

Bileşik Yapıların Çoklu Sıradüzensel Bölütlemeler Kullanılarak Sezimi

Detection of Compound Structures Using Multiple Hierarchical Segmentations

Hüseyin Gökhan Akçay, Selim Aksoy

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

{akçay,saksoy}@cs.bilkent.edu.tr

Özetçe —Bu bildiride, yüksek çözünürlüklü görüntülerde bileşik yapıların otomatik sezimi için bir yöntem sunmaktayız. Verilen bir sorgu bölgesi için amacımız, birden çok sıradüzensel bölütlemeden benzer uzamsal yerleşim ve karakteristiklerde birbiriyle uyumlu bölgeler bulmaktır. 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 benzer bölge grupları bir bölge sıradüzeni kümesi arasından sorgu modeli enyükseltilecek seçilmektedir. WorldView-2 verileri kullanılarak yapılan deneyler, bileşik yapıların olasılıksal modellenmesinin etkinliğini göstermektedir.

Anahtar Kelimeler—*Bileşik yapı sezimi, Markov rasgele alanı, uzamsal yerleşimler, bağlam modellemesi.*

Özet—In this paper, we present a method for automatic compound structure detection in high-resolution images. Given a query compound structure, our aim is to detect coherent regions with similar spatial arrangement and characteristics in multiple hierarchical segmentations. A Markov random field is constructed by representing query 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 selection of similar region processes among a set of region hierarchies is achieved by maximizing the query model. Experiments using WorldView-2 images show the efficiency of probabilistic modeling of compound structures.

Keywords—*Compound structure detection, Markov random field, spatial arrangements, context modeling.*

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.

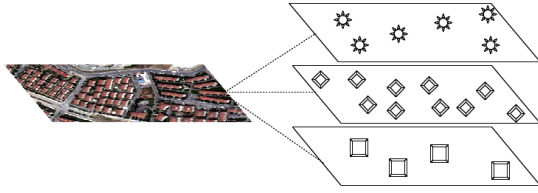
Nesne tanıma uzaktan algılama görüntülerinin analizinde önemli bir problemdir. Bilgisayar görüşü literatüründeki çoğu popüler algoritma görüntülerde makul sayıda türdeş nesne bulunduğunu farz etmektedir. Fakat bu varsayım, çok sayıda kendi içinde heterojen yapılar barındıran yüksek



Şekil 1. Bileşik yapı örnekleri.

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 (Şekil 1). Bununla birlikte, bu yapıların modellenmesi zor bir problemdir çünkü çok yüksek uzamsal çözünürlükteki yeni nesil görüntülerde görünüşleri daha da fazla karmaşık hale gelmiştir. Bu sebeple, yakın zamana kadar sadece çekim zamanı ve koordinat 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 oluşturulacağının belirlenmesidir. Genel bir yaklaşım, spektral türdeşliğe dayanarak bölme ve/veya birleştirme yapmaktır. Fakat bu yaklaşım, özü itibariyle heterojen olan ve farklı spektral karakteristiklerde elemanlara sahip karmaşık yapılar için iyi çalışmamaktadır. Bunun gibi kısıtlamalardan dolayı, ilgi duyulan birçok yapı sıradüzeninde 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 öznitelik kümesinde benzer bir yaklaşım kullanmışlardır. Bu çalışmada bölge eşoluşumlarının öznitelikleri kullanılarak tahmin edilen olasılık dağılımının dorukları



Şekil 2. Temel nesne grubu katmanları.

bir çizgenin ayrıtlarını oluşturmak için kullanılmış ve bir çizge madenciliği algoritması ile bileşik yapılara karşılık gelebilecek altçizgeler bulunmuştur. Fakat frekans tabanlı bu yaklaşımlar, bileşik yapıların karmaşık karakteristiklerini modellemek için genellikle yeterli olmamaktadır. Doğrusoz ve Aksoy da [3] kentsel yapıların düzenliliğini modellemek amacıyla benzer uzamsal yerleşimdeki binaları gruplayan çizge tabanlı bir model kullanmışlardır. [4]'te bileşik yapıların bulunması için, 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 grupların sezimi ile ilgili olarak, bina gibi temel nesne gruplarının (II-A. 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 (II-B. bölüm). Son olarak, birden çok sıradüzensel bölütlemekten gelen bölgeler arasından verilen bir bileşik yapı örneğine benzer bölge grupları seçilmektedir (III. bölüm). Önerilen model WorldView-2 görüntüleri kullanılarak örneklendirilmiştir (IV. bölüm).

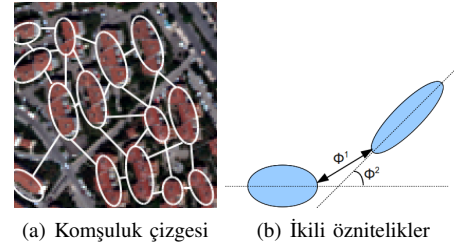
II. BİLEŞİK YAPI MODELİ

A. Temel nesnelerin sezimi

Bu çalışmada, bir T bileşik yapısının L tane farklı temel nesne katmanından oluştuğunu varsaymaktayız, $T = \{T_l, l = 1, \dots, L\}$ (Şekil 2). 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 yapıların yapıtaşları olarak kullanılabilir. Odak noktamız bileşik yapıların bulunması olduğu için, bu ilk işlem bu çalışmada olabildiğince basit tutulmaktadır. l 'inci katmandaki j 'inci temel nesne bir elips ile temsil edilmektedir, $t_{lj} = (x_{lj}, y_{lj}, h_{lj}, w_{lj}, \theta_{lj})$. Burada (x_{lj}, y_{lj}) elipsin merkez noktası, h_{lj} ve w_{lj} büyük ve küçük eksen uzunlukları, ve θ_{lj} yönelimidir. Her bir T_l katmanı bir temel nesne kümesidir, $T_l = \{t_{lj}, j = 1, \dots, n_l\}$. Burada n_l , T_l katmanındaki temel nesnelerin sayısıdır.

B. Uzamsal yerleşim modeli

Sahneler arasındaki örüntülerin çok farklılık göstermesi ve her bir sahnedeki detayların zenginliği, istatistiksel yaklaşımları zorunlu kılmaktadır. Sezim problemi için yapısal ve istatistiksel özellikleri birarada kullanan olasılıksal bir



Şekil 3. (a) Markov rasgele alanına örnekler. Yakınlık analizine göre komşu olan düğümler ayrıtlarla bağlanmıştır. (b) Yakınlık ve bağlı yönelim öznitelikleri.

model geliştirilmiştir. Bir bileşik yapıya denk gelen bir bölge grubunun uzamsal yerleşimi Markov rasgele alanlarıyla modellenmektedir. Buna göre, her bir t_i bölgesi (elips değişkenleri) bir rasgele değişken olarak tanımlanmıştır. Böylece, bir bileşik yapı bir rasgele değişkenler kümesi ile temsil edilmektedir. Bu, bir bileşik yapıyı bir rasgele bölge süreci olarak ifade etmeye olanak sağlamaktadır. Bir T bölge süreci için ayrıca bir komşuluk çizgesi $G = (T, E)$ belirlenmiştir. Bu sistemde bölgelerin merkez noktalarına göre bir Voronoi döşemesi hesaplanmış ve komşuluk için çizge yapıları elde edilmiştir (Şekil 3(a)). P_i bir t_i elipsinin içerisindeki pikselleri gösterebilir. Bir t_i bölgesi ve bir t_j komşusu için Gestalt özelliklerini yansıtan iki öznitelik ölçümü yapılmıştır (Şekil 3(b)):

- *Yakınlık:* $\phi^1(t_i, t_j) = \min_{p_i \in P_i, p_j \in P_j} d(p_i, p_j)$. Burada $d(p_i, p_j)$, p_i ve p_j pikselleri arasındaki Öklit uzaklığı ifade etmektedir.
- *Bağlı yönelim:* $\phi^2(t_i, t_j) = \min(|\theta_{t_i} - \theta_{t_j}|, 180 - |\theta_{t_i} - \theta_{t_j}|)$.

Bunların yanında ek olarak her bir $t \in T$ temel nesnesi için, iki öznitelik hesaplamaktayız:

- *Alan:* $\phi^3(t) = \pi \frac{h_t w_t}{2}$.
- *Dışmerkezlik:* $\phi^4(t) = \sqrt{1 - \frac{w_t^2}{h_t^2}}$.

Daha sonra, hem bölgelerin bireysel karakteristiklerini hem de uzamsal yerleşimlerini modelleyebilmek için hesaplanan tüm özniteliklerin istatistikleri olarak histogramları çıkarılmıştır. Bu histogramlar $H(T) = [H^1(T), H^2(T), H^3(T), H^4(T)]$ şeklinde ifade edilmektedir. $H(T)$ histogramının vektör uzunluğu tüm histogramlardaki hücrelerin sayısı kadardır. Bu model başka özniteliklerin ve başka istatistiklerin eklenmesine de olanak vermektedir.

Histogramları verilen bir T grubunun maksimum entropi olasılık dağılımı gösterdiği varsayılmaktadır:

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

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

Elimizde aynı bileşik yapının bağımsız ve türdeş dağılımlı örnekleri olan bir ya da birden fazla bölge grubu $\mathcal{T} = \{T^m, m = 1, \dots, M\}$ olduğunu farz edelim. Bir bileşik yapı

modelini (yani, bilinmeyen β parametre kümesini) en yüksek olabilirlik kestirimi ile elde edilebiliriz:

$$L(\beta, \mathcal{T}) = \sum_{m=1}^M \log p(\mathcal{T}^m | \beta), \quad (2)$$

$$\beta^* = \arg \max_{\beta} L(\beta, \mathcal{T}). \quad (3)$$

Bayır artışı ile β parametre kümesinin yinelemeli olarak güncellenmesi için log-olabilirliğin eğimi şu şekilde verilmektedir:

$$\frac{dL(\beta, \mathcal{T})}{d\beta} = E_p[H(T)] - \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M H(\mathcal{T}^m). \quad (4)$$

Bu eşitlikle ilk değeri verilen β , β^* 'a yakınsamaktadır. Her bir zaman adımı için, $E_p[H(T)]$ 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 $p(T|\beta)$ dağılımından bazı grup örnekleri, $T^s, s = 1, \dots, S$, sentezlenmiştir ve $E_p[H(T)]$ beklenti fonksiyonu bu örneklerin histogramlarının ortalaması ile yaklaşık olarak:

$$\hat{E}_p[H(T)] = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S H(T^s). \quad (5)$$

Sonuç olarak ortaya çıkan yöntem Algoritma 1'de verilmektedir.

β ağırlıklarına rasgele ilk değerleri verilir;

$k = 0, \eta = 1$;

foreach adım **do**

foreach örnek $s = 1 : S$ **do**

Örnekle $T^{(k,s)} \sim p(T|\beta_k)$;

end

$\hat{E}_p[H(T)] = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S H(T^{(k,s)})$;

$\beta_{k+1} = \beta_k - \eta(\hat{E}_p[H(T)] - \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M H(\mathcal{T}^m))$;

$k = k + 1$;

η 'yı düşür;

end

Algorithm 1: β 'nın en yüksek olabilirlik ile tahmin edilmesi için stokastik bayır artışı.

III. BİLEŞİK YAPILARIN SEZİMİ

Nesne sezimi senaryosunda verilen bir T sorgu bölge grubu için yukarıda anlatıldığı şekilde uzamsal yerleşimleri ve bireysel istatistikleri karakterize eden bir $p(T|\beta^*)$ olasılıksal model öğrenilmektedir. Algoritmanın girdisi bir sıradüzensel bölütleme kümesidir. $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ bölütleme ağaçlarından oluşan bir topluluğunun birleşim çizgesi olsun. Amacımız birden çok sıradüzensel bölütlemeden gelen aday bölgeler arasından $p(\mathcal{V}^*|\beta^*)$ 'yi enyükselten anlamlı $\mathcal{V}^* \subseteq \mathcal{V}$ bölgeleri seçmektir. Öyle bir K elemanlı $\mathcal{V}^* \subseteq \mathcal{V}$ seçmekteyiz ki

- $\forall \mathcal{V}' \subseteq \mathcal{V}$ öyle ki $|\mathcal{V}'| = K, p(\mathcal{V}'|\beta^*) \leq p(\mathcal{V}^*|\beta^*)$,
- $\forall a, b \in \mathcal{V}^*, a \notin \text{torun}(b)$ ve $b \notin \text{torun}(a)$.

Bir $\mathcal{V}' \subseteq \mathcal{V}$ için $\log p(\mathcal{V}'|\beta^*)$ 'yi şu şekilde yazabiliriz

$$\begin{aligned} \log p(\mathcal{V}'|\beta) &= \sum_{k=1}^4 \beta^k H^k(\mathcal{V}') \\ &= \sum_{\substack{(v_i, v_j) \in \mathcal{V} \times \mathcal{V} \\ v_i \neq v_j}} [\beta_{z^1}^1(\phi^1(v_i, v_j)) + \beta_{z^2}^2(\phi^2(v_i, v_j))] x_i x_j \\ &\quad + \sum_{v_i \in \mathcal{V}} [\beta_{z^3}^3(\phi^3(v_i)) + \beta_{z^4}^4(\phi^4(v_i))] x_i \end{aligned} \quad (6)$$

Burada $\beta^i, i \in \{1, \dots, 4\}$, H^i 'yi kontrol eden parametre kümesi, $z^i, i \in \{1, \dots, 4\}$, girdisinin H^i 'de düştüğü histogram selesinin indisi ve $(x_1, \dots, x_{|\mathcal{V}|})$ bölgelerin ikili küme üyelik fonksiyonlarıdır. $W = W^1 + W^2$ olsun. Burada $W^k, k \in \{1, 2\}$, $|\mathcal{V}| \times |\mathcal{V}|$ 'lik ilginlik matrisidir. Matrisin her bir elemanı $W^k(i, j) = -\beta_{z^k}^k(\phi^k(v_i, v_j))$ olarak hesaplanır. Ayrıca, $q = q^3 + q^4$ olsun. Burada $q^k, k \in \{3, 4\}$, $|\mathcal{V}| \times 1$ 'lik potansiyel vektörüdür. Vektörün her bir elemanı $q^k(i) = -\beta_{z^k}^k(\phi^k(v_i))$ olarak hesaplanır. Son olarak $A, |P| \times |\mathcal{V}|$ 'lik bir matris olsun. Burada P yapıklardan köke kadar olan bütün yolları simgelemekte ve $A(i, j) = 1, v_i \in p_j$ olduğunu göstermektedir. Problem aşağıda gösterildiği gibi tanımlanabilir

$$\text{Enküçült} \quad -\log p(\mathcal{V}'|\beta) = \frac{1}{2} x^T W x + q^T x$$

$$\text{Kısıtlar} \quad A x \leq I,$$

$$I^T x = K,$$

$$x \in \{0, 1\}.$$

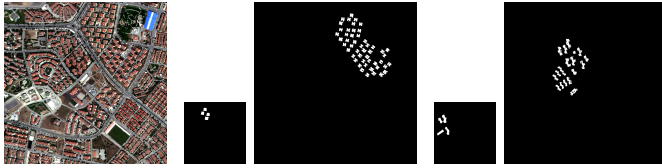
0 – 1 tam sayı programına lineer programlama gevşetmesi uygulamaktayız. W pozitif yarı belirli olmadığı için ortaya çıkan lineer kısıtlı karesel problem dışbükey değildir. Bu sebeple, objektif fonksiyonunu dışbükey fonksiyonların farkı şeklinde yazarak gevşetmekteyiz. $W = Q\lambda Q^T$, W 'nin özdeğer ayrışımı ve λ_1 (sırasıyla λ_2), λ 'nın pozitif yarı belirli köşegen matrisi (sırasıyla negatif yarı belirli köşegen matrisi) olsun. Ana düşünce, dışbükey olmayan simetrik karesel objektif fonksiyonunu aşağıda gösterildiği gibi iki yarı belirli karesel fonksiyonun farkı olarak yazmaktır [5]

$$\begin{aligned} \frac{1}{2} x^T W x + q^T x &= g(x) - h(x) \\ g(x) &= \frac{1}{2} x^T W_1 x + q^T x \\ h(x) &= -\frac{1}{2} x^T W_2 x \end{aligned} \quad (7)$$

Burada $W_1 = Q\lambda_1 Q^T$ ve $W_2 = Q\lambda_2 Q^T$. Ortaya çıkan problem sıralı dışbükey programlama ile çözülmekte ve yüksek x değişkenine sahip bölgeler sezim kümesine dahil edilmektedir.

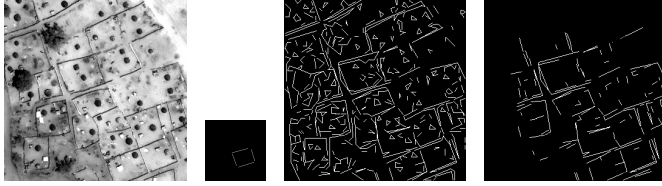
IV. DENEYLER

Bildiride sunulan sezim yöntemini örnekletmek için Ankara'ya ait, $2m$ uzamsal çözünürlüklü, çoklu spektral bir WorldView-2 görüntüsü (Şekil 4(a)) üzerinde deneyler yapılmıştır. Deneylerde bölge seçme algoritması bina gruplarının sezimi için kullanılmıştır. Verilen bir sorgu örneği içinde yer alan binaların beraber uzamsal yerleşimi ve tek başlarına karakteristikleri II-B. bölümde açıklandığı gibi modellenmiştir. Artan büyüklükte yapısal öğeler kullanılarak



(a) 500×500 'lük (b) Birinci sorgu örneği ve (c) İkinci sorgu örneği ve renkli Ankara sezim sonucu sezim sonucu görüntüsü

Şekil 4. Ankara görüntüsü için binalardan oluşan bileşik yapı sezimine örnekler.



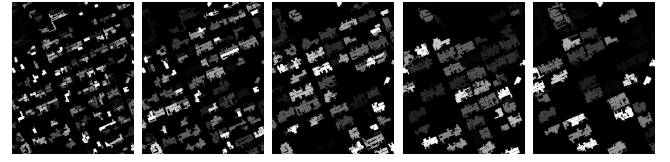
(a) Mülteci kampı (b) Sorgu örneği (c) Aday bölgeler (d) Seçilen bölgeler

Şekil 5. Darfur görüntüsü için mülteci yerleşimlerinden oluşan bileşik yapı sezimi örneği.

hue bandında geri çatılma ile kapama işlemleri uygulanarak ortaya çıkan sıradüzensel bölütlemeler aday bölgeler elde edilmiştir. Benzer uzamsal yerleşim ve karakteristiklerdeki bina grupları aday bölgeler arasından III. bölümde açıklandığı gibi seçilmiştir. Doğruluk verisi henüz mevcut olmadığı için sadece nitel değerlendirme yapılmıştır. Birinci senaryoda küçük binaların sık ve düzenli olarak yerleştiği bir sorgu örneği verilmiştir. $K = 50$ verildiğinde Şekil 4(b)'de elde edilen sonuçlar sorgu örneğindeki gibi aynı yönelimde birbirine yakın küçük binalar içermektedir. İkinci senaryoda ise geniş binaların farklı yönelimlerde daha seyrek olarak yerleştiği bir sorgu örneği seçilmiştir. Sezilen bölgeler $K = 18$ için Şekil 4(c)'de gösterilmektedir. Sonuçlar, sorgu örneğine binaların beraber yerleşimi ve tek tek karakteristikleri açısından benzeyen, yani birbirinden göreceli olarak daha ayırık uzun-ince binaların başarılı bir şekilde sezilebildiğini göstermektedir.

Diğer bir deney de $0.5m$ uzamsal çözünürlüklü GeoEye-1 Darfur görüntüsünde geçici mülteci yerleşimlerinin sezimi için yapılmıştır. Bu yerleşimler çamur veya samandan oluşan dikdörtgen şeklinde yerleşmiş çitlerle çevrilidir. Temel nesneler elipsler yerine doğru parçaları ile temsil edilmiştir. Deterministik yöntemlerle elde edilen aday doğru parçaları arasından otomatik olarak seçilen anlamlı doğru parçaları Şekil 5'te gösterilmektedir. Görsel sonuçlar, önerdiğimiz algoritmanın çitlere karşılık gelen birbirine dik ve yakın anlamlı çoğu doğru parçasını bulabildiğini göstermektedir.

Son olarak, yine Ankara'ya ait WorldView-2 görüntüsünde (Şekil 6(b)) endüstriyel binaların sezimi için deneyler yapılmıştır. Aday bölgeler kırmızı bantta artan büyüklükte yapısal öğeler kullanılarak geri çatılma ile açma işlemleri ile ortaya çıkan sıradüzensel bölütlemeye bulunmuştur. Şekil 6(c)'de, verilen sorgu örneği için Şekil 6(a)'daki sıradüzende farklı düzeylerden seçilen en anlamlı $K = 40$ bölge gösterilmektedir. Sonuçlar, seçilen anlamlı bölgelerin benzer yönelimde ve birbirine yakın dikdörtgen şeklindeki büyük endüstriyel binalara karşılık geldiğini göstermektedir.



(a) Sıradüzensel bölütleme



(b) 500×400 'lük (c) Sorgu örneği ve renkli Ankara sıradüzenden seçilen bölgeler görüntüsü

Şekil 6. Ankara görüntüsü için endüstriyel binalardan oluşan bileşik yapı sezimi örneği.

V. SONUÇLAR

Bileşik yapıları çok az örnekle, bir Markov rasgele alanı kullanarak kendisini oluşturan temel nesnelerin uzamsal yerleşimlerine göre sezebilen bir yöntem açıkladık. Verilen bir sorgu bileşik yapıyı aday bölgeler arasından seçmeyi amaçlayan deneyler, geleneksel sezim yöntemleri ile elde edilemeyen farklı karakteristiklerdeki gruplara, nesneler arasındaki ilişkilerin olasılıksal olarak modellenmesi ile erişilebildiğini göstermiştir. Gelecek çalışmalar temel nesne grubu kümesinin büyütülmesi ve farklı sezim 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.
- [5] R. Horst and N. V. Thoai, "De programming: Overview," *Journal of Optimization Theory and Applications*, vol. 103, no. 1, pp. 1–43, Oct. 1999.