

Ulaştırma türü seçiminde esnek hesaplama yöntemleri

Yusuf Kağan DEMİR^{*}, Haluk GERÇEK

İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, Ulaştırma Mühendisliği Programı, 34469, Ayazağa, İstanbul

Özet

İnsan davranışının matematik modellemesinin geldiği son aşama, insanı bitmek tükenmek bilmeyen ve tatminini ençoklayacak şekilde davranan bireyler olarak tanımlamasıdır. Bu tanıma göre geliştirilen ekonomik seçim modelleri, yararı en çok olan seçeneğin seçileceğini öngörür. Bu, ekonomide yarar teorisi olarak anılır. Seçim modelleri deterministik ve rastgele yarar modelleri olarak ikiye ayrılır. Deterministik yarar modelleri(DYM); basitçe, kullanıcı ve kullanıcıya sunulan seçeneklere ait özelliklerin bileşimini gösteren bir fonksiyona göre en büyük yararı üreten seçeneğin kullanıcı tarafından seçileceğini öngören modellerdir. Rastgele yarar modelleri (RYM) ise; deterministik yarar teorisine rastgele bir hata teriminin eklendiği modellerdir. Bugün ulaştırma türü seçiminin modellemesinde, en çok kullanılan modeller RYM'nin bir türü olan logit modellerdir. Gerek RYM gerekse onun alt türleri olan modeller istatistik modellerdir ve varsayımlarına uygun olmayan koşullarda bunların tahmin başarımları oldukça düşer. Esnek hesaplama modelleri olan yapay sinir ağları (YSA), bulanık mantık (BM) ve genetik algoritmalar (GA) kullanılarak, geleneksel tür seçimi modellerinin başarısız olduğu gözlemlerle, daha yüksek tahmin başarımları elde edilebilir. Bu çalışmada, Eskişehir orta gelir grubu için geleneksel (logit model) ve esnek hesaplama yöntemleri (YSA, BM ve Sinir-Bulanık) kullanılarak geliştirilmiş ulaştırma türü seçim modelleri incelenmiş ve başarımları karşılaştırılmıştır. Özellikle Sinir-bulanık modeller, diğer bulanık modellere göre daha iyi tahminler yapmıştır. Ayrıca, logit modelin esnek modellere göre düşük örnekleme düzeylerinde daha başarısız tahminler yaptığı görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: *Ulaştırma türü seçimi, yarar teorisi, logit model, esnek hesaplama, yapay sinir ağları, bulanık mantık.*

^{*}Yazışmaların yapılacağı yazar: Yusuf Kağan DEMİR. ykdemir@srv.ins.itu.edu.tr; Tel: (212) 285 36 64.

Bu makale, birinci yazar tarafından İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, Ulaştırma Mühendisliği Programı'nda tamamlanmış olan "Ulaştırma türü seçiminde esnek hesaplama yöntemleri" adlı doktora tezinden hazırlanmıştır. Makale metni 28.02.2006 tarihinde dergiye ulaşılmış, 07.05.2006 tarihinde basım kararı alınmıştır. Makale ile ilgili tartışmalar 31.08.2007 tarihine kadar dergiye gönderilmelidir.

Soft computing models in mode choice

Extended abstract

The aim of this study is to use soft computing methods for modelling the mode-choice in urban passenger transportation. For this purpose four soft-computing models were developed and compared with the conventional binary logit model by using the data collected in the Transportation Master Plan of Eskisehir (EUAP) in 2002. Travel survey data were classified according to the income level of the households: high, medium and low income. For each income group two types of mode-choice models were developed. 1. Conventional binary logit model. 2. Soft computing models such as artificial neural networks (YSA), pure fuzzy logic (BM) and neuro-fuzzy logic (SB). Travel time and travel cost were used as the two main parameters in all models. Mode-choice was made between car and public transport. The analysis covered the following issues; 1) Identifying the best common performance measures to compare the binary logit and soft computing mode-choice models. 2) Calculation of performance measures. It has been shown that soft computing models; especially Sugeno type neuro-fuzzy models give better estimates for predicting the mode-choice of the sample data. It has been also shown that R^2 could be a sufficient measure to compare the performance of the conventional and soft computing mode-choice models. Finally, it has been shown that threshold values that are not equal to 0.50 could improve the performance of some mode-choice models.

Production and demand processes are fundamental elements of economics. After industrial revolution, human beings started to supply their needs instead of self-agricultural production. In this dynamics, minor and major choices shaped demand and production phases. At the side of the goods or service providers (car company or a municipality which gives transportation service), prediction of choices or factors affecting these choices are very important. The ability to accurately predict the future is fundamental to many decision processes in planning such as scheduling, purchasing, strategy formulation, policy making, and supply chain operations. Most firms seek to maximize their market share. For that, they need consumers that are on target, their behavior structure.

All operational models for predicting individuals (travellers) choices are based on behavioral principle

called "utility maximization." According to utility maximization principle, there is a mathematical function U that is called utility function, whose numerical value depends on attributes of the available options and the individual (causal relationship). The utility function has the property that its value for one option exceeds its value for another, if and only if the consumer prefers the first option to the second. The consumer chooses the most preferred option, which is the one with the highest utility-function value (rational man).

The correct utility function may differ from that used by the analyst due to the omission of a variable that influences mode choice, measurement error, variations in preferences among individuals, or all of these. In each case the correct utility function U , can be written as the sum of the utility function specified by the analyst, V and an error term, ϵ .

Soft computing techniques such as neural networks (ANNs), fuzzy logic (FL) and genetic algorithms (GA) are very powerful modelling tools for transportation. Zadeh (1965) introduced fuzzy set theory as a general approach to express the different types of uncertainty inherent in human systems. Artificial neural networks (ANNs) are computing models for information processing and pattern identification. They grow out of research interest in modeling biological neural systems, especially human brains.

Data for modelling was collected from Eskisehir City in Turkey. Data sample was splitted into three parts according to income level such as high, medium and low. For medium income group, two types of modelling were structured. The first is a traditional mode choice model consisting of binary logit models. The second are soft computing models consisting of artificial neural networks, pure fuzzy logic and neuro-fuzzy models. Two main parameters were used in all models are travel time and travel cost. Choice set was formed of two choices, mass transit and car. End of the analysis; neuro-fuzzy models have the best prediction scores. In small sample size, logit models do not give acceptable prediction scores. Anyway, all logit models fail in all statistics tests.

Keywords: *Mode choice, utility theory, logit model, soft computing, neural networks, fuzzy logic.*

Giriş

İnsan davranışı karmaşık bir yapıya sahiptir. Probleme bakış açısı davranışa ait çözümleme biçimini belirler. Psikoloji açısından insan davranışı, davranışla ilgili problemlerin çözümü için incelenir. Bu amaçla, sayılamayan ifadelerin (geçmişte ya da çocuklukta yaşanan olaylar gibi) ortaya çıkartılması ve bunların kaynağının bulunması gerekebilir. Sosyolojik açıdan davranış ise, insanlar arasındaki etkileşimin yarattığı toplu davranışı inceler. Ancak sosyoloji, soyut kavramlar yanında somut kavramları da probleme dâhil eder. Birey ile toplumun hareketleri bir etkileşim içindedir ve bu etkileşim hem bireyin hem toplumun davranışlarını etkiler. Bu etkileşim ekonomik, sosyal ve siyasi sonuçlar doğurur. Bu sonuçları kısmen de olsa önceden tahmin etmek mümkün olabilir mi? İnsan uygarlığı varoluşundan beri geleceği tahmin etmek ya da olayları önceden kestirmek istemiştir. Bu merak birçok bilim dalının atası olmuştur.

Temel davranış modeli

Davranış, insan hayatındaki gözlenebilen kaydedilebilen ve ölçülebilen bütün etkinlikler olarak tanımlanabilir (Andrew, 2000). Temel davranış modeli Norman'a göre akıl ve duygusallığın birer fonksiyonudur. Norman insan davranış modelini dört ana ögeye ayırmıştır. Bunlar;

- Etkileşimli öge*: Bilginin kavramsal olarak işlendiği ve arkasından algılama ve düşünmede değişikliğin yapıldığı yer.

- Bilişsel öge*: Algılama, bellek, işleme ve bilginin geri çağırılmasından sorumlu yer.

- Düzenleyici öge*: Girdi ve çıktı fonksiyonlarını yöneten yer.

- Davranışsal öge*: Davranışın gerçekleştiği yer, yani çıktı

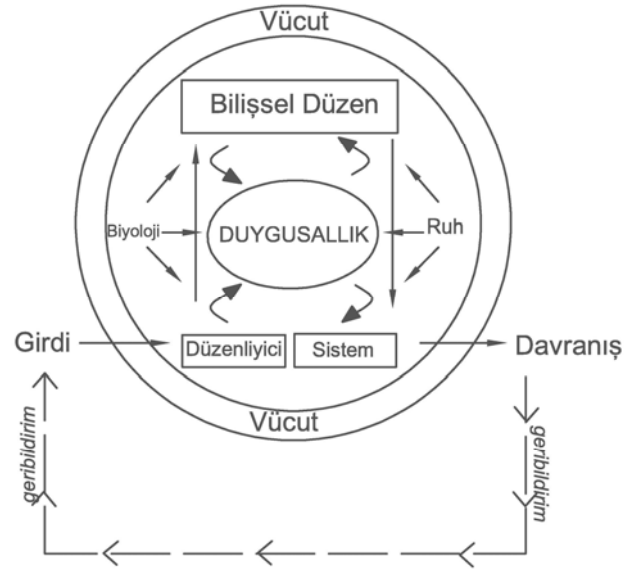
Bu ögelerin etkileşimi Şekil 1'de görülmektedir.

Rastgele modeller ve tür seçimi

Tür seçimi modelleri felsefe, psikoloji, matematik, ekonomi ve istatistik gibi birçok disiplinden gelen çalışmaların bir sonucunda oluşmuştur.

Seçim yolculuk kararlarının anahtar ögesidir. Mikroekonomide *tüketici* olarak tanımlanan bi-

rey, ulaştırma türü seçiminde *yolcu* olarak anılır. Yolcu da tüketici gibi kendisine sunulan seçenekler arasından seçim yapmak zorundadır. Yolcunun ve daha genel ölçekte yolcuların kararlarının modellenmesi, ulaştırma taleplerinin kestirimi için çok önemlidir. Ancak karar süreçlerinin çok karmaşık olması nedeniyle tür seçimi modellenmesi, bir takım varsayım ve basitleştirme süreçleri gerektirir.



Şekil 1. Temel davranış modeli

Basitleştirme adımının ilk aşaması, tüm yolcuların aynı zaman kesitinde karşılaştıkları seçeneklerin sayısı ve özelliklerinin aynı kaldığını varsaymaktır. Bu şekilde kullanıcı için seçimler de sabitlenmiş olacaktır. Bu yöntem *deterministik* seçim modelidir ve gelişiminin ilk otuz yılı boyunca yolcu taleplerinin belirlenmesinde temel alınmıştır. Yolculuk dağıtım modelleri, türel ayırım ve trafik atama problemlerinde deterministik yöntem kullanılır (Kanafani, 1983). Deterministik yöntemin kullanılmasının diğer nedeni de, yolcunun karar süreçlerinin mikroekonomik teorideki bireysel karar kurallarıyla uyumlu olmasını sağlamaktır. Bu şekilde mikroekonomik talep teorisi ile uygun hale gelen seçim modeli bize, yolcunun talep ve seçimi arasındaki ilişkiyi, ekonomik teorideki üretim-talep ilişkisi çerçevesinde tanımlama olanağı verir.

Bu amaçla *yarar* kavramı tanımlanmıştır. Buna göre her tüketicinin kullandığı mal ya da hizmet

için bir yararı vardır. Tüketici seçimlerini bu yararını enbüyükleyecek şekilde yapar. Her bir tüketici için doğrusal bir yarar fonksiyonu yazmak mümkün olur.

$$V_i^k = AX_i \quad (1)$$

V_i^k , k bireyinin i seçeneğine ait yararını gösterir. X_i , i seçeneğine ait özelliklerin ve k bireyine ait sosyo-ekonomik özelliklerin oluşturduğu gözlemler vektörü, A ise bireyin bu özelliklere verdiği değerleri temsil eden katsayı vektörüdür. Birey C seçenekler kümesinde, her bir i seçeneği için (1)'deki eşitliğe göre, en büyük yararı kendine sağlayan seçeneği tercih eder (akılcı tüketici).

Ancak deterministik yarar, fazla basitleştirilmiş bir modeldir. Bu modele göre tüm koşullar aynı olduğunda, tüm kullanıcıların aynı seçeneği seçeceği varsayımı yapılır ki bu, olayın doğasına oldukça uzaktır. Çünkü;

- 1) İnsan davranışı, bu basitleştirmeden çok daha karmaşıktır ve insan her zaman akılcı davranmaz. Bunun anlamı, yararın en büyük olduğu tercih her zaman seçilmeyebilir.
- 2) İnsanın davranışını etkileyen tüm değişkenlerin gözlenmesi mümkün değildir ya da tüm değişkenler matematik modele katılamaz. Örneğin kullanıcının bir türden aldığı konfor duygusunu ölçmek mümkün değildir.
- 3) Değişkenler tam ölçülebilse bile, kullanıcı tarafından algılandığı gibi ölçülemez. Örneğin, aynı süre her yolcu için farklı algılanır.

Tüm bu nedenlerden dolayı, davranışta bir belirsizlik ortaya çıkar. Bu belirsizlik modele bir hata terimiyle dâhil edilir.

$$U_i^k = V_i^k + \varepsilon \quad (2)$$

ε , yukarda saydığımız belirsizlikleri temsil eden terimdir. Bu terim açıklayamadığımız bir çok değişkeni temsil eder. Rastgele yarar teorisi, bu hata teriminin rastgele dağıldığını varsayar. Bu dağılımın biçimi rastgele bireysel seçim modellerinin türünü belirler. Ulaştırma planlamasında

en sık kullanılan *logit model*, bu hata teriminin *Tip-I aşırı değer dağılımına* uyduğu varsayımını yapar. Bu varsayıma göre, bir C seçenek kümesi içinden, herhangi bir i seçeneğinin seçilme olasılığı,

$$P(i | C) = \frac{e^{V_i}}{\sum_{j \in C} e^{V_j}} \quad (3)$$

ile bulunur. Eğer C seçim kümesi sadece iki seçenektir oluşuyorsa, model ikili logit model olarak anılır.

Ulaştırmada tür seçimi modellerinin kalibrasyonu, bireylerin gözlenen değişkenler ve seçimlerine göre V yararlarına ait A katsayı vektörünün kestirilmesiyle gerçekleştirilir. Kalibrasyon için en geçerli ve tercih edilen yöntem *enbüyük olabilirlik yöntemidir*.

Esnek hesaplama modelleri

Esnek hesaplama modelleri aşağıdaki üç esnek model ve bu modellerin birbirleriyle melezlenmesinden oluşur.

- 1) Yapay Sinir Ağları (YSA)
- 2) Bulanık Mantık (BM)
- 3) Genetik Algoritmalar (GA)

Bu çalışma kapsamında YSA ve BM'ler incelendiğinden bu iki yöntem üzerinde durulacaktır.

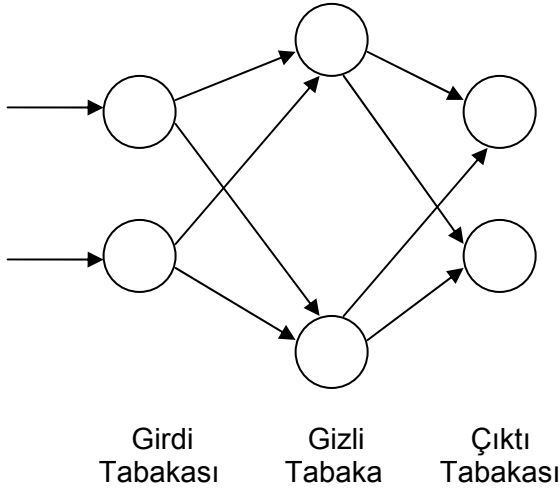
Yapay sinir ağları

Yapay Sinir Ağları (YSA) kısaca bilgi işleme sistemleri olarak tanımlanır. YSA'ların en çok kullanıldığı alanlar şunlardır;

- 1) Sınıflama
- 2) Görüntü tanımlama
- 3) Görüntü tamamlama
- 4) Bozuk veri temizleme (filtreleme)
- 5) Eniyileme
- 6) Kontrol

YSA'ların yapısı, hesaplama öğeleri ve bunları birbirine bağlayan ağırlıklara sahip bağlantılardan oluşur. Şekil 2'de genel bir YSA yapısı görülmektedir.

Farklı sayıda hesaplama ögesinin (sinir hücresi olarak da anılır) bir doğru üzerinde dizildiği yer tabaka olarak anılır. YSA ağları genel olarak girdi ve çıktı olmak üzere en az iki tabakadan oluşur. Ara tabaklar gizli tabaka olarak adlandırılırlar. Bağlantılar birbirini izleyen tabakalar-daki hesaplama ögelerini birbirine bağlar. Her ögenin bir sonraki tabakadaki bir ögeye bağlanma zorunluluğu yoktur. Örneğin, giriş tabakasındaki bir öge doğrudan çıktı tabakasına da bağlanabilir.



Şekil 2. YSA'nın temel yapısı

YSA'lar güçlü modelleme araçlarıdır. Paralel işlem yeteneği, YSA'ları karmaşık ilişkilerin modellemesinde güçlü bir araç yapar. Ulaştırma planlamasında sıklıkla kullandığımız regresyon analizi gibi yöntemler ön bilgi gerektirir. Modellenen olay önceden kapalı bir biçimde belirlenerek ($y=ax+b$ gibi) eldeki gözlemlere göre bu denkleme ait katsayılar kestirilir. Ek olarak bu yöntemler, hataların bir istatistik dağılıma (genellikle normal dağılım) göre dağıldığı varsayımını yapar. Eğer modellemeye çalışılan olay öngördüğümüz denklemden farklı bir yapıdaysa modelin başarımı düşer. Gözlemlerin beklediğimiz dağılımdan farklı olması da modeli olumsuz etkiler. YSA'lar bu açıdan üstünlüklere sahiptirler. Ön bilgi olmaksızın girdi ve çıktılar arasındaki ilişkiyi bulabilirler. Buna ek olarak bağımsız değişkenler arasındaki otokorelasyon ilişkisinden etkilenmezler (Demir, 1997). Ancak YSA'lar ile regresyon analizindeki gibi ilişkileri temsil eden katsayılar üretmek mümkün değildir. Ancak, bu çalışmada kullanılan logit

andırımlı YSA'larla regresyon analizi gibi katsayılar üretmek mümkündür.

Bir YSA ağını kullanmadan önce aşağıdaki üç temel ögenin belirlenmesi gerekir.

- 1) *Ağ yapısı*: Ağın kaç tabakaya sahip olacağı, her tabaka da kaç hesaplama ögesi olacağı ve bunların bağlantıları.
- 2) *Öğrenme*: Ağın öğrenme algoritması
- 3) *Üretim*: Öğrenmiş bir ağdan, girdilere karşı alınacak çıktıların biçiminin belirlenmesi. Örneğin, hangi aralığa göre girdi ve çıktıların normalize edileceği.

Ağ yapısı modelleme aşamasının ilk ve en önemli aşamasıdır. Bu nedenle bir YSA yapısının belirlenmesinden önce modellenecek olayın amacının iyi tanımlanması gerekir. İstatistiksel bir tahmin yapıyorsak, öğrenme gücü yüksek bir ağ uygun olmaz. Bunun nedeni ağın tamamen örneği modellemesi ve toplumu yansıtmaktan uzaklaşmasıdır. YSA'ların çalışma ilkeleri ve ayrıntılı bilgi Sinenco ve Lau (1992)'da verilmiştir.

Bulanık mantık

Bulanık mantık için gerçekler parçalı, bulutlu, belirsiz ve bulanıktır. Matematik doğrulara gri dünyanın en uç noktaları olarak izin verir (Kosko, 1993).

Bulanık sistemin en önemli özelliği, bulanık kümelerdeki değerlerin, bunlara karşılık gelen üyelik dereceleriyle gösterilmesidir. Burada "0" mutlak yanlışlığı "1" ise mutlak doğruluğu göstermek için kullanılır. Örnek olarak aşağıdaki ifadeyi ele alalım.

"Ayşe yaşlıdır."

Burada eğer Ayşe 75 yaşında ise, bu ifadenin doğruluğu için 0.8 değerini atayabiliriz. Bu ifade klasik küme teorisine göre ise aşağıdaki gibi ifade edilir.

"Ayşe yaşlı insanlar kümesinin elemanıdır."

Aynı ifade bulanık küme teorisine göre;

$$f_Y(Ayşe) = 0.80 \quad (4)$$

şeklinde yazılır ve eşitlik (4)'teki f_y , üyelik fonksiyonunu temsil eder. Bu fonksiyon yaşlı insanlar bulanık kümesi üzerinde, Ayşe'nin aldığı değeri tanımlar. Bu kümenin değeri de 0 ile 1 arasındadır. Olasılık yaklaşımına göre Ayşe'nin yaşlı olma ihtimali %80'dir. Ancak bulanık küme ile "Ayşe'nin yaşlı insanlar kümesindeki üyelik derecesi 0.8'dir".

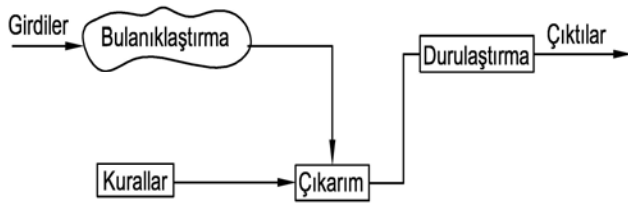
Diğer yandan bulanık mantık genel bir terimdir ve farklı öğelerin meydana getirdiği bir sistemi temsil eder. Örneğin durulaştırma, bulanık kümeler vb., Şekil 3'te bir bulanık mantık sistemi ve sistemi oluşturan öğeler arasındaki ilişkiler gösterilmiştir.

Bulanık mantık sistemi aşağıdaki temel öğelerden oluşur.

- 1) Bulanık küme
- 2) Dilsel değişkenler
- 3) Üyelik fonksiyonları
- 4) Bulanık kurallar ve kural tabanı

Bulanık küme, dilsel değişkenleri $[0, 1]$ aralığına dönüştüren öğedir. Bu dönüşümü belirleyen öğe ise üyelik fonksiyonudur. Bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi tanımlayan öğeler ise bulanık kurallar ve kural tabanıdır.

Bir bulanık model, gene bulanık işleçler kullanılarak Şekil 3'teki süreçlerle oluşturulur.



Şekil 3. Bulanık mantık sistemi ve temel öğeleri

Bu süreçler ve her birinin kullandığı öğeler aşağıdaki gibi özetlenebilir;

- 1) Bulanıklaştırma (bulanık küme+dilsel değişkenler+üyelik fonksiyonları)
- 2) Çıkarım süreci (dilsel değişkenler+bulanık kurallar)

- 3) Öncüllerin toplulaştırması (bulanık kurallar)
- 4) Öncüllerin yorumlanması (bulanık kurallar)
- 5) Sonuculların çıkarımı (bulanık kurallar+ üyelik fonksiyonları)

Uygulama

Amaç ve yöntem

Bu çalışmanın amacı, ulaştırma türü seçiminin modellenmesinde kullanılan ve geleneksel modeller olarak tanımlanan logit model ile esnek hesaplama yöntemleri kullanılarak oluşturulan esnek modellerin başarımlarını karşılaştırmaktır.

Bu amaçla, aynı gözlem verileriyle, her iki yöntemle yapılan modeller çeşitli başarımlar ölçütleri-ne göre karşılaştırılmıştır.

Sınınamalar ve başarımlar ölçütleri

Başarımlar ölçütleri, üretilen modellerin tahminlerinin gözlemlerle ne derecede uyduğunu ölçmek için kullanılır. Logit model istatistik bir model olduğundan, istatistik sınıma ve değerlendirmelerle modelin kalitesini ölçmek mümkündür. Ancak aynı sınınamaların birçoğu esnek modellere uygulanamayacağından her iki model grubu için ortak başarımlar ölçütleri belirlenmesi gerekir. Bu çalışmadaki ölçütler; %-doğru tahmin göstergesi, ROC-eğrisi (Tahmin Gücü Eğrisi) değerlendirmesi, R^2 -ölçütü, duyarlılık, belirlenlik, kesinlik ve hata oranı, Kappa (κ) istatistiği olarak sıralanır.

%-doğru tahmin göstergesi- Bir sınınamadan çok, bir göstergedir. Modelin genel başarımlarını gösterir. Diğer bir söylemle yapılan hata sayısına göre modelin genel başarımlar hesaplanır. Eğer iki ayrık değişken farklı değerler ya da anlamlar taşıyorsa, birine ait yanlış tahmin maliyeti diğerine göre büyük olabilir. Örneğin; model, toplu taşıma talebi tahminine göre raylı sistem yapılımasını öneriyorsa, yanlış toplu taşıma tahmin maliyeti, mevcut seçenek olan karayolu tahmininden yüksek olur. Bu gibi durumlarda bu tablodan elde edilen yanlış tahminlere maliyetler verilerek modellerin tahmin başarımları, bu maliyetler üzerinden değerlendirilir. Ancak bu çalışma kapsamında tahmini yapılacak olan özel araç ve toplu taşıma tahmin maliyetleri eşit alınmıştır. %-doğru tahmin göstergesi için Tab-

lo 1'de gösterilen çapraz tahmin tablosu kullanılır.

Tablo 1. Çapraz tahmin tablosu

	Tahmin		%-doğru
Gözlenen	0	1	
0	d	c	d/(c+d)
1	b	a	a/(a+b)
Genel %-doğru			(a+d)/(a+b+c+d)

ROC-eğrisi (Tahmin Gücü Eğrisi) değerlendirmesi: ROC eğrisi kısaca TP (doğru artı) ile FN (yanlış eksi) arasındaki oranın şekilsel gösterimidir. Tahminler aynı anda çapraz tahmin tablosu ile gösterilir (Tablo 1). Bu sınıflar dört adettir;

- 1.Doğru + , TP
- 2.Doğru - , TN
- 3.Yanlış + , FP (Tip-II hata)
- 4.Yanlış - , FN (Tip-I hata)

Ancak yukarıdaki dört bilgi sadece iki adet serbestlik derecesiyle gösterildiğinden, dördü yerine iki skaler değerle temsil etmek için 'duyarlılık' (sensitivity) ve 'belirginlik' (specificity) tanımlanmıştır. Duyarlılık doğru (+) oranı (özel aracı doğru tahmin etme oranı), belirginlik ise yanlış (-) oranı (toplu taşımayı doğru olarak tahmin etme oranı) olarak açıklanır. Her ikisine ait hesaplama biçimi ise aşağıdaki gibidir;

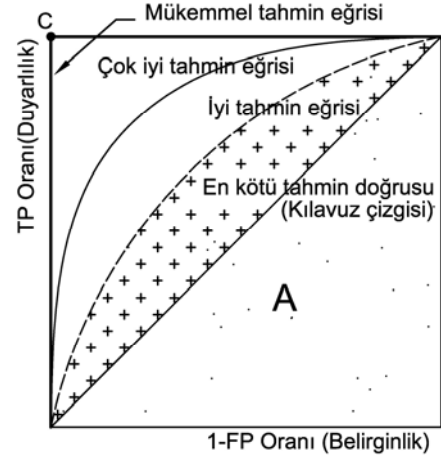
$$\text{Belirginlik} = ((\text{TP}) / (\text{TP} + \text{FN})) \quad (5)$$

$$\text{Duyarlılık} = ((\text{TN}) / (\text{TN} + \text{FP})) \quad (6)$$

Tahmin başarımı yüksek bir modelin, belirginlik ve duyarlılık oranı da yüksektir. ROC eğrisi bu iki oran arasındaki eğilimin şekilsel ifadesidir.

Şekil 4'te örnek ROC eğrileri görülmektedir. ROC eğrisinin C noktasına yakın geçmesi, modele ait tahmin başarımının yüksek olduğunu işaret eder. Bu durumu sayısal bir göstergeye çevirmek için ROC eğrisinin altındaki alan hesaplanır. Bu alanın altındaki alan büyüdükçe tahmine ait başarımın yükseldiğini söylemek mümkün olur. En kötü başarıım için ise alan 0.5'e eşit olur. Eğrinin altında kalan alanın nasıl hesaplanacağı ile ilgili ayrıntılar Tang ve Chi

(2005) ve Stricland (2002)'de verilmiştir. ROC eğrisi aynı zamanda ¹Tip-I, Tip-II hataları da gösterir.



Şekil 4. Tipik ROC eğrileri

R^2 -ölçütü-Regresyon çözümlemesinde sıkça kullanılan bu ölçüt, temel olarak bağımlı değişkenlerdeki sapmanın, bağımsız değişkenler tarafından ne oranda açıklanabildiğini gösterir. Ancak daha önce belirtildiği gibi, bağımsız değişkenlerin ayrık olduğu logit model gibi modellerin sonuçlarını değerlendirmek için bu ölçütün etkinliği sorgulanabilir. Bu ölçütün ayrık değişkenlerle yapılan modellerin uyum-iyiliğini ne derece açıklayabildiğini göstermek için genel değerlendirme tablosuna yerleştirilir. R^2 ölçütünü hesaplamak için aşağıdaki eşitlik kullanılır.

$$R^2 = ((tss - rss) / (tss))$$

$$tss = (t-1) \cdot s.s.^2 \quad (7)$$

$$rss = e^T \cdot e$$

Eşitlikteki, s.s.;bağımlı değişkenin (seçimler) standart sapmasını, e; atık değerler vektörünü, e^T ; e vektörünün transpozisini göstermektedir.

Duyarlılık, belirginlik, kesinlik ve hata oranı-

Tahmin başarımını gösterdiği ve tüm modeller için hesaplanabilir bir ölçüt olduğu için duyarlılık ve belirginlik genel başarıım tablosuna dahil edile-

¹ Tip-I hata; Öne sürülen H_0 hipotezinin doğru olmasına rağmen ret edilmesi halinde ortaya çıkar.

Tip-II hata; Öne sürülen H_0 hipotezinin yanlış olmasına rağmen kabul edilmesi halinde ortaya çıkar.

cektir. Kesinlik ise çapraz tahmin tablosundaki özel araç ve toplu taşıma doğru tahmin yüzdesini göstermektedir. Bu nedenle tabloda $K(\bar{O}A)$ ve $K(TT)$ olarak yer alacaktır. Diğer yandan modelin yaptığı tüm hatalı tahminlerin oranını gösteren toplam hata ve doğru tahmin oranı (D.T. Oranı) tabloda yer alacaktır.

Kappa (κ) İstatistiği: Parametrik olmayan bir sınaama olduğu için tüm modellerin başarımını ölçmek için kullanılabilir. Bu istatistik aşağıdaki eşitlikten hesaplanır.

$$\kappa = \frac{(a+d) - [(a+c)(a+b) + (b+d)(c+d)]/n}{n - [(a+c)(a+b) + (b+d)(c+d)]/n} \quad (8)$$

Farklı κ değerleri için değerlendirmeler Tablo 2'de verilmiştir. κ istatistiği $[-1 \ 1]$ aralığında değerler alır. Sıfırdan küçük değerler gözlenen değerler ile model tahmini arasında hiç bir ilişki olmadığını gösterirken, 0 bu ilişkinin tamamen şans eseri olduğuna işaret eder. κ istatistiği öznel bir değerlendirmedir ve modelin bulduğu doğru tahminin şans eseri olup olmadığının sınınanmasına yardımcı olur. Öznel bir değerlendirme olmasına rağmen Silman (2002)'de bu değerlendirme için kullanılan genel bir tablo verilmiştir. Tablo 2'de çeşitli (κ) değerlerine karşılık gelen değerlendirmeler görülmektedir.

Tablo 2. κ istatistiği değerlendirme tablosu

κ	Değerlendirme
0.61-0.80	iyi
0.81-1.00	çok iyi
<0.20	çok kötü
0.21-0.40	kötü
0.41-0.60	orta

Uygulama verileri

Çalışmada kullanılan veriler, İ.T.Ü. Ulaştırma ve Ulaşım Araçları Uyg-Ar Merkezi tarafından yapılmış olan Eskişehir Ulaştırma Ana Planı (EUAP) çerçevesinde ulaşım modellerinin kalibrasyonu amacıyla toplanmış verilerdir.

Seçim modelleri sadece ev-iş yolculukları üzerinde yapılmıştır. Bunun nedeni ev-iş yolculuklarının diğer yolculuklara göre özel araç ve top-

lu taşıma seçimlerindeki önemidir. Özellikle zirve saatlerde trafiğe çıkan özel araçların büyük bir oranda ev-iş ve iş-ev amaçlı olmasıdır. Çözümlemede kullanılacak veriler, yolculukların başlangıç ve bitiş noktaları ve tür tercihlerini içermektedir. Modellerde kullanılacak iki temel değişken yolculuk süresi ve yolculuk maliyeti olarak belirlenmiştir. Eskişehir 72 trafik bölgesine ayrılmış ve gözlemler bu trafik bölgelerine göre yapılmıştır.

Değişkenler

Tür seçimi modellerinde beş adet bağımsız değişken kullanılmıştır. Bunlar;

- 1) ΔZ , özel araç ve toplu taşıma yolculuk süreleri farkı ($Z_{\bar{O}A} - Z_{TS}$)
- 2) ΔM , özel araç ve toplu taşıma maliyet farkı ($M_{\bar{O}A} - M_{TS}$)
- 3) HHS, yolcunun ait olduğu hane halkındaki toplam birey sayısı,
- 4) YAŞ yolcunun yaşı,
- 5) GYS, yolcunun yaptığı günlük toplam yolculuk sayısı,

Orta gelir grubu için aşağıdaki tür seçimi modelleri oluşturulmuştur.

- 1) İkili logit model (L ile başlayan modeller)
- 2) YSA modelleri (YSA ile başlayan modeller)
- 3) Bulanık mantık modelleri (BM ile başlayan modeller)
- 4) Sinir-Bulanık modeller (SB ile başlayan modeller)

Süre ve maliyet baskısı altında kalmadan kullanıcıların tür seçimi kararları veremeyecekleri düşünüldüğünden, seçim üzerinde etkisi düşük değişkenlerin bulunduğu modeller dışlanmıştır. Sadece logit modellerde bu değişkenlerin tümünün içerildiği modellere yer verilmiştir.

Esnek yöntemler istatistik yöntemler gibi varsayımlar içermediklerinden, modellerin kurgulanma aşamasından eğitim aşamasına kadar olan süreçlerde, model tamamen modeli yapan uzmanın seçimleriyle biçimlenir. Bu uzmana esneklik sağlarken diğer yandan sayısız biçimde model çeşitliliği sunması model sürecini de zor-

laştıracabilir. Esnek yöntemler kullanarak yapılan modeller, sadece zaman (ΔZ) ve maliyet (ΔM) değişkenleri kullanarak türetilmiştir. Buna ek olarak esnek yöntemlerin kalibrasyon süreçleriyle ilgili değişkenler (döngü zamanı vb.) her esnek modele göre değiştiğinden, her model için bu değişkenler belirtilecektir. Ancak genel model özelliklerinden ilgili model içinde bahsedilecektir.

Orta gelir grubuna ait tür seçimi modellerinin kalibrasyonu için kullanılan gözlemler 82 adettir.

Modeller

Logit model

Orta gelir grubu için tür seçimi, logit model kullanılarak türetilmiştir. Çapraz tahmin tablosundaki "1" özel aracı, "0" ise toplu taşımayı temsil etmektedir. Tüm modellerin katsayıları enbüyük olabilirlik yöntemiyle kestirilmiştir. Hesaplanan türe özgü sabit özel araca aittir. Tür seçimi için iki adet logit model türetilmiştir. L1 olarak adlandırılan ilk modelde sadece zaman ve maliyet değişkenleri kullanılmış, L2 modelinde ise bir önceki bölümde bahsedilen tüm değişkenler modele dahil edilmiştir. L1 ve L2 modeline ait istatistikler Tablo 3'te verilmiştir. Gene her iki modele ait çapraz tahmin tabloları Tablo 3 ve 4'te görülmektedir.

Tablo 3. L1 % Doğru, Çapraz tahmin tablosu

Gözlenen	Tahmin		%-doğru
	0	1	
0	0	24	0
1	0	58	100
Genel %-doğru			70.7

Tablo 4. L2 % Doğru, Çapraz tahmin tablosu

Gözlenen	Tahmin		%-doğru
	0	1	
0	0	24	0
1	0	58	100
Genel %-doğru			70.7

Esnek modeller

Orta gelir grubuna ait esnek tür seçimi modelleri Yapay Sinir Ağları (YSA), bulanık mantık

(BM) ve sinir-bulanık (SB) modeller olarak üç türde oluşturulmuştur. Tüm esnek modellerde zaman ve maliyet değişkenleri kullanılmıştır.

YSA-Bu modeller kendi içinde iki ayrı yapıda türetilmiştir. YSA1 modeli logit andırımlı YSA modelleridir. Bu ağın özelliği, tıpkı logit model gibi ağa ait katsayılar kullanılarak zaman değerinin kestirilmesine olanak sağlamasıdır. YSA2, YSA1'in aksine iki adet gizli tabakaya sahiptir. Bu modellere ait çapraz tahmin tabloları Tablo 5 ve 6'da verilmiştir.

Tablo 5. YSA1 % Doğru, Çapraz tahmin tablosu

Gözlenen	Tahmin		%-doğru
	0	1	
0	1	23	4
1	0	58	100
Genel %-doğru			82

Tablo 6. YSA2 % Doğru, Çapraz tahmin tablosu

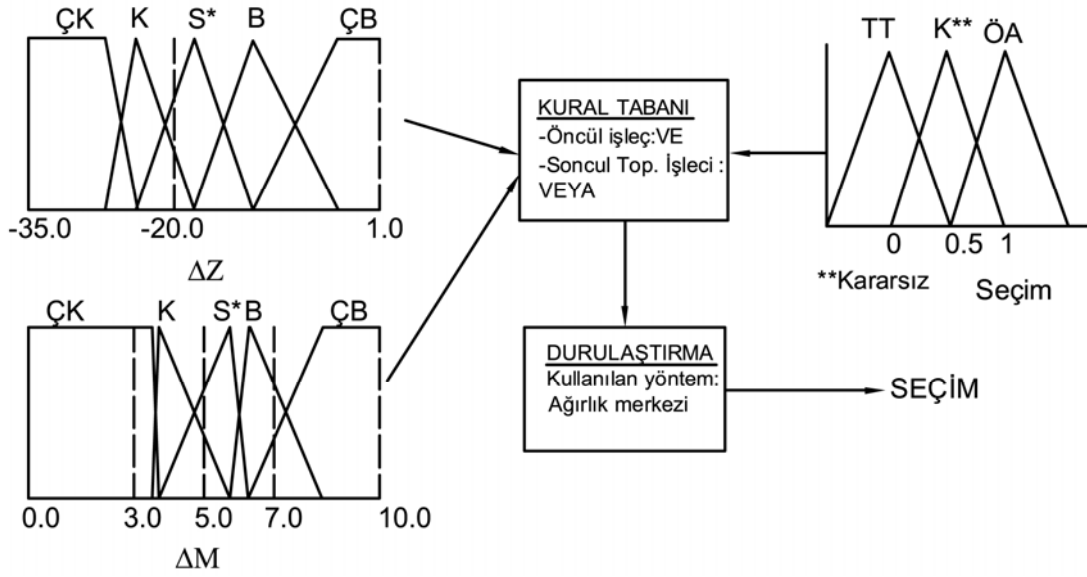
Gözlenen	Tahmin		%-doğru
	0	1	
0	10	14	42
1	3	55	95
Genel %-doğru			79

BM-Bulanık mantık kullanılarak türetilen bu tür seçimi modeli, Mamdani yapısına sahiptir. Modelin kalibrasyon sürecine sadece kural tabanındaki kuralların ağırlıkları katılmıştır. Bu modele ait çapraz tahmin tablosu Tablo 7'de verilmiştir.

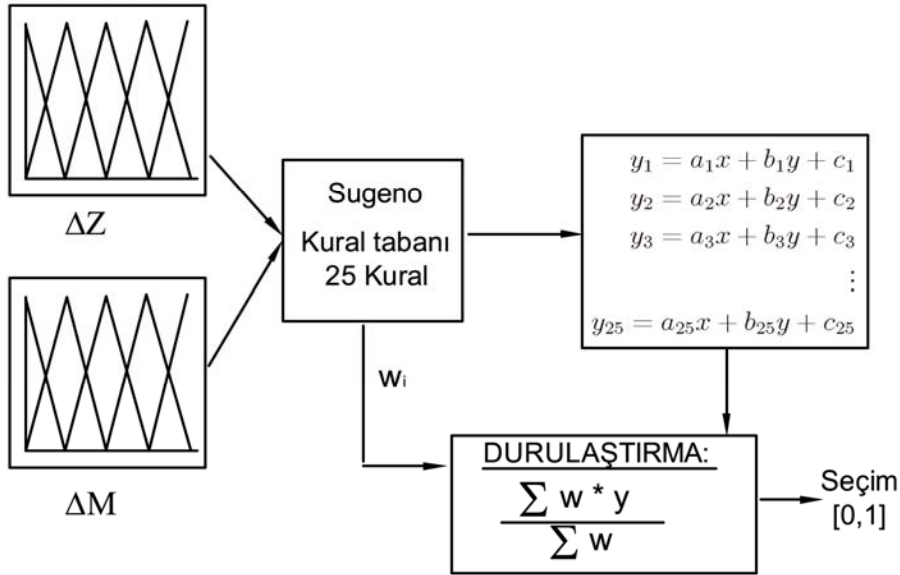
Tablo 7. BM % Doğru, Çapraz tahmin tablosu

Gözlenen	Tahmin		%-doğru
	0	1	
0	11	13	45.8
1	4	54	93.1
Genel %-doğru			79.3

SB-Sinir-bulanık tür seçimi modeli, YSA ve bulanık mantığın birleştirildiği melez modellerdir. YSA'ların öğrenme gücünün, bulanık modellerin en zayıf noktası olan kalibrasyon sürecine eklenmesiyle ortaya çıkan bu modelin yapısı Şekil 6'da görülmektedir. Bu modeli BM'den ayıran önemli fark, Mamdani yapısının aksine,



Şekil 5. BM yapısı



Şekil 6. SB yapısı

çıkı üyeli fonksiyonun bulanık değil doğrusal bir fonksiyonla gösterilmesidir. Bu yapı Sugeno modeli olarak anılır. Bu yapı modele öğrenme, bir başka söylemlle güçlü kalibrasyon özelliği kazandırır. Bu modele ait çapraz tahmin tablosu Tablo 8'de verilmiştir.

Tablo 8. SB % Doğru, çapraz tahmin tablosu

Gözlenen	Tahmin		% -doğru
	0	1	
0	15	9	62.5
1	4	54	93.1
Genel %-doğru			84.1

Model başarımları ve değerlendirme

Modellerin başarımları Tablo 9'da toplu halde listelenmiştir. Ayrıca başarımları değerlendirmek için kullanılan ROC eğrileri Şekil 7'de görülmektedir.

LI-İki değişkenle yapılan bu modelin, tüm sınamalar ve göstergelerine bakmadan sadece kestirilen değişken katsayılarının işaretleri incelendiğinde (Tablo 9) zamanın seçim üzerinde sıfıra yakın etkisi olduğu göze çarpar. Diğer yandan maliyet farkının özel araç lehine değişmesinin özel araç seçiminin artmasına neden

olduğu katsayılardan görülebilir. Zaman ve maliyet katsayılarının işareti (-) de olsa, maliyetin seçime etki şiddeti düşüktür. Modelin bir tahmin modeli olarak seçilmesi mümkün değildir. Çünkü modelin tahmin başarısı sıfırdır (Tablo 9).

L2-Beş değişkenin değerlendirmeye alındığı bu model orta gelir grubu için tahmin oranını arttırmış gibi gözükse de, çapraz tahmin tablosundan da görüldüğü gibi (Tablo 2) doğru toplu taşıma tahmini 0'dır. Ancak modelde uyumsuzluk, bu sefer kendini maliyet katsayısında (+ değer almıştır) göstermiştir. Maliyet değişkeninin model üzerindeki açıklama etkisinin zayıf olması, değişken olarak dikkate almamızı güçleştirmektedir. Modelin tahmin gücündeki göreceli artışın nedeni yaş ve özellikle GYS değişkenleri

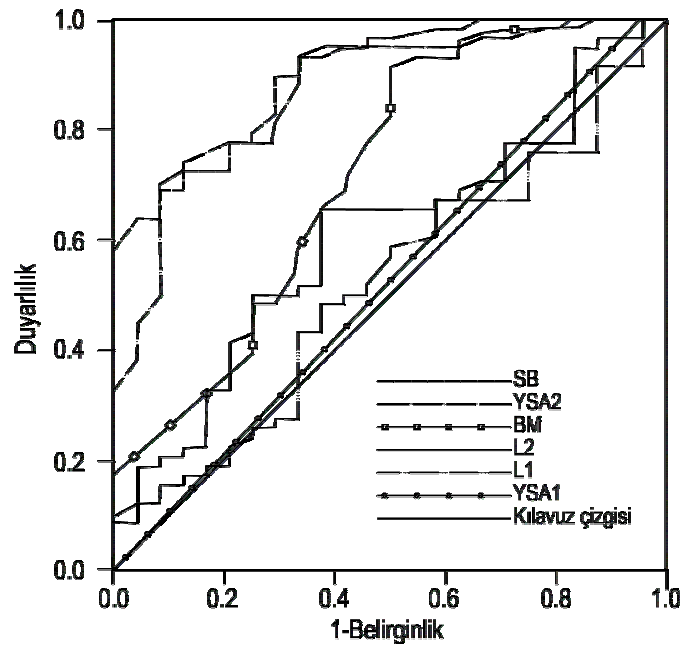
nedeniyle olmuştur. Modelin bir tahmin modeli olarak kullanılması mümkün değildir.

YSA1-Modelin eniyileme sürecinde her iki katsayının işaretinin (-) olduğu yer gözlenmemiştir (Tablo 9). YSA'nın basit yapısı nedeniyle güçlü öğrenme yeteneğine sahip değildir. Bir tahmin modeli olarak kullanılması mümkün gözükmemektedir.

YSA2-Orta gelir grubu için yapılan geleneksel modellerin tümünün toplu taşıma tahmin başarıları %0'dır. Bu model göreceli olarak logit modellerden daha iyi toplu taşıma tahmin başarısına sahiptir. Diğer yandan YSA'nın yapısının karmaşık olması tahmin başarımını da arttırmaktadır. YSA'nın yapısal ayrıntısı arttıkça her

Tablo 9. L1 ve L2 YSA1 modeli kestirim sonuçları

Değişkenler	Kestirilmiş katsayılar			Standart hata		wald-istatistiği	
	L1	L2	YSA1	L1	L2	L1	L2
ΔZ	-0.00025	-0.016		0.0442	0.0467	0.003	0.117
ΔM	0.0755	0.0321		0.2257	0.1506	0.112	0.019
HHS	-	-0.0919	-	-	0.2082	-	0.195
YAŞ	-	-0.0022	-	-	0.0323	-	0.4664
GYS	-	0.4681	-	-	0.3495	-	1.794
Türe özgü sabit	0.5493	0.41272		0.5862	1.7114	0.8788	0.058



Şekil 7. Modellere ait ROC eğrileri

Tablo 10. Tüm modellerin başarımlar ölçütleri

Modeller	R ²	Duyarlılık	Belirginlik	%-hata oranı	%-doğru oranı	K(ÖA)	K(TT)	Kappa (κ)
L1	0.00396	0.707	0.0	70.3	29.27	100.0	0.0	0.0
L2	0.03667	0.707	0.0	70.3	29.27	100.0	0.0	0.0
YSA1	-0.33527	0.716	1.0	71.95	28.05	100.0	4.2	0.058
YSA2	0.34481	0.797	0.769	79.27	20.73	94.8	41.7	0.422
BM	0.03317	0.806	0.733	79.27	20.73	93.1	45.8	0.437
SB	0.46249	0.857	0.789	84.15	15.85	93.1	62.5	0.592

sinir ve onu bağlayan ağırlıkların ihtiyacı olan veri miktarını da arttırmak gerekmektedir. Bu nedenle düşük veri hacimlerinde ağırlık daha basit olması gerekir. Geleneksel modele göre elde hiç tahmin modeli olmaması YSA2'yi bir tahmin modeli olarak sunmaktadır. Ancak gene de yüksek düzeyde YSA'lar genelleştirme kaybına uğramakta diğer bir söylemle toplum yerine örneği yansıtmaya eğilimine girmektedirler. Bu nedenle yüksek düzeydeki YSA'lar, düşük düzeydekilerden daha taraflı tahmin olasılıklarına sahiptirler.

BM-Orta gelir grubunda hiçbir geleneksel model toplu taşıma tahmini yapamamıştır (Tablo 3 ve 4). Bu modelin toplu taşıma tahmin başarımları YSA modellerinden zayıf ancak logit modellerden daha iyidir.

SB- Tahmin başarımları en iyi modeldir. Özel araç ve toplu taşıma başarımları oldukça yüksek olan bu model sorunlu orta gelir grubu için en iyi tür seçim modelidir (Tablo 8). Ayrıca Sugeno modelinin göreceli olarak daha basit yapıda olması SB'yi iyi bir tahmin modeli yapmaktadır.

Başarımlar ölçütleri

En uygun modelin seçiminde hangi ölçütün kullanılması gerektiği konusunda Tablo 10'a göre karar verecek olursak; geleneksel R² ölçütünün tüm modeller için yeterli olabileceği ve en yüksek R² değerinin diğer ölçütlerle aynı modeli işaret ettiği görülmüştür. Orta gelir grubuna ait tüm modellerin daha önce tanımlanan başarımlar ölçütlerine göre karşılaştırmaları Tablo 9'da gösterilmiştir.

Sonuçlar

Tablo 11 ve Şekil 7'deki ROC eğrileri incelendiğinde, en kötü başarımlar değerlerini logit mo-

dellerin verdiği görülmektedir. Temel olarak esnek hesaplama yöntemlerinin tahmin modelleri olarak kullanılabileceği görülmektedir. Örneğin kalitesi tüm modelleri doğrudan etkilemektedir. Esnek hesaplama modellerinin belirlenmiş bir biçimi olmadığı için sayısız bileşke (kombinasyonda) model üretmek mümkündür. En iyi modelin nasıl olacağına karar vermek için genetik algoritmalar kullanılsa da, emek yoğun bir yöntem olması bu tür yöntemlerin uygulanmasını güçleştirir. Buna karşın, genel olarak kabul görmüş esnek biçimler kullanarak tahmin başarımları yüksek modeller yapmak mümkündür.

Tablo 11. ROC eğrisi alanları

Model	Alan
L1	.518
L2	.606
YSA1	.525
YSA2	.875
BM	.717
SB	.899

BM modellerinin eniyilenmiş kural ağırlıklarına bakılarak hangi olayların gözlemlendiği veya gözlenemediği ve ne kadar sıklıkla gözlemlendiğini anlamak mümkündür. Bu durum, bulanık mantık modellerini şeffaf modeller yapar. Bu ise, değişkenlerin karar üzerinde ne derecede etkin olduğunun gözlenebilmesi anlamına gelir.

SB modelleri, hem esnek hem de geleneksel modeller içindeki en iyi tür seçimi modelidir. SB modeli, uygulamasının basitliği ve eniyileme yapılabilirliği özelliğinden dolayı, tür seçimi problemlerinde tahmin modeli olarak kullanılabilir.

Kaynaklar

- Andrew, C., (2000). *Eğitim ve Eğitim Birimleri Sözlüğü*, Foresman and Company, İstanbul, Türkiye.
- Kanafani, A.,(1983). *Transportation Demand Analysis*, McGraw-Hill, New York, USA.
- Demir, Y.K., (1997). *Yapay Sinir Ağları ile Ulaştırma Taleplerinin Belirlenmesi*, Y. Lisans Tezi, İ.T.Ü., İstanbul, TÜRKİYE.
- Sinenco, E.S., Lau, C. (1992). *Artificial Neural Networks: Paradigms, Applications, and Hardware Implementations*, IEEE Press, USA.
- Kosko, B. (1993). *Fuzzy Thinking*, Flamingo, New York, USA.
- Tang, T.C., Chi L.C., (2005). Predicting multilateral trade credit risk: comparison of logit and fuzzy logic models using roc curve analysis, *Expert System with Applications*, **28**, 547-556.
- Strickland, R.N., (2002). *Image-Processing Techniques Tumor Detection*, Marcel Dekker Incorporated, New York, USA.
- Silman, A., (2002)., *Epidemiological Studies*, Cambridge University, New York, USA.