

Bina Örüntüleri Kullanarak Kentleşme Modellemesi

Modeling Urbanization Using Building Patterns

Emel Doğrusöz, Selim Aksoy

Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Bilkent Üniversitesi, Bilkent, 06800, Ankara

{emelkaya, saksoy}@cs.bilkent.edu.tr

Özetçe

Binaların otomatik sezimlenmesi ve uzamsal dağılımlarının modellenmesi kentleşme uygulamalarına çok gerekli ve yararlı bilgiler sağlamaktadır. Bu bildiri, uzamsal bina örüntülerini kullanan kentleşme modelimizi açıklamaktadır. Binaların sezimi spektral bilginin Bayes sınıflandırılması ile yapılır. Binalar tek tek bulunduktan sonra doku öğeleri olarak kullanılıp, eş oluşlarına dayalı uzamsal bölge öznitelikleri ve Fourier spektrum tabanlı frekans bölgesi öznitelikleri ile belirli yönlerdeki tekrarlılık ve dönemlilik bilgileri modellenir. Bu öznitelikler görüntülerdeki komşulukları organize (düzenli) ve organize olmayan (düzensiz) şeklinde sınıflandırmak için kullanılır. Yüksek çözünürlüklü İkonos görüntüleriyle yapılan deneyler önerilen tekniğin, kentsel sahnelerin otomatik bölütlenmesi ve kentsel büyüme ile ilgili değerli bilgilerin çıkartılması için kullanılabileceğini göstermiştir.

Abstract

Automatic extraction of buildings and modeling of their spatial arrangements provide essential information for urban applications. This paper describes our work on modeling urbanization using spatial building patterns. Building detection is done using Bayesian classification of multi-spectral information. The individual buildings are used as textural primitives, and co-occurrence based spatial domain features and Fourier spectrum-based frequency domain features are used to model their repetitiveness and periodicity at particular orientations. These features are used to classify image neighborhoods as organized (regular) and unorganized (irregular). Experiments with high-resolution İkonos imagery show that the proposed technique can be used for automatic segmentation of urban scenes and extraction of valuable information about urban growth.

1. Giriş

Uydu görüntülerinin uzamsal çözünürlüklerinin artması yeni çalışmaların yapılmasına olanak sağlamış fakat aynı zamanda kentsel uygulamalara yeni zorluklar da getirmiştir. Önceki çalışmaların birçoğu kentsel alanları tanımlarken bina yoğunluğu bilgisini kullanmıştır [1]. Bu tanımlama, kentselleşme kontrolü ve



(a) Düzenli (organize)

(b) Düzensiz (organize olmayan)

Şekil 1: Örnek bina örüntüleri.

değişim sezimi çalışmaları açısından önemlidir, çünkü hızlı büyüyen şehirler, sıkça, organize olmayan kentsel büyüme, hatta yeşil alanların tahribi ve çevreye ciddi olumsuz etkilerle sonuçlanan kontrolsüz ve yasadışı büyüme ile karşı karşıya kalmaktadır.

Görüntülerde kentsel sahnelerin karmaşıklığı yeni tekniklerin geliştirilmesini gerektirmektedir çünkü geleneksel piksel tabanlı sınıflandırma yöntemleri bina gibi nesneleri ve bu nesnelerin kentsel bir ortamda yapılanmaları gibi bilgileri modelleyememektedir. Alternatif teknikler, uzamsal örüntülerin kestirimi için komşulukların doku özniteliklerinin histogramlarını kullanmakta [2] ya da sahnelerin kırsal, yerleşim alanı ve kentsel şeklinde sınıflandırılması için doğru parçalarının çizgesel özelliklerini [3] modellemektedir.

Bu çalışmamız, uydu görüntülerinde binaların bulunması ve bu binaların görüntüdeki uzamsal düzenlerinin doku tabanlı modellenmesini içermektedir [4]. Bu modellemede, her bir bina bir doku öğesi (texture element) olarak alınmış, eş oluşum matrislerinden çıkarılan istatistikler ve Fourier tabanlı frekans bilgileri kullanarak bu öğelerin belli bir yönelimde önemli (periodic) bir yapı oluşturma durumunu niteleyen öznitelikler geliştirilmiştir. Bu çalışmada ilgilendiğimiz uzamsal düzen, Şekil 1'de de görüldüğü gibi organize olan veya olmayan bina gruplarını temsil eden düzenli ve düzensiz örüntülerdir. Bu örüntülerden ilki planlı imarlaşmış kent bölgelerini, diğeri ise organize olmamış ve hatta kanun dışı yerleşimlerden etkilenmiş alanları temsil etmektedir.

Makalenin geri kalanı şu şekilde organize edilmiştir. 2. bölümde binaların nasıl sezimlendiği açıklanmıştır. 3. bölümde bina örüntülerini modellemek için önerilen yaklaşım sunulmaktadır. 4. bölümde ana görüntüden alınan pencerelerin bu model-

Bu çalışma TÜBİTAK KARIYER 104E074 ve European Commission Sixth Framework Programme Marie Curie International Reintegration Grant MIRG-CT-2005-017504 numaralı projeler tarafından desteklenmiştir.

ler kullanılarak sınıflandırılması açıklanmaktadır. 5. bölümde Ankara'ya ait 3 İkonos görüntüsü ile yapılan deneyler sunulmaktadır. Çalışma 6. bölümde özetlenmektedir.

2. Bina Sezimi

Bu alandaki çalışmalarda, sadece binaların sezimi amacıyla onların spektral, ayırıt ve şekil özelliklerini kullanan teknikler bulunmaktadır. Bizim bu bildirideki amacımız binaların düzenini değerlendiren ölçümler geliştirmek olduğu için öncelikle binaların tek tek sezimi için basit bir dedektör geliştirdik. Bu dedektör, İkonos görüntülerinin RGB bantları üzerinde eğitilmiş iki sınıflı Bayes sınıflandırıcısıdır. Sınıf koşullu dağılım olarak "bina" sınıfı için 3 bileşenli, "diğer" sınıfı için 6 bileşenli Gauss karışımı kullanılmıştır.

Sınıflandırma sonucunda ortaya çıkan ikili haritadan yanlış pozitifleri elemek için öncelikle çapı 5 piksel olan disk yapısal öğesi (structuring element) ile geri çatılma ile biçimbilimsel açma işlemini kullanarak küçük gürültü piksellerini temizledik. Sonra, alanı $50 m^2$ 'den küçük ve $6000 m^2$ 'den büyük bağlantılı bileşenleri çıkarttık. Alanlar için belirlenmiş bu eşik değerlerini, deneylerde binaların boyutlarını ve yanlış pozitifleri inceleyerek belirledik.

3. Bina Örüntülerinin Modellenmesi

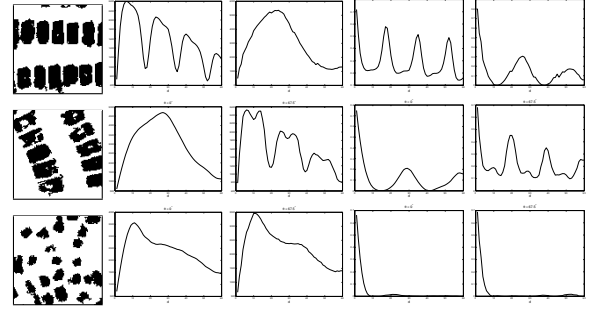
Bina gruplarının bulunması, bölge tabanlı analiz gerektirir fakat bölütleme teknikleri genellikle bölgelerin bir örnek öznitelik dağılımından oluştuğunu varsayar ve birden çok nesne (bina) ve zemin (ağaçlar, çim, yollar, vs.) içeren alanları birarada modelleyemez. Bu nedenle, görüntüleri çakışmayan pencerelere bölmek ve her bir pencereyi tek başına analiz etmek görüntü bölütlemeye alternatif bir yaklaşım olmuştur [2, 3].

Dokunun, nesneler ve sahneleri bulmada ve sınıflandırmada önemli bir görsel öznitelik olduğu bilinmektedir. Doku, birim elemanları olarak doku öğeleri ve bu öğelerin birbirleriyle ilişkisi ve organizasyonunun incelendiği komşuluklar ile tanımlanır. Fakat, doku öğelerinin tanımı ve sezimi önemli bir problem olagelmıştır. Bu nedenle genellikle pikseller dokunun birim öğeleri olarak kullanılmış ve piksel komşulukları için öznitelikler çıkarılmıştır. Biz bu çalışmada binaları birim öğeleri olarak kullanıyor ve dokunun uzamsal ve frekans bölgelerindeki öznitelikleri ile onların uzamsal dağılımını tanımlıyoruz. Aşağıda bu özniteliklerin detayları açıklanmaktadır.

3.1. Uzamsal Bölgede Dönemlilik Analizi

Çeşitli karşılaştırmalı çalışmalar, eş oluşum matrislerinden çıkarılmış özniteliklerin doku analizinde çok etkili olduğunu göstermiştir [5]. Genel anlamda eş oluşum, görel frekansların bir matriste belirlenmesidir. Görel frekans $P(i, j; d, \theta)$, görüntüdeki, birbirinden d uzaklığı ve θ açısı ile ayrılmış i özelliğine sahip doku öğesi ve j özelliğine sahip diğer bir doku öğesi arasındaki ilişkiyi temsil eder.

Eş oluşum matrislerinde yer alan bilgileri kullanmak amacıyla türdeşlik, zıtlık, organize yapı ve karmaşıklık gibi dokusal kimliği ölçen 14 tane istatistiksel öznitelik tanımlanmıştır [6]. Connors ve Harlow [7], bu 14 öznitelik içinden zıtlığın yerel olarak en küçük olanının belirtilen bir yöndeki dönemliliği bulmak için kullanılabileceğini göstermiştir. Zucker ve Terzopo-



Şekil 2: Örnek bina örüntüleri (1. sütun), 0 ve 67.5 derece için zıtlık öznitelikleri (2. ve 3. sütunlar), 0 ve 67.5 derece için χ^2 öznitelikleri (4. ve 5. sütunlar). İlk iki sıra organize komşuluklara örnekken 3. sıra rastgele dağılıma örnektir. Öznitelik çizimlerinde x koordinatları 1–60 arası piksel uzaklığına denk gelir.

ulos [8] pikseller arası belirli bir uzaklık ve yöndeki yapıyı ölçmek için χ^2 (chi-square) istatistiğini tanımlamıştır. Starovoitov [9] dönemlilik analizi için 22 eş oluşum tabanlı özniteliği kıyaslamış ve bunlardan yedi tanesinin bu amaçta başarılı olduğu sonucuna varmıştır.

Biz, bu çalışmada dönemlilik ve yönselliği sezimlemek amacıyla zıtlık ve χ^2 özniteliklerini kullanıyoruz. Binaların 1, bina dışındaki her şeyin 0 ile temsil edildiği bir ikili sınıflandırma haritasında buna karşılık gelen d uzaklığı ve θ açısı için hesaplanmış eş oluşum matrisinden elde edilen zıtlık özniteliği [9] şöyle basitleştirilebilir:

$$x_i = P(0, 1) + P(1, 0). \quad (1)$$

Aynı matristen elde edilen χ^2 istatistiği [9] ise şöyle basitleştirilebilir:

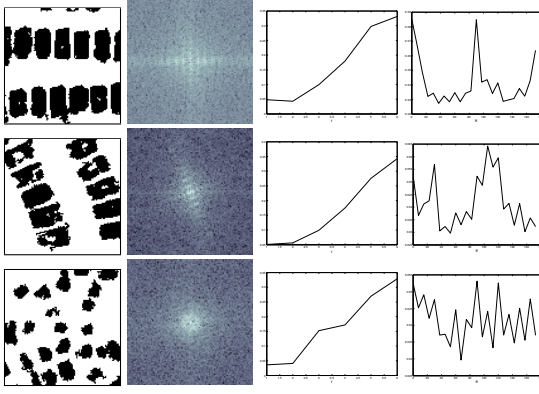
$$y_i = \frac{(P(0, 0)P(1, 1) - P(0, 1)P(1, 0))^2}{a} \quad (2)$$

($a = (P(0, 0) + P(0, 1)) \times (P(1, 0) + P(1, 1)) \times (P(0, 1) + P(1, 1)) \times (P(0, 0) + P(1, 0))$). Biz bu öznitelikleri d uzaklığı 1-60 piksel arasında değişirken ve θ açısı $i\frac{\pi}{8}$, $i = 0, \dots, 7$ şeklinde 8 ayrı değer alırken hesapladık.

Örnek bina örüntüleri ve bunlara karşılık gelen öznitelikler 2 numaralı şekilde verilmiştir. Bu örnekler şunu göstermiştir: eğer incelenen komşulukta binalar belirli bir yöne doğru düzenli bir yapı gösteriyorsa, o yöndeki öznitelikler uzaklıkla bağıntılı olarak dönemli bir yapı sergiler. Öte yandan, eğer incelenen komşulukta belirli bir düzen yoksa, farklı yönler için elde edilmiş öznitelikler birbirlerine çok benzer yapıdadırlar. Tek bir öznitelik vektörü çıkartmak için, her bir yön için elde edilmiş öznitelik vektörleri toplanır ve uzunluğu 8 olan (her yön için bir değer olacak şekilde) bir öznitelik vektörü elde edilir. Zıtlık ve χ^2 öznitelikleri için vektörler ayrı ayrı hesaplanır ve son olarak bu vektörlerdeki değerler dönme değişmezliği elde etmek için sıralanırlar.

3.2. Frekans Bölgesinde Dönemlilik Analizi

Bir görüntünün Fourier spektrumundaki değerlerinin merkez çevre doğrultulu dağılımının (aynı zamanda uzamsal özilintiye denk gelir [10]) bu görüntüdeki dokunun detaylılığına hassas olduğu



Şekil 3: Örnek bina örüntüleri (1. sütun), bu örüntülerin Fourier spektrumu (2. sütun), ve karşılık gelen halka ve dilim tabanlı öznitelikler (3. ve 4. sütunlar). Öznitelik çizimlerinde x koordinatları halka ve çember dilimlerini temsil eder.

bilinen bir gerçektir. Ayrıca, spektrumdaki değerlerin açısal dağılımının, görüntüdeki dokunun yön bilgisine hassas olduğu da bilinir [5].

Kutupsal koordinatlarla belirtilen Fourier spektrum fonksiyonu $S(r, \theta)$ verildiğinde, sırasıyla doku önemliliğini ve yönselliğini modelleyen öznitelikler, S 'nin baş noktasında merkezlenmiş halka şekilli ve dilim şekilli bölgelerin tümlevlerinin alınmasıyla (ayrık durumda toplayarak) hesaplanabilir. Halka tabanlı (dönemlilik) öznitelikler şu şekilde bulunur:

$$x_i = \sum_{r=r_i}^{r_{i+1}} \sum_{\theta=0}^{\pi} S(r, \theta). \quad (3)$$

Burada r_i ve r_{i+1} sırasıyla halkanın iç ve dış yarıçapına karşılık gelmektedir. Biz r 'yi [5] numaralı kaynakta da olduğu gibi 2'nin katlarına (örn., [0, 2], [2, 4], [4, 8], vs.) eşitliyoruz.

Dilim tabanlı (yönsel) öznitelikler şu şekilde bulunur:

$$y_i = \sum_{\theta=\theta_i}^{\theta_{i+1}} \sum_{r=1}^{r_{\max}} S(r, \theta). \quad (4)$$

Burada θ_i ve θ_{i+1} eğim ve $r_{\max}$ dilimin yarıçapına denk gelmektedir. (Tüm dilimler için aynı olduğu için hesaplara DC bileşeni katılmamıştır.) Biz θ 'yi $\theta_i = (2i - 1) \frac{\pi}{2n}$, $i = 0, \dots, n$, olacak şekilde belirledik. Burada n (dilim sayısı) 24 olarak alınmıştır.

Örnek bina örüntüleri ve bunlara karşılık gelen öznitelik vektörleri 3. şekilde gösterilmiştir. Bu örnekler gösteriyor ki özniteliklerdeki doruk noktaları binaların dönemlilik ve yönselliğine karşılık gelmektedir. Oysa düzenli bina örüntüsü bulunmadığında baskın bir doruk noktası oluşmamaktadır. Biz, bu çalışmamızda sadece dönemlilik (organize yapı) ile ilgilenip yönsellik ile ilgilenmediğimizden, dilim tabanlı öznitelik vektörleri, dönme değişmezliği elde etmek için en büyük değer başlangıç noktasında olacak şekilde döngüsel kaydırılmıştır.

4. Sahne Sınıflandırması

Büyük bir sahnenin spektral görüntüsü verildiğinde ilk önce görüntüdeki her piksel 2. bölümdeki sınıflandırıcı kullanılarak bina ya da diğer (bina olmayan) şeklinde sınıflandırılır. Sonra,

Tablo 1: Bina sezimi için hata matrisi (test kümesi için).

		Sezilenen		Toplam	Doğruluk (%)
		bina	değil		
Doğru	bina	73,518	6,163	79,681	92.26
	değil	26,029	535,535	561,564	95.36
Toplam		99,547	541,698	641,245	94.98

oluşan sınıflandırma haritası birbiriyle çakışmayan, 100×100 piksellik pencerelere bölünür ve her pencere için 3. bölümde anlatıldığı gibi dokusal öznitelikler hesaplanır. Son olarak, her bir pencere, çeşitli pencerelerin el ile düzenli (organize) ya da düzensiz (organize olmayan) şeklinde etiketlenmesi ile eğitilmiş ikili karar ağacı sınıflandırıcısı ile sınıflandırılır. Bu aşamada karar ağacı seçilmiştir çünkü karar ağaçları özniteliklerin ne dağılımı ne de bağımsızlığı hakkında herhangi bir varsayım gerektirmezler ve ayrıca öznitelik seçimini otomatik olarak gerçekleştirirler.

5. Deneyler

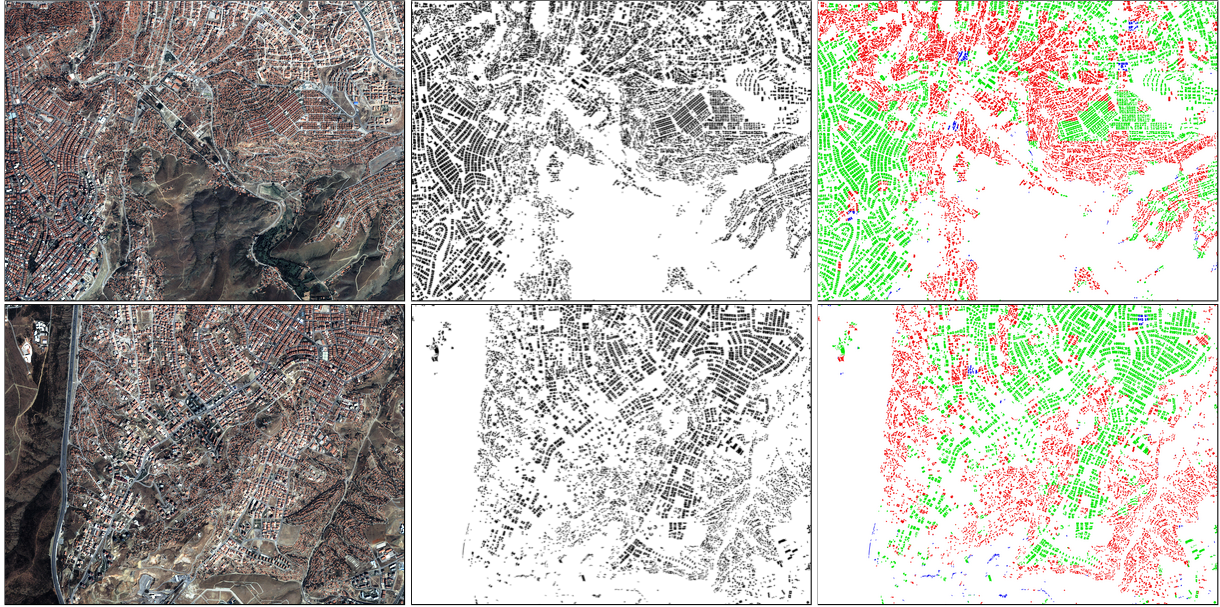
Önerilen öznitelikleri değerlendirmek için Ankara'nın 1 m uzamsal çözünürlükte alınmış $4,000 \times 3,000$ piksellik 3 tane Ikonos görüntüsünün RGB bantları kullanılmıştır. Bina sezimini değerlendirmede bağımsız eğitim ve test setini oluşturmak için iki ayrı piksel kümesi el ile etiketlenmiştir. Binalar bulunduktan sonra, görüntüler 100×100 'lük pencerelere bölünmüştür ve her pencere doku öznitelikleri kullanılarak sınıflandırılmıştır.

5.1. Bina Seziminin Değerlendirilmesi

Gauss karışımı tabanlı bina sınıflandırıcısının test kümesi üzerindeki performansı 1 numaralı tabloda verilmiştir. Bu deneyde eğitim kümesinden bağımsız olan test kümesindeki hata oranı %5.02 çıkmıştır. Bu hata oranı, yanlış pozitif miktarını daha da düşüren biçimbilimsel ve alan tabanlı temizleme işlemlerinden önce hesaplanmıştır. Sınıflandırmada sadece spektral değerlerin kullanıldığı düşünüldüğünde elde edilen hata oranı gayet düşüktür. Sezilenmiş bina örnekleri 4. şekilde gösterilmiştir.

5.2. Sahne Sınıflandırmasının Değerlendirmesi

Örnek sınıflandırma sonuçları 4. şekilde verilmiştir. Sınıflandırmayı yaparken iki tane uzamsal bölge, iki tane de frekans bölgesi öznitelik kümesi kullanılmıştır. Farklı öznitelik kümeleri için elde edilen sonuçlar benzerdir ve elimizde kısıtlı miktarda eğitim verisi olduğu için sadece nitel sonuçlar sunulmuştur. Şekil 4, yer sınırlandırmasından dolayı sadece iki örneği sunmaktadır. Sonuçların görsel değerlendirmesi komşulukların yoğunluğunun doğru sınıflandırıldığını göstermektedir. Hatalar genellikle farklı komşuluklarda farklı yoğunluklarda bina olmasından kaynaklanmaktadır. Örneğin bazı komşuluklar, düşük yoğunlukta düzenli dağılmış binalar içerdiğinden yanlışlıkla organize olmayan sınıfına atanmıştır. Hataların bir kısmıysa bazı pencerelerin organize olan ve organize olmayan komşulukların sınır bölgelerinde kalmasından kaynaklanmaktadır. Verilen üç sahne değerlendirildiğinde çıkan sonuç doku özniteliklerinin uzamsal bina örüntülerini sezimleyebildiği ve birçok durumda kentselleşmeyi modelleyebildiğidir.



Şekil 4: İki $4,000 \times 3,000$ İkonos sahnesi için örnek sınıflandırma sonuçları. Sol, orta ve sağ sütun sırasıyla orjinal veri, sezimlenen binalar, ve χ^2 -tabanlı uzamsal bölde öznitelikleriyle sınıflandırılmış komşulukları göstermektedir. Düzenli olarak sınıflandırılmış komşuluklardaki binalar (bağlı bileşenler) yeşil, düzensiz olarak sınıflandırılmış komşuluklardaki binalar kırmızı, ve iki sınıfa da atanamayan binalar mavi olarak gösterilmiştir.

6. Özet

Yüksek çözünürlüklü uydu görüntülerinde kentleşmenin binaların uzamsal dağılımı anlamında analizini yapan yeni bir yöntem tanımlandı. Uzamsal bölge (eş oluşum tabanlı) ve frekans bölgesi (Fourier spektrum tabanlı) doku öznitelikleri kullanılarak bina örüntüleri modellendi ve komşuluklar organize (düzenli) ve organize olmayan (düzensiz) şeklinde sınıflandırıldı.

Sahnelerin bu bildiride anlatılan uzamsal örüntüler gibi yüksek düzeyli içeriğe göre bölütlenmesinin, uydu görüntüleri gibi çok fazla detaya sahip görüntülerin otomatik olarak anlambilimsel (semantic) analizinin yapılmasına, ve kentsel planlama, büyüme, izleme ve değişim sezimi gibi çalışmalar açısından yeni sonuçlara olanak tanıyacağına inanıyoruz. Bu konudaki gelecek çalışmalarımız bina sezim aşamasını geliştirmek, dönemlilik analizi için farklı dokusal öznitelikleri tümleştirmek, farklı çeşitlerdeki komşuluklar için kullanılacak pencere boyutlarını otomatik olarak seçmek ve diğer dönemseller yapıları sezimlemek için uzamsal örüntüleri uygulamayı kapsamaktadır.

7. Kaynakça

- [1] V. Karathanassi, C. Iossifidis, and D. Rokos, "A texture-based classification method for classifying built areas according to their density," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 21, no. 9, pp. 1807–1823, September 2000.
- [2] S. Bhagavathy, "Modeling and detection of geospatial objects using texture motifs," Ph.D. dissertation, University of California, Santa Barbara, CA, December 2005.
- [3] C. Unsalan and K. L. Boyer, "A theoretical and experimental investigation of graph theoretical measures for land development in satellite imagery," *IEEE Transactions*

on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 27, no. 4, pp. 575–589, April 2005.

- [4] S. Aksoy and E. Dogrusoz, "Modeling urbanization using spatial building patterns," in *Proceedings of 4th IAPR International Workshop on Pattern Recognition in Remote Sensing*, Hong Kong, August 20, 2006.
- [5] J. S. Weszka, C. R. Dyer, and A. Rosenfeld, "A comparative study of texture measures for terrain classification," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-6, no. 4, pp. 269–285, April 1976.
- [6] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Textural features for image classification," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-3, no. 6, pp. 610–621, November 1973.
- [7] R. W. Connors and C. A. Harlow, "Toward a structural textural analyzer based on statistical methods," *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 12, pp. 224–256, March 1980.
- [8] S. W. Zucker and D. Terzopoulos, "Finding structure in co-occurrence matrices for texture analysis," *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 12, pp. 286–308, March 1980.
- [9] V. V. Starovoitov, S.-Y. Jeong, and R.-H. Park, "Texture periodicity detection: features, properties, and comparisons," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 28, no. 6, pp. 839–849, November 1998.
- [10] H.-C. Lin, L.-L. Wang, and S.-N. Yang, "Extracting periodicity of a regular texture based on autocorrelation functions," *Pattern Recognition Letters*, vol. 18, no. 5, pp. 433–443, May 1997.