

UZAKTAN ALGILAMA GÖRÜNTÜLERİNDE ERİŞİM İÇİN UZAMSAL BİR VERİ MODELİ A SPATIAL DATA MODEL FOR REMOTE SENSING IMAGE RETRIEVAL

H. Gökhan Akçay, Selim Aksoy

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

{akçay,saksoy}@cs.bilkent.edu.tr

Özetçe —Bu bildiride, verilen bir sorgu bölgesi için, görüntünün diğer alanlarında veya başka görüntülerde benzer uzamsal yerleşim ve karakteristiklerde bölgelerin bulunması ve erişimi için bir yöntem sunmaktayız. Bölgeleri olasılıksal değişkenler olarak temsil ederek ve uzamsal olarak birbirine yakın düğümleri birbirine bağlayarak bir Markov rasgele alanı oluşturulmaktadır. Daha sonra, sorgu bölge grubunun bir maksimum entropi dağılımı gösterdiği kabul edilmekte ve hedef görüntüdeki benzer bölge gruplarına olasılık değerlerine göre erişim yapılmaktadır. WorldView-2 verileri kullanılarak yapılan deneyler, bileşik yapıların istatistiksel modellenmesinin yüksek seviyede ve büyük ölçekli erişim uygulamalarına olanak sağladığını göstermektedir.

Anahtar Kelimeler—Görüntü erişimi, Markov rasgele alanı, uzamsal yerleşimler.

Özet—Given a query region, our aim is to discover and retrieve regions with similar spatial arrangement and characteristics in other areas of the same large image or in other images. A Markov random field is constructed by representing regions as variables and connecting the vertices that are spatially close by edges. Then, a maximum entropy distribution is assumed over the query region process and retrieval of the similar region processes on the target image is achieved according to their probability. Experiments using WorldView-2 images show that statistical modelling of compound structures enable high-level and large-scale retrieval applications.

Keywords—Image retrieval, Markov random field, spatial arrangements.

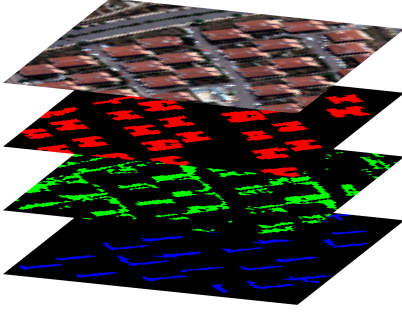
I. GİRİŞ

Uydulardan dünyaya ulaşan verinin her geçen gün artması ve işlenmemiş verinin bilgiye dönüştürülmesindeki aciliyet, bu görüntülerin otomatik ya da yarı otomatik analizini zorunlu kılmaktadır. Aynı zamanda bu görüntülerde uzamsal detayların artması ile otomatik analiz için yeni gelişmiş algoritmalara gereksinim duyulmaktadır.

Literatürde içerik tabanlı erişim yöntemleri büyük çoğunlukla görüntünün tamamını ya da klasik bölütleme sonucunda elde edilmiş türdeş tek bir bölgesini kullanmaktadır. Bilgisayarla görme literatüründe bu konularda yayımlanmış birçok makale ve bildiri bulunmaktadır. Uzaktan algılama literatüründe ise erişim problemi konusundaki çalışmalar daha yenidir. Bununla birlikte, nesne tanıma uzaktan algılama

görüntülerinin analizinde önemli bir problemidir. Bilgisayar görsü literatüründeki çoğu popüler algoritma görüntülerde makul sayıda türdeş nesne bulunduğunu farzetmektedir. Fakat bu varsayım, çok sayıda kendi içinde heterojen yapılar barındıran yüksek çözünürlüklü uzaktan algılama görüntüleri için geçerli olmamaktadır. Bina, yol ve ağaç gibi *temel nesnelerin* uzamsal yerleşimlerinden oluşan farklı türlerdeki yerleşim alanları, tarım alanları, ticari ve endüstriyel alanlar *bileşik yapılar* olarak da adlandırılan bu yapılara örnek olarak verilebilir. Bununla birlikte, bu yapıların modellenmesi zor bir problemidir çünkü çok yüksek uzamsal çözünürlükteki yeni nesil görüntülerde görünimleri daha da fazla karmaşık hale gelmiştir. Bu sebeple, yakın zamana kadar sadece çekim zamanı ve kordinat gibi yardımcı veriler ile yapılan erişimin içerik tabanlı yapılabilmesi için yeni yaklaşımlar gerekmektedir.

Farklı nesneler farklı ölçeklerde ortaya çıktığı için bileşik yapıların bulunması için bir çözüm olarak sıradüzensel bölütleme büyük ilgi görmüştür. Burada önemli bir problem, sıradüzenin nasıl oluşturulacağını belirlemesidir. Genel bir yaklaşım, spektral türdeşliğe dayanarak bölme ve/veya birleştirme yapmaktır. Fakat bu yaklaşım, özü itibarıyla heterojen olan ve farklı spektral karakteristiklerde elemanlara sahip karmaşık yapılar için iyi çalışmamaktadır. Bunun gibi kısıtlamalardan dolayı, ilgi duyulan birçok yapı sıradüzende ortaya çıkmamaktadır. Bir alternatif olarak, Gaetano ve diğerleri [1] beraber sık görülen birbirine komşu bölgelerin güçlü bir şekilde ilişkili olduğunu varsayarak sıradüzensel doku bölütlemesi gerçekleştirmişlerdir. Güçlü şekilde ilişkili bölgeleri bulmak amacıyla, nicemlenmiş bölge çiftlerinin frekanslarını hesaplamak için görüntü piksellerini öbeklemişlerdir. Zamalieva ve diğerleri [2] frekans tabanlı ama sürekli bir öznelilik kümesinde benzer bir yaklaşım kullanmışlardır. Bu çalışmada bölge eşoluşumlarının öznelilikleri kullanılarak tahmin edilen olasılık dağılımının dorukları bir çizgenin ayrıtlarını oluşturmak için kullanılmış ve bir çizge madenciliği algoritması ile bileşik nesnelere karşılık gelebilecek altçizgeler bulunmuştur. Fakat frekans tabanlı bu yaklaşımlar, bileşik nesnelerin karmaşık karakteristiklerini modellemek için genellikle yeterli olmamaktadır. Dogrusoz ve Aksoy da [3] kentsel yapıların düzenliliğini modellemek amacıyla benzer uzamsal yerleşimdeki binaları gruplayan çizge tabanlı bir model kullanmışlardır. [4]'te bileşik nesnelerin bulunması için,



Şekil 1. Ankara görüntüsünde bina, ağaç, gölge gibi örnek temel nesne grubu katmanları.

temel nesnelerin spektral, şekil ve konum bilgisi ile modellenen istatistiksel karakteristikler ile birbirine komşu nesne gruplarının uzamsal olarak hizalılıkları kullanılarak kodlanan yapısal karakteristikleri birleştiren bir yöntem sunduk.

Bu çalışmada, nesne gruplarının modellenmesi ve bu gruplara erişim ile ilgili olarak, bina gibi temel nesne gruplarının (II. bölüm) uzamsal yerleşimlerini olasılıksal olarak modellemekteyiz. Sezilen temel nesneler rasgele değişkenler olarak düşünülmekte, ve aynı türden temel nesnelerin bir çizgedeki ayrıtları oluşturduğu ve potansiyel olarak birbiriyle ilgili nesnelerin de bu çizgede ayrıtlarla birleştiği bir Markov rasgele alanı (MRA) oluşturulmaktadır. Daha sonra, MRA'sı oluşturulan bir temel nesne grubu maksimum entropi dağılımı ile modellenmektedir (III. bölüm). Son olarak, verilen bir sorgu örneği için öğrenilen model kullanılarak görüntünün diğer alanlarındaki benzer bölge gruplarına erişim yapılmaktadır (IV. bölüm). Önerilen model bir WorldView-2 görüntüsü kullanılarak örneklendirilmiştir (V. bölüm).

II. TEMEL NESNELERİN SEZİMİ

Bu çalışmada, bir bileşik nesnenin farklı temel nesne katmanlarından oluştuğunu varsaymaktayız (Şekil 1). Temel nesne kümesi görüntü bölütlemenin yanında spektral, dokusal ve biçimbilimsel bilgiyi kullanan düşük seviyede işlemlerle göreceli olarak kolay ortaya çıkarılabilen nesneleri içermektedir. Bina, yol, ağaç gibi bu nesneler daha karmaşık bileşik nesnelerin yapıtaşları olarak kullanılabilir. Odak noktamız bileşik yapıların bulunması olduğu için, bu ilk işlem bu çalışmada olabildiğince basit tutulmaktadır.

V. bölümdeki kavramı açıklayıcı deneyler bileşik nesneleri oluşturmak için bina gruplarını kullanmaktadır. Binalar spektral bantlarda eşikleme ve biçimbilimsel açma/kapama işlemleri ile sezilmektedir. Şekil 2'de 500×500 piksellik çoklusektral WorldView-2 Ankara görüntüsünde örnek bina sezimi sonuçları gösterilmektedir. Görüntüdeki çoğu bina benzer renklere sahip olduğundan, kırmızı banda göre eşikleme analizin geri kalan kısmı için kabul edilebilir sonuçlar vermiştir. Bu ilk işlemde sezimdeki herhangi bir iyileşme genel süreci de iyileştirecektir. Algoritmanın geri kalan kısmı farklı temel nesnelerin farklı uygulamalar için bu kümeye eklenmesine olanak sağlamaktadır.

III. UZAMSAL VERİ MODELİ

Sahneler arasındaki örüntülerin çok farklılık göstermesi ve her bir sahnedeki detayların zenginliği, istatistiksel



(a) Ankara görüntüsü

(b) Sezilen binalar

Şekil 2. Ankara görüntüsünde bina sezimi örnekleri. Sezilen binalar (b)'de kırmızı ile öne çıkarılmıştır.

yaklaşımları zorunlu kılmaktadır. Önerilen yaklaşım III-A. ve III-B. bölümlerde ayrıntılı olarak açıklanmaktadır.

A. Maksimum entropi dağılımı

n tane bağımsız ve özdeş dağılımlı (i.i.d.) $X^1, \dots, X^n$ gözlemi verildiğinde, belirli fonksiyonların deneysel beklentilerini

$$\hat{\mu}_\alpha = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \phi_\alpha(X^i), \forall \alpha \in \mathcal{I}. \quad (1)$$

şeklinde hesapladığımızı varsayalım. Burada bir $\mathcal{I}$ kümesine ait her bir α , bir $\phi_\alpha : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$ fonksiyonunu indiler. $\mathcal{I}$ boyutlu deneysel beklentiler vektörüne, $\hat{\mu} = \hat{\mu}_\alpha, \forall \alpha \in \mathcal{I}$, bağlı olarak amacımız, X rasgele değişkeni üzerinde tam bir olasılık dağılımı çıkarmaktır.

Verilen bir p dağılımı için, eğer $\mathbb{E}_p[\phi_\alpha(X)] = \hat{\mu}_\alpha$ ise, p dağılımı veri ile uyumludur deriz. Burada $\mathbb{E}_p[\phi_\alpha(X)] = \int_{\mathcal{X}} \phi_\alpha(x) p(x) dx, \forall \alpha \in \mathcal{I}$, p dağılımı için beklenti fonksiyonudur. Başka bir deyişle, p dağılımı altında $\mathbb{E}_p[\phi_\alpha(X)]$ beklentileri deneysel dağılım altındaki beklentilere uyum göstermektedir deriz.

Burada, gözlemlerle uyumlu birçok p dağılımı arasından seçim yapmak için maksimum entropi prensibini kullanmaktayız. Bu amaçla öncelikle Shannon entropisi olarak bilinen p 'ye ait bir işlevsel tanımlayalım:

$$H(p) = - \int_{\mathcal{X}} (\log p(x)) p(x) dx. \quad (2)$$

Buna göre, maksimum entropi prensibi, $\mathcal{X}$ rasgele değişkeni üzerinde tanımlanan veri ile uyumlu $\mathcal{P}$ dağılımları arasından Shannon entropisi en yüksek olan p^* dağılımını seçmektedir:

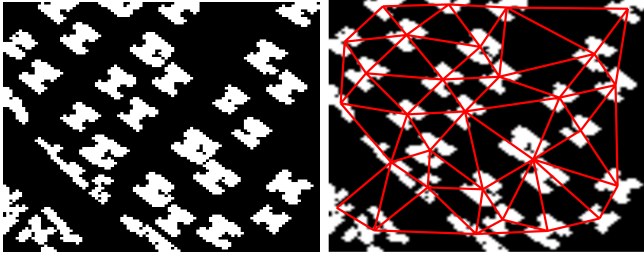
$$p^* = \arg \max_{p \in \mathcal{P}} H(p) \quad (3)$$

$$\text{Kısıt kümesi } \mathbb{E}_p[\phi_\alpha(X)] = \hat{\mu}_\alpha, \forall \alpha \in \mathcal{I}.$$

Bu prensibin kullanılmasındaki amaçlardan biri, en yüksek belirsizliğe sahip dağılımı seçerken aynı anda elimizdeki veriye sadık kalmaktır. Sürekli değişkenler için değişimler hesabı, ayrık değişkenler için olağan analiz kullanılarak bulunan en iyi p^* çözümü şu şekildedir:

$$p_\beta(x) = \frac{1}{Z} \exp\left\{- \sum_{\alpha \in \mathcal{I}} \beta_\alpha \phi_\alpha(X)\right\}. \quad (4)$$

Burada Z üleşim işlevidir ve $\beta \in \mathcal{R}^{|\mathcal{I}|}$ dağılımın üstel aile formunda parametreleridir.



(a) Bina maskesi

(b) Komşuluk çizgesi

Şekil 3. Markov rasgele alanına örnekler. Yakınlık analizine göre komşu olan düğümler (b)'de kırmızı ayrıtlarla bağlanmıştır.

B. Uzamsal yerleşim modeli

İkinci aşamada, erişim problemi için yapısal ve istatistiksel özellikleri birarada kullanan olasılıksal bir model geliştirilmiştir. Bu modelde, bir bileşik yapıya denk gelen bir bölge grubunun uzamsal yerleşimi Markov rasgele alanlarıyla modellenmektedir. Bir gruptaki komşu bölgeler arasındaki ilişkiler ise yakınlık ve yönelim gibi Gestalt kanunlarıyla modellenmiştir. Bu modelde, her bir r_i bölgesinin merkez noktası bir rasgele değişken olarak tanımlanmıştır. Buna göre, bir bölge grubunun rasgele değişken kümesi, $R = \{r_i, i = 0, \dots, n\}$, olarak temsil edilmektedir. Her bir bölge için ayrıca bir komşuluk sistemi belirlenmiştir. Bu sistemde bölgelerin merkez noktalarına göre bir Voronoi döşemesi hesaplanmış ve komşuluk için çizge yapıları elde edilmiştir (Şekil 3). Daha sonra bir r_i bölgesi ve bir r_j komşusu için Gestalt özelliklerini yansıtan iki öznelik ölçümü yapılmıştır:

- Gestalt kurallarından yakınlığı ölçen iki merkez noktası arasındaki uzaklık, d_{ij} ,
- Gestalt kurallarından doğrusallığı ölçen iki merkez noktası arasındaki bağıl açısı, α_{ij} .

Böylece, her bir bölgeye ait her bir komşuluk için iki öznelik hesaplanmıştır, $d_{ij}, \forall i, j$ ve $\alpha_{ij}, \forall i, j$. Bunların yanında ek öznelikler olarak her bir bölgenin alanı, $a_i, \forall i$, eksenel kaçıklığı, $e_i, \forall i$, ve yönelimi, $o_i, \forall i$, hesaplanmıştır. Daha sonra, hem bölgelerin bireysel karakteristiklerini hem de uzamsal yerleşimlerini modelleyebilmek için hesaplanan tüm özneliklerin istatistikleri olarak histogramları çıkarılmıştır. Bu histogramlar $H(R) = (H(d), H(\alpha), H(a), H(e), H(o))$ şeklinde ifade edilmektedir. $H(R)$ histogramının vektör uzunluğu tüm histogramlardaki hücrelerin sayısı kadardır. Bu model başka özneliklerin ve başka istatistiklerin eklenmesine de olanak vermektedir.

Histogramları verilen bir R grubunun maksimum entropi olasılık dağılımı gösterdiği varsayılmaktadır ve R 'nin olasılığı (4)'tekine benzer şekilde aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$p(R|\beta) = \frac{1}{Z} \exp\{-\langle \beta, H(R) \rangle\}. \quad (5)$$

Burada, Z üleşim işlevidir ve β her bir histogram hücrelerini kontrol eden bir parametre kümesidir.

Örnekle sorgulama senaryosunda bir ya da birden fazla bölge grubu, $R_m, m = 1, \dots, M$, verildiğinde, sorgu modeli

en yüksek olabilirlik kestirici ile elde edilebilmektedir:

$$L(\beta) = \sum_{m=1}^M \log p(R_m|\beta), \quad (6)$$

$$\beta^* = \arg \max_{\beta} L(\beta). \quad (7)$$

Bayır artışı ile log-olabilirliğin enyükselenmesi β parametre kümesinin yinelemeli olarak güncellenmesi için şu eşitliği vermektedir:

$$\frac{d\beta}{dt} = E_p[H(R)] - \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M H(R_m). \quad (8)$$

Bu eşitlikle ilk değeri verilen β, β^* 'a yakınsamaktadır. Her bir t zaman adımı için, $E_p[H(R)]$ fonksiyonunun hesaplanması kolay değildir ve genellikle Gibbs örnekleyici ve Markov zinciri Monte Carlo (MZMC) yöntemlerinin beraber kullanılması ile elde edilen örneklerle kestirilmesi gerekmektedir. Buna göre, verilen bir β değeri için $p(R|\beta)$ dağılımından bazı grup örnekleri, $R_m^{\text{örnek}}, m = 1, \dots, M'$, sentezlenmiştir ve $E_p[H(R)]$ beklenti fonksiyonu bu örneklerin ortalaması ile yaklaşık edilmiştir:

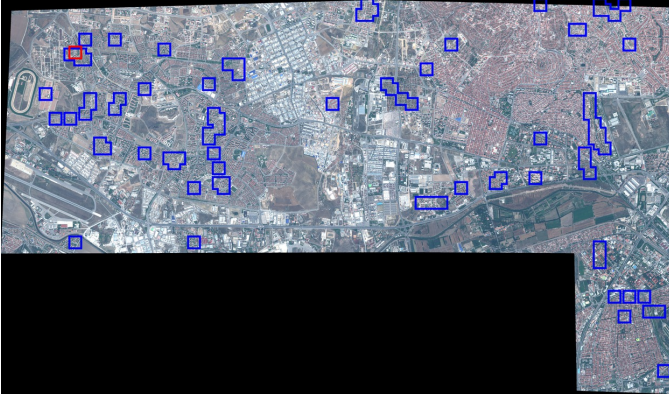
$$E_p[H(R)] \approx \frac{1}{M'} \sum_{m=1}^{M'} H(R_m^{\text{örnek}}) = \mu_{\text{örnek}}(\beta). \quad (9)$$

IV. GÖRÜNTÜ ERİŞİMİ

Erişim senaryosunda verilen bir sorgu bölge grubu için yukarıda anlatıldığı şekilde β^* parametre kümesi öğrenilmektedir. Daha sonra parametreleri öğrenilen sorgu bölge grubuna ait maksimum entropi modeline (β^*) göre görüntüdeki diğer bölge gruplarından çıkarılan istatistiklerin ($H(R)$ histogramları) olasılıkları, $p(R|\beta^*)$, hesaplanmaktadır. Son olarak, bölge grupları olasılığı en büyük olandan en küçük olana doğru sıralanarak sorgu bölge grubuna en çok benzeyen bölge gruplarına erişim yapılmaktadır.

V. DENEYLER

Bildiride sunulan erişim yöntemini örneklemek için Ankara'ya ait, $2m$ uzamsal çözünürlüklü, çoklusektral bir WorldView-2 görüntüsü üzerinde büyük ölçekli deneyler yapılmıştır. Deneylerde kırmızı bantta eşikleme ve biçimbilimsel açma/kapama işlemleri ile sezilen bina grupları kullanılmıştır. Verilen bir sorgu örneği içinde yer alan binaların beraber uzamsal yerleşimi ve tek başlarına karakteristikleri III. bölümde açıklandığı gibi modellenmiş ve büyük görüntüde benzer uzamsal yerleşim ve karakteristiklerdeki bina gruplarını bulabilmek için IV. bölümde açıklandığı gibi çakışan pencereler kullanılarak erişim yapılmıştır. Doğruluk verisi henüz mevcut olmadığı için sadece nitel değerlendirme yapılmıştır. Birinci senaryoda uzun-ince binaların farklı yönelimlerde seyreker olarak yerleştiği bir sorgu örneği seçilmiştir. Bu uzamsal yerleşimdeki bina grupları daha çok şehir merkezinden dışarıda yer alan siteler şeklinde ortaya çıkmaktadır. Örnek sonuçlar Şekil 4-5'de gösterilmektedir. Sonuçlar, sorgu örneğine binaların beraber yerleşimi ve tek tek karakteristikleri açısından benzeyen, yani birbirinden göreceli olarak daha ayırık ve uzun-ince binaların bulunduğu alanlara başarılı bir şekilde erişilebildiğini göstermektedir. Şekil 4 detaylı incelendiğinde, erişilen sonuçların beklendiği gibi sorgu görüntüsü etrafında



Şekil 4. Büyük Ankara görüntüsünde erişim örnekleri. Sorgu örneği olarak kullanılan pencere kırmızı ile, bu pencereden öğrenilen modele benzeme olasılığı en yüksek olan 100 pencere ise mavi ile gösterilmiştir.



Şekil 6. Büyük Ankara görüntüsünde erişim örnekleri. Sorgu örneği olarak kullanılan pencere kırmızı ile, bu pencereden öğrenilen modele benzeme olasılığı en yüksek olan 100 pencere ise mavi ile gösterilmiştir.



Şekil 5. Şekil 4'te sorgu örneği olarak kullanılan pencere ve bu pencereden öğrenilmiş olan modele en çok benzeyen 14 pencere.



Şekil 7. Şekil 6'da sorgu örneği olarak kullanılan pencere ve bu pencereden öğrenilmiş olan modele en çok benzeyen 14 pencere.

ve şehir merkezinden dışarıda yer aldığını görmekteyiz. Daha küçük binaların belirli bir yönelimle sık olarak yerleştiği bir sorgu örneğinin verildiği ikinci senaryoya ait örnek sonuçlar Şekil 6–7'de gösterilmektedir. Erişilen sonuçlar sorgu örneğindeki gibi aynı yönelimde birbirine yakın küçük binalar içermektedir. Bu türden bina grupları genellikle şehir merkezlerindeki yerleşim yerlerine karşılık gelmektedir. Şekil 6'daki sonuçların yine beklendiği gibi şehir merkezinin orta taraflarından seçilen sorgu görüntüsünün etrafında öbeklenebilir.

VI. SONUÇLAR

Bileşik nesneleri, bir Markov rasgele alanı kullanarak kendisini oluşturan temel nesnelerin uzamsal yerleşimlerine göre modelleyen bir yöntem açıkladık. İlgi duyulan yapılar olarak bina gruplarını bulmayı amaçlayan deneyler, geleneksel erişim yöntemleri ile elde edilemeyen farklı karakteristiklerdeki gruplara, nesneler arasındaki ilişkilerin istatistiksel olarak modellenmesi ile erişilebildiğini göstermiştir. Gelecek çalışmalar temel nesne grubu kümesinin büyütülmesi ve farklı erişim senaryoları üretilmesi yönünde olacaktır.

KAYNAKLAR

- [1] R. Gaetano, G. Scarpa, and G. Poggi, "Hierarchical texture-based segmentation of multiresolution remote-sensing images," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, no. 7, pp. 2129–2141, July 2009.

- [2] D. Zamalieva, S. Aksoy, and J. C. Tilton, "Finding compound structures in images using image segmentation and graph-based knowledge discovery," in *Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Cape Town, South Africa, July 13–17, 2009.
- [3] E. Dogrusoz and S. Aksoy, "Modeling urban structures using graph-based spatial patterns," in *Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Barcelona, Spain, July 23–27, 2007, pp. 4826–4829.
- [4] H. G. Akcay and S. Aksoy, "Detection of compound structures using hierarchical clustering of statistical and structural features," in *Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Vancouver, Canada, July 25–29, 2011, pp. 2385–2388.