



Tarımsal İmge Dokularından HOG Algoritması ile Öznitelik Çıkarımı ve Öznitelik Tabanlı Toprak Neminin Tahmini

The Texture Feature Extraction of Agricultural Field Images by HOG Algorithms and Soil Moisture Estimation based on the Texture Features

Emrullah Acar
Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü
BATMAN Üniversitesi
Batman, Türkiye
emrullah.acar@batman.edu.tr

Mehmet Sıraç Özerdem
Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü
DİCLE Üniversitesi
Diyarbakır, Türkiye
sozerdem@dicle.edu.tr

Özetçe— Tarımsal alanlardaki toprak nem düzeyinin bilinmesi; kuraklık durumu zararlarının en aza indirgenmesi, fazla sulama nedeni ile oluşan tuzluluğun önlenmesi, tarımsal alanlarının korunması ve sulama sisteminin verimli olarak kullanılması gibi birçok yönden önem taşımaktadır. Bu çalışmada, Mardin tarımsal alan imgelerine ait doku öznitelik vektörleri ile yerel toprak nem ölçümleri arasındaki ilişkinin kurulması ve bu ilişkiye dayalı toprak nem düzeyinin tahmini amaçlanmıştır. İmgeler TARBIİL (<http://www.tarbil.org>) veritabanından elde edilmiştir. İmge dokusuna duyarlı yeni yöntemlerden biri olan Yönlü Gradyan Histogramı (HOG) algoritması kullanılarak, öznitelik vektörleri elde edilmiştir. Elde edilen öznitelik vektörleri daha sonra k En Yakın Komşu (k-NN) ve Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP) sınıflandırıcılarının girişlerine verilerek toprak nemi üç (Çok, Orta ve Az nemli) grupta sınıflandırılmıştır.

Anahtar Kelimeler — *Toprak Nemi Tahmini; İmge İşleme; Sınıflandırma; MLP; k-NN; HOG.*

Abstract— Knowing the value of soil surface moisture in the agricultural areas are very important in many ways such as minimizing the harmful effects of drought cases, preventing salinity caused by over watering, protecting agricultural lands and using the irrigation system efficiently. The main purpose of this study is that determining a relationship between measurements of local soil moisture and images in agricultural Mardin region and prediction of soil moisture with the determined relationship. The images are derived from TARBIİL (<http://www.tarbil.org>) database. The texture feature vectors are extracted from the images by using Histogram of Oriented Gradients (HOG) algorithm. The obtained feature vectors are then classified into three (much, middle and little) groups by using k-Nearest Neighbor (k-NN) and Multilayer Perceptron (MLP) classifiers.

Keywords — *Soil Moisture Estimation; Image Processing; Classification; MLP; k-NN; HOG*

1. GİRİŞ

Bitkisel üretimin temel faktörlerinden biri olan suyun var olan potansiyelinin bilinmesi ve üretim alanlarında kullanımının planlanması, tarımsal araziler için büyük önem taşımaktadır. Özellikle günümüzde var olan ileride de artacağı öngörülen kuraklık durumunun zararlarının en aza indirgenmesi, toprak nem düzeyinin hızlı ve güvenilir bir biçimde belirlenebilmesi ile mümkündür. Kuraklık gibi olumsuz koşullarda bitkisel üretimi artırmaya katkı sağlamak çalışmamızın hedefini oluşturmaktadır.

Uzaktan algılama imgeleri kullanılarak toprak nemi tahmini birçok araştırmaya gerek teorik ve gerekse uygulamalı olarak konu olmuştur [1, 2, 3, 4]. Sinyal işleme konusu da tarımsal imgelerin işlenmesinde sıklıkla kullanılmaktadır [5, 6].

Bu çalışmada, bitkisel üretim için hayati önem taşıyan toprak nem içeriğinin daha hızlı ve güvenilir bir şekilde saptanabilmesi için Mardin tarımsal alan imge dokuları ve yerel toprak nem ölçümleri arasındaki ilişkiyi saptamak ve saptanan ilişkiye dayalı olarak toprak neminin tahmini amaçlanmıştır.

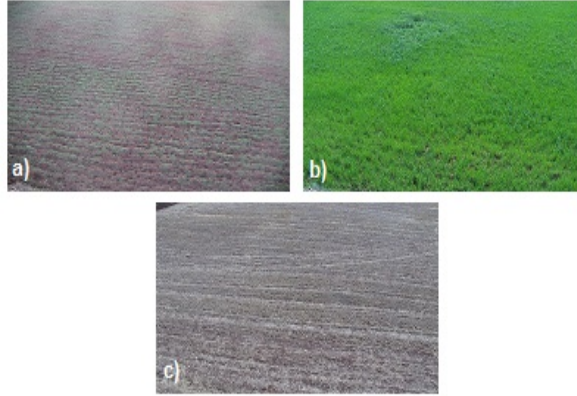
İmge dokularından öznitelik vektörü çıkarmak için imge dokusuna duyarlı yeni yöntemlerden biri olan HOG algoritması kullanılmıştır. Nesne ve örüntü tanıma için yaygın olarak kullanılmaya başlanan HOG, özellikle benzer piksellere sahip imgelerden iyi bir başarımlık çıkarmaktadır. Tarım arazileri, imgelerin büyük bölümünde benzer görünüme sahip olduğundan dolayı, bu çalışmada imgelerden öznitelik vektörü çıkarmak için HOG algoritması kullanılmıştır.

Sonuç olarak, elde edilen HOG tabanlı öznitelik vektörleri sırasıyla k-NN ve MLP yapay sinir ağları sınıflandırıcılarının girişlerine verilerek toprak nemi üç (Çok, Orta ve Az nemli) grupta sınıflandırılmıştır.

2. MATERYAL ve METOD

A. Veri Toplama

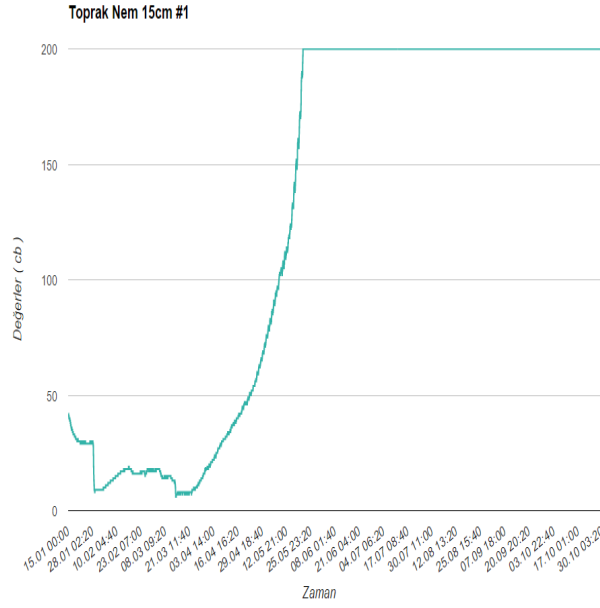
Bu çalışmada kullanılan tarımsal alan imgeleri, TARBİL (Tarımsal İzleme ve Bilgi Sistemi, www.tarbil.org) projesi kapsamında kurulan istasyonlardan elde edilmiştir. Çalışmada, Mardin Midyat istasyon verileri kullanılmıştır. 15 Ocak-15 Eylül 2014 tarihleri arasında kayda alınan toplam 110 imge bu çalışmada kullanılmış olup, toprağın nem durumuna göre *çok nemli* [0-30 cb], *orta nemli* [30-80 cb] ve *az nemli* [100-200cb] üç grupta sınıflandırılmıştır. Bu imgelerin 32 tanesi çok nemli topraklara (Ocak-Mart Dönemi), 37 tanesi orta nemli topraklara (Nisan-Mayıs Dönemi) ve geriye kalan 41 tanesi ise az nemli topraklara (Haziran-Eylül Dönemi) ait imgelerden oluşmaktadır. Her toprak nemine ilişkin örnek örüntüler Şekil 1’de, istasyon verileri kullanılarak toprağın 15cm derinliğinde ölçülen toprak nem değerleri grafiği Şekil 2’de gösterilmiştir.



Şekil 1. Farklı toprak nem değerlerine ilişkin örnek tarımsal arazi imgeleri, **a)** Çok Nemli Toprak (Sınıf I), **b)** Orta Nemli Toprak (Sınıf II), **c)** Az Nemli Toprak (Sınıf III).

B. İmge Ön İşleme

Bu çalışmada kullanılan imgeler 3 boyutlu JPEG formatında olup, imgeler MATLAB programı yardımıyla 2 boyutlu gri tonlu imge formatına dönüştürülmüştür. Uygulamada kullanılan imgelerin ölçükleri 1080x1920 pikseldir. İmgelere 'wiener' uyarlamalı filtresi uygulanarak gürültüler giderilmiş ve tüm imgelerde ışık farklılıklarından kaynaklanabilecek parlaklık değişimlerinin önüne geçmek için histogram (deneysel dağılım) eşlemesi yapılmıştır. Sonraki aşamada her bir imgeden öznitelik vektörü çıkarılmıştır.



Şekil 2. Mardin Tarbil istasyon verileri kullanılarak 15 cm toprak derinliğindeki toprak nem değerlerinin aylara göre değişim grafiği (Ocak-Eylül 2014)

C. Öznitelik Çıkartma İşlemi

Bu aşamada, tarımsal alan imgelerine ait dokulardan öznitelik vektörü çıkarmak için daha önce bu alanda uygulanmamış olup, benzer piksellere sahip imge dokularından yüksek bir başarımla elde edebilen HOG algoritması kullanılmıştır. Tarım arazileri, imgelerin büyük bölümünde benzer görünüme sahip olduğundan dolayı bu algoritma tercih edilmiştir. Hesap detayları bir sonraki bölümde açıklanmıştır.

C.1. Yönlü Gradyan Histogramı (HOG) Algoritması

Gradyan temelli bir öznitelik çıkarım metodu olan bu algoritmanın kullanımı ilk defa Shashua ve Dalal tarafından önerilmiştir [7]. Bu algoritma bir imgeyi yerel histogramların serisi olarak tanımlamaktadır. Yerel histogramların her biri, görüntü üzerinde hücre olarak tanımlanmış belirli bir alandan hesaplanan gradyanların, belirlenen yönlerde oluşma sayısının dağılımıdır. HOG algoritmasından öznitelik çıkarma işlemi sırasıyla üç aşamada gösterilmiştir.

- Gradyan Hesaplama

Bu aşamada, ilk olarak imge üzerindeki her bir noktanın yatay ve dikey gradyan değerleri $f_x(x, y)$ ve $f_y(x, y)$ aşağıdaki eşitliklerle hesaplanır. Bu bileşenlerin hesaplanmasında genellikle Sobel filtreleri kullanılır.

$$f_x(x, y) = I(x + 1, y) - I(x - 1, y) \quad (1)$$

$$f_y(x, y) = I(x, y + 1) - I(x, y - 1) \quad (2)$$

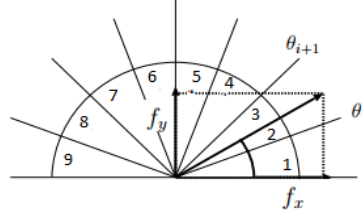
Yukarıdaki eşitliklerde kullanılan $I(x, y)$ ifadesi (x, y) noktasındaki parlaklığı ifade eder. Hesaplanan gradyanların büyüklüğü $m(x, y)$ ve gradyan yönü $\theta(x, y)$ aşağıdaki eşitliklerle ifade edilir.

$$m(x, y) = \sqrt{f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2} \quad (3)$$

$$\theta(x, y) = \arctan \frac{f_x(x, y)}{f_y(x, y)} \quad (4)$$

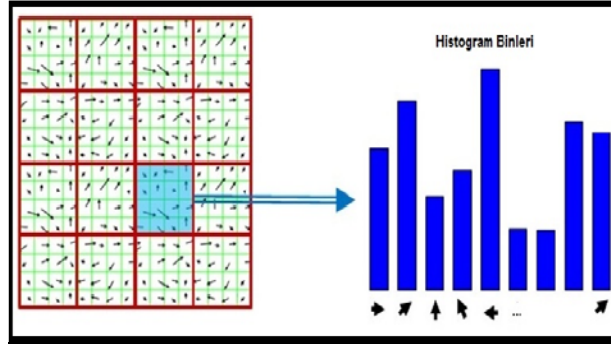
- *Histogram (Deneyisel Dağılım) Hesaplama*

Histogram hesaplanırken, $\theta(x, y)$ uygulamaya göre 0–180 ya da 0– 360 derece arasında eşit bölgelere ayrılabilir. Bu çalışmada gradyan yön bölgeleri 0-180 derece arasında 20 derecelik açı farkıyla 9 bölge olarak alınmıştır. Şekil 3’te gradyan yön belgeleri gösterilmiştir.



Şekil 3. Gradyan Yön Bölgeleri

Histogramlar oluşturulurken, hücre içerisindeki her bir pikselin gradyan büyüklüğü sahip olduğu açıya göre histogram bölgelerine belirli bir yöntemle dağıtılır (Şekil-4). Bu dağıtım genellikle lineer ve trilineer interpolasyon yöntemiyle yapılır [7- 8]. Bu çalışmada dağıtım işlemi lineer interpolasyon yöntemi kullanılarak yapılmıştır.



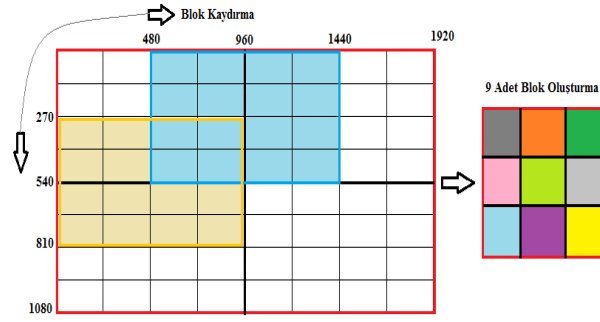
Şekil 4. Histogramların Oluşturulması

- *Blok Normalizasyonu*

Sonuç olarak, bir blok içerisinde oluşturulan tüm histogramların birleştirilmesiyle büyük bir histogram elde edilir. Daha sonra bu histogram Eşitlik-5 kullanılarak normalize edilir.

$$v = \frac{V_k}{\sqrt{\|V_k\|^2 + 1}} \quad (5)$$

Burada V_k bir bloktan elde edilen büyük histogram vektörü iken v ise normalize edilmiş HOG öznelik vektörünü gösterir. Bu çalışmada histogram bölmeleri, dikdörtgen hücreler (R-HOG) üzerinden işaretli gradyanların hesaplanmasıyla oluşturulmuştur [9]. Normalizasyon için L2-Norm kullanılmıştır. Daha sonra, imgenin tamamı 3x3 dikdörtgen hücreye bölünerek her bir hücreden (540x960 piksel) bir adet yerel histogram oluşturulmuştur. Sonuç olarak hücre başına 9 histogram bölmesi ($180^\circ/20^\circ=9$) olmak üzere toplam 9 yerel histogram birleştirilerek $(9 \times 9) = 81$ birim uzunluğunda HOG öznelik vektörü sınıflandırıcıların girişlerine verilmek üzere hesaplanmıştır (Şekil-5).



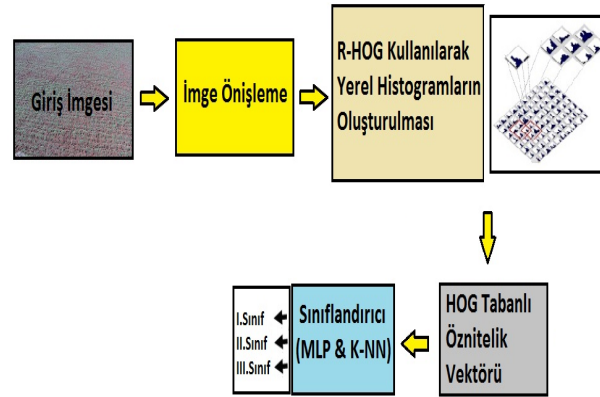
Şekil 5. HOG Temelli Öznitelik Vektörünün Oluşturulması

D. Sınıflandırma İşlemi

Sınıflandırma basamağında, örüntülerin özellik uzaylarına göre kendilerine en yakın sınıflara en az hata ile eşleştirilmesi hedeflenir [10]. Bu çalışmada diğer sınıflandırıcılara nazaran daha basit öğrenme yapısına sahip k- NN algoritması ve MLP yapay sinir ağları kullanılmıştır.

E. Toprak Nem Tahmini Sisteminin Mimarisi

Toprak nem tahmini için tasarlanan sistem yapısı Şekil 4’te gösterilmiştir. Sistem kapsamında önileme, öznitelik çıkarma ve sınıflandırma aşamaları yer almaktadır. Her imge için 9 tane R-HOG kullanılarak 9 yerel histogram oluşturulmuştur. Hücre başına 9 histogram bini olmak üzere toplam 3x3 hücreden elde edilen histogramlar birleştirilerek (9x9)=81 birim uzunluğunda oluşturulan vektör, her imge için bir öznitelik vektörü olarak kullanılmıştır. Bu öznitelik vektörleri daha sonra sınıflandırıcı girişlerine verilerek sistemden üç çıkış (Çok, Orta ve Az nemli) alınmıştır.



Şekil 4. Toprak nemi tahmini için tasarlanan sistemin genel yapısı

Tarımsal arazi imgelerinin sınıflandırılması için; k-NN ve MLP yöntemleri kullanılmış olup her bir yapının en iyi başarımına ulaşması için gerekli eğitim işlemleri yapılmıştır. Farklı k-NN ve MLP sınıflandırıcı yapılarının başarımları; doğru tespit edilen imge sayısının toplam imge sayısına oranı ile hesaplanmış ve elde edilen tüm başarım sonuçları III. bölümde sunulmuştur. Bu çalışmada Mardin tarımsal arazi imgelerine ait toplam 110 imge kullanılmış olup 22-fold çapraz doğrulama ile 110 örneğin dönüşümlü bir şekilde eğitim ve test veri setinde yer alması sağlanmıştır. Çapraz doğrulama sonucu elde edilen veri setinin 105 tanesi eğitim seti, geriye kalan 5 tanesi ise test seti için rastgele oluşturulmuştur. Bu işlem 22 defa tekrarlanıp her bir yapı için hesaplanan 22 başarım değerinin ortalaması tabloya aktarılmıştır. Başarım hesabı, sınıflandırıcının test sonuçları ile elde edilmesi gereken sonuçların eşleşmesi oranına göre yapılır (Eşitlik 6).

$$Başarım = \frac{(Doğru_saptanan_örüntü_sayısı)}{(Toplam_test_örüntü_sayısı)} \times 100 \quad (6)$$

3. UYGULAMA VE BAŞARIMLAR

Öznitelik parametreleri kullanılarak, farklı k-NN ve MLP sınıflandırıcılara ilişkin ortalama Başarım değerleri bu aşamada hesaplanmıştır. MLP sınıflandırıcısının farklı topolojileri için başarım bilgileri Tablo 1’de verilmiştir. MLP uygulamaları tek gizli katman üzerinden yapılmıştır. MLP ağ yapısı 81-n-3 olup, en iyi başarıyı sağlayacak yapının bulunabilmesi için n değeri değişken olarak ve [5-25] değer aralığında alınmıştır. MLP başarım değerlerine bakıldığında, Tablo 1’de görüldüğü gibi ortalama başarım [%80.00-%90.00] aralığında gözlemlenmiş ve en yüksek başarım ortalaması değerinin 81-7-3 ve 81-15-3 ağ topolojileri tarafından sağlandığı saptanmıştır.

MLP Ağ Yapısı	Eşlenen Ortalama	Ortalama Başarım
81-5-3	(4/5)	% 86.36
81-6-3	(4/5)	% 83.65
81-7-3	(5/5)	% 90.00
81-10-3	(5/5)	% 89.09
81-15-3	(5/5)	% 90.00
81-20-3	(4/5)	% 84.55
81-25-3	(5/5)	% 80.00

Tablo 1. Farklı MLP ağ sınıflandırıcısının başarım değerleri. Ağırlıklar (0,1) aralığında rastgele belirlenmiş, öğrenme faktörü 0.8, momentum katsayısı 0.5 ve tüm katmanlarda aktivasyon fonksiyonu olarak tansig kullanılmıştır.

K-NN sınıflandırıcısının farklı komşu (k) sayıları için başarım bilgileri Tablo 2’de verilmiştir. Bu sınıflandırıcıda, k [1-10] değer aralığında alınıp, her bir yapının ortalama başarım değeri sunulmuştur. Farklı k-NN yapılarına bakıldığında, Tablo 2’de görüldüğü gibi ortalama başarım [%84.55- %92.73] aralığında gözlemlenmiş ve elde edilen **% 92.73** ortalama başarım ise modeller içerisinde en yüksek değeri teşkil etmiştir.

Komşu Sayısı (k)	Eşlenen Ortalama Örüntü Oranı	Ortalama Başarım
1	(5/5)	% 92.73
2	(5/5)	% 92.73
3	(5/5)	% 87.27
4	(4/5)	% 87.27
5	(4/5)	% 84.55
6	(4/5)	% 84.55
7	(4/5)	% 84.55
8	(4/5)	% 86.36
9	(4/5)	% 86.36
10	(4/5)	% 85.45

Tablo 2. k-NN sınıflandırıcı ortalama başarımı.

4. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada, tarımsal alandan elde edilen imge dokuları ve yerel toprak nem ölçümleri arasında bir ilişki saptanmış ve saptanan ilişkiye dayalı olarak toprak neminin tahmini sağlanmıştır. Literatürde, HOG algoritması tarımsal alan imgelerine ilk kez bu çalışmada uygulanmış olup uygulama sonucunda %92.73’lük yüksek bir başarım gözlemlenmiştir. Aynı zamanda bu çalışma, TÜBİTAK tarafından desteklenen “Dicle Nehri Havzasında toprak nem ölçümleri ile Radar İmgeleri arasındaki ilişkiyi saptama ve bu ilişkiye dayalı

Toprak Neminin Tahmini” isimli projemiz için de bir başlangıç olmuştur.

5. TEŞEKKÜR

Bu çalışma İTÜ-UHUZAM ve TAGEM eş yürütücülüğünde ve DPT desteği ile gerçekleştirilen “Tarımsal İzleme ve Bilgi Sistemi” projesi kapsamında elde edilen veriler kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

KAYNAKÇA

- [1] H. S. Srivastava, P. Patel, Y. Sharma, et R. R. Naval Gund, “Large-area soil moisture estimation using multi-incidence angle RADARSAT-1 SAR data”, *Geosci. Remote Sens. IEEE Trans. On*, vol. 47, no 8, p. 2528-2535, 2009.
- [2] M. Zribi, A. Chahbi, M. Shabou, Z. Lili-Chabaane, B. Duchemin, N. Baghdadi, R. Amri, et A. Chehbouni, “Soil surface moisture estimation over a semi-arid region using ENVISAT ASAR radar data for soil evaporation evaluation.”, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, vol. 15, no 1, 2011.
- [3] N. Baghdadi, S. Gaultier, et C. King, “Retrieving surface roughness and soil moisture from SAR data using neural networks.”, in *Retrieval of Bio-and Geo-Physical Parameters from SAR Data for Land Applications*, 2002, vol. 475, p. 315-319.
- [4] El-Hajj, M.; Baghdadi, N.; Belaud, G.; Zribi, M.; Cheviron, B.; Courault, D.; Charron, F. "Soil moisture retrieval over grassland using X-band SAR data", *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2014 IEEE International, On page(s): 3638 – 3641.
- [5] Buttrey, S. and Karo, C. 2001. Using k-nearest-neighbor classification in the leaves of a tree. *Computational Statistics & Data Analysis*, 40 (2002) 27-37.
- [6] Li, X., Nie, P., Jun, Z. and He, Y. 2011. Using wavelet transform and multi-class least square support vector machine in multi-spectral imaging classification of Chinese famous tea. *Expert Systems with Applications* 38(9):11149-11159.
- [7] N. Dalal and B. Triggs "Histograms of oriented gradients for human detection", *Proc. IEEE Computer Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp.886-893 2005.
- [8] R. Kadota and H. Sugano "Hardware architecture for HOG feature extraction", *Proc. 5th Int. Conf. Intell. Inf. Hiding Multimedia Signal*, pp.1330-1333 2009
- [9] O. Ludwig, D. Delgado, V. Goncalves, and U. Nunes, 'Trainable Classifier-Fusion Schemes: An Application To Pedestrian Detection,' In: *12th International IEEE Conference On Intelligent Transportation Systems*, 2009, St. Louis, 2009. V. 1. P. 432-437.
- [10] Acar, E. and Özerdem, M.S., “Image Classification of Kiziltepe cropland by using Gabor Wavelet Transform”, *20th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, On page(s): 1 – 4, Muğla, 2012.