

**GAZIANTEP ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**BAZI MÜHENDİSLİK PROBLEMLERİNDE YAPAY
SİNİR AĞLARI VE BULANIK MANTIĞIN
UYGULANMASI**

**MATEMATİK BÖLÜMÜ
YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**SELİM YAVUZ KARAOĞLAN
EYLÜL 2012**

**Bazı Mühendislik Problemlerinde Yapay Sinir Ağları ve
Bulanık Mantığın Uygulanması**

**Gaziantep Üniversitesi
Matematik Bölümü
Yüksek Lisans Tezi**

**Danışman
Yrd. Doç. Dr. Necati OLGUN**


**Selim Yavuz KARAOĞLAN
Eylül 2012**

©2012 [SELİM YAVUZ KARAOĞLAN].


T.C.
GAZIANTEP ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
MATEMATİK ANA BİLİM DALI

Tezin Adı: Bazı Mühendislik Problemlerinde Yapay Sinir Ağları ve Bulanık Mantığın Uygulanması
Öğrencinin, Adı Soyadı: Selim Yavuz KARAOĞLAN
Tez Savunma Tarihi: 04.09.2012


Fen Bilimleri Enstitüsü Onayı


Prof. Dr. Ramazan KOÇ
FBE Müdürü

Bu tezin Yüksek Lisans/Doktora tezi olarak gerekli şartları sağladığını onaylarım.


Prof. Dr. Adil KILIÇ
Enstitü ABD Başkanı

Bu tez tarafımca (tarafımızca) okunmuş, kapsamı ve niteliği açısından bir Yüksek Lisans/Doktora tezi olarak kabul edilmiştir.


Yrd. Doç. Dr. Necati OLGUN
Tez Danışmanı

Bu tez tarafımızca okunmuş, kapsamı ve niteliği açısından bir Yüksek Lisans/Doktora tezi olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmzası

Doç. Dr. Hanifi Çanakçı

Yrd. Doç. Dr. Necati OLGUN

Yrd. Doç. Dr. Mehmet ŞAHİN





İlgili tezin akademik ve etik kurallara uygun olarak yazıldığını ve kullanılan tüm literatür bilgilerinin referans gösterilerek ilgili tezde yer aldığını beyan ederim.

Adı ve Soyadı

İmza

ÖZET

BAZI MÜHENDİSLİK PROBLEMLERİNDE YAPAY SİNİR AĞLARI VE BULANIK MANTIĞIN UYGULANMASI

KARAOĞLAN, Selim Yavuz

Yüksek Lisans Tezi, Matematik Bölümü

Tez Yöneticisi: Yrd. Doç. Dr. Necati OLGUN

Eylül 2012

60 Sayfa

Bu çalışmada çimento, su, agrega(çakıl, kum), yüksek fırın cürufu, akışkanlaştırıcı ve uçucu külün beton basıncı üzerindeki etkileri Yapay Sinir Ağları ve Bulanık Mantık Sinirsel Denetim Metodu kullanılarak elde edilmiştir.

Chung-Hua Üniversitesi'nden Prof. I-Chen Yeh beton basınç dayanımının kullanılan malzemelere göre nasıl değişiklik göstereceğini ölçmek için toplamda 7 farklı maddenin değişik şekilde karıştırılmasıyla bir deney yapmıştır. Deneyde betonu 28 gün beklettikten sonra basınç dayanımı ölçülmüştür [25].

Bu deneysel veriler kullanılarak YSA metodu ile bulunan değerler gerçek değerler ile karşılaştırılmıştır. Daha sonra ise Bulanık Mantık Sinirsel Denetim Metodu kullanılarak elde edilen veriler gerçek değerler ile karşılaştırılmıştır. En sonunda ise gerçek değerler, YSA ve Bulanık Mantık Sinirsel Denetim Metodu ile bulduğumuz değerler ile karşılaştırılmıştır.

Anahtar Kelimeler: yapay sinir ağları, bulanık mantık, beton basınç dayanımı, tahmin, yapay zekâ.

ABSTRACT

THE IMPLEMENTATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND FUZZY LOGIC ON SOME OF ENGINEERING PROBLEMS

KARAOGLAN, Selim Yavuz

M.Sc. Thesis, Math Department

Supervisor: Assistant Professor Doctor Necati OLGUN

September 2012

60 pages

In this study, effect of water, gravel, sand, blast furnace slag, plasticizer, and the effects of fly ash on concrete compressive strength was obtained by using artificial neural networks and fuzzy logic methods.

Data was obtained from Prof. I-Chen Yeh who is from University of Chung – Hua. He prepared several concrete samples with different combination of aforementioned seven different parameters to find their 28 day compressive strength.

Some these experimental data were used for training ANN then rest of the data were used the control developed model. Training was made using different training approaches suggested by different authors. Fuzzy logic was also used the develop a prediction model from the experimental data. Prediction models developed from both methods were compared with test data and very close agreements were obtained.

Key words: artificial neural networks, fuzzy logic, concrete compressive strength, forecasting, artificial intelligence.

TEŐEKKÖRLER

Bu alıőma sűresince gűsterdięi yol ve yűntemlerle desteęini esirgemeyen Sayın hocam Yrd. Do. Dr. Necati OLGUN ‘a ayrıca bana akademik destek veren hocalarım Do. Dr. Hanifi ANAKCI, Yrd. Do. Dr. Mehmet ŐAHİN’ e, Yrd. Do. Dr. Kuddusi KAYADUMAN’ a, bana maddi manevi destek veren deęerli aileme ve arkadaşlarıma teőekkűr ederim...

İÇİNDEKİLER

ÖZET	v
ABSTRACT	vi
TEŞEKKÜRLER	vii
SEMBOLLER DİZİNİ	x
KISALTMALAR LİSTESİ	xi
TABLolar LİSTESİ	xii
ŞEKİLLER LİSTESİ	xiii
1.BÖLÜM	1
GİRİŞ	1
2. BÖLÜM.....	2
BULANIK MANTIK.....	2
2.1 Bulanık Mantık.....	2
2.2.Bulanık Küme Kavramı	4
3.BÖLÜM	10
YAPAY SİNİR AĞLARI.....	10
3.1.Yapay Sinir Ağları.....	10
3.2.Biyolojik Sinir Ağları	11
3.3.Yapay Sinir Hücresi	15
3.4. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması.....	15
3.4.1.Mimari Yapılarına Göre Sınıflandırılması	16
3.4.1.a.İleri Beslemeli Ağlar	16
3.4.1.b.Geri Beslemeli Ağlar	17
3.4.2.Öğrenme Yapılarına Göre YSA.....	19
3.4.2.a. Eğitici öğrenme.....	19
3.4.2.b. Eğitici öğrenme	20
3.4.2.c. Takviyeli öğrenme	21
4.BÖLÜM	22
SİNİRSEL BULANIK SİSTEM(NEURO-FUZZY)	22

4.1. Sinirsel Bulanık Mantık Ağ Yapıları.....	25
5. BÖLÜM.....	27
BETON YAPIMI VE BASINÇ DAYANIMI	27
5.1. Beton Basınç Dayanımının Klasik YSA ve Bulanık Mantık İle Modellenmesi	28
5.2. Beton basınç dayanımının YSA ile modellemesi.....	31
5.3. Beton basınç dayanımının bulanık mantık yöntemi ile modellenmesi.....	36
5.4. Deneysel verilerin, klasik YSA ile bulunan sonuçların ve Bulanık Mantık ile bulunan sonuçların karşılaştırılması.....	42
6. BÖLÜM.....	45
SONUÇLAR.....	45
KAYNAKLAR.....	46

SEMBOLLER DİZİNİ

μ	Küme fonksiyonu
\tilde{E}	Bulanık küme
gof	g ve f fonksiyonlarının bileşkesi
\tilde{f}	Bulandırma fonksiyonu

KISALTMALAR LİSTESİ

YSA	Yapay Sinir Ağları
SOM	Self Organizing Map
D	Delay
ARIC	Approximate Reasoning based Intelligent Control
AEN	Action-state Evaluation Network,
ASN	Action Selection Network,
MPa	Megapascal

TABLULAR LİSTESİ

Tablo 1 Prof. I-Chen Yeh' in yaptığı çalışmadaki deneysel veriler

Tablo 2 Klasik YSA yöntemi ile çıkan sonuçların deneysel veriler ile karşılaştırılması

Tablo 3 Klasik YSA da Levenberg Marquardt öğrenme kuralı ile bulunan simülasyon sonuçlarının mutlak hata oranı

Tablo 4 Deneysel veriler ile farklı öğrenme kuralları ile oluşturulan simülasyon verilerinin karşılaştırılması

Tablo 5 Bulanık Mantık da Levenberg Marquardt öğrenme kuralı ile bulunan simülasyon sonuçlarının mutlak hata oranı

Tablo 6 Deneysel veriler, Klasik YSA ile bulunan sonuçlar ve Bulanık Mantık ile bulunan sonuçların karşılaştırılması

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1 Biyolojik Sinir Ağı Modeli

Şekil 2 Sinir sisteminde bilgi akışı

Şekil 3 Yapay Sinir Ağı Modeli

Şekil 4 Biyolojik ve yapay sinir hücresi

Şekil 5 İleri Beslemeli ağlar için blok diyagram

Şekil 6 İleri beslemeli YSA modeli

Şekil 7 Geri beslemeli YSA yapısı

Şekil 8 YSA' nın eğiticili öğrenme ile eğitilmesi

Şekil 9 (Learning Rule: Step)

Şekil 10 (Learning Rule: Momentum)

Şekil 11 (Learning Rule: ConjugateGradient)

Şekil 12 (Learning Rule: LevenbergMarquardt)

Şekil 13 (Learning Rule: Quickprop)

Şekil 14 (Learning Rule: DeltaBarDelta)

Şekil 15 (Learning Rule: Step)

Şekil 16 (Learning Rule: Momentum)

Şekil 17 (Learning Rule: ConjugateGradient)

Şekil 18 (Learning Rule: LevenbergMarquardt)

Şekil 19 (Learning Rule: Quickprop)

Şekil 20 (Learning Rule: DeltaBarDelta)

Şekil 21: Deneysel veriler, Klasik YSA ile bulunan sonuçlar ve Bulanık Mantık ile bulunan sonuçların karşılaştırılması

1.BÖLÜM

GİRİŞ

İnsanođlu yüzyıllar boyunca yaşamını kolaylařtırmak için, daha güvenli ve daha konforlu yaşamak için büyük çabalar vermiřtir. Bu çabalar sonucunda çok önemli buluşlar ortaya çıkmıřtır. Bu buluşlardan en büyüğü ise *beton*'dur.

Günümüzde beton, inřaatlarda en çok kullanılan yapı malzemesidir. Betonun inřaat uygulamalarındaki kullanım alanı giderek yaygınlařmaktadır. Bu durum sađlam ve güvenli yapıların üretilmesinde kullanılacak betonun özelliklerinin daha yakından ve dođru olarak bilinmesini zorunlu kılmaktadır. Betonu oluřturan çimento, su, agrega ve beton karıřım hesaplamaları ile kaliteli beton üretiminin göstergesi beton basınç dayanımıdır. Bir betonun kullanılabilirliđinin göstergesi olarak dökülen betonların 7 ve 28. günlerdeki basınç dayanımları verilebilir. Bu amaçla yapılan çalışmaların bařında yapıda kullanılacak beton dayanımının önceden bilinmesi gerekmektedir.

Beton basınç dayanımının belirlenmesinde harcanan zaman ve yüksek maliyet yanında deneysel hataların ortaya çıkması da kaçınılmazdır. Laboratuvar kořullarında beton basınç dayanımlarının belirlenmesine alternatif bir yaklařım olarak YSA' nın ve Bulanık Mantık'ın kullanılması önemli kazanımlar sađlayacaktır.

2. BÖLÜM

BULANIK MANTIK

2.1 Bulanık Mantık

Matematiğin doğruluğundaki ve bütünlüğündeki başarısı Aristoteles'in ve öğrencilerinin katkısıyla olmuştur. Onların mantık teorisini oluşturma çabaları ile matematik bilimi gelişmiş ve "Düşüncenin Yasaları" oluşturulmuştur. Bu yasalardan biri, her önermenin ya doğru ya da yanlış olması gerektiğini belirtmektedir. Bu anlayışa geleneksel anlayış ya da Aristo Mantığı denilmektedir[10].

1965 yılına kadar matematikte, incelenen konuların (olayların) daha önce saptanmış olan kurallara kesin olarak uyup uymadığı incelenmiştir. Bu incelemeler de her zaman kendimize göre bir kesinlik aranmıştır. Araç olarak, düşünce sistemimizde, iki değerli mantık kullanılmıştır. Örneğin bir önerme için, daha önce saptanan kurallara uyuyorsa doğru, uymuyorsa yanlış denilmiştir. Buna karşın yaşadığımız evrende birçok olay vardır ki, bunlarla ilgili önermelerin doğru ya da yanlış olduğunu ayırt etmek çoğu kez bizi güç durumda bırakabilir. Başka bir deyişle bizi yanılgıya düşürebilir. Örneğin elinizdeki elmanın bir parçasını ısırın ve şu soruyu sorun;"elimdeki nedir?" yanıt "elma" olacaktır. Bir parça daha alın ve yine aynı soruyu sorun. Yanıtınız belki yine "elma" olacaktır ama içinizden bu yanıtı biraz daha açmak geçecektir. Örneğin, "biraz yenmiş bir elma" gibi. Isırmaya ve soruyu sormaya devam edin. Öyle bir an gelecektir ki, elinizde tuttuğunuz, her neye benziyor ise, artık sadece "elma" sözcüğü ile açıklanamayacaktır. Yemeye devam edin. Sonunda elma yok olacak ve sorunun yanıtı da "hiçbir şey" olacaktır. Şimdi sorunuzu değiştirin, "elma ne zaman elma olmaktan çıktı? ". Bu soruya bir yanıt bulamayacaksınız. Burada verilen örnek, bulanık mantığın mantığını anlatan çok güzel bir örnektir. Soruda, "ne zaman" sözcüğü, içerisinde bir kesinlik taşımaktadır. Yani yanıtın "5.ısırdıktan sonra", ya da "elma yemeye başladıktan 5 dk. sonra" gibi, kesin bir şekilde ifade beklenmektedir. Bulanık mantık, " elmadan, elma değıle

geçışı" bir derece meselesi olarak algılar, klasik mantık(Aristo mantığı) ise, kesin bir an ister [15]. Bulanıklık, rastgelelikle aynı değildir. Bulanıklık olaydaki belirsizliği ifade eder, bir olayın olup olmadığını değil hangi dereceye kadar olduğunu ölçer. Rastgelelik, olayın oluşundaki kesin olmayışlığı ifade eder. Bir olayın olmadığı rastgeledir, hangi dereceye kadar olduğu ise bulanıklıktır. Bulanık "gereklilik" iken, rastgelelik tahminselidir [7]. Gerçek dünyada olaylar çok karmaşık durumdadır ve bu olayların belirli matematiksel ifadelerle tanımlanması ve kesin bir şekilde kontrol altında tutulması mümkün değildir. Bütün teori ve denklemler gerçek dünyayı yaklaşık bir biçimde ifade ederler. İncelenen bir konunun tam ve kesinlikle bilinmemesi bulanıklılığı ifade etmektedir [8]. 1900'lerin başında, geleneksel anlayıştan farklı olarak Polonyalı mantıkçı Jan Lukasiewicz'in 3. bir değer olan "olası" kavramını ortaya atması, 1920'ler ve 1930'larda çok değerli mantık sisteminin gelişmesine yol açmıştır. 1930'larda Max Planck tarafından belirsizliği açıklayıcı ilk kavramlar geliştirilmiş ve 1965'de Azeri kökenli sistem bilimci Lotfy A. Zadeh tarafından yayımlanan makale ile modern anlamda belirsizlik kavramı açıklığa kavuşmuştur [10, 12, 22, 27]. Lotfy A. Zadeh felsefenin bazı problemlerini ele almıştır, makineler düşünebilir mi sorusuna ve dolayısıyla yapay zekâ sorunlarına tatminkâr cevaplar vermiş. Aristoteles'ten beri süregelen ve halen sembolik mantık şeklinde varlığını sürdüren mantık ve dilbilimsel sorunlara yeni çözümler getirmiş; iki değerli mantığa, teknoloji üreten ve teknoloji ile desteklenen kuvvetli bir alternatif sunmuştur [8].

Bulanık mantığın ve bu mantık kurallarını kullanan bulanık küme teorisinin Lotfy A. Zadeh tarafından geliştirilip 1965 tarihli orijinal makalesinde "The Theory of Fuzzy Logic and Fuzzy Sets [Bulanık Mantık ve Bulanık Kümeler Kuramı [28] yayınlanmasından sonra belirsizlik içeren sistemlerin incelenmesi yeni bir boyut kazanmıştır. 1965 de ortaya atılmasına rağmen, bulanık küme kavramı ancak 1970'li yılların ikinci yarısından sonra kullanılmaya başlanmıştır. Bunda özellikle Zadeh'in 1965 deki ilk makalesinden [28] daha fazla etkili olan ve bulanık mantığın belirsizlik içeren sistemlere uygulanabilirliğini açıklayan makaleleri etkili olmuştur [29, 30,].

Bulanık mantığın en geçerli olduğu iki durumdan ilki, incelenen olayın çok karmaşık olması ve bununla ilgili yeterli bilginin bulunmaması durumunda kişilerin görüş ve değer yargılarına yer vermesi, ikincisi ise insan muhakemesine,

kavrayışlarına ve karar vermesine gereksinim gösteren hallerdir. Genellikle bilinen matematik, stokastik veya kavramsal sistemlerin hemen hepsi üç ayrı birimden ibarettir. Bunlar giriş, bu girişi çıkışa dönüştüren ve sistem davranışı olarak isimlendirilen bir kutu ve buradan çıkış kısımlarıdır. Bu birimlerin hepsinde sayısal veri çıkış veya işlemler yapılmaktadır [11].

2.2.Bulanık Küme Kavramı

Şimdiye kadar, bir kümenin belirtilmesini bu kümenin iyi tanımlanmış olması koşuluna bağladık. Başka bir deyişle, A kümesinin tanımlı olması için evrensel kümeden seçtiğimiz bir x elemanı A kümesinin elemanı mıdır? Sorusuna kesinlikle evet ya da hayır dememiz gerekirdi. Bunu $X \neq \emptyset$ bir küme olmak üzere, A kümesinin

$$\forall x \in X \text{ için } \mu_A(x) = \begin{cases} 1 & x \in A \\ 0 & x \notin A \end{cases}$$

ile tanımlı $\mu_A : X \rightarrow \{0,1\}$ üyelik fonksiyonu ile ifade ediyorduk [9]. Zadeh'in [1] de ortaya koyduğu aşağıdaki tanıma göre $0 \leq r \leq 1$ olmak üzere $x \in X$ elemanı, A kümesinin üyelik derecesi r olan bir elemanı olmaktadır [13, 18, 19].

Tanım 2.2.1.[28] $X = \{x : x \in X\}$ kümesi verilmiş olsun. $\forall x \in X$ için $\mu_A(x) \in [0,1]$ olmak üzere

$$\mu_A : X \rightarrow [0,1]$$

kümesine X in A *bulanık kümesi* denir. μ_A fonksiyonuna A bulanık kümesinin üyelik fonksiyonu, $\mu_A(x)$ değerine x in üyelik derecesi (ya da değeri) ve $\mu_A(x)$ kümesine de A bulanık kümesine ait elemanların üyelik derecelerinin kümesi denir.

0 ve 1 sayıları $[0,1]$ aralığının elemanları olduğundan her kümeyi bir bulanık küme olarak düşünebiliriz. Eğer;

$$\sup_{x \in X} \mu_A(x) = 1$$

ise bulanık küme normal denir [14, 16, 23].

Tanım 2.2.2.[29] Her $x \in X$ için $\mu_A(x) \leq \mu_B(x)$ ise $A \subset B$ denir.

Tanım 2.2.3.[29] Bulanık kümelerde birleşme işlemi $A \cup B$, " \vee " verilen bulanık kümelerin en büyük işlemi olmak üzere aşağıdaki biçimde tanımlanır.

$$\mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) \quad \forall x \in X$$

Tanım 2.2.4.[29] Bulanık kümelerde kesişim işlemi, $A \cap B$, " \wedge " verilen bulanık kümelerin en küçük işlemi olmak üzere aşağıdaki biçimde tanımlanır;

$$\mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) \quad \forall x \in X$$

Benzer biçimde eğer $\{A_t : t \in T\}$ bulanık kümelerinin bir sınıfı ise $\cup_{t \in T} A_t$ ve $\cap_{t \in T} A_t$ bulanık kümeleri de aynı üyelik fonksiyonları kullanılarak;

$$\sup_{t \in T} \mu_{A_t}(x) \text{ ve } \inf_{t \in T} \mu_{A_t}(x)$$

ile bulunur.

Tanım 2.2.5.[2,31] A bir bulanık küme olsun. A nın tümleyeni \bar{A} , aşağıdaki gibi tanımlanır;

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad \forall x \in X$$

Teorem 2.2.1.[2,31] Bulanık kümelerde birleşim, kesişim ve tümleyen işlemleri aşağıdaki özelliklere sahiptir;

Tek kuvvet $A \cup A = A$

$$A \cap A = A$$

Değişme $A \cup B = B \cup A$

	$A \cap B = B \cap A$
Tümlleme	$\overline{\overline{A}} = A$
Yutma	$A \cup (A \cap B) = A$
	$A \cap (A \cup B) = A$
Evrensel ve boş kümede yutma	$A \cup X = X$
	$A \cap \emptyset = \emptyset$
Özdeşlik	$A \cap X = A$
	$A \cup \emptyset = A$
Birleşme	$A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap C$
	$A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup C$
Dağılma	$B \cap \left(\bigcup_{i \in I} A_i \right) = \bigcup_{i \in I} (A_i \cap B)$
	$B \cup \left(\bigcap_{i \in I} A_i \right) = \bigcap_{i \in I} (A_i \cup B)$
De Morgan kuralı	$\overline{\left(\bigcup_{i \in I} A_i \right)} = \bigcap_{i \in I} \overline{A_i}$
	$\overline{\left(\bigcap_{i \in I} A_i \right)} = \bigcup_{i \in I} \overline{A_i}$

Klasik kümelerde farklı olarak;

$$\mu_{A \cup \overline{A}}(x) \neq \mu_X(x)$$

$$\mu_{A \cap \bar{A}}(x) \neq \mu_{\emptyset}(x)$$

olabilir.

Örnek 2.2.1. $X=\{a,b\}$ ve A, B bulanık kümelerin üyelik fonksiyonları için bulanık küme işlemleri aşağıdaki gibi olur;

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0,3 & x = a \\ 0,8 & x = b \end{cases}$$

$$\mu_B(x) = \begin{cases} 0,9 & x = a \\ 1 & x = b \end{cases}$$

$$\mu_{A \cup B}(x) = \begin{cases} 0,9 & x = a \\ 1 & x = b \end{cases}$$

$$\mu_{A \cap B}(x) = \begin{cases} 0,3 & x = a \\ 0,8 & x = b \end{cases}$$

$$\mu_{\bar{A}}(x) = \begin{cases} 0,7 & x = a \\ 0,2 & x = b \end{cases}$$

$$\mu_{\bar{B}}(x) = \begin{cases} 0,1 & x = a \\ 0 & x = b \end{cases}$$

$$\mu_{A \cup \bar{A}}(x) = \begin{cases} 0,7 & x = a \\ 1 & x = b \end{cases}$$

$$\neq \mu_X(x)$$

$$\mu_{A \cap \bar{A}}(x) = \begin{cases} 0,3 & x = a \\ 0 & x = b \end{cases}$$

$$\neq \mu_{\emptyset}(x)$$

Tanım 2.2.6.[3] $A \in V(x)$ olsun. $\{x: \mu_A(x) > 0\}$ klasik kümesi A nın desteği olarak isimlendirilir ve $\text{sup } A$ ile gösterilir.

Tanım 2.2.7.[3] $A \in V(x)$ olsun. $\forall \alpha \in [0,1]$ için

$$\{x : \mu_A(x) \geq \alpha\} \quad \text{ve} \quad \{x : \mu_A(x) > \alpha\}$$

klasik kümelerine α - kesim ve güçlü α - kesim kümeleri denir ve sırasıyla A_α , A_{α^+} ile gösterilir.

Tanım 2.2.8.[4] $X = (-\infty, \infty)$ olsun. $\forall \alpha \in (0, 1]$ için A_α bir sonlu kapalı aralık ise $A \in V(x)$ bulanık kümesine *bulanık sayı* denir. Eğer A bulanık kümesinin üyelik fonksiyonu $a, b \in R$ ve $b \geq 0$ olmak üzere;

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & , x < a - b \quad \text{veya} \quad x > a + b \\ (x - a + b)/b & , a - b \leq x < a \\ (a + b - x)/b & , a \leq x < a + b \\ 1 & , x = a \end{cases}$$

ise A ya *üçgensel bulanık sayı* denir.

Her üçgensel bulanık sayı bir bulanık sayı, her reel sayı özel bir üçgensel bulanık sayı ve buradan her reel sayı aynı zamanda bulanık sayıdır.

Tanım 2.2.9.[12] $X = (-\infty, \infty)$ olsun. $\forall x_1, x_2, x_3 \in X$ için $x_1 \leq x_2 \leq x_3$

$$\mu_A(x_2) = \mu_A(x_1) \wedge \mu_A(x_3)$$

ise $A \in V(x)$ bulanık kümesine *konveks* denir.

Teorem 2.2.2.[2] Her bulanık sayı $(-\infty, \infty)$ un konveks bulanık alt kümesidir ve bunların üyelik fonksiyonları üstten yarı süreklidir.

Tanım 2.2.10.[2] A, B bulanık sayılar olsun. Bu durumda $A + B, A - B, A.B, A / B$ aşağıdaki gibi tanımlanır;

$$\mu_{A+B}(z) = \sup_{x+y=z} [\mu_A(x) \wedge \mu_B(y)]$$

$$\mu_{A-B}(z) = \sup_{x-y=z} [\mu_A(x) \wedge \mu_B(y)]$$

$$\mu_{A.B}(z) = \sup_{x,y=z} [\mu_A(x) \wedge \mu_B(y)]$$

$$\mu_{A/B}(z) = \sup_{\substack{x=z, y \neq 0 \\ y}} [\mu_A(x) \wedge \mu_B(y)]$$

3.BÖLÜM

YAPAY SİNİR AĞLARI

3.1.Yapay Sinir Ağları

“Basit mantık önermeleri semboller ile gösterilirse, iki önerme arasındaki bağıntı bir cebir denklemi olur” şeklinde mantığın matematik yönlerini çıkartan İngiliz matematikçi George Boole 1847’de yayınladığı “Mathematical Analysis of Logic” adlı eserinde, mantığa cebir metotlarının uygulanabilirliğini göstermiş olmaktadır. Bu tarihten sonra gerek sibernetik ve otomat ve gerekse yapay zekâ tekniği konusunda yoğun çalışmalar başlamıştır. Bu çalışmalar içerisinde, insan beyninin simülasyonuna dayanan yapay zekâ tekniklerinden biri olan Yapay Sinir Ağları (YSA) geniş bir uygulama alanı bulmuştur [5].

Son yıllarda gelişen bilgisayar teknolojisi ile beraber geniş bir kullanım alanı bulan yapay zekâ teknikleri, mühendislik alanında en çok optimizasyon amaçlı olarak kullanılmakta ve diğer klasik yöntemlere göre daha iyi sonuç vermektedir[24].

Yapay sinir ağları, insan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler türetebilme, yeni bilgiler oluşturabilme ve keşfedebilme gibi yetenekleri herhangi bir yardım almadan otomatik olarak gerçekleştirmek amacı ile geliştirilen sistemlerdir. YSA günümüzde birçok probleme çözüm üretebilecek yeteneğe sahiptir. Girdiler bir yapay sinir hücresine (proses elemanına) dış dünyadan girilen bilgilerdir. Bunlar ağın öğrenmesi istenen örnekler tarafından belirlenir. Yapay sinir hücresine dışarıdan olduğu gibi başka hücrelerden veya kendi kendisinden de bilgiler girilebilir[20].

Yapay sinir ağları (YSA), insan beyninin temel birimi olan nöronlara benzer olarak teşkil edilen yapay nöronların farklı topoloji ve ağ modelleriyle birbirine bağlanmasıyla oluşan karmaşık sistemlerdir [24]. YSA’ nın faydaları arasında; istatistik ve başka modelleme için gerekli olan veri ile ilgili kabullerin bulunmaması,

doğrusal olmayan çok giriş ve çok çıkışlı sistemlerin kolayca modellenmesi ve değişkenlerin dönüşümlerinin otomatik olarak yapılması sayılabilir. Sakıncaları arasında ise fazla uyumun arz ettiği rastgelelik, giriş ve çıkış değişkenlerinin ikişerli ilişkilerinin bilinmemesi ve güvenilir sonuç almak için fazla veriye ihtiyaç duyması görülmektedir [12].

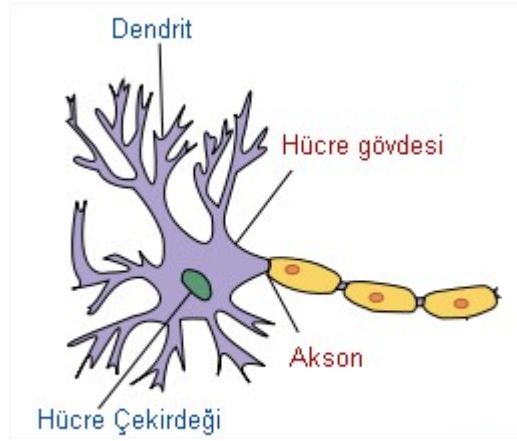
Bir YSA, bir biriyle etkileşim içindeki pek çok yapay nöronun paralel bağlı bir hiyerarşik organizasyondur [24].

YSA' da hesaplama algoritmik programlamaya bir seçenek oluşturan, temel olarak yeni ve farklı bir bilgi işleme tekniğidir. En genel anlamda YSA ileri beslemeli ve geri beslemeli ağlar şeklinde iki ana grup ta düşünülebilir. İleri beslemeli ağlarda nöronlar; girdi, saklı ve çıktı olarak adlandırılan katmanlar vasıtasıyla organize edilir. Her bir katmandaki nöronlar; bir sonraki katman nöronları ile bağlantı ağırlıkları vasıtasıyla ilişkilidir. Ancak katmanların kendi aralarında herhangi bir bağlantıları yoktur. Bilgi, girdi katmanından çıktı katmanına doğru ilerler. Buna aktivasyon yönü de denilir. Bu tür yapay sinir ağına örnek olarak tek ve çok katmanlı perceptron ağları verilebilir. Bu tür ağlar denetimli öğrenme teknikleriyle eğitilir. Geri beslemeli ağların en belirgin özelliği; katmanlar arasındaki nöronlar birbirleriyle bağlantılı olup ayrıca bir dinamik hafızaya sahiplerdir. Bu tür ağların eğitilmesi takviyesiz öğrenmeye bir örnek oluşturur. Hopfield ağları daha çok bir içerikli adreslenebilir bellek olarak veya optimizasyon tipi problemlerde başarılıdır. YSA' da ki işleme elemanları biyolojik olarak insan beynindeki nöronlara karşılık gelmektedir [24].

3.2.Biyolojik Sinir Ağları

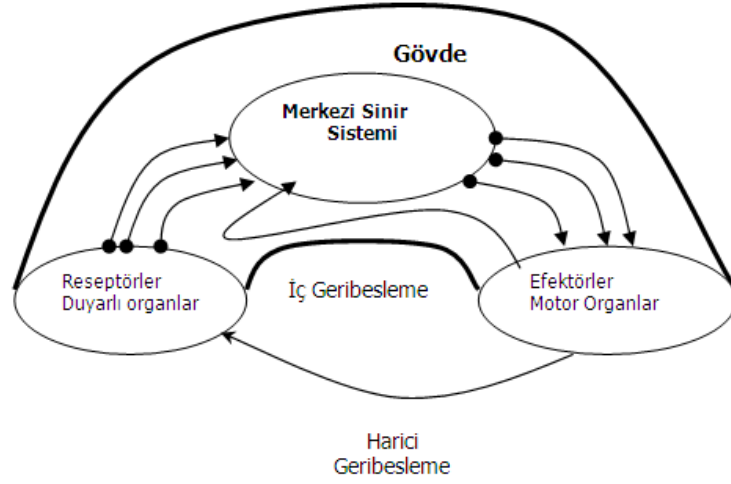
Biyolojik sinir ağının temel inşa bloğu olan basit bir sinir hücresi nöron olarak adlandırılır. Şekil 1'de biyolojik sinir hücresi görülmektedir. Nöron ya da sinir hücresi, sinir sisteminin temel fonksiyonel birimidir. Çeşitli biçim ve büyüklüklerde olabilir. Sinirsel uyarıları elektriksel ve kimyasal yolla iletir. Aşağıdaki Şekilde Şematik diyagramı gösterilen tipik sinir hücresi üç ana bölümden oluşur. Hücre gövdesi büyüktür ve çekirdek burada yer alır. Bunun dışında, akson ve dendrit denilen uzantıları vardır. Başka hücrelerden gelen uyarılar(giriş) dendritlerin

uçlarından alınır, soma olarak adlandırılan hücre gövdesi(akson ve dendritler) tarafından işlenir ve sinyalleri taşıyan uzun bir sinirsel bağlantı halindeki akson ile uçlarından diğer hücrelere iletilir. Akson dendrit bağlantısı ise sinaps olarak adlandırılır. Sinaps nöronlar arasında elektrokimyasal bağlantıyı sağlamaktadır [26].



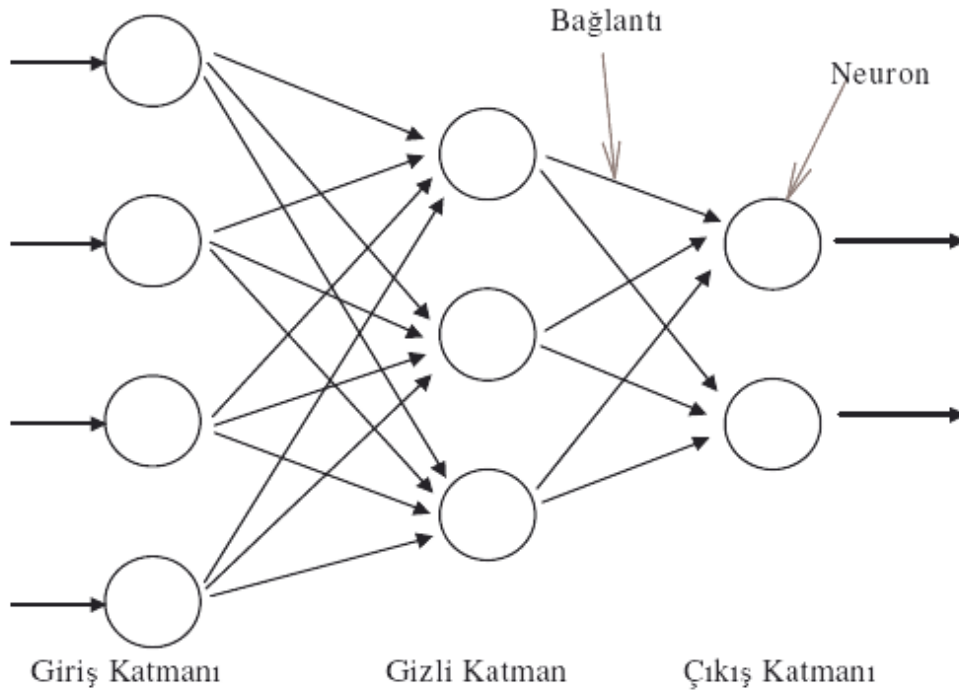
Şekil 1 Biyolojik Sinir Ağı Modeli [17]

Nöronlar birbirleriyle elektriksel sinyaller aracılığıyla haberleşmektedir. Ayrıca, nöronlar kimyasal bir ortamda çok yoğun beyinsel faaliyetleri yerine getirmektedirler. Böylece beyin, biyokimyasal işlemlerin gerçekleştiği son derece yoğun bir elektriksel ağ gibi düşünebilir. Büyük sinir ağları çok karmaşık ve ayrıntılı bir yapıyla bir birine bağlıdır. Ağa giriş duyarlı algılayıcılar (reseptörler) ile sağlanır. Reseptörler uyarıyı gövdeye götürürler. Uyarım elektriksel sinyaller biçimindedir. Nöron ağının içine bilgi taşınması ve merkezi sinir sisteminde bilginin işlenmesi sonucu efektörler tarafından kontrol edilir. Bundan sonra insan cevabını çeşitli eylemler şeklinde verir. Şekil 2’ de gösterildiği gibi sinir sisteminde bilgi akışı üç ana kısımdan oluşmaktadır: reseptörler, sinir ağı ve efektörlerdir [26].



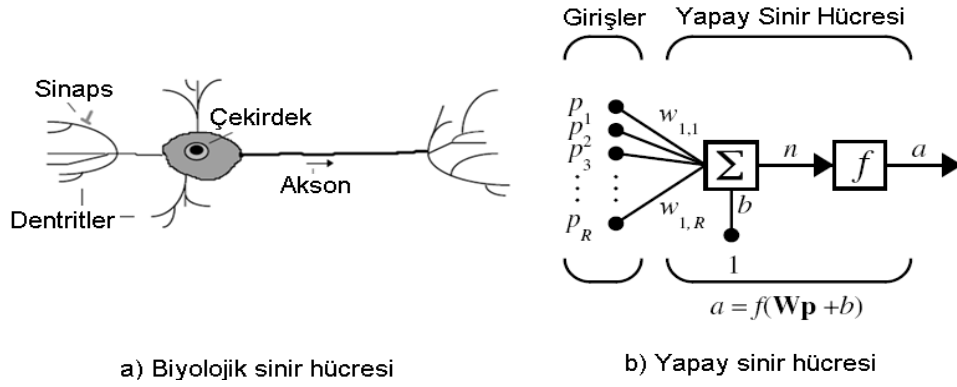
Şekil 2 Sinir sisteminde bilgi akışı

YSA' nın işleyişi de buna benzer olarak gelişmektedir. 1940 yılında McCulloch ve Pitts nöronun, mantık sistemlerinde basit eş değer yapısıyla modellenebileceğini ortaya atmışlardır [19]. Bu amaçla yaptıkları çalışmalar sonunda Şekil 3'de görüldüğü gibi bir yapay sinir ağı modeli geliştirmişlerdir.



Şekil 3 Yapay Sinir Ağı Modeli

Şekil 4' de gösterilen sistemde bilgi işlenmekte, değerlendirilmekte ve merkezi sinir sisteminde depolanan bilgiyle karşılaştırılmaktadır. Motor organlar eylemi doğrulayan geri beslemeli bağlantılarla merkezi sinir sistemini yönetir ve denetlerler. İç ve dış geri beslemeli kontrolün ikisi de komutlarla gerçekleştirilir. Tüm sinir sisteminin yapısı kapalı-çevrim bir kontrol sistemini andırmaktadır [26].



Şekil 4 Biyolojik ve yapay sinir hücresi

Bu modele göre, bir sinir N tane ağırlıklandırılmış girişi toplamakta ve sonucu lineer olmayan bir fonksiyondan geçirmektedir. Herhangi bir katmandaki j . birime gelen toplam giriş, önceki katmandaki birimlerin y_i çıkışlarının (ilk katman için girişlerin) bağlantılar üzerindeki w_{ij} ağırlıkları ile hesaplanmış bir ağırlıklı toplamıdır.

$$net_j = \sum_i w_{ij} y_j$$

Birimin çıkışı, bu değer bir eşik değerden çıkartılıp lineer olmayan bir fonksiyondan geçirilmesiyle hesaplanır. Çıkış değerleri

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(\sum_i w_{ij} y_j)}$$

fonksiyonu ile hesaplanır [24].

3.3.Yapay Sinir Hücresi

Biyolojik sinir ağlarında olduğu gibi yapay sinir ağlarında da temel unsur, yapay sinir hücresidir. Yapay sinir hücresi, YSA' nın çalışmasına esas teşkil eden en küçük ve temel bilgi işleme birimidir. Ağ içinde yer alan tüm nöronlar bir veya birden fazla girdi alırlar ve tek bir çıktı verirler. Bu çıktı yapay sinir ağının dışına verilen çıktılar olabileceği gibi başka nöronlara girdi olarak da kullanılabilirler. Geliştirilen hücre modellerinde bazı farklılıklar olmakla birlikte genel özellikleri ile bir yapay hücre modeli 5 bileşenden oluşmaktadır. Bunlar;

- Girdiler
- Ağırlıklar
- Birleştirme Fonksiyonu
- Aktivasyon Fonksiyonu
- Çıktı

dır [21].

3.4. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

YSA'lar, genel olarak birbirleri ile bağlantılı işlemci birimlerden (sinir hücresi) oluşurlar. Her bir sinir hücresi arasındaki bağlantıların yapısı ağın yapısını belirler. İstenilen hedefe ulaşmak için bağlantıların nasıl değiştirileceği öğrenme algoritması tarafından belirlenir. Kullanılan öğrenme algoritmasına göre, hatayı sıfıra indirecek şekilde, ağın ağırlıkları değiştirilir. YSA'lar mimari yapılarına ve öğreneme algoritmalarına göre sınıflandırılırlar [21].

Mimari yapılarına göre

- İleri beslemeli
- Geri beslemeli

Öğrenme algoritmalarına göre

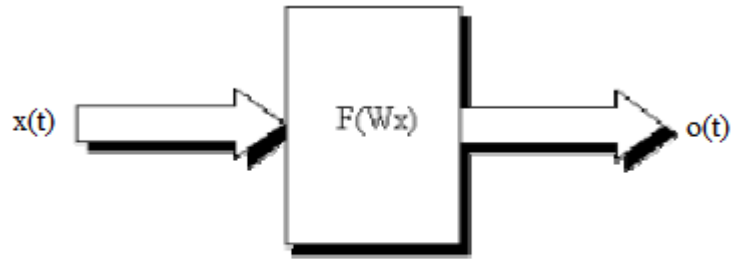
- Danışmanlı öğrenme
- Danışmansız öğrenme
- Takviyeli öğrenme

3.4.1.Mimari Yapılarına Göre Sınıflandırılması

Yapay sinir ağları, yapılarına göre, ileri beslemeli (feedforward) ve geri beslemeli (feedback) ağlar olmak üzere iki şekilde sınıflandırılırlar [21].

3.4.1.a.İleri Beslemeli Ağlar

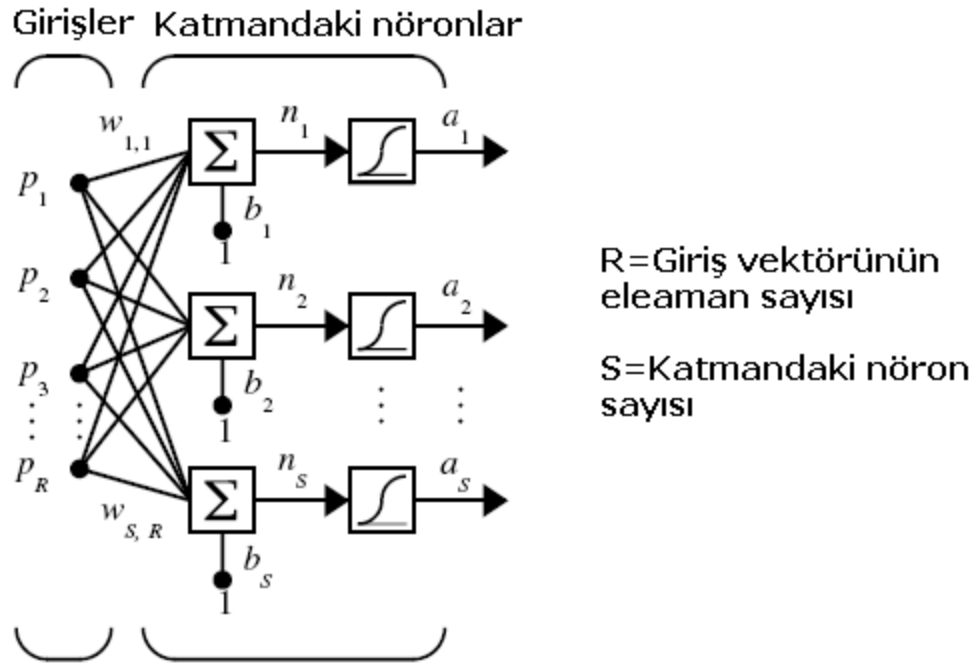
İleri beslemeli bir ağda işlemci elemanlar (İE) genellikle katmanlara ayrılmışlardır. İşaretler, giriş katmanından çıkış katmanına doğru tek yönlü bağlantılarla iletilir. İE'ler bir katmandan diğer bir katmana bağlantı kurarlarken, aynı katman içerisinde bağlantıları bulunmaz. Şekil5'de ileri beslemeli ağ için blok diyagram gösterilmiştir. İleri beslemeli ağlara örnek olarak çok katmanlı perseptron (Multi Layer Perseptron-MLP) ve LVQ (Learning Vector Quantization) ağları verilebilir [21].



Şekil 5 İleri Beslemeli Ağlar için Blok Diyagram

İleri beslemeli YSA' da, hücreler katmanlar şeklinde düzenlenir ve bir katmandaki hücrelerin çıkışları bir sonraki katmana ağırlıklar üzerinden giriş olarak verilir. Giriş katmanı, dış ortamlardan aldığı bilgileri hiçbir değişikliğe uğratmadan

orta (gizli) katmandaki hücrelere iletir. Bilgi, orta ve çıkış katmanında işlenerek ağ çıkışı belirlenir. Bu yapısı ile ileri beslemeli ağlar, doğrusal olmayan statik bir işlevi gerçekleştirir. İleri beslemeli YSA'nın, orta katmanında yeterli sayıda hücre olmak kaydıyla, herhangi bir sürekli fonksiyonu istenilen doğrulukta yaklaştırabileceği gösterilmiştir. En çok bilinen geriye yayılım öğrenme algoritması, bu tip YSA ların eğitiminde etkin olarak kullanılmakta ve bazen bu ağlara geriye yayılım ağları da denmektedir. Şekil 6'da ileri beslemeli YSA yapısı verilmiştir.



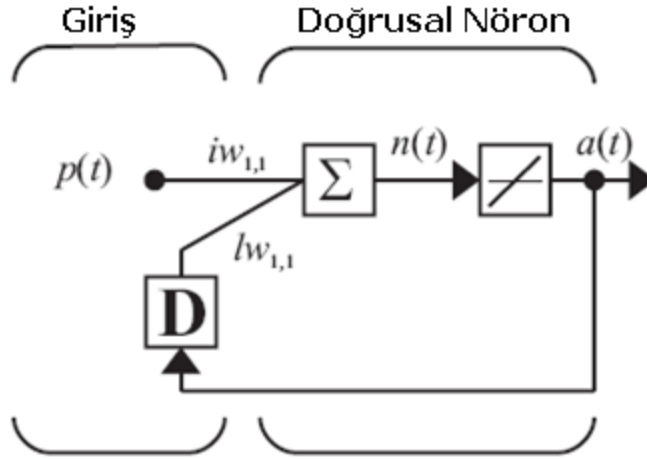
Şekil 6 İleri beslemeli YSA modeli

$$NET : a_j = \sum A_{kj} C_k^i$$

$A_{kj} = k$. girdi katmanı elemanını j . ara katman elemanına bağlayan bağlantının ağırlık değeri. j . ara katman elemanının çıktı değeri ise, bu net girdinin aktivasyon fonksiyonundan geçirilmesi ile elde edilir [21].

3.4.1.b. Geri Beslemeli Ağlar Bir geri beslemeli sinir ağı, çıkış ve ara katlardaki çıkışların, giriş birimlerine veya önceki ara katmanlara geri beslendiği bir ağ yapısıdır. Böylece, girişler hem ileri yönde hem de geri yönde aktarılmış olur. Şekil

7’de bir geri beslemeli ağ görülmektedir. Bu çeşit sinir ağlarının dinamik hafızaları vardır ve bir andaki çıkış hem o andaki hem de önceki girişleri yansıtır. Bundan dolayı, özellikle önceden tahmin uygulamaları için uygundur. Geri beslemeli ağlar çeşitli tipteki zaman serilerinin tahmininde oldukça başarı sağlamışlardır. Bu ağlara örnek olarak Hopfield, SOM (Self Organizing Map), Elman ve Jordan ağları verilebilir.



Şekil 7 Geri beslemeli YSA yapısı

Şekil 7’de $D(delay)$ harfi ile gösterilen zaman gecikmesi, bir örnekleme zamanı önceki bilgiyi hafızada tutar ve bir önceki çıkışı, YSA’nın girişi olarak uygular [21].

Geri beslemeli YSA’ da, en az bir hücrenin çıkışı kendisine ya da diğer hücrelere giriş olarak verilir ve genellikle geri besleme bir geciktirme elemanı üzerinden yapılır. Geri besleme, bir katmandaki hücreler arasında olduğu gibi katmanlar arasındaki hücreler arasında da olabilir. Bu yapısı ile geri beslemeli YSA, doğrusal olmayan dinamik bir davranış gösterir. Dolayısıyla, geri beslemenin yapılış şekline göre farklı yapıda ve davranışta geri beslemeli YSA yapıları elde edilebilir. Geriye doğru hesaplamada, ağın ürettiği çıktı değeri, ağın beklenen çıktıları ile kıyaslanır. Bunların arasındaki fark, hata olarak kabul edilir. Amaç bu hatanın düşürülmesidir. Çıktı katmanında m . proses için oluşan hata, $E_m = B_m - C_m$ olacaktır. Çıktı katmanında oluşan toplam hatayı bulmak için, bütün hataların toplanması gereklidir. Bazı hata değerleri negatif olacağından, toplamın sıfır olmasını önlemek amacıyla ağırlıkların kareleri hesaplanarak sonucun karekökü alınır. Toplam hata aşağıdaki formül ile bulunur.

$$\text{Toplam Hata} = \frac{1}{2} \sum_m E_m^2$$

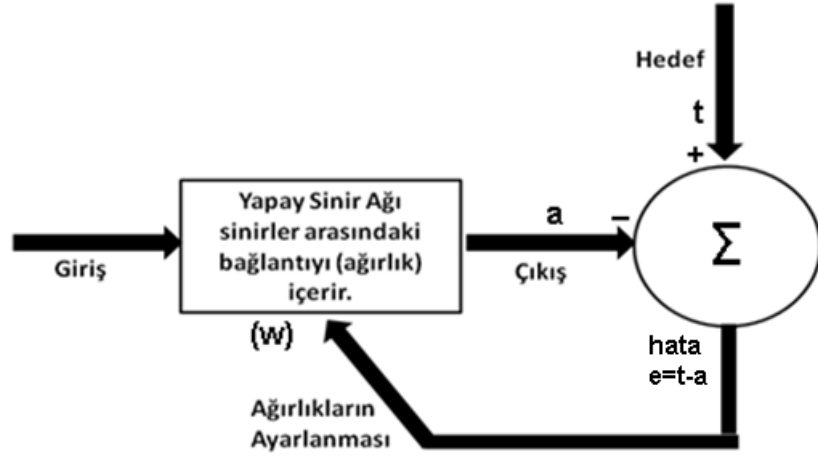
Toplam hatayı en aza indirmek için, bu hatanın kendisine neden olan proses elemanlarına dağıtılması gerekmektedir. Bu da, proses elemanlarının ağırlıklarını değiştirmek demektir [21].

3.4.2.Öğrenme Yapılarına Göre YSA

İnsan beyni doğumdan sonraki gelişme sürecinde çevresinden duyu organlarıyla algıladığı davranışları yorumlar ve bu bilgileri diğer davranışlarında kullanır. Yaşadıkça beyin gelişir ve tecrübelenir. Artık olaylar karşısında nasıl tepki göstereceğini çoğu zaman bilmektedir. Fakat hiç karşılaşmadığı bir olay karşısında yine tecrübesiz kalabilir. Yapay sinir ağlarının öğrenme sürecinde de, tıpkı dış ortamdan gözle veya vücudun diğer organlarıyla uyarıların alınması gibi dış ortamdan girişler alınır, bu girişlerin beyin merkezine iletilerek burada değerlendirilip tepki verilmesi gibi yapay sinir ağında da aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek bir tepki çıkışı üretilir. 1990'lı yıllardan bugüne gelinceye kadar birçok öğrenme algoritması geliştirilmiştir. Öğrenme algoritmaları temelde üç grupta toplanmaktadır. Eğitici öğrenme, eğitici öğrenme ve takviyeli öğrenme algoritmaları [26].

3.4.2.a. Eğitici öğrenme

Eğitici öğrenmede, girişler ağa uygulanıp aktivasyon fonksiyonundan geçilerek çıkışlar elde edilir. Bu çıkışlar, tecrübeyle verilen çıkışla karşılaştırılarak hata bulunur. Çeşitli öğrenme algoritmalarıyla hata azaltılıp gerçek çıkışa yaklaşılmaya çalışılır. Bu çalışma süresince yenilenen yapay sinir ağının ağırlıklarıdır. Şekil 8'de gösterildiği gibi ağırlıklar her bir çevrimde yenilenerek amaca ulaşılmaya çalışılır. Amaca ulaşmanın veya yaklaşmanın ölçüsü de yine dışarıdan verilen bir değerdir. Ağırlıkların güncellenmesi süresince eğitici, ödüllendirme-cezalandırma şemasını ağa uygulayarak hatayı azaltır. Bu öğrenme modelinde giriş ve çıkış örnekleri kümesi eğitim kümesi olarak adlandırılır [26].



Şekil 8 YSA' nın eğitici öğrenme ile eğitilmesi

Eğer yapay sinir ağı verilen giriş-çıkış çiftleriyle amaca ulaşmış ise ağırlık değerleri saklanır. Ağırlıkların sürekli yenilenip istenilen sonuca ulaşılan kadar geçen zamana öğrenme adı verilir. Yapay sinir ağı öğrendikten sonra daha önce verilmeyen girişler verilir, sinir ağı çıkışıyla gerçek çıkışı yaklaşımlı incelenir. Eğer yeni verilen örneklere de doğru yaklaşıyor ise sinir ağı işi öğrenmiş demektir. Sinir ağına verilen örnek sayısı optimum değerden fazla ise sinir ağı işi öğrenmemiş ezberlemiştir. Genelde eldeki örneklerin yüzde sekseni ağa verilir ağ eğitilir, daha sonra geri kalan yüzde yirmilik kısım verilir ağın davranışı incelenir. Diğer bir deyişle ağ test edilir [26].

3.4.2.b. Eğitici öğrenme

Eğitici öğrenmede, eğitici öğrenmedeki gibi arzu edilen y çıkışları bilinmemektedir. Bu yüzden kesin bir hata bilgisini ağın davranışını değiştirmekte kullanmak mümkün değildir. Cevabın doğruluğu veya yanlışlığı hakkında bilgi sahibi olunmadığı için öğrenme, girişlerin verdiği cevaplar gözlenerek başarıya ulaşılır. Eğitici öğrenme yaklaşımı daha çok sınıflandırma problemlerinin çözümünde kullanılır [26].

3.4.2.c. Takviyeli öğrenme

Takviyeli öğrenmede, ađın davranışının uygun olup olmadığını belirten bir öz yetenek bilgisine ihtiyaç duyulur. Bu bilgiye göre ađırlıklar ayarlanır. Gerçek zamanda öğrenme yöntemi olup deneme-yanılma esasına göre sinir ađı eğitilmektedir [26].

4.BÖLÜM

SİNİRSEL BULANIK SİSTEM(NEURO-FUZZY)

Bulanık sinirsel ağlar Yapay sinir ağları ve bulanık sistemlerin sentezlenmesinden meydana gelen yapay zekâ tekniklerinden birisidir. Bulanık mantık yaklaşımı karar almada çok iyi sonuçlar verir, fakat karar alma sürecindeki kural oluşturmayı kendiliğinden gerçekleştiremez. Sinirsel bulanık mantık yaklaşımı, yapay sinir ağlarının öğrenme yeteneği, en uygunu bulma ve bağlantılı yapılar gibi, bulanık mantığın insan gibi karar verme ve uzman bilgisi sağlama kolaylığı gibi üstünlüklerinin birleştirilmesi fikrine dayanmaktadır. Bu yolla, bulanık denetim sistemlerine, sinir ağlarının öğrenme ve hesaplama gücü verilebilirken, sinir ağlarına da bulanık denetimin insan gibi karar verme ve uzman bilgisi sağlama yeteneği kazandırılmaktadır. Yapay sinir ağı giriş ve çıkış eğitim çiftleri verilen bir statik fonksiyonu öğrenebilmektedir. Öğrenme işlemi, ağ içerisindeki ağırlıkların belirlenmesiyle gerçekleşmekte ve verilen fonksiyona en uygun yaklaşım sağlanmaktadır. Yapay sinir ağı bulanık sistemin parametrelerini belirlemek için kullanılmaktadır. Öğrenme aşamasından sonra bulanık sistem yapay sinir ağına ihtiyaç duymadan çalışmaktadır. Sistem eğitim yaparken yapay sinir ağını, karar verme işleminde de bulanık mantığı kullanmaktadır[6].

Bulanık Sinirsel Ağlar, dört katmandan oluşmaktadır. Bulanıklaştırma katmanı, iki saklı katman, fonksiyon katmanı ve berraklaştırma katmanı. Bulanıklaştırma katmanının girişleri, bulanık çalışma bölgelerini tanımlamak için kullanılan sistem değişkenleridir. Bu katmanda üç tip işlem birimi aktivasyon fonksiyonu kullanılmaktadır. Bunlar; sigmoid, gauss ve ters sigmoid fonksiyonlarıdır. Kural katmanı bulanık çıkarım gerçekleştirmektedir. Bu katmandaki işlem birimleri sigmoid fonksiyonu kullanılmaktadır. 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. Fonksiyon katmanındaki ağırlıklar, çalışma bölgelerindeki doğrusal modellerin parametreleridir. Berraklaştırma işlem biriminin girişi, çalışma bölgeleri ve bu bölgelere ait üyelik fonksiyonlarıdır. Berraklaştırma katmanı, ağırlık yöntemi ile berraklaştırma işlemini gerçekleştirmekte ve ağ çıkışını oluşturmaktadır [6].

Bulanık mantık, sinir ağları, genetik algoritmalar ve uzman sistemler gibi bütün yapay zekâ tekniklerinin her birinin kendisine özgü yetenekleri bulunmaktadır. Örneğin yapay sinir ağları öğrenme, örnekleri tanımlamada iyi iken, kararların nasıl alındığı konusunda iyi değildir. Bulanık mantık yaklaşımı karar almada çok iyi sonuçlar verir, fakat karar alma sürecindeki kural oluşturmayı kendiliğinden gerçekleştiremez. Sinirsel bulanık mantık yaklaşımı, yapay sinir ağlarının öğrenme yeteneği, en uygunu bulma ve bağlantılı yapılar gibi, bulanık mantığın insan gibi karar verme ve uzman bilgisi sağlama kolaylığı gibi üstünlüklerinin birleştirilmesi fikrine dayanmaktadır. Bu yolla, bulanık denetim sistemlerine, sinir ağlarının öğrenme ve hesaplama gücü verilebilirken, sinir ağlarına da bulanık denetimin insan gibi karar verme ve uzman bilgisi sağlama yeteneği kazandırılmaktadır [8].

Sinirsel bulanık denetim sisteminin asıl amacı, sinirsel bulanık denetim sistemlerinin yapısını, değişkenlerini ayarlamak ve bulmak için sinirsel öğrenme tekniklerini uygulamaktır. Bulanık mantık denetleyicilerde yapısal ayarlama ve değişken ayarlama olmak üzere iki önemli ayarlama gerekir. Yapısal ayarlama hesaplanacak değişkenlerin sayısı, kuralların sayısı, her bir giriş çıkış değişkeninin tanım uzaylarının bölümlenmesi gibi bulanık mantık kuralı yapılarının ayarlarından oluşur. Uygun kural yapısının elde edilmesinden sonra, denetleyici değişkenlerin ayarlanmasına ihtiyaç duyar. Değişkenlerin ayarlanması bölümünde üyelik işlevlerinin uygun merkezleri, eğimleri, genişlikleri, bulanık mantık kurallarının ağırlıkları hesaplanır [8].

Sinir ağları öğrenme yöntemlerinin üç kategorisi içinden, harici bir bilgi almaksızın giriş vektörlerindeki kurallara uygun olanları muhafaza ederek, dâhili yapılar kuran danışmansız öğrenme, yapıyı öğrenmek için uygundur. Çıkış vektörlerini belirtmek için öğretmen gerektiren danışmanlı öğrenme ve çıkışın sadece tek ölçekli değerlendirmesini gerektiren yaparak öğrenme ise değişken öğrenme için

uygundur. Bir denetleyicinin kendi kendisini düzenleyebilme özelliği, doğrusal olmayan sistemler için kesin bilinmeyen sistem dinamiklerinin ve zamanla değişebilen değişkenlerin denetiminde çok etkili olmasını sağlar. Bulanık denetim sistemlerinin endüstriyel alanlarda uygulanmasıyla birlikte, yüksek performanslı bulanık sistem kurmanın her zaman kolay olmadığı görülmüştür. Literatürde çok gelişmiş tasarım yöntemlerinden bahsedilse de, uygun üyelik işlevlerinin ve bulanık kuralların bulunması için yapılan deneme yanılma işlemi çoğunlukla uzun zaman almakta ve en iyi değerler yine de bulunamayabilmektedir. Bu işlemleri kolaylaştırabilmek için bulanık mantık denetleyici sistemlerine öğrenme algoritmaları eklenmesi fikri doğmuştur ve eğitim veya uyum sağlama algoritmaları ile oluşturulan bu sistemler, uyarlamalı bulanık sistemler olarak bilinmektedir. Bu konudaki ilk tasarımlar 1979 yılında Procky ve Mamdani tarafından ortaya atılan uyarlamalı veya kendi kendisini düzenleyebilen bulanık denetleyiciler olarak bilinmektedirler. Bu tip uyarlamalı modeller genellikle mevcut bilgiye dayanan yöntemlerdir. Bununla birlikte bulanık sistemlerin değişkenlerinin yapay sinir ağları tarafından elde edilmesi de mümkündür. Bu alandaki ilk tasarımlar sinirsel bulanık sistemler(neuro-fuzzy systems veya fuzzy-neural systems) olarak adlandırılmıştır [6].

Günümüzde bu yaklaşımlar çok geneldir ve denetim, veri analizi, karar verme gibi birçok alanlara uygulanmaktadır. Sinirsel bulanık ağların yapılarındaki bağlantıların ağırlıkları, yayılmaları ve transfer işlevleri klasik sinir ağlarından farklıdır. Bu tip bulanık denetim sistemlerinde, değişkenlerin öğrenilmesinde genellikle eğimli iniş yöntemi kullanılır [8].

Klasik uyarlamalı denetim literatüründe, uyarlamalı bulanık denetleyiciler doğrudan ve dolaylı denetim olmak üzere iki gruba ayrılır. Doğrudan uyarlamalı denetimdeki denetleyici değişkenleri, sistem çıkışı ve istenen değer arasındaki hata değerini küçültmek için ayarlanır. Dolaylı uyarlamalı denetimdeki sistem değişkenleri tahmin edilir ve denetleyici değişkenleri, sistem değişkenlerinin doğru değerlerini temsil tarafından yoğun olarak ANFIS, FAL- CON, FuNe, RuleNet, GARIC, NEFCLASS, NEFCON, NEFPROX diye adlandırılan sinirsel bulanık sistemler kullanılmaktadır. Bunun yanı sıra diğer ağ yapılarında da bulanıklaştırma çalışmaları yapılmaktadır [8].

Sinirsel bulanık ağlarda öğrenmeyle ilgili çok sayıda farklı yaklaşım bulunmaktadır. Jang'm ANFIS modeli Sugeno benzeri bulanık sistemi içeren bir yapıdadır ve geri yayımlı öğrenmeyi kullanır. Sadece türevlenebilen üyelik işlevlerini kullanarak bunlara ait değişkenleri düzenler. GARIC modeli ise türevlenebilen özel bir işlev kullanır. Bu tür modellerde Mamdani tipi bulanık sistem kullanılmamaktadır. ettiği kabul edilenlerin içerisinde seçilir. Modern sinirsel bulanık sistemler genellikle ileri beslemeli çok katmanlıdır. Son yıllarda birçok araştırmacı NEFCON, NEFCLASS ve NEFPROX modelleri ise özel öğrenme algoritmaları ile eğitilirler ve Mamdani tip bulanık sistemleri kullanırlar. İleri beslemeli çok katmanlı ağların yanı sıra başka ağ yapıları da bulanık teknikleri kullanabilmektedir. Bunlara örnek olarak kendisini düzenleyebilen ağlar ve bulanık ilişkisel hafızalar verilebilir. Bunlar sadece bulanık sistemin değişkenlerini öğrenebilmektedir [8].

4.1. Sinirsel Bulanık Mantık Ağ Yapıları

Sinirsel bulanık mantık ağları temel olarak iki yapıdan oluşmaktadır. Birinci sinirsel bulanık mantık yapısında, bulanık çıkarımın dilsel ifadelerle oluşturduğu çıkışlar çok katmanlı sinir ağına giriş vektörü olarak verilmektedir. Bu yapıda, sinir ağı eğitilmekte ve istenen çıkışları sağlamaktadır. İkinci sinirsel bulanık mantık yapısında ise çok katmanlı sinir ağının çıkışları bulanık çıkarım mekanizmasını sürmektedir [6].

Bulanık mantık yaklaşımında uzman bilgilerinden oluşturulan kurallar dilsel ifadelerle etiketlenebildiği halde genellikle tasarım deneme yanılma yöntemiyle yapıldığından uzun zaman almaktadır. Sinir ağları kullanılarak bu kurallar oluşturulabilmektedir. Sinirsel bulanık mantık yaklaşımında, sinir ağları bulanık mantık sistemlerin karar verme mekanizmasının üyelik işlevlerini uyarlamada kullanılmaktadır. Temel bir sinirsel bulanık mantık sistemi Beienji'nin ARIC (Approximate Reasoning based Intelligent Control, yaklaşık çıkarım temelli zeki denetim) mimarisidir. ARIC hareket durum değer ağı (Action-state Evaluation Network, AEN) ve hareket seçme ağı (Action Selection Network, ASN) olmak üzere iki çift ileri besleme sinir ağı içermektedir [6].

ARIC, fiziksel sistemin davranışları ve denetim bilgi tabanından sağlanan kestirimlere göre yapılan uyarlamalarla bulanık mantık denetleyicinin yapay sinir ağının eğitilmesi temeline dayanmaktadır. Bu mimaride, sinir ağları ve bulanık mantık denetimin üstünlüklerinin birleştirilmesi mümkün olmaktadır. Bu sistem öğrenmekte ve sistem içindeki bilgiler "EĞER O Halde" kuralları yapısına sahip olmaktadır. Önceden tanımlanan bu kurallar nedeniyle sinirsel bulanık mantık sistemleri sinir ağlarından daha hızlı öğrenirler [6].

ASN, gerçekte iki ayrı ağdan oluşmaktadır. Ağın biri, bulanık çıkarım bölümünü, diğeri ise, t ve sistem durumu $(t+1)$ zamanında ki ağırlıkları kullanarak bulanık çıkarım değeri $u(t+1)$ bileşim ölçümü $p[t, t+1]$ ile hesaplama yapan sinir ağıdır. Bir stokastik uyarlayıcı olarak bulanık çıkarım parçasının denetim değeri

$u(t)$ 'yi birleştirir ve olasılık değeri p ile anılır. Bu durumda ASN'nin çıkış değerleri,

$$u(t) = o(u(t), p(t, t+1))$$

ile saptanır [8].

5. BÖLÜM

BETON YAPIMI VE BASINÇ DAYANIMI

Günümüzde beton inşaat malzemesi olarak önemli bir yer tutmaktadır. Beton yapımında beklenen en önemli unsurlardan biri dayanıklılık diğeri ise maliyettir. Beton, mineral kökenli taneli malzemenin bir bağlayıcı ile birleştirilmesi ile üretilen yapay bir taştır. Bağlayıcı çimentodur, taneli malzemeye ise agrega adı verilir. Tüm betonlarda aranan üç ana nitelik taze halde işlenebilme, sertleşmiş halde mekanik dağılım ve dış koşullara karşı dayanıklılıktır.

Beton katkı maddeleri; su, agrega(çakıl ve kum) ve çimento dışında betonlara çok düşük miktarda katılan organik ve inorganik kimyasal maddelerdir. Çimentonun sahip olduğu özellikleri, iyi yönde ve belirli bir ölçüde değiştirmek amacı ile beton üretilirken veya üretildikten sonra katılarak taze ve sertleşmiş betonun özelliklerini geliştirirler.

Kullanılmasına izin verilen su beton karışımında kullanılır. İçinde alkol ve şeker bulunmayan her türlü su betonda kullanılır. Suda kesinlikle asit kullanılmamalıdır ve karışım suyunda yüksek oranda tuz bulunması yasaktır.

Agrega, beton yapımında çimento ve su karışımından oluşan bağlayıcı madde yardımı ile bir araya getirilen, organik olmayan, kum, çakıl, kırma taş gibi doğal kaynaklı veya yüksek fırın cürufu, genleştirilmiş perlit, genleştirilmiş kil gibi yapay kaynaklı olan taneli malzemedir.

Çakıl, tane çapı büyük olan agrega türüdür. Doğal olanları genelde dere yataklarından sağlanır. Yapay olanlar mıcır adıyla anılır ve granit kalker gibi taşların kırılmasından elde edilir.

Kum ise tane çapı küçük olan agrega türüdür. İnce kum ve kaba kum şeklinde sınıflanır. Dere yataklarından doğrudan elde edilen kum doğal kumdur.

Ayrıca granit, kalker vb. malzemenin kırılmaları suretiyle sağlanan ise yapay kum adını alır. Betonda kullanılacak kumun temiz olması gerekir. Deniz kumundan kaçınılır

Yüksek Fırın Cürufu, çelik üretiminden oluşan atık maddedir. Aslında pek atık madde olmamasının ana sebeplerinden biri zemin güçlendirici madde olarak kullanılmasıdır. Akışkanlaştırıcı betonda aynı kıvamın veya işlenebilirliğin daha az su ile elde edilmesini sağlarlar. Taze betonda kullanılan su miktarı azaldıkça betonun dayanımı artar. Akışkanlaştırıcı beton üretiminde kullanılması gereken çimento miktarını azaltmadan veya mukavemetten ödün vermeden imal edilen betonun, akıcı ve kolay yerleşebilir olmasını sağlamaktadır. Çimento parçacıkları birbiriyle birleşmek suretiyle küçük topraklar oluşturmaya meyillidirler. Akışkanlaştırıcılar su ile birleşerek beton içerisindeki suyun yüzey gerilimlerini ve çekim gücünü azaltırlar. Akışkanlaştırıcılar negatif elektriksel yüke sahip olup su yüzeyinde hareket etme eğilimindedirler. Bu etkileri dolayısı ile topaklaşmayı önlemeleri ve aynı zamanda tanelerin birbiri üzerinden kaymalarını kolaylaştırmak ve yağlayıcı etki göstermeleri betonun iç sürtünmesini azaltmakta ve işlenebilirliğini arttırmaktadır.

Uçucu Kül(Fly Ash) bir mineral katkıdır. Mineral katkılar tek başına iken çimento gibi bağlayıcılık özelliği taşımazlar fakat birlikte kullanıldıklarında çimentoya benzer görev yaparlar, dolayısıyla çimento ekonomisi sağlarlar. Mineral katkılardan yüksek dayanımlı beton üretiminde de yararlanır.

5.1. Beton Basınç Dayanımının Klasik YSA ve Bulanık Mantık İle Modellenmesi

Beton diğer birçok yapı malzemesi gibi basınç dayanımı yüksek, çekme dayanımı düşük bir malzemedir. Betonun çok düşük olan çekme dayanımı genellikle dikkate alınmadığından, üzerinde durulan en önemli özelliği, basınç dayanımıdır.

Betonun standart basınç dayanımı, suda saklanmış 28 günlük, çapı 15 cm, boyu 30 cm olan silindir numunelerin eksensel basınç altındaki dayanımı olarak tanımlanır. Gerilme cinsinden ifade edilen dayanım, kırılma yükünün, silindirin alanına bölünmesiyle elde edilir.

Chung-Hua Üniversitesi'nden Prof. I-Chen Yeh beton basınç dayanımının kullanılan malzemelere göre nasıl değişiklik göstereceğini ölçmek için toplamda 7 farklı maddenin değişik şekilde karıştırılmasıyla bir deney yapmıştır. Deneyde betonu 28 gün beklettikten sonra basınç dayanımı ölçülmüştür.[25]

Aşağıda Prof. I- Chen Yeh'in kullanmış olduğu toplam 103 veri vardır. Bunlardan 7 tanesi giriş verileri olmak üzere; çimento(kg/m³), yüksek fırın curufu(kg/m³), uçucu kül(kg/m³), su(kg/m³), akışkanlaştırıcı(kg/m³), çakıl(kg/m³) ve kum(kg/m³)'dur. Son verimiz beton basınç dayanımı(Mpa)'dır.

Tablo 1 Prof. I-Chen Yeh' in yaptığı çalışmadaki deneysel veriler

Çimento (kg/m ³)	Yüksek Fırın Curufu (kg/m ³)	Uçucu Kül (kg/m ³)	Su (kg/m ³)	Akışkanlaştırıcı (kg/m ³)	Çakıl (kg/m ³)	Kum (kg/m ³)	Beton Basıncı (Mpa)
273	82	105	210	9	904	680	34,99
163	149	191	180	12	843	746	41,14
162	148	191	179	16	840	743	41,81
162	148	190	179	19	838	741	42,08
154	112	144	220	10	923	658	26,82
147	89	115	202	9	860	829	25,21
152	139	178	168	18	944	695	38,86
145	0	227	240	6	750	853	36,59
152	0	237	204	6	785	892	32,71
304	0	140	214	6	895	722	38,46
145	106	136	208	10	751	883	26,02
148	109	139	193	7	768	902	28,03
142	130	167	215	6	735	836	31,37
354	0	0	234	6	959	691	33,91
374	0	0	190	7	1013	730	32,44
159	116	149	175	15	953	720	34,05
153	0	239	200	6	1002	684	28,29
295	106	136	206	11	750	766	41,01
310	0	143	168	10	914	804	49,3
296	97	0	219	9	932	685	29,23
305	100	0	196	10	959	705	29,77
310	0	143	218	10	787	804	36,19
148	180	0	183	11	972	757	18,52
146	178	0	192	11	961	749	17,19
142	130	167	174	11	883	785	36,72
140	128	164	183	12	871	775	33,38
308	111	142	217	10	783	686	42,08
295	106	136	208	6	871	650	39,4
298	107	137	201	6	878	655	41,27
314	0	161	207	6	851	757	41,14

321	0	164	190	5	870	774	45,82
349	0	178	230	6	785	721	43,95
366	0	187	191	7	824	757	52,65
274	89	115	202	9	759	827	35,52
137	167	214	226	6	708	757	34,45
275	99	127	184	13	810	790	43,54
252	76	97	194	8	835	821	33,11
165	150	0	182	12	1023	729	18,26
158	0	246	174	7	1035	706	34,99
156	0	243	180	11	1022	698	33,78
145	177	227	209	11	752	715	35,66
154	141	181	234	11	797	683	33,51
160	146	188	203	11	829	710	33,51
291	105	0	205	6	859	797	27,62
298	107	0	186	6	879	815	30,97
318	126	0	210	6	861	737	31,77
280	92	118	207	9	883	679	37,39
287	94	121	188	9	904	696	43,01
332	0	170	160	6	900	806	58,53
326	0	167	174	6	884	792	52,65
320	0	163	188	9	866	776	45,69
342	136	0	225	11	770	747	32,04
356	142	0	193	11	801	778	36,46
309	0	142	218	10	912	680	38,59
322	0	149	186	8	951	709	45,42
159	193	0	208	12	821	818	19,19
307	110	0	189	10	904	765	31,5
313	124	0	205	11	846	758	29,63
143	131	168	217	6	891	672	26,42
140	128	164	237	6	869	656	29,5
278	0	117	205	9	875	799	32,71
288	0	121	177	7	908	829	39,93
299	107	0	210	10	881	745	28,29
291	104	0	231	9	857	725	30,43
265	86	111	195	6	833	790	37,39
159	0	248	175	12	1041	683	35,39
160	0	250	168	12	1049	688	37,66
166	0	260	183	13	859	827	40,34
320	127	164	211	6	721	723	46,36
336	134	0	222	6	756	787	31,9
276	90	116	180	9	870	768	44,08
313	112	0	220	10	794	789	28,16
322	116	0	196	10	818	813	29,77
294	106	136	207	6	747	778	41,27
146	106	137	209	6	875	765	27,89
149	109	139	193	6	892	780	28,7
159	0	187	176	11	990	789	32,57
261	78	100	201	9	864	761	34,18
140	1,4	198,1	174,9	4,4	1049,9	780,5	30,83
141,1	0,6	209,5	188,8	4,6	996,1	789,2	30,43
140,1	4,2	215,9	193,9	4,7	1049,5	710,1	26,42
140,1	11,8	226,1	207,8	4,9	1020,9	683,8	26,28

160,2	0,3	240	233,5	9,2	781	841,1	36,19
140,2	30,5	239	169,4	5,3	1028,4	742,7	36,32
140,2	44,8	234,9	171,3	5,5	1047,6	704	33,78
140,5	61,1	238,9	182,5	5,7	1017,7	681,4	30,97
143,3	91,8	239,8	200,8	6,2	964,8	647,1	27,09
194,3	0,3	240	234,2	8,9	780,6	811,3	38,46
150,4	110,9	239,7	168,1	6,5	1000,2	667,2	37,92
150,3	111,4	238,8	167,3	6,5	999,5	670,5	38,19
155,4	122,1	240	179,9	6,7	966,8	652,5	35,52
165,3	143,2	238,3	200,4	7,1	883,2	652,6	32,84
303,8	0,2	239,8	236,4	8,3	780,1	715,3	44,48
172	162,1	238,5	166	7,4	953,3	641,4	41,54
172,8	158,3	239,5	166,4	7,4	952,6	644,1	41,81
184,3	153,4	239,2	179	7,5	920,2	640,9	41,01
215,6	112,9	239	198,7	7,4	884	649,1	39,13
295,3	0	239,9	236,2	8,3	780,3	722,9	44,08
248,3	101	239,1	168,9	7,7	954,2	640,6	49,97
248	101	239,9	169,1	7,7	949,9	644,1	50,23
258,8	88	239,6	175,3	7,6	938,9	646	50,5
297,1	40,9	239,9	194	7,5	908,9	651,8	49,17
348,7	0,1	223,1	208,5	9,6	786,2	758,1	48,77

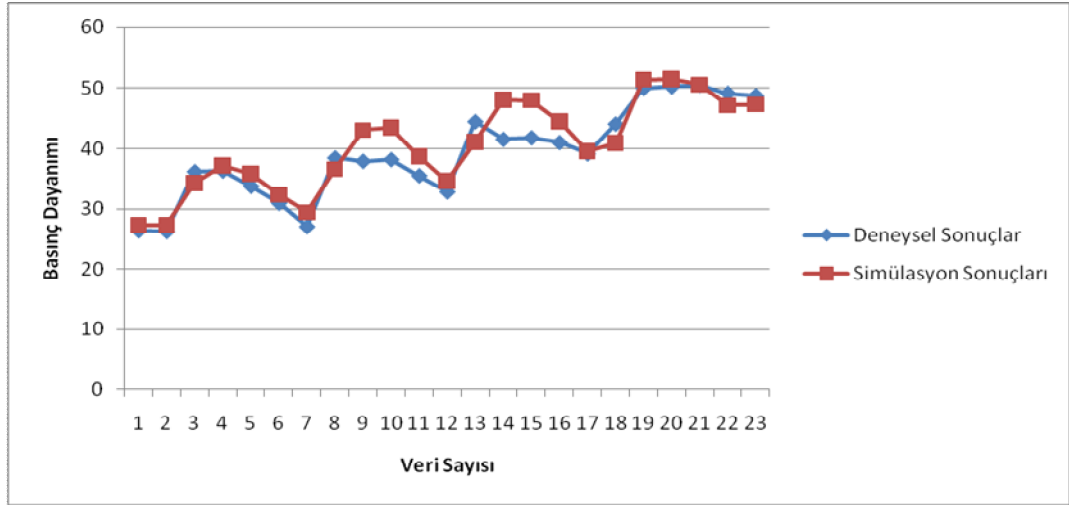
Bu çalışmada Prof. I-Chen Yeh' in yaptığı deneyin verileri kullanılarak beton basınç dayanımını hesaplamak için YSA(Yapay Sinir Ağları) ve Bulanık Mantık yöntemleri kullanılmıştır. Bu çalışmada 7 adet giriş verimiz ve bir adet çıkış verimiz vardır. YSA' nın ve Bulanık Mantığın en iyi sonucu vermesi için Network Type, Training Function, Adaption Learning Function, Performance Function, Number of Layers, Number of Neurons, Transfer Function özellikleri değiştirilerek birçok deneme yapılmıştır.

Bu çalışmada Learning Rule(Öğrenme Kuralı) değiştirilerek bulunan değerler tablo ve grafikler ile verilmiştir. Prof. I-Chen Yeh' in yaptığı çalışmadaki deneysel verileri tablo 1 de gösterilmiştir.

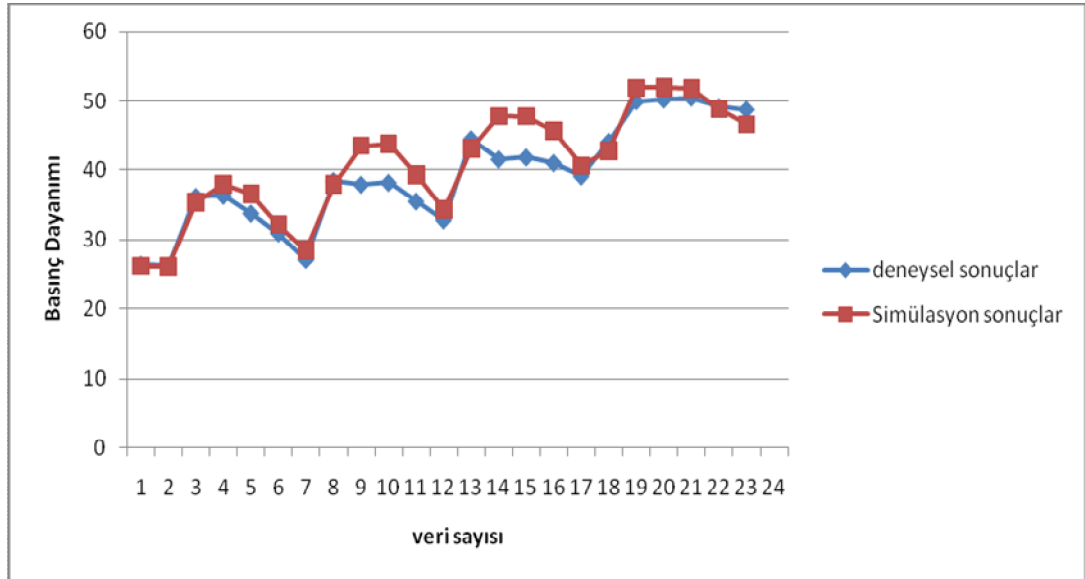
5.2. Beton basınç dayanımının YSA ile modellenmesi

Bu bölümde Prof. I-Chen Yeh' in deneysel çalışmasındaki veriler kullanarak beton basınç dayanımını klasik YSA metodu ile hesaplayacağız. Çıkan sonuçları gerçek değerlerle karşılaştırıp tablolarda ve grafiklerde göstereceğiz. Burada Learning Rule(öğrenme kuralı)'u değiştirip değerlerin nasıl değiştiğini

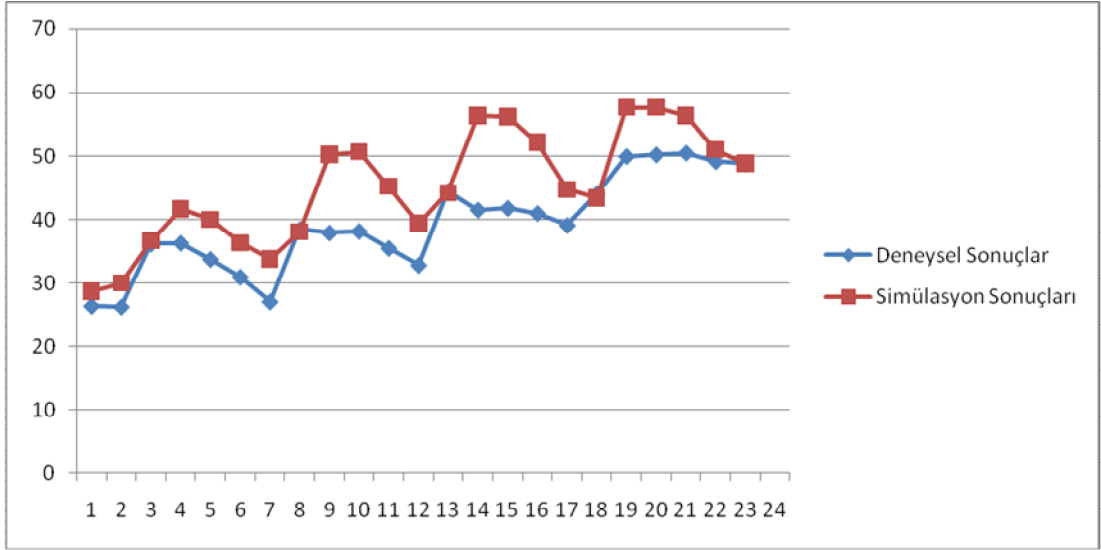
gözlemleyeceğiz. Klasik YSA ile elde edilen değerler grafikler ve tablolar halinde aşağıdaki gibidir.



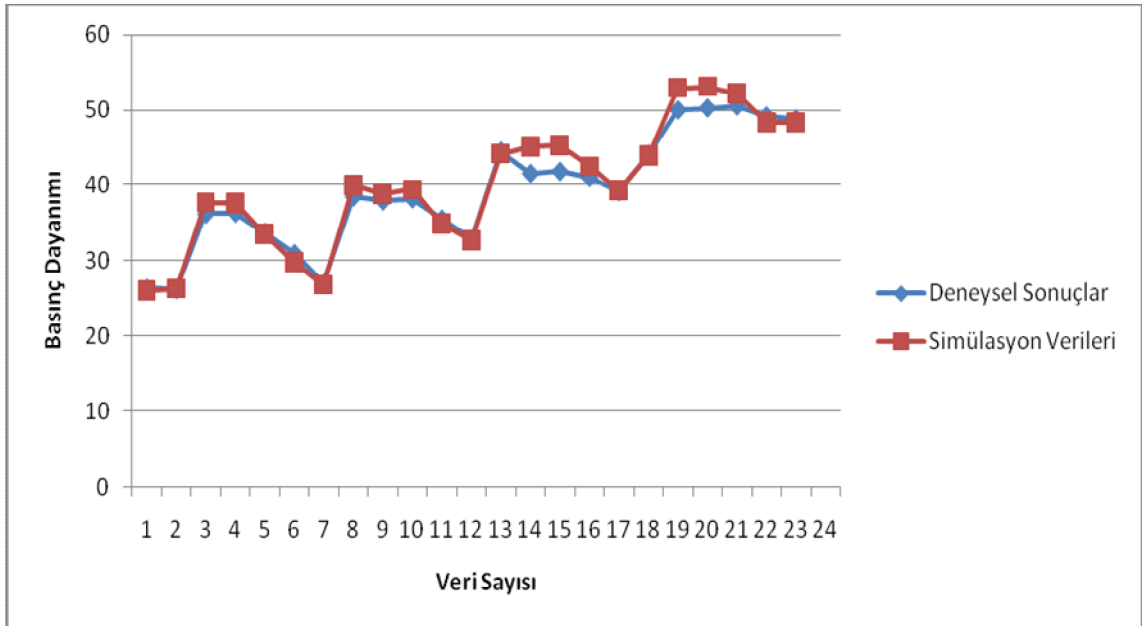
Şekil 9 (Learning Rule: Step)



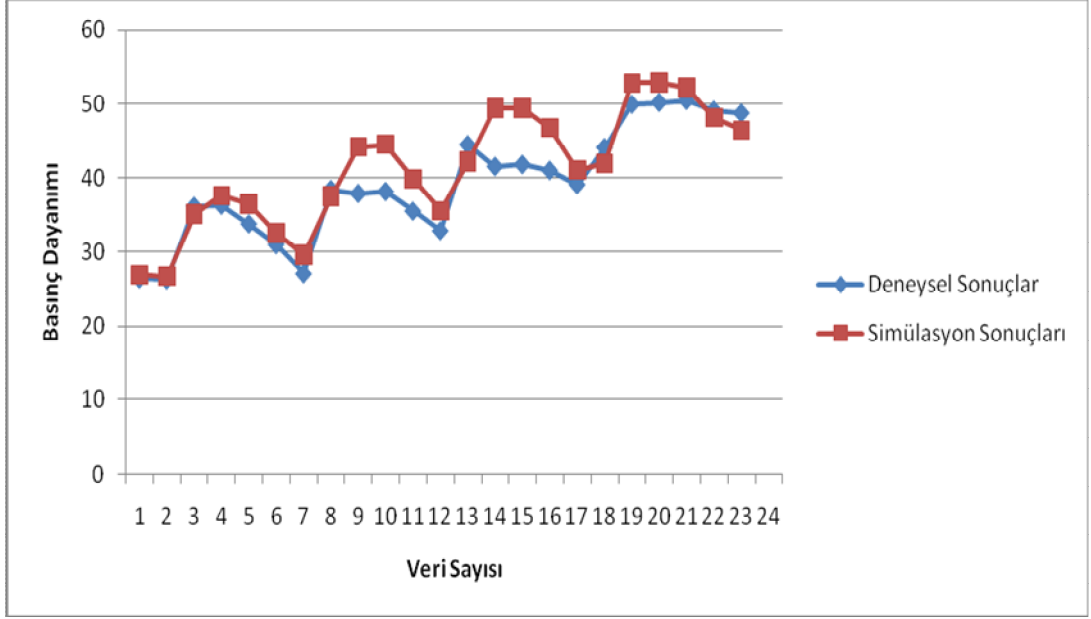
Şekil 10 (Learning Rule: Momentum)



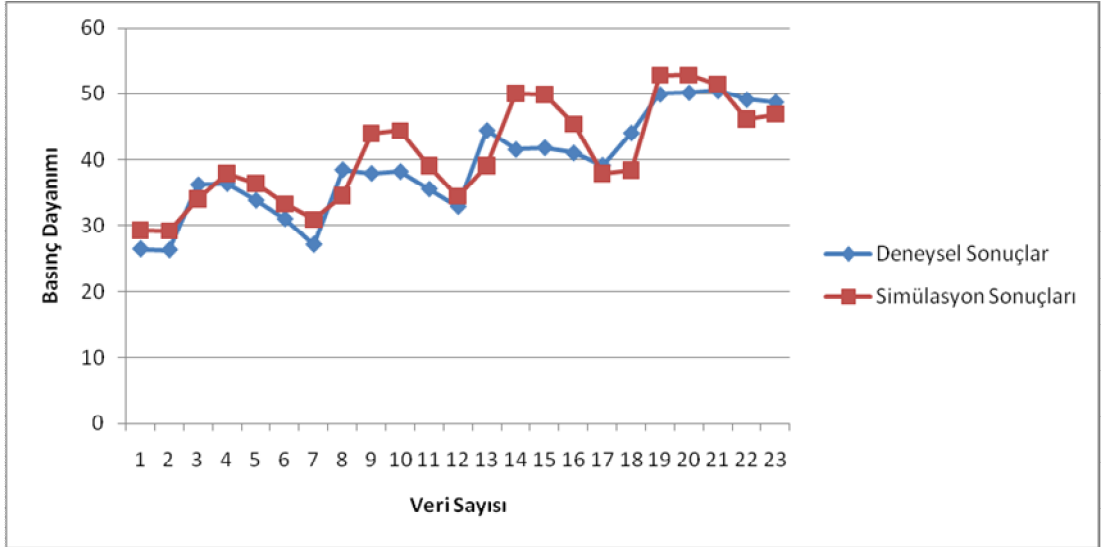
Şekil 11 (Learning Rule: ConjugateGradient)



Şekil 12 (Learning Rule: LevenbergMarquardt)



Şekil 13 (Learning Rule: Quickprop)



Şekil 14 (Learning Rule: DeltaBarDelta)

Tablo 2 Klasik YSA yöntemi ile çıkan sonuçların deneysel veriler ile karşılaştırılması

Deneysel veriler	Simülasyon verileri					
	Learning Rules					
	Step	Momentum	Conjugate Gradient	Levenberg Marquardt	Quickprop	DeltaBar Delta
	Hata oranları(%)					
	%2.4807	%2.6129	%2.6193	%1.3415	%2.5135	%2.3828
26,42	27,29	26,182	28,743	26,0989	26,884	29,235
26,28	27,269	26,131	29,984	26,3105	26,681	29,138
36,19	34,305	35,341	36,67	37,6911	35,133	33,996
36,32	37,135	37,907	41,684	37,5907	37,63	37,857
33,78	35,822	36,568	40,026	33,5254	36,459	36,311
30,97	32,309	32,161	36,357	29,7896	32,539	33,244
27,09	29,434	28,556	33,738	26,8040	29,541	30,874
38,46	36,581	37,903	38,056	39,9703	37,476	34,521
37,92	43,061	43,47	50,199	38,8442	44,153	43,937
38,19	43,462	43,788	50,649	39,4139	44,512	44,404
35,52	38,73	39,339	45,239	34,8834	39,869	39,081
32,84	34,569	34,323	39,344	32,6613	35,551	34,409
44,48	41,113	43,024	44,202	44,1137	42,193	39,06
41,54	48,059	47,789	56,401	45,0458	49,486	50,016
41,81	47,968	47,748	56,231	45,2543	49,414	49,869
41,01	44,538	45,606	52,143	42,4778	46,775	45,424
39,13	39,56	40,592	44,758	39,3125	41,035	37,891
44,08	40,879	42,765	43,424	43,8720	41,951	38,373
49,97	51,392	51,903	57,654	52,9722	52,85	52,832
50,23	51,486	51,999	57,674	53,1423	52,945	52,842
50,5	50,586	51,833	56,317	52,1743	52,28	51,471
49,17	47,161	48,83	51,017	48,2612	48,127	46,117
48,77	47,306	46,584	48,844	48,3515	46,448	46,917

Tablo 3 Klasik YSA da Levenberg Marquardt öğrenme kuralı ile bulunan simülasyon sonuçlarının mutlak hata oranı

Çimento (kg/m ³)	Yüksek Fırın Curufu (kg/m ³)	Uçucu Kül (kg/m ³)	Su (kg/m ³)	Akışkanlaştırıcı (kg/m ³)	Çakıl (kg/m ³)	Kum (kg/m ³)	Beton Basıncı (Mpa)	Simülasyon Değeri (Mpa)	Mutlak Hata (%)
140,1	4,2	215,9	193,9	4,7	1050	710,1	26,42	26,0989	1,2155
140,1	11,8	226,1	207,8	4,9	1021	683,8	26,28	26,3105	0,1160
160,2	0,3	240	233,5	9,2	781	841,1	36,19	37,6911	4,1479
140,2	30,5	239	169,4	5,3	1028	742,7	36,32	37,5907	3,4987
140,2	44,8	234,9	171,3	5,5	1048	704	33,78	33,5254	0,7538
140,5	61,1	238,9	182,5	5,7	1018	681,4	30,97	29,7896	3,8115
143,3	91,8	239,8	200,8	6,2	964,8	647,1	27,09	26,8040	1,0559
194,3	0,3	240	234,2	8,9	780,6	811,3	38,46	39,9703	3,9270
150,4	110,9	239,7	168,1	6,5	1000	667,2	37,92	38,8442	2,4373
150,3	111,4	238,8	167,3	6,5	999,5	670,5	38,19	39,4139	3,2048
155,4	122,1	240	179,9	6,7	966,8	652,5	35,52	34,8834	1,7923
165,3	143,2	238,3	200,4	7,1	883,2	652,6	32,84	32,6613	0,5443
303,8	0,2	239,8	236,4	8,3	780,1	715,3	44,48	44,1137	0,8236
172	162,1	238,5	166	7,4	953,3	641,4	41,54	45,0458	8,4395
172,8	158,3	239,5	166,4	7,4	952,6	644,1	41,81	45,2543	8,2379
184,3	153,4	239,2	179	7,5	920,2	640,9	41,01	42,4778	3,5791
215,6	112,9	239	198,7	7,4	884	649,1	39,13	39,3125	0,4663
295,3	0	239,9	236,2	8,3	780,3	722,9	44,08	43,8720	0,4719
248,3	101	239,1	168,9	7,7	954,2	640,6	49,97	52,9722	6,0079
248	101	239,9	169,1	7,7	949,9	644,1	50,23	53,1423	5,7979
258,8	88	239,6	175,3	7,6	938,9	646	50,5	52,1743	3,3155
297,1	40,9	239,9	194	7,5	908,9	651,8	49,17	48,2612	1,8484
348,7	0,1	223,1	208,5	9,6	786,2	758,1	48,77	48,3515	0,8580

Görüldüğü gibi beton basınç dayanımının klasik YSA yöntemi ile hesaplanmasında en iyi sonucu öğrenme kurallarından(learning rule) LevenbergMarquardt veriyor. Bu öğrenme kuralında doğruluk oranı % 97.1152 bulunmuştur.

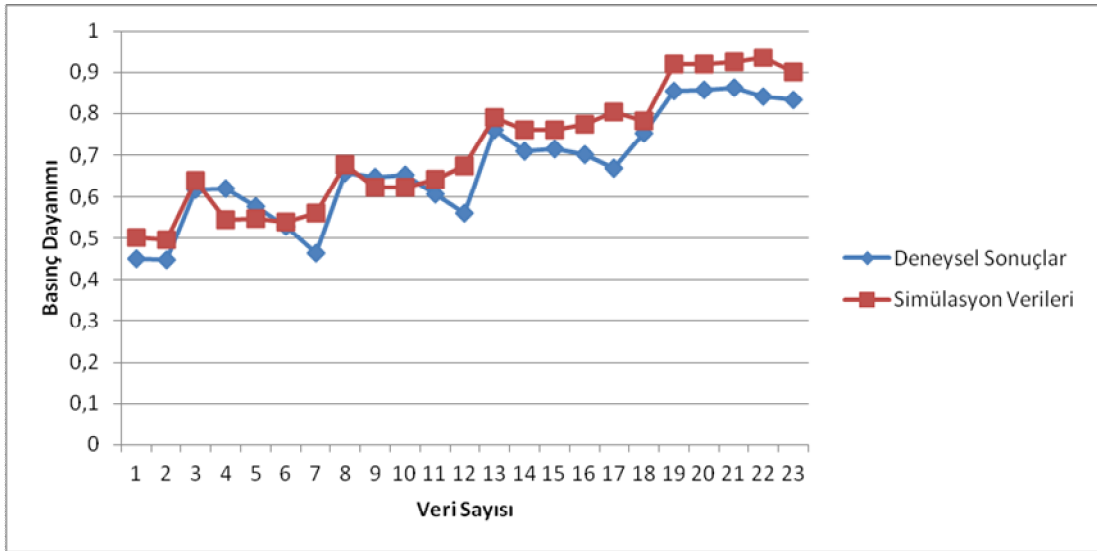
5.3. Beton basınç dayanımının bulanık mantık yöntemi ile modellenmesi

Diğer bölümde beton basınç dayanımını klasik YSA ile hesapladık. Bu bölümde ise beton basınç dayanımını Bulanık Mantık yöntemi ile hesaplayacağız.

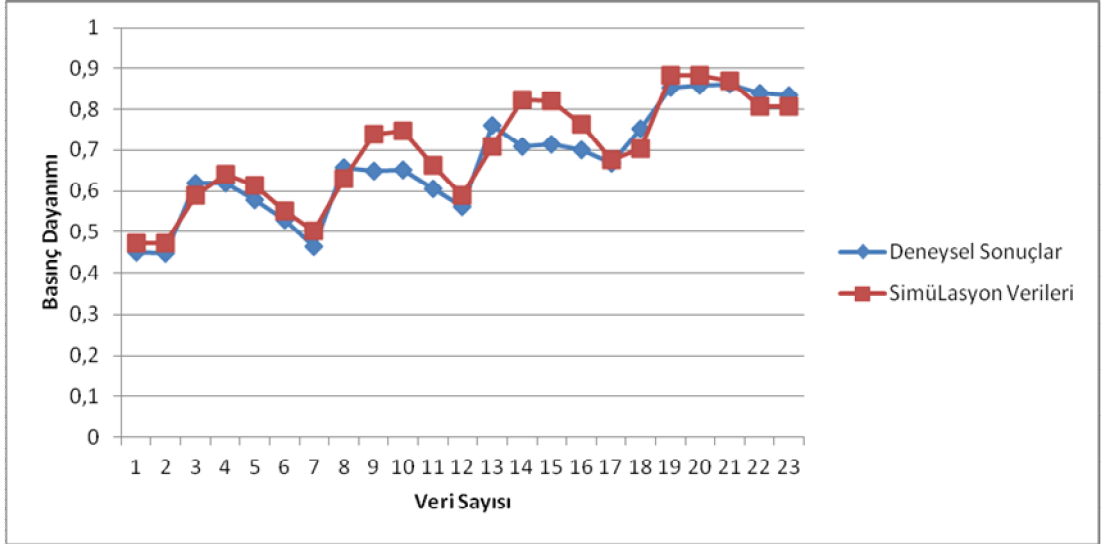
Daha sonra çıkan sonuçları gerçek değerleri ve klasik YSA ile hesapladığımız değerler ile karşılaştıracamız.

Burada öncelikle verilerimizi Bulanık Mantık'ta kullanabilmemiz için 0-1 aralığına sıkıştıracağız. Bunun için öncelikle verileri 0-1 aralığına sıkıştırmak için her bir sütun için maksimum değer bulunup sütunun tüm değerleri bulunan maksimum değere bölünmüştür. Daha sonra bulanık yapay sinir ağları sonucunda bulunan verilerin klasik yapay sinir ağları metoduyla bulunan veriler ile karşılaştırılabilmesi için elde edilen veriler maksimum değerler ile çarpılmıştır.

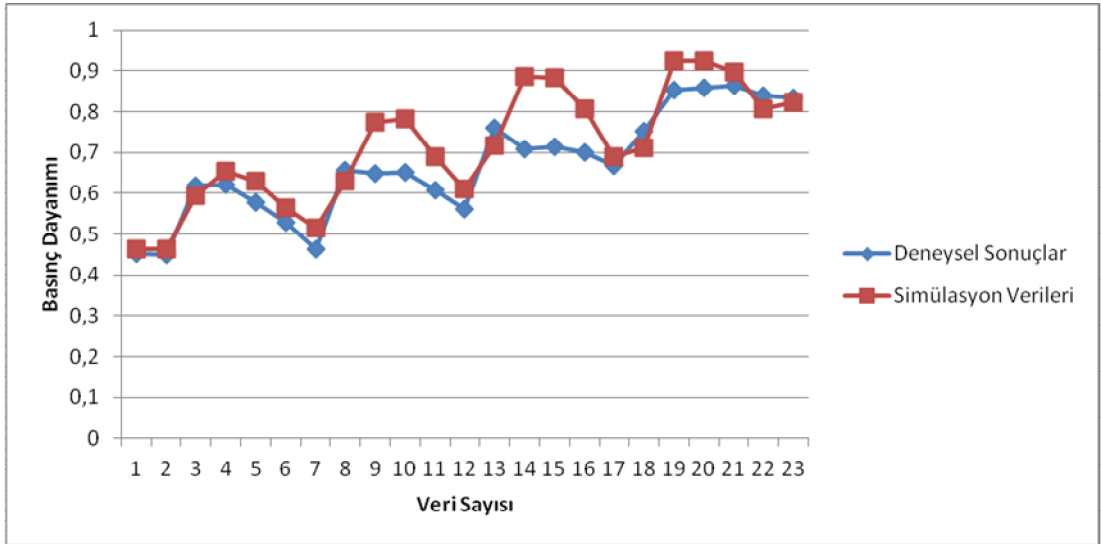
Bulanık Mantık ile elde edilen değerler grafikler ve tablolar halinde aşağıdaki gibidir.



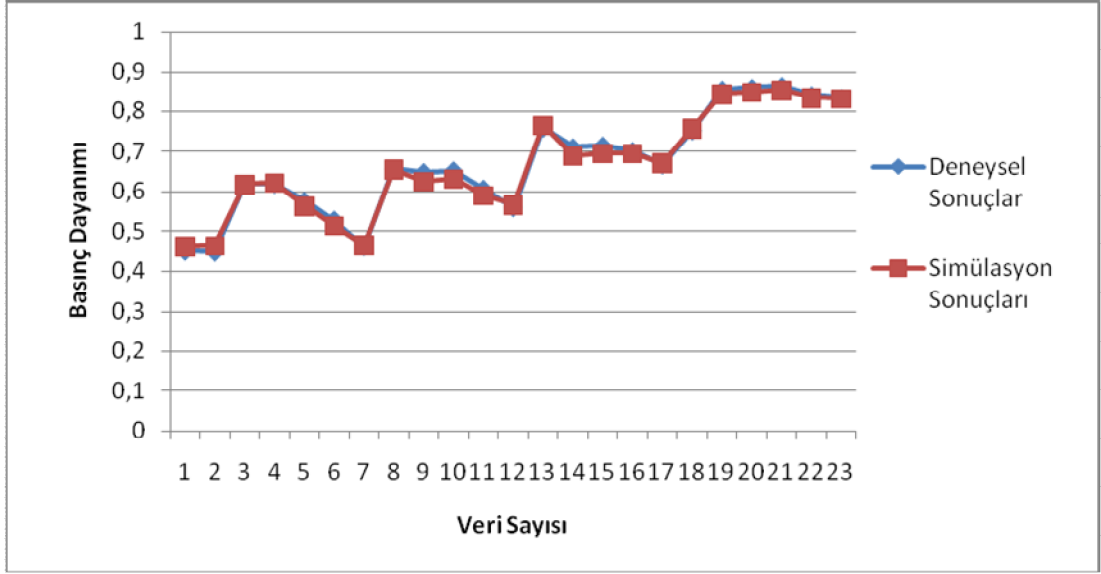
Şekil 15 (Learning Rule: Step)



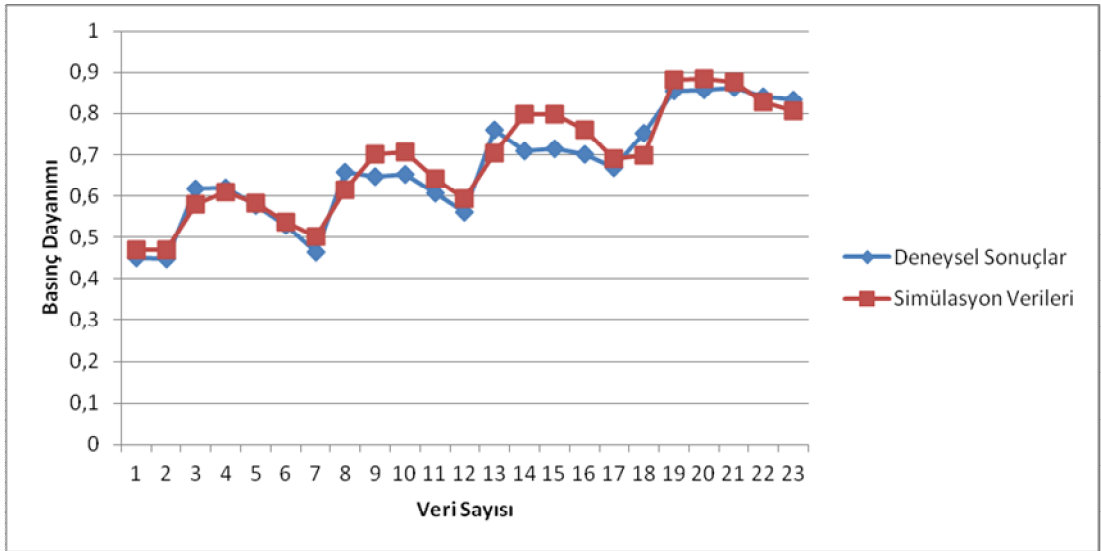
Şekil 16 (Learning Rule: Momentum)



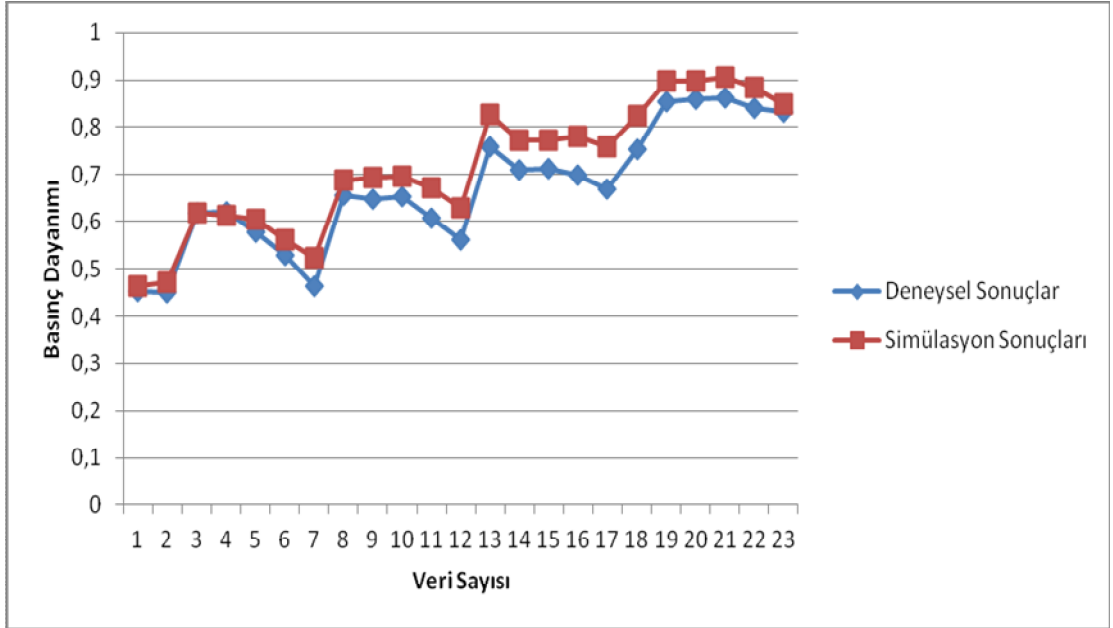
Şekil 17 (Learning Rule: ConjugateGradient)



Şekil 18 (Learning Rule: LevenbergMarquardt)



Şekil 19 (Learning Rule: Quickprop)



Şekil 20 (Learning Rule: DeltaBarDelta)

Tablo 4 Deneysel veriler ile farklı öğrenme kuralları ile oluşturulan simülasyon verilerinin karşılaştırılması

Deneysel veriler	Simülasyon verileri					
	Learning Rules					
	Step	Momentum	Conjugate Gradient	Levenberg Marquardt	Quickprop	DeltaBar Delta
	Hata oranları					
	3.6041	2.5185	2.3953	0.8548	2.4495	2.3074
0,4514	0,5028	0,4721	0,4631	0,4601	0,4691	0,463
0,449	0,4964	0,4717	0,4629	0,4625	0,4703	0,472
0,6183	0,639	0,5896	0,5942	0,6171	0,5787	0,6172
0,6205	0,5454	0,6397	0,6531	0,6219	0,61	0,6127
0,5771	0,549	0,6137	0,6289	0,5636	0,5833	0,6039
0,5291	0,5401	0,5515	0,5635	0,5140	0,5371	0,5604
0,4628	0,5602	0,5022	0,5138	0,4633	0,5008	0,5225
0,6571	0,6782	0,6297	0,6287	0,6547	0,6163	0,6874
0,6479	0,6218	0,7392	0,7744	0,6249	0,7	0,6943
0,6525	0,6225	0,7464	0,7827	0,6314	0,706	0,6958
0,6069	0,6414	0,662	0,6887	0,5895	0,6425	0,6731
0,5611	0,6736	0,5901	0,609	0,5666	0,5944	0,6297
0,76	0,7913	0,7088	0,7173	0,7653	0,7045	0,8267
0,7097	0,7613	0,8229	0,8855	0,6883	0,798	0,7717
0,7143	0,7607	0,8218	0,8827	0,6942	0,798	0,7723
0,7007	0,7739	0,7638	0,8068	0,6944	0,7603	0,7802
0,6685	0,803	0,6771	0,6905	0,6702	0,69	0,7595
0,7531	0,782	0,7048	0,7115	0,7578	0,6992	0,8228
0,8538	0,9188	0,8824	0,9227	0,8423	0,8824	0,8977
0,8582	0,9184	0,8841	0,9237	0,8476	0,8843	0,8986
0,8628	0,9249	0,8693	0,897	0,8533	0,877	0,9063
0,8401	0,9358	0,808	0,807	0,8333	0,8272	0,8851
0,8332	0,9012	0,8066	0,8223	0,8322	0,8069	0,848

Tablo 5 Bulanık Mantık da Levenberg Marquardt öğrenme kuralı ile bulunan simülasyon sonuçlarının mutlak hata oranı

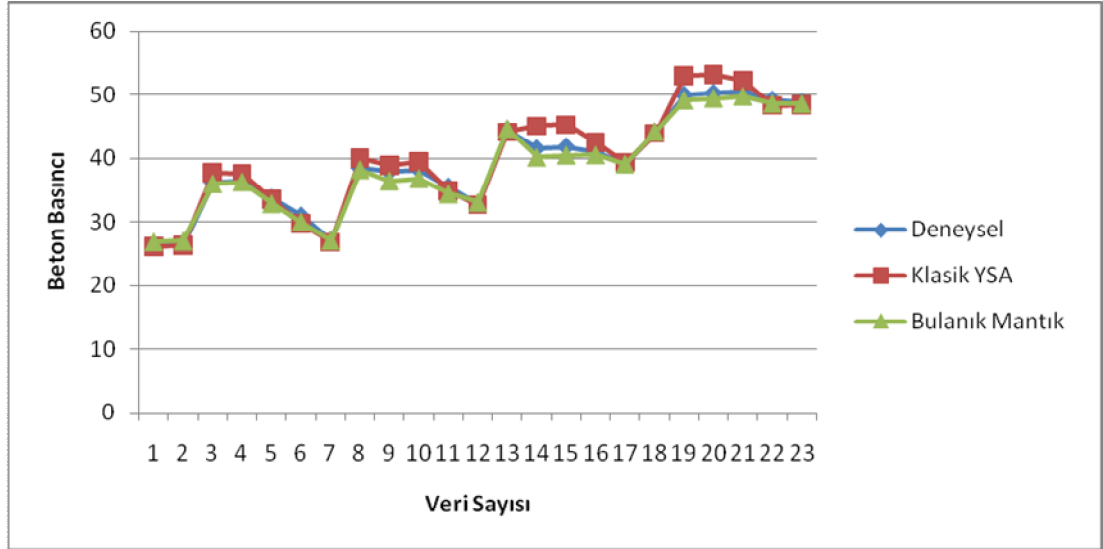
Çimento (kg/m ³)	Yüksek Fırın Curufu (kg/m ³)	Uçucu Kül (kg/m ³)	Su (kg/m ³)	Akışkanlaştırıcı (kg/m ³)	Çakıl (kg/m ³)	Kum (kg/m ³)	Beton Basıncı (Mpa)	Simülasyon Değeri (Mpa)	Mutlak Hata (%)
0,3746	0,0218	0,8304	0,8079	0,2474	0,9996	0,7873	0,4514	0,4601	1,9281
0,3746	0,0611	0,8696	0,8658	0,2579	0,9724	0,7581	0,4490	0,4625	3,0075
0,4283	0,0016	0,9231	0,9729	0,4842	0,7439	0,9325	0,6183	0,6171	0,1988
0,3749	0,1580	0,9192	0,7058	0,2789	0,9795	0,8234	0,6205	0,6219	0,2198
0,3749	0,2321	0,9035	0,7138	0,2895	0,9978	0,7805	0,5771	0,5636	2,3365
0,3757	0,3166	0,9188	0,7604	0,3000	0,9693	0,7554	0,5291	0,5140	2,8519
0,3832	0,4756	0,9223	0,8367	0,3263	0,9189	0,7174	0,4628	0,4633	0,1128
0,5195	0,0016	0,9231	0,9758	0,4684	0,7435	0,8994	0,6571	0,6547	0,3724
0,4021	0,5746	0,9219	0,7004	0,3421	0,9527	0,7397	0,6479	0,6249	3,5483
0,4019	0,5772	0,9185	0,6971	0,3421	0,9520	0,7433	0,6525	0,6314	3,2403
0,4155	0,6326	0,9231	0,7496	0,3526	0,9209	0,7234	0,6069	0,5895	2,8625
0,4420	0,7420	0,9165	0,8350	0,3737	0,8412	0,7235	0,5611	0,5666	0,9778
0,8123	0,0010	0,9223	0,9850	0,4368	0,7430	0,7930	0,7600	0,7653	0,6980
0,4599	0,8399	0,9173	0,6917	0,3895	0,9080	0,7111	0,7097	0,6883	3,0130
0,4620	0,8202	0,9212	0,6933	0,3895	0,9073	0,7141	0,7143	0,6942	2,8107
0,4928	0,7948	0,9200	0,7458	0,3947	0,8765	0,7105	0,7007	0,6944	0,8999
0,5765	0,5850	0,9192	0,8279	0,3895	0,8420	0,7196	0,6685	0,6702	0,2589
0,7896	0,0000	0,9227	0,9842	0,4368	0,7432	0,8014	0,7531	0,7578	0,6304
0,6639	0,5233	0,9196	0,7038	0,4053	0,9088	0,7102	0,8538	0,8423	1,3515
0,6631	0,5233	0,9227	0,7046	0,4053	0,9048	0,7141	0,8582	0,8476	1,2338
0,6920	0,4560	0,9215	0,7304	0,4000	0,8943	0,7162	0,8628	0,8533	1,1062
0,7944	0,2119	0,9227	0,8083	0,3947	0,8657	0,7226	0,8401	0,8333	0,8041
0,9324	0,0005	0,8581	0,8688	0,5053	0,7488	0,8405	0,8332	0,8322	0,1158

Beton basınç dayanımının Bulanık Mantık ile hesaplanmasında en iyi sonucu öğrenme kurallarından(Learning Rule) LevenbergMarquardt veriyor. Bu öğrenme kuralında doğruluk oranı % 98,49705 bulunmuştur.

5.4. Deneysel verilerin, klasik YSA ile bulunan sonuçların ve Bulanık Mantık ile bulunan sonuçların karşılaştırılması

Yukarıda beton basınç dayanımının klasik YSA yöntemi ve Bulanık Mantık yöntemi ile öğrenme kuralları değiştirilerek simülasyon verileri bulundu. Yukarıda da görüldüğü gibi her iki yöntemde de öğrenme kurallarından en iyi sonucu veren LevenbergMarquardt'dır.Şimdi bulduğumuz bu sonucu grafik ve tablolar şeklinde karşılaştıracamız.

Simülasyon sonucunda çıkan sonuçları karşılaştırmak için öncelikle Bulanık Mantık yönteminde verilerimizi 0-1 aralığına sıkıştırdığımız için bunları tekrar eski haline getirmeliyiz. Bunun için Bulanık Mantık yöntemi ile bulduğumuz sonuçlarda her bir sayıyı o sütunda olan en büyük sayı ile çarpacağız.



Şekil 21: Deneysel veriler, Klasik YSA ile bulunan sonuçlar ve Bulanık Mantık ile bulunan sonuçların karşılaştırılması

Tablo 6 Deneysel veriler, Klasik YSA ile bulunan sonuçlar ve Bulanık Mantık ile bulunan sonuçların karşılaştırılması

Çimento (kg/m ³)	Yüksek Fırın Curufu (kg/m ³)	Uçucu Kül (kg/m ³)	Su (kg/m ³)	Akışkanlaştırıcı (kg/m ³)	Çakıl (kg/m ³)	Kum (kg/m ³)	Beton Basıncı (Mpa)	Klasik YSA (Mpa)	Bulanık Mantık (Mpa)	Klasik YSA Mutlak Hata (%)	Bulanık Mantık Mutlak Hata (%)
140,1	4,2	215,9	193,9	4,7	1049,5	710,1	26,42	26,10	26,82	1,2155	1,9281
140,1	11,8	226,1	207,8	4,9	1020,9	683,8	26,28	26,31	26,96	0,1160	3,0075
160,2	0,3	240	233,5	9,2	781	841,1	36,19	37,69	35,98	4,1479	0,1988
140,2	30,5	239	169,4	5,3	1028,4	742,7	36,32	37,59	36,25	3,4987	0,2198
140,2	44,8	234,9	171,3	5,5	1047,6	704	33,78	33,53	32,86	0,7538	2,3365
140,5	61,1	238,9	182,5	5,7	1017,7	681,4	30,97	29,79	29,97	3,8115	2,8519
143,3	91,8	239,8	200,8	6,2	964,8	647,1	27,09	26,80	27,01	1,0559	0,1128
194,3	0,3	240	234,2	8,9	780,6	811,3	38,46	39,97	38,17	3,9270	0,3724
150,4	110,9	239,7	168,1	6,5	1000,2	667,2	37,92	38,84	36,43	2,4373	3,5483
150,3	111,4	238,8	167,3	6,5	999,5	670,5	38,19	39,41	36,81	3,2048	3,2403
155,4	122,1	240	179,9	6,7	966,8	652,5	35,52	34,88	34,37	1,7923	2,8625
165,3	143,2	238,3	200,4	7,1	883,2	652,6	32,84	32,66	33,03	0,5443	0,9778
303,8	0,2	239,8	236,4	8,3	780,1	715,3	44,48	44,11	44,62	0,8236	0,6980
172	162,1	238,5	166	7,4	953,3	641,4	41,54	45,05	40,13	8,4395	3,0130
172,8	158,3	239,5	166,4	7,4	952,6	644,1	41,81	45,25	40,47	8,2379	2,8107
184,3	153,4	239,2	179	7,5	920,2	640,9	41,01	42,48	40,48	3,5791	0,8999
215,6	112,9	239	198,7	7,4	884	649,1	39,13	39,31	39,07	0,4663	0,2589
295,3	0	239,9	236,2	8,3	780,3	722,9	44,08	43,87	44,18	0,4719	0,6304
248,3	101	239,1	168,9	7,7	954,2	640,6	49,97	52,97	49,10	6,0079	1,3515
248	101	239,9	169,1	7,7	949,9	644,1	50,23	53,14	49,42	5,7979	1,2338
258,8	88	239,6	175,3	7,6	938,9	646	50,5	52,17	49,74	3,3155	1,1062
297,1	40,9	239,9	194	7,5	908,9	651,8	49,17	48,26	48,58	1,8484	0,8041
348,7	0,1	223,1	208,5	9,6	786,2	758,1	48,77	48,35	48,52	0,8580	0,1158

6. BÖLÜM

SONUÇLAR

- 1) Bu çalışmada beton basınç dayanımı Klasik YSA yöntemi ve Bulanık Mantık yöntemi ile hesaplanmıştır. Daha sonra ise Klasik YSA ve Bulanık Mantık yöntemi ile hesapladığımız sonuçları gerçek verilerimiz ile ve birbirleriyle karşılaştırdık. Bu çalışmada Klasik YSA ile bulunan simülasyon değerlerinden en iyisi % 97.1152 doğruluk oranı ile Bulanık Mantık ile bulunan simülasyon değerlerinden en iyisi ise % 98,49705 doğruluk oranı ile bulunmuştur.
- 2) Yaptığımız çalışmalarda Klasik YSA ve Bulanık mantık ile bulduğumuz sonuçlardan en iyi sonucu Bulanık Mantık vermiştir.
- 3) Yaptığımız çalışmada öğrenme kurallarından en iyi sonucu LevenbergMarquart yöntemi vermiştir.

KAYNAKLAR

- [1] Auephanwiriyaikul, S., Keller, J.M., Gader, P.D., (2002). *Generalized Choquet Fuzzy İntegral Fusion*. Information Fusion. 3, 69-85.
- [2] Baykal N., Timur B., (2004). *Bulanık Mantık İlke ve Temelleri*. Bıçakçılar Kitabevi, Matematik dizisi no:1.
- [3] Bojadziev G.,ve Bojadziev M.M., (1995). *Fuzzy Set, Fuzzy Logic Application Application and Theory*, world scientific, Vol.5.
- [4] Civalek Ö., (1999). *Dairesel Plakların Nöro-Fuzzy Tekniği ile Analizi*, Dokuz Eylül Üni. Mühendislik Fakültesi, Fen ve Mühendislik Dergisi cilt 1 sy:2.
- [5] Civalek, Ö., Çatal, H.H., (2004). *Geriye Yayılma Yapay Sinir Ağı Kullanarak Elastik Kirişlerin Statik ve Dinamik Analizi*, DEÜ Mühendislik Fakültesi Fen ve Mühendislik Dergisi, Cilt: 6 Sayı: 1 sh. 1-16.
- [6] Çoban, M. A., (2012). *Konut Yapımında Kullanılan Farklı Duvar Tipleri İçin Toplam Eşdeğer Sıcaklık Farklarının (TESF) Bulanık Sinirsel Denetim Metoduyla Tahmini Olarak Elde Edilmesi*, Gaziantep Üniversitesi Matematik Bölümü.
- [7] Elektrik, Elektronik ve Otomasyon Forumu
<http://www.kontrolkalemi.com/forum/bulanik-mantik-fuzzy-logic/3068-bulanik-mantik-fuzzy-logic-nedir.html>
- [8] Erdoğan, T.Y., (2003). *Beton*, ODTÜ Geliştirme Vakfı Yayın ve İletişim Şti, Ankara.
- [9] Karataş S., *Fuzzy Ölçüm Metotları*,Gaziosmanpaşa Üni. Fen Bilimleri Enst 2004
- [10] KIYAK, E., (2003). *Bulanık Mantık Yöntemiyle Uçuş Kontrol Uygulamaları*, Yüksek Lisans Tezi, Anadolu Üniversitesi, Eskişehir.
- [11] Kişi, Ö., Karahan, M. E., Şen, Z., (2003). *Nehirlerdeki askı maddesi miktarının bulanık mantık ile modellenmesi* , itüdergisi/d mühendislik Cilt:2, Sayı:3, 43-54.
- [12] Klir, G.J., Yuan B., (1995). *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic Theory and Applications*, Prentice Hall PTR, New Jersey.
- [13] Klir G.J.,and Floger T.A., (1998). *Fuzzy Set, Uncertainly and Information* Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J.
- [14] Kosko B., (1992). *Neural Networks and Fuzzy Systems.*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J.
- [15] Kosko B., (1993). *Fuzzy Thinking, The New Science of FuzzyLogic*, New York Hyperion.
- [16] Lee C.C., (1990). *Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller*. Parts 1 and 2,IEEE Trans. Syst. Man. Cybernet. 20, 2, 404–435.
- [17] McCulloch, WS., and Pitts, W., (1943). A logical calculus of ideas imminent in nervous activity, Bull. Math. Biophysics, 5: 115-33.

- [18] Munakata T.,Jani Y., (1994). *Fuzzy Systems: An Overview*,Communications of the ACM vol.37,No:3.
- [19] Oberguggenberger M., (2004). *Introductory remarks Mathematical models of Uncertainly* ZAMM. Z, Angew. Math. Mech. 84. No:10–11.
- [20] Öztemel, E., (2006). *Yapay Sinir Ağları* , Papatya Yayıncılık, İstanbul.
- [21] SARAÇ T., (2004). *Yapay Sinir Ağları Seminer Projesi*, Gazi Üniversitesi Endüstri Mühendisliği Bölümü Ana Bilim Dalı, Ankara.
- [22] ŞEN, Z., (2002). *Bulanık (Fuzzy) Mantık ve Modelleme İlkeleri*, Bilge Sanat Yapım Yayınları, İstanbul.
- [23] Terano T., Asai K.and Sugeno M., (1992). *Fuzzy Systems Theory and Its Applications*. Academic Press. San Diego, Calif.
- [24] TOPÇU, İ. B., (2006). *Puzolonların Beton Basınç Dayanımına Etkisinin Yapay Sinir Ağlarıyla İncelenmesi*, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi, Mühendislik-Mimarlık Fak., İnşaat Mühendisliği Böl., Eskişehir.
- [25] UCI Machine Learning Repository
<http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Concrete+Slump+Test>
- [26] ÜNAL, M., (2008). *Pid Kontrolünün Karınca Kolonisi / Genetik Algoritma Tabanlı Optimizasyonu Ve Gunt Rt 532 Basınç Prosesinin Kontrolü*, Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İSTANBUL.
- [27] YILDIRIM, M., (1998). *Bulanık Mantık Yapay Sinir Ağı ile Doğrusal Olmayan Sistem Modelleme*, Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli.
- [28] Zadeh, L.A., (1965). *Fuzzy sets*, Information and Control 8, 338-353.
- [29] Zadeh, L.A., (1973). *Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes*, IEEE Transactions on Systems, man, and Cybernetics, Vol. SMC-3, No. 1, 28-44.
- [30] Zadeh, L.A., (1975). *The concept of linguistic variable and its application to approximate reasoning*, Part 1, 2, and 3. Information Sciences, 8:199-249, 8:301-357-, 9:43-80.
- [31] Zimmermann H.J., (1985). *Fuzzy Set Theory and Its Applications*, Kluwer,Boston.