

MULTİSPEKTRAL UYDU GÖRÜNTÜLERİNDE EĞİTMENSİZ ARAZİ ÖRTÜSÜ VE KULLANIMI SINIFLANDIRMASI

UNSUPERVISED LAND USE – LAND COVER CLASSIFICATION FOR MULTISPECTRAL IMAGES

Ulya Bayram¹, Gülcan Can², Barış Yüksel³, Şebnem Düzgün⁴, Neşe Yalabık⁵

1. Elektrik Elektronik Mühendisi
C3S Ltd. Şti.
ulyabayram@alumni.bilkent.edu.tr

2. Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
Orta Doğu Teknik Üniversitesi
gulcan.can@metu.edu.tr

3. Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
Orta Doğu Teknik Üniversitesi
bayuksel@havelan.com.tr

4. Maden Mühendisliği Bölümü
Orta Doğu Teknik Üniversitesi
duzgun@metu.edu.tr

5. Yalabık Muhendislik
nyalabik@yalabikmuhendislik.com

ÖZETÇE

Bu bildiriye yapılan çalışmada multispektral uydu görüntülerinde arazi örtüsü ve kullanımı sınıflandırması yapılmıştır. Başlangıçta bu sınıflandırma için üç aşamalı ve piksel bazlı bir tanıma algoritması kullanılmıştır. İlk aşamada su alanları sınıflandırılmış, bu sınıflandırmada kızılötesi bandı deneysel dağılım serimi kullanılmıştır. İkinci aşamada bütünleşik bitki örtüsü indeksi ile yeşil alanlar ve üçüncü aşamada Gabor filtresi kullanılarak insan yapısı bölgeler sınıflandırılarak geri kalan bölgelerden ayrılmıştır. Piksel bazlı sınıflandırmadan sonra başarı oranını arttırmak için sonuçlar "meanshift algoritması"yla bulunan bölütleme sonuçları her bölüt için düzgün dağılım testi uygulanmıştır. Düzgün dağılım testini geçen bölütler o sınıfa atanmış, diğer bölütler için ise piksel bazlı sonuçlar geçerli olmuştur. Bu çalışmadan çıkan sonuçlar benzer çalışmalarla karşılaştırıldığında başarılı bulunmuştur.

ABSTRACT

In this paper, land use/land cover classification of multispectral imagery with unsupervised approaches are presented. Primarily, a pixel based recognition algorithm is applied in three stages. At the first stage, water bodies are classified by using the NIR band histogram. At the second stage, combination of several vegetation indices are used to locate vegetation and at the third stage, by using Gabor filter man-made structures are classified and the unclassified fields are left. Following in order to increase the success rate, pixel based classification results are combined with meanshift segmentation results and a homogeneity test is applied for each segment. The segments that passed the homogeneity test are classified to corresponding class and for the rest, pixel based results are assigned. Compared to the similar works, this approach gives successful results.

1. GİRİŞ

Artan insan nüfusuyla doğru orantılı olarak arazi örtüsü ve kullanımı bilgisi değişmektedir. Bu değişimi kontrol altına alabilmek için gelişen teknolojiyle birlikte uydu görüntüleri kullanılmaktadır. Değişim kontrolünün kolaylaştırılması için literatürde çeşitli çalışmalar yapılmakta, arazi örtüsü ve kullanımı değişen algoritmalarla eğitilmiş veya eğitimsiz şekilde sınıflandırılmaktadır. Bu çalışmada arazi örtüsü ve kullanımı sınıflandırması için hız ve başarı gözetilerek farklı yöntemler birlikte kullanılmış ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

Literatürde arazi örtüsü ve kullanımı sınıflandırması üzerine yapılan çalışmalarda genelde eğitmenli yöntemler kullanılmıştır. Kabir ve He [1] çalışmasında dokusal öznelik olarak gri düzeyli birliktelik matrisi (GLCM) kullanmışlar, daha sonra en büyük olasılıklık (Maximum Likelihood) sınıflandırıcısıyla eğitilmiş arazi örtüsü ve kullanımı sınıflandırması yapmışlardır. Ning ve Bingfang [2] çalışmasında öznelik olarak Ayrık Dalgacık Dönüşümü (Discrete Wavelet Transform) ve sınıflandırma için ise eğitmenli Destek Vektör Makinesi (Support Vector Machine) kullanmışlardır. Piksel tabanlı bu yöntemler başarılı sonuçlar vermekle birlikte eğitim verisine ihtiyaç duymaktadırlar.

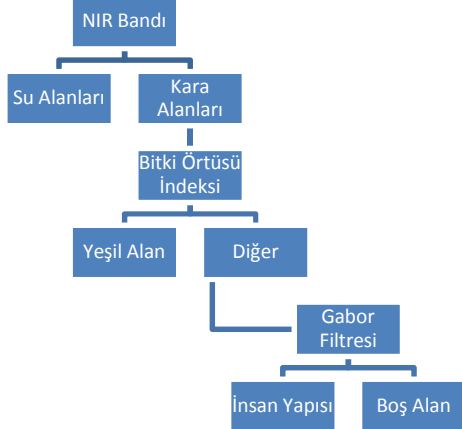
Hız ve eğitmenli yöntemlere benzer başarı oranları vermesi göz önüne alındığında bu çalışmada eğitimsiz yöntemler üzerinde çalışılmaya karar verilmiştir. Arazi örtüsü ve kullanımı sınıflandırmak için literatürde birçok farklı eğitimsiz yöntem bulunmakla birlikte su alanlarının sınıflandırılmasında yakın kızılötesi bandında düşük yansıma almak önemli olmaktadır [3]. Bitki örtüsü alanlarının sınıflandırılması için ise literatürde en çok kullanılan yöntemler NDVI ve SR'dir [4]. İnsan yapısı bölgelerin sınıflandırılmasında Karathanassi [5] binaların yoğunluk bilgisini kullanmış, bu çalışmada binaların doku bilgisi ve bölütleme algoritması kullanmıştır; fakat yönteminde elle parametre girilmesi gerekmektedir. Benzer bir çalışmada Sırmaçek ve Ünsalan [6] gri ölçek İkonos görüntülerinde yerleşim bölgelerinin sınıflandırılması için SIFT ve grafik teorisini kullanmışlardır. Bu yöntem başarılı olmakla birlikte yüksek hesaplama maliyeti ve süresi gerektirmektedir [7]. Bu

sebeplerden dolayı bu çalışmada su alanlarının bulunması için NIR bandı deneysel dağılım serimi kullanılmış, bitki örtüsünün sınıflandırılması için en başarılı bitki örtüsü indisleri kullanılıp aralarından en başarılı olanı bulmak için ilk parça analizi (PCA) uygulanmış ve yerleşim yerlerinin sınıflandırılması için Gabor filtresi ile yerel anahtar noktaların bulunması yöntemi kullanılmıştır.

Piksel bazlı çalışmalar başarılı sonuçlar verebilmekle birlikte ilerleyen çalışmalarda nesne tabanlı ve hibrid yaklaşımların daha başarılı sonuçlar verdikleri ortaya çıkmıştır [8]. Bu nedenle bu çalışmada piksel tabanlı sınıflandırma yapıldıktan sonra sonuçlar "meanshift algoritması"ndan alınan bölütleme sonuçlarıyla birleştirilerek her bir bölüt için piksel bazlı sınıflandırma üzerinde düzgün dağılım testi yapılmakta ve sonuç olarak bu test sonucu dönülmektedir. Bu çalışmada izlenen yöntemlerin daha ayrıntılı açıklaması ilerleyen başlıklarda açıklanmaktadır.

2. İZLENEN YÖNTEMLER

Bu çalışmada algoritma geliştirme sürecinde Şekil 1'deki ağaç yapısı dayanak alınmıştır. Buna göre öncelikle su alanları bulunarak görüntülerde su ve kara ayrımı, daha sonra bulunan kara bölgelerinde bitki örtüsü sınıflandırması yapılacaktır. Sınıflandırmada başarısız olan bölgelerde ise yerleşim yeri sınıflandırması yapılacaktır. Yerleşim yeri olarak sınıflandırılmayan bölgeler ise boş alanlara ait olmaktadır. Ağaç yapısına göre piksel bazlı eğitimsiz sınıflandırma yapıldıktan sonra başarıyı artırmak için sınıflandırma sonuçları "meanshift bölütleme" sonucuyla birleştirilmekte ve her bir bölüt için düzgün dağılım testi uygulanmaktadır. Alt başlıklarda izlenen yöntemler ayrıntılarıyla anlatılmaktadır.



Şekil 1:Kullanılan ağaç yapısı

2.1. Su ve Kara Ayrımı

Uydu görüntülerinde, suya karşılık gelen değerlerin yakın kızıl ötesi (NIR) renk bandında düşük yansımaya değerleri verdiği bilinmektedir [3]. Bu bilgi doğrultusunda, su alanlarının, yakın kızıl ötesi bandında diğer alanlardan doğrusal olarak ayrılabilceği düşünülmektedir. Bu noktada çözülmesi gereken sorun, yakın kızıl ötesi bandında suyu ayırabilecek en uygun eşik değerinin bulunmasıdır. Suyun diğer alanlardan ayrılmasındaki bir diğer sıkıntı ise su ve kara üzerindeki gölge alanlarının yakın kızıl ötesi renk bandında benzer yansımaya değerlerine sahip olmasıdır. Fakat her ne kadar gölge alanları, su alanları ile benzer yakın kızıl ötesi yansımaya değerlerine sahip olsalar da, biçimbilimsel yöntemler ve bağlantılı bileşen analizi ile karadaki gölge alanları ayıklanabilir.

Suyu ayıran en uygun eşik değerinin bulunması için, ilk olarak kızıl ötesi renk bandı üzerinden deneysel dağılım serimi çıkarılmıştır. Ardından bu deneysel dağılım seriminin soldan ilk yerel zirve noktası bulunmuş, ve bu zirvenin su alanlarına karşılık geldiği varsayılmıştır. Zirve noktasından sonraki ilk yerel minimum noktası, en uygun eşik değeri olarak işaretlenmiş ve yakın kızıl ötesi bandında eşikleme, bu değer üzerinden yapılmıştır.

Çıkarılan deneysel dağılım seriminin en iyi olmayan yerel noktalara takılmaması için, farklı bölme (deneysel dağılım serimi bin) sayılarında deneysel dağılım serimi çıkarılıp üst üste oturtulmuştur. Bu sayede, yüksek seviyede daha pürüzsüz bir deneysel dağılım serimi (olasılık yoğunluk fonksiyonu) elde edilmiştir.

Deneylerde 50, 100 ve 200 bölmelik deneysel dağılım serimlerinin üst üste oturtulması sonucu çıkan bütünleşik deneysel dağılım serimi kullanılmıştır.

2.2. Bitki Örtüsü Ayrımı

Kırmızı reflektansı yeşil yapraklardaki pigmentler (klorofiller) ışığı emdikçe azalmaktadır. NIR bandında da yaprak katmanları arttıkça da, yapraklardaki hücre duvarlarının NIR enerjisini yansıtması sebebiyle, ışıma yukarı saçılmaktadır [9]. Bu nedenle uzaktan algılama verilerinde yeşil bitki örtüsü sınıflandırılmasında en çok R ve NIR bantları kullanılmaktadır [4]. Bitki örtüsü indisleri genelde benzer formüllere sahip olmakla birlikte her biri bitki örtüsünün seyrek olduğu bölgelerde farklı sonuçlar verebilmektedir. Bu nedenle sadece NDVI ya da SR indeksini kullanmak yerine bu çalışmada Tablo 1'de görülen tüm indeksler kullanılmıştır.

Tablo 1: Kullanılan bitki örtüsü indisleri [4]

Indis	Formül	Tanım
SR	ρ_{NIR} / ρ_R	NIR/R yansımaya oranı.
NDVI	$(\rho_{NIR} - \rho_R) / (\rho_{NIR} + \rho_R)$	Normalize fark bitki örtüsü indisi.
SAVI	$\frac{(\rho_{NIR} - \rho_R)(1 + L)}{(\rho_{NIR} + \rho_R + L)}$ L = a correction factor	Toprak ışımasına göre ayarlanmış bitki örtüsü indisi. L=0.3
RDVI	$(\rho_{NIR} - \rho_R) / (\rho_{NIR} + \rho_R)^{1/2}$	Yeniden normalize edilmiş fark bitki örtüsü indisi.
MSR	$\frac{(\rho_{NIR} / \rho_R - 1)}{(\rho_{NIR} / \rho_R)^{1/2} + 1}$	Değiştirilmiş basit oran.
NDVI*SR	$\frac{(\rho_{NIR}^2 - \rho_R)}{(\rho_{NIR} + \rho_R^2)}$	NDVI ve SR'nin iyi taraflarını birleştirmeyi

		hedefler.
SAVI*SR	$\frac{(\rho_{NIR}^2 - \rho_R)}{(\rho_{NIR} + \rho_R + L)\rho_R}$	SAVI ve SR'nin iyi taraflarını birleştirmeyi hedefler.

Her bir indeksin verdiği sonuç veriye ve çözünürlüğe göre değiştiğine göre her bir sonuçtan faydalanmak adına bu çalışmada aynı veri için çıkan her bir indeks sonucu öznelilik vektörüne çevrilmiş, daha sonra bu öznelilik vektörleri birleştirilip ilk parça analizinden (PCA) geçirilerek en başarılı ilk sonuç alınmıştır. Böylece her veride en başarılı sonuç elde edilmiştir.

2.3. İnsan Yapısı Bölgelerin Ayırımı

Literatürde insan yapısı bölgelerin otomatik bulunması üzerine girişte de anlatıldığı üzere birçok çalışma bulunmaktadır. Sırmaçek ve Ünsalan [7] çalışmalarında hem eğitimsiz hem de başarılı sonuçlar veren bir yöntem üzerinde çalışmışlardır. Kullanılan yöntemde göre Gabor filtresi kullanarak uzamsal bina karakteristiği çıkartılmış daha sonra bu çıktı üzerinden yapılan işlemlerle yerleşim bölgesi aday bölge işaretlenmiştir. Başarı oranları ve hız göz önüne alınınca bu çalışmada bu yöntem kullanılmaya uygun görülmüştür.

Yerleşim bölgesi sınıflandırması için bu çalışmada 4 bantlı görüntü öncelikle 3x3'lük median filtre ile filtrelenerek gürültülerden arındırılmış, daha sonra her bir bantına 8 farklı yönde Gabor filtresi uygulanmıştır. İki boyutlu Gabor filtresi bir Gauss fonksiyonu ile üstel bir fonksiyonun çarpımı ile ifade edilebilir [7]:

$$g(x, y, \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(i\left(2\pi\frac{x'}{\lambda} + \psi\right)\right) \quad (1)$$

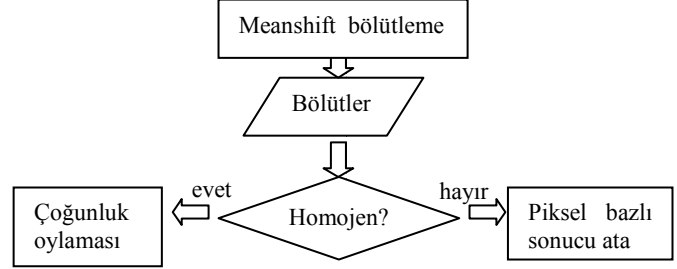
$$\begin{aligned} x' &= x \cos \theta + y \sin \theta \\ y' &= -x \sin \theta + y \cos \theta \end{aligned}$$

Filtreleme işlemi (1) formülü ile görüntünün evriştirilmesi ve gerçel kısmın alınması ile gerçekleşir. Bu çalışmada görüntünün her bandı 8 farklı yönde, yani 8 farklı \square değeri ile Gabor filtresi uygulandıktan sonra sonuçlar birleştirilmiş, daha sonra da yerel maksimum noktaları 8 komşuluk için kontrol edilip bulunmuştur. Bu işlemden sonra en başarılı yerel anahtar noktaları bulmak için Otsu yöntemi ile eşikdeğeri verilmiş ve ikili imge (binary image) elde edilmiştir. Bu sonuç üzerinde morfolojik operatörler kullanarak bina köşelerinde ve kenarlarında çıkan anahtar noktaların birleşerek tüm binaları ifade etmesi sağlanmıştır ve bu işlemden sonra da bağlantılı bileşen analizi (connected component) yapılarak her bir bileşenin incelenmesine olanak sağlanmıştır. Her bir bileşenin ağırlığı hesaplandıktan sonra 20 olarak belirlenen ağırlıktan fazla ağırlığa sahip bileşenler sonuç olarak verilmiştir. Eğitimsiz olması ve hızı göz önüne alınırsa bu yöntem yerleşim bölgelerinin bulunmasında oldukça başarılı sonuçlar vermiştir.

2.4. Bölütleme ve Çakıştırma

Nesne tabanlı yaklaşımların temelinde görüntüyü belirli veya değişken büyüklükte bölgelere ayırıp bunlar üzerinde sınıflandırma yapmak yatmaktadır. Hibrit yaklaşımlar, hem nesneye dayalı hem de piksele dayalı sınıflandırmayı bir araya

getirip ikisinin avantajlarından da yararlanmayı hedefler. Bu çalışmada üç spektral bant (R-G-B) üzerinde çalışan mean-shift bölütleme algoritması uygulanmıştır [10]. Elde edilen bu bölütleri sınıflarken, piksele dayalı elde edilen sonuçlar ve her bir segmentin gri-düzyerli birliktelik matrisinden çıkarılan düzgün dağılım kriterini geçip geçemediği göz önünde bulundurulmuştur. Sınıflandırmaya son şeklini veren bu işleyiş aşağıdaki tabloda özetlenmiştir.



Şekil 2: Bölüt ve piksele dayalı sınıflandırma prosedürü

Düzyerli dağılım kriterinde eşik değerine karar verme sorunu Otsu'nun eşik değeri bulma yöntemiyle çözülmüştür. Bu kıstası aşan her bölütü sınıflarken çoğunluk oylamasına gidilir. Bölüt içindeki piksellere atanan sınıflar incelenir ve en sık geçen sınıf tüm bölüte atanır. Eğer bölüt düzyerli dağılım kıstasını aşamazsa o bölütteki piksellere atanan sınıflandırma değerleri olduğu gibi bırakılır. Böylece bölüt ve piksel bazlı sınıflandırma sonuçları çakıştırılır ve sınıflandırma son haline getirilir.

3. SONUÇLAR

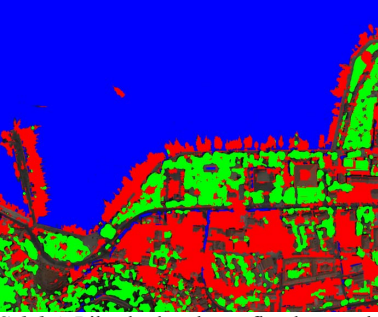
Bu çalışmada arazi örtüsü ve kullanımı sınıflandırmasında genel kabul görmüş eğitimli yöntemler yerine eğitimsiz yöntemler ile benzer derecede ve daha az maliyete sonuç alınabileceği gösterilmiştir. Kullanılan yöntemler otomatik ve etkin eşik değeri seçmekte, eğitime verisi gerektirmemekte, dolayısıyla hızlı ve başarılı sonuçlar vermektedir.

Veri için multispektral 4 metre çözünürlükteki QUICKBIRD verileri kullanılmış, performans testi için karışma matrisi yöntemi uygun görülmüştür. Şekil 2'deki 880x1100 boyutlarındaki 4 metre çözünürlüklü görüntü üzerinde çalışılmış ve sonuçlar aşağıdaki gibi sunulmuştur.

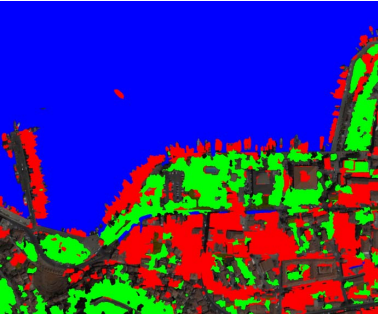


Şekil 3: a) Orijinal görüntü b) Meanshift bölütleme çıktısı.

"Meanshift bölütleme algoritması"nda öznelilik bant aralığı = 3, renk bant aralığı = 3.5 ve minimum piksel sayısı = 50 parametreleriyle çalıştırılmıştır. Bölütleme çıktısını görsellemek için her bölütün ortalama değeri o bölütün tüm piksellere atanmıştır.



Şekil 4: Piksele dayalı sınıflandırma çıktısının görseli



Şekil 5: Birleştirilmiş sınıflandırma çıktısının görseli

Tablo 2: Piksel sonuçları için Karışma Matrisi

Asıl Sınıflandırılan \	Su	Yeşil alan	İnsan yapısı	Boş alan	Başarı yüzdesi
Su	495	0	1	4	99.0
Yeşil alan	0	89	4	35	69.5
İnsan yapısı	6	13	112	64	57.4
Boş alan	0	13	61	103	58.2

Tablo 3: Birleştirilmiş sonuçlar için Karışma Matrisi

Asıl Sınıflandırılan \	Su	Yeşil alan	İnsan yapısı	Boş alan	Başarı yüzdesi
Su	454	0	2	3	98.9
Yeşil alan	0	109	8	23	77.9
İnsan yapısı	2	8	104	36	69.3
Boş alan	0	27	94	130	51.8

Elde edilen performans değerleri hem piksel bazlı sınıflandırma hem de birleştirilmiş sınıflandırma sonuçları için karışma matrisi ile sırasıyla Tablo 2 ve Tablo 3'te ifade edilmiştir. Bu sonuçlar, 10 set 100 rastgele belirlenen noktanın doğrulama verisiyle karşılaşmasından elde edilmiştir. Ayrıca her bir sınıf için başarı yüzdeleri bulunmuş ve iki yöntem için genel başarı yüzdeleri sırasıyla % 71.03 ve %74.5 olarak hesaplanmıştır.

Bölütleme ile birleştirme sonucu başarı oranı artmıştır. Sonuçlar incelendiğinde su sınıflandırmasında performans %100'e yakinken, insan yapısı ve boş alan sınıflarında karışmalar yaşandığı gözlenmiştir. Ancak, düşük performans değerlerinde doğrulama verisindeki karışıklıkların da etkisi olmaktadır.

İlerleyen çalışmalarda, boş alanların ve insan yapısı alanların ayrımında iyileştirmeler üzerinde çalışılacaktır. Ayrıca boş alanların ve yeşil alanların kayalık, toprak; orman, yeşil tarım alanı gibi alt sınıflarının da ayırt edilebilmesi hedeflenmektedir. Sınıflandırma ağacında aşağı inildikçe ayırt edilmesi zor hedefler için eğitim içeren sınıflandırma da eklenerek başarı oranlarının artırılması amaçlanmaktadır.

4. KAYNAKÇA

- [1] S. Kabir and D. He, "Texture Analysis of IKONOS satellite imagery for urban land use and land cover classification," *The Imaging Science Journal*, vol. 58, pp.163-170, 2010.
- [2] Z. Ning and W. Bingfang, "Wavelet-SVM Classifier based on Texture Features for Land Cover Classification," *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering* 7285, art. no. 72850K, 2008.
- [3] Bowker, D.E., R.E. Davis, D.L. Myrick, K. Stacy, and W.T. Jones, *Spectral Reflectances of Natural Targets for use in Remote Sensing Studies*, NASA Ref. Pub., 1139, 1985.
- [4] Gong, P., Pu, R., "Estimation of Forest Leaf Area Index Using Vegetation Indices Derived From Hyperion Hyperspectral Data", *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol.41, no.6, pp. 1355- 1362, June 2003.
- [5] V. Karathanassi, C. Iossifidis, and D. Rokos, "A texturebased classification method for classifying built areas according to their density," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 21, no. 9, pp. 1807-1823, 2000.
- [6] B. Sırmaçek and C. Ünsalan, "Urban area and building detection using SIFT keypoints and graph theory," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, no. 4, pp. 1156-1167, 2009.
- [7] Sırmaçek, B., Ünsalan, C., "Urban Area Detection Using Local Feature Points and Spatial Voting," *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, vol.7, no.1, pp.146-150, Jan. 2010.
- [8] G.G. Wilkinson, "Results and implications of a study of fifteen years of satellite image classification experiments," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol.43, no.3, pp. 433- 440, March 2005.
- [9] K. S. Fassnacht, S. T. Gower, M. D. Mackenzie, E. V. Nordheim, and T. M. Lillesand, "Estimating the leaf area index of north central Wisconsin forests using the Landsat thematic Mapper", *Remote Sensing of Environment*, vol. 61, issue 2, pp. 229-245, 1997.
- [10] Edge Detection and Image Segmentation (EDISON) System
<http://coewww.rutgers.edu/riul/research/code.html>