

Yapay Sinir Aglarının Robotikteki Uygulamaları

D. T. Pham ve S. Sagioglu

*Intelligent Systems Laboratory,
School of Electrical, Electronic and Systems Engineering,
University of Wales College of Cardiff,
P.O. Box 904, Cardiff, CF1 3YH, U.K.*

Ozet

Robotikte, bazı problemler vardır ki bu problemlerin analitik çözümlerinin konvensiyonel tekniklerin kullanılmasıyla bulunması mümkün olamamaktadır. Bu çalışmada Yapay Sinir Ağlarının (YSA) böyle problemleri çözmede kullanımı gözden geçirilmiştir.

Bu makalede (*), YSalar kısaca gözden geçirilmiş ve YSA'nın robot kinematik, dinamik ve kontrol problemlerinin çözümünde nasıl uygulandığı konusunda uygulamalar sunulmuştur.

Anahtar Kelimeler : Yapay Sinir Ağları, Robotlar, Robot Kinematik, Robot Dinamik, Robot Kontrol.

Applications of Artificial Neural Networks in Robotics

Abstract

In robotics, there are a number of problems for which it is difficult to obtain analytical solutions using conventional techniques. This paper examines the use of Artificial Neural Networks to solve such problems.

The paper presents an overview of ANNs and discusses how they have been applied to the solution of problems in robot kinematics, dynamics and control.

Keywords : Artificial Neural Networks, Robotics, Robot Kinematics, Robot Dynamics, Robot Control.

1. GIRIS

YSalar değişik bir çok problemlerin çözümünde son yıllarda geniş bir sahada başarıyla uygulanmıştır. Bunda, YSAnın insan zekasını taklit eden cazibeli, doğal bir yapıya sahip olmasının etkisi büyüktür. YSaların, intibak kabiliyetleri ve öğrenme yeteneğinden dolayı bir çok uygulama alanında bir çok pratik probleme çözüm sağlaması, onun popüleritesini artırır. Son günlerde bu uygulama alanı Neuro mühendislik (Neuroengineering) olarak adlandırılır ve YSaların pratik uygulamaları üzerine kurulmuştur ve insan beyinin bilinen özelliklerinin komputer donanımı ve yazılımına aktarılmasıdır [1].

(*) Yazarlar Türkçe editor kullanamadıkları için okuyuculardan özür diler.

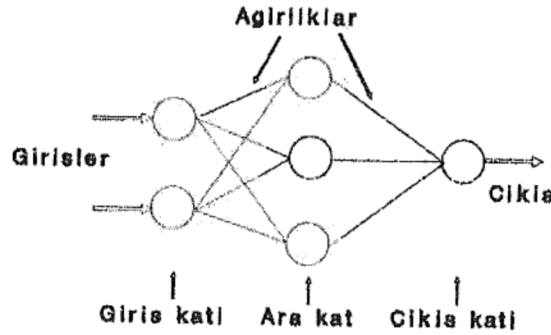
Robotikte gaye, insanin caninin yapmak istemedigini veya yapmasinda tehlike olan seyleri, kendi kontrolu altinda yapan bir cihaz icad etmektir [2]. Robotlar oldukca nonlinear sistemler olup dinamik performanslari, hesaplama verimliliğine baglidir. Ornek olarak; Kartezyen ve degisebilir baglanti uzaylari arasindaki koordinat transformu, baglanti motorlarini suren genelleştirilmiş kuvvetler veya torçlar, kontrol icin manipulator atalet matrisi, degisken Kartezyen uzayındaki Jacobian matris.

Bu makalede gunumuze kadar robotikte yapilmis YSA uygulamalarinin [3,4,5,6,12,13] bircoğu tanitilmakta ve yapilmis uygulamalar hakkında kısa bilgiler verilmektedir. Ikinci kisimda, YSAlarin kisaca tanitimi yapilmis ve YSAlarin robotikteki avantajlari ve dezavantajlarından bahsedilmistir. Ucuncu kisimda ise, robotik ve robotik problemleri ile ilgili kısa bilgiler verilmistir. Bir sonraki kisimda ise, YSA'ların robotikteki uygulamalari ve robotikteki problemleri cozmedeki basarisini goz onune serilmistir. Besinci bolimde verilen kaynakların bir degerlendirilmesi yapilmistir.

2. YAPAY SINIR AGLARI

Yapay sinir aglari temel olarak beynimizin matematiksel modellemesi uzerine kurulmustur. YSAlar basitce izah edilirse, bir cok isleme elemanlarının (processing elements) birbirlerinin arasindaki farkli baglanti sekillerinden olusur, her YSA'nin kendine ozgu bir yapisi ve ogrenme sekli vardır. Baglanti sekillerine ve yapilarina gore YSAlari siniflandirma yapmakta mümkündür [7,8,9,10,11,13]. Aslında, YSAlarin sirri, onların giris ile cikis arasinda bir harita oluşturmalarından gelir yani verilmiş olan bir giris setine bir cikis seti uretirler.

YSA topolojisi, ileri-beslemeli (feedforward) YSA ve geri-beslemeli (feedback) YSA diye ikiye ayrilir [7] (daha degisik siniflandirmalarda mevcuttur). Ileribeslemeli sinir agi giris uzayi ile cikis uzayi arasinda statik haritalama yapar ve verilmiş bir zamandaki cikis sadece o zamanda



Sekil 1. Bir yapay sinir agi

verilmiş bir girisin fonksiyonudur. Geri-beslemeli (son gunlerde recurrent olarakta kullanılmaktadır) YSAlarda ise; bazi islem elemanlarının cikisi, ayni islem elemanlarına veya daha onceki katlardaki islem elemanlarına geri beslenir bundan oturu dinamik bir memoriye sahip olduklari soylenebilir. Verilmiş bir anda boyle sinir aglarının cikisi kendi girislerine ve daha onceki giris ve cikislarına aksettirilir. Sekil 1' de iki girisli, bir cikisli ve bir ara kata sahip basit bir yapay sinir agi sekli gosterilmistir. Ağırlıklar, isleme elemanlari (sekilde yuvarlak sembollerle

verilmiştir.) arasındaki iletişimi sağlarlar. İşleme elemanlarında kullanılan transfer fonksiyonları türevi alınabilir fonksiyonlar olmalıdır. Sigmoid fonksiyon buna bir örnek olarak verilebilir:

YSAları çok çekici hale getiren özellikler şu şekilde sıralanabilir.

- Hızlı real-time performansı,
- Genelleme yapma özelliği ve bu özelliğinden dolayı gürültüye karşı olan toleransı,
- Daha az bilgiye ihtiyaç duyması,
- Bilinmeyen süreçleri tanımlama ve kontrol edebilme özelliği,
- Bir çok problemlere uygulanabilir olması,
- Konvensional tekniklerin yetersizliği.

Bunun yanında, YSAların robotikteki uygulamalarında karşılaşılan güçlükler bazı uygulamalarda çok yavaş öğrenme, problemlerin çok karmaşıklığından dolayı çok fazla giriş bilgisine ihtiyaç duymaları ve bazı uygulamalarda da hassas sonuç alınamaması olarak sıralanabilir.

3. ROBOTİKTEKİ PROBLEMLER

Giriş bölümünde de açıklandığı gibi, robotikteki problemleri çözmek için karmaşık ve yoğun bir matematik hesaplamaya gerek vardır. Bazen en basit bir robot hareketini hesaplamak bile çok yoğun bir matematik gerektirebilir. Robotikteki problemler aşağıdaki şekilde sınıflandırılabilir :

- Kinematik,
- Dinamik,
- Kontrol,
- Yörünge ve görev planlama,
- Algılama.

Robotikte, Yörünge ve görev planlama ve Algılama [14,15] önemli olmasına rağmen, bu makalede yer verilmemiştir. Burada incelenmiş ilk üç problem hakkında ayrıntılı bilgi aşağıdaki bölümlerde verilecektir.

3.1. Robot Kinematik

Kinematik, harekete sebebiyet veren nedenleri göz önünde bulundurmadan robot bağlantı hareketlerini çözümlenmeye imkan sağlar. Robot kinematığı, ileri (forward) kinematik ve ters (inverse) kinematik olmak üzere iki kısma ayrılır. İleri-kinematikte, manipulatorün sonundaki etkili noktanın (end-effector), pozisyon ve açısının statik problem olarak hesaplanması yapılır. Ters-kinematik ile etkili noktanın, verilmiş pozisyon ve açısının bütün bağlantı noktalarının çözüm seti hesaplanır.

3.2. Robot Dinamik

Robot dinamığı, robot bağlantı koordinatları, hızları ve ivmeleri ile bağlantı torkları arasındaki ilişkiyi formüle eder. Matematiksel formülasyonlar (Lagrange-Euler, Newton Euler) sebebiyle, karmaşık trigonometri gerektirirler.

3.3 Robot Kontrol

Robot kontrol, robotigin diger bir onemli alanidir ve iki kisma ayrilir. Birincisi, pozisyon kontroludur. Pozisyon kontrolu, bir sistemin parametrelerindeki hatayi otomatik olarak telafi eder ve sistemi rahatsiz eden karisikliklari yok eder. Ikincisi ise, kuvvet kontroludur. Bu pozisyon kontrolunun tamamlayicisidir. Robot bir parcaya, calisma yuzeyine veya bir nesneye dokundugu zaman goz onune alinir. Daha once bahsedildigi gibi, robotikte kontrol onemli olmasi sebebiyle kullanılan kontrolöründe onemi yuksektir. Kontrolör, verilmiş bir hedefe ulasılması için bir kontrol parametresi seti sağlamalıdır. Bunun yanında kontrolörün optimal kontrol yapması için sistem parametrelerini bilmesi gereklidir. Kontrolü güçlestiren bir kac durum vardır; sistemin modeli mevcut olmayabilir, sistem zamanla degisebilir veya kontrolör zamanla degisebilir.

4. ROBOTIKTE YAPAY SINIR AGLARININ UYGULAMALARI

Ikinci bolimde de bahsedildigi gibi öğrenme, genelleme yapma ve hızlı hesaplama kapasitesinden dolayı, YSaların real-time uygulamaları robotikte yaygın olarak kullanılmaktadır. YSA'nın robot manipulatorlerindeki kinematik, dinamik ve kontrol problemleri çözmede gösterdiği performans yuksektir. Bundan sonraki bolümlerde, yukarıda bahsedilmiş problemlerinin çözümüne yapay sinir aklarının nasıl katkıda bulunduğunu, herbir problem için ayrı ayrı başlıklar altında incelenecektir.

Bugün için bilinen yirmi altıdan fazla sinir ağı modeli bulunmasına rağmen, bugün robotik uygulamalarda en çok kullanılan YSalar Backpropagation ve Hopfield ağıdır. Bunun yanında daha bir çok sinir ağıları robotikteki uygulamalarda kullanılmaktadır. Mesela; Competitive ve Cooperative aklar, ART1 (Adaptive Reasoning Theory), Kohonen self-organize ağı, Degistirilmiş Counter-Propagation ve Functional ağı bunlara örnek olarak verilebilir.

4.1. Robot kinematiginde yapay sinir ağıları uygulamaları

Daha önce robot kinematigi bolümünde bahsedildigi gibi, kinematik problemi yoğun hesaplama ihtiyacı duyması ve bir çok çözüm seti bulunmasından dolayı çözümü zor bir problemdir. YSalar bu yoğun hesaplamayı düşürmede başarı sağlamışlardır.

Guez ve Ahmad [16], iki-ve-uc-serbestlik derecesine sahip bir manipulatorün ters kinematik problemini çözmede çok katlı perceptron kullanmışlar ve YSaların bir manipulator için iyi bir başlangıç değerleri tahmin edici olarak kullanılabilmesini ortaya koymuşlardır. Bunun yanında aynı probleme Hopfield ağı uygulandığında [17] daha iyi sonuç alınmıştır. Iberall [18,19] ve [20], bir robot elinin parmaklarının ters-kinematik problemini çözmek için değişik YSalar kullandılar. Bu problemi çözmede kullanılan değişik sinir ağıları, Functional ağı, Kohonen ağı ile birleştirilmiş Counter-propagation ağı ve meşhur Backpropagation ağı ve bu ağıların performanslarının karşılaştırılması [21] de yapılmıştır. Kartezyen pozisyonunu ve orientasyonunu bulmak için bir iki yönlü sinir ağı [22] kullanılmıştır. Sonuçlar göstermiştir ki kullanılan ağıların performansı konvensiyonel çözüm tekniklerinden ve İleri-beslemeli ağı ile ters-kinematik probleminin çözümleri [16,23]'den çok daha iyidir.

Robot kinematigi, pratik olarak gerçekleştirilmesi güç ve kompleks bir robotik problemdir. YSalar bu problemlerin çözümünde yeni bir yöntemdir ki pozisyonel tekrarlamaları düşürürler ve sonuçların doğruluk yüzdesini artırır. Yapay sinir ağı, sistemin güvenilirliğini arttırmak için bağlantı acıları arasındaki teorik olarak elde edilen sonuç ile arzu edilen

sonuc arasındaki hatayı sifira dusurmeye calisir [26]. Bir degisik uygulamada [27], Kohonen'in self-organize algoritmasi bir Widrow-Hoff tipi hata duzeltme kurali olarak kullanilmistir. Bu metod ilk kez [28] tarafından ters-kinematik problemini cozmek icin kullanilmistir.

Kullanilmis coklu bir sinir agi [24], bir Stewart platformunun ters-kinematik problemini cozmede iyi bir performans gostermistir. Bir kompleks fonksiyon yeni bir polinomik sinir agi kullanilarak [25] de cozulmustur. Diger bir uygulamada [80] dir.

Sonuc olarak, Robot kinematik problemlerini cozmede YSAlari kullanmanin avantajlari; Real-time operasyonlarda kullanilabilme kapasiteleri, bir cozumun icin ele alinan hesaplama zamaninin linklerin sayısına bagimli olmaması ve programlamaya ihtiyac duymamaları olarak siralanabilir.

4.2. Robot dinamikinde yapay sinir aglari uygulamalari

Sinir aglarinin haritalama ozelligi, robot dinamigi icin cok ilgi cekicidir. Burada sinir aglari, sistemin dinamigi ve ters dinamikini ogrenir sonra da bu bir ters dinamik kontroler olarak kullanilir.

Bir CMU Direkt-Drive robot kolu II'nin ilk iki baglanti noktasindaki dinamik tesirlerin modellenmesi ve performansinin olculmesi guctur. Iste bu robot dinamik tesirleri telafi etmek icin bir Backpropagation sinir agi kullanilmistir [29]. Bu ilgi cekici uygulama sinir aglarini robot kolu kontrolunde daha populer hale getirmis ve sinir aglari gercek bir robot kolun ters dinamikini ogrenmede [30] kullanilmistir. Burada YSA, bir tek yorungeyi ogrendikten sonra, yorungeyi genellestirmis ve oldukca degisik yorungeler icin kabuledilebilir sonuclar vermistir. Bununla birlikte, tek katli ve cok katli YSAlar verimli bir sekilde sanki robotun dinamik modeli gibi [31] robot manipulatorun kontrol edilmesinde kullanilmistir.

Diger taraftan, YSAlarla dinamik sistem tanımlama [63] son zamanlarda elde edilen yuksek basaridan dolayi sistem kontrolu icin oldukca populerdirler [32,33]. Pham ve Liu [34]'nun onermis olduklari degisik YSAlar belki robotikteki uygulamalar icin degisik bir alternatif olabilir.

YSAlarin avantajlari; Modellenmesi veya tanımlanlansi guc olan sistemlerin tanimi, daha az bilgiye ihtiyac duymaları, daha hizli olmaları ve uygulanan giris degerlerine gosterdikleri tolerans olarak verilebilir.

4.3. Robot Kontrolundeki yapay sinir aglari uygulamalari

Yapay sinir aglarinin, robot kontrolunde yaygin olmasının sebebi gosterdigi performanstan kaynaklanır. Degisik kontrol ogrenme teknikleri ve onlar hakkında ayrintili bilgiler [35,36,37,38] verilen kaynaklardan elde edilebilir.

Kontrol edilecek objenin (robot manipulator) tam dinamik davranışı genellikle bilinmez. Kullanilan sinir aglari [39] veya diger ogrenme algoritmaları ile bir hareketin olusmasi esnasında ters robot dinamigi ogrenilebilir. Bunun yanında, YSAlar, deneyimlerden ogrenme, degisen cevre sartlarına uyum saglama ve onlara tepki gostermeyi de ogrenirler [40,41,42,43].

Genel robotik kontrol icin, Albus [44] kendi modeli olan CMAC'i onerdi. Bu model bolunerek duzenlenmis bir tablo (look-up-table) metodu olarak

tanımlanabilir. Miller [45], hesaplanmış bir tork kontrolöre CMAC'iu uyguladı ve simulasyon neticelerinden gerçekten çok etkileyici sonuçlar aldı. PUMA 560 robot için kullanılan YSA [46] dadır. Bunun yanında adapte edilmiş bir model üzerine kurulmuş YSA kontrolör [47], robot hareketi sırasındaki tasıdığı yükün miktarını kararlaştırmada kullanılır. Bir başka uygulamada da Bavarin, [37] de verdiği bir kaç örnekte, gürültülü giriş(noisy) veya giriş değerlerinin eksik olarak verilmesine rağmen kabuledilebilir sonuçlar elde etmiştir. Belirtilen bu özellikler YSAları, zeki kontrol için çok çekici yapar.

YSAların başarıyla uygulanmalarına daha fazla örnek gösterilebilir [48,49,50,51]. Backpropagation ağına başarılı uygulamaları starford-like robot için [52] ve uzay robotları için [53] verilmiştir. Multi-link manipulatorlerin real-time kontrol için farklı bir neuro-kontroler [54]'de verilir. Intellex 605T robot manipulatoru için başka bir real-time uygulamasında [55]'de bulunabilir. YSAları kullanma avantajları da ve Mars robot uygulamaları [56] da verilmiştir.

Miyamoto ve meslektaşları [57], özellikle robotlar için kontrol sistem dizaynında neuro-psikolojik kavramların önemini vurguladılar. Burada YSAlar bir endüstriyel robotun yorunge kontrolünü öğrenmede ters-dinamik model gibi kullanılmıştır. YSAnın, öğretilmiş hareketleri genelleme kapasitesinden dolayı verilmiş sınır ağı ne bir modele nede parametre ayarlanmasına ihtiyaç duyar.

Kendi kendini kontrol eden bir mobil robotun kontrolünde backpropagation ağı kullanıldı [58]. Hopfield ağı kullanılmış bir neural estimator uygulaması [59] de bulunabilir. Barto ve arkadaşları [60], cart-pole problemini çözmek için iki ağı önerdiler. Buna benzer bir problem [18] de ele alınmış ve sonuçta sistem herhangi bir bilgisine ihtiyaç duyulmaksızın daha kararlı, daha hızlı öğrenme ve daha küçük izleme hatası elde edilmiştir.

Elsley'in [61] Backpropagation metodu kullanarak elde ettiği sonuç çok ilginçtir. Kullanılmış YSA kontrolörün performansı konvensiyonel Jacobian kontrolörden daha iyidir. Buna benzer olarak diğer bir çalışmada ise [62], üç değişik YSA kontrolörün karşılaştırılması yapılmış birbirlerine olan avantajları ve dezavantajları verilmiştir.

Hiyerarşik yapay sınır ağlarının yapıları [24] de sunulmuş ve YSAnın hız kapasitesi, adaptasyonu ve hesaplama avantajı bir örnekle gösterilmiştir. Buna benzer, gerçekten çok ilginç olan bir başka uygulamada [41] de yapılmıştır. Cops-and Robbers oyunundaki bazı alışkanlıklar yapay sınır ağları tarafından öğrenilmiş (Mesela; ele geçirme ve kaçma gibi) ve robotlar kendi kendilerini kontrol etmişlerdir.

YSAların, kola benzer manipulatorlerin kontrolünde uygulamaları da bir hayli çoktur [42,64,65,66,67,68]. Bununla birlikte, YSAlar multi görev gerektiren yerlerde de son zamanlarda kullanılmaya başlandı [41, 69]. Buna bir örnek MARVIN mobil robotu verilebilir [69]. Bu robotun görüş algılama, patern öğrenme, duygusal durumlar, davranış hareketi ve motor kontrolünde yapay sınır ağları uygulamaları verilmiştir.

Son günlerin popüler bir uygulama alanında sualtı robot araçlarıdır. Bu konuda göze çarpan uygulamalar [70,71,72] ve uygulanan YSAlar hakkında ayrıntılı bilgiler verilen kaynaklardan elde edilebilir. YSAların diğer yapay zeka teknikleriyle beraber kullanılmasıyla ilgili yapılmış robot kontrol uygulamaları da bulunmaktadır [73,74,75].

YSAların avantajları; Hız kapasiteleri, adaptasyon özellikleri, hesaplama

avantajı, daha az sistem bilgisine ihtiyaç duymaları, kontrol etme kabiliyetlerinin yüksek olması ve gürültüye gösterdikleri tolerans olarak sıralanabilir.

5. TARTISMA ve ANALIZ

Yukarıda verilen misallerde anlaşılabileceği gibi, YSaların robotikteki problemlerin çözümüne katkıları fazladır. Verilmiş uygulamalardan görülebileceği gibi, YSaların robot kontrol, dinamik ve kinematik problemlerinin çözümünde başarılı oldukları ve gelecekte bu başarılarını daha da arttıracakları söylenebilir.

YSaların robotikte kullanılması sebepleri, sağladığı avantajlar ve dezavantajlardan daha önce bahsedildiği için burada tekrar bahsedilmemiştir.

Son olarak su söylenebilir ki hibrit yapay sinir ağlarının ve/veya sinir ağlarının diğer yapay zeka metodlarıyla kullanılması (Uzman sistemler, Fuzzy, Genetik Algoritma), YSaları robotikte daha da çok popüler hale getirecektir [50,51,54,72,73,74,76,77,78,79].

6. TESEKKUR

Yazarlar, Seref Sagiroglu'na verdiği destekten dolayı Erciyes Üniversitesi'ne teşekkür eder.

7. KAYNAKLAR

1. Werbos, P.J., Neural Networks for Robotics and Control, *WESCON 89, IEEE Conf.*, San Francisco, CA, 33 (Nov. 1989) 699-708.
2. Coiffet, P. and Chirouze, M., *An Introduction to Robot Technology*, (Kogan Page, London, 1983).
3. Kung, S.-Y., and Hwang, J.-N., Neural Network Architecture for Robotic Applications, *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, 5 (1989) 641-657.
4. Kosko, B., Robotics and Neural Networks, *Neural Networks for Signal Processing*, (Prentice-Hall, New Jersey, 1992) 161-187.
5. Horne, B., Jamshidi, M. and Vadiee, N., Neural Networks in Robotics, *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 3(1) 1990 51-66.
6. IEEE, Proc. Conf. on Decision and Control, Honolulu, HI, Dec.1990, Vol.6.
7. Simpson, P.K., *Artificial Neural Systems*, (Pergamon Press, Oxford, 1990).
8. Kocabas, S. A Review of Learning, *The Knowledge Engineering Review*, 6(3) 1991 195-222.
9. Widrow, B. and Lehr, M.A., 30 Years of Adaptive Neural Networks: Perceptron, Madaline, and Backpropagation, *Proceedings of the IEEE*, 78(9) Sep.1990 1415-1442.
10. Lippmann, R. P., An Introduction to Computing with Neural Nets, *IEEE ASSP Magazine*, (April 1987) 4-22.
11. Najim, K. and Oppenheim, G., Learning Systems: Theory and Application, *IEE Proceedings-E*, 138(4) July 1991 183-192.
12. Maren, A., Harston, C. and Pap, R., *Handbook of Neural Computing Applications*, (Academic Press, London, 1990) ISBN 0-12-471260-6.
13. F. Smelhart, D.E and McClelland, J.L., *Parallel Distributed Processing*, V.1.1 (MIT press, Cambridge, MA, 1986)
14. Masory, O. and Aguirre, A.L., Sensor Calibration Methods - Performance study, *Applications of Artificial Neural Networks*, SPIE, 1294 (1990) 490-501.

15. Samast, Y., Colour in Artificial Vision, *Technical Report*, Erciyes University, Electronics Eng. Dept., April 1992.
16. Guez, A. and Ahmad, Z., Solution to The Inverse Kinematics Problem in Robotics by Neural Networks, *IEEE Conf. on Neural Networks*, San Diego 2 (1988) 617-624.
17. Guo, J. and Cherkassky, V., A Solution to the Inverse Kinematic Problem in Robotics Using Neural Processing, *Int. Joint Conf. on Neural Networks, IEEE; INNS*, Washington D.C., 2 (June 18-22 1989) 299-304.
18. Iberall, T., A Ballpark Approach to Modelling Human Prehension, *IEEE Conf. on Neural Networks*, Los Angeles, CA, 4 1987 535-544.
19. Iberall, T., A Neural Network for Planning Hand Shaped in Human Prehension, *IEEE Conf. on Decision and Control*, (1987) 2288-2293.
20. Amari, S. and Arbib, M., Competition and Cooperation in Neural Nets, in: *Systems Neuroscience*, Metzler, J. (Ed.), (Academic Press, New York, 1977) 119-165.
21. Nguyen, L., Patel, R.V. and Khorasani, K., Neural Networks Architectures For The Forward Kinematics Problem in Robotics, *International Joint Conference on Neural Networks, IEEE, INNS*, San Diego, California, 3 (17-21 June 1990) 393-399.
22. Lee, Sukhan and Kil, R.M., Robot Kinematic Control Based on Bidirectional Mapping Network, *International Joint Conference on Neural Networks, IEEE, INNS*, San Diego, California, 3 (17-21 June 1990) 327-335.
23. Ahmad, Z. and Guez, A., On the Solution to the Inverse Kinematic Problem, *Proceedings IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Cincinnati, Ohio, 3 (1990) 1692-1697.
24. Geng, Z. and Haynes, L. Neural Network Solution For the Forward Kinematics Problem of a Stewart Platform, *Proceedings of the 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Sacramento, California, (April 1991) 2650-2655.
25. Chen, P.C. and McAulay, A. D., Robot Kinematics Learning Computations Using Polynomial Neural Networks, *Proceedings of the 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Sacramento, California, (April 1991) 2638-2643.
26. Josin, G., Charney, D. and White, D., Robot Control Using Neural Networks, *IEEE Int. Conf. on Neural Networks*, San Diego, California, 2 (July 24-27 1988) 625-631.
27. Kieffer, S., Morellas, V. and Donath, M., Neural Network Learning of the Inverse Kinematic Relationships for a Robot Arm, *Proceedings of the 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Sacramento, California, (April 1991) 2418-2425.
28. Ritter, H., Martinetz, T. and Schulten, K., Three-dimensional Neural Net for Learning Visuomotor Coordination of a Robot Arm, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1(1) March 1990 131-136.
29. Goldberg, K. and Pearlmutter, B., Using a Neural Network to Learn the Dynamics of the CMU Direct-Drive Arm II, *Technical Report*, Carnegie Mellon University, August 1988, CMU-CS-88-160.
30. Kawato, M.Y., Uno, Y., Isoba, M. and Suzuki, R., Hierarchical Neural Network Model for Voluntary Movement with Application to Robotics, *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, IEEE, New York, NY, (June 1987).
31. Katic, D., Using Neural Network Model for Learning Control of Manipulation Robots, *International Conference on Intelligent Autonomous Systems 2*, Amsterdam, Dec. 1989 424-433.
32. Narendra, K.S. and Parthasarathy, K., Identification and Control of Dynamic Systems Using Neural Networks, *IEEE Trans. Neural Networks* 1(1) 1990 4-27.
33. Yamada, T. and Yabuta, T., Plant Identification Using Neural Network, *Symposium on Flexible Automation JAPAN-USA*, Kyoto, July 1990.
34. Pham, D. T. and Liu, X., Neural Networks for Discrete Dynamic System

- Identification, *J. of Systems Engineering*, 1(1) 1991 51-61.
35. Psaltis, D., Sideris, A. and Yamamura, A., Neural Controllers, *Proceedings of the IEEE First Int. Conf. on Neural Networks*, San Diego, CA, 1987 551-558.
 36. Psaltis, D., Sideris, A. and Yamamura, A., A Multilayer Neural Network Controller, *IEEE Control Systems Magazine*, 8(2) 1988 17-21.
 37. Bavarin, B., Introduction to Neural Networks for Intelligent Control, *IEEE Control Systems Magazine*, 8(2) 1988 3-7.
 38. Chen, F.-C, Back-Propagation Neural Networks for Nonlinear Self-Tuning Adaptive Control, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 5(5) 1989.
 39. James, G. and Yan L., Neural Networks Learning Applied to the Control of Unknown Systems, *Electro International Conference Record*, NY, 16 (1991) 574-579.
 40. Mel, B. W., MURPHY: A Robot that Learns by Doing, *American Institute of Physics*, 1988 544-553.
 41. Nagata, S., Sekiguchi, M. and Asakawa, K., Mobile Robot Control by a Structured Hierarchical Neural Network, *IEEE Control Systems Magazine*, April 1990 69-76.
 42. Rabelo, L.C. and Avula, X.J.R., Hierarchical Neurocontroller Architecture for Intelligent Robotic Manipulation, *Proceedings of the 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Sacramento, California, April 1991 2656-2661.
 43. Hanes, M. D., Neural Network Control of Force Distribution for Power Grasp, *Proceedings of the 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Sacramento, California, (April 1991) 746-751.
 44. Albus, J., A New Approach to Manipulator Control: the Cerebellar Model Articulation Controller (CMAC), *J. of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, Sept. 1975 228-233.
 45. Miller III, T. W., Glanz, F.H. and Kraft III, L.C., Application of General Learning Algorithm to Control of Robot Manipulators, *The International Journal of Robotics Research* 6(2) 1987.
 46. Guez, A. and Ahmad, Z., Accelerated Convergence in the Inverse Kinematics via Multilayer Feedforward Networks, *Int. Joint Conf. on Neural Networks, IEEE, INNS*, Washington D.C. 2 June 18-22 1989 341-344 .
 47. Johnson, M.A. and Leahy Jr, M.B., Adaptive Model-Based Neural Network Control, *Proceedings IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Cincinnati, Ohio, 3 1990 1704-1709.
 48. Helferty, J.J. and Biswas, S. Neuromorphic Control of Robotic Manipulators, *Proceedings of the 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Sacramento, California, April 1991 2436-2441.
 49. Guez, A. and Selinsky, J., A Trainable Neuromorphic Controller, *Journal of Robotic Systems*, 5(4) 1988 363-388.
 50. Fourboghtrah, F., Neuromorphic Controllers, *Proceedings of the 28th IEEE Conference on Decision and Control*, Tampa, Florida, Dec. 13-15 1989 1748-1749.
 51. Miller III, T.W., Sutton, R.S. and Werbos, P.J., (Eds.), *Neural Networks for Control*, MIT, London, 1990.
 52. Gu, Y.L. and Chan, J.W.M., On Design of Nonlinear Robotic Control System with Neural Networks, *Proceedings IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, Cambridge, Massachusetts, Nov. 14-17 1989 200-205.
 53. Hong, R. and Liu, J.S., Imaging and Controls for Mars Robots with Neural Networks, *Electro International Conference Record*, NY, 16 1991 596-600.
 54. Swiniarski, R., A Neuromorphic Cascaded Context Sensitive Controller for Robot Manipulator, *Int. J. Conf. on Neural Networks*, Washington DC, 2 15-19 Jan. 1990 387-392.
 55. Sobajic, D. J., Lu, J.J. and Pao, Y.H., Intelligent Control of The Intellex 605T Robot Manipulator, *IEEE Int. J. Conf. on Neural Networks*,

- San Diego, California, 2 June 1988 633-640.
56. Hong, R., State-Of-The-Art of Artificial Neural Networks and Applications to Mars Robots, *Electro International Conference Record*, NY, 16 1991 568-573.
 57. Miyamoto, H., Kawato, M., Setomaya, T. and Suzuki, R., Feedback-Error-Learning Neural Network for Trajectory Control of a Robotic Manipulator, *Neural Networks*, 1 (1988) 251-265.
 58. Berns, K., Dillman, R. and Hofstetter, R., An Application of a Backpropagation Network for the Control of a Tracking Behavior, *Proceedings of the 1991 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, Sacramento, California, April 1991 2426-2431.
 59. Guez, A, Eilbert, J.L. and Kam, M., Neural Network Architecture for Control, *IEEE Control Systems Magazine*, April 1988 22-25.
 60. Barto, A.G., Sutton, R.S. and Anderson, .W., Neuronlike Adaptive Elements That Can Solve Difficult Learning Control Problems, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* SMC-13(5) Sept./Oct. 1983 834-846.
 61. Elsley, R.K., A Learning Architecture for Control Based on Back-propagation Neural Networks, *Neural Networks IEEE Int. Conf.*, San Diego, July 1988 587-594.
 62. Wilhelmsen, K. and Cotter, N., Neural Network Based Controllers for a Single-Degree-of Freedom Robotic Arm, *Int. J. Conf. on Neural Networks*, Washington D.C., 2 15-19 Jan.1990 407-413.
 63. Pham, D.T. and Sagiroglu, S., Identification of Linear Dynamical Systems Using Backpropagation Neural Networks, *Modelling and Scientific Computing*, Special Issue on Neural Networks for Identification and Control of Dynamical Systems, 1992 (in press).
 64. Fukuda, T., Shibata, T., Tokita, M., Mitsuoka, T., Neural Network Application for Robotic Motion Control : Adaptation and Learning, *Int. Joint Conf. on Neural Networks, IEEE, INNS*, San Diego, California, 3 17-21 June 1990 447-451.
 65. Liu, H., Iberall, T. and Bekey, G.A., Neural Network Architecture for Robot Hand Control, *IEEE, Control Systems Magazine*, April 1989 38-43.
 66. Xu, G., Scherrer, H.K. and Schweitzer, G., Application of Neural Networks on Robot Grippers, *International Joint Conference on Neural Networks, IEEE, INNS*, San Diego, 3 17-21 June 1990 337-342.
 67. Martinetz, T.M. and Schulten, K.J., Hierarchical Neural Net for Learning Control of a Robot's Arm and Gripper, *Int. Joint Conf. on Neural Networks, IEEE, INNS*, Washington D.C., 2 18-22 June 1989 747-752.
 68. Ciliz, K., Time Optimal Control of Mobile Robot Motion Using Neural Nets, *Proc. IEEE Int. Symp. on Intelligent Control*, Albany, N.Y., 25-26 Sep.1989 368-373.
 69. Saxon, J.B. and Mukerjee, A., Learning the Motion Map of a Robot Arm with Neural Networks, *Int. J. Conf. on Neural Networks*, Washington D.C., 2 15-19 Jan.1990 777-782.
 70. Yuh, J.K., A Neural Net Controller For Underwater Robotic Vehicles, *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 15(3) (July 1990) 161-166.
 71. Sanner, R.M. and Akin, D.L., Neuromorphic Pitch Attitude Regulation of an Underwater Telerobot, *IEEE Control Systems Magazine*, (April 1990) 62-67.
 72. Fujii, T. and Ura, T., Neural-Network-Based Adaptive Control Systems for AUVs, *Engng. Applic. Artif. Intell.*, 4(4) (1991) 309-318.
 73. Pham, D. T. and Karaboga, D., Design of Neuromorphic Fuzzy Controllers, *Journal of Systems Engineering*, 2(4) 1992 (in press).
 74. Handelman, D. A., Lane, S.H. and Gelfard, J. J., Integrating Neural Networks and Knowledge-Based Systems for Intelligent Robotic Control, *IEEE Control Systems Magazine*, April 1990 77-86.
 75. Baloch, A.A. and Waxman, A.M., A Neural System for Behavioral Conditioning of Mobile Robots, *Int. J. Conf. on Neural Networks*, Washington D.C., 2 (Jan.1990) 723-728.

76. Fukuda, T., Shibata, T., Tokita, M. and Mitsuoka, T., Adaptation and Learning for Robotic Manipulator by Neural Network, *Proceedings of the 29th IEEE Conference on Decision and Control*, Honolulu, HI, USA, 6 (5-7 Dec.1990) 3283-3288.
77. Pomerleau, D. A, Gowdy, J. and Thorpe, C.E., Combining Artificial Neural Networks and Symbolic Processing for Autonomous Robot Guidance, *Engng. Applic. Artif. Intell.*, 4(4) (1991) 279-285.
78. Pham, D.T., Artificial Intelligence in Manufacturing, *Proc. Sunderland Adv. Manuf. Tech. Int. Conf.*, Sunderland, UK, Apr.1992.
79. Pham, D. T. and Guner, U.F., Bilgi Tabanlı Yaratici Kavramsal Dizayn (in Turkish), *The First Turkish Symposium on Artificial Intelligence and Neural Networks*, Ankara, Turkey, 25-26 July 1992.
80. Lin, C.T. and Lee, C.S.G., Fault-Tolerant Reconfigurable Architecture for Robot Kinematics and Dynamics Computations, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 21(5) Sep/Oct.1991 983-999.