

Mühendislik Öğrencilerinin Matematik I Derslerindeki Başarısının Destek Vektör Makineleri Kullanılarak Tahmin Edilmesi

Predicting Performance of First Year Engineering Students in Calculus by Using Support Vector Machines

Necdet GÜNER, Emre ÇOMAK*

Pamukkale Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 20070, Denizli

Geliş Tarihi/Received : 14.10.2010, Kabul Tarihi/Accepted : 11.11.2010

ÖZET

Matematik mühendislik eğitimindeki önemli konulardan biridir. Mühendislik fakültelerine temel matematik bilgi ve becerisi yetersiz olarak gelen öğrenciler, matematik dersinde riskli öğrenciler olarak sınıflandırılmaktadır. Bu çalışmanın amacı, Destek Vektör Makineleri yöntemini kullanarak riskli öğrencileri tahmin etmektir. 2007 yılında Pamukkale Üniversitesi mühendislik fakültesine başlayan 434 öğrencinin üniversiteye giriş sınavı sonuçlarına ait verilerin kullanıldığı araştırma sonuçlarına göre; öğrencilerin matematik, fen bilimleri, Türkçe testlerinin sonuçları ile lise mezuniyet başarı puanlarının, matematik I dersindeki başarılarını tahminde önemli rol oynadığı bulunmuştur. 289 öğrencinin verisi ile makine eğitilmiş, 145 öğrencinin verisi ise test için kullanılmış ve matematik I dersinden geçen öğrencilerin % 86'sı doğru olarak tahmin edilmiştir.

Anahtar Kelimeler : Makine öğrenmesi, Destek vektör makinesi, Matematik başarısının tahmini.

ABSTRACT

Mathematics is one of the most important subjects for engineering education. In School of Engineering, students who enter university without basic mathematical knowledge and skills are categorized as mathematically 'at-risk'. The purpose of this study was to predict 'at risk' students by using Support Vector Machine method. Data of Pamukkale University School of Engineering's 434 incoming students of year 2007 were considered in this study. The result shows that students' university entrance examination mathematics, science and Turkish tests scores and students' high school graduation grade point average are important items to predict students' achievement at university calculus I course. SVM is trained with features of 289 students and tested with features of remaining 145 students. 86% of successful students for calculus I course was predicted as true by SVM.

Keywords : Machine learning, Support vector machine, Predicting calculus performance.

1. GİRİŞ

Mühendisler; matematik, fen bilimleri ve teknoloji hakkında bilgi sahibi olan ve bu bilgileri ile gerçek hayatta karşılarına çıkan problemlere çözüm bulan kişiler olarak tanımlanabilir. Matematik ise mühendislerce mühendisliğin dili olarak adlandırılan bir bilim dalıdır. Günümüzde, mühendislik fakültelerinde bulunan bütün bölümlerde birinci sınıfta verilen matematik, doğrusal cebir ve diferansiyel denklemler içerisinde bazı farklılıklarla da olsa mutlaka

öğrenilmesi gereken konulardır. Yani, mühendislik fakültesinden mezun olan her öğrencinin asgari düzeyde de olsa bu konuları öğrenmiş olması gerekmektedir.

Mühendislik eğitiminde matematiğin yeri ve önemi kabul edilmekle birlikte, matematiğin mühendislik öğrencilerine nasıl ve ne kadar öğretilmesi gerektiği yıllardır tartışılmaktadır. Bu konuda yazılmış raporlar ve araştırmalar, son yıllarda üniversiteye başlayan mühendislik fakültesi öğrencilerinin

* Yazışılan yazar/Corresponding author. E-posta adresi/E-mail address : ecomak@pau.edu.tr (E. Çomak)

yeterli matematik bilgisine sahip olmadıklarını vurgulamıştır. Ayrıca, bu duruma karşı ne gibi önlemler alınabilir sorusuna da cevap aramışlardır (Engineering Council, 2000; Kent ve Noss, 2003; Broadbridge ve Henderson, 2008).

Yurtdışındaki araştırmalar incelendiğinde; akademik olarak hazır veya yeterli olmayan öğrencilerin üniversiteye kabul edilmeleri durumunda, eğitimlerini başarı ile bitirmelerinin oldukça düşük bir olasılık olduğu görülmüştür. Örneğin, Amerika Birleşik Devletleri'nde (ABD) fen bilimleri ve mühendislik alanında eğitim almak üzere üniversiteye başlayan öğrencilerin yaklaşık yarısının, iki yıl içinde bu dallardaki eğitimlerini yarım bıraktıkları görülmüştür (Crawford ve Schmidt, 2004). Aynı şekilde Wright State University istatistiklerine göre, mühendislik eğitimi için ön şart olan matematik derslerine kayıt olan öğrencilerin sadece % 42'si bu dersleri başarı ile tamamlayabilmiştir. Başarısız olan öğrenciler ise üniversite veya mühendislik eğitimlerini yarım bırakmıştır (Klingbeil v.d., 2005). Crawford ve Schmidt (2004) tarafından yapılan çalışmada sunulduğu gibi, ABD 2000 yılı istatistiklerine göre, üniversitede mühendislik eğitimi görmek isteyen öğrencilerden matematik dersine hazır gelmeleri istenildiği takdirde, lise son sınıf öğrencilerinin sadece % 17'sinin bu şartı sağlayabileceği görülmüştür (Crawford ve Schmidt, 2004).

2002 yılında Avustralya'da, Queensland University of Technology'e başlayan öğrencilerin 2006 yılı sonunda akademik başarı durumlarını inceleyen araştırma sonuçları, öğrencilerin sadece % 20'sinin dört yıl sonunda mühendis olarak mezun olduklarını bulmuştur. Aynı gruptaki öğrencilerin % 60'ının ise mühendislik eğitimlerini yarım bıraktıkları ortaya çıkmıştır (Cuthbert ve MacGrillivray, 2007). Bunun yanında İngiltere'de yapılan bir araştırmanın sonuçlarına göre; mühendislik öğrencilerinin %18'i üniversitedeki ilk yılın sonunda mühendislik eğitimini bırakmaktadır. Aynı çalışmada, mühendislik fakültesindeki öğretim üyelerinin %38'inin mühendislik öğrencilerinin bu başarısızlıklarını, öğrencilerin yetersiz matematik bilgilerine bağladıkları bulunmuştur (Crowther v.d., 1997).

Görülüyor ki; bir öğrencinin üniversitenin ilk yılındaki akademik başarısı ile üniversite eğitimine devam etmesi ve eğitimini başarı ile tamamlayabilmesi arasında pozitif bir ilişki vardır (McGrath ve Braunstein, 1997; DeBerard v.d., 2004). Mühendislik fakültelerine başlayan öğrencilerin ilk yıl aldıkları dersler arasında matematiğin önemli bir yeri vardır. İlk yıl matematik dersinde başarısız olan öğrenciler ile ilgili verilen araştırma sonuçları

göz önüne alındığında, üniversitede mühendislik eğitimi görmek isteyen öğrencilerin liseden nasıl bir matematik bilgi dağarcığına sahip oldukları üniversitelerce önem kazanmaktadır.

Üniversiteye başlayan öğrencilerin matematik dersindeki başarısına etki eden etmenler, farklı ülkelerde birçok araştırmacı tarafından araştırılmıştır. Bu araştırmalar sonucunda, öğrencilerin lisede aldıkları matematik derslerindeki performanslarının üniversitede aldıkları matematik-I dersindeki başarılarına pozitif etkileri bulunmuştur (Wilhite v.d., 1998; Pugh ve Lowther, 2004). Ayrıca, lisede zorunlu matematik derslerini tamamlayan bir öğrencinin, lise son sınıfta daha ileri matematik dersi alması ile üniversitede aldığı matematik dersindeki performansının arttığı gözlemlenmiştir (Pugh ve Lowther, 2004; Fayowski v.d., 2009). Bunların dışında, American College Test (ACT) sonuçlarının, üniversite matematik derslerindeki başarıya pozitif etkileri olduğu da vurgulanmıştır (Wilhite v.d., 1998; Pugh ve Lowther, 2004).

Haziran 2000'de Birleşik Krallık Mühendislik Konseyi (UK's Engineering Council), tüm üniversitelere, matematik ağırlıklı konularda eğitim görecektikleri öğrencileri bir matematik seviye tespit sınavına almalarını ve yardıma ihtiyaç duyan öğrenciler için destek programları ve merkezleri oluşturmalarını tavsiye etmiştir (Engineering Council, 2000). Nisan 2001'de İngiltere'deki yükseköğretim kurumlarında yapılan başka bir araştırma, 59 mühendislik fakültesinden 38'inin yeni başlayan öğrencilerine matematik seviye tespit sınavı vermekte olduğunu belirlemiştir. Ayrıca, aynı ankete cevap veren 61 mühendislik fakültesinden 55'inde öğrencilerin matematik konularında destek alabilecekleri merkezlerin olduğu da görülmektedir (Hirsh v.d., 2003).

İngiltere'deki seviye belirleme sınavı uygulaması dışında, İngiltere de dahil olmak üzere Kanada, Avustralya, Güney Afrika ve Amerika Birleşik Devletleri'ndeki birçok üniversite, farklı matematik bilgi seviyesi ile üniversiteye başlayan öğrencilerin matematik derslerindeki başarılarını artırmak için çeşitli yardım programları uygulamakta ve Matematik Yardım Merkezleri (MYM) açmaktadır (Britton v.d., 2007; Bamforth v.d., 2007; Fayowski ve MacMillan, 2008). Avustralya'da Sydney Üniversitesi, matematik seviye tespit sınavında belli bir notun altında alan öğrencilerinden matematik dersinden önce, bir matematik hazırlık dersi almalarını istemiştir. Bu uygulama sonucunda, öğrencilerin aldıkları matematik derslerindeki başarılarının arttığı görülmüştür (Britton v.d., 2007).

Öğrencilerin üniversite öncesi girdikleri sınavların sonuçları, lise matematik notları ve öğrencilerin demografik bilgileri kullanılarak matematik dersindeki başarılarının regresyon modellemesinin yapıldığı araştırmada, öğrencilerin matematik seviye tespit sınavı notları ile üniversitenin MYM'ne giderek yardım alma sayılarının, öğrencilerin başarılarını tahminde en etkili iki etmen olduğu bulunmuştur (Lee v.d., 2008).

Günümüzde bilgisayar teknolojisinin ve programlarının gelişmesinin bir sonucu olarak, üniversite öğrencilerinin akademik başarılarını etkileyen parametreleri ve riskli öğrencileri belirleyebilmek için son yıllarda yapılan çalışmalarda, makine öğrenmesi yöntemi ve karar destek sistemleri oldukça yoğun olarak kullanılmıştır. Örneğin, iki farklı çalışmada Vandamme v.d., (2007) Belçika'da, Kovacic (2010) Yeni Zellanda'daki üniversite öğrencilerinin akademik performanslarını tahminde belirleyici olan faktörleri "Veri Madenciliği" yöntemini, Chourdhury (2002) ise "Çoklu Regresyon" yöntemini kullanarak belirlemeye çalışmışlardır. Affendey v.d., (2010), Bilgisayar Mühendisliği öğrencilerinin akademik performanslarının tahmininde "Naive Bayes" yöntemini kullanarak, ilk dönem alınan bilgisayar yazılım programı dersinin en belirleyici etmen olduğunu bulmuşlardır. Ancak yapılan alan yazın taramasında, mühendislik fakültesi öğrencilerinin matematik dersindeki başarısını ve riskli öğrencileri belirlemeye yönelik bir çalışmanın gerçekleştirilmediği görülmektedir.

Ülkemizde üniversite öğrencilerinin matematik dersindeki başarıları ile ilgili çalışmalar incelendiğinde, matematik dersindeki öğrenci başarısı ile ÖSS sonuçları arasındaki ilişkiyi araştıran Çetin ve Mahir (2006), fen ve mühendislik birinci sınıf öğrencilerinin ÖSS matematik net sayıları ve ÖSS giriş puanları ile matematik dersinden geçmeleri arasında pozitif bir ilişki olduğunu tespit etmişlerdir. Bunun dışında veri madenciliği yöntemi kullanılarak öğrencilerin ÖSS başarılarını etkileyen faktörleri (Bozkır v.d., 2009), KPSS sonuçlarının tahmini (Özçınar, 2006), öğrencilerin mezun olduğu lise türü ile kazandıkları fakülteyle ilişkilerini (Ayık v.d., 2007), üniversite öğrencilerinin başarılarına etki eden etmenleri (Gülçe, 2010) araştıran çalışmalar yapılmış olmasına karşılık, yapılan yazın taraması sonucunda üniversite öğrencilerinin başarısının tahmin edilmesinde Destek Vektör Makineleri (DVM) yönteminin kullanıldığı bir çalışmaya rastlanamamıştır.

Örnekleme yer alan Pamukkale Üniversitesi'nde matematik-I dersi matematik-II dersi için önkoşul değildir. Üniversitenin Öğrenci İşleri Daire

Başkanlığı (ÖİDB) verileri incelendiğinde; 2004 ile 2008 yılları arasında mühendislik fakültesinde eğitime başlayan 2475 öğrencinin % 55'inin birinci sınıf güz döneminde ilk defa aldıkları matematik-I dersinden başarılı oldukları görülmüştür. Bahar döneminde, matematik-I dersinden kalan öğrencilerin % 85'inin matematik-II dersini ilk aldıkları zaman başarısız olmuşlardır. Diğer taraftan verilere göre, matematik-I dersinden başarılı olan öğrencilerin %63'ünün matematik-II dersinden başarılı oldukları bulunmuştur. Bu sonuçlar, Mittag ve Collins'in (2000) bir öğrencinin matematik II notunu tahmininde en etkili girdinin öğrencinin matematik I notu olduğuna ilişkin çalışmaları ile de paralellik göstermektedir.

Bu çalışmada, DVM sistemi ile Pamukkale Üniversitesi mühendislik fakültesine 2007-2008 eğitim öğretim yılında başlayan öğrencilerin ilk dönem aldıkları matematik-I dersindeki başarıları, öğrencilerin Öğrenci Seçme ve Yerleştirme Merkezi'nden (ÖSYM) alınan Öğrenci Seçme Sınavı (ÖSS) bilgileri kullanılarak tahmin edilmeye çalışılmıştır. Aynı şekilde, DVM sistemi kullanılarak önümüzdeki yıllarda üniversitemiz mühendislik fakültesine başlayacak öğrenciler arasından matematik dersinde kalma riski olan öğrencilerin belirlenmesi amaçlanmaktadır. Bu çalışmanın sonuçları, PAÜ Mühendislik Fakültesi öğrencilerinin matematik derslerindeki başarılarını artırmak için uygulanması düşünülen matematik yardım programları için önemli bir adım olacaktır.

2. YÖNTEM

ÖSS sınavı sonucu alınan puanlara dayalı olarak mühendislik fakültelerine başlayan öğrencilerin matematik-I dersinde alacakları puanları DVM ile tahmin etmeyi amaçlayan bu araştırmada dokümanter çalışma (documentary study) yapılmıştır. Dokümanter çalışma, daha önceden yapılmış olan çalışma veya istatistikî bilgilerin yeni bir araştırmada veri olarak kullanılması yöntemidir (Sarantakos, 2005; Bryman, 2008).

Araştırmada analizi yapılacak ikincil veriler PAÜ Mühendislik Fakültesi öğrencilerine aittir. Bunun için Mühendislik Fakültesi'ne 2007 yılında kayıt yaptıran 434 öğrencinin ÖSS sonuçları ile ilgili detaylı bilgiler ÖSYM başkanlığından alınmıştır. Bunun dışında, öğrencilerin üniversite birinci sınıfa devam ederken Kredi ve Yurtlar Kurumu'nun (KYK) yurtlarında kalıp kalmadıkları hakkındaki bilgi de KYK Bölge Müdürlüğü'nden temin edilmiştir. 2007-2008 eğitim yılı sonunda öğrencilerin matematik-I karne notları ÖİDB'dan, vize ve final sınavlarında aldıkları notlar ise bu dersleri vermiş

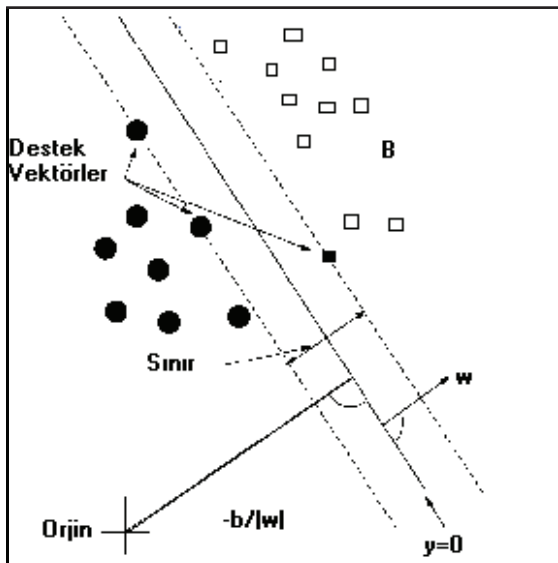
olan öğretim üyelerinden temin edilmiştir. Veriler DVM metodu kullanılarak analiz edilmiştir.

2. 1. Destek Vektör Makineleri

Genelde makine öğrenmesi yöntemi denilen karar destek sistemleri, yapılacak işlemlerin açıkça tanımlanamadığı durumlarda, verilen girdilere karşılık gelen çıktının ne olduğunun, eldeki eski bilgi ve tecrübeler yardımı ile tahmin edilmesi işlemidir (Alpaydın, 2004). DVM güçlü istatistiksel teoriler üzerine inşa edilmiş bir makine öğrenmesi yöntemidir. İlk kez 1995 yılında Vapnik tarafından sınıflandırma ve regresyon tipi problem çözümleri için önerilmiştir (Vapnik, 1995). Geleneksel makine öğrenmesi yöntemlerinde çok sayıda eğitim verisine sahip olma isteği, düşük yakınsama oranı, yerel minimuma takılma ve fazla uyum/eksik uyum (overfitting/underfitting) problemleriyle karşılaşmaktadır (Lu v.d., 2002). DVM, yapısal risk minimizasyonu temelinde çalışarak bu problemlerin üstesinden gelmiştir. DVM'nin sınıflandırma uygulamalarında kullanılan çeşidi DVS (Destek Vektör Sınıflandırma), regresyon uygulamalarında kullanılan çeşidi ise DVR (Destek Vektör Regresyon) olarak bilinir. DVM, yüksek boyutlu fakat az sayıda veri içeren uygulamalarda da başarılıdır (Shen v.d., 2004). Bu özelliklerinden dolayı DVM; veri madenciliği (Burbidge ve Buxton, 2001), müşterilerin dolandırıcılık tespiti (Kim v.d., 2003) ve görüntü sınıflandırma (Goh v.d., 2001) gibi birçok uygulama alanında kullanılmıştır.

Şekil 1'de gösterildiği gibi, DVM sınıflar arası maksimum aralığa sahip ayırıcı düzlemi bularak sınıflandırma yapar. Bulduğu düzlemin denklemi eşitlik (1) ile ifade edilir.

$$f(x) = \langle \mathbf{w}, x \rangle + b \quad (1)$$



Şekil 1. DVM sınıflandırıcı yapısı.

Burada, $w \in \mathbb{R}^n$ ağırlık vektörü, b ise skaler sabittir. Eğitim verileri n boyutlu x vektörleriyle temsil edilir. w ve x iç çarpımı ile b skaleri toplanıp fonksiyon sonucu elde edilir. Her bir eğitim verisi N boyutlu bir vektör aracılığıyla temsil edilir. Veri kümesini oluşturan m sayıda veri $y \in \{+1, -1\}$ kümesindeki elemanlardan birisine etiketlenirler ve denklem (2) deki koşulu sağlamak zorundadırlar. Burada, $\xi_i \geq 0$ şartı sağlanır.

$$y_i [\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b] \geq 1 - \xi_i, i = 1, \dots, m \quad (2)$$

Optimum ayırıcı düzlemin bulunması için (2) denklemindeki koşula bağlı olarak (3) denklemindeki amaç fonksiyonunun minimum değeri bulunmalıdır.

$$C \sum_{i=1}^m \xi_i + \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \quad (3)$$

Denklem, (2) formundaki koşullar kullanılarak denklem (3) minimum yapılmalıdır. Buradaki, C , ayırıcı düzlemin karmaşıklığı ile sınıflandırma doğruluğu arasında denge kurmayı sağlayan kullanıcı tanımlı pozitif parametredir. Denklem (2) ve (3) ile verilen ilkel problem, Lagrange çarpanlarıyla birlikte bir ikili optimizasyon problemi yapısında yazılırsa aşağıdaki denklem grubu elde edilir. Burada, denklem (4)'ün ikinci kısmında bulunan eşitlik halindeki ve eşitsizlik halindeki koşullara göre birinci kısımdaki hedef fonksiyonu maksimum yapılmaya çalışılır. Hedef fonksiyon değeri giriş veri kümesinin iç çarpımına da bağlıdır.

Maksimum

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,k=1}^m \alpha_i y_i \alpha_k y_k \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{x}_k \rangle$$

Koşul

$$\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0, \quad \alpha_i \geq 0, \forall i \quad (4)$$

Pozitif değerli α_i Lagrange çarpanları kullanılarak aşağıdaki karar fonksiyonu oluşturulur. Bu tip çarpan değerlerine sahip veriler "destek vektör" adını alır. Bu veriler, veri kümesi içinde ayırıcı düzlemi en iyi temsil eden verilerdir.

$$f(\mathbf{x}) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^{\#sv} \alpha_i y_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \right) \quad (5)$$

Denklemler (1-5) kullanılarak kurulan optimizasyon probleminden en iyi Lagrange çarpan değerleri bulunur. Daha sonra bu değerlerle de ayırıcı düzlem oluşturulur. Bu düzlem sadece destek

vektör noktaları esas alınarak oluşturulduğu için genel veri kümesinden çok daha seyreklik.

Buraya kadar anlatılan DVM sınıflandırıcısı doğrusal yapıdaki uygulamalarda başarıyla kullanılabilir. Ancak, doğrusal olmayan uygulamalarda da DVM'nin sınıflandırma yapabilmesi için çekirdek (kernel) fonksiyonlarına ihtiyaç duyulur. Lineer olmayan giriş uzayındaki veriler çekirdek fonksiyonu ile lineer yüksek boyutlu nitelik uzayına dönüştürülür. Denklem (6) da verilen iç çarpım çekirdek fonksiyonu da bu dönüşümü sağlar.

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \varphi(\mathbf{x})^T \varphi(\mathbf{x}_i) \quad (6)$$

Çalışmamızda RBF çekirdek fonksiyonu kullanılmıştır. Bu fonksiyon denklem (7) ile ifade edilir.

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp\left(\frac{-\|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (7)$$

σ , kullanıcı tanımlı pozitif reel sayıdır ve genişliği ifade eder.

2. 2. En Küçük Kareler Destek Vektör Makineleri

En Küçük Kareler Destek Vektör Makineleri (EKKDVM) orijinal DVM'den sonra geliştirilmiş bir yöntemdir. DVM'nin kullanıldığı tüm uygulama alanlarında EKKDVM yöntemi de kullanılabilir (Suykens ve Vandewalle, 1999; Tsujinishi ve Abe, 2003). EKKDVM, denklem (3) ile verilen amaç fonksiyonuna denklem (2) deki eşitsizlikler yerine eşitlik koşulları ile ulaşır.

$$\text{minimum} \quad \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2$$

$$\text{koşul} \quad y_i [\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b] = 1 - \xi_i, i = 1, \dots, n \quad (8)$$

Böylece, DVM'deki hesaplama yükü EKKDVM'de azaltılmış olur. Çünkü DVM'nin seyreklik özelliği EKKDVM'den fazladır. Tersine destek vektör sayısı da EKKDVM'den azdır. Bununla bağlantılı olarak sınıflandırma doğruluğu daha düşük olabilmektedir. Denklem (8) Lagrange çarpanlı ikili optimizasyon formunda yazılırsa aşağıdaki denklem elde edilir.

$$Q(\mathbf{w}, b, \alpha, \xi) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{y_i [\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b] - 1 + \xi_i\} \quad (9)$$

Lagrange çarpanları α_i , geleneksel DVM'den farklı olarak, pozitif veya negatif değerler alabilir. Optimum koşula denklem (10)'daki $(N+1) \times (N+1)$ lineer denklem sisteminin çözülmesiyle ulaşılır.

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{Y}^T \\ \mathbf{Y} & \mathbf{Z}\mathbf{Z}^T + \gamma^{-1}\mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{1} \end{bmatrix} \quad (10)$$

Buradaki vektörler, $\mathbf{Z}^T = [y_1\varphi(x_1), \dots, y_N\varphi(x_N)]$,

$$\mathbf{Y}^T = [y_1, y_2, \dots, y_N], \quad \mathbf{1}^T = [1, \dots, 1],$$

$\alpha^T = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]$ ve γ skaler parametre olarak açıklanmaktadır.

Lagrange çarpanlarının ve biasların değerleri bulunduktan sonra denklem (5) kullanılarak DVM çıkışı hesaplanabilir.

Bu çalışmada, DVM'nin EKKDVM türü sınıflandırma yapısında kullanılmıştır.

3. UYGULAMA VE BULGULAR

Veri kümesi, 2007 yılı ÖSS sınavı puanları ile Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Fakültesinin sekiz farklı bölümüne yerleştirilmiş olan 434 öğrencinin bilgilerini içermektedir. Veri kümesinde her öğrenciye ait 20 özellik bulunmaktadır. Bu özellikler farklı kombinasyonlarda seçilerek öğrencilerin matematik-I dersini geçip geçemeyecekleri tahmin edilmeye çalışılmıştır. Veri kümesinde bulunan özellikler; öğrencinin,

1. Cinsiyeti,
2. Ortaöğretim başarı puanı (OBP),
3. Sözel ağırlıklı ortaöğretim başarı puanı (AOBP Sözel),
4. Sayısal ağırlıklı ortaöğretim başarı puanı (AOBP Sayısal)
5. Eşit ağırlıklı ortaöğretim başarı puanı (AOBP EA),
6. ÖSS Türkçe testi doğru ve yanlış soru sayısı,
7. ÖSS Sosyal bilimler testi doğru ve yanlış soru sayısı,
8. ÖSS Matematik 1 testi doğru ve yanlış soru sayısı,
9. ÖSS Fen bilimleri 1 testi doğru ve yanlış soru sayısı,
10. ÖSS Matematik 2 testi doğru ve yanlış soru sayısı,
11. ÖSS Fen bilimleri 2 testi doğru ve yanlış soru sayısı,
12. ÖSS Sayısal 1 puanı,
13. ÖSS Sözel 1 puanı,
14. ÖSS EA 1 puanı,
15. ÖSS Sayısal 2 puanı,
16. ÖSS EA 2 puanı,

17. 2007-2008 eğitim-öğretim yılında KYK yurtlarında kalıp kalmadığı,
18. Matematik I vize notu,
19. Matematik I final notu,
20. Matematik I karne notu, olarak alınmıştır.

Veriler içindeki son 3 özellik sadece test amacıyla kullanılmıştır. Toplam 434 öğrencinin ÖSYM ve KYK'dan alınan bilgileri iki ayrı gruba ayrılarak, 289 adedi DVM'nin eğitim aşamasında, 145 adedi ise test aşamasında kullanılmıştır. ÖSYM ve KYK'dan alınan bilgilerin değişik kombinasyonları denenerek, doğrulama testinde en iyi sonucu veren kombinasyonun bulunması sağlanmıştır. Seçilen kombinasyonlarla ilgili örnekler ve doğru tahminler Tablo 1'de özetlenmiştir.

Öğrencilerin cinsiyet, AOBP-Sözel, AOBP-EA nitelikleri için bir ön çalışma yapılmıştır. Bu çalışmalara göre; cinsiyet niteliğinin matematik-I dersi başarısı için etkili olduğu, AOBP-Sözel, AOBP-EA niteliklerinin etkisiz olduğu, AOBP-Sayısal niteliğinin ise farklı gruplarda az da olsa farklı etkilerinin olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca, makine öğrenmesi işlemlerinde, öğrencinin KYK yurdunda kalıp kalmadığı bilgisinin eklenmesi doğru tahmin oranını hiçbir durumda azaltmamıştır. Bir nitelik seçim kombinasyonunda aynı oranda kalırken diğer tüm durumlarda tahmin oranını artırmıştır.

Yapılan hesaplamaların sonuçlarına göre; AOBP-Sözel, AOBP-EA, Türkçe 1, ÖSS Sözel 1 niteliklerinin etkisiz veya olumsuz etkili olduğu görülmüştür. ÖSS-EA 1 puanının bazı durumlarda olumlu, bazılarında ise olumsuz etkisi olduğu bulunmuştur. ÖSS-Sayısal 1 ve ÖSS-EA 2'nin etkisiz veya olumlu yönde etkili olduğu görülmüştür. Cinsiyet, sosyal bilimler testi 1 ve fen bilimleri testi 2 net sayısı niteliklerinin ise olumlu etkilerinin olduğu görülmüştür.

DVM'nin sınıflandırma doğruluğu C ve σ eğitim parametre değerlerine doğrudan bağlıdır. Bu yüzden en iyi doğruluk tahminine ulaşılabilmesi için bu iki parametrenin en uygun değerleri bulunmalıdır. Bu amaçla 2 boyutlu ızgara arama (grid search) yöntemi kullanılmıştır. $\sigma = 0.1, 0.2, \dots, 10.0$ ve $C = 1, 2, \dots, 100$ değerleri için 100×100 birimlik ızgara matrisi oluşturulmuştur. Bu 2 boyutlu matris içinde $\sigma = 2.1$ ve $C = 35, 36, \dots, 39$ değerleri için en iyi sınıflandırma doğruluğu bulunmuştur.

Eldeki veriler kullanılarak oluşturulan ve en iyi sonuçları veren Karar Destek Sistemi 145 öğrenciden 110'unun (% 75,86) matematik-I dersindeki performansını doğru olarak tahmin etmiştir. Bu başarı veri kümesinden AOBP-Sözel, AOBP-EA, AOBP-Sayısal, Sosyal bilimler testi-1 net sayısı, ÖSS EA 1 ve ÖSS EA 2 puanlarının

çıkartılmasıyla elde edilmiştir. Tablo 2'de gösterildiği gibi, araştırmamızın sonucu hazırlanan Karar Destek Sistemi, matematik-I dersinden geçer not alan 88 öğrenciden 76'sını (% 86,36) ve kalan 57 öğrencinin 34'ünü (% 59,65) doğru olarak tahmin etmiştir. DVM'nin başarılı olacağını tahmin ettiği 99 öğrenciden 23'ü bu derste başarısız olmuşlardır. DVM'nin riskli öğrenci olarak tahmin ettiği 46 öğrenciden 12'si ise dersi başarı ile tamamlamışlardır. Bu doğru tahmin oranları, ders başarı tahmininde Yapay Sinir Ağlarını bazı farklı niteliklerle kullanan Oladokun v.d., (2008) çalışmasında ulaşılan % 74 genel tahmin oranından daha yüksektir.

Tablo 2. En iyi nitelik kombinasyonundaki DVM tahmin sonuçları.

	Geçen	Kalan
Gerçek Başarı Değerleri	88	57
DVM'nin Tahmini	99	46
Örtüşen DVM ve Gerçek Başarı Sayısı	76	34
Örtüşmeyen DVM ve Gerçek Başarı Sayısı	23	12

4. SONUÇ VE ÖNERİLER

2007 – 2008 eğitim öğretim yılında mühendislik fakültesine başlayan 434 öğrenciden 289'unun ÖSYM ve KYK bilgileri ile makine eğitilmiş, diğer 145 öğrencinin bilgileri test verisi olarak ayrılmıştır. ÖSYM'den alınan sınav bilgilerinden Orta Öğrenim Başarı Puanı, ÖSS matematik ve fen bilimleri testleri doğru ve yanlış sayıları, ÖSS I Sözel, ÖSS I ve ÖSS II Sayısal puanları kullanılarak eğitilen makine, matematik I dersinde başarılı olacak öğrencileri % 86,36 doğruluk oranı ile tahmin etmiştir.

Araştırmamızın sonuçlarına göre; öğrencilerin ÖSS sayısal puanları ve ÖSS matematik testi net sayıları matematik dersinde başarılı olacak öğrencileri tahmininde pozitif etki etmektedir. Bu sonuç, öğrencilerin ÖSS puanları ile üniversite matematik derslerindeki performansları arasında pozitif bir korelasyon bulan Çetin ve Mahir'in (2006) çalışması ile paralellik göstermektedir.

Bu araştırmanın diğer bir sonucu da, öğrencilerin lisedeki akademik başarısının göstergesi olan OOBP'nin, üniversitedeki matematik dersindeki başarılarını tahmininde önemli olmasıdır. Bu sonuç, Wilhite v.d., (1998) ile Pugh ve Lowter'in (2004) farklı zamanlarda yaptıkları araştırmalarda elde ettikleri; lisedeki akademik başarı ile üniversite başarısı arasındaki olumlu ilişkiyi gösteren sonuçlar ile de uyumludur.

Tablo 1. Seçilen niteliklere göre tahmin doğrulukları.

Doğru tahmin sayısı	Öğrenci ile ilgili değişkenler														
	2	4	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	
103	+		+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+		
103	+		+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	
105	+		+		+	+	+	+	+	+	+	+	+		
108	+		+		+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	
105		+	+		+	+	+	+	+	+	+	+	+		
107			+		+	+	+	+	+	+	+	+	+		
105			+		+	+	+	+	+		+	+	+		
105	+		+		+	+	+	+	+		+	+	+		
108	+		+		+	+	+	+	+		+	+	+	+	
105		+	+		+	+	+	+	+		+	+	+		
104	+		+		+	+	+	+	+		+	+			
109	+		+		+	+	+	+	+		+	+		+	
105		+	+		+	+	+	+	+		+	+			
105			+		+	+	+	+	+		+	+			
105	+		+		+	+	+	+	+	+	+	+			
108	+		+		+	+	+	+	+	+	+	+		+	
105		+	+		+	+	+	+	+	+	+	+			
105			+		+	+	+	+	+	+	+	+			
106	+		+		+	+	+	+	+	+		+	+		
109	+		+		+	+	+	+	+	+		+	+	+	
106			+		+	+	+	+	+	+		+	+		
106			+		+	+	+	+	+	+		+	+		
105	+		+		+	+	+	+	+			+	+		
109	+		+		+	+	+	+	+			+	+	+	
106		+	+		+	+	+	+	+			+	+		
105			+		+	+	+	+	+			+	+		
104	+		+		+	+	+	+	+	+		+			
110	+		+		+	+	+	+	+	+		+		+	
106		+	+		+	+	+	+	+	+		+	+		
105			+		+	+	+	+	+	+		+	+		
106	+		+		+	+	+	+	+	+	+	+	+		
108	+		+		+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	
105		+			+	+	+	+	+	+	+	+	+		
107			+		+	+	+	+	+	+	+	+	+		
105	+				+	+	+	+	+	+	+	+	+		
108	+				+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	
106		+	+		+	+	+	+	+	+	+	+	+		
107			+		+	+	+	+	+	+	+	+	+		
104	+			+	+	+	+	+	+	+	+	+	+		
104	+		+		+	+	+	+	+	+	+	+	+		
102	+		+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+		
102	+		+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+		
106	+		+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+		
109	+		+		+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	
108	+		+		+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	
109	+		+		+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	
109	+		+		+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	
109	+		+		+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	
108	+		+		+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	
108	+		+		+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	

Bu araştırmanın test evresinde kullanılan 145 öğrencinin matematik I dersinden başarılı olacağı tahmin edilmesine karşılık bu derste başarısız olan 23 öğrencinin verileri tekrar incelenmiş ve aşağıdaki ortak noktalar tespit edilmiştir. 23 öğrenciden 13'ü aynı bölümün öğrencisidir. Ayrıca, bu öğrencilerin çoğunluğunun üniversiteye il dışından geldikleri bulunmuştur. Öğrencilerin kalacak yer bulmakta güçlük çekmiş olmaları ihtimali göz önüne alınarak KYK yurtlarında kalıp kalmadıkları incelenmiştir.

Yirmi üç öğrenciden, sekizinin 2007-2008 güz dönemi başladıktan çok sonra yurda yerleştikleri görülmüştür. Bu sekiz öğrencinin üçü ise ikinci alışlarında da matematik I dersinden başarısız olmuşlardır.

Son olarak, DVM sonuçları, mühendislik fakültesinde 2007-2008 eğitim - öğretim yılında matematik I dersini veren beş öğretim üyesi açısından da incelenmiştir. 23 hatalı sonuçtan

15'inin bir öğretim üyesinin ders verdiği öğrenciler arasından çıktığı, diğer dört öğretim üyesinin görevli olduğu bölümlerden ise sekiz hatalı sonuç elde edildiği görülmüştür. Bu sonuç, bölüm ve matematik derslerini veren öğretim üyesi bilgilerinin de verilere eklenmesinin DVM'nin doğru tahmin yüzdesini artırabileceği kanısını güçlendirmektedir.

Araştırma sonuçlarına göre, üniversiteye yeni başlayacak öğrenciler arasından matematik I dersinden başarılı olma olasılıkları yüksek olan öğrenciler dışında kalan öğrencileri, başarısızlık ihtimaline karşı uyarmak, çalışma alışkanlıkları, sorun yaşadıkları matematik konularında nereden ve nasıl yardım alabilecekleri konusunda bilgilendirmek öğrencilerin ilk dönem alacakları matematik dersindeki başarılarını artırmak yönünde olumlu bir adım olacaktır.

Yurtdışındaki üniversitelerde, matematik dersinde başarısız olma ihtimali olan riskli öğrenciler ayırt edilmeye çalışılmakta ve bu öğrenciler, üniversitenin MYM'nden yararlanmaları için teşvik edilmektedirler (Fuller, 2002). Bazı üniversitelerdeki MYM'lerinde ise asistan olarak üst sınıflarda okuyan başarılı öğrenciler görevlendirilerek akran öğretmenlerle eğitim yapılmaktadır (Evans v.d., 2001). Yapılan araştırmalar, MYM'ni düzenli olarak kullanan öğrencilerin matematik dersinden daha başarılı olduklarını göstermektedir (Fuller, 2002; Fayowski ve MacMillan, 2008).

Matematik dersinden kalma riski olan öğrencilerin MYM desteği ile daha iyi sonuçlar aldığını gösteren çalışmaların ışığında, üniversite eğitiminin ilk yılında yaklaşık öğrencilerinin yarısının kalmakta

olduğu bir ders için mühendislik fakülteleri ile matematik bölümlerinin işbirliğinde bulunmaları ve diğer ülkelerdeki MYM'lerine benzer bir yardım merkezini uygulamasının ülkemizdeki üniversitelerde de yaşama geçirmelerinin gerektiği düşünülmektedir.

Ayrıca bu araştırmada öğrencilerin demografik bilgilerine ulaşılamadığından, sadece ÖSYM'den alınan ÖSS sonuçları ve KYK yurtlarında kalıp kalmadıklarına ait veriler kullanılarak, matematik I dersinde riskli öğrenciler DVM metodu ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Yapılan bu araştırmanın sonuçları doğrultusunda; 2010–2011 eğitim-öğretim yılında mühendislik fakültesinde eğitime başlayacak olan öğrencilerin 2010 yılı YGS ve LYS matematik ve fen bilimleri sınav sonuçları ile öğrencilere üniversiteye kayıt oldukları sırada uygulanacak anketlerden elde edilecek demografik bilgilerinin de kullanılacağı, daha geniş bir veri kümesi ile yapılacak DVM çalışmasının, matematik I dersinden riskli öğrencileri daha büyük doğruluk oranı ile belirleyebileceği öngörülmektedir. Belirlenen riskli öğrencilerin akademik danışmanlarınca bu konuda uyarılmaları ve akademik yıl içerisinde yakından takip edilmelerinin de öğrencilerin başarısını olumlu olarak etkileyeceği tahmin edilmektedir.

5. TEŞEKKÜR

Bu araştırmanın gerçekleştirilmesi için gereken verileri sağlayan Öğrenci Seçme ve Yerleştirme Merkezi, Kredi ve Yurtlar Kurumu Denizli Bölge Müdürlüğü ve Pamukkale Üniversitesi Öğrenci İşleri Daire Başkanlığı'na teşekkürlerimizi sunarız.

KAYNAKLAR

Alpaydın, E. 2004. Introduction to Machine Learning. The MIT Press, 5 Cambridge Center, Cambridge, MA 02142, USA.

Affendey, L. S., Paris, I. H. M., Mustapha, N., Sulaiman, N. and Muda, Z. 2010. Ranking of Influencing Factors in Predicting Students' Academic Performance. Information Technology Journal. 9 (4), 832-837.

Ayık, Y. Z., Özdemir, A. ve Yavuz, U. 2007. Lise Türü ve Mezuniyet Başarısının Kazanılan Fakülte İle İlişkisinin Veri Madenciliği Tekniği İle Analizi. Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi. 10 (2), 441-454.

Bamforth, S., Robinson, C. L., Croft, T. and Crawford, A. 2007. Retention and Progression of Engineering Students with Diverse Mathematical Backgrounds. Teaching Mathematics and its Applications. 26 (4), 156-166, 2007.

Bozkır, A. S., Sezen, E. ve Gök, B. 2009. Öğrenci Seçme Sınavında Öğrenci Başarımını Etkileyen Faktörlerin Veri Madenciliği Yöntemleriyle Tespiti. 5. Uluslararası İleri Teknolojiler Sempozyumu (IATS'09), 13-15 Mayıs 2009, Karabük, Türkiye.

Britton, S., Daners, D. and Stewart, M. 2007. A self-assessment test for incoming students. International Journal of Mathematical Education in Science and Technology. 38 (7), 861-868.

Broadbridge, P. and Henderson, S. 2008. Mathematics Education for 21st Century Engineering Students—Final Report. Australian Mathematical Sciences Institute, Melbourne.

Bryman, A. 2008. Social Research Methods. Oxford University Press. Oxford.

- Burbidge, R. and Buxton, B. 2001. An Introduction to Support Vector Machines for Data Mining. Technical Report. <http://www.cs.ucl.ac.uk/staff/r.burbidge/pubs/yor12-svm-intro.html>.
- Choudhury, I. 2002. Predicting Student Performance Using Multiple Regression. Proceedings of the 2002 ASEE Gulf-Southwest Annual Conference.
- Crawford, M. and Schmidt, K. J. 2004. Lessons Learned from a K-12 Project Proceedings of the 2004 American Society for Engineering Education Annual Conference & Exposition, American Society for Engineering Education, Washington.
- Crowther K, Thompson, D. and Cullingford, C. 1997. Engineering degree students are deficient in mathematical expertise-why? International Journal of Mathematical Education Science and Technology. 28 (6), 785-792.
- Cuthbert, R., and MacGrillivray, H. 2007. Investigation of Completion Rates of Engineering Students. Proceedings 6th Southern Hemisphere conference on Mathematics and Statistics Teaching and Learning. 35-41, El Calafate.
- Çetin, N. ve Mahir, N. 2006. Genel Matematik Dersindeki Öğrenci Başarısı İle ÖSS Başarısı Arasındaki İlişki, İnönü Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi. 7 (11), 37-46.
- DeBerard, S. M., Julka, D. L. and Spielmans, G. I. 2004. Predictors of academic achievement and retention among college freshmen: A logitudinal study. College Student Journal. (38), 66-85.
- Engineering Council, Measuring the Mathematics Problem. Engineering Council, London, 2000.
- Evans W., Flower, J. and Holton, D. 2001. Peer tutoring in first-year undergraduate mathematics. International Journal of Mathematical Education in Science and Technology. 32 (2), 161-173.
- Fayowski, V., Hyndman, J. and MacMillan, P. D. 2009. Assessment on Previous Course Work in Calculus and Subsequent Achievement in Calculus at the Post-Secondary Level. Canadian Journal of Science, Mathematics and Technology Education. 9 (1), 49-57.
- Fayowski, V. and MacMillan, P. D. 2008. An evaluation of the supplemental instruction programme in a first year calculus course. International Journal of Mathematical Education in Science and Technology. 39 (7), 843-855.
- Fuller, M. 2002. The role of mathematics learning centres in engineering education. European Journal of Engineering Education. 27 (3), 241 -247.
- Goh, K. S., Chang, E. and Cheng, K. T. 2001. SVM Binary Classifier Ensembles for Image Classification, CIKM'01, 5-10 November 2001, Atlanta, GA, USA. pp. 395-402.
- Gülçe, G. 2010. Veri Ambarı ve Veri Madenciliği Teknikleri Kullanılarak Öğrenci Karar Destek Sistemi Oluşturma. Pamukkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi.
- Hirsh, C. A., Williamson, S. L. and Bishop, P. 2003. Supporting Mathematics Education in UK Engineering Departments. LTSN Maths TEAM, LTSN Engineering and LTSN Maths, Stats & OR Network.
- Kent, P. and Noss, R. 2003. Mathematics in the University Education of Engineers. A Report to the Ove Arup Foundation. The Ove Arup Foundation, London.
- Kim, H., Pang, S., Je, H., Kim, D. and Bang, S. Y. 2003. Constructing support vector machine ensemble. Pattern Recognition Field. 36, 2757-2767.
- Klingbeil, N., Mercer, R., Rattan, K., Raymon, M. and Reynolds, D. 2005. Work in Progress – The WSU Model for Engineering Mathematics Education. 35th ASEE / IEEE Frontiers in Education Conference. Session F3C, Indianapolis.
- Kovacic, Z. J. 2010. Early Prediction of Student Success: Mining Students Enrolment Data. Proceedings of Informing Science and IT Education Conference (InSITE) 2010.
- Lee, S., Harrison, M., Pell, G. and Robinson, C. 2008. Predicting Performance of First Year Engineering Students and the Importance of Assessment Tools Therein. Engineerin Education. 3 (1), 44-51.
- Lu, W., Wang, W., Leung, A., Lo, S., Yuen, R., Xu, Z. and Fan., H. 2002. Air Pollutant Parameter Forecasting Using Support Vector Machines. IJCNN '02, Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks. 1, 630-635.
- McGrath, M. and Braunstein, A. 1997. The prediction of freshmen attrition. College Student Journal. 31, 396-408.
- Mittag, K. C. and Collins, L. B. 2000. Relating Calculus I Reform Experience to Performance in Traditional Calculus II. PRIMUS. 10 (1), 82-94.
- Oladokun, V.O., Adebajo, A.T. and Charles-Owaba O.E. 2008. Predicting Students Academic Performance using Artificial Neural Network: A Case Study of an Engineering Course. The Pacific Journal of Science and Technology. 9 (1) 72-79.
- Özçınar, H. 2006. KPSS Sonuçlarının Veri Madenciliği Yöntemleriyle Tahmin Edilmesi. Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi.
- Pugh, C. M. and Lowther, S. 2004. College Math Performance and Last High School Math Course, Annual conference of the southern Association for Institutional Research, Biloxi, Mississippi. October 18, 2004.
- Sarantakos, S. 2005. Social Research. Palgrave MacMillan, N.Y.
- Shen, J., Pei, Z. J. and Lee, E. S. 2004. Support Vector Regression in the Analysis of Soft-Pad Grinding of Wire-Sawn Silicon Wafers. CITSA 2004/ISAS 2004, International Conference on Cybernetics and Information Technologies, Systems and Applications/ The 10th International Conference on Information Systems Analysis and Synthesis, (2004), 19-24.

Suykens, J. A. K. and Vandewalle, J. 1999. Least squares support vector machine classifiers. *Neural processing letters*. 9 (3), 293-300.

Tsujinishi, D. and Abe, S. 2003. Fuzzy least squares support vector machines for multi-class problems. *Neural networks field, Elsevier*. (16), 785-792.

Vandamme, J. P., Meskens, N. and Superby, J. F. 2007. Predicting Academic Performance by Data Mining Methods. *Education Economics*. 15 (4), 405-419.

Vapnik, V. 1995. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer, New York.

Wilhite, P., Windham, B. and Munday, R. 1998. Predictive Effects of High School Calculus and Other Variables on Achievement in a First-Semester College Calculus Course. *College Student Journal*. 32 (4), 610-617.