

Perona-Malik ve Charbonnier Difüzyon Modellerinin Görüntü Gürültü Giderme Başarımı

Buğra PERGEL

Yapay Zeka Mühendisliği, 3. Sınıf, 230212045

Ostim Teknik Üniversitesi

Ankara, Türkiye

Bu çalışma, görüntülerdeki gürültüyü gidermek ve kenarları korumak amacıyla kullanılan Perona-Malik (PM) tipi Doğrusal Olmayan Difüzyon modellerini incelemektedir. Perona-Malik Tip 1, Tip 2 ve Charbonnier difüzivite fonksiyonları uygulanmış ve sonuçlar izotropik (doğrusal) difüzyon ile karşılaştırılmıştır. Deneysel analiz, doğrusal olmayan modellerin gürültüyü etkili bir şekilde azaltırken, yüksek kontrastlı kenar bilgilerini başarıyla koruduğunu göstermiştir. Ayrıca, renkli görüntüler için ortak gradyan tabanlı bir difüzyon yaklaşımı geliştirilmiştir ve sayısal kararlılığı kanıtlanmıştır.

Index Terms—Doğrusal Olmayan Difüzyon, Perona-Malik, Anizotropik Difüzyon, Görüntü İşleme, Kenar Koruması.

I. GİRİŞ

Görüntü işlemede temel bir sorun olan gürültü giderme, genellikle yumuşatma filtreleri kullanılarak çözülür. Ancak bu filtreler, görüntünün önemli kenar bilgilerini de bulanıklaştırmır. Doğrusal Olmayan Difüzyon modeli, difüzyonun şiddetini gradyan büyülüğüne bağlı kılan bir kısmi diferansiyel denklem (PDE) kullanarak bu sorunu çözer.

II. TEORİK TEMELLER VE MODELLEME

A. Doğrusal Olmayan Difüzyon PDE'si

Görüntü $u(x, y, t)$ için temel difüzyon denklemi aşağıdaki gibidir:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \nabla \cdot (g(|\nabla u_\sigma|) \nabla u) \quad (1)$$

Burada $g(|\nabla u_\sigma|)$ difüzivite fonksiyonu olarak adlandırılır. Difüzyon sürecinin sayısal çözümü için Açık Zaman Adımlama yöntemi kullanılmıştır.

B. Difüzivite Fonksiyonları

Uygulanan üç farklı difüzivite fonksiyonu aşağıda sunulmuştur (λ : kontrast eşiği):

1) Perona-Malik Tip 1 (PM1):

$$g(|\nabla u|) = \exp\left(-\frac{|\nabla u|^2}{\lambda^2}\right) \quad (2)$$

2) Perona-Malik Tip 2 (PM2): [1]

$$g(|\nabla u|) = \frac{1}{1 + \frac{|\nabla u|^2}{\lambda^2}} \quad (3)$$

3) Charbonnier:

$$g(|\nabla u|) = \frac{1}{\sqrt{1 + \frac{|\nabla u|^2}{\lambda^2}}} \quad (4)$$

III. UYGULAMA DETAYLARI

A. Sayısal Yöntemler

Gradyanlar (∇u) ve divergence ($\nabla \cdot (\cdot)$) hesaplamaları için Merkezi Farklar yöntemi kullanılmıştır. Sınır koşulları, görüntü kenarlarında Kenar Modunda (Edge Mode) yastıklama (padding) ile ele alınmıştır.

B. Renkli Görüntü Difüzyonu (Soru 1.3)

Renkli görüntülerde, Ortak Difüzivite yaklaşımı benimsenmiştir. Bu yaklaşımda difüzivite, tüm renk kanallarının gradyanlarının toplamı ($\sum_{k=1}^3 |\nabla u_\sigma^k|$) üzerinden hesaplanır. Hesaplanan bu ortak değer, daha sonra her bir renk kanalı (R, G, B) için ayrı ayrı difüzyon denklemine uygulanmıştır.

IV. DENEYSEL ANALİZ VE TARTIŞMA

A. Linear ve Nonlinear Difüzyon Karşılaştırması

Karşılaştırma, sentetik ve mozaik görüntüler üzerinde görsel ve sayısal olarak yapılmıştır.



Fig. 1. Sentetik görüntü üzerinde Linear ve Nonlinear difüzyonların karşılaştırması.

Şekil 1'de görüldüğü gibi, Linear Difüzyon gürültüyü giderirken yapısal dikey kenarı tamamen bulanıklaştırmıştır. Buna karşın PM Modelleri, gürültü giderilirken yüksek kontrastlı kenarları keskin bir şekilde korumuştur.

Sayısal karşılaştırma sonuçları Tablo I'de sunulmuştur. Linear modelin yapısal benzerlik (SSIM) değeri düşükken, PM ve Charbonnier modelleri daha yüksek başarı göstermiştir.

TABLE I
DENEYSEL SONUÇLAR VE METRIKLER

Model	Parametreler	PSNR (dB)	SSIM
Linear	Iter=50	25.82	0.6510
PM Tip 1	$\lambda = 10, \sigma = 1$	27.43	0.7301
PM Tip 2	$\lambda = 10, \sigma = 1$	27.46	0.7380
Charbonnier	$\lambda = 10, \sigma = 1$	27.58	0.7411

B. Parametrelerin Etkileri

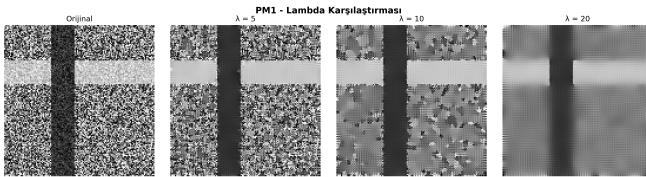


Fig. 2. PM1 difüzyonunda λ (kontrast eşiği) parametresinin sentetik görüntü üzerindeki etkileri.

Kontrast Eşiği (λ): Şekil 2'de görüldüğü gibi, küçük λ (örn., $\lambda = 5$), sadece çok güçlü kenarları korumuş, geri kalan bölgelerde yüksek yumusatma yapmıştır. Büyük λ (örn., $\lambda = 20$) ise daha zayıf gradyanları korumaya başladığından, filtre daha az yumusatma yapma eğilimindedir.

Ölçek Parametresi (σ): σ 'nın artırılması, gradyanı gürültüye karşı daha dayanıklı hale getirmiştir ve daha stabil sonuçlar vermiştir.

C. İstatistiksel Değişimler (Soru 1.2)

İstatistikler, tüm modellerin beklenen teorik davranışını göstermiştir.

- Yoğunluk Varyansı:** Tüm modellerde varyans, iterasyon boyunca hızlı ve sürekli düşüş göstermiştir. Bu, gürültünün giderildiğini gösterir.
- Ortalama Yoğunluk:** Ortalama yoğunluk değeri, iterasyonlar boyunca neredeyse sabit kalmıştır. Bu, sayısal kararlılığı ve kütle korunumunu teyit eder.
- Toplam Gradyan Büyüklüğü:** Gradyan büyülüğu düşmüştür, ancak sıfır yaklaşılmamıştır. Bu, önemli yapısal kenarların korunduguunu gösterir.

D. Renkli Görüntü Analizi

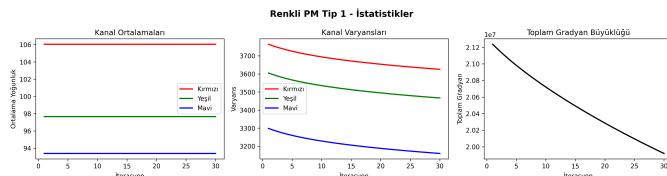


Fig. 3. Renkli PM Tip 1 difüzyonunda kanal ortalamaları ve varyans değişimleri.

Kanal Ortalamaları: Şekil 3'te görüldüğü gibi, Kırmızı, Yeşil ve Mavi kanal ortalamaları tüm iterasyonlar boyunca tamamen sabit kalmıştır. Bu, renk kanalları arasındaki tutarlılığın korunduguunu ve renk kaymasının yaşanmadığını kanıtlar.

Görsel Kanıt: Renkli mozaik görüntüsü üzerinde yapılanfiltrelemede, mozaik karolarının yüzeyindeki gürültü yumusatılmış, ancak karoların arasındaki renk ve yapısal sınırlar korunmuştur.

V. SONUÇ

Uygulanan PM tipi Doğrusal Olmayan Difüzyon modelleri, gürültü giderme ve kenar koruma amaçlarını başarıyla gerçekleştirmiştir. Doğrusal difüzyonun aksine, bu modeller görüntüdeki önemli yapısal bilgileri koruyarak üstün sonuçlar üretmiştir. Geliştirilen ortak gradyan tabanlı renkli difüzyon yaklaşımı ise, renk koruması sağlayarak çok kanallı verilerde yüksek kaliteli filtreme sağlamıştır.

REFERENCES

- [1] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, no. 7, pp. 629–639, 1990.
- [2] P. Charbonnier, L. Blanc-Feraud, G. Aubert, and M. Barlaud, "Two deterministic half-quadratic regularization algorithms for computed imaging," in *Proceedings of 1994 IEEE International Conference on Image Processing*, vol. 2, pp. 168–172, 1994.
- [3] J. Weickert, *Anisotropic Diffusion in Image Processing*. Stuttgart, Germany: Teubner-Verlag, 1998.