

YAPAY SİNİR AĞLARI VE BİRLEŞTİRİLMİŞ SİNİRSEL BULANIK SİSTEMLER İLE ŞEHİRLERARASI YÜK TAŞIMASI TÜR SEÇİMİNİN MODELLENMESİ

Ahmet TORTUM¹, Nadir YAYLA², Mahir GÖKDAĞ³

SUMMARY

In this study, the mode choices of the intercity freight transportation are modeled with the artificial neural network (ANN) and the integrated neuro-fuzzy systems (INFIS). Depending on the number of the factor which was taken into consideration for both full factorial and partial factorial designs by using the Taguchi method, the values of the factors that affect the performance of the artificial neural network were determined. By using this method, which was alternative to the appropriate and classical experiment designs, the statistical data criteria to be used in the determination of these factors for their optimized values were discussed. For this purpose, the properties affecting the performance of the artificial neural network and their levels, which are based on the peak analytical function, were determined by performing computational experiments in terms of the experimental program of the Taguchi method. After training the network, the values of the statistical data criteria were determined and the optimum parameter levels were obtained in terms of the performance statistics. Without over fitting and by taken into consideration of the other properties of the network, the modeling of the choice selection, such that the chosen parameter levels optimized, of the intercity freight transportation with the ANN were provided. The values of the best factors and the results obtained from the models of choice selection in the intercity freight transportation that were determined with the Taguchi method and provided with using the ANN and INFIS were compared with the results of the classical models. The ANN and INFIS models are more successful in the representation of the non-linear behavior of the type choice of the inter-state freight transportation compared to the classical models.

ÖZET

Bu çalışmada, şehirlerarası yük taşımacılığı tür seçimi yapay sinir ağları (YSA) ve birleştirilmiş sinirsel bulanık sistemler (BSBS) ile modellenmiştir. Dikkate alınan faktör sayısına bağlı olarak hem tam faktöriyel hem de kesirli faktöriyel tasarımlar için uygun ve klasik deney tasarımına alternatif olan Taguchi yöntemi kullanılarak, YSA performansını etkileyen faktörlerin uygun değerleri belirlenmiş ve bu faktörlerin uygun değerleri belirlenmesinde hangi istatistiki bilgi kriterinin kullanılması gerektiği araştırılmıştır. Bu amaçla Peak analitik fonksiyonu üzerine, YSA'nın performansını etki

¹Dr., Atatürk Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, İnşaat Bölümü, Erzurum (atortum@atauni.edu.tr)

²Prof. Dr., İ.T.Ü., İnşaat Fakültesi, Ulaştırma Anabilim Dalı, Maslak, İstanbul

³Yrd. Doç. Dr., Atatürk Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, İnşaat Bölümü, Erzurum

eden parametreler ve seviyelerinde farklı veri kümeleri için Taguchi metodu deneysel programına göre bilgisayar deneyleri yapılmıştır. Ağın eğitiminden sonra istatistiksel bilgi kriterlerinin değerleri bulunmuş ve performans istatistiklerine göre optimum parametre seviyeleri elde edilmiştir. Ağın ezberlemeden ve diğer özelliklerini dikkate alarak seçilen en iyi bilgi kriteri ve performansı eniyileyecek parametre seviyeleriyle şehirlerarası yük taşımacılığı tür seçiminin YSA ile modellenmesi gerçekleştirilmiştir. En iyi faktör değerleri Taguchi yöntemi ile belirlenen YSA ve BSBS kullanılarak gerçekleştirilen Şehirlerarası Yük Taşımacılığı Tür Seçimi modellerinden elde edilen sonuçlar; klasik model sonuçları ile karşılaştırılmıştır. YSA ve BSBS modelleri klasik modellere göre şehirlerarası yük taşımacılığı tür seçiminin doğrusal olmayan davranışını temsil etmede daha başarılı olduğu görülmüştür.

1. GİRİŞ

Bu çalışma kapsamında, dört aşamalı ulaşım modelinin üçüncü aşaması olan türel ayırım modelleri ele alınmıştır. Türel ayırım modelleri, bölgeler arasındaki yolculukların ulaşım türlerine hangi oranlarda dağıldığının tahmin edilmesinde kullanılmaktadır. Burada, yük taşımaları için kamyon-tren, yolcu taşımaları içinse otomobil-otobüs-tren şeklinde ayırım gözetilmektedir. En çok uygulanan model cinsi, iki bölge arasında yapılacak yolculuğun rakip ulaşım türlerindeki maliyeti ve süresini karşılaştırarak kullanılma olasılıklarını hesaplayan modelleridir.

Yapay sinir ağları son on yıl içerisinde oldukça ilgi yören bir modelleme tekniğidir. Biyolojik sinir sisteminin çalışma düzenini örnek olarak işler. Bir yapay zeka tekniği olan Yapay Sinir Ağı (YSA); tanıma, sınıflandırma, tahminleme ve eniyileme konularında kullanılan etkili bir tekniktir. Geleneksel yöntemler, yanlış sonuçların elde edilmesi riski nedeniyle eksik ve/veya aşırı sapma içeren veriler için uygun değildir. Öte yandan, YSA yaklaşımı ise, verilere bağlı olmayıp; eksik, kısmen hatalı veya aşırı sapmalı verileri değerlendirebilir, hatta karmaşık ilişkileri öğrenebilir, genelleyebilir ve bu sayede daha önce hiç karşılaşmadığı sorulara kabul edilebilir bir hatayla cevap bulabilir.

YSA'da model belirleme problemi literatürde önemli bir komi olarak ele alınmaktadır. Her problem için geçerli olabilecek evrensel bir YSA modeli kurulamamıştır. Bu nedenle her problem için, performansı etkileyen faktörlerin uygun değerlerinin deneysel olarak belirlenmesi gerekmektedir. Bu tür faktörlerin uygun bileşimlerinin istatistiksel yöntemlerle belirlenmesinde, başarısı bir çok çalışma ile kanıtlanmış etkili bir teknik olan deney tasarımı kullanılmaktadır [1,2,3]. Çok katmanlı bir YSA'da bir gizli katman kullanılması durumunda her türlü ilişki incelenebilmektedir [4]. Sahip olduğu katman ve işlem elemanı, sayısı yönüyle yeterince büyük olan bir ağ, rassal olarak seçilmiş bir karmaşık ilişkiyi temsil edebilmektedir. Ancak, ağın verilen problem için en iyi sonuçları verecek büyüklükte veya yapıda belirlenmesi gerekmektedir. Gizli katmandaki işlem elemanlarını sayısının az veya fazla olması, ağın ya bir iyiye yakınsamasını engelleyerek salınım yapmasına, dolayısıyla girdi-çıkı desenleri arasındaki ilişkiyi öğrenememesine ya da girdi-çıkı desenlerini ezberlemesine ve dolayısıyla başarının düşmesine neden olmaktadır [5]. Bir başka ifadeyle, YSA, veri yapısını kavrayacak ve sonuçta probleme ilişkin modeli oluşturacak bir büyüklükte olmalıdır. Bütün bu faktörler, ağın genelleme yeteneği üzerinde etkilidirler. Genelleme, ağın, eğitim esnasında kullanılan veriler ile test aşamasında ağa girilen daha önce görmediği verilere karşı ürettiği sonuçların tutarlılığı veya uygunluğu ile ilişkilidir ve

ağın yapısına büyüklüğüne, öğrenme algoritmasına, problemin karmaşıklığına, eğitim verilerinin kalitesine ve sayısına bağlıdır. Dolayısıyla, iyi bir genelleme için; veri sayısının ne olması, nasıl bir öğrenme algoritmasının kullanılması, ilgili faktörlerin değerlerinin ne olması, ağın nasıl bir yapı ve büyüklükte olması gerektiği çözümü aranan probleme uygun olarak araştırılmalıdır [1,2].

Bunların yanı sıra, YSA'nın performansını etkileyen bu parametrelerin seçiminde (overfitting denilen ağın ezberlemesi izin verilmeden) hangi tür istatistiki bilgi kriterinin kullanılacağına dair literatürde kesin bir görüş birliği yoktur. YSA'nın uygulaması esnasında karşımıza çıkan en büyük problem modelin verileri ezberlemesidir. Kullanılacak bilgi kriterinin ezberleme olayına engel olması gerekir.

Taguchi, çok sayıda değişkenin az sayıda deney ile süreç performansı üzerindeki etkisinin araştırılmasında, diğer tasarımlara kıyasla daha etkin olan ortogonal dizilerin kullanımını önermektedir. Öte yandan, Taguchi tarafından geliştirilen ve hem tam hem de kesirli faktöriyel tasarımlarda kullanılan Taguchi yöntemi; özellikle yüksek mertebeden etkileşimlerin incelenmesi, rassallaştırma ve bloklara ayırma gibi konularda yetersizliği nedenleriyle daha ziyade üç düzeyli tasarımlarda kullanılmaktadır [1,2].

Bu çalışmanın amacı Şehirlerarası Yük Taşımacılığı Tür Seçiminin Yapay Sinir Ağları (YSA) ve bulanık sinir birleştirilmiş sistemleri (BSBS) ile modellenmesidir.

Bu çalışmada, Türkiye (Ankara-İstanbul koridoru için), Almanya, Fransa ve Avusturya ülkelerinin yük taşıması için, yük ulaşım talebini karşılamak üzere, mevcut ulaşım sistemleri üzerindeki en uygun taşıma türünün belirlenmesi amaçlanmış ve buna uygun ulaşım modelleri geliştirilmeye çalışılmıştır. Ulaşım modellerinde, yük trafiği akışlarının, oluşturulan şebekedeki karayolu ve demiryolu ulaşım türlerine dağılımı (türel dağılım) incelenmiştir.

Dikkate alınan faktör sayısına bağlı olarak hem tam faktöriyel hem de kesirli faktöriyel tasarımlar için uygun ve klasik deney tasarımına alternatif olan Taguchi yöntemi kullanılarak, YSA performansını etkileyen faktörlerin uygun değerleri belirlenmiş ve bu faktörlerin uygun değerleri belirlenmesinde hangi istatistiki bilgi kriterinin kullanılması gerektiği araştırılmıştır.

En iyi faktör değerleri Taguchi yöntemi ile belirlenen YSA ve BSBS kullanılarak gerçekleştirilen şehirlerarası yük taşımacılığı tür seçimi modellerinden elde edilen sonuçlar; klasik model sonuçları ile karşılaştırılmıştır.

2. MATERİYAL VE YÖNTEM

2.1. Yapay Sinir Ağları

Yapay Sinir Ağları (YSA), beynin fizyolojisinden yararlanılarak oluşturulan bilgi işleme modelleridir. Literatürde 100'den fazla yapay sinir ağı modeli vardır. Bazı bilim adamları, beynimizin güçlü düşünme, hatırlama ve problem çözme yeteneklerini bilgisayara aktarmaya çalışmışlardır. Bazı araştırmacılar ise, beynin fonksiyonlarını kısmen yerine getiren bir çok modelleri oluşturmaya çalışmışlardır[6]. YSA'ların öğrenme özelliği, araştırmacıların dikkatini çeken en önemli özelliklerden birisidir. Çünkü herhangi bir olay hakkında girdi ve çıktılar arasındaki ilişkiyi, doğrusal olsun veya olmasın, elde bulunan mevcut örneklerden öğrenerek daha önce hiç görülmemiş olayları, önceki örneklerden çağrışım yaparak ilgili olaya çözümler üretebilme özelliği YSA'lardaki zeki davranışın da temelini teşkil eder [7]. YSA'nın hesaplama ve bilgi işleme gücünü, paralel dağılmış yapısından, öğrenebilme ve genelleme yeteneğinden

aldığı söylenebilir. Genelleme, eğitim ya da öğrenme sürecinde karşılaşılmayan girişler için de YSA'nın uygun tepkileri üretmesi olarak tanımlanır. Bu üstün özellikleri, YSA'nın karmaşık problemleri çözebilme yeteneğini gösterir. Günümüzde birçok bilim alanında YSA, aşağıdaki özellikleri nedeniyle etkin olmuş ve uygulama yeri bulmuştur.

2.2. Bulanık Sinirsel Birleştirilmiş Sistemler

2.3. Bulanık Mantık

Klasik mantık, “her önerme ya doğrudur ya da yanlıştır” varsayımına dayanarak hareket etmektedir. Oysa bazı önermelerin doğruluk değeri ölçümlerin temel sınırlamalarından dolayı belirsiz olabilmektedir. Bulanık mantık, klasik mantıkta iki önerme arasında belirsizlik adı verilen üçüncü bir önerme ortaya konmuştur. Böylece klasik iki değerli mantığın doğru ve yanlış olan doğruluk değerleri daha esnek hale getirilmiştir. Bulanık mantık konusu ilk defa Zadeh tarafından ortaya atılmıştır. Zadeh bu çalışmasında insanların bazı sistemleri makinelerden daha iyi denetleyebilmelerinin nedenini insanların kesinlik ile ifade edilemeyen (belirsiz) bazı bilgileri kullanarak karar verebilme özelliğine sahip olmalarına dayandırmıştır.

Bulanık mantık işlemleri, bir problemin analizi ve tanımlanması, değişken kümelerin ve mantık ilişkilerinin geliştirilmeden bulunan bilgilerin bulanık kümelere dönüştürülmesi ve modelin yorumlanması işlemlerinden oluşmaktadır. Bulanık mantık algoritması her türlü problem için uygun olmayabilir. Başka bir modelin uygun olduğu durumda bulanık mantık kullanmak istenen sonucu vermeyebilir. Bir veya birden fazla denetim değişkeninin olduğu durumlarda ve sisteme ait matematiksel bir modelin bulunmadığı veya bulunsu da bunu kodlamanın zor olduğu durumlar ile gerçek zaman işlemleri için ayrıntılı hesaplanmanın çok karmaşık olduğu durumlarda bulanık mantık uygulanabilir [8].

2.4. Sinirsel-Bulanık Sistemler

Sinir ağlarının iki temel faydalı özelliği vardır. Bunların ilki, nümerik verilerden doğrusal olmayan haritalama yapabilme özelliği, ikincisi ise, paralel çalışma özelliğidir. Tüm bunların yanı sıra, sinir ağları pek çok zayıflığa sahiptir. Örneğin; çok katmanlı perceptron ağ yapısında, sistem bilgisinin tüm ağa synaptik ağırlıklarla dağıtılmış olmasıdır. Bu yüzden, ağırlıkların anlamsal özelliklerini açıklamak oldukça zordur ve ağ sisteminde bulunan daha önceki bilgileri birleştirmek neredeyse imkansızdır. Bulanık mantık ise sistem bilgisini açıklamak için insanın anlayabileceği yapıdaki sözel ifadeleri kullanır. Bu özellik, sistem ve insan arasındaki kapalı bir etkileşimi mümkün kılar. Bu da arzu edilen bir durumdur. Sinirsel-bulanık sistemlerin amacı her iki yaklaşımın da faydalarını toplayıp, Şekil 1’de verildiği gibi birleştirmektir.



Şekil 1. Sinirsel -Bulanık sistemlerin sinir ağları ve bulanık mantıkla ilişkisi

Buna ek olarak, sinirsel -bulanık sistemler, sayısal ve sözel verilerin birleştirilmesine olanak verirler. Sinirsel-bulanık sistem aynı zamanda sayısal verilerden bulanık bilginin çıkarılmasını sağlar.

Sinirsel-bulanık sistemler iki ana gruba ayrılabilirler:

1. Sinirsel -Bulanık sonuçlandırma sistemleri (Neural-fuzzy inference systems)
2. Bulanık sinir ağı yapılarıdır (Fuzzy neural networks).

Sinirsel-Bulanık sonuçlandırma sistemleri, yapay sinir ağı kavramlarıyla bulanık mantık sonuç sistemlerinin birleştirilmesinden doğmuştur. Her iki sistemin birleşimi olduğu için oluşturulan bu yeni sistemin mimarisi de paraleldir [9].

Bulanık sinir ağlarında (BSA), bulanık fikirler sinir ağları ile birleştirilmiştir. Bulanık sinir ağları, bulanık sonuçlandırmanın sinir ağı prensiplerine uygulandığı sistemlerdir. Bu sistemler yalın haldeki bulanık denetleyicilerden daha iyi şekilde çalışırlar. Bu tip bulanık denetleyiciler, bir problem için üyelik fonksiyonlarının düzenlenmesi ve bulanık kuralların tanımlanmasının otomatik olarak yapılabilmesi bakımından pekçok avantaja sahiptirler. BSA'nın topolojisi sebepsellik veya kurala dayalı yaklaşımdır.

3. ARAŞTIRMA BULGULARI ve TARTIŞMA

3.1. Deneysel Kısım

3.1.1. Parametrelerin, optimizasyon kriterinin ve deney tasarımının belirlenmesi

Bu bölümde, Yapay Sinir Ağları (YSA) nın performansını en iyi yansıtacak istatistiksel bilgi kriterinin ne olması gerektiğinin belirlenmesi ve bu bilgi kriterine etki edebilecek kontrol edilebilir parametrelerin optimum seviyelerinin Taguchi Metoduyla bulunması işlemleri gerçekleştirilecektir. Amaç, YSA nın optimum ağı yapısını ağın ezberlemesine engel olan bilgi kriteri ile bulmaktır.

Çalışmada bilgi kriteri olarak AİC (Akaike Information Criteria), Normalize Edilmiş Hata Kareler Ortalaması (NMSE), Kök Hata Kareler Ortalaması (RMSE) ve Eğitim Zamanı (TT: Training Time saniye olarak verilerin eğitiminin başlanıcı ile bitiş süresi arasında geçen süre) olmak üzere dört tanedir.

Literatür ışığında ve yapılan ön deneyler sonunda çözünmeyi Yapay Sinir Ağları (YSA) nın performansını etkileyecek kontrol edilebilen parametreler ve bunların bilgisayar deneylerinde incelenecek seviyeleri Tablo 1'deki gibi belirlenmiştir.

Tablo 1'de A; Data Transformasyonu ; Literatürde yapılan açıklamalar ve ön deneyler sonunda veriler ham ve z transformasyonu kullanılarak eğitime sokulmuştur. Ön denemelerde kullanılan diğer transformasyonlar diğer parametrelerin etkisini kapattığından bu iki seviyede karar kılınmıştır.

B; Eğitilen Data %si: Yine literatüre paralel olarak bu parametrenin seviyeleri 0.6,0.7,0.8 ve 0.9 olarak tesbit edilmiştir. Yani 0.8 olarak alınan parametre seviyesinde, bütün verilerin %80 ni eğitimde ,%20 si de teste kullanılmıştır. C; 1.Tabaka Sinir Sayısı: Yapay Sinir Ağlarının performansını etkileyen en önemli parametrelerden birisidir. Etkisini incelemek için 1,20,40 ve 60 olmak üzere dört farklı seviyede seçilmiştir. D; 2.Tabaka Sinir Sayısı: Yapay Sinir Ağlarının tek ya da çift tabakalı olup olmayacağına karar vermede etkili olan en önemli parametredir. Seviyeleri 0,10,20 ve 40 olarak belirlenmiştir.0 (sıfır) olması YSA yapısının tek tabakalı olduğunu gösterecektir. E; Aktivasyon Fonksiyonu: YSA nın performansına etkisini incelemek için log sigmoid ve hiperbolik tanjant olmak üzere iki seviyeli seçilmiştir. Yapılan incelemeler sonunda parametreler arasında önemli bileşik etkilerin olmadığı varsayıldığı için, deneylerde bileşik etkiler incelenmeyecektir. Bu varsayımın geçerliliği optimum şartların belirlenmesinden sonra yapılacak doğrulama deneyleriyle kontrol edilecektir. Her biri dörder seviyeli olan beş parametre inceleneceğinden bu şartlara en uygun olan Tablo 2 de gösterilen $L_{16} (4^5)$ ortogonal dizisi deney planı seçilmiştir. Bütün YSA modellerinde Levenberg-Marquandt eğitim algoritması kullanılmıştır. Bu algoritma son yıllarda geliştirilen en iyi eğitim algoritması olmakla birlikte öğrenme oranı ve momentum gibi seçimi zor olan ve ağın performansını etkileyen parametreleri kendi dinamikleri içinde optimize etmektedir. Belirlenen tasarım temelinde bilgisayar deneyleri Peak analitik fonksiyonu üzerine, sayısı farklı olan veri kümeleri için yapılmış ve seçilen performans karakteristiklerine ilişkin gözlem değerleri elde edilmiştir. Seçilen parametreler ve düzeyleri dikkate alınarak her bir kriter için toplam 16 deney (her bir deney beş tekrarlar) yapılmış ve YSA ile eğitim süreci tamamlandığında elde edilen AIC, NMSE, RMSE ve TT değerleri kaydedilmiştir. Bütün veri grupları için hesaplanmasına rağmen bildiride çok yer kaplayacağı düşüncesiyle, sadece P2 veri grubu için sonuçlar verilmiş (Tablo 2) ve bu veri grubu için performans istatistiklerinin etkinlikleri açıklanmıştır.

Tablo 1. Yapay sinir ağları (YSA) nın performansını etkileyecek deneylerinde çalışılacak parametreler ve parametrelerin seviyeleri

Parametreler		Parametre seviyeleri			
		1	2	3	4
A	Data Transformasyonu	Ham (H)	Z	-	-
B	Eğitilen Data %si	0,6	0,7	0,8	0,9
C	1.Tabaka Sinir Sayısı	1	20	40	60
D	2.Tabaka Sinir Sayısı	0	10	20	40
E	Aktivasyon Fonksiyonu	Log Sig. (S)	Hip.Tan.(HT)	-	-

Peak fonksiyonu tipik kompleks, üç boyutlu özellikle MATLAB programında kullanılan analitik bir fonksiyondur ve aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$t = 3(1-x)^2 e^{-(x^2-(y+1)^2)} - 10\left(\frac{x}{5} - x^3 - y^5\right) e^{-(x^2-y^2)} - \frac{1}{3} e^{-(x+1)^2-y^2}$$

Şehirlerarası yük taşımacılığı tür seçimi modellerinde kullanacağımız veri sayısına paralel olarak, bu çalışmada peak fonksiyonunun $(-3 \leq x \leq 3, -3 \leq y \leq 3)$ aralığından eğitim ve teste kullanılmak üzere üç farklı sayıda veri kümesi seçilmiştir. Bunlar:

P1:10*10 yani toplam 100 adet

P2:20*20 yani toplam 400 adet

P3: 30*30yani toplam 900 adet veridir.

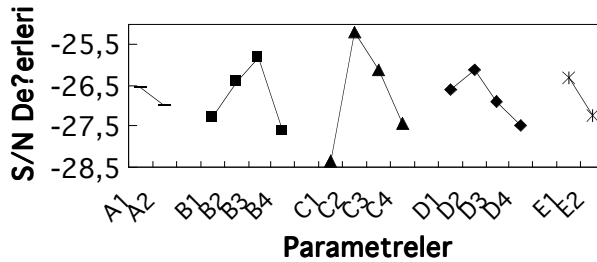
Tablo 2. $L_{16}(4^5)$ deneysel plan ve P2 verileri için deney sonuçları

Den. No	Parametre ve Seviyeleri					AIC						NMSE					
	Data Tr.	Eğit. Data %si	1.Tab Sınır Say	2.Tab Sınır Say	Aktiv Fnk.	1.Tek.	2.Tek.	3.Tek.	4.Tek.	5.Tek.	Ortlm.	1.Tek.	2.Tek.	3.Tek.	4.Tek.	5.Tek.	Ortlm.
	A	B	C	D	E												
1	1	1	1	1	1	26.03	26.03	26.04	26.04	26.04	26.04	140.2	140.1	139.6	139.3	139.3	139.7
2	1	2	2	2	2	12.70	13.20	14.70	17.10	17.30	15.00	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
3	1	3	3	3	3	15.80	16.70	17.80	19.20	22.80	18.46	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
4	1	4	4	4	4	26.50	28.40	28.60	33.80	34.00	30.26	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
5	2	1	2	3	4	18.50	19.60	20.10	20.10	23.10	20.28	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
6	2	2	1	4	3	26.30	26.60	26.70	26.80	26.80	26.64	129.2	112.3	8310	8150	7410	48.78
7	2	3	4	1	2	18.40	18.50	18.70	18.80	18.90	18.66	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
8	2	4	3	2	1	17.50	18.60	18.90	19.50	20.10	18.92	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
9	3	1	3	4	2	19.50	21.10	24.20	26.40	28.70	23.98	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
10	3	2	4	3	1	21.80	23.10	24.00	24.20	27.10	24.04	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
11	3	3	1	2	4	26.06	26.00	25.96	25.94	25.88	25.97	128.6	121.7	116.6	113.9	108.2	117.8
12	3	4	2	1	3	22.27	22.27	22.28	22.29	22.30	22.28	0.164	0.163	0.162	0.162	0.162	0.163
13	4	1	4	2	3	18.60	20.40	22.70	24.40	24.60	22.14	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
14	4	2	3	1	4	19.92	19.60	19.54	19.27	19.13	19.49	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
15	4	3	2	4	1	14.40	15.80	15.90	16.90	17.50	16.10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
16	4	4	1	3	2	26.09	26.09	26.08	26.08	26.06	26.08	1.142	1.135	1.127	1.122	1.104	11260
Den. No	Parametre ve Seviyeleri					RMSE						TT (sn)					
	Data Tr.	Eğit. Data %si	1.Tab Sınır Say	2.Tab Sınır Say	Aktiv Fnk.	1.Tek.	2.Tek.	3.Tek.	4.Tek.	5.Tek.	Ortlm.	1.Tek.	2.Tek.	3.Tek.	4.Tek.	5.Tek.	Ortlm.
	A	B	C	D	E												
1	1	1	1	1	1	1.636	1.637	1.638	1.639	1.654	1.641	0.600	0.600	0.600	0.700	0.700	0.640
2	1	2	2	2	2	0.001	0.002	0.007	0.008	0.017	0.007	12.40	18.90	28.90	52.70	83.20	39.20
3	1	3	3	3	3	0.001	0.009	0.001	0.003	0.017	0.004	27.90	29.90	30.00	33.00	35.00	31.10
4	1	4	4	4	4	0.001	0.003	0.004	0.06	0.054	0.022	11812	1236.	1431	1478	1491	1364
5	2	1	2	3	4	0.005	0.008	0.011	0.011	0.022	0.011	15.50	16.70	18.80	25.00	28.70	20.90
6	2	2	1	4	3	1.405	1.507	1.559	1.566	1.596	1.526	1.700	1.800	2.100	3.200	3.300	2.420
7	2	3	4	1	2	0.018	0.021	0.026	0.023	0.025	0.022	10.20	13.10	17.10	18.00	28.00	17.20
8	2	4	3	2	1	0.005	0.009	0.011	0.014	0.019	0.012	20.80	21.90	22.10	34.40	35.60	26.90
9	3	1	3	4	2	0.000	0.000	0.000	0.000	0.003	0.001	100.8	101.3	106.1	108.3	109.2	105.1
10	3	2	4	3	1	0.001	0.002	0.004	0.004	0.01	0.004	65.50	65.70	75.90	78.10	78.10	72.60
11	3	3	1	2	4	1.520	1.479	1.448	1.431	1.395	1.455	0.990	1.000	0.880	1.050	0.980	0.980

12	3	4	2	1	3	0.185	0.186	0.187	0.188	0.190	0,187	1.500	1.500	1.500	1.600	1.800	1,580
13	4	1	4	2	3	0.000	0.000	0.006	0.004	0.011	0,003	20.00	21.80	22.50	23.70	26.30	22,86
14	4	2	3	1	4	0.044	0.038	0.037	0.032	0.030	0,036	9.660	14.30	30.36	28.34	19.47	20,43
15	4	3	2	4	1	0.001	0.001	0.001	0.001	0.002	0,001	137.9	222.8	251.7	278.1	317.5	241,6
16	4	4	1	3	2	1.443	1.438	1.433	1.430	1.419	1,433	1.600	1.500	1.900	1.400	1.400	1,560

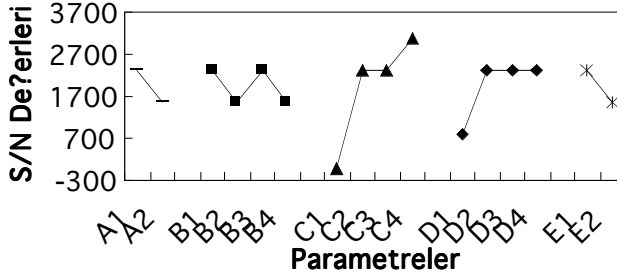
3.1.2. P2 verilerine göre performans istatistiklerinin etkinlikleri

-AIC: AIC için "Daha Küçük Daha İyi" durumu için geliştirilen performans istatistiği kullanılmıştır. Bu durum için optimum değerler sıfıra yakınlıkla izah edilir. Fakat AIC'nin ham verileri negatif olduğundan "Daha Küçük Daha İyi" performans istatistiğini kullanmak için bütün ham verilere +25 (Elde edilen en yüksek AIC değeri -25 civarında olduğundan) değeri eklenmiştir. AIC'nin performans istatistiği üzerine etkin parametre ise 1. tabaka sınır sayısıdır. Eğitilen data %'si de etkindir. 1. tabaka sınır sayısının ikinci seviyesinden sonra performans istatistiği düşmektedir. Eğitilen data %'si arttıkça performans istatistiği artmakta üçüncü seviyesinden sonra düşmektedir (Şekil 2).



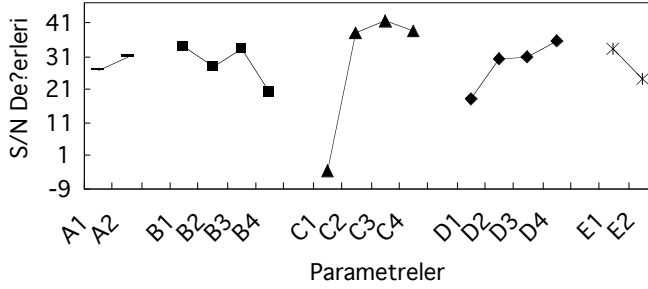
Şekil 2. P2 verilerine göre parametrelerin performans istatistiği (AIC) üzerine etkisi

-NMSE: NMSE'nin performans istatistiği üzerine etkin parametre 1. tabaka sınır sayısıdır. Eğitilen data %'si, 2. tabaka sınır sayısı ve aktivasyon fonksiyonu 2. dereceden etkin parametrelerdir. 1. tabaka sınır sayısının ikinci seviyesine kadar keskin bir artış gösteren performans istatistiği bundan sonra ise daha küçük bir eğilimle artmakta ve en iyi değerini dördüncü seviyede (60) almaktadır. 2. tabaka sınır sayısının ikinci seviyesinden sonra performans istatistiği değerinde herhangi bir artış gözlenmemektedir. Bu da NMSE'yi iyileştirmek için 2. tabaka sınır sayısını artırmanın anlamlı olmadığını gösterir. Log sigmoid aktivasyon fonksiyonu performans istatistiği değerini artırmaktadır (Şekil 3).



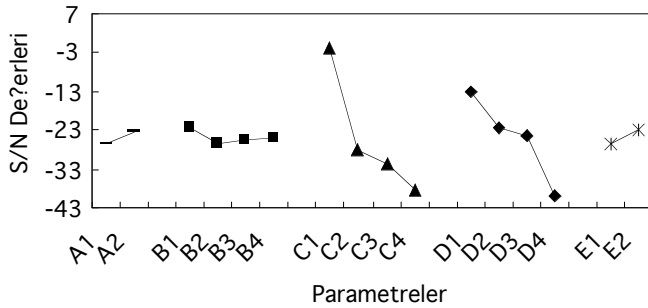
Şekil 3. P2 verilerine göre parametrelerin performans istatistiği (NMSE) üzerine etkisi

-RMSE: RMSE'nin performans istatistiğini büyük bir kısmını açıklayan 1. tabaka sinir sayısı parametresi 2. seviyesine kadar artmakta bundan sonraki seviyelerdeki artı performans istatistiği değerinde çok önemli bir artış olmamaktadır. 2. tabaka sinir sayısı arttıkça RMSE'nin performans istatistiğini de artmaktadır (Şekil 4).



Şekil 4. P2 verilerine göre parametrelerin performans istatistiği (RMSE) üzerine etkisi

-Eğitim zamanı: Eğitim Zamanının performans istatistiği üzerine en etkin parametre 1. ve 2. tabaka sinir sayısıdır. 1. ve 2. tabaka sinir sayısı arttıkça performans istatistiği değeri azalmaktadır (Şekil 5).



Şekil 5. P2 verilerine göre parametrelerin performans istatistiği (eğitim zamanı) üzerine etkisi

3.2. Optimizasyon verilerinin değerlendirilmesi

Optimizasyon deneylerinde Yapay Sinir Ağlarının performansını etkileyen dört seviyeli beş parametre incelenmiştir. Parametrelerin optimizasyon kriteri üzerindeki etkilerini gözlemek için AİC,NMSE,RMSE ve TT ait performans değerleri hesaplanmıştır. Hepsi için "Daha Küçük Daha İyi" durumu için geliştirilen performans istatistiği kullanılmıştır. Performans değerleri hesaplandıktan sonra marjinal performans istatistiği ortalamaları hesaplanmıştır. Her bir parametrenin performans istatistiği üzerine olan etkisini gözlemek için marjinal performans istatistiği değerlerine karşı herbir parametre grafik edilmiştir. Ayrıca, parametrelerin etkinliklerini belirlemek için AİC,NMSE,RMSE ve TT için varyans analizi yapılmıştır.

Peak fonksiyonunun her bir P veri kümesi için, Taguchi metoduyla istatistiki bilgi kriterlerinin performans istatistikleri üzerine etkinlikleri dikkate alınarak parametrelerin optimum değerleri bulunmuş ve bu parametre seviyelerinde doğrulama deneyleri yapılmış ve P2 verileri için optimum çalışma şartları ve performans değerleri Tablo 3'de verilmiştir. Bunun yanı sıra bu modellere ait eğitim, test ve toplam verilere ait korelasyon katsayıları (R) Tablo 4'de verilmiştir. Ayrıca,eğitim ve test verileri kullanılarak çizilen P2 veri grubun modellerine ait grafikler Şekil 6-11'de gösterilmiştir.

Aşağıdaki tablolar ve grafikler incelendiğinde aşağıdaki bulgular elde edilmiştir:

Optimum koşullarda beklenen AİC,NMSE,RMSE ve TT ,bu koşullarda doğrulama deneylerine ait AİC,NMSE,RMSE ve TT ye oldukça yakın olduğu görülmektedir. Bu durum Taguchi yöntemiyle yapılan tahminlerin (beklenen değerlerin) doğruluğunu ve parametreler arasında önemli bir iç etkileşimin olmadığını göstermektedir.

P2 veri kümesi için AİC istatistik bilgi kriterini dikkate alarak yapılan parametre optimizasyonu, diğer istatistik bilgi kriterlerini dikkate alarak yapılan parametre optimizasyonlarından daha iyi sonuçlar vermiştir. Yine verilerin eğitime sokulmadan önce z transformasyonu tabii tutulması ağırlık performansını artırmaktadır. Ağırlık eğitimi için verilerin % 80 'ninin ve aktivasyon fonksiyonu olarakta sigmoid fonksiyonunun kullanılması önerilebilir. Tabakalardaki sinir sayısını fazla kullanmanın sakıncalı olduğu söylenebilir.

Peak fonksiyonunun her bir veri kümesi için, varyans analiz tabloları ve grafiklere göre optimum çalışma şartları belirlenmiş ve P2 veri kümesi için Tablo 3'de verilmiştir. Optimum çalışma şartları belirlenirken sonuç değişkeni üzerine parametrelerin etkinlikleri de dikkate alınmıştır. Çalışmanın özelliğine bağlı olarak 4 ayrı amaç (öncelik sırasına göre AIC, NMSE, RMSE ve eğitim zamanının minimum yapılması) söz konusudur. Öncelikle diğerleri hesaba katılmadan her amaç ayrı ayrı ele alınarak optimum şartlar belirlenmiştir. Daha sonra bu 4 amaç, öncelik sırası da göz önüne alınarak birlikte değerlendirilmiş ve belirlenen optimum şartlar Tablo 3'de "*Genel*" başlığı altında verilmiştir.

"*Genel*" satırın altında verilen optimum şartların, ortaya konulan hedefler doğrultusunda amaçlar arasında yapılan ödünleşmeler sonunda belirlendiğine dikkat edilmelidir.

Optimum şartlara karşı gelen kombinasyonlar deneysel çalışma sırasında yapılmadığından, optimum çalışma şartlarındaki performans değerleri tahmin edilmiş ve Tablo 3'de "*Tahmin*" başlığı altında verilmiştir. Bu tahminlerin %5 hata düzeyindeki

güven aralıkları da hesaplanmış ve Tablo 3'de "*Güven Aralığı*" başlığı altında verilmiştir. Ayrıca bu tahminlerin doğruluğunu test etmek için belirlenen optimum çalışma şartlarında doğrulama deneyleri yapılmış ve sonuçlar "*Doğrulama Deney Sonucu*" sütunu altında verilmiştir.

Doğrulama deneylerinde elde edilen performans değerleri hesaplanan güven aralığı içinde olduğu için deneysel sonuçların %5 hata düzeyinde kabul edilebilir olduğu söylenebilir (bkz.Tablo3). Bu sonuçlar, parametreler arasındaki bileşik etkilerin gerçekten ihmal edilebileceğini göstermektedir.

3.3. Şehirlerarası Yük Taşınması Tür Seçiminin Modellenmesi

3.3.1. Model girdileri

Çalışmada kullanılan veriler çeşitli kaynaklardan yararlanarak oluşturulmuştur [10,11,12,13,14,15]. Elde edilen veriler, doğrudan kullanılmaya müsait olmadığından, verilerin bazı işlemlerden