

ROBOTLARIN YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANILARAK DENETİMİ

Murat ŞEKER¹ Ahmet BERKAY¹ E.Murat ESİN²

¹Arş.Gör.,Gebze Yüksek Teknoloji Enstitüsü, Bilgisayar Müh.Böl. 41400 Gebze
mseker@bilmuh.gyte.edu.tr aberkay@bilmuh.gyte.edu.tr,

²Doç.Dr.,Gebze Yüksek Teknoloji Enstitüsü, Bilgisayar Müh.Böl. 41400 Gebze
emesin@bilmuh.gyte.edu.tr

ÖZET

Robot modeli harici bir denetim çevriminde bırakılmış ve uygulanan kuvvetlere göre durum vektörleriyle modellenmeye çalışılmaktadır.Bu amaçla; denetim altındaki sistemin ürettiği cevap, bir önceki kuvvetlere ve durum vektörlerine bakarak sistem cevabı üretilmesi başarılması ve katı eklemli robot dinamiklerini ve ileri beslemeli ağı eğitim ağırlıklarının geri beslemeli hata azaltmalı tabanlı geriye beslemeli algoritmalar ile ayarlamak, salınımlarını ve zaman gecikmelerini küçültmektir.

1. GİRİŞ

Dinamik robot denetiminin amacı robotun belli konumu, hızı ve ivmesi için gerekli kuvveti ve dolayısıyla motorlara uygulanacak denetim sinyalini hesaplamak, geri besleme ile yalnızca modele katılmayan etkenleri düzeltmektir.Robotun çalışması sırasında sistemin performansı; öngörülmemiş sürtünme, burulma ve eğilme gibi dinamik yükler ile eklem özelliklerinin değişmesi gibi yapısal bozulmalardan etkilenmektedir. Bu durum; çalışma sırasında belirsizliklere neden olur. Robotlarda esneklik eklem esnekliği ve kol esnekliği olarak iki şekilde ortaya çıkmaktadır. Robot kontrol; endüstriyel ve akademik çevrelerin yıllardır ilgilendiği pratik uygulamaları olan ama bunun yanısıra zor bir uygulama alanıdır. Klasik kontrol teorileri; matematiksel olarak tam modellenen sistemlerde etkili sonuçlarını almak gerçektir. Ancak matematiksel modelleri ortaya konulabilse dahi karmaşık problemlerin uygulamaları klasik kontrol sistemleri ile çözümleri etkisiz bulunmaktadır. Robot kontrolün en fazla tartışılan uygulamaları esnek robot kolları ve eklemlerinin kontrol stratejileri üzerindedir.

Yapay sinir ağına girdi olarak robotun konumu, hızı ve ivmesi verilir, Yapay sinir ağı çıktısı olarak gerekli kuvvetin kestirimi olarak kabul edilirse istenen uyarlamalı model elde edilmiş olur. Bulunan sonuca geri besleme denetleyicisinden gelen sinyal eklenirse, ters model adı verilen bir yaklaşım elde edilmiş olur. Bu yaklaşımın ilginç tarafı, Yapay sinir ağının bağlantı katsayılarını uyarlamak için geri beslemedeki yanlış sinyalinin kullanılmasıdır. Kuvvet kestirimi yanlışlığı geri besleme yanlışlığına tekdüze artan bir şekilde bağlıdır.

Robot modeli harici bir denetim çevriminde bırakılmış ve uygulanan kuvvetlere göre durum vektörleriyle modellenmeye çalışılmaktadır.Bu amaçla; denetim altındaki sistemin ürettiği cevap, bir önceki kuvvetlere ve durum vektörlerine bakarak sistem cevabı üretilmesi başarılması ve katı eklemli robot dinamiklerini ve ileri beslemeli ağı eğitim ağırlıklarının geri beslemeli hata azaltmalı tabanlı geriye beslemeli algoritmalar ile ayarlamak, salınımlarını ve zaman gecikmelerini küçültmektir.

2. YAPAY SİNİR AĞLARI

YSA; birbiriyle akson bağlantılarıyla haberleşen nöron (sinir hücresi) birimlerinin oluşturduğu gerçek sinir sistemlerinin soyut olarak simüle edilmiş özel bir halidir. YSA, kendi kendini örgütleyebilmesi ve adaptif yapısı nedeniyle, geleneksel paralel işleme tekniklerinden kullanım kolaylığı ve hataları tolere edebilme yönleriyle ayrılmaktadır. Sinir ağlarının temel modeli ilk olarak 1943 yılında McCulloch ve Pitts tarafından, sinir sistemi aktivitesinin bilgisayar bilimi yaklaşımıyla modellenmesiyle gerçekleştirilmiştir. McCulloch ve Pitts'in modeline göre "nöron" ikili sayısal sisteme sahip bir cihazdır ve her bir nöronun kendi eşik değerine sahip olması nedeniyle, basit eşik mantığına (threshold logic) göre çalışmaktadır. D. O. Hebb, 1947'de yayınlanan "Davranışın Örgütlenmesi" (Organisation of Behavior) isimli çalışmasında; nöronların, kendi kendini örgütleyebilmeleri özellikleri sayesinde uygun biçimde birbirleriyle bağlantılar oluşturduklarını; nöronların ve aralarındaki bağlantıların, canlının öğrenme sürecine bağlı olarak sürekli bir biçimde değiştiğini yada yenilendiğini ileri sürmüştür.

YSA' nın hesaplama ve bilgi işleme gücünü, paralel dağılmış yapısından, öğrenebilme ve genelleme yeteneğinden aldığı söylenebilir. Genelleme, eğitim ya da öğrenme sürecinde karşılaşılmayan girişler için de YSA' nın uygun tepkileri üretmesi olarak tanımlanır. Bu üstün özellikleri, YSA' nın karmaşık problemleri çözebilme yeteneğini gösterir. Günümüzde birçok bilim alanında YSA, aşağıdaki özellikleri nedeniyle etkin olmuş ve uygulama yeri bulmuştur. YSA' nın temel işlem elemanı olan hücre doğrusal değildir. Dolayısıyla hücrelerin birleşmesinden meydana gelen YSA da doğrusal değildir ve bu özellik bütün ağa yayılmış durumdadır. Bu özelliği ile YSA, doğrusal olmayan karmaşık problemlerin çözümünde en önemli araç olmuştur. YSA' nın arzu edilen davranışı gösterebilmesi için amaca uygun olarak ayarlanması gerekir. Bu, hücreler arasında doğru bağlantıların yapılması ve bağlantıların uygun ağırlıklara sahip olması gerektiğini ifade eder. Bu nedenle YSA, istenen davranışı gösterecek şekilde ilgilendiği problemde aldığı eğitim örneklerini kullanarak problemi öğrenmelidir. YSA, ilgilendiği problemi öğrendikten sonra eğitim sırasında karşılaşmadığı test örnekleri için de arzu edilen tepkiyi üretebilir. Belirli bir problemi çözmek amacıyla eğitilen YSA, problemdeki değişimlere göre tekrar eğitilebilir, değişimler devamlı ise gerçek zamanda da eğitime devam edilebilir.

3. YSA KULLANARAK ROBOT DENETİMİ

Yapay sinir ağına girdi olarak robotun konumu, hızı ve ivmesi verilir, Yapay sinir ağı çıktısı olarak gerekli kuvvetin kestirimi olarak kabul edilirse istenen uyarlamalı model elde edilmiş olur. Bulunan sonuca geri besleme denetleyicisinden gelen sinyal eklenirse, ters model adı verilen bir yaklaşım elde edilmiş olur. Bu yaklaşımın ilginç tarafı, Yapay sinir ağının bağlantı katsayılarını uyarlamak için geri beslemedeki hata sinyalinin kullanılmasıdır. Kuvvet kestirimi hatası geri besleme yanıtına tekdüze artan bir şekilde bağlıdır. Bu denetim yapısı K.Cılız tarafından simüle edilmiş ve konum yanıtı yalnızca geri beslemenin kullanıldığı denetleyicidekinin (PID) yüzde biri olarak bulunmuştur. Psaltis ters modeli geliştirmek için robotu önce basit bir denetim ile çalıştırırken denetimde henüz yer almayan bir Yapay sinir ağına girdi olarak robotun konum ve türevlerini uygulayıp Yapay sinir ağı çıktısı ile motorlara uygulanan sinyallerin farkı ile katsayıları ayarlamış, Yapay sinir ağı modeli dengeye ulaştıktan

sonra Yapay sinir ağı denetimde uyarlamasız olarak kullanılmıştır. Kawato ters modelin ayrıntılı denklemindeki her katsayıyı Yapay sinir ağındaki bir bağlantı katsayısına denk getirmiş ve sorunu uyarlamalı denetime indirgemıştır. Bu yaklaşımın sakıncası analitik modelde yer almayan etkilerin Yapay sinir ağı tarafından modellenememesidir.

Robot dinamik denklemindeki tüm terimleri bir tek Yapay sinir ağı ile modellemek yerine her terime ayrı bir Yapay sinir ağı ayırmayı deneyenlerde olmuştur. İşlevsel ayırım denen bu yöntemde 'Bakey' in yaklaşımı örnek olarak verilebilir. Böyle bir modelde ağların bir kısmı uyarlı bir kısmı değişmez olarak tutularak bilgisayar yükü azaltılabilir. Yapay sinir ağları kullanılarak yapılan robot uygulamasında geri yayılma sinir Ağı uygulamada getirdiği kolaylıklar nedeniyle kullanılmıştır. Geriye yayılım ifadesi esasında yapay sinir ağları için özel bir öğrenme tekniğidir. Ancak genel olarak geri yayılma algoritması kullanılan ağın topolojisi olarak bilinir. Geriye Yayılma Algoritması, günümüzde pek çok disiplinde, özellikle mühendislikte en çok kullanılan öğrenme algoritmasıdır. Bunun en önemli nedeni öğrenme kapasitesinin yüksek, buna karşılık algoritmasının basit olmasıdır. İlk olarak Werbos tarafından 1974 yılında geliştirildiği bilinen bu teknik, ancak 1986 yılında Rumelhart tarafından bilim dünyasına tanıtılmış ve bu metot sayesinde yapay sinir ağı çalışmaları hızlanmıştır. Geri yayılma ağlarında kullanılan eşik fonksiyonu (sigmoid fonksiyon) yakınsama şartını çoğunlukla sağlamaktadır. Sigmoid fonksiyon j_j çıkışı 0 ile 1 değeri arasında sınırlamaktadır. Geriye yayılma ağında, öncelikle ilk katmana bir giriş vektörü uygulanır. Daha sonra giriş ve 1. katman arasındaki ağırlıklar yardımıyla 1. Katmandaki her birimin aldığı toplam giriş belirlenir. Her birim girişini lineer olmayan bir fonksiyondan geçirerek bir sonraki katmana göndereceği çıkışı belirler. Bir katmandaki tüm birimlerin durumları paralel olarak belirlenir. Bu işlem çıkış katmanındaki birimlerin durumları belirleninceye kadar sırayla tekrar edilir. Geriye yayılma algoritması, gerçek çıkış (ağ çıktısı) y ile istenen çıkış d arasındaki karesel hatayı minimum yapmak için gradyan azalma (gradyen descent algorithm) algoritmasını kullanır. k . örnek yada k . adım için karesel hata $E(k)$ ve c . çevrimde tüm örnek çiftleri için toplam karesel hata $E(c)$;

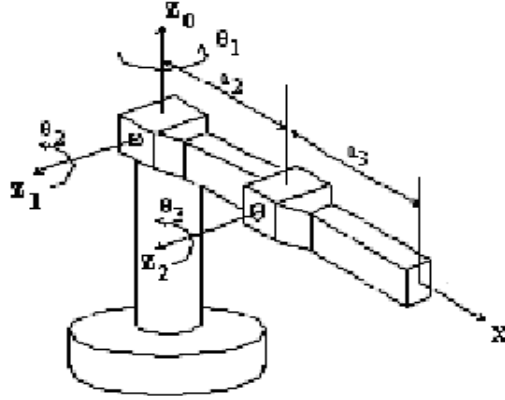
$$E(k) = \sum_{i=1}^m (d_i(k) - y_i(k))^2 \quad (3.1)$$

$$E(c) = \sum \|d(k) - y(k)\|^2 \quad (3.2)$$

olarak yazılabilir. Esas olarak geriye yayılma algoritması, bir iterasyon da yapılan hatayı minimize eder (grup uyarlamalı öğrenme). Öğrenme oranı yeterince küçükse $E(k)$ ' yi minimize etmekle (veri uyarlamalı öğrenme) $E(c)$ ' nin de minimize edildiğini Rumelhart göstermiştir. Simulasyonda üzerinde durulacak robot sistemi şekil 3.1' de görülen üç eksenli bir yapıya sahiptir.

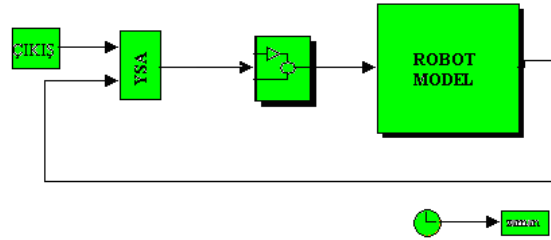
Robotun dinamik denklemi aşağıda 3.3 de verilmiştir. Burada; $M(q)$; Durum Değişkenlerine bağlı Eylemsizlik Matrisi, $C(q, \dot{q})$; Merkezkaç kuvveti terimleri, $g(q)$ yerçekimi parametreleri ve u ; buru olarak verilmiştir.

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + g(q) = u \quad (3.3)$$



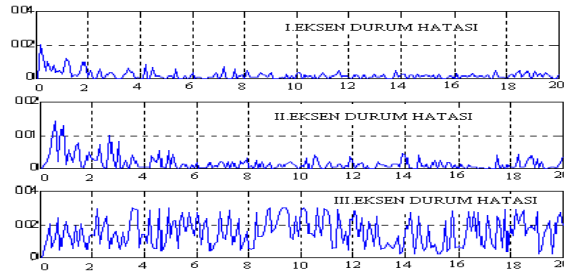
Şekil 3.1. YSA Uygulanacak Robot

Bu uygulamadan beklenen sistemden harici bir denetim döngüsü iken, durum değişkenlerinin ve buru değerlerine göre yapay sinir ağının tanımadığı sistemin davranışını gerçekleştirmesidir. Buna göre YSA dan öğrenmesi beklenen çıkış sinüs eğrisi şeklinde olmalıdır. Bu sistemin simulink te yapılan kontrol şeması şekil 3.2 de verilmiştir. Burada YSA da geriye yayılma algoritması kullanılarak gerçekleştirilmiştir.



Şekil 3.2. Kontrol Modeli

Matlab 6.0 da gerçekleştirilen simülasyonda geriye yayılma algoritması kullanılarak gerçekleştirilen ağ üç katmanlı ve iki gizli nörondan oluşturulmuştur. Bu ağ ile tarafından bilinmeyen sistemin YSA tarafından formülize edilmesi gerçekleştirilmiştir. Simülasyon sonucunda aşağıda şekil3.3 de görülen grafiklerde üç eksen için sistemi durum hataları verilmiştir. Bu hatalardan da anlaşılacağı gibi YSA kullanılarak bilinmeyen ve nonliner bir sistemin öğrenilmesinde başarılı sonuçlar alınmıştır.



Şekil 3.3. Eksenlerin Durum Hataları

4. SONUÇ

YSA kullanılarak; nonliner bir sistemin eş zamanlı olarak eğitilerek denetimi; durum hatalarından anlaşılacağı gibi başarı elde edilmiştir. Tam modellenememiş sistemler için YSA kullanımını elverişli denetim sağlanabilir.

5.KAYNAKLAR

- 1.CAN I.,”Yapay Sinir Ağları ve Robot Denetim Uygulamaları”, *Elektrik Mühendisliği*, sayı 393, s 19-24, EMO, Ankara,1995.
2. BAŞBUĞ R.,”*Bulanık Adaptif Kayan Kipli Robot Kontrolü*”, s 6, İstanbul, 1995.
3. CİVALEK Ö., “Dairesel Plakların Nöro-Fuzzy Tekniği ile Analizi”, *Dokuz Eylül Üniversitesi Fen ve Mühendislik Dergisi*, Cilt 1, Sayı 2, s. 13-31, İzmir 1999.
4. GHABOUSSI, J., GARRETT, J. H., “Knowledge - Based Modeling of Material Behavior with Neural Networks”, *Jour. Of Eng. Mech.*, ASCE, Vol. 117, No:1, s. 132-153, 1991.
5. ZURADA, J. M., “*Introduction to Artificial Neural Networks*”, West Publishing Com. 1992.
6. SIMPSON, P. K., “*Neural Network Paradigm*”, AGARD, 179, s. 2(1-33), 1991.
7. M.Ö. EFE,O.KAYNAK, “Yapay Sinir Ağları ve Uygulamaları”,Boğaziçi Üni.,2000
8. M.ŞEKER, E.M.ESİN; “Robotların Yörünge Planlamasında Yapay Sinir Ağlarının Kullanımı” I.Otomasyon Sempozyumu, 2001,İzmir