

# Hiperspektral Görüntülerde Süperçözünürlük Hyperspectral Imagery Superresolution

Hasan Irmak<sup>1,2</sup>, Gözde Bozdağı Akar<sup>2</sup>, Seniha Esen Yüksel<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Aselsan A.Ş., Ankara, Türkiye  
{hirmak}@aselsan.com.tr

<sup>2</sup>Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü, ODTÜ, Ankara, Türkiye  
{hasan.irmak, bozdagi}@metu.edu.tr

<sup>3</sup>Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü, Hacettepe Üniversitesi, Ankara, Türkiye  
eyuksel@ee.hacettepe.edu.tr

**Özetçe**— Hiperspektral görüntülerin kullanıldığı uygulamalar, bu görüntülerin yüksek spektral çözünürlüklerinden büyük fayda görürken, düşük uzamsal çözünürlüklerinden olumsuz etkilenmektedir. Bu çalışmada, hiperspektral görüntülerde uzamsal çözünürlüğü arttırmak için yeni bir yöntem önerilmektedir. Önerilen yöntem, direkt olarak hiperspektral imgeleri kullanan geleneksel yöntemlerin yerine, hiperspektral görüntülerin son elemanlarına ayrıştırılmasından elde edilen bolluk haritalarını kullanmakta ve bu haritalar üzerinden uzamsal çözünürlüğü arttırmaktadır. Önerilen yöntemde öncelikle SISAL algoritması ile son elemanlar kestirilmiştir, daha sonra FCLS kullanılarak düşük çözünürlüklü bolluk haritaları çıkarılmıştır. Düşük çözünürlüklü bolluk haritalarından toplam varyasyonu azaltacak şekilde yüksek çözünürlüklü bolluk haritaları elde edilmiştir. Son olarak, yüksek çözünürlüklü bolluk haritalarından yüksek çözünürlüklü hiperspektral görüntü elde edilmiştir. Yöntem gerçek hiperspektral görüntülerde test edilmiştir. Deneysel sonuçlar PSNR ve SSIM metriklerine göre karşılaştırıldığında, biküçük interpolasyona göre daha iyi sonuçlar alındığı gözlemlenmiştir.

**Anahtar Kelimeler** — *Hiperspektral; Toplam Varyasyon Azaltma; Son Eleman; Bolluk Haritaları.*

**Abstract** — Despite their high spectral resolution, hyperspectral images have low spatial resolution which adversely affects the applications that use hyperspectral images. In this study, instead of the traditional way of using spectral images, abundances of the endmembers are used in resolution enhancement. In the proposed method, first, endmembers are extracted with the SISAL algorithm. Then, the abundance maps are estimated using FCLS. From the low resolution abundance maps, high resolution abundance maps are obtained with a total variation based minimization. Finally, high resolution hyperspectral images are constructed from high resolution abundance maps. The proposed method is tested on real hyperspectral images. The experimental results and comparative analysis show the effectiveness of the proposed method.

**Keywords** — *Hyperspectral; Total Variation Minimization; Endmember; Abundance Maps.*

## I. GİRİŞ

Hiperspektral kameralar elektromanyetik spektrumun mor ötesi, görünür ve yakın kızılötesi bölgelerinde çok sayıda spektral bantı görüntülemektedir. Hiperspektral kameralar günümüzde tarım, madencilik, kimya, tıp gibi birçok alanda kullanılmaktadır [1]. Yüksek spektral çözünürlüklerine rağmen, düşük uzamsal çözünürlüğe sahip olmaları hiperspektral kameraların en büyük dezavantajlarından birisidir. Bu sebeple, günümüzde hiperspektral görüntülerde çözünürlük artırımı önemli bir çalışma alanı olmaya başlamıştır.

Hiperspektral görüntülerin süper çözünürlük yöntemleri kullanılarak, uzamsal çözünürlüklerinin artırılması için literatürde farklı yöntemler önerilmiştir. Kaynaştırma temelli yöntemler bunların başında gelir. Bu yöntemlerde, yüksek uzamsal çözünürlüğe sahip RGB ya da multispektral görüntü, düşük çözünürlüklü hiperspektral görüntü ile beraber kullanılarak yüksek çözünürlüklü hiperspektral görüntü elde edilmektedir [2][3]. Bu yöntemlerin temel dezavantajı, hiperspektral görüntü ile birlikte yüksek çözünürlüklü bir görüntüye ihtiyaç duymasıdır. Katışım temelli yöntemler ise son elemanların bolluk haritalarının çözünürlüklerini arttırmak için kullanılmaktadır. Bu yöntemler genelde son elemanların piksel içindeki bölgesini ön bilgi kullanarak tahmin etmeye çalışmaktadır [4]. Bu yöntemlerin temel dezavantajı yüksek çözünürlüklü bolluk haritalarında kullanılan saf son eleman varsayımdır. Bu varsayım genelde çok kısıtlı bir varsayım olduğu için çoğu zaman geçerli olmamaktadır. Hiperspektral çözünürlük artırımında öğrenme temelli yöntemler de sıklıkla kullanılmaktadır [5]. Bu yöntemler uygulanmadan önce sistem hiperspektral görüntü parçalarıyla eğitilmektedir. Bu yöntemlerin performansı sistemin eğitilmesi için kullanılan veriye ciddi şekilde bağlıdır [6].

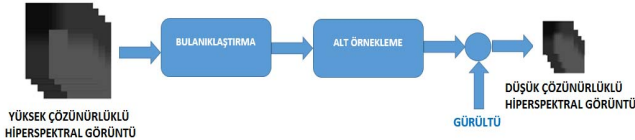
Bu çalışmada hiperspektral görüntülerin çözünürlüğünün artırılması için toplam varyasyon azaltma temelli bir yaklaşım kullanılmıştır. Bu yaklaşımda her banttaki görüntüler yerine görüntüdeki son elemanların bolluk haritaları kullanılarak çözünürlük artırımı elde edilmeye çalışılmıştır. Bu yöntemin en büyük avantajı bütün spektral bantı kullanmak yerine daha az sayıda bolluk haritasını kullanması ve spektral bantlar arası ilişileşim bilgisini son elemanlar kullanarak sağlamasıdır. Ayrıca bu yöntem görüntünün ve hiperspektral verinin sahip olduğu özellikleri ön bilgi olarak kullanmaktadır.

## II. ÖNERİLEN YÖNTEM

Yüksek çözünürlüklü görüntü ile düşük çözünürlüklü görüntü arasında bir ilişki vardır. Bu ilişkiyi gösteren modele gözlem modeli denir. Süper çözünürlük oluşturma problemini analiz etmek için öncelikle bir gözlem modeline ihtiyaç vardır. Süper çözünürlük oluşturmada kullandığımız gözlem modeli (1)'de verilmiştir.

$$Y_s = DBZ_s + n_k \quad (1)$$

Denklem (1)'de verilen modelde,  $Z_s$  ve  $Y_s$  sırasıyla  $s$  bandındaki yüksek ve düşük çözünürlüklü hiperspektral görüntüleri göstermektedir.  $B$  ve  $D$  ise bulanıklaştırma ve alt örnekleme matrisidir,  $n_k$  ise gürültü vektörüdür. Bu modele göre, düşük çözünürlüklü görüntü, yüksek çözünürlüklü görüntünün bulanıklaşmış, örtüşmüş ve üzerine gürültü binmiş halidir. Gözlem modelinin blok diyagramı Şekil-1'de verilmiştir.



Şekil 1. Süperçözünürlük oluşturmada kullanılan gözlem modeli

Şekil-1'deki gözlem modeli doğrultusunda, üzerinde bahsedilen bozucu etkiler bulunan "s" spektral bandındaki düşük çözünürlüklü görüntüden yüksek çözünürlüklü hiperspektral görüntü (2)'deki ifade kullanılarak elde edilir.

$$\widehat{Z}_s = \operatorname{argmin}_{Z_s} \|DBZ_s - Y_s\|_2^2 \quad (2)$$

Doğrusal katışım modeli kullanılarak, yüksek ve düşük çözünürlüklü görüntüler son elemanların spektral imzaları ve bolluk haritaları kullanılarak yazılabilir. (3) ve (4)'te verilen denklemler sırasıyla yüksek ve düşük çözünürlüklü görüntülerin katışım modeli doğrultusunda bolluk haritaları ve son elemanlar şeklinde yazılmasıdır.

$$Z = [z_1 \dots z_E].S \quad (3)$$

$$Y = [y_1 \dots y_E].S \quad (4)$$

Denklem (3) ve (4)'te verilen ifadelerde,  $S$  spektral imza matrisini,  $y_e$  ve  $z_e$  ise sırasıyla "e" son elemanın düşük ve yüksek çözünürlüklü vektörel bolluk haritalarını göstermektedir. "E" görüntülenen bölgedeki toplam son eleman sayısını göstermektedir.

Denklem (2), (3) ve (4) kullanılarak, piksel temelli yaklaşım yerine (5)'teki verilen ifade ile son eleman temelli bir yaklaşım yöntemiyle yüksek çözünürlüklü bolluk haritaları elde edilebilir.

$$\widehat{z}_e = \operatorname{argmin}_{z_e} \|DBz_e - y_e\|_2^2 \quad (5)$$

Bu ifadenin çözümünün birden fazla sonucu olduğu için, çözüm kümesini indirgemek gerekir. Görüntünün pürüzsüz olduğu önsel bilgisi kullanılarak, (5)'teki ifadeye ek terim eklenip çözüm kümesini daraltılabilir. L1 norm ve L2 norm pürüzsüzlük için sıklıkla kullanılan ek terimlerdir [7]. Bu çalışmada L2 norm tercih edilmiştir. L2 norm için eklenecek terim (6)'da verilmiştir.

$$\|\nabla z_e\|_2^2 \triangleq \|z_e - S_x z_e\|^2 + \|z_e - S_y z_e\|^2 \quad (6)$$

Denklem (6)'da verilen ifadede,  $S_x$  ve  $S_y$  sırasıyla x ve y yönlerinde 1 piksel kayma operatörlerini ifade eder. (5) ve (6)'daki ifadeler her son eleman için diğer son elemanlardan bağımsız ifadelerdir. Bununla birlikte düşük çözünürlüklü bolluk haritaları birbirine bağımlı oldukları için, yüksek çözünürlüklü haritalardaki verilerin de birbiriyle bağımlı olması gerekir. Bu bilgiyi de minimize edilmek istenen fonksiyonuna terim olarak eklemek gerekir. Bu bilgi (7)'de verilen ifade ile fonksiyona terim olarak eklenebilir.

$$\left\| \mathbf{1} - \sum_{e=1}^E z_e \right\|_2^2 \quad (7)$$

Denklem (6) ve (7)'deki terimler (5)'teki terimle birleştirildiğinde, nihai fonksiyonuna ulaşılmış olur. Nihai enerji fonksiyonu (8)'de verilmiştir.

$$E = \sum_{e=1}^E \|DBz_e - y_e\|_2^2 + \alpha \sum_{e=1}^E \|\nabla z_e\|_2^2 + \beta \left\| \mathbf{1} - \sum_{e=1}^E z_e \right\|_2^2 \quad (8)$$

Denklem (8)'de verilen enerji fonksiyonunda  $\alpha$  ve  $\beta$  pürüzsüzlük ve birlik kısıtlarının fonksiyon içinde ağırlıklarını gösterir. Enerji fonksiyonunun minimum noktası gradyan azalan algoritması kullanılarak bulunabilir. Her iterasyonda yüksek çözünürlüklü bolluk haritaları (9)'a göre güncellenir.

$$z_e^{n+1} = z_e^n - \mu \cdot \nabla E \quad (9)$$

Denklem (9)'da " $\nabla$ " gradyan operatörünü göstermektedir. Enerji fonksiyonundaki her bir teriminin gradyanı (10), (11) ve (12)'de verilmiştir.

$$\frac{\partial}{\partial z_e} \sum_{e=1}^E \|DBz_e - y_e\|_2^2 = 2 \cdot B^T D^T (DBz_e - y_e) \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial z_e} \sum_{e=1}^E \|\nabla z_e\|_2^2 &= \frac{\partial}{\partial z_e} \sum_{e=1}^E (\|(I - S_X)z_e\|_2^2 + \|(I - S_Y)z_e\|_2^2) \\ &= 2(I - S_X)^T (I - S_X)z_k + 2(I - S_Y)^T (I - S_Y)z_k \end{aligned} \quad (11)$$

$$\frac{\partial}{\partial z_e} \left\| \mathbf{1} - \sum_{e=1}^E z_e \right\|_2^2 = -2 \cdot (\mathbf{1} - \sum_{e=1}^E z_e) \quad (12)$$

Denklem (10), (11), (12)'deki ifadeler hesaplanıp, (9)'da verilen güncelleme denkleminde bolluk haritaları güncellenir. Güncellenme miktarındaki değişim belli bir değerin altına düştüğünde iterasyon durdurulur ve yüksek çözünürlüklü bolluk haritaları elde edilmiş olur. Son olarak, elde edilen yüksek çözünürlüklü bolluk haritaları ve son elemanların spektral imzaları kullanılarak yüksek çözünürlüklü hiperspektral görüntü elde edilmiş olur.

### III. DENEYSSEL SONUÇLAR

Önerilen yöntemin doğru bir şekilde değerlendirilebilmesi için herkese açık gerçek hiperspektral veri seti kullanılmıştır [8]. Bu veri seti 420 nm-720 nm aralığında 31 adet banttan oluşmaktadır. Veri setinde tüm resim yerine resmin içinden değişik boyutlarda bölgeler alınmış ve bu bölgelerden gözlem modeline göre uygun şekilde düşük çözünürlüklü hiperspektral görüntüler elde edilmiştir. Önerilen yöntem düşük çözünürlüklü bu görüntülere uygulanmıştır. Yöntemin performansı biküçük interpolasyon yöntemi ile karşılaştırılmıştır. Performans karşılaştırması PSNR ve SSIM metrikleriyle yapılmıştır. PSNR ve SSIM için kullanılan hesaplama yöntemleri sırasıyla (14) ve (15)'te verilmiştir.

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{\max(x(i,j)^2)}{\frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [x(i,j) - y(i,j)]^2} \right) \quad (14)$$

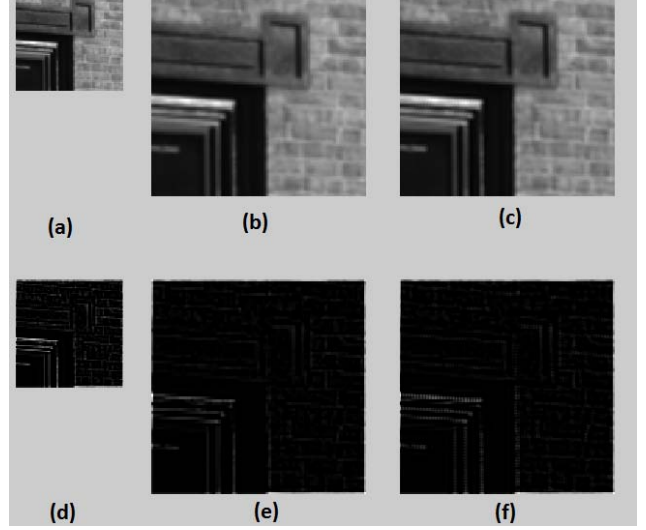
Denklem (14)'te  $x$  ve  $y$  sırasıyla referans görüntüyü ve önerilen yöntemin sonucunu,  $m$  ve  $n$  ise resmin boyutlarını göstermektedir.

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + (255 \cdot K_1)^2)(2\sigma_{xy} + (255 \cdot K_2)^2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + (255 \cdot K_1)^2)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + (255 \cdot K_2)^2)} \quad (15)$$

Denklem (15)'de  $\mu_x$  ve  $\mu_y$ ,  $x$  ve  $y$  görüntülerinin ortalamalarını,  $\sigma_x^2$ ,  $\sigma_y^2$  ve  $\sigma_{xy}$ ,  $x$  ve  $y$ 'nin varyansları ile  $x$  ve  $y$ 'nin kovaryansının göstermektedir.  $K_1$  and  $K_2$  sabittir.

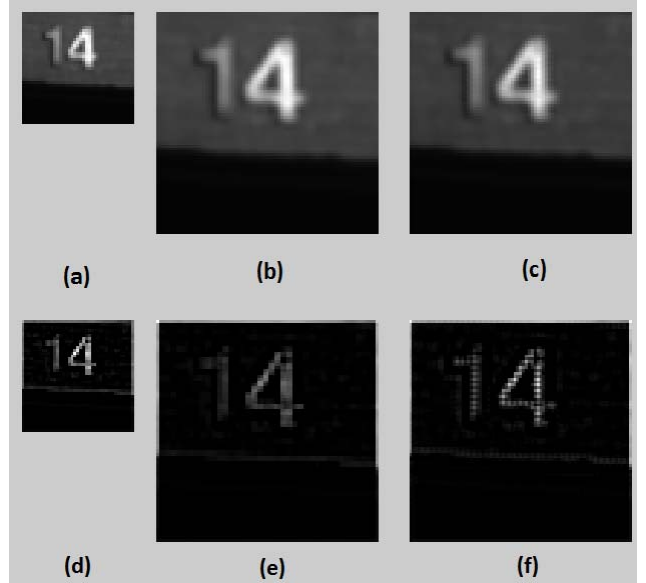
Şekil-2 ve 3'te görsel deneysel sonuçlar verilmiştir. Bu şekillerde karşılaştırmanın daha iyi yapılabilmesi için görüntülerin (16)'daki Laplas Filtre ile filtrelenmiş yüksek frekans içerikleri de verilmiştir. Yüksek frekans içerikleri görsel olarak kenar bilgilerini daha iyi karşılaştırma olanağı sağlamaktadır. Bu şekillerin metrik performans karşılaştırmaları ise Tablo-1'de verilmiştir.

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (16)$$



Şekil 2. Süperçözünürlük Sonuçları-1

- (a) Düşük Çözünürlüklü Görüntü (b) Biküçük İnterpolasyon Yöntemi  
(c) Önerilen Yöntem (d) Düşük Çözünürlüklü Görüntü (Yüksek Frekans)  
(e) Biküçük İnterpolasyon Yöntemi (Yüksek Frekans)  
(f) Önerilen Yöntem (Yüksek Frekans)



Şekil 3. Süperçözünürlük Sonuçları-2

- (a) Düşük Çözünürlüklü Görüntü (b) Biküçük İnterpolasyon Yöntemi  
(c) Önerilen Yöntem (d) Düşük Çözünürlüklü Görüntü (Yüksek Frekans)  
(e) Biküçük İnterpolasyon Yöntemi (Yüksek Frekans)  
(f) Önerilen Yöntem (Yüksek Frekans)

**Tablo-1.** Karşılaştırmalı Performans Analizi

	<b>Kullanılan Yöntem</b>	<b>PSNR (dB)</b>	<b>SSIM</b>
Şekil-1	Biküçük Interpolasyon	27.14	0.816
	Önerilen Yöntem	28.33	0.898
Şekil-2	Biküçük Interpolasyon	28.15	0.863
	Önerilen Yöntem	29.47	0.912

#### IV. SONUÇ

Bu çalışmada hiperspektral görüntülerin çözünürlüğünün artırılması amaçlanmıştır. Önerilen yöntem, ek bir görüntüye veya eğitme sürecine ihtiyaç duymadan, saf piksel varsayımı olmaksızın, bolluk haritalarının ve hiperspektral görüntünün çözünürlüğünü artırmaktadır. Düşük çözünürlük bilgisi, resmin ve hiperspektral verinin sahip olduğu ön bilgilerle birleştirilerek, yüksek çözünürlüklü bolluk haritaları elde edilmektedir. Yüksek çözünürlüklü görüntü, yüksek çözünürlüklü bolluk haritalarından oluşturulmaktadır. Önerilen yöntem gerçek hiperspektral görüntülerde test edilerek biküçük interpolasyona göre PSNR ve SSIM metriklerine göre karşılaştırıldığında performansı artışı elde edilmiştir.

#### KAYNAKLAR

- [1] I. Vorovencii, "The Hyperspectral Sensors Used in Satellite and Aerial Remote Sensing," *Bull. Transilv. Univ. Braşov*, vol. 2, no. 51, pp. 51–56, 2009.
- [2] C. Lanaras, E. Baltsavias, and K. Schindler, "Hyperspectral Super-Resolution by Coupled Spectral Unmixing," pp. 3586–3594.
- [3] N. Yokoya, T. Yairi, and A. Iwasaki, "Coupled nonnegative matrix factorization unmixing for hyperspectral and multispectral data fusion," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 50, no. 2, pp. 528–537, 2012.
- [4] A. Villa, J. Chanussot, J. A. Benediktsson, M. Ulfarsson, and C. Jutten, "Super-Resolution: An Efficient Method To Improve Spatial Resolution Of Hyperspectral Images", *IGARSS 2010. 2010 IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp. Proc.*, pp. 2003–2006, 2010.
- [5] Y. Zhang, Y. Du, F. Ling, X. Li, and A. E. Srm, "Improvement of the Example-Regression-Based Land Cover Mapping Algorithm", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, pp. 1–5, 2015.
- [6] Z. Wang, N. M. Nasrabadi, and T. S. Huang, "Semisupervised hyperspectral classification using task-driven dictionary learning with laplacian regularization," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 53, no. 3, pp. 1161–1173, 2015.
- [7] A. Y. Ng, "Feature selection, L 1 vs. L 2 regularization, and rotational invariance," *Twenty-first Int. Conf. Machine. Learning. - ICML '04*, p. 78, 2004.
- [8] A. Chakrabarti and T. Zickler, "Statistics of real-world hyperspectral images," *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 193–200, 2011.