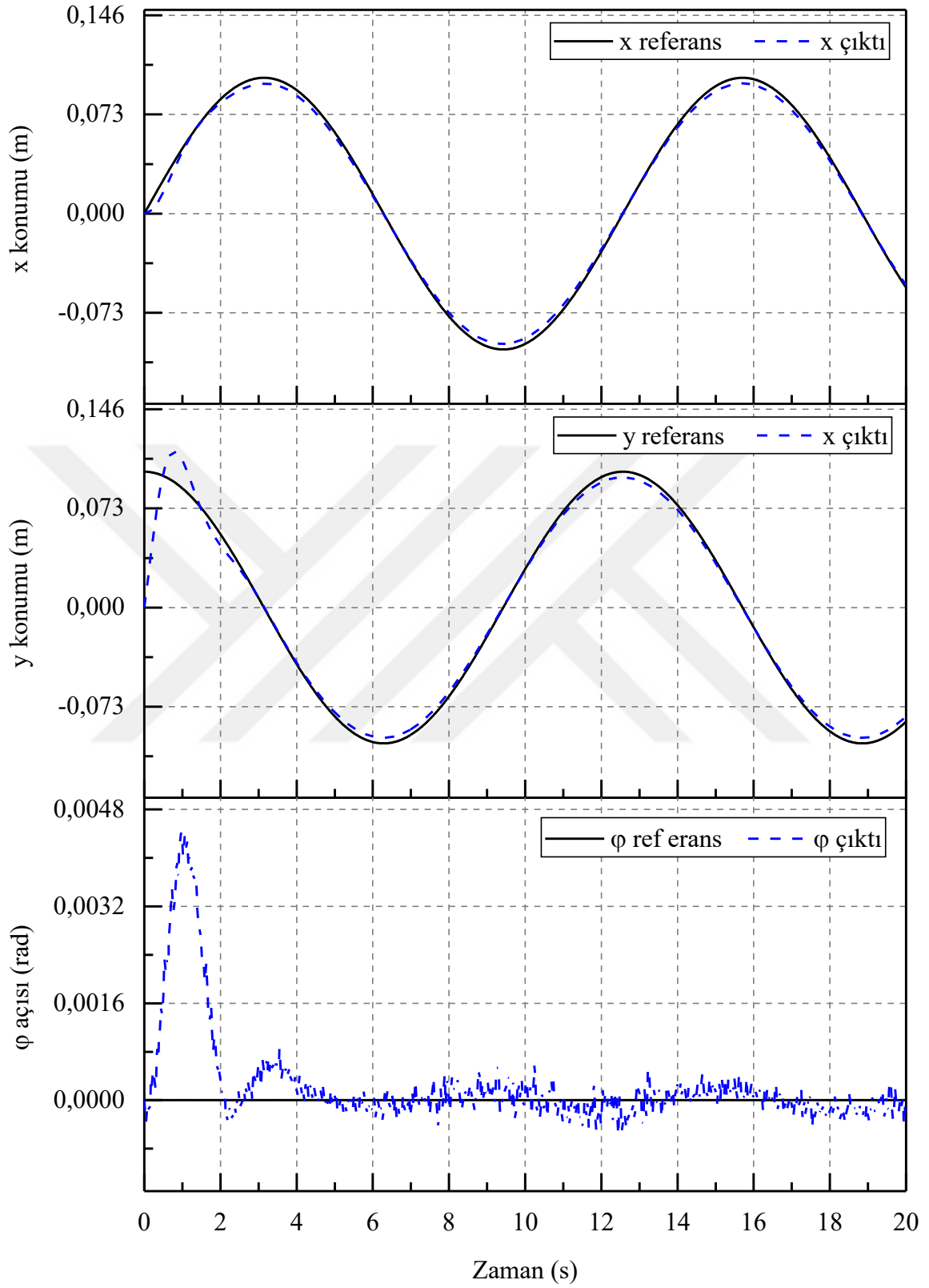
DDPG ağ yapısı:	Actor Network	Critic Network
Girdi sayısı	9	13
Katman 1	ReLU 200 nöron	ReLU 200 nöron
Katman 2	ReLU 200 nöron	ReLU 200 nöron
Katman 3	ReLU 200 nöron	ReLU 200 nöron
Çıktı Katmanı	tanh	tanh
Çıktı sayısı	4	1

### 3. BULGULAR VE TARTIŞMA

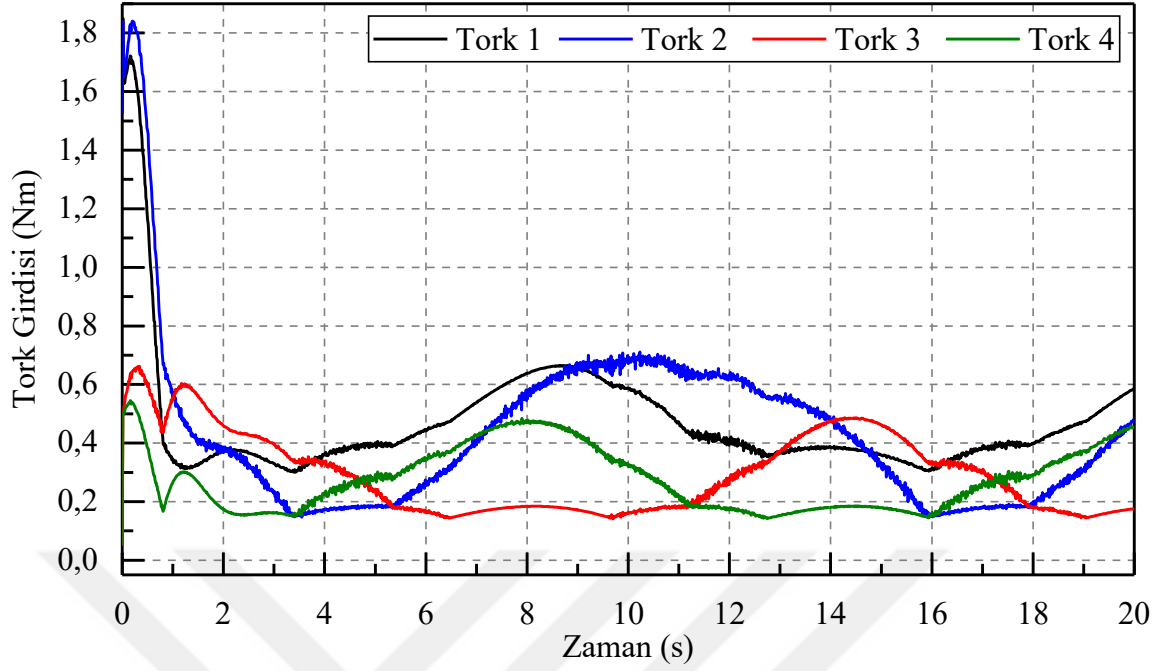
Bu bölüm içerisinde önceki bölümde açıklanan denetim yöntemleri ile KSPR'nin konum denetiminde ilgili benzetim ortamında yapılan çalışma sonuçlarına yer verilmiştir. Konum denetiminde referans sinyali olarak sinüs sinyali kullanılmıştır. Referans takibinde uç işlemciye dairesel bir referansı takip ettirmek amacıyla aralarında 90 derece faz farkı bulunan x ve y ekseninde 0.1 m genlik ve 0.5 Hz frekansa sahip sinüs sinyalleri seçilmiştir, uç işlemci açısı  $\varphi$  ise bu esnada 0'da tutulmaya çalışılmıştır. Referans takibinde ileri kinematik probleminin çözümü için YSA ile Newton-Raphson yönteminin birleşimi kullanılmıştır. Ayrıca benzetim ortamının gerçekliğe yakın olmasını sağlamak için çıktıya  $0.1 \times 10^{-8}$  gürültü gücüne (noise power) sahip beyaz gürültü eklenmiştir. Belirlenen bu referans sinyalinin takibinde PID ve KKD yöntemleri ile gerçekleştirilen denetim sonuçlarına yer verilmiş ve bu yöntemlerin karşılaştırılması yapılmıştır. Sonrasında bu tez çalışmasının diğer bir amacı olan PÖ ile KSPR'nin referans takibinin gerçekleştirmesi için elde edilen sonuçlara yer verilmiştir.

#### 3.1. PID Yöntemi Denetim Sonuçları

Bölüm 2.6.1 kısmında verilen denetim parametreleri ile gerçekleştirilen PID yöntemi ile elde edilen x, y ve  $\varphi$ 'ye ait referans takibine ait sonuçlar Şekil 24'te verilmiştir. KSPR'nin sabit taban düzleminin ortasındaki (0,0) konumundan başlayarak 0.1 m yarıçaplı bir daireyi takip etmesi sağlanmıştır, bu süreçte  $\varphi$  açısı 0'da tutulmaya çalışılmıştır. Denetim performansını değerlendirmek üzere başlangıçta y konumu için farklı bir başlangıç değeri verilmiştir. Şekil 24'ten görüldüğü üzere verilen referans değerinin takibinde sinüs sinyalinin uç kısımlarında tam olarak takip gerçekleştirilememekte ve başlangıçta verilen referanstan bir miktar aşma olduğu görülmektedir. Bu duruma ait eyleticilerdeki tork dağılımı Şekil 25'de gösterilmektedir. Eyleticilerde maksimum 2 Nm torkun aşılması amacıyla optimal denetim parametreleri ile denetim gerçekleştirilmeye çalışılmıştır. Ancak başlangıçta eyleticilere uygulanan tork değerleri farklı başlangıç koşulundan dolayı ani bir artış göstermektedir.



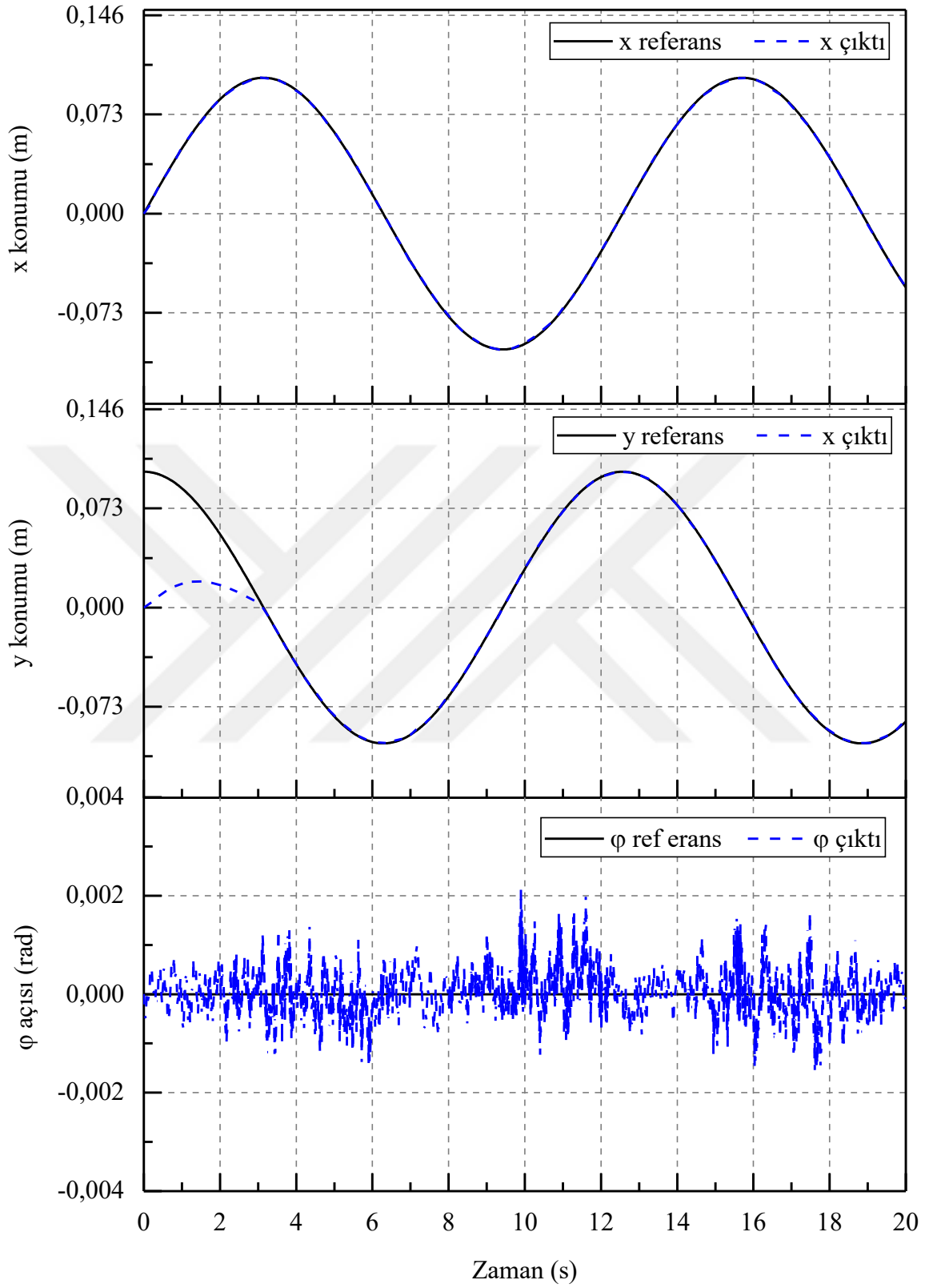
Şekil 24. PID denetçi ile referans takibi



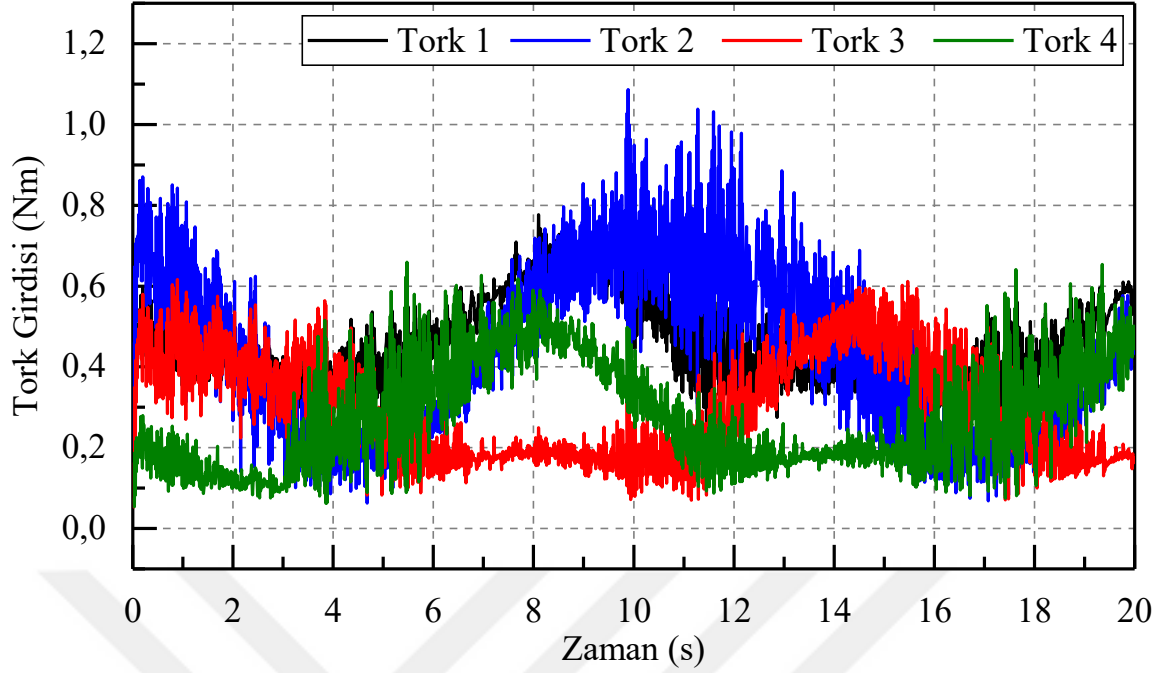
Şekil 25. PID denetçi referans takibi için eyletici torqları

### 3.2. KKD Yöntemi Denetim Sonuçları

Bölüm 2.6.2’de verilmiş olan KKD yöntemine ait denetim parametrelerinin kullanılmasıyla elde edilen sinüs sinyalinin takibine ait grafik Şekil 26 ile verilmektedir. Kayma yüzeyi üzerinden farklı bir yerden başlayarak kayma yüzeyi üzerine ulaşma dinamiğinin görülebilmesi amacıyla başlangıçta  $y$  konumu için referans sinyalden farklı bir başlangıç değeri verilmiştir. Şekil 26’den görüldüğü üzere sistem yaklaşık 3 saniyeden sonra kayma yüzeyine ulaşmakta ve sonrasında yüzeyde durmaya devam ederek verilen referans sinyalini başarılı bir şekilde takip etmektedir. Denetim süresince uygulanan eyleticilere ait torqlar Şekil 27’de gösterilmektedir. Denetçi  $x$  ve  $y$  ekseninde verilen referansları düzgün bir şekilde takip edebilirken,  $\varphi$  açısını 0 değerinde sabit tutmakta zorlanmakta ve meydana gelen gürültünün fazla olmasından dolayı denetim torqları da gürültülü gelmektedir.



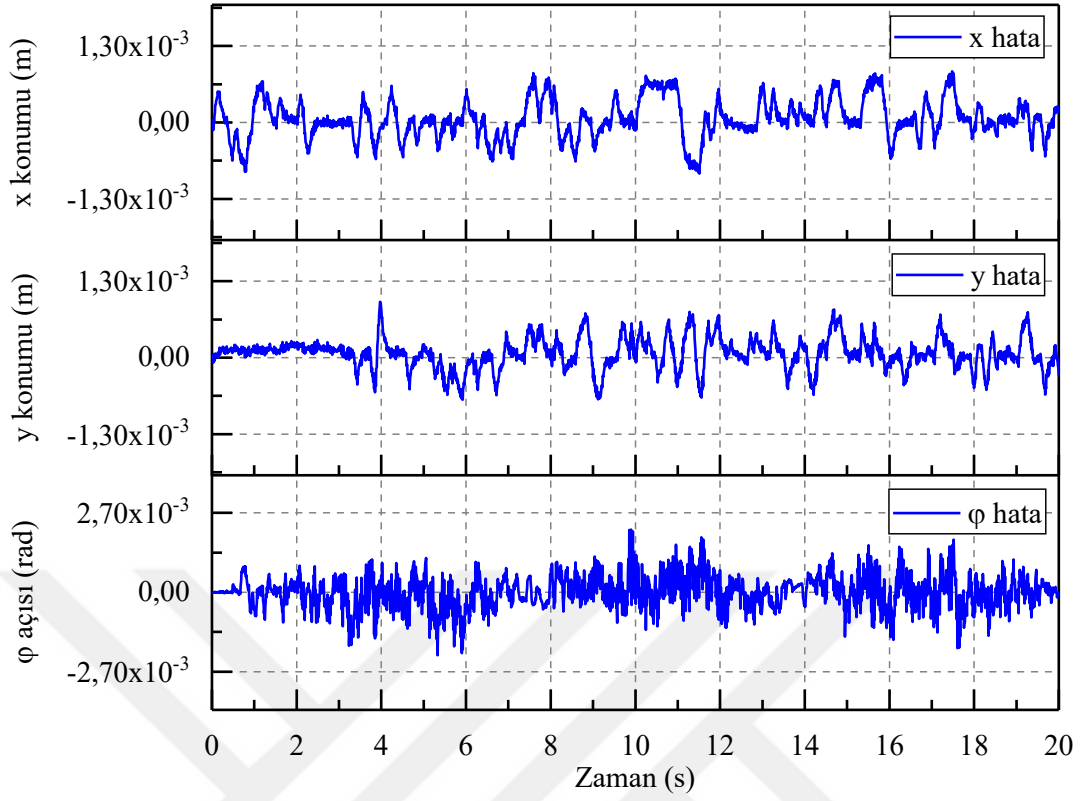
Şekil 26. KKD yöntemi ile referans takibi



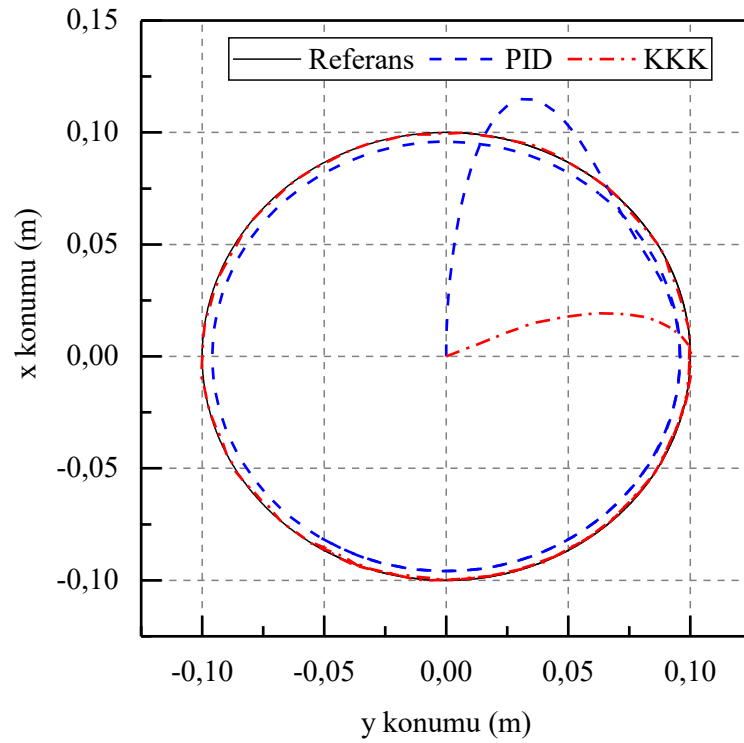
Şekil 27. KKK yöntemi ile referans takibi eyletici torkları

İleri kinematik problemi için geliştirilmiş olan YSA ve Newton-Raphson yönteminin birlikte kullanımının oluşturduğu karma yöntemin doğruluğunu göstermek amacıyla karma yöntemden elde edilen ileri kinematik çözüme ait manipülatör konumları ile dinamik sistemin benzetim ortamındaki gerçek konumu arasındaki hata Şekil 28’de verilmiştir. Burada sistemin denetimi için her iki durumda da KKD yöntemi kullanılmıştır. Şekil 28’deki hata grafiğine bakıldığında karma yöntem ile KSPR’nin ileri kinematik çözümünün hassas bir şekilde hesaplanabileceği görülmüştür.

KSPR’nin bu iki yöntemin kullanılması sonucu elde edilen referans takiplerinin karşılaştırılmasında görsel açıdan kolaylık sağlaması açısından x konumuna karşılık y konumundaki değerlerle gösterilen KSPR’nin yaptığı daire hareketi Şekil 29 ile gösterilmiştir. Burada şekil üzerinden PID yönteminin kullanılmasıyla meydana gelen aşma ve verilen referansın takibindeki hata açıkça görülmektedir. Buna karşılık KKD yönteminin referans takibinde sağladığı yüksek performans şekil üzerinden görülmektedir.



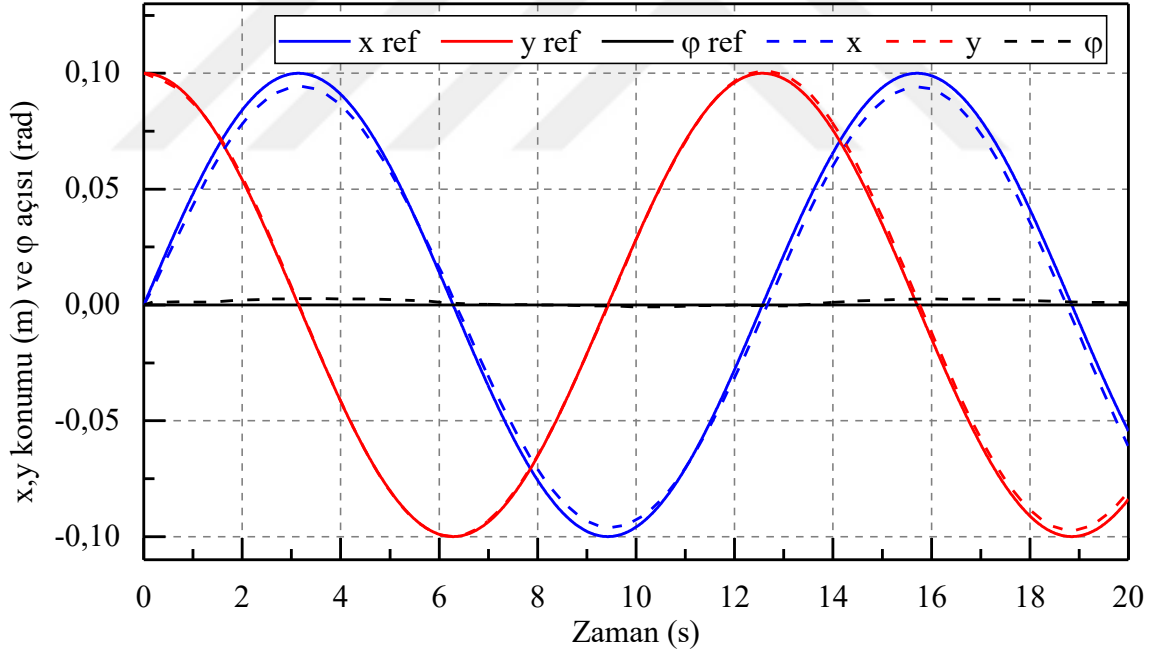
Şekil 28. İleri kinematik çözümünde gerçek ve karma yöntem arasındaki hata



Şekil 29. PID ile kayan kipli denetim yönteminin karşılaştırılması

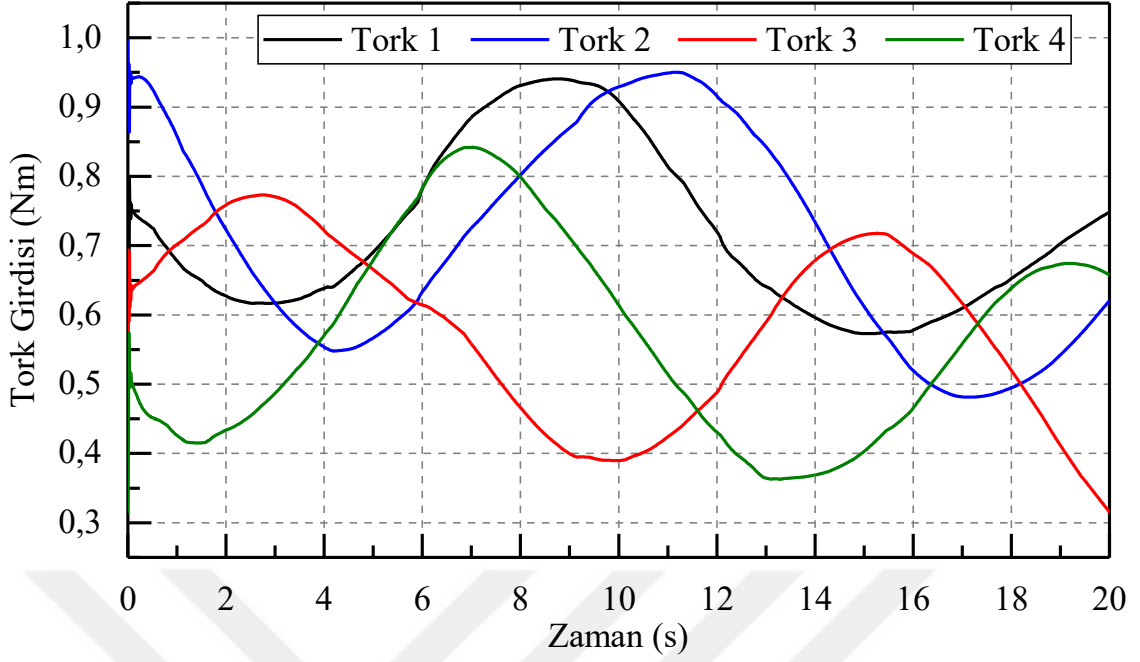
### 3.3. PÖ Yöntemi Denetim Sonuçları

Bu kısımda PÖ algoritmalarından DDPG ajanının KSPR'nin verilen bir referansı takip etmesi amacıyla PID ve KKD için kullanılan 0.1 m genlikli ve 0.5 Hz frekansa sahip sinüs sinyalleri referans olarak verilerek gerçekleştirilen eğitim sonuçlarına yer verilmiştir. Eğitilen ajan konum takibinin yanı sıra kablolardaki gerilim dağılımlarının pozitif olmasını da sağlamaktadır. Böylece kablolardaki gerginliği sağlamak için herhangi bir gerilim dağıtım algoritmasına ihtiyaç duyulmamaktadır. Seçilen bu referans değerleri sonucu elde edilen referans takibi Şekil 30'da verilmiştir. Verilen referans takibinde  $\phi$  açısının 0'dan uzaklaştığı kısımlarda x ve y konumlarında faz farkının olduğu görülmektedir. Eğitim sürecinde karşılaşılan zorluklardan birisi de  $\phi$  açısının 0'da kalmasını sağlamak olmuştur.  $\phi$  açısı verilen referanstan sapmasına bağlı olarak x ve y konumları bozulma göstermiştir. Bu referans takibine ait denetim girdisi Şekil 31'de verilmiştir.



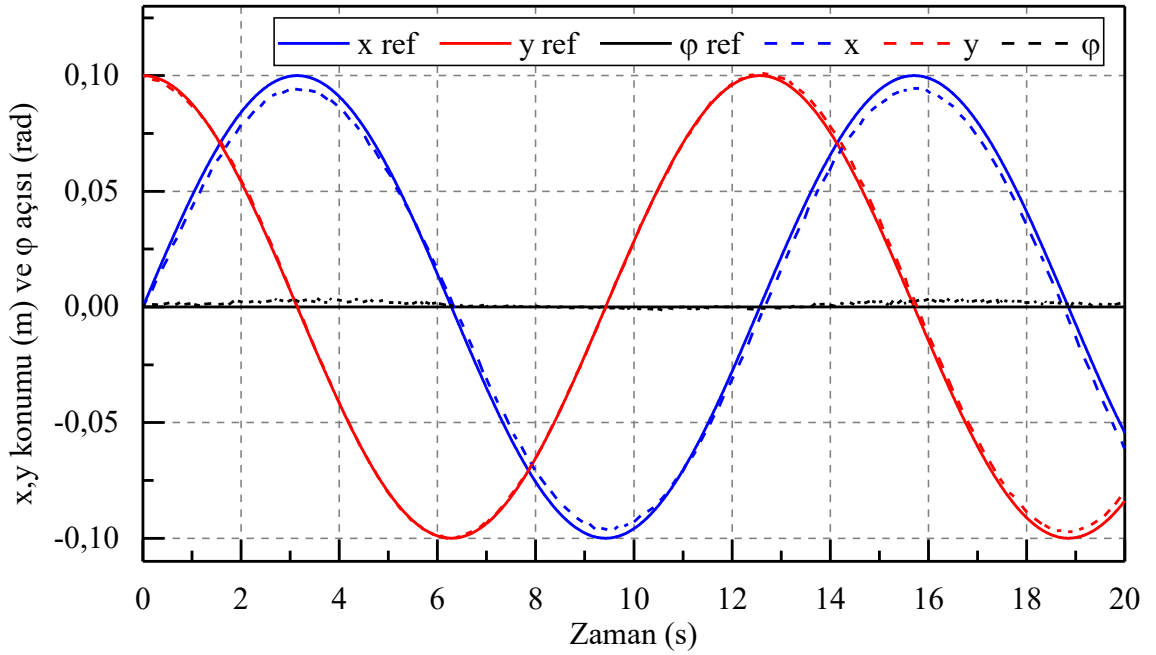
Şekil 30. PÖ yöntemi ile referans takibi



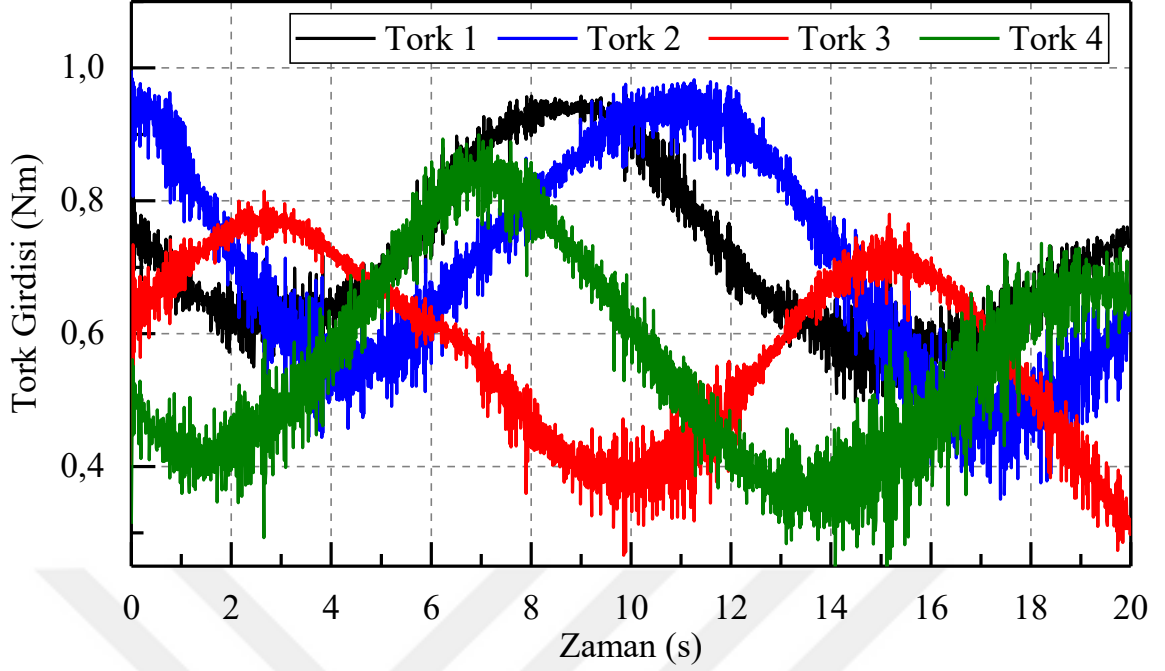


Şekil 31. PÖ yöntemi ile referans takibi için denetim girdileri

Eğitim sürecinde KSPR sisteminde herhangi bir bozucu etki eklenmemiştir. Eğitilen bu ajan sonradan sisteme bir bozucunun eklenmesi durumunda kullanıldığında referans takibi ve denetim girdisi sırasıyla Şekil 32 ve 33'deki gibi olmaktadır.



Şekil 32. Bozucu eklenmesi durumunda referans takibi



Şekil 33. Bozucu eklenmesi durumunda denetim voltajları

Görüldüğü üzere bozucu etki olması durumunda da eğitilen ajan iyi performans sergilemektedir. Ancak denetim voltajlarında bozucuların etkisi görülmektedir. Bozucu etki olmadığı durumda eğitilen PÖ modeli bozucu etki eklendiği durumda da referans takibini gerçekleştirebilmiştir.

Son olarak KSPR'nin referans takibinde kullanılan bu üç yönteme ait RMSE (Root Mean Square Error) değerleri Tablo 7'de verilmiştir. Hatalar sistem başlangıçtan başlayıp referansı takip etmeye başladıktan sonraki kalıcı durumda iken hesaplanmıştır.

Tablo 7. KSPR denetimine ait RMSE takip hataları

Yöntemler	Hatalar		
	x	y	$\varphi$
PID	0.0029	0.0030	0.0002
KKD	0.0004	0.0003	0.0005
PÖ	0.0047	0.0017	0.0016
(bozucu/bozucu olmadan)	0.0048	0.0018	0.0017

#### 4. SONUÇLAR

Bu çalışmada dört kablo ile sürülen düzlemsel bir paralel robotun benzetim ortamında konum ve yönelimini içeren üç serbestlik derecesinin denetimi yapılmıştır. KSPR'lerin kullanım olarak çoğunlukla malzeme taşıma ve konumlandırma uygulamaları için olduğu düşünüldüğünde KSPR'nin hareket kabiliyeti açısından denetimi için referans takibinde sinüs sinyali seçilmiştir. Denetimde geri besleme sinyalinin elde edilmesinde KSPR'nin ileri kinematik çözümü için YSA ve Newton-Raphson yöntemi kullanılmıştır. YSA ile ileri kinematik çözümü için bir model oluşturulmuş ve YSA'dan elde edilen sonuç Newton-Raphson yönteminde başlangıç koşulu olarak kullanılarak sonuç iyileştirilmiştir. Bu karma yöntemle beraber  $10^{-3}$ 'den az bir hatayla ileri kinematik probleminin çözümü yapılmıştır. Denetim için öncelikle konum ve yönelim denetiminde PID ve KKD yöntemi KSPR'nin hassas denetiminde başarılı bir şekilde uygulanmıştır ve denetim parametrelerinin en iyi değerleri deneme yanılma yoluyla belirlenmiştir. Yapılan benzetim çalışmaları sonucunda KKD yönteminin konum ve yönelim takibinde PID denetim yönteminden daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. PID denetim yönteminde başlangıçta sistem verilen referans değerine ulaşırken bir miktar aşma göstermekte ve verilen referansı tam olarak takip edememektedir. Bu durumun düzeltilmesi için denetim parametrelerinin değiştirilmesi ile daha iyi bir denetim sağlanabilir ancak bu durumda KSPR sistemin fiziksel doğası gereği uygulanabilecek olan maksimum tork değerinin sınırları aşılmaktadır. Sonuç itibariyle uygulanabilecek tork sınırları aşılmadan optimal şekilde belirlenen denetim parametreleri ile tasarlanan PID denetiminde meydana gelen aşma ve takip hatası giderilememektedir. KKD yöntemi ile yapılan denetimde ise başlangıçta verilen referans değere ulaşmada herhangi bir aşma görülmemekte ve yaklaşık 3 saniye gibi bir süre içerisinde içinde sistem denetim yüzeyine ulaşarak hassas bir konum ve yönelim takibi yapabilmektedir.

Klasik denetleyicilerin yeterli olmadığı değişken çevre koşullarında yol planlama ile sökme, takma ve yerleştirme gibi kompleks görevleri içeren gerçek robotik uygulamalarda PÖ yönteminin başarısının araştırılması bu tez çalışmasının ikinci amacının temel dayanağıdır. Bu kapsamda temel bir çalışma olarak KSPR'nin verilen bir referansı takibinde PÖ yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntem ile referans takibinin yanı sıra kabloların gergin halde tutulmasını sağlayacak şekilde denetim girdisinin öğrenilmesi de hedeflenmiştir. PÖ yöntemi ile sistem modeline ihtiyaç duyulmadan gerçek sistem üzerinden istenilen bir amaç

doğrultusunda otonom bir denetim modeli elde edilebilmektedir. Böylece sistem modelindeki parametrelerin belirlenmesine gerek olmadan PÖ yöntemi ile ajan sistem üzerinde bir eylem uygulayıp aldığı ödüllere karşılık ne yapması gerektiğini zamanla öğrenmektedir. Bu süreçte eğitimin gerçek bir sistem üzerinde yapılmasının fiziksel sistem üzerinde yaratabileceği hasarlar nedeniyle benzetim ortamında bu yöntem ile KSPR'nin denetimi gerçekleştirilmiştir. PÖ yöntemlerinden denetim uygulamalarında kullanılmak üzere geliştirilen Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG) algoritması KSPR'nin denetimi için kullanılmıştır. Çalışma benzetim ortamında yapıldığından daha öncesinde kablo ile sürülen robotun geliştirilen benzetim modeli üzerinden eğitimler gerçekleştirilmiştir. Yapılan eğitimler sonucu  $x$ ,  $y$  konumu ve  $\varphi$  yönelim açısı için verilen referansın takibi bu yöntemle başarılı bir şekilde uygulanmıştır. Ayrıca kablolarda sağlanması gereken pozitif gerilmeler için herhangi bir gerilim dağıtım algoritmasına ihtiyaç duyulmadan bu yöntem ile kablolar pozitif gerilme altında tutulabilmektedir. Konum takiplerine ait hata değerleri diğer denetim yöntemleri ile karşılaştırıldığında PID ve KKD yöntemindeki hatalar daha düşüktür. Bu çalışma sonucunda PÖ yönteminin kablolu manipülatörlerin denetiminde kullanılabileceği verilen bir referansın takip edilebilmesi üzerinden gösterilmiştir.

## 5. ÖNERİLER

Bu çalışmada kablo ile sürülen paralel manipülatörlerin sıklıkla kullanılan denetim yöntemleri olan PID ve KKD yöntemlerinin yanı sıra geleneksel yöntemlerden farklı olarak PÖ yöntemi ile denetlenebilir olması araştırılmıştır. Pekiştirmeli öğrenme algoritmaları ile denetim modelinin eğitilmesi büyük işlemci gücü gerektirmektedir. Bilgisayar donanımlarının yetersizliği sebebiyle eğitim süreçlerinin uzun sürmesine bağlı olarak bu tez çalışmasında sadece bir tip girdi ile PÖ yöntemiyle eğitim gerçekleştirilmiştir. Girdi olarak  $x$ ,  $y$  konumu ve  $\varphi$  yöneliminin takibinde PID ve KKD yöntemlerinde kullanılan referans sinyali verilmiştir. Ancak PÖ yöntemi daha çok karmaşık ve kompleks yörüngelerin takibinde, engellerden kaçınma ve yol planlama uygulamalarında iyi performans gösteren bir yöntemdir. Bu çalışmanın gelecek ayağı bu gibi karmaşık görevler için sistemin eğitilip sonrasında deneysel ortamda uygulanarak eğitime devam ettirilmesi ve model ile gerçek sistem arasındaki hataların bu eğitim ile giderilmesidir. Zaman sınırı yüzünden bu çalışmada girilmemiş olup, gelecek çalışmalar arasında planlanmaktadır.

## 6. KAYNAKLAR

- Abdolshah, S., Zanotto, D., Rosati, G. ve Agrawal, S., 2017. Performance Evaluation of a New Design of Cable-Suspended Camera System, IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Mayıs-Haziran, Singapore, 3728-3733.
- Albus, J., Bostelman, R. ve Dagalakis, N., 1993. The Nist Robocrane, Journal of Robotic Systems, 10, 5, 709–724.
- Amatucci, E., Bostelman, R., Dagalakis, N. ve Tsai, T., 1997. Summary of Modeling and Simulation for NIST RoboCrane® Applications, Deneb International Simulation Conference and Technology Showcase, Eylül-Ekim, Detroit, MI.
- Asl, H.J. ve Janabi-Sharifi, F., 2017. Adaptive neural network control of cable-driven parallel robots with input saturation, Engineering Applications of Artificial Intelligence, 65, 252-260.
- Bak, J.H., Yoon, J.H., Hwang, S.W. ve Park, J.H., 2016. Sliding-Mode Control of Cable-Driven Parallel Robots with Elastic Cables, 16th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS 2016), Ekim, Gyeongju, Korea, 1057-1060.
- Banadaki, S.M.D., 2007. Modeling and Control of Cable-Driven Robots, Yüksek Lisans Tezi, Nanyang Technological University, Singapur.
- Banala, S.K., Kim, S.H., Agrawal, S.K. ve Scholz, J.P., 2009. Robot assisted gait training with active leg exoskeleton (ALEX), IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 17, 1, 2-8.
- Bayani, H., Masouleh, M.T. ve Kalhor A., 2016. An experimental study on the vision-based control and identification of planar cable-driven parallel robots, Robotics and Autonomous Systems, 75, 187-202.
- Barnett, E. ve Gosselin, C., 2015. Large-scale 3D Printing With a Cable-Suspended Robot, Additive Manufacturing, 7, 27-44.
- Bosscher, P., Williams, R.L., ve Tummino, M., 2005. A concept for rapidly-deployable cable robot search and rescue systems, ASME International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference, Eylül, California, USA, 589-598.
- Bostelman, R., Albus, J. ve Stone, B., 2001. Toward Next-Generation Construction Machines, Proc. Of American Nuclear Society 9th International Topical Meeting on Robotics and Remote Systems, Mart, Seattle, WA.

- Brackbill, E.A., Mao, Y., Agrawal, S.K., Annapragada, M. ve Dubey, V.N., 2009. Dynamics and Control of a 4-dof Wearable Cable-Driven Upper Arm Exoskeleton, IEEE International Conference on Robotics and Automation, Mayıs, Kobe, Japan, 2300-2305.
- Carlson, B., Bauwens, L., Belostotski, L., Cannon, E., Chang, Y.Y., Deng, X., Dewdney, P.E., Fitzsimmons, J.T., Halliday, D.J., Kuerschner, K. ve Lachapelle, G., 2000. The large adaptive reflector: a 200-m diameter wideband centimeter-to meter-wave radio telescope, Radio Telescopes: Proc. SPIE Meeting 4015, Bellingham, WA, 33-44.
- Chellal, R., Cuvillon, L. ve Laroche, E., 2017. Model identification and vision-based H $\infty$  position control of 6-DoF cable-driven parallel robots, International Journal of Control, 90, 4, 684-701.
- Cone, L.L., 1985. Skycam; An Aerial Robotic Camera System, Byte, 10, 10, 122–132.
- Dagalakis, N.G., Albus, J.S., Wang, B.L., Unger, J. ve Lee, J.D., 1989. Stiffness Study of A Parallel Link Robot Crane for Shipbuilding Applications, Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering, 111, 183–193.
- Dewdney, P., Nahon, M. ve Veidt, B., 2002. The Large Adaptive Reflector: A Giant Radio Telescope with an Aero Twist, Canadian Aeronautics and Space Journal, 48, 4, 239-250.
- Duan, B.Y., 1999. A new design project of the line feed structure for large spherical radio telescope and its nonlinear dynamic analysis, Mechatronics, 9, 1, 53-64.
- Duan, B.Y., Qiu, Y.Y., Zhang, F.S. ve Zi, B., 2009. On design and experiment of the feed cable-suspended structure for super antenna, Mechatronics, 19, 4, 503-509.
- Dumlu, A. ve Erentürk, K., 2011. Kablo Tabanlı Paralel Manipülâtör Dizaynı ve İleri Kinematik Probleminin Sylvester Eliminasyon Yöntemi ile Çözümü, Elektrik-Elektronik Bilgisayar Sempozyumu (FEEB 2011), Ekim, Elâzığ; Türkiye, 137-141.
- Ghasemi, A., Eghtesad, M. ve Farid, M., 2010. Neural Network Solution for Forward Kinematics Problem of Cable Robots, Journal of Intelligent & Robotic Systems, 60, 2, 201-215.
- Ghasemi, A., 2011. Application of Linear Model Predictive Control and Input-Output Linearization to Constrained Control of 3D Cable Robots, Modern Mechanical Engineering, 1, 2, 69-76.
- Gosselin, C., 2014. Cable-driven parallel mechanisms: state of the art and perspectives, Mechanical Engineering Reviews, 1,1.

- Gouttefarde, M., Lamaury, J., Reichert, C. ve Bruckmann, T., 2015. A Versatile Tension Distribution Algorithm for n-DOF Parallel Robots Driven by n+2 Cables, IEEE Transactions on Robotics, 31, 6, 1444-1457.
- Izard, J.B., Gouttefarde, M., Michelin, M., Tempier, O. ve Baradat, C., 2013. A reconfigurable robot for cable-driven parallel robotic research and industrial scenario proofing, Bruckmann T., Pott A., Ed., Cable-Driven Parallel Robots. Mechanisms and Machine Science, 12, Springer, Berlin.
- Izard, J.B., Dubor, A., Hervé, P.E., Cabay, E., Culla, D., Rodriguez, M. ve Barrado, M., 2017. Large-scale 3D printing with cable-driven parallel robots, Construction Robotics, 1, 1-4, 69-76.
- Izard, J.B., Dubor, A., Hervé, P.E., Cabay, E., Culla, D., Rodriguez, M. ve Barrado, M., 2018. On the Improvements of a Cable-Driven Parallel Robot for Achieving Additive Manufacturing for Construction, Gosselin C., Cardou P., Bruckmann T., Pott A., Ed., Cable-Driven Parallel Robots. Mechanisms and Machine Science, 53. Springer, Cham.
- Hedrick, J.K. ve Girard, A., 2011. Control of Nonlinear Dynamic Systems, Class notes for ME237, Department of Mechanical Engineering, University of California, Berkeley.
- Heyden, T. ve Woernle, C., 2006. Dynamics and flatness-based control of a kinematically undetermined cable suspension manipulator, Multibody System Dynamics, 16, 2, 155-177.
- Hiller, M., Fang, S., Mielczarek, S., Verhoeven, R. ve Franitza, D., 2005. Design, analysis and realization of tendon-based parallel manipulators, Mechanism and Machine Theory, 40, 4, 429-445.
- Jeong, J.W., Kim, S.H. ve Kwak, Y.K., 1999. Kinematics and workspace analysis of a parallel wire mechanism for measuring a robot pose, Mechanism and Machine Theory, 34, 6, 825-841.
- Kawamura, S., Choe, W., Tanaka, S. ve Kino, H., 1997. Development of an ultrahigh speed robot FALCON using parallel wire drive systems, Journal of the Robotics Society of Japan, 15, 1, 82-89.
- Khosravi, M.A. ve Taghirad, H.D., 2014. Robust PID Control of fully-constrained cable driven parallel robots, Mechatronics, 24, 2, 87-97.
- Kober, J., Bagnell, J. A. ve Peters, J., 2013. Reinforcement learning in robotics: A survey, The International Journal of Robotics Research, 32, 11, 1238-1274.
- Korayem, M.H., Tourajizadeh, H., Jalali, M. ve Omid, E., 2012. Optimal Path Planning of Spatial Cable Robot Using Optimal Sliding Mode Control, International Journal of Advanced Robotic Systems, 9, 5, 168.



- Kozak, K., Zhou, Q. ve Wang, J., 2006. Static Analysis of Cable-Driven Manipulators With Non-Negligible Cable Mass, IEEE Transactions on Robotics, 22, 3, 425-433.
- Lamaury, J. ve Gouttefarde, M., 2013. Control of a Large Redundantly Actuated Cable-Suspended Parallel Robot, IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Mayıs, Karlsruhe, Germany, 4659-4664.
- Lillicrap, T.P., Hunt, J.J., Pritzel, A., Heess, N., Erez, T., Tassa, Y., Silver, D. ve Wierstra, D., 2015. Continuous control with deep reinforcement learning, arXiv preprint arXiv:1509.02971.
- Lv, W., Tao, L. ve Hu, Y., 2017. On the real-time calculation of the forward kinematics of a suspended cable-driven parallel mechanism with 6-degree-of-freedom wave compensation. Advances in Mechanical Engineering, 9, 6, 1-17.
- Lv, W., Tao, L. ve Ji, Z., 2017. Sliding Mode Control of Cable-Driven Redundancy Parallel Robot with 6 DOF Based on Cable-Length Sensor Feedback, Mathematical Problems in Engineering, Art. ID 1928673, 1-21.
- Lytle, A.M., Saidi, K.S., Bostelman, R.V., Stone, W.C., ve Scott, N.A., 2004. Adapting a teleoperated device for autonomous control using three-dimensional positioning sensors: experiences with the NIST RoboCrane., Automation in Construction, 13, 1, 101-118.
- Lytle, A., Proctor, F. ve Saidi, K., 2008. Control of Cable Robots for Construction Applications, Parallel Manipulators Towards New Applications, Wu H., Ed., Parallel Manipulators, Towards New Applications, I-Tech Education and Publishing, Vienna, Austria.
- Ma, T., Xiong, H., Zhang, L. ve Diao, X., 2019. Control of a Cable-Driven Parallel Robot via Deep Reinforcement Learning, IEEE International Conference on Advanced Robotics and its Social Impacts (ARSO), Beijing, China, 275-280.
- Mao, Y. ve Agrawal, S.K., 2012. Design of a Cable-Driven Arm Exoskeleton (CAREX) for Neural Rehabilitation, IEEE Transactions on Robotics, 28, 4, 922-931.
- Mao, Y., Jin, X., Dutta, G.G., Scholz, J.P. ve Agrawal, S.K., 2015. Human Movement Training with a Cable Driven ARM EXoskeleton (CAREX), IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 23, 1, 84-92.
- Merlet, J., P., 2006. Parallel Robots, Springer, 128, Netherlands.
- Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Graves, A., Antonoglou, I., Wierstra, D., ve Riedmiller, M., 2013. Playing atari with deep reinforcement learning, arXiv preprint arXiv:1312.5602.
- Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Rusu, A.A., Veness, J., Bellemare, M.G., Graves, A., Riedmiller, M., Fidjeland, A.K., Ostrovski, G. ve Petersen, S., 2015. Human-level control through deep reinforcement learning, Nature, 518, 7540, 529-533.

- Nan, R., 2006. Five hundred meter aperture spherical radio telescope (FAST), Science in China series G, 49, 2, 129-148.
- Nguyen, D.Q., Gouttefarde, M., Company, O. ve Pierrot, F., 2014. On the Analysis of Large-Dimension Reconfigurable Suspended Cable-Driven Parallel Robots, IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Mayıs, Hong Kong, China, 5728-5735.
- Oh, S.R. ve Agrawal, S.K., 2005. Cable suspended planar robots with redundant cables: Controllers with positive tensions, IEEE Transactions on Robotics, 21, 3, 457-465.
- Qian, S., Zi, B., Shang, W.W. ve Xu, Q.S., 2018. A review on cable-driven parallel robots, Chinese Journal of Mechanical Engineering, 31, 1, 66.
- Otis, M.J.D., Mokhtari, M., du Tremblay, C., Laurendeau, D., De Rainville, F.M. ve Gosselin, C.M., 2008. Hybrid Control with Multi-Contact Interactions for 6dof Haptic Foot Platform on a Cable-Driven Locomotion Interface, Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems, Mart, Nevada, USA, 161-168.
- Ouyang, B. ve Shang, W., 2016. Rapid Optimization of Tension Distribution for Cable-Driven Parallel Manipulators with Redundant Cables, Chinese Journal of Mechanical Engineering, 29, 2, 231-238.
- Parikh, P.J. ve Lam, S.S., 2005. A Hybrid Strategy to Solve the Forward Kinematics Problem in Parallel Manipulators, IEEE Transactions on Robotics, 21, 1, 18-25.
- Pinto, A.M., Moreira, E., Lima, J., Sousa, J.P. ve Costa, P., 2017. A cable-driven robot for architectural constructions: a visual-guided approach for motion control and path-planning, Autonomous Robots, 41, 7, 1487-1499.
- Pott, A., 2010. An Algorithm for Real-Time Forward Kinematics of Cable-Driven Parallel Robots, Lenarcic J., Stanisic M., Ed., *Advances in Robot Kinematics: Motion in Man and Machine*, Springer, Dordrecht.
- Pott, A., Meyer, C. ve Verl, A., 2010. Large-scale assembly of solar power plants with parallel cable robots. In *ISR (41st International Symposium on Robotics) and ROBOTIK 2010 (6th German Conference on Robotics)*, 1-6.
- Pott, A., Mütherich, H., Kraus, W., Schmidt, V., Miermeister, P. ve Verl, A., 2013. IPAnema: a family of cable-driven parallel robots for industrial applications, Bruckmann T., Pott A., Ed., *Cable-Driven Parallel Robots. Mechanisms and Machine Science*, 12, Springer, Berlin
- Pott, A., 2014. An Improved Force Distribution Algorithm for Over-Constrained Cable-Driven Parallel Robots, Thomas F., Perez Gracia A., Ed., *Computational Kinematics. Mechanisms and Machine Science*, 15, Springer, Dordrecht.

- Pott, A. ve Schmidt, V., 2015. On the Forward Kinematics of Cable-Driven Parallel Robots. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Eylül-Ekim, Hamburg, Germany, 3182-3187.
- Rasheed, T., Long, P., Marquez-Gamez, D. ve Caro, S., 2018. Tension Distribution Algorithm for Planar Mobile Cable-Driven Parallel Robots. In Cable-Driven Parallel Robots, Gosselin C., Cardou P., Bruckmann T., Pott A., Ed., Cable-Driven Parallel Robots. Mechanisms and Machine Science, 53, Springer, Cham.
- Riehl, N., Gouttefarde, M., Krut, S., Baradat, C. ve Pierrot, F., 2009. Effects of non-negligible cable mass on the static behavior of large workspace cable-driven parallel mechanisms, IEEE International Conference on Robotics and Automation, Mayıs, Kobe, Japan, 2193-2198.
- Rippey, W.G. ve Falco, J.A., 1997. The NIST Automated Arc Welding Testbed, Proceedings of the 7th International Conference on Computer Technology in Welding, Temmuz, San Francisco, CA, 203-212.
- Sancak C., Yamaç F. ve İtik M., 2018. Kablo ile Sürülen Düzlemsel Paralel Bir Robotun Tasarımı ve Kontrolü, Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı (TOK2018), Eylül, Kayseri, Türkiye, 367-371.
- Sancak, C., Yamaç, F. ve İtik, M., 2019. Kablo ile Sürülen Düzlemsel Paralel Bir Robotun İleri Kinematik Çözümü ve Kontrolü, Konya Mühendislik Bilimleri Dergisi, 7, 862-874.
- Schmidt, V., Müller, B. ve Pott, A., 2014. Solving the Forward Kinematics of Cable-Driven Parallel Robots with Neural Networks and Interval Arithmetic, Thomas F., Perez Gracia A., Ed., Computational Kinematics and Machine Science, 15, Springer, Dordrecht.
- Schmidt, V.L., 2017. Modeling Techniques and Reliable Real-Time Implementation of Kinematics for Cable-Driven Parallel Robots using Polymer Fiber Cables, Stuttgart: Fraunhofer Verlag, Germany.
- Surdilovic, D. ve Bernhardt, R., 2004. STRING-MAN: A New Wire Robot for Gait Rehabilitation, IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'04), Nisan, New Orleans, LA, 2031-2036.
- Seriani, S., Gallina, P. ve Wedler, A., 2016. A modular cable robot for inspection and light manipulation on celestial bodies, Acta Astronautica, 123, 145-153.
- Sutton, R.S., ve Barto, A.G., 2018. Reinforcement Learning: An Introduction, Second Edition, MIT press, Cambridge.
- Tang, X., 2014. An overview of the development for cable-driven parallel manipulator, Advances in Mechanical Engineering, 6, 823028.

- Tsai, L.W., 1999. Robot Analysis: The Mechanics of Serial and Parallel Manipulators, John Wiley & Sons, New York.
- Utkin, V.I., 1992. Sliding Modes in Control and Optimization, Springer Verlag, Berlin.
- Williams, R.L., Gallina, P. ve Vadia, J., 2003. Planar translational cable-direct-driven robots, Journal of Robotic Systems, 20, 3, 107-120.
- Williams, R. ve Robert, L., 2015. Five-hundred meter aperture spherical radio telescope (FAST) cable-Suspended Robot Model and Comparison with the Arecibo Observatory, Internet Publication, [www.ohio.edu/people/williar4/html/pdf/FAST.pdf](http://www.ohio.edu/people/williar4/html/pdf/FAST.pdf), 21 Ocak 2020.
- Xiong, H., Ma, T., Zhang, L. ve Diao, X., 2020. Comparison of end-to-end and hybrid deep reinforcement learning strategies for controlling cable-driven parallel robots, Neurocomputing, 377, 73-84.
- Yamamoto, M., Yanai, N. ve Mohri, A., 2004. Trajectory Control of Incompletely Restrained Parallel-Wire-Suspended Mechanism Based on Inverse Dynamics, IEEE transactions on robotics, 20, 5, 840-850.
- Yangwen, X., Qi, L., Yaqing, Z. ve Bin, L., 2010. Model aerodynamic tests with a wire-driven parallel suspension system in low-speed wind tunnel. Chinese Journal of Aeronautics, 23, 4, 393-400.
- Zi, B., Lin, J. ve Qian, S., 2015. Localization, obstacle avoidance planning and control of a cooperative cable parallel robot for multiple mobile cranes, Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 34, 105-123.

## ÖZGEÇMİŞ

Fatma YAMAÇ 1992 senesinde Trabzon'da doğdu. 2010 yılında Hacı Sabancı Anadolu Lisesi'nden mezun oldu. 2011 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Endüstri Mühendisliği Bölümü'nde lisans öğrenimine başladı ve 2016 yılında bölümü 1. ve mühendislik fakültesini 3. olarak bitirdi. Aynı zamanda çift anadal programı ile Makine Mühendisliği Bölümü'nden 2017 yılında mezun oldu ve aynı yıl Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Makine Mühendisliği Anabilim Dalında yüksek lisans öğrenimine başladı. Nisan 2019 tarihinden beri Tarsus Üniversitesi Makine Mühendisliği Bölümünde araştırma görevlisi olarak çalışmaktadır.