



## Classification of dynamic egg weight using support vector machine

İsmail Yabanova\*, Mehmet Yumurtacı

Department of Electrical and Electronic Engineering, Afyon Kocatepe University, Afyonkarahisar, 03200, Turkey

### Highlights:

- Dynamically weighed eggs were classified by support vector machines.
- Classification was made according to the weight classes specified in Ministry of Food, Agriculture and Animal-Turkish Food Codex Egg Communique
- Egg classification was determined successfully using the raw measurement data in the classification process.

### Keywords:

- Dynamic weighing
- Support vector machines
- Load cell

### Article Info:

Received: 06.04.2016

Accepted: 14.03.2018

### DOI:

10.17341/gazimmfd.416348

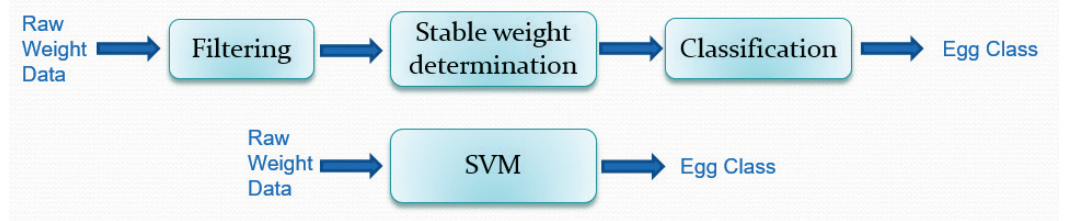
### Acknowledgement:

### Correspondence:

Author: İsmail Yabanova  
e-mail:  
iyabanova@gmail.com  
phone: +905452959505

### Graphical/Tabular Abstract

Today, speed in the manufacturing sector has become an important factor. Dynamic weighing systems have been developed to realize the weighing transactions speedily. In the dynamic weighing systems, the products are weighted while they are passing from on the weighing platform in motion and they can reach to desired weighing speeds in this manner. However, in the dynamic weighing systems, mechanic vibrations resulting from weighing of product in motion creates an undesired distorting effect in the measuring signal. Traditionally, the weighing weight of product at the moment it becomes stable after the signal is filtered is tried to be determined by using a method. In general, the products are classified according to definite weight categories after their weights are determined. In this study egg classification was determined successfully using the raw measurement data in the classification process with support vector machines.



**Purpose:** In this study, classification of the dynamically weighted eggs according to the weight categories set forth in the Ministry of Food, Agriculture and Animal-Turkish Food Codex Egg Communique was realized with raw data directly by using the support vector machines.

### Theory and Methods:

In this study, a dynamic egg weighing system was realized mechanically and electronically. By applying SVM to the data received from the system, it is ensured that the eggs are separated according to weight classes. Conventional methods in dynamic weighing systems, the measurement signal is filtered using various methods to obtain a noiseless weight signal, and then a method is applied to this signal to determine the weight value at which the measurement signal is stabilized. The weight class of the egg is determined by comparing with the values stated in this weight value egg notification. In the study, the SVM method was applied to the raw measurement signal obtained from the dynamic weighing system to classify the eggs.

### Results:

In this study, 11 weight data from the fall of the egg to the measurement platform were applied directly to the SVM classifier without any processing. At the output of the SVM, one of the tags given according to weight classes (1, 2, 3, 4) is obtained. During the formation of SVM model, 29 egg weight data were used for training and 14 egg weight data were used in the test of the model. As a result of the test procedure, all eggs were correctly classified according to the weight group labels given.

### Conclusion:

With the proposed method, it is possible to detect directly with the SVM without applying a pre-signal processing method to the class measurement data suitable for the weight without leaving the egg measuring platform.



## Destek vektör makineleri kullanarak dinamik yumurta ağırlıklarının sınıflandırılması

İsmail Yabanova\*<sup>ID</sup>, Mehmet Yumurtacı<sup>ID</sup>

Afyon Kocatepe Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Türkiye

### Ö N E Ç I K A N L A R

- Dinamik olarak tartılan yumurtaların destek vektör makineleri ile sınıflandırılması yapılmıştır
- Yapılan sınıflandırma Gıda Tarım Hayvancılık Bakanlığı Türk Gıda Kodeksi Yumurta Tebliğinde belirtilen ağırlık sınıflarına göre gerçekleştirilmiştir
- Sınıflandırma işleminde ham ölçüm verisi kullanılarak yumurta sınıfı başarı ile belirlenmiştir

### Makale Bilgileri

Geliş: 06.04.2016

Kabul: 14.03.2018

### DOI:

10.17341/gazimmfd.416348

### Anahtar Kelimeler:

Dinamik tartım,  
destek vektör makineleri,  
yük hücresi

### ÖZET

Günümüzde üretim sektöründe hız önemli bir faktör haline gelmiştir. Bundan dolayı üretilen ürünlerin ağırlıklarının tartımlarının da hızlı bir şekilde yapılması gerekmektedir. Hızlı bir şekilde tartım işlemi yapabilmek için dinamik tartım sistemleri geliştirilmiştir. Dinamik tartım sistemlerinde ürünler tartım platformu üzerinden hareket halinde geçerken tartılmaktadırlar ve istenilen tartım hızlarına bu şekilde ulaşılabilmektedir. Ancak dinamik tartım sistemlerinde ürünün hareketli tartılmasından dolayı sistemdeki mekanik titreşimler ölçüm sinyalinde istenmeyen bir bozucu etki oluşturmaktadır. Geleneksel olarak bu sinyal filtreledikten sonra ürünün stabil olduğu andaki tartım ağırlığı bir metot kullanılarak belirlenmeye çalışılmaktadır. Genellikle ürünler ağırlıkları belirlendikten sonra belirli ağırlık sınıflarına göre tasnif edilmektedirler. Bu çalışmada dinamik olarak tartılan yumurtaların Gıda Tarım Hayvancılık Bakanlığı Türk Gıda Kodeksi Yumurta Tebliğinde belirtilen ağırlık sınıflarına göre tasnif edilmesi destek vektör makineleri kullanılarak doğrudan ham veriyle gerçekleştirilmiştir.

## Classification of dynamic egg weight using support vector machine

### H I G H L I G H T S

- Dynamically weighed eggs were classified by support vector machines
- Classification was made according to the weight classes specified in Ministry of Food, Agriculture and Animal-Turkish Food Codex Egg Communique
- Egg classification was determined successfully using the raw measurement data in the classification process

### Article Info

Received: 06.04.2016

Accepted: 14.03.2018

### DOI:

10.17341/gazimmfd.416348

### Keywords:

Dynamic weighing,  
support vector machines,  
load cell

### ABSTRACT

Today, speed in the manufacturing sector has become an important factor. For this reason, weighing the weights of manufactured products must be realized speedily. Dynamic weighing systems have been developed to realize the weighing transactions speedily. In the dynamic weighing systems, the products are weighed while they are passing from on the weighing platform in motion and they can reach to desired weighing speeds in this manner. However, in the dynamic weighing systems, mechanic vibrations resulting from weighing of product in motion creates an undesired distorting effect in the measuring signal. Traditionally, the weighing weight of product at the moment it becomes stable after the signal is filtered is tried to be determined by using a method. In general, the products are classified according to definite weight categories after their weights are determined. In this study, classification of the dynamically weighted eggs according to the weight categories set forth in the Ministry of Food, Agriculture and Animal-Turkish Food Codex Egg Communique was realized with raw data directly by using the support vector machines.

## 1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Tartım yapılacak nesnenin tartım platformu üzerine sabitlenerek ölçümünün yapılması statik tartım olarak adlandırılmaktadır. Ancak bu tartım türü üretim sektöründe gerekli olan ürün tartım hızlarını karşılamakta yetersiz kalmakta ve pratik olmamaktadır. Yüksek üretim kapasiteleri ile çalışan üretim sektörlerinde gerekli tartım hızlarına ulaşmak ve daha ekonomik çözümler elde etmek için ürünlerin hareket halinde tartıldığı sistemler geliştirilmiştir [1]. Dinamik tartım sistemlerine birim zamanda tartılan ürün sayısı artmakla beraber tartım sisteminin hareketli olmasından dolayı mekanik titreşimler ölçüm sinyali üzerinde bozucu etkiye neden olmaktadır [2, 3]. Ürün ağırlığı ve dinamik tartım sisteminin hızı gürültünün üzerinde etki eden faktörlerdir [4]. Tartım sistemlerinde yük hücreleri sıklıkla kullanılmaktadırlar. Yük hücrelerinin yapısı gereği ölçüm sinyali salınımlı sönüm yanıtına sahiptir ve sinyalin gerçek değerine oturması için belirli bir zamana ihtiyaç vardır. Dinamik tartım sistemlerinde tartım hızı önemli bir faktör olduğundan dolayı ölçüm sinyalinden gürültünün ayırt edilmesi için kullanılan tekniğinde hızlı olması gerekmektedir. Bu tür uygulamalarda ölçüm zamanı ölçüm yapılan sistemin oturma zamanından çok daha kısa olabilmektedir [5]. Dinamik tartım sistemlerinde gürültünün ölçüm sinyalinden ayırt edilmesi için genellikle alçak geçiren FIR filtreler kullanılmaktadır. Ancak literatürde yapılan bazı çalışmalarda bu filtreleme yönteminin hız olarak yetersiz kalabileceğinden bahsedilmiştir. Jafaripanaah vd. [6] yaptıkları çalışmada yük hücresi cevabının düzeltilmesi için analog adaptif tekniklerin uygulanmasını gerçekleştirmişlerdir. Piskorowski ve Barcinski [7] tarafından yapılan çalışmada zamanla parametreleri değişen sürekli zamanlı filtre tasarlanarak yük hücresinin cevabının düzeltilmesine çalışılmıştır. Dinamik tartım sistemleri üzerine çeşitli yöntemler kullanılarak yapılan çalışmalar bazı başlıklar altında toplanarak verilmiştir. Bu yöntemler; sistem tanıma [8], zamanla değişen filtre parametreleri [4], bulanık mantık [9], yapay sinir ağları [10, 11], hareketli araç ağırlık ölçüm sisteminden alınan sinyalin üzerindeki gürültünün giderildiği [12] ve fiber optik hareketli araç tartım sistem ölçüm verisindeki gürültülerin giderildiği [13, 14] dalgacık dönüşümü, ağırlık belirleme algoritmalarının tasarlandığı sistem tanıma ve genişletilmiş Kalman filtreleme teoremine dayanan adaptif filtre [1], pasif devre elemanları olmadan sadece CMOS transistörler ile oluşturulan analog adaptif filtre [15] ve dinamik tartım sistemi için ağırlık filtresi olarak Kalman filtresinin kullanıldığı [16] çalışmaları adaptif filtre, başlıkları altında toplayabiliriz.

Destek vektör makineleri (DVM), sınıf etiketleri ile sınıflara ait özelliklerden oluşan eğitim verilerini alan denetimli öğrenme metodolojisidir. Eğitim verilerine göre uygun bir model oluşturulur ve sınıf etiketleri olmayan test verileri oluşturulan modele uygulanarak verilerin sınıfları tahmin edilir [17]. DVM tabanlı sınıflandırıcının performansı girişine uygulanan özellik sayısı ile sınırlı değildir. Gerekli özelliklerin çıkarımı için ön işlem olmaksızın DVM'nin

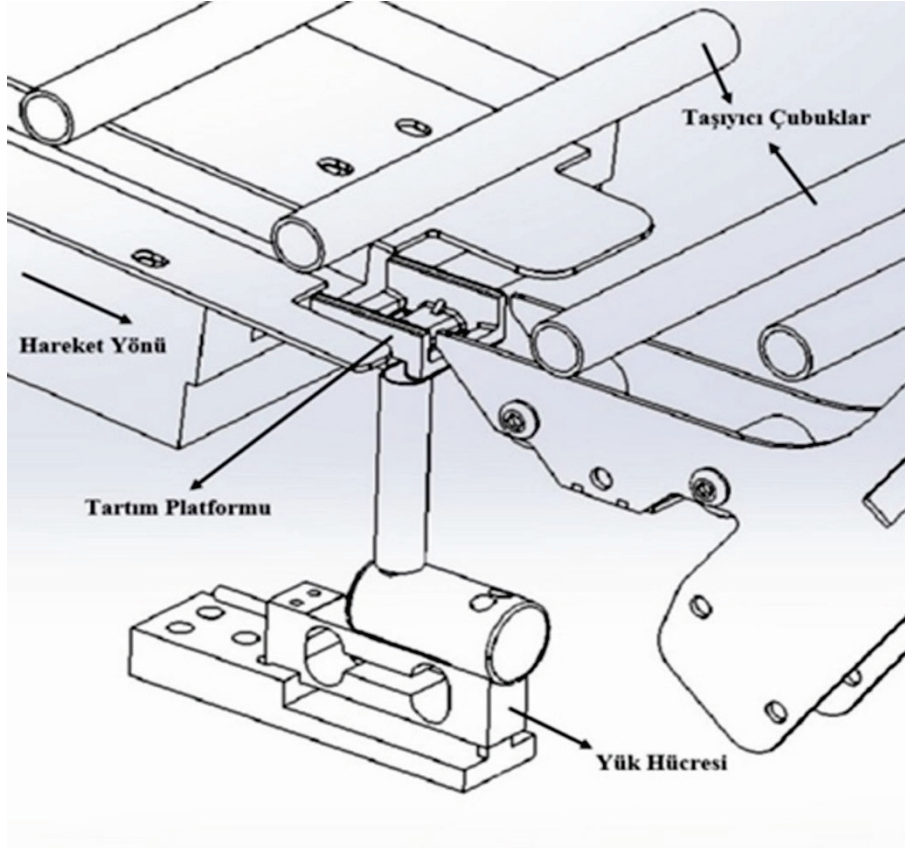
eğitiminde orijinal veri doğrudan kullanılabilir [18]. DVM küçük eğitim veri setleri ile sınıflandırma problemleri için de uygundur [19]. Ayrıca DVM birçok farklı uygulamalarda kullanılan verilerin istatistiksel sınıflandırılması için güçlü bir metottur [20]. Bu uygulamalara insan yüz ifadelerinin sınıflandırılması [21], çoklu kelime ile metin sınıflandırılması [22], İngilizce el yazısı karakterlerin tanınması [23], metin tabanlı dil tanıma [24], telefon konuşmalarının giriş olarak kullanılıp konuşmacıların yaş ve/veya cinsiyet özelliklerine göre sınıflandırılması [25], güç kalitesindeki bozulma türlerinin sınıflandırılması [26], dağıtım sistemindeki kısa devre arızalarının sınıflandırılması [27], asenkron motorda oluşan kırık rotor çubuğu arızalarının [28] ve yatak arızalarının [29] sınıflandırılması, inşaat mühendisliği alanındaki birçok problemin çözümünde DVM'nin kullanımı [30] örnek olarak verilebilir. Ayrıca tıbbi alanda yaşlı hastalar arasında alzheimer hastalığının erken tanısında [31], yumurtalık kanseri ile lösemi hastalıklarının teşhisinde [32] ve diyabet ile meme kanseri hastalıklarının tespiti yüksek başarı oranıyla [17] DVM yöntemiyle gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada mekanik ve elektronik olarak dinamik yumurta tartım sistemi gerçekleştirilmiştir. Sistemden alınan verilere DVM uygulanarak yumurtaların ağırlık sınıflarına göre ayrılması sağlanmıştır. Dinamik tartım sistemlerinde geleneksel olarak uygulanan yöntemlerde ölçüm sinyali çeşitli yöntemler kullanılarak filtrelenip gürültüsüz ağırlık sinyali elde edilmekte ve daha sonra bu sinyale bir metot uygulanarak ölçüm sinyalinin stabil olduğu andaki ağırlık değeri belirlenmektedir. Belirlenen bu ağırlık değeri yumurta tebliğinde belirtilen değerler ile karşılaştırılıp yumurtanın ağırlık sınıfı belirlenmektedir. Yapılan çalışmada dinamik tartım sisteminden elde edilen ölçüm sinyaline DVM yöntemi uygulanarak yumurtaların tebliğde belirtilen ağırlık sınıflarına göre ayrılması başarı ile gerçekleştirilmiştir. Bu sayede ölçüm sinyalinin filtrelenmesine, filtrelenmiş sinyalden ürünün stabil ağırlığının belirlenmesine ve belirlenen ağırlıktan hangi sınıfa ait olduğu işlemlerine gerek kalmadan tek bir işlem ile yumurta sınıfı belirlenmiştir.

## 2. DİNAMİK AĞIRLIK ÖLÇÜM SİSTEMİ (DYNAMIC WEIGHING SYSTEM)

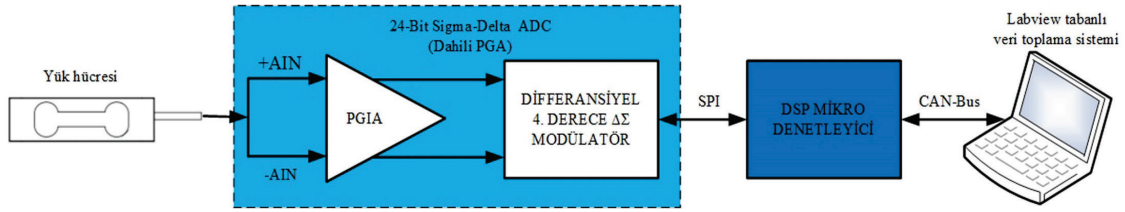
Geliştirilen dinamik tartım sistemi yuvarlak forma sahip ürünlerin tartımını gerçekleştirecek şekilde tasarlanmıştır. Dinamik tartım sistemi mekanik, elektronik ve veri toplama yazılımı olmak üzere üç kısımdan oluşmaktadır. Aşağıda bu kısımlar detaylı olarak açıklanmıştır.

### 2.1. Mekanik Tartım Sistemi (Mechanical Weighing System)

Yuvarlak forma sahip (yumurta vb.) ürünlerin dinamik tartımının gerçekleştirilmesi için Şekil 1'deki gibi bir sistem geliştirilmiştir. Tartılacak ürünler taşıyıcı çubuklar vasıtasıyla eğimli bir yüzey üzerinden önündeki taşıyıcı çubuğa dayalı olarak yük hücresi platformuna kadar gelmektedir. Yük hücresi platformu eğimsiz olduğundan dolayı tartılacak ürünler platform üzerine geldiklerinde



Şekil 1. Dinamik yumurta tartım sistemi (Dynamic egg weighing system)



Şekil 2. Elektronik sistemin blok diyagramı (The block diagram of the electronic system)

hızlarında azalma olarak önlerindeki taşıyıcı çubuktan ayrılmaktadırlar. Bu sayede yumurtalar sahip oldukları hızdan dolayı bir kuvvete maruz kalmadan yük hüresi platformundan geçer ve istenilen tartım hızlarına ulaşılır. Daha sonra arkadan gelen taşıyıcı çubuk ürünü götürmektedir. Mevcut mekanik sistem üzerinde örnek uygulama olarak yumurtaların tartımı gerçekleştirilmiştir.

### 2.2. Elektronik Tartım Sistemi (Electronic Weighing System)

Yük hüresi üzerinden hareket halinde geçen ürünlerin ağırlıklarının ölçülmesi için mikro denetleyici tabanlı bir kart tasarlanmıştır. Şekil 2’de elektronik sistemin blok diyagramı verilmiştir. Tasarlanan kart 24 bit Sigma-Delta ADC ve mikro denetleyiciden oluşmaktadır. Bu kart sayesinde yük hücresinden elde edilen ölçüm sinyali öncelikle yükseltilmekte ve diferansiyel  $\Delta\Sigma$  modülör ile dijital sinyale çevrilmektedir. Dijital sinyale çevrilen bu veri SPI

seri haberleşme arabirimi üzerinden mikro denetleyici tarafından okunmaktadır. Sigma-Delta ADC’ nin gerekli ayarları da mikro denetleyici tarafından yapılmaktadır. Mikro denetleyici belirlenen örnekleme frekansına göre ADC’ den ölçüm sinyalinin verisini okuyup bilgisayardaki arayüz programına CAN ağı üzerinden göndermektedir.

### 2.3. Veri Toplama Programı (Data Acquisition Program)

Mikro denetleyici tarafından gönderilen dijital ağırlık verilerinin toplanması ve bir metin dosyasına kayıt edilmesi için LabVIEW tabanlı bir program geliştirilmiştir. Program sayesinde anlık ağırlık ve dijital ağırlık verileri hem grafiksel hem de sayısal olarak görüntülenebilmektedir. Elde edilen bu veriler bir metin dosyasına kayıt edilmesi sayesinde verilerin farklı programlar kullanılarak analiz edilmesine imkân sağlanmıştır. Şekil 3’te bu programın ekran görüntüsü verilmiştir.

### 3. DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ (SUPPORT VECTOR MACHINES)

Vapnik tarafından geliştirilen DVM, istatistiksel öğrenme teoremi içerisinde yer alan yapısal risk azaltma prensibine dayanan genelleme yeteneği çok iyi olan bir sınıflandırıcıdır [33]. DVM' deki temel fikir pozitif ve negatif olarak adlandırılan iki sınıfın verileri arasındaki en uygun ayırıcı hiper düzlemi bulmaktır [34]. İki sınıfın veri seti  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_i, y_i), i=1, 2, \dots, M$ , ile gösterilebilir Burada  $x$ ,  $N$  boyutunda sınıflara ait özelliklerin olduğu giriş vektörü iken  $y$ 'de bunlara karşılık +1 veya -1'e eşit olacak şekilde sınıf etiketlerini göstermektedir. İki sınıfın doğrusal ayrımı Eş. 1 ile hesaplanabilir [35].

$$f(x) = \omega^T x + b = 0 \quad (1)$$

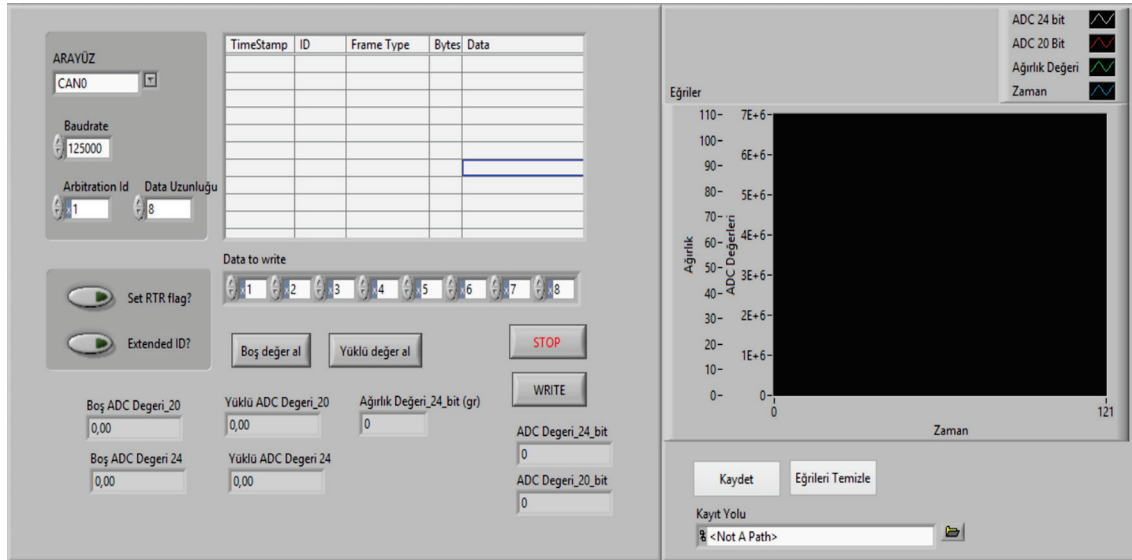
Burada  $\omega$ ,  $N$  boyutunda bir ağırlık vektörü ve  $b$  bias ayırıcı hiper düzlemin konumunu belirlemede kullanılır. DVM' ler de verilerin doğrusal olarak ayrılabilir bir yapıda

olup/olmamasına bağlı olarak karşılaşılabilecek iki durum söz konusudur [36]. Şekil 4'te iki sınıfı doğrusal ayıran çok sayıda düzlem olduğu ama iki sınıf arasındaki marjini maksimum yapan tek bir hiper düzlem olduğu gösterilmiştir. DVM sınıflandırıcıda ayırıcı hiper düzlem ve en yakın eğitim örnekleri arasındaki mesafeyi en yüksek değerine çıkaran en uygun hiper düzlem Eş. 2 ile bulunur [38].

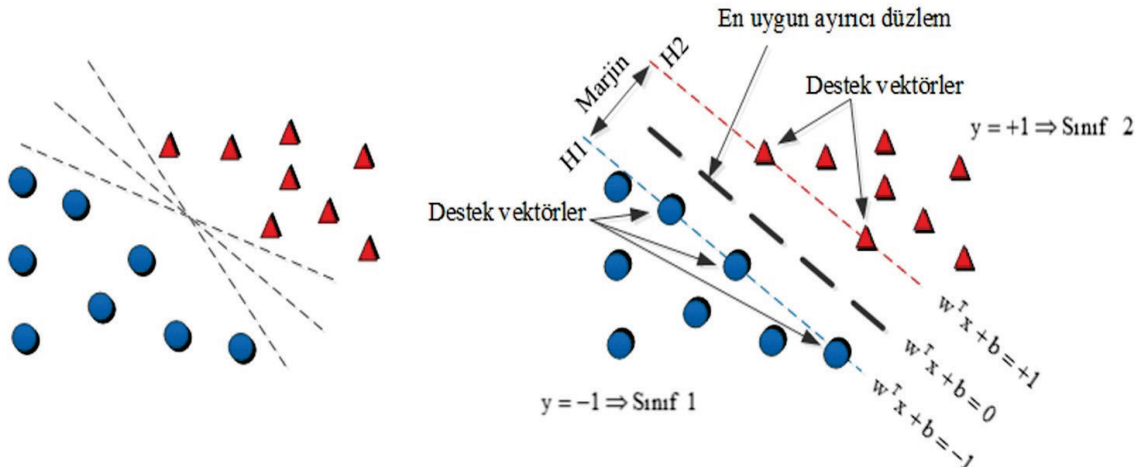
$$\begin{cases} \min \frac{\|\omega\|^2}{2} \\ y_i (\omega^T x_i + b) \geq 1 \quad i = 1, 2, 3, \dots, M \end{cases} \quad (2)$$

Doğrusal olarak ayrılama durumunda öncelikle denklem Eş. 3'teki ifadeye  $C$  ceza parametresi ve  $\xi_i$  serbestlik değişkeni eklenir. Eş. 3'teki optimizasyon probleminin çözülmesiyle en uygun ayırıcı düzlem elde edilir [39].

$$\min f(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^M \xi_i \quad (3)$$



Şekil 3. Veri toplama programı (Data acquisition program)



Şekil 4. İki sınıfın doğrusal ayrımı [37] (Linear separating of two classes)

$$y_i(\omega^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0$$

İkili problemi, ikinci dereceden optimizasyon problemine Eş. 4'teki gibi dönüştürebiliriz.  $\alpha_i$  Lagrange çarpanlarını,  $K$  çekirdek fonksiyonu göstermektedir [40].

$$\begin{aligned} \text{maximize} \quad & \sum_i \alpha_i + -\frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) \\ \text{subject to} \quad & \sum_i \alpha_i y_i = 0 \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, \dots, M \end{aligned} \quad (4)$$

İki sınıfın veri setleri her zaman orijinal uzayda doğrusal olarak ayrılamaz. Bir çeşit adresleme olan  $\Phi$  ile orijinal veri setleri özellik uzayı olarak adlandırılan yüksek boyutlu uzaya yansıtılır ve veriler doğrusal olarak ayrılır duruma gelir (Şekil 5).  $\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$  çekirdek fonksiyonu olup  $K$  ile gösterilmektedir [41].

Çeşitli çekirdek fonksiyonları olmasına rağmen en çok kullanılan Radyal tabanlı çekirdek fonksiyonu olup ifadesi Eş. 5'te verilmiştir.

$$K(x_i, x_j) = \exp \frac{-\|x_i - x_j\|^2}{2\gamma^2} \quad (5)$$

Burada  $\gamma$  radyal tabanlı çekirdek fonksiyonunun genişlik parametresidir. DVM'nin performansı çekirdek fonksiyonu olarak radyal tabanlı fonksiyon seçildiği zaman  $\gamma$  ve  $C$

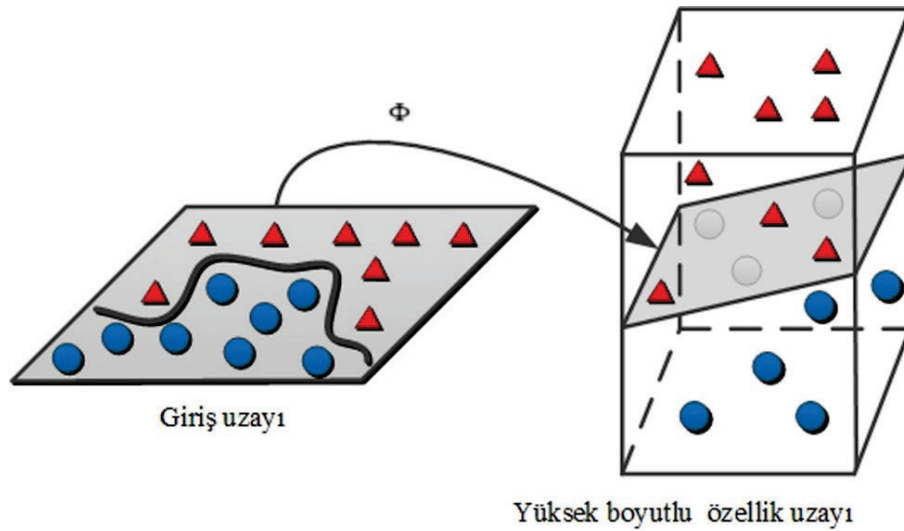
parametrelerine bağlıdır.  $\gamma$  parametresi yüksek boyutlu özellik uzayında veri dağılımlarının karmaşıklığı üzerinde etkiye sahiptir.  $C$  parametresi sınıflandırma doğruluğu ile modelin karmaşıklığı arasındaki kontrolü sağlar [37]. Çekirdek fonksiyonunun da eklenmesiyle karar fonksiyonu Eş. (6)'daki gibi olur [39].

$$f(x) = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^M \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \right) \quad (6)$$

İkiden daha fazla gruba sahip sınıflandırma işleminde en çok kullanılan Bire Karşı Bir (BKB) ve Bire Karşı Diğerleri (BKD) metotlarıdır. BKB metodu her bir sınıfın diğer tüm sınıflarla bire bir karşılaştırılmasına bağlı olan bir makine öğrenme metodudur. BKD metodunda ise bir sınıf ile geriye kalan tüm sınıflar bir sınıf gibi düşünülüp karşılaştırılmaktadır [43].

#### 4. SONUÇLAR VE TARTIŞMALAR (RESULTS AND DISCUSSIONS)

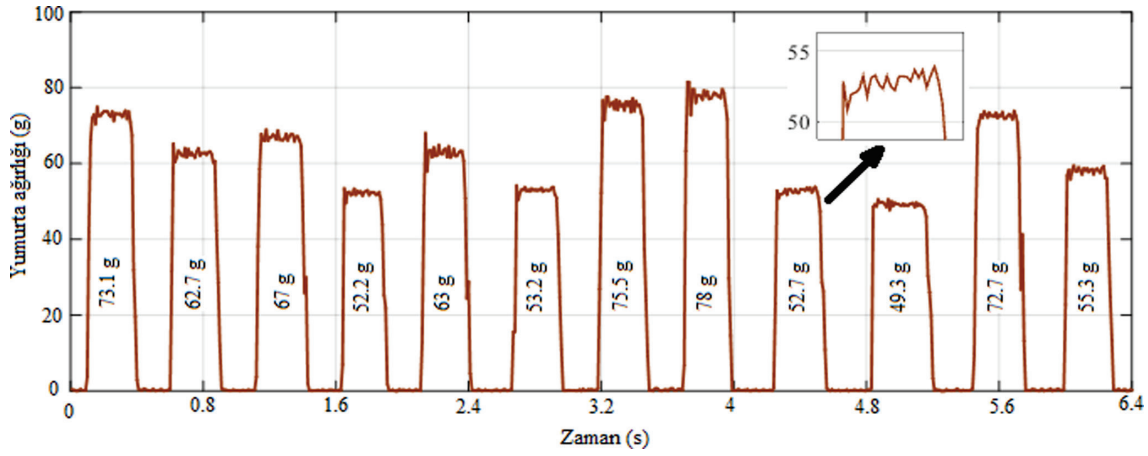
Üretim kapasitesinin yüksek olduğu ve bundan dolayı da tartım hızının yüksek olması istenen uygulamalarda ürünlerin durdurulmadan hareket halinde tartılması daha ekonomik olmaktadır. Hareket halindeki ürünlerin ölçüm sisteminde kullanılan yük hücrelerinin çıkış sinyali gerek ürünün hareketinden gerekse sistemdeki titreşimlerden dolayı gürültülü olup gerçek değerine oturması için zamana ihtiyaç duyulmaktadır. Şekil 6'da yumurta ağırlığı ölçüm sinyalleri üzerindeki gürültüler görülmektedir. Bu gürültüler



Şekil 5. Lineer olarak ayrılamayan iki sınıfın çekirdek fonksiyonu ile ayrımı [42]  
(Separation of two classes that cannot be linearly separated with kernel function)

Tablo 1. Yumurta ağırlık sınıfları (Egg weight classes)

| Ağırlık sınıfı | Ağırlık            | DVM sınıf etiketi | Yumurta sayısı |
|----------------|--------------------|-------------------|----------------|
| XL - Çok Büyük | $\geq 73$ g        | 1                 | 12             |
| L - Büyük      | $\geq 63 - < 73$ g | 2                 | 11             |
| M - Orta       | $\geq 53 - < 63$ g | 3                 | 10             |
| S - Küçük      | $< 53$ g           | 4                 | 10             |



Şekil 6. Yumurta ağırlığı ölçüm verileri (Egg weight measurement data)

Tablo 2. Yumurtaların statik ağırlıkları (Static weight of the eggs)

| No | Ağırlığı (g) | No | Ağırlığı (g) | No | Ağırlığı (g) | No | Ağırlığı (g) |
|----|--------------|----|--------------|----|--------------|----|--------------|
| 1  | 41.5         | 12 | 53.3         | 23 | 63.8         | 34 | 73.7         |
| 2  | 44           | 13 | 53.9         | 24 | 64.2         | 35 | 73.9         |
| 3  | 46.1         | 14 | 54.8         | 25 | 64.5         | 36 | 74.8         |
| 4  | 47.1         | 15 | 55.3         | 26 | 64.7         | 37 | 75.5         |
| 5  | 48.3         | 16 | 56.5         | 27 | 65.8         | 38 | 76.3         |
| 6  | 49           | 17 | 58.3         | 28 | 66.7         | 39 | 76.6         |
| 7  | 49.3         | 18 | 61.5         | 29 | 67           | 40 | 76.8         |
| 8  | 52.2         | 19 | 62.4         | 30 | 72.3         | 41 | 77           |
| 9  | 52.4         | 20 | 62.7         | 31 | 72.7         | 42 | 78           |
| 10 | 52.7         | 21 | 63           | 32 | 73.1         | 43 | 89.2         |
| 11 | 53.2         | 22 | 63.5         | 33 | 73.4         |    |              |

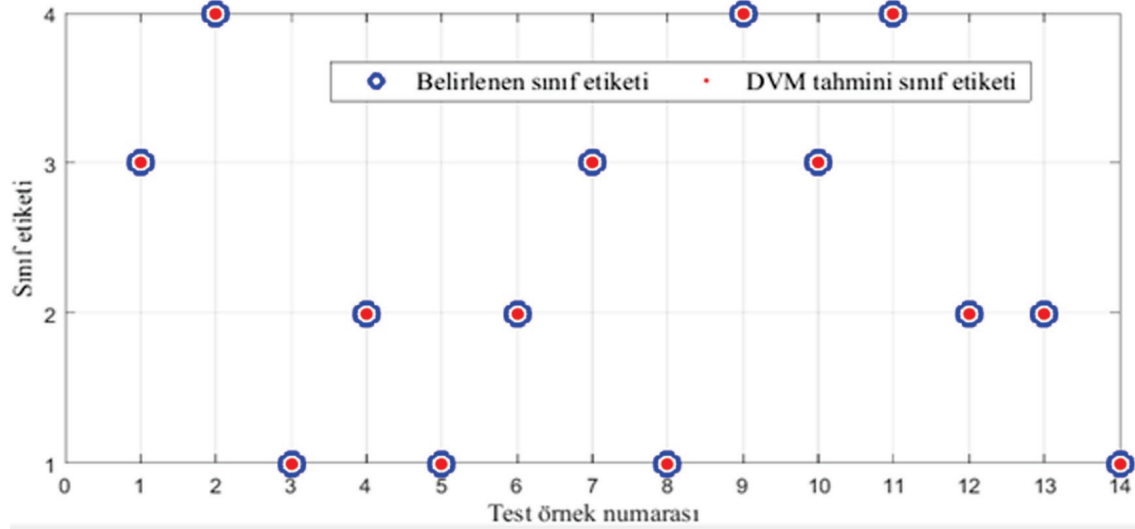
Tablo 3. DVM modelinin parametreleri ve istatistiksel bilgileri  
(Parameters and statistical information of SVM model)

| Çoklu DVM Yöntemi                 | BKB                      |
|-----------------------------------|--------------------------|
| Kernel Fonksiyonu                 | Radyal tabanlı fonksiyon |
| Ceza parametresi (C)              | 1000                     |
| Genişlik parametresi ( $\gamma$ ) | 100                      |
| Giriş Veri Sayısı                 | 11                       |
| Çıkış Veri Sayısı                 | 1                        |
| Eğitim Veri Sayısı                | 29 (%67.4418)            |
| Test Veri Sayısı                  | 14 (%32.5581)            |
| Eğitim Başarım                    | %100                     |
| Test Başarım                      | %100                     |

ürünlerin ağırlığının net olarak belirlenmesini zorlaştırmaktadır. Gıda Tarım Hayvancılık Bakanlığı Türk Gıda Kodeksi Yumurta Tebliğinde belirtilen ağırlık sınıflarına göre yumurtalar dört sınıfa ayrılmaktadır [44]. Tablo 1’de yumurtaların ağırlığına göre sınıfları, DVM için sınıf etiketleri ve her sınıfa ait toplam yumurta sayısı detaylı olarak verilmiştir. Ağırlık bakımından dört farklı sınıfa ait toplamda 43 adet yumurtanın 29 adeti DVM’ nin eğitim işleminde kullanılmak üzere ayrılırken geriye kalan 14 adet yumurta oluşturulan DVM modelinin test işleminde kullanılmak üzere ayrılmıştır. Tablo 2’de tüm yumurtaların statik ağırlık değerleri verilmiştir. Sınıfların alt ve üst sınır

değerlerine yakın oldukları düşünülen veri seti içerisindeki yumurta verileri DVM’ nin başarımının daha iyi test edilmesine imkân vereceği düşüncesiyle test işlemi için ayrılmıştır.

Yumurtanın tartım platformuna düşmesinden itibaren belirli sayıdaki veri bir sinyal işleme yöntemine tabii tutulmadan DVM’ ye giriş sinyali olarak uygulanmaktadır. DVM için Matlab programı tabanlı olan STPRTool (Statistical Pattern Recognition Toolbox) kullanılmıştır [45]. Dört farklı yumurta sınıfı olduğu için çoklu DVM sınıflandırıcısı olarak BKB metodu ve radyal tabanlı çekirdek fonksiyonu tercih



Şekil 7. Test verisi etiket değerleri ve DVM'nin tahmin ettiği etiket değerleri  
(Test data label values and SVM estimation label values)

edilmiştir. DVM sınıflandırıcısının performansını etkileyen  $C$  ve  $\gamma$  parametrelerinin değerleri deneme yanılma yöntemiyle sınıflandırma başarımı göz önünde bulundurularak sırasıyla 1000 ve 100 olarak tespit edilmiştir. Yumurta platforma düştüğü andan itibaren alınan ölçüm verisinden seçilen vektör boyutunun DVM başarımı üzerine etkisi incelenmiş ve 20 adet giriş verisi ile başlanan değerlendirmelerde giriş veri adeti 8 veriye kadar düşürülerek denemeler yapılmıştır. Yapılan uygulamada 11 adet giriş verisine kadar eğitim ve test başarımı %100 iken giriş verisi 11'in altına düşürüldüğünde başarımında düşmeye başladığı görülmüştür. Tablo 3'te DVM modeline ait yöntem, parametreler ve istatistiki bilgileri bir arada verilmiştir.

43 adet yumurta içerisinde tartım platformuna giriş – çıkış süresi en az olan yumurta 0.30 s iken en çok olan yumurtanın 0.49 s'dir. Ortalama olarak 0.0024 s'de DVM giriş verisine karşılık yumurta grubunu tahmin edilmektedir. Tartım sisteminden 11 adet verinin alınması için gerekli zaman 0.11 s'dir. Böylece yumurta tartım platformundan çıkmadan sınıf bilgisi 0.1124 s'de elde edilmektedir. Şekil 7'de 14 adet test verisinin gerçek etiket değerleri ve DVM modelinin tahmin ettiği etiket değerleri bir arada verilmiştir.

## 5. SİMGELER (SYMBOLS)

|            |                        |
|------------|------------------------|
| $\Delta$   | : Delta                |
| $C$        | : Ceza parametresi     |
| $g$        | : Gram                 |
| $K$        | : Çekirdek fonksiyonu  |
| $s$        | : Saniye               |
| $\alpha_i$ | : Lagrange çarpanları  |
| $\gamma$   | : Genişlik parametresi |
| $\xi$      | : Serbestlik değişkeni |
| $\Sigma$   | : Sigma                |
| $\omega$   | : Ağırlık vektörü      |

## 6. SONUÇLAR (CONCLUSIONS)

Tüketicilerin ihtiyaçlarının hızlı bir şekilde karşılanabilmesi için ürün paketleme sistemlerinde ölçüm işlemlerinin hareket halindeyken doğru bir şekilde yapılması gerekmektedir. Hareket halinde ürün ölçüm işlemine dinamik tartım sistemi denir. Dikdörtgen şekle sahip ürünlerin tartımında ölçüm sinyali üzerinde sadece sistemden kaynaklı mekanik titreşimlerinin meydana getirdiği gürültüler mevcutken, oval şekle sahip ürünlerin tartımında ürünün hareketliliğinden dolayı da ekstra ölçüm sinyali üzerinde gürültüler meydana gelmektedir. Ölçüm sinyali üzerinde oluşan bu gürültüler ürünün net ağırlığının tespitini zorlaştırmaktadır. Literatürdeki yapılan çalışmalarda bu düşük frekanslı gürültü sinyalini süzmede çeşitli filtreleme tekniklerini içerisinde barındıran analiz yöntemleri kullanılmaktadır. Bu çalışmada yumurtanın ölçüm platformuna düşmesinden itibaren alınan 11 adet ağırlık verisi bir işleme tabi tutulmadan doğrudan DVM sınıflandırıcısına uygulanmıştır. Çıkışta ise ağırlık sınıflarına göre verilen etiketlerden (1, 2, 3, 4) biri elde edilmektedir. Temelde iki sınıfın ayrımında kullanılan DVM yönteminin çoklu sınıflandırma işleminde kullanılan BKB yöntemi Radyal tabanlı kernel fonksiyonuyla birlikte dört grubun ayrımında kullanılmıştır. DVM sınıflandırıcısının  $C$  ve  $\gamma$  parametrelerinin değerleri sırasıyla 1000 ve 100 olarak sınıflandırma başarımı göz önünde bulundurularak deneme yanılma yöntemiyle bulunmuştur. DVM modelinin oluşturulması sırasında eğitim işlemi için 29 adet yumurtanın ağırlık verisi kullanılırken modelin test işleminde 14 adet yumurtanın ağırlık verisi kullanılmıştır. Test işlemi sonucunda tüm yumurtalar verilen ağırlık grup etiketlerine göre doğru olarak sınıflandırılmıştır. Önerilen yöntemle, yumurta ölçüm platformundan çıkmadan ağırlığına uygun sınıf ölçüm verisine bir ön sinyal işleme yöntemi uygulanmadan doğrudan DVM ile tam olarak tespit edilebilmektedir.



**KAYNAKLAR (REFERENCES)**

1. Niedźwiecki M., Wasilewski A., Application of adaptive filtering to dynamic weighing of vehicles, *Control Engineering Practice*, 4 (5), 635-644, 1996.
2. Yamazaki T., Sakurai Y., Ohnishi H., Kobayashi M., Kurosu S., Continuous mass measurement in checkweighers and conveyor belt scales, *Proceedings of the 41st SICE Annual Conference*, Osaka, Japan, 470-474, 5-7 Aug., 2002.
3. Boschetti G., Caracciolo R., Richiedei D., Trevisani A., Model-based dynamic compensation of load cell response in weighing machines affected by environmental vibrations, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 34 (1-2), 116-130, 2013.
4. Pietrzak P., Meller M., Niedźwiecki M., Dynamic mass measurement in checkweighers using a discrete time-variant low-pass filter, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 48 (1-2), 67-76, 2014.
5. Yamazaki T., Ono T., Dynamic problems in measurement of mass-related quantities, *SICE Annual Conference*, Takamatsu, Japan, 1183-1188, 17-20 Sept., 2007.
6. Jafaripanah M., Al-Hashimi B.M., White N.M., Application of analog adaptive filters for dynamic sensor compensation, *Instrumentation and Measurement*, IEEE Transactions on, 54 (1), 245-251, 2005.
7. Piskorowski J., Barcinski T., Dynamic compensation of load cell response: a time-varying approach, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 22(7), 1694-1704, 2008.
8. Zhang Y., Fu H., Dynamic weighing signal processing by system identification, In *Industrial Mechatronics and Automation (ICIMA)*, 2010 2nd International Conference on, Wuhan, China, 203-206, 30-31 May, 2010.
9. Halimic M., Balachandran W., Enab Y., Fuzzy logic estimator for dynamic weighing system, in *Fuzzy Systems*, *Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on*, New Orleans, LA, USA, 2123-2129, 11-11 Sept., 1996.
10. Bahar H.B., Horrocks, D.H., Dynamic weight estimation using an artificial neural network, *Artificial Intelligence in Engineering*, 12(1-2), 135-139, 1998.
11. Almodarresi Yasin S.M.T., White N.M., Application of artificial neural networks to intelligent weighing systems, In *Science, Measurement and Technology*, IEE Proceedings, 146 (6), 265-269, 1999.
12. Xiao J., Lv P., Application of wavelet transform in weigh-in-motion, *Intelligent Systems and Applications*, 2009. *ISA 2009. International Workshop on*, Wuhan, China, 1-4, 23-24 May, 2009.
13. Jian X., Bin M., Investigation of discrete wavelet transform for signal de-noising in weight-in-motion system, *Future Computer and Communication (ICFCC)*, 2010 2nd International Conference on, Wuha, China 769-772, 21-24 May, 2010.
14. Bin M., Xinguo Z., Discrete wavelet transform for signal processing in weight-in-motion system, *Electrical and Control Engineering (ICECE)*, 2010 International Conference on, Wuhan, China, 4668-4671, 25-27 June, 2010.
15. Jafaripanah M., Al-Hashimi B.M., White N.M., Dynamic sensor compensation using analogue adaptive filter compatible with digital technology, In *Circuits, Devices and Systems*, IEE Proceedings, 152 (6), 745-751, 2005.
16. Halimic M., Balachandran W., Kalman filter for dynamic weighing system, In *Industrial Electronics*, *Proceedings of the IEEE International Symposium on*, Athens, Greece, 786-791, 10-14 July, 1995.
17. Gürbüz E., Kılıç E., A new adaptive support vector machine for diagnosis of diseases, *Expert Systems*, 31 (5), 389-397, 2014.
18. Saber A., Emam A., Amer R., Discrete wavelet transform and support vector machine-based parallel transmission line faults classification, *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, 11, 43-48, 2016.
19. Huang N., Chen H., Zhang S., Cai G., Li W., Xu D., Fang L., Mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breakers based on wavelet time frequency entropy and one-class support vector machine, *Entropy*, 18 (7), 1-17, 2016.
20. Axelberg P.G.V., Gu I.Y.H., Bollen M.H.J., Support vector machine for classification of voltage disturbances, *IEEE Transactions on Power Delivery*, 22(3), 1297-1303, 2007.
21. Güneş T., Polat E., Feature selection in facial expression analysis and its effect on multi-svm classifiers, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 24 (2), 7-14, 2009.
22. Zhang W., Yoshida T., Tang X., Text classification based on multi-word with support vector machine, *Knowledge- Based Systems*, 21, 879-886, 2008.
23. Nasien D., Haron H., Yuhaniz S.S., Support vector machine (svm) for english handwritten character recognition, *2010 Second International Conference on Computer Engineering and Applications*, Bali Island, Indonesia, 249-252, 19-21 March, 2010.
24. Kaya Y., Ertuğrul Ö. F., A novel feature extraction approach for text-based language identification: Binary patterns, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 31 (4), 1085-1094, 2016.
25. Yücesoy E., Nabiyev V.V., Determination of a speaker's age and gender with an SVM classifier based on GMM supervectors, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 31 (3), 501-509, 2016.
26. Uyar M., Yıldırım S., Gençoğlu M.T., A pattern recognition approach for classification of power quality disturbance types, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 26 (1), 41-56, 2011.
27. Thukaram D., Khincha H.P., Vijaynarasimha H.P., Artificial neural network and support vector machine approach for locating faults in radial distribution systems, *IEEE Transactions on Power Delivery*, 20 (2), 710-721, 2005.

28. Aydın İ., Karaköse, M., Akın, E., A new intelligent fault classification method using time series data mining and support vector machines, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 23 (2), 431-440, 2008
29. Hwang D.H., Youn Y.W., Sun J.H., Choi K.H., Lee J.H., Kim Y.H., Support vector machine-based bearing fault diagnosis for induction motors using vibration signals, *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 10 (4), 1558-1565, 2015.
30. Çevik A., Kurtoğlu A.E., Bilgehan M., Gülşan M.E., Albegmpri, H.M., Support vector machines in structural engineering: a review, *Journal of Civil Engineering and Management*, 21 (3), 261-281, 2015.
31. Magnin B., Mesrob L., Kinkingnehun S., Pelegrini-Issac M., Colliot O., Sarazin M., Dubois B., Lehericy S., Benali H., Support vector machine-based classification of alzheimer' s disease from whole-brain anatomical MRI, *Neuroradiology*, 61, 73-83, 2009.
32. Furey T.S., Cristianini N., Duffy N., Bednarski D.W., Schummer M., Haussler D., Support vector machine classification and validation of cancer tissue samples using microarray expression data, *Bioinformatics*, 16(10), 906-914, 2000.
33. Widodo A., Yang B.S., Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21, 2560-2574, 2007.
34. Qi Z., Tian Y., Shi Y., Robust twin support vector machine for pattern classification, *Pattern Recognition*, 46, 305-316, 2013.
35. Adaminejad H., Shayegani I., Ohammadi M., Farjah E., An algorithm for power quality events core vector machine-based classification, *Modares Journal of Electrical Engineering*, 12 (4), 50-59, 2013.
36. Acı M., Avcı M., Acı Ç., Reducing simulation duration of carbon nanotube using support vector regression method, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 32 (3), 901-907, 2017.
37. Liu M., Wang M., Wang J., Li D., Comparison of random forest, support vector machine and back propagation neural network for electronic tongue data classification: application to the recognition of orange beverage and chinese vinegar, *Sensors and Actuators B*, 177, 970-980, 2013.
38. Cheng L., Bao W., Remote sensing image classification based on optimized support vector machine, *Telkomnika Indonesian Journal of Electrical Engineering*, 12 (2), 1037-1045, 2014.
39. Shen L., Chen H., Yu Z., Kang W., Zheng B., Li H., Yang B., Liu D., Evolving support vector machines using fruit fly optimization for medical data classification, *Knowledge-Based Systems*, 96, 61-75, 2016.
40. Kang S., Cho S., Approximating support vector machine with artificial neural network for fast prediction, *Expert Systems with Applications*, 41, 4989-4995, 2014.
41. Yin S., Zhu X., Jing C., Fault detection based on a robust one class support vector machine, *Neurocomputing*, 145, 263-268, 2014.
42. Wang Z.T., Zhao N.B., Wang W.Y., Tang R., Li S.Y., A fault diagnosis approach for gas turbine exhaust gas temperature based on fuzzy c-means clustering and support vector machine, *Hindawi Publishing Corporation Mathematical Problems in Engineering*, 2015, 1-11, 2015.
43. Arıkan Ç., Özdemir M., Classification of power quality disturbances at power system frequency and out of power system frequency using support vector machines, *Przeglad Elektrotechniczny*, 89 (1a), 284-291, 2013.
44. Türk Gıda Kodeksi Yumurta Tebliği, *Gıda Tarım Hayvancılık Bakanlığı, Resmi Gazete, Sayı: 29211, 20 Aralık 2014.*
45. Franc V, Hlavac V. *Statistical pattern recognition toolbox for MATLAB, User's Guide*, Prague, Czech Republic: Czech Technical University, 2010.