

SEYREK KODLAMA VE ÇEVİRİMİÇİ SÖZLÜK ÖĞRENME KULLANILARAK HİBRİT HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜ SIKIŞTIRMASI



İREM ÜLKÜ
ÇANKAYA ÜNİVERSİTESİ, ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ



1. Özet

Seyrek kodlama tabanlı çevrimiçi sözlük öğrenme yaklaşımını literatürde ilk kez hiperspektral görüntülerin sıkıştırılması için adapte eden hibrit bir yöntem önerilmiştir. Bu yöntemde, çeşitli seyrek temsil algoritmaları seyrek kodlama problemini çözmek amacıyla kullanılmıştır. Farklı seyrek temsil algoritmaları ile diğer sıkıştırma algoritmaları oran-bozulma performansları açısından karşılaştırılmışlardır. Bilgi koruma performansları da anomali tespit uygulaması ile ayrıca ölçülmüştür. Deneysel sonuçlar kanıtlıyor ki bit hızı arttıkça **yakınlık bazlı eniyileme** ve **kör sıkıştırmalı örnekleme** algoritmalarına ait sıkıştırma performansları diğer algoritmalarından üstün olmaktadır.

2. Problem Tanımı

Çevrimiçi sözlük öğrenme:

Dönüşümlü bir süreçte aşağıdaki denklemler çözülür:

1. Seyrek kodlama:

$$\alpha_n = \min_{\alpha} \frac{1}{2} \|\mathbf{x}_n - \mathbf{D}_{n-1} \alpha\|^2 + \lambda \|\alpha\|_1$$

Girdi: Rasgele örnek \mathbf{x}_n önceki sözlük \mathbf{D}_{n-1}

Çıktı: Seyrek katsayılar α

Çözüm: Çeşitli seyrek temsil algoritmaları

2. Sözlük güncelleme:

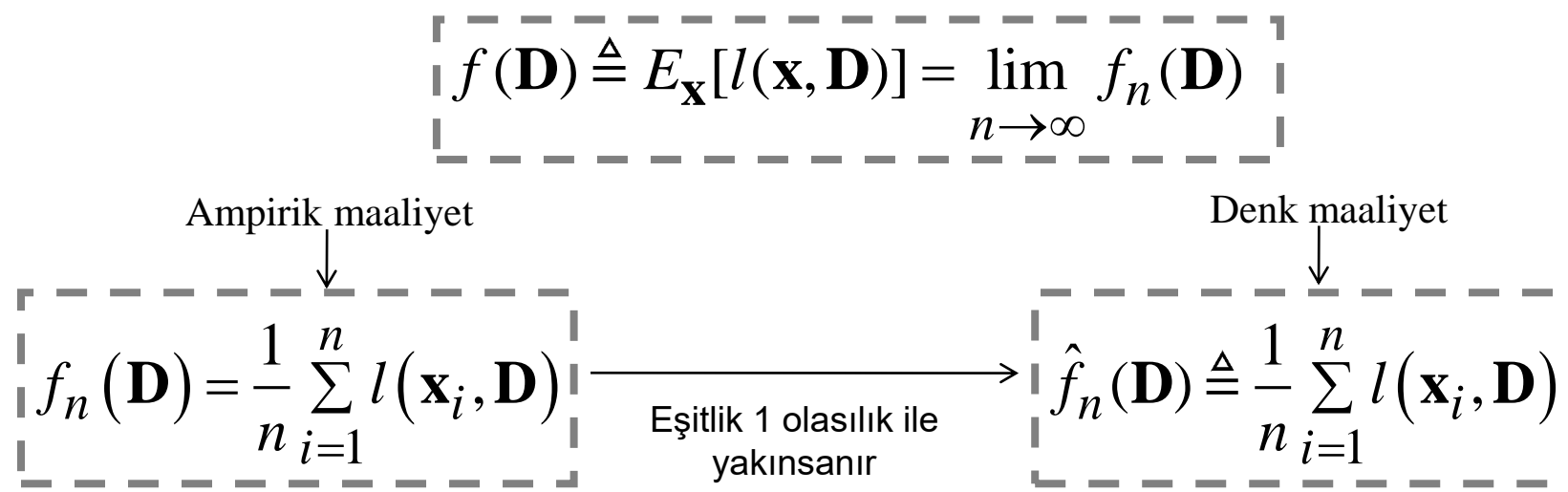
$$\mathbf{D}_n = \min_{\mathbf{D}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{x}_i - \mathbf{D} \alpha_i\|^2 + \lambda \|\alpha_i\|_1$$

Girdi: Önceki seyrek katsayılar α_i önceki örnekler \mathbf{x}_i

Çıktı: Yeni sözlük \mathbf{D}_n

Çözüm: Blok koordinat iniş yöntemi

*Mairal et. al. çalışmasında ispatlandığı üzere: Eğitim kümesi sonsuza giderken ampirik maaliyet yerine beklenen maaliyetin minimum değerini bulmak yeterlidir [1].



3. Algoritma

Algoritma 1

- 1: Rastgele ilk sözlük \mathbf{D}_0 oluşturulur
- 2: \mathbf{A}_0 ve \mathbf{B}_0 matrisleri ilk olarak sıfırlanır
- 3: $t = 1, \dots, T$ için
- 4: Hiperspektral görüntüden rasgele $\mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^{n_b}$ örnek piksel seçilir
- 5: “seyrek kodlama problemi” çözülür
- 6: $\mathbf{A}_t = \mathbf{A}_{t-1} + \alpha_t \alpha_t^T$ ve $\mathbf{B}_t = \mathbf{B}_{t-1} + \mathbf{x}_t \alpha_t^T$ güncellenir
- 7: Sözlük \mathbf{D}_t güncellemek için **Algoritma 2** kullanılır
- 8: En son öğrenilmiş \mathbf{D}_T sözlük bulunur

* Çözüm için çeşitli seyrek temsil algoritmaları kullanılmıştır.

* Seyrek katsayılar ve sözlük elemanları için ekli olmayan kısıt uygulanmıştır: $\alpha_k \geq 0$, $d_{ij} \geq 0$

Algoritma 2

- 1: tekrarlar
- 2: $j = 1, \dots, k$ için
- 3: \mathbf{D}_t matrisinin j 'inci kolon değerleri güncellenir

$$\mathbf{D} = [\mathbf{d}_1, \dots, \mathbf{d}_k] \in \mathbb{R}^{n_b \times k}, \mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k] \in \mathbb{R}^{k \times k} \text{ and } \mathbf{B} = [\mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_k] \in \mathbb{R}^{n_b \times k}$$

$$4: \mathbf{u}_j = \frac{1}{A(j, j)} (\mathbf{b}_j - \mathbf{D} \mathbf{a}_j) + \mathbf{d}_j \text{ and } \mathbf{d}_j = \frac{1}{\max(\|\mathbf{u}_j\|_2, 1)} \mathbf{u}_j \text{ and } E_j = \sqrt{\sum_{n_b} |\mathbf{d}_j' - \mathbf{d}_j^{t-1}|^2}$$

$$6: E = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k E_j$$

7: gerçekleşene kadar $E < E_{\text{şik değeri}}$

8: Yeni sözlük \mathbf{D} **Algoritma 1** içinde kullanılır

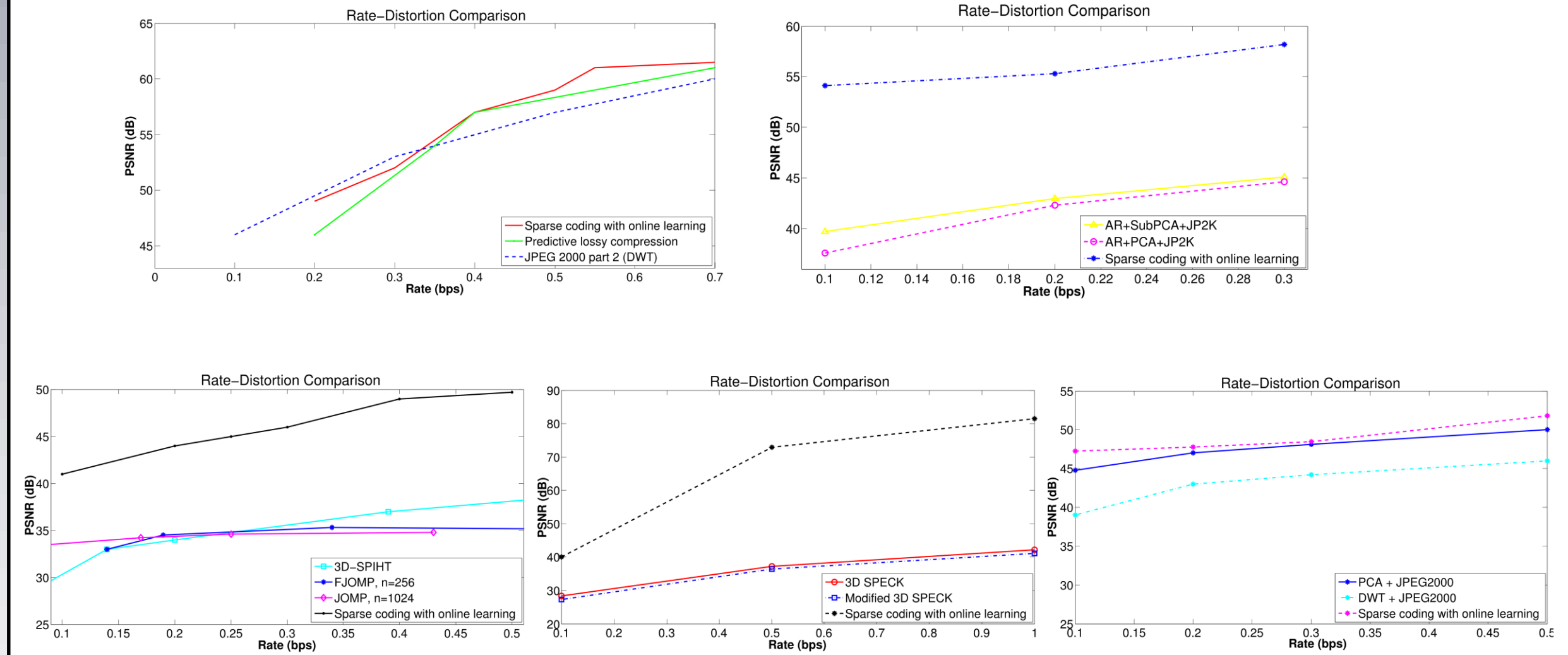
Kullanılan Datasetleri:



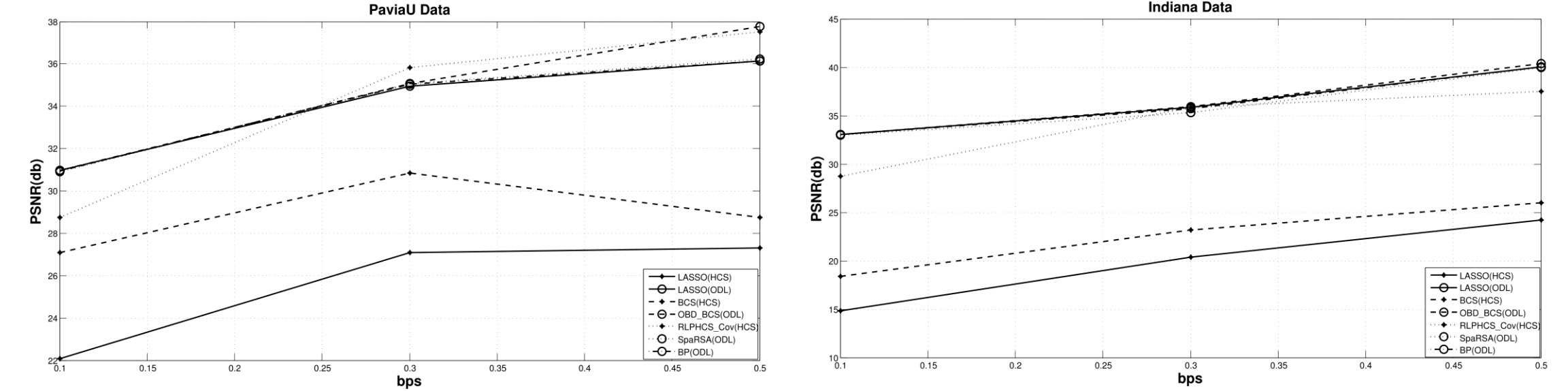
AVIRIS, HYPERION ve ROSIS sensörlerine ait hiperspektral görüntüler kullanılmıştır.

4. Deneyler

Oran-Bozulma Performansları:

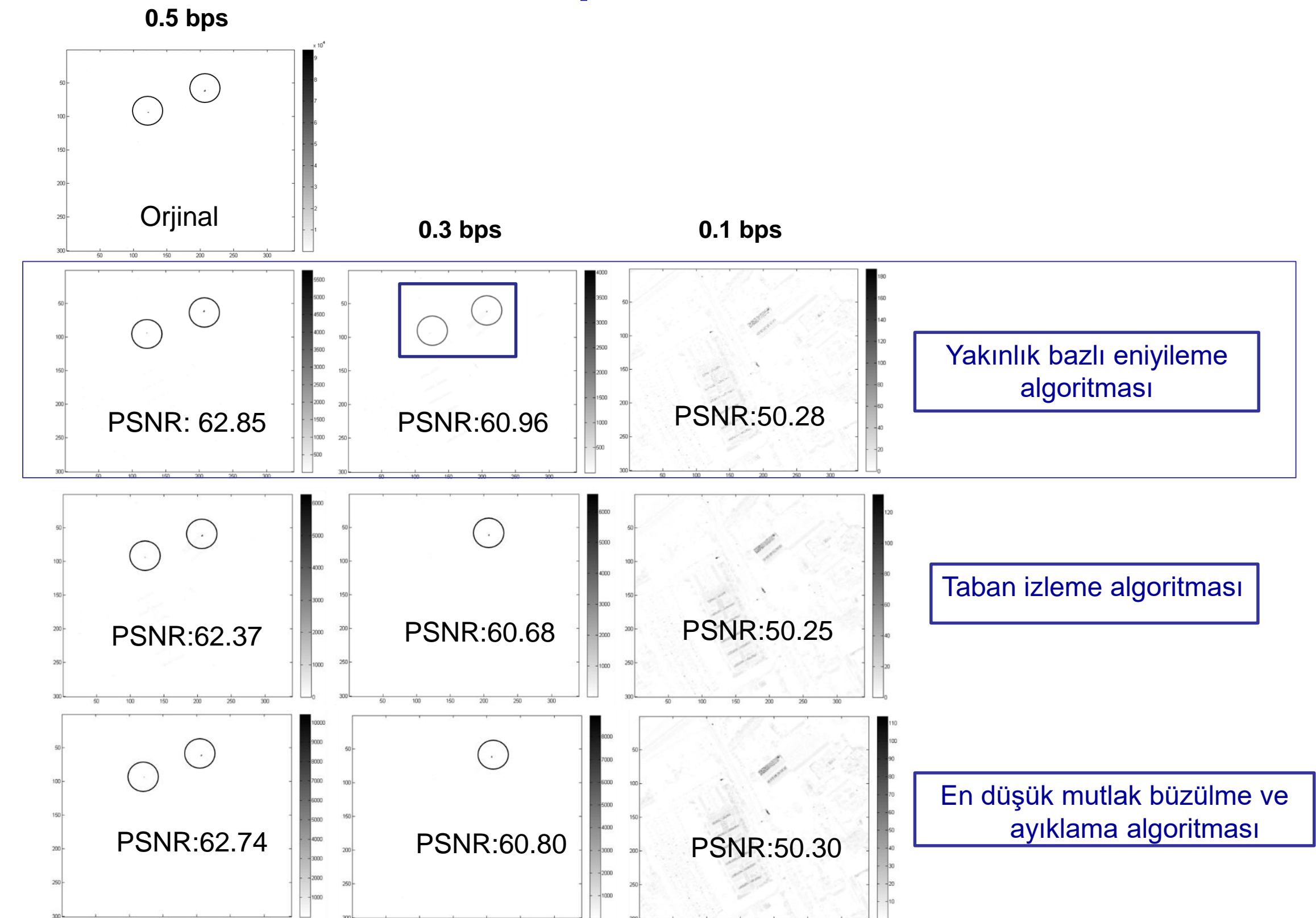


- Önerilen yöntem sabit sözlük kullanan sıkıştırma yöntemlerinden daha iyi sonuç vermiştir.



- Önerilen yöntem (kör sıkıştırmalı örnekleme algoritması ile kullanıldığında) yüksek sıkıştırma oranlarında en-yüksek teknoloji yöntemden daha iyi sonuç vermiştir.

Anomali Tespit Performansları:



- Önerilen yöntem yakınlık bazlı eniyileme algoritması ile kullanıldığında yüksek sıkıştırma oranlarında diğer algoritmalarından daha iyi sonuç vermiştir.

5. Sonuçlar

* Mairal et. al. çalışmasında önerilen çevrimiçi sözlük öğrenme yöntemi literatürde ilk kez sıkıştırma amacıyla üç boyutlu hiperspektral görüntülere göre adapte edilmiştir. Önerilen bu hibrit yöntem en-ileri-teknoloji yöntemler de dahil literatürdeki bütün yöntemlerden daha iyi performans göstermiştir.

* Yöntem çeşitli seyrek temsil algoritmaları ile kullanılmıştır. **Yakınlık bazlı eniyileme** ve **kör sıkıştırmalı örnekleme** algoritmaları ile kullanıldığında 0.5 bps ve üzerindeki sıkıştırma oranlarında en iyi sonuçlar alınmıştır [2].

* Örnek olarak AIRBUS'a ait Pleiades uydusunun 3 bps gibi yüksek sıkıştırma oranlarında hiperspektral görüntü sıkıştırması gerçekleştirdiği bilindiği için, önerilen yöntemin gerçek hayatta yüksek sıkıştırma gerçekleştirmek için kullanılabileceği düşünülmektedir.

Referanslar

1. MAIRAL, J., BACH, F. et. al. (2010) Online learning for matrix factorization and sparse coding, Journal of Machine Learning Research, 19-60. vol. 11.
2. ÜLKÜ İ., TÖREYİN, B. U. (2015) Sparse representations for online-learning-based hyperspectral image compression, Applied optics, 8625-8631. vol. 54.