



## Esnek Hesaplama da Sinirsel Bulanık Sinerjiyi Temel Alan Sistemler ve Yaklaşımlar Üzerine Bir İnceleme (Derleme)

Koray AKI<sup>1</sup> ve Bahadır KARASULU<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Terzioğlu Kampüsü, 17020 Çanakkale, TÜRKİYE.

<sup>2</sup>Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Terzioğlu Kampüsü, 17020 Çanakkale, TÜRKİYE.

Received: 08.05.2014; Accepted: 23.06.2014

**Özet.** Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Network, YSA) ve Bulanık Mantık (Fuzzy Logic, BM) melezleştirmesi gerçek dünya problemlerinin çözümünde uyarlanabilir zeki sistemlere olan ihtiyaç nedeniyle çeşitli bilimsel ve mühendislik alanındaki çalışmalarda araştırmacıların ilgisini çekmektedir. Problemlerin çözümünde sıklıkla eniyileme için Genetik Algoritma (Genetic Algorithm, GA) kullanılmaktadır. YSA, insan beyninin çalışma prensibini taklit ederek, eğitim sürecindeki örneklerin kullanımı sayesinde öğrenimini gerçekleştirir. BM, sözel ifadeleri verilen kurallar ve üyelik fonksiyonları kullanarak kural tabanındaki kurallara çevirmektedir. YSA ve BM birbirlerinin eksikliklerini giderdiklerinde başarıları daha yüksek sistemler elde edilmektedir. Bulanık sistemlere sinir ağı ile öğrenme yeteneği kazandırılabilir. Sinirsel bulanık sistemlerde (SBS), BM bileşenine esneklik, hız ve uyarlanabilirlik gibi özellikler YSA bileşeni sayesinde kaynaştırılmaya çalışılmaktadır. Bu çalışmada, YSA ve BM bileşenlerinin melezlenmesiyle elde edilmiş literatürdeki SBS'lerle ilgili 51 adet çalışma sistematik olarak incelenmiştir. Yapılan literatür incelenmesinde Uyarlanabilir Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemini (Adaptive Neural Fuzzy Inference System, ANFIS) temel alan yaklaşımların diğer SBS'lere göre daha fazla sayıda çalışmada kullanıldığı görülmektedir. Literatürdeki örnek çalışmalar üzerinden değerlendirme yapılmıştır.

**Anahtar Kelimeler:**Yapay sinir ağı, Bulanık mantık, Esnek hesaplama, Anfis, Melez zeki sistemler

## A Review on the Approaches and Systems Based on Neuro Fuzzy Synergism in the Soft Computing (Review)

**Abstract.** Hybridization of artificial neural network (ANN) and fuzzy logic (FL) has drawn the attention of researchers in various studies of scientific and engineering field due to the requirements of adaptive intelligent system for solving of real-world problems. Genetic algorithm (GA) has been frequently used to optimize the problem solutions. ANN imitate the work principles of human brain, and realize the learning via using the samples in training process. FL converts the linguistic expressions to rules in a rule base via using given rules and membership functions. When ANN works in conjunction with FL to fill lacks, high performance systems are obtained. The learning ability can be added to FL-based systems via ANN usage. In neuro-fuzzy systems (NFSs), the ability of flexibility, speed and adaptivity can be fused to FL component through ANN component. In our study, 51 studies in the literature about NFSs are systematically reviewed. These studies are based on the hybridization of ANN and FL components. As can be seen from the survey, the approaches based on the adaptive neural fuzzy inference system (ANFIS) are much more used than other neuro-fuzzy systems' studies in the literature. We made a conclusion over example works in the literature.

**Keywords:** Artificial neural network, Fuzzy logic, Soft computing, Anfis, Hybrid intelligent systems

### 1. GİRİŞ

İnsan beyninin sayısal bir işlemi yapması, beynin karmaşık bir yapıya sahip olmasından dolayı biraz zaman alabilir fakat idraka yönelik olayları daha kısa sürede gerçekleştirir [1].

*Aauthor's Email addresses:* korayaki33@gmail.com; bahadirkarasulu@comu.edu.tr

Yapay Zekâ (Artificial Intelligence, YZ) canlıların davranışlarını bilgisayar yardımı ile modelleyerek, bilgisayara öğrenme yeteneği kazandırır. YZ insan beyninin çalışma şekli ile insanın düşünme yeteneğini modelleyen yöntemlerden oluşur [2]. YZ sistemleri insanların karar vermesinde yardımcı olmaya çalışmaktadır. YZ sistemleri insan gibi davranan, önceki deneyimlerden öğrenme gibi görevleri yerine getiren ve doğadaki davranış biçimlerini modelleyen sistemler olarak tanımlanabilir [3]. YZ olarak bilinen ve YSA, BM ve GA gibi çeşitli dalları olan mantıksal programlama tekniği geçtiğimiz yıllarda ve günümüzde hemen her disiplinde yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır. YSA, BM ve GA uygulamalarda tek başlarına kullanılabildikleri gibi birçok uygulamada her bir yöntemin avantaj ve dezavantajları göz önüne alınarak birlikte de kullanılmıştır. Bu tür sistemler Melez Zeki Sistemler (Hybrid Intelligent Systems, MZS) olarak adlandırılmaktadır [4]. Karşılaştığımız problemler için farklı çözüm yollarını ararken zaman ve maliyet faktörlerini göz önüne almamız gerekir. Bu şartlarda en iyi yolu tercih etmeye çalışırız. Gerçek dünya problemlerini geleneksel yöntemlerle çözmeye çalıştığımızda yöntemlerin bazı sınırlılıkları ile karşılaşırız. Sınırlılıkları ortadan kaldırmak için bu tür problemlerin çözümünde zeki yöntemler kullanılır. Klasik YZ teknikleri yerine, daha modern bir kullanım şekli olan Hesaplamalı Zekâ (Computational Intelligence, HZ) YSA, GA, BM gibi daha modern tekniklere ağırlık vermektedir. Kullanılan HZ tekniklerinden YSA, BM, GA, Makine Öğrenmesi (Machine Learning, MÖ), Kaba Kümeler (Rough Sets, KK), Kaos Teorisi (Chaos Theory, KT) ve Olasılıksal Akıl Yürütme veya Çıkarım (Probabilistic Reasoning, OAY) gibi zeki yöntemler Esnek Hesaplama (Soft Computing, EH) çatısını oluşturmaktadır. EH'de her bir yöntem birbirine katkıda bulunarak eksik yönlerini gidermeye çalışmaktadır [5]. EH'de karmaşık ve çözülmesi zor olan problemlerin çözümünde geleneksel hesaplama farklı olarak, insanın sezgi, düşünce ve karar verme yeteneğini kullanma, basit ve düşük maliyetli çözümlerle belirsizlikleri ortadan kaldırma yoluyla optimum çözümü daha iyi performansla bulmayı hedeflenmektedir [45]. Geleneksel hesaplama daha katı ve kesin değerlerle uğraşırken EH esnek değerlerle ya da bulanık kümelerle (fuzzy sets) uğraşır [4].

Bu makalede MZS'den ve onların çeşitli uygulamalarından oluşan literatür taramasına yer verilmektedir. Çalışma beş bölüme ayrılmıştır. İkinci bölümde HZ teknik detayları ve HZ'yi oluşturan bileşenler tanıtılmaktadır. Ayrıca ikinci bölümde, EH'nin HZ ile arasındaki temel farklar ve benzerlikler verilerek, literatürdeki araştırma kapsamına yer verilmektedir. MZS'in oluşturulması için temel alınan sinerji de bu bölümde ortaya konulmuştur. Üçüncü bölümde MZS oluştururken başvuru alan çeşitli sinerjik yaklaşımlara yer verilmekte ve en çok kullanılan temel bileşenlerin nasıl bir kombinasyonla bir araya getirildiği gösterilmektedir. Üçüncü bölümün Sinirsel Bulanık Sistemler (Neuro Fuzzy Systems, SBS'ler) ile ilgili kısmında çeşitli kombinasyonlardan bahsedilerek literatürdeki güncel gelişim yönü gösterilmektedir. Bu

çalışmada, dördüncü bölüm kapsamında bilgi işlemede sınıflandırma yapılması yoluyla yukarıda bahsedilen MZS'in başarımlarının değerlendirilmesinde kullanılan çeşitli ölçütlere yer verilmektedir. Beşinci bölümde YZ alanındaki araştırmaların bu çalışmadan ne şekilde faydalanabileceği ve çalışmamızın literatüre katkısından bahsedilerek sonuçlara yer verilmektedir.

## 2. HESAPLAMALI ZEKÂ

Geleneksel hesaplama yöntemleriyle çözülemeyen gerçek dünya problemleri ve karmaşık problemleri çözmek için HZ bir ilham kaynağı olmuştur. HZ geleneksel hesaplamada yaşanan bazı sınırlılıkları ortadan kaldırmak için yöntemler sunar. HZ öncelikli olarak YSA, BM ve GA bileşenlerini içerir. HZ'nin önemli bir yönü uyarlanabilirlik (adaptivity) olduğundan MÖ'yü de içerir [6]. HZ aynı zamanda evrimsel hesaplamanın (evolutionary computing) da bir parçası olarak görülebilen sürü zekâsı (swarm intelligence) ve yapay bağışıklık (artificial immune) gibi biyolojik kökenli algoritmaları da içermektedir. HZ bileşenlerinden öncelikli olarak YSA, insan beyninin çalışma prensiplerini taklit eden [6], biyolojik sinir sisteminden esinlenilerek oluşturulmuş bir bilgi işleme merkezidir. YSA birbiriyle bağlantılı paralel işlem yapan çok sayıda sinirden oluşur [7]. YSA'da temel işlem elemanı olarak görev yapan sinir çeşitli girişler alır ve bu girişlerin ağırlıklarla çarpımının ağırlıklı toplamı alınarak amaç fonksiyonuna geçilir. YSA'da farklı sayılarda gizli katmanlar bulunabilir. YSA yapıları sinirler arasındaki bağlantıya göre ileri beslemeli (feedforward) ve geri beslemeli (feedback) olmak üzere iki mimariye ayrılmıştır [1, 3, 4]. YSA eğitiminde uygun değerler için ağırlıklar ve amaç fonksiyonuna verilecek değerler ayarlanır [8]. Ağların eğitimi danışmanlı öğrenme (supervised learning), danışmansız öğrenme (unsupervised learning) ve takviyeli öğrenme (reinforcement learning) olmak üzere üç farklı başlık altında toplanmıştır [1]. Danışmanlı öğrenmede hem giriş hem de istenen çıkış değerleri sisteme verilir ve ağ her girdiye karşılık gelen çıktıyı üretir [9]. Ağın üreteceği çıkış ile istenilen çıkış değerleri arasındaki fark azalınca kadar (üretilen çıktılar ile istenen çıktılar arasındaki hatalar kabul edilebilir seviyeye gelinceye kadar) ağırlıklar değiştirilir. Danışmalı öğrenmeye örnek olarak çok katmanlı algılayıcı (multilayer perceptron, ÇKA), geri yayılım (backpropagation), delta kuralı, en küçük karelerin ortalaması (least mean square) ve uyarlanabilir doğrusal sinir ya da uyarlanabilir doğrusal eleman (Adaptive Linear Neuron or Adaptive Linear Element, ADALINE) verilebilir [4]. Danışmansız öğrenmede ağa sadece giriş değerleri verilir ve giriş değerlerine uygun bir çıkış üretilinceye kadar ağırlıklar değiştirilir. Danışmansız öğrenme, danışmanlı öğrenmeye göre daha hızlıdır. Danışmansız öğrenmeye örnek olarak yarışmacı öğrenme (competitive

learning), Kohonen'in öz örgütlemeli harita ağı (self organizing map, SOM), Hebbian öğrenme ve Grossberg öğrenme verilebilir [9]. Danışmanlı öğrenmede ağ doğrudan gerçek ağ çıkışını vermez, ağ çıkışının iyi veya kötü değerlendirilmesini yapar [1, 10]. Aksel [11], 2006 yılındaki çalışmasında protein ikincil yapısını tahmin etmek için YSA kullanmış ve genel başarı oranı %68 olarak elde edilmiştir. Özkaya ve diğ. [12], 2005 yılındaki çalışmalarında YSA'nın üstün özellikleri kullanılarak gri tonlu görüntüde parmak izi temizleyip iyileştirmeye yönelik hızlı bir yaklaşım geliştirilmiştir. Sunulan yaklaşımın, klasik yöntemlerle kıyaslandığında hesaplama zamanı ve hesaplama karmaşıklığı açısından üstün olduğu tespit edilmiştir. Eroğul ve diğ. [13], 2009 yılındaki çalışmalarında Down sendromlu hastaların yüz fotoğraflarına görüntü işleme yöntemleri uygulayarak YSA ile bir ön tanı aracı geliştirmiştir. Sonuç olarak, kullanılan YSA'nın başarımı ortalama %68,7 olup bu yöntemle Down sendromlu hastanın klinik ön tanısı konulabilmektedir. Ekşi ve diğ. [14], 2012 yılındaki çalışmalarında ortopedi alanında sıkça karşılaşılan kırıkların otomatik olarak teşhisi için YSA tabanlı kırıklar için tespit sistemi tasarımı gerçekleştirmiştir. Deneysel sonuçlara göre, önerilen sistemin kırıkları bulma başarımı 1000 adım (epoch) için %89 olarak gözlenmiştir. Akkoyun ve diğ. [15], 2014 yılında yaptıkları çalışmada, atom çekirdeğindeki elektromanyetik geçişler için dönüşüm katsayılarını, YSA metodu kullanarak %7 ile %11 hata ile tahmin etmişlerdir.

Günlük hayatta kullanılan sözel ve sayısal ifadelerin birçoğu bulanık bir yapıya sahiptir [3]. Kullanılan bu ifadeleri bilgisayara aktarabilmek için matematiksel modeller oluşturulur. BM'de Mamdani ve Sugeno yöntemleri yaygın olarak kullanılan yöntemlerdir [16]. Mamdani yöntemi uzman bilgisine ihtiyaç duyan ve her türlü problemin çözümüne uygulanabilen bir yöntemdir. Sugeno yöntemi ise değişken sayısının çok fazla olmadığı durumlarda kullanılır [18]. Bulanık sistemlerin en temel elemanı bulanık kümedir. Bulanık bir kümede elemanlar aitlik derecesine göre 0 ile 1 arasında üyelik değeri alır [5]. BM bulanıklaştırma (fuzzifier), bulanık karar verme (fuzzy inference engine) ve durulaştırma (defuzzifier) diye üç aşamadan oluşmaktadır [17]. Bulanıklaştırma aşamasında, sayısal veriler üyelik fonksiyonları (membership function) tarafından sözel ifadelere ve üyelik derecelerine dönüştürülür. Bulanıklaştırma sonunda elde edilen sözel ifadeler, bulanık karar verme sürecinde kural tabanındaki "IF-THEN" (Eğer-O Halde) kurallarıyla karşılaştırılır ve sözel yargı sonuçlarına varılır. Bu aşamaya bulanık karar verme süreci adı verilir. Üçüncü aşama olan durulaştırma aşamasında sözel yargı sonuçları tekrardan sayısal değerlere dönüştürülür [18-21]. Çelebi ve diğ. [22], 2011 yılındaki çalışmalarında insansız sualtı araçlarının güvenli bir şekilde ilerleyebilmesi için hedef ve engel tespiti yapan bir sistem önermiştir. Gürültü giderilmiş görüntüde BM temelli hedef ve engel tespiti yapılmıştır. Yöntem çok sayıda farklı durum için test edilmiş ve başarılı tespit sonuçları verdiği görülmüştür. HZ bileşenlerinden bir diğeri olan

GA; evrim stratejileri ve genetik programlamayı (GP) birleştiren modeldir. Tüm teknikler üreme ve mutasyon seçim işlemleri kullanarak geliştirilmektedir [4]. GA, YZ tekniğinin bir koludur ve birçok uygulamada eniyileme yöntemi olarak kullanılmaktadır. GA yönteminde, doğadaki canlıların geçirdiği süreç örnek alınarak en iyilerin hayatta kalması ilkesi temel alınır. GA’da bir problemin optimum çözümü bazı temel işlemler ile gerçekleştirilir [3]. Bunlar amaç fonksiyonun belirlenmesi, kodlama, başlangıç popülasyonunun oluşturulması, üreme (reproduction), çaprazlama (crossover) ve evrim stratejileri (evolution strategies) gibi işlemleri kapsamaktadır [23]. GA, uygunluk fonksiyonuna dayalı eniyileme dışında MÖ ve GP iyileştirilmesi amacıyla da kullanılır [24]. Geliştirilen MZS’de kural tabanında tanımlı olan kural sayısı hesaplama zamanını arttıracığından kural tabanında tanımlı kural sayısı bir eniyileme tekniği olan GA kullanılarak en uygun olanların seçilmesi ile azaltılır [25, 26]. Cortes ve diğ. [27], 2003 yılındaki çalışmalarında asansör grup kontrolünü GA ile analizini ve benzetimini yapmışlardır.

## 2.1 Esnek Hesaplama

Gerçek dünya problemlerinin farklı alanlarında kullanılan YZ sistemleri geçmişte geleneksel hesaplama teknikleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Günümüzde geleneksel hesaplama tekniklerinin belirsizlik, öğrenme vb. sınırlılıklarını ortadan kaldırmak için zeki yöntemler kullanılmaktadır. Hesaplama teknikleri olarak kullanılan BM, YSA, GA, MÖ, OAY ve KT gibi zeki yöntemlerin birleşimi “EH” olarak adlandırılmaktadır [5]. YZ teknikleri tek başlarına kullanılabilirler gibi, sınırlılıkları ve yararları göz önüne alınarak farklı yapılar olarak birleştirdiklerinde, geleneksel hesaplama yöntemleriyle çözülemeyen karmaşık problemlerin çözümünde ve gerçek dünya problemlerinin çözümünde kullanılabilirler. EH’nin ana bileşenleri ve bunların bir arada kullanılacakları metaforlar Aliev ve Aliev’in [33], 2001 yılındaki çalışmalarında gösterilmiştir. Yeni bir yaklaşım olan EH, insan bilgi ve tecrübesi ile karar verme ve sezgi gibi özelliklerini etkin bir şekilde birleştirerek matematiksel modellenmesi zor olan sistemlerde daha iyi performans için; düşük maliyetli, basit ve başarılı çözümler üreterek değişen ortam koşullarına uyum göstermeyi hedefler. EH’nin temel bileşenlerinden olan YSA, BM, GA, MÖ, KT ve OAY gibi zeki yöntemler farklı metaforlar ile birleştirildiklerinde daha etkili olmaktadır [28]. EH ile yapılan farklı birçok uygulama literatürde mevcuttur [29-32]. Bu makalede EH yöntemleri ve farklı metaforlarda birleştirilen yöntemler incelenmiştir. Bir araya getirilerek kullanılacak olan zeki yöntemlerin sınırlılıklarını gidermek için yöntemlerin avantajları göz önüne alınmış ve daha iyi performansla çözümlene yapılması konusunda üzerinde durularak, ilgili literatürde mevcut çalışmalar incelenmiştir.

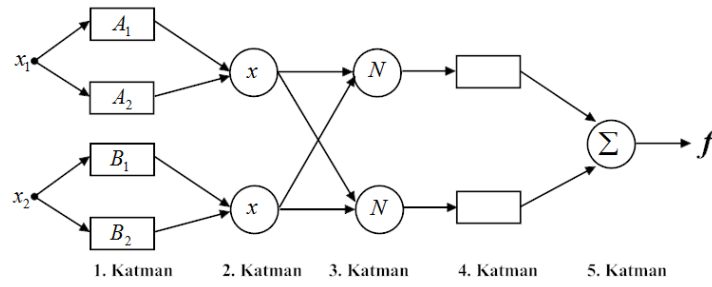
### 2.2 Melez Zeki Sistemler

MZS tıp alanında hastalık teşhisinde, finansal planlamada, veri madenciliğinde, karmaşık gerçek dünya problemlerinin çözümlenmesinde ve mühendislik alanında kullanılmaktadır [34]. Bu tür problemlerin çözümlenmesinde YSA, BM ve GA, MZS’de farklı yapılarda bir araya getirilerek daha iyi sonuçlar elde edilmektedir [35]. Tıp alanında hastalık teşhisi için sınıflandırma neticesinde bir model oluşturulmaktadır ve veriler ona göre sınıflandırılmaktadır. YSA sınıflandırmada başarılı olan en yaygın yöntemlerden bir tanesi olmasına rağmen tıbbi problemler gibi gerçek dünya problemlerinde istenilen başarıya ulaşamamaktadır. Bu tür problemleri çözmek için melez sistemler geliştirilmektedir [36]. Tıbbi tanılardaki karmaşıklık ve belirsizlik uzmanların teşhislerde karar vermelerini zorlaştırmaktadır. Doğrusal olmayan, belirsiz ve karmaşık ilişkilerin bulunduğu durumlarda doğruya en yakın sonucu bulma yeteneği, kesin olmayan ve dilsel olarak ifade edilen sayısal olarak modellenmesi zor olan problemler MZS’de BM kullanımı, diğer kurallara dayalı sistemlere nazaran avantaj sağlamaktadır [36]. MZS’de belirlenen kuralların eniyilemesi için GA kullanılmaktadır [37]. Sistemlerde YSA kullanımında en önemli dezavantajlardan biri eğitim için çok fazla zaman harcanmasıdır. Bu tür dezavantajların giderilmesinde melez yöntemler kullanılmaktadır [38]. MZS ile yapılan farklı birçok uygulama literatürde mevcuttur [39-44]. MZS için genel bir mimari önerilmiştir. Geçtiğimiz yıllarda toplam mimari dört farklı kategoride açıklanmıştır [45]. Bunlar; tek bileşenli sistemler (Single Component Systems), kaynaştırmaya dayalı sistemler (Fusion Based Systems), hiyerarşik sistemler (Hierarchical Systems) ve melez sistemler’dir (Hybrid Systems). Tek bileşenli sistem sınıfı sadece tek bir teknikle sistemi kontrol eder. Bu yaklaşım örneğin saf bulanık kontrol ya da ÇKA tabanlı yaklaşımları içerir. Kaynaştırılmış sistemler tek bir yapıda farklı tekniklerin birleşimiyle oluşmuş sistemleri kapsar. Hiyerarşik sistem sınıfını daha karmaşık sistemler oluşturur. Bunlara örnek olarak, her katmanda farklı işlevselliği birleştirilmiş, hiyerarşik birleştirilmiş yapı verilebilir (sensör verilerini önceden işleme, planlama ve hareket seçme gibi). Sistemin doğru işlevi her katmanın doğru işleyişine bağlıdır. Zayıf katmanın muhtemel hatası yayılım işlemi boyunca hiyerarşi sisteminin çıkışını etkiler. Melez sistemler problem çözme görevinde birbirini etkileyen sistemlere odaklanır ve temel farklı tekniklerle yan yana konulmuş yaklaşımları içerir. Sinir ağları adaptasyona uygun ve öğrenme işini gerçekleştirmektedir. Genel olarak sinir ağı bir kara-kutu (black-box) oluşturur, yani bu şekilde YSA’nın nasıl çalıştığının son kullanıcı tarafından anlaşılması mümkün olmamaktadır[45].

### 3.SİNİRSEL BULANIK SİNERJİ

BM'nin YZ alanlarında kullanılmasıyla bu alanda yeni gelişmeler yaşanmaya başlanmıştır. Bir YZ sistemde tek başına BM kullanıldığında bazı eksiklikler ortaya çıkmaktadır. Bu tür sistemlerde en önemli eksikliklerden biri de sistemlere öğrenme yeteneğinin kazandırılmasıdır. YZ sistemlerde, BM ile YSA birlikte kullanıldığında sistemlerde hız ve başarımla birlikte daha başarılı sonuçlar elde edilmeye başlanmıştır. Amerika'da YSA denetimi 1980'lerin sonlarına doğru kimyasal işlemlerde, uzay mekiklerinde, robot kollarında, havacılık uygulamalarında ve yüksek kaliteli parça üretiminde kullanılmaya başlanmıştır. Lotfi Zadeh, YSA ve BM kombinasyonu olan sistem örnekleri üzerine odaklanmıştır. YSA ve BM tekniklerinin her ikisi de temel olarak insan beyninin sonuç çıkarma mekanizmasını taklit etmektedir. Her iki YZ tekniği de kontrol edilecek sistemin matematiksel modeline ihtiyaç duymamaktadır. Bu sayede SBS'ler karmaşık ve doğrusal olmayan sistemler ile doğrusal sistemleri modelleyebilirler [1]. YZ tekniklerinden BM ve YSA paradigmasını birleştirmek için bazı zorluklar ortaya çıkmaktadır. Bu birleştirme yöntemi kullanıldığında SBS'ler olarak adlandırılır [19]. Literatürde SBS'lerin birkaç uygulaması vardır [19, 46, 47]. SBS yapısında hem YSA, hem de BM kullanılır [48, 49]. Bulanık çıkarım sistemi "IF-THEN" (Eğer-O Halde) kuralları ve giriş çıkış bilgi çiftlerinden oluşur ve sistem eğitiminde YSA öğrenme algoritmaları kullanılır. SBS'lerde YSA'nın eğitilmesiyle sağlanan öğrenme yeteneği ile BM'nin belirsizliğe karşı toleransı birleştirilerek daha performanslı, hızlı, düşük maliyetli ve bilgi işleme yeteneği yüksek sistemler elde edilmektedir. Şekil 1'de SBS yapısı gösterilmektedir [4].

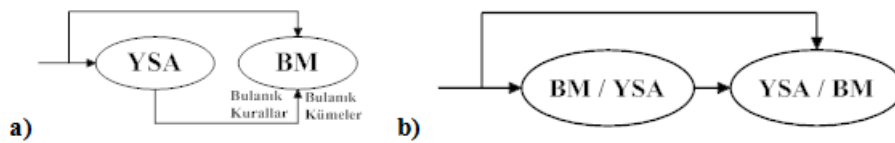
Sinirsel bulanık ağ, bulanıklaştırma katmanı, iki adet gizli katman, fonksiyon katmanı ve durulaştırma katmanından oluşmaktadır. Bulanıklaştırma katmanının girişleri, bulanık çalışma bölgelerini tanımlamak için kullanılan sistem değişkenleridir. Bu katmanda üç tip aktivasyon fonksiyonu kullanılmaktadır. Bunlar; Sigmoid, Gauss ve ters Sigmoid fonksiyonlarıdır. Kural katmanı bulanık çıkarımı gerçekleştirmektedir ve işlem birimleri Sigmoid fonksiyonunu kullanmaktadır. Kural katmanının ilk katmanındaki işlem birimleri girişlerinin her biri bir bulanık kümeye karşılık gelmektedir. Son katmandaki her bir işlem biriminin çıkışı ise çalışma bölgelerinin üyelik fonksiyonları olmaktadır. Fonksiyon katmanındaki işlem birimleri, bulanık çalışma bölgeleri için azaltılmış dereceli modelleri gerçekleştirmektedir. Her bir işlem birimi bir çalışma bölgesine karşılık gelmektedir. İşlem birimlerinin çıkışları, ağırlıklandırılmış sistem değişkenlerinin toplamıdır [4]. Fonksiyon katmanındaki ağırlıklar, çalışma bölgelerindeki doğrusal modellerin parametreleridir. Durulaştırma işlem biriminin girişi, çalışma bölgeleri ve bu bölgelere ait üyelik fonksiyonlarıdır. Durulaştırma katmanı, ağırlık yöntemi ile durulaştırma işlemini gerçekleştirmekte ve ağ çıkışını oluşturmaktadır.



Şekil 1 SBS mimarisi

### 3.1 Sinirsel Bulanık Sistemler

Sinirsel bulanık hesaplama karmaşık problemlerin çözümü için kullanılmaktadır. Eğer elimizde dilsel kurallarla ifade edilen bilgi varsa, bir Bulanık Çıkarım Sistemi (Fuzzy Inference System, FIS) oluşturulur. Eğer elimizde eğitimle öğrenilebilir bir veri varsa YSA kullanılır. Bir FIS oluşturmak için bulanık operatörlerin ve bilgi tabanının belirtilmesi gerekmektedir. Benzer bir uygulamada bir YSA oluşturmak için kullanıcı mimarisi ve öğrenme algoritmasını belirtmek gerekmektedir [50]. Sinirsel bulanık ağ, YSA ve bulanık sistemlerin sentezlenmesiyle BM'nin belirsiz bilgileri işleme yeteneğinden ve YSA'nın öğrenme yeteneğinden yararlanabilmek için bu iki teknoloji değişik yöntemlerle birleştirilmektedir. YSA giriş ve çıkış değerleri verilen bir statik fonksiyonu öğrenebilmektedir. Öğrenme işlemi, ağ içerisindeki ağırlıkların belirlenmesiyle gerçekleşmekte ve verilen fonksiyona en uygun yaklaşım sağlanmaktadır. YSA bulanık sistemin parametrelerini belirlemek için kullanılmaktadır. Öğrenme aşamasından sonra bulanık sistem, YSA'ya ihtiyaç duymadan çalışmaktadır. Sistem eğitim yaparken YSA, karar verme işleminde de BM kullanılmaktadır. Sinirsel bulanık ağ ile yapılan farklı birçok uygulama literatürde mevcuttur [51-55]. İşbirlikli SBS'lerde (Cooperative Neuro Fuzzy Systems) YSA sadece başlangıç aşamasında kullanılır. YSA eğitim verisini kullanarak bulanık sistemlerin alt-blok'larını (sub-block) belirtir ve daha sonra sadece bulanık sistem çalışır. Şekil 2a'da işbirlikli SBS mimarisi ve Şekil 2b'de eşzamanlı sinirsel bulanık sistem mimarisi gösterilmektedir [19].



Şekil 2 İşbirlikli SBS (a) ve eşzamanlı SBS (b)



Eşzamanlı SBS'ler (Concurrent Neuro Fuzzy Systems) tam anlamıyla bir SBS değildir, çünkü sinir ağı bulanık sistemi ile birlikte çalışmaktadır. Bulanık sistemdeki girişler önceden işleme tabi tutulur ve sonra sinir ağı eşzamanlı sisteminin çıkışlarını işler. Eşzamanlı SBS'lerdeki sonuçlar tamamen yorumlanabilir değildir. Bu durum bir dezavantaj olarak kabul edilebilir. Melez SBS'leri geliştirmenin farklı yolları vardır. Aşağıda belirtilmiş olduğu gibi literatürdeki her çalışmada farklı bir melez SBS tanımlamıştır [4, 19, 47]:

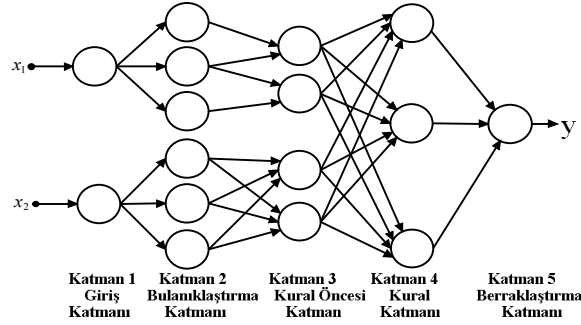
- Bulanık Uyarlanabilir Öğrenme Kontrol Ağı (Fuzzy Adaptive Learning Control Network, FALCON)
- Zeki Kontrol Tabanlı Genelleştirilmiş Yakınsama Çıkarımı (Generalized Approximate Reasoning based Intelligence Control, GARIC)
- Sinirsel Bulanık Denetleyici (Neuro Fuzzy Controller, NEFCON)
- Bulanık Çıkarım Yazılımında Bulanık Çıkarım ve Sinir Ağı (Fuzzy Inference and Neural Network in Fuzzy Inference Software, FINEST)
- Bulanık Ağ (Fuzzy Net, FUN)
- Kendikendine Oluşturan Sinirsel Bulanık Çıkarım Ağı (Self Constructing Neural Fuzzy Inference Network, SONFIN)
- Bulanık Sinir Ağları (Fuzzy Neural Network, FNN)
- Dinamik Hesaplamalı Sinirsel Bulanık Ağ (Dynamic/Evolving Fuzzy Neural Network, EFuNN and dmEFuNN)
- Uyarlanabilir Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemini (Adaptive Neural Fuzzy Inference System, ANFIS)

SBS'ler Mamdani tipi veya Sugeno tipi olabilir. Mamdani tipi öğrenme algoritmasında geri yayılım algoritması kullanır ve sistem mimarisi beş katmandan oluşmaktadır. Şekil 3'de Mamdani tipi SBS mimarisi gösterilmiştir [47].

Mamdani tipinde giriş katmanındaki giriş değerleri bir sonraki katmana iletilir. Bulanıklaştırma katmanında her bir giriş değerlerine bulanık kümedeki üyelik dereceleri verilir. Üçüncü katmanda T-norm operatörü kullanılmakta ve düğümün çıkışı bulanık kuralların tetikleme derecesini temsil etmektedir. Kural katmanında üçüncü katmandan gelen değerler birleştirilir. Durulaştırma katmanında bütün kurallar T-conorm operatörü kullanılarak birleştirilir ve yeni çıkış değeri hesaplanır. Takagi-Sugeno tipi öğrenme algoritmasında, en küçük kareler (least square) yöntemini ile geri yayılım algoritması bir arada kullanır. Sugeno tipinde öğrenme iki adımdan oluşmaktadır. İlk olarak giriş değerleri üretilir ve en küçük kareler yöntemi ile uygun sonuç parametreleri kabul edilir. İkinci adımda geri yayılım algoritması

## Esnek Hesaplama Sinirsel Bulanık Sinerjiyi Temel Alan Sistemler

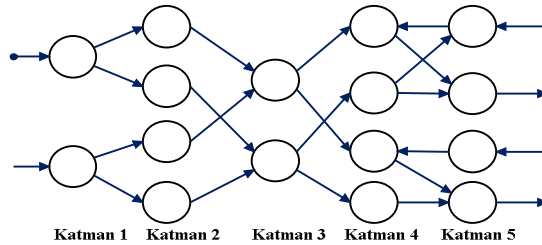
kullanılmaktadır. Parametreler yeniden üretilir ve sonuç parametreleri haricindeki parametreler yer değiştirir. Takagi-Sugeno tipi giriş katmanı, bulanıklaştırma katmanı, kural öncesi katman Mamdani tipiyle aynıdır. Dördüncü katmanda kurallar normalize edilir. Beşinci katman fonksiyon katmanıdır ve son olarak altıncı katmanda diğer düğümlerden gelen değerler toplanarak çıkış değeri hesaplanır.



Şekil 3 Mamdani tipi SBS mimarisi

### 3.1.1 Bulanık Uyarlanabilir Öğrenme Kontrol Ağı

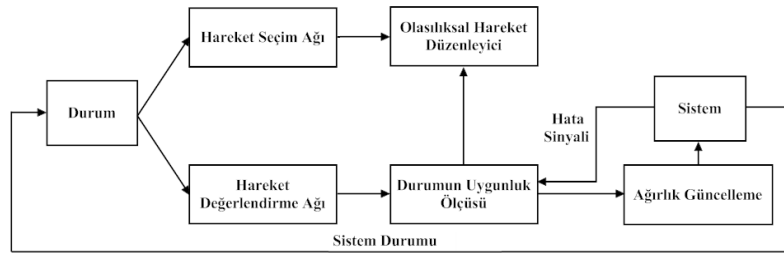
FALCON mimarisi Şekil 4’de gösterilmektedir ve her çıkış değişkeni arasında iki tane dilsel düğüm vardır [47]. İlk katmandaki düğümler sadece giriş sinyallerini sonraki katmana iletir. İkinci katmandaki her düğüm bir tek boyutlu üyelik fonksiyonu gibi davranır ve bulanıklaştırmadan sorumludur. Üçüncü katman BM kurallarını eşleştirmek için AND işlemini gerçekleştirir [56]. Dördüncü katmandaki düğümlerin iki çalışma modu vardır: aşağıdan-yukarıya iletim (down-up transmission) ve yukarıdan-aşağıya iletim (up-down transmission) modlarıdır. Beşinci katman durulaştırmayı gerçekleştirir [57].



Şekil 4 FALCON mimarisi

### 3.1.2 Zeki Kontrol Tabanlı Genelleştirilmiş Yakınsama Çıkarımı

GARIC, iki sinir ağı modülü, Hareket Seçim Ağı (Action Selection Network, ASN) ve Hareket Durum Değerlendirme Ağı (Action State Evaluation Network, AEN), kullanarak bir sinirsel bulanık denetleyici uygulamaktadır. AEN, ASN faaliyetlerini değerlendirir. GARIC'in ASN parçası katmanlar arasında bağlantı olmadan beş katmanlı bir ileri besleme ağıdır. Şekil 5 GARIC-ASN yapısını göstermektedir. Dil değerleri, birinci gizli katman içinde saklanır ve bu birim giriş birimine bağlıdır. Bulanık baz ikinci gizli katman içinde depolanır. Üçüncü gizli katman kontrol çıkış değişkeninin dilsel değerlerini temsil eder. GARIC'teki çıkışları hesaplamak için kullanılan durulaştırma yöntemi maksimum ortalamadır. Kesin çıkış her kurdan alınır, denetleyicinin nihai çıkış değeri toplanmadan önce çıkışın önce durulaştırılmış olması gerekir. GARIC'de kullanılan öğrenme yöntemi kademeli iniş (gradient descent) ve takviyeli öğrenme kombinasyonudur [47]. Kulalı ve diğ. [59], 2002 yılındaki çalışmalarında GARIC mimarisinden esinlenerek molozlar üzerinde yürüyebilen yılan benzeri bir robot tasarlamıştır. Tasarladıkları bu robot sisteminde bulanık denetleyici tabanlı bir seçim ağı oluşturulmuş, robot önceki performanslarından öğrenerek, YSA'ya dayalı bir yürüyüş değerlendirme modülü tarafından ayarlanmıştır. Robot geri bildirim bilgilerini alarak takviyeli öğrenmeyle yürüyüşünü değiştirmektedir. Berenji ve diğ. [60], 1992 yılındaki çalışmalarında dinamik sistemden takviyeli BM denetleyicisinin ayarlanması ve öğrenme için GARIC tabanlı bir mimari sunmuştur.



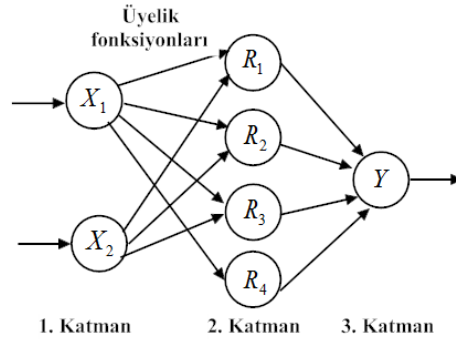
Şekil 5 GARIC-ASN yapısı

### 3.1.3 Sinirsel Bulanık Denetleyici

NEFCON, Mamdani tipi FIS uygulanarak tasarlanmıştır ve mimarisi Şekil 6'da gösterilmektedir [47]. NEFCON katmanlar arasında bağlantıları bulanık kümeler ve paylaşılan ağırlıkları sözde (pseudo) kuralları ile ağırlıklandırılır. Bu ağırlıklandırılmış bağlantıları kural tabanının bütünlüğünü sağlar. NEFCON mimarisindeki üç katman arasında giriş katmanı dilsel

## Esnek Hesaplama Sinirsel Bulanık Sinerjiyi Temel Alan Sistemler

değişkenleri ve çıkış katmanı durulaştırma arayüzünü temsil eder. Aradaki gizli katman bulanık çıkarım olarak hizmet vermektedir. NEFCON, takviyeli öğrenme ve geri yayılım metodunu kombine bir şekilde kullanır. NEFCON, eğer sistem hakkında hiçbir ön bilgi mevcut değilse ya da kural tabanı tanımlanmamış olsa bile ilk kural tabanını öğrenme yeteneğine sahiptir. NEFCON'un iki modeli vardır: fonksiyon yaklaşımı için Sinirsel Bulanık Fonksiyon Yaklaşımı (Neuro Fuzzy Function Approximation, NEFPROX) ve sınıflandırma görevleri için Sinirsel Bulanık Sınıflandırma (Neuro Fuzzy Classification, NEFCLASS) [61].



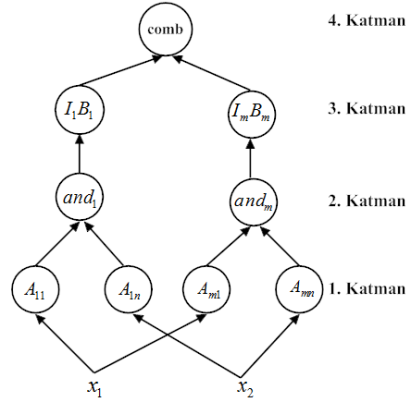
Şekil 6 NEFCON mimarisi

Amaral ve diğ. [62], 2001 yılındaki çalışmalarında melez tekniklere dayalı kontrol sistemi tasarlamıştır. Çeşitli bitkilerin kontrolünde Mamdani tipi bulanık denetleyici olan NEFCON kullanılmıştır. İki veya daha fazla bitkiden elde edilen sonuçlar geleneksel yöntemlerle karşılaştırılmış ve kullanılan melez modelin potansiyeli gösterilmiştir. Arellano-Cardenas ve diğ. [63], 2005 yılındaki çalışmalarında sürekli kendi parametrelerini ayarlayabilen üçgen üyelik fonksiyonu oluşturmak için temel analog Önleyici Metal-Oksit Yarıiletken (Complementary Metal-Oxide Semiconductor, CMOS) hücre kümesi sunmuştur. İlgili çalışmada daha verimli devreler oluşturmada donanım tasarımı için NEFCON, NEFPROX, NEFCLASS kullanımının daha verimli sonuçlar üreteceğini önermiştir.

### 3.1.4 Bulanık Çıkarım Yazılımda Bulanık Çıkarım ve Sinir Ağı

FINEST kombinasyon fonksiyonlarının, bulanık önermelerin ayarlanması ve çıkarım fonksiyonunun ayarlanması olmak üzere iki tür ayarlama yeteneğine sahiptir. FINEST'teki parametrelerin ayarlanması geri yayılım algoritması tarafından yapılır. Ağ içindeki tüm veriler bulanık küme olarak kabul edilir. Şekil 7 FINEST katmanlı mimarisini ve bulanık çıkarım hesaplama işlemini göstermektedir [47]. Herhangi bir parametrenin ayarlanması için,

parametrelerle ilgili türev fonksiyonu verildiğinde ve bulanık veri hesaplama sürecini ifade eden ağ düğümleri görünür olduğunda, FINEST tarafından bir çerçeve sunulmaktadır. Bu yüzden çıkarım işlemi parametrelerle izah etmek çok önemlidir [47].

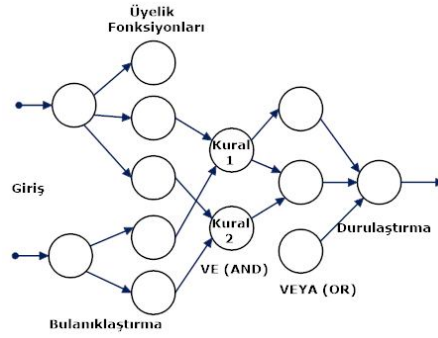


Şekil 7 FINEST mimarisi

Tano ve diğ. [64], 1996 yılındaki çalışmalarında doğal dil cümlelerinin anlamının nitelendirilmesinin yanı sıra bulanık modelleme ve bulanık kontrol için FINEST kullanmıştır. Bulanık cümleler FINEST ile ayarlanmış ve sonuç olarak cümlelerin yapısı açıklığa kavuşturulmuştur.

### 3.1.5 Bulanık Ağ

FUN mimarisinde ilk gizli katmandaki sinirler üyelik fonksiyonlarını içerir ve bu giriş değerleri bulanıklaştırılır [50]. Bulanık VE (fuzzy AND) işlemi ikinci gizli katmanda çalışır. Çıkış değişkenlerinin üyelik fonksiyonları bulanık VEYA (fuzzy OR) aktivasyon fonksiyonu ile üçüncü katmanda saklanır [47, 65]. Çıkış sinirine uygun bir durulaştırma yöntemi kullanarak durulaştırma gerçekleştirilir. Ağ bir bulanık kural tabanı ve ilgili üyelik fonksiyonları ile başlatılmıştır. Üyelik fonksiyonlarının parametreleri bir öğrenme prosedürü kullanılarak değiştirilir. Öğrenme süreci üyelik fonksiyonunun rasgele değişikliğinden sonra değerlendirilerek bir maliyet fonksiyonu tarafından denir. Değişiklik, iyileştirilmiş bir başarımla değişmesi ile sonuçlandığında saklanır, aksi halde bozulur. FUN kuralları ve bulanık değerler arasındaki bağlantıları değiştirerek kurallarını öğrenmektedir. Üyelik fonksiyonları birinci ve üçüncü katmandaki veri düğümlerinin değiştirilmesiyle öğrenilmektedir. FUN danışmalı ve takviyeli öğrenme gibi standart sinir ağı eğitim stratejileri ile eğitilebilmektedir [47]. Şekil 8’de basit bir FUN modeli gösterilmektedir [50].



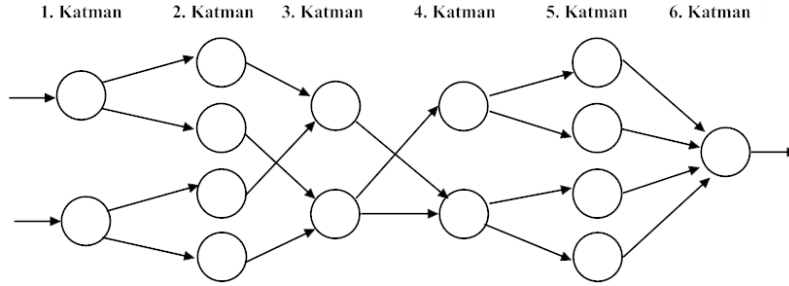
**Şekil 8** Basit FUN modeli

Tian ve diğ. [66], 2007 yılındaki çalışmalarında çevrimdışı imza doğrulaması için yeni bir yaklaşım önermişlerdir. Bu çalışmada İngilizce ve Çince imza veritabanları ile önerilen yöntemin etkinliğini arttırmak ve yüksek doğrulama oranı elde etmeyi hedeflemişlerdir. Gerçek imza ile sahte imza arasındaki farkı bulmak için doğrulama düzeni, her bir alt-bant seviyesinde önerilen bulanık ağ çıkışı birleştirilerek elde edilmiştir. Hata oranı sırasıyla %12,57 ve %13,96 olarak elde edilmiştir. Schnitman ve diğ. [67], 2000 yılındaki çalışmalarında Mamdani bulanık modeli kapsamında danışmanlı öğrenme yönteminin etkili bir uygulamasını önermiştir. İlgili çalışmada Mamdani tipi bulanık üyelik fonksiyonlarını eğitmek için geri yayılım algoritması kullanılmıştır.

### 3.1.6 Kendikendine Oluşturan Sinirsel Bulanık Çıkarım Ağı

SONFIN'de değiştirilmiş Takagi-Sugeno FIS uygulamaktadır ve Şekil 9'da mimarisi gösterilmektedir. Kümeleme tabanlı algoritmaya göre esnek bir şekilde bölümlenmiştir. Sonuç parçasını tanımlamak için tekil değer bir kümeleme yöntemi ile seçilir ve başlangıçta her kurala atanır. Daha sonra, bir kaç ek giriş değerleri her bir kural için yansıtma tabanlı bağıntı ölçümü yoluyla seçilir ve giriş değişkenlerine doğrusal bir denklem oluşturan kısım eklenir. Parametre tanımlama için, sonuçta parametreleri ya en küçük ortalama kareler veya özyinelemeli en küçük kareler algoritması tarafından optimal olarak ayarlanır ve önkoşul parametreleri geri yayılım algoritması tarafından ayarlanmaktadır [47]. Lin ve diğ. [68], 2005 yılındaki çalışmalarında sürücülerin algılama, tanıma ve araç kontrolü yetenekleri gibi bilişsel durumunu tespit etmek için optimal bir tahmin sistemi geliştirmiştir. Sürüş tahmini için ekstra özellikler SONFIN ile eğitilmiştir. Doğrusal regresyon modelinin eğitim ve test sonuçları sırasıyla %90 ve %85 iken, SONFIN sonuçları %96 ve %91'dir. Liu ve diğ. [69], 2011 yılındaki çalışmalarında MIT-BIH

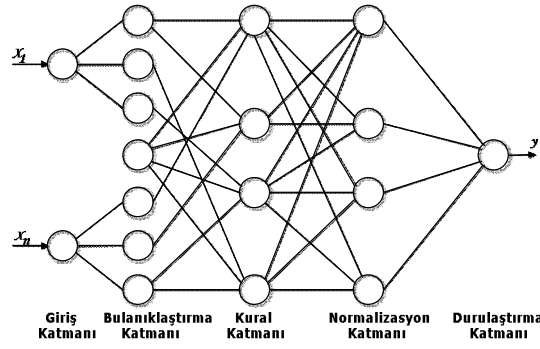
ritim bozukluğu veritabanından elde edilen sürekli EKG sinyallerinden üç aritmik türü ve normal sinüs ritimlerini sınıflandırabilen, YZ sistemlerini bütünleştirerek otomatik bir sistem önermiştir. Normal sinüs ritimlerinin sınıflandırılmasında SONFIN kullanılmış ve %98,9 doğruluk ve kalp atışı algılama doğruluğu %99,3 olarak tespit edilmiştir.



Şekil 9 SONFIN mimarisi

### 3.1.7 Bulanık Sinir Ağı

Bulanık sinirsel sistemler homojen bir yapıdadırlar ve genellikle sinir ağlarına benzemektedirler. FNN'de bulanık sistemler sinirsel ağların özel bir türü olarak yorumlanır. Bulanık sistemler ve sinir ağları bir sistemde birleştirilmiştir. Bu sistem çevrimiçi (online) ve çevrimdışı (offline) öğrenebilir. Bir bulanık sistemin kural tabanı bir sinir ağı olarak yorumlanır. Giriş, çıkış değişkenleri ve kurallar nöron olarak modellenmiş ise bulanık kümeler ağırlık olarak kabul edilebilir. Nöronlar öğrenme aşamasında silinebilir veya dâhil edilebilir. Ağdaki nöronlar bulanık bilgi tabanını temsil eder. Böylece bu iki sistemin dezavantajlarının üstesinden gelinir [70]. Şekil 10'da FNN mimarisi gösterilmektedir [71]. Mohseni ve Shooredeli [72], 2007 yılındaki çalışmalarında doğrusal olmayan bir sistem için FNN denetleyicisine sahip bir sistem geliştirmişlerdir. FNN ana akım düzenleyici kontrolörü olarak kullanılmıştır. Kullanılan bu yöntem tek girişli ve çok girişli doğrusal olmayan sistemler için verimli olabilmektedir. Kumar ve diğ. [73], 2011 yılındaki çalışmalarında konuşma tanıma sisteminde uygulanabilir Takagi-Sugeno tipli FNN algoritması geliştirmişlerdir. Sunulan sistemin belirgin özelliği doğrudan ya da ileri düzey bilgi sunumu için uygun olması ve konuşma sinyalinin karakteristik parametrelerinin ölçümü ve transfer işleminde oluşan yanlış ve eksik bilgileri idare edebilmesidir.

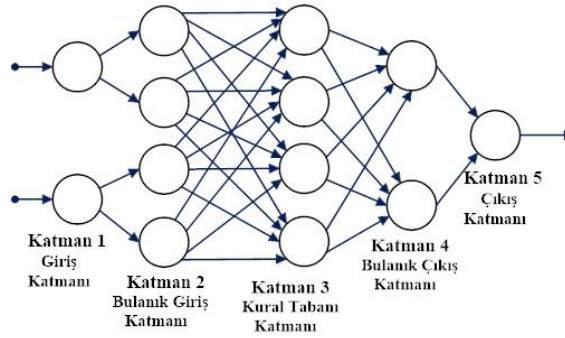


Şekil 10 FNN mimarisi

### 3.1.8 Dinamik Hesaplamalı Sinirsel Bulanık Ağ

EFuNN’da tüm düğümler öğrenme aşamasında oluşturulur [47]. İlk katmanda önceden tanımlanmış üyelik fonksiyonları ile ilgili hesaplanan uyumluluğun derecesi ikinci katmana iletilir. Üçüncü katman bulanık girdi ve bulanık çıkış alanlarından aşırı-alanlarla (hyper-spheres) ilişkili olarak girdi-çıkış veri örneklerini temsil eden bulanık kural düğümlerini içerir. Her kural düğümünün bağlantı ağırlıkları iki vektör ile tanımlanmakta ve bu iş, melez öğrenme tekniği ile yapılmaktadır. Dördüncü katman veri girişlerini eşleştirmek için çıkış üyelik fonksiyonlarının derecesini hesaplamaktadır. Beşinci katman ise durulaştırma yapar ve çıkış değişkeni için sayısal değeri hesaplamaktadır. Ayrıca, dmEFuNN, EFuNN değiştirilmiş bir versiyonudur. Bir grup kural düğümü her yeni giriş vektörü için seçilmiştir ve bunların aktivasyon değerleri, çıkış fonksiyonunun dinamik parametrelerini hesaplamak için kullanılmaktadır. EFuNN Mamdani tipi bulanık kuralları uygularken, dmEFuNN Takagi-Sugeno bulanık kuralları uygular. Şekil 11’de EFuNN mimarisi gösterilmektedir [19]. Chang ve diğ. [74], 2009 yılındaki çalışmalarında Tayvan’da elektrik tahmini için EfuNN ile bir sistem geliştirmiştir. Elektrik talebi, Ekonomi Bakanlığı Enerji Bürosu tarafından yayınlanan özet istatistiklerden elde edilmiştir. Elektrik talebini etkileyen faktörlerle ilgili bilgiler Data Bank for Atmospheric Research (DBAR)’den toplanmıştır. Bu çalışmada farklı kurallar arasında her faktörün önemini hesaplamak için bir ağırlıklı faktör kabul edilmekte ve EfuNN ile ayarlama işlemi yapılmaktadır. Önceki veriler ile eğitim gerçekleştirilmektedir ve buna göre tahmin yapılmaktadır. Woodford [75], 2010 yılındaki çalışmasında EFuNN budama (pruning) algoritmasını test etmek için, İris sınıflandırma veri setini kullanmıştır. EfuNN öğrenme parametrelerinin ayarlanmasıyla budama yapılarak otomatik olarak yöntemin gelişimini düzenleyen bir entropi kriteri uygulanmıştır. Önerilen yöntemin diğer yonteme nazaran daha iyi başarımlar gösterdiği belirtilmiştir.

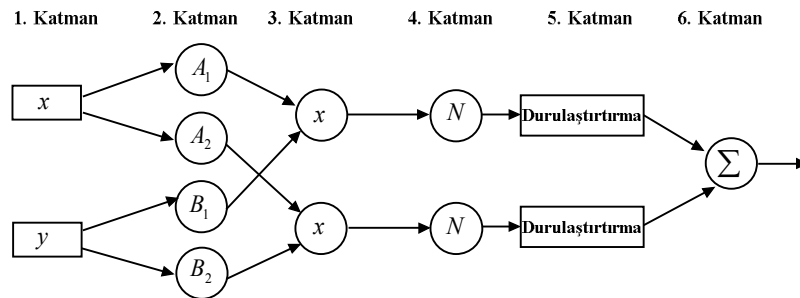




Şekil 11 EFuNN mimarisi

### 3.1.9 Uyarlanabilir Sinirsel Bulanık Ağ Çıkarım Sistemi

ANFIS melez bir öğrenme modeli kullanarak bulanık çıkarım sisteminin Sugeno tipinin parametrelerini belirlemeye çalışır. Bunu bulanık çıkarım sistemi, üyelik fonksiyon parametrelerini eğitmek için, en küçük kareler metodunun ve geri yayılım kademeli iniş (backpropagation gradient descent) metodunun bileşkesini kullanarak verilen veri setinin eğitimi için uygulamaktadır. ANFIS, az sayıda ve çıktıyı en çok etkileyen girdileri içeren sistemlerde etkili çözümler vermektedir [76]. Aynı zamanda öğrenme yeteneği, paralel işlem, yapılandırılmış bilgi temsili ve diğer denetim tasarım yöntemleriyle daha iyi bütünleşmesi diğer yöntemlere göre daha üstündür [1]. ANFIS mimarisinde ilk katman giriş katmanı olarak adlandırılmaktadır ve gelen giriş sinyallerini diğer katmanlara iletir. İkinci katman bulanıklaştırma katmanı olarak adlandırılır. Üçüncü katman kural katmanıdır. Dördüncü katman normalizasyon katmanı olarak görev yapmaktadır. Beşinci katman durulaştırma katmanıdır ve son olarak altıncı katmanda durulaştırma katmanından gelen değerler toplanarak ANFIS sisteminin gerçek çıktı değeri elde edilir. ANFIS yapısına ait mimari Şekil 12’de verilmiştir [4].



Şekil 12 ANFIS Yapısı

## Esnek Hesaplama Sinirsel Bulanık Sinerjiyi Temel Alan Sistemler

Giriş ve çıkış eğitim çiftleri ile verilmekte olan bir fonksiyonu, YSA öğrenebilmektedir. Öğrenme işlemi, ağ içerisindeki ağırlıkların belirlenmesiyle gerçekleşmekte ve verilen fonksiyona optimal yaklaşım sağlanmaktadır. Böylece ANFIS içerisine entegre edilmiş YSA sistemi öğrenmektedir. ANFIS'in en önemli özelliği kademeli iniş ve en küçük kareler yöntemini bir arada uygulayarak sunduğu melez öğrenme algoritmasıdır ve bu da ANFIS'in diğer yöntemlere yönelik üstünlüğüne temel teşkil etmektedir. Literatürde, ANFIS'in uygulandığı çalışmalarda girdi sayısının en fazla dörde kadar çıktığı gözlemlenmektedir. ANFIS elde bulunan girdi setine göre üyelik fonksiyonunun seçiminde çeşitli seçenekler (üçgen üyelik fonksiyonu, yamuk üyelik fonksiyonu, Gauss kombinasyon üyelik fonksiyonu, genelleştirilmiş çan eğrisi üyelik fonksiyonu vb.) sunmaktadır [76]. ANFIS, BM modelini oluşturmak için beş katmanda uygulanır. Her bir katman düğüm fonksiyonu tarafından tanımlanan birkaç düğümünden oluşur. Basit çalışma mantığı; bir önceki katmandaki düğümlerden çıkış sinyali ilgili katman tarafından giriş sinyali olarak kabul edilir. ANFIS'in iki BM modeli mevcuttur. Eşitlik 1 ve 2'de bu modeller gösterilmektedir.

$$\begin{aligned} \textbf{Kural1:} & (x \text{ eğer } A_1) \text{ ve } (y \text{ eğer } B_1) \text{ o halde} \\ & (f_1 = p_1x + q_1y + r_1) \end{aligned} \tag{1}$$

$$\begin{aligned} \textbf{Kural2:} & (x \text{ eğer } A_2) \text{ ve } (y \text{ eğer } B_2) \text{ o halde} \\ & (f_2 = p_2x + q_2y + r_2) \end{aligned} \tag{2}$$

Eşitlik 1'de  $x$ , birinci ve ikinci giriş parametreleri,  $A_1$ , ve  $B_1$  bulanık kümeleri,  $f_1$  kurallar tarafından belirlenen bulanık bölge ile birlikte çıkışı,  $p_1$ ,  $q_1$ , ve  $r_1$  ise eğitim işlemi esnasında tasarlanan parametreleri göstermektedir [77].

Altug ve Chow [78, 79], çalışmalarında motor hata tespiti sorunu için FALCON tabanlı ve ANFIS tabanlı hata tespiti mimarisi önermiştir. İlgili çalışmalardaki uygulamalarda, hata tespitinde ANFIS tabanlı hata tespiti mimarisinin daha iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Hong ve diğ. [80], 2011 yılındaki çalışmalarında görüntü özelliklerinin yerleştirilmesi için bir karma modlu sinirsel bulanık hızlandırıcı önermiştir ve düşük güç tüketimiyle yerleştirme süresinin azaltılması için ANFIS ve dijital denetleyici birlikte uygulanmaktadır. İlgili çalışmada geleneksel dijital sistemle karşılaştırıldığında; ANFIS, işlem süresinin %43 ve aynı zamanda

görüntü özelliği çıkarma işleminin süresinin %19,4 oranında azalmasını sağlamaktadır. Baştürk ve diğ. [81], 2007 yılındaki çalışmalarında sentetik açıklıklı radar görüntülerinde benekli gürültüyü azaltmak için ANFIS tabanlı bir yöntem önermiştir. Önerilen yöntem iki tane birinci dereceden üç giriş ve bir çıkıştan oluşan Sugeno tipi ANFIS içerir. Üç tane genelleşmiş çan eğrisi tipi üyelik fonksiyonu ANFIS'in girişi için kullanılırken, doğrusal üyelik fonksiyonu ANFIS'in çıkışı için kullanılmaktadır. Abhilash ve Chauhan [82], 2012 yılındaki çalışmalarında solunum hareket desenine bağlı olarak hedef konumunu tahmin etmek için bir yöntem sunmaktadır. İlgili çalışmada ANFIS korelasyon modelini arttırmada kullanılmıştır. Ayarlanmış ANFIS modelinde 400 milisaniye için maksimum hatanın %6,4 olduğu gözlenmektedir. Diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında ANFIS yönteminin daha iyi sonuçlar verdiği belirtilmiştir.

### 3.2 Literatür Taraması

Literatürdeki örnek çalışmalara bakıldığında SBS'lerle ilgili çok sayıda çalışma yapılmıştır. Quah ve diğ. [83, 84], çalışmalarında takviyeli öğrenme sorunu gibi örüntü sınıflandırma problemleri için zamansal fark yönetim sistemi gerçekleştirmiştir. İlgili çalışmalarında iki tip FALCON karşılaştırılmıştır ve sonuçlar sunulmuştur. Tan ve diğ. [85], 2005 yılındaki çalışmalarında normal ve yumurtalık tümörü olan 30 örnek içeren veri seti kullanarak, yumurtalık kanseri tanısı için klinik karar destek sistemi geliştirmiştir. FALCON tabanlı geliştirilen bu sistemin hızlı eğitim, basit bulanık kural oluşturma gibi yetenekleri vardır. Önerilen sistemin geleneksel yöntemlere göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. Vilorio ve diğ. [58], 2012 yılındaki çalışmalarında heyelana duyarlı alanları tespit etmek için FALCON tabanlı bir sistem geliştirmişlerdir. Heyelana duyarlı bölgelerde heyelan oluşumunu öngörmede %74 başarı oranı elde edilmiştir. Sagha ve diğ. [86], 2008 yılındaki çalışmalarında etkin öğrenme yöntemi adında bir takviyeli öğrenme yöntemi önermektedir. Önerilen yöntem gecikmiş takviye sinyalleri tarafından etkin öğrenme yöntemine uyum için GARIC yapısına benzer bir sistemdir. Sistem önceden belirlenmiş bir bulanık sistemle veya rasgele eylemler yoluyla öğrenebilmektedir. Sagha ve diğ. [87], 2008 yılındaki çalışmalarında gerçek zamanlı bir öğrenme yöntemi önermiştir. Önerilen yöntemde bulanık modelleme tekniği kullanılmaktadır ve öğrenme yaklaşımı GARIC yapısına benzemektedir. Önerilen yöntem ilgili çalışmadaki diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında avantajları gösterilmiştir. Zhou ve Meng [88], 2000 yılındaki çalışmalarında iki bacaklı robot için geri beslemeli bir bulanık takviyeli öğrenme algoritması geliştirmiştir. Önerilen algoritma bulanık değerlendirmeli geri besleme yerine sayısal bir değer kabul edebilen GARIC mimarisine dayanmaktadır. Önerilen yöntemin başarımı benzetim yoluyla gösterilmiştir.

## Esnek Hesaplama Sinirsel Bulanık Sinerjiyi Temel Alan Sistemler

Nurnberger ve Kruse [89], 1998 yılındaki çalışmalarında gerçek bitki için sinirsel bulanık modelleme yapan NEFCON öğrenme algoritması uygulamaktadır. Bir bitkinin, basit bir modelinin kullanılmasıyla elde edilen kural tabanı kolay bir şekilde gerçek bir bitkiye uygulanabildiği gösterilmiştir. Lara-Rojo ve diğ. [90], 1999 yılındaki çalışmalarında hareket eden bir robotu gerçek zamanlı kontrol etmek ve en iyi duruma getirmek için NEFCON modeli kullanmıştır. Benzetim sonuçları ve gerçek zamanlı sonuçlar, robotu dengelemek için bulanık denetleyicisi kullanımı yoluyla elde edilen öğrenme sürecinin sonuçlarını sunmaktadır. Lin ve Lu [91], 2007 yılındaki çalışmalarında firmaların sermaye bütçesini analiz etmek için kullanışlı ve pratik bir araç, yatırımcının hesabındaki getiri oranı ve nakit akışını alan, gelirin bugünkü değerinin yönetimi için BM sistemi önermektedir. Önerilen sistemde sermaye bütçeleme için FUN kullanılmaktadır. İlgili çalışmada benzetim sonuçları sunulmaktadır. Bunun yanı sıra, de Almeida Neves ve diğ. [92], 2000 yılındaki çalışmalarında insanların görme mekanizmalarından esinlenerek FUN tarafından görsel nesnelerin özelliklerini bütünleştirilerek bir alandaki farklı nesnelere içinden belirlenen nesne tespit edilmektedir. Kim ve diğ. [93], 2007 yılındaki çalışmalarında FUN temelli robot futbol sistemi için engelden kaçınma algoritması ve şut çekme stratejisi arasında yumuşak bir geçiş sağlayacak şekilde hem paralel, hem de seri kombinasyonuna dayalı bir algoritma sunmaktadır. Sunulan algoritmaların başarımları ilgili çalışmada gösterilmektedir.

Yollarda olan beklenmedik koşullar veya sürücülerin hatalarından kaynaklanan trafik ışıkları değişikliklerinin algılanamaması trafik kazalarına neden olmaktadır. Lin ve diğ. [94], 2007 yılındaki çalışmalarında sürücünün bilişsel yanıtlarını değerlendirmek için dinamik sürüş ortamında nicel analiz geliştirmiştir. Trafik ışıkları uyarılmış farklı beyin potansiyellerinin tanımlanması için SONFIN'e gönderilir. İşlemlerdeki doğruluk ortalama %87'ye ulaşabilmektedir. Lin ve diğ. [95], 2013 yılındaki çalışmalarında yol tutması için bir bilişsel takip sistemi önermişlerdir. İlgili çalışmada eğitim ve test veri setleri EEG güç spektrumu zaman serilerinden ve davranışsal zaman serilerinden rastgele seçilmiştir. Önerilen yöntemde hem gerçek, hem de sanal araç ortamında sürücü ve yolcu hastalık düzeyini tahmin etmek için SONFIN kullanılmıştır. Önerilen yöntemin başarımları ortalama %82 olarak gözlenmiştir. Juang ve Chen [96], 2008 yılındaki çalışmalarında bir şekil merkezli sinirsel bulanık ağ tarafından hareketli nesnelere tanımlanması için SONFIN kullanılmıştır. Önerilen yaklaşımın başarımları doğrulamak için iki deney yapılmış ve SONFIN başarımlarının daha iyi olduğu gösterilmiştir. Quek ve diğ. [97], 2010 yılındaki çalışmalarında vücut sıcaklığına karşı termal görüntülerin korelasyon çalışmasında insan beyninden esinlenerek EH yönteminin birkaç uygulamasını incelemektedir. Önerilen yöntem zeki tıbbi karar destek aracı olarak kullanılmaktadır.

Kullanılan EH yöntemlerinden genel SONFIN diğerlerine nazaran daha iyi bir başarıml göstermektedir.

Li ve diğ. [98], 2002 yılındaki çalışmalarında örüntü sınıflandırma ve özellik seçimi için FNN kullanmaktadır. İlgili çalışmada Anderson's iris verileri kullanılarak doğrulama yapılmıştır. Önerilen ağ, azami tanınma oranını korurken başlangıçta verilen özellikler arasından önemli özellikleri seçmeye çalışır. Önerilen yöntemdehafıza bağlantısı için danışmansız öğrenme ve ağırlık bağlantısı için danışmalı öğrenme algoritması kullanılmaktadır. Jassar ve diğ. [99], 2011 yılındaki çalışmalarında binalarda enerji tasarrufu için binadaki ortalama sıcaklığı tahmin eden bir çıkarım modeli oluşturmak adına melez bir SBS kullanılmaktadır. Deneysel veriler Markham, Ontario, Kanada'da bulunan bir apartmandan toplanmıştır. Sonuçlar önerilen sistemin doğru ve sağlam olduğunu göstermektedir. Farzi [100], 2012 yılındaki çalışmasında bulanık radyal tabanlı sinir ağı fonksiyon uygulamasında karşılaşılan bazı zorlukların üstesinden gelmek için radyal tabanlı fonksiyon ağına dayalı bir FNN önermektedir. Önerilen yöntemde gizli katman tasarım parametrelerini belirlemek için parçacık sürüsü optimizasyonu kullanılmaktadır. Benzetim sonuçları gradyan tabanlı yöntem üzerinde önerilen yöntemin üstünlüğünü göstermektedir. Abraham ve Nath [101], 2001 yılındaki çalışmalarında Avustralya'nın Victoria eyaletinde elektrik talebini tahmin etmek için EfuNN ve YSA kullanımına dayalı bir çalışma yapmışlardır. İlgili çalışmada kullanılan veriler Victoria Eyaletinde 1995 yılında Ocak ayından, Kasım ayına kadar 10 aylık dönemde kaydedilen yarım saatlik gerçek elektrik talebidir. Test sonuçları EfuNN'ın YSA'ya göre daha iyi sonuç verdiğini göstermektedir. Kasabov [102], 2006 yılındaki çalışmasında uyarlanabilir modelleme ve sürekli veri akışlarından dinamik ilişki kurallarının bulunması için bir metodoloji sunmaktadır. Önerilen yöntemde dinamik süreçler, temel kurallar zaman içinde değişebilir ve izlenebilir. Bu değişikliklerin bilgisayarda modellenmesi ve olayların tahmini için EfuNN kullanılmaktadır. Ng ve diğ. [103], 2004 yılındaki çalışmalarında EfuNN kullanarak elyazısını etkili bir şekilde sınıflandırmaktadır. Önerilen yöntemin etkinliği için sistemin başarıml ilgili çalışmada belirli kriterlere göre ölçülmüştür. Görgel ve diğ. [104], 2012 yılındaki çalışmalarında bulunamayan kanserli bölgelerin veya gereksiz biyopsi sayısını azaltmak için bir yöntem geliştirmiştir. Önerilen yöntem iyi ve kötü huylu meme kitlelerini sınıflandırmak için ANFIS kullanılmaktadır. Bu yöntemi test etmek için İstanbul Üniversitesi Tıp Fakültesi Hastanesinden elde edilen gri tonlu görüntüler kullanılmıştır. Geliştirilen sistemin başarıml %92 olarak gösterilmektedir. Choubey ve diğ. [105], 2011 yılındaki çalışmalarında bilgisayarlı tomografi görüntülerindeki gürültüleri temizlemek için ANFIS tabanlı bir sistem önermektedir. Önerilen yöntem önileme, eğitim ve test aşamasından oluşmaktadır. Test aşamasında görüntüler ANFIS girişine verilir ve görüntülerin eşikleme kalitesini artırmak için eğitim

gerçekleştirir, daha sonrasında kalitesi artırılmış ve gürültüsüz görüntüler yeniden oluşturulmaktadır. Xu ve diğ. [106], 2007 yılındaki çalışmalarında göğüs kanserinin teşhisi için ANFIS tabanlı bir sistem önermektedir. Yağ dokusu ve yoğun dokulardaki kitlelerin tespiti için farklı yöntemler uygulanmaktadır. Bu yöntemin testi için Zhejiang Üniversitesi Hastanesinden elde edilen gri seviye görüntüler kullanılmıştır. Önerilen yöntemin başarımı yağ dokusu için %94,9, yoğun dokular için %93,3 olarak gösterilmektedir. Noor ve diğ. [107], 2010 yılındaki çalışmalarında MRI görüntülerde beyin anormalliklerinin bölütlenmesi için ANFIS temelli bir sistem önermektedir. Sınıflandırmada orta ve düşük gri tonlu arkaplan değerlerinde ANFIS çok iyi başarımlar göstermektedir. Bu yöntemde Malezya Kuala Lumpur Hastanesinden elde edilen görüntüler kullanılmıştır. Fazeli ve diğ. [108], 2008 yılındaki çalışmalarında RWTH Aachen Üniversitesi Noroloji Bölümünden elde edilen aphasia veritabanını kullanmıştır. Bu çalışmada konuşma zorluğu çeken bireylerin teşhisi için ANFIS temelli bir sistem önermektedir. Önerilen yöntem, hiyerarşik bulanık kural tabanlı yapı ve ileri beslemeli geri yayılım sinir ağı ile karşılaştırılmaktadır. Önerilen yöntemin doğruluğu %94,6 olarak gösterilmektedir. Rezatofighi ve diğ. [109], 2008 yılındaki çalışmalarında retinadaki kan damarlarının bölütlenmesi için ANFIS önermektedir. İlgili çalışmada görüntü işleme yöntemleri kullanılarak göz damarlarının kenarları belirginleştirilip, gürültülerden arındırıldığında daha iyi sonuçlar elde edilmektedir. Önerilen yöntemin performansı için DRIVE veritabanı kullanılmıştır. Literatürdeki SBS'lerin yapılan bu incelemesinde varılan sonuca göre ANFIS diğer MZS'lere göre daha iyi başarımlar göstermiştir. Takip eden bölümde bu tarz sistemlerin başarımlarının ölçüm ve değerlendirilmesinde kullanılan bilgi elde etme teorisini temel alarak oluşturulan çeşitli ölçütlere ve formüllerine yer verilmektedir.

#### 4. BAŞARIM ÖLÇÜMÜ VE DEĞERLENDİRME

Sınıflandırma işlemi yapılırken verilerin ne kadar doğrulukla sınıflandırılabilirdiğini ölçmek ve değerlendirmek için bilgi elde etme teorisine (information retrieval theory) ihtiyaç duyulur. Değerlendirme ölçümleri çok çeşitli olabilmektedir. Bir sınıflandırma probleminde, her bir sınıf için doğru (correct) veya yanlış (incorrect) örneklerin sayısı bir matris ile gösterilebilmektedir. Bu matrise Çapraz Tahmin Tablosu (Confusion Matrix) denilmektedir. Bir ikili (binary) sınıflandırma problemi (biri pozitif, biri negatif iki tane sınıfı olan) için oluşturulabilecek çapraz tahmin tablosu Tablo 1'de verilmektedir.

**Tablo 1** Çapraz Tahmin Tablosu

GerçekSınıf	TahminEdilenSınıf	
	Pozitif	Negatif
Pozitif	TP	FN
Negatif	FP	TN

Tablo 1'deki terimler şu şekilde ifade edilir:

- Yanlış Pozitif (False Positives, FP): Negatif sınıftan olan örnekler pozitif olarak tahmin edilmiştir. Bunun sayısını gösterir.
- Yanlış Negatif (False Negatives, FN): Doğru sınıfı pozitif olan örnekler negatif tahmin edilmiştir. Bunun sayısını gösterir.
- Doğru Pozitif (True Positives, TP): Pozitif sınıfla ilgili olarak örnekler doğru olarak tahmin edilmiştir. Bunun sayısını gösterir.
- Doğru Negatif (True Negatives, TN): Negatif sınıfa ait olarak örnekler doğru tahmin edilmiştir. Bunun sayısını gösterir.

Costa ve diğ. [110], 2007 yılındaki çalışmasında belirtildiği üzere pratik çalışmalarda başarımlar değerlendirme ölçümleri ve ölçütleri sıklıkla kullanılmaktadır. Bunlardan en çok kullanılanlardan biri, bir sınıflandırıcının etkinliğini gösteren doğruluk oranıdır (Dog). Bu oran doğru tahminleri göstermektedir. Aşağıdaki eşitlik 3'de bu oran verilmektedir. Burada  $|A|$  kümesinin kardinalitesini (cardinality) göstermektedir.

$$Dog = \frac{|TN| + |TP|}{|FN| + |FP| + |TN| + |TP|} \quad (3)$$

Hata (Hat) oranları ise sınıflandırıcının yanlış tahminlerinin oranını göstermektedir ve  $(1 - Dog)$  şeklinde ifade edilir. Aşağıdaki eşitlik 4'de bu oran verilmektedir.

$$Hat = \frac{|FN| + |FP|}{|FN| + |FP| + |TN| + |TP|} = 1 - Dog \quad (4)$$

## Esnek Hesaplama Sinirsel Bulanık Sinerjiyi Temel Alan Sistemler

Bunların haricinde geri çağırım (recall, R) ve belirlilik (specificity, Bl) ölçütleri ikili sınıflama problemlerindeki her bir sınıf için, bir sınıflandırıcının etkinliğini göstermektedir. Aşağıdaki eşitlik 5’de bu oranlar verilmektedir [110-112].

$$R = \frac{|TP|}{|TP| + |FN|}, \quad Bl = \frac{|TN|}{|FP| + |TN|} \quad (5)$$

Duyarlık (precision, P) ölçütü pozitif tahminin doğru olasılığını kestirmeye çalışmaktadır. Aşağıdaki eşitlik 6’da verilmektedir.

$$P = \frac{|TP|}{|TP| + |FP|} \quad (6)$$

Geri çağırım ve duyarlık ölçütleri harmanlanarak etkinlik ölçütü (F-measure, F) denilen bir ölçüt daha literatürdeki çalışmalarda verilmiştir. Buna ait formül eşitlik 7’de gösterilmektedir.

$$F = \frac{(\alpha^2 + 1) * P * R}{\alpha^2 * P + R} \quad (7)$$

Burada  $\alpha$  kontrol parametresidir. Yukarıda anılan ölçüm ve ölçütler kullanılarak sinirsel bulanık sinerji çalışmalarında çoğunlukla gerçek veri ile yapılan testlerde uzman kişinin belirlediği referans verilerin karşılaştırması yapılmaktadır. Sınıflandırma problemleri çok etiketli verileri, birden çok sınıfı içerebilmekte, çeşitli sinerjik yaklaşımlar da bu sınıfları doğru olarak tespit etmeye çalışmaktadır. Ölçüm, ölçütler ve başarımlar değerlendirilmesi ile ilgili daha detaylı bilgilere Costa ve diğ. [110], Sokolova ve diğ. [111] çalışmalarından ulaşılabilir. Doğruluk oranı gibi ölçütler çalışmalarda sıklıkla kullanılmakta ve başarımları net bir şekilde ortaya koymaktadır. Nazmy ve diğ. [113], 2010 yılındaki çalışmalarında Elektrokardiyografi (ECG) sinyallerinin sınıflandırılmasında ANFIS kullanmıştır ve ANFIS’in %97’den daha yüksek bir doğrulukta başarımlar gösterdiği ifade edilmiştir. Karahoca ve diğ. [114], 2009 yılındaki çalışmasında diyabet hastalığının teşhisinde ANFIS kullanmıştır. İlgili çalışmada, cinsiyet, yaş, vücut şekli ve toplam kolesterol gibi değişkenlere göre diyabet risklerini tahmin etmek için farklı iki yaklaşım kullanılmıştır ve ANFIS’in ilgili çalışmada diğer yöntemlere göre



daha iyi sonuç verdiđi gözlenmiştir. Çalışmamızda literatür taraması bölümünde bu tarz çalışmalara değinilmiştir.

## 5. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

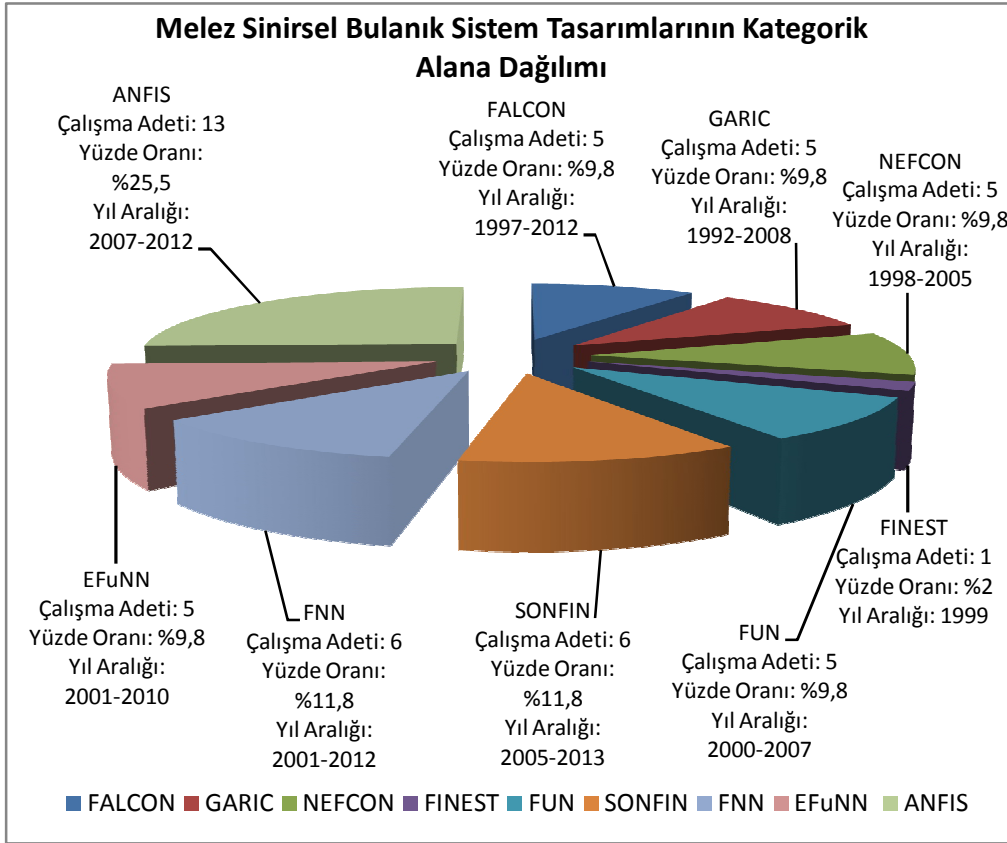
Bu yüzyıl içerisinde çeşitli teknolojik gelişmeler insan zekâsının bilgisayarlar tarafından öykünülerek sayısal biçimde ifade edilen bilginin işlenmesi ve bu bilgidен çıkarsama yapılarak çeşitli gerçek hayat problemlerine çözüm üretmek için, akıl yürütmenin yapılabilmesine ortam hazırlamıştır. Literatürdeki çalışmalardan da görüleceđi gibi YSA ve BM birbirlerinin zayıf yanlarını tolere ederek ve kendi güçlü yanlarını (YSA için öğrenme, BM için kural tabanlı çıkarsama) ortaya çıkararak problemlerin çözümüne katkı sağlamaktadırlar. Bu açıdan SBS'ler araştırmacıların oldukça ilgisini çekmektedir. Bu tür araştırmaları cazip kılan özellikler birbirinin eksikliklerini gideren YSA ve BM'nin sistemlerde başarılı sonuç elde etmesidir. Bu sayede, daha performanslı ve başarılı sistemler elde edilmektedir. Bulanık sisteme sinir ađı ile öğrenme yeteneđi kazandırılmaktadır. SBS'lerde BM bileşenine esneklik, hız ve uyarlanabilirlik gibi özellikler eklenerek daha kararlı bir yapı ortaya konulmaktadır. Gerçek hayat problemlerinde karşılaşılan karmaşıklık ve belirsizlik bilgiyi temsil etmekteki güçlükler, ilgili alandaki uzmanların çözüm üretirken karar vermelerini zorlaştırmaktadır. Karmaşık ilişkilerin ve belirsizliđin bulunduğu durumlarda kesin olmayan ve dilsel olarak ifade edilen, sayısal olarak modellenmesi zor problemlerle uğraşmayı gerektirir. BM'nin avantajı, diđer zeki yöntemlere göre böyle doğrusal olmayan yapıları oldukça iyi ifade edebilmesi, belirsizlik toleransına sahip olmasıdır. YSA'nın da öğrenme yeteneđi oldukça iyi olmasına karşın eğitim için fazla zaman harcaması bir dezavantaj olarak ortaya çıkmaktadır. Bu iki zeki yöntemin melezlenmesi yukarıda bahsedilen özelliklerden dolayı önemli bir hale gelmiştir. Literatürdeki çalışmalarda diđer melezleme yaklaşımlarınanzarın (BM + GA sinerjisi vb.) sinirsel bulanık sinerji kullanan sistemler daha çok tercih edilmiştir. Aşađıda Şekil 13'de ve Tablo 2'de belirlenen çalışmaların dokuz adet melez SBS tasarımı için kategorik alana dağılımı gösterilmektedir.

## Esnek Hesaplama da Sinirsel Bulanık Sinerjiyi Temel Alan Sistemler

**Tablo 2** Literatür taraması ile belirlenen çalışmaların Melez Sinirsel Bulanık Sistem Tasarımlarının Kategorik Alana Dağılımı

Kategori	Çalışma Adedi	Yüzde Oranı	Yıl Aralığı
FALCON	5	%9,8039	2002-2012
GARIC	5	%9,8039	1992-2008
NEFCON	5	%9,8039	1998-2005
FINEST	1	%1,9608	1999
FUN	5	%9,8039	2000-2007
SONFIN	6	%11,7647	2005-2013
FNN	6	%11,7647	2001-2012
EFuNN	5	%9,8039	2001-2010
ANFIS	13	%25,4902	1997-2012

Şekil 13'deki dağılımdan ve Tablo 2'de görüldüğü gibi en çok çalışma 1997-2012 yılları arasında ANFIS sistemi için yapılmıştır. Bu çalışmalar "<http://www.sciencedirect.com/>", "<http://ieeexplore.ieee.org/>", "<http://dl.acm.org/>", "<http://www.scopus.com/>", "<http://search.ebscohost.com>" vb. kaynaklardan elde edilmiştir. Çalışmamızda kategorik dağılımın literatürdeki yönelimi göstermesi nedeniyle önemli bir gösterge olarak araştırmacıların sistem tasarımlarına dayanak olabilecek bir yaklaşım ortaya konulmaktadır. Yapılan incelemede ANFIS sisteminin tümleşik yapısının hiyerarşik yapılan bazı sistemlere göre daha etkin sonuçlar verdiği görülmüştür. Bu açıdan, çalışmamızdaki incelemenin araştırmacılara yeni başlayacakları çalışmalarında hangi alanda hangi SBS yapılarının kullanıldığı ile ilgili bir fikir vermesi bu çalışmanın önemli bir katkısı olarak görülebilir. İlerleyen yıllarda MZS kullanımının gittikçe artacağı ve ANFIS tarzı tümleşik melez sistemlerin farklı bileşenli (dört veya beş bileşenli) sinerjilere temel oluşturabileceği alandaki trendlerden anlaşılabilir.



Şekil 13 Melez Sinirsel Bulanık Sistem Tasarımlarının Kategorik Alana Dağılımı

## KAYNAKLAR

- [1] Elmas, Ç., 2007. Yapay Zekâ Uygulamaları, Seçkin Yayıncılık, Ankara.
- [2] Tektaş, M., Akbaş, A., Topuz V., 2002. Yapay Zekâ Tekniklerinin Trafik Kontrolünde Kullanılması Üzerine Bir İnceleme, 1. Uluslararası Trafik ve Yol Güvenliği Kongresi, Gazi Üniversitesi, Ankara, 551-559.
- [3] Nabyev, V. V., 2010. Yapay Zeka İnsan – Bilgisayar Etkileşimi, Seçkin Yayıncılık, Ankara.
- [4] Negnevitsky, M., 2005. Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems, Addison Wesley, Harlow, İngiltere.
- [5] Ardıl, E., 2009. Esnek Hesaplama Yaklaşımı ile Hata Kestirimi, Doktora Tezi, Trakya Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Edirne.
- [6] Ham, F. M., Kostanic, I., 2000. Principles of Neurocomputing for Science and Engineering, Mc Graw Hill Co., U.S.A..
- [7] Üstüntaş, T., Müftüoğlu, O., Şen, Z., 2006. Dijital Fotogrametride Yapısal Görüntü Eşleştirme, İTÜ Dergisi., 5(1), 75-82.
- [8] Karlık, B., Karan, O., Okatan, A., 2005. OMX-GR Alıcısı Ve Yapay Sinir Ağı Kullanılarak Koku Algılama Sisteminin Gerçek Zamanlı İncelenmesi, Signal Processing and Communications Applications Conference, Kayseri, Türkiye, 676 – 679.
- [9] Öztemel, E., 2003. Yapay Sinir Ağları, Papatya Yayıncılık, İstanbul.
- [10] Haykin, S., 2009. Neural Networks and Learning Machines (Third Edition), Pearson Prentice Hall, New Jersey.

- [11] Aksel, T., 2006. SuPred: Yapay Sinir Ağları ve Saklı Markov Model kullanarak Protein İkincil Yapı Tahmin Yöntemi, Signal Processing and Communications Applications, Antalya, 1-4.
- [12] Özkaya, N., Sağıroğlu, Ş., 2005. Parmakizi Resimlerinin Yapay Sinir Ağları ile Temizlenmesi ve İyileştirilmesi, Elektrik-Elektronik-Bilgisayar Mühendisliği 11. Ulusal Kongresi ve Fuarı, İstanbul, 531-537.
- [13] Eroğul, O., Sipahi, M. E., Tunca, Y., Vurucu, S., 2009. Down Sendromlu Hastaların Görüntü Analizi İle Ayırt Edilmesi, Biomedical Engineering Meeting (BIYOMUT), İzmir, 1-4.
- [14] Ekşi, Z., Dandıl, E., Çakıroğlu, M., 2012. Bilgisayar Destekli Kırık Kemik Tespiti, Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), Muğla, 1-4.
- [15] Akkoyun, S., ve Akkoyun, N., 2014. Unbihexium Elementinin E4, M4, E5 ve E5 Geçişleri İçin Dönüşüm Katsayılarının Yapay Sinir Ağları ile Tahmin Edilmesi, Cumhuriyet Üniversitesi Fen Fakültesi Fen Bilimleri Dergisi, 35(1), 58-68.
- [16] Şen, Z., 2009. Mühendislikte Bulanık (Fuzzy) Mantık ile Modellenme Prensipleri, Su Vakfı Yayınları, İstanbul.
- [17] Wang, L., 1996. A Course in Fuzzy Systems and Control, Prentice-Hall International, International Edition.
- [18] Yılmaz, M., Arslan, E., 2005. Bulanık Mantığın Jeodezik Problemlerin Çözümünde Kullanılması, 2. Mühendislik Ölçmeleri Sempozyumu, İ.T.Ü., İstanbul, 512-522.
- [19] Vieira, J., Dias, F., Mota, A., 2004. Neuro-Fuzzy Systems: A Survey, WSEAS Transactions on Systems, 2(3), 414-419.
- [20] Şen, Z., 2001. Bulanık Mantık ve Modelleme İlkeleri, Bilge Yayıncılık, İstanbul.
- [21] Margarit, G., Tabasco, A., 2011. Ship Classification in Single-Pol SAR Images Based on Fuzzy Logic, Geoscience and Remote Sensing, 49(8), 3129-3138.
- [22] Çelebi, A. T., Güllü, M. K., Ertürk, S., 2011. Görüntüleme Sonarı ile Yakalanan Görüntülerde Bulanık Mantık Temelli Engel Tespiti, Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), Antalya, 920-923.
- [23] Payıdar, A., Doğan, E., 2010. Farklı Yöntemler Kullanılarak Geliştirilen Trafik Kaza Tahmin Modelleri ve Analizi, Int. J. Eng. Research & Development, 2(1), 16-22.
- [24] Küçüktezcan, F., 2008. Genetik Algoritma ile Optimize Edilmiş Bulanık Güç Sistemi Kararlı Kılıcısının Sistem Kararlılığına Etkisi, Yüksek Lisans Tezi, İ.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [25] Senthilkumar, K. S., Bharadwaj, K. K., 2009. Hybrid Genetic-Fuzzy Approach to Autonomous Mobile Robot, Technologies for Practical Robot Applications, Woburn, 29-34.
- [26] Aksungur, S., Kavlak, K., 2009. Scara Robotun Engelli Ortamda Çarpışmasız Hareketinin Yapay Sinir Ağları Ve GA Kullanılarak Gerçekleştirilmesi, Selçuk Üniversitesi Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu Teknik-Online Dergi, 8(2), 112-126.
- [27] Cortes, P., Larraneta, J., Onieva, L., 2003. Genetic Algorithm for Controllers in Elevator Groups: Analysis and Simulation During Lunchpeak Traffic”, 7 th Int. Work-Conference on Artificial and Natural Neural Networks (IWANN), Menorca, İspanya, 59-174.
- [28] Altun, A. A., 2007. Esnek Hesaplama Yöntemleri İle Otomatik Parmakizi Tanıma, Doktora Tezi, Selçuk Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.
- [29] Tan, L. P., Lotfi, A., Lai, E., Hull, J.B., 2004. Soft computing applications in dynamic model identification of polymer extrusion process, Applied Soft Computing, 4(4), 345-355.
- [30] Yardımcı, A., 2009. Applications of Soft Computing to Medical Problems, Intelligent Systems Design and Applications, Pisa, İtalya, 614-619.
- [31] Yardımcı, A., 2009. Soft computing in medicine, Applied Soft Computing, 9(3), 1029-1043.

- [32] Verma, B., Zhang, P., 2007. A novel neural-genetic algorithm to find the most significant combination of features in digital mammograms, *Applied Soft Computing*, 7(2), 612–625.
- [33] Aliev, R. A., Aliev, R. R., 2001. *Structure and Constituents of Soft Computing, Soft Computing And Its Applications*, World Scientific, 3-4.
- [34] Civalek, Ö., Ülker M., 2004. Dikdörtgen Plakların Doğrusal Olmayan Analizinde Yapay Sinir Ağı Yaklaşımı, *İMO Teknik Dergi*, 3171-3190.
- [35] Zhang, Z., Zhan, C., 2004. *Agent-Based Hybrid Intelligent Systems*, J. G. Carbonell and J. Siekman, Springer, Çin.
- [36] Kahramanlı, H., 2009. Hibrit Sinirsel Bulanık Ağını Kullanarak Bir Sınıflandırma ve Kural Çıkarma Sisteminin Geliştirilmesi, *Doktora Tezi*, Selçuk Ü., Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.
- [37] Caner, M., Gülseren, U. (2011) Genetik Algoritma ile Fuzzy PSS'in Kural Tablosu Optimizasyonu, *AKÜ Fen Bilimleri Dergisi*, 83-92.
- [38] Sodr , E. A., Motta, W. S., Alencar, B. S., 2009. A Hybrid Intelligent System For Power System Security Assessment, XIII ERIAC, Puerto Iguaz , Arjantin, 1-8.
- [39] G ler, İ., Polat, H., Erg n, U., 2005. Combining Neural Network and Genetic Algorithm for Prediction of Lung Sounds, *Journal of Medical Systems*, 29(3), 217-231.
- [40] Benamrane, N., Aribi, A., Kraoula L., 2006. Fuzzy Neural Networks and Genetic Algorithms for Medical Images Interpretation, *Geometric Modeling and Imaging--New Trends*, Londra, İngiltere, 259-264.
- [41] Benamrane, N., Freville, A., Nekkache, R., 2005. A Hybrid Fuzzy Neural Networks for the Detection of Tumors in Medical Images, *American Journal of Applied Sciences*, 2(4), 892-896.
- [42] Raja, K. B., Madheswaran, M., Thyagarajah K., 2008. A Hybrid Fuzzy-Neural System for Computer-Aided Diagnosis of Ultrasound Kidney Images Using Prominent Features, *Journal of Medical Systems*, 32(1), 65-83.
- [43] Pena-Reyes, C. A., Sipper M., 1999. A fuzzy-genetic approach to breast cancer Diagnosis, *Artificial Intelligence in Medicine*, 17(2), 131-155.
- [44] Das, A., Bhattacharya, M., 2009. A Study on Prognosis of Brain Tumors Using Fuzzy Logic and Genetic Algorithm Based Techniques, *Bioinformatics, Systems Biology and Intelligent Computing*, Shanghai, Çin, 348-351.
- [45] Jacobsen, H. A., 1998. A generic Architecture for Hybrid Intelligent Systems, In *Proceedings of The IEEE Fuzzy Systems*, U.S.A., 709-714.
- [46] Karak se, M., Akın, E., 2005. Akıllı Sistem Tasarımı İin Yumuşak Hesaplama atısı, *Elektrik-Elektronik-Bilgisayar M hendisliđi 11. Ulusal Kongresi ve Fuarı*, İstanbul.
- [47] Sumathi, S., Surekha, P., 2010. *Computational Intelligence Paradigms: Theory & Applications using MATLAB*, CRC Press Taylor & Francis Group, N.W., U.S.A.
- [48] Avcı, D., Akpolat, Z. H., 2006. Speech recognition using a wavelet packet adaptive network based fuzzy inference system, *Expert Systems with Applications*, 31(3), 495-503.
- [49] Varol, Y., Avcı, D., Koca, A. ve Oztop, H. F., 2007. Prediction of flow fields and temperature distributions due to natural convection in a triangular enclosure using ANFIS and ANN, *International Communications in Heat and Mass Transfer*, 34(7), 887-896.
- [50] Abraham, A., 2001. *Neuro Fuzzy Systems: State-of-the-art Modeling Techniques, Connectionist Models of Neurons, Learning Processes, and Artificial Intelligence Lecture Notes in Computer Science*, 269-276.
- [51] Das, A., Mahua, B., 2008. GA Based Neuro Fuzzy Techniques for Breast Cancer Identification, *International Machine Vision and Image Processing Conference*, Portrush, U.K., 136-141.
- [52] Huan, M., Che, H., Huang, J., 2007. Glaucoma Detection Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, *Expert Systems with Applications*, 32(2), 458–468.

- [53] Juuso, E., 2004. Integration of intelligent systems in development of smart adaptive systems, *International Journal of Approximate Reasoning*, 35(3), 307–337.
- [54] Özekes, S., Osman, O., Ucan, O. N., 2008. Nodule Detection in a Lung Region that's Segmented with Using Genetic Cellular Neural Networks and 3D Template Matching with Fuzzy Rule Based Thresholding, *Korean Journal Radiology*, 9(1), 1-9.
- [55] Kodogiannis, V.S., 2004. Computer-aided Diagnosis in Clinical Endoscopy using Neuro-Fuzzy Systems, *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 3, Budapeşte, Macaristan, 1425-1429.
- [56] Xing, J., Xiao, D., 2007. BFALCON Generalization Capability Improvement Based on PCA Initialization, *Third International Conference Natural Computation*, Haikou, Çin, 398-402.
- [57] Lin, C. J., Lin, C. T., 2002. An ART-Based Fuzzy Adaptive Learning Control Network, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 5(4), 477-496.
- [58] Viloría, A., Chang, C., Pineda, M.C., Viloría, J., 2012. Estimation of susceptibility to landslides using neural networks based on the FALCON-ART model, *11th International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*, Boca Raton, U.S.A., 655-660.
- [59] Kulalı, G.M., Gevher, M., Erkmen, A.M., Erkmen, İ. (2002) Intelligent gait synthesizer for serpentine robots, *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Washington, DC, U.S.A., 1513-1518.
- [60] Berenji, H.R., Khedkar, P., 1992. Learning and Tuning Fuzzy Logic Controllers Through Reinforcements, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 3(5), 724-740.
- [61] Nauck, D., Kruse, R., 1998. A Neuro-Fuzzy Approach to Obtain Interpretable Fuzzy Systems for Function Approximation, *IEEE World Congress on Computational Intelligence Fuzzy Systems Proceedings*, Anchorage, U.S.A., 1106-1111.
- [62] Amaral, J.F.M. , Vellasco, M.M., Tanscheit, R., Pacheco, M.A.C. (2001) A Neuro-Fuzzy-Genetic System for Automatic Setting of Control Strategies, *International Conference IFSA World Congress and 20th NAFIPS*, Vancouver, BC, Canada, 1553-1558.
- [63] Arellano-Cardenas, O., Moreno-Cadenas, J.A., Gómez-Castañeda, F., Flores-Nava, L.M., 2005. CMOS Cells with Continuously Adjustable Parameters for Implementation of Fuzzy and Neurofuzzy Systems, *2nd International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ICEEE) and XI Conference on Electrical Engineering (CIE)*, México City, Meksika, 378-381.
- [64] Tano, S., Oyama, T., Arnould, T., 1996. Deep combination of fuzzy inference and neural network in fuzzy inference software- FINEST, *International Journal of Fuzzy Set and System*, 82(2), 151-160.
- [65] Dehuri, S., Cho, S. B., 2011. *Knowledge Mining Using Intelligent Agents*, Imperial College Press, Londra, İngiltere, 262-266.
- [66] Tian, W., Qiao, Y., Ma, Z., 2007. A New Scheme for Off-line Signature Verification Using DWT and Fuzzy Net, *Eighth ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking, and Parallel/Distributed Computing*, Qingdao, Çin, 30-35.
- [67] Schnitman, L., Yoneyama, T., 2000. An Efficient Implementation of a Learning Method for Mamdani Fuzzy Models, *Sixth Brazilian Symposium on Neural Networks Proceedings*, Rio de Janeiro, RJ, Brezilya, 38-43.
- [68] Lin, C. T., Chao, W. H., Chen, Y. C., Liangt, S. F., 2005. Adaptive feature extractions in an EEG-based alertness estimation system, *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, Hawaii, U.S.A., 2096-2101.
- [69] Liu, S. H., Chang, K. M., Wang, J. J., 2011. An Automatic System for ECG Arrhythmias Classification, *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, Anchorage, U.S.A., 2290-2294.
- [70] Buckley, J. J., Hayashi, Y., 1994. Fuzzy neural networks: A survey, *Fuzzy Sets and Systems*, 66(1), 1-13.

- [71] Lam, K. C., Hu, Tiesong, Ng, S. Thomas, Skitmore, Martin, Cheung, S. O., 2001. A Fuzzy Neural Network Approach For Contractor Prequalification, *Construction Management and Economics*, 19(2), 175-188.
- [72] Mohseni, S.A., Shooredeli, M. A., 2007. Decoupled sliding-mode with fuzzy neural network controller for EHSS velocity control, *International Conference on Intelligent and Advanced Systems (ICIAS)*, Kuala Lumpur, Malezya, 7-11.
- [73] Kumar, A.V., Aruna, Reddy, M.V., 2011. A Fuzzy Neural Network for Speech Recognition, *ARN Journal of Systems and Software*, 1(9), 284-290.
- [74] Chang, P.-C., Fan, C.-Y., Hsieh J. C., 2009. A Weighted Evolving Fuzzy Neural Network for Electricity Demand Forecasting, *First Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems (ACIIDS)*, Dong Hoi, Vietnam, 330-335.
- [75] Woodford, B. J., 2010. Automatic Optimization of Pruning in Evolving Fuzzy Neural Networks Using an Entropy Measure, *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Barcelona, Brezilya, 1-7.
- [76] Yücel A., Güneri A., 2010. Tedarikçi Seçimi Problemine Uyarlanabilir Ağ Yapısına Dayalı Bulanık Çıkarım Sisteminin Uygulanması, *Journal of Engineering and Natural Sciences*, 224-234.
- [77] Ankişhan, H., Efe, M., 2011. Eşzamanlı Konum Belirleme ve Harita Oluşturmada Uyarlanabilir Bulanık Mantık Destekli Kalman Filtre Yaklaşımı, *Signal Processing and Communications Applications Conference*, Antalya, 266-270.
- [78] Altug, S., Chow, M., 1997. Comparative Analysis of Fuzzy Inference Systems Implemented on Neural Structures, *International Conference on Neural Networks*, Houston, TX, U.S.A., 426-43.
- [79] Altug, S., Chow, M., Trussell, H. J., 1999. Fuzzy Inference Systems Implemented on Neural Architectures for Motor Fault Detection and Diagnosis, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 46(6), 1069-1079.
- [80] Hong, I., Oh, J., Yoo, H.-J., 2011. 1.15mW Mixed-Mode Neuro-Fuzzy Accelerator For Keypoint Localization in Image Processing, *Circuits and Systems (MWSCAS)*, Seoul, Güney Kore, 1-4.
- [81] Baştürk, A., Yüksel, M. E., 2007. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System For Speckle Noise Reduction in Sar Images, *9th International Symposium on Signal Processing and Its Applications (ISSPA)*, Sharjah, Dubai, 1-4.
- [82] Abhilash, R.H., Chauhan, S., 2012. Respiration-Induced Movement Correlation for Synchronous Noninvasive Renal Cancer Surgery, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 59(7), 1478-1486.
- [83] Quah, XH., Quek, C., Leedham, G., 2002. Pattern Classification Using Fuzzy Adaptive Learning Control Network And Reinforcement Learning, *International Conference on Neural Information Processing (ICONIP)*, Singapur, 1439-1443.
- [84] Quah, XH., Quek, C., Leedham, G., 2005. Reinforcement Learning Combined With A Fuzzy Adaptive Learning Control Network (FALCON-R) for Pattern Classification, *Pattern Recognition*, 38(4), 513-526.
- [85] Tan, T. Z., Quek, C., Ng, G. S., 2005. Ovarian Cancer Diagnosis Using Complementary Learning Fuzzy Neural Network, *IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Montreal, Kanada, 3034-3039.
- [86] Sagha, H., Shouraki, S. B., Khasteh, H., Dehghani, M., 2008. Real-Time IDS Using Reinforcement Learning, *Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application*, Shanghai, Çin, 593-597.
- [87] Sagha, H., Shouraki, S. B., Khasteh, H., Kiaei, A. A., 2008. Reinforcement Learning Based on Active Learning Method”, *Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application*, Shanghai, Çin, 598-602.
- [88] Zhou, C., Meng, Q., 2000. Reinforcement Learning with Fuzzy Evaluative Feedback for a Biped Robot, *International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, San Francisco, U.S.A., 3829-3834.

- [89] Nurnberger, A., Kruse, R., 1998. Neuro-Fuzzy Techniques under MATLAB/SIMULINK Applied to a Real Plant, International Conference on Fuzzy Systems Proceedings, Anchorage, U.S.A., 572-57.
- [90] Lara-Rojo, F., Sanchez, E.N., Cuevas, E.V., 1999. Real-Time Neurofuzzy Control for an Underactuated Robot, International Joint Conference on Neural Networks, Washington, U.S.A., 2220-2225.
- [91] Lin, H.-W., Lu, H.-F., 2007. Capital Budgeting with Fuzzy Net Present Value Criterion, Second International Conference on Innovative Computing, Information and Control (ICICIC), Kumamoto, Japonya, 761-764.
- [92] de Almeida Neves, E.M., Borelli, J.E., Gonzaga, A., 2000. Target Search by Bottom-Up and Top-Down Fuzzy Information, 13th Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, Gramado, Brezilya, 60-66.
- [93] Kim, C.-J., Park, M.-S., Topalov, A. V., 2007. Unifying Strategies of Obstacle Avoidance and Shooting for Soccer Robot Systems, International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS), Seoul, Güney Kore, 207-211.
- [94] Lin, C. T., Chung, I F., Ko, L. W., Chen, Y. C., Liang, S. F., Duann, J. R., 2007. EEG-Based Assessment of Driver Cognitive Responses in a Dynamic Virtual-Reality Driving Environment, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 54(7), 1349-1352.
- [95] Lin, C.-T., Tsai, S.-F., Ko, L.-W., 2013. EEG-Based Learning System for Online Motion Sickness Level Estimation in a Dynamic Vehicle Environment, IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 24(10), 1689-1700.
- [96] Juang, C.-F., Chen, L.-T., 2008. Moving object recognition by a shape-based neural fuzzy network, Neurocomputing, 71(13), 2937-2949.
- [97] Quek, C., Irawan, W., Ng, E.Y.K., 2010. A novel brain-inspired neural cognitive approach to SARS thermal image analysis, Expert Systems with Applications, 37(4), 3040-3054.
- [98] Li, R. P., Mukaidono, M., Turksen, I. B., 2002. A Fuzzy Neural Network For Pattern Classification and Feature Selection, Fuzzy Sets and Systems, 130(1), 101-108.
- [99] Jassar, S., Liao, Z., Zhao, L., 2011. A Recurrent Neuro-Fuzzy System And its Application in Inferential Sensing, Applied Soft Computing, 11(3), 2935-2945.
- [100] Farzi, S., 2012. Training of Fuzzy Neural Networks via Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization and Rival Penalized Competitive Learning, The International Arab Journal of Information Technology, 9(4), 306-313.
- [101] Abraham, A., Nath, B. (2001) A neuro-fuzzy approach for modelling electricity demand in Victoria, Applied Soft Computing, 1(2), 127-138.
- [102] Kasabov, N., 2006. Adaptation and interaction in dynamical systems: Modelling and rule discovery through evolving connectionist systems, Applied Soft Computing, 6(3), 307-322.
- [103] Ng, G.S., Murali, T., Wahab, A., Sriskanthan, N., 2004. Classification of handwritten digits using evolving fuzzy neural network, International Conference on Control Automation, Robotics and Vision (ICARCV), Kunming, Çin, 1410-1415.
- [104] Görgel, P., Sertbas, A., Ucan, O.N., 2012. A fuzzy inference system combined with wavelet transform for breast mass classification, International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP), Prag, Çek Cumhuriyeti, 644-647.
- [105] Choubey, A., Sinha, G.R., Choubey, S., 2011. A hybrid filtering technique in medical image denoising: Blending of neural network and fuzzy inference, International Conference on Electronics Computer Technology (ICECT), Kanyakumari, Hindistan, 170-177.
- [106] Xu, W., Li, L., Xu, P., 2007. A New ANN-based Detection Algorithm of the Masses in Digital Mammograms, IEEE International Conference on Integration Technology (ICIT), Shenzhen, Çin, 26-30.



- [107] Noor, N.M., Khalid, N.E.A., Hassan, R., Ibrahim, S., Yassin, I.M., 2010. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for brain abnormality segmentation, IEEE Control and System Graduate Research Colloquium (ICSGRC), Shah Alam, Malezya, 68-70.
- [108] Fazeli, S., Naghibolhosseini, M., Bahrami, F., 2008. An Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for Diagnosis of Aphasia, International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering (ICBBE), Shanghai, Çin, 535-538.
- [109] Rezatofghi, S.H., Roodaki, A., Ahmadi Noubari, H., 2008. An enhanced segmentation of blood vessels in retinal images using contourlet, Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS), Vancouver, Kanada, 3530-3533.
- [110] Costa, E. P., Lorena, A. C., Carvalho, A. C. P. L. F., Freitas, A. A., 2007. A Review of Performance Evaluation Measures for Hierarchical Classifiers, Association for the Advancement of Artificial Intelligence, 1-6.
- [111] Sokolova, M., Japkowicz, N., Szpakowicz, S., 2006. Beyond Accuracy, F-score and ROC: a Family of Discriminant Measures for Performance Evaluation, American Association for Artificial Intelligence, 1015-1021.
- [112] Yang, Y., 1999. An Evaluation of Statistical Approaches to Text Categorization, Information Retrieval, 69-90.
- [113] Nazmy, T. M., EL-Messiry, H., AL-Bokhity B., 2010. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System For Classification OF ECG Signals, Informatics and Systems (INFOS), Cairo, Mısır, 1-6.
- [114] Karahoca, A., Karahoca, D., Kara, A. (2009) Diagnosis of Diabetes by using Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems, Soft Computing, Computing with Words and Perceptions in System Analysis, Decision and Control, Famagusta, Kıbrıs, 1-4.