

## EĞİTİM ARAŞTIRMASI

## Tıp Öğrencilerinde Alkol Kullanımını Etkileyen Faktörlerin Belirlenmesinde Yapay Sinir Ağları ile Lojistik Regresyon Analizi'nin Karşılaştırılması

*Comparison of Artificial Neural Networks and Logistic Regression Analysis in Determining Factors Affecting Alcohol Consumption among Medicine Students*

İmran KURT, Mevlüt TÜRE

**Amaç:** Bu çalışmada, öğrencilerin alkol kullanımını etkileyen faktörler lojistik regresyon analizi (LR) ve yapay sinir ağları (YSA) ile incelendi ve bu yöntemlerin alkol kullanan ve kullanmayan öğrencileri ayırmadaki etkinlikleri ROC (Receiver Operating Characteristic) eğrisi yöntemiyle karşılaştırıldı.

**Çalışma Planı:** Çalışmada, 2003-2004 eğitim-öğretim yılında Trakya Üniversitesi Tıp Fakültesi'nin 1-4 sınıflarında okuyan öğrencilere Frontal Lob Kişilik Ölçeği ve alkol kullanma alışkanlıklarını belirlemeye yönelik bir anket uygulandı.

**Bulgular:** Lojistik regresyon analizinde, ders dışındaki zamanlarda bar, disko, kafe ya da kahvehaneye gitme (OR=1.920; p<0.05), dinin önem düzeyi (OR=0.454; p<0.001), alkol kullanan arkadaş sayısı (OR=2.441; p<0.001), alkol kullanması için arkadaşların ısrar düzeyi (OR=1.557; p<0.01) ve dürtüsellik (OR=1.826; p<0.001) değişkenlerinin öğrencilerin alkol kullanımı üzerinde etkili oldukları bulundu. Lojistik regresyon analizi ile YSA'lar karşılaştırıldığında, hiperbolik tanjant-hiperbolik tanjant fonksiyonlu ve hiperbolik tanjant-lojistik fonksiyonlu YSA'ların ROC eğrisi altında kalan alanlarının farklı olmadığı, fakat bu modellerin diğer modellerin alanlarından daha büyük oldukları görüldü.

**Sonuç:** Bu çalışmada YSA'ların LR'ye göre avantaj ve dezavantajları göz önünde bulundurularak amaca göre sınıflandırma ve modelleme çalışmalarının yürütülmesi gerektiği, LR yönteminin önemsiz değişkenlerin elenmesi için YSA'da bir ön eleme yöntemi olarak kullanılabilmesi sonucuna varıldı.

**Anahtar Sözcükler:** Karşılaştırmalı çalışma; lojistik model; sinir ağları; anket; ROC eğrisi; sigara/psikoloji; öğrenci/psikoloji.

**Objectives:** The factors that affect students' alcohol use behaviors were examined by logistic regression analysis and artificial neural networks and the efficiency of these methods in identifying alcohol users and non-users was compared using the receiver operating characteristics (ROC) curve method.

**Study Design:** Graduate students of 1-4 years in Trakya University Medical Faculty (2003-2004) were administered a questionnaire to predict their alcohol use behaviors and were assessed with the Frontal Lobe Personality Scale.

**Results:** Logistic regression analysis showed that the following variables highly affected alcohol use behaviors of the students: visiting bars, discos or cafes in their spare time (OR=1.920; p<0.05), the importance of religion (OR=0.454; p<0.001), the number of alcohol-user friends (OR=2.441; p<0.001), insistence of friends on taking alcohol (OR=1.557; p<0.01), and impulsiveness (OR=1.826; p<0.001). Comparison between logistic regression analysis and artificial neural networks showed no differences in terms of the areas under the ROC curves of hyperbolic tangent-hyperbolic tangent function and hyperbolic tangent-logistic function artificial neural networks, but these models showed statistically larger areas than the other models.

**Conclusion:** It may be necessary to take into account the advantages and disadvantages of artificial neural networks and logistic regression in classification and modelling, and to use artificial neural networks to eliminate insignificant variables of logistic regression analysis.

**Key Words:** Comparative study; logistic models; neural networks; questionnaires; ROC curve; smoking/ psychology; students/psychology.

Trakya Üniv Tıp Fak Derg 2005;22(3):142-153

\*VII. Ulusal Biyoistatistik Kongresi'nde sözlü bildiri olarak sunulmuştur (29 Eylül-2 Ekim 2004, Mersin).

Trakya Üniversitesi Tıp Fakültesi Biyoistatistik Anabilim Dalı, (Kurt, Araş. Gör.; Türe, Yrd. Doç. Dr.).

İletişim adresi: Dr. İmran Kurt. Trakya Üniversitesi Tıp Fakültesi Biyoistatistik Anabilim Dalı, 22030 Edirne.

Tel: 0284 - 235 76 41 / 1633 Faks: 0284 - 235 76 52 e-posta: ikurt@trakya.edu.tr

İncelenen olaylar, çoğunlukla birden fazla değişkenin etkisi altında kalmaktadır, yapılan çalışmaların geçerli ve güvenilir olması için, incelenen olayı etkileyen birden çok değişkenin birlikte ele alınması gerekmektedir. Araştırmaların çoğunda bağımlı değişken ile bağımsız değişken/değişkenler arasındaki neden-sonuç ilişkisinin belirlenmesinde, bazı kısıtlamalar altında, değişkenin ölçüm düzeyine bağlı olarak çoklu regresyon analizi ve lojistik regresyon analizi (LR) gibi klasik yöntemler kullanılmaktadır.

Günümüzde LR dışında kökeni tıp, matematik, fizik ve mühendislik alanlarına dayanan ve biyolojik sinirsel ağlardan esinlenilerek geliştirilen yapay sinir ağları (YSA) ile daha karmaşık yapıda problemlere çözüm aranmaktadır. Çok geniş uygulama alanına sahip olan sinir ağlarının gelişim süreci, 1943-1958 yıllarını kapsamaktadır. Bu alanda yapılan ilk çalışmalar beynin, hücre işlevlerinin ve birbirleri ile haberleşme şekillerinin ortaya çıkarılmasını amaçlamaktaydı. Günümüzde ise, birçok hücrenin belli bir düzende bir araya getirilmesi ve uygun öğrenme algoritmaları ile sinir ağları kurulabilmekte ve bu ağlar ile çok karmaşık problemler başarıyla çözümlenebilmektedir.<sup>[1]</sup> Ayrıca gelişen bilim dünyasının olanaklarının gün geçtikçe çeşitlilik kazanması, karmaşık sistemleri ortaya çıkarmıştır. Bu durum, çözümü aranan sorunların matematiksel modellerinin geliştirilmesini ve sorunlara önerilen çözümlere istenen hassasiyetin kazandırılmasını güçleştirmiştir.<sup>[2]</sup> Bu anlamda YSA, elde edilen çözümlerin istenen özellikleri taşıması nedeniyle birçok alanda tercih edilen bir yöntem haline gelmiştir.

Yapay sinir ağları, bazı benzerlikleriyle LR'ye alternatif bir istatistiksel yöntemdir. Bu yöntem, öğrenme ve bilgileri hafızaya alma gibi, biyolojik süreçlerin simülasyonunu yapmak için kullanılan matematiksel denklemleri içerir. Yapay sinir ağları, bağımsız değişkenlerin değerlerine dayanarak sonucu tahmin eden LR modelinin aynısını bulmayı amaçlar. Bununla birlikte model geliştirmede YSA ile LR'de kullanılan yaklaşımlar tamamen farklıdır.<sup>[3]</sup>

Bu çalışmanın amacı, 2003-2004 Eğitim Öğretim yılında Trakya Üniversitesi Tıp Fakül-

tesi 1, 2, 3 ve 4'üncü sınıflarda okuyan öğrencilere alkol kullanma alışkanlıklarını tespit etmek için alkol ile ilgili bir anket ve öğrencilerin kişilik özelliklerini belirlemek için bazı frontal lob sendromlarıyla birleştirilmiş davranışları gösteren Frontal Lob Kişilik Ölçeği'nin uygulanarak, öğrencilerin alkol kullanma alışkanlıklarına etkide bulunan değişkenlerin LR ve YSA ile incelenmesi ve bu yöntemlerin alkol kullanan ve kullanmayan öğrencileri ayırmadaki performanslarının Receiver Operating Characteristic (ROC) Eğrisi yöntemiyle karşılaştırılmasıdır.

## GEREÇ VE YÖNTEM

Çalışmamızda, 2003-2004 Eğitim-Öğretim yılında Trakya Üniversitesi Tıp Fakültesi'nin 1, 2, 3 ve 4'üncü sınıflarında okuyan 654 öğrenci çalışma evrenini oluşturdu. Ulaşılabilen toplam 513 öğrenciye, alkol ile ilgili anket ve Frontal Lob Kişilik Ölçeği<sup>[4,5]</sup> uygulandı. Öğrencilerden 39'u sorulara eksik cevaplar verdiği için çalışmadan çıkarıldı ve analizler 474 öğrenci üzerinden yapıldı. Alkol ile ilgili soruları içeren anketten aşağıdaki değişkenler çalışmaya alındı:

### *Bağımlı değişken*

- Alkol kullanıyor musunuz?

### *Bağımsız değişkenler*

- Cinsiyetiniz?

- Üniversitenizdeki sosyal etkinliklere katılıyor musunuz?

- Ders dışındaki zamanınızda bir müzik aleti çalıyor musunuz?

- Bir spor kulübüne üye misiniz?

- Ders dışındaki zamanınızda bazı dernek faaliyetlerine katılıyor musunuz?

- Ders dışındaki zamanınızda bar, disko, kafe ya da kahvehaneye gidiyor musunuz?

- Ders dışındaki zamanınızda bilardo, atari salonu ya da internet kafeye gidiyor musunuz?

- Annenizin eğitim düzeyi?

- Hayatınızda bir sorun olduğu zaman, bunu anne ya da babanız ile paylaşabiliyor musunuz?

- Sizin hayatınızda din ne kadar önemlidir?

- Sizce arkadaşlarınızdan kaç kişi alkol kullanıyor?

- Alkol içmek için arkadaşlarınız ne kadar ısrar eder?

Öğrencilerin alkol kullanma alışkanlıklarını incelemeye psikolojik test ölçeklerinden biri olan ve alt kategorileri (Hemen hemen hiç-1, Nadiren-2, Bazen-3, Sık sık-4, Hemen hemen her zaman-5) 5'li Likert ölçekli 43 maddeden oluşan Frontal Lob Kişilik Ölçeği'ne uygulanan güvenilirlik analizi sonucunda Cronbach  $\alpha$  değeri 0.81 bulundu. Frontal Lob Kişilik Ölçeği'ndeki 43 maddeye Açıklayıcı Faktör Analizi (AFA) uygulanarak özdeğerleri 1'den büyük olan faktörler belirlendi ve Kaiser'in varimax döndürme yöntemiyle boyut indirilmesi yapıldı. Frontal Lob Kişilik Ölçeği'nin KMO (Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy) değeri 0.829 ve Bartlett testi değeri 2811.246 olarak bulundu. Ayrıca Bartlett değeri istatistiksel olarak anlamlı bulundu ( $p < 0.001$ ). Bunun sonucunda kendilik değeri, düzenlilik, enerji düzeyi, duygu durumu, dürtüsellik, toplumsal işlev ve girişimcilik olmak üzere yedi faktör belirlendi.

Lojistik regresyon ve YSA uygulanmadan önce 474 birimlik veri seti eğitim ( $n=427$ ; %90) ve test seti ( $n=47$ ; %10) olarak rastgele iki sete ayrıldı. Lojistik regresyon, *alkol kullanımı* bağımlı değişken olmak üzere alkol ile ilgili sorular ve AFA sonucu elde edilen faktörlerden oluşan bağımsız değişkenler kullanılarak ilişkilerin modellenmesi, bağımlı değişken üzerinde anlamlı etkiye sahip olan bağımsız değişkenlerin belirlenmesi ve birimlerin sınıflandırılması için eğitim setine uygulandı.

Yapay sinir ağları, LR sonucunda bağımlı değişken üzerinde anlamlı etkiye sahip olan bağımsız değişkenler alınarak eğitim setine uygulandı.<sup>[3]</sup> Yapay sinir ağları ile birimler alkol kullanımına göre sınıflandırılırken farklı gizli nöron sayıları denendi ve gizli tabakadaki nöron sayısının beş olarak alınması gerektiğine karar verildi. Yapay sinir ağlarının hata kareler ortalaması (HKO) bakımından eğitim setinin test setine karşı performansının rahatlıkla denetlenmesi ve öğrenme sürecinin dışarıdan müdahale olmadan en iyi ağırlıkların bulunduğu adımda

tamamlanması için maksimum adım sayısı 10.000 olarak ayarlandı. Öğrenme sürecinde HKO bakımından her bir yapay sinir ağı eğitim setinin performansı, test setine karşı 50 adımda bir test edildi ve test setinin HKO'sunun artmaya başladığı noktada öğrenme süreci sona erecek veriye en uygun yapay sinir ağı bulundu. Öğrenme oranı, gizli tabakada 1.0 ve çıktı tabakasında 0.1 olarak alındı. Momentum sabiti ise gizli ve çıktı tabakalarında 0.7 olarak alındı.

Verilerin analizinde, LR için Minitab Release 13.32 ve YSA için NeuroSolutions 4.3 paket programları kullanıldı.

### Lojistik regresyon analizi

Lojistik regresyon analizi, bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi tanımlayan bir matematiksel modelleme yaklaşımıdır. Diğer regresyon yöntemlerinden farkı, bağımlı değişkenin ikili ya da ikiden çok kategori içeren kesikli ya da kategorik olması durumunda uygulanabilen çok esnek bir yöntem olmasıdır.<sup>[6-11]</sup>

Lojistik regresyon, bağımlı değişken üzerinde hangi bağımsız değişken/değişkenlerin önemli risk faktörü olduğu ve bu bağımsız değişken/değişkenlerin bağımlı değişkenin değerlerinin tahmininde ne düzeyde etkide bulduklarını belirler. Ayrıca LR, bağımsız değişkenlerin etkilerine dayanarak verilerin sınıflandırılmasında kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem, olasılık kurallarına uygun olarak verilerin belirli sınıflara atanmasını sağlar.<sup>[6,7]</sup>

Lojistik modelde,  $y$  iki kategorili bağımlı değişken ve  $1 \times p$  boyutlu bağımsız değişken vektörü  $x$  olmak üzere  $x$ 'e göre  $y$ 'nin koşullu ortalamasını gösteren  $\pi(x) = E(y|x)$  niceliği kullanılır. LR modeli,

$$\pi(x) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p}}$$

biçiminde yazılır. Burada  $\beta_0$  sabit,  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$  regresyon katsayıları ve  $\pi(x)$ , bağımlı değişkenin  $x$ 'e bağlı olarak 1'e eşit olması koşullu olasılığıdır.

Bu modelde,  $-\infty$  ile  $+\infty$  arasında değer alabilen bağımsız değişkenlere dayanarak iki

kategorili bağımlı değişkenin değerlerini tahmin etmek güçtür. Bu durumu ortadan kaldırmak için en iyi çözüm, bağımlı değişkenin olasılık değerinin  $-\infty$  ile  $+\infty$  arasında tanımlı hale getirilmesidir. Bu amaçla  $\pi(x)$ 'e dayanarak LR modeline lojit dönüşüm uygulanmasıyla,

$$g(x) = \ln \left( \frac{\pi(x)}{1-\pi(x)} \right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p$$

aşağıdaki model elde edilir. Lojit  $g(x)$ ,  $x$ 'in aralığına bağlı kalarak  $-\infty$  ile  $+\infty$  arasında değer alabilen doğrusal bir fonksiyondur.<sup>[6,7,9,10]</sup>

Lojistik regresyonda  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$  katsayılarını tahmin etmede en çok olabilirlik yöntemi yaygın olarak kullanılmaktadır.<sup>[9]</sup>

$y_i$ ,  $i$ 'inci birimin iki kategorili bağımlı değişken değeri ve  $x_i$ ,  $i$ 'inci birim için bağımsız değişken vektöründeki değerleri göstermek üzere  $(x_i, y_i)$  n tane bağımsız gözlem çiftinden oluşan bir örneklem olsun ( $i=1,2,\dots,n$ ). Eğer bağımlı değişken  $y$ , 0 ya da 1 olarak kodlanmışsa;  $\pi(x)$ , verilen  $x$  için  $y$ 'nin 1'e eşit olmasının koşullu olasılığını  $[P(y=1|x)]$  verir.  $1 - \pi(x)$  ise, verilen  $x$  için  $y$ 'nin 0'a eşit olmasının koşullu olasılığını  $(P(y=0|x))$  verir. Böylece  $(x_i, y_i)$  çiftleri için,  $y_i=1$  için olabilirlik fonksiyonuna katkı  $\pi(x_i)$  ve  $y_i=0$  için olabilirlik fonksiyonuna katkı  $1 - \pi(x_i)$ 'dir. Burada  $\pi(x_i)$ ,  $x_i$ 'de hesaplanan  $\pi(x)$  olasılığını tanımlar  $(x_i, y_i)$  çiftleri için olasılık ya da olabilirlik fonksiyonuna katkı,

$$\zeta(x_i) = \pi(x_i)^{y_i} [1 - \pi(x_i)]^{1-y_i}$$

eşitliğiyle elde edilir. Gözlemlerin bağımsız olduğu varsayıldığı için olabilirlik fonksiyonu,

$$I(\beta) = \prod_{i=1}^n \zeta(x_i) = \prod_{i=1}^n \pi(x_i)^{y_i} [1 - \pi(x_i)]^{1-y_i}$$

eşitliğiyle gösterilir ve en çok olabilirlik yöntemi bu eşitliği maksimum yapan  $\beta$  vektörünü tahmin etmemizi sağlar.<sup>[9,10]</sup>

### Yapay sinir ağları

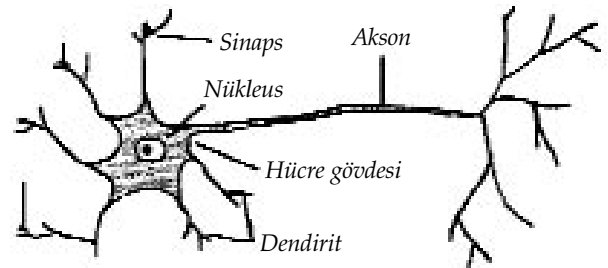
Yapay sinir ağları, elle çözüm imkanı veremeyen son derece karmaşık yapıya sahip, insan beynindeki sinir ağları gibi çalışarak bilgisayar yardımıyla en zor problemlerin çözümünü sağlayan ve değişken yapısı konusunda herhangi

bir kısıtlama getirmeksizin değişkenler arasındaki ilişkiyi ortaya koyan çok esnek bir yöntemdir.<sup>[2,12]</sup>

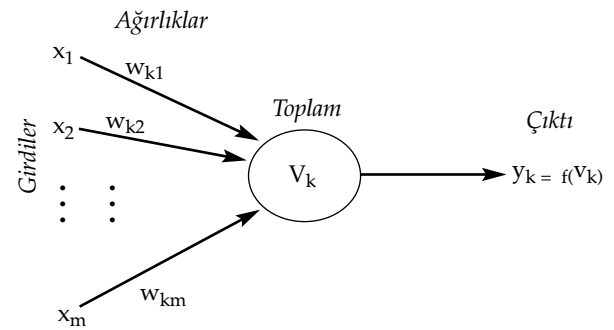
En genel biçimiyle YSA, ilgilenilen belirli bir fonksiyonu ortaya çıkaran beyin yapısının modelini tasarlayan bir makinedir. Yapay sinir ağları, insan beynindeki nöronların işlevini yapay olarak gerçekleştiren basit hesap hücrelerinin birbirleriyle bağlantılarını kullanarak en iyi performansı elde etmeye çalışır.<sup>[1,3,13]</sup>

İnsan beyninin kendini nasıl eğittiği konusunda çok sayıda teori üretilmesine rağmen elimizde hala yeterli bilgi yoktur. İnsan beyninin henüz tam anlamıyla keşfedilemeyen bu karmaşık yapısının öğeleri, sınırları ve bağlantılarıyla sözü edilen insan beyni hareketlerini taklit eden sistem YSA ile açıklanmaya çalışılmıştır (Şekil 1).<sup>[1,14]</sup>

Yapay sinir ağları, nöronlar arasındaki bağlantıların yapısı bakımından ileri beslemeli (feedforward) ve geri beslemeli (recurrent) olmak üzere ikiye ayrılır. İleri beslemeli ağlar, ağ üzerinde bilgi akışını sürekli girdiden çıktıya doğru ilerleterek tabakalar arası geçişi sağlar. Geri beslemeli ağların yapısında ise geri besleme bağ-



Dendrit  $\Leftrightarrow$  Girdi  
Hücre gövdesi  $\Leftrightarrow$  Toplam  
Sinaps  $\Leftrightarrow$  Ağırlık  
Akson  $\Leftrightarrow$  Çıktı



Şekil 1. Biyolojik ve yapay sinir ağı.

lantıları vardır. Sinir ağı, ağırlıklarının ayarlanmasında her bir adımda çıktıya ulaşıldıktan sonra zamanın belirli bir kısmında sinyalleri depolar ve yeniden kullanır.<sup>[1,12,15,16]</sup>

Yapay sinir ağlarında temel sorun en uygun ağırlık setinin belirlenmesidir. Bu ağırlıkların belirlenmesi için geçen öğrenme sürecinde danışmanlı öğrenme ve danışmansız öğrenme olarak adlandırılan iki öğrenme stratejisi söz konusudur. Danışmanlı öğrenmede, sinir ağına girdi verisiyle başlayan öğrenme sürecinde elde edilen çıktı değerleri gözlenen çıktılarla karşılaştırılır, gözlenen ve beklenen çıktılara göre hata hesaplanır. Sinir ağının ağırlıkları bu hatayı minimum yapmak için ayarlanır. Danışmansız öğrenmede ise, sinir ağının ağırlıkları gözlenen çıktılara göre ayarlanmaz. Girdi verisi için hangi çıktının en iyisi olduğuna ağ kendisi karar vererek ağırlıkları ayarlar.<sup>[1,14,15]</sup>

Geriyeye yayılma algoritması, YSA'nın parametrelerinin güncellenmesi için en yaygın kullanılan yöntemdir. Geriyeye yayılma algoritması, ağ hatasının en aza indirilmesi için ağırlıklarının adım adım hesaplanması sürecidir.<sup>[1,15-17]</sup>

Geriyeye yayılma algoritmasının t'inci adımından (t+1)'inci adıma geçişte ağırlık değişimi,

$$w_{kj}(t+1)=w_{kj}(t) + \eta\delta_k(t)y_j(t)$$

eşitliğiyle gösterilir. Burada  $\eta$ , geriyeye yayılma algoritmasının öğrenme oranı parametresi olarak tanımlanan pozitif bir sayı;  $\delta_k(t)$ , t'inci adımda k nöronunun lokal hatası yani k nöronunun gözlenen çıktısı ile beklenen çıktısı arasındaki fark;  $w_{kj}(t)$ , t'inci adımda k nöronunun girdi değişkenine bir önceki tabakadaki j nöronunun bağlandığı ağırlığı ve  $y_j(t)$ , j nöronunun çıktılarını gösterir.

Öğrenme oranının yanında ağırlıkların ayarlanmasında kullanılan diğer önemli parametre momentum sabitidir. Momentum sabiti her bir ağırlığın değişimini bir önceki ağırlığın değişimine bağımlı kılarak algoritmanın ağırlıklarının ayarlanmasını sağlar. Momentum sabiti ( $\alpha$ ), kullanılarak daha hızlı ve güçlü bir yakınsama gerçekleştirilir.

Momentum sabiti kullanıldığında algoritma,

$$w_{kj}(t+1)= w_{kj}(t) + \eta\delta_k(t)y_j(t) + \alpha(w_{kj}(t) - w_{kj}(t-1))$$

eşitliğiyle gösterilir. Öğrenme oranı ve momentum sabiti, 0 ile 1 arasında değer alan pozitif sayılardır.<sup>[1,13,16-19]</sup>

### ROC eğrisi yöntemi

ROC eğrisi, tanı testlerinin performanslarının değerlendirilmesi ve kıyaslanması için yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem, bir tıbbi testin en uygun duyarlılığını ve en uygun özgüllüğünü belirlemek için optimum kesim noktalarının belirlenmesini sağlar. ROC eğrisi yöntemi, tanı testinin sınıflandırma performansının iki boyutlu grafiksel gösterimidir. Sınıflandırmanın doğruluğu, ROC eğrisi altında kalan alanın büyüklüğüne bağlıdır.<sup>[9,20-23]</sup>

ROC eğrisi altında kalan alan,  $A=F(b/\sqrt{1+a^2})$  eşitliğiyle hesaplanır. Burada F kümülatif standart normal dağılım fonksiyonu, a eğim ve b sabit katsayılarıdır.<sup>[22,23]</sup> ROC eğrisi altındaki alan, 0 ile 1 arasında değer almaktadır.<sup>[9]</sup>

Aynı birimler üzerinde farklı iki tanı testi uygulanması durumunda bağımlı diziler elde edilir. Hanley ve McNeil<sup>[23]</sup> tarafından geliştirilen yönteme göre bağımlı dizilerde ROC eğrisi altında kalan alanların karşılaştırılmasında test istatistiği,

$$z = \frac{A_1 - A_2}{SH(A_1 - A_2)}$$

eşitliğiyle bulunur. Burada  $SH(A_1 - A_2)$ ,  $A_1$  ve  $A_2$  alanları arasındaki farkın standart hatasıdır ve aşağıdaki şekilde hesaplanır.

$$SH(A_1 - A_2) = \sqrt{SH^2(A_1) + SH^2(A_2) - 2r_t SH(A_1)SH(A_2)}$$

Burada  $r_t$ ,  $A_1$  ve  $A_2$  alanları arasındaki korelasyon için tahmin edilen korelasyon katsayısı ve  $SH(A)$  ise ROC eğrisi altında kalan alanın standart hatasıdır.<sup>[22-25]</sup>

## BULGULAR

### Lojistik regresyon analizi sonuçları

Bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasındaki ilişkinin modellenmesi amacıyla eğitim setine ileriye yönelik LR uygulandı ve ders

**Tablo 1. Eğitim setinde Lojistik Regresyon modeline giren değişkenler**

Değişkenler	$\beta$	$p$	OR	OR'nin %95 güven aralığı	
				Alt limit	Üst limit
Ders dışındaki zamanlarda bar, disko, kafe ya da kahvehaneye gitme	0.652	0.013	1.920	1.148	3.211
Dinin önem düzeyi	-0.790	<0.001	0.454	0.337	0.611
Alkol kullanan arkadaş sayısı	0.892	<0.001	2.441	1.892	3.150
Alkol içmesi için arkadaşların ısrar düzeyi	0.443	0.004	1.557	1.154	2.101
Dürtüsellik	0.602	<0.001	1.826	1.412	2.359
Sabit	-3.277	<0.001	0.038	-	-

HKO: Hata kareler ortalaması.

dışındaki zamanlarda bar, disko, kafe ya da kahvehaneye gitme ( $p<0.05$ ), dinin önem düzeyi ( $p<0.001$ ), alkol kullanan arkadaş sayısı ( $p<0.001$ ), alkol içmesi için arkadaşların ısrar düzeyi ( $p<0.01$ ) ve dürtüsellik ( $p<0.001$ ) değişkenlerinin öğrencilerin alkol kullanımı üzerinde önemli etkiye sahip oldukları bulundu (Tablo 1).

Tablo 1 incelendiğinde; ders dışındaki zamanlarda bar, disko, kafe ya da kahvehaneye gidenlerin gitmeyenlere göre alkol kullanma oranının 1.920 kat daha fazla olduğu (%95 güven aralığı 1.148-3.211), dinin önem düzeyi arttıkça alkol kullanma oranının %45.4 oranında azaldığı (%95 güven aralığı 0.337-0.611), alkol kullanan arkadaş sayısı arttıkça alkol kullanma oranının 2.441 kat arttığı (%95 güven aralığı 1.892-3.150), alkol içmesi için arkadaşların ısrar düze-

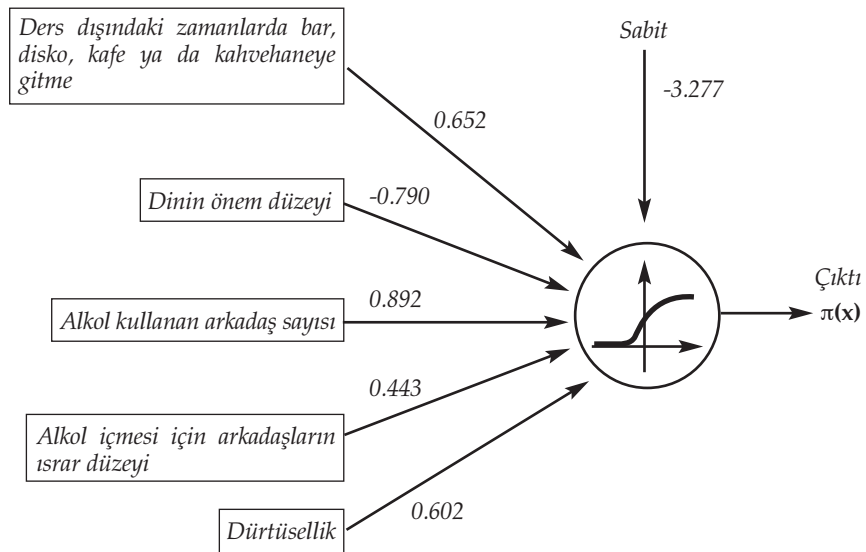
yi arttıkça alkol kullanma oranının 1.557 kat arttığı (%95 güven aralığı 1.154-2.101) ve dürtüsellik puanı arttıkça alkol kullanma oranının 1.826 kat arttığı (%95 güven aralığı 1.412-2.359) bulundu.

Model uyumu Hosmer-Lemeshow testi ile incelendi ( $\chi^2=3.289$ ,  $sd=8$  ve  $p=0.915$ ) ve LR modelinin alkol kullanan ve kullanmayan öğrencileri ayırmada yeterli bir model olduğu bulundu.

Tablo 1'deki parametre tahminlerine göre LR modelinin grafiksel gösterimi Şekil 2'de verilmiştir.

#### Yapay sinir ağı sonuçları

Lojistik regresyon analizi sonucunda alkol kullanımını üzerinde etkisi olduğu belirlenen



Şekil 2. Lojistik regresyon modelinin grafiksel gösterimi.

**Tablo 2. Yapay sinir ağları'nın eğitim ve test setlerinin minimum hata kareler ortalamaları ve adım sayısı**

Veri seti	Aktivasyon fonksiyonu		Minimum HKO	Adım sayısı
	Gizli tabaka	Çıktı tabakası		
Eğitim seti	Lojistik	Lojistik	0.058	3031
	Lojistik	Hiperbolik tanjant	0.235	219
	Hiperbolik tanjant	Hiperbolik tanjant	0.221	217
	Hiperbolik tanjant	Lojistik	0.056	836
Test seti	Lojistik	Lojistik	0.051	
	Lojistik	Hiperbolik tanjant	0.211	
	Hiperbolik tanjant	Hiperbolik tanjant	0.199	
	Hiperbolik tanjant	Lojistik	0.048	

ders dışındaki zamanlarda bar, disko, kafe ya da kahvehaneye gitme, alkol kullanan arkadaş sayısı, alkol içmesi için arkadaşların ısrar düzeyi, dinin önem düzeyi ve dürtüsellik değişkenleri YSA'larda girdi olarak alındı. Gizli tabakada lojistik ya da hiperbolik tanjant, çıktı tabakasında lojistik ya da hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonları kullanılarak danışmanlı öğrenme stratejisi ile dört farklı ileri beslemeli çok tabakalı yapay sinir ağı oluşturuldu:

1. Gizli ve çıktı tabakasında lojistik fonksiyon kullanılan yapay sinir ağı (L-L),

2. Gizli tabakada lojistik ve çıktı tabakasında hiperbolik tanjant fonksiyon kullanılan yapay sinir ağı (L-HT),

3. Gizli ve çıktı tabakasında hiperbolik tanjant fonksiyon kullanılan yapay sinir ağı (HT-HT),

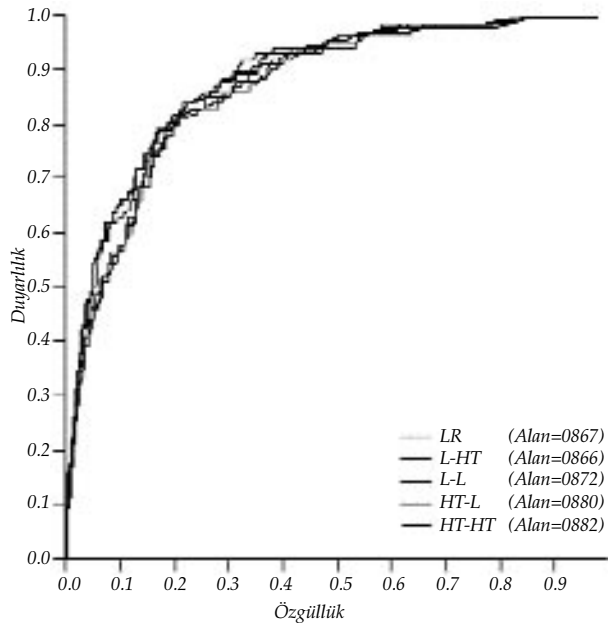
4. Gizli tabakada hiperbolik tanjant ve çıktı tabakasında lojistik fonksiyon kullanılan yapay sinir ağı (HT-L).

Yapay sinir ağlarının öğrenme süreçleri sonunda eğitim seti ve durdurma kriteri olarak seçilen test setinden elde edilen minimum HKO'ları ve minimuma ulaşılan adım sayısı Tablo 2'de verilmiştir. Tablo 2 incelendiğinde; HT-L fonksiyonlu yapay sinir ağının en küçük HKO değerini verdiği, ikinci en küçük HKO değerini L-L fonksiyonlu yapay sinir ağının verdiği, üçüncü olarak HT-HT fonksiyonlu yapay sinir ağının ve en büyük HKO değerini ise L-HT fonksiyonlu yapay sinir ağının verdiği

bulundu. Böylece en iyi optimizasyonu sağlayan model, HT-L fonksiyonlu yapay sinir ağı olarak bulundu.

#### Lojistik regresyon analizi ile yapay sinir ağları sonuçlarının karşılaştırılması

Yapay sinir ağlarında en iyi ağırlıkların tahmin edildiği adımda ve LR sonucunda elde edilen sınıflandırma sonuçları kullanılarak hesaplanan ROC eğrileri altında kalan alanlar Şekil 3'de gösterilmiştir. HT-HT fonksiyonlu yapay



**Şekil 3. Modellerin ROC (Receiver Operating Characteristic) eğrileri.**

**Tablo 3. ROC eğrisi altında kalan alanların karşılaştırılması**

Yöntem	L-L	L-HT	HT-HT	HT-L
LR	$A_1-A_2 = 0.005$ $SH(A_1-A_2) = 0.003$ $p=0.098$	$A_1-A_2 = 0.001$ $SH(A_1-A_2) = 0.004$ $p=0.748$	$A_1-A_2 = 0.015$ $SH(A_1-A_2) = 0.006$ $p=0.010$	$A_1-A_2 = 0.013$ $SH(A_1-A_2) = 0.005$ $p=0.008$
L-L	-	$A_1-A_2=0.006$ $SH(A_1-A_2) = 0.004$ $p=0.127$	$A_1-A_2 = 0.010$ $SH(A_1-A_2) = 0.005$ $p=0.030$	$A_1-A_2 = 0.008$ $SH(A_1-A_2) = 0.003$ $p=0.011$
L-HT	-	-	$A_1-A_2 = 0.016$ $SH(A_1-A_2) = 0.007$ $p=0.010$	$A_1-A_2 = 0.014$ $SH(A_1-A_2) = 0.006$ $p=0.009$
HT-HT	-	-	-	$A_1-A_2 = 0.002$ $SH(A_1-A_2) = 0.004$ $p=0.648$

ROC: Receiver Operating Characteristic.

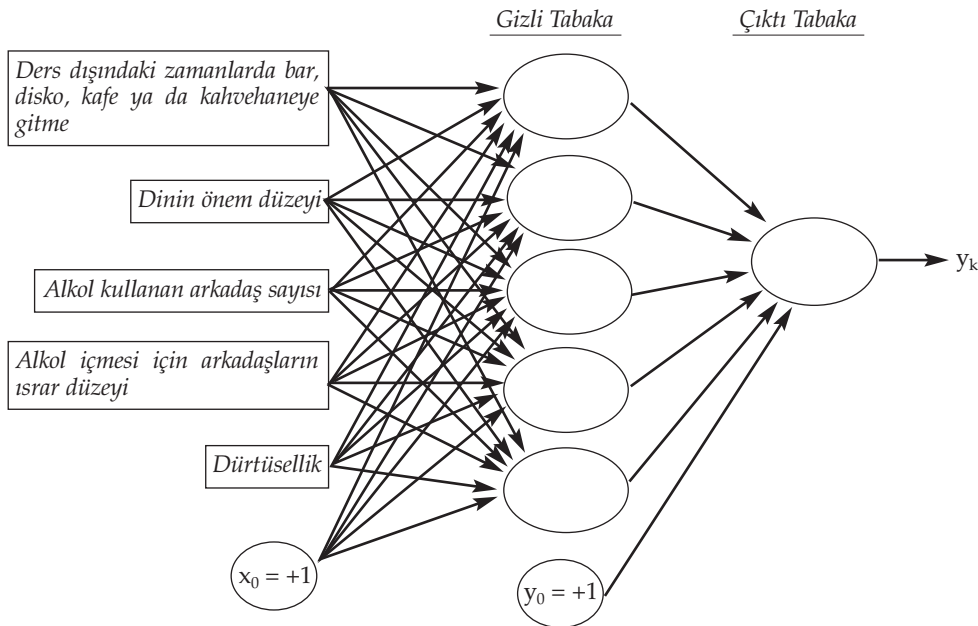
sinir ağının ROC eğrisi altında kalan alanının en büyük alan olduğu görülmektedir (Şekil 3). En küçük ROC eğrisi altında kalan alan ise L-HT fonksiyonlu yapay sinir ağından elde edildi.

ROC eğrisi altında kalan alanların ikili karşılaştırma sonuçları Tablo 3'de verilmiştir. ROC eğrisi altında kalan alanların karşılaştırılması sonucunda HT-HT fonksiyonlu YSA modeli ile en iyi optimizasyonu sağlayan HT-L fonksiyonlu YSA modelinin eğri altında kalan alanlarının

diğer modellerin alanlarından istatistiksel olarak daha büyük olduğu ve öğrencilerin alkol kullanımına göre sınıflandırılmasında LR ve diğer YSA modellerinden daha iyi oldukları bulundu (Tablo 3). Bu modellerin grafiksel gösterimi Şekil 4'de gösterilmiştir.

## TARTIŞMA

Çalışmamızda, hastalıkları tedavi etme ve önleme çalışmalarında önemli rol oynayan tıp doktorluğu mesleğinde sağlık hizmetleri ver-



Şekil 4. HT-HT ile HT-L fonksiyonlu yapay sinir ağı modellerinin grafiksel gösterimi.



mek üzere yetiştirilen tıp öğrencilerinin alkol kullanmasına neden olan faktörlerin belirlenmesinin yanı sıra, alkol kullanan ve kullanmayan öğrencileri sınıflandırmada LR ve YSA yöntemlerini karşılaştırmak amacıyla Trakya Üniversitesi Tıp Fakültesi'nde 2003-2004 Eğitim-Öğretim yılında öğrenim görmekte olan 1., 2., 3. ve 4. sınıf öğrencilerinden elde edilen veriler değerlendirildi.

### Uygulama sonuçlarının değerlendirilmesi

Alkol kullanımı ile ilgili yapılan çalışmalarda gençlerin alkol kullanmasına yol açan nedenler arasında arkadaş etkisinin de rolü olduğu, alkol kullanan arkadaşların varlığının ve baskısının alkol kullanımına başlama, devam etme ve tekrarlamasında esas faktör olduğu ifade edilmiştir.<sup>[26,27]</sup> Çalışmamızda da benzer olarak arkadaş ısrarının ve alkol kullanan arkadaş sayısının alkol kullanımı üzerinde önemli etkisinin olduğu, arkadaş ısrarı (OR=1.557; p=0.004) ve alkol kullanan arkadaş sayısı (OR=2.441; p<0.001) arttıkça alkol kullanım oranında da artış olduğu saptandı. Öncü ve ark.<sup>[28]</sup> alkol kültürünü inceledikleri makalelerinde, dini inançların alkol kullanımı üzerinde önemli etkisinin olduğunu bildirmişlerdir. Çalışmamızda da dinin önemini (hiç, biraz, önemli, çok önemli) sorguladığımızda öğrencilerin dine verdikleri önem arttıkça, alkol kullanım oranının azaldığı (OR=0.454; p<0.001) görüldü. Heşemina ve ark.<sup>[29]</sup> yurtlarda kalan öğrenciler üzerinde yaptığı çalışmada annenin eğitim düzeyi ile alkol kullanımı arasında ilişki olduğu, annenin eğitim düzeyi yükseldikçe alkol kullanma oranının da arttığı, cinsiyet ile alkol kullanımı arasındaki ilişki değerlendirildiğinde ise erkek öğrencilerin kız öğrencilere göre daha yüksek oranda alkol kullandıkları bildirilmiştir. Kirkcaldy ve ark.<sup>[30]</sup> tarafından ortaokul ve lisede okuyan öğrencilerin alkol kullanımını etkileyen değişkenlerin belirlenmesi amacıyla yapılan çalışmada cinsiyetin alkol kullanımı üzerinde önemli etkisinin olduğu belirlenmiştir. Bu çalışmada ise öğrencilerin annelerinin eğitim düzeylerinin ve cinsiyetin alkol kullanımı üzerinde önemli etkisinin olmadığı saptandı. Türkcan'ın<sup>[31]</sup> yaptığı çalışmada alkol bağımlılığının

gelişiminde beyin hücrelerinin alkolün varlığına uyum sağlamasının rolü olduğunu ve kitap okuma, spor yapma, yemek yeme ve çeşitli hobbilerle ilgili uğraşların alkol kullanma isteğinin sıklığı ve şiddetini azalttığı belirtilmiştir. Çalışmamızda ise öğrencilerin ders dışındaki uğraşlarını sorgulayan üniversitedeki sosyal etkinliklere katılma, bir müzik aleti çalma, bir spor kulübüne üye olma, bazı dernek faaliyetlerine katılma değişkenlerinin alkol kullanımı üzerinde önemli etkilerinin olmadığı, buna karşın ders dışındaki zamanlarda bar, disko, kafe ya da kahvehaneye gitme değişkeninin alkol kullanımı üzerinde önemli etkisinin olduğu ve buralara gidenlerin alkol kullanım oranının gitmeyenlere göre daha fazla olduğu (OR=1.920; p=0.013) saptandı.

Beyin bölgeleri ve alkol kullanımı ile yapılan çalışmalarda alkol kullanımının yansıttığı dürtüsel ve antisosyal davranışların, heyecan ve yenilik arayışının, asilik ve bir çok kişilik özelliğindeki eksikliklerin orbitofrontal disfonksiyondaki yetersizliklerden kaynaklandığı; özellikle 25 yaşından önce alkole başlayan alkol bağımlısı bireylerde dışa dönüklük ve dürtüsel davranışın daha fazla olduğu; orbitofrontal lob işlev görme olgunlaşmasında gecikme olan bireylerin alkol bağımlılığına daha fazla eğilimli olduğu, ayrıca orbitofrontal lob işlevlerindeki bozulmanın impuls kontrolündeki bozulmaya yol açtığı ve dürtülerinin yerine getirilmesini istediği için alkol kullanma isteğindeki dışa vuruğunun daha fazla oranda olduğu bildirilmiştir.<sup>[4,31,32]</sup> Çalışmamızda da alkol kullanan ve kullanmayan öğrencilerin kişilik özelliklerini belirlemek için bazı frontal lob sendromlarıyla birleştirilmiş davranışlar gösteren Frontal Lob Kişilik Ölçeği'nden elde edilen faktörlerden dürtüsellik faktörünün alkol kullanımı üzerinde önemli etkiye sahip olduğu, alkol kullanan öğrencilerde dürtüsel davranışların daha fazla olduğu (OR=1.826; p<0.001) saptandı.

### Lojistik regresyon analizi ile yapay sinir ağları'nın karşılaştırılmasına ilişkin sonuçların değerlendirilmesi

Farklı uygulama alanları ve farklı veri setlerinde LR ile YSA'nın karşılaştırıldığı bazı ça-

lışmalarda, LR ile YSA'nın benzer sonuçlar verdiği ve bu nedenle YSA'nın LR yerine tercih edilmesinin bir avantajı olmadığı bildirilmiştir.<sup>[33-35]</sup> Lojistik regresyon ve YSA'nın farklı sonuçlar verdiği çalışmalarda ise kullandıkları veri setlerinde YSA modelinin tahmin performansının LR modelinden daha iyi olduğu bildirilmiştir.<sup>[36-42]</sup> Yaptığımız çalışmada ders dışındaki zamanlarda bar, disko, kafe ya da kahvehaneye gitme, dinin önem düzeyi, alkol kullanan arkadaş sayısı, alkol içmesi için arkadaşların ısrar düzeyi ve dürtüsellik değişkenleri bakımından öğrencilerin alkol kullanıp kullanmama durumlarına göre sınıflandırılmasında LR ile YSA ve YSA'lar kendi aralarında karşılaştırıldığında; LR, L-L ve L-HT fonksiyonlu YSA'ların ROC eğrisi altında kalan alanlarının birbirinden farklı olmadığı; HT-HT ve HT-L fonksiyonlu YSA'ların ROC eğrisi altında kalan alanlarının LR, L-L ve L-HT fonksiyonlu YSA'lardan daha büyük olduğu; HT-HT ve HT-L fonksiyonlu YSA'ların ROC eğrisi altında kalan alanları birbiriyle karşılaştırıldığında farklı olmadığı saptandı.

*Yapay sinir ağları'nın LR'ye karşı avantaj ve dezavantajları incelendiğinde:*

1. Lojistik regresyon, bağımlı değişken üzerinde etkisi olan değişkenleri modele etkili olmayan değişkenleri eleyebilme yeteneğine sahiptir. Yapay sinir ağları ise etkisi olmayan değişkenleri modelden çıkarmaz.

2. Lojistik regresyonda veri setinin ikiye ayrılması zorunluluğu yoktur. Yapay sinir ağlarında ise aşırı uyumdan kaçınmak için durdurma kriteri olarak verilerin en az %10'unun test setine ayrılması gerekir. Bu durum da veri seti hacminin azalmasına neden olur.

3. Lojistik regresyon sadece lojistik fonksiyonu kullanan istatistiksel modelleme yöntemidir. Yapay sinir ağlarında ise araştırmacı, amacına göre farklı YSA'lar oluşturma, kullanacağı yapay sinir ağını kendisi tasarlayabilme ve farklı tasarımları deneyerek veriye en uygun ağı oluşturabilme özgürlüğüne sahiptir.

4. Lojistik regresyon ile uygun modelin bulunması bilgisayarla çok kısa zamanda gerçekleştirilebilir. Yapay sinir ağlarında veriye en uygun

modele karar verilmesi süreci çok fazla bilgisayar zamanı gerektirmektedir.

5. Lojistik regresyon ile oluşturulan modelin yapısı YSA'ya göre daha basittir. Çok karmaşık olan yapısı nedeniyle YSA'da, model oluşturma ve sonuçların değerlendirilmesi aşamaları, mutlaka bu konuda yeterli bilgiye sahip uzman kişilerden yardım alınarak yapılabilir.

6. Lojistik regresyon, modelin parametre tahminleri ve OR değerleri hakkında detaylı bilgi verir. Yapay sinir ağları modelinin gizli tabaka sayısı ve gizli nöron sayısı fazla olduğunda parametre tahminlerinin yorumlanması zorlaşır ve aynı zamanda OR değerleri hakkında bilgi vermez.

Sonuç olarak, alkol kullanan ve kullanmayan öğrencilerin sınıflandırılmasında ROC eğrisi yöntemine göre HT-HT fonksiyonlu yapay sinir ağı ile HT-L fonksiyonlu yapay sinir ağının ROC eğrisi altında kalan alanları arasındaki farkın anlamsız olduğu ve bu modellerin sınıflandırma performanslarının diğer modellerden daha iyi olduğu saptandı.

*Bu sonuçlar ışığında:*

1. Sağlık alanında çalışacak ve yeri geldiğinde hastaları alkol, sigara veya madde bağımlılığından kurtarmak için tedavi yöntemleri geliştirmede uğraş vermesi gereken konumda olan geleceğin doktorlarını alkol, sigara veya madde bağımlılığı bakımından öğrencilik döneminde bilinçlendirecek eğitim programları ile bağımlılıktan kaynaklanan kişilik yapılarındaki bozuklukların iyileştirilmesi için tedavi programları hazırlanmalı ve yaşam tarzlarını daha sağlıklı hale getirecek olanaklar sağlanmalı; tıp fakülteleri öğrencilerinin yanı sıra ulusal düzeyde tüm üniversite ve fakültelerde öğrenim gören öğrenciler alkol, sigara ve madde bağımlılığı gibi kötü alışkanlıklar yönünden izlenmeli, bunlara yol açan sorunların saptanması için ileriye dönük çalışmalar yapılmalıdır.

2. Alkol, sigara ve madde kullanımına neden olan sorun genellikle tek nedene bağlı olmadığı için alkol, sigara ve madde kullanım nedenleri bir arada ele alınıp bu sorunu tanımlayan ve nedenlerin etkileri hakkında bilgi veren çok de-ğiş-

kenli istatistiksel yöntemler kullanılarak gelecekte bu konuda yapılacak çalışmalara ışık tutması için istatistiksel modelleme çalışmaları yapılmalı ve daha iyi tahminleme yapılması için değişik modellerle incelenmelidir.

3. Lojistik regresyon, modelin parametre tahminleri ve OR değerleri hakkında bilgi vermesi ve sonuçlarının kolay yorumlanabilir olması açısından YSA'dan daha avantajlıdır. Bu nedenle eğer uygulama sonucunda YSA'nın sınıflandırma performansı LR'den kötü ise LR modeli tercih edilmelidir. Eğer YSA'nın performansı LR'den daha iyi ise önemsiz değişkenlerin modelden çıkarılmasında LR, YSA için bir ön eleme yöntemi olarak kullanılmalıdır.

4. Karmaşık yapısı nedeniyle YSA'nın oluşturulma ve değerlendirilme aşamaları, yeterli bilgi ve deneyime sahip uzman kişiler tarafından yapılmalıdır.

## KAYNAKLAR

1. Haykin S. Neural network: a comprehensive foundation. Upper Saddle River NJ. 2nd ed. New York: Prentice-Hall; 1999.
2. Efe Ö, Kaynak O. Yapay sinir ağları ve uygulamaları. 1. Baskı. İstanbul: Boğaziçi Üniversitesi; 2000. s. 148.
3. Tu JV. Advantages and disadvantages of using artificial neural networks versus logistic regression for predicting medical outcomes. J Clin Epidemiol 1996;49:1225-31.
4. Dinn WM, Aycicegi A, Harris CL. Cigarette smoking in a student sample: neurocognitive and clinical correlates. Addict Behav 2004;29:107-26.
5. Ayçiçeği A, Dinn WM, Harris CL. Prefrontal lobe nöropsikolojik test bataryası: sağlıklı yetişkinlerden elde edilen test sonuçları. Psikoloji Çalışmaları 2003;23:1-26.
6. Özdamar K. Paket programlarla istatistiksel veri analizi-I. Eskişehir: Kaan Kitabevi; 1999.
7. Tatlıdil H. Uygulamalı çok değişkenli istatistiksel analiz. Ankara: Akademi Matbaası; 1996.
8. Armitage P, Berry G. Statistical methods in medical research. 3rd ed. New York: Blackwell Science Ltd; 1994.
9. Hosmer, DW, Lemeshow S. Applied logistic regression. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons; 2000.
10. Kleinbaum DG. Logistic regression: a self-learning text. 2nd ed. New York: Springer-Verlag. 1994.
11. Sharma S. Applied multivariate techniques. 5th ed. New York: John Wiley & Sons; 1996.
12. Gaudart J, Giusiano B, Huiart L. Comparison of the performance of multi-layer perceptron and linear regression for epidemiological data. Computational Statistics and Data Analysis 2004;44:547-70.
13. Badr EA, Nasr GE, Joun C. Backpropagation neural networks for modeling gasoline consumption. Energy Conversion and Management 2003;44:893-905.
14. Francis L. The basics of neural networks demystified. Contingencies November/December; 2001. p. 56-61. Available from: <http://www.contingencies.org/novdec01/workshop.pdf>.
15. Hassoun MH. Fundamentals of artificial neural networks. Cambridge, Mass: MIT Press; 1995.
16. Kröse B, Smagt P. An introduction to neural networks. Amsterdam: The University of Amsterdam; 1996.
17. Rojas R. Neural networks: a systematic introduction. Berlin: Springer; 1991.
18. Sundararajan N, Saratchandran P. Parallel architectures for artificial neural networks: paradigms and implementations. California: IEEE Computer Society Press; 1998.
19. Principe J, Euliano NR, Lefebvre WC. Neural and adaptive systems: fundamentals through simulations. New York: John Wiley & Sons Inc; 1999.
20. Özdamar K. SPSS ile biyoistatistik. Eskişehir: Kaan Kitabevi; 2003.
21. Dirican A. Evaluation of the diagnostic test's performance and their comparisons. Cerrahpaşa J Med 2001;32:25-30.
22. Swaving M, van Houwelingen H, Ottes FP, Steerneman T. Statistical comparison of ROC curves from multiple readers. Med Decis Making 1996;16:143-52.
23. Hanley JA, McNeil BJ. A method of comparing the areas under receiver operating characteristic curves derived from the same cases. Radiology 1983;148:839-43.
24. Hanley JA, McNeil BJ. The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. Radiology 1982;143:29-36.
25. McClish DK. Comparing the areas under more than two independent ROC curves. Med Decis Making 1987;7:149-55.
26. Köknel Ö. Alkol ve madde bağımlılığı altkültürü. Bağımlılık Dergisi 2001;2. Available from: [http://www.bagimlilik.net/sayi4/alkol\\_alkulturu.pdf](http://www.bagimlilik.net/sayi4/alkol_alkulturu.pdf).
27. Drobos J. Concurrent alcohol and tobacco dependence mechanisms and treatment. Alcohol Research & Health 2002;26:136-42.
28. Öncü F, Ögel K, Çakmak D. Alkol kültürü-1: tarihsel süreç ve meyhanecilik kültürü. Bağımlılık Dergisi 2001;2. Available from: [http://www.bagimlilik.net/sayi5/alkol\\_kulturu1.pdf](http://www.bagimlilik.net/sayi5/alkol_kulturu1.pdf).
29. Heşeminia T, Çalışkan D, Işık A. Ankara'da yüksek öğretim öğrenci yurtlarında kalan öğrencilerin beslenme sorunları. İbni Sina Tıp Dergisi 2002;7:155-66.
30. Kirkcaldy BD, Siefen G, Surall D, Bischoff RJ. Predictors of drug and alcohol abuse among children and adolescents. Personality and Individual Differences 2004;36:247-65.
31. Türkcan A. Alkol kullanma isteğinin (craving)

- mekanizması. *Bağımlılık Dergisi* 2002;3:37-42.
32. Akvardar Y. Alkol bağımlılığında kişilik özellikleri. *Bağımlılık Dergisi* 2003;4:26-30.
  33. Rowland T, Ohno-Machado L, Ohn A. Comparison of multiple prediction models for ambulation following spinal cord injury. *Proc AMIA Symp* 1998:528-32.
  34. Ottenbacher KJ, Smith PM, Illig SB, Linn RT, Fiedler RC, Granger CV. Comparison of logistic regression and neural networks to predict rehospitalization in patients with stroke. *J Clin Epidemiol* 2001;54:1159-65.
  35. Ottenbacher KJ, Linn RT, Smith PM, Illig SB, Mancuso M, Granger CV. Comparison of logistic regression and neural network analysis applied to predicting living setting after hip fracture. *Ann Epidemiol* 2004;14:551-9.
  36. Hajmeer M, Basheer I. Comparison of logistic regression and neural network-based classifiers for bacterial growth. *Food Microbiology* 2003;20:43-55.
  37. Dreiseitl S, Ohno-Machado L. Logistic regression and artificial neural network classification models: a methodology review. *J Biomed Inform* 2002;35:352-9.
  38. Nguyen T, Malley R, Inkelis S, Kuppermann N. Comparison of prediction models for adverse outcome in pediatric meningococcal disease using artificial neural network and logistic regression analyses. *J Clin Epidemiol* 2002;55:687-95.
  39. Remzi M, Anagnostou T, Ravery V, Zlotta A, Stephan C, Marberger M, et al. An artificial neural network to predict the outcome of repeat prostate biopsies. *Urology* 2003;62:456-60.
  40. Ergun UU, Serhatlioglu S, Hardalac F, Guler I. Classification of carotid artery stenosis of patients with diabetes by neural network and logistic regression. *Comput Biol Med* 2004;34:389-405.
  41. Yamamura S, Kawada K, Takehira R, Nishizawa K, Katayama S, Hirano M, et al. Artificial neural network modeling to predict the plasma concentration of aminoglycosides in burn patients. *Biomed Pharmacother* 2004;58:239-44.
  42. Manel S, Dias JM, Ormerod SJ. Comparing discriminant analysis, neural networks and logistic regression for predicting species distributions: a case study with a Himalayan river bird. *Ecological Modelling* 1999;120:337-47.