

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**MÜŞTERİ MEMNUNİYET İNDEKS MODELİ ÖNERİSİ VE
MODEL TAHMİNİNDE KİSMİ EN KÜÇÜK KARELER VE
YAPAY SİNİR AĞLARI METODU KULLANIMI**

DOKTORA TEZİ

Y. Müh. Ali TÜRKYILMAZ

Anabilim Dalı: ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ

Programı: ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ

HAZİRAN 2007

**MÜŞTERİ MEMNUNİYET İNDEKS MODELİ ÖNERİSİ VE
MODEL TAHMİNİNDE KİSMİ EN KÜÇÜK KARELER VE
YAPAY SİNİR AĞLARI METODU KULLANIMI**

**DOKTORA TEZİ
Y. Müh. Ali TÜRKYILMAZ
507002151**

**Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 15 Eylül 2006
Tezin Savunulduğu Tarih : 20 Haziran 2007**

Tez Danışmanı : Prof.Dr. Coşkun ÖZKAN
Diğer Jüri Üyeleri Prof.Dr. Ahmet Fahri ÖZOK (İ.T.Ü.)
Prof.Dr. Ziya ULUKAN (G.S.Ü.)
Doç.Dr. Seçkin POLAT (İ.T.Ü.)
Prof.Dr. Alpaslan FIĞLALI (K.Ü.)

HAZİRAN 2007

ÖNSÖZ

Müşteri memnuniyet indeks modelleri son yıllarda birçok ülkede yaygın olarak uygulanmaktadır. Müşteri memnuniyet indekslerinin en büyük özelliği yapısındaki ölçüm faktörlerinin ürün ve hizmet sektöründe rahatlıkla kullanılabilmesine imkan sağlamasıdır. Bu sayede güvenilir bir ölçekle firmalar arasında, sektörler arasında ve ülke çapında bir memnuniyet puanlandırılması mümkün olmaktadır.

Müşteri memnuniyet modelleri yapısal eşitlik modelleri şeklinde tasarlanmakta olup bu modellerde kullanılan en yaygın tahmin yöntemi Kısmi En Küçük Kareler yöntemidir. Bu çalışmada diğer ülkelerde kullanılan müşteri memnuniyet indeks modellerinden yola çıkarak ülkemiz şartlarında kullanılabilecek bir müşteri memnuniyet indeks modeli geliştirilerek cep telefonu sektöründe uygulaması yapılmıştır. Çalışma kapsamında modelin güvenilirlik, geçerlilik ve açıklayıcılık testleri yapıldıktan sonra cep telefonu sektörü için indeks puanları hesaplanmıştır. Modelin tahmininde kullanılan kısmi en küçük kareler yöntemine ek olarak yapısal modellerin tahmininde yapay sinir ağı kullanılmıştır. Yapay sinir ağlarının kullanımı yapısal modellerin açıklayıcılık gücünü artırmıştır.

Bu çalışmamı yaparken yardımlarını esirgemeyen tez danışmanım Prof. Dr. Coşkun Özkan'a, değerli fikirlerini aldığım Prof. Dr. Ahmet Fahri Özok'a ve Prof. Dr. Ziya Ulukan'a ve bu çalışmaya katkılarından dolayı Doç. Dr. Seçkin Polat ve Prof. Dr. Alpaslan Fırlı'ya teşekkürü bir borç bilirim.

Ayrıca, çalışmalar süresince kendilerine yeterince zaman ayıramama rağmen beni fazlasıyla motive etmeye çalışan çocuklarım Mustafa ve Elif'e ve eşim Ceyda'ya bu eşsiz destekleri için teşekkürler ederim. Umarım bundan sonra size daha çok vakit ayırabilirim.

Ali Türkyılmaz

Haziran 2007, İstanbul

İÇİNDEKİLER

KISALTMALAR	vi
TABLO LİSTESİ	vii
ŞEKİL LİSTESİ	viii
SEMBOL LİSTESİ	x
ÖZET	xi
SUMMARY	xiii
1 GİRİŞ	1
1.1 Müşteri Memnuniyeti	1
2 MÜŞTERİ MEMNUNİYET İNDEKSLERİNİN YAPILARI VE GELİŞİMİ	6
2.1 Müşteri Memnuniyet İndeksi (MMİ)	6
2.2 Müşteri Memnuniyet İndeksi Modellerinin Yapısı	7
2.2.1 Müşteri Memnuniyetinin Öncüleri	8
2.2.2 Müşteri Memnuniyetinin Göstergeleri	10
2.3 Ulusal Müşteri Memnuniyet İndekslerinin Gelişim Süreçleri	10
2.3.1 İsveç Müşteri Memnuniyeti Modeli	11
2.3.2 Alman Müşteri Memnuniyeti Barometresi	12
2.3.3 Amerikan Müşteri Memnuniyeti İndeksi	13
2.3.4 Avrupa Müşteri Memnuniyeti İndeksi	16
2.3.5 Diğer Modeller	17
3 MÜŞTERİ MEMNUNİYET İNDEKS MODELLERİNİN TAHMİNİ	18
3.1 Yapısal Eşitlik Modelleri	18
3.1.1 Yapısal Model (İç Model)	20
3.1.2 Ölçüm Modeli (Dış model)	21
3.2 Yapısal Eşitlik Modellerinin Tahmini	24
4 KISMİ EN KÜÇÜK KARELER YÖNTEMİ	26
4.1 En Küçük Kareler Regresyon Yöntemi (EKK)	26
4.2 Yapısal Eşitlik Modelinin Tahmininde KEKK Metodunun Kullanımı	27
4.2.1 Dış Modelin Tahmini	28
4.2.2 Gizli Değişkenler Arasındaki İlişki Katsayısının Tahmin Metotları	29
4.2.3 Ölçüm Değişkenlerinin Ağırlıklarının Tahmin Metotları	30

4.2.4	İç Modelin Tahmini	30
4.2.5	KEKK Metodu Algoritması	31
5	YAPAY SİNİR AĞLARI	35
5.1	Yapay Sinir Ağlarının Gelişimi	36
5.2	Müşteri Memnuniyet İndeksinde Yapay Sinir Ağlarının Kullanımı	37
5.3	Yapay Sinir Ağlarının Yapısı	39
5.3.1	İşlem Elemanı (Nöron)	39
5.3.2	Transfer Fonksiyonları	41
5.3.3	Ağ Yapısı	42
5.3.4	Ağ Türleri	43
5.4	Yapay Sinir Ağlarında Eğitim	44
5.4.1	Eğitim Algoritmaları	44
5.4.2	Hata Toleransı	45
5.4.3	Öğrenme Kuralları	45
5.5	Algılayıcılar (Perceptron)	46
5.6	Çok Katmanlı Algılayıcı (Multi-Layer Perceptron)	47
5.7	Geri Yayılım Algoritması (Backpropagation)	48
5.8	Hatanın Geriye Yayılması Algoritmasının Geliştirilmesi	53
5.8.1	İlişki Ağırlıklarının Atanması	53
5.8.2	Öğrenme Katsayısı	53
5.8.3	Momentum Katsayısı	54
5.9	Levenberg- Marquardt Algoritması	54
5.10	YSA Kullanımının Sebepleri	55
6	MÜŞTERİ MEMNUNİYET İNDEKSİ UYGULAMASI	58
6.1	Müşteri Memnuniyet İndeksinin Geliştirilmesi	58
6.2	Veri Toplama	60
6.3	Veri Analizleri	63
6.4	Yapısal Eşitlik Modelinin Tahmini	67
6.4.1	Blokların Tek Boyutluluk Analizi	67
6.5	Modelin Kısmi En Küçük Kareler Yöntemiyle Tahmini	68
6.5.1	Dış Modelin (Ölçüm Modeli) Tahmini	69
6.5.2	İç Modelin (Yapısal Model) Tahmini:	72
6.6	Müşteri Memnuniyet İndeks Puanlarının Hesaplanması	75
7	YAPISAL MODELİN TAHMİNİNDE YSA KULLANIMI	78
7.1	Veri Setinin Hazırlanması	78
7.2	Performans Kriterleri	79

7.3	YSA Modelinin Yapısı	79
7.4	Tahmin Sonuçları	81
7.5	MMİ Modelinde YSA Kullanımının Sonuçları	90
8	SONUÇLAR VE TARTIŞMA	91
	KAYNAKLAR	95
	EK-A: MMİ ÖLÇÜMÜ İÇİN KULLANILAN ANKET ÖRNEĞİ	102
	EK-B: KEKK METODU İÇİN MATLAB KODLARI	104
	EK-C: YSA METODU İÇİN MATLAB KODLARI	107
	ÖZGEÇMİŞ	109

KISALTMALAR

MMİ	: Müşteri Memnuniyet İndeksi
YEM	: Yapısal Eşitlik Modeli
ACSI	: American Customer Satisfaction Index
ECSI	: European Customer Satisfaction Index
SCSB	: Swedish Customer Satisfaction Barometer
KEKK	: Kısmi En Küçük Kareler
YSA	: Yapay Sinir Ağları
GYA	: Geri Yayılım Algoritması
LM	: Levenberg Marquart Algoritması
MSE	: Mean Square Error (Hataların Karelerinin Ortalaması)
RMSE	: Root Mean Square Error (MSE'nin karekökü)

TABLO LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 2.1 ACSI'nin değerlendirdiği sektörler	15
Tablo 5.1 Sık kullanılan fonksiyonlar	42
Tablo 6.1 MMİ modelinde kullanılan gizli ve ölçümlenen değişkenler	59
Tablo 6.2 Pilot uygulamanın basit istatistikleri	61
Tablo 6.3 Güncellenmiş uygulamanın basit istatistikleri	62
Tablo 6.4 Normalize değerler tablosu	63
Tablo 6.5 Normal değerlere göre basit istatistikler	64
Tablo 6.6 Değişkenlerin birbirleriyle olan korelasyon ilişkileri	65
Tablo 6.7 Gizli değişkenler arası ilişki durumu	67
Tablo 6.8 Tek boyutluluk analizi sonuçları	68
Tablo 6.9 Yapısal eşitlikler.....	69
Tablo 6.10 Dış model sonuçları	70
Tablo 6.11 Blokların ayırdedicilik geçerliliği	72
Tablo 6.12 İç model sonuçları	73
Tablo 6.13 MMİ Modelindeki tüm faktörlerin sonuçları	76
Tablo 7.1 Veri setinin öğrenme ve test olarak bölünmesi (1: öğrenme, 0:test).....	78
Tablo 7.2 Yapısal modellerin giriş ve çıkış elemanları.....	81
Tablo 7.3 İç modelin YSA ve regresyonla tahmini	81
Tablo 7.4 Model 1, YSA performansları.....	83
Tablo 7.5 Model 2, YSA performansları.....	84
Tablo 7.6 Model 3, YSA performansları.....	85
Tablo 7.7 Model 4, YSA performansları.....	86
Tablo 7.8 Model 5, YSA performansları.....	88

ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1.1 : Dolaylı (mediated) performans modeli (Oliver, 1996).....	2
Şekil 1.2 : Beklentilerin uyumsuzluğu modeli.	3
Şekil 2.1 : Müşteri memnuniyetinin öncü ve sonuç bileşenleri.....	8
Şekil 2.2 : İsveç Müşteri Memnuniyeti Ölçme İndeksi Modeli (SCSB).....	12
Şekil 2.3 : SCSB sonuçlarının yıllara göre değişimi.....	12
Şekil 2.4 : Alman Barometresinin yıllara göre sonuçları.....	13
Şekil 2.5 : Amerikan Müşteri Memnuniyeti Modeli (ACSI)	15
Şekil 2.6 : ACSI puanlarının yıllara göre değişimi.....	16
Şekil 2.7 : Avrupa Müşteri Memnuniyet İndeksi.....	17
Şekil 3.1 : Yapısal Eşitlik Modelinde Kullanılan İşaretler.....	20
Şekil 3.2 : Yapısal eşitlik Modelinin yapısı.....	20
Şekil 3.3 : Yapısal Model (Gizli değişkenler arası ilişkiler)	21
Şekil 3.4 : Ölçüm modelinin gösterimi (ξ gizli değişken, x gözlem değişkeni).....	21
Şekil 3.5 : Reflektif blok.....	22
Şekil 3.6 : Formatif blok.....	23
Şekil 4.1 : KEKK modelin algoritması.....	32
Şekil 4.2 : KEKK modeli için örnek uygulama.....	32
Şekil 5.1 : YSA'nın blok diyagramı.....	39
Şekil 5.2 : İşlem elemanının yapısı.....	40
Şekil 5.3 : Biassız ve biaslı nöron yapıları.....	40
Şekil 5.4 : Çok sayıda giriş elemanının olduğu nöron modeli.	41
Şekil 5.5 : Çok nöronlu oluşan bir katman.	43
Şekil 5.6 : Çok katmanlı YSA modeli.	43
Şekil 5.7 : İleri beslemeli ve Geri beslemeli YSA.....	44
Şekil 5.8 : Hard-limit fonksiyonunun gösterimi.....	46
Şekil 5.9 : Perceptron öğrenme örneği.....	47
Şekil 5.10 : Çok katmanlı algılayıcılar.....	47
Şekil 5.11 : YSA'da tahmin ve öğrenme.....	49
Şekil 5.12 : Gizli katmanı olmayan ağırlık hata fonksiyonu.....	51
Şekil 6.1 : Geliştirilen MMİ modeli.....	58
Şekil 6.2 : MMİ modelinin detaylı gösterimi.....	66
Şekil 6.3 : Cep telefonu sektörü için MMİ modeli tahmin sonuçları.....	73
Şekil 6.4 : Cep telefonu sektörü için MMİ puanları.....	77
Şekil 7.1 : MMİ iç model için uygulanan YSA modeli.....	80
Şekil 7.2 : Model 1, nöron sayısına göre performans (RMSE) değişimi.....	83

Şekil 7.3	: Model 2, nöron sayısına göre performans (RMSE) değişimi.....	84
Şekil 7.4	: Model 3, nöron sayısına göre performans (RMSE) değişimi.....	85
Şekil 7.5	: Müşteri memnuniyetinin tahmini için YSA modeli.....	86
Şekil 7.6	: Model 4, nöron sayısına göre performans (RMSE) değişimi.....	86
Şekil 7.7	: Model 4, test verileri için tahmin ($\hat{y}$) ve gerçek (y) çıktılar.....	87
Şekil 7.8	: Model 4, test verileri için tahmin hataları.....	87
Şekil 7.9	: Model 5, nöron sayısına göre performans (RMSE) değişimi.....	88
Şekil 7.10	: Model 5, test verileri için tahmin ($\hat{y}$) ve gerçek (y) çıktılar.....	89
Şekil 7.11	: Model 5, test verileri için tahmin hataları.....	89

SEMBOL LİSTESİ

ξ	: Ekzojen gizli değişken vektörü
η	: Endojen gizli değişken vektörü
Γ	: Ekzojen gizli değişken için regresyon katsayıları vektörü
B	: Endojen gizli değişken için regresyon katsayıları vektörü
ζ	: Hata vektörü
Λ_x	: Ekzojen bloğun regresyon matrisi
Λ_y	: Endojen bloğun regresyon matrisi
ε ve δ	: İç model hata vektörleri
x_{jh}	: Ekzojen bloğun ölçüm değişkenleri vektörü
y_{jh}	: Endojen bloğun ölçüm değişkenleri vektörü
w_{jh}	: Ölçüm modeli ağırlık katsayısı
b_0	: Doğrunun y-eksenini kestiği nokta
b_1	: Doğrunun eğimi veya regresyon katsayısı
ε :	: Hata değeri
r^2	: R-kare değeri
$\hat{m}_j$	: Gizli değişkenin ortalama değeri
Y_j	: Gizli değişkenin dış modelden tahmini
Z_j	: Gizli değişkenin iç modelden tahmini
e_{ji}	: Gizli değişkenler arasındaki ilişki katsayısı
o_i	: i. biriminin çıkış değeri
t_j	: Çıkış vektörünün gerçek değeri
Δw	: Ağ ağırlıklarının değişim miktarı

MÜŞTERİ MEMNUNİYET İNDEKS MODELİ ÖNERİSİ VE MODEL TAHMİNİNDE KİSMİ EN KÜÇÜK KARELER VE YAPAY SİNİR AĞLARI METODU KULLANIMI

ÖZET

Müşteri memnuniyet indekslerinin amacı üretilen ürün ve hizmetlerin müşteri gözüyle değerlendirilmesini sağlamaktır. Müşteri memnuniyet indekslerinin önemli özelliklerinden biri; yapısındaki ölçüm faktörlerinin ürün ve hizmet sektöründe rahatlıkla kullanılabilmesine imkan sağlamasıdır. Bu sayede güvenilir bir ölçekle firmalar arasında, sektörler arasında ve ülke çapında bir memnuniyet puanlandırılması mümkün olmaktadır.

Müşteri memnuniyet modelleri yapısal eşitlik modelleri şeklinde tasarlanmakta olup bu modellerde kullanılan en yaygın tahmin yöntemi Kısmi En Küçük Kareler (KEKK) yöntemidir. Model üzerinde farklı tahmin metotlarının kullanımı da her geçen gün gelişmektedir.

Bu tezde; son yıllarda birçok ülkede yaygın olarak uygulanan müşteri memnuniyet indeks modelleri incelendikten sonra yeni bir model geliştirilmiş ve cep telefonu sektöründe uygulanmıştır. Geliştirilen yeni modelde Amerika ve Avrupa müşteri memnuniyet indeksleri ile beraber diğer yaygın kullanılan indekslerin sahip olduğu zayıf ve güçlü yönler göz önünde bulundurulmuştur. Geliştirilen model müşteri memnuniyeti üzerinde etkisi olan faktörler ve müşteri memnuniyetinden etkilenen faktörler olmak üzere toplam 6 gizli değişken (latent variables) ve bu gizli değişkenlerin tahmininde kullanılan toplam 23 ölçüm değişkeninden oluşmaktadır. Modelin gizli değişkenleri firma imajı, müşteri beklentileri, algılanan kalite, algılanan değer, müşteri memnuniyeti ve müşteri sadakatidir. Bu gizli değişkenleri belirleyen ölçüm değişkenlerini ölçebilmek amacıyla hazırlanan anket 700 cep telefonu kullanıcısına uygulanmıştır. Ankette müşteri memnuniyet indeks modeli ile ilgili soruların yanı sıra müşterilerin demografik özellikler ile ilgili sorular da sorulmuştur. Toplanan verilerle ilgili basit istatistikler çıkartıldıktan sonra yapısal

eşitlik modelinin tahmini kısmi en küçük kareler yöntemi kullanılarak yapılmıştır. İteratif KEKK hesaplamasını gerçekleştirebilmek amacıyla Matlab programında kodlar yazılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre modelin güvenilirlik ve geçerlilik testleri yapılmıştır. Geliştirilen modelin madde güvenilirliği, yakınsaklık geçerliliği, ayırdedicilik geçerliliği ve açıklayıcılık kapasiteleri tatmin edici bulunmuştur. Tüm bu sonuçlar geliştirilen modelin, müşteri memnuniyetini ölçmek ve kıyaslamak için uygun bir ölçek olduğunu göstermektedirler.

Yapısal eşitlik modeli, dış model ve iç model olmak üzere iki aşamada tahmin edilmektedir. Bu çalışmada iç modelin tahmininde regresyon modeline alternatif olarak yapay sinir ağları (YSA) kullanılmıştır. Matlab programında geliştirilen kodlarla çalıştırılan YSA modelinin gizli değişkenler arası ilişkileri daha güçlü bir şekilde tahmin ettiği görülmüştür.

Müşteri memnuniyet indeks modellerinin bir çıktısı olan indeks puanları hesaplanmıştır. Cep telefonu sektörü için müşteri memnuniyet indeks puanı 64,09 olarak bulunmuştur. Bu puanın daha anlamlı hale gelmesi için bu uygulamanın belirli dönemler için elde edilecek puanlarla karşılaştırılması gerekir. Benzer şekilde memnuniyet indeks puanı diğer sektörler için hesaplanacak indeks puanlarıyla da karşılaştırılabilir.

Modelde müşteri memnuniyeti ve müşteri sadakati üzerinde en fazla etkisi olan faktörler belirlendi. Sonuçlar gerek müşteri davranışları ile ilgilenen araştırmacılar için gerekse firma yöneticileri için çok önemli bilgiler sunmaktadır.

PROPOSAL OF A CUSTOMER SATISFACTION INDEX MODEL, AND USE OF PARTIAL LEAST SQUARES AND NEURAL NETWORKS IN MODEL ESTIMATION

SUMMARY

The purpose of customer satisfaction index (CSI) models is to measure the quality of the goods and services as experienced by the customers that consume them. The independent and uniform measurement characteristics of the CSI model provide a useful tool for tracking performance and systematic benchmarking over time. A major advantage of the measurement model is the use of generic questions, which are sufficiently flexible to be used across a wide variety of products and services.

Customer satisfaction index model is designed as a structural equation model (SEM) which consists of well-established theories and approaches in customer behavior. The constructs of the CSI models are latent variables indirectly described by a block of measurement variables. Although some new methods have been tested for estimation of SEM, the partial least squares (PLS) method has been reported as the most favorable method for the structure of CSI models.

In this dissertation, a new customer satisfaction index model is developed considering the previous CSI models such as American Customer Satisfaction Index (ACSI) and European Customer Satisfaction Index (ECSI). The proposed model was applied for Turkish mobile phone sector. The structural model of proposed CSI consists of 6 latent variables with their 23 manifest (observable) variables. The latent variables of the model are company image, customer expectations, perceived quality, perceived value, customer satisfaction, and customer loyalty. A survey instrument, developed to measure the manifest variables, was conducted to 700 mobile phone users. Besides the model questions, some demographic questions (e.g. age, gender, education level etc.) are also included in the questionnaire. The PLS method was used to estimate the CSI model. The general applicability of a CSI model depends on the reliability and validity of the modeling results. Reliability and validity of the

proposed CSI model was assessed by checking unidimensionality of the blocks, individual item reliability, convergent validity and discriminant validity. All test results satisfy the crucial requirements for validity and reliability of structural model.

PLS procedure uses two stage estimation algorithms (i.e. outer and inner estimation) to obtain weights, loadings, and path estimates. In this study, a feedforward neural network model is proposed as an alternative to regression methods for the inner model estimation of the CSI. The results show that NN methods are superior to regression models.

After the CSI model is estimated, index scores are calculated. The CSI score for Turkish mobile phone sector was found to be 64,09. This new CSI model should ideally be applied in different sectors, and periodically, to compare the index scores.

The results of the CSI model as a whole can be a valuable guide for the managers in formulating competitive marketing strategies. Considering the results of the CSI model, the limited resources of the firms can be allocated for critical factors which have important impacts on satisfaction. In conclusion, the CSI model provides important information for the purchase decisions of the customers and lead to improvements in the quality of goods and services they consume.

1 GİRİŞ

1.1 Müşteri Memnuniyeti

Müşteri kavramı, firmaların ayakta kalabilmeleri için üzerinde önemle durmaları gereken bir kavramdır. Çünkü firmalar ürettiklerini satabilmek için faaliyet gösterirler. Ürünlerin alıcıları da müşterilerdir. Bu durumda müşterinin sürekliliği için memnuniyetinin sağlanması gerekmektedir (Chien ve diğ., 2001). Memnun müşteri yaptığı alışverişlerle firmaya kazanç sağlarken, çevresine yaptığı etkiyle firmaya yeni müşteriler kazandırmakta ve tanıtım maliyetlerini de düşürmektedir (Swanson ve Kelley, 2001; Gerpott ve diğ., 2001). Müşteri kavramı, Toplam Kalite Yönetimi ve Pazarlama Yönetiminin en önemli konularındandır (Gorst ve diğ., 1998).

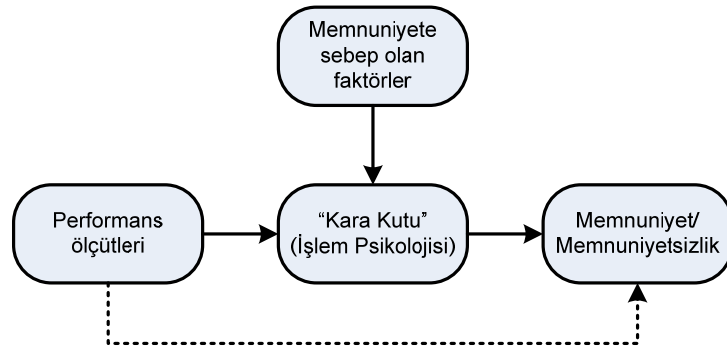
Müşterilerin memnuniyeti, ekonomik aktivitelerin yönünü belirler. Müşterinin memnun olmadığı bir ortamda, verimin artması, ekonominin büyümesi, borsada rekorlar kırılması çok da fazla bir şey ifade etmemektedir. Müşteri memnuniyetini arttırmadan, ekonomik büyümeyi sağlamak, rekabetçi piyasada mümkün değildir (Kotler, 1991; Reichheld ve Sasser, 1990). Pazar ekonomisinde işletmeler müşteri kazanmak için rekabet ederler, müşteriler ürünleri satın alabilmek için pek yarışmazlar (Anderson ve diğ., 1997). Müşteri memnuniyetinin sonuçları olarak Kevin (2000) aşağıdaki istatistikleri vermiştir:

- Müşteri sadakatindeki %5 'lik bir artış %25-80'lik bir kâr artışı yapabilir.
- Memnuniyeti yüksek bir müşteri, ortalama memnun bir müşteriden 6 kat daha fazla sadıktır.
- Memnuniyetsizlerin sadece %4'ü şikayetlerini şirkete iletirler.
- Memnuniyetsiz müşteri 9 kişiyi etkiler, memnun müşteri 5 kişiyi etkiler.

Tüketici psikolojisi ve davranışlarıyla ilgili tüm yaklaşımlar, müşteri memnuniyetinin satışları artırıcı bir faktör olduğu varsayımı üzerine kurulmaktadır (Erevelles ve Leavitt 1992; Wong ve diğ., 2001). Tüketici davranışlarını yönlendiren mekanizma, içinde bir kısım kompleks işlemlerin gerçekleştiği bir kara kutu gibidir.

Bu kara kutuya giren bilgiler ve gerçekleşen işlemler tüketicinin davranışına etki etmektedir. Müşterilerin gelecekteki davranışlarının daha etkin tahmin edilebilmesi için, bu sistemde gerçekleşen işlemlerin iyi analiz edilmesi gerekmektedir. (Vavra, 1997).

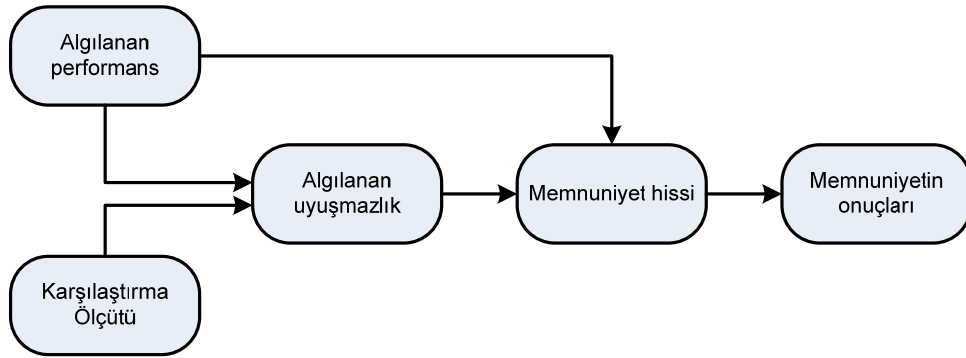
Müşteri memnuniyetiyle ilgili en önemli teori Oliver'in (1977) müşteri davranışları üzerine yaptığı çalışmalar sonucunda oluşmuştur. Bu teoriye göre müşteri memnuniyeti müşterinin ürünle ilgili olan beklentilerinin ve tecrübelerinin bir sonucudur. Memnuniyet, müşterinin beklentilerinin karşılanma seviyesidir. Oliver (1997), müşteri memnuniyetini bir mal veya hizmetin bir özelliğinden veya bütününden, tüketimle ilgili keyif verici tatminkarlık hissi olarak tanımlamaktadır. Buna göre "tatmin" kavramının oluşması için en azından iki belirleyici faktörün mevcudiyeti gerekmektedir. Şekil 1.1'de gözüktüğü gibi bu faktörler, ürünün kullanımı ile ortaya çıkacak olan sonuç ve bu sonucun değerlendirilebilmesi için gerekli olan kıyaslama referansıdır. Bir ürünün olması gerektiği gibi çalışıp çalışmadığı, performansı ve sağlamlığı gibi kavramlar o ürünün kullanımı sonucu ortaya çıkan sonuçlardan bazılarıdır. Çıkan sonucu karşılaştırmak için kullanılacak kriterler ise, ürünün önceki kullanımlarında algılanan memnuniyet seviyesi (zamana göre kıyas) veya diğer kullanıcıların algıladıkları memnuniyet seviyeleridir.



Şekil 1.1 : Dolaylı (mediated) performans modeli

Bir ürünü ilk defa almayı düşünen bir tüketici öncelikli olarak ürünle ilgili bazı bilgileri değişik kanallardan (reklam vs) edinir. Bu bilgiler müşterinin zihninde almayı düşündüğü ürünle ilgili bazı beklentilerin oluşmasını sağlar. Bu beklentiler pozitif ya da negatif yönde olabilir. Bu şekilde ürünü alıp kullanan müşteri ürünle ilgili algıladığı performansla ürünü almadan önceki beklentilerini karşılaştırma imkanına kavuşur. Bu karşılaştırma sonucu ortaya çıkan fark uyumsuzluk (disconfirmation) olarak tanımlanır. Uyuşmazlık olumlu ya da olumsuz yönde

olabilir. Müşteri her iki durumda farklı tepkiler gösterir. Müşterinin ürünle ilgili algılamaları beklentilerinin üstünde gerçekleşirse müşteri memnuniyeti oluşacaktır. Ancak algılanan performansın beklenilenden düşük çıkması durumunda ise memnuniyetsizlik oluşacak, bu durum da müşterinin öncelikli olarak pişmanlık duyması, o ürünü terk etmesi, şikayette bulunması ve başkalarına olumsuz yönde görüş bildirmesi durumu ortaya çıkacaktır. Şekil 1.2’de gösterilen bu model, beklentilerin uyuşmazlığı (expectancy disconfirmation) modeli olarak bilinir (Oliver, 1977, 1996).



Şekil 1.2 : Beklentilerin uyuşmazlığı modeli

Son yıllarda firmaların kar düzeylerini gösteren yıllık geleneksel somut performans göstergelerinin yerini, sahip olunan ve üretilen bilgi, teknolojinin kullanımı, müşterilerin profili ve tatmini, üretilen ürün ve hizmetin kalitesi, güvencesi, müşterinin uzun süreli memnuniyeti, çevreye yapılan katkı gibi kriterler almıştır. Somut olan, ölçülmesi daha kolay olan kriterlerin yerine, daha az somut, ya da somut olmayan, ölçülmesi ve modellenmesi zor kriterler ön plana çıkmıştır (Fornell ve diğ., 1996). Müşteri memnuniyetinin ölçümü de bu sınıfa girmektedir. Müşteri memnuniyeti ölçümleri genel olarak 2 farklı değerlendirme yöntemi üzerine şekillenmiştir. (Jhonson, ve diğ., 1995)

- İşlem bazlı memnuniyet ölçümü
- Kümülatif memnuniyet ölçümü

Pazarlama ve tüketici araştırmalarındaki ilk çalışmalar işlem bazlı memnuniyet ölçümleri üzerinde olmuştur (Yi, 1991). Bu tür değerlendirmelerde müşterinin ürün ve hizmetin farklı yönleriyle ilgili tecrübeleri sorgulanarak memnuniyet ölçülmektedir. Son zamanlarda uygulanan işlem bazlı ölçüm sistemlerinde

memnuniyet ve algılanan kalite arasındaki ilişkilerin memnuniyet değerlendirmesindeki etkileri de incelenmiştir (De Ruyter ve diğ., 1997).

Bununla beraber son yıllarda daha çok ekonomik göstergeler üzerine dayalı kümülatif ölçüm modelleri kullanılmaya başlanmıştır. Bu yaklaşım müşterinin aldığı ürün ya da hizmetle ilgili genel tecrübelerini tanımlamaktadır (Johnson ve Fornell, 1991). Bu tanımlama müşteri memnuniyetinin tüketime olan etkisini de hesapladığından dolayı, ekonomi psikolojisi (Warneryd, 1988) ve refah seviyesi (Simon, 1974) ile de tutarlılık göstermektedir. Kümülatif memnuniyet ölçüm modelinin önemli bir avantajı, ekonomik performansı ve sonuçta ortaya çıkabilecek durumları daha sağlıklı tahmin edebilme kabiliyetidir. Çünkü müşteriler bir ürünü tekrar alıp almayacaklarına karar verirken daha önceki dönemlerde yaşadıkları tecrübeler ve bu tecrübeler karşılığındaki birikimlerin yönlendirmesine göre hareket ederler. Memnuniyet modeli aynı zamanda ekonomik anlamda fert ve toplum bazında bir hayat kalitesi değerlendirmesi yapma imkanına sahiptir (Johnson ve diğ., 2001).

Müşteri Memnuniyet ölçümleri, kullandıkları metotlara göre şöyle sınıflandırabilir:

- İstatistiksel metotlar ve veri analiz teknikleri: Betimsel istatistik, çoklu regresyon analizleri, faktör analizleri, diskriminant analizleri, veri zarflama analizleri, küme analizleri.
- Kalite yaklaşımları: Malcolm Baldrige kriterleri, Avrupa Kalite Modeli, Servqual modelleri.
- Tüketici Davranışı analizleri: Memnuniyetsizlik modeli, motivasyon teorileri.
- Diğer Sistematik Yaklaşımlar: Kano Modeli ve Fornell modeli.

Müşteri Memnuniyet İndeksleri (MMİ), tek bir ürün veya hizmetle ilgili müşteri memnuniyetini ölçmek yerine müşteri memnuniyetine etki eden genel kavramlar ve müşteri memnuniyetinin sonuçları üzerine yoğunlaşmaktadır. MMİ modellerinin ölçüm yapısı tüm hizmet ve ürünlerin müşteri tarafından değerlendirilmesine imkan verecek şekilde tasarlanmıştır. Bu özelliğiyle MMİ modelleri firmalar arası müşteri memnuniyet kıyaslaması yapmaya imkan vermektedir (Fornell ve diğ., 1996).

MMİ modelleri yapısal eşitlik modelleri olup tahminlerinde varyans veya kovaryans temelli yöntemler kullanılır. En fazla kullanılan yöntem Kısmi En Küçük Kareler

(KEKK) yöntemidir (Chan ve diğ., 2003). Bu yöntem MMİ modelindeki değişkenleri doğrusal bir model olarak tahmin eder.

Bu çalışma şu şekilde yapılandırılmıştır: 2. bölümde müşteri memnuniyet indeks modellerinin tanımı, yapıları, gelişimi anlatıldıktan sonra en yaygın olarak kullanılan ulusal müşteri memnuniyet indeks modelleri hakkında bilgi verilmiştir. 3. bölümde müşteri memnuniyet indeks modellerinin sahip olduğu yapısal eşitlik modelleri hakkında ayrıntılı bilgiler verilmiştir. Burada gizli değişkenler, onların tahmininde kullanılan ölçüm değişkenleri ve tüm bunların kendi aralarındaki ilişki modelleri anlatılmıştır. 4. bölümde müşteri memnuniyet indekslerinin modellenmesinde ve tahmininde en yaygın olarak kullanılan kısmi en küçük kareler yöntemi anlatılmıştır. 5. bölümde ise Yapay Sinir Ağları metodu anlatılmıştır. Bölüm 6'da geliştirilen yeni bir MMİ modelinin cep telefonu sektöründe uygulaması ve sonuçların KEKK metoduyla analiz edilmesi anlatıldıktan sonra 7. bölümde iç modelin tahmininde yapay sinir ağları ve regresyon metotlarının sonuçları karşılaştırılmıştır. Kısmi en küçük kareler ve yapay sinir ağlarının uygulanması için yazılan Matlab kodları Ek-B ve Ek-C'de verilmiştir.

2 MÜŞTERİ MEMNUNİYET İNDEKSLERİNİN YAPILARI VE GELİŞİMİ

2.1 Müşteri Memnuniyet İndeksi (MMİ)

MMİ ülke çapında faaliyet gösteren firmaların sundukları ürün veya hizmetlerin kalitesi açısından müşterilerini ne oranda memnun ettiklerini değerlendiren bir sistemdir. Bu sistem, memnuniyet ölçümlerinin firma, sektör ve ülke çapında belirli zaman aralıklarında yapılarak, elde edilen sonuçların kıyaslanabilmesi amacına uygun olarak tasarlanmıştır (Fornell, 1992). Bu sebeple MMİ ülkede tüketilen ürün ve hizmetlerden duyulan memnuniyetin ölçülmesi bakımından güçlü bir ekonomik göstergedir (Anderson ve diğ., 1994).

MMİ'nin temel yapısı; tüketici davranışları, müşteri beklenti ve hareketleri, hizmet ve ürün kalitesi konularında yapılan uzun teorik ve pratik araştırmaların sonucunda kurulmuştur (Fornell, 1992; Fornell ve diğ., 1996). Bu yapıyla model, pazardaki ve tüketici davranışlarındaki değişikliklerle birlikte sürekli olarak değişime ve güncellemeye açıktır. Mevcut modellerde de bu farklılıklar rahatça gözükmemektedir. Her ne kadar bazı temel unsurlar tüm modellerde mevcut olsa da bu unsurların önem dereceleri, ilişkileri değişebilmekte ve ayrıca modellerde bazı farklı faktörler etkili olabilmektedir. Bu değişiklikler modelin uygulandığı ülke ve sektörlerin özelliklerinden kaynaklanmaktadır (Grigoroudis ve Siskos, 2002).

MMİ, sürekli müşteri memnuniyetinin gerçekleşmesi için bir zemin oluşturur. Müşteri memnuniyetinin sağlanması, müşterinin devamlılığı ve dolayısıyla firmanın karlılık ve rekabetçiliği için önemli bir faktördür.

MMİ sayesinde (Anderson ve Fornell, 2000):

- Müşteriler, seslerini üreticilere duyurma fırsatı bulurlar.
- Müşteri odaklı bir üretim sistemi gerçekleştirilir.
- Müşterinin değeri artar, sesine cevap verilir.
- Ülkede üretilen hizmet ve ürünlerin kalitesinin artıp artmadığı değerlendirilir.

- Yurtiçinde üretilen ürün ve hizmetlerle, dışarıdan alınanlar arasında kıyas yapılabilir.
- Özel sektör ve devlete ait işletmelerin müşterilerinin memnuniyetleri kıyaslanabilir.
- İşletmeler, indeks sonuçlarına göre müşterilerinin memnuniyet seviyelerini görürler, kendi durumlarını ve rakiplerini değerlendirirler, sadık müşteri profilini çıkartırlar, müşterinin tatminini engelleyen faktörleri tespit ederler.
- MMİ hem yerli hem de yabancı ürünlerin memnuniyet derecelerini gösterdiğinden, ülke yönetimi için güçlü bir kıyaslama aracıdır.
- Özel sektörde üretilen hizmet ve ürünler açısından, çok değerli bir istatistiksel ölçme sistemi olarak değerlendirilmektedir

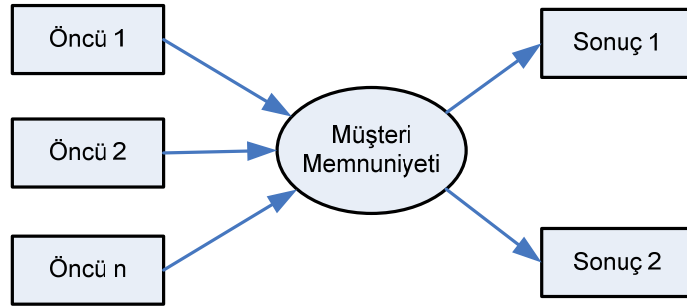
2.2 Müşteri Memnuniyet İndeksi Modellerinin Yapısı

MMİ modelleri belli sayıda değişkenler ve bunların ilişkilerinden oluşan yapısal eşitlik modelleridir. Müşteri memnuniyeti, müşterinin bir ürün ya da hizmetin satış ve kullanımı sonrasında edindiği tecrübelerin değerlendirilmesiyle belirlenmektedir. (Fornell, 1992). MMİ modeli kurulumunda genel mantık şu şekilde işlemektedir. Öncelikli olarak bir “müşteri memnuniyeti“ kavramı söz konusudur. Bu kavram modelin merkezi olup, hesaplanması gereken ve gelişime gösterge olacak olan esas faktördür. Burada şu sorular sorulur: “Müşteri memnuniyetine etki eden faktörler nelerdir? Memnuniyet oluşumu anlık bir olay mıdır? Yaşanan tecrübelerden etkilenir mi? Kaliteyle ve fiyatla bir ilişkisi var mıdır? Müşterinin psikolojisi ve sahip olduğu demografi memnuniyeti etkiler mi?”. Bunlar, iyi bir piyasa ve müşteri davranışı araştırması yapılarak belirlenmesi gereken ve sonucunda da sayısal metotlarla doğrulanması gereken kriterlerdir. Ayrıca müşteri memnuniyeti oluştuktan sonra bu memnuniyetin sonuçları da incelenmelidir. “Memnuniyet” kavramı son durak değildir. Memnun ya da memnuniyetsiz müşteri nasıl bir sonuç doğurur? Veya müşteri memnuniyet notu bir şirket için ne ifade etmektedir? İdeal bir MMİ modeli geliştirebilmek için tüm bu kavramların göz önünde bulundurulması gerekmektedir. (Vavra, 1997).

Son yıllarda değişik ülkelerde sektör ve firma bazında müşteri memnuniyeti ölçüm indeksleri geliştirilmiştir. Değişik ülkelerde kullanılmakta olan müşteri memnuniyet indekslerinin en büyük ortak özellikleri bu indekslerin yapısal olarak benzerlik

gösteriyor olmaları, gelişime ve yenilenmeye uyum gösterebilmeleridir. Her ne kadar bazı farklılıkları olsa da genelde modeller belirli temel varsayımlar üzerine kurulmuşlardır. Bu temel varsayımlardan bazıları şu şekildedir (Grigoroudis ve Siskos, 2002; Bruhn ve Grund, 2000):

- Müşteri memnuniyeti çok sayıda değişkene bağlı olarak oluşur.
- Firmanın müşteri sayısı ve satışları müşterilerinin memnuniyet seviyesine göre değişecektir.
- Memnun müşteriler aynı firmanın ürünlerini almaya devam edecekleri gibi yeni müşteriler kazandırmaya da sebep olacaktır. Memnuniyetsiz müşteriler şikayetleri sonucunda maliyeti artırıp, satışların düşmesine sebep olacaklardır.



Şekil 2.1 : Müşteri memnuniyetinin öncü ve sonuç bileşenleri

Şekil 2.1’de müşteri memnuniyetine etki eden öncü faktörler ve müşteri memnuniyetinin sonuçları olarak ortaya çıkan sonuç faktörlerin ilişkileri görülmektedir. Mevcut modelleri incelediğimizde bazı farklılıklar olmakla beraber müşteri memnuniyetinin öncüleri; müşteri beklentileri, algılanan kalite, algılanan değer ve imajdır. Memnuniyetin sonuçları ise müşteri şikayetleri ve müşteri sadakatidir. Tüm bu öncüler ve sonuçlar modelde gizli değişkenlerdir. Bunları daha anlaşılabilir hale getirebilmek için, bu gizli değişkenlerle ilgili belirleyici kriterlerin sorgulanması gerekmektedir .

2.2.1 Müşteri Memnuniyetinin Öncüleri

2.2.1.1 Algılanan Kalite

Algılanan kalite, müşterinin kullanmış olduğu ürünün kalitesini değerlendirmesidir. Kalite, ürün özelliklerinin olması gereken kalite, sağlamlık, amaca uygunluk gibi performans kriterlerini karşılama derecesi olarak değerlendirilir. Algılanan kalitenin

genel memnuniyet üzerinde direkt ve pozitif yönde bir etkisi vardır. Algılanan kalite arttıkça müşteri memnuniyeti artmaktadır (Andreassen ve Lindestad, 1998). Bu tahmin tüm ekonomik aktivitelerin temel bir kuramıdır (Fornell ve diğ., 1996).

2.2.1.2 Algılanan Değer

Müşterinin memnuniyeti, aldığı ürün ve/ya hizmet karşılığında ödediği ücretle çok ilişkilidir (Howard ve Sheth, 1969). Algılanan değer, müşterinin ödediği ücret karşılığında ürünün kalite ve performansın seviyesi veya ücret-performans ilişkisi olarak tanımlanabilir (Anderson, 1994). Bu paraya bu performans ne derece iyi veya bu seviyede performansın ücretsel karşılığı ne olmalıydı? Değerin, tatmin üzerinde doğrudan ve pozitif yönde bir etkisi olduğu kabul edilmektedir (Anderson ve Sullivan, 1993; Fornell, 1992).

2.2.1.3 İmaj (Marka)

İmaj, firmanın pazardaki tanınmışlığı, müşterilerine yaşattığı tecrübeler sonucu kazandığı isim ve güvenilirliği belirler. İyi bir imaja sahip olabilmek, firmanın birikimleri, tecrübeleri ve o ana kadar sunduğu ürün ve hizmetlerin güvenilirliğiyle doğrudan ilgilidir (Andreassen and Lindestad, 1998). Ürün markası, memnuniyet ve sadakat üzerinde önemli bir etkiye sahiptir. Bunlara ek olarak imajın algılanan değer üzerinde de etkisi olduğu belirlenmiştir. (Martensen, 2000).

2.2.1.4 Müşteri Beklentileri

Beklentiler, müşterinin daha önceki tecrübeleri ve etkilenmeleri ışığında firmanın ürün ve hizmetlerinin standartlarıyla ilgili beklediği kalite seviyesini ifade eder (Rotondaro, 2002). Bu beklenti iki şekilde oluşur. Birincisi, firmanın geçmişte pazara sunduğu ürünlerin özellikleri göz önünde bulundurularak gösterilen beklenti. Diğeri, firmaların gelecekte pazara sunabileceği kalite beklentisi. Burada firmanın tanıtım kampanya ve reklamlarının da etkisi olacaktır. Müşteri beklentilerinin müşteri memnuniyetini pozitif yönde etkilediği düşünülmektedir (Oliver, 1980). Beklentiler, algılanan değer ve kaliteye de etki etmektedir (Boulding ve diğ., 1993; Anderson ve diğ., 1994).

2.2.2 Müşteri Memnuniyetinin Göstergeleri

2.2.2.1 Müşteri Şikayetleri

MMİ modelinde memnuniyetin sonuçları kısmı Hirschman (1970)'ın "exit-voice" teorisinin modele uyarlanmasıyla elde edilmiştir. Bu teori müşterinin aldığı ürün veya hizmetten memnun olmadığı durumda gösterdikleri davranışları incelemektedir. Müşteri, memnuniyetsizlik durumunda iki şekilde davranabilir: kaçış ve şikayet. Müşteri aynı firmanın ürünlerini almaktan vazgeçer ve/ya memnuniyetsizliğinin sonucu olan zararın karşılanması için firmaya şikayette bulunur. Memnuniyetteki artışın sonucu olarak şikayetlerde azalma ve müşteri sadakatinde artış olur (Fornell, 1996). Firmanın müşteri şikayetlerini toplama ve değerlendirme sistem kalitesi de memnuniyete etkide bulunacaktır. Böylece model iki yönlü çalışır bir hale gelmektedir.

2.2.2.2 Müşteri Sadakati

Sadakat, müşteri memnuniyeti modelindeki son bağımlı değişkendir. Müşteri sadakati müşterinin tekrar alışveriş yapma durumu ve ürünü başkalarına tavsiye etme derecesi olarak tanımlanabilir (Dick ve Basu, 1994). Müşteri sadakatinin artması firmanın gelecekteki başarısı için bir güvencedir. Bununla beraber, sadık müşteriler, firma için maliyetsiz bir tanıtım görevi görecek ve yeni müşterilere ulaşmak için güvenilir bir aracı pozisyonunda olacaktır (Anderson ve Fornell, 2000). Müşteri memnuniyetindeki artış aynı zamanda sadakati artırır. Müşterilerin alışverişlerindeki süreklilik, fiyat değişimleri karşısındaki davranışları ve ürün ve hizmetleri başkalarına önermeleri onların sadakatini göstermektedir. İyi bir firma imajı ve yüksek memnuniyet derecesi sadakati artırmaktadır. Bunlara ilaveten müşteri sadakati ve müşteri şikayetleri arasında iki taraflı bir ilişki mevcuttur. Şikayetlerle sadakat arasındaki ilişki pozitifse bu firmanın müşteri şikayetlerini değerlendirdiğini ve onların bu şikayetlerine olması gerektiği şekilde cevap verdiğini gösterir. Tam tersi durumda da -ilişki negatif ise- müşterilerin şikayetleri değerlendirilmiyor demektir.

2.3 Ulusal Müşteri Memnuniyet İndekslerinin Gelişim Süreçleri

Ulusal Müşteri Memnuniyet İndekslerinin gelişim ve uygulama çalışmalarının yaklaşık 15 yıllık bir tarihçesi vardır. İlk defa İsveç'te geliştirilip uygulanan model, daha sonra sırasıyla Almanya, Amerika, Norveç, Tayvan, Yeni Zelanda'da

uygulanmaya başladı. Güney Kore, Singapur, Hongkong, Rusya gibi bazı ülkelerde kısmi olarak uygulanan indeks modelleri, birkaç yıldır Avrupa Birliği ülkelerinde ortak bir model olarak uygulanmaya başlamıştır. Böylece model ulusal olmanın ötesinde bir ülkelerarası model kullanımına da dönüşmüş durumdadır. Malezya da bu yıldan itibaren müşteri memnuniyet indeks modelini uygulamaya geçireceğini belirtmiştir. Bu bölümde tüm yeni modellere esas teşkil eden İsveç, Almanya, Amerika ve Avrupa Müşteri Memnuniyet İndekslerinin yapıları ve birbirleriyle olan fark ya da benzerlikleri özetlenecektir.

2.3.1 İsveç Müşteri Memnuniyeti Modeli

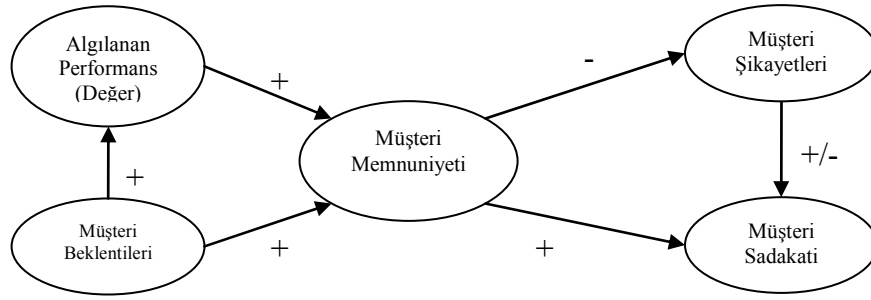
İsveç Müşteri Memnuniyeti Modeli (Swedish Customer Satisfaction Barometer (SCSB)), ilk sistematik ulusal müşteri memnuniyeti modelidir (Fornell, 1992). 1989'da Michigan Ulusal Kalite Araştırmaları merkezi ve İsveç Posta hizmetlerinin çalışmalarıyla geliştirilen bu barometre, ülke içi satılan ve tüketilen ürün ve hizmetlerin sağladığı memnuniyeti değerlendirmiştir. İndeks, 32 İsveç sanayisinden 130 firmanın müşterilerinin memnuniyet dereceleri ve bunların sonuçlarını değerlendirmektedir.

İndeks, Fornell'in sebep-sonuç ilişkisi modeline uygun olarak geliştirilmiştir. Modeldeki değişkenlerin birbirleriyle olan ilişkilerindeki ağırlıkları, elde edilen sonuçların istatistiksel olarak modellenmesiyle belirlenmektedir.

Şekil 2.2'de de gözüktüğü gibi, SCSB modelinde memnuniyetin başlıca iki öncüsü bulunmaktadır: 1. Müşterinin performansla ilgili beklentileri. 2. Müşterinin aldığı ürün ve/ya hizmetle ilgili algıladığı performans derecesi.

Müşterinin beklentilerinin memnuniyet üzerinde pozitif etkisi bulunmaktadır. Olumlu beklentilerin müşteriye psikolojik olarak pozitif yönde etkilemektedir. Çünkü müşteriye böyle bir beklentiye sokan daha önceki yaşadığı olumlu tecrübelerdir.

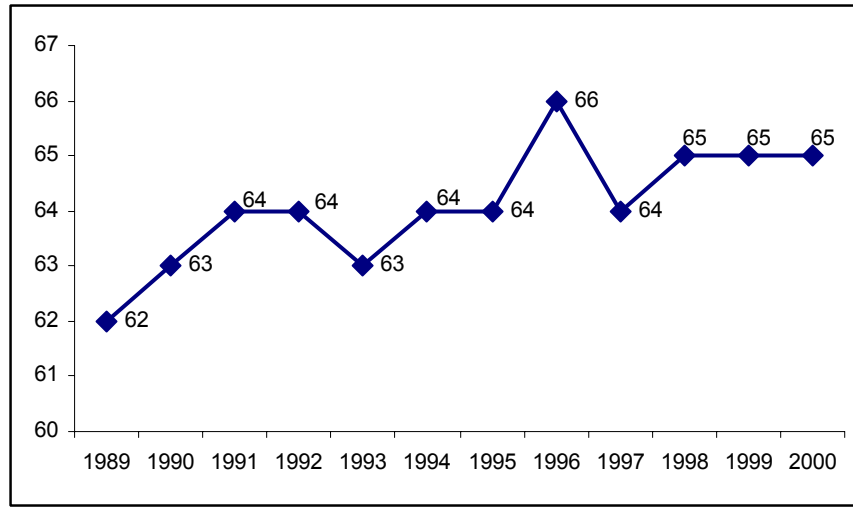
Modelde müşteri beklentileriyle algılanan performans seviyesi arasında da pozitif yönde bir ilişki bulunmaktadır. Bu da aynı şekilde müşterilerin geçmiş tecrübelerine dayanarak gelecekteki performans hakkında beklentiye girmeleri şeklinde değerlendirilmektedir.



Şekil 2.2 : İsveç Müşteri Memnuniyeti Ölçme İndeksi Modeli (SCSB)

SCSB modelinde memnuniyetinin göstergeleri müşteri şikayetleri ve müşteri sadakatidir. Memnuniyetteki artışın sonucu olarak şikayetlerde ve müşteri sadakatinde artış olur. Müşteri sadakati müşterinin tekrar alışveriş yapma durumu ve ürünü başkalarına tavsiye etme derecesi olarak tanımlanabilir. Sadakat modeldeki son bağımlı değişkendir.

SCSB modelinin uygulamasıyla elde edilen memnuniyet indeks sonuçlarının yıllara göre değişim grafiği Şekil 2.3’de verilmiştir.



Şekil 2.3 : SCSB sonuçlarının yıllara göre değişimi

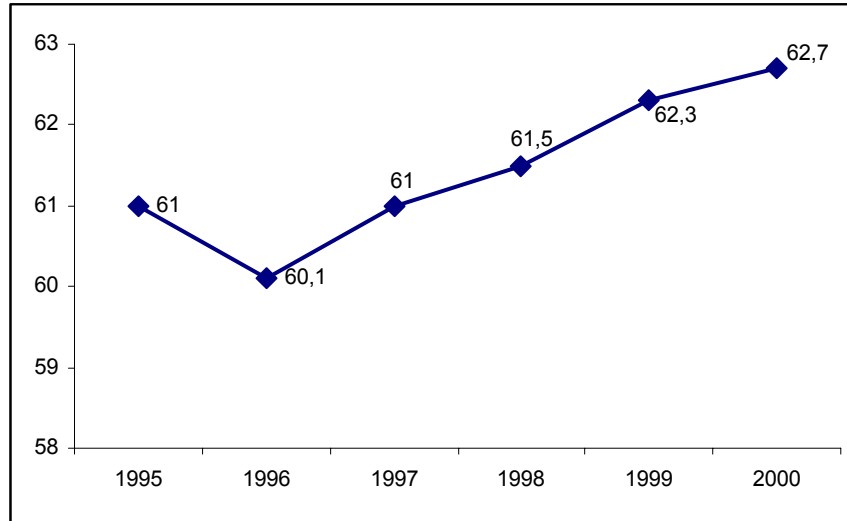
2.3.2 Alman Müşteri Memnuniyeti Barometresi

Alman Müşteri Barometresi (Deutsche Kundenbarometer (DK)), 1992 yılında Alman Pazarlama Birliği ve Alman Posta İşletmeleri öncülüğünde uygulanmaya başlanmıştır (Meyer, 1996). Genel amaçları şu şekildedir:

- Sanayi ve tedarikçilerin sunduğu ürün ve hizmetlerin müşteri gözüyle değerlendirilip pazardaki pozisyonlarının belirlenmesi
- Müşteri beklentileri ile ilgili bilgilerin tespiti.

- Müşteri memnuniyeti ölçümleriyle ilgili bilgilerin bir süreklilik arz etmesini sağlamak ve bunları kontrol etmek.
- Alman sanayii ve şirketlerinde müşteri odaklı bir üretim felsefesinin oluşmasını ve güçlenmesini sağlamak.

Alman Müşteri Barometresinin diğer indekslerden bazı önemli farkları vardır. Diğer indeksler genelde İsveç Memnuniyet indeksinin farklı ülkelere güncellenmiş şeklidir. Ancak DK kendine özgü bir modeldir. Diğer indeksler yapısal (structural model) modeller üzerine kurulmuşken, Alman Modeli yapısal bir model değildir. Yani gizli değişkenlerin ilişkilerini gözlemlemek bu modelde söz konusu değildir. Müşteri memnuniyeti doğrusal olarak ölçülür. Müşteriler, kullandıkları ürün ve hizmetlerin özellikleriyle ilgili değerlendirmeler yapmaktadırlar. Modelde çalışanın müşteriye karşı ilgisi, davranışları, yetenekleri, gibi kriterler de ölçülmektedir. (Hackl, 1996). 1995-2000 yılları arasındaki indeks puanları Şekil 2.4’de verilmiştir.



Şekil 2.4 : Alman Barometresinin yıllara göre sonuçları

Değerlendirme için gerekli veriler bilgisayar destekli telefon görüşmeleri yapılarak toplanmakta ve 50’den fazla üretim sektörü için yaklaşık 45000 müşteriyle görüşülmektedir. Değerlendirmede 5’li ölçüm skalası kullanılmakta ve alınan sonuçlara göre firma ortalamaları listelenmektedir. Bu ortalamalar bir sıralama ve kıyas yapma imkanı sağlamaktadır.

2.3.3 Amerikan Müşteri Memnuniyeti İndeksi

Amerikan Müşteri Memnuniyeti İndeksi (American Customer Satisfaction Index, ACSI), Michigan Üniversitesi, American Society for Quality ve uluslararası

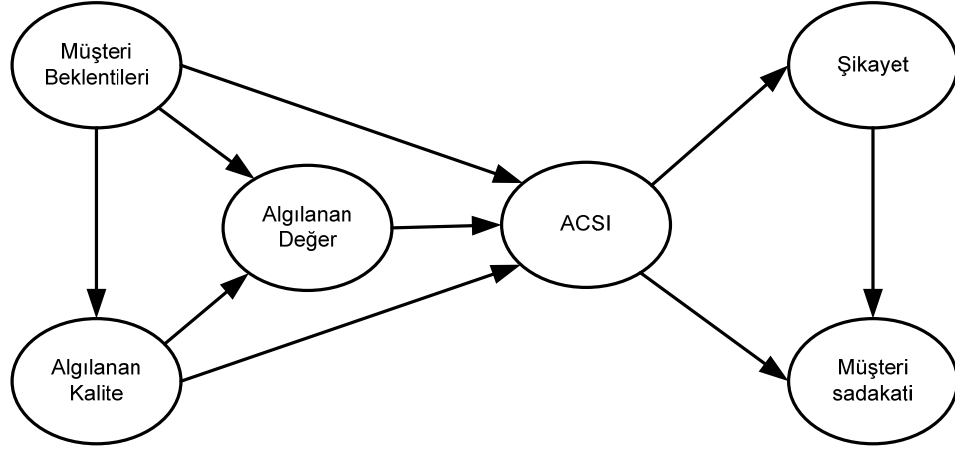
danışmanlık firması CFI Group'un birlikteliğinde 1994'de geliştirilmiştir. SCSB modelinin bir devamı ve Amerikan ekonomisine uyarlanmış şekli olan ACSI modeli 200 civarında firma için uygulanmış olup her bir firma ortalama 250 müşteri üzerinde yapılan anketlerle değerlendirilmiştir. Müşterilere toplam 15 soru sorulmuş ve bu soruları 10'lu skalaya göre cevaplandırmaları istenmiştir (Fornell, 1992).

Modelin SCSB'den en önemli farkları şunlardır: Modele algılanan değerden ayrı olarak algılanan kalite faktörü eklenmiş ve müşteri beklentileri ölçümlerine bazı yeni eklemeler yapılmıştır.

Bu modelde, kalite öncüleri Deming, Juran ve Gryna'nın üzerinde önemle durdukları kalite fonksiyonları -ürünün müşterinin ihtiyacını karşılama seviyesi (uygunluk), ve bu ihtiyaçların karşılanmasındaki güvenilirlik- önemli birer kalite belirleme faktörüdürler. Müşterilerden uygunluk kalitesi, güvenilirlik kalitesi ve genel kalite değerlendirmesi yapmaları istenmektedir. 1996 yılında model, algılanan kalitenin iki boyutu incelenmek suretiyle genişletilmiştir. Bu iki boyut ürün (somut) ve hizmet (soyut) boyutudur. Bu değişiklik sadece geniş çapta ürün ve hizmeti beraber sunan dayanıklı ürünler üreten firmalar için yapılmıştır. Algılanan değer yapısı aynen SCSB'deki gibi oluşturulmuş ve sorular da aynı şekilde sorulmuştur. ACSI'ye göre algılanan kalite ve algılanan değer artması durumunda memnuniyetin artacağı varsayılmaktadır (Anderson ve diğ., 1994).

ACSI'de müşteri şikayetleri yazılı ya da sözlü olarak ölçülür.

Müşteri sadakatini belirlemek için iki ölçüm söz konusudur. Birincisi müşterinin tekrardan alışveriş yapma durumudur. Eğer müşteri bir ürünü aldıktan sonra ileriki zamanlarda aynı ürünü ve hizmeti satın almaya devam ediyorsa, bu durum müşterinin üründen tatmin olduğunu gösterir. İkincisi de fiyat değişikliği durumundaki davranışı fiyatın yükseltilmesi veya düşürülmesi durumunda müşterinin davranışı gözlemlenir. Müşteri ürünü almaya devam ediyor, başka alternatiflere yönelmiyorsa o müşteri, sadakati yüksek bir müşteri demektir. Bu müşteri aynı zamanda ürünü etrafındakilere tavsiye eden müşteri konumundadır (Fornell ve diğ., 1996). ACSI modeli Şekil 2.5'de verilmiştir.



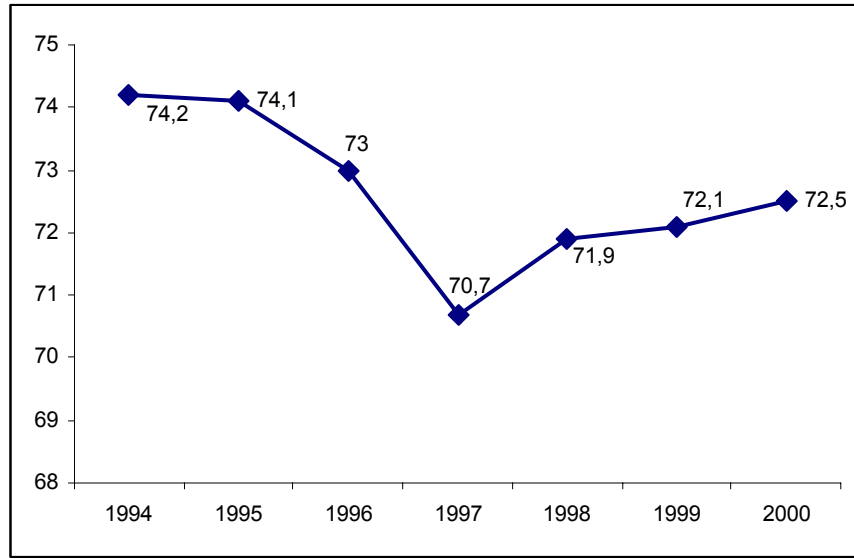
Şekil 2.5 : Amerikan Müşteri Memnuniyeti Modeli (ACSI)

Müşteri memnuniyeti firma bazında ölçülerek, firmanın ürettiği değişik ürünlere olan genel memnuniyet derecesi hesaplanır. Bu veriler ACSI’de 7 sektör, 40 sanayi ve 200 den fazla firma üzerinde uygulanıp yıllık rapor oluşturulmaktadır. ACSI 1999’ dan itibaren devlet sektöründeki işletmeleri de uygulama alanına almıştır.

Yıllık değerlendirmede, müşteri memnuniyetini işletme düzeyinde ölçülerek sonuçlar işletme, endüstri ve sektörel indeksler şeklinde listelenir. Bu sayede firmalar arasında bir memnuniyet notu kıyaslaması yapılabileceği gibi, sektörler ve sanayii alanları arasında da bir kıyaslama imkanı doğmaktadır. ACSI modelinin uygulandığı sektörler Tablo 2.1’de ve yıllara göre ACSI puanları Şekil 2.6’da verilmiştir (NQRS, 2000).

Tablo 2.1 : ACSI’nin değerlendirdiği sektörler

Dayanıklı Olmayan Mallar	Spor, Giyim, Ayakkabı, İçki, Sigara, Konserve Gıda, Çikolata, Süt Dondurma, Fırınlanmış ürünler, Etler (Donmuş), Peynir, Tahıl, Benzin, Gazete, Kişisel Bakım, Alkolsüz içecekler
Dayanıklı Mallar	Otomotiv ürünleri, Elektronik, Ev aletleri, Bilgisayar, Printer
Ulaşım İletişim	Havayolları, Yayınlar, Televizyon, Elektrik Hizmetleri, Dağıtım, Telefon, Posta Hizmeti
Perakende	Mağazalar, İndirim marketleri, Restoran, Fastfood, Süpermarket
Finans Sigorta	Bankalar, Sigorta (Hayat, Sağlık, Mal)
Servis	Hastaneler Oteller Sinema
Kamu Devlet	Temizlik, Polis, Vergi daireleri



Şekil 2.6 : ACSI puanlarının yıllara göre değişimi

2.3.4 Avrupa Müşteri Memnuniyeti İndeksi

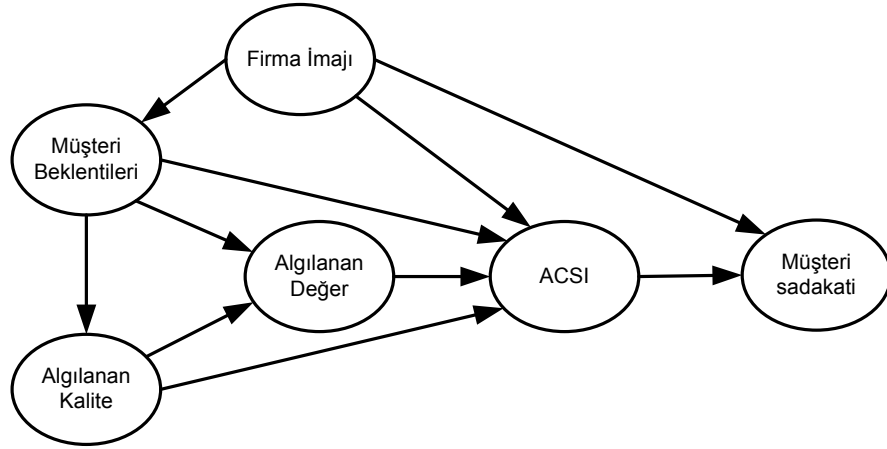
Avrupa Müşteri Memnuniyeti Ölçüm İndeksi yeni bir ekonomik gösterge modeli olup, Avrupa Kalite Organizasyonu ve EFQM (European Foundation for Quality) tarafından geliştirilmiştir. ECSI ayrıca Avrupa Komisyonu, ESOMAR (European Society for Opinion and Marketing) ve Uluslararası Posta Kurumu tarafından da desteklenmektedir. 8 farklı Avrupa üniversitesi de modelin gelişimi ve uygulanmasında görev almaktadırlar (Eklöf ve Westlund, 2000).

Model teorik olarak Fornel'in geliştirmiş olduğu modelin Avrupa Birliği ülkeleri için güncellenmiş halidir. ACSI'den farkı; modele imaj faktörünün eklenmiş olmasıdır. Firma imajının müşteri memnuniyeti üzerinde pozitif bir etkiye sahiptir. Şekil 2.7'de de görüldüğü gibi modelin öncülleri, müşteri beklentileri, imaj, algılanan kalite (ürün ve hizmet), algılanan değer ve imajdır. Modelin göstergesi ise müşteri sadakatidir.

Modelde firma imajının müşteri beklentileri, müşteri memnuniyeti ve müşteri sadakatiyle pozitif yönlü ilişkileri vardır. Müşterinin ürün ve hizmetle ilgili satın alma öncesi beklentileri algılanan kalite, algılanan performans ve müşteri memnuniyetini etkilemektedir.

Algılanan kalite iki şekilde değerlendirilir: Ürünün donanım kalitesi ve servis kalitesi. Donanım kalitesi, ürünün fiziksel olarak değerlendirilmesidir. Servis kalitesi ise ürünle beraber sunulan hizmetlerin kalitesidir. Mesela garanti şartları ve uygulaması, satış sonrası servis, satış anındaki müşteri ilişkileri vs. Algılanan ürün kalitesi, algılanan değer ve müşteri memnuniyetini etkilerken, algılanan hizmet

kalitesi sadece müşteri memnuniyeti üzerinde etkili olmaktadır. Modelin son değişkeni müşteri sadakatidir. Memnuniyet derecesine göre müşterinin sadakati azalır ya da artar (Martensen ve diğ., 2000).



Şekil 2.7 : Avrupa Müşteri Memnuniyet İndeksi

2000 yılından buyana yapılan çalışmalarla ECSI puanlarının, EFQM mükemmellik değerlendirmesinin müşteri memnuniyeti göstergesi olarak değerlendirilmesi için çalışmalar yapılmaktadır. ECSI tüm Avrupa Birliği ülkelerinde uygulandığından dolayı, aynı indeks sonuçları kullanılarak ülkeler arası kıyas yapma imkanı da mümkün olmaktadır. Bu yapıyla ECSI ulusal modelden çok uluslararası bir model durumundadır.

2.3.5 Diğer Modeller

1996'da geliştirilen Norveç müşteri memnuniyeti ölçüm modeli 12 değişik endüstriden toplam 42 firmada uygulandı. Bu modelde “imaj” gizli değişkeni ilk defa kullanıldı. Bu yönüyle model aslında ACSI'den ECSI'ye geçişte bir köprü model durumundadır. Son yıllarda, Yeni Zelanda, Tayvan, Hongkong, Rusya, Malezya, Singapur gibi ülkelerde de Ulusal Müşteri Memnuniyeti İndeksi kullanılmaktadır (Johnson ve diğ., 2001).

Türkiye'de memnuniyet indeksleriyle ilgili yapılan bazı akademik çalışmalar bu alandaki ilk çalışmalar olmuştur (Türkyılmaz ve Özkan, 2003; Aydın ve Özer, 2005). Bunun yanında Türkiye'de ulusal bazda ilk uygulama 2006 yılında başlatılmış ve 7 farklı sektör için indeks sonuçları açıklanmıştır. Kullanılan model ACSI modeli ile aynı yapıya sahiptir. Türkiye Müşteri Memnuniyet Endeksi (TMME), KalDer ve KA Araştırma Limited tarafından yürütülmektedir (TMME, 2006).

3 MÜŞTERİ MEMNUNİYET İNDEKS MODELLERİNİN TAHMİNİ

Müşteri memnuniyet indeks modelleri belirli sayıda gizli (latent) değişken ve bu gizli değişkenlerin hesaplanmasında kullanılan ölçüm (manifest/observable) değişkenlerinden meydana gelmektedir. Gizli değişkenlerin birbirleriyle olan ilişkileri bir sebep sonuç ilişkisi şeklindedir. Bu tür modeller Yapısal Eşitlik Modelleri (Structural Equation Modeling) olarak adlandırılmaktadır.

Müşteri memnuniyet indeks modellerinin tahmininde kullanılacak olan yöntemlerin bazı şartlara uyması gerekmektedir. Modelin tahmininde kullanılacak yöntem yapısal eşitlik modelinin sebep-sonuç ilişkisi şeklindeki yapısını tahmin edebilecek nitelikte olmalıdır. Aşağıda da anlatılacağı gibi modeli oluşturan blokların kendini oluşturan değişkenlerle olan farklı ilişki türlerini desteklemesi gerekmektedir. Blok içi ve bloklar arası ilişkileri tahmin performansı yüksek olmalıdır (düşük tahmin hatası, yüksek açıklayıcılık). Müşteri memnuniyet indekslerinin bir amacı da farklı indeks puanları hesaplamak olduğundan dolayı kullanılacak metodun modeldeki blokları oluşturan değişkenler için uygun ağırlıklar belirleyerek blok için indeks puanları üretebilmesi gerekmektedir (Johnson ve diğ., 2001).

Her ne kadar yapısal eşitlik modellerinin tahmininde LISREL (Linear Structural Relations) metodu daha fazla kullanıyor olsa da müşteri memnuniyet indekslerinin yukarıda bahsedilen özellik ve gereksinimlerinden dolayı Kısmi En Küçük Kareler yöntemi daha uygun bir yöntemdir (Fornell, 1992).

Bu bölümde yapısal eşitlik modelleri, yapıları ve özellikleri anlatıldıktan sonra müşteri memnuniyet indekslerinde kullanımı tavsiye edilen kısmi en küçük kareler yöntemi açıklanacaktır.

3.1 Yapısal Eşitlik Modelleri

Yapısal Eşitlik Modelleri (YEM) çok değişkenden oluşan bir ilişki modeli olup şöyle tanımlanmaktadır: Sürekli ya da kesikli bir grup bağımsız değişkenin, bir ya da daha fazla sürekli ya da kesikli değişkenle arasındaki ilişkilerin incelenebilmesine imkan

sağlayan bir istatistik metot (Ullman, 1996). Yapısal eşitlik modellerinin amacı, giriş verilerindeki değişikliğe göre elde edilecek sonuçların değişimini doğru olarak ifade edebilen bir denklem modeli oluşturabilmektir. Yapısal eşitlik modelleri, çoklu regresyon ve faktör analizinin kombinasyonudur (Gefen ve diğ., 2000).

Sahip oldukları yapıları ve kullanılan hesaplamalar nedeniyle YEM uygulamaları ikinci nesil çok değişkenli analizler olarak da bilinirler. YEM metotlarında, ilk nesil analiz tekniklerinin (regresyon) ötesinde temel bileşenler analizi, faktör analizi, diskriminant analizi veya çok değişkenli regresyon analizleri mevcuttur. Bu hesaplamaların kullanımıyla çok yönlü sonuçlara ulaşip önerilen teori ve modelleri test etmek mümkündür (Gefen ve diğ., 2000).

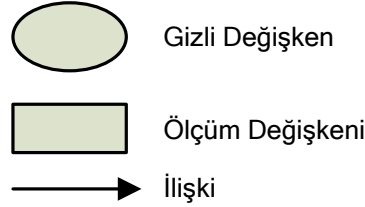
YEM’de iki tür değişken mevcuttur: Ölçüm değişkeni ve gizli değişken. Ölçüm değişkeni doğrudan ölçülebilen değişkendir. Bunlar gözlemlenen değişkenler olarak da adlandırılırlar. Gizli değişkenler doğrudan ölçülemezler, ancak kendileri ile ilişkili ölçüm değişkenleri kullanılarak hesaplanabilirler (Chin, 1998).

Mesela “Kurum İmajı” kavramı soyut bir kavram olup gizli değişken olarak belirlenebilir. Doğrudan ve tek başına tanımlanması zordur. Ancak imajı tanımlayan bazı alt kavramlar üretmek mümkündür. Şöyle ki; İmaj nedir? Ya da İmajın belirleyicileri nelerdir? Bu soruların cevapları “İmaj” gizli değişkeninin ölçüm değişkenleridir. Literatürde yapılan “imaj” tanımlarından çıkartılabilecekler şunlardır:

- Güvenilirlik. (Sözünde durmak)
- Kurumsallık ve kararlılık.
- Toplum için sosyal katkılar.
- Müşterilerle ilgilenme.
- Yenilikçi olmak ve gelecekle ilgili planların varlığı.

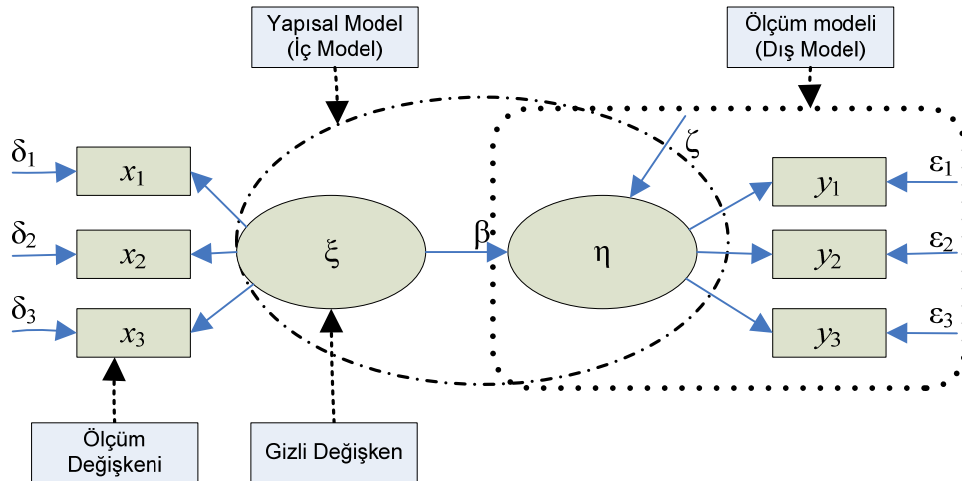
İşte bu maddeler, “İmaj” gizli değişkeninin ölçüm değişkenleridirler. Ölçüm değişkenlerinin değerlendirilmesi sonucunda gizli değişkenin değerlendirilmesi mümkün olacaktır. Belki bu değişkenler de daha fazla alt tanımlara ihtiyaç duyabilirler. Ancak sosyal olaylarda kullanılan değişkenlerin birçoğunun doğrudan ölçülmesi mümkün olmamaktadır. Sosyal olaylarda bu değişkenlerin değerleri genelde anketler vasıtasıyla belirlenebilmektedir.

Yapısal eşitlik modelleri öncelikli olarak grafik çizimlerle ifade edilir. Şekil 3.1’de gösterildiği gibi, ölçüm değişkenleri için dörtgen, gizli değişkenler için daire veya elips kullanılır. İki değişken arasındaki ilişki tek yönlü okla gösterilir. YEM’nin parametreleri, varyans, regresyon katsayıları ve değişkenler arasındaki kovaryanslardır.



Şekil 3.1 : Yapısal Eşitlik Modelinde Kullanılan İşaretler

Yapısal eşitlik modelleri, iki ana yapıdan oluşmaktadır: Ölçüm modeli (Measurement Model) ve Yapısal model (Structural Model). İki modelin de gösterimi Şekil 3.2’de verilmiştir.



Şekil 3.2 : Yapısal eşitlik Modelinin yapısı

3.1.1 Yapısal Model (İç Model)

Yapısal model, gizli değişkenler arasındaki doğrusal denklik modelidir. Eğer bir gizli değişken hiçbir durumda bağımlı değişken durumunda olmazsa bu gizli değişkene ekzojen (dışsal) değişken denir ve ξ ile gösterilir. Aksi durumda değişken endojen (içsel) değişkendir ve η ile gösterilir. Bu modelde gizli değişkenler arasındaki ilişki çoklu doğrusal regresyon formülüyle kurulabilir(Chin, 1998):

$$\eta = \Gamma.\xi + B.\eta + \zeta \quad (3-1)$$

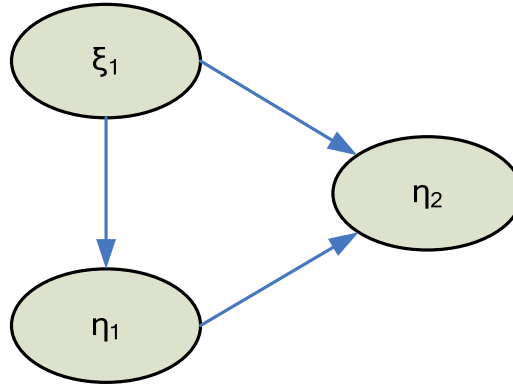
$\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$: Ekzojen gizli değişken vektörü

$\eta = (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_m)$: Endojen gizli değişken vektörü

Γ : Ekzojen gizli değişken için regresyon katsayıları vektörü

B : Endojen gizli değişken için regresyon katsayıları vektörü

ζ : Hata vektörü



Şekil 3.3 : Yapısal Model (Gizli değişkenler arası ilişkiler)

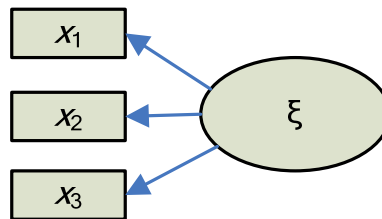
Şekil 3.3'deki basit yapısal modelde 3 gizli değişkenin birbirleri arasındaki ilişkileri gözükmemektedir. ξ_1 bağımsız değişken (ekzojen), diğerleri ise bağımlı değişkenlerdir (endojen). Modelde iki farklı doğrusal regresyon modeli mevcuttur. Bunlardan ilki η_1 'in bağımlı, η_1 'in bağımsız olduğu modeldir. Diğerisi ise η_2 'nin bağımlı ξ_1 ve η_1 'in bağımsız olduğu modeldir. Regresyon denklemleri şöyledir:

$$\eta_1 = \gamma_{11}\xi_1 + \zeta_1$$

$$\eta_2 = \gamma_{21}\xi_1 + \beta_{21}\eta_1 + \zeta_2$$

3.1.2 Ölçüm Modeli (Dış model)

Şekil 3.4'de gözüktüğü gibi, ölçüm modeli, gizli değişkenlerle ölçüm değişkenleri arasındaki ilişkilerin belirlenmesinde kullanılır (Chin, 1998).



Şekil 3.4 : Ölçüm modelinin gösterimi (ξ gizli değişken, x gözlem değişkeni)

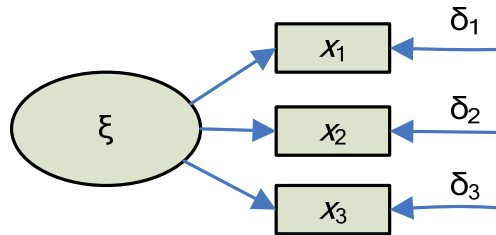
Gizli değişkenle ölçüm değişkenleri arasındaki ilişkilendirme 2 farklı şekilde yapılabilir: Formatif durum ve Reflektif durum (Fornell ve Bookstein, 1982).

3.1.2.1 Ölçüm Değişkenlerinin Reflektif Bağlandığı Durum

Reflektif durumda her ölçüm değişkeni ilişkili olduğu gizli değişkeni yansıtır (Tenenhaus ve diğ., 2005). Reflektif ilişkili modeller klasik faktör analizi modelidirler. Gözlem değişkenlerinin tümü aynı fenomeni (gizli değişkeni) ölçümlüyor savı altında yapılandırılırlar (Chin, 1998). Gizli değişkendeki bir değişimden tüm gözlem değişkenleri etkilenirler. Her bir gözlem değişkenindeki değişim, onun gizli değişkenle olan ilişki derecesine (yükleme, loading) bağlıdır. Her bir yükleme indikatörle gizli değişken değerleri arasındaki korelasyonu ifade eder (Hulland, 1999; Gefen ve diğ., 2000).

Ölçüm modelinin reflektif yapıda olabilmesi bazı şartlara bağlıdır. Bunlardan biri, ölçüm modelinin ardında yatan teoridir. Eğer gizli değişken, gözlem değişkenlerine etki eden bir faktör olarak görülüyorsa bu durumda ilişki reflektif olmalıdır ve okun yönü dışa doğrudur. Diğer bir şart ise yapılan çalışmanın amacıdır. Eğer amaç gözlem değişkeninin tahmini ve açıklanması ise reflektif bir dizayn kullanılmalıdır. Son şart ise gözlem durumlarıyla ilgilidir. Modelin tahmin gücü ve güvenilirliği örnek sayısı ve her bir bloktaki değişkenler arası çoklu doğrusallık (multicollinearity) durumundan etkilenebilir. Bu durumda değişkenlerin reflektif bağlanması bu karmaşıklığı önler, çünkü parametre tahminleri basit regresyona göre yapılır (Chin, 1998).

Şekil 3.5'deki modeli göz önünde bulundurduğumuzda gizli değişken ξ , indikatörleriyle reflektif şekilde ilişkilendirilmiştir. Yani gizli değişken kendi indikatörlerinin bir yansıtıcısı durumundadır ve aralarındaki ilişki basit regresyon denklemiyle gösterilir. Gözlem değişkenleri; gizli değişken ve hatanın bir fonksiyonudurlar.



Şekil 3.5 : Reflektif blok

Gizli değişken ve gözlem değişkeni arasındaki ilişki basit regresyon denklemiyle şu şekilde gösterilir.

$$x = \Lambda_x \xi + \delta \quad (3-2)$$

$$y = \Lambda_y \eta + \varepsilon \quad (3-3)$$

$x' = (x_1, x_2, \dots, x_q)$: Ekzojen bloğun ölçüm değişkenleri vektörü

$y' = (y_1, y_2, \dots, y_p)$: Endojen bloğun ölçüm değişkenleri vektörü

Λ_x : Ekzojen bloğun $q \times n$ regresyon matrisi

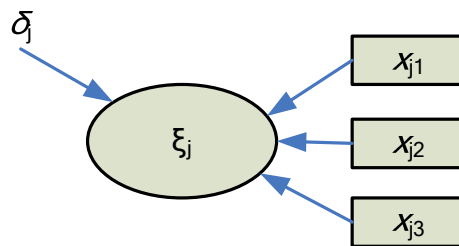
Λ_y : Endojen bloğun $p \times m$ regresyon matrisi

ε ve δ : Hata vektörleri

3.1.2.2 Ölçüm Değişkenlerinin Formatif Bağlandığı Durum

Bu durum gözlem değişkenlerinin gizli değişkenleri oluşturduğu durumdur (Tenenhaus ve diğ., 2005). Formatif değişkenler bağlı oldukları gizli değişkenin oluşumu için etki eden nedensel değişkenler olarak görülürler. Örneğin; müşteri memnuniyeti ile ilgili yapılan çalışmalarda müşterinin yaş, cinsiyet, eğitim durumu gibi özellikleri o müşterinin demografik özelliğini meydana getirdiği için buradaki ilişkinin formatif olması gerekmektedir. Formatif değişkenlerin birbirleriyle korelasyon halinde olmaları ya da aynı gizli değişkeni göstermeleri beklenmez. Örneğin müşterinin cinsiyeti ile yaşı arasında bir korelasyon ilişkisi olması zorunlu değildir (Chan ve diğ., 2003).

Şekil 3.6'da formatif bir ölçüm modeli gösterilmiştir. Bu modeldeki istatistik amaç, gizli değişkendeki varyansı maksimum derecede açıklayabilmektir. Bu sebeple, ölçüm değişkenleri gizli değişkenler arası korelasyonu maksimum yapacak ağırlık değerlerini alırlar.



Şekil 3.6 : Formatif blok

Formatif ilişki durumunda gizli değişken gözlem değişkenlerinin ve hatanın bir fonksiyonu olup aşağıdaki formülle hesaplanır.

$$\xi = \pi_x x + \delta_\xi \quad (3-4)$$

$$\eta = \pi_y y + \delta_\eta \quad (3-5)$$

π_x ve π_y regresyon denkleminin katsayı matrisleri

δ_ξ ve δ_η : regresyon denkleminin hata vektörleri.

3.2 Yapısal Eşitlik Modellerinin Tahmini

Yapısal eşitlik modellerinin tahmininde yaygın olarak kullanılan iki yöntem mevcuttur. En fazla bilinen yapısal eşitlik modeli kovaryans tabanlı metodlardır (Bollen, 1989; Jöreskog, 1970; Rigdon, 1998)). Kovaryans tabanlı metod, kullanılan bilgisayar programından dolayı LISREL metodu olarak da adlandırılır. Diğer yöntem ise varyans tabanlı Kısmi En Küçük Kareler metodudur (Wold, 1982, 1985).

Bu iki yöntem; analizlerin amacı, sahip oldukları istatistik varsayımlar ve ürettikleri uygunluk istatistikleri bakımından birbirlerinden farklılık gösterirler. (Gefen ve diğ., 2002).

KEKK metodunun amacı genel olarak yüksek R^2 ve anlamlı t değerlerine sahip bir ilişki modelini tahmin edebilmektir (Chin, 1998; Fornell ve Bookstein, 1982). Bunun yanında, kovaryans tabanlı LISREL metodunun amacı ise; modelde belirlenen tüm ilişkilerin kabul edilebilir, önerilen teorinin doğrulanabilir ve veri setiyle uyumlu olduğunu göstermektir (Jöreskog, 1970; Bollen, 1989). LISREL metodu YEM uygulamalarında sık kullanılmasına rağmen, KEKK modelinin LISREL'e göre üstün olduğu bazı yönler mevcuttur. Müşteri analizlerinde toplanan veriler genelde kişisel değerlendirmelerin sonuçları olduğundan tam bir kesinlik göstermezler ve istenen bir dağılıma uymayabilirler. Bazı durumlarda da yeteri kadar çok veri toplamak mümkün olmayabilir. Bu tür durumlarda LISREL sağlıklı sonuçlar üretememektedir. Ancak KEKK yöntemi az sayıda veri, kesikli ve sürekli çok sayıda değişkenle de çalışmaktadır. KEKK metodunun uygulanması için verilerin dağılımı önemli değildir. LISREL yöntemi teorik çalışmalar için, KEKK metodu ise pratik uygulamalar için daha uygundur (Chin, 1998). İki yöntem arasında, destekledikleri ilişki türü açısından da fark vardır. KEKK metodu reflektif ve

formatif yapılandırılmış bloklar için uygundur. Ancak LISREL sadece reflektif bloklar için kullanılmaktadır (Chin, 1998; Fornell ve Bookstein, 1982).

Yukarıda bahsedilen avantajlarına ek olarak, kullanım kolaylığı da göz önünde bulundurulduğunda müşteri memnuniyet indekslerinin yapısal eşitlik modellerinin tahmininde KEKK metodu kullanılması tavsiye edilmektedir (Fornell, 1992). İzleyen bölümde KEKK algoritması ayrıntılı olarak anlatılacaktır.

4 KISMİ EN KÜÇÜK KARELER YÖNTEMİ

Kısmi en küçük kareler metodu Herman Wold tarafından geliştirilmiştir. KEKK metodunun gizli değişkenli ilişki modeline uygulamasıyla ilgili ilk çalışma 1979'da yayınlanmıştır. Herman Wold'un bu modeli gizli değişkenlerin modellenmesi alanında yaygın olarak kullanılan LISREL yapısal eşitlik modeline bir alternatif olarak bilinmektedir (Wold, 1982, 1985).

KEKK metodu için geliştirilmiş bazı bilgisayar programları mevcuttur. Bunlardan en yaygın olanları Löhmoller (1987) tarafından geliştirilen LVPLS programı ve Chin (2001) tarafından geliştirilen PLS-Graph programıdır. Bu tez çalışması kapsamında KEKK metodunu uygulayabilmek için Matlab programında çalıştırmak üzere kodlar yazılmıştır (Ek-B).

KEKK metodu yapısal modeldeki ilişkileri tahmin etmek için 2 safhalı hesaplama yöntemi kullanır (Bayol ve diğ., 2000). İlk safhada, gizli değişkenlerin birbirleriyle olan ilişkilerini ve kendilerine bağlı ölçüm değişkenleriyle olan ilişkilerini kullanarak ölçüm modelindeki ağırlıkları ve yüklemeleri tahmin eder. Bu safha iteratiftir. İkinci safhada ise ilk safha sonunda bulunan ağırlıkları kullanarak gizli değişkenler arası ilişkileri (yapısal model) tahmin eder (Chin, 1998). KEKK metodu gerek dış modelin tahmininde gerekse iç modelin tahmininde değişik regresyon modelleri kullandığından dolayı regresyon modeli ve en küçük kareler yönteminden kısaca bahsedilecektir.

4.1 En Küçük Kareler Regresyon Yöntemi (EKK)

En küçük kareler yöntemi birden fazla değişken arasındaki ilişkileri belirleyen doğrusal regresyon denkleminin ($y=f(x)$) tahmini için kullanılan bir yöntemdir. Doğrusal regresyon denklemi aşağıdaki gibi gösterilebilir.

$$y = b_0 + b_1x + \varepsilon \quad (4-1)$$

b_0 : Doğrunun y-eksenini kestiği nokta

b_1 : Doğrunun eğimi veya regresyon katsayısı

ε : Hata değeri

Doğrusal regresyon denklemindeki katsayıların tahmini en küçük kareler metodu (Least Squares Method) kullanılarak yapılır. EKK bağımlı ve bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi en iyi tahmin edecek parametre değerlerini hesaplar. EKK'nın amacı y 'nin tahminindeki hatayı minimize edecek doğru denklemini bulmaktır. x ve y arasındaki serpilme diyagramındaki (scatter diagram) tüm noktaların bu doğruya olan uzaklıklarının toplamı minimumdur. Noktaların doğruya olan uzaklıkları tahmin hatasını göstermektedir. Regresyon analizinde hataların toplamı sıfır olacağından $(\sum (y_i - \hat{y}_i) = 0)$ hataların karelerinin toplamı $(\sum (y_i - \hat{y}_i)^2)$ kullanılır. Bu durumda tahmin hatalarının kareleri toplamını minimize eden b_0 ve b_1 değerleri denklemin optimal değerleri olacaktır.

$$\min \sum (y_i - \hat{y}_i)^2 = \min \sum (y_i - b_0 - b_1 x_i)^2 \quad (4-2)$$

Yukarıdaki fonksiyonu minimize eden optimal değerleri bulmak için fonksiyonun b_0 ve b_1 'e göre kısmi türevleri alınır;

$$\frac{\partial}{\partial b_1} \sum (y_i - b_0 - b_1 x)^2 = 0 \Rightarrow b_1 = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum (x_i - \bar{x})^2}, \quad (4-3)$$

$$\frac{\partial}{\partial b_0} \sum (y_i - b_0 - b_1 x)^2 = 0 \Rightarrow b_0 = y - b_1 \bar{x}. \quad (4-4)$$

denklemleri elde edilir.

4.2 Yapısal Eşitlik Modelinin Tahmininde KEKK Metodunun Kullanımı

En küçük kareler yönteminin amaçlarına ve yapısına uygun olarak geliştirilen kısmi en küçük kareler yöntemi çok sayıda bağımlı değişken ve çok sayıda bağımsız değişkenden oluşan modellerin tahmininde kullanılan etkin bir yöntemdir (Herve ve diğ., 2003). KEKK modeli öncelikli olarak dış modelin tahminini gerçekleştirdikten sonra gizli değişkenler arasındaki ilişkilerden oluşan iç modelin (yapısal model) tahminini yapar (Lohmöller, 1989; Fornell ve Cha, 1994; Bayol ve diğ., 2000). Dış model ve iç model tahmin süreçleri aşağıda anlatılmıştır.

4.2.1 Dış Modelin Tahmini

KEKK algoritmasının ilk aşaması dış modelin tahminidir. Daha önce de belirtildiği gibi dış model gizli değişkenler ve ölçüm değişkenleri arasındaki ilişkilerden oluşmaktadır. KEKK metodu bu aşamada, her bloktaki gizli değişken ve o gizli değişkenle ilişkili olan gözlem değişkenleri arasındaki ilişki katsayılarını tahmin eder. KEKK metodu bu tahmini iki temel adımda gerçekleştirir (Tenenhaus ve diğ., 2005).

İlk adımda ölçüm değişkenleri ile gizli değişken arasındaki ilişki modellenir. Bu adımda gizli değişkenin değeri, kendisiyle ilişkili ölçüm değişkenlerinin ağırlıklı ortalamasıdır.

$$Y_j \propto \pm [\sum w_{jh} (x_{jh} - \bar{x}_{jh})] \quad (4-5)$$

Formülde “=” yerine “ $\propto$ ” işareti kullanılmasının sebebi denkliğin sağ tarafından elde edilen değer standard forma dönüştürüleceğini belirtmek içindir. Standartlaştırmanın tercih edilmesi; gizli değişkenlerin iç tahminde (son değerlerde) herhangi bir değişikliğe sebep olmaması ve eşitliklerin yazımındaki kolaylıktan dolayıdır.

Bir X değişkeninin standardize edilmesi şu formülle yapılır:

$$Stdz(X) = (X - \bar{X}) / std(X) \quad (4-6)$$

Standardize edilen gizli değişken;

$$Y_j = \sum \tilde{w}_{jh} (x_{jh} - \bar{x}_{jh}) \quad (4-7)$$

Gizli değişkenin ortalama değeri:

$$\hat{m}_j = \sum \tilde{w}_{jh} \bar{x}_{jh} \quad (4-8)$$

Gizli değişken değeri

$$\xi_j = \sum \tilde{w}_{jh} x_{jh} = Y_j + \hat{m}_j \quad (4-9)$$

şeklinde hesaplanabilir.

$\tilde{w}_{jh}$:ölçüm modeli ağırlık katsayısı.

İkinci adımda ise gizli değişkenle ilişkili olduğu diğer gizli değişkenler arası ilişki modellenir.

$$Z_j = \sum_i e_{ji} Y_i \quad (4-10)$$

e_{ji} : iki gizli değişken arasındaki ilişki katsayısı.

Burada j. gizli değişkenin iç modelden tahmin edilen değeri i. gizli değişkenlerin dış modelden elde edilen değerinin ağırlıklı ortalamasına eşittir. Bulunan değer burada da standardize edilir (Tenenhaus ve diğ., 2005).

4.2.2 Gizli Değişkenler Arasındaki İlişki Katsayısının Tahmin Metotları

Gizli değişkenler arasındaki ilişki katsayısı e değeri üç farklı şekilde tahmin edilebilir (Chin, 1998; Tenenhaus ve diğ., 2005).

1. Kitle Merkezi Yöntemi (Centroid Method)
2. Faktör ağırlıklandırma (Factor Weighting)
3. İz Ağırlıklandırma (Path Weighting)

4.2.2.1 Kitle Merkezi Yöntemi (Centroid Method)

e_{ji} , Y_i ve Y_j arasındaki korelasyonun işaretine eşittir. Bu değer, algoritmada iki gizli değişken arasındaki korelasyon değerinin işaretidir (pozitif değerler için 1, negatif değerler için -1). Bu, Herman Wold'un orijinal seçimidir. Bu seçim korelasyonun sıfır civarında olması durumunda dezavantaj oluşturmaktadır.

4.2.2.2 Faktör Ağırlıklandırması (Factor Weighting)

e_{ji} , Y_i ve Y_j arasındaki korelasyon değerine eşittir. Bu durum, önceki seçenekte karşılaşılan problemler için de bir çözüm yoludur.

4.2.2.3 İz Ağırlıklandırma (Path Weighting)

ξ_j yle ilişkili olan gizli değişkenler iki gruba ayrılır: öncü değişkenler ve gösterge değişkenler. Öncü değişkenler ξ_j yi açıklayan değişkenlerdir. Gösterge değişkenler ise ξ_j tarafından açıklanan değişkenlerdir. Gizli değişken ξ_j 'nin öncü değişkeni ξ_i için iç ağırlık e_{ji} , ξ_j nin öncüleriyle ilişkili olan tüm Y_i 'lerle Y_j nin çoklu regresyonundaki Y_i değerinin regresyon katsayısına eşittir. Eğer ξ_i , ξ_j 'nin bir

gösterge değişkeni ise bu durumda e_{ji} , Y_i ve Y_j arasındaki korelasyon değerine eşittir. Bu yeni düzenlemeler teorik sebepler açısından önemlidirler.

Yukarıdaki denkliliklerde, modelle ilgili ölçüm değişkenlerinin ağırlıkları (w) haricindeki tüm parametreler bilinmektedir ya da w 'ye bağlı olarak bulunabilecektir. Bu durumda amacımız ağırlıkların (w) hesaplanmasıdır.

4.2.3 Ölçüm Değişkenlerinin Ağırlıklarının Tahmin Metotları

Ölçüm değişkenlerinin ağırlıklarının hesaplanmasında iki metot kullanılır: Mod A ve Mod B.

4.2.3.1 Mod A

w_{jh} , x_{jh} nin Z_j (iç tahmin) ile regresyonunda Z_j nin regresyon katsayısıdır.

$$w_{jh} = cor(x_{jh}, Z_j) \quad (4-11)$$

Z_j standardize edilmiş formdadır.

4.2.3.2 Mod B

w_{jh} ağırlıklarının w_j vektörü, Z_j nin ξ_j ile ilişkili olan merkezi ölçüm değişkeni $(x_{jh} - \bar{x}_{jh})$ ile olan çoklu regresyonundaki regresyon katsayısına eşittir.

$$w_j = (X_j' X_j)^{-1} X_j' Z_j \quad (4-12)$$

X_j : Sütunları, j. gizli değişken ξ_j ile ilişkili olan merkezi ölçüm değişkenince $(x_{jh} - \bar{x}_{jh})$ tanımlanan matristir.

Mod A reflektif ölçüm modelli bloklar için, Mod B ise formatif olanlar için uygun metottur. Mod A endojen, Mod B ekzojen gizli değişkenler için kullanılır.

4.2.4 İç Modelin Tahmini

Dış model tahminin sonucunda ölçüm değişkenleri için elde edilen ağırlıklar kullanılarak gizli değişken değerleri şu şekilde hesaplanır.

$$\xi_j = \sum \tilde{w}_{jh} x_{jh} \quad (4-13)$$

$$\eta_j = \sum \tilde{w}_{jh} y_{jh} \quad (4-14)$$

Bu durumda değerleri bilinen gizli değişkenler arası ilişkiler yapısal denklin modelindeki ilişki modellerine göre basit veya çoklu regresyon şeklinde hesaplanırlar. Yapısal modelde endojen gizli değişken sayısınınca yapısal model kurulur. Her yapısal modelin endojen gizli değişkeni o modelin bağımsız değişkenidir, kendisine bağlı olanlar ise modelin bağımsız değişkenleridir.

$$\eta = \Gamma.\xi + B.\eta + \zeta \quad (4-15)$$

$\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$: Ekzojen gizli değişken vektörü

$\eta = (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_m)$: Endojen gizli değişken vektörü

Γ : Ekzojen gizli değişken için regresyon katsayıları vektörü

B : Endojen gizli değişken için regresyon katsayıları vektörü

ζ : Hata vektörü

4.2.5 KEKK Metodu Algoritması

KEKK metodunun uygulaması ile ilgili yukarıda anlatılanları aşağıdaki algorithmada göstermek mümkündür. 1-9 arası adımlar ölçüm modelinin tahminiyle ilgili adımlar, 10 ve 11. adımlar ise iç modelin tahminiyle ilgili adımlardır.

Adım 1: Tüm gözlem değişkenlerinin merkezi değerlerini hesapla. ($\bar{x}_{jh}=0$)

Adım 2: Her bir bloğu oluşturan gözlem değişkenleri ile blok arasındaki ilişki ağırlıklarını (w_{jh}) isteğe göre belirle.

Adım 3: Gizli değişkenin dış tahminini hesapla. $Y_j = \sum \tilde{w}_{jh}(x_{jh} - \bar{x}_{jh})$

Adım 4: Y değerlerini standardize et. $Y = (Y - \bar{Y}) / std(Y)$

Adım 5: Gizli değişkenler arası ilişki modelini hesapla $Z_j = \sum_{i: \xi_i \text{ ile } \xi_j \text{ ilişki}} e_{ji} Y_i$

Adım 6: Z değerlerini standardize et. $Z = (Z - \bar{Z}) / std(Z)$

Adım 7: Her bir blokla kendi gözlem değişkenleri arasındaki yeni ilişki ağırlıklarını hesapla. $w_{jh} = cor(x_{jh}, Z_j)$ veya $w_j = (X'_j X_j)^{-1} X'_j Z_j$

Adım 8: Dış ağırlıkları normalize et. $w_{jh} = w_{jh} / \|w_{jh}\|$

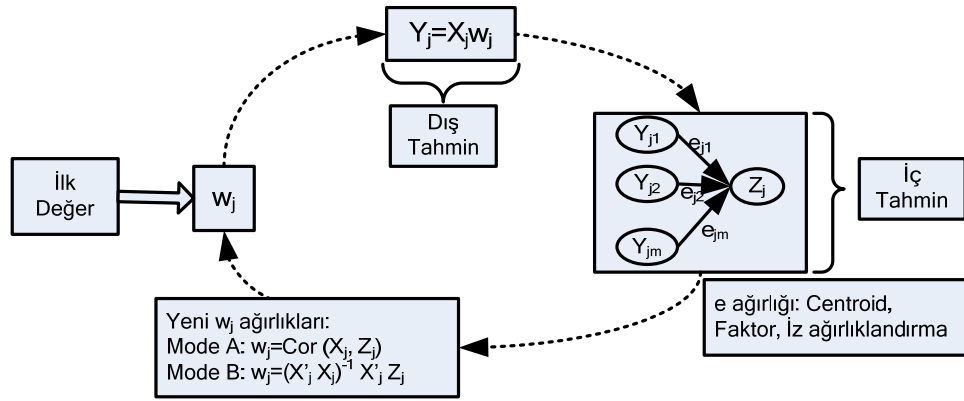
Adım 9: Tüm w_{jh} değerleri bir önceki iterasyondaki w_{jh} değerlerine eşitse Adım 10'a git. Değilse Adım 3'e git.

Adım 10: x_{jh} ve w_{jh} değerlerini kullanarak yeni gizli değişken değerlerini hesapla.

$$\xi_j = \sum \tilde{w}_{jh} x_{jh}, \eta_j = \sum \tilde{w}_{jh} y_{jh}$$

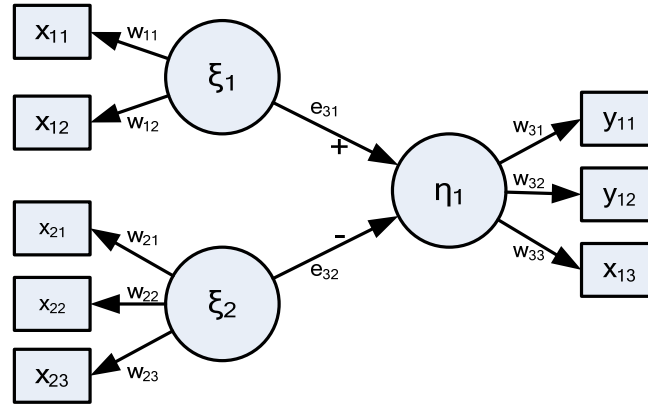
Adım 11: Gizli değişkenler arasındaki ilişkileri çoklu regresyonla hesapla
 $\eta = \Gamma.\xi + B.\eta + \zeta$

Yukarıdaki algoritmanın akışı Şekil 4.1'de şematik olarak verilmiştir.



Şekil 4.1 : KEKK modelin algoritması

4.2.5.1 KEKK Algoritması İçin Bir Örnek



Şekil 4.2 : KEKK modeli için örnek uygulama

Şekil 4.2'de, ekzojen gizli değişkenler (ξ_1, ξ_2), endojen gizli değişken (η_1) ve bu gizli değişkenleri oluşturan gözlem değişkenlerinden ($x_{11}, x_{12}, x_{21}, x_{22}, x_{23}, y_{11}, y_{12}, y_{13}$), meydana gelen bir yapısal eşitlik modeli

verilmiştir. KEKK metodunu kullanarak bu modeli oluşturan ilişki parametreleri şu şekilde tahmin edilebilir:

1. Tüm gözlem değişkenlerinin merkezi değerlerini hesapla. ($\bar{x}_{jh} = 0, \bar{y}_{jh} = 0$)
2. Tüm w_{jh} ağırlıkları için ilk değer ata.
3. Gizli değişken değerlerini dış modelden hesapla ve elde edilen değerleri standardize et.

$$Y_j = \sum (w_{jh} x_{jh}), \quad (x_{jh} \text{ 'ler, merkezi değerlerdir } (x_{jh} - \bar{x}_{jh})).$$

$$Y_1 = w_{11}x_{11} + w_{12}x_{12},$$

$$Y_2 = w_{21}x_{21} + w_{22}x_{22} + w_{23}x_{23},$$

$$Y_3 = w_{31}x_{31} + w_{32}x_{32} + w_{33}x_{33}$$

4. Gizli değişken değerlerinin iç modelden hesapla ve elde edilen değerleri standardize et.

$$Z_j = \sum e_{ji} Y_i$$

$$Z_1 = e_{13} Y_3$$

$$Z_2 = e_{23} Y_3$$

$$Z_3 = e_{31} Y_1 + e_{32} Y_2$$

$$e_{ji} = \text{Sign}(\text{Cor}(Y_i, Y_j)), \quad (\text{Kitle Merkezi Metodu})$$

$$e_{ji} = \text{Cor}(Y_i, Y_j), \quad (\text{Faktör Ağırlıklandırma Metodu})$$

$$e_{ji} : Y_i \text{ ve } Y_j \text{ arasındaki regresyon katsayısı (İz ağırlıklandırma Metodu)}$$

5. Yeni ağırlıkları (w) hesapla ve elde edilen değerleri normalize et

$$w_{jh} = \text{cov}(x_{jh}, Z_{jh}) \text{ Mod A (reflektif durumda).}$$

veya;

$$w_j = (X_j' X_j)^{-1} X_j' Z_j, \text{ Mod B (formatif durumda).}$$

$$w_{11} = \text{cov}(x_{11}, Z_1), \quad w_{12} = \text{cov}(x_{12}, Z_1)$$

$$w_{21} = \text{cov}(x_{21}, Z_2), \quad w_{22} = \text{cov}(x_{22}, Z_2), \quad w_{23} = \text{cov}(x_{23}, Z_2)$$

$$w_{31} = \text{cov}(x_{31}, Z_3), \quad w_{32} = \text{cov}(x_{32}, Z_3), \quad w_{33} = \text{cov}(x_{33}, Z_3)$$

2-5 arasındaki adımları w_{jh} değerleri yakınsak oluncaya kadar itere et.

Değerler yakınsak ise;

5. Son iterasyondaki w_{jh} değerlerini kullanarak gizli değişken değerlerini hesapla.

$$\xi_j = \sum w_{jh} x_{jh} \quad (x_{jh} \text{ 'ler ölçüm değişkenlerinin orijinal değerlerdir})$$

$$\xi_1 = w_{11}x_{11} + w_{12}x_{12}$$

$$\xi_2 = w_{21}x_{21} + w_{22}x_{22} + w_{23}x_{23}$$

$$\xi_3 = w_{31}x_{31} + w_{32}x_{32} + w_{33}x_{33}$$

6. Gizli değişkenler arası mevcut ilişkileri regresyon metodu kullanarak hesapla

$$\xi_j = \beta_{j0} + \sum_i \beta_{ji} \xi_i + v_j$$

$$\xi_3 = \beta_{30} + \beta_{31}\xi_1 + \beta_{32}\xi_2$$

5 YAPAY SİNİR AĞLARI

İnsan beyninin çalışma prensibi üzerine oluşturulmuş olan Yapay Sinir Ağları (YSA), insan beynindeki nöronlara karşılık gelen yapay basit işlemcilerin birbirlerine değişik etki seviyeleri ile bağlanmasından oluşan bir sistemdir. Sinir hücreleri çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanarak sinir ağlarını oluştururlar (Haykin, 1994). Bu ağlardaki işlemler sayesinde öğrenme, hafızada saklama ve bilgiler arası ilişkilerin tanımlanması sağlanabilir. Bu yönleriyle YSA'lar, bir insanın verileri işleyerek öğrenme ve problem çözme yeteneklerini taklit etmektedir (Hertz ve diğ., 1991).

Beyindeki nöronlar arasındaki sinaptik (synaptic) bağlantıların gelişimiyle öğrenme gerçekleşir ve gelişir. Yeni bilgiler öğrendikçe beyindeki sinaptik bağlantılar kurulur ve bu bağlantılar geliştirilir. YSA'lar da biyolojik beyinler gibi eğitilerek öğrenen sistemlerdir. Her yeni bilgi giriş-çıkışıyla sistemde öğrenme süreci gerçekleşir (Caudill, 1989). YSA'lar herhangi bir problem hakkında girdiler ve çıktılar arasındaki ilişkiyi (doğrusal olsun veya olmasın), elde bulunan mevcut örneklerden genelleme yaparak daha önce hiç görülmemiş olan veya uygulanmamış olan örneklerle kabul edilebilir çözümler üretirler. Bu özellik YSA'lardaki zeki davranışın temelini oluşturur (Caudill, 1992).

Nöronlar kendilerine gelen veriyi bir işleme maruz bırakarak yeni bir çıktı değeri üretirler. Yani her sinir (nöron) diğer nöronlardan sinyalleri alır; bunları birleştirir, belirli bir fonksiyon dahilinde dönüştürür ve sayısal bir sonuç ortaya çıkartır. Bir yapay sinir ağının matematiksel fonksiyonu, ağın mimari yapısına uygun olarak şekillendirilir (Grossberg, 1982). YSA'ların girdi ve çıktı verileri arasında kurduğu ilişki modeli, nöronların sahip olduğu transfer fonksiyonlarından, bu nöronların bağlantı şekillerinden ve bağlantıların ağırlıklarından etkilenir (Caudill, 1989). İlişki modeli tahmin edildikten sonra, YSA sisteme sonradan giren yeni verileri kullanarak çıktı tahminleri üretilebilir. Bir yapay sinir ağının performansı, kurulan modelin çıktı değerlerini tahmin etme kapasitesiyle ölçülür.

Öğrenme yeteneği, kolayca farklı problemlere uyarlanabilirliği, genelleme yapabilmesi, daha az bilgi gerektirmesi, paralel yapılarından dolayı hızlı çalışabilme yeteneği ve kolay bir şekilde uygulanabilmesi gibi pek çok avantajından dolayı yapay sinir ağları mühendisliğin pek çok alanındaki farklı problemlerin çözümünde kullanılmaktadır (DARPA, 1988). Uygulama alanları için bir sınır yoktur fakat, tahmin, modelleme ve sınıflandırma gibi bazı alanlarda ağırlıklı olarak kullanılmaktadır.

5.1 Yapay Sinir Ağlarının Gelişimi

1942 yılı YSA'nın gelişiminin başlangıç yılı olarak kabul edilmektedir. Bu tarihte McCulloch ve Pitts, ilk hücre modelini geliştirmişlerdir. Bunun yanında birkaç hücrenin ara bağlaşımlarını incelediler. Hebb (1949) yılında hücre bağlantılarını ayarlamak için ilk öğrenme kuralını önerdi. Rosenblatt (1962), algılayıcı (perceptron) modelini ve öğrenme kuralını geliştirerek, bugün kullanılan kuralların temelini koydu (DARPA, 1988). 1960-1962 yılında, Widrow ve Hoff tarafından ADALINE'lar ve LMS kuralı geliştirildi.

1969 yılında, Minsky ve Papert, algılayıcının kesin analizini yaptılar (Minsky ve Papert, 1969).

1982 yılında Hopfield, YSA'nın birçok problemi çözebilecek kabiliyeti olduğunu göstermiştir. Optimizasyon gibi teknik problemleri çözmek için doğrusal olmayan Hopfield ağını geliştirdi. 1982-1984 yılında Kohonen öz düzenlemeli haritayı (self-organizing map) tanımladı. Kendi adıyla anılan eğitici-siz öğrenen bir ağ geliştirdi (Kohonen, 1997). 1986 yılında Rumelhart geriye yayılımı tekrar meydana çıkarttı. 1988 yılında Chua ve Yang hücresel sinir ağlarını geliştirdiler (Rumelhart, 1986).

Halen uygulanabilirliği, gelecekte uygulanabileceği hususunda ümit veren aktif çalışmalar göz önünde bulundurulduğunda, yapay sinir ağlarının kullanım alanları ve uygulamaları şu şekilde özetlenebilir:

Biyoloji: Beyni ve diğer sistemleri daha iyi anlama, retina ve kornea'yı modelleme

İş Dünyası: Petrol ve jeolojik yapı değişimlerinin tahmini, tüketici eğilimlerinin tanımı, veri tabanı oluşturulması, hava yolları ve ücret düzenlemesi.

Çevresel: Numuneleri analiz etme, hava tahmini.

Finans: Kredi riski değerlendirilmesi, sahte para ve evrak tanımı, el yazısı formların değerlendirilmesi, yatırım eğilimleri ve portföy analizi.

Üretim: Robot ve kontrol sistemlerini otomatikleştirme, üretim işlem kontrolü, kalite kontrolü, montaj hattında parça seçimi.

Tıp: Sağırılar için ses analizi, semptom hastalıkların teşhis ve tedavisi, ameliyat görüntüleme, ilaçların yan etkilerinin analizi, X-ışınlarını okuma.

Askeri: Radar sinyallerini anlama, kıt kaynakların kullanımını optimize etme, hedef tanıma ve izleme.

5.2 Müşteri Memnuniyet İndeksinde Yapay Sinir Ağlarının Kullanımı

Yapay sinir ağlarının mühendislik ve işletme alanlarındaki uygulamaları her geçen gün artmaktadır (Wong ve diğ., 2000). Özellikle tahmin amaçlı YSA modelleri müşteri davranışlarını inceleyen alanlarda kullanılmaktadır. Müşteri memnuniyetinin ve sadakatının tahmini, kalite yönetimi uygulamalarının memnuniyet üzerindeki ilişkilerin tahmininde YSA metodu oldukça güvenilir sonuçlar vermektedir (Bounds ve Ross, 1997; Venugopal ve Baets, 1994).

1994 ve 2000 yılları arasında pazarlama ve müşteri memnuniyeti uygulamalarında yapay sinir ağları kullanımıyla ilgili olarak 112 bilimsel makale yayınlanmıştır. Bu rakam aynı süre içinde yapay sinir ağları kullanımıyla ilgili yayınlanan makalelerin % 24'ünü oluşturmaktadır (Wong ve diğ., 2000).

Grønholdt ve Anne Martensen (2005) Danimarka'da uygulanan müşteri memnuniyet indeks modeli uygulamasında toplanan verileri kullanarak, algılanan kalitenin tahmininde YSA modelini kullanmışlardır. Bu uygulamada modele ilave olarak ürünün kalitesini ölçen 19 değişik kriter sorgulanmış ve bu kriterlerin algılanan kalite üzerindeki etkisi modellenmiştir. Ancak uygulanan YSA modeli yapısal eşitlik modelinin bir parçası değildir.

Diğer taraftan Hackl ve Westlund (2000) ECSI yapısal modelinde çok katmanlı ileri beslemeli bir YSA modelinin tahmin gücünün daha yüksek olduğunu belirtmiştir. Bu çalışmada da YSA'nın tüm modele değil ancak müşteri memnuniyeti gizli değişkeni ve buna etki eden diğer gizli değişkenler arasındaki ilişkinin modellenmesinde kullanıldığı belirtilmiştir.

Bu çalışmada yapay sinir ağıları KEKK metodunun iç model tahmininde kullanılacaktır. 2. bölümde de anlatıldığı gibi yapısal eşitlik modellerinin hesaplanması iki aşamada gerçekleşmektedir. Dış modelin (ölçüm modeli) tahmini ve İç modelin (yapısal model) tahmini. Klasik KEKK metodunda dış modelin tahmininde ölçüm değişkenleri ve onların bağlı oldukları faktör arasındaki ilişkiler modellenirken, iç modelin tahmininde ise gizli değişkenler arasındaki ilişki modellenmektedir. Dış model bir faktör analizi olarak hesaplanırken, iç modelde ise gizli değişkenler arası basit ya da çoklu regresyon analizi kullanılmaktadır. Bu çalışmada dış modelin tahmininde yine KEKK metodu kullanılırken, iç modelin analizinde ise YSA ile tahmin yapılacaktır. Gizli değişkenler firma imajı, müşteri beklentileri, algılanan kalite, algılanan değer, müşteri memnuniyeti ve müşteri sadakati faktörleri olduğundan dolayı bunlar arasındaki ilişkinin doğrusal model yerine doğrusal olmayan modelle hesaplanması elde edilecek modelin açıklayıcılık kabiliyetini artıracaktır. Daha önce de bahsedildiği gibi müşteri memnuniyeti kavramında bir “kara kutu” yaklaşımı mevcuttur. Bazı bilgiler bu kutuya girip değişik işlemlere maruz kaldıktan sonra memnuniyet ya da memnuniyetsizlik ortaya çıkmaktadır. Bu yaklaşım YSA yapısına çok uymaktadır. YSA’lar da benzer kara kutu yaklaşımıyla çalışmaktadır. Sinirlere (nöron) gelen veriler belirli işlemlere (transfer fonksiyon) maruz kaldıktan sonra yeni bir değer olarak sistemden çıkarlar. YSA’larda ardı ardına gelen istenilen sayıda doğrusal olmayan fonksiyonun kullanımıyla sisteme giren verilerle çıkan veriler arasındaki ilişkinin tahmini daha da güçlü yapılabilmektedir. Bu sayede müşteri davranışına etki eden faktörlerin önem dereceleri ve sonuçta oluşması muhtemel sonuçlar daha etkin olarak tahmin edilebilecektir.

YSA modellerinin bir diğer avantajı da kullanılan verilerle ilgili gerekli şartların çok zorlayıcı olmamasıdır. Müşteri memnuniyet çalışmalarında toplanan veriler anket yoluyla toplandığından dolayı sübjektif verilerdir ve değerlendiriciye göre değişkenlik arz etmektedir. YSA’lar kullanılan verilerin herhangi bir dağılıma uymasını veya değişkenler arasında belirli bir korelasyon ilişkisini gerektirmezler. Bu yönleriyle YSA müşteri memnuniyet verileri için çok uygun bir modelleme metodudur.

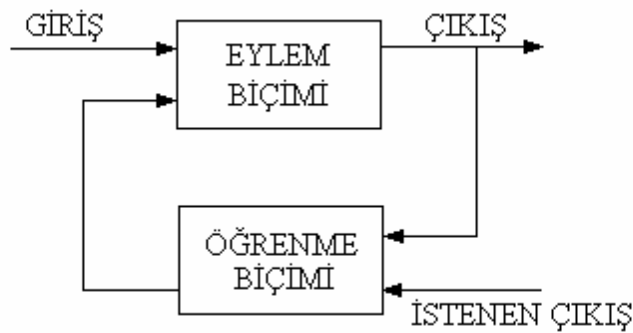
5.3 Yapay Sinir Ağlarının Yapısı

Yapay sinir ağları normal bir girdi-işlem-çıkı modeli şeklinde çalışırlar (Maren ve diğ., 1990). Modelde asıl amaç, verilen giriş ve çıkış değerleri arasında bir ilişki kurup sisteme yeni girecek olan veriler sonucunda ortaya çıkabilecek yeni sonuçları en iyi şekilde tahmin edebilmektir (Caudill, 1989; Lippman, 1987).

YSA modelinde giriş-çıkış birimleri arasında işlem elemanları (nöron) ve bu işlem elemanlarından oluşan katmanlar yer alırlar. Giriş elemanı-katman, katman-katman ve katman-çıkış elemanı arasında gönderilen sinyalin gücünü gösteren ağırlık parametreleri kullanılmaktadır.

Girdi elemanları şeklinde sisteme gelen sinyaller (uyarı) alıcılar yoluyla sinir ağına iletilir. Sinyaller burada işlemden geçirilerek çıktı sinyaller oluşturulur. Oluşturulan çıktı sinyaller ise ileticiler yoluyla diğer ortamlara iletilirler.

Yapay sinir ağı basit yapıda ve tek yönlü bir grafik biçimindedir. Ağı her bir düğümü doğrusal olmayan bir devreden (hücre) oluşur. Düğümler sinir ağlarının işlem elemanı olarak tanımlanır ve belirli bir matematik fonksiyonla ifade edilirler. İşlem elemanları arasındaki iletişimi sağlamak üzere bağlantılar kullanılır. Her bağlantı tek yönlü olarak geçiş sağlar (Hagan ve diğ., 1996, Jang ve diğ., 1997; Lippman, 1987). Bir YSA modelinin blok yapısı Şekil 5.1'deki gibidir.



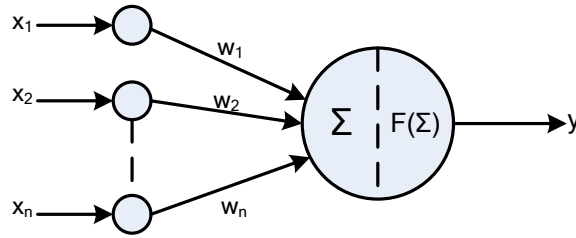
Şekil 5.1 : YSA'nın blok diyagramı

5.3.1 İşlem Elemanı (Nöron)

Yapay sinir ağlarının temel elemanları insan beynindeki benzer işlevlerle oluşturulmuş olan yapay nöronlardır. Bu nöronlar, yapay sinir sistemindeki verilerin dönüşümünü gerçekleştiren işlem elemanlarıdır. Bir biyolojik nöron, temel olarak, diğer kaynaklardan girdiler alır, belirli bir şekilde bunları birleştirir, sonuç üzerinde

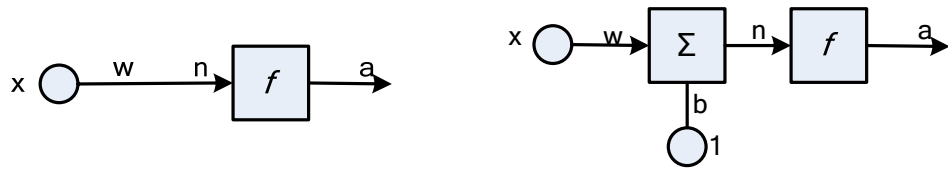
bir işlem uygular ve nihai bir sonuç üretir (Caudill, 1989; Maren ve diğ., 1990). YSA'da da benzer fonksiyonlara sahip olan nöronlar işlem elemanı olarak adlandırılırlar.

Her işlem elemanı istenildiği sayıda giriş bağlantısı ve tek bir çıkış bağlantısı alabilir. İşlem elemanının çıkış bağlantısı bir çok hücreye giriş elemanı olarak görev yapabilir. İşlem elemanının çıkışı istenilen matematiksel tipte olabilir. Giriş işaretleri YSA'ya bilgi taşır. Sonuç ise çıkış işaretlerinden alınabilir.



Şekil 5.2 : İşlem elemanının yapısı

Şekil 5.2’de işlem elemanının girdi değerleri (x_i) bir bağlantı ağırlığıyla (w_i) çarpılarak transfer fonksiyonuna gönderilir. Önceden belirlenen transfer fonksiyonuna uğrayan girdi değerlerinden çıktı değerleri üretilir.



$$a=f(wx)$$

$$a=f(wx+b)$$

Şekil 5.3 : Biassız ve biaslı nöron yapıları

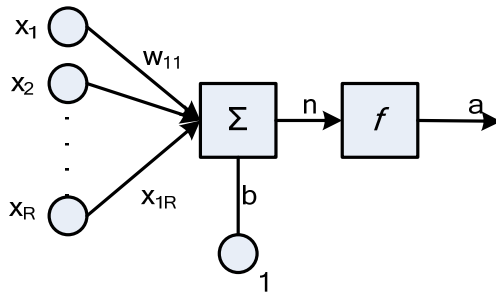
Şekil 5.3’de basit bir nöronun giriş değerlerini işleyip çıktı değerlerini üretmesi örneği verilmektedir. Bir işlem elemanının biaslı ve biassız olduğu durumlar görülmektedir. Bias $y=b_0+b_1x$ denklemindeki b_0 sabit sayısı olarak düşünülebilir. Modelde eğer nörona etki eden bir bias mevcut değilse bu durumda nöronun çıktısı $a= f(wx)$ olarak elde edilir. Transfer fonksiyonun girdisi $n=xw$ dir. w , x giriş elemanının a çıktısını elde etmedeki ağırlık katsayısıdır. Modele bias eklendiğinde ise transfer fonksiyonun girdisi $n=wx+b$ ve modelin çıktısı $a=f(wx+b)$ şeklinde

olmaktadır. Modeldeki ağırlık (w) ve bias değerleri (b) güncellenebilir parametrelerdir. Bu sayede modelin istenilen çıktıyı elde edecek şekilde yinelenmesi mümkün olmaktadır (Maren ve diğ., 1990; Caudill, 1992).

Şekil 5.3'deki gösterimde giriş elemanı (x) ve ağırlık (w) birer skalar olarak verilmişti. Yani tek bir giriş değeri ve buna bağlı olarak bir ağırlık değeri. Şekil 5.4'de ise birden çok giriş elemanı vardır ve bunlar bir giriş vektörü oluşturmaktadır. Bu durumda n değeri giriş değişkenlerinin ağırlıklı toplamına dönüşmektedir.

$$n = w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 \dots + w_rx_r + b = \sum (wx + b) \quad (5-1)$$

$$a = f(\sum wx + b) \quad (5-2)$$

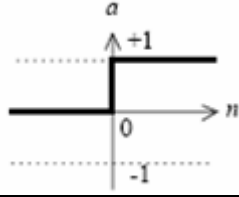
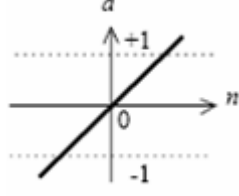
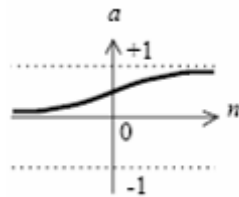
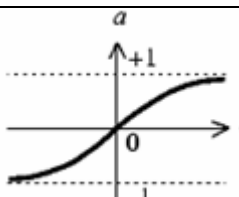


Şekil 5.4 : Çok sayıda giriş elemanının olduğu nöron modeli.

5.3.2 Transfer Fonksiyonları

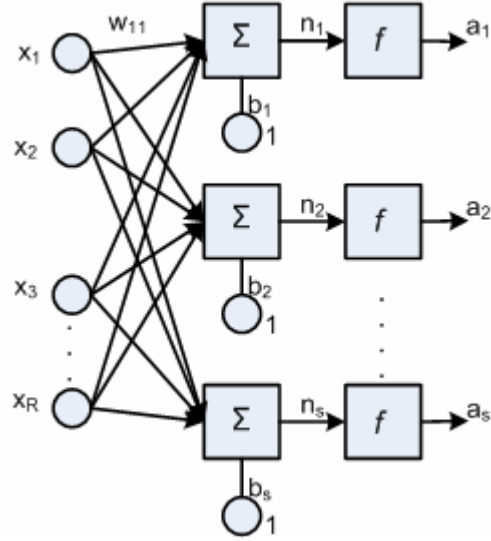
Yapay sinir ağları bir çok transfer fonksiyonunu kullanabilirler. Bunlardan en fazla bilinenleri eşik (hard-limit) transfer fonksiyonu, lineer (doğrusal) transfer fonksiyonu, logaritmik sigmoidal transfer fonksiyonu ve tanjant sigmoidal transfer fonksiyonudur. Bu fonksiyonların formülleri ve grafik gösterileri Tablo 5.1'de verilmiştir.

Tablo 5.1 : Sık kullanılan fonksiyonlar

Eşik (Hard-Limit) Transfer Fonksiyonu	$f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$	
Lineer Transfer Fonksiyonu	$f(x) = b_0 + b_1 x$	
Lojistik Transfer Fonksiyonu	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
Hiperbolik Tanjant Transfer Fonksiyonu	$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}$	

5.3.3 Ağ Yapısı

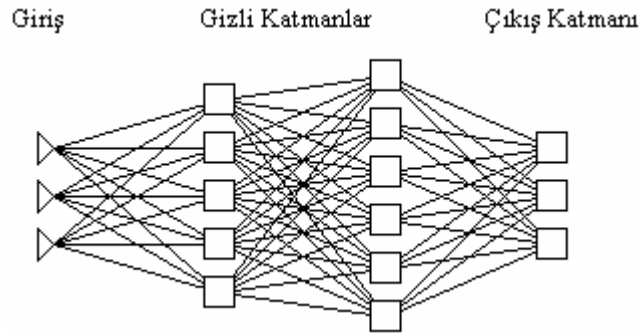
YSA'larda, nöronlar basit bir şekilde kümelendirilmektedirler. Bu kümelendirmelere katman (layer) ismi verilmektedir . Bir yapay sinir ağında 2 ya da daha fazla nöron aynı katmanda toplanabilirler. Bu durumda katman içindeki tüm nöronların transfer fonksiyonları da aynıdır (Lippman, 1987). Şekil 5.5’de, aynı katmanda birden fazla nöronun yapılandırıldığı durum gözükmektedir.



Şekil 5.5 : Çok nöronlu oluşan bir katman.

Bu durumda farklı giriş elemanının farklı nöronlarla ilişkisi söz konusu olduğunda her bir ilişki için bir ağırlık parametresi olacaktır.

Bir katmanda birden fazla nöron olabileceği gibi, bir YSA'da da birden fazla katman bulunabilir. Bu tür YSA modelleri çok katmanlı ağırlar olarak adlandırılırlar (Jang ve diğ., 1997).



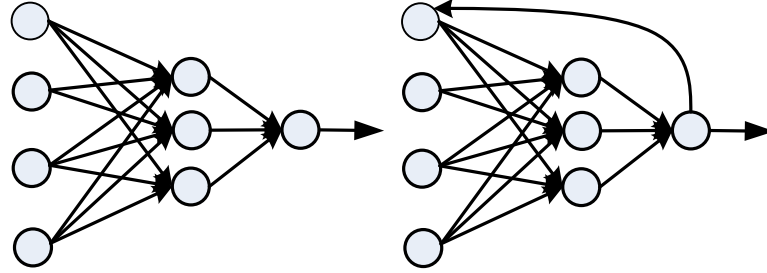
Şekil 5.6 : Çok katmanlı YSA modeli.

Şekil 5.6'da bir örneği görülen çok katmanlı ağırlar, kullanımlarındaki kolaylık sebebiyle yaygın bir şekilde kullanılan yapay sinir ağıdır. Bu ağırlar değişik öğrenme algoritmaları kullanılarak eğitilebilirler

5.3.4 Ağ Türleri

YSA'ları genelde iki sınıfa ayrılırlar: İleri Beslemeli (Feedforward Networks) YSA ve geri beslemeli (Recurrent Networks) YSA (Maren ve diğ., 1990; Jang ve diğ., 1997). İleri besleme sinir ağlarında, işlem elemanları arasındaki bağlantılar bir döngü oluşturmazlar ve bu ağırlar girdi veriye genellikle hızlı bir şekilde karşılık üretirler.

Geri beslemeli ağlarda (Recurrent Networks) ise bağlantılar döngü içerirler ve hatta her seferinde yeni veri kullanabilmektedirler (Medsker, 2000). Bu ağlar, döngü sebebiyle girdinin karşılığını yavaş bir şekilde oluştururlar. Bu yüzden, bu tür ağların eğitime süreci daha uzun olmaktadır. Şekil 5.7'da, ileri beslemeli ağ yapısı ve geri beslemeli ağ yapısı örneklenmektedir.



Şekil 5.7 : İleri beslemeli ve geri beslemeli YSA

5.4 Yapay Sinir Ağlarında Eğitim

5.4.1 Eğitim Algoritmaları

Belirli bir uygulamaya yönelik bir ağ yapılandırıldıktan sonra, bu ağ artık eğitime hazır durumdadır (Hebb, 1999). Eğitim işlemi için yönlendirmeli (supervised) ve yönlendirmesiz (unsupervised) olmak üzere iki yaklaşım vardır (Maren ve diğ., 1990).

Yönlendirmeli eğitim, mevcut giriş değerleri ile çıkış değerleri arasındaki ilişkinin modellenmesiyle gerçekleşir. Bu eğitim modelinde, $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ şeklindeki giriş vektörünün, $(y_1, y_2, \dots, y_n)$ şeklindeki çıkış vektörü tam ve doğru olarak bilinmektedir. Ağın eğitimi için, öncelikle bağlantı ağırlıklarına rasgele değerler atanmaktadır. Daha sonra her bir $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ çifti için doğru sonuçları verecek bir öğretim algoritması kullanılarak ağırlıklar yenilenir. İstenilen bilgiler ve ağın çıkış değerleri arasındaki fark (hata) azalıncaya kadar eğitim sürdürülür. Hatanın azalması, ağırlıkların kararlılık kazanması demektir. Ağırlıklar istenilen kararlılığa ulaştığında eğitim bitirilir (Caudill, 1989) .

Yönlendirmesiz eğitim ise dış müdahale olmaksızın, girdilerin ağ tarafından analiz edilmesi ve bu analiz sonucunda ilişkilerin oluşturulmasıdır. Bu eğitim şekli adaptif eğitim olarak da adlandırılır. Bu eğitim yaklaşımında, ağa girdi sağlanır ama istenilen çıktı değerler sağlanmaz. Sistem giriş verilerini gruplandırmak için hangi özellikleri kullanacağına kendisi karar verdiğinden dolayı bu yöntem kendi kendine

öğrenme (self-organization) veya adaptasyon olarak bilinir (Kohonen, 1997). Daha çok, verilerin belirli gruplara ayrılması gerektiği durumlarda uygulanmaktadır. Ağın performansının kendiliğinden izlenmesi söz konusudur. Ağ, giriş sinyallerinin yönü, düzeni ve aralarındaki ilişkileri değerlendirerek giriş veri setini belirli sınıflara ayırabilir (Haykin, 1994).

5.4.2 Hata Toleransı

Klasik hesaplama sistemleri çok az bir zarardan bile etkilenir. YSA için durum farklıdır. Bu farklılık YSA'nın hata toleranslı olmasıdır. İşlem elemanlarının az da olsa zarar görmesi sistemin bütününe etkiler. YSA paralel dağılmış parametrelili bir sistem olduğundan her bir işlem elemanı izole edilmiş bir ada olarak düşünülebilir. Daha çok işlem elemanın zarar görmesi ile sistemin davranışı biraz daha değişir. Performans düşer ama sistem hiç bir zaman durma noktasına gelmez. YSA sistemlerinin hata toleranslı olmasının nedeni bilginin tek bir yerde saklanmayıp, sisteme dağıtılmasıdır. Bu özellik sistemin durmasının önemli bir zarara neden olacağı uygulamalarda önem kazanır.

5.4.3 Öğrenme Kuralları

Bilginin kurallar şeklinde açıklandığı klasik uzman sistemlerin tersine, YSA gösterilen örnekten öğrenerek kendi kurallarını oluşturur. Öğrenme; giriş örneklerine veya (tercihen) bu girişlerin çıkışlarına bağlı olarak ağın bağlantı ağırlıklarını değiştiren veya ayarlayan öğrenme kuralı ile gerçekleştirilir.

Öğreticisiz öğrenmede her giriş işareti için istenen çıkış sisteme tanıtılır ve YSA giriş/çıkış ilişkisini gerçekleştirene kadar kademe kendini ayarlar. Günümüzde kullanılan birçok öğrenme kuralı vardır. Bilinen en çok kullanılan öğrenme kuralları şunlardır.

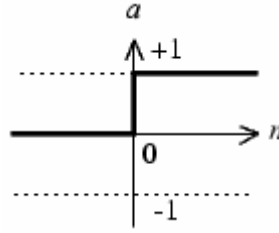
- Genelleştirilmiş Delta Kuralı
- Levenberg-Marquardt algoritması
- Rastlantısal (Hebb) öğrenme kuralı
- Performans (Widrow ve ADALİNE) öğrenme kuralı
- Kompetitif (Kohonen) öğrenme
- Filtreleme (Grossberg)

5.5 Algılayıcılar (Perceptron)

İlk 1943 yılında McCulloch ve Pitts tarafından geliştirilen algılayıcı, birden fazla girişi, en az bir çıkışı, bir transfer fonksiyonu ve giriş sayısı kadar yerel bellek elemanı (ağırlık) olan en basit yapıda yapay sinir ağıdır (Hebb, 1949; Rosenblatt, 1961; Minsky ve Papert, 1969). Aşağıdaki eşitlikte bir algılayıcının matematiksel ifadesi verilmiştir.

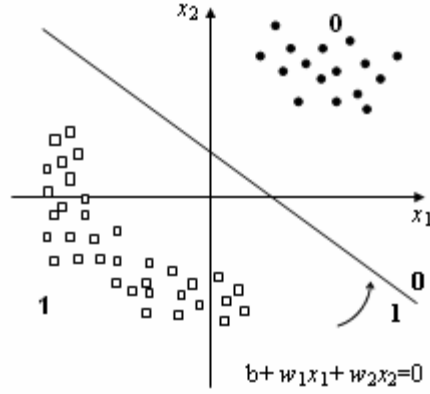
$$F(a) = \begin{cases} 1 & \sum_{i=0}^n w_i x_i \geq 0 \\ 0 & \sum_{i=0}^n w_i x_i < 0 \end{cases} \quad (5-3)$$

$F(a)$ fonksiyonu eşik adı verilen ve lineer olmayan hard-limit transfer fonksiyonunu temsil etmektedir. Bu fonksiyon; girdi değerlerinden hesaplanan toplam değer 0 ya da 0'dan büyükse 1, küçükse 0 sonucunu üretir. Hard-limit transfer fonksiyonu algılayıcıya giriş değişkenlerini sınıflandırabilme özelliği vermektedir. Fonksiyonun grafiği Şekil 5.8'deki gibidir.



Şekil 5.8 Hard-limit fonksiyonunun gösterimi

Eğitim işlemi ile algılayıcıdaki ağırlıklar değiştirilir. Hücrenin ağırlıkları önceden belirlenen amaç ölçütünü sağlaması için bir eğitim algoritması kullanılarak değiştirilir. Öğrenme işlemi, bu amaç ölçütünü en iyi sağlayan ağırlık vektörünü bulmaya doğru adım adım yaklaşma olarak tanımlanabilir.



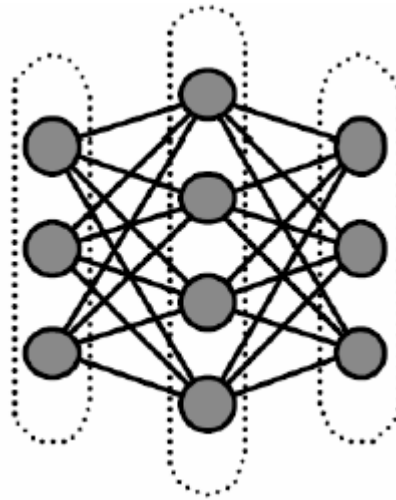
Şekil 5.9 : Perceptron öğrenme örneği

Şekil 5.9’da daire ve kare şekilleri iki farklı sınıftan vektörleri temsil etmektedir. Amaç ölçütü, algılayıcının iki sınıfı birbirinden ayırması olarak belirlenmiştir. Öğrenme algoritması, eğitim kümesinden alınan sınıf dağılım bilgisini kullanarak, amacı sağlayan optimum ağırlık (w) değerlerini araştırır. Şekilde görülen düz çizgi, aranılan w ağırlık değerleri için oluşan doğruyu göstermektedir.

5.6 Çok Katmanlı Algılayıcı (Multi-Layer Perceptron)

Çok katmanlı algılayıcılar Şekil 5.10’daki gibi giriş ve çıkış katmanları arasında birden fazla katmanın kullanıldığı YSA sistemleridir (Lippman, 1987).

Giriş katındaki işlem elemanları veya nöronlar, sadece giriş sinyalinin, gizli kattaki nöronlara dağıtılmasını sağlayan tampon görevini yaparlar. Bu katmanda nöron sayısı, giriş değişkenlerinin sayısı kadardır ve her bir giriş nöronu bir veri alır. Burada veri işlenmeden bir sonraki katman olan gizli katmana geçer.



Şekil 5.10 : Çok katmanlı algılayıcılar

Gizli katman; ağıın temel işlevini gören katmandır. Gizli katmanda bulunan herbir işlem elemanı; giriş sinyali, giriş katmanındaki ağırlıklar ile çarptıktan sonra toplamını alır ve bu toplamı transfer fonksiyonundan geçirerek çıkan sonucu diğer (varsa) gizli katmana ya da çıkış katmanına gönderir.

Gizli katman sayısı ve katmandaki nöron sayısı ağı tasarımcısının kontrolünde olup probleme göre değişir. Gizli katmanda gereğinden az nöron kullanılması ağıın mevcut çıktıların tahmin verimini düşürürken gerektiğinden daha çok sayıda nöron kullanılması da yeni girdi değerleri için yapılacak çıkış tahminlerinin doğruluk oranını azaltır. Burada $f(x)$ transfer fonksiyonu, yukarıda bahsedilen sigmoid veya hiperbolik tanjant fonksiyonlarından herhangi birisi olabilir.

Çıkış katmanı; ağıın en uç katmanıdır. Gizli katmandan aldığı veriyi ağıın kullandığı fonksiyonla işleyerek çıktısını verir. Çıkış katmanındaki nöron sayısı ağı sunulan her verinin çıkış sayısı kadardır. Bu katmandan elde edilen değerler yapay sinir ağıın söz konusu problem için çıkış değerleridir.

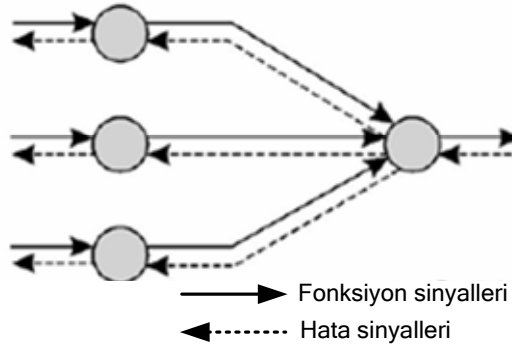
5.7 Geri Yayılım Algoritması (Backpropagation)

Karmaşık verilerin sınıflandırılmasında kullanılan etkin YSA modellerinden birisi; ilk olarak Werbos tarafından düzenlenen daha sonra Parker, Rumelhart ve McClelland tarafından geliştirilen geri yayılım ağıdır (Back Propagation Network) (Jang ve diğ., 1997). İlk uygulamaları yazılı metinden söz sentezi, robot kollarının kontrolüdür. Sınırları ise denetimli eğitim giriş ve çıkış örneklerinin çok sayıda olmasıdır. Geri yayılım algoritması günümüzde en yaygın kullanılan öğrenimi kolay sonuçları etkin bir YSA'dır.

Yayılma ve uyum gösterme (Propagate-Adapt) olmak üzere iki aşamada işlemleri gerçekleştiren geri yayılım algoritmaları, katmanlar arasında tam bir bağlantının bulunduğu çok katmanlı (multilayer), ileri beslemeli (feedforward) ve eğitici (supervised) bir YSA modelidir (Rumelhart, 1986; Jang ve diğ., 1997). Şekil 5.11'de fonksiyonun ve hatanın sinyallerinin akışı gösterilmiştir.

Bu algoritma; hataları geriye doğru çıkıştan girişe azaltmaya çalışmasından dolayı geri yayılım ismini almıştır. Geri yayımlı öğrenme kuralı ağı çıkışındaki mevcut hata düzeyine göre her bir tabakadaki ağırlıkları yeniden hesaplamak için kullanılmaktadır. Bir geri yayımlı ağı modelinde giriş katmanı, gizli katman ve çıkış

katmanı olmak üzere 3 katman bulunmakla birlikte, problemin özelliklerine göre gizli katman sayısını artırabilmek mümkündür (Rumelhart, 1986).



Şekil 5.11 : YSA'da tahmin ve öğrenme

Bir giriş veri seti yapay sinir ağına girdikten gizli katmanlardaki transfer fonksiyonları sayesinde yeni değerlere dönüşerek en son katman olan çıkış katmanına varır. Çıkış katmanında elde edilen fiili çıktı, gerçek çıktı ile karşılaştırılır. Fiili ve olması gereken değerler arasındaki fark, her çıktı düğümü için bir hata sinyali olarak hesaplanır. Hesaplanan hata sinyalleri, her çıktı düğümüne karşı gelen ara katmandaki düğümlere aktarılır. Böylece ara katmandaki düğümlerin her biri toplam hatanın sadece hesaplanan bir kısmını içerir. Bu süreç her katmandaki düğümler toplam hatanın belirli bir kısmını içerecek şekilde giriş katmanına kadar tekrarlanır ve böylece ağın eğitim aşaması tamamlanmış olur. Elde edilen hata sinyalleri temel alınarak, bağlantı ağırlıkları her düğümde yeniden düzenlenir. Bu düzenleme tüm verilerin kodlanabileceği bir duruma ağın yakınsamasını sağlar. Katmanlar arasındaki bağlantılardaki ağırlık değerleri eğitimi tamamlamış ağdan alınarak deneme safhasında kullanılmak üzere saklanır.

Genelleştirilmiş delta öğrenim algoritması genel hatlarıyla şöyledir (Jang ve diğ., 1997; Ergezer ve diğ., 2003):

j çıkış katmanı ve i bu katmana bilgi gönderen çıkış olmayan katman olarak tasarlandığında j çıkış katmanından hesaplanan o_j değeri şu şekilde hesaplanır:

$$o_j = f(net_j) = f(x) \quad (5-4)$$

$$net_j = \sum_i^j w_{ji} o_i + b_j \quad (5-5)$$

Denklemden,

o_i : i. biriminin çıkışı

w_{ji} : i biriminden j birimine bağlantının ağırlığı,

b_j : j biriminin kutbu (bias)

net_j : çıkışı j birimine akan her i biriminin toplamıdır.

$f(x)$; bir monoton artan ve türevi alınabilen fonksiyondur. Pratikte, türeve alınabilir bir fonksiyon olduğundan dolayı sigmoid fonksiyonu daha çok kullanılır.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (5-6)$$

Geri yayılım algoritmasının amacı aşağıdaki E değerini (hataların karelerinin toplamı) minimum yapacak ağırlıkları hesaplamaktır.

$$E = \frac{1}{2} \sum (t_j - o_j)^2 \quad ; j \in \text{çıkış katmanı} \quad (5-7)$$

w_{ji} değerleri şu şekilde güncellenir.

x_i : Giriş işaretinin i bileşeni;

t_j : Çıkış vektörünün j bileşeni;

o_j : YSA'nın giriş verileri için ürettiği çıkış olmak üzere;

$$\delta_j = (t_j - o_j) \quad (5-8)$$

$$\Delta w_{ji} = -\varepsilon \left(\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} \right) \quad (5-9)$$

Burada ε : öğrenme oranı adı verilen küçük bir pozitif sabit sayıdır.

Şayet gizli katman yok ise; (5-9)'in sağ tarafı hesaplanır, o zaman;

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial w_{ji}} \quad (5-10)$$

$$\frac{\partial E}{\partial o_j} = -(t_j - o_j) = -\delta_j \quad (5-11)$$

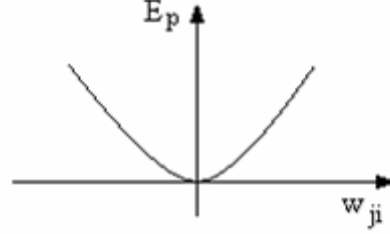
$$o_j = \sum_i w_{ji} x_i \text{ ise;} \quad (5-12)$$

$$\frac{\partial o_j}{\partial w_{ji}} = x_i \quad (5-13)$$

elde edilir. (5-11) ve (5-13) ifadeleri (5-10)'da yerine konulursa;

$$-\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \delta_j x_i \quad (5-14)$$

olur. Hata fonksiyonu Şekil 5.12'de gösterildiği gibidir.



Şekil 5.12 : Gizli katmanı olmayan ağın hata fonksiyonu

Bu durumda j. düğümün lineer olmayan çıkışı;

$$o_j = f_j(net_j) \Rightarrow net_j = \sum_i w_{ji} o_i \quad (5-15)$$

şeklindedir.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial w_{ji}} \Leftrightarrow \frac{\partial net_j}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial}{\partial w_{ji}} \sum_k w_{jk} o_k = o_i \quad (5-16)$$

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial net_j} = -\frac{\partial E}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial net_j} = -\frac{\partial E}{\partial o_j} f'_j(net_j) \quad (5-17)$$

İki durum söz konusudur:

1- Eğer o_j YSA'nın çıkışı ise; (5-11) ifadesini (5-17)'de yerine koyarsak,

$$\delta_j = (t_j - o_j) f'_j(net_j) \quad (5-18)$$

bulunur.

2- Eğer o_j gizli katmanların çıkışı ise;

$$\sum_k \frac{\partial E}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial o_j} \text{ şeklinde ise,} \quad (5-19)$$

$$\sum_k \frac{\partial E}{\partial net_k} \frac{\partial}{\partial o_j} \sum_i w_{ki} o_i = -\sum_k \delta_k w_{kj} \quad (5-20)$$

Bulunan sonuç (5-17)'de yerine konulursa;

$$\delta_j = f'(net_j) \sum_k \delta_k w_{kj} \quad (5-21)$$

elde edilir. (5-20) denklemindeki (-) işareti, ağırlıkların ters yönde değiştiğini belirtir.

Bütün yapılan işlemler kısaca özetlenecek olursa;

1. Genelleştirilmiş Δ (delta) kuralı:

$$\Delta w_{ji} = \varepsilon \delta_j x_i \quad (5-22)$$

2. Çıkış katmanı elemanları için;

$$\delta_j = (t_j - o_j) f'_j(net_j) \quad (5-23)$$

3. Gizli katman elemanları için;

$$\delta_j = f'_j(net_j) \sum_k \delta_k w_{kj} \quad (5-24)$$

olur. İşlem elemanında, transfer fonksiyonu olarak sigmoid fonksiyonu kullanılırsa;

$$o_j = \frac{1}{1 + e^{-\sum_i w_{ji} o_i + \theta_j}} \quad (5-25)$$

$$net_j = \sum_i w_{ji} o_i + \theta_j \quad (5-26)$$

(5-26) ifadesinin türevi alınır ve gerekli kısaltmalar yapılırsa;

$$\frac{\partial o_j}{\partial net_j} = o_j (1 - o_j) \quad (5-27)$$

bulunur. Bu (5-18) de yerine konulursa, çıkış elemanı için;

$$\delta_j = (t_j - o_j) o_j (1 - o_j) \quad (5-28)$$

elde edilir. (5-27); (5-21) de yerine konulursa, gizli katman elemanı için;

$$\delta_j = o_j (1 - o_j) \sum_k \delta_k w_{kj} \quad (5-29)$$

bulunur.

Hesaplamayı hızlandırmak için momentum terimleri (α) eklenirse, en genel halde çıkış ve gizli katman ifadeleri şu şekilde olur:

$$\Delta w_{ji}(t+1) = \varepsilon \delta_j o_i + \alpha \Delta w_{ji}(t) \quad (5-30)$$

t, öğrenme devirlerinin sayısını gösterir. (α) ise küçük pozitif bir sayıdır.

5.8 Hatanın Geriye Yayılması Algoritmasının Geliştirilmesi

Genelde hatanın geriye yayılması algoritmasında öğrenme yavaştır. Bu durum tipik olarak hata yüzeyinin karakteristiği sebebiyledir. Hatanın geriye yayılması algoritmasını geliştirme amacıyla pek çok öneri ortaya atılmıştır. Bunların çoğu deneyime dayalı düzenlemeler olup, bazıları sistemin hızını artırmaya yönelik, bazıları yerel minimuma takılıp kalmayı önlemeye yönelik; bazıları da sistemin genelleme yeteneğini arttırmaya yöneliktir (Lippman, 1987; Moller, 1993). Bunlardan birkaçı izah edilecektir.

5.8.1 İlişki Ağırlıklarının Atanması

Hatanın geriye yayılması algoritması; algoritmanın gradyan azalma tabanlı olması sebebiyle, ilk şartlara çok duyarlıdır. Eğer ilk atanan ağırlık vektörü, hata yüzeyinin minimumuna çok yakın ve eğimli bir bölgede ise YSA'nın öğrenmesi çok çabuk olacaktır. Eğer ilk atanan ağırlık vektörü, hata yüzeyinin minimumuna uzak ve eğimsiz bir bölgede ise bu durumda sonuca ulaşmak çok zaman alabileceği gibi ulaşılamaya bilir de.

5.8.2 Öğrenme Katsayısı

Hatanın geriye yayılması algoritmasında çözüme ulaşma hızı ile öğrenme katsayısının değeri doğrudan alakalıdır. Eğer öğrenme katsayısı küçük seçilirse YSA'nın takip edeceği araştırma yolu gradyan yola çok yakın olacaktır. Bu durumda yerel minimuma ulaşmak için alınacak adım sayısı artacağından çözüme ulaşmak uzun zaman alacaktır. Diğer yandan, öğrenme katsayısı çok büyük seçilirse başlangıçta YSA çözüme kolay yaklaşacak fakat çözüm civarında osilasyon yaparak çözümü bulamayacaktır. Genelde minimumdan uzak bölgelerde büyük adım kat etmek ve minimum civarında küçük adımlar kullanmak en uygun çözümdür.

5.8.3 Momentum Katsayısı

Hatanın geriye yayılması algoritmasının hızının arttırılmasında diğer bir metot ağırlıkları değiştirme formülüne momentum katsayısının dahil edilmesidir. Bununla

$\frac{\partial E}{\partial w_i}$ kısmi türevinin işaret değiştirmesini takip etmek yerine; her Δw_i ağırlık değişmesine, değişimi azalma doğrultusunda hızlandıracak bir momentum verilmiş olur.

Momentum katsayısı bir önceki iterasyondaki değişimin belirli bir oranının yeni değişim miktarına eklenmesini sağlamaktadır. Bu özellikle yerel çözümlere takılan ağırların sıçrama ile daha iyi sonuçlar bulması için önerilmiştir. Momentum değerinin küçük olması yerel çözümlerden kurtulmayı zorlaştırabilir. Çok büyük değerler ise tek bir çözüme ulaşmada sorun oluşturabilirler.

5.9 Levenberg- Marquardt Algoritması

Geri yayılım algoritması (GYA) çok kullanılmasına rağmen bazı dezavantajları bulunmaktadır. GYA sonuca çok yavaş olarak yaklaşmaktadır. Ayrıca lokal minimuma yakalanma riski de vardır. Geri yayılım, bir gradyan azalan algoritmasıyken, Levenberg-Marquardt (LM) algoritması Newton metoduna bir yaklaşımdır. LM algoritması, Newton metodunun hızıyla, gradyant azalan metodun sağlamlığının bileşkesidir (Hagan ve Menjah, 1994; Charalambous, 1992).

LM öğrenme algoritması bir minimum araştırma metodudur. Her bir iterasyon adımında hata yüzeyine parabolik yaklaşımla yaklaşılr ve parabolün minimumu o adım için çözümü oluşturur. $E(x)$, hataların kareleri toplamı olduğunda, Newton metoduna göre minimizasyonu şöyle olacaktır.

$$\Delta x = -[\nabla^2 E(x)]^{-1} \nabla E(x) \quad (5-31)$$

Denklemde $\nabla^2 E(x)$ Hessian matrisidir, $\nabla E(x)$ ise eğimdir.

$J(x)$; Jacobian matris olmak üzere;

$$J(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_1(x)}{\partial x_2} & \dots & \dots & \frac{\partial e_1(x)}{\partial x_n} \\ \frac{\partial e_2(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_2(x)}{\partial x_2} & \dots & \dots & \frac{\partial e_2(x)}{\partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial e_N(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_N(x)}{\partial x_2} & \dots & \dots & \frac{\partial e_N(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (5-32)$$

$$\nabla E(x) = J^T(x)e(x) \quad (5-33)$$

$$\nabla^2 E(x) = J^T(x)J(x) + S(x) \quad (5-34)$$

$$S(x) = \sum_{i=1}^N e_i(x) \nabla^2 e_i(x) \quad (5-35)$$

Gauss-Newton metodu için $S(x) \approx 0$ kabul edilir ve (5-31) güncellenerek şu hale gelir:

$$\Delta x = [J^T(x)J(x)]^{-1} J^T(x)e(x) \quad (5-36)$$

Levenberg-Marquardt modifikasyonu ile Gauss-Newton metodu şöyle olur.

$$\Delta x = [J^T(x)J(x) + \mu I]^{-1} J^T(x)e(x) \quad (5-37)$$

μ sıfır olduğunda bu denklik Gauss-Newton metoduna dönüşür, büyük μ değerleri için gradyan azalan metoduna dönüşür.

Levenberg-Marquardt algoritması çok hızlı olarak çözüme ulaşmasına rağmen çok fazla bellek gerektirmektedir. Geri yayılım algoritması ise sonuca yavaş ulaşmakta ve daha az bellek gerektirmektedir.

5.10 YSA Kullanımının Sebepleri

YSA'nın hesaplama ve bilgi işleme gücünü, paralel dağılmış yapısından, öğrenme ve genelleme yeteneğinden aldığı söylenebilir (Haykin, 1994; Jang ve diğ., 1997).

Genelleme, eğitim ya da öğrenme sürecinde karşılaşılmayan girişler için de YSA'nın uygun tepkileri üretmesi olarak tanımlanır. Örneğin, karakter tanıma amacıyla eğitilmiş bir YSA, bozuk karakter girişlerinde de doğru karakterleri verebilir ya da bir sistemin eğitilmiş YSA modeli, eğitim sürecinde verilmeyen giriş sinyalleri için

de sistemle aynı davranışı gösterebilir. Bu üstün özellikleri, YSA'nın karmaşık problemleri çözebilme yeteneğini gösterir

YSA'lar, tahmin, örnek değerlendirme ve gruplama işlemlerinde etkilidir (Jang, ve diğ., 1997). Aynı işlemleri klasik bir bilgisayar programı ile yapmak da mümkündür. YSA'lar, açıkça kuralları bulunmayan veya anında optimizasyon kısıtlamaları koyan uygulamalar için idealdir. YSA için endüstriyel kontrol işlemleri oldukça yaygın uygulama alanlarıdır. Burada kurallar çok sık değişmez ve üstelik iyi bir tarafı da öteki çalışma koşullarına ait verilerin bol oluşudur

YSA'lar verileri doğrusal olmayan fonksiyonlar kullanarak modellerler. Bu özellikleri nedeni ile daha karmaşık problemleri doğrusal tekniklerden daha doğru çözerler. Doğrusal olmayan davranışlar hissedilir, algılanır, bilinebilir, ancak bu davranışları ya da problemleri matematiksel olarak çözmek zordur. YSA'lar yapısındaki paralellik sayesinde bağımsız işlemleri aynı anda çok hızlı bir şekilde yürütebilirler. Paralel donanımlar yapıları gereği YSA'lara uygun olduğundan kendisine alternatif çözüm metodlarından daha elverişlidir (Lippman, 1987, Haykin, 1994). Ayrıca veri toplama için bir ön sorgulama ya da açıklama gerekmemektedir. (Hagan, 1996).

YSA' nın arzu edilen davranışı gösterebilmesi için amaca uygun olarak ayarlanması gerekir. Bu, hücreler arasında doğru bağlantıların yapılması ve bağlantıların uygun ağırlıklara sahip olması gerektiğini ifade eder. YSA' nın karmaşık yapısı nedeniyle bağlantılar ve ağırlıklar önceden ayarlı olarak verilemez ya da tasarlanamaz. Bu nedenle YSA, istenen davranışı gösterecek şekilde ilgilendiği problemten aldığı eğitim örneklerini kullanarak problemi öğrenmelidir.

Bunların yanında YSA uygulamalarının bazı dezavantajları da mevcuttur. Şöyle ki;

- Bir problemin çözümünde çok uygun bir çözüm bulamayabilirler ve çözümde hata yapabilirler. Buna sebep ise eğitilecek bir fonksiyonun bulunamamasıdır. Fonksiyon bulunsan bile yeterli veri sağlanmayabilir.
- Sonuç almak yüzlerce giriş örneğinin hesaplanmasına bağlı olabilir. Ayrıca hangi ağırlığın sonucu nasıl etkileyeceğini tahmin etmek zordur.
- YSA'larla bir dizi işlem yapmak, bunları eğitmek yavaş ve pahalı olabilir. Maliyeti arttıran sebeplerden ilki eğitme verilerinin toplanması ve değerlendirilmesidir. Doğru değerleri bulmak için deneyler yapmak gerekebilir.

- Bir YSA'nın kalitesi ve kapasitesi uygulamadaki hızı ile orantılıdır. Öyleki düğüm sayısındaki az bir artış bile yürütme zamanında çok daha fazla artışa sebep olur. Örneğin 100 düğümde 10 000 bağlantı var ise, standart bir mikro-işlemci bunu 10 000 000 çarpma, saklama işlemi yaparak hesaplanır. Böylece ağdan saniyede 1000 geçiş olur. Eğer 300 düğüm var ise aynı işlemci ancak 100 kere geçiş yapmayı sağlayabilir. Kısacası düğüm sayısı 3 kat arttığında cevap süresi 10 kat azalır.

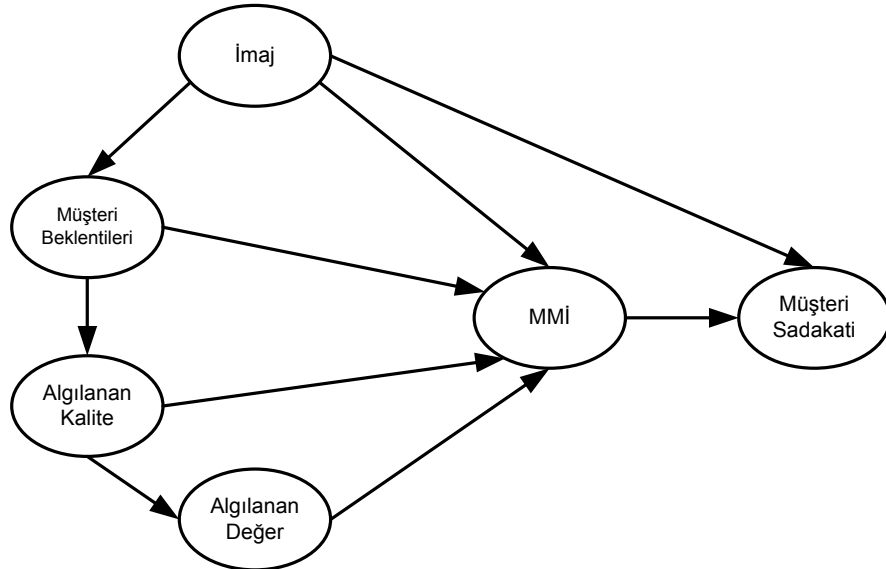
Bir YSA modelinde ilk yapılması gereken modelin tasarımıdır. Bu aşamada, tasarımcının bilgi ve tecrübesi, konuyla ilgili literatür bilgileri ve sezgisel yaklaşımlar önem arz etmektedir. Modelin tasarlanırken girdi-işlem-çıkış mantığı izlenmelidir. Modelde kullanılacak verilerin girdiler ve çıktılar olarak ayrıştırılması ve gerekiyorsa verilerin bir ön temizleme işleminden geçirilmesi gerekmektedir. Bu temizleme işlemi modelin etkinliğini artırma bakımından önemlidir. Çok sayıda değişkenin kullanıldığı durumlarda değişken sayısını azaltmak amacıyla ana bileşenler analizi (Principal Component Analysis) gibi bazı istatistik yöntemler kullanılabilir.

6 MÜŞTERİ MEMNUNİYET İNDEKSİ UYGULAMASI

6.1 Müşteri Memnuniyet İndeksinin Geliştirilmesi

Uygulamada kullanılan müşteri memnuniyet indeks modeli diğer ulusal müşteri memnuniyet indeksleri göz önünde bulundurularak geliştirilmiştir. Modelin yapısı genel olarak Avrupa Müşteri Memnuniyet İndeks (ECSI) modeline benzemektedir. Memnuniyet faktörü modelin ortasında olmak üzere, imaj, müşteri beklentileri, algılanan kalite ve algılanan değer memnuniyete etki eden gizli değişkenlerdir. Bunların hepsinin memnuniyet üzerinde pozitif etkisi olduğu düşünülmektedir. Müşteri memnuniyetin sonucu olarak müşteri sadakati bulunmaktadır.

Şekil 6.1’de gösterilen modelin ACSI modelinden 2 önemli farkı vardır. Birincisi; bu modelde firma imajı müşteri memnuniyetine etki eden bir faktör olarak kullanılmıştır. Martensen ve diğ. (2000) firma imajının müşteri memnuniyeti üzerinde önemli bir etkisi olduğunu belirtmiştir. Diğeri ise ACSI modelinde müşteri memnuniyetinin bir sonucu olarak müşteri şikayetleri verilmiştir. Bu çalışmada ise müşteri şikayetleri ayrı bir soru olarak sorulmuş ancak yapısal modele dahil edilmemiştir.



Şekil 6.1 : Geliştirilen MMİ modeli

Bu çalışmada geliştirilen modelin daha öncekilerden önemli bir farkı algılanan müşteri beklentileri ile algılanan değer arasındaki ilişkinin kaldırılmış olmasıdır. Bu ilişki ACSI ve ECSI modellerinde bulunmakla beraber bu ilişkinin çoğu uygulamalarda çok zayıf olduğu ve istatistiksel olarak anlamlı olmadığı belirtilmiştir (Fornell, 1996; Johnson ve diğ., 2001). Bu çalışma kapsamında yaptığımız pilot uygulamada da bu ilişki zayıf ve istatistiksel olarak anlamlı bulunmamıştır. Bu sebeple bu ilişki modelden çıkartılmıştır. Bu durumda algılanan değer üzerinde sadece algılanan kalitenin etkisi mevcuttur.

Modelde kullanılan gizli değişkenler ve bunların ölçülmesinde kullanılan ölçüm değişkenleri Tablo 6.1’de verilmiştir. Her bir faktör çok sayıda değişken tarafından ölçülmüştür. Bu durum tek bir soru ile ölçme durumuna kıyasla o faktörün daha iyi tahmin edilmesini sağlamaktadır.

Tablo 6.1 : MMİ modelinde kullanılan gizli ve ölçümlenen değişkenler

Gizli Değişkenler	Ölçüm (Gözlem) Değişkenleri
İM İmaj	İM1: Güvenilirlik İM2: Ürün ve hizmetlerde profesyonellik İM3: Topluma yapılan sosyal katkılar İM4: Müşteri ilişkileri İM5: Yenilikçilik ve ileri görüşlülük İM6: Kullanıcıya değer katma (prestij)
MB Müşteri Beklentiler	MB1: Kişisel ihtiyacın karşılanmasına yönelik beklentiler MB2: Genel kaliteyle ilgili beklentiler MB3: Ürün kalitesi ile ilgili beklentiler MB4: Hizmet kalitesi ile ilgili beklentileri
AK Algılanan Kalite	AK1: Genel kalite AK2: Ürün kalitesi (teknik) AK3: Hizmet kalitesi AK4: Satış ve sonrası müşteri ilişkileri kalitesi AK5: Kullanım amacına uygunluk
AD Algılanan Değer	AK1: Fiyat / Performans AK2: Performans / Fiyat
MMİ Müşteri Memnuniyet İndeksi	MMİ1: Genel memnuniyet MMİ2: Beklentilerin karşılanması MMİ3: İdealle karşılaştırma
MS Müşteri Sadakati	MS1: Tekrar alma durumu MS2: Diğerlerine tavsiye etme MS3: Fiyat esnekliği

6.2 Veri Toplama

Modelin uygulaması ve verilerin toplanması cep telefonu sektöründe yapılmıştır. Cep telefonu sektörü son yıllarda oldukça hareketli ve yaygın bir sektör konumuna gelmiştir. Devlet İstatistik Enstitüsü (DİE) 2004 yılı verilerine göre Türkiye’de 34.707.549 cep telefonu abonesi bulunmaktadır. Bu rakam neredeyse ülkemiz nüfusunun yarısının cep telefonun sahibi olduğunu göstermektedir. Cep telefonu sektöründe özellikle büyük ve imajı güçlü firmalar daha uzun soluklu yatırımlar yapabilmekte ve müşterilerine kalitesi yüksek ürünler sunabilmektedirler. Pazarda en fazla satış rakamlarına sahip olan firmalar; Nokia, Panasonic, Motorola, Sony Ericsson ve Siemensdir. Bu firmalar daha fazla müşteriye ulaşabilmek ve daha fazla ürün satabilmek amacıyla her gün yeni ürünler geliştirmekte ve pazara sunmaktadırlar. Özellikle Türkiye gibi gelişmekte olan ülkelerde, insanların büyük bir kısmı teknolojiye olan ilgilerini, cep telefonu kullanarak göstermektedirler. Çünkü henüz birçok insan için bir bilgisayar; kullanımı zor, gereksiz ya da pahalı olarak gözükmektedir. Bununla beraber cep telefonu markaları arasında da gerek mevcut teknoloji, gerek kullanım kolaylığı ve kalite gerekse de fiyat yönünden belirgin farklar bulunmaktadır.

Bu çalışma kapsamında geliştirilen modeldeki değişkenleri ölçebilmek amacıyla bir anket hazırlanmıştır. Ankette ölçüm modeliyle ilgili toplam 23 model sorusunun yanı sıra müşterilerle ilgili demografik sorular (yaş, cinsiyet, eğitim, meslek) ve değerlendirilen ürünü ne kadar zamandır kullandıkları sorusu da bulunmaktadır. Müşterilerin ürünle ilgili hangi sıklıkla şikayet ettiklerini ölçmek amacıyla da ayrıca bir soru mevcuttur. Anket soruları Ek-A’da verilmiştir

Anket uygulaması iki aşamada yapılmıştır. İlk aşamada hazırlanan anket; soruların anlaşılabilirliği, ölçülen kavramların doğruluğu ve anket yapısının uygunluğunu test etmek amacıyla 185 kişi üzerinde uygulanmıştır. Bu test uygulama sonucunda model ve buna bağlı olarak da bazı anket soruları güncellenmiştir. İlk anket değerlendirmesinde model değişkenleriyle ilgili basit istatistik sonuçları Tablo 6.2’de verilmiştir. Bu sonuçlara göre bazı soruların cevaplandırılma oranlarının düşük olduğu görülmektedir. Soruya verilen cevap oranının düşük olmasının sebeplerinden biri; soru yapı olarak anlaşılması zordur ve değerlendirici soruyu anlamamıştır. Bir diğeri ise; değerlendiricinin bu özelliklerle ilgili bir tecrübesi hiç olmamıştır ve soru ona anlamsız gelmiştir. Bu tür sebepler göz önünde bulundurularak sorular tekrar

gözden geçirildi ve bu soruların daha rahat anlaşılabilceği şekilde anket sorularında biçimsel değişiklikler yapıldı.

Tablo 6.2 : Pilot uygulamanın basit istatistikleri

Değişken	Cevap	Eksik	Ort	Std. Sapma	Min	Max
İM1	147	38	7.52	1.79	2	10
İM2	127	58	7.31	1.88	2	10
İM3	120	65	6.20	2.10	1	10
İM4	137	48	6.40	2.08	1	10
İM5	138	47	7.45	2.10	1	10
MB1	175	10	6.90	1.89	2	10
MB2	183	2	6.98	1.87	2	10
MB3	184	1	6.92	1.99	2	10
AK1	182	3	6.95	2.00	2	10
AK2	182	3	6.81	2.02	2	10
AK3	165	20	6.37	2.05	1	10
AK4	174	11	6.48	2.06	2	10
AK5	177	8	6.34	2.17	1	10
AD1	183	2	6.57	2.04	1	10
AD2	183	2	6.38	2.05	2	10
MMİ1	184	1	6.83	2.02	2	10
MMİ2	183	2	6.63	1.96	1	10
MMİ3	178	7	6.59	2.38	1	10
MS1	176	9	6.06	2.75	1	10
MS2	180	5	6.63	2.69	1	10

Güncellenen anket formu son kontrolün yapılması amacıyla 50 kişiye uygulandı ve bu değerlendiricilerin görüşleri doğrultusunda son şekline sokuldu. Anket Mayıs 2004’de İstanbul’da 18 yaş ve üzeri 710 cep telefonu kullanıcısına uygulandı. SPSS istatistik programı kullanılarak tanımlayıcı (descriptive) istatistik sonuçları elde edildi. Bu sonuçlar ışığında 58 örneğin aşağıdaki nedenlerden dolayı veri setinden çıkartılmasına karar verildi:

1. Çok fazla sayıda cevapsız soru bırakılmış.
2. Çok yüzeysel değerlendirme yapılmış. (Soruların tamamına 1 ya da 10 vermişler)

Ankette soruların değerlendirilmesi için 1-10 aralıklı Likert skala kullanılmıştır. 1-10 ölçekli Likert skalanın yerine bazı uygulamalarda 1-5, 1-7 Likert skala da kullanmak ta mümkün olmakla beraber gerek 1-10 Likert skala aşağıdaki sebeplerden dolayı tercih edilmiştir:

1. Değerlendiriciye daha rahat bir değerlendirme imkanı sunması.

2. Anket değerlendirmelerinde verilen cevaplar her ne kadar bir değerlendirme derecesini gösterse de %100 kesin ölçüm sonuçları olarak değerlendirilemezler. Sübjektiflikten tamamen bağımsız olmaları imkansızdır. Bu da elde edilen verilerle yapılacak değerlendirmelerin güvenilirliğini tartışmalı hale sokmaktadır. Bu durumda ölçeğin geniş tutulması elde edilen sonuçların dar ölçekli değerlendirmelere göre daha güvenilir sonuçlar vermesini sağlamaktadır.

Modelde kullanılan toplam 23 gözlemlenen değişkenle ilgili toplanan 652 örnekten oluşan veri seti için tanımlayıcı istatistikler Tablo 6.3’de verilmiştir.

Tablo 6.3 : Güncellenmiş uygulamanın basit istatistikleri

Değişken	Veri	Eksik	Oran (%)	Ortalama	Std. Sapma	Min	Max
İM1	652	0	0.0	7.52	1.71	1	10
İM2	647	5	0.8	7.52	1.80	1	10
İM3	640	12	1.8	5.79	2.39	1	10
İM4	640	12	1.8	6.43	2.14	1	10
İM5	649	3	0.5	7.88	4.10	1	10
İM6	635	17	2.6	6.46	2.45	1	10
MB1	652	0	0.0	7.45	1.67	1	10
MB2	651	1	0.2	7.66	1.74	1	10
MB3	651	1	0.2	7.08	1.99	1	10
MB4	650	2	0.3	7.55	1.81	1	10
AK1	651	1	0.2	7.34	1.67	1	10
AK2	648	4	0.6	7.40	1.74	1	10
AK3	646	6	0.9	6.94	1.97	1	10
AK4	643	9	1.4	6.87	1.86	1	10
AK5	646	6	0.9	7.80	1.78	1	10
AD1	649	3	0.5	6.37	2.22	1	10
AD2	643	9	1.4	6.39	2.23	1	10
MM1	651	1	0.2	7.04	1.79	1	10
MM2	645	7	1.1	7.04	1.82	1	10
MM3	648	4	0.6	5.85	2.17	1	10
MS1	650	2	0.3	7.32	2.59	1	10
MS2	649	3	0.5	7.25	2.43	1	10
MS3	646	6	0.9	6.22	2.99	1	10

Müşteri memnuniyet modelinin güvenilir bir şekilde tahmin edilebilmesi ve doğru indeks sonuçları hesaplanabilmesi için tavsiye edilen asgari örnek sayısı 200’dür (Fornell ve Larcker, 1981). Bu çalışmada ise örnek sayısı 652’dir.

Yeni modelde değerlendiricilerin daha az sayıda soruyu cevapsız bırakmalarının bazı sebepleri şöylece sıralanabilir:

- Soruların daha anlaşılır olması

- Anket sayfa düzeninin değerlendiriciyi çok yormayacak ve kolay cevaplanabilecek şekilde tasarlanması.
- Anket sırasında değerlendiricilere soruları tam cevaplamaları üzerine telkinde bulunulmuş olması.

Değişkenler arasındaki ilişkilerin doğru olarak modellenebilmesi için her değişkendeki eksik verilerin uygun bir prosedüre göre tamamlanması gerekmektedir. Bu çalışmada değişkenlerdeki eksik veriler değişkenin ortalaması ile tamamlanmıştır.

6.3 Veri Analizleri

Likert skala kullanımı, anket uygulamalarında en etkin yol olmakla beraber elde edilen sonuçları doğru yorumlamak gerekir. Şöyle ki: Likert ölçüm sistemlerinde uç noktalar en kötü ve en iyi durumları gösterirler. Bu uygulamada 1 en kötü durumu, 10 ise en iyi durumu göstermektedir (1: çok kötü, hiç memnun değilim, 10: çok iyi, çok memnunum).

Buradaki rakamlar her ne kadar nümerik değer ifade etseler de aslında bu değerler kıyas için kullanılmaktadır. Yani memnuniyetin bir birimi yoktur. Ancak 10'luk ölçek üzerinden bir memnuniyet değerlendirilmesi yapılmaktadır. Bu açıdan bu değerlerin birer kıyas değerleri olduğunu göz önünde bulundurmak gerekir.

Bununla birlikte bu ölçekte en küçük değer 1'dir. Sonuçları 1-10 arası yerine 0-10 arasında yaymak elde edilecek sonuçları 0 merkezli yorumlamamızı sağlayacaktır. Bu amaçla tüm değerleri 0-10 arası değerlere dönüştürüldü.

$$x_{jh} = [(V_{jh} - 1)/9] * 10 \quad (6-1)$$

V_{jh} : Anket değeri ($1 \leq V_{jh} \leq 10$)

x_{jh} : Yeni değer ($0 \leq x_{jh} \leq 10$)

Bu formüle göre 1-10 arası değerler Tablo 6.4'deki değerlere dönüşmüş oldular:

Tablo 6.4 : Normalize değerler tablosu

Anket değeri	Yeni Değer x_{jh}	Anket değeri	Yeni Değer x_{jh}
1	0.00	6	5.56
2	1.11	7	6.67
3	2.22	8	7.78
4	3.33	9	8.89
5	4.44	10	10.00

Normalize edilen değişkenlerin basit istatistik sonuçları Tablo 6.5'deki gibidir.

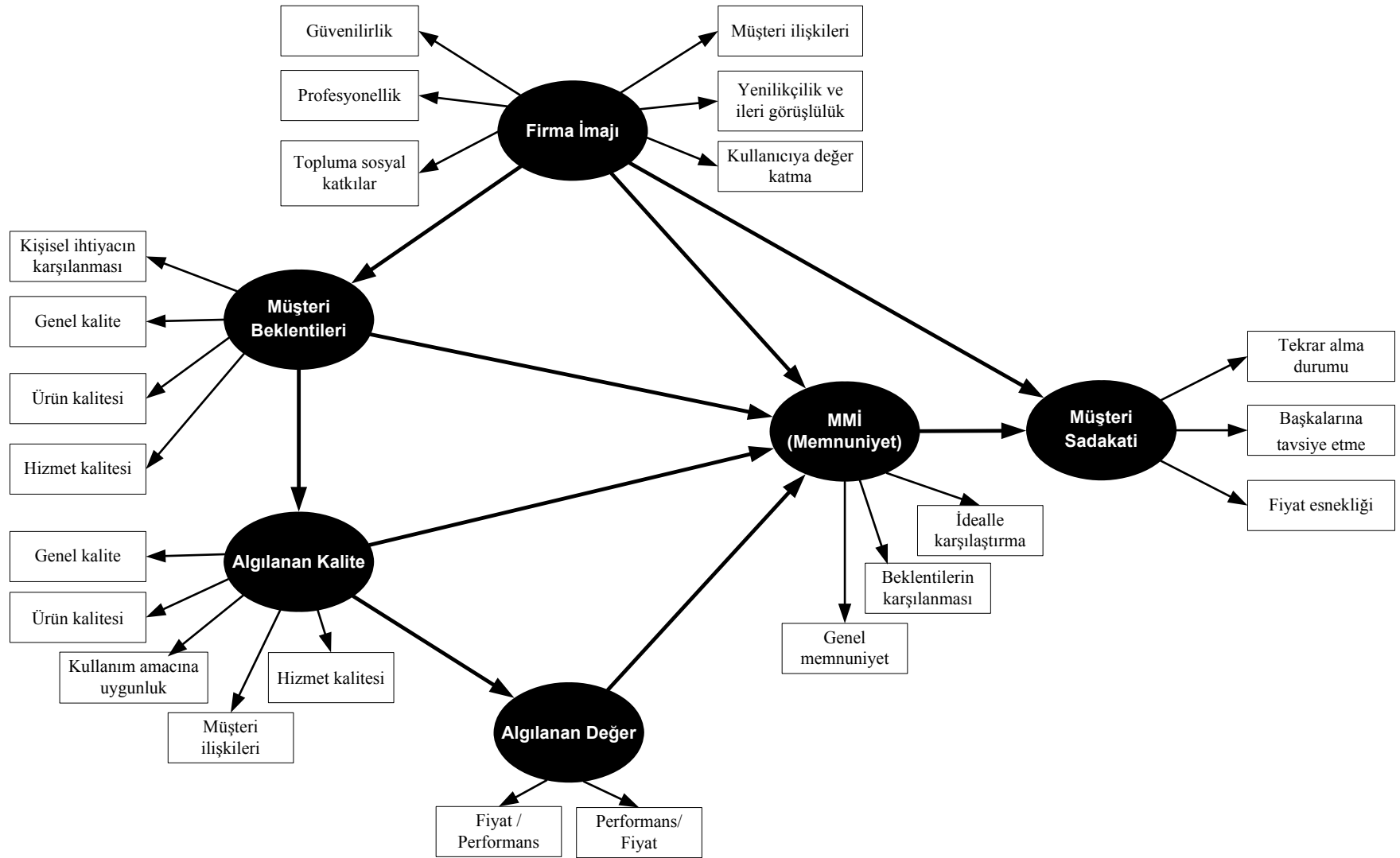
Tablo 6.5 : Normal değerlere göre basit istatistikler

Değişken	Ort	Standard Sapma	Min 1	Max 1
İM1	7.24	1.90	0.00	10.00
İM2	7.25	1.99	0.00	10.00
İM3	5.32	2.63	0.00	10.00
İM4	6.03	2.36	0.00	10.00
İM5	7.49	2.22	0.00	10.00
İM6	6.07	2.69	0.00	10.00
MB1	7.17	1.86	0.00	10.00
MB2	7.41	1.93	0.00	10.00
MB3	6.75	2.20	0.00	10.00
MB4	7.28	2.01	0.00	10.00
AK1	7.05	1.85	0.00	10.00
AK2	7.11	1.92	0.00	10.00
AK3	6.60	2.17	0.00	10.00
AK4	6.52	2.05	0.00	10.00
AK5	7.55	1.97	0.00	10.00
AD1	5.97	2.46	0.00	10.00
AD2	5.99	2.45	0.00	10.00
MMİ1	6.71	1.98	0.00	10.00
MMİ2	6.71	2.01	0.00	10.00
MMİ3	5.39	2.40	0.00	10.00
MS1	7.03	2.88	0.00	10.00
MS2	6.94	2.69	0.00	10.00
MS3	5.80	3.31	0.00	10.00

MMİ modelindeki ölçüm değişkenleri arası korelasyon değerleri Tablo 6.6’da verilmiştir. Modelin detaylı gösterimi ise Şekil 6.2’deki gibidir.

Tablo 6.6 : Değişkenlerin birbirleriyle olan korelasyon ilişkileri

Değişken	İM1	İM2	İM3	İM4	İM5	İM6	MB1	MB2	MB3	MB4	AK1	AK2	AK3	AK4	AK5	AD1	AD2	MMİ1	MMİ2	MMİ3	MS1	MS2	MS3
İM1	1.000																						
İM2	0.696	1.000																					
İM3	0.435	0.419	1.000																				
İM4	0.442	0.468	0.593	1.000																			
İM5	0.489	0.552	0.331	0.480	1.000																		
İM6	0.412	0.383	0.384	0.434	0.466	1.000																	
MB1	0.495	0.462	0.276	0.326	0.414	0.381	1.000																
MB2	0.414	0.399	0.246	0.312	0.412	0.327	0.616	1.000															
MB3	0.360	0.339	0.283	0.397	0.312	0.291	0.483	0.519	1.000														
MB4	0.433	0.412	0.287	0.372	0.452	0.325	0.548	0.576	0.597	1.000													
AK1	0.554	0.538	0.372	0.386	0.475	0.367	0.547	0.507	0.443	0.667	1.000												
AK2	0.494	0.484	0.379	0.385	0.438	0.358	0.482	0.431	0.423	0.652	0.764	1.000											
AK3	0.426	0.395	0.406	0.461	0.402	0.358	0.386	0.432	0.562	0.511	0.574	0.592	1.000										
AK4	0.395	0.409	0.431	0.505	0.425	0.374	0.379	0.366	0.504	0.446	0.546	0.510	0.695	1.000									
AK5	0.468	0.458	0.281	0.378	0.488	0.352	0.510	0.541	0.461	0.560	0.599	0.554	0.527	0.575	1.000								
AD1	0.355	0.340	0.311	0.258	0.260	0.330	0.318	0.279	0.306	0.362	0.434	0.418	0.385	0.381	0.422	1.000							
AD2	0.363	0.318	0.278	0.253	0.300	0.298	0.308	0.301	0.293	0.376	0.462	0.435	0.389	0.356	0.421	0.783	1.000						
MMİ1	0.542	0.529	0.372	0.389	0.458	0.376	0.460	0.470	0.441	0.522	0.612	0.556	0.514	0.506	0.608	0.592	0.650	1.000					
MMİ2	0.511	0.499	0.362	0.364	0.463	0.405	0.428	0.491	0.421	0.497	0.575	0.541	0.477	0.470	0.612	0.545	0.586	0.780	1.000				
MMİ3	0.330	0.339	0.257	0.232	0.278	0.324	0.357	0.318	0.255	0.351	0.410	0.388	0.320	0.310	0.352	0.428	0.461	0.536	0.555	1.000			
MS1	0.445	0.476	0.345	0.383	0.489	0.378	0.436	0.391	0.314	0.453	0.544	0.500	0.396	0.411	0.528	0.332	0.363	0.583	0.539	0.417	1.000		
MS2	0.448	0.445	0.304	0.312	0.491	0.405	0.437	0.392	0.332	0.469	0.572	0.515	0.461	0.451	0.523	0.441	0.479	0.637	0.580	0.490	0.790	1.000	
MS3	0.327	0.340	0.312	0.285	0.362	0.340	0.327	0.258	0.186	0.349	0.409	0.379	0.321	0.329	0.399	0.370	0.371	0.479	0.440	0.432	0.514	0.557	1.000



Şekil 6.2 : MMİ modelinin detaylı gösterimi

6.4 Yapısal Eşitlik Modelinin Tahmini

MMİ yapısal bir model olup 6 adet gizli değişken ve bunların belirleyicisi olan toplam 23 gözlem değişkeninden oluşmaktadır. Modeldeki gizli değişkenler arası ilişkiler Tablo 6.7’de görülmektedir. Bu tabloda satır elemanları verilen gizli değişkenin bağımlı değişken olduğu durumu göstermektedir. Sütun değişkenleri ise bu değişkenlerin bağımsız değişken oldukları durumu göstermektedir. Satırdaki değişkenle sütundaki değişkenin kesiştiği hücre değeri 1 olduğunda iki değişken arasında ilişki mevcut, 0 olduğunda ise bir ilişki mevcut değildir.

Tablo 6.7 : Gizli değişkenler arası ilişki durumu

	İM	BK	AK	AD	MMİ	MS
İM	-					
BK	1	-				
AK	0	1	-			
AD	0	1	1	-		
MMİ	1	1	1	1	-	
MS	1	0	0	0	1	-

6.4.1 Blokların Tek Boyutluluk Analizi

Yapısal eşitlik modelinin tahmin sürecine başlamadan önce modeldeki reflektif blokların tek boyutluluk (unidimensionality) analizinin yapılması gerekmektedir (Tenenhaus ve diğ., 2005). Tek boyutluluk analizi, bloğu oluşturan ölçüm değişkenlerinin tek ve aynı faktörü gösterdiklerini test eder. Eğer ölçüm değişkenleri birden fazla faktörü ölçüyorsa bu durumda yapısal modeli ona uygun olarak kurmak ve bloğu yeni bloklara ayırmak gerekmektedir (Hulland, 1999).

Blokların tek boyutluluğunu kontrol etmek için 3 yöntem mevcuttur: Cronbach alfa, Dillon-Goldstein ρ (rho) ve ana bileşenler analizi (principal component analysis). Cronbach alfa ve Dillon-Goldstein ρ değerlerinin 0,70’den büyük olması bloğun tek boyutlu olduğunu gösterir. Bloğun ana bileşenler analizinde ise ilk özdeğer (eigenvalue) 1’den büyükse ve ikinci özdeğer 1’den küçükse blok tek boyutludur (Tenenhaus ve diğ., 2005).

MMİ modelinde tüm gizli değişkenlerle ölçüm değişkenleri arasındaki bağlantılar reflektiftir. Bu sebeple modeldeki tüm blokların tek boyutluluk analizi yapılmıştır.

Decisia-Spad istatistik programı kullanılarak yapılan analizler sonucunda Tablo 6.8'deki sonuçlar bulunmuştur:

Tablo 6.8 : Tek boyutluluk analizi sonuçları

Blok	Değişken Sayısı	Cronbach Alfa	Dillon-Goldstein ρ	1. Özdeğer	2. Özdeğer
İM	6	0.8395	0.8823	3.3380	0.7964
BK	4	0.8340	0.8893	2.6712	0.5582
AK	5	0.8795	0.9122	3.3763	0.6223
AD	2	0.8780	0.9425	1.7826	0.2174
MMİ	3	0.8326	0.9004	2.2548	0.5261
MS	3	0.8306	0.8994	2.2494	0.5433

Tablodaki sonuçlara göre modeldeki tüm bloklar için Cronbach Alfa, Dillon Goldstein ρ ve ana bileşenler analizi sonuçları blokların tek boyutlu olduklarını, yani her bloktaki değişkenlerin bir ve aynı faktörü ölçtüklerini göstermektedir.

6.5 Modelin Kısmi En Küçük Kareler Yöntemiyle Tahmini

MMİ modelinin KEKK metodu kullanarak hesaplanması Matlab programında yapılmıştır. Bu amaçla KEKK algoritmasına uygun kodlar yazılarak Ek-B'deki Matlab dosyası oluşturulmuştur. Sonuçlar dış model sonuçları ve iç model sonuçları olarak hesaplanmıştır. Müşteri memnuniyet indeks modelindeki tüm dış ve iç model eşitlikleri Tablo 6.9'da gösterilmiştir.

Tablo 6.9 : Yapısal eşitlikler

Gizli Değişkenler ve İç Model Eşitlikleri	Ölçüm Değişkenleri	Dış Model Eşitlikleri
ξ_1 (İM)	x_{11} IM1 x_{12} IM2 x_{13} IM3 x_{14} IM4 x_{15} IM5 x_{16} IM5	$x_{1i} = \lambda_{1i}\xi_1 + \delta_{1i}$
η_1 (MB) $\eta_1 = \gamma_{11}\xi_1 + \zeta_1$	y_{11} MB1 y_{12} MB2 y_{13} MB3 y_{14} MB4	$y_{1i} = \lambda_{1i}\eta_1 + \varepsilon_{1i}$
η_2 (AK) $\eta_2 = \beta_{21}\eta_1 + \zeta_2$	y_{21} AK1 y_{22} AK2 y_{23} AK3 y_{24} AK4 y_{25} AK5	$y_{2i} = \lambda_{2i}\eta_2 + \varepsilon_{2i}$
η_3 (AD) $\eta_3 = \beta_{32}\eta_2 + \zeta_3$	y_{31} AD1 y_{32} AD2	$y_{3i} = \lambda_{3i}\eta_3 + \varepsilon_{3i}$
η_4 (MMİ) $\eta_4 = \gamma_{41}\xi_1 + \beta_{41}\eta_1 + \beta_{42}\eta_2 + \beta_{43}\eta_3 + \zeta_4$	y_{41} MMİ1 y_{42} MMİ2 y_{43} MMİ3	$y_{4i} = \lambda_{4i}\eta_4 + \varepsilon_{4i}$
η_5 (MS) $\eta_5 = \gamma_{51}\xi_1 + \beta_{54}\eta_4 + \zeta_5$	y_{51} MS1 y_{52} MS2 y_{53} MS3	$y_{5i} = \lambda_{5i}\eta_5 + \varepsilon_{5i}$

6.5.1 Dış Modelin (Ölçüm Modeli) Tahmini

Dış Model ya da ölçüm modeli, gizli değişkenler ve ilgili ölçüm değişkenlerinin ilişkilerini tanımlar. MMİ modelinde 6 dış model mevcuttur. Bunların her birisi Müşteri Memnuniyet İndeksini oluşturan ana faktörler (gizli değişkenler) ve bunların tanımlayıcılarıdır. Her bir ölçüm değişkeninin kendi bloğuna reflektif olarak bağlandığı modelde ölçüm değişkenlerin ağırlıklarının tahmini için Mod A, gizli değişkenlerin kendi aralarındaki ilişkilerin tahmininde ise kitle merkezi metodu kullanılmıştır. Üçüncü bölümde bahsedildiği gibi Mod A durumunda dış model ağırlığı ölçüm değişkeni ile kendi gizli değişkeni arasındaki korelasyon değerine eşittir ($w_{jh} = cor(x_{jh}, Z_{jh})$). Kitle merkezi metoduna göre ise gizli değişkenler arası

ilişki katsayısı; aralarındaki korelasyonun işaretidir. Yani korelasyon pozitifse $e=1$, negatifse $e=-1$.

Dış model tahmin sonuçları, dış model ağırlıkları, yüklemeler (ölçüm değişkeni ve gizli değişken arası korelasyon) ve komunalite değerleri Tablo 6.10’da verilmiştir.

Tablo 6.10 : Dış model sonuçları

Blok	Ölçüm Değişkeni	Dış Ağırlık	Yükleme	Komunaliti
İM	İM1	0.133	0.799	0.638
	İM2	0.125	0.809	0.655
	İM3	0.068	0.673	0.453
	İM4	0.083	0.741	0.549
	İM5	0.110	0.758	0.575
	İM6	0.077	0.677	0.459
BK	MB1	0.164	0.809	0.655
	MB2	0.152	0.824	0.680
	MB3	0.128	0.786	0.618
	MB4	0.169	0.846	0.716
AK	AK1	0.144	0.859	0.739
	AK2	0.129	0.840	0.706
	AK3	0.104	0.813	0.661
	AK4	0.104	0.793	0.629
	AK5	0.131	0.798	0.637
AD	AD1	0.210	0.941	0.886
	AD2	0.220	0.946	0.895
MMİ	MMİ1	0.218	0.914	0.835
	MMİ2	0.204	0.915	0.837
	MMİ3	0.125	0.760	0.578
MS	MS1	0.140	0.901	0.812
	MS2	0.155	0.918	0.844
	MS3	0.099	0.769	0.591

Yapısal eşitlik modellerinde modeli oluşturan değişkenlerin, blokların ve bunlar arasındaki ilişkilerin *güvenilirlik ve geçerlilik analizlerinin* yapılması gerekmektedir. Modelin metodolojik güvenilir ve geçerli olduğunun tespiti için madde güvenilirliği (item reliability), yakınsaklık geçerliliği (convergent validity) ve ayırdedicilik geçerliliğinin analiz edilmesi gerekmektedir (Hulland, 1999).

KEKK modelinde bir *maddenin (değişken) tek başına olan güvenilirliği (individual item reliability)*, ölçüm değişkeni ile gizli değişken arasındaki yüklemenin değeriyle ölçülür. Genel kabul gören kurala göre ölçüm değişkeni ve bağlı olduğu gizli değişken arasındaki yükleme değerinin 0.70’den yüksek olması gerekmektedir. Bu sonuç bloğun o ölçüm değişkeni ile paylaştığı varyansın %50’den yüksek olduğunu gösterir ve hata ile paylaşılan varyanstan daha yüksek olması anlamına gelir

(Carmines ve Zeller, 1979; Hulland, 1999). KEKK metodunda komunaliti değeri bir blokla o bloğa bağı olan ölçüm değişkeni arasındaki paylaşılan varyansı ölçer. Yani, ölçüm değişkeninin kendi bloğundaki varyansı açıklama kapasitesini ölçer (Fornell ve Cha, 1994).

MMİ modelinde bulunan sonuçlara göre gizli değişkenler ve onların ölçüm değişkenleri arasındaki yüklemelerin oldukça yüksek ve pozitif olduğu gözükmemektedir. IM3 ve IM6 haricindeki tüm yüklemeler 0.70'den büyüktür. Bu değişkenlere ait yükleme değerleri 0.67'dir. Pratikte, düşük yükleme değeri uygun olmayan madde, iyi ifade edilmemiş madde veya bir maddenin bir içerikten diğerine uygun olmayan transferinden kaynaklanabilir. IM3 ve IM6 değişkenlerine ait yükleme değerleri her ne kadar çok düşük olmasa da o değişkeni ölçen soru maddesinin yazımından kaynaklanabileceği düşünülmüştür. Sonuç olarak modelde kullanılan ölçüm değişkenlerinin ilgili blokları ölçme kapasiteleri oldukça yüksektir.

Fornell ve Larcker (1981)'e göre reflektif *bir bloğun yakınsaklık geçerliliği (convergent validity)* bloktaki ölçüm değişkenlerinin komunaliti değerlerinin ortalaması kullanılarak ölçülebilir. Bu değer aynı zamanda bloğun ortalama açıklanan varyansı (average variance extracted) olarak da ifade edilir. Bir bloğun yakınsaklık geçerliliğinin olabilmesi için ortalama komunaliti değeri en azından 0.50 veya üstünde olması gerekir. Bu değer bir bloktaki değişimin %50 den daha fazlasının model değişkenleri tarafından açıklanabildiği anlamına gelir. MMİ uygulamasında ortalama komunaliti değerleri imaj bloğu için 0.55, müşteri beklentileri için 0.66, algılanan kalite için 0.67, algılanan değer için 0.89, müşteri memnuniyeti ve müşteri sadakati için 0.75 bulunmuştur. Modelin asıl amacı müşteri memnuniyetini ölçmek olduğundan, müşteri memnuniyetindeki değişimin %75'inin model değişkenleri tarafından açıklanabiliyor olması modelin geçerliliğini göstermektedir.

Yapısal eşitlik modelinde kontrol edilmesi gereken diğer bir özellik de modeldeki her bir bloğun diğer bloklardan bağımsız olduğu ve farklı şeyleri ölçtüğünün test edilmesidir. MMİ modeli 6 gizli değişkenin teorik olarak birbirinden farklı kavramları ölçtüğü şeklinde kurulmuştur. Bloğun diğer bloklardan farklı bir kavramı ölçtüğünü kontrol etmek için *ayırdedicilik geçerliliğini (discriminant validity)* hesaplamak gerekir. KEKK metodunda bir bloğun ayırdedicilik geçerliliği o bloğun kendi değişkenleriyle paylaşılan ortalama varyansın (ortalama komunaliti), diğer

bloklarla paylaşılan varyansdan daha yüksek olmasıyla sağlanabilir. Tablo 6.11’de blokların ortalama komunalite değerleri ve diğer bloklarla olan korelasyonlarının kareleri verilmiştir. Köşegen elemanları (koyu) ortalama komunalite değerleri ve diğer değerler ise bloklar arası korelasyon sonuçlarıdır. Sonuçlar tüm blokların kavramsal olarak ve ampirik olarak birbirlerinden farklı olduklarını göstermektedir.

Tablo 6.11 : Blokların ayırdedicilik geçerliliği

Blok	İM	BK	AK	AD	MMİ	MS
İM	0.555					
BK	0.366	0.667				
AK	0.479	0.544	0.674			
AD	0.189	0.171	0.282	0.891		
MMİ	0.387	0.361	0.485	0.452	0.750	
MS	0.361	0.272	0.411	0.231	0.472	0.749

Dış model tahminindeki önemli sonuçlardan biri de ölçüm değişkenlerinin gizli değişkenle aralarındaki ilişki katsayısıdır (dış ağırlık). Tüm değişkenlerin dış ağırlık değerleri de Tablo 6.10’da verilmiştir. Ağırlık katsayısı yüksek olan değişkenin gizli değişken üzerinde daha yüksek etkisi vardır. Buna göre müşteri memnuniyet gizli değişkeniyle ilişkisi en fazla olan değişken MMİ1, yani genel memnuniyet seviyesidir (0.21). İkinci derecede ilişkisi yüksek olan değişken ise MMİ2, müşteri beklentilerinin karşılanmasıdır. Bu değerler diğer bloklar için de benzer şekilde yorumlanabilir.

6.5.2 İç Modelin (Yapısal Model) Tahmini:

Gözlem değişkenlerinin ağırlık değerleri hesaplandıktan sonra her bir gizli değişkenin değeri kendisini oluşturan ölçüm değişkenlerinin ağırlıklı ortalaması olarak hesaplanır.

$$\hat{\xi}_j = \sum \tilde{w}_{jh} x_{jh} \quad (6-2)$$

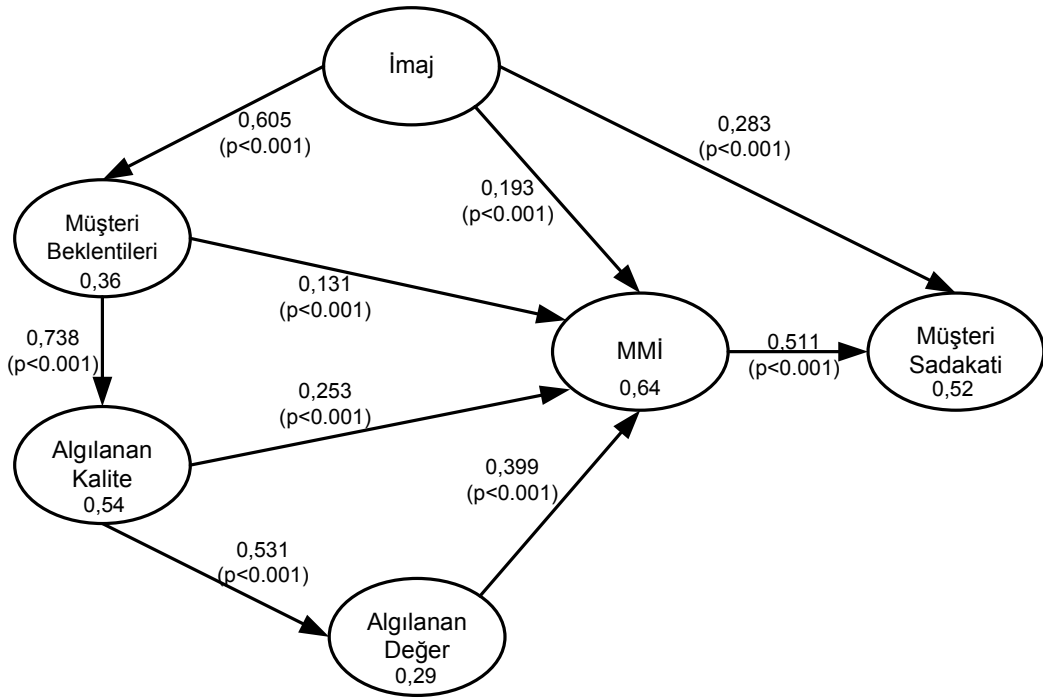
Gizli değişkenler 652x1 boyutunda bir sütun matrisi şeklindedir.

Yapısal eşitlik modellerinde değerleri bilinen gizli değişkenler arası ilişkiler basit veya çoklu regresyon yöntemiyle hesaplanırlar. MMİ modelinde her bir endojen gizli değişkenin (η) tahmini için ayrı bir regresyon modeli kurulur. Müşteri memnuniyet indeks modeli 5 gizli değişkeni tahmin eden 5 farklı ilişki modelinden oluşmaktadır. Her bir model bir bağımlı değişken ve o bağımlı değişkene etki eden bağımsız değişkenlerden oluşmaktadır. Modeller için amaç; bağımlı değişkenin ilgili bağımsız

değişkenler tarafından en iyi şekilde tahmin edilebilmesidir. İç model sonuçları Tablo 6.12’de ve Şekil 6.3’de verilmiştir.

Tablo 6.12 : İç model sonuçları

Blok	Faktör	Korelasyon	Regresyon Katsayısı	Standart Sapma	Student'T	p.değeri
MB R ² :0,3668	Sabit		1.960			
	İM	0.605	0.605	0.031	19.404	0.000
AK R ² :0,5443	Sabit		1.048			
	MB	0.737	0.737	0.026	27.862	0.000
AD R ² :0,2822	Sabit		0.292			
	AKİ	0.531	0.531	0.033	15.986	0.000
MMİ R ² :0,6446	Sabit		0.033			
	İM	0.622	0.193	0.033	5.821	0.000
	MB	0.601	0.131	0.035	3.722	0.0002
	AK	0.696	0.252	0.040	6.194	0.000
	AD	0.672	0.399	0.027	14.352	0.000
MS R ² :0,5221	Sabit		-0.302			
	İM	0.601	0.283	0.034	8.173	0.000
	MMİ	0.687	0.511	0.034	14.746	0.000



Şekil 6.3 : Cep telefonu sektörü için MMİ modeli tahmin sonuçları

Şekildeki neden-sonuç diyagramı MMİ modelindeki yapısal modeller hakkında bilgi vermektedir. Gizli değişkenler arasındaki okların üzerinde regresyon katsayıları ve anlamlılık seviyeleri (p-değeri) verilmiştir. Dairenin içinde değişken isimlerinin

altındaki değerler ise R^2 değerleridir. Yukarıdaki şekilde gözüken yapısal modelleri aşağıdaki denklemlerle gösterebiliriz:

$$\text{Model 1. } MB = 1.960 + 0.60.IM \quad R^2=0.36, p<0.001$$

$$\text{Model 2. } AK = 1.048 + 0.737.MB \quad R^2=0.54, p<0.001$$

$$\text{Model 3. } AD = 0.292 + 0.531.AK \quad R^2=0.29, p<0.001$$

$$\text{Model 4. } MMI = 0.033 + 0.193.IM + 0.131.MB + 0.252.AK + 0.399.AD \quad R^2=0.64, p<0.001$$

$$\text{Model 5. } MS = -0.302 + 0.283.IM + 0.511.MMI \quad R^2=0.52, p<0.001$$

R^2 değeri bağımlı değişkendeki değişimin (varyans) kendini tanımlayan model tarafından açıklanabilme kapasitesini göstermektedir. Bir model için R^2 değeri şu şekilde hesaplanabilir.

$$R_j^2 = \sum \gamma_{jk} Cor(\eta_j, \xi_k) + \sum \beta_{jk} \cdot Cor(\eta_j, \eta_k) \quad (6-3)$$

Mesela Müşteri Memnuniyeti için R^2 :

$$R^2_{mmi} = 0.193 \cdot 0.62 + 0.131 \cdot 0.60 + 0.253 \cdot 0.69 + 0.399 \cdot 0.67$$

$$R^2_{mmi} = 0.64$$

Müşteri memnuniyeti bloğu için tahmin edilen regresyon modeline göre müşteri memnuniyeti üzerinde en fazla etkisi bulunan faktör “algılanan değerdir”. Algılanan değerın regresyon katsayısı 0.39’dur. Benzer şekilde “algılanan kalitenin” de müşteri memnuniyeti üzerinde önemli bir etkisi gözükmemektedir (0.25). Firma imajının ve müşteri beklentilerinin memnuniyet üzerindeki etkileri ise sırasıyla 0.19 ve 0.13’dür. Modeldeki tüm ilişkiler istatistiksel olarak anlamlıdır ($p<0.001$). Bu kurulan regresyon modelin R^2 değeri 0.64’dür. Yani model müşteri memnuniyetindeki varyansın % 64’ünü açıklayabilmektedir.

Algılanan değerın memnuniyet üzerinde en fazla etkiye sahip olması Türk tüketicisinin eğilimleri hakkında önemli bilgiler vermektedir. Türk cep telefonu kullanıcıları için memnuniyeti en fazla etkileyen kavramın parasal bir faktör olması normal karşılanabilir. Çünkü Türkiye’deki elektronik fiyatları gerçekten yüksek ve Türk insanı çoğunlukla tercihlerinde parasal etkenleri ön planda tutmaktadır. Türk insanının ortalama gelir seviyesinin ve alım gücünün çok yüksek olmaması da bu sonucu doğurmuş olabilir. “Algılanan değer” bloğu müşterinin kullandığı ürünün kalitesi ve fiyatı hakkında karşılaştırma yapma imkanı sağlamaktadır.

“Algılanan kalitenin” ise ikinci önemli faktör olması Türk tüketicisinin kullandığı ürün ve hizmetlerdeki kaliteyi önemseydiğini ve bu algılamayı satın alma tercihlerinde kullandığı anlamına geliyor.

Müşteri memnuniyeti üzerinde en düşük etki “müşterilerin beklentileri” olarak bulunmuştur. Bu ilişki ACSI ve ECSI gibi diğer ulusal modellerde de bir çok sektörde zayıf çıkmıştır. Hatta o modellerde bu ilişkinin anlamlı olmadığı rapor edilmiş ve modelden çıkartılması tavsiye edilmiştir (Johnson et al., 2001). Ancak bu uygulamada müşteri beklentileri ve memnuniyet arasındaki ilişki her ne kadar düşük olsa da anlamlı olduğundan dolayı modelde tutulmuştur.

Müşteri sadakati üzerinde durulması gereken diğer önemli bloktur. Bu bloğun bağımsız değişkenleri firma imajı ve müşteri memnuniyetidir. Müşteri memnuniyeti ile bağlılık arasındaki ilişki oldukça yüksek bulunmuştur (0.51). Bu sonuç sadık müşteri kitlesi oluşturmanın en önemli şartının müşterilerin memnuniyetini sağlamak olduğunu göstermektedir. Modelin R^2 değeri 0.52 olarak bulunmuştur.

MMİ modelindeki diğer güçlü bir ilişki müşteri beklentileri ile algılanan kalite arasında ortaya çıkmaktadır. Bu ilişkinin regresyon katsayısı 0.73 ve R^2 değeri 0.54’dür.

6.6 Müşteri Memnuniyet İndeks Puanlarının Hesaplanması

Dış model ağırlık hesaplamaları yapıldıktan sonra her bir bloğun indeks puanı o bloğu oluşturan ölçüm değişkenlerinin ağırlıklı ortalaması olarak hesaplanabilir. MMİ puanları genelde 100’lük sistemde rapor edildiğinden dolayı elde edilen değeri 10’la çarpmak gerekmektedir. Müşteri memnuniyeti gizli değişkenin indeks puanı şu şekilde hesaplanır:

$$MMI = \frac{\sum_{i=1}^3 w_{4i} \bar{y}_{4i}}{\sum_{i=1}^3 w_{4i}} * 10 \quad (6-4)$$

Formüldeki değerleri yerine koyarsak :

$$MMI = \frac{w_{41} * y_{41} + w_{42} * y_{42} + w_{43} * y_{43}}{w_{41} + w_{42} + w_{43}} * 10$$

$$MMI = \frac{0,218*6,71+0,204*6,71+0,125*5,386}{0,218+0,204+0,125} *10$$

$$MMI = 64.09$$

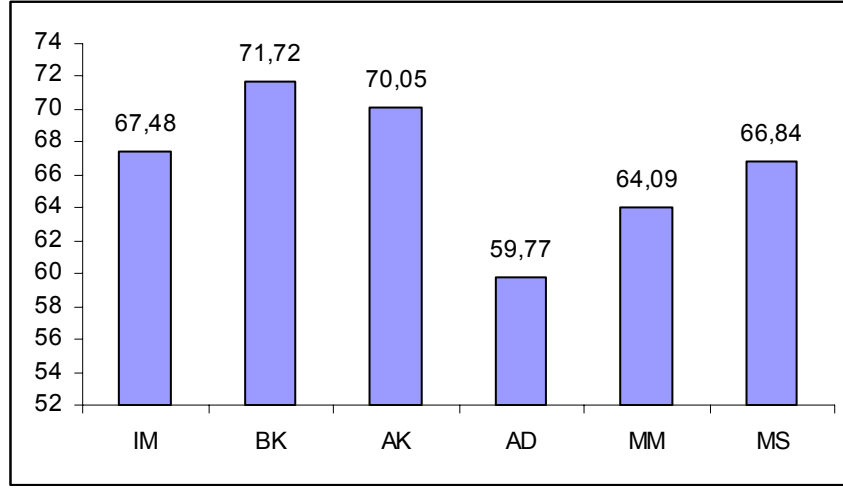
MMİ modelindeki tüm gizli değişkenlerin indeks puanları Tablo 6.13'deki gibidir.

Tablo 6.13 : MMİ Modelindeki tüm faktörlerin sonuçları

Faktör	İndeks Puanı
Firma İmajı	67.48
Müşteri Beklentileri	71.72
Algılanan Kalite	70.05
Algılanan Değer	59.77
Müşteri Memnuniyeti	64.09
Müşteri Sadakati	66.84

Müşteri Memnuniyet İndeks puanı yüz puan üzerinden 64.09 olarak bulunmuştur. Bu değer cep telefonu kullanıcılarının ortalama memnuniyet değeridir. Diğer sektörlerle kıyaslamada bu puan sektördeki firmaların müşterilerinin ne oranda memnun edebildiklerinin ortalama göstergesidir. Sonuçlara göre müşteri beklentileri oldukça yüksek çıkmıştır (71.72). Diğer taraftan müşterilerin kullandıkları ürünlerle ilgili olarak algıladıkları kalite seviyesi ikinci yüksek puana sahiptir (70.05). Modeldeki en düşük puan algılanan değer değişkenine aittir (59.77). Bu sonuç Türk cep telefonu kullanıcılarının cep telefonları için ödedikleri ücreti yüksek gördüklerinin bir göstergesidir. Yapısal modelde müşteri memnuniyeti üzerinde en fazla etkisi olan faktörün algılanan değer olduğu tespit edilmişti. Firma yöneticileri sattıkları ürünler için izledikleri fiyatlandırma politikalarında bu sonuçları dikkate almaları durumunda müşteri memnuniyeti seviyesindeki değişimi daha net izleyebileceklerdir. Cep telefonları yeni teknoloji ürünleri olduğundan dolayı tanınmışlıkları diğer birçok sektördeki markaya göre daha yüksektir. Mesela Nokia, Samsung gibi markalar hemen herkesin duyduğu ve hakkında bazı yorumlar yapabildiği markalardır. Bu sebeple bu ürünlerin imaj puanlarının yüksek olması beklenen bir durumdur. Bulunan sonuçlara göre cep telefonu sektörü için imaj puanı 67.48 olarak bulunmuştur. Müşteri sadakati ve sadık müşteri kavramları günümüzde firmaların önemli gündem maddelerinden birisidir. Sadık müşteri kitlesi firmalara çok önemli kazanımlar sağlamaktadır. Zira sadık müşteri ürünü fiyat değişikliklerine rağmen tekrar alma ihtimali yüksek olan, ürünü başkalarına tavsiye eden kullanıcı kitlesidir. Sadık müşteriler neredeyse ücretsiz reklam kaynağıdır. Bu sebeple firmaların

müşterilerinin bağlılık dereceleri üzerinde durulması gereken bir konudur. Cep telefonu müşterileri için bağlılık (sadakət) puanı 66.84 bulunmuştur. İndeks sonuçlarının grafik gösterimi Şekil 6.4’de verilmiştir.



Şekil 6.4 : Cep telefonu sektörü için MMÍ puanları

Model kapsamında cep telefonu sektöründeki firmaların da müşteri memnuniyet indeks puanları hesaplanmıştır. Ancak bu çalışmanın amacı geliştirilen müşteri memnuniyet modelinin uygulanması ve modeldeki faktörlerin ilişkilerinin belirlenmesi olduğundan firma bazındaki puanlar yayınlanmamıştır.

7 YAPISAL MODELİN TAHMİNİNDE YSA KULLANIMI

7.1 Veri Setinin Hazırlanması

Yapısal modelin (iç model) tahmininde doğrusal regresyon modeline alternatif olarak YSA metodu kullanılmış ve elde edilen sonuçlar birbirleriyle karşılaştırılmıştır. Karşılaştırmanın mantıklı olabilmesi amacıyla iki metodunda aynı veri setine ve benzer parametre seçimiyle uygulanması sağlandı. Bu amaçla öncelikli olarak 652 örnekten oluşan veri seti öğrenme ve test veri setleri olarak iki gruba bölünmüştür. Kullanılan örneklerin %75'lik kısmı öğrenme, %25'lik kısmı ise test veri seti olarak kullanılmıştır. Bu bölme ise şu şekilde yapılmıştır. Değişkenlerin her biri toplam 652 örnek setinden oluşmaktadır. Tüm veri seti ise 6x652 boyutunda bir matris şeklindedir.

Başlangıçta 1, 2, ve 4. sütun elemanları öğrenme için kullanılacak örnekler, 3. sütun elemanları ise test için kullanılacak örnek olarak belirlenmiştir. Daha sonra herbir sütundan 4'er birim sağa gidilmekle varılan sütunlar da başlangıçtaki sütunla aynı grupta olmak üzere (öğrenme veya test) tespit edilmiştir. Böylelikle toplam 652 örneğin $\frac{3}{4}$ 'ü (489) öğrenme veri seti, $\frac{1}{4}$ 'ü (163) ise test veri seti olarak ayrılmıştır.

Tablo 7.1'de her bir değişkenin öğrenme ve test verileri olarak bölünmüş durumu gözükmektedir. 1 ile gösterilen öğrenme amaçlı, 0 ile gösterilen örnekler ise test amaçlı kullanılmak üzere ayrılmış örnekleri göstermektedir.

Tablo 7.1 : Veri setinin öğrenme ve test olarak bölünmesi (1: öğrenme, 0:test).

	1	2	3	4	5	6	7	8	9		646	647	648	649	650	651	652
η_1	1	1	0	1	1	1	0	1	1		1	0	1	1	1	0	1
ξ_1	1	1	0	1	1	1	0	1	1		1	0	1	1	1	0	1
ξ_2	1	1	0	1	1	1	0	1	1		1	0	1	1	1	0	1
ξ_3	1	1	0	1	1	1	0	1	1		1	0	1	1	1	0	1
ξ_4	1	1	0	1	1	1	0	1	1		1	0	1	1	1	0	1
ξ_5	1	1	0	1	1	1	0	1	1		1	0	1	1	1	0	1

7.2 Performans Kriterleri

Öğrenme veri seti ile elde edilecek modelin tahmin performansını ölçmek üzere modele test veri setindeki örnekler sorulacaktır. Modelin bu yeni test verilerine karşılık bulacağı tahmin sonuçları ile test veri setinin gerçek sonuçları karşılaştırılarak modelin performansı ölçülmüş olacaktır. Performans kriteri olarak da şu ölçütler kontrol edilecektir:

1. Kurulan modelin, bağımlı değişkendeki değişimi açıklayabilme kabiliyeti (r^2)

$$r^2 = \frac{SSR}{SST} = \frac{\sum (\hat{y} - \bar{y})^2}{\sum (y - \bar{y})^2} \quad (7-1)$$

2. Model tarafından tahmin edilen sonuçlarla gerçek sonuçlar arasındaki hataların karelerinin ortalamalarının karekökü (RMSE, Root Mean Square Error).

$$e = y - \hat{y} \quad (7-2)$$

e: hata, y: gerçek çıktı değeri, $\hat{y}$: model kullanılarak tahmin edilen değer

$$SSE = \sum e^2 = \sum (y - \hat{y})^2$$

Tahmin hatalarının karelerinin ortalaması (MSE):

$$MSE = \frac{SSE}{n - 2} \quad (7-3)$$

Hata kareleri ortalamasının karekökü (RMSE)

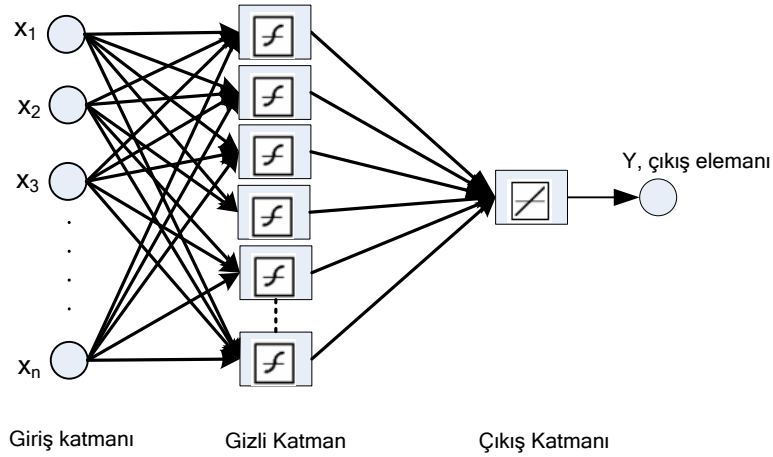
$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (7-4)$$

7.3 YSA Modelinin Yapısı

Modeller arası değerlendirme kolaylığı açısından yapay sinir ağlarının uygulanmasında benzer fonksiyon ve yöntemler kullanılmıştır. Tasarlanan YSA modeli bir giriş katmanı, bir gizli katman ve bir de çıkış katmanından meydana gelen ileri beslemeli ve geri yayımlı bir YSA modelidir. Bu tür bir YSA genelde 2 katmanlı YSA modeli olarak adlandırılır. İlk katmanda (giriş katmanı) transfer fonksiyonu olarak sigmoid transfer fonksiyonu, gizli katmanda ise lineer transfer fonksiyonu kullanılmıştır. Her bir katmandaki nöron sayısı öncelikli olarak 1 olarak başlatılacak ve 1-10 nöron için modellerin performansları hesaplanacaktır.

Yapısal modellerin YSA metodu ile tahmini için Matlab programı kullanılmıştır. Yazılan program kodları Ek-C'de verilmiştir.

YSA modelinin eğitimi için çok hızlı çalışması ve iyi tahmin yeteneği sebebiyle Levenberg-Marquardt (Hagan ve Menhaj, 1994) algoritması kullanılmıştır. Bu algoritmanın uygulanması için Matlab programındaki “trainlm” fonksiyonundan yararlanılmıştır.



Şekil 7.1 : MMİ iç model için uygulanan YSA modeli

Şekil 7.1’de gizli katmanın çok sayıda nöron, çıkış katmanının ise tek nöron oluşmuş durumu gözükmektedir. Gizli katmanda tanjant sigmoid fonksiyonu, çıkış katmanında ise doğrusal fonksiyon kullanılmıştır.

YSA’nda giriş değişkenlerinin başlangıçta alacakları ağırlıklar öğrenmenin başarısını önemli derecede etkilemektedir. Bu ağırlıklar rasgele verilebileceği gibi, uzman görüşü alınarak ya da daha önceden geliştirilen bazı metotlar kullanılarak da atanabilir. Bu çalışmada giriş değişkenlerinin ilgili katmanlarla olan ilişkilendirilmelerinde Nguyen-Widrow ağırlıklandırma metodu kullanılmıştır. Bu metot ağırlıkları şu şekilde hesaplamaktadır (Nguyen ve Widrow, 1990).

$$F = ((0,7h^{(1/i)}) / A) \quad (7-5)$$

w (ağırlıklar): random değer (0 –F arası)

b (bias): random değer (-F +F arası)

A: Giriş değerlerinin aralığı(max-min)

h: Gizli katmandaki nöron sayısı

i: Giriş katmanındaki nöron sayısı

Müşteri memnuniyet indeksindeki yapısal modellerin giriş ve çıkış elemanları aşağıdaki Tablo 7.2’deki gibidir.

Tablo 7.2 : Yapısal modellerin giriş ve çıkış elemanları

Model	Çıkış Elemanları (Bağımlı Değişken)	Giriş Elemanları (Bağımsız Değişkenler)
Model 1	Müşteri Beklentileri (BK)	Firma İmajı (IM)
Model 2	Algılanan Kalite (AK)	Müşteri Beklentileri(MB)
Model 3	Algılanan Değer (AD)	Algılanan Kalite (AK)
Model 4	Müşteri Memnuniyeti (MM)	Firma imajı (IM) Müşteri Beklentileri(BK) Algılanan Kalite (AK)
Model 5	Müşteri Sadakati (MS)	Firma İmajı (IM) Müşteri Memnuniyeti (MM)

7.4 Tahmin Sonuçları

YSA ile elde edilecek modelin performansını doğrusal regresyon modeliyle elde edilen performans değerleriyle karşılaştırmak amacıyla gizli katmanda 1 nöron kullanıldı. MMİ modelinin 5 farklı yapısal modelinin YSA ve doğrusal regresyonla tahmin sonuçları Tablo 7.3’de verilmiştir. Tüm modellerde YSA’nın gizli katmanında 1 nöron kullanıldığında bulunan performans sonuçları basit/çoklu doğrusal regresyonda elde edilen performans sonuçlarından daha iyi çıkmaktadır. Yani YSA modellerinin açıklayıcılık kapasitesi doğrusal regresyondan daha iyi çıkmaktadır.

Tablo 7.3 : İç modelin YSA ve regresyonla tahmini

	YSA			Regresyon		
	Eğitme		Test	Eğitme		Test
Model	RMSE	R2	RMSE	RMSE	R2	RMSE
Model 1	1.309	0.394	1.241	1.312	0.391	1.245
Model 2	1.096	0.560	1.070	1.108	0.549	1.075
Model 3	1.972	0.303	1.936	1.975	0.301	1.941
Model 4	1.064	0.673	1.151	1.065	0.671	1.156
Model 5	1.737	0.545	1.756	1.756	0.535	1.738

Her ne kadar YSA modelinin tahmin performansı tüm modellerde doğrusal regresyondan daha yüksek çıksa da aradaki fark çok da fazla değildir. Bunun sebebi ise şudur: modellerdeki tüm gizli değişken değerleri, kendileri ile ilişkili ölçüm değişkenlerinin ağırlıklı ortalamalarına eşittir. Bu ağırlıklar, MMİ modelindeki endojen gizli değişkenlerdeki değişimi en iyi açıklayabilecek ağırlıklar olarak hesaplanmıştır.

Bunun yanında YSA'nın önemli özelliklerinden birisi de nöron sayısı arttıkça öğrenme artmaktadır. Fakat modelin çok iyi eğitilmesi her zaman istenilen bir durum değildir. Fazla öğrenme ezberleme durumuna sebep olabilir ve modelin sadece eğitime verileri için özelleşmesine sebep olabilmektedir. Bu durumda model, eğitmede kullanılan verileri çok iyi tahmin etmekte ancak dışarıdan sorulan test verilerini tanımakta düşük performans göstermektedir.

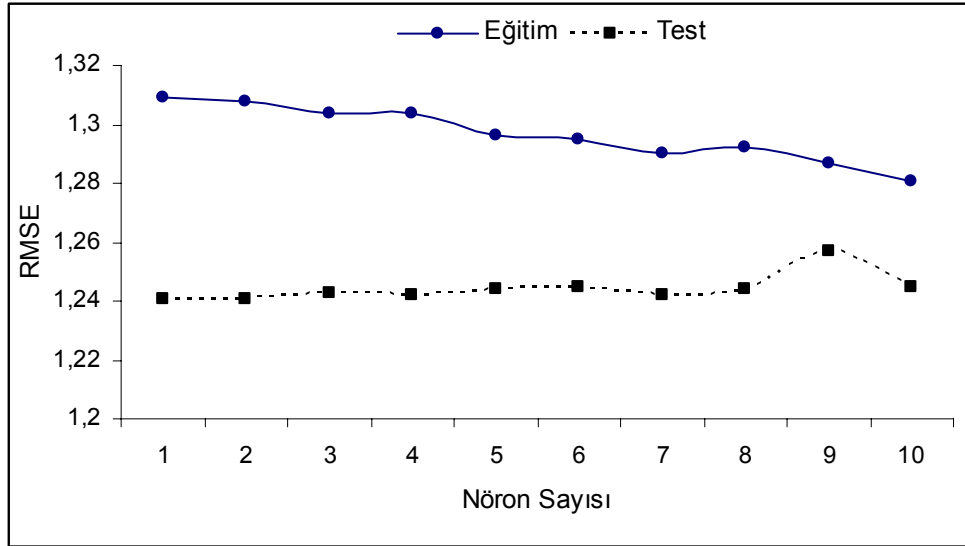
Bu çalışmada da YSA modellerinin performansı farklı sayıda nöron için hesaplandı. Gizli katmandaki nöron sayısı 1'den başlayarak her seferinde 1 artırılarak 10 nörona kadar sonuçlar hesaplandı. YSA modeli her seferinde farklı ağırlıklarla çalışmaya başladığından dolayı aynı nöron sayısı için her seferinde farklı ağırlıklar hesaplamakta ve dolayısıyla her bulunan modelin performansı diğerinden farklı olmaktadır. Bundan dolayı Matlab kodları YSA modelini her bir nöron için 10 defa çalıştıracak şekilde yazılmıştır. Her bir nöron için elde edilen performans sonuçları (RMSE, R^2) o nöron için modelin 10 defa çalıştırılması sonucunda elde edilen performans değerlerinin ortalamalarıdır. Bu uygulama modelin tahmin performansı hakkında daha kesin sonuçlar elde etmemizi sağlamaktadır.

Aşağıda tüm modeller için nöron sayısı 1'den 10'a kadar artırıldığında elde edilen performans sonuçları verilmiştir.

Model 1. Müşteri Beklentileri Yapısal Modeli İçin YSA Sonuçları

Tablo 7.4 : Model 1, YSA performansları

Nöron	Eğitim Verileri		Test Verileri
	RMSE	R-Kare	RMSE
1	1.309	0.394	1.241
2	1.308	0.395	1.241
3	1.304	0.399	1.243
4	1.304	0.399	1.242
5	1.296	0.406	1.244
6	1.295	0.407	1.245
7	1.290	0.412	1.242
8	1.292	0.410	1.244
9	1.287	0.414	1.257
10	1.281	0.420	1.245



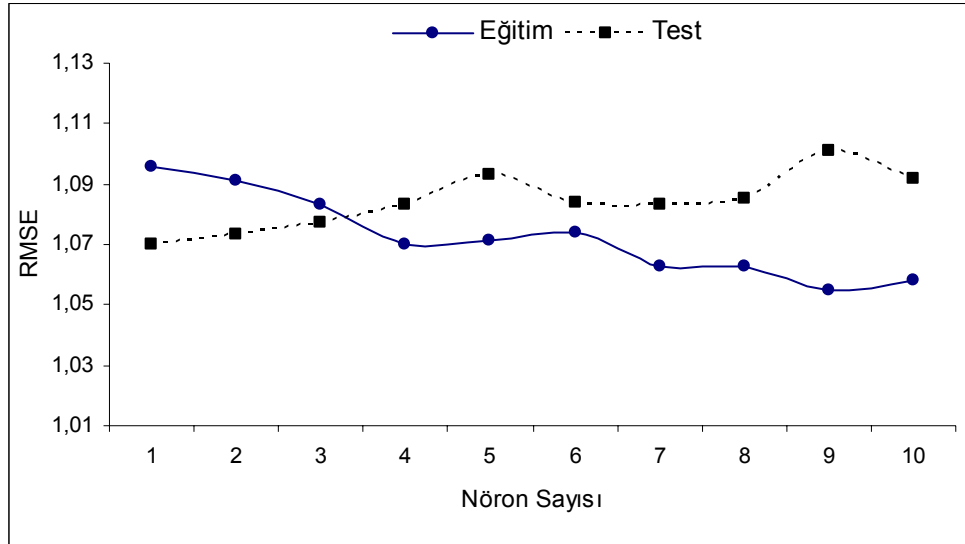
Şekil 7.2 : Model 1, nöron sayısına göre performans (RMSE) değişimi

Tablo 7.4’de YSA modelinin eğitim ve test verileri için 1 nörona başlayarak 10 nörona kadar performans değerleri listelenmiştir. Nöron sayısı arttıkça eğitim verileri için performans yükselirken test verileri için düşmektedir. 10 nöron kullanımı durumunda YSA modelinin eğitim ve test verileri için tahmin performansı (RMSE) sırasıyla 1.281 ve 1.245’dir. RMSE değişimleri Şekil 7.2’deki gibidir.

Model 2. Algılanan Kalite Yapısal Modeli İçin YSA Sonuçları

Tablo 7.5 : Model 2, YSA performansları

Nöron	Eğitim Verileri		Test Verileri
	RMSE	R-Kare	RMSE
1	1.096	0.560	1.070
2	1.091	0.462	1.189
3	1.083	0.570	1.077
4	1.070	0.580	1.083
5	1.071	0.580	1.093
6	1.074	0.577	1.084
7	1.063	0.586	1.083
8	1.063	0.586	1.085
9	1.055	0.592	1.101
10	1.058	0.590	1.092



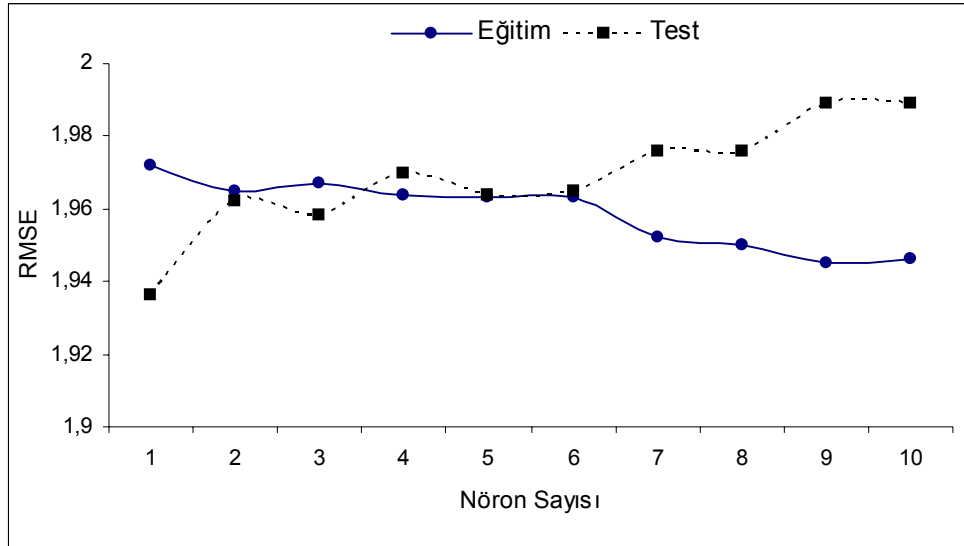
Şekil 7.3 : Model 2, nöron sayısına göre performans (RMSE) değişimi

Tablo 7.5’deki sonuçlara göre YSA gizli katmanında kullanılan nöron sayısı arttıkça eğitim verileri için R^2 değeri 0.59’a kadar çıkmıştır. 10 nöron kullanılması durumunda ise RMSE değerleri eğitim veri seti için 1.058 ve test veri seti için 1.092’dir. RMSE değişimleri Şekil 7.3’deki gibidir.

Model 3. Algılanan Değer Yapısal Modeli İçin YSA Sonuçları

Tablo 7.6 : Model 3, YSA performansları

Nöron	Eğitim Verileri		Test Verileri
	RMSE	R-Kare	RMSE
1	1.972	0.303	1.936
2	1.965	0.308	1.962
3	1.967	0.307	1.958
4	1.964	0.309	1.970
5	1.963	0.310	1.964
6	1.963	0.309	1.965
7	1.952	0.317	1.976
8	1.950	0.319	1.976
9	1.945	0.322	1.989
10	1.946	0.321	1.989

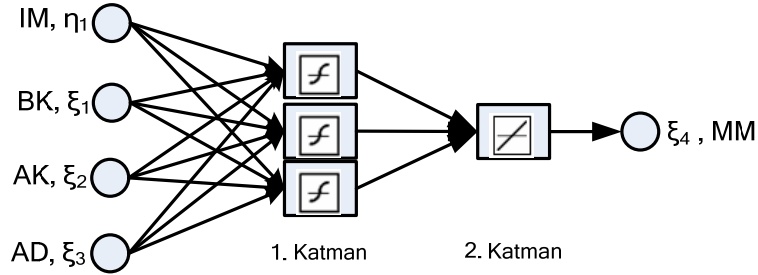


Şekil 7.4 : Model 3, nöron sayısına göre performans (RMSE) değişimi

Tablo 7.6 ve Şekil 7.4’de görüldüğü gibi modelde nöron sayısı 6’nın üstüne çıktığı andan itibaren veri seti için performans artmakta ancak test veri seti için performans azalmaktadır.

Model 4. Müşteri Memnuniyeti Yapısal Modeli İçin YSA Sonuçları

MMİ modelindeki yapısal modellerden en önemlisi müşteri memnuniyetinin kendi belirleyicileriyle arasındaki ilişkileri belirleyen modeldir. Modelin yapısı Şekil 7.5'deki gibidir.

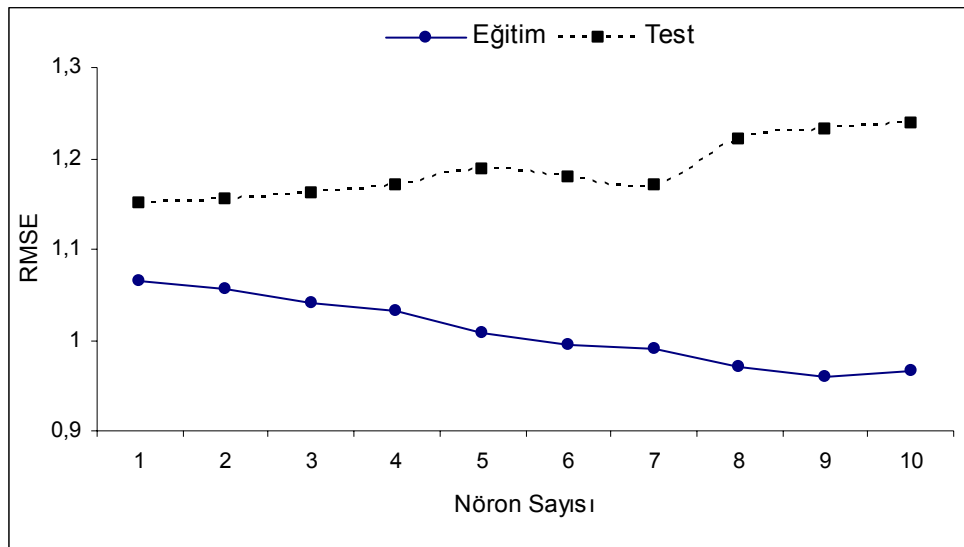


Şekil 7.5 : Müşteri memnuniyetinin tahmini için YSA modeli

Tablo 7.7 : Model 4, YSA performansları

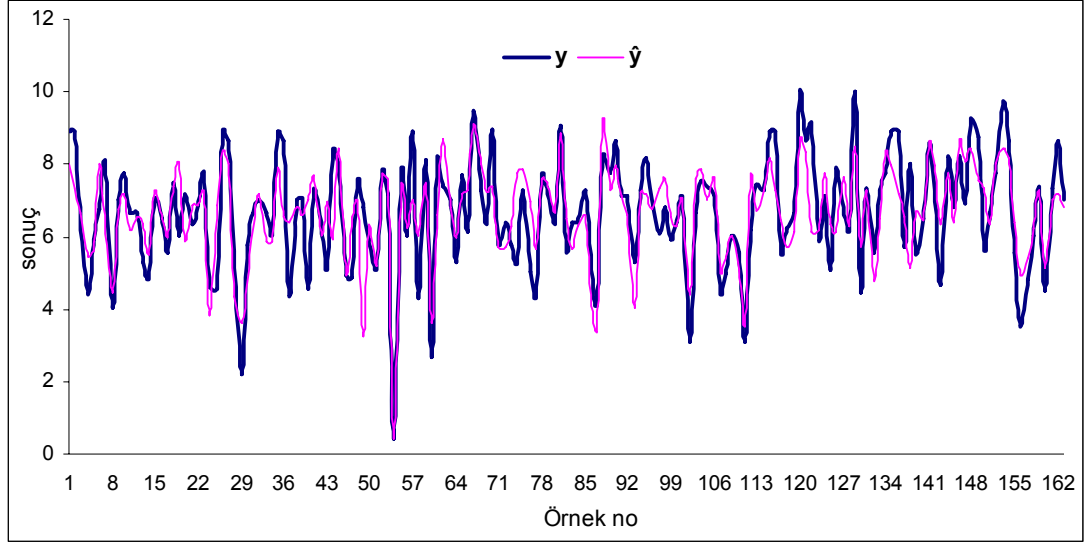
	Eğitim Verileri		Test Verileri
Nöron	RMSE	R-Kare	RMSE
1	1.064	0.673	1.151
2	1.057	0.677	1.154
3	1.040	0.687	1.161
4	1.032	0.692	1.171
5	1.007	0.707	1.188
6	0.994	0.714	1.179
7	0.991	0.716	1.171
8	0.970	0.728	1.220
9	0.959	0.734	1.231
10	0.965	0.731	1.238

Tablo 7.7 ve Şekil 7.6 'da modelin tahmin performansındaki değişim görülmektedir.



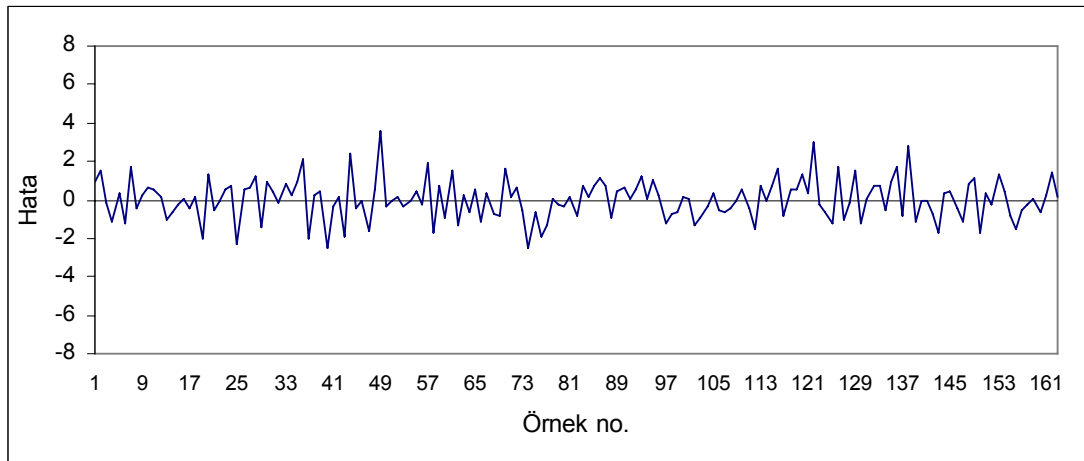
Şekil 7.6 : Model 4, nöron sayısına göre performans (RMSE) değişimi

YSA modelinin test verilerini tahmin kapasitesini göstermek üzere Şekil 7.7'deki grafik oluşturulmuştur. Grafikte gerçek çıktı değerlerine karşılık YSA modelinin tahmin ettiği değerler gözükmemektedir. Buna göre YSA modelinin tahmin ettiği çıkış değerleri olması beklenen değerlere büyük oranda uygunluk göstermektedir.



Şekil 7.7 : Model 4, test verileri için tahmin ($\hat{y}$) ve gerçek (y) çıktılar

Şekil 7.8'de ise gerçek çıktı değerlerle modelin tahmin ettiği değerler arasındaki farkın (hata) grafiği gözükmemektedir. Hata değerleri bazı noktalar haricinde genelde 0 değerinin etrafında oluşmaktadır. Hata değerinin sıfıra yakın olması modelin ilgili girdi değerlerine karşılık tahmin ettiği değerlerin gerçek değere çok yakın olduğu anlamına gelmektedir.



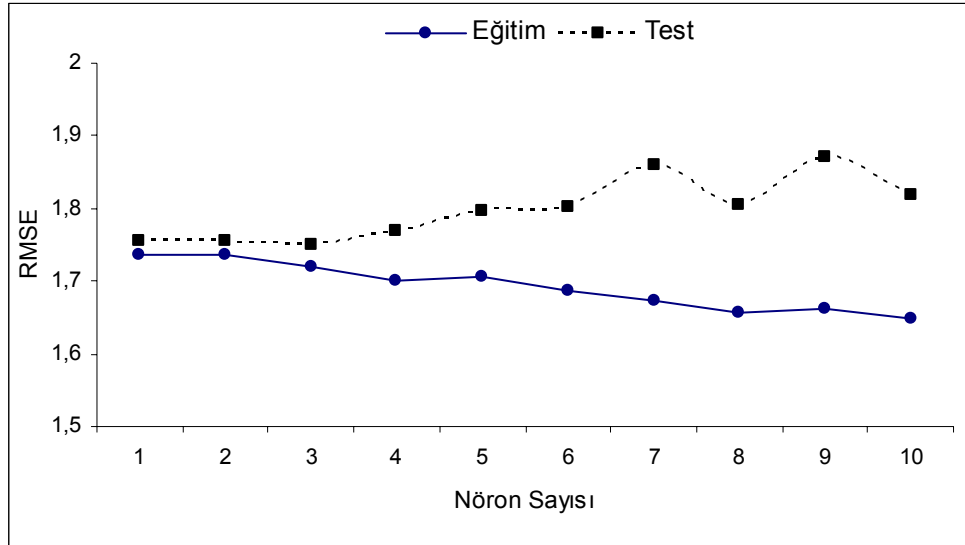
Şekil 7.8 : Model 4, test verileri için tahmin hataları

Model 5. Müşteri Sadakati Yapısal Modeli İçin YSA Sonuçları

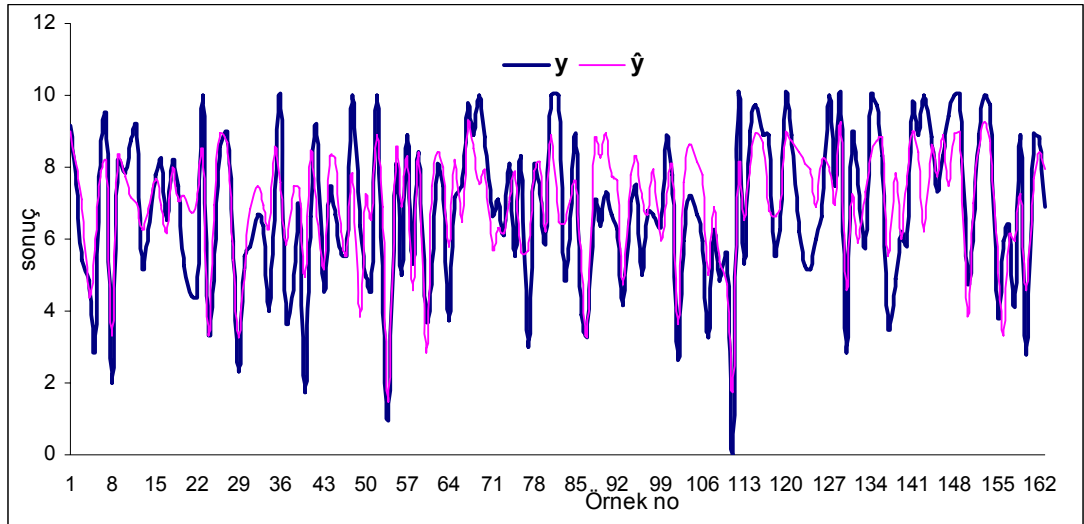
Müşteri sadakati modeli, çalışmadaki diğer bir önemli modeldir. MMİ modelinin son değişkeni olan müşteri sadakatının girdi değişkenleri firma imajı ve müşteri memnuniyetidir. YSA modelindeki nöron sayısının değişimine göre modelin tahmin performansındaki artış Tablo 7.8 ve Şekil 7.9’da verilmiştir.

Tablo 7.8 : Model 5, YSA performansları

Nöron	Eğitim Verileri		Test Verileri
	RMSE	R-Kare	RMSE
1	1.737	0.545	1.756
2	1.735	0.546	1.756
3	1.720	0.554	1.749
4	1.701	0.564	1.770
5	1.705	0.562	1.796
6	1.688	0.571	1.801
7	1.673	0.579	1.859
8	1.657	0.586	1.805
9	1.663	0.583	1.870
10	1.648	0.591	1.818

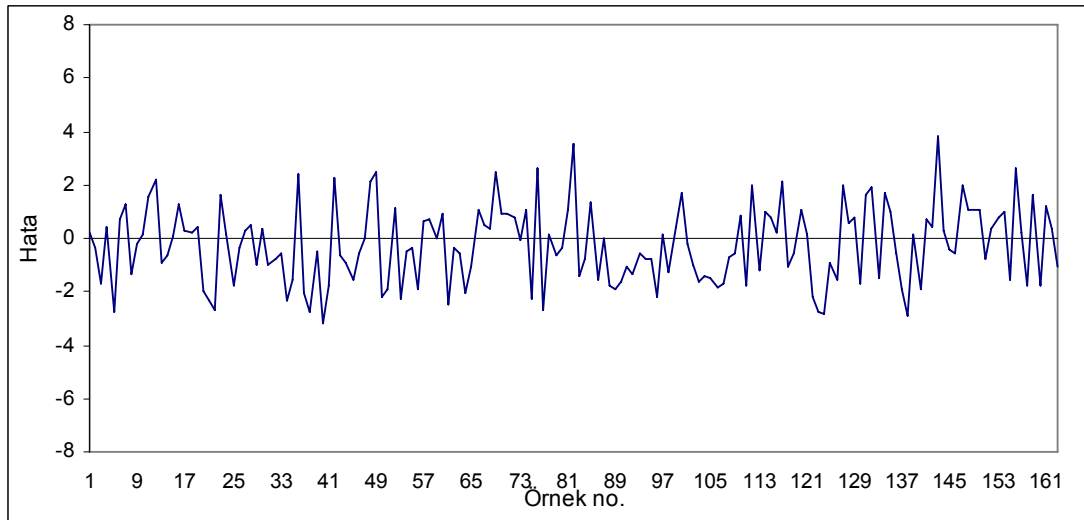


Şekil 7.9 : Model 5, nöron sayısına göre performans (RMSE) değişimi



Şekil 7.10 : Model 5, test verileri için tahmin ($\hat{y}$) ve gerçek (y) çıktıları

Şekil 7.10'daki grafikte test verileri için gerçek çıktı değerleri ve modelin tahmin ettiği değerlerin karşılaştırılması yapılmıştır. Şekil 7.11'de hatanın dağılımı da göz önünde bulundurulduğunda modelin tahmin kapasitesinin oldukça yüksek olduğu gözükmemektedir.



Şekil 7.11 : Model 5, test verileri için tahmin hataları

Genel olarak tüm modeller için gizli katmandaki nöron sayısı arttıkça modelin eğitim veri seti için tahmin performansı artmaktadır. Ancak nöron sayısını artmasıyla beraber test verileri için tahmin performansı düşme eğilimine girmektedir.

7.5 MMİ Modelinde YSA Kullanımının Sonuçları

YSA modeli, değişkenler arasında doğrusal olmayan bir ilişki kurabilmektedir. Bu özelliği ile doğada gerçekleşen bir çok doğrusal olmayan ilişkileri tahmin etmede başarılı bir metot olarak kullanılmaktadır. Bu çalışmada da müşteri memnuniyet indeksi modelini oluşturan değişkenlerin oluşturduğu gizli değişkenler arası ilişkilerin doğrusal olmayan modellerle tahmin etmenin daha uygun olacağı öngörülmüştür. Bu sebeple KEKK uygulaması sonucunda elde edilen gizli değişkenlerden oluşan iç modellere YSA metodu uygulanmıştır. 5 farklı iç model için oluşturulan YSA modelleri sonuçların karşılaştırılmaları ve çalışma düzeni açısından birbirlerine benzer şekilde kurulmuştur. Buna göre her model giriş katmanı, bir gizli katman ve çıkış katmanından oluşmaktadır. Modellerin çıkış elemanı, ilgili bağımlı değişkenin KEKK metodu sonucunda elde edilen değeridir. Gizli katmandaki nöron sayısına göre modelin performansını ölçümlemek amacıyla nöron sayısı 1'den başlayarak 10 nörona kadar hesaplanmıştır. 10 nörondan sonra hesaplama hızının çok yavaşlaması ve modelin eğitim setini çok iyi tanıırken genelleme özelliğini kaybetmesi dolayısıyla 10 nörona kadar sonuçların yeterli olacağı düşünülmüştür. Bir YSA modelinin sadece eğitiminde kullanılan verileri tanımasını beklemek yanlış olur. Modelleme metotlarının kullanım amaçlarından birisi de sisteme yeni gelen verileri kullanarak güvenilir tahminler üretebilmesidir. YSA modellerinin durdurma kriteri olarak döngü sayısı (epoch) kriteri kullanıldı (600 döngü). Eğitim işlemi sırasında yapılan gözlemlerde ortalama olarak modellerin öğrenme performansının 200 döngüden sonra çok değişmediği gözlemlendi. Matlab programında, YSA'nın eğitiminde döngü sayısına göre MSE değişimi aşağıda görülmektedir.

TRAINLM, Epoch 0/600, MSE 38.0045/0, Gradient 21331.2/1e-010
TRAINLM, Epoch 25/600, MSE 1.04986/0, Gradient 397.754/1e-010
TRAINLM, Epoch 50/600, MSE 1.04464/0, Gradient 0.979991/1e-010
TRAINLM, Epoch 75/600, MSE 1.04262/0, Gradient 195.083/1e-010
TRAINLM, Epoch 100/600, MSE 1.04159/0, Gradient 1.29025/1e-010

Gizli değişkenler arası ilişkilerin tahmininde YSA modelini kullanmak bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenleri tahmin performansını artırmıştır. 1 nöronlu YSA modelleri genel olarak regresyon modeline benzer performans göstermekle beraber nöron sayısı arttıkça YSA modellerinin tahmin kapasitesinin arttığı gözlemlenmiştir.

8 SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Ulusal Müşteri Memnuniyet İndeksleri son 15 yıldır değişik ülkelerde uygulanmaktadır. Bu ülkelere her yıl yenileri katılmaktadır. İndekslerin amacı, firmaların performanslarını müşteri gözüyle değerlendirip, firmalar ve müşteriler için bir kıyaslama aracı oluşturmaktır. Bu kıyaslama firma, sanayi ve sektör bazında yapılabildiği gibi ayrıca zamansal bir kıyaslama da mümkün olmaktadır. Genel ülke indeks puanları, ülkedeki müşterilerin memnuniyetini göstermekle beraber, yaşam kalitesi standartları için de bir gösterge olarak değerlendirilebilir. İndekslerde kullanılan modeller çok sayıda gizli ve bunların ölçümlenen değişkenlerinden oluşmakta olup, modelin kurulmasında ilgili firma, sektör ve ülke bazında tüketici araştırmaları yapmayı gerektirmektedir. Modellerin hesaplanma, sonuçlandırılma ve tutarlılık testleri aşamasında istatistiksel yöntemler -özellikle de yapısal modeller için uygun olan kısmi en küçük kısmi kareler yöntemi, regresyon ve faktör analizleri- kullanılmaktadır. İndeksler, toplam kalite çalışmalarının global düzeyde yapılmasıyla beraber, EFQM gibi bazı kalite ödülleri programlarında da kullanılmaktadır.

Müşteri Memnuniyet İndeksleri tüm dünyada gelişimlerini sürdürürken, Türkiye’de ilk defa 2006 yılında uygulamaya başlanmıştır. Türkiye Müşteri Memnuniyeti İndeksi de Türk firmalarının global rekabette başarılarını artırmaları için büyük bir fırsat, Türk müşterisinin memnuniyet seviyesini ölçme ve firmalar arasında kıyas yapabilmesi açısından eşsiz bir çalışma olacaktır.

Çalışma kapsamında öncelikli olarak diğer ülkelerde uygulanan tüm modeller incelenmiş ve bu modellerin analizi yapılarak Türk tüketicisinin davranışlarına uygun bir model teklif edilmiştir. Modelde müşteri memnuniyetine beş faktör etki etmektedir. Bu faktörler firma imajı, müşteri beklentileri, algılanan kalite ve algılanan değer faktörleridir. Modelde müşteri memnuniyetinin sonucu olarak müşteri sadakati faktörü bulunmaktadır. Bu yönleriyle ölçüm modeli Avrupa Müşteri Memnuniyet modeline benzemektedir. İsveç modelinde sadece müşteri beklentileri ve algılanan performans bulunmaktadır. Amerikan modelinde ise İsveç modelindeki faktörlere ek olarak algılanan kalite kavramı modele eklenmiştir. İsveç ve Amerikan

modellerinde müşteri memnuniyetinin sonuçları olarak müşteri sadakati ve müşteri şikayetleri bulunmaktadır. Müşteri şikayeti genel olarak tek bir soruyla incelenmiştir. Bu soru da müşterilerin hangi sıklıkla şikayet ettikleridir. Ancak modellerde bu sorunun ve ilişkinin açıklayıcı olmadığı vurgulanmıştır. Bu sebeple son yıllarda müşteri şikayetleri modele farklı bir şekilde dahil edilmektedir. Firmanın şikayet alma sistemlerinin etkinliğinin müşteri memnuniyeti üzerine etkisi olduğu düşünülmektedir. Bu çalışmada ise sadece müşteri sadakati faktörü bulunmaktadır. Müşteri sadakatının göstergeleri müşterilerin alışverişlerindeki sürekliliği, ürün ve hizmetleri başkalarına tavsiye etmeleri ve fiyat değişimlerine karşı daha esnek davranmalarındır.

Bu çalışmadaki diğer bir değişiklik ise modeldeki ilişkilerin farklılığıdır. Amerikan ve Avrupa modellerinde müşteri beklentileri ile algılanan değer arasında bir ilişki mevcuttur. Ancak bu ilişkinin zayıf olduğu belirtilmiştir. Bu çalışmadaki uygulamalarda da bu ilişkinin anlamlı olmadığı tespit edilmiştir. Ve sonuç olarak bu ilişki kaldırılmıştır.

Modelde altı adet gizli değişkeni ölçen toplam 23 ölçüm değişkeni bulunmaktadır. Ölçüm değişkenlerini sayısal olarak değerlendirebilmek amacıyla bir anket hazırlandı ve 700 kişi üzerinde anket uygulaması yapıldı. Müşterilerinin ulaşım kolaylığı ve ayrıca ölçüm açısından oldukça uygun bir yapıya sahip olması dolayısıyla pilot uygulama Cep Telefonu sektöründe yapıldı ve 8 adet cep telefonu markasının kullanıcıları kullandıkları ürünleri kendilerine sorulan anket soruları doğrultusunda değerlendirdiler. Alınan sonuçlar uygun MS Excel, SPSS programları ve Matlab programında yazılan kodlar kullanılarak analiz edildi.

Model öncelikli olarak Kısmi En Küçük Kareler yöntemi kullanılarak analiz edildi. Her bir ölçüm değişkeni ve gizli değişken arasındaki ilişki değerleri hesaplandı. Bir MMİ modelinin genel uygulanabilirliği modelin güvenilirlik ve geçerlilik test sonuçlarına bağlıdır. Bu çalışma kapsamında geliştirilen MMİ modelinin madde güvenilirliği, yakınsaklık geçerliliği, ayırdedicilik geçerliliği ve blokların tek boyutluluk analizleri yapılmıştır. Tüm analiz sonuçları modelin genel uygulanabilirliğini gösterirken, modelin tahmin gücü de (R^2) oldukça tatmin edici seviyede bulunmuştur.

Çalışmadaki diğer bir yeni yaklaşım ise, modelin hesaplanmasında yapay sinir ağlarının kullanılmasıdır. MMİ modelinin dış model tahminleri KEKK metodu kullanılarak hesaplandıktan sonra, iç modelin tahmininde doğrusal regresyon modeline alternatif olarak YSA metodu kullanılmıştır. MMİ modelinde 5 farklı yapısal model mevcuttur. YSA modeli bağımsız değişkenlerle bağımlı değişken arasındaki ilişkileri doğrusal olmayan fonksiyonlar kullanarak kurduğundan dolayı modellerin tahmin performansı artırmıştır. YSA modelinin etkinliği nöron sayısı, gizli katman sayısı kullanılan fonksiyon, iterasyon sayısı ve öğrenme katsayısı gibi kavramlara göre değişmektedir. Bu çalışmada nöron sayısındaki artışa göre YSA performansının değişimi incelenmiştir. YSA modelleri önce eğitim veri seti kullanılarak eğitildikten sonra model yeni veriler sorulmuştur. Modelin yeni verileri tanıyabilme kapasitesi regresyon modeline göre daha yüksek bulunmuştur.

Çalışmada kullanılan KEKK ve YSA işlemlerinin yapılabilmesi için Matlab ortamında kodlar yazılması çalışmanın diğer bir özgün yanıdır. Çünkü önceki çalışmaların tamamında KEKK metodu hesaplamaları için PLS-Graph gibi programlar kullanılmıştır. Kodların özgün olarak oluşturulması, farklı parametre değişimlerine göre sonuçlardaki değişimi izleme imkanı sunmaktadır. Oluşturulan kodlar modelin güvenilirlik test sonuçlarını da hesaplamaktadır.

MMİ modeli genel olarak değerlendirildiğinde müşteri memnuniyetine en fazla etki eden faktörün algılanan değer olduğu görülmektedir. Algılanan değer, müşterilerin kullandıkları ürünlerle ilgili yaptıkları ücret/kalite kıyaslamasıdır. Algılanan kalite ve firma imajı da memnuniyet üzerinde önemli etkileri bulunan diğer faktörler olarak bulunmuştur. Sonuçlar, firma yöneticilerinin fiyat ve kalite politikalarının yanı sıra firma imajını pozitif yönde etkileyen faaliyetlere de önem vermelerini önermektedir.

MMİ modelinin bir diğer önemli faktörü olan müşteri sadakati ile ilgili bulunan sonuçlar da sadık müşteri kitlesi oluşturabilmek ve onları tutabilmek için göz önünde bulundurulması gereken faktörler hakkında önemli bilgiler vermektedir. Sonuçlara göre müşterilerin memnuniyet seviyeleri onların firmalarıyla olan uzun süreli ilişkilerinde önemli bir etkiye sahiptir. Benzer şekilde firma imajının müşteri sadakati üzerinde önemli bir etkisi bulunmaktadır.

Çalışmanın önemli çıktılarından birisi de indeks puanlarının hesaplanmasıdır. Modeldeki ilişkiler tahmin edildikten sonra bulunan indeks puanları cep telefonu

sektörü için önemli bilgiler vermektedir. Öncelikli olarak MMİ puanı 64,09 olarak bulunmuştur. Modelde en yüksek indeks puanı müşteri beklentileri bloğuna aittir. Tüm bu sonuçlar diğer sektörler için bulunacak sonuçlarla karşılaştırılabilir. Ya da belirli zaman aralıklarında yapılacak ölçümlerle cep telefonu sektöründeki müşteri memnuniyet seviyesinin değişimini gözlemlemek mümkün olacaktır.

Sonuç olarak, MMİ modeli firmalar arasında, sektörler arasında ve ülke çapında bir memnuniyet puanlandırılmasına imkan sağlayan güvenilir bir ölçektir. Model sonuçları firma yöneticileri için önemli bilgiler sunmaktadır. Firmalar model sonuçlarını kullanarak, sahip oldukları kısıtlı kaynakları müşteri memnuniyetini artırıcı yönde daha etkin olarak kullanabilirler.

MMİ modelinin sonuçları müşteriler için de firmalar arasında kıyas yapma imkanı sağlamaktadır. Müşteriler bu sayede alacakları ürünler hakkında daha objektif ve müşteri gözüyle yapılmış değerlendirme sonuçlarını kullanma imkanına sahip olabileceklerdir.

Çalışma kapsamında geliştirilen MMİ modeli cep telefonu sektörü için uygulanmıştır. Modelin diğer sektörlerde kullanımı ve sonuçlarının değerlendirilmesi hem modelin farklı sektörler için test edilmesini sağlayacak hem de sektörler arası kıyaslama imkanı sunacaktır. Modelin belirli zaman aralıklarında uygulanması durumunda ise firma ve sektörlerin zamana bağlı olarak memnuniyet puanlarındaki değişimlerini gözlemlemek mümkün olacaktır.

KAYNAKLAR

- Abdi, H., Lewis-Beck, M., Bryman, A. and Futing, T.**, 2003. Partial Least Squares (PLS) Regression, *Encyclopedia of Social Sciences Research Methods*
- Anderson, E.W.**, 1994. Cross category variation in customer satisfaction and retention, *Marketing Letters*, **5**, 19-30.
- Anderson, E.W., and Fornell, C.**, 2000. Foundations of the American Customer Satisfaction Index, *Journal of Total Quality Measurement*, **11(7)**, 869-882.
- Anderson, E.W., Fornell, C. and Rust, R.T.**, 1997. Customer satisfaction, productivity and profitability: differences between goods and services, *Marketing Science*, **16(2)**, 129-45.
- Anderson, E.W., Fornell, C. and Lehmann, D.R.**, 1994. Customer satisfaction, market share and profitability: Findings from Sweden, *Journal of Marketing*, **58**, 53-56.
- Anderson, E.W. and Sullivan, M.W.**, 1991. Intra-industry differences in the impact of product performance on customer satisfaction and retention, National Quality Research Center Working Paper, University of Michigan, Ann Arbor.
- Andreassen, T.W. and Lindestad, B.**, 1998. The effects of corporate image in the formation of customer loyalty, *Journal of Service Research*, **1**, 82-92.
- Aydın, S. and Özer, G.**, 2005. National customer satisfaction indices: an implementation in the Turkish mobile telephone market, *Marketing Intelligence and Planning*, **23(5)**, 486-504.
- Bayol, M., Foyel, A., Tellier, C. and Tenenhaus, M.**, 2000. Use of PLS Path Modelling to estimate the European Consumer Satisfaction Index (ECSI) model, *Statistica Applicata* **12**, 361-375.
- Bollen, K.A.**, 1989. Structural Equations with Latent Variables, Wiley, New York.
- Boulding, W., Staelin, R., Kalra, A. and Zeithaml, V.A.**, 1993. A dynamic process model of service quality: from expectations to behavioral intentions, *Journal of Marketing Research*, **30**, 7-27.

- Bounds, D. and Ross, D.,** 1997. Forecasting customer response with neural networks, *Handbook of Neural Computation*, **6**, 1-7.
- Bruhn, M. and Grund, A.M.,** 2000. The theory and implementation of national customer satisfaction indices; The Swiss Index of Customer Satisfaction (SWICS), *Total Quality Management*, **11**(7),
- Cacioppo, K.,** 2000. Measuring and Managing Customer Satisfaction, *Quality Digest*,
- Caudill, M.,** 1989. Neural Networks Primer, Miller Freeman Publications, San Francisco
- Caudill, M., and Butler, C.,** 1992. Understanding Neural Networks: Computer Explorations, MIT Press, Cambridge.
- Chan, L.K., Hui, Y.V., Lo, H.P., Tse, S.K., Tso, G.K.F. and Wu, M.L.,** 2003. Consumer satisfaction index: new practice and findings, *European Journal of Marketing*, **37**(5/6), 872-909
- Charalambous, C.,** 1992. Conjugate gradient algorithm for efficient training of artificial neural networks, *IEEE Proceedings*, **139**(3), 301-310.
- Chien, T.K., Chang, T.H. and Su, C.T.,** 2002. Did your efforts really win customers' satisfaction?, *Industrial management and data systems*, **103**(4), 253-262
- Chin, W.W.,** 1998. The partial least squares approach for structural equation modeling, in *Modern Methods for Business Research*, pp. 295-336, Eds Marcoulides G.A., Lawrence Erlbaum Associates.
- Chin, W.W.,** 2001. PLS-Graph User's Guide. C.T. Bauer College of Business, University of Houston, USA.
- DARPA,** 1988. Neural Network Study, Lincoln Laboratory, MA: M.I.T., Lexington.
- Dick, A.S. and Basu, K.,** 1994. Customer loyalty: Toward an integrated conceptual framework, *Journal of the Academy of Marketing Science*, **22**, 99-113.
- Eklöf, J. and Westlund, A.H.,** 2000. The European customer satisfaction index: Its background and the role of private concerns and public utilities. in: *La customer satisfaction nel settore pubblico*, Eds. Fabris, G., Rolanda, S.,. Franco Angeli Publishers, Milano.
- Erevelles, S., Leavitt, C.,** 1992. A comparison of current models of customer satisfaction/dissatisfaction. *Journal of Consumer Satisfaction, Dissatisfaction and Complaining Behavior*, **5**, 104-114.

- Ergezer, H., Dikmen, M. ve Özdemir, E.,** 2003. Yapay sinir ağları ve tanıma sistemleri. *PIVOLKA*, **2(6)**, 14-17.
- Fornell, C. and Larcker, D.F.,** 1981 Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error, *Journal of Marketing Research*, **18**, 39–50
- Fornell, C.,** 1992. A national satisfaction barometer: The Swedish experience. *Journal of Marketing*, **56**, 6-21.
- Fornell, C., Bookstein, F.L.** 1982. Two structural equation models: LISREL and PLS applied to consumer exit-voice theory, *Journal Of Marketing Research*, **19(4)**, 13
- Fornell, C., Michael D.J., Eugene W.A., Jaesung C. and Barbara E.B.,** 1996. The American Customer Satisfaction Index: Nature, Purpose and Findings, *Journal of Marketing*, **60**, 7-18,
- Gefen, D., Straub W.D. and Boudreau, M.C.,** 2000. Structural Equation Modelling and Regression: Guidlines for research practice, *Communications of the Association for Information Systems*, **4(7)**, 1-80
- Gerpott, T.J., Rams, W. and Schindler A.,** 2001. Customer retention, loyalty, and satisfaction in the German mobile cellular telecommunications market, *Telecommunications Policy*, **25(4)**, 249-269.
- Gorst J., Kanji G. and Wallace W.,** 1998. Providing Customer Satisfaction, *Total Quality Management*, **9**, 4-5.
- Grigoroudis, E. and Siskos, Y.,** 2003. A survey of customer satisfaction barometers: Some results from the transportation-communications sector, *European Journal of Operational Research*, **152(2)**, 334-353.
- Grossberg, S.,** 1982. Studies of the Mind and Brain, Reidel Press, Drodrecht, Holland.
- Grönholdt L. and Martensen A.,** 2005. Analysing Customer Satisfaction Data: A Comparison Of Regression And Artificial Neural Networks *International, Journal of Market Research*, **47(2)**.
- Hackl P., Westlund, A.H.,** 2000. On structural equation modelling for satisfaction measurement, *Total quality management*, **11**, 820-825.
- Hackl, P., Scharitzer, D. and Zuba, R.,** 1996.. The Austrian Customer Satisfaction Barometer (ACSB): A pilot study, *Der Markt*, **35**, 86-94.

- Hagan, M.T., and Menhaj, M.,** 1994. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm, *IEEE Transactions on Neural Networks*, **5(6)**, 989-993.
- Hagan, M.T., Demuth, H. B. and Beale, M.H.,** 1996 Neural Network Design, PWS Publishing, Boston.
- Haykin, S.,** 1994. Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Macmillan College publishing.
- Hebb, D.O.,** 1949. The Organization of Behavior, Wiley, New York..
- Hertz, J., Krogh, A., and Palmer, R.G.,** 1991. Introduction to the Theory of Neural Computation. Addison-Wesley Publishing Company, Redwood City.
- Hirschman, A.O.** 1970. Exit, Voice, and Loyalty-Responses to Declines in Firms, Organizations and States, Harvard University Press, Cambridge, MA.
- Howard, J.A. and Sheth, LN.,** 1969., The Theory of Buyer Behavior, Wiley, New York, NY.
- Hulland, J.S.** 1999 Use of Partial Least Squares (PLS) in Strategic Management Research: A Review of Four Recent Studies, *Strategic Management Journal*, **20(2)**, 195–204
- Jang, J.S.R., Sun, C.T. and Mizutani, E.,** 1997. Neuro-fuzzy and soft computing: a computational Approach to Learning and Machine intelligence, Printice Hall, Upper Saddle River, NJ.
- Johnson, M.D., Anderson, E.W. and Fornell, C.,** 1995. Rational and adaptive performance expectations in a customer satisfaction framework, *Journal of Consumer Research*, **21**, 128-40.
- Johnson, M.D., Fornell, C.,** 1991. A framework for comparing customer satisfaction across individuals and product categories. *Journal of Economic Psychology*, **12**, 267-286.
- Johnson, M.D., Gustafsson, A., Andreassen, T.W., Lervik, L. and Cha, J.,** 2001. The evolution and future of national customer satisfaction index models, *Journal of Economic Psychology*, **22(2)**, 217-45.
- Joreskog, K.G.** 1970. A general method for analysis of covariance structures, *Biometrika*, **57**, 239-251.
- Kohonen, T.,** 1997. Self-Organizing Maps, Second Edition, Springer-Verlag, Berlin.
- Kotler, P.,** 1991, Marketing Management - Analysis, Planning, Implementation and Control, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.

- Lippmann, R.P.**, 1987 An introduction to computing with neural nets, *IEEE ASSP Magazine*, 4-22.
- Lohmöller, J.B.** 1989. Latent Variable Path Modeling with Partial Least Squares. Physica-Verlag, Heidelberg.
- Lohmöller, J.B.**, 1987. LVPLS Program Manual, Version 1.8. Zentralarchiv für Empirische Sozialforschung, Köln.
- Maren, A., Harston C., and Pap, R.**, 1990. Handbook of Neural Computing Applications. Academic Press. London
- Martensen, A., Kristensen, K. and Grønholdt, L.**, 2000. Customer satisfaction measurement at Post Denmark: Results of application of the European Customer Satisfaction Index methodology, *Total Quality Management*, **11(7)**, 1007-1015
- Medsker, L.R. and Jain, L.C.**, 2000 Recurrent neural networks: design and applications, CRC Press, Boca Raton, FL.
- Meyer, A. and Dornach, F.**, 1996. The German Customer Barometer: Quality and Satisfaction—Yearbook of Customer Satisfaction in German, *German Marketing Association E.V. and German Post AG*, Dusseldorf..
- Minsky, ML**, 1969. Papert SA. Perceptrons. MIT Press, Cambridge, MA.
- Moller, M.F.**, 1993. A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning, *Neural Networks*, **6**, 525–533.
- National Quality Research Center**, 2000. American customer satisfaction index: Federal agencies government-wide customer satisfaction report for the general services administration, University of Michigan Business School, Ann Arbor, MI.
- Nguyen, D., and Widrow, B.** 1990. Improving the learning speed of 2-layer neural networks by choosing initial values of the adaptive weights, *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, **3**, 21–26.
- Oliver, R.L.**, 1977. Effect of expectation and disconfirmation on postexposure product evaluations: An alternative interpretation, *Journal of Applied Psychology*, **62(4)**, 480–486.
- Oliver, R.L.**, 1980. A cognitive model of the antecedents and consequences of satisfaction decisions. *Journal of Marketing Research*, **17**, 460-469.

- Oliver, R.L.**, 1996. Satisfaction: A Behavioral Perspective on the Customer. McGraw-Hill, New York.
- Reichheld, F.F. and Sasser, W.E.**, 1990., Zero defections: quality comes to services, *Harvard Business Review*, **68**, 105-11.
- Rigdon, E.E.**, 1998. Structural equation modeling, in *Modern Methods for Business Research*, pp. 251-94, Eds. Marcoulides, G.A., Lawrence Erlbaum Associates, Mahwah, NJ.
- Rosenblatt, F.**, 1961 Principles of Neurodynamics, Spartan Press, Washington, D.C.
- Rotondaro, R.G.** 2002 Defining the customer's expectations in e-business, *Industrial Management and Data Systems*, **102(9)**,. 476-482.
- Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. and Williams, R.J.**, 1986. Learning internal representations by error propagation, in *Parallel Data Processing*, 1, p.318–362, Eds. Rumelhart D.E. and McClelland, J.L.: The M.I.T. Press Cambridge, MA.
- Ruyter, D.K., Bloemer, J. and Peeters, P.**, 1997. Merging service quality and service satisfaction: an empirical test of an integrative model, *Journal of Economic Psychology*, **18(4)**, 387-406.
- Simon, J.L.**, 1974. Interpersonal welfare comparison can be made - and used for redistribution decisions, *Kyklos*, **27**, 63-98.
- Swanson, S.R. and Kelley, S.W.**, 2001. Attributions and Outcomes of the Service Recovery Process, *Journal of Marketing*, **9**, 50-65.
- Tenenhaus, M., Vinzi, V.E., Chatelin, Y.M. and Lauro, C.**, 2005. PLS path modeling, *Computational Statistics and Data Analysis*, **48**, 159–205
- Türkyılmaz, A. ve Özkan, C.** (2004) Müşteri memnuniyet indeksleri ve cep telefonu sektöründe bir plot uygulama, Kobilere ve Verimlilik Kongresi, Aralık, 2004, İstanbul, Türkiye
- Ullman, J.B.** 1996. Structural equation modeling in: Using Multivariate Statistics, pp. 709-819, Eds. Tabachnick B.G. and Fidell, L.S., HarperCollins College Publishers. New York.
- Vavra, T.G.**, 1997. Improving Your Measurement of Customer Satisfaction, ASQC Quality Press, Milwaukee.
- Venugopal V. and Baets W.**, 1994. Neural networks and their applications in marketing management, *Journal of Systems Management*, **21**

- Warneryd, K.E.**, 1988. Economic psychology as a field of study, in Handbook of economic psychology, pp. 2-41, Eds. Van W.F., Raaij, G. M. Van V. and Warneryd, K.E., Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Netherlands.
- Wold, H.**, 1982. Soft modeling: the basic design and some extensions, in, *Systems under Indirect Observation*, pp. 1–54, Jöreskog, K.G. and Wold, H., Amsterdam.
- Wold, H.**, 1985. Partial least squares, in *Encyclopedia of Statistical Sciences*, 6, pp. 581–591, Eds. Kotz, S. and Johnson, N.L., Wiley, New York.
- Wong, B.K., Lai V.S. and Lam J.**, 2000. A bibliography of neural network business application research:1994-1998, *Computers and Operations Research*, **27(11-12)**, 1045-76.
- Wong, Y., Gopal K. and Kanji K.**, 2001. Measuring Customer Satisfaction: Evidence from Hong Kong Retail Banking Industry, *Total Quality Management*, **12(7-8)**
- Yi, Y.**, 1991. A critical review of consumer satisfaction. in: Review of Marketing 1989, Ed. Zeithaml, V.A., American Marketing Association, Chicago, IL.
-
- DiE**, 2004, Devlet İstatistik Enstitüsü, www.die.gov.tr, (01.08.2006)
- TMME**, (2006) Türkiye Müşteri Memnuniyet Endeksi, www.tmme.org.tr (01.09.2006)

EK-A: MMİ ÖLÇÜMÜ İÇİN KULLANILAN ANKET ÖRNEĞİ

CEP TELEFONU MÜŞTERİ MEMNUNİYETİ ANKETİ

Bu anket kullandığınız cep telefonuyla ilgili memnuniyet derecenizi ölçmek amacıyla hazırlanmıştır. Lütfen tüm soruları dikkatlice okuyup size en uygun seçeneği işaretleyiniz. İlginiz için teşekkür ederiz.

Kullandığınız cep telefonu markası hangisi?

- | | | | | | |
|----------------------------|----------|----------------------------|-----------|----------------------------|---------------|
| 1 ☐ | Ericcson | 4 ☐ | Nokia | 7 ☐ | Siemens |
| 2 ☐ | LG | 5 ☐ | Panasonic | 8 ☐ | Sony Ericcson |
| 3 ☐ | Motorola | 6 ☐ | Samsung | 9 ☐ | Diğer |

Ne kadar zamandır bu cep telefonunu kullanıyorsunuz?

- ☐ 0-2 yıldır ☐ 2-5 yıldır ☐ 5-10 yıldır

Marka

Kullandığınız ürünü üreten firma ile ilgili her türlü tecrübelerinizi göz önünde bulundurarak aşağıdaki soruları yanıtlayınız.

	Çok düşük				Orta		Çok yüksek			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1. Firmayı güvenilir buluyor musunuz?	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
2. Firmanın ürün ve hizmetlerini ne kadar profesyonel buluyorsunuz?	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
3. Firmanın sanat, eğitim ve sponsorluk gibi alanlarda topluma olan sosyal katkılarını değerlendiriniz.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
4. Firmanın müşterileriyle ilişkileri ve ilgilenme konusundaki yeterliliğini değerlendiriniz.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
5. Firmanın sunduğu ürün ve hizmetlerdeki yenilikçiliğini değerlendiriniz.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
6. Markanız size prestij sağlıyor mu?	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

Müşteri beklentileri

Şimdi lütfen bu ürünü satın almadan önceki **beklentilerinizi** göz önünde bulundurunuz.

	Çok düşük				Orta		Çok yüksek			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
7. Bu ürünün genel kalitesiyle ilgili beklentilerinizi belirtiniz	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
8. Bu ürünün kişisel ihtiyaçlarınızı karşılama sı ile ilgili beklentileriniz.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
9. Bu ürünle beraber sunulan teknik servis beklentilerinizi değerlendiriniz.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
10. Ürün kalitesiyle ilgili beklentilerinizi teknik özelliklerini, sağlamlığını ve fonksiyonelliğini göz önünde bulundurarak değerlendiriniz.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

Algılanan Kalite		Çok düşük Orta Çok yüksek 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
11. Ürünün kalite seviyesini genel olarak değerlendiriniz		
12. Ürünü kalitesini, teknik özelliklerini , sağlamlığını ve fonksiyonelliğini göz önünde bulundurarak değerlendiriniz.		
13. Ürünle birlikte sunulan garanti ve/veya teknik servis kalitesini değerlendiriniz.		
14. Ürünü satın alma veya kullanım süresince size sunulan müşteri hizmetleri kalitesini değerlendiriniz.		
15. Bu ürünün kullanım amacınıza uygunluğunu değerlendiriniz.		
Algılanan Değer		Hayır Orta Evet 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
16. Kullandığınız ürün bu kadar para eder mi?		
17. Bu kadar para karşılığında bu ürün tatmin edici mi?		
Memnuniyet		Çok düşük Orta Çok yüksek 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
18. Bu ürünle ilgili genel memnuniyet derecenizi belirtiniz		
19. Bu ürün beklentilerinizi ne derece karşıladı?		
20. İdealinizdeki cep telefonunu düşününüz. Kullandığınız ürünü idealinizdeki cep telefonuna ne kadar yakın buluyorsunuz?	Çok uzak Orta Çok yakın 	
Şikayetler		Hayır Belki Evet 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
21. Şu an bir cep telefonu alsanız aynı firmayı tercih edermiydiniz?		
22. Bu ürünü başkasına tavsiye edermisiniz?		
23. Aynı kalitede başka bir marka ürün biraz daha düşük bir fiyata satılsa, kendi markanızı satın almada ısrar eder misiniz?		
Şikayetler		
24. Son bir yılda bu üründen ilgili kaç kez şikayetiniz oldu?		
Yaşınız	Cinsiyetiniz	Eğitim Durumunuz
	E ☐ K ☐	
		Mesleğiniz
		

EK-B: KEKK METODU İÇİN MATLAB KODLARI

```
% KEKK_MMİ_kod.mat,  
% Bu program Kısmi en küçük kareler yöntemiyle MMİ modelini tahmin eder  
load csi; %verilerin yüklenmesi  
x=data;  
  
%Tüm değişkenlerin merkezi değere çevrilmesi  
avg = mean(x);  
avgx = avg(ones(652,1),:);  
cx=x-avgx;  
  
x1=cx(:,1:6);  
x2=cx(:,7:10);  
x3=cx(:,11:15);  
x4=cx(:,16:17);  
x5=cx(:,18:20);  
x6=cx(:,21:23);  
  
%Gizli değişkenler arası ilişki matrisi  
e=[ 0 1 0 0 1 1  
    1 0 1 0 1 0  
    0 1 0 1 1 0  
    0 0 1 0 1 0  
    1 1 1 1 0 1  
    1 0 0 0 1 0];  
  
% Başlangıç ağırlıklarının tanımlanması  
w1=[1 0 0 0 0 0];  
w2=[1 0 0 0];  
w3=[1 0 0 0 0];  
w4=[1 0];  
w5=[1 0 0];  
w6=[1 0 0];  
  
%KEKK için döngü başlar (8 itr)  
for i=1:8  
    %Gizli değişkenin dış modelden tahmini  
    y1=x1*w1';  
    y1=(y1-mean(y1))/std(y1);  
  
    y2=x2*w2';  
    y2=(y2-mean(y2))/std(y2);  
  
    y3=x3*w3';  
    y3=(y3-mean(y3))/std(y3);  
  
    y4=x4*w4';  
    y4=(y4-mean(y4))/std(y4);  
  
    y5=x5*w5';  
    y5=(y5-mean(y5))/std(y5);  
  
    y6=x6*w6';
```

```

y6=(y6-mean(y6))/std(y6);

y=[y1 y2 y3 y4 y5 y6];

%Gizli değişkenin iç modelden tahmini
z=y*e;

%Dış model ağırlıklarının tahmini
v1=[cov(x1(:,1),z(:,1)) cov(x1(:,2),z(:,1)) cov(x1(:,3),z(:,1)) cov(x1(:,4),z(:,1)) cov(x1(:,5),z(:,1))
cov(x1(:,6),z(:,1))];
w1=[v1(2,1) v1(2,3) v1(2,5) v1(2,7) v1(2,9) v1(2,11)];
w1=w1'/norm(w1);
w1=w1';
w11(i,:)=w1;

v2=[cov(x2(:,1),z(:,2)) cov(x2(:,2),z(:,2)) cov(x2(:,3),z(:,2)) cov(x2(:,4),z(:,2))];
w2=[v2(2,1) v2(2,3) v2(2,5) v2(2,7)];
w2=w2'/norm(w2);
w2=w2';
w22(i,:)=w2;

v3=[cov(x3(:,1),z(:,3)) cov(x3(:,2),z(:,3)) cov(x3(:,3),z(:,3)) cov(x3(:,4),z(:,3)) cov(x3(:,5),z(:,3))];
w3=[v3(2,1) v3(2,3) v3(2,5) v3(2,7) v3(2,9)];
w3=w3'/norm(w3);
w3=w3';
w33(i,:)=w3;

v4=[cov(x4(:,1),z(:,4)) cov(x4(:,2),z(:,4))];
w4=[v4(2,1) v4(2,3)];
w4=w4'/norm(w4);
w4=w4';
w44(i,:)=w4;

v5=[cov(x5(:,1),z(:,5)) cov(x5(:,2),z(:,5)) cov(x5(:,3),z(:,5))];
w5=[v5(2,1) v5(2,3) v5(2,5)];
w5=w5'/norm(w5);
w5=w5';
w55(i,:)=w5;

v6=[cov(x6(:,1),z(:,6)) cov(x6(:,2),z(:,6)) cov(x6(:,3),z(:,6))];
w6=[v6(2,1) v6(2,3) v6(2,5)];
w6=w6'/norm(w6);
w6=w6';
w66(i,:)=w6;
end;

%Ağırlıkların normalizasyonu
w1=w1/sum(w1);
w2=w2/sum(w2);
w3=w3/sum(w3);
w4=w4/sum(w4);
w5=w5/sum(w5);
w6=w6/sum(w6);

%Gizli değişkenlerin tahmini
x1n=data(:,1:6);
x2n=data(:,7:10);
x3n=data(:,11:15);
x4n=data(:,16:17);
x5n=data(:,18:20);

```

```

x6n=data(:,21:23);
im=x1n*w1';
ex=x2n*w2';
pq=x3n*w3';
pv=x4n*w4';
cs=x5n*w5';
cl=x6n*w6';

latents=[im ex pq pv cs cl];

% Yüklemler ve Blokların komunaliti değerleri
for i=1:6
    for j=1:23
        kor=corrcoef(latents(:,i),data(:,j));
        korelasyon(i,j)=kor(2,1);
        comunaliti(i,j)=(kor(2,1))^2;
    end;
end;

% Blokların ortalama komunaliti değerleri
comavgim=mean(comunaliti(1,1:6));
comavgexp=mean(comunaliti(2,7:10));
comavgpq=mean(comunaliti(3,11:15));
comavgpv=mean(comunaliti(4,16:17));
comavgcsi=mean(comunaliti(5,18:20));
comavgcl=mean(comunaliti(6,21:23));

comtotal= [comavgim comavgexp comavgpq comavgpv comavgcsi comavgcl];

%Modelin ortalama komunalitisi
commodel=mean(comtotal);

```

EK-C: YSA METODU İÇİN MATLAB KODLARI

```
% Gizli değişkenlerin yüklenmesi
load latents

% Eğitim ve test veri setlerinin tanımlanması
LT= latents';
[R,Q] = size(LT); % R satır, Q sütun sayıları
% 1 den başla 4 artırarak Q'ya kadar al. (burada Q=652).
% bittiği yerde 3ten başla 4 artırarak Q'ya kadar git.
% bittiği yerde 4ten başla 4 artırarak Q'ya kadar git.
tr = [1:4:Q 3:4:Q 4:4:Q];
te = 2:4:Q;
tran= LT(:,tr);
test = LT(:,te);
tran=tran';
test=test';

ttr= tran(:,5);
ttr= ttr';
itr= tran(:,1:4);
itr= itr';

tte= test(:,5);
tte= tte';
ite= test(:,1:4);
ite= ite';

[B,C]=size(itr);
[D,F]=size(ite);
% Networkün oluşturulması
nr=10; % nöron sayısı (kaç nörona kadar hesaplasın?)
or=10; %her bir nöron için kaç kere çalışsın.
for z=1:nr;
    neuronsayisi=z
    for v=1:or
        net = newff(minmax(itr),[z 1],{'tansig' 'purelin'},'trainlm');
        net.trainParam.epochs=300;
        [net, tr] = train(net,itr,ttr);

        o_tr = sim(net,itr);
        e_tr = ttr-o_tr;
        perf_tr(v,z) = mse(e_tr);

        o_te = sim(net,ite);
        e_te = tte-o_te;
        perf_te(v,z) = mse(e_te);

    clear net
% Eğitim verileri için R-Kareyi hesaplar
%SSE
e=e_tr';
se=zeros(C,1);
for j=1:C;
```

```

        se(j,1)=(e(j,1)*e(j,1));
    end;
    sse=sum(se);

    %SST
    ct=(ttr'-mean(ttr'));
    st=zeros(C,1);
    for j=1:C
        st(j,1)=(ct(j,1)*ct(j,1));
    end;
    sst=sum(st);

    R2_tr(v,z)=(sst-sse)/sst;

    % Test verileri için R-Kareyi hesaplar
    %SSE
    e=e_te';
    see=zeros(F,1);
    for j=1:F;
        see(j,1)=(e(j,1)*e(j,1));
    end;
    ssee=sum(see);

    %SST
    cte=(tte'-mean(tte'));
    ste=zeros(F,1);
    for j=1:F
        ste(j,1)=(cte(j,1)*cte(j,1));
    end;
    sste=sum(ste);

    R2_te(v,z)=(sste-ssee)/sste;

end;
MSE_tr(1,z)=mean(perf_tr(:,z));
MSE_te(1,z)=mean(perf_te(:,z));

RKare_tr(1,z)=mean(R2_tr(:,z));
RKare_te(1,z)=mean(R2_te(:,z));
end;

nero=[1:nr]';
MSE=[MSE_tr' MSE_te'];

RMSE_tr=sqrt(MSE_tr');
RMSE_te=sqrt(MSE_te');

% YSA performansının hesaplanması
Perf_mse_rmse_rkare_tr=[nero MSE_tr' RMSE_tr RKare_tr']
Perf_mse_rmse_rkare_te=[nero MSE_te' RMSE_te RKare_te']

```

ÖZGEÇMİŞ

Ali Türkyılmaz 1973 yılında Bursa’da doğdu. İlk, orta ve lise eğitimini aynı yerde tamamladı. 1996 yılında Yıldız Teknik Üniversitesi Endüstri Mühendisliği bölümünden mezun oldu. 2000 yılında Fatih Üniversitesi Endüstri Mühendisliği bölümünde yüksek lisansını tamamladı. Yüksek lisans tez konusu; “Inspection of ceramic tiles using inductive learning” dir.

2000 yılından bu yana İstanbul Teknik Üniversitesi Endüstri Mühendisliği bölümünde doktora öğrencisidir. Evli ve 2 çocuk babasıdır.