Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, Cilt 20, Sayı 5, 2014, Sayfalar 166-173

Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi

Pamukkale University Journal of Engineering Sciences

HİYERARŞİK UYARLANABİLİR AĞ TABANLI BULANIK ÇIKARIM SİSTEMİ KULLANILARAK MATEMATİK 1 DERSİ BAŞARI TAHMİNİ

PREDICTING MATHEMATICS 1 COURSE SUCCESS BY USING HIERARCHICAL ADAPTIVE NETWORK BASED FUZZY INFERENCE SYSTEM

Özcan DÜLGER[1]

[1]Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Fakültesi, Orta Doğu Teknik Üniversitesi, 06800, Ankara.
odulger@ceng.metu.edu.tr

Geliş Tarihi/Received: 20.02.2013, Kabul Tarihi/Accepted: 26.06.2013 doi: 10.5505/pajes.2014.35220

Özet

Öğrencilerin Matematik 1 dersinden alacağı notları önceden tahmin etmek dönem öncesi öğrencileri Matematik 1 dersine hazırlamak için oldukça önemlidir. Verilerin doğrusal olmayan yapılarından dolayı çözüm elde etme zor olmaktadır. Sayısal değerler içeren bu tür problemler için çözüm sunan bulanık mantık yöntemi tercih edilen yöntemlerden bir tanesidir. Bulanık mantıkla çözüm elde etmek için üyelik fonksiyonlarını ve onların parametre değerlerini doğru belirlemek gereklidir. Bu işlem bir uzman tarafından yapılabildiği gibi bir veri kümesi kullanılaraktan da yapılabilmektedir. Bu çalışmada, Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Fakültesi'ne 2007-2008 Eğitim-Öğretim yılında kayıt yaptıran 434 öğrencinin Öğrenci Seçme Sınavında elde ettikleri verileri kullanarak öğrencilerin Matematik 1 dersinden elde edeceği başarı durumunu önceden tahmin etmek amaçlanmıştır. Bu veri kümesini kullanarak üyelik fonksiyonlarını belirlemek için yapay sinir ağı ve bulanık mantık yönteminin önemli özelliklerini birleştiren uyarlanabilir ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) kullanılmıştır. Eğitim aşamasında veri kümesindeki 16 nitelikten farklı kombinasyonlarla seçilen 9 veri niteliği ANFIS yapısına girdi olarak verilmiştir. Fakat dokuz tane girdi parametresine sahip olan bir bulanık çıkarım sisteminin her girdisinin en az üç tane üyelik fonksiyonuna sahip olduğu durumlarda bu çıkarım sisteminde en az 3^9 tane kural meydana gelmektedir. Bu yüzden eğitim işlemi oldukça vakit almakta ve bu işlem için oldukça fazla belleğe ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmada, çok verimsiz olan bu yapı yerine hiyerarşik bir yöntem önerilmiştir. Bu yöntemde ANFIS yapısı küçük alt sistemlere ayrılmaktadır. Her alt sistem veri kümesinin bazı parçalarını işlemekte ve elde ettiği çıktı değerlerini sistemden beklenilen asıl çıktı değerinin elde edilmesi için sonuç ANFIS yapısına girdi olarak göndermektedir. Verilerin üçte biri ile yapılan deneme işleminden sonra %77,77 ve %78,47 genel tahmin oranına sahip iki tane iyi sonuç elde edilmiştir. Bu sonuçlar detaylı incelendiğinde, ilk sonuçta Matematik 1 dersinden geçen 85 öğrencinin 64'ü, kalan 59 öğrencinin 48'i doğru tahmin edilmiştir. İkinci sonuçta ise dersten geçen 85 öğrencinin 69'u ve dersten kalan 59 öğrencinin 44'ü doğru tahmin edilmiştir.

Anahtar kelimeler: Bulanık mantık, Yapay sinir ağı, Uyarlanabilir ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS), Hiyerarşik ANFIS, Makine öğrenmesi, Matematik dersi başarı tahmini.

Abstract

Predicting Mathematics 1 course success of students is very important to prepare them before the semester. It is difficult to obtain solution because of the non-linear property of data set. Fuzzy logic is one of the common methods for the problems which involve numeric values. In fuzzy logic, it is important to determine membership functions and their parameter's values correctly. This can be done by an expert or can be learned with a data set. In this study, we aimed to predict the Mathematics 1 course success of 434 students who enrolled to Engineering Faculty of Pamukkale University in 2007-2008 academic year by using their university exam data. For this, the adaptive-network-based fuzzy inference system (ANFIS) which combines the important characteristics of artificial neural network and fuzzy logic was used. In training section, nine parameters which are selected from sixteen parameters in data set with different combinations were given to the ANFIS. When an ANFIS structure with nine input parameters has at least three membership functions for each input, it will have at least 3^9 fuzzy rules. Because of this, the training part is too slow and too much memory is needed. Instead of this inefficient structure, a hierarchical method was proposed. In this method, the ANFIS is partitioned to the sub-systems. Each sub-system performs some part of input parameters and sends their result to the final ANFIS structure to obtain the overall system output. After testing with one-third of data set, two best prediction results with ratio 77.77% and 78.47% are obtained. When these results are analyzed, it is seen that 64 successful students from 85 students and 48 unsuccessful students from 59 students in Mathematics 1 course were predicted truly in the result with ratio 77.77%. Similarly, 69 successful students from 85 students, and 44 unsuccessful students from 59 students were predicted truly in the result with ratio 78.47%.

Keywords: Fuzzy logic, Artificial neural network, Adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS), Hierarchical ANFIS, Machine learning, Prediction of Mathematics course success.

1 Giriş

Belirsiz, karmaşık sistemleri geleneksel matematiksel yöntemlerle modelleme zor olmaktadır. Kesin olmama, belirsizlik gibi durumları temsil etmek için kullanılan yöntemlerden biri de bulanık mantık yöntemidir. Bulanık mantık ile belirsizlik kavramı içeren insan bilgisi kolayca tanımlanabilmekte ve sayısal değişkenler içeren karmaşık sistemler için uygun maliyetli yapılar sunulabilmektedir. Bu özellikleri sayesinde bulanık mantık doğrusal olmayan, karmaşık matematiksel sistemlerde kullanılabilmektedir [1].

Bulanık modellerin dilsel terimleriyle ve "eğer - o halde" kural yapılarıyla kavranması kolay olsa da, çıktı hatası ölçümünü en aza indirgeme veya performans ölçütünü azami hadde çıkarmak için üyelik fonksiyonlarının etkin şekilde tasarlanması ve ayarlanması beklenmektedir [2]. Üyelik fonksiyonları uzman bilgisi ile tasarlanabilir ve ayarlama yöntemleri ile düzenlenebilir, veri kümesinden oluşturulabilir

veya sistem performansından gelen geri besleme ile öğrenilebilir. İlk zamanlarda, bulanık sistemler deneme-yanılma yöntemi ile ayarlanmaktaydı. Sonradan ise, üyelik fonksiyonlarını veri kümesi kullanarak ayarlamak için yukarıda belirtilen ikinci ve üçüncü yaklaşımları ele alan yeni yöntemler meydana çıkmıştır. İstatiksel yöntemler, yapay sinir ağları (YSA), genetik algoritmalar gibi yöntemler bulanık kuralları ve üyelik fonksiyonlarını tasarlamak için bulanık mantık ile birleştirilerek kullanılmaktadır [1].

İnsan beyninden esinlenen YSA, birbirleriyle bağlanmış düğümlerden oluşan bir hesaplamalı yöntemdir. Yapay sinir ağlarının en önemli özelliklerinden bir tanesi öğrenme yeteneğidir. YSA kendi parametrelerini ayarlayabilmekte ve verilen bir görev için performansını nasıl arttırabileceğini öğrenebilmektedir [1]. Yapay sinir ağlarının veri kümeleri ve geri beslemeleri kullanarak bir öğrenme yeteneği olsa da, öğrendiği bilginin insan tarafından anlaşılması oldukça güçtür. Buna karşın, bulanık sistemler insan bilgisini kolayca ele alabilmektedir fakat bulanık sistemlerin öğrenme yeteneği bulunmamaktadır. Bu özelliklerinden dolayı yapay sinir ağları ve bulanık mantık, öngörülen girdi-çıktı eşlerini elde etmek için gerekli olan üyelik fonksiyonları ve bulanık kurallar kümesi oluşturulurken birlikte kullanılmaktadır. Bu melez yönteme uyarlanabilir ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) denilmektedir [2]. Bu yöntem, eğiticili YSA öğrenme yöntemi ile bulanık kural tabanı oluşturma, takviyeli YSA öğrenme yöntemi ile bulanık kural tabanı oluşturma ve YSA ile girdi uzayının bulanık bölümünü oluşturma olmak üzere üç kategoride sınıflandırılabilir [1].

Üyelik fonksiyonu parametrelerinin eğitilmesi için gereken veri kümesinin oldukça yeterli olduğu, problemin yapısının yorumlanması kişiden kişiye değişebildiği ve deneme-yanılma yönteminin uygun olmadığı zamanlarda ANFIS yöntemi kullanılabilmektedir. Veri kümesinin küçük olduğu, sistem hakkında yeterli bilginin bulunmadığı ve insan bilgisinin önemli olduğu durumlarda ise ANFIS yöntemini kullanmak uygun olmamaktadır [1].

Literatürde bulanık sistemlerin parametrelerini tanımlamak ve ayarlamak için çalışmalar bulunmaktadır. Jang, Kalman Süzgeci ve dik iniş yöntemlerinin birleşiminden oluşan bir yapay sinir ağı yöntemi önermiştir [3]. Bu çalışması 1993 yılında yaptığı çok tanınan ANFIS adlı çalışmasına temel olmuştur. Wang ve Mendel sayısal veri kümesinden bulanık kuralları belirleyen beş adımdan oluşan bir yöntem geliştirmişlerdir. Önerdikleri bu yöntem hem sayısal hem de dilsel değerleri ortak bir yapıda birleştirmektedir [4]. Zhao ve Souza bulanık yapıları oluşturmak için genetik algoritma kullanan otomatik bilgi yakalama yöntemi önermişlerdir [5]. Hammell ve Sudkamp bulanık kuralları elde etmek için çalışmalarında kısaca FLM olarak adlandırılan Wang ve Mendel'in algoritmasını kullanarak iki seviyeli bir yöntem önermişlerdir [6].

Literatürde ayrıca çeşitli hiyerarşik ANFIS yapıları tanımlanarak yapılan çalışmalar bulunmaktadır. Li, Su ve Chu bir binanın enerji tüketim tahminini yapan çalışmalarında genetik algoritma ve ANFIS'in kullanıldığı bir hiyerarşik yapı önermişlerdir. Bu yapıda veri kümesindeki ilk üç parametre ANFIS1 yapısına girdi olarak verilmekte, dördüncü ve beşinci parametre ile ANFIS1'in çıktı değeri ANFIS2 yapısına girdi olarak verilmektedir [7]. Li ve Su daha önce yine bir binanın enerji tüketim tahmini ile ilgili yaptıkları çalışmalarında üç katmanlı bir hiyerarşik genetik-ANFIS yapısı önermişlerdir. Bu yapıda veri kümesindeki ilk üç parametre ilk katmandaki ANFIS yapısına, dördüncü, beşinci parametre ve ilk katmandaki ANFIS'in çıktı değeri ikinci katmandaki ANFIS yapısına ve altıncı, yedinci parametre ve ikinci katmandaki ANFIS'in çıktı değeri son katmandaki ANFIS yapısına girdi olarak verilmektedir [8]. Baek, Cho, Choi ve Kim sudaki yağ miktarını çevrim içi olarak izlemeyi amaçlayan çalışmalarında hiyerarşik öncelikli yapı ile zincirleme bağlı hiyerarşik yapı önermişlerdir. Hiyerarşik öncelikli yapıda tüm veri kümesindeki girdi değerleri ve bir önceki ANFIS'in çıktı değeri bir sonraki ANFIS'e girdi olarak verilmektedir. Zincirleme bağlı hiyerarşik yapıda ise, veri kümesindeki değerlerin farklı bir kısmı ve bir önceki ANFIS'in çıktı değeri bir sonraki ANFIS'e girdi olarak verilmektedir [9]. Naghibi, Teshnehlab ve Shoorehdeli meme kanseri tespiti ile ilgili çalışmalarında hiyerarşik olarak bağlanmış düşük dereceli bulanık sinirsel ağ yapıları kullanmışlardır. İlk üç ağ yapısı veri kümesindeki değerlerin bir kısmını almakta ve elde ettiği sonucu dördüncü ağ yapısına girdi olarak göndermektedir [10].

Bu makalede, Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Fakültesi öğrencilerinin Matematik 1 dersindeki başarı durumunu Öğrenci Seçme Sınavı (ÖSS) verilerini kullanarak önceden kestirmeyi amaçlayan çalışmalara ANFIS yapısı kullanan yeni bir yöntem önerilmiştir. Bununla birlikte öğrencilerin Matematik 1 dersi başarı durumlarının tahmin edilmesi çalışmalarının öneminden bahsedilmiş ve ANFIS yapısının neden bu tür problemlere uygun olduğu ele alınmıştır.

2 Matematik 1 Dersi Başarı Tahmini

Mühendislik alanında matematik biliminin yeri oldukça önemlidir. Üniversitede mühendislik okuyacak olan öğrencilerin lise eğitimi sonrasında yeteri derecede matematik bilgisine sahip olmaları ve lisans eğitimi süresince de matematik ile ilgili olan Genel Matematik, Doğrusal Cebir, Diferansiyel Denklemler gibi derslerde başarılı olmaları mezun olduktan sonra iş hayatına atılırken önemli bir etkendir. Öğrenciler aldıkları bu akademik matematik eğitimi ile ileride mühendislik alanında yapacakları çalışmalarda ve karşılaştıkları problemlere çözüm bulmakta başarılı olmaktadırlar [11].

Yurt dışında yapılan araştırmalarda mühendislik alanında başarılı olabilmek için akademik anlamda matematik alanında belli bir başarının elde edilmesi gerektiği gözlemlenmiştir. Güner ve Çomak (2011) öğrencilerin üniversite ilk yılındaki akademik başarıları ile ilerleyen yıllardaki eğitimleri arasında doğrudan bir ilişkinin olduğunu belirten ve ilk yıl aldıkları matematik dersinin önemini vurguladıkları çalışmalarında yaptıkları literatür taramasında, Amerika Birleşik Devletleri'nde fen bilimleri ve mühendislik alanında ön şart olan matematik dersini alan öğrencilerin %58'inin başarısız olup eğitimlerini yarıda bıraktığından bahsetmişlerdir. Bunun yanında Avustralya'da öğrencilerin %20'sinin dört yıl sonunda mühendis olarak mezun olduğundan, %60'nın ise eğitimlerini yarıda bıraktığından bahseden araştırmalara ve İngiltere'de öğrencilerin %18'inin ilk yılın sonunda eğitimlerini yarıda bıraktığını belirten araştırmalara değinmişlerdir.

Ayrıca Güner ve Çomak, (2011) yaptıkları çalışmada öğrencilerin lisede aldıkları matematik derslerinin üniversitedeki eğitimlerine pozitif anlamda katkı yaptığına değinmiştir. Bunun yanında bazı ülkelerde üniversiteye başlamadan önce matematik seviye tespit sınavları yapıldığından bahsetmiş ve bu sınavın sonucuna göre öğrencilere ön hazırlık dersleri verildiğini veya öğrenciler için destek programları merkezleri kurulduğunu belirtmişlerdir.

Ülkemizde matematik dersi ile ÖSS sonuçlarının ilişkilendirilmesi ile ilgili çalışmalar, bununla beraber ÖSS

başarılarını etkileyen faktörlerin araştırılması, Kamu Personeli Seçme Sınavı (KPSS) sonuçlarının tahmin edilmesi gibi çalışmalar bilgisayar bilimleri kullanılarak yapılmaktadır. Genel olarak makine öğrenmesi yöntemleri ve karar destek sistemleri kullanılmakta, ayrıca veri madenciliği, çoklu regresyon gibi yöntemlerden yararlanılmaktadır. Güner ve Çomak, (2011) yaptıkları çalışmada Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Fakültesi'ne 2007-2008 yılında giren öğrencilerin Matematik 1 dersinden aldıkları notlar ile ÖSS verilerini ilişkilendirerek Destek Vektör Makineleri yöntemi ile öğrencilerin Matematik 1 dersindeki başarılarını tahmin etmişlerdir. Bu yaptıkları çalışma ile ileri yıllarda üniversiteye başlayacak öğrencilerin Matematik 1 dersi başarılarını eğitimleri başlamadan önce tahmin etmeyi hedeflemişler ve bu çalışmanın durumu kritik olan öğrencilerin eğitim sürecinde başarılı olabilmelerini sağlamak için uygulanması düşünülen matematik yardım programları için önemli bir adım olmasını amaçlamışlardır.

3 Uyarlanabilir Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS)

3.1 Bulanık Çıkarım Sistemi

Bulanık mantığa 0/1 veya doğru/yanlış gibi değerlere sahip olan geleneksel mantığın bu değerleri arasındaki başka değerlere izin veren çok değerli mantık denilmektedir. Bulanık mantık bu değerleri tanımlamak için dilsel terimler kullanmaktadır. Kesin olmama, belirsizlik, anlaşılmama veya eksik bilgi olma durumlarında bulanık mantık kullanılması uygun olmaktadır. Ayrıca bulanık mantık ile insan bilgisinin kavranması kolay olabilmektedir. Genel olarak bulanık çıkarım sistemi Şekil 1'de görüldüğü üzere üç aşamadan oluşmaktadır [1].

Bulanıklaştırma işleminde, keskin girdi değeri üyelik fonksiyonları ile bir üyelik değeri atanarak bulanık bir değere dönüştürülmektedir. Üyelik fonksiyonları üçgen, yamuk ya da çan biçimli olabilmektedir [1].

Çıkarım işleminde, her kuralın ateşleme gücü öncül parçasının üyelik değerleri birleştirilerek elde edilmektedir. Kuralların sonuç parçası değerleri ise bu ateşleme gücü değerlerine bağlı olarak hesaplanmaktadır. Bu işlemler için Mamdani, Takagi-Sugeno ve Standard Additive Model gibi çıkarım mekanizmaları kullanılmaktadır. Mamdani çıkarım mekanizmasında "eğer – o halde" yapılı kuralların öncül değişkenleri ve sonuç değişkenleri bulanık kümelerdir. Takagi-Sugeno yönteminde öncül değişkenler bulanık kümelerdir ama sonuç değişkenleri parametrelerden oluşan bir doğrusal denklemdir. Standard Additive çıkarım mekanizmasında ise sonuç değişkenleri evrensel kümede tek bir noktadan oluşan bulanık kümelerden oluşmaktadır [1].

Durulaştırma işleminde, her kuralın sonuç parçasının bulanık değerleri kullanılarak keskin çıktı değeri hesaplanmaktadır. Bu işlem için, ortalama en büyük, ağırlık merkezi ve yükseklik yöntemleri kullanılmaktadır [1].

3.2 Yapay Sinir Ağı

İnsan beyninden esinlenen yapay sinir ağları, birbirleriyle bağlanmış düğümlerden oluşan bir hesaplamalı yöntemdir. Algılayıcı olarak bilinen yapay sinirler birleştirilerek yapay sinir ağı sistemi oluşturulmaktadır. Aynı yöndeki bu algılayıcılar katmanları oluşturmaktadır. Genel olarak yapay sinir ağı girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı olmak üzere üç katmandan oluşmaktadır. Şekil 2'de örnek bir yapay sinir ağı gösterilmektedir [12].

Burada, x_i değerleri sistemin girdi değerlerini, y_k değerleri sistemin çıktı değerlerini temsil etmektedir. Ayrıca w_{ij} ve z_{jk} ise ağırlık değişkenleridir ve YSA yapısı eğitilirken değerleri güncellenmektedir. Yapay sinir ağlarının en önemli özelliklerinden bir tanesi öğrenme yeteneğidir. Yapay sinir ağı kendi çıktısı ile gerçek veri çıktısı arasındaki hatayı en aza indirgemeye çalışırken parametrelerini ayarlamakta ve verilen bir görev için performansını nasıl arttırabileceğini öğrenmektedir. Dik iniş yöntemini içeren geri yayınım algoritması en sık kullanılan yöntemlerden bir tanesidir [12].

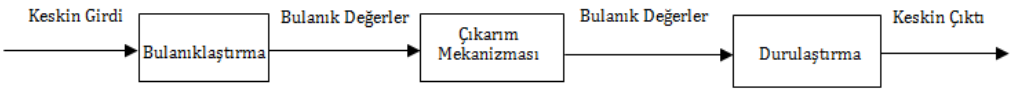
Yapay sinir ağında üç tür öğrenme yöntemi vardır. Birincisi, ağın çıktı değeri ile beklenilen çıktı değeri arasındaki hatayı azaltmak için eğitim sırasında hem girdi hem de çıktı değerleri içeren gerçek bir veri kümesi kullanan eğiticili öğrenme yöntemidir. Delta kuralı, genelleştirilmiş delta kuralı ve geri yayınım algoritmaları eğiticili öğrenme algoritmaları olarak gösterilmektedir. İkinci yöntem, ağdan elde edilen çıktı değerini kullanarak parametrelerini güncelleyen eğiticisiz öğrenme yöntemidir. Eğitim sırasında kullanılan gerçek veri kümesinde çıktı değerleri bulunmamaktadır. Yankılaşım teorisi ve özdüzenleyici haritalar algoritmaları eğiticisiz öğrenme algoritmaları olarak gösterilmektedir. Üçüncü yöntem ise, veri kümesindeki çıktı değerlerine ihtiyacı olmayan, YSA'nın performansı hakkında olumlu ya da olumsuz işaret göndererek parametrelerin güncellenmesini sağlayan takviyeli öğrenme yöntemidir. Boltzmann kuralı ve genetik algoritmalar takviyeli öğrenme algoritmaları olarak gösterilmektedir [12].

3.3 ANFIS: Uyarlanabilir Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi

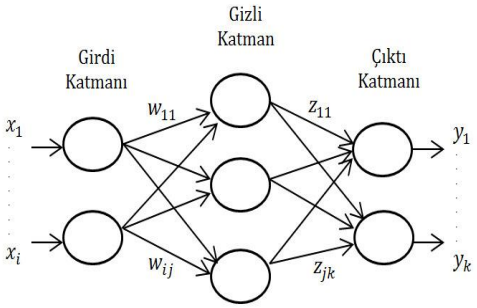
ANFIS yöntemi Jang tarafından 1993 yılında önerilmiştir. Çalışmasında bulanık çıkarım sistemine fonksiyonel olarak eşit olan bir uyarlamalı ağ oluşturmayı amaçlamıştır. ANFIS, sistem için uygun olan üyelik fonksiyonlarının parametrelerini ve bulanık "eğer – o halde" kurallarını oluşturmaktadır. Bu işlemi bileşenlerine ayrılan parametrelere geri yayınım algoritması ve en küçük kareler kestirim yönteminin birleşimi olan bir öğrenme kuralı uygulayarak gerçekleştirmektedir. ANFIS genel olarak beş katmandan oluşmaktadır. Takagi-Sugeno çıkarım mekanizmasını kullanan örnek bir ANFIS yapısı Şekil 3'te gösterilmektedir [2].

İlk katmanda bulanık kümeler olan $A1$, $A2$, $B1$ ve $B2$'nin üyelik dereceleri hesaplanmaktadır. Bu katmandaki üyelik fonksiyonlarının parametreleri öncül parametreler olarak adlandırılmaktadır. İkinci katmanda her kuralın ateşleme gücü birinci katmandan kendisine gelen işaretlerin çarpımıyla elde edilmektedir. Üçüncü katmanda her kuralın ateşleme gücü tüm kuralların ateşleme gücünün toplamına bölünerek normalleştirilmektedir. Dördüncü katmanda her kuralın çıktı değeri normalleştirilmiş ateşleme gücü ile Takagi-Sugeno yöntemindeki doğrusal denklemin parametreleri olan p_i, q_i, r_i çarpılarak elde edilmektedir. Bu parametrelere sonuç parametreleri denilmektedir. Son katmanda dördüncü katmandan gelen işaretlerin toplamı ile ANFIS yapısının toplam çıktı değeri hesaplanmaktadır [2].

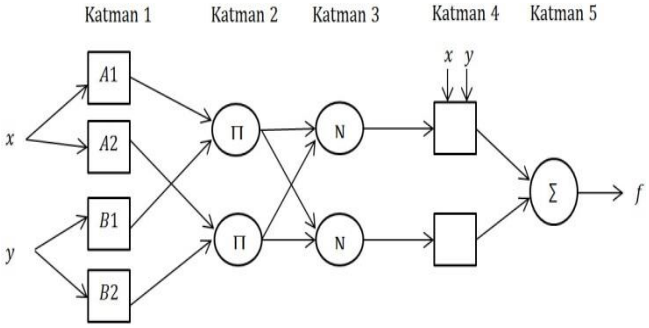
Öğrenme aşamasında ileri beslemede ANFIS çıktı değeri kullanılarak en küçük kareler yöntemi ile sonuç parametreleri güncellenmektedir. Geri beslemede ise hata işaretleri kullanılarak dik iniş yöntemi ile öncül parametreler güncellenmektedir [2].



Şekil 1: Bulanık çıkarım sistemi.



Şekil 2: İleri beslemeli yapay sinir ağı.



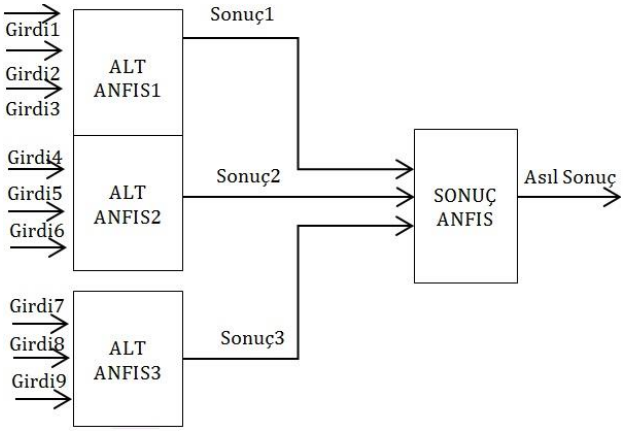
Şekil 3: Örnek bir ANFIS yapısı.

4 Önerilen Yöntem ve Deneysel Bulgular

Bu çalışmada öğrencilerin üniversite sınavından sonra elde ettiği veriler kullanılarak, üniversitedeki Matematik 1 dersinden geçeceğini ya da kalacağını ANFIS yapısı kullanarak tahmin etmek hedeflenmiştir. Veri kümesi olarak Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Fakültesi'ne 2007 yılında kayıt olan 434 öğrencinin ÖSS sonuçları ile 2007-2008 yılında Matematik 1 dersinden aldığı sınav puanları ve geçme notları kullanılmıştır. Kullanılan veri kümesinde öğrencilere ait 19 farklı veri niteliği vardır. Bu veri nitelikleri,

1. Cinsiyet,
2. Ortaöğretim başarı puanı (OBP),
3. Sözel ağırlıklı ortaöğretim başarı puanı (AOBP Sözel),
4. Sayısal ağırlıklı ortaöğretim başarı puanı (AOBP Sayısal),
5. Eşit ağırlıklı ortaöğretim başarı puanı (AOBP EA),
6. ÖSS Türkçe testi doğru sayısı,
7. ÖSS Sosyal Bilimler testi doğru sayısı,
8. ÖSS Matematik 1 testi doğru sayısı,
9. ÖSS Fen Bilimleri 1 testi doğru sayısı,
10. ÖSS Matematik 2 testi doğru sayısı,
11. ÖSS Fen Bilimleri 2 testi doğru sayısı
12. ÖSS Sayısal 1 puanı,
13. ÖSS Sözel 1 puanı,
14. ÖSS EA 1 puanı,
15. ÖSS Sayısal 2 puanı,
16. ÖSS EA 2 puanı,
17. Matematik 1 vize notu,
18. Matematik 1 final notu,
19. Matematik 1 karne notu, olarak tanımlanmıştır [11].

İlk olarak yukarıda bahsedilen veri kümesi kullanılarak ANFIS parametreleri eğitilmektedir. Önerilen yöntemde dokuz farklı veri niteliği girdi olarak kullanılmaktadır. Farklı kombinasyonlarla seçilen bu dokuz veri niteliği ANFIS yapısına girdi olarak verilmekte olup Matematik 1 dersi karne notları ise eğitim sırasında elde edilen hata değeri hesaplanırken kullanılmaktadır. Ama eğitim sırasında bellek kullanım miktarı, işlem süresi gibi bazı kısıtlar meydana gelebilmektedir. Dokuz tane girdi parametresine sahip olan bir bulanık çıkarım sisteminin her girdisinin en az üç tane üyelik fonksiyonuna sahip olduğu durumlarda bu çıkarım sisteminde en az 3^9 tane kural meydana gelmektedir. Bu yüzden eğitim işlemi oldukça vakit almakta ve bu işlem için oldukça fazla belleğe ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmada çok verimsiz olan bu yapı yerine hiyerarşik bir yöntem önerilmiştir. Bu önerilen yöntemde ANFIS yapısı küçük alt sistemlere ayrılmaktadır. Her alt sistem dokuz veri niteliğine sahip veri kümesinin bu veri niteliklerini aralarında üçer üçer paylaşarak birbirinden bağımsız olarak işlemekte ve elde ettikleri çıktı değerlerini sistemden beklenilen asıl çıktı değerinin elde edilmesi için sonuç ANFIS yapısına girdi olarak göndermektedir. Önerilen yapı Şekil 4'te gösterilmektedir. Naghibi, Teshnehlab ve Shoorehdeli daha önce yaptıkları meme kanseri tespiti ile ilgili çalışmalarında bu hiyerarşik yapıya benzer bir yöntem önermişlerdir [10].



Şekil 4: Önerilen hiyerarşik ANFIS yapısı.

Alt ANFIS yapıları eğitim sırasında kullanacağı veri kümesi için asıl veri kümesinden seçilen dokuz farklı veri niteliğinden üçer tanesini girdi olarak almakta ve asıl veri kümesindeki Matematik 1 karne notu değerlerini eğitim sırasındaki hata değerlerini hesaplamakta kullanmaktadır. Örnek verirsek en iyi sonucun elde edildiği veri kümesi kullanılarak yapılan eğitim sırasında alt ANFIS1 girdi olarak sırasıyla 6,8 ve 9 numaralı veri niteliği olan ÖSS Türkçe testi doğru sayısı, ÖSS Matematik 1 testi doğru sayısı ve ÖSS Fen Bilimleri 1 testi doğru sayısı değerlerini, alt ANFIS2 girdi olarak sırasıyla 10,11 ve 12 numaralı veri niteliği olan ÖSS Matematik 2 testi doğru

sayısı, ÖSS Fen Bilimleri 2 testi doğru sayısı ve ÖSS Sayısal 1 puanı değerlerini ve alt ANFIS3 girdi olarak sırasıyla 14,15 ve 1 numaralı veri niteliği olan ÖSS EA 1 puanı, ÖSS Sayısal 2 puanı ve Cinsiyet değerlerini girdi olarak almıştır.

Sonuç ANFIS'in eğitim işlemi için gereken veri kümesinde girdiler alt ANFIS'lerin eğitim işleminden sonra çalıştırılarak elde edilen sonuç değerleri olmaktadır. Eğitim sırasındaki hata değerleri hesaplanırken ise yine asıl veri kümesindeki Matematik 1 karne notu değerleri kullanılmaktadır. Her alt ANFIS birbirinden bağımsız olarak çalışmakta olup, tüm sistemin eğitiminden sonraki deneme aşamasında öğrencilere ait veri nitelikleri alt ANFIS'lere girdi olarak verilmekte ve sonuç ANFIS tüm sistemin tahmini çıktı değerini vermektedir.

Eğitim ve deneme sırasında alt ANFIS yapılarına verilen girdi değerleri ondalık kısımları kalacak şekilde tek basamaklı değerlere ölçeklenmiştir. Eğitim sırasında kullanılan Matematik 1 karne notlarında ise altmıştan küçük değeri olanlar sıfır, altmış ya da üstü değeri olanlar ise bir olarak değiştirilmiştir. Burada sıfır değeri öğrencinin dersten kaldığını bir değeri ise dersten geçtiğini göstermektedir. Sonuç ANFIS ise eğitim ve deneme sırasında kullandığı veri kümesinde girdi olarak alt ANFIS'lerin [0 1] aralığında olan çıktı değerlerini almıştır. Eğitim sırasında kullanılan Matematik 1 karne notları da sıfır ya da bir olarak değiştirilerek kullanılmıştır. Veri kümesinden bir parça Tablo 1'de gösterilmiştir. Verilerin okunabilirliğinin daha iyi olabilmesi için bazı veri nitelikleri tablodan çıkarılmıştır. Hiyerarşik yapıdaki alt ANFIS'lerin her girdi değeri için çan biçimli olan üç tane üyelik fonksiyonu belirlenmiştir. Çıkarım mekanizması olarak sonuç parçası sabit bir değer olan ve bu şekliyle bir anlamda Mamdani çıkarım mekanizmasının özel bir hali gibi düşünülebilen Takagi-Sugeno çıkarım mekanizması seçilmiştir. Her alt ANFIS için 27 tane kural bulunmakta olup bu kuralların çıktı değeri sabit bir değer olmaktadır. Mekanizmanın sonucu bu değerlerin ağırlıklı ortalaması alınarak hesaplanmaktadır. Bu alt ANFIS'lerin sonuçları [0 1] aralığında olup, bu değerler sonuç ANFIS yapısına girdi olarak verilmektedir. Sonuç ANFIS yapısında ise her girdi değeri için çan biçimli olan iki tane üyelik fonksiyonu belirlenmiştir. Çıkarım mekanizması olarak alt ANFIS'lerde olduğu gibi sonuç parçası sabit bir değer olan Takagi-Sugeno çıkarım mekanizması seçilmiştir. Yine mekanizmanın sonucu üyelik fonksiyonu değerlerinin ağırlıklı ortalamaları alınarak hesaplanmaktadır. Bu mekanizmanın sonuçları da [0 1] aralığında olup, 0.5 ve üzeri değeri olanlar başarılı, 0.5'ten küçük değeri olanlar başarısız sayılmıştır.

Orta öğretim başarı puanına göre küçükten büyüğe sıralanmış öğrencilerin üçte ikisinin verileri eğitim aşamasında, kalan üçte birinin verileri ise deneme aşamasında kullanılmıştır. Bu seçimler dört farklı şekilde yapılmıştır. İlk şekilde sırasıyla her üç veriden ilki deneme ikincisi ve üçüncüsü eğitim için, ikinci şekilde sırasıyla her üç veriden ikincisi deneme birincisi ve üçüncüsü eğitim için, üçüncü şekilde sırasıyla her üç veriden üçüncüsü deneme, birincisi ve ikincisi eğitim için ve dördüncü şekilde OBP puanlarına göre sıralanmış öğrenciler tamamen rasgele yeniden sıralanarak sırasıyla her üç veriden üçüncüsü deneme birincisi ve ikincisi eğitim için ayrılmıştır. Bu dört farklı veri kümesi seçiminden deneme sonucunda en iyi sonuç veren veri kümesi o deneme işleminin sonucu olarak ele alınmıştır. Eğitim sırasında üyelik fonksiyonlarının parametreleri en uygun şekilde güncellenmiş ve tahmin işleminde kullanılacak olan eğitilmiş hiyerarşik ANFIS yapısı elde edilmiştir. Deneme için ayrılan veri kümesinden (144 adet) değişik kombinasyonlarda dokuz farklı veri niteliği anlamlı olacak şekilde seçilerek elde edilen bu yapıda kullanılmış ve en iyi sonucu veren kombinasyonlar bulunmuştur. 19 nitelikten ilk 16'sı kullanılarak seçilen bu kombinasyonlar ve elde edilen doğru tahmin sayısı Tablo 2'de gösterilmiştir.

Yapılan hesaplamalara göre; Sayısal alan ile ilgili olan ÖSS Matematik 1 testi doğru sayısı, ÖSS Fen Bilimleri 1 testi doğru sayısı, ÖSS Matematik 2 testi doğru sayısı, ÖSS Fen Bilimleri 2 testi doğru sayısı, ÖSS Sayısal 1 puanı ve ÖSS Sayısal 2 puanı veri niteliklerinin Matematik 1 dersi başarı tahmini çalışmasını olumlu yönde etkiledikleri görülmüştür. Bu veri niteliklerine ek olarak OBP ve AOBP Sayısal veri niteliklerinin de kullanılması en başarılı sonuçların elde edilmesine olumlu katkı vermiştir. AOBP Sözel, AOBP EA, ÖSS Sosyal Bilimler testi doğru sayısı, ÖSS Türkçe testi doğru sayısı ve ÖSS EA 1 puanı gibi sözel alan ile ilgili olan veri niteliklerinin etkisiz olduğu görülmüştür. Buna karşın ilk başta bahsedilen sayısal alan ile ilgili olan veri niteliklerinin yanında ÖSS Türkçe testi doğru sayısı ve ÖSS EA 1 puanı veri nitelikleri kullanılınca en iyi iki sonuçtan bir tanesi elde edilmiştir. Ayrıca bu en iyi iki sonuçta cinsiyet veri niteliğinin etkili olduğu ve kullanılmadığı durumlarda sonuçları olumsuz etkilediği tespit edilmiştir. Bu sonuçlar, Güner ve Çomak'ın (2011) AOBP Sözel ve AOBP EA veri niteliklerinin etkisiz olduğunu, cinsiyet veri niteliğinin etkili olduğunu gösteren ön çalışmalarıyla örtüşmektedir. Aynı şekilde ÖSS EA 1 puanı veri niteliğinin bazı durumlarda olumsuz, bazı durumlarda ise olumlu etkisi olduğu sonucunun da örtüştüğü görülmüştür.

Elde edilen ikinci en iyi sonuçta deneme için kullanılan 144 öğrenciden 112'sinin Matematik 1 dersi başarı durumu doğru tahmin edilmiştir. %77,77 doğruluk oranı elde edilen bu sonuçta kullanılan veri kümesinde Cinsiyet, OBP, AOBP Sayısal, ÖSS Matematik 1 testi doğru sayısı, ÖSS Fen Bilimleri 1 testi doğru sayısı, ÖSS Matematik 2 testi doğru sayısı, ÖSS Fen Bilimleri 2 testi doğru sayısı, ÖSS Sayısal 1 puanı ve ÖSS Sayısal 2 puanı veri nitelikleri kullanılmıştır. Matematik 1 dersinden geçen 85 öğrencinin 64'ü (%75,29) ve kalan 59 öğrencinin 48'i (%81,35) elde edilen yapı ile doğru tahmin edilmiştir. Başarılı olarak tahmin edilen 75 öğrenciden 11'i bu derste başarısız olmuş, başarısız olarak tahmin edilen 69 öğrenciden 21'i bu derste başarılı olmuştur.

Tablo 1: Veri kümesinden bir parça.

Cinsiyet	OBP	AOBPSAYISAL	DMAT1	DFEN1	DMAT2	DFEN2	OSSSAY1	OSSSAY2	MAT I
1	64054	88382	29	28	27	15	277325	257416	70
1	64752	86796	27	28	21	15	277045	249815	0
1	65714	81830	28	27	23	18	281783	264229	60
1	65878	93554	30	26	26	21	274647	261546	0
1	65980	90342	26	28	24	16	272884	255065	75
1	66230	77947	23	23	20	10	244096	221848	60
1	66262	87297	27	26	24	18	259137	244144	0

Tablo 2: Seçilen veri nitelikleri ve doğru tahmin sayıları.

Doğru tahmin sayısı	Veri Niteliği															
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
99		X	X	X	X							X	X	X	X	X
101	X							X	X	X	X	X		X	X	X
112	X	X		X				X	X	X	X	X			X	
107		X				X		X	X	X	X	X	X		X	
107		X		X				X	X	X	X	X		X	X	
108		X		X				X	X	X	X	X		X		X
101						X		X	X	X	X	X		X	X	X
103	X	X		X	X	X		X	X	X	X					
96		X		X	X	X		X		X		X		X	X	
95		X		X	X	X		X	X	X		X		X		
91	X	X	X		X	X	X						X	X		X
113	X					X		X	X	X	X	X		X	X	
103				X		X		X	X	X	X	X		X	X	
106		X				X		X	X	X	X	X		X	X	
105						X	X	X	X	X	X	X	X		X	
102	X	X	X	X								X	X	X	X	X
103	X	X	X	X	X							X	X	X	X	
94		X	X		X	X	X	X					X	X		X
102	X	X	X		X	X	X						X	X		X
97		X	X		X	X	X	X				X		X		X

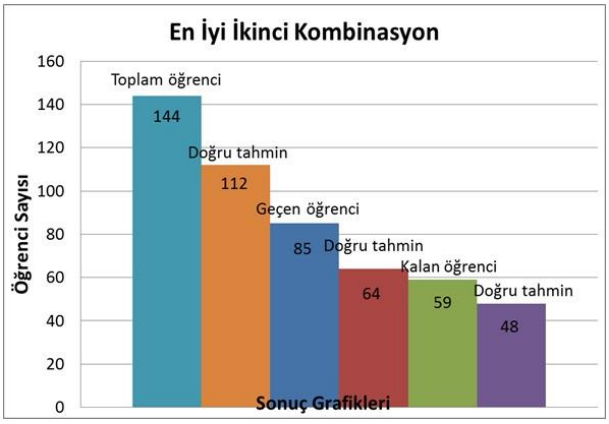
Elde edilen en iyi sonuçta ise 144 öğrenciden 113'ü doğru olarak tahmin edilmiştir. Cinsiyet, ÖSS Türkçe testi doğru sayısı, ÖSS Matematik 1 testi doğru sayısı, ÖSS Fen Bilimleri 1 testi doğru sayısı, ÖSS Matematik 2 testi doğru sayısı, ÖSS Fen Bilimleri 2 testi doğru sayısı, ÖSS Sayısal 1 puanı, ÖSS EA 1 puanı ve ÖSS Sayısal 2 puanı veri nitelikleri kullanılan bu denemede %78,47'lik doğru tahmin oranı elde edilmiştir. Matematik 1 dersinde başarılı olan 85 öğrencinin 69'u (%81,17) ve başarısız olan 59 öğrencinin 44'ü (%74,57) doğru tahmin edilmiştir. Başarılı olacağı tahmin edilen 84 öğrencinin 15'i bu dersten kalmış, başarısız olacağı tahmin edilen 60 öğrencinin 16'sı bu dersten geçmiştir. Bu sonuçlar Tablo 3 ve Tablo 4'te gösterilmiştir. Ayrıca Şekil 5, Şekil 6, Şekil 7 ve Şekil 8'de grafiksel olarak gösterilmiştir. Genel tahmin oranı açısından Güner ve Çomak'ın (2011) Destek Vektör Makineleri ile elde ettiği ve Oladokun v.d.'nin (2008) Yapay Sinir Ağları ile elde ettikleri değerler ile karşılaştırılınca başarılı sonuçlar elde edildiği görülmüştür.

Tablo 3: En iyi ikinci kombinasyon tahmin sonuçları.

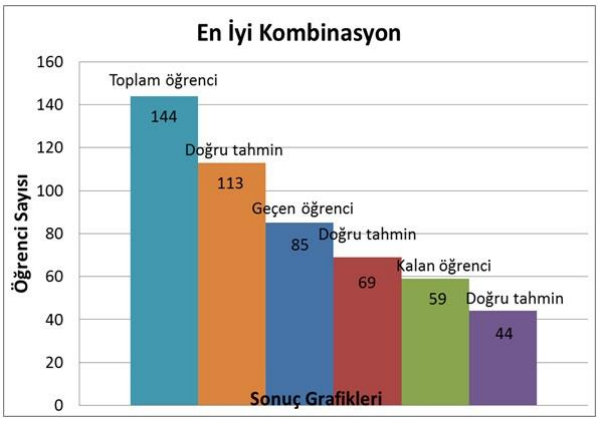
	Geçen	Kalan
Gerçek Başarı Değerleri	85	59
ANFIS Tahmin Değerleri	75	69
Örtüşen Değerler	64	48
Örtüşmeyen Değerler	11	21

Tablo 4: En iyi kombinasyon tahmin sonuçları.

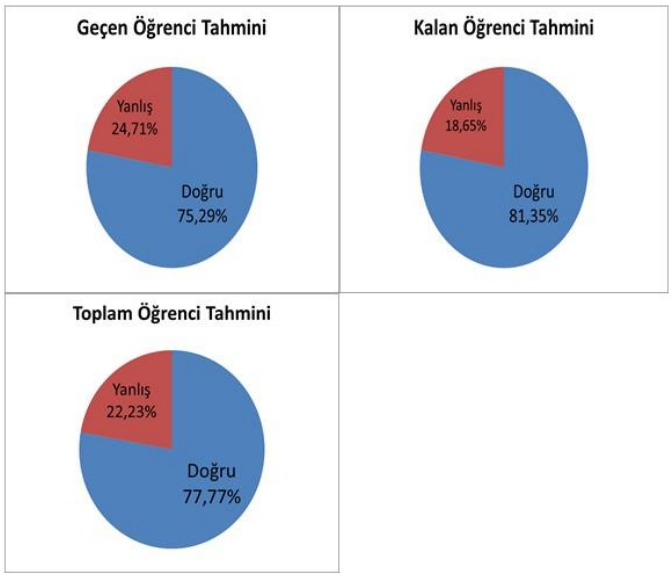
	Geçen	Kalan
Gerçek Başarı Değerleri	85	59
ANFIS Tahmin Değerleri	84	60
Örtüşen Değerler	69	44
Örtüşmeyen Değerler	15	16



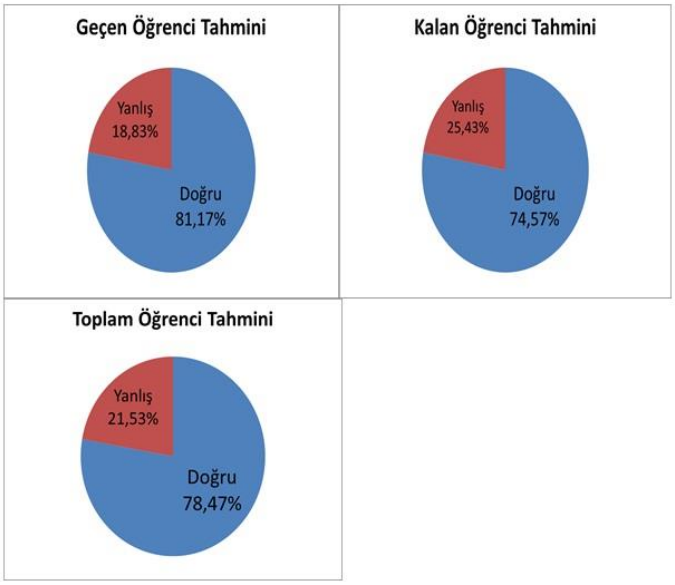
Şekil 5: En iyi ikinci kombinasyon sonuçlarının grafiksel gösterimi.



Şekil 6: En iyi kombinasyon sonuçlarının grafiksel gösterimi.



Şekil 7: En iyi ikinci kombinasyon sonuçlarının yüzdesel gösterimi.



Şekil 8: En iyi kombinasyon sonuçlarının yüzdesel gösterimi.

5 Sonuç ve Gelecekteki Çalışmalar

Öğrencilerin üniversite sınavında elde ettikleri verileri kullanarak Matematik 1 dersinden alacağı notları önceden tahmin etmek dönem öncesi öğrencileri Matematik 1 dersine hazırlamak için oldukça önemlidir. Problemin doğrusal olmayan yapısından dolayı bir çözüm elde etmek zor olmaktadır. Sayısal değerler içeren karmaşık sistemlere çözüm sunan bulanık mantık bu tür problemler için çok tanınan bir yöntemdir. Bulanık mantık ile bir yapı tasarlarken üyelik fonksiyonlarının tercihi ve parametrelerinin doğru belirlenmesi oldukça önemlidir. Bu işlem problemi iyi bilen bir uzman tarafından yapılabilse de, veri kümesinin parametreleri arasındaki ilişkiler oldukça karmaşık olduğunda insan bilgisi ile parametre değerlerinin belirlenmesi güç olmaktadır. Bundan dolayı üyelik fonksiyonlarını ve "eğer – o halde" yapılı kuralları veri kümesine uygun şekilde oluşturmak için yapay sinir ağları ve bulanık mantık yöntemlerinin önemli özelliklerini birleştiren ANFIS yöntemi tercih edilmiştir. Bu yöntemde önceden elde edilen veri kümesi kullanılarak bulanık mantığın üyelik fonksiyonu parametreleri yapay sinir ağlarının eğitim yeteneği ile ayarlanmaktadır. Her girdi parametresinin üçer tane üyelik fonksiyonu olduğu durumda ANFIS 3^9 tane kurala sahip olmaktadır. Bu durumda ANFIS ile eğitim oldukça zaman almakta ve çok fazla belleğe ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmada daha verimli çalışacak bir hiyerarşik ANFIS yapısı tanımlanmıştır. Burada ANFIS yapısı alt ANFIS'lere ayrılmakta ve her alt ANFIS veri kümesindeki niteliklerden üçer tanesini girdi olarak alarak işlemektedir. Daha sonra elde ettikleri çıktı değerlerini sistemden beklenilen asıl çıktının hesaplanması için sonuç ANFIS yapısına göndermektedir. Eğitim işlemlerinden sonra elde edilen hiyerarşik ANFIS yapısı verileri girilen bir öğrencinin Matematik 1 dersinden geçeceğine ya da kalacağına dair tahmini sonuç değerini vermektedir.

Verilerin üçte biri ile yapılan deneme işleminden sonra %77,77 ve %78,47 genel tahmin oranına sahip iki tane sonuç elde edilmiştir. Bu sonuçlar detaylı incelendiğinde %77,77'lik orana sahip sonuçta Matematik 1 dersinden geçen 85 öğrencinin 64'ü, kalan 59 öğrencinin 48'i doğru olarak tahmin edilmiştir. %78,47 oranına sahip en iyi sonuçta ise dersten geçen 85 öğrencinin 69'u ve dersten kalan 59 öğrencinin 44'ü doğru olarak tahmin edilmiştir. Dersten kalma ihtimali yüksek öğrencileri tahmin etme durumu önemli olduğunda 11 tane fire veren en iyi ikinci sonucun elde edildiği yapının kullanılmasının daha iyi olacağı düşünülmektedir. Buna karşın dersten geçme ihtimali yüksek öğrencilerin tahmin edilmesi önemli olduğunda ise 16 tane fire veren en iyi sonucun elde edildiği yapının kullanılması önerilmektedir. Bu iki sonuçta kullanılan veri nitelikleri incelendiğinde çalışmada elde edilen bulgular, Güner ve Çomak'ın (2011) ÖSS sayısal puanlarının, ÖSS matematik testi net sayılarının ve lise akademik başarı göstergesi olan OÖBP puanının öğrencilerin Matematik 1 dersi başarı tahmininde olumlu etki ettiğini belirten değerlendirmeleriyle örtüşmektedir.

Bu çalışma ile başarısız olma ihtimali yüksek öğrencilerin önceden tahmin edilmesini sağlayan bir yöntem önerilmiştir. Böylelikle Matematik 1 dersinden başarısız olma ihtimali yüksek olan öğrencilerin dönem başlamadan önce uyarılması, onlara önceden çalışma alışkanlıkları kazandırılması, eksik olabilecekleri konularda nasıl yardım alabileceklerinden bahsedilmesi ve diğer bir takım düşünülebilecek destek programları için bu çalışmanın katkı sağlayacağı düşünülmektedir. İleride, kullanılan bu veri kümesine ek olarak dersi veren öğretim üyesi bilgisi, öğrencinin bölüm bilgisi ve öğrencilerin demografik bilgileri eklenerek daha detaylı bir analizin yapılabileceği ve daha iyi sonuçların elde edilebileceği öngörülmektedir.

6 Teşekkür

Ölçme Seçme ve Yerleştirme Merkezi ve Pamukkale Üniversitesi Öğrenci İşleri Daire Başkanlığı'ndan temin edilen veri kümesini benimle paylaşan ve desteklerini hiç esirgemeyen değerli Hocam Doç. Dr. Necdet Güner'e ve yukarıda adı geçen kurumlara çok teşekkürlerimi iletiyorum. Ayrıca yine desteklerini hiç esirgemeyen değerli Hocalarım Doç. Dr. Sezai Tokat'a ve Yrd. Doç. Dr. Emre Çomak'a çok teşekkürlerimi iletiyorum.

7 Kaynaklar

[1] Yen, J. ve Langari, R., *Fuzzy Logic: Intelligence, Control, and Information*, Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, USA, ISBN: 0-13-525817-0, 1998.

[2] Jang, J.S.R., "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Cilt: 23, No: 3, s: 665-685, 1993.
[3] Jang, J.S.R., "Fuzzy Modeling Using Generalized Neural Networks and Kalman Filter Algorithm," *AAAI-91 Proceedings,* 1991, s: 762-767.
[4] Wang, L.X. ve Mendel, J.M., "Generating Fuzzy Rules by Learning from Examples," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics,* Cilt: 22, No: 6, s: 1414-1427, 1992.
[5] Zhao, Z. ve De Souza, R., "Fuzzy rule learning during simulation of manufacturing resources," *Elsevier, Fuzzy Sets and Systems*, Cilt: 122, No: 3, s: 469-485, 2001.
[6] Hammell II, R.J. ve Sudkamp, T., "Learning Fuzzy Rules From Data," *RTO SCI Symposium on The Application of Information Technologies (Computer Science) to Mission Systems*, Monterey, California, USA, 1998.
[7] Li, K., Su, H. ve Chu, J., "Forecasting building energy consumption using neural networks and hybrid neuro-fuzzy system: A comparative study," *Elsevier, Energy and Buildings*, Cilt: 43, No: 10, s: 2893-2899, 2011.
[8] Li, K. ve Su, H., "Forecasting building energy consumption with hybrid genetic algorithm-hierarchical adaptive network-based fuzzy inference system," *Elsevier, Energy and Buildings,* Cilt: 42, No: 11, s: 2070-2076, 2010.
[9] Baek, G., Cho, J., Choi, M. H. ve Kim, S., "On-line Monitoring of Oil in Water Using Transmitted-scattered Lights and Clustering-based Hierarchical TSK Fuzzy Systems," *IEEE Transactions, IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, Barcelona, 2010, s: 1-8.
[10] Naghibi, S. S., Teshnehlab, M. ve Shoorehdeli, M. A., "Breast Cancer Detection by using Hierarchical Fuzzy Neural System with EKF Trainer," *IEEE Transactions, Proceedings of the 17th Iranian Conference of Biomedical Engineering (ICBME2010)*, Isfahan, 2010, s: 1-4.
[11] Güner, N. ve Çomak, E., "Mühendislik Öğrencilerinin Matematik 1 Derslerindeki Başarısının Destek Vektör Makineleri Kullanılarak Tahmin Edilmesi", *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, Cilt: 17, Sayı: 2, s: 87-96, 2011.
[12] Mitchell, T. M., *Machine Learning*, McGraw-Hill International Editions, ISBN: 0-07-115467-1, 1997.
[13] Oladokun, V. O., Adebanjo, A. T. ve Charles-Owaba, O. E., "Predicting Students Academic Performance using Artificial Neural Network: A Case Study of an Engineering Course", *The Pacific Journal of Science and Technology*, Cilt: 9, Sayı: 1, s: 72-79, 2008.