

DOĞRUSAL OLMAYAN DİZGELER İÇİN MODEL TEMELLİ ARIZA BULMA-YALITIMI VE ROBOT MANİPÜLATÖRLERE UYGULANMASI

Tolga YÜKSEL ve Abdullah SEZGİN

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Fakültesi, Ondokuz Mayıs Üniversitesi, 55139,
Kurupelit, Samsun, tyuksel@omu.edu.tr, abdullahsezgin@gmail.com

(Geliş/Received: 24.03.2008 ; Kabul/Accepted: 24.11.2008)

ÖZET

Gelişen teknoloji ile birlikte arıza bulma ve yalıtımı otomatik kontrol ve sinyal işlemenin ilginç ve önemli araştırma alanlarından biri haline gelmiştir. İlk yapılan çalışmalar doğrusal dizgeler üzerine yoğunlaşsa da gerçek hayattaki uygulamalardaki doğrusal olmayan karakteristikler bu çalışmaların doğrusal olmayan dizgelere uyarlanması veya yeni teknikler önerilmesi ihtiyacını ortaya çıkarmıştır. Bu çalışmada model temelli arıza bulma ve yalıtımı konusuna kısa bir giriş yapılmış, doğrusal olmayan dizgeler için uygulanan teknikler ve çalışmalar için geniş bir literatür özeti verilmiş, daha sonra doğrusal olmayan dizgelerde özel bir yeri olan robot manipülatörler için önerilen bir arıza bulma-yalıtım dizgesi sunulmuş ve gerçekleştirilen benzetimler üzerinde dizgenin çeşitli özellikleri tartışılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Arıza bulma ve yalıtımı, doğrusal olmayan dizgeler, robot manipülatörler.

MODEL BASED FAULT DETECTION-ISOLATION FOR NONLINEAR SYSTEMS AND ITS APPLICATION TO ROBOT MANIPULATORS

ABSTRACT

With the growing technology, Fault Detection and Isolation (FDI) have become one of the interesting and important research areas in modern control and signal processing. Although first studies were concentrated on linear systems, nonlinear characteristics in real-life applications arose the requirement of adaptation of these studies to nonlinear systems or the proposal of new techniques. In this study a brief introduction to model based fault detection and isolation is given, a wide literature overview on techniques and studies on nonlinear systems is given and a fault detection and isolation system for robot manipulators that have a special place in nonlinear systems is presented and various specifications of the proposed system are discussed on implemented simulations.

Keywords: Fault detection and isolation (FDI), nonlinear systems, robot manipulators.

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Gelişen teknoloji ile birlikte karmaşık ve tümleşmiş dizgelerin daha güvenilir, daha dayanıklı ve daha az arızalanan olması isteği ortaya çıkmış, özellikle uçaklarda meydana gelen ölümlü kazalar bu isteği zorunluluk haline getirmiştir. Bu istek dizgelere ait sinyallerin işlenerek anlamlandırılması, oluşan arızaların bulunup birbirinden yalıtılması (fault detection and isolation) ve oluşan arızalara karşılık dizgelerin yapılandırılması (reconfiguration) gibi işlemleri sinyal işleme ve otomatik kontrolün önemli araştırma alan-

larından biri haline getirmiştir. 70'lerin başlarında bu konularla ilgili ilk çalışmalar ortaya çıkmıştır. Arıza bulmayla ilgili ilk çalışmalar kimyasal süreçlerin izlenmesi için ortaya çıkmışken daha sonra güvenilirliğin önemli olduğu hava ve uzay araçları, arabalar, nükleer reaktörler, türbinler, HVAC'ler gibi birçok alana yayılmıştır. 1991 yılında çalışmaların yaygınlaşmasıyla IFAC SAFEPROCESS komitesi kurulmuş ve 1993 yılında arıza bulma ve yalıtımı, arıza teşhisi ve arızaya dayanıklı denetim ile ilgili durumlar ve işaretler, işlevler, modeller ve dizge özellikleri başlıkları altında çeşitli tanımlamalar yapılmıştır [1].

2. ARIZA BULMA VE YALITIM YÖNTEMLERİ (FAULT DETECTION AND ISOLATION METHODS)

FDI ile ilgili kullanılan yöntemlere geçmeden arızaların sınıflandırılması ile ilgili üç tip sınıflandırmadan bahsedilmelidir [2]. Bu sınıflandırma için doğrusal dizgelerden yararlanılmış ve doğrusal bir dizgeye ait durum uzayı gösterilimi Eş. (1)'de verilmiştir:

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) &= Cx(t) + Du(t)\end{aligned}\quad (1)$$

Burada $x \in \mathcal{R}^n$ n tane durum değişkenine ait durum vektörü, $u \in \mathcal{R}^r$ r tane giriş vektörü/aktüatör komutu ve $y \in \mathcal{R}^m$ m tane çıkışa ait çıkış vektörüdür. İlk sınıflandırma oluşma yerine göre yapılmakta ve bu tip arızalarda durum denklemleri aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

i) Aktüatör arızası (actuator fault): Giriş komutunun dizge dinamiklerine uygulanmasını sağlayan aktüatörlerde oluşan bir arıza durumunda gerçekte uygulanan giriş u_R ile tanımlanır ve Eş. (1)'de tanımlanan durum uzayında $u(t)$ yerine geçer:

$$u_R(t) = u(t) + f_a(t) \quad (2)$$

Burada $f_a(t) \in \mathcal{R}^r$ aktüatör arıza vektörüdür.

ii) Bileşen arızası (component fault): Dizgenin dinamiklerinde oluşabilecek herhangi bir arıza bileşen arızası olarak adlandırılır ve Eş. (3)'teki gibi tanımlanır:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + f_c(t) \quad (3)$$

Burada $f_c(t) \in \mathcal{R}^n$ bileşen arıza vektörüdür.

iii) Algılayıcı arızası (sensor fault): Çıkışa ait değişkenlerin değer ölçümünde kullanılan algılayıcılardaki bir arıza algılayıcı arızası olarak tanımlanır ve Eş. (4)'teki gibi tanımlanır:

$$y_R(t) = y(t) + f_s(t) \quad (4)$$

Burada $f_s(t) \in \mathcal{R}^m$ algılayıcı arıza vektörüdür.

İkinci sınıflandırma ise arızaların modellenmesine göre yapılmaktadır:

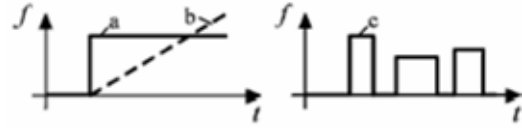
i) Toplamlı arızalar (additive faults): Bu tip arızalar ek bir değer olarak gözlemlenir:

$$Y = Y_u + f \quad (5)$$

ii) Çarpımlı arızalar (multiplicative faults): Bu tip arızalar çarpan olarak eklenen arızalar şeklinde görülür:

$$Y = (a + f)U = aU + fU \quad (6)$$

Üçüncü sınıflandırma ise arızaların zaman karakteristiklerine göre yapılmaktadır ve bu karakteristikler Şekil 1'de gösterilmiştir:



Şekil 1. Zaman karakteristiklerine göre arızalar a) Ani, b) Artan, c) Geçici arızalar (Faults according to time characteristics a) Abrupt, b) Incipient, c) Intermittent)

i) Ani arızalar (abrupt faults): Bu tip arızalar zaman düzleminde aniden ortaya çıkan arızalardır ve Şekil 1.a'da gösterilmiştir.

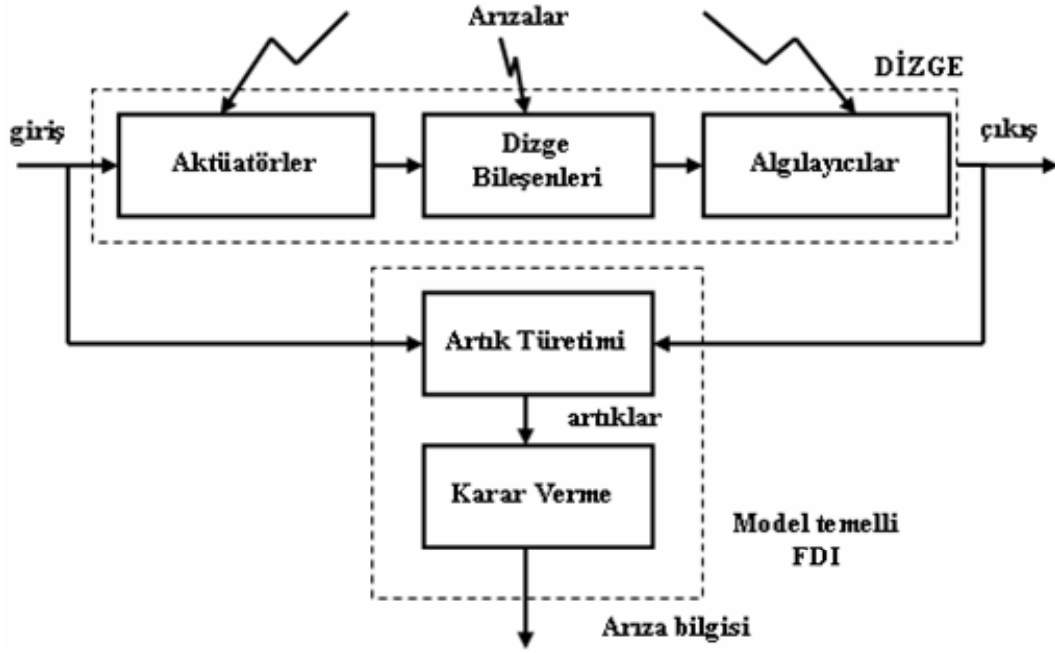
ii) Artan arızalar (incipient faults): Bu tip arızalar zaman düzleminde artarak değişen arızalar olarak düşünülebilir ve Şekil 1.b'de gösterilmiştir.

iii) Geçici arızalar (intermittent faults): Bu tip arızalar aniden ortaya çıkıp kaybolan arızalar olarak düşünülebilir ve Şekil 1.c'de gösterilmiştir.

Arıza bulma ve yalıtımı ile ilgili çalışmalar ve yöntemler model temelli ve veri temelli olmak üzere ikiye ayrılmaktadır [2]. Veri temelli yöntemler mevcut dizgenin giriş-çıkış sinyallerini kaydederek bu verilerin işlenmesini esas alır ve temel bileşen analizi (principal component analysis/PCA), sinir ağları, CUSUM testi gibi çokdeğişkenli istatistiksel yöntemler üzerine yoğunlaşmıştır. Veri temelli yöntemler bu makalenin konusu olmadığından ayrıntılı bilgiye yer verilmemiştir ve konu ile ilgili ayrıntılı tarama ve örnekler [3-4]'te bulunabilir.

Model temelli yöntemler mevcut dizgenin modellenmesi ve model ile gerçek dizge arasındaki fark sinyallerini işlemeyi esas alırken veri temelli yöntemler mevcut dizgenin giriş-çıkış sinyallerini işlemeyi esas alır. Bu anlamda Chen ve Patton model temelli arıza teşhisini (bulma ve yalıtım) dizgenin matematiksel modeliyle tanımlanan bir önbilgiyle mevcut dizge ölçümlerinin artık nicelikleri ve onların analiziyle karşılaştırılması sonucu dizgede oluşan arızaların belirlenmesi olarak tanımlamışlardır [2]. Tanım gereği model temelli yöntemler iki adımdan oluşmaktadır. İlk adım “artıklar-residuals” olarak adlandırılan dizgenin mevcut ve beklenen değerleri arasındaki fark işaretlerinin türetimidir. Mevcut ve beklenen değer arasındaki uyumsuzluk yani artıkların sıfırdan farklı olma durumu dizgede potansiyel bir arızanın olduğuna işaret eder. İkinci adım ise elde edilen bu işaretleri kullanarak bir karar kümesine bağlı olarak arıza yalıtım işleminin yapılmasıdır. Bu durum Şekil 2’de gösterilmiştir.

Model temelli yöntemlerin ayırım noktası ise artık türetiminde kullanılan yöntemlerdir. Karar verme aşaması ise her bir türetim yönteminin kendine has özellikleriyle ortaya konur. Ayrıca model temelli yön-



Şekil 2. Model temelli FDI yapısı (Model based FDI structure)

temler için ikinci bir ayırım uygulanacak dizgenin doğrusallık tipine (doğrusal, doğrusal olmayan, bilineer) göre de yapılır. Çalışma doğrusal olmayan dizeler üzerine yoğunlaştığından doğrusal dizgeler için kullanılan yöntemler üzerinde durulmamıştır. Doğrusal dizgeler için kullanılan yöntemlere dair ayrıntılı bilgi çeşitli kaynaklarda bulunabilir [2, 4-10].

3. DOĞRUSAL OLMAYAN DİZGELER İÇİN ARIZA BULMA VE YALITIMI (FAULT DETECTION AND ISOLATION FOR NONLINEAR SYSTEMS)

Model temelli arıza teşhis yöntemlerinin çoğu doğrusal dizge modelleri üzerine kurulmuştur. Doğrusal olmayan dizgeler için arıza yalıtım probleminde genel olarak iki adımda yaklaşılır [2]. Birincisi model bir çalışma noktasında doğrusallaştırılır ve daha sonra çalışma noktasının çok küçük komşuluğunda model parametre değişmelerine duysuz olacak şekilde artık işaretleri üretmek için gürbüz teknikler uygulanır. Bu strateji, sadece doğrusallaştırmanın doğrusal ve doğrusal olmayan model arasında çok büyük farkların olmadığı durumlarda çok iyi sonuçlar vermektedir. Fakat çok yüksek doğrusal olmama karakteristiğinin ve çok geniş dinamik çalışma aralığının bulunduğu dizgeler için doğrusallaştırma yaklaşımı tatmin edici sonuçlar vermekten uzaktır. Buna bir çözüm çalışma nokta aralığına karşılık gelecek şekilde çok sayıda doğrusallaştırılmış model kullanmaktır. Bu ise tüm çalışma noktalarına karşılık bir FDI dizgesi getirecek ve gerçek zamanlı uygulamalarda pratik olmayacaktır.

Yukarıda anlatılan sebeplerden dolayı doğrusal olmayan dizge modelleriyle doğrudan uğraşabilecek FDI yöntemlerinin geliştirilmesi gerekmektedir. Bu amaçla daha önce doğrusal dizgeler için kullanılmış çoğu

yöntem doğrusal olmayan dizgelere uyarlanmaya çalışılmıştır. Doğrusal olmayan dizge FDI problemleri için doğrusal olmayan gözlemcileri kullanmak yaklaşımlardan biridir [2], [4-5], [12-13]. Doğrusal olmayan bir dizgenin modeli aşağıdaki gibi verilir:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= g(x(t), u(t), f(t), d(t)) \\ y(t) &= h(x(t), u(t), f(t), d(t)) \end{aligned} \quad (7)$$

Burada $x(t)$ durum vektörü, $y(t)$ çıkış vektörü, $u(t)$ giriş vektörü, $f(t)$ arıza vektörü, $d(t)$ bozucu vektörü ve $g(\dots)$ ve $h(\dots)$ doğrusal olmayan işlevlerdir. FDI problemi aşağıdaki gözlemci yapısını kullanarak $r(t)$ artık vektörünü üretmektir:

$$\begin{aligned} \dot{\xi}(t) &= g_r(\xi(t), u(t), y(t)) \\ r(t) &= h_r(\xi(t), u(t), y(t)) \end{aligned} \quad (8)$$

ve artık şu koşulu sağlamalıdır:

$$\|r(t)\| \begin{cases} \approx 0 & f(t) = 0 \\ >> 0 & f(t) \neq 0 \end{cases} \quad (9)$$

Burada amaçlanan $g_r(\dots)$ ve $h_r(\dots)$ işlevlerini uygun şekilde ξ tasarlamaktır. (t) durum kestirimcisi temsil etmektedir [13]. Literatürde özellikle belirli tipte dizgeler için tanımlanmış doğrusal olmayan gözlemci temelli çeşitli tasarım yaklaşımları bulunmaktadır. Bu yaklaşımlar izleyen altbölümlerde verilmiştir.

3.1. Doğrusal Olmayan Benzerlik Gözlemcisi

Yaklaşımı (Nonlinear Identity Observer-NIO Approach)

Bu yaklaşımda doğrusal olmayan dizgeye ait model aşağıdaki gibi tanımlanmış kabul edilmiştir [5], [12-13]:

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= g(x(t), u(t)) + R_1 f(t) \\ y(t) &= h(x(t), u(t)) + R_2 f(t)\end{aligned}\quad (10)$$

Bu model için doğrusal olmayan benzerlik gözlemcisi şu şekilde tasarlanabilir:

$$\begin{aligned}\dot{\hat{x}}(t) &= g(\hat{x}(t), u(t)) + K(\hat{x}(t), u(t))[y(t) - \hat{y}(t)] \\ \hat{y}(t) &= h(\hat{x}(t), u(t)) \\ r(t) &= y(t) - \hat{y}(t)\end{aligned}\quad (11)$$

Eş. (10) ve (11)'den yararlanarak $r(t)$ ve durum kestirim hatası $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$ tanımlanırsa:

$$\begin{aligned}\dot{e}(t) &= F(t)e(t) + O_1(e^2(t), t) + R_1 f(t) - \\ &\quad K(\hat{x}(t), u(t))R_2 f(t) \\ r(t) &= H(t)e(t) + O_2(e^2(t), t) + R_2 f(t)\end{aligned}\quad (12)$$

olur. Burada $O_1(e^2(t), t)$ ve $O_2(e^2(t), t)$ $e(t)$ 'nin ikinci ve daha yüksek dereceden terimlerini ifade etmektedir ve

$$\begin{aligned}F(t) &= \frac{\partial g(\hat{x}(t), u(t))}{\partial \hat{x}(t)} - K(\hat{x}(t), u(t))H(t) \\ H(t) &= \frac{\partial h(\hat{x}(t), u(t))}{\partial \hat{x}(t)}\end{aligned}\quad (13)$$

şeklinde tanımlanır.

Eş. (12) incelendiğinde artığın, eğer $e(t)$ durum kestirim hatası asimptotik olarak sifira yakınsarsa, sadece $f(t)$ arıza vektöründen etkilendiği görülmektedir. Geriye kalan problem $e(t) = 0$ bir asimptotik kararlı denge noktası $K(\hat{x}(t), u(t))$ olacak şekilde bir matrisi tasarlamaktır.

3.2. Doğrusal Olmayan Bilinmeyen Giriş

Gözlemcisi Yaklaşımı (Nonlinear Unknown Input Observer-NUIO Approach)

Doğrusal dizgeler için oluşturulan bilinmeyen giriş gözlemcisi yaklaşımı doğrusal olmayan dizgelere de uyarlanmıştır. Bu yaklaşımın uygulanabildiği dizgeler aşağıdaki gibi tanımlanmıştır:

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= Ax(t) + B(y(t), u(t)) + E_1 d(t) + R_1 f(t) \\ y(t) &= Cx(t) + E_2 d(t) + R_2 f(t)\end{aligned}\quad (14)$$

Burada $f(t)$ arıza vektörü ve $d(t)$ bilinmeyen giriş

vektörüdür. Burada $B(y(t), u(t))$ doğrusal olmayan teriminin sadece y ve u 'ya bağımlı olduğuna dikkat edilmeli, önerilen yaklaşımın sadece Eş. (14) ile tanımlanabilecek dizgelere uygulanabileceğine dikkat edilmelidir. Belirtilen dizge modeli için aşağıdaki gibi bir gözlemci şu şekilde verilebilir [5], [13]:

$$\begin{aligned}\dot{\xi}(t) &= F\xi(t) + J(y(t), u(t)) + Gy(t) \\ r(t) &= L_1 \xi(t) + L_2 y(t)\end{aligned}\quad (15)$$

Burada $\xi(t)$ durum matrisinin bir kestirimidir. Eş. (15) ile verilen gözlemcinin bilinmeyen girişlere gürbüz ve arızalara duyarlı olması için gerekli koşullar şu şekilde sıralanmıştır [5], [13]:

$$\begin{aligned}TA - FT &= GC; \quad F \text{ kararlı} \\ J(y, u) &= TB(y, u) \\ GE_2 - TE_1 &= 0 \\ L_2 E_2 &= 0 \\ L_1 T + L_2 C &= 0 \\ \text{rank}(GR_2 - TR_1) &= \text{rank}(R_1) \\ \text{rank}(L_2 R_2) &= \text{rank}(R_2)\end{aligned}\quad (16)$$

[5] ve [13] Eş. (16) ile tanımlanan 7 koşuldan bir tanesinde farklılık içerirse de Eş. (16) diğer kaynaklarca da kabul görmüştür. Eğer bu koşullar sağlanırsa $r(t)$ artığı ve $e(t) = \xi(t) - Tx(t)$ kestirim hatası şu şekilde tanımlanır:

$$\begin{aligned}\dot{e}(t) &= Fe(t) + GR_2 f(t) - TR_1 f(t) \\ r(t) &= L_1 e(t) + L_2 R_2 f(t)\end{aligned}\quad (17)$$

Bilinmeyen giriş gözlemcileri her ne kadar basit bir sadece Eş. (14) ile tanımlanabilecek dizgelere uygulanabilir olması çok sınırlayıcı bir özelliktir. Bunun için Eş. (7)'den Eş. (14)'e uygun doğrusal olmayan durum dönüşümleri kullanılabilir.

3.3. Bozucu Ayırıcı Doğrusal Olmayan Gözlemci

Yaklaşımı (Disturbance Decoupled Nonlinear Observer-DDNO Approach)

Doğrusal olmayan dizgelerde FDI için başka bir yaklaşım daha geniş bir dizge sınıfını kapsayacak şekilde oluşturulmuştur [14]. Bu yaklaşımın oluşturulduğu model aşağıda verilmiştir:

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= A(x) + B(x)u + E(x)d + R(x)f \\ y(t) &= Cx(t)\end{aligned}\quad (18)$$

Burada tasarımın görevi $\xi = T(x)$ ekinde modelin bozucusuz kısmından bozuculu tarafını ayıracak bir doğrusal olmayan dönüşüm bulmaktır. Bu ayırım sadece ve sadece aşağıdaki koşul gerçekleşiyorsa başarılabilir:

$$\frac{\partial T(x)}{\partial x} E(x) = 0 \quad (19)$$

Bu eşitlik, $\xi = T(x)$ ile aynı anda çözülmesi gereken 1. derece doğrusal diferansiyel denklemler takımı oluşturmaktadır. Eğer Eş. (19)'un $\xi = T(x)$ şeklinde çözümleri ve $x = \Psi(\xi, y^*)$ şeklinde bir ilişkinin var olduğunu kabul edilirse model aşağıdaki gibi tekrar yazılabilir:

$$\dot{\xi} = \frac{\partial T(x)}{\partial x} (A(x) + B(x)u + R(x)f) \Big|_{x=\Psi(\xi, y^*)} \quad (20)$$

Burada $y^* = C^*(y)$, $y = C(x)$ ile tanımlı mevcut ölçümlerin aşağıdaki koşulu sağlayan bir alt kümesidir:

$$\dim(y^*) < \dim(y) \quad (21)$$

Ayrıca aşağıdaki eşitliğin de var olduğunu kabul edilirse:

$$Q(T(x), C(x)) = 0 \quad (22)$$

Bu durumda x durumunun ξ bozucusuz kısmını kestirmek için doğrusal olmayan bir gözlemci şu şekilde düzenlenebilir:

$$\dot{\hat{\xi}} = \frac{\partial T(\hat{x})}{\partial \hat{x}} (A(\hat{x}) + B(\hat{x})u + K(\hat{\xi}, y, u)Q(\hat{\xi}, y)) \Big|_{x=\Psi(\hat{\xi}, y^*)} \quad (23)$$

Burada $K(\hat{\xi}, y, u)$ geri besleme matrisi ile sağlanan tasarım serbestliği $e = \hat{\xi} - \xi$ ile tanımlı kestirim hata dinamiğini oluşturan diferansiyel denklemler kararlı hale getirmek için kullanılabilir. Artık ise şu şekilde tanımlanır [14]:

$$r = Q(\hat{\xi}, y) = Q(\xi + e, y) \quad (24)$$

e kestirim hatası ise Eş. (25) ile tanımlı diferansiyel denklemlere ilişkilidir:

$$\dot{e} = \rho(e, t) - \frac{\partial T(x)}{\partial x} R(x)f \quad (25)$$

Burada $\dot{e} = \rho(e, t)$ doğrusal olmayan diferansiyel denklemleri $e = 0$ 'da yerel asimptotik kararlı olacak şekilde tasarlanmalıdır. Böylece arızasız durumda artık sifıra yakınsayacaktır. Bozucu ayırıcı doğrusal olmayan gözlemcilerle ilgili daha ayrıntılı bir çözümleme ve tank dizgesi içeren bir örnek [14]'te bulunabilir.

Doğrusal olmayan dizgelerin bir sınıfı olan özellikle kimyasal süreçler, hidrolik sürüş ve ısı aktarım dizgeleri olarak karşılaşılan bilineer dizgeler içinde literatürde çalışmalar bulunmaktadır [2], [15-16]. Bu

tip dizgeler konu kapsamı dışında olduğundan makalede yer verilmemiştir.

3.4. Sinir Ağı Gözlemci Yaklaşımı (Neural Network Observer Approach)

Doğrusal olmayan gözlemcilerin üzerine kurulduğu analitik modelleri pratikte elde etmek çok kolay değildir. Model olmadan da gözlemci temelli FDI imkansızdır. Bu problemi aşmak için doğrusal olmayan dizgeleri tanımlayabilecek "evrensel" yaklaşık modelleri bulmak tercih edilir. Bu evrensel modeli tanımlamak için otomatik bir mekanizmanın da olması şarttır. Sinir ağları çok giriş-çok çıkışlı doğrusal olmayan bir dizgeyi modellemek için kullanılabilir [17]. Eğitimden sonra bir sinir ağı verilen girişe karşılık çıkışın çok kesin bir kestirim değerini verebilir. Bu özelliği ile gerçek dizge çıkışları ve sinir ağı tarafından kestirilmiş çıkışların karşılaştırılması ile artık türetimi işlevi yerine getirilebilir. İkinci bir sinir ağı ile artıkların özellikleri değerlendirilerek (sınıflandırma) arıza yalıtım işlemi gerçekleştirilebilir.

İleri beslemeli sinir ağları durağan doğrusal olmayan haritalama yaptıklarından doğrusal olmayan bir dizgenin sadece giriş değerlerini aldıklarında çıkış değerleri tanımlamada kullanılamazlar. Bu sebeple sinir ağı giriş olarak dizgenin o anki girişlerini ve daha önceki anlara ait çıkışlarını almalıdır. Ayrıca sinir ağlarının özellikleri incelendiğinde model kurmada gerekli olan gürültüye ve belirsizliklere gürbüzlüğün kendi doğasında olduğu evrensel yaklaşımçı kanıtlarında açıkça görülmektedir [17]. W ağırlık matrisine sahip bir ileri beslemeli bir sinir ağının yapısı Eş. (26)'da ve modeli Şekil 3'te verilmiştir:

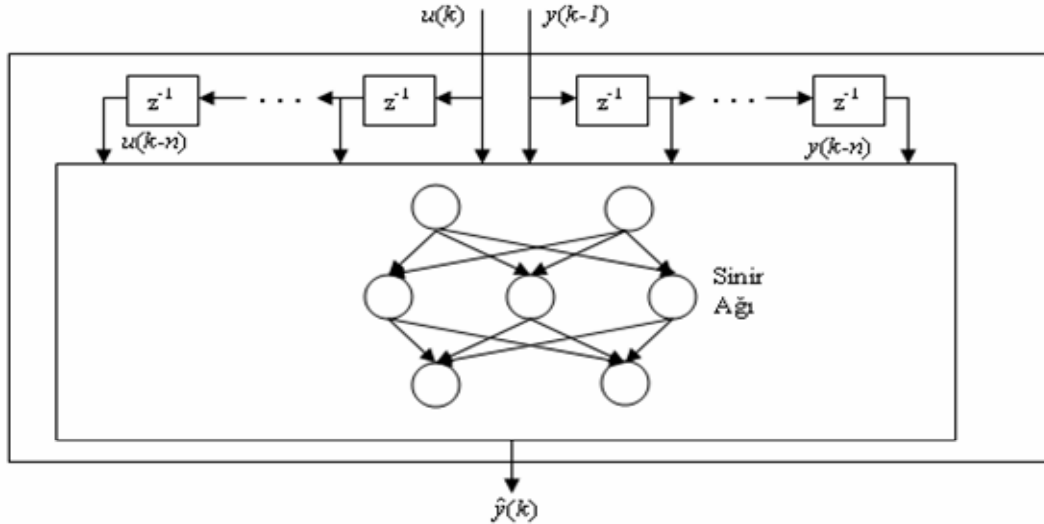
$$\hat{y}(k) = SA(W, y(k-1), \dots, y(k-n), u(k), \dots, u(k-n)) \quad (26)$$

Sinir ağları kendi doğalarından gelen özelliklerden dolayı doğrusal olmayan dizgelerde FDI için çok uygundur [18-26]. Sinir ağlarının dizge kestirimi, artık türetimi ve arıza sınıflandırma için kullanıldığı genel bir şema Şekil 4'te verilmiştir [18]:

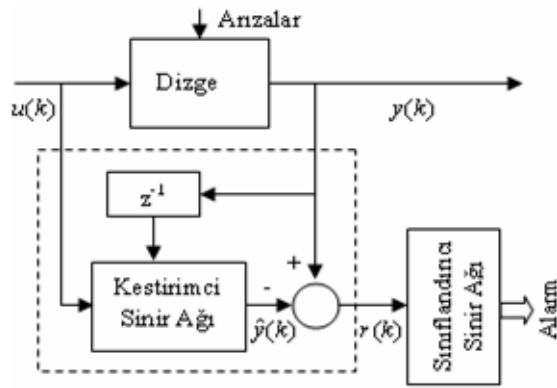
Yukarıda anlatılan yaklaşımların haricinde "online yaklaşım" olarak adlandırılan ve öğrenme şemalarını kullanan, sinir ağına ait parametrelerin giriş işaretleri ve arıza işlevleri cinsinden ifade edildiği yaklaşımlar da mevcuttur [27-29].

3.5. Bulanık Gözlemciler ve Bulanık Mantık ile Artık Değerlendirme (Fuzzy Observers and Residual Evaluation with Fuzzy Logic)

Sinir ağlarının kendi kendine öğrenen yapısı (siyah kutu) her ne kadar iyiymiş gibi görünse de kullanıcının tecrübesini ve müdahalesini uzak tutması istenen bir özellik değildir. Kullanıcıyı da model tasarımına katmak amacıyla bulanık mantık da doğrusal olmayan dizgelerde FDI için kullanılmıştır [30-33]. Bulanık gözlemci yaklaşımının temelinde yatan düşünce Takagi-Sugeno bulanık modelini kullanarak doğrusal olmayan bir dizgeyi bir dizi yerel olarak doğrusallaş-



Şekil 3. Doğrusal olmayan dizgenin sinir ağı modeli (Neural network model of nonlinear system)



Şekil 4. İki sinir ağı ile arıza bulma ve yalıtımı (Fault detection and isolation with two neural networks)

tırılmış gözlemciden yararlanarak tanımlamaktır. Yerel bölge tanımları ise çalışma noktasından yararlanılarak çıkarılır. Belirli bir çalışma noktasında dizgeyi tanımlayacak kural şu şekildedir:

Kural i: ($i = 1, 2, \dots, N$)

$$\text{Eğer } w(t) \text{ } M_i \text{ İse } \begin{cases} \dot{x}(t) = A_i x(t) + B_i u(t) \\ y(t) = C_i x(t) + D_i u(t) \end{cases} \quad (27)$$

Burada A_i, B_i, C_i, D_i uygun boyutta durum matrisleri, $w(t)$ ise çalışma noktasını tanımlamada kullanılan (örn. bir DA motoru için açılma hızı) değişkendir. Bulanık mantıkta her bir modelin belirli bir üyelik işlevi vardır ve bu üyelik işlevlerine bağlı olarak çıkış hesaplanır [34]. Sonuçta kurallara ve o andaki $u(t)$ girişine bağlı olarak çıkış şu şekilde yorumlanır:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= \sum_{i=1}^N \mu_i(w(t)) [A_i x(t) + B_i u(t)] \\ y(t) &= \sum_{i=1}^N \mu_i(w(t)) [C_i x(t) + D_i u(t)] \end{aligned} \quad (28)$$

Yukarıdaki model tanımına benzer şekilde yerel bölgeler için tanımlanan gözlemcilerden yararlanı-

larak bulanık gözlemciler oluşturulur:

Kural i: ($i = 1, 2, \dots, N$)

Eğer $w(t) \text{ } M_i$ İse

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A_i \hat{x}(t) + B_i u(t) + K_i [y(t) - \hat{y}(t)] \\ y(t) = C_i \hat{x}(t) + D_i u(t) \end{cases} \quad (29)$$

ve bunların ağırlıklı ortalamasından dizgeye ait durum denklemleri

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= \sum_{i=1}^N \mu_i(w(t)) [A_i \hat{x}(t) + B_i u(t) + K_i (y(t) - \hat{y}(t))] \\ y(t) &= \sum_{i=1}^N \mu_i(w(t)) [C_i \hat{x}(t) + D_i u(t)] \end{aligned} \quad (30)$$

olarak elde edilir. Elde edilen gözlemci ve gerçek dizge arasındaki farktan yararlanılarak artık türetimi gerçekleştirilir.

Bulanık mantık ayrıca artık değerlendirme için de kullanılmıştır [35]. Artık değerlendirmedeki en büyük problem eşik değerini ayarlamaktır. Uyarlanabilir bir eşik sabit eşğin oluşturabileceği yanlış alarmları yok edebilir. Bulanık mantık da bu uyarlanabilir eşğin seçimi için kullanılabilir. Bu kullanımın genel gösterimi Eş. (31)'de verilmiştir:

$$J(u, y) = J_0 + \Delta J(u, y) \quad (31)$$

Bu kullanımda sabit bir eşığe (J_0) eklenecek olan değer ($\Delta J(u, y)$), dizge giriş ve çıkışlarının bir bulanık mantık eşik seçiciye verilmesiyle elde edilir.

Bahsedilen gözlemci yaklaşımlarının haricinde kayan modlu gözlemciler [36], doğrusal olmayan süzgeçler de [37-38] doğrusal olmayan dizgelerde FDI için kullanılmıştır. Kapsamı genişletmemek adına makalede bu konulara yer verilmemiştir.

4. ROBOT MANİPÜLATÖRLER İÇİN ARIZA BULMA VE YALITIMI (FAULT DETECTION AND ISOLATION FOR ROBOT MANIPULATORS)

Robotlar nükleer santrallerde temizlik, uzay ve denizaltı görevlerinde örnek ve veri toplama gibi insanlar için tehlikeli sayılabilecek birçok görevi yerine getirebilmektedir. Bu görevlerin yürütülmesi sırasında oluşabilecek ve fark edilmeyen bir arıza tüm görevin iptaline yol açarak kendisi küçük bir pay oluşturduğu halde büyük maliyet kayıplarına yol açabilir, hatta insanlara zarar verebilir [39]. Benzer şekilde seri üretim hattında çalışan bir robotta oluşabilecek ve fark edilemeyen bir arıza diğer robotlara zarar verebilir ve tüm üretim hattının durmasına sebep olabilir. Bahsedilen bu durumların gerçek hayattaki uygulamalarda karşılaşılmaması NASA ve Amerikan ordusu robotlar ve robotlarda kullanılan parçaların güvenilirliği ve arıza olasılıkları üzerine standartlar yayınlamışlardır [40].

Robotlar üzerindeki FDI çalışmaları birçok tipte robot (gezgin, esnek, kinematik fazlalıklı, kooperatif, paralel, gezgin manipülatör, iki ayaklı ve çok ayaklı, vs.) üzerinde devam etmektedir. Makalede ise en yaygın olarak kullanılan seri ve sert robot manipülatörler ele alındığından sadece bu başlıkla ilgili detaylara yer verilecektir. Diğer başlıklarla ilgili başka kaynaklar araştırılabilir [41-43].

4.1. Robot Manipülatörlerde Oluşan Arızalar (Faults Occuring In Robot Manipulators)

Bölüm 2’de bahsedildiği üzere arızalar oluşma yerlerine, modellenmelerine ve zaman karakteristiklerine göre ayrılmaktadır. Bu bölümde robotlarda arızaların oluşma yerlerine göre nasıl sınıflandırıldığından bahsedilecektir [44]. Robotlardaki arızaların modellenmeleri ve zaman karakteristikleri ise Bölüm 2’de bahsedilen özelliklerden farklı bir özellik taşımamaktadır.

Robot manipülatörlere ilişkin genelleştirilmiş dinamikler Eş. (32) ile tanımlanmaktadır:

$$M(q)\ddot{q} + V(q, \dot{q}) + G(q) + F(\dot{q}) = \tau \quad (32)$$

Burada n eklem sayısını olmak üzere $q(t), \dot{q}(t), \ddot{q}(t) \in \mathcal{R}^n$ eklem açısız konum, hız ve ivmelerini, $M(q) \in \mathcal{R}^{n \times n}$ pozitif tanımlı simetrik eylemsizlik matrisini, $V(q, \dot{q}) \in \mathcal{R}^n$ merkezci ve merkezkaç vektörünü, $G(q) \in \mathcal{R}^n$ yerçekimi vektörünü, $F(\dot{q}) \in \mathcal{R}^n$ sürtünme vektörünü ve $\tau \in \mathcal{R}^n$ uygulanan momenti temsil etmektedir. Eş. (32)’de doğrusal olmayan terimlerin daha kolay ifade edilmesi amacıyla açısız ivme içeren terimler dışındaki terimler başka bir terimle tanımlanırsa $N(q, \dot{q}) = V(q, \dot{q}) + G(q) + F(\dot{q})$ olmak üzere

$$M(q)\ddot{q} + N(q, \dot{q}) = \tau \quad (33)$$

haline gelir. Eş. (33) ile tanımlanan manipülatör dinamikleri üzerinden aşağıdaki arıza tanımları yapılabilir.

a) Aktüatör arızaları: Robotlarda aktüatör olarak motorlar görev yapmaktadır ve bunlarda görülen tipik arızalar robotun hareket kabiliyetini etkilemektedir. Bu tip arıza durumlarında dinamikler aşağıdaki gibi değişmektedir:

$$M(q)\ddot{q} + N(q, \dot{q}) + u(t-T)f(t) = \tau \quad (34)$$

i) Kilitli eklem arızası (Locked joint failure): Bu arızada eklem bağı olduğu motor eklem frenindeki bir arızadan dolayı motor sabit konumda kalır ve harekete izin vermez (τ serbest - q_i sabit).

ii) Serbest sallanan eklem arızası (Free-swinging joint failure): Bu arızada eklem etki eden motorun uyguladığı moment motor devrede olmasına rağmen sıfır olur (τ sıfır - q_i serbest ve diğer eklemlerin veya yerçekiminin etkisi altında).

iii) Kısmi aktüatör arızası (Partial actuator failure): Bu arızada eklem etki eden motorun uygulaması gereken moment motordaki arızadan dolayı belirli bir oranda (örn. %20) azalır.

b) Bileşen arızaları: Robotlarda bileşen arızası olarak eklem kırılmaları, dişli aşınması ve zincir sıkışma yada kurtulması gibi arızalar görülmektedir. Bu tip arıza durumlarında dinamikler aşağıdaki gibi değişmektedir:

$$M(q)\ddot{q} + (N(q, \dot{q}) + f_N) = \tau \quad (35)$$

c) Algılayıcı arızaları: Robotlarda algılayıcı olarak eklem konumlarını algılayan optik kodlayıcılar, hız algılama için takogeneratörler bulunmaktadır. Bunların haricinde özel olarak motor akımını algılayan Hall etkili algılayıcılar, kuvveti algılayan dokunsal (tactile) algılayıcılar bulunmaktadır. Bu algılayıcılarda da diğer algılayıcılar için belirtilen arızalar (öngeri vs.) görülmektedir. Bu tip arıza durumlarında dinamikler aşağıdaki gibi değişmektedir:

$$y(t) = [q_1(t) \cdots q_n(t) \dot{q}_1(t) \cdots \dot{q}_n(t)]^T + \Delta f_{q, \dot{q}} \quad (36)$$

Arıza içeren dinamiklerde $u(t-T)$ birim basamak işlevini, T arızanın olduğu zamanı, f_N bileşen arızasını ve $\Delta f_{q, \dot{q}}$ algılayıcı arızasını temsil etmektedir.

4.2. Robot Manipülatörler İçin FDI Yöntemleri (FDI Methods For Robot Manipulators)

Robot manipülatörlerde FDI üzerine yapılan çalışmaları çoğu gözlemci temelli yaklaşımlar üzerine kurulmuştur. Caccavale ve Walker Eş. (33) ile tanımlı n eklemli robot modelini ayrık zaman haline dönüştürerek Eş. (37)’te tanımlı belirli tipte doğrusal olmayan dizgelere benzet-

meye çalışmış ve Taylor serisi açılımı yardımıyla bir gözlemci tasarlamışlardır [45]:

$$A = \begin{bmatrix} 0_n & I_n \\ 0_n & 0_n \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0_n \\ \hat{M}^{-1} \end{bmatrix}, \hat{d} = -\hat{M}^{-1} \begin{bmatrix} 0_n \\ \hat{N} \end{bmatrix}$$

$$\eta = -\hat{M} \begin{bmatrix} 0_n \\ \hat{M}\tilde{q} + \hat{N} \end{bmatrix} \quad (37)$$

$$\dot{x} = Ax + B(x)\tau + \hat{d}(x) + \eta$$

$$y = Cx$$

Burada “ $\hat{\cdot}$ ” ile tanımlı terimler nominal kestirimlerini “ \sim ” ile tanımlı terimler gerçek değerleriyle kestirim değerleri arasındaki hatayı, x durum matrisi eklemlere ait açılmal konum ve hızları içermektedir.

Schneider ve Frank robot dinamiklerini Eş. (14) ile tanımlı doğrusal olmayan bilinmeyen giriş gözlemcileri için tanımlanmış dizge tipine benzetmiş, bu gözlemcileri FDI için kullanmış ve artık değerlendirme için bulanık mantıktan yararlanmışlardır [35].

Leuschen ve arkadaşları analitik fazlalık tanımını doğrusal dizgelerden doğrusal olmayan dizgelere taşımış, doğrusal olmayan analitik fazlalık tanımını yaparak hidrolik robot manipülator ve iki eklemlili IMI robot üzerinde çeşitli FDI çalışmaları yapmıştır [46].

De Luca ve Mattone robot dinamiklerini genelleştirilmiş moment $p = M(q)\dot{q}$ tanımını uyarlanabilir denetleyiciler için tanımlamada kullanılan yapıları benzeterek uyarlanabilir yapıda bir FDI şeması oluşturmuşlardır [47].

Dixon ve arkadaşları robota uygulanan moment işaretini kendi önerdikleri bir süzgeçten geçirerek elde ettikleri işaret ve bu işaretin kestirimi arasındaki farkı kullanarak özellikle parametrik belirsizliklere gürbüz bir FDI yöntemi önermişlerdir [48].

Doğrusal olmayan dizgelerde FDI için kabul gören sinir ağları robotlar için de kullanılmıştır. Naughton ve arkadaşları artık türetimi için Adjallah ve arkadaşlarının önerdiği doğrusal olmayan gözlemciyi kullanmış, artık değerlendirme için de sinir ağlarından yararlanmışlardır [49]. Vemuri ve Polycarpou arızayı robot model işlevinin bir bileşeni olarak kabul ederek uyarlanabilir öğrenme yaklaşımını bir sinir ağında kullanmışlar ve arıza işlevine yakınsamaya çalışmış-

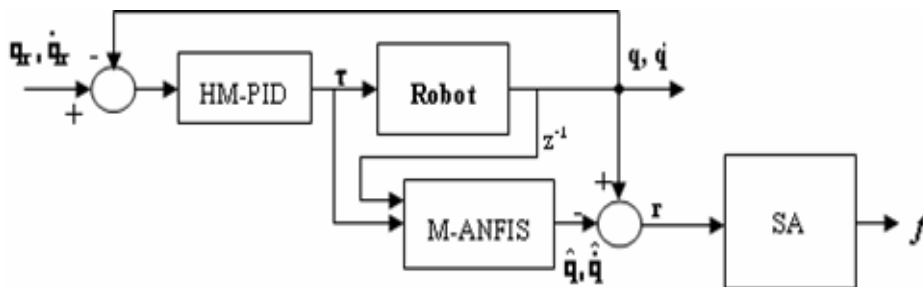
lardır [50]. Terra ve Tinos çeşitli tipte sinir ağlarını hem artık türetimi, hem de artık değerlendirme için kullanmışlardır [51].

5. ROBOT MANİPÜLATÖRLER İÇİN BİR ARIZA BULMA-YALITIM ŞEMASI (A FAULT DETECTION-ISOLATION SCHEME FOR ROBOT MANIPULATORS)

Makalenin son kısmında ise robot manipülatorler için bir arıza bulma-yalıtım şeması önerilmiştir. Önerilen şemada iki eklemlili, düzlemsel ve yer çekimi altında bir robot manipülator kullanılmıştır. Şema, kullanılan sinir ağları ile gürbüz yapıdadır ve sinyal olarak ölçümü kolay olan açılmal konum ve hız sinyallerini kullanmaktadır. Robot denetimi için Hesaplanan Moment-PID (HM-PID) yöntemi kullanılmıştır. Robotun modellenmesi için çoklu çıkışa sahip M-ANFIS kullanılmış ve gerçek robotla modeli arasındaki farktan yararlanarak artık türetimi/arıza bulma aşaması gerçekleştirilmiştir. Elde edilen artıklar artık değerlendirme/arıza yalıtımı için çok katlı bir sinir ağının eğitiminde kullanılmıştır. Eğitilen ağ gelen artıklara bağlı olarak arıza tipini yalıtılabilmektedir. Önerilen bu şemaya ait blok diyagram Şekil 5’te verilmiştir. İzleyen bölümlerde şemaya ait bloklar tanıtılacak, son bölümde ise şemayla ilgili yapılan benzetim çalışmaları verilecektir.

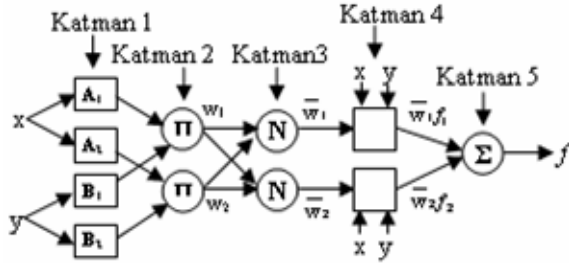
5.1. M-ANFIS İle Artık Türetimi (Residual Generation with M-ANFIS)

Doğrusal olmayan dizgelerin analitik olarak modellenmesindeki zorluklar, belirsizliklere ve gürültüye gürbüzlük araştırmacıları kendi kendine otomatik öğrenen ve doğrusal olmayan haritalama özelliklerine sahip esnek hesaplama tekniklerine ve yapılarına itmiştir. Bu yapılardan sinir ağları birçok çeşide ve öğrenme algoritmasına sahip olsa da doğasından gelen kendi kendine öğrenmenin temeliyle siyah kutu şeklinde davranış sergilemektedir. Yine bu yapılardan olan bulanık mantık ise modelleme sırasındaki tüm parametrik ayarlamaları kullanıcıya bırakmakta ve kullanıcı tecrübesi bir parametre haline gelmektedir. Her iki yapının pozitif yanları Jang ve arkadaşları görülmüş ve ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) denen ve işlevsel olarak bulanık çıkarım dizgesine denk olan uyarlanabilir bir ağda birleştirilmiştir [34].



Şekil 5. Önerilen FDI şemasına ait blok diyagram (Block diagram of proposed FDI scheme)

ANFIS 5 katmanlı bir yapıya sahiptir ve Şekil 6'da iki girişli ve tek çıkışlı hali verilmiştir.



Şekil 6. Genel ANFIS yapısı (General ANFIS structure)

Katman 1: Bu katman üyelik işlevlerini içerir ve tüm girişler bu işlevlere uygulanır.

$$\begin{aligned} K1x_i &= \mu_{A_i}(x) \quad i=1,2 \\ K1y_i &= \mu_{B_i}(x) \quad i=1,2 \end{aligned} \quad (38)$$

Üyelik işlevlerinin tipi kullanıcı tarafından belirlenir ve bu işlevler üçgen, çan eğrisi gibi bulanık mantıkta kullanılan birçok tipte olabilir. Doğrusal olmamaları başarılılarından dolayı çoğunlukla aşağıda tanımlandığı gibi çan eğrisi şeklindedir:

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b}} \quad (39)$$

Burada a_i merkez, c_i genişlik ve b_i iniş eğimini belirtmek üzere (a_i, b_i, c_i) tanımlanan üyelik işlevlerine ait parametrelerdir ve öncül (premise) parametreler olarak adlandırılır.

Katman 2: Gelen her bir işlev değeri tanımlanmış kurallar doğrultusunda diğer girişlere ait işlev değeriyle çarpılır ve her bir kuralın ateşleme gücü olarak adlandırılır.

$$K2_i = w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y) \quad i=1,2 \quad (40)$$

Katman 3: Ateşleme güçleri normalize edilir.

$$K3_i = \frac{w_i}{\sum_{j=1}^2 w_j} \quad i=1,2 \quad (41)$$

Katman 4: Normalize edilmiş ateşleme güçleri birinci dereceden bir işlev ile çarpılır.

$$K4_i = \bar{w}_i \cdot f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad i=1,2 \quad (42)$$

Burada (p_i, q_i, r_i) birinci derece fonksiyona ait katsayılarıdır ve bu parametreler sonuç (consequent) parametreleri olarak adlandırılır.

Katman 5: Katman 4'ten gelen tüm değerler toplanır ve çıkış değeri elde edilir.

$$K5 = \sum_{i=1}^2 \bar{w}_i f_i \quad (43)$$

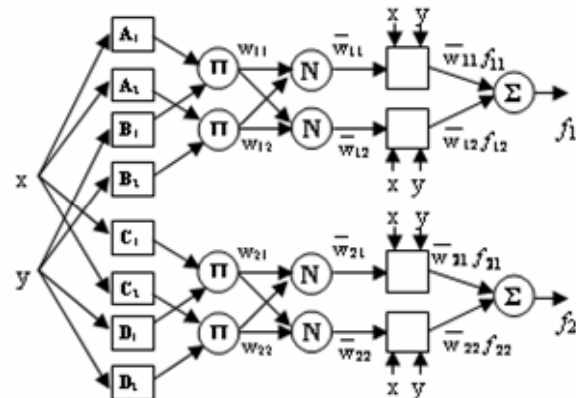
ANFIS'te bulanık mantıktaki gibi kullanıcı tecrübesinin kullanıldığı nokta Katman 1 ve Katman 2'deki seçimlerdir. Katman 1'de tanımlanan üyelik işlevlerinin tipi ve Katman 2'de tanımlanan kural tabanına bağlı çarpma işlemi tamamen kullanıcıya bağlıdır. [24]'te bu bağımlılık ANFIS'in çeşitli koşullar altında bulanık mantık çıkarımına denklik gösteriminde net olarak görülmektedir.

Tüm ağ yapılarında amaçlanan uygun girişlere karşılıklı uygun çıkışları sağlayacak şekilde ağ parametrelerinin güncellenmesidir. Bu yönüyle ANFIS de SA'lar gibi öğrenme algoritmaları kullanarak kendine ait parametrelerini uygun şekilde güncellemektedir. Öğrenme algoritması olarak istenirse geriye yayılım istenirse ileri ve geri yönlü geçişlerle ifade edilen melez öğrenme tercih edilebilir. İleri yönlü geçişte girişler öncül parametreler sabit tutularak dördüncü katmana kadar ilerler ve en küçük kareler yöntemi ile çıkış parametreleri belirlenir. Geri yönlü geçişte ise sonuç parametreleri sabitlenir. Tablo 1 melez öğrenmeyi açıklamaktadır.

Tablo 1. Melez öğrenme için iki geçişte ayarlamalar (Adjustments in two passes for hybrid learning)

Parametre	İleri yönlü geçiş	Geri yönlü geçiş
Öncül	Sabit	Eğim azalan
Sonuç	En küçük kareler	Sabit

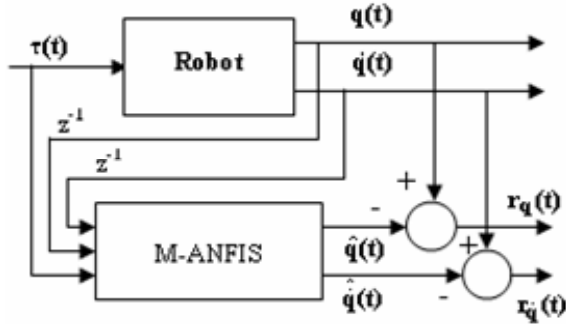
Şekil 6 ANFIS'in yapısından gelen ve temel zayıflığı olan çok-giriş-tek-çıkışlı (MISO) olma özelliğini açıkça göstermektedir. Bu sebeple çok-giriş-çok-çıkışlı dizgelerin modellenmesinde birbirinden bağımsız parametrelere ve çıkışlara sahip Multiple-ANFIS (M-ANFIS) yapısı kullanılır. Bu yapıya ait 2 giriş - 2 çıkışlı bir örnek Şekil 7'de verilmiştir. Çok -giriş - çok - çıkışlı dizgelerin modellenmesinde M-ANFIS'den başka çıkışlardaki korelasyonları da göz önüne alan ve artan parametre



Şekil 7. 2 giriş-2 çıkışlı M-ANFIS (M-ANFIS with 2 inputs-2 outputs)

sayısının getirdiği yükü azaltmak amacıyla bir takım ortak parametreler kullanan Coactive-ANFIS (C-ANFIS) yapısı da mevcuttur [34]. Bu çalışmada ise M-ANFIS yapısı tercih edilmiştir.

Robot modeli giriş olarak tüm eklemlere ait anlık momentleri ve birim adım önceki konum ve hız bilgilerini almakta ve çıkış olarak her bir ANFIS'le her bir ekleme ait konum ve hız bilgilerini üretmektedir. Artık üretimi için gerçek robotla robot modeli arasındaki farkı almak yeterlidir. Bu farklardan herhangi birinin belirlenen eşiklerden herhangi birini aşması arıza belirteci olarak algılanır. M-ANFIS ile artık üretimi Şekil 8'de gösterilmiştir.



Şekil 8. M-ANFIS ile artık üretimi (Residual generation with M-ANFIS)

5.2. Esnek Geriye Yayımlı SA ile Artık Değerlendirme (Residual Evaluation with NN with Resilient Backpropagation)

Artık üretim işleminden sonra arızaları birbirinden ayıran arıza yalıtım işlemi gelir. Bu işlem farklı tipte arızaların farklı tipte artık karakteristiği göstermesi ilkesine dayanır ve bir sınıflandırma işlemi olarak kabul edilir. Sınıflandırma ve örüntü tanıma için kullanılabilen tüm teknikler bu işlem için de kullanılabilir. İleri beslemeli sinir ağları bu açıdan çok uygun esnek hesaplama tekniklerinden biridir [17]. Çok katlı sinir ağlarının yapısı burada verilmeden kullanılan öğrenme algoritması üzerinde durulacaktır.

Sinir ağlarında da amaçlanan kendilerine ait parametrelerin tanımlanan öğrenme algoritmalarıyla uygun girişlere karşılık uygun çıkışları vermesini sağlamaktır. Bu amaçla kullanılan en yaygın öğrenme algoritması eğim azalan algoritmasıdır ve $E(n)$ n . Adımdaki hata fonksiyonu, w_{ij} i . nörondan j . nörona ağırlık ve η öğrenme oranı parametresi olmak üzere Eş. (44)'te tanımlanmıştır:

$$w_{ij(n+1)} = w_{ij}(n) + \Delta w_{ij}(n) \quad (44)$$

$$\Delta w_{ij}(n) = -\eta \cdot \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ij}}$$

η öğrenme oranı ağırlık istenen minimum hata değerine yakınsamasında küçük seçildiğinde çok fazla sayıda işlem adımı gerektirdiği, çok büyük seçildiğinde

istenilen minimum değere erişemeyip etrafında salınım yapacağı bilinmektedir. Bu zayıflıktan kurtulmak ve yakınsamayı hızlandırmak amacıyla Eş. (44)'e μ momentum parametresi olmak üzere momentum terimi eklenmiştir:

$$\Delta w_{ij}(n) = -\eta \cdot \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ij}} + \mu \Delta w_{ij}(n-1) \quad (45)$$

Eklenen momentum terimine rağmen yapılan düzeltmenin de yine seçilen μ momentum parametresine bağlı olduğu görülmüştür. Bu gözlemler sonucunda öğrenme sırasında uyarlanabilir parametreleme yapılması düşünülmüştür.

Bu tip düzeltmeler yapılırken gözardı edilen ağırlık güncellemesinin sadece öğrenme oranına değil, ayrıca $E(n)$ 'nin w_{ij} 'ye göre kısmi türevine de bağlı olduğudur. Esnek geriye yayılım, ağırlık güncellemesini bu bulanık uyarlamadan kurtararak kısmi türevin genliğine bakmadan doğrudan yapmaktadır [52].

Esnek geriye yayılım algoritmasında öncelikle tüm ağırlıklara Δ_{ij} şeklinde güncelleme değeri atanır. Bu değer aşağıdaki gibi güncellenir:

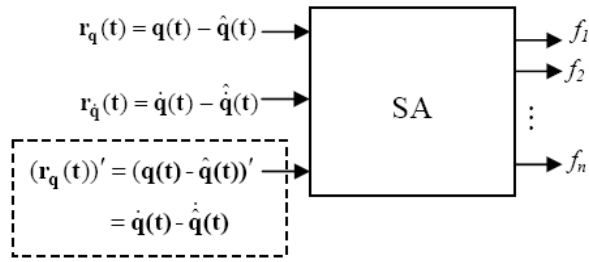
$$\Delta_{ij}(n) = \begin{cases} \eta^+ \cdot \Delta_{ij}^{(n-1)} & \text{eger } \frac{\partial E(n-1)}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ij}} > 0 \\ \eta^- \cdot \Delta_{ij}^{(n-1)} & \text{eger } \frac{\partial E(n-1)}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ij}} < 0 \\ \Delta_{ij}^{(n-1)} & \text{diger} \\ 0 < \eta^- < 1 < \eta^+ \end{cases} \quad (46)$$

Bu tanımlama her bir ağırlığa karşılık gelen kısmi türevin işareti değiştiğinde güncellenen çok büyük olduğu ve yerel bir minimumu atladığını, bu yüzden güncelleme değerinin η^- çarpanıyla azaltıldığını, işaret aynı kalıyorsa yakınsamayı hızlandırması için güncelleme katsayısının η^+ çarpanıyla arttırıldığını söylemektedir. Her bir ağırlık için güncelleme değeri hesaplandıktan sonra ağırlık güncellemesi Eş. (47) gibi hesaplanır:

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = \begin{cases} -\Delta_{ij}^{(n)} & \text{eger } \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ij}} > 0 \\ +\Delta_{ij}^{(n)} & \text{eger } \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ij}} < 0 \\ 0 & \text{diger} \end{cases} \quad (47)$$

Anlatılan bu süreçle tanımlanan esnek öğrenme algoritması diğer öğrenme algoritmalarının aksine kısmi türevlerin sadece işaret değerlerini kullanmasıyla daha şeffaf ve güçlü bir uyarılma sürecine sahiptir ve zaman ve bellek tüketimi açısından etkin bir algoritmadır.

Önerilen şemaya ait benzetim çalışmaları göstermiştir ki konum ve hız artıklarının giriş olarak verildiği bir SA başarılı sayılabilecek yalıtım yüzdelere ulaşmamaktadır. Bu yüzden SA'ya sınıflandırma işleminde yardımcı olabilecek farklı girişler sağlanmalıdır. Bu amaçla matematiksel bir değişkeni iki veya daha fazla yoldan belirleme olarak tanımlanan analitik fazlalık tanımından yola çıkarak konum artıklarının diferansiyel değerlerinin matematiksel olarak hız artıklarına denk olduğu düşüncesiyle bu artıkların diferansiyel değerleri de SA'ya uygulanmıştır. Fazlalıklar ve arıza yalıtım süreci Şekil 9'da gösterilmiştir.



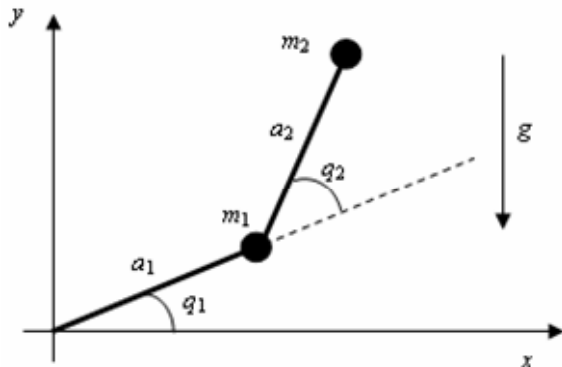
Analitik Fazlalıklar

Şekil 9. Artıklar ve analitik fazlalıkları kullanarak SA ile arıza yalıtımı (Fault isolation with NN using residuals and analytical redundancies)

5.3 Benzetim Sonuçları (Simulation Results)

Bu bölümde önerilen FDI şemalarının benzetimi MATLAB *Fuzzy Logic Toolbox* ve *Neural Network Toolbox* kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Benzetimler için kullanılan robot manipülatör [53]'ten alınan iki eklemlilik yer çekimi etkisi altında ve ağırlıkları her uzvun sonunda tanımlanmış düzlemsel bir manipülatördür ve Şekil 10'da gösterilmiştir.

Robota dair dinamik eşitlikleri Eş. (48)'de ve genelleştirilmiş gösterilim Eş. (49)'da verilmiştir:



Şekil 10. Yerçekimi altında iki eklemlilik manipülatör (Two link manipulator under gravity)

$$\begin{aligned} M_{11} &= (m_1 + m_2)a_1^2 + m_2a_2^2 + 2m_2a_1a_2 \cos(q_2) \\ M_{12} &= M_{21} = m_2a_2^2 + m_2a_1a_2 \cos(q_2), \quad M_{22} = m_2a_2^2 \\ V_1 &= -m_2a_1a_2(2\dot{q}_1\dot{q}_2 + \dot{q}_2^2) \sin(q_2) \end{aligned} \quad (48)$$

$$V_2 = m_2a_1a_2\dot{q}_1^2 \sin(q_2)$$

$$G_1 = (m_1 + m_2)ga_1 \cos(q_1) + m_2ga_2 \cos(q_1 + q_2)$$

$$G_2 = m_2ga_2 \cos(q_1 + q_2)$$

$$M(q) = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} \\ M_{21} & M_{22} \end{bmatrix}, \quad V(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \end{bmatrix}, \quad G(q) = \begin{bmatrix} G_1 \\ G_2 \end{bmatrix}$$

$$\tau = M(q)\ddot{q} + V(q, \dot{q}) + G(q) \quad (49)$$

Burada $\tau \in \mathbb{R}^2$ eklemlere uygulanan momentler, $M(q) \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ eylemsizli matrisi, $V(q, \dot{q}) \in \mathbb{R}^2$ Coriolis ve centripetal vektörü, $G(q) \in \mathbb{R}^2$ yerçekimi vektörüdür. Dinamiklerde sürtünme ve bozucu etkiler gözardı edilmiştir. Uzunlukları $a_1 = a_2 = 1$ m., uzuv ağırlıkları $m_1 = m_2 = 1$ kg. ve örnekleme frekansı 100 Hz. olarak kabul edilmiştir.

Hesaplanmış Moment (HM) denetimi doğrusal olmayan dizgeler için tanımlanmış geribesleme doğrullaştırma yönteminin robotiğe uygulanmış özel bir halidir. Yaygın olarak PD ve PID tipleri kullanılır. Bu çalışmada ise HM-PID tercih edilmiştir [53]:

$$\begin{aligned} \dot{e} &= e, \quad e = q_d - q \\ \tau &= M(q)(\ddot{q}_d + K_d\dot{e} + K_p e + K_i \varepsilon) + N(q, \dot{q}) \end{aligned} \quad (50)$$

Burada e hata, ε hatanın türevini temsil etmektedir. Denetleyiciye ait kazanç katsayıları $K_p = 20I_{2 \times 2}$, $K_i = 500I_{2 \times 2}$ ve $K_d = 100I_{2 \times 2}$ olarak seçilmiştir.

Çalışmada aktüatör arızaları göz önünde bulundurulmuş ve literatürde üzerinde daha az çalışma yapılmış olan manipülatörler için tanımlanmış kısmi aktüatör arızası üzerinde durulmuştur. Tanımlanan iki eklemlilik manipülatörler için her iki eklemlilikte arızalar tanımlanmış ve bu arızalar Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2 Benzetim için tanımlanan arızalar (Defined faults for simulation)

Arıza	İsmi
Aktüatör 1 %30 kayıp	f_1
Aktüatör 1 %50 kayıp	f_2
Aktüatör 2 %30 kayıp	f_3
Aktüatör 2 %50 kayıp	f_4

Şekil 5'te tanımlanan şema için robot bloğu gerçekleştirildikten sonra M-ANFIS ve SA blokları gerçekleştirilmiştir. M-ANFIS her iki eklemlilik için anlık moment ve birim adım önceki konum ve hız bilgilerini alan ortak 6 girişli ve ilgili eklemlilik için anlık konum veya hız bilgisini veren 4 bağımsız ANFIS'ten

oluşturulmuştur. Eğitim için bu yapılara genlikleri ± 1 arasında ve sinüs ve kosinüs olarak tanımlı 156 ayrı yörüngeyi benzetimi yapılmış ve bu benzetimlere ait 76 örneklilik veriler uygulanmıştır. Her bir giriş için gauss çanı biçimli iki üyeli işlevi tanımlanmış ve melez öğrenme algoritması kullanılmıştır. Oluşturulan M-ANFIS robot modeli ve gerçek robot dizgesi arasındaki farktan yararlanarak artıklar türetilmiştir. Artık üretiminde ayrıca modellemenin gürbüzlüğü ispatlamak amacıyla Eş. (48) ile tanımlı gerçek robot dizgesine zamanla değişen %5 dinamik belirsizliği eklenmiştir.

Arıza bulma işlemi için 12 farklı yörünge için artıkların arızasız durumdaki alt ve üst eşik değerleri bulunmuş, herhangi bir anda herhangi bir artışın bu değerleri aşması arıza bulma sinyali olarak kabul edilmiştir.

Arıza yalıtımı/artık değerlendirme işlemi için esnek geriye yayılım algoritmasını kullanan dört katmanlı, 10-20-20-4 nörona sahip, ileri beslemeli bir SA kullanılmıştır. Ağın eğitimi için 12 farklı yörünge için Tablo 2'de tanımlı dört arıza için benzetimler yapılmış, 4 artık ve 2 analitik fazlalık (her bir eklem konum artışı türü) olarak elde edilen veriler 101 örneklilik 6 giriş olarak (6×4848 veri noktası ve her biri bir arızayı temsil edecek şekilde 4 çıkış uygun olan 0.9 veren 4 çıkış ağı eğitimi için kullanılmıştır. Eğitim parametresi olarak 2000 dönem ve 0 hata hedefi seçilmiştir. Eğitim süreci 5 dakikadan kısa bir sürede tamamlanmış ve hata değeri 10^{-3} 'den aşağı elde edilmiştir.

Benzetim testleri göstermiştir ki SA robotun sağlıklı

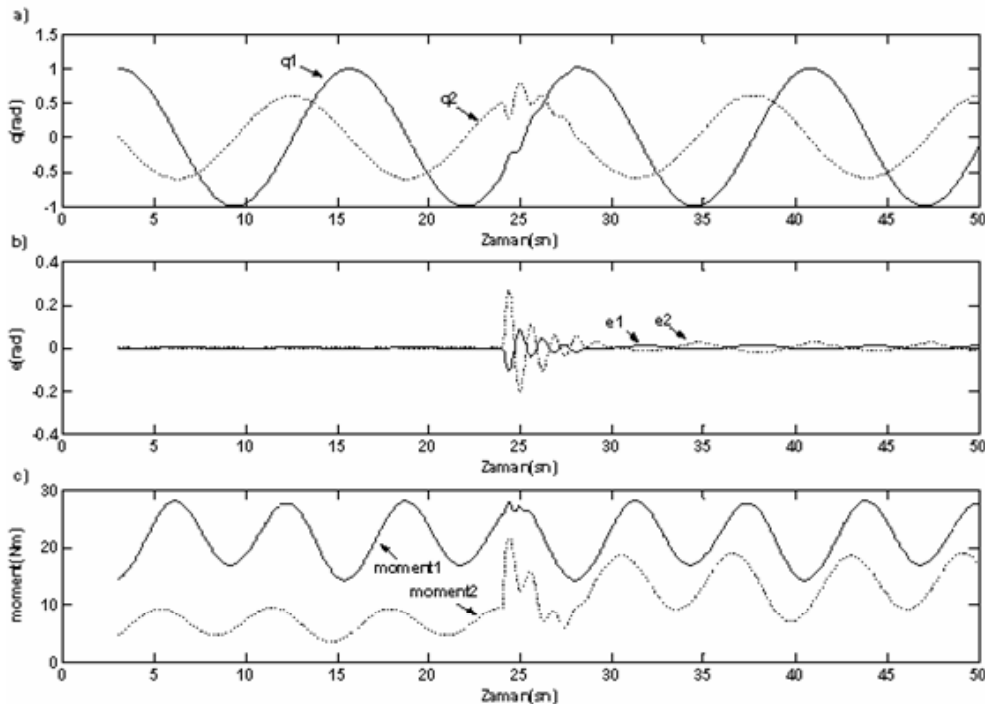
durumdan arızalı duruma geçişindeki artıklar tarafından yanıtlanmakta ve bu da yanlış alarm yüzdesini arttırmaktadır. Bunu önlemek amacıyla arıza bulma sinyalinin 3.5 saniye sonra SA artıkları değerlendirilmeye başlamaktadır.

SA'nın çıkışlarından herhangi birinin 0.5 değerini aşması o arızaya ait yalıtım sinyali olarak tanımlıdır. Bazı yörüngelere ait bazı arızalarda ağ çıkışlarının 2 tanesinin (çoğunlukla aynı aktüatöre ait olanların) aynı anda 0.5 değerini aştığı gözlemlenmiş, bu da yanlış alarm oranının artmasına yol açmıştır. Bu durumu düzeltmek amacıyla süreklilik bir kriter olarak kabul edilmiş ve SA çıkışlarının sürekliliğini sağlamak açısından 0.35 s.'den daha kısa 0.5 değerini aşan ağ çıkışları sinyalleri gözardı edilmiştir.

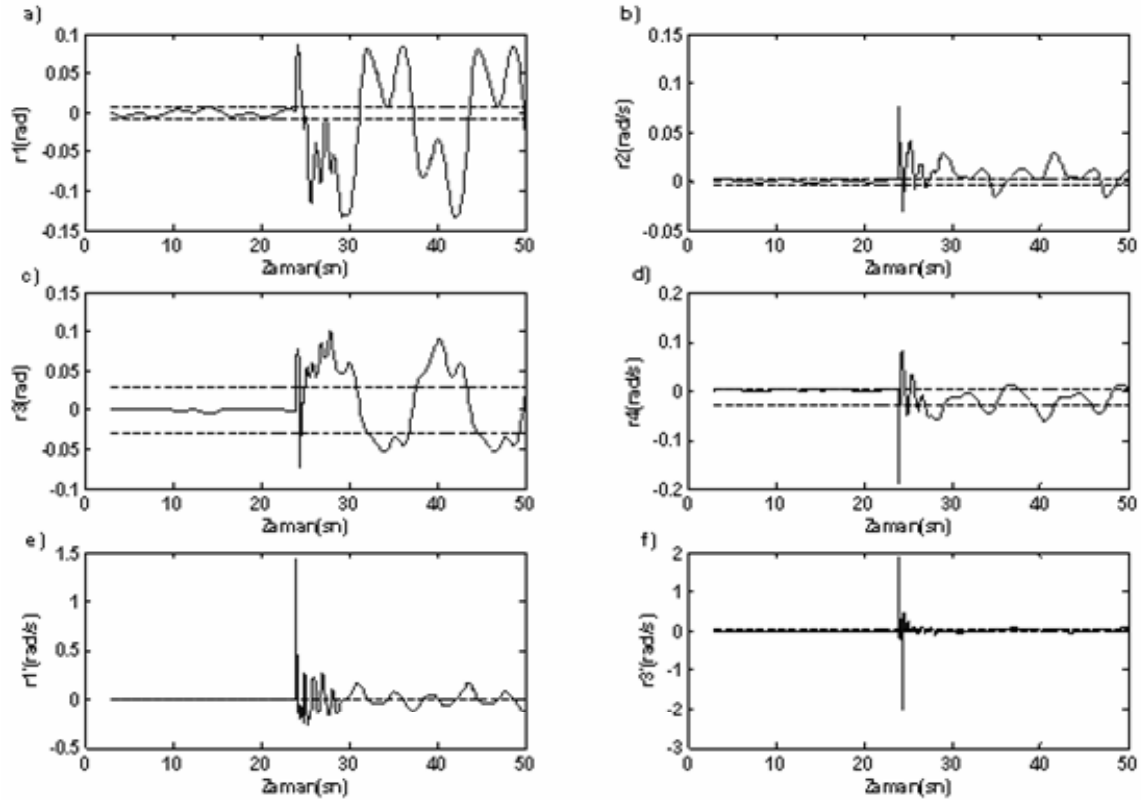
Tanımlanan bu özelliklerle benzetim sonuçları tanımlanan yörüngeler için %95.83 arıza yalıtım yüzdesi göstermiştir. Ayrıca modelleme ve arıza yalıtımının gürbüzlüğü test etmek için gerçek dizgeye farklı dinamik belirsizlikler eklenerek yapılan denemelerde benzer başarımlar sağlanmıştır.

Önerilen şemanın çalışmasına örnek olarak aşağıda verilmiş eklem yörüngeleri için $t = 24$ s. anında ikinci ekleme %50 arıza durumu (f_4) oluşturulmuş, 3-50 sn. arasında, eklemlerin izlediği yörüngeler, hatalar ve eklemlere uygulanan momentler Şekil 11'de, şemaya ait artıklar Şekil 12'de, SA'ya ait çıkışlar Şekil 13'te verilmiştir.

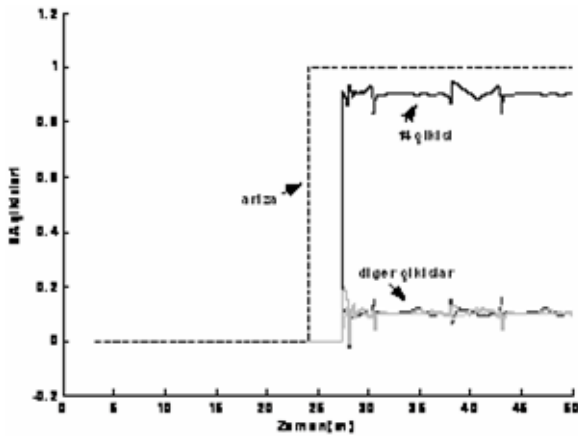
$$\begin{aligned} q_{d1}(t) &= 1. \sin(t/2) \\ q_{d2}(t) &= 0.6. \cos(t/2) \end{aligned} \quad (51)$$



Şekil 11. Eklem 1,2'nin zamanda değişimleri a) İzlenen yörüngeler b) Hatalar c) Uygulanan momentler (Time histories of joint 1,2 a) Followed trajectories b) Errors c) Applied torques)



Şekil 12. Artıklar: a) $r_1 = q_1 - \hat{q}_1$ b) $r_2 = \dot{q}_1 - \hat{\dot{q}}_1$ c) $r_3 = q_2 - \hat{q}_2$ d) $r_4 = \dot{q}_2 - \hat{\dot{q}}_2$ e) $r_1 = \dot{q}_1 - \hat{\dot{q}}_1$ f) $r_3 = \dot{q}_2 - \hat{\dot{q}}_2$
(Residuals)



Şekil 13. SA çıkışları (NN outputs)

Şekil 11 incelendiğinde arıza anından itibaren geçici bir rejim yaşandığı, bu aralıkta yörünge, hata ve uygulanan moment işaretlerinde hızlı değişimler olduğu görülmektedir. Sinir ağı bu durumdan etkilenmemesi için 3.5 sn. sonra devreye sokulmaktadır. Şekil 12 incelendiğinde artıkların kesikli çizgilerle verilen eşikleri aştığı net bir şekilde görülmektedir. Ayrıca her artışın salınım yaparak belirli anlarda belirtilen eşikleri aştığı görülmektedir. Bu anlarda diğer herhangi bir artışın kendisi için verilen eşiklerin dışında olması arıza yalıtımını sağlamaktadır. Şekil 13 incelendiğinde arıza anı kesikli çizgilerle basamak şeklinde gösterilmiştir. $t = 27.85$ s. anında SA'na ait tüm çıkışların değer verdiği fakat f_4 'e ait çıkışın daha

büyük değer verdiği ve arıza yalıtımının sağlandığı açıkça görülmektedir.

6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER (CONCLUSIONS AND SUGGESTIONS)

Arıza bulma ve yalıtımı dizgeleri için istenen artan güvenilirlik isteğiyle önemli bir araştırma konusu haline gelmiştir. Bu makalede öncelikle arıza bulma-yalıtımı ile ilgili çeşitli terimler ve tanımlar açıklanmış, daha sonra kullanılan yöntemlerden bahsedilmiştir.

Kullanılan yöntemlere dair temel ayırım gerçek dizge ve dizge modelini kullanan model temelli yöntemler ve dizgenin giriş-çıkış verilerini kullanan veri temelli yöntemler şeklinde yapılmaktadır. Bu ayırımın yanı sıra başka bir temel ayırım ise uygulanacak dizgenin doğrusallık özelliğine göre yapılmaktadır. Bu makalede model temelli yöntemler tanıtılmış, ayrıca gerçek hayattaki dizgelerin doğrusal olmayan özelliklerinden dolayı doğrusal olmayan dizgeleri için model temelli yöntemler üzerinde ayrıntılı şekilde durulmuştur. Kullanılan yöntemlerin çoğu analitik yöntemlere dayandırılabilir da yöntemlerdeki tasarım aşamaları her zaman her tip dizgeye uygulanabilir değildir. Bu büyük eksikliği gidermek için kullanılan sinir ağları ve bulanık mantık gibi esnek hesaplama temelli modelleme ve sınıflandırma araçları FDI için vazgeçilmez teknikler haline gelmiştir. Bu gibi tekniklerin karmasıyla oluşturulan ANFIS gibi yapılar ise FDI alanında giderek popülerlik kazanmaktadır.

Makalede ayrıca doğrusal olmayan dizgelerde özel bir yeri olan robotlar için tanımlanmış arızalar ve daha önce yapılmış çalışmalardan ayrıntılı biçimde bahsedilmiştir. Ayrıca yazarlar tarafından önerilen robot manipülörlere için M-ANFIS ve SA ile model temelli bir arıza bulma-yalıtım şeması tanıtılmış, çalışmasına dair ayrıntılı bilgi verilmiş, iki eklemli, yerçekimi altında düzlemsel bir manipülör üzerinde yapılan benzetim çalışmalarına yer verilmiştir. Daha önce robot manipülörlere için önerilen şemalardan farklı olarak bu çalışmada kısmi aktüatör arızaları üzerinde durulmuştur. Ayrıca her ne kadar diğer doğrusal olmayan dizgeler için tercih edilse de robot manipülörlere için sinir ağıları kullanılarak yapılan daha önceki çalışmalarda verilerin öğretilmesinden ziyade uyarlanabilir denetleyici tasarımı yaklaşımıyla parametre güncelleme eşitliklerinin arıza işlevi cinsinden yazılması yaklaşımı tercih edilmiştir. Bu çalışmada ise alınan verilerin öğretilmesi yaklaşımı tercih edilmiş ve bu yaklaşımın da robot manipülörlere için kullanılabilmesi gösterilmeye çalışılmıştır.

Önerilen şemaya ait ilerleyen çalışmalarda ayrı ayrı tanımlanan arızalar yerine doğrudan arıza işlevini verebilecek bir şemanın tasarlanması hedeflenmektedir. Bu sayede şemaya arızalı dizgelerin daha sağlıklı çalışmasını sağlayan arızaya dayanıklı denetim (FTC) yöntemlerinin şemaya uyarlanması hedeflenmektedir. Ayrıca FDI üzerine yapılan çalışmalar gözönüne alındığında kullanılan yöntemlerin daha birçok otomatik kontrol alanına uyarlanması gerektiği, ayrıca yapılan çoğu çalışmadaki benzetim çalışmalarının gerçek dizgelere uygulanması gerektiği ayrıca daha önce yapılan çoğu çalışmada benzetimler yanında gerçek manipülörlere de kullanıldığı gözönünde bulundurularak önerilen şemanın bir robot manipülör üzerinde denenmesi hedeflenmektedir.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

- Isermann, R., Ballé, P., "Trends In The Application Of Model-based Fault Detection And Diagnosis of Technical Processes", **Control Eng. Practice** Cilt 5, No 5, 709-719, 1997.
- Chen J., Patton, R. J., **Robust Model-Based Fault Diagnosis For Dynamic Systems**, Kluwer Academic Publishers, 1999.
- Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Kavuri, S. N., Yin., K., "A Review Of Process Fault Detection and Diagnosis Part III: Process History Based Methods", **Computers and Chemical Engineering**, Cilt 27, 327-346, 2003.
- Patton, R. J., Frank, P.M., Clark R.N., **Issues Of Fault Diagnosis For Dynamic Systems**, Springer-Verlag, 2000.
- Frank, P. M., Ding, X., "Survey Of Robust Residual Generation And Evaluation Methods In Observer-Based Fault Detection Systems", **J. Proc. Cont.** Cilt 7, No 6, 403-424, 1997.
- Garcia, E. A., Frank, P. M., "Analysis Of A Class Of Dedicated Observer Schemes To Sensor Fault Isolation", **UKACC International Conference on CONTROL '96**, 60-65, 2-5 Eylül 1996.
- Magni, J.F, Mouyon, P., "On Residual Generation by Observer and Parity Space Approaches", **IEEE Transactions On Automatic Control**, Cilt 39, No 2., 441-447, 1994.
- Patton R.J., Chen, J., "Observer-Based Fault Detection And Isolation: Robustness And Applications", **Control Eng. Practice**, Cilt 5, No 5, 671-682, 1997.
- Chow, E. Y., Willsky, A.S., "Analytical Redundancy and the Design of Robust Failure Detection Systems", **IEEE Transactions On Automatic Control**, Cilt 29, No 7, 603-614, 1984.
- Simani, S., Fantuzzi, C., Patton, R. J., **Model-Based Fault Diagnosis In Dynamic Systems Using Identification Techniques**, Springer-Verlag, 2002.
- Liu, X.Q, Zhang, H.Y., Liu, J., Yang, J., "Fault Detection and Diagnosis of Permanent-Magnet DC Motor Based on Parameter Estimation and Neural Network", **IEEE Transactions On Industrial Electronics**, Cilt 47, No 5, 2000.
- Adjallah, K., Maquin, D., Ragot, J., "Non-linear Observer-Based Fault Detection", **Third IEEE Conf. on Control Applications**, 1115-1120, 1994.
- Garcia, E.A., Frank, P.M., "Deterministic Nonlinear Observer-Based Approaches To Fault Diagnosis: A survey", **Control Eng. Practice**, Cilt 5, No 5, 663-670, 1997.
- Seliger, R., Frank, P.M., "Fault Diagnosis By Disturbance Decoupled Nonlinear Observers", **30th Conf. on Decision and Control**, 2248-2253, 1991.
- Yang, H., Saif, M., "State Observation, Failure Detection And Isolation (FDI) In Bilinear Systems", **34th Conference on Decision & Control**, 2391-2396, 1995.
- Kinnaert, M., "Robust fault detection based on observers for bilinear systems", **Automatica**, Cilt 35, 1829-1842, 1999.
- Haykin, S., **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**, Prentice-Hall, 2. baskı, 1999.
- Patton, R. J., Uppal, F. J., Lopez-Toribio, C. J., "Soft Computing Approaches To Fault Diagnosis For Dynamic Systems: A Survey " **IFAC Symposium SAFEPROCESS**, 298-311, 2000.
- Lehtoranta, J., Koivo, H. N., "Fault Diagnosis of Induction Motors with Dynamical Neural Networks", **IEEE International Conference On Systems, Man and Cybernetics**, Cilt 3, 2979-2984, 2005.
- Marcu, T., Mirea, L., Frank, P. M., "Neural Observer Schemes For Robust Detection And Isolation Of Process Faults", **UKACC International Conference on CONTROL '98**, 958-963, 1998.
- Pei, X., Chowdhury, F. N., "Unsupervised Neural Network for Fault Detection and Classification in Dynamic Systems", **IEEE International Conference on Control Applications**, 640-645, 1999.

22. Karpenko, M., Sepheri, M., “Neural Network Detection And Identification Of Actuator Faults In A Pneumatic Process Control Valve”, **IEEE International Symposium on Computational Intelligence In Robotics and Automation**, 166-171, 2001.
23. Dai, S.J., Shi, Z.Q., Wang, J.Z., Yue, H., “A Comparison Of Neural Networks And Model Based Methods Applied For Fault Diagnosis Of Electro Hydraulic Control Systems”, **First International Conference On Machine Learning and Cybernetics**, 188-193, 2002.
24. Ayoubi, M., “Nonlinear Dynamic Systems Identification With Dynamic Neural Networks For Fault Diagnosis In Technical Processes”, **IEEE International Conference On Systems, Man and Cybernetics**, Cilt 3, 2120-2125, 1994.
25. Altuğ, S., Chow, M., Trussell, H. J., “Fuzzy Inference Systems Implemented on Neural Architectures for Motor Fault Detection and Diagnosis”, **IEEE Transactions On Industrial Electronics**, Cilt 46, No 6, 1069-1079, 1999.
26. Liu, X.Q., Zhang, H.Y., Liu, J., Yang, J. “Fault Detection and Diagnosis of Permanent-Magnet DC Motor Based on Parameter Estimation and Neural Network”, **IEEE Transactions On Industrial Electronics**, Cilt. 47, No 5, 1021-1030, 2000.
27. Zhang, X., Polycarpou, M. M., Parisini, T. “A Robust Detection and Isolation Scheme for Abrupt and Incipient Faults in Nonlinear Systems”, **IEEE Transactions On Automatic Control**, Cilt 47, No 4, 576-592, 2002.
28. Polycarpou, M. M., Helmicki A. J., “Automated Fault Detection and Accommodation: A Learning Systems Approach”, **IEEE Transactions On Systems, Man and Cybernetics**, Cilt 25, No 11, 1447-1458, 1995.
29. Polycarpou, M. M., Trunov, A.B., “Learning Approach to Nonlinear Fault Diagnosis: Detectability Analysis”, **IEEE Transactions On Automatic Control**, Cilt 45, No 4, 806-812.
30. Dexter, A.L., “ Fuzzy Model-Based Fault Diagnosis”, **IEE Proceedings On Cont. Theory and Applications**, Cilt 142, No 6, 545-550, 1995
31. Patton, R.J., Chen, J., Lopez-Toribio, C.J. ”Fuzzy Observers for Nonlinear Dynamic Systems Fault Diagnosis”, **37th IEEE Conference on Decision & Control**, 84-89, 1998.
32. Isermann, R., “On Fuzzy Logic Applications for Automatic Control, Supervision, and Fault Diagnosis”, **IEEE Transactions On Systems, Man, and Cybernetics-Part A:Systems and Humans**, Cilt 28, No 2, 221-235, 1998.
33. Ballé, P., “Fuzzy Model-Based Symptom Generation and Fault Diagnosis for Nonlinear Processes”, **IEEE International Conference On Fuzzy Systems**, Cilt 2, 945-950, 1998.
34. Jang, J.R., Sun, C.T., Mizutani E., **Neuro-Fuzzy and Soft Computing**, Prentice-Hall Inc., 1997
35. Schneider, H., Frank, P. M., “Observed Based Supervision and Fault Detection in Robots Using Nonlinear and Fuzzy Logic Residual Evaluation”, **IEEE Transactions On System Technology**, Cilt 4, No 3, 274-282, 1996.
36. Xiong, Y., Saif, M., “Sliding Mode Observers For Nonlinear Uncertain Systems”, **IEEE Transactions On Automatic Control**, Cilt 46, No 2, 2012-2017, 2001.
37. Join, C., Ponsart, J.C., Sauter, D., Theilliol, D. “Nonlinear Filter Design For Fault Diagnosis:Application To The Three-Tank System”, **IEE Proc. Control Theory Appl.**, Cilt 152, No 1, 55- 642005.
38. Guo, L., Wang, H., “Fault Detection and Diagnosis for General Stochastic Systems Using B-Spline Expansions and Nonlinear Filters”, **IEEE Transactions On Circuits And Systems-I: Regular Papers**, Cilt 52, No 8, 1644-1652, 2005.
39. Visinsky, M. L., **Fault Detection And Fault Tolerance Methods For Robotics**, Master Tezi, Rice Üniversitesi, 1991
40. Cavallaro, J. R., Walker, I. D., “A Survey Of NASA And Military Standards On Fault Tolerance And Reliability Applied To Robotics”, **American Institute of Aeronautics and Astronautics**.
41. Goel, P., Dedeoglu, G., Roumeliotis, S. I., Sukhatme, G. S., “Fault Detection and Identification In A Mobile Robot Using Multiple Model Estimation and Neural Network” **IEEE International Conference on Robotics& Automation**, 2302-2309, 2000.
42. Tinós, R., Terra, M. H., “Free-Swinging and Locked Joint Fault Detection and Isolation In Cooperative Manipulators”, **European Symposium on Artificial Neural Networks**, 513-518, 2002.
43. Notash, L., Moore, T. N. “Fault Analysis in Mechatronic Systems”, **The Mechatronics Handbook**, Bölüm 39, CRC Press, 2002.
44. Fantuzzi, C., Secchi, C., Visioli, A., ”On The Fault Detection And Isolation Of Industrial Robot Manipulators”, **7th International IFAC Symposium on Robot Control**, 2003.
45. Caccavale, F., Walker, I. D., “Observer-based Fault Detection For Robot Manipulators”, **IEEE International Conference on Robotics and Automation**, 2881-2887, 1997.
46. Leuschen, M.L., Walker, I.D., Cavallaro, J.R., “Fault Residual Generation Via Nonlinear Analytical Redundancy”, **IEEE Transactions on Control System Technology**, Cilt 13, No 3, 452-45, 2005.
47. De Luca, A., Mattone, R., “An Adapt-and-Detect Actuator FDI For Robot Manipulators”, **IEEE International Conference on Robotics & Automation**, 879-884, 2004
48. Dixon, W. E., Walker, I. D., Dawson, D. M., “Fault Detection for Robot Manipulators with Parametric Uncertainty: A Prediction-Error-Based Approach ”,

- IEEE Transactions On Robotics And Automation**, Cilt 16, No 6, 689-699, 2000.
49. Naughton, J. M., Chen, Y. C., Jiang, J., "A Neural Network Application to Fault Diagnosis", **IEEE International Conference on Control Applications**, 988-993, 1996.
50. Vemuri, A.T., Polycarpou, M.M., "Neural-Network-Based Robust Fault Diagnosis In Robotic Systems", **IEEE Transactions on Neural Networks**, Cilt 8, No 6, 1410-1420, 1997
51. Terra, M. H., Tinós, R., "Fault Detection And Isolation In Robotic Manipulators Via Neural Networks: A Comparison Among Three Architectures For Residual Analysis", **Journal of Robotic Systems**, Cilt 18, No 7, 357-374, 2001.
52. Riedmiller, M., Braun, H., "A Direct Adaptive Method For Faster Backpropagation Learning: The RPROP Algorithm", **IEEE International Conference on Neural Networks**, Cilt 1, 586-591, 1993.
53. Lewis, F. L., Abdallah, C. T., Dawson, D. M., **Control of Robot Manipulators**, MacMillan Publishing, 1993.