

Resim-İř Öğretmenliđi Özel Yetenek Sınavlarının Sınıflama Dođruluđu Üzerine Bir Çalıřma

A Study on the Classification Accuracy of Art Teaching Special Aptitude Exams

Hakan Yavuz ATAR*

Gazi Üniversitesi

Öz

Bu çalıřmanın amacı, ÖSYM'nin özel yetenek gerektiren öğretmenlik programlarına öğrenci yerleřtirmede kullandığı hesaplama yönteminin gerçek uygulamada beklenen yönde işleyip işlemediđini belirlemektir. Çalıřmada resim-iř öğretmenliđi özel yetenek sınavlarına katılan 305 adaya ait veriler kullanılmıřtır. Yapılan lojistik regresyon ve ayırma analizlerinde ÖSYM'nin belirlemiř olduđu alt puan türü ađrılıklarının uygulamada beklendiđi gibi çalıřmadığı görülmüř ve alternatif bir hesaplama yöntemi sunulmuřtur. Yöntemler sırasıyla uyum iyilikleri, dođru sınıflama yüzdeleri ve alt puanların yerleřtirme puanı üzerine katkıları bakımından karřılařtırılmıřtır. Önerilen yöntemin gözlemlenen verileri daha iyi modellediđi tespit edilmiř ve kullanılan alt puan türlerinin yerleřtirme puanına etkilerinin ÖSYM'nin belirlemiř olduđu katsayılar ile daha uyumlu olduđu bulunmuřtur. Yine önerilen yöntemle göre adayların daha dođru oranda (%89.5' a karřın %99.7) sınıflandırıldıkları tespit edilmiřtir.

Anahtar Sözcükler: Özel yetenek sınavları, lojistik regresyon analizi, ayırma analizi, resim-iř öğretmenliđi

Abstract

The purpose of this study is to determine whether calculation of students' special aptitude placement scores, which are used in the placement of students in the fine art programs, reflect the original sub-score weights set by the Student Selection and Placement Center (SSPC). A total number of 305 art teacher candidates' placement sub-scores constitute the data for this study. Results of the logistic regression analysis suggest that actual weights of the placement sub-scores depart from the original weights set by the SSPC. This study provides an alternative placement calculation score in which all the sub-scores are converted in the same scale before calculating the final placement score. The findings show that the proposed calculation method better discriminates, classifies (89.5% vs. 99.7%) and predicts the group membership.

Summary

Purpose

The purpose of this study is to determine whether calculation of students' special aptitude placement scores, which are used in the placement of students in the fine art programs, reflects the original sub-score weight set by the Student Selection and Placement Center (SSPC). Sub-scores used in the calculation of the final placement score includes Special Aptitude Test Score (SATS), Weighted Middle School Achievement Score (WMSAS), Higher Education Entrance Score (HEES).

* Öğr. Gör. Dr. Hakan Yavuz ATAR, Gazi Eğitim Fakültesi, Eğitim Bilimleri Ölçme ve Deđerlendirme Anabilim Dalı, hakanatar@gazi.edu.tr

Results

The sub-scores of SATS, WMSAS and HEES, ranged from 34 to 85 (Mean=50), 256 to 500 (Mean=356) and 189 to 370 (270), respectively. It has been found that not being on the same scale caused the weights of the sub-scores depart from the original weights set by the SSPC (2010). The proposed calculation method first rescales all the sub-scores by converting them into t-standard scores and then merges them to calculate the final placement score for each candidate.

Logistic analysis results for the SSPC and the proposed placement score calculation methods indicate that the proposed method better fits the observed scores. Specifically, higher Cox ve Snell R square (0.602 vs 0.732) and Nagelkerke R square (0.804 vs 0.978) values for the proposed method show that it better predicts the group membership. Comparison of the goodness of fit of the models indicate that higher Hosmer-Lemeshow values have been found to be statistically significant ($p < 0.001$) for the SSPC model but non-significant ($p = 0.832$) for the proposed model. Non-significant Hosmer-Lemeshow p -value indicates that the proposed model correctly fit the observed data.

Also, it has been found that the proposed calculation method classified the candidates more accurately into the groups of those who are placed in the program and those who are not. The percentage of the correctly classified candidates was 99.7% for the proposed method whereas the corresponding percentage for the SSPC method was 89.5%. Finally, it has been found that when the proposed calculation method was used, the effect of each independent variable (i.e sub-scores) on the final placement decision (i.e grouping variable) was more congruent with the sub-score weights originally set by the OSYM. Specifically, the linear effect (i.e. β coefficients) of SATS, WMSAS and HEES was found to be 1.043, 0.119 and 0.337, respectively.

Discussion

According to the SSPC manual (2010) art program placement score is composed of 75% SATS, 8% WMSAS and 16% HEES sub-scores. However, as shown in the study, for an average student in each one of these sub-score areas, respected percentages were found to be 34, 26 and 40 percent, respectively. As seen, the effect of SATS on the final placement score halved whereas the effects of WMAS and HEES almost tripled. Such departures from the intended effects are due to scale difference among the sub-scores. This is supported by Holden & Kelley's (2010) study in which they state that statistical errors in the calculation of independent variables effect the accuracy of the classification outcome. After eliminating scale differences among sub scores the effects of the sub-scores on the art program placement score were congruent with the original weights set by the SSPC.

Conclusion

The aim of this study is in no way to propose a change in the weights of the sub-scores used in the calculation of the art program placement scores set by the SSPC. Increasing or decreasing the weights would be decided by the art educators and committees in the SSPC. This study however, proposes a change in the scales of the sub-scores before applying the weights set by the SSPC. Such a change is necessary to decrease the number of the false positive and false negative placement decisions.

Finally, although this study used data belonging to art teacher candidates at a large university, the findings can be generalized to all of the art programs in Turkey as all them use the same placement calculation algorithm. More research can be done to see how candidates for the other special aptitude programs are affected by the SSPC's placement score calculation method.

Giriş

Eğitim fakültelerinde özel yetenekle öğrenci alan bölümlere yerleşmek isteyen aday

öğrencilerin sayısı yıldan yıla artış göstermekte (Kavuran, 2004) ve programa kabul edilen öğrencilerin nitelikleri de yıldan yıla değişmektedir (Ece ve Sazak, 2006b). Kavuran'ın (2009) araştırmasına katılan Türkiye genelindeki 258 öğretim üyesine göre özel yetenek sınavlarına olan yüksek ilginin nedenlerinden bir tanesi de "Öğrenci Seçme Sınavı ile herhangi bir bölümü kazanamayan öğrenci adaylarının resim-iş öğretmenliğini son çare olarak görmeleri" (s. 169)'dir. Ece ve Sazak'ın (2006b) yapmış oldukları çalışmada ise müzik öğretmenliği yetenek sınavlarına katılan ve yerleşmeye hak kazanan adayların Yükseköğretime Giriş Sınavı (YGS) puanlarının yıldan yıla arttığını tespit etmişlerdir. Öğrenci niteliklerinin değişmesinin bir nedeni de özel yetenek programlarına öğrenci alımında kullanılan yerleştirme puanının hesaplanmasındaki ağırlıkların yıldan yıla değişmesi olabilir. Zira yerleştirmede kullanılan ağırlıkların oranı belirlenmesi, bir anlamda programa yerleşen öğrencilerin niteliklerinin bir göstergesidir

Özel yetenek sınavlarında kullanılan puan türlerinin ağırlıkları, alan eğitimcileri için ciddi önem taşımaktadır. Birçok alan eğitimcisi yerleştirme puanındaki YGS puan ağırlığını çok fazla bulmakta ve bu oranın düşürülmesi yönünde öneriler sunmaktadır (Altinkurt, 2006; Ece & Sazak, 2006a). İlgili literatür taramasında ve son on yıla ait ÖSYM kılavuzları incelendiğinde ÖSYM'nin belirlemiş olduğu katsayılar içinde özel yetenek sınavı puan ağırlığı diğer alt puanlara göre hep yüksek tutularak özel yetenek puanlarının adayların programa yerleşmelerinde belirleyici olması hedeflendiği görülmüştür.

Ancak buna rağmen geçmişte yapılan bazı çalışmalarda hedeflenen durumun aksine, özel yetenek puanları çok yüksek adayların bile programa kayıt yaptırmaya hak kazanamadıkları tespit edilmiştir (Ece & Sazak, 2006b). Örneğin Ece ve Sazak'ın (2006b) müzik öğrencileri ile yaptığı çalışmada, özel yetenek sınavına göre birinci sırada yer alan bir adayın yerleştirme puan sırası 67 olmuş ve programa kayıt yaptıramamıştır. Benzer sıkıntılar bu çalışmanın verileri için de geçerlidir. Bu durum akla şu soruyu getirmektedir: Acaba ÖSYM'nin belirlemiş olduğu katsayılar pratikte hedeflenen doğrultuda işliyor mu? Bu çalışmada bu sorunun cevabı sınıflama analizi kullanılarak aranmıştır.

Sınıflama Analizleri

Değerlendirme sürecinde ölçme sonuçlarına ilişkin varılan "geçti-kaldı", "kazandı-kazanmadı", "yerleşti-yerleşmedi" gibi yargıların doğruluğu, hem aday hem de adayın yerleşeceği kurum açısından büyük öneme sahiptir. Örneğin, bir programa yerleşmemesi gerekirken yerleşen bir aday, o program için belirtilen minimum vasıfları taşımadığı için program gerekliliklerini yerine getirmede sıkıntılar yaşayabilir, arkadaşlarının öğrenmelerini yavaşlatarak onların öğrenme süreçlerini olumsuz yönde etkileyebilir. Daha da önemlisi, bu öğrenci, programa yerleşmesi gereken bir adayın yerleşmemesine sebep olacağı için diğer adayın yaşamını etkileyen haksızlıklara sebep olabilir. Bu gibi sebeplerle ölçme sonuçlarına dayanarak verilen kararlar doğrultusunda yapılan yerleştirmelerdeki hata payının en aza indirilmesi hedeflenmeli ve yapılan yerleştirmelerin doğruluğu incelenmelidir (Kan, 2004).

"Geçti-kaldı", "kazandı-kazanmadı" ya da "yerleşti-yerleşmedi" gibi değerlendirmeler aslında ölçme sonuçlarının sınıflama düzeyinde ifade edilmesidir (Kan, 2004). Yapılan sınıflamaların doğruluğu (classification accuracy) sınıflama analizleri ile incelenebilir (Çokluk, Şekercioğlu, ve Büyüköztürk, 2010). Sınıflama analizinde birden çok bağımsız değişkene ait değerler kullanılarak iki ya da daha çok kategorili bağımlı değişken sonuçları (Örnek: Programa yerleşmeye hak kazananlar, programa yerleşmeye hak kazanamayanlar) tahmin edilir. Amaç, bağımsız değişkenler kombinasyonu kullanarak bağımlı değişken grup üyeliğini belirlemektir/ tahmin etmektir.

Sınıflama analizleri eğitim bilimlerinde çeşitli araştırmacılar tarafından kullanılmaktadır (Büyüköztürk ve Çokluk, 2008; Çokluk 2010; Güzeller & Kelecioğlu, 2006; Kan, 2004). Örneğin, farklı okul türlerinde kayıt yaptıran öğrenciler arasındaki farklılıkların belirlenmesinde (Güzeller & Kelecioğlu, 2006), öğrencileri epistemolojik inançlarına göre ayırmada (Büyüköztürk ve Çokluk, 2008; Çokluk 2010) alt ham puanlar kullanarak yapılan yerleştirmelerin geçerliğini

(Güzeller & Kelecioğlu, 2006; Kan, 2004) belirlemede kullanılır. Sınıflama analizleri sadece sosyal bilimlerde değil, fen ve sağlık bilimlerinde de çok sık olarak kullanılan analiz yöntemleridir. Sağlık bilimlerinde birbirine benzer belirtiler gösteren hastalıklar arasındaki farklılıkları belirlemede (Marlowe & Wetzler, 1994), sağlıkla ilgili bilgilere çevrimiçi (online) ve çevrimdışı iken ulaşan kişilerin özelliklerini birbirlerinden ayırt etmede (Cotton & Gupta, 2004) kullanılırlar.

Yerleştirmelerin doğru bir şekilde yapılıp yapılmadığı, lojistik regresyon ve ayırma (Diskriminant) modelleri ile sınıflanabilir (Çokluk, Şekercioğlu, ve Büyüköztürk, 2010; Fan & Wang, 1999; Lei & Koehly, 2003; Morgan, Vaske, Gliner & Harmon, 2003). Her iki analiz yöntemi de sınıflamanın doğruluğunu değerlendirmede kullanılır. Aşağıdaki bölümde öncelikle bu modeller tanıtılacak daha sonra ise bu modellerin benzerlik ve farklılıklarına değinilecektir.

Lojistik Regresyon Analizi

Lojistik regresyon analizi, doğrusal regresyon analizine çok benzerdir. Her iki analizde de amaç, değişkenler arasındaki ilişkileri anlamak ve tahmin yapmaktır. Aralarındaki fark, lojistik regresyon analizindeki bağımlı değişkenin kategorik (Örnek: Programa kayıt yaptıran adaylar, programa kayıt yaptırmayan adaylar) yapıda olmasıdır. Lojistik regresyon bağımlı değişken ile bağımsız değişken arasında doğrusal olmayan ilişki olduğunda kullanılır (Çokluk, Şekercioğlu, ve Büyüköztürk, 2010; Çokluk, 2010; Tabachnick & Fidell, 1996).

Lojistik regresyonda bağımlı değişken lojit ölçeğinde ifade edilir (Tabachnick & Fidell, 1996). Lojistik regresyonda sınıflama sonsal (posterior) olasılığa göre yapılır. Çok gruplu lojistik regresyon analizinde kişi ya da nesnenin hangi grup için sonsal olasılığı daha fazla ise o gruba atanır (Tabachnick & Fidell, 1996). İki gruplu regresyon analizinde kişi ya da nesne için hesaplanan sonsal olasılığı 0.5'ten büyükse Grup 1'e, küçük ya da eşitse Grup 2'ye atanır. Lojistik regresyon analizi daha detaylı olarak yöntem kısmında anlatılacaktır.

Ayırma (Diskriminant) Analizi

Ayırma analizi, lojistik regresyon analizinde olduğu gibi birtakım bağımsız değişkenler kullanılarak nesnelerin veya kişilerin sınıflandırılması esasına dayanan istatistiksel bir analiz yöntemidir. Ayırma analizinde amaç, bağımsız değişkenleri doğrusal olarak bir araya getirip hatalı sınıflama olasılığını minimize (en düşük seviye) ederek kişi ya da nesnelere gruplardan yalnızca bir tanesine atamaktır (Dillon & Goldstein, 1984). Hata olasılığının en düşük seviyeye inmesi gruplar arası varyansın grup içi varyansa göre maksimize edilmesi ile gerçekleşir (Dillon & Goldstein, 1984; Büyüköztürk & Çokluk, 2008). Ayırma analizinde ayırma fonksiyonu ve sınıflama fonksiyonu olmak üzere iki farklı fonksiyon vardır. Ayırma fonksiyonu hangi bağımsız değişkenlerin grup üyeliğini belirlemede daha etkili olduğunu belirlemede kullanılır. Çoklu regresyon analizinde olduğu gibi katsayısı daha yüksek olan değişkenler grup üyeliğinde daha belirleyicidirler. Ayırma fonksiyonlarının sayısı grup sayısından bir eksiktir. Örneğin üç gruplu bir analizde ayırma fonksiyonu sayısı ikidir.

Ancak, iki gruplu ayırma analizinde sınıflamada ayırma fonksiyonu kullanılır. Kişi veya nesnelerin hangi gruba ait olduğunu belirlemek için kullanılan yöntemlerden bir tanesi Fisher'in ayırma fonksiyonudur (Dillon & Goldstein, 1984). Her bir kişi veya nesne için hesaplanan Fisher'in ayırma fonksiyonu kişi ya da nesnelerin hangi grup üyelerine daha çok benzediğini belirtir. İki gruplu sınıflamalarda kişi ya da nesnenin Fisher ayırma fonksiyon puanı ($Y_i Y_j$) hesaplanan kesme noktasının ($Y_k Y_k$) üstündeyse Grup 1'e, altındaysa Grup 2'ye atanır. Atama sonsal olasılığa göre yapılır (Dillon & Goldstein, 1984).

Lojistik Regresyon Analizi ve Ayırma Analizinin Karşılaştırılması

Lojistik regresyon ve ayırma analizlerinin her ikisi de hem açıklama hem de tahmin amaçlı kullanılabilirler. Açıklama amaçlı olarak iki ya da daha fazla kategorili bağımlı değişkenine ait gruplara ayırmada hangi bağımsız değişken veya değişkenlerin etkili olduğunu belirlemede kullanılırlar. Bir başka ifade ile bağımlı değişkene ait grupların ayırt edici özelliklerini

belirlemede ve anlamada kullanılırlar. Tahmin amaçlı olarak ise grupları şans başarısından daha iyi olacak şekilde sınıflamada kullanılırlar. Bir başka ifade ile kişi ya da nesnelerin hangi gruba ait olduklarını belirlemede kullanılırlar.

Lojistik regresyon analizinin ayırma analizinden farkı, gruba aidiyet olasılık fonksiyonunun doğrusal olmayan bir yöntemle hesaplanmasıdır. Ayrıca lojistik regresyon analizinde bağımsız değişkenler yalnız sürekli, yalnız süreksiz ya da hem sürekli hem de süreksiz değişkenlerden oluşabilir. Halbuki, ayırma analizi yalnızca sürekli bağımsız değişkenlere uygulanabilmektedir. Birçok çalışmada, lojistik regresyon analizinin ayırma analizine göre daha doğru sınıflama yaptığı tespit edilmiştir (Baron, 1991; Rausch & Kelley, 2009). Ayrıca lojistik regresyon analizi, ayırma analizine göre daha az sayıltı gerektirir (Büyüköztürk & Çokluk, 2008; Grimm & Yarnold, 1995). Lojistik regresyon analizinde, ayırma analizinin aksine dağılımın şekli (Örnek: Normal dağılım), gruplar arası varyans eşitliği varsayımları yapılmaz (Hosmer & Lemeshow, 2000; Tabachnick ve Fidell 1996). Örneğin ayırma analizinde bağımsız değişkenlerin normal dağıldığı, aralarında doğrusal bir ilişki olduğu ve gruplar arasında eşit varyasyon gösterdiği varsayılır. Bu sayıltıların ihlal edilmesi ayırma analiz sonuçlarını yanıltır. Örneğin Rausch & Kelley (2009), lojistik regresyon ve ayırma analizlerini normal dağılım göstermeyen durumlarda karşılaştırmışlar ve lojistik regresyon analizinin daha doğru sınıflama yaptığını bulmuşlardır. Hatta Morgan ve arkadaşlarına (2003) göre ayırma analizi için gerekli olan bütün sayıltılar yerine getirilmiş olsa bile, lojistik regresyon yine de geçerli tahmin yapar (Morgan, Vaske, Gliner, & Harmon, 2003). Bu çalışmada da elde edilen verilere önce ayırma analizi uygulanmış ve ayırma analizi sayıltılarından olan gruplar arası kovaryans eşitliği sayıltısının çiğnendiği görülmüştür (Box M=54.482; p= 0.001). Bu durumda lojistik regresyon analiz sonuçlarının daha iyi gruplara ayırması beklenir (Grimm & Yarnold, 1995 Rausch & Kelley 2009).

Literatürde ayrıca LR ile ayırma analizi arasında performans bakımından farklılık olmadığını gösteren az sayıda çalışma da vardır (Fan & Wang, 1999; Lei, & Koehly, 2003). Lei & Koehly (2003), lojistik regresyon ve ayırma analizini, lojistik regresyon varsayımlarını baz alarak küçük, orta ve büyük örneklem oluşturarak (simülasyon ile) karşılaştırmış ve iki analiz arasındaki farklılıkları kayda değer bulmamışlardır. Gözlemlenen farklılıklar ancak genelde lojistik regresyon analizinin lehine olmuştur.

Ülkemizde eğitim alanında sınıflama doğruluğunun belirlenmesine yönelik yapılan çalışmalar (Güzeller & Kelecioğlu, 2006; Kan, 2004) ayırma analizi kullanılarak yapılmıştır. Örneğin, Kan (2004) 104 lise öğrencisi ile yaptığı çalışmada öğrencileri ÖSS puanlarına göre başarılı (ÖSS puanı ≥ 120) ve başarısız (ÖSS puanı < 120) diye iki gruba ayırmış ve öğrencilerin lisedeki bazı ders notlarının (Örnek: Fizik, kimya biyoloji vb.) öğrenci başarısını ne ölçüde kestirdiğini ayırma analizi ile tespit etmiştir. Kan'ın (2004) çalışmasında dikkat çeken bir nokta, örneklem sayısının azlığıdır. Örneklem sayısının az olduğu durumlarda ayırma analizi lojistik regresyona tercih edilir. Çünkü lojistik regresyon analizi istatistiksel tahminde maksimum olasılık tahmin yöntemini kullandığı için en küçük kareler yönteminin kullanıldığı ayırma analizine göre daha fazla örneklem sayısına ihtiyaç duyulur (Hosmer & Lemeshow, 2000).

Güzeller ve Kelecioğlu (2006) ise 967 öğrencinin OKÖSYS verilerini kullanarak farklı okul türlerine (Anadolu liseleri, resmi ve özel fen liseleri) yapılan yerleştirmelerin geçerliğini incelemişlerdir. Bu çalışmada da dikkat çeken husus, örneklemin oluşturan alt grupları oluşturan öğrenci sayıları arasındaki farkın büyüklüğüdür. Örneğin Anadolu liselerine kayıtlı öğrenci sayısı 805 iken resmi fen lisesi ve özel fen liselerine kayıtlı öğrenci sayıları sırasıyla 132 ve 30'dur. Grup dağılımları arasında büyük farklılıklar olduğu durumlarda lojistik regresyon analizi tercih edilir (Tabachnick & Fidell, 1996). Güzeller & Kelecioğlu (2006) çalışmalarında, kestirim değişkenleri olarak öğrencilerin OKÖSYS'de yer alan Matematik, Fen Bilgisi, Türkçe ve Sosyal Bilgiler alt test puanlarını kullanmışlardır. Doğru sınıflama oranının en yüksek olduğu okul türlerinin sırasıyla resmi fen liseleri (%96), Anadolu liseleri (%52) ve özel fen liseleri (%37) olduğunu bulmuşlardır.

Görüldüğü gibi ülkemizde eğitim alanındaki sınıflama analizleri ortaöğretim düzeyinde

okul türlerine yapılan yerleştirmelerin geçerliğini, lise düzeyinde ise ders alanlarının üniversite başarısı üzerine etkisini inceleme amaçlı yapılmıştır. Özel yetenek sınavları ile öğrenci alan programlara yapılan yerleştirmelerin doğruluğunu inceleyen bir çalışmaya rastlanmamıştır.

Bu çalışmanın ana amacı özel yetenek sınavı, YGS ve AOBP puanları kullanılarak Resim-iş öğretmenliği programına yapılan öğrenci yerleştirmelerinin doğruluğunu incelemektir. Ayrıca, ÖSYM'nin belirlemiş olduğu ağırlıkların pratikte istenilen yönde uygulanıp uygulanmadığını belirlemek ve uygulanmıyor ise çözüm önerileri sunmaktır. Bu çalışmanın alt amaçları:

1. ÖSYM'nin belirlemiş olduğu alt puan türlerinin yerleştirme puanı üzerine etkilerini belirlemek,
2. Alt puanların programa kayıt yaptırmaya hak kazanan adaylar ile hak kazanamayan adayları ne ölçüde ayırt edebildiğini (sınıflama doğruluğunu) tespit etmek ve
3. Önerilen alternatif hesaplama yöntemi ile ÖSYM'nin kullanmakta olduğu hesaplama yöntemlerini ilk iki madde bakımından karşılaştırmaktır.

Yöntem

Bu çalışmada korelasyonel bir araştırma modeli kullanılmıştır. Korelasyonel araştırma modelinde amaç değişkenler arasındaki ilişkinin varlığını ve derecesini tespit etmek, bir değişkene ait verilerden diğerini kestirmektir (Karasar, 2009). Bu çalışmada özel yetenek sınavı, YGS ve AOBP puanlarının resim-iş öğretmenliği programına yapılan öğrenci yerleştirmelerini ne ölçüde yordadığı incelenmiştir.

Çalışma Grubu

Bu çalışmada, Gazi Eğitim Fakültesi Resim-İş Öğretmenliği özel yetenek sınavlarına katılan 305 adaya ait veri kullanılmıştır. Aşağıda öncelikle yerleştirme puanlarının hesaplanması için önerilen hesaplama yöntemi tanıtılmış, daha sonra ise sınıflama analizinde kullanılan lojistik regresyon modelinden bahsedilmiştir.

Yerleştirme Puanının Hesaplanması

ÖSYM (2010) kılavuzunda yer alan bilgilere göre resim-is öğretmenlik programı için yerleştirme puanı (YP) hesaplanmasında üç alt puan türü kullanılmaktadır: 1) Özel Yetenek Sınavı Puanı (ÖYSP- SP); 2) Ağırlıklı Ortaöğrenim Başarı Puanı (AOBP) ve 3) YGS Puanı. Kılavuza göre, yerleştirme puanı aşağıdaki eşitlik ile hesaplanmaktadır:

$$YP = (1 \times \text{ÖYSP- SP}) + (0,11 \times \text{AOBP}) + (0,22 \times \text{YGS}) \quad (1)$$

Yukarıda yer alan eşitliğe göre yerleştirme puanının yaklaşık %75'ini ÖYSP-SP, %8'ini AOBP ve %16'sını YGS puanı oluşturmaktadır. Kullanılan üç alt puan türünden yalnızca ÖYSP-SP puanı standart puandır. Bu hesaplamada yetenek puanına %75 ağırlık verilerek özel yetenek puanının öğrencilerin yerleşmelerinde belirleyici bir rol alması hedeflenmiştir. Hedeflenen bu yüzdeliğin tutturulması, yerleştirme puanını oluşturan alt puan türlerinin aynı ölçekte ölçüldüğü varsayımına dayalıdır. Tablo 1'de 2010-2011 yılında Gazi Eğitim Fakültesi Resim-İş özel yetenek sınavına katılan adayların yerleştirme puanlarının hesaplanmasında kullanılan alt puanlara ait betimsel istatistik değerleri yer almaktadır.

Tablo 1.

Yerleştirme Puanını Oluşturan Alt Puanların Betimsel İstatistik Değerleri

	En Düşük	En Yüksek	Ortalama	Standart Sapma
ÖYSP-SP	34.29	85.67	50	10
AOBP	206.17	500	356.09	59.92
YGS	189.94	370.22	270.01	36.98

Tablo 1'e bakıldığında üç alt puan türünün ortalamalarının, standart sapmalarının ve değişim aralıklarının birbirlerinden çok farklı olduğu görülmektedir. Yerleştirme puanı hesaplanırken ÖSYM'nin yayımlanmış olduğu kılavuzda alt puan türleri arasındaki ölçek farklılıkları giderilmeden bu üç puan türü aynı ölçekte ölçülmüş gibi birleştirilmektedir. Bu da puan türlerinin yerleştirme puanı üzerindeki etkilerini ciddi bir şekilde değiştirmektedir. Bu ölçek farklılıklarının yerleştirme puanına etkisi Tablo 2'de bir örnekle açıklanmıştır. Tablo 2'de bütün alt puan türlerinden ortalama not alan bir öğrenci üzerinden, alt puan türlerinin yerleştirme puanı üzerinde olması gereken ve gerçekte gözlemlenen etkileri gösterilmiştir. Tablo 2'de parantez içerisindeki değerler, ÖSYM'nin ilgili alt puan için belirlemiş olduğu katsayılarıdır. Örneğin ortalama bir öğrenci için ÖYSP-SP'nin yerleştirme puanına etkisinin $(50 \times 1/148) \times 100 = \%34$ olduğu görülmektedir.

Tablo 2.

ÖYSP-SP, AOBP ve YGS Alt Puanlarının Öğrencinin Yerleştirme Puanının Hesaplanmasındaki Yüzdellikleri

	ÖYSP-SP	AOBP	YGS	YP
Puanlar	50 (x1)	356 (x0.11)	270 (x0.22)	148
Gerçek %	%34	%26	%40	%100
Kılavuza göre olması gereken %	%75	%8	%16	%100

Tablo 2'de görüldüğü gibi üç alt puan türünden de ortalama puan alan bir öğrenci için yerleştirme puanının hesaplanmasında kullanılan ÖYSP-SP puanının ağırlığı %75'ten %34'e düşmüştür $(50 \times 1/148 \times 100)$, AOBP puanının ağırlığı %8'den %26'ya ve YGS puanının ağırlığı ise %16'dan %40'a çıkmıştır.

Önerilen Hesaplama Yöntemi

ÖSYM tarafından belirlenen alt puan katsayılarının (ağırlıklarının) yerleştirme puanı üzerine etkilerinin öngörülen oranlarda olması için öncelikle bu üç alt puan türünün de aynı ölçüğe çevrilmesi gerekmektedir. Bu çalışmada önerilen hesaplama yöntemine göre yeni yerleştirme puanını hesaplamadan önce alt puanlar arasındaki ortalama ve standart sapma farklılıkları yerleştirmede kullanılan bütün alt puan türleri standart puanlara dönüştürülerek giderilmiştir. Standart puan olarak da ÖSYM'nin yetenek puanının hesaplanmasında tercih ettiği ortalaması 50, standart sapması 10 olan t-puanı kullanılmıştır.

Tablo 3'te, Tablo 2'deki örnekte olduğu gibi ÖYSP-SP, AOBP ve YGS puanları sırasıyla 60.67 (t-puanı=50), 356 (t-puanı=49.99) ve 270 (t-puanı=50) olan ortalama puanlara sahip olan bir adayın iki hesaplama yöntemine göre yerleştirme puanları ve bu puanların yerleştirme puanı üzerine olan etki yüzdellikleri (parantez içerisinde) gösterilmiştir.

Tablo 3.

ÖYSP-SP, AOBP ve YGS Alt Puanlarının Önerilen Yöntemde Öğrencinin Yerleştirme Puanına Etkileri

	ÖYSP-SP	AOBP	YGS	YP
ÖSYM yerleştirme puanı	50(x1 (%34)	356 (x0.11) (%26)	270 (x0.22) (%40)	148
Önerilen yerleştirme puanı	50 (x1) (%75.1)	49.99 (x0.11) (% 8.2)	50(x0.22) (% 16.5)	66.50
Kılavuza göre olması gereken %	%75	%8	%16	

Tablo 3'te görüldüğü gibi önerilen yöntemle göre alt puanların yerleştirme puanına etkisi ÖSYM kılavuzunda belirlenen katsayılara çok yakındır. Yukarıda belirtilen etki yüzdelikleri bütün alt puan türlerinden ortalama alan bir öğrenci için geçerlidir. Alt puan türlerinin ortalamaya olan uzaklıkları artıp ya da azaldıkça ilgili alt puanının yerleştirme puanına olan etki oranı da değişecektir. Örneğin yetenek puanından çok yüksek ama diğer alt puan türlerinden çok düşük alan bir öğrenci için özel yetenek puanının yerleştirme puanına etkisi doğal olarak artacak ve %75'ten daha fazla olacaktır.

Verilerin Çözümlemesi

Öncelikle her bir aday için ÖSYM kılavuzunda yer alan ağırlıklandırma ve hesaplama yöntemine göre yerleştirme puanı hesaplanmıştır (YP1). Yerleştirme puanına göre adaylar en başarılıdan en başarısız doğru sıralanmıştır. Katılan 305 kişi arasından en başarılı ilk 140 kişi programa yerleşmeye hak kazanmış olduğundan bu adayların yerleşme durumları analiz programında 1 olarak kodlanmıştır. Hak kazanamayanlar ise 0 olarak kodlandıktan sonra lojistik regresyon analizi uygulanmıştır.

İkinci analizde ise önerilen hesaplama yöntemi uyarınca önce adayların yetenek, AOBP ve YGS puanları ortalaması 50 standart sapması 10 olan t-puanına dönüştürülmüş, sonra ÖSYM kılavuzunda yer alan ilgili katsayılar uygulanarak adayların yerleştirme puanları (YP2) tekrar hesaplanmıştır. Yeni yerleştirme puanları baz alınarak adaylar yine en başarılıdan en başarısız doğru sıralanıp ilk 140 kişiye 1 kodu, geriye kalanlara ise 0 kodu verildikten sonra lojistik regresyon analizi uygulanmıştır.

Ayrıca, alt puanların yerleştirme puanları üzerine etkisini doğrusal olarak ifade etmek için eldeki verilere ayırma analizi de uygulanmıştır. Ayırma analizinde standart kanonik ayırma fonksiyon katsayılarına bakılarak hangi puan türünün ayırmada daha etkili olduğu belirlenmiştir.

Verilerin Analizi

Lojistik regresyonda bağımlı değişken lojit ölçeğinde ifade edilir (Tabachnick & Fidell, 1996). Eşitlik 2'de görüldüğü gibi lojistik regresyon lojit değeri sıfıra eşit olduğunda $Y=1$ olma olasılığı 0.5'tir. Eksi lojit değerleri daha düşük, artı lojit değerleri ise daha yüksek olasılık değerlerine karşılık gelecektir.

$$\text{Log(odds)} = \text{lojit}(P(Y_i)) = \ln\left(\frac{P(Y_i)}{1-P(Y_i)}\right) \quad (2)$$

$Y=1$ için birden çok bağımsız değişkenli lojistik model;

$$\ln\left(\frac{P(Y_i)}{1-P(Y_i)}\right) = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n \quad (3)$$

her iki taraf e üstel fonksiyonu ile logtan kurtarıldıktan sonra eşitliğin sol tarafında geriye kalan odds oranından Y 'nin olasılığı çekilirse eşitlik aşağıdaki hali alır.

$$P(Y_i) = \frac{e^{b_0+b_1X_1+b_2X_2+\dots+b_nX_n}}{1 + e^{b_0+b_1X_1+b_2X_2+\dots+b_nX_n}} \quad (4)$$

Eşitlik 4 sadeleştirildiğinde

$$P(Y_i) = \frac{1}{1 + e^{-(b_0+b_1X_1+b_2X_2+\dots+b_nX_n)}} \quad (5)$$

elde edilir. Eşitlikte:

Y_i : Grup değişkeni (bağımlı değişken Programa yerleşenler=1, Programa yerleşemeyenler=0)

$P(Y_i)$: Verilen bağımsız değişken değerlerine (X_n) göre bağımlı değişken için $Y=1$ ' in olma olasılığı

b_0 : Bağımsız değişkenler sıfıra eşit olduğunda log odds oranının değeri

X_1 : Özel yetenek yerleştirme puanı (ÖSYP)

b_1 : Diğer bağımsız değişkenlerin etkisi kontrol edildiğinde, ÖSYP puanındaki değişikliğin grup değişkeni üzerine etkisi

X_2 : Ağırlıklı Ortaöğretim Başarı Puanı (AOBP)

b_2 : Diğer bağımsız değişkenlerin etkisi kontrol edildiğinde, AOBP puanındaki değişikliğin grup değişkeni üzerine etkisi

X_3 :Yükseköğretim Giriş Puanı (YGS)

b_3 : Diğer bağımsız değişkenlerin etkisi kontrol edildiğinde, YGS puanındaki değişikliğin grup değişkeni üzerine etkisi

Lojistik regresyonda bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken (grup değişkeni) üzerine etkisi odds oranı (Ψ_c) ile belirlenir. Bu log odds (lojit) oran iki farklı bağımsız değişken değerindeki $Y=1$ odds'ın birbirine oranı ile belirlenir. Eşit aralıklı ölçekte ölçülen bağımsız değişken için yorumlaması şu şekildedir: Bağımsız değişkendeki c birimlik artış,Y değişkeninde (gruplaşmada) hesaplanan odds değeri kadar artışa neden olur diye yorumlanır.

$$\Psi_c = \frac{odds(X+c)}{odds(X)} \quad (4)$$

Ya da

$$\Psi_c = e^{(c\beta_i)} \quad (5)$$

Yukarıdaki Eşitlik 5'e bakıldığında, β_1 sıfıra eşit olduğunda odds oranının 1'e eşit olduğu görülür. Odds oranının bire eşit olması X bağımsız değişkenindeki değişikliğin grup değişkeninin ($Y=1$) odds miktarında hiçbir değişikliğe sebep olmayacağı şeklinde yorumlanır. Katsayı artı işareti taşıyorsa, odds oranı birden büyük, dolayısı ile $Y=1$ odds miktarında artışa sebep olacağı şeklinde yorumlanır. Eksi işaretli katsayı için ise odds oranı birden daha küçük olacaktır ve $Y=1$ odds miktarının düşmesi anlamına gelir.

Bulgular

Aşağıda yer alan tablolarda ÖSYM yöntemi ile önerilen yöntem sırasıyla uyum iyilikleri, doğru sınıflama yüzdeleri ve alt puanların yerleştirme puanı üzerine katkıları bakımından karşılaştırılmıştır.

Tablo 4'te ÖSYM ve önerilen hesaplama modelleri uyumun iyiliği bakımından karşılaştırıldığında, önerilen yöntemin gözlemlenen verileri modellemede daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir.

Tablo 4.
ÖSYM ve Önerilen Yöntemlerin Uyum İyiliği Bakımından Karşılaştırılması

Model Özeti				Hosmer ve Lemeshow Testi		
Aşama	-2 Log olabilirlik	Cox & Snell R Kare	Nagelkerke R Kare	Ki-Kare	df	p
ÖSYM yöntemi	139.761 ^a	.602	.804	66.923	8	.000
Önerilen Yöntem	18.984a	.732	.978	4.195	8	.839

Tablo 4'te görüldüğü gibi yalancı R kare (pseudo R) (Cox ve Snell R kare ve Nagelkerke R kare) değerleri önerilen hesaplama yöntemi için daha yüksektir; bu da önerilen hesaplama yönteminin ÖSYM yöntemine göre grup üyeliğini daha iyi tahmin ettiğini göstermektedir. Yalancı R kare denmesinin sebebi lojistik regresyon analizinde sıradan regresyon analizinde olduğu gibi en küçük kareler yöntemine (Ordinary Least Square) göre değil, başka yöntemlerle hesaplanan bir indeks olduğu içindir. Gerçek R karenin yorumlanmasında olduğu gibi yalancı R kare değerinin bire yaklaşması modelin gözlemlenen verileri daha iyi kestirdiği anlamına gelir. Yine modelin uyum iyiliğini (goodness of fit) gösteren Hosmer ve Lemeshow testleri karşılaştırıldığında, önerilen yerleştirme yönteminin grup üyeliğini kestirmede ÖSYM'nin yöntemine göre daha iyi uyum sağladığı görülmektedir. Önerilen hesaplama yöntemi için hesaplanan p-değerinin istatistiksel olarak anlamlı olmaması ($p>0.05$), önerilen yerleştirme yöntemine göre kestirilen grup üyeliği ile gözlemlenen grup üyeliği arasında bir fark olmadığını göstermektedir.

Tablo 5.
ÖSYM ve Önerilen Yöntemlerinin Doğru Sınıflama Yüzdeleri Bakımından Karşılaştırılması

Gözlemlenen	Kestirilen ÖSYM Yöntemi			Kestirilen Önerilen Yöntem			
	YP		Doğru Sınıflama Yüzdesi	YP		Doğru Sınıflama Yüzdesi	
	1*	2*		1*	2*		
YP	1*	123	17	87.9	140	1	99.3
	2*	15	150	90.9	0	164	100.0
Genel Yüzdeler				89.5	99.7		

* 1=Programaya yerleşen adaylar, 2=Programaya yerleşemeyen adaylar

Tablo 5'e bakıldığında ÖSYM yöntemine göre yapılan yerleştirmelerin ortalama olarak yaklaşık %89.5'i doğru sınıflandırılmıştır. Programaya yerleşen öğrencilerin doğru sınıflama oranları (%87.9) yerleşemeyenlere göre (% 90.9) daha düşüktür. Programaya kayıt yaptırmaya hak kazanan 140 kişiden 123'ü (%87.9), doğru olarak sınıflandırılırken, programaya kayıt yaptırmaya hak kazanamayan 165 kişiden 150'si (%90.9) doğru sınıflandırılmıştır. Bir başka ifade ile ÖSYM'nin yöntemine göre 17 aday hak etmediği halde programaya yerleşmiş (yanlış olumlu karar), 15 aday da hak ettiği halde yerleşememiştir (yanlış olumsuz karar). Önerilen hesaplama yöntemine göre ise adaylar hakkında verilen yerleştirme kararlarının doğruluğu %99.7'dir.

Tablo 6.

ÖSYM ve Önerilen Yöntemlerindeki Alt Puan Türlerinin Grup Üyeliğine Lojistik Etkileri Bakımından Karşılaştırılması

Denklemdaki Değişkenler		Özdeğer(B)	Standart Hata	Wald	Serbestlik Derecesi	Önemlilik	Exp(B)
ÖSYM Yöntemi	ÖSYP	.387	.053	53.322	1	.000	1.473
	AOBP	.040	.006	43.420	1	.000	1.041
	YGS	.086	.012	51.045	1	.000	1.089
	Sabit	-56.601	7.285	60.360	1	.000	.000
Önerilen Yöntem	ÖSYP	3.305	.949	12.133	1	.000	27.259
	TAOBP	.418	.149	7.883	1	.005	1.519
	TYGS	.664	.202	10.786	1	.001	1.942
	Sabit	-216.761	61.524	12.413	1	.000	.000

Yukarıdaki tabloya bakıldığında her iki yöntemde de bütün kestirim değişkenlerinin grup üyeliğini belirlemede istatistiksel olarak anlamlı ($p < 0.01$) olduğu görülmektedir. Ancak kestirim değişkenlerinin odds oranları (Exp(B)) karşılaştırıldığında, alt puanların yerleştirmeye etkilerinin ÖSYM yönteminde hemen hemen birbirlerine eşitken (Exp(B) değerleri sırasıyla 1.473, 1.041 ve 1.089), önerilen yöntemde beklendiği gibi özel yetenek, AOBP ve YGS puanlarının etkisi sırasıyla 27.259, 1.519 ve 1.942'dir. Hatırlanacağı gibi özel yetenek, AOBP ve YGS puanlarının yerleştirme puan ağırlıkları sırasıyla %75, % 8 ve %16 idi. Yukarıdaki tablodaki verilere göre özel yetenek puanındaki bir birimlik artış, programa yerleşme log odds'ını ÖSYM yönteminde yalnızca 1.473 kat artırırken önerilen yöntemde göre yaklaşık 27 kat artırır.

Ayrıca, alt puanların yerleştirme puanları üzerine etkisini doğrusal olarak ifade etmek için elde edilen verilerin ayırma analizi de uygulanmıştır. Standart kanonik ayırma fonksiyon katsayılarına bakılarak hangi puan türünün ayırmada daha etkili olduğu belirlenmiştir.

Tablo 7.

ÖSYM ve Önerilen Yöntemlerindeki Alt Puan Türlerinin Grup Üyeliğine Doğrusal Etkileri Bakımından Karşılaştırılması

Standart Kanonik Ayırma Fonksiyonu Katsayıları		Önerilen Yöntem
	ÖSYM Yöntemi	Fonksiyon 1
AOBP	.614	.119
YGS	.751	.337
ÖSYP	.890	1.043

Ayırma analizinden elde edilen Tablo 7'deki veriler lojistik regresyon analizinden elde edilen bulguları desteklemektedir. Yöntemlere ilişkin standart kanonik diskriminant fonksiyon katsayıları incelendiğinde, ÖSYM yönteminde alt puanların grup değişkenini ayırmadaki etkilerinin 0.614 (AOBP) ile 0.890 (ÖSYP) arasında değiştiği ve birbirlerine çok yakın olduğu görülür. Önerilen yöntemde ise ilgili değerlerin 0.119 (AOBP) ile 1.043 (ÖSYP) arasında değişmektedir. Görüldüğü gibi önerilen yöntemde yetenek puanının grup değişkenini belirlemedeki etkisi çok daha fazladır.

Tartışma

Özel yetenek gerektiren öğretmenlik programlarına öğrencilerin yerleştirilmesinde özel yetenek sınav puanlarına (ÖYSP-SP) ek olarak Ağırlıklı Ortaöğretim Başarı Puanı (AOBP) ve

Yükseköğretime Giriş Sınavı (YGS) puanları kullanılmaktadır. Bu alt puanların hangi oranlarda ve nasıl birleştirilerek yerleştirme puanı hesaplanması gerektiği her yıl ÖSYM tarafından yayımlanan kılavuzda yer almaktadır. ÖSYM'nin son on yılda yayımlanmış olduğu kılavuzlar incelendiğinde, alt puan türlerinin ağırlıklarında yıldan yıla değişiklikler olmasına rağmen, bütün yıllarda özel yetenek sınavı puanı ağırlığının yüksek olduğu görülmektedir. Özel yetenek sınavı puanının ağırlığının yüksek olması alan eğitimcilerin istek ve beklentileri (Ece ve Sazak, 2006a) ile örtüşmektedir. Ancak bu çalışmada görüldüğü gibi alt puan türlerine ait katsayılar bazen aldatici olabilmektedir. Yerleştirme puanı hesaplamada kullanılan alt puan türlerinin ağırlığı kadar, nasıl bir araya getirilerek son yerleştirme puanlarının hesaplandığı da önemlidir. Alt puan türlerine ait katsayıların yerleştirme puanı üzerindeki etki ağırlığı olarak yorumlanabilmesi için öncelikle bütün alt puan türlerinin aynı ölçekte ölçülmesi gerekmektedir.

ÖSYM tarafından yayımlanan kılavuza göre ÖYSP-SP, AOBP ve YGS'nin yerleştirme puanı hesaplamasındaki ağırlıkları sırasıyla %75, % 8 ve % 16'dır. Bu çalışmada gösterildiği gibi bütün alt puan türlerine göre ortalama bir öğrenci için bu ağırlıklar sırasıyla %34, %26 ve %40 gerçekleşmiştir. Görüldüğü gibi ÖYSP-SP'nin ağırlığı yarıya düşerken AOBP ve YGS'nin ağırlıkları yaklaşık üç katına çıkmıştır. Alt puan türleri arasındaki ölçek farklılıkları giderilip bütün alt puanlar t-puanına dönüştürüldüğünde ağırlıkların hedeflenen doğrultu ve ağırlıkta etki ettiği tespit edilmiştir.

Alt puan türleri arasındaki ölçek farklılıkları öğrenci yerleştirmelerini (sınıflandırılmalarını) da olumsuz yönde etkilemektedir. Sınıflamanın doğruluğu, sınıflamada kullanılan bağımsız değişkenlerin doğru kullanılması ile doğru orantılıdır (Holden & Kelly, 2010). Hatalı sınıflamaya sebep olan nedenlerden bir tanesi de sınıflama için kullanılan istatistiksel işlemlerde yapılan yanlışlıklardır (Holden & Kelly, 2010). Bu çalışmada görüldüğü gibi sınıflamada kullanılan bağımsız değişkenlerin ölçekleri arasındaki fark, sınıflamanın doğruluğunu olumsuz yönde etkilemiştir. Ölçekler arası fark giderildiğinde sınıflama doğruluğunun arttığı görülmüştür. Yöntemler doğru sınıflama oranları bakımından karşılaştırıldıklarında, önerilen yöntemin ortalama doğru sınıflama oranı %99.7 iken, ÖSYM'nin kullanıyor olduğu yöntem doğru sınıflama oranı % 89.5 olarak bulunmuştur.

Erkuş (2004) sınıflama doğruluğu ya da sınıflama kararlarının tutarlılığı yerine "sınıflama geçerliği" kavramının kullanılmasını önermiştir. Kan (2004) çalışmasında sınıflama geçerliği kavramını benimserken, Güzeller ve Kelecioğlu (2006), sınıflama geçerliği kavramını ayrı bir geçerlik türü olarak değil, ama yordama geçerliği gücünün bir göstergesi olarak kabul etmişlerdir. Ancak, Güzeller ve Kelecioğlu (2006) çalışmalarının değişik bölümlerinde sınıflama doğruluğu ya da sınıflama tutarlılığı yerine "sınıflama geçerliği", "yerleştirme geçerliği" kavramlarını da kullanmışlardır. Büyüköztürk & Çokluk-Bökeoğlu (2008) ve Çokluk-Bökeoğlu (2010) da lojistik regresyon ve ayırma analizini tanıtan çalışmalarında sınıflama geçerliği yerinde sınıflama doğruluğu kavramını kullanmışlardır. Bu çalışmada da sınıflama geçerliği kavramı yerine sınıflama doğruluğu (classification accuracy) ya da sınıflama tutarlılığı kavramları kullanılmış ve Güzeller ve Kelecioğlu (2006) çalışmasına benzer şekilde sınıflama doğruluğunun yüksekliği yordama geçerliğinin delili olarak kabul edilmiştir. Zaten, sınıflama analizlerinin bir kullanım amacı da kestirim değişkenlerinin grup üyeliğini ne ölçüde yordadığını belirlemektir (Tabachnick & Fidell, 1996).

Sonuç

Bu çalışmada ÖSYM'nin yıllardan beri uygulaya geldiği yerleştirme puanı hesaplamasına karşılık alternatif bir hesaplama yöntemi önerilmiş, önerilen yerleştirme puanı hesaplama yöntemi ile ÖSYM'nin yerleştirme puanı hesaplama yöntemi, alt puanların yerleştirme puanı üzerine etkileri ve yerleştirme doğrulukları bakımından karşılaştırılmıştır. Ayrıca, resim-iş örneğinde kullanılan alt puanların, programa yerleşen adaylar ile yerleşemeyen adayları birbirlerinden ne ölçüde ayırt edebildiği de karşılaştırılmıştır. Önerilen yöntemin gözlemlenen

verileri daha iyi modellediği tespit edilmiş ve kullanılan alt puan türlerinin yerleştirme puanına etkilerinin ÖSYM'nin belirlemiş olduğu katsayılar ile daha uyumlu olduğu bulunmuştur. Yine önerilen yöntemle göre hesaplanan yeni yerleştirme puanına göre kayıt yapmaya hak kazananlar daha doğru oranda sınıflandırılmıştır. ÖSYM'nin halen kullanmakta olduğu yerleştirme puanı hesaplama yöntemine göre yapılan sınıflamada özellikle kayıt yaptırmaya hak kazananlar daha olumsuz yönde etkilenmiştir

Bu çalışmada önerilen kesinlikle alt puan türlerinin ağırlıkların artırılması ya da azaltılması değildir. Ağırlıkların ve puan türlerinin değiştirilmesine karar verecek olanlar, alan eğitimcileri ve ilgili komisyonlardır. Bu çalışmada dikkat çekilen durum, ÖSYM'nin halen kullanmakta olduğu hesaplama yönteminde belirlenen alt puan ağırlıkları olması gerektiğinden çok daha az ya da çok daha fazla işlev görmeleri dolayısı ile adayların programlara yerleşmelerinde ciddi tutarsızlıklara (Örneğin yanlış olumlu ve yanlış olumsuz kararlar) sebep olmaktadır. Bu çalışmada, önerilen değişikliklerle belirtilen sorunların ortadan kalktığı görülmektedir. Özel yetenek gerektiren öğretmenlik programlarına öğrencileri daha doğru seçebilmek, ve alan eğitimcileri ve ilgili komisyonlarca belirlenen alt puan tür katsayılarının öngörülen doğrultuda işlemesi için ÖSYM'nin kullanmakta olduğu yerleştirme puanı hesaplama yöntemini yeniden gözden geçirmesi gerekmektedir.

Bu çalışmada Gazi Eğitim Fakültesi Resim-İş Öğretmenliği programına yerleşmek isteyen adaylara ait veriler kullanılmıştır. Ancak çalışmanın genellebilirliği sadece bu üniversitenin ilgili öğretmenlik programı ile sınırlı değildir. Bu çalışmada ortaya konulan sorun sadece ilgili üniversitedeki resim-iş öğretmenliği için değil, aynı zamanda Türkiye genelindeki resim-iş, müzik öğretmenliği ve diğer özel yetenek ile öğrenci alan tüm öğretmenlik programlarını ilgilendirmektedir. Zira sorun alt puan türlerinin çeşitliliği ya da ağırlıklarının azlığı ya da çokluğu ile ilgili değil, yerleştirme puanının hesaplanması ile ilgilidir. Yerleştirme puanlarında hangi alt puan türlerinin, hangi ağırlıkta yer alacağı ve bu yerleştirme puanının nasıl hesaplanacağı her yıl ÖSYM tarafından yayımlanan kılavuzlarda yer almaktadır. Kılavuzda alt puan türleri belirlenen ağırlık ve hesaplama yöntemi ile tüm ülke genelinde aynı şekilde uygulanmaktadır. Yine de farklı özel yetenek programlarına başvuran adayların ÖSYM'nin kullanmış olduğu hesaplama yönteminden ne ölçüde etkilendiklerini belirlemek için ek çalışmalara ihtiyaç vardır.

Kaynakça

- Altinkurt, L. (2006). Üniversitelerdeki Güzel Sanatlar Eğitim Programları Giriş Sınavı Sonuçlarının Değerlendirilmesi (Dumlupınar Üniversitesi Güzel Sanatlar Fakültesi Örneği) *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 15, 227-238.
- Baron, AE. (1991). Misclassification among methods use for multiple group discrimination; The effects of distributional properties. *Statistics in Medicine*, 10(5), 757-766.
- Büyüköztürk,Ş. Ve Çokluk-Bökeoğlu, Ö (2008). Discriminant function analysis: Concept and application. *Eurasian Journal of Educational Research* 8(33), 73-92.
- Cotton, S.R. and Gupta, S.S. (2004). Characteristics of online and off line health information seekers and factors that discriminate between them. *Social Science & Medicine*, 59(9), 1795-1806
- Çokluk, Ö. Şekercioğlu, G. ve Büyüköztürk,Ş. (2010). Sosyal Bilimler İçin Çok Değişkenli İstatistik: SPSS ve Lisrel Uygulamaları. Ankara, Pegem Akademi.
- Çokluk, Ö. (2010). Logistic regression analysis: Concept and application. *Kuram ve Uygulamada Eğitim Bilimleri* 10(3), 1397-1407.
- Dillon, WR. & Goldstein, M. (1984). *Multivariate analysis methods and applications*. New York: John Wiley & Sons.
- Ece, AS. & Sazak, N. (2006a). Özel Yetenek Sınavlarında ÖSS & AOÖB Puanlarının Yerleştirme Puanları İçerisindeki Yeri ve Adayların ÖSS Puanları ile Akademik Ortalamaları Arasındaki

- İlişkilerin İncelenmesi (AİBÜ örneği). Ulusal Muzik Eğitimi Sempozyumu Bildirisi, 26-28 Nisan 2006 Pamukkale Üniversitesi Eğitim Fakültesi, Denizli.
- Ece, AS. & Sazak, N. (2006b). Özel Yetenek Sınavlarında ÖSS Puanı ile Yetenek Puanları (İşitme Alanı, Ses Alanı, Çalgı Alanı) Arasındaki İlişkilerin İncelenmesi. *Trakya Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 8(1), 133-144.
- Erarslan, A. (2009). Finlandiya'nın PISA'daki Başarısının Nedenleri: Türkiye İçin Alınacak Dersler. *Necatibey Eğitim Fakültesi Elektronik Fen ve Matematik Eğitimi Dergisi (EFMED)* 3(2), 238-248
- Erkuş, A. (2004). The proposal of a new conceptualization for validity and criterion-referenced assessment. *Eurasian Journal of Education Research*, 16, 113-117.
- Fan, X., & Wang, L. (1999). Comparing linear discriminant function with logistic regression for the two-group classification problem. *Journal of Experimental Education*, 67, 265-286.
- Grimm, L. G., & Yarnold, P. R. (1995). Reading and Understanding Multivariate Statistics. Washington, D.C.: American Psychological Association.
- Güzeller, C. & Kelecioğlu, H. (2006). Ortaöğretim Kurumları Öğrenci Seçme Sınavının Sınıflama Geçerliği Üzerine Bir Çalışma. *H.Ü. Eğitim Fakültesi Dergisi* 30, 140-148.
- Holden, JE. & Kelley, K. (2010). The effects of initially misclassified data on the effectiveness of ayırma function analysis and finite mixture modeling. *Educational and Psychological Measurement*, 70(1), 36-55.
- Hosmer. D. W., & Lemeshow, S. (2000). Applied logistic regression (2nd ed.). New York: John Wiley & Sons.
- Hotaman, D. (2011). Eğitim Fakülteleri Kendi Öğrencilerini Seçebilir mi? *Kuramsal Eğitim Bilim*, 4(1) 126-136.
- Kan, A. (2004). ÖSS'nin-Sınıflama-Geçerliği Üzerine Bir Çalışma. *İnönü Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 5(8).
- Karasar, N. (2009). *Bilimsel Araştırma Yöntemi*. Ankara: Nobel Yayınevi.
- Kavuran, T. (2004). Resim-İş Öğretmenliği Anabilim Dallarına Özel Yetenek Sınavları ile Öğrenci Alınırken Karşılaşılan Sorunlar. *Fırat Üniversitesi Teknik Bilimler Sosyal Bilimler Dergisi Sosyal Bilimler Dergisi*, 13(2), 167-190.
- Lei, PW. & Koehly, LM. (2003). Linear discriminant analysis versus logistic regression: A comparison of classification errors in the two-group case. *Journal of Experimental Education*, 72 (1), 25-49.
- Marlowe, D. B., & Wetzler, S. (1994). Contributions of ayırma analysis to differential diagnosis by self-report. *Journal of Personality Assessment*, 62(2), 320-331.
- Morgan, G. A., Vaske, J. J., Gliner, J. A., & Harmon, R. J. Logistic regression and discriminant analysis: Use and interpretation. *Journal of the American Academy of Child Adolescence Psychiatry*, 42(8), 994-997.
- ÖSYM. ÖSYM 2010 Kılavuzu, Ankara: ÖSYM, 2010.
- Rausch, JR., & Kelley, K. (2009). A comparison of linear an mixture models for ayırma analysis under nonnormality. *Behavior Research Methods*, 41(1), 85-98.
- Tabachnick, B.G. and L.S. Fidell. 1996. Using multivariate statistics. Harper Collins College Publishers: New York.
- Uygun, S. (2010). Türkiye'de Öğretmen Adaylarının Seçimi ile İlgili Bazı Uygulamaların Tarihsel Analizi. *Gazi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 30(3). 707-730.