

# Sis Kaldırma Algoritmalarına Genel Bir Bakış

VERİ BİLİMİ DERGİSİ www.dergipark.gov.tr/veri

Bahadır ARABALI<sup>1\*</sup>, Kemal FİDANBOYLU<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Uludağ Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği, Bursa, TÜRKİYE

#### Özet

Sisli ve puslu havalarda çekilen görüntüler gerçekliğini kaybetmektedir. Bu görüntülerden sisin kaldırılmasına, sis kaldırma (dehazing, defogging, fog removal) denilmektedir. Sis kaldırma işleminden sonra elde edilen imgenin içindeki görünürlük artmaktadır. Sis kaldırma işlemi, imgenin yakalandığı zamana (gece, gündüz), imge içerisindeki sisin yoğunluğuna, imge içerisindeki ışık kaynağına vb. etkenlere doğrudan bağlıdır. Literatürde, birçok araştırmacı sis kaldırma problemini çözmek için farklı algoritmalar kullandılar. Bu makalede, literatürde yaygın olarak kullanılan sis kaldırma algortimaları incelenecektir. Bu incelemeler yapılırken, farklı algortimalardan elde edilen sonuçlar birbirleri ile farklı görüntü kalitesi ölçütleri aracılığı ile karşılaştırılacak ve algoritmaların güçlü ve zayıf yönleri ortaya çıkarılacaktır. İncelemelerde, hem gerçek sis içeren görüntüler, hem de yapay olarak sis eklenmiş görüntüler içeren O-HAZE veri kümesinden örnekler kullanılacaktır.

Makale Bilgisi

Başvuru: 30/09/2022 Kabul: 09/11/2022 Anahtar Kelimeler: Görüntü İşleme, Sis Kaldırma, Görüntü Onarma, Kontrast İyileştirme, Dark Channel Prior Algoritması

#### An Overview of Fog Removal Algorithms

#### Abstract

Images taken in foggy and hazy weather conditions lose their authenticity. Removing the fog from these images is called fog removal (dehazing, defogging, fog removal). Visibility in the image obtained after the fog removal process increases. The fog removal process depends on the time the image was captured (day, night), the density of the fog in the image, the light source in the image, etc. In the literature, many researchers have used different algorithms to solve the fog removal problem. In this paper, fog removal algorithms, which are widely used in the literature, will be examined. While these examinations are being made, the results obtained from different algorithms will be compared with each other through different image quality criteria and the strengths and weaknesses of the algorithms will be revealed. Samples from the 0-HAZE dataset will be used in the reviews, which contain both images with real fog and images with artificial fog.

*Keywords:* Image Processing, Fog Removal, Image Restoration, Contrast Enhancement, Dark Channel Prior Algorithm

<sup>\*</sup> İletişim e-posta: bahadir.arabali@outlook.com

### 1 Giriş

Sis, çok küçük boyutlarda (µm) su damlacıklarını içerisinde barındıran ve göz ile görülebilen bir aerosoldür. Sisli hava şartlarında görüş seviyesi 1 km altına düşerken, puslu hava şartlarında görüş seviyesi 1-5 km altına düşmektedir. Amerika Birleşik Devletleri Ulaştırma Bakanlığı verilerine göre, her yıl yaklaşık 38.700 trafik kazası sisli hava şartlarında gerçekleşirken, bu kazalar sonucunda yaklaşık 600 kişi hayatını kaybetmektedir.

Görüş mesafesindeki bu zayıflama kameralar tarafından yakalanan görüntüleri de bozmaktadır. Yakalanan görüntülerde oluşan bozulmalar iki şekilde gerçekleşmektedir. Bunlar, doğrudan zayıflama (direct attenuation) ve air-light olarak adlandırılmaktadır [1]. Doğrudan zayıflamada, imge içerisindeki yoğunluk değerleri etkilenir. Bunun sonucunda, imgenin kontrastı azalır. Air-light bozulmasında ise yakalanan imgenin sis içermeyen durumuna kıyasla imge içerisindeki renklerde bozulmalar olur. Bu etkiler sonucunda, imge içerisindeki ilgi alanları bozulur veya yok olur ve bilgisayar ile görü uygulamalarındaki işlevsellik kaybolur.

Yıllar içerisinde yapılan görüntü işleme çalışmaları, yakalanan imgeler içerisinde sis nedeniyle oluşan bu bozulmaları azaltmayı ve imge içerisindeki ilgi alanlarını ortaya çıkartmayı amaçlamıştır. Bu sayede sis içeren imgeler bilgisayar ile görü uygulamalarında (navigasyon, nesne takibi, nesne tanıma vb.) kullanılabilir hale getirilmektedir. Bu çalışmalar sis kaldırma (fog removal) algoritmaları olarak adlandırılmaktadır (Şekil 1).



Şekil 1. Sis kaldırma işlemi [2]

Bu makalede, araştırmacılara sayısı giderek artan ve farklı şekillerde çalışan sis kaldırma algoritmaları hakkında karşılaştırmalı bir inceleme sunulmuştur. İnceleme sırasında farklı şekillerde çalışan sis kaldırma algoritmaları incelenmiş ve ortak veri kümeleri ile testlere tabii tutulmuştur.

#### 2 Literatür Taraması

Sis kaldırma çalışmalarının başlangıçtaki örnekleri incelendiğinde, uygulamalar yaklaşımlarına göre iki farklı grupta incelenebilir. Bunlar görüntü iyileştirme tabanlı sis kaldırma ve restorasyon tabanlı sis kaldırmadır. Görüntü ivilestirme tabanlı algoritmalar kontrast düzenlemesi gerçekleştirerek imgevi sisten arındırmayı amaçlamaktadır. Histogram eşitleme, görüntü iyileştirme modeline uygun bir örnektir. Bu model düşük yoğunluktaki sisli imgelerde iyi performans vermektedir. İmge içerisindeki sis yoğunluğu arttıkça görüntü iyileştirme tabanlı sis kaldırma uygulamaları istenilen sonucları elde etmekte zorlanmaktadır. Restorasyon tabanlı sis kaldırma algoritmaları ise sisin imge içerisinde sebep olduğu bozulmaları tahmin etmek ve bu tahmine göre imge içerisinden sis kaldırmayı amaçlamaktadır. Yapılan bu işlem Koschmieder fiziksel sis modelini kullanmaktadır (Denklem 1) (Şekil 2) [1].



Şekil 2. Koschmieder sis modeli [1]

$$I_{f}(x) = I_{C}(x)t(x) + A(1 - t(x))$$
(1)

Model içerisinde  $I_f(x)$  sisli imgeyi,  $I_C(x)$  sis içermeyen imgeyi, A atmosferik ışığı ve t(x) iletim haritasını (transmission map) temsil eder. Atmosferin homojen olduğu durumlarda t Denklem 2'deki gibi ifade edilir. Bu denklemde,  $\beta$  atmosfer katsayısını, d ise sahnenin kameraya olan uzaklığını ifade eder.

$$t(x) = e^{-\beta d(x)}$$
(2)

Denklem 1'deki  $I_C(x)t(x)$  terimi, bize doğrudan zayıflamayı verir (direct attenuation) ve imge içerisindeki kontrast azalmasını temsil eder. Denklem 1'deki A(1-t(x)) terimi ise, air-ligth bozulmasını temsil eder ve imge içerisindeki renk kaymalarını temsil eder. Sis yoğunluğu sahneyi yakalayan kamera ve obje arasındaki mesafeye bağlıdır. Bundan dolayı sis kaldırma, bazı çıkarımlara veya öncül verilere dayanmaktadır. Bu çalışmada, sis kaldırma algoritmaları problem çözümünde uyguladıkları metotlara göre üç farklı genel kategori altında toplanmış ve incelenmiştir. Bu kategoriler, Filtre Tabanlı Sis Kaldırma Algoritmaları, Renk Düzeltme Tabanlı Sis Kaldırma Algoritmaları ve Öğrenme Tabanlı Sis Kaldırma Algoritmalarıdır. Filtre tabanlı ve renk düzeltme tabanlı sis kaldırma çalışmaları, restorasyon tabanlı sis kaldırma uygulamalarıdır. Öğrenme tabanlı sis kaldırma uygulamalarıdır. Öğrenme tabanlı sis kaldırma uygulamaları ise problemin çözümünde daha farklı bir yol izlemektedir. Şekil 1'de restorasyon tabanlı sis kaldırma algoritmalarının basit bir diyagramı gösterilmektedir.



Şekil 3. Restorasyon tabanlı sis kaldırma diyagramı [2]

### 2.1 Sis kaldırma teknikleri

#### 2.1.1 Filtre tabanlı sis kaldırma teknikleri

Filtre tabanlı sis kaldırma tekniklerinin ayırt edici özelliği transmisyon haritası iyileştirmesinde filtre kullanmasıdır. Transmisyon haritası iyileştirme adımı restorasyon tabanlı sis kaldırma algoritmalarının son adımıdır. 2011 yılında He ve ark. [2] geliştirip yayınladığı "Dark Channel Prior" (DCP) algoritması bu kategorinin en önemli uygulamalarındandır. DCP algoritması, sis içermeyen dış sahne görüntülerinin farklı renk kanallarında çok düşük piksel yoğunluğu değerleri olduğu gözlemine dayanmaktadır. DCP algoritması Denklem 3'teki gibi tanımlanmaktadır.

$$I_{\rm DCP}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_{c \in (r,g,b)} I^c(y) \right)$$
(3)

Denklem (3) içerisinde  $I^c$  imgenin renk kanalını, I imgeyi,  $\Omega(x)$  ise x lokasyonunda merkezlenmiş yerel yamayı ifade eder. Transmisyon haritası Denklem 4'te ifade edilmiştir.

$$t(x) = 1 - \omega * \min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_{c \in (r,g,b)} \frac{I_{\text{foggy}}^{c}(y)}{A^{c}} \right)$$
(4)

Transmisyon haritası "soft matting" kullanılarak işlenmiştir [3]. İşlenmiş transmisyon haritası sis içermeyen imgeyi elde etmek için kullanılır. DCP algoritması imge içerisinde eğer parlak bir nesne varsa, işlem sonrasında imge içerisinde halo ve yapay bozulmalar meydana getirir. Şekil 4'te DCP algoritmasının sis içeren imgeye nasıl işlem yaptığını göstermektedir. Şekil 4'ün içindeki (a) imgesi sis içeren imgeyi, (b) imgesi tahmin edilen transmisyon haritasını, (c) imgesi (b) imgesinin "soft matting" ile iyileştirilmiş durumunu ve (d) imgesi sis kaldırma işleminden sonra elde edilen imgeyi göstermektedir.



Şekil 4. DCP Algoritması uygulama örneği [2]

Dark Channel (DC) tahmininde Triphathi ve ark. [4] renk kanallı üzerinden en düşük yoğunluklu pikseli almış ve uzamsal filtrelemeyi atlamıştır (Denklem 5).

$$I_{\rm DC}(x) = \min_{c \in (r,q,b)} \left( I_{\rm foggy}^c(x) \right) \tag{5}$$

Gelistirilen DC [4] islem sonrasında imge içerisindeki yapısal korumayı daha iyi başarmaktadır. Derinlik haritası çıkarmak amacı ile karanlık kanal üzerine anizotropik difüzvon uygulanmıştır. Nesnelerin kenarları hariç derinlik haritası düz olmalıdır. Anizotropik difüzyon merkezi noktalarda yumuşatma yaptığından kenar bilgileri işlem sonrasında DCP'ye göre korunmuş olmaktadır [4]. Geliştirilen işlenmiş derinlik haritası sis kaldırma işlemini Denklem 6'daki gibi gerçekleştirmektedir.

$$I_{\text{clear}}^{c}(x) = \frac{I_{\text{foggy}}^{c}(x) - A_{\text{map}}(x)}{1 - \frac{A_{\text{map}}(x)}{A^{c}(x)}}$$
(6)

Denklem 6 içinde bulunan  $A_{map}(x)$  işlenmiş derinlik haritasını temsil eder. Burada, atmosferik sabit 1 olarak alınmıştır. İşlem sonrası elde edilen imge düşük kontrastlı olacağından histogram esnetmesi uygulanmıştır [5].

He ve ark. [2] tarafından geliştirilen DCP algoritması imge içeriğine bağlı olarak sis kaldırma sonrasında istenmeyen yapay bozulmalar oluşturmaktadır. Bu sorunu ortadan kaldırmak için He ve ark. [6] Kılavuzlu İmge Filtre (GIF) algoritmasını geliştirmişlerdir. GIF'in temel mantığı, filtrelenmiş olan çıktının yerel pencere içinde bulunan kılavuzlu alanın ölçeklendirilmiş ve dönüştürülmüş hali olmasıdır (Denklem 7).

$$P(x) = a_i G(x) + b_i, \ x \in w_i \tag{7}$$

Denklem 7'de bulunan  $\omega_i$  yerel pencereyi, x piksel konumunu,  $a_i$  ve  $b_i$ ,  $\omega_i$  içindeki katsayıları, G kılavuz imgeyi ve P filtrelenmiş imgeyi temsil etmektedir. Bu yöntemde Denklem 5'teki karanlık kanal imgesi kılavuz imge G olarak kullanılmaktadır. Denklem içindeki katsayıları belirlemek için çıkış imgesi olan P(x) Denklem 8'deki gibi modellenmiştir.

$$P(x) = Q(x) - n(x)$$
(8)

Denklem 8 içindeki P(x) sisten arındırılmış çıktı imgesini, Q(x) filtre imgesini (DCP) ve n(x)gürültüyü ifade eder. P(x) ve Q(x) arasındaki farkı sıfıra indirmek için maliyet fonksiyonu ( $\omega_i$ penceresi içinde) Denklem 9'daki gibi hesaplanmaktadır.

$$E(a_i, b_i) = \sum_{x \in w_i} ((a_i G(x) + b_i - Q(x))^2 + \epsilon a_i^2)$$
<sup>(9)</sup>

Maliyet fonksiyonu ile optimum katsayıların bulunmasının ardından, GIF algoritması ile transmisyon akışı hesaplanır ve Denklem 1 içindeki sis içermeyen görüntü  $I_f(x)$  elde edilir. Şekil 5 içinde bulunan (a) imgesi sis içeren imgeyi temsil ederken, (b) imgesi ise DCP algoritması ile elde edilen transmisyon haritasını ve (c) ise GIF algoritması ile iyileştirilen transmisyon haritasını göstermektedir.



Şekil 5. DCP ve GIF algoritmalarının transmisyon haritası karşılaştırması [6]

Li ve ark. 2015 yılında sundukları "Weighted Guided Image Filter" (WGIF) algoritmasında GIF algoritması sonucunda imge içinde oluşan halo ve yapay kalıntıları yok etmeyi amaçlamıştır [7]. Bu algoritmada GIF algoritmasına [6], geliştirilen kenar bilinçli ağırlıklandırma eklenmiştir [7]. Kenar bilinçli ağırlıklandırma pikselin kılavuz imge için önemini hesaplar. Bu işlem Denklem 10'daki gibi gerçekleştirilir.

$$\Gamma_G(x) = \frac{M(\sigma_{G,\Omega}^2(x) + \epsilon)}{\sum_{x'=1}^{M} (\sigma_{G,\Omega}^2(x') + \epsilon)}$$
(10)

Denklem 10 içindeki  $\sigma_{G,\Omega}^2(x)$  ifadesi kılavuz imge olan *G* imgesinin *x* pikselinin üzerinde bulunan pencerenin varyansını temsil eder. *M* kılavuz imgenin toplam piksel sayısını ifade eder,  $\varepsilon$  ise sabit katsayıdır. Bu durumda kenar alanlarındaki piksellerin  $\Gamma$  değeri, imge içerisindeki diğer piksellere göre daha yüksek olmaktadır. Bu ağırlıklandırma Denklem 11'daki gibi, GIF'in maliyet fonksiyonuna eklenir.

$$E(a_i, b_i) = \sum_{x \in w_i} \left( (a_i G(x) + b_i - Q(x))^2 + \frac{\gamma}{\Gamma_G(i)} a_i^2 \right)$$
(11)

Bu şekilde WGIF algoritması GIF algoritmasına göre istenmeyen bozulmaların önüne geçmeyi amaçlar.

Filtre tabanlı olan ve dark channel öncülü kullanan bir başka algoritma ise Salazar-Colores ve ark. 2018 yılında geliştirdiği algoritmadır [8]. Algoritma morfolojik veniden vapılandırma kullanarak derinlik haritasının iyileştirilmesi ile sis kaldırma işleminin kalitesini ve hızını arttırmayı amaçlar. Algoritma morfolojik işlemleri gri imge üzerinde gerçekleştirmektedir. Kullanılan morfoloiik islemler ise veniden oluşturma aşamasında, gri tonlamalı aşındırma (grayscale erosion), gri tonlamalı genişleme (grayscale dilation), jeodezik aşındırma ve genişleme iken, imgenin parçalanmasında ise aşındırma (erosion) ve genisleme (dilation) işlemleri gerçekleştirilmektedir. Oluşturulan algoritmanın akış diyagramı Şekil 6'daki gibidir [8].



Şekil 6. Salazar-Colores sis kaldırma diyagramı [8]

Sis kaldırma algoritmaları sahnenin gece veya gündüz yakalanmış olmasına göre farklı sonuçlar verebilir. Ancuti ve ark. tarafından geliştirilen füzyon tabanlı yaklaşımda ise hem gündüz sahneleri hem de gece yakalanan sisli sahneler aynı algoritma ile işlenerek sis kaldırma işlemi uygulanabilir [9]. Bu işlem farklı yerel "airlight" (ortam ısığının) belirlenmesi ile baslamaktadır. Bu belirleme farklı boyutta yamalar kullanılarak gerçekleştirilir. Füzyon işleminde kullanılan ilk girdi küçük bir yama kullanılarak (20 x 20) oluşturulur. Bunun sebebi farklı ısık kaynaklarından gerçekleştirilebilecek ortam ışığı tahmininin önüne geçmektir. Bu işlem sonrasında elde edilen imgede kontrast ve renksel parlaklık (chroma) kayıpları söz konusu olur. Bunun önüne geçmek amacı ile oluşturulan ikinci girdide daha büyük yama kullanılır (80 x 80). Elde edilen girdi global kontrastı artırmaktadır. Son girdide ise ayrık bir Laplacian filtre kullanılarak detayların son cıktı imgesinde korunmasını amaçlamaktadır. Algoritma bu girdilere denk düşen ağırlıklandırmalar ile Gauss piramidi yapısında füzyonlanır ve sis içermeyen imge ortaya çıkar. Şekil 7'de algoritmanın akış diyagramı gösterilmektedir.



Şekil 7. Füzyon tabanlı sis kaldırma akış diyagramı [9]

Ngo ve ark. tarafından 2019 yılında sunulan sis kaldırma algoritmasında (ICAP) [10], daha önce 2015 yılında yine Ngo ve ark. tarafından olusturulmuş (CAP) [11] ve renk zayıflaması öncülünden yararlanılan kaldırma sis algoritmasının iyileştirilmiş versiyonudur. Filtre tabanlı çalışan CAP algoritmasında, sis kaldırmada kullanılan renk öncüllerinin imge içinde her durumda optimum etki varatmadığı gözlemlenmis islem sonrasında imge icinde ve renk bozulmalarının ve yapay gürültülerin oluştuğu görülmüştür. Yapay bozulmaların engellenmesi amacı ile CAP algoritması düzenlenerek ICAP algoritması olusturulmustur. ICAP algoritmasının, CAP algoritmasına göre farklılıkları derinlik tahmininde alçak geçirgen filtre kullanılması, derinlik tahmininden iletim haritası elde edilirken hibrit medyan filtresi kullanılması ve iletim haritası oluşturulurken kullanılan atmosferik ışık tahmininin geliştirilmesidir. Şekil 8'de ICAP algoritmasının yapısı gösterilirken, kırmızı kesik çizgi ile belirtilen bölgeler yapılan iyileştirmeleri ve eklemeleri göstermektedir.



Şekil 8. ICAP akış diyagramı [10]

Filtre tabanlı algoritmalardan biri olan [12], 2021 vılında Ngo ve ark. tarafından gelistirilmistir. Bu algoritma literatürde bulunan sis kaldırma algoritmalarının, imge içindeki sis farklı sis yoğunluklarını göz arda ettiği ve bu durumun iyileştirilmeşi halinde siş kaldırma işleminin basarımının artacağı temeli üzerine gelistirilmistir. Algoritma sis içeren imgenin, sis içermeyen referans haline ihtiyaç duymaksızın sis yoğunluk derecelendirmesi (haziness degree evaluation) gerçekleştirerek uygun gördüğü sis kaldırma islemini gerceklestirmektedir. Sis voğunluk derecelendirme (HDE) işlemi imge içinde farklı sis özelliklerinin voğunluk imgenin icinden belirlenmesi ile hesaplanmaktadır. İmge içindeki sis yoğunluğu ise 9 farklı değer üzerinde etki göstermektedir. Bu 9 farklı özellik dark channel, kontrast, doygunluk x değer, renksel parlaklık, renksel parlaklık varyansı, renklilik (colorfullness), keskinlik (sharpness), renk tonu eşitsizliği (hue disparity) ve imge entropisidir. Bu özellikler daha sonra kendi arasında Pearson korelasvon katsayıları hesaplanarak aralarından 3 tanesi sis voğunluğunun derecelendirilmesi içini seçilmiştir. Bu özellikler dark channel, doygunluk x değer ve keskinliktir. Elde edilen bu değerler sayesinde algoritma kaldırma işlemini sis gerçekleştirmektedir. Sis kaldırma işlemi ise kılavuzlu filtre (guided filter), adaptif alt limit (adaptive lower limit), sahne parlaklığı kurtarma (scene radiance recovery) bölümlerinden oluşmaktadır. HDE modülünün gerekli alanlarında alınan girdiler sayesinde sis kaldırma işlemi gerçekleştirilmektedir. Sistemin akış diyagramı Şekil 9'da gösterilmektedir.



Şekil 9. HDE Algoritması akış diyagramı [12]

Sis kaldırma algoritmalarının farklı uygulama alanlarına örnek olabilecek 2021 yılında Chen ve ark. tarafından sunulmuş filtre tabanlı algoritma, medikal MRI (Manyetik Rezonans Görüntüleme) ve (Bilgisayarlı Tomografi) imgelerinde ilgi СТ alanlarının ortava cıkarılması amacı gelistirilmistir [13]. Bu imgeler içinde genel olarak düşük aydınlanma (low illumination) problemi gözlemlenmektir [13]. Algoritma ilk olarak imgeyi ayrıştırmalı bir retineks modülüne alarak düzeltilmis avdınlatma tahminini olusturur. Daha sonra imge 0-255 arası renk değişimine alınan avdınlatma tahmini DCP [2] sis kaldırma algoritmasının uygulanması ile imge içinde bulunan sis gürültüsünden arındırılır. Bu sayede ilgi alanları cok daha belirgin MRI ve CT imgeleri elde edilir. 10'da algoritmanın Sekil akıs diyagramı gösterilmektedir.



Şekil 10. Chen MRI sis kaldırma akış diyagramı [13]

#### 2.1.2 Renk düzeltme tabanlı sis kaldırma teknikleri

Sis içeren imge içinde bulunan renkler sis nedeniyle zaman zaman imgenin renk kanallarını eklenmektedir. Bu etkiyi azaltmak veya tamamen yok etmek amacı bu kategorideki algoritmalar renk düzeltmesi kullanmaktadır.

Huang ve ark. [14] tarafından 2014 yılında sunulan çalışma bu kategorideki çalışmalardan biridir. Geliştirilen algoritmada DCP ve medyan filtresi beraber kullanılarak, sisli imge içinden transmisyon haritası elde edilir. Medyan filtresi hem imge içerisindeki kenarları korur hem de gürültünün etkilerini azaltır. Algoritma imge içerisinden kenar bilgilerini Denklem 12'deki gibi elde eder.

$$E_{(x)} = \omega * \min\left(n_y \in \Omega(x)I_{DC}(y), I_{DC}(x)\right)$$
(12)  
- min I<sub>DC</sub>

Denklem 12 içindeki  $\omega$  denklem sabitidir. İyileştirilmiş transmisyon haritası, Denklem 4'teki DCP transmisyon haritasından, Denklem 12'deki kenar bilgi denkleminin çıkarılması ile elde edilir. DCP algoritmasına göre kenar bilgilerini daha iyi koruyan bu algoritma içinde ayrıca adaptif gama düzeltmesinden de faydalanılmıştır. Adaptif gama düzeltmesi transmisyon haritasını iyileştirmek amacı ile kullanılmıştır. Gama değeri Denklem 13'teki gibi hesaplanmaktadır.

$$\gamma = 1 + (\text{th}/I_{max}), \text{ eğer th } > \text{TH}$$
(13)  
= 1, eğer th < TH

Denklem 13 içindeki  $I_{max}$  imgenin maksimum yoğunluk değerini, th eğer birikimli dağılım fonksiyonu 0.1'e eşit ise yoğunluk değerini ifade eder. Eşik değeri TH empirik bir değerdir ve 120'ye eşittir. Gama değerinin hesaplanmasından sonra geliştirilmiş transmisyon haritası Denklem 14'teki gibi bulunur.

$$t_{\rm e} = I_{max} (t_r / I_{max})^{\rm y} \tag{14}$$

Gri uzay çıkarımı kullanılarak her bir kanal için renk kayması hesaplanmaktadır. Yapılan bu hesaplamalardan sonra Denklem 1'deki sis içermeyen imge fonksiyonun bu algoritma için türevi Denklem 15'teki gibidir.

$$I_{\text{clear}}^{c}(x) = \frac{I_{\text{foggy}}^{c}(x) - (A^{c} - d_{\text{shift}}^{c})}{max(t_{e}(x), t_{0})}$$

$$+ (A^{c} - d_{\text{shift}}^{c}), c \in r, g, b$$
(15)

Her bir renk kanalı için renk kayması  $d_{Shift}^c$ Denklem 16'daki gibi temsil edilmektedir.

$$d_{Shift}^c = avg_r - avg_c \ c \in r, g, b \tag{16}$$

Algoritmanın akış diyagramı Şekil 11'deki gibi gösterilmektedir [14].



Şekil 11. Huang ve ark. geliştirdiği sis kaldırma algoritmasının akış diyagramı [14]

Diğer bir algoritma ise Fattal tarafından geliştirilen sis kaldırma algoritmasıdır [15]. Algoritmada, doğal imgeler üzerinde RGB renk uzayında yapılan gözlemler sonucunda, piksellerin küçük alanlar üzerindeki dağılımlarının oluşturduğu tek boyutlu yapılardan (color lines) faydalanılmıştır [16]. İşlenmemiş transmisyon haritası, imge içinde tespit edilen renk hatlarının orijine uzaklığına göre oluşturulurken, iyileştirilmiş transmisyon haritası ise geliştirilen rastgele Markov modeli ile iyileştirilmektedir. Bu iyileştirme yapay bozulmaları ve gürültüleri engellemeye çalışır.

Renk düzeltme tabanlı algoritmalardan biri de Peng ve ark. 2018 yılında sunduğu algoritmadır [17]. Bu algoritma imge içerisindeki derinlik bağımlı (depth dependent) renk geçişlerinden ortam ışığını tahmin etmektedir. Transmisyon haritası ise tamamen buna bağlı olarak gözlemlenen yoğunluk ve ortam ışığının mutlak değerinden tahmin edilmektedir. Daha sonra DCP algoritması kullanılarak imge sisten arındırılır. Geliştirilen algoritmanın akış diyagramı Şekil 12'de gösterilmektedir [17].





Eğer imge içinde renk kayması mevcut ise renk düzeltme katsayısı Denklem 17'deki gibi hesaplanır.

$$\theta^{c} = \frac{\left(\max_{l \in (r,g,b)} I_{avg}\right)^{l} \frac{1}{\sqrt{\max(\phi(D_{\sigma}), 1)}}}{I_{avg}^{c}}$$
Burada,  $\phi(y) = y$  eğer  $y > \epsilon$   
 $\phi(y) = \infty$ , eğer  $y \le \epsilon$ 

$$(17)$$

Renk kayması CIELab renk uzayı içinde hesaplanmaktadır.  $D_{\sigma} = 0$  olması, renk kayması olmadığını göstermektedir.  $D_{\sigma}$  büyüdükçe renk kayması artar. Denklem 1'de bulunan ortam ışığının renk düzeltme katsayısına bölünmesi şeklinde renk kayması düzeltilir. Düzeltilmiş ortam ışığının Denklem 1 içinde kullanılması ile imge içinden sis kaldırılır.

Renk tabanlı sis kaldırma algoritmalarından biri olan [18] imge içinde bulunan sisin yapısından dolayı oluşturmuş olduğu ve araştırmacıların "Haze Line" olarak adlandırdığı yapay oluşumlardan favdalanarak kaldırma sis islemi gerçekleştirmektedir [18]. Yerel olmayan bu öncül sis içermeyen imgelerin dar alanlarına sıkışan renklerin farklılıklarını gözlemlenmesi ile ortaya çıkarılmıştır. Yapılan gözlemde bu renk sıkışma kümelerinin belirli hatlar ve mesafeler üzerinde verel olmavan bir şekilde sıralandığı gözlemlenmiştir. Aynı imge sis etkisi altında incelendiğinde ise bu değişen renk kümelerinin mesafeleri farklı iletim katsayılarına dönüşür. Bu çizgiler sayesinde algoritma atmosferik ışığı, uzaklık haritasını elde edebilir ve sis kaldırma işlemini gerçekleştirir. Algoritma doğrusal karmaşaya sahiptir ve bundan dolayı kullanımı kolay ve hızlı olmaktadır. Şekil 13'te sis etkisi altında renk kümelerinin dağılımı ve "Haze Line" etkisinin oluşumu gösterilmektedir.



Şekil 13. Sis etkisinde "Haze Line" oluşumu [18]

## 2.1.3 Öğrenme tabanlı sis kaldırma teknikleri

Öğrenme tabanlı sis kaldırma algoritmalarında model girdi ve çıktı imgeleri arasında haritalama yapması için eğitilir. Modelin eğitimi aşamasında haritalama (mapping) fonksiyonu tahminidir. Model, sis içermeyen kesin referans (ground truth) imgeler ve yapay sis içeren sisli eş imgeler şeklinde eğitilir. Bu eğitim için sis içermeyen imgelere yapay olarak sis eklenmektedir.

Basit öğrenme modeli kullanılarak 2018 yılında Zhu ve ark. tarafından sunulan sis kaldırma algoritması, renk zayıflaması öncülü (prior) ve kılavuzlu filtre kullanmaktadır [19]. Renk zayıflaması öncülü Şekil 14'te gösterilmektedir [19].



Şekil 14. HSV renk uzayında renk zayıflaması öncülü [19]

Model renk HSV renk uzayında çalışmaktadır. Renk zayıflaması öncülü, Denklem 18'deki lineer fonksiyonun o noktadaki sahne derinliği olduğu çıkarımına dayanır.

$$d(x) = k_0 + k_1 S(x) + k_2 v(x) + e(x)$$
(18)

Denklem 18 içinde *x* piksel konumunu, *S* doygunluğu, v(x) parlaklığı ve d(x) sahne derinliğini temsil eder. Katsayılar olan  $k_0$ ,  $k_1$  ve  $k_2$  denetimli öğrenme ile eğitim sırasında 500 yapay sis imgesi ile bulunmuştur. Denklem içinde bulunan e(x) terimi ise dağıtılmış hata değeridir. Katsayılar,  $k_0 = 0.121779$ ,  $k_1 = -0.780245$  ve  $k_2 = 0.959710$  olarak kullanılmıştır. Derinlik haritası oluşturulduktan sonra sistem GIF [6] kullanarak harita işlenir. Kılavuz imge DC halinde kullanılır. Algoritma bu veriler ile Denklem 1'i kullanarak sis kaldırma işlemini gerçekleştirir.

Konvolüsyonel sinir ağları (CNN) kullanılarak, Cai ve ark. tarafından geliştirilen algoritma, derin öğrenme tabanlı sis kaldırma algoritmalarına bir örnektir ve DeHazeNet olarak adlandırılmıştır [20]. Algoritma iki taraflı doğrultulmuş doğrusal birim (bilateral rectified linear unit) "BReLU" kullanmaktadır. Algoritma, sis içeren imgeleri girdi olarak alır. Daha sonra algoritma transmisyon haritasını tahmin ettikten sonra Denklem 1'i kullanarak imge içinden sisi kaldırır. Algoritma transmisyon haritasını rafine etmemektedir. DeHazeNet mimarisi Şekil 15'te gösterilmektedir [20].



Şekil 15. DeHazeNet mimarisi [20]

Li ve ark. tarafından geliştirilen CNN tabanlı AOD-Net algoritması bu kategoriye uymaktadır [21]. Algoritma transmisyon haritasının ve atmosferik sabitin ayrı ayrı tahmin edilmesini ortadan kaldırmaktadır. Bunun yerine algoritma, uçtan uca haritalama yaparak sis içeren imgeden sis gürültüsünü kaldırabilmektedir. Li ve ark. algoritmada atmosferik katsavısı (A), ile transmisyon haritası tahminini (t(x))ile birleştirmek yoluyla piksel bazında hata seviyesini düşürmeyi başarmıştır [12]. Bu işlem Denklem 19'da ifade edilmiştir.

$$I_{\text{clear}}(x) = K(x)I_{\text{foggy}}(x) - K(x) + b,$$

$$K(x) = \frac{\frac{1}{t(x)}(I_{\text{foggy}}(x) - A) + (A - b)}{I(x) - 1}$$
(19)

Denklem 19 içindeki K(x) hem atmosferik ışığı hem de transmisyon haritasını temsil etmektedir. AOD-Net'in akış diyagramı Şekil 16'da gösterilmektedir [21].



Şekil 16. AOD-Net akış diyagramı [21]

Li ve ark. geliştirdiği bir başka CNN algoritması ise cGaN'dır [22]. Algoritma, Koşullu Çekişmeli Üretken

Ağ Modeline (Conditional Generative Adversarial Network) dayanmaktadır. Bu modelde, önceden eğitilmis Birlesmis Görsel Geometri Grubu (Combined Visual Geometry Group) özellikleri kullanılmaktadır. Sis kaldırma aşamasında kodlayıcı ve kod çözücü uçtan uca imge sis içeren imgeden sis gürültüsünü kaldırır. Her bir kodlama katmanı evrisim, toplu normallestirme (batch normalization) ve LeakyReLU içermektedir. Her bir kod cözücü katmanı ise ters evrişim, toplu normalleştirme ve ReLU içermektedir. Algoritma içindeki üretici (generator) imge içinden sis kaldırmaya çalışırken, ayrıştırıcı ise sis kaldırılan imgenin gerçek mi sahte mi olduğuna karar vermeve çalışmaktadır. Şekil 17'de cGan algoritmasının mimarisi gösterilmektedir [22].



Şekil 17. cGan Dehaze Algoritması mimarisi [22]

Chen ve ark tarafından 2019 yılında sunulan derin öğrenme modelli sis kaldırma algoritması PMS-Net bu kategoriye örnek bir algoritmadır [23]. Algoritmanın diğer derin öğrenme tabanlı algoritmalardan en belirgin farkı, sisli imgeden direk olarak iletim haritası tahmini etmek yerine, filtre tabanlı çalışan DCP algoritmasının filtre sabit vama (filtre) vapısının imgeye göre adaptif ve otomatik olarak CNN yapısı ile oluşturulması ve bu yamanın DCP içinde kullanılması ile sis kaldırma işleminin gerçekleştirilmesidir. Bu yaklaşım ile araştırmacılar DCP algoritmasının sabit yama kullanımından oluşan yapay bozulmalarını engellemek ve sis kaldırma islemini daha basarılı hale getirmeye çalışmaktadır. Yama tahmini yapan bu modül PMS-Net olarak adlandırılmıştır. PMS-Net her bir piksel için uygun gördüğü yama boyutunu seçmek ile görevlidir. Şekilde algoritmanın akış diyagramı ve CNN yapısı gösterilmektedir.



Şekil 18. PMS-Net akış diyagramı ve ağ yapısı [23] Liu ve ark. tarafından geliştirilen ve 2020 yılında yayınlanan "Trident Dehazing Network" (TDN) algoritması, literatürdeki derin öğrenme tabanlı sis kaldırma algoritmalarından biridir [24]. Araştırmacılar, sistemin içinde bulun sis yoğunluğunu tahmin ederek sis kaldırma işlemini daha basarılı hale getirmeyi amaclamıştır. Özellikle homojen olmayan sis içeren imgeler için geliştirilmiştir. TDN 3 farklı alt ağdan oluşmaktadır. Bunlar "Encoder-Decoder Net" (EDN), "Detail Refinement Net" (DRN) ve "Haze Density Map Generation Net" (HDMGN) olarak adlandırılmıştır. EDN ağı imgenin ana ağı olarak görev yapar. Amacı sis icermeven özelliklerin veniden yapılandırılmasıdır. DRN ağı ise işlem esnasında kolay bir şekilde etkilenen yüksek frekansların korunmasında görevlidir. HDMGN ağı yoğunluğu yüksek sisli bölgelerin, yoğunluğu düşük sisli bölgelerden avristirilmasından sorumludur. Bu sayede işlem farklı sis yoğunluklarına göre optimum sis kaldırma işlemi uygulamayı amaçlar. TDN mimarisi ve alt ağları ile birlikte Şekil 19'da gösterilmektedir.



Şekil 19. TDH yapısı [24]

2022 yılında sunulan ve gece yakalanan imgeler için daha etkili bir şekilde sis kaldırma işlemi amaçlayan derin öğrenme tabanlı çalışma ise Kuanar ve ark. tarafından geliştirilmiştir [25]. Bu çalışmada, araştırmacılar gece yakalanan imgeler için özel olarak geliştirilmiş bir yaklaşım oluşturmuşlardır. Bu yaklaşım gece yakalanan imgelerdeki sis kaldırma işleminde oluşan "parlama" etkisini (gürültü) engellemeyi amaçlar. Araştırmacılar gece yakalanan sisli imgeleri, Kochimieder'in sis modelinde [1] "parlama" gürültüsünü ayrı bir biçimde temsil etmiştir. Parlama temsili Denklem 20'de gösterilmektedir.

$$\sum_{k=1}^{n} \hat{S}_k(x) * \hat{G}$$
<sup>(20)</sup>

Denklem 20'de  $\hat{S}_k$  parlamanın şeklini ve aydınlatma yönünü belirtirken,  $\hat{G}$  ise imge içindeki görünür parlamaları temsil eder. Bu temsil CNN yapısında hem eğitim imgelerinin oluşturulmasında hem de sis kaldırma kısmında kullanılmaktadır. Geliştirilen CNN yapısında öncelikle "DeGlow" yapısı ile imge içinden parlama bozulması çıkartılır. Daha sonra ise "DeHaze" CNN yapısı ile ise sis kaldırma işlemi uygulanmaktadır. Geliştirilen sistem Şekil 20'de gösterilmektedir.



Şekil 20. DeGlow -DeHaze mimarisi [25]

Derin öğrenme tabanlı sis kaldırma vaklasımlarından biri olan EDN-GTM (Encoder Decoder Network with Guided Transmission Map) Tran ve ark. tarafından geliştirilmiştir [26]. Algoritma sis içeren imgenin DCP çıktısını ve orijinal halini geliştirilen EDN-GTM ağına girdi olarak alır. EDN-GTM ağının kodlama ve kod çözme kısmında U-Net [27] kullanılmıştır. U-net üzerinde ise sis kaldırma özelliklerinin arttırılması amacı ile farklı geliştirmeler gerçekleştirilmiştir. Bunlar; ağın darboğaz kısmına uzaysal piramit kuyruğu aktivasvonunun eklenmesi, ReLU Swish

aktivasyonu ile değiştirilmesi ve son olarak yukarı ve aşağı örnekleme işlemlerinden önce 3 x 3 boyutunda bir konvolüsyon katmanı uygulanmasıdır. Bu sayede algoritmanın imge içindeki detayları daha iyi koruması ve sis kaldırma işleminin başarımının artması amaçlanmıştır. EDN-GTM ağı sis kaldırma işlemi uygulanmış imgeyi bir ayrıştırıcı modüle gönderir. Bu modül çekişmeli üretken ağın başarımını arttırır. Sistemin mimarisi Şekil 21'de gösterilirken, ağ yapısı Şekil 22'de gösterilmektedir.



Şekil 21. EDN-GTM diyagramı [26]



Şekil 22. EDN-GTM ağ yapısı [27]

## 3 Ölçüm metrikleri

Bu kısımda, sis kaldırma algoritmalarının sonuçları, farklı metrik ölçümler kullanılarak birbirleri ile mukayese edilecektir. Bu ölçüm metriklerinden PSNR, MSE, SSIM ve CIEDE2000 referans imge isterken, BRISQUE metriği böyle bir referansa ihtiyaç duymamaktadır. Ölçüm metrikleri kendilerine ait alt başlıklarda incelenecektir.

## 3.1 PSNR (en yüksek sinyal gürültü oranı)

PSNR sinyal içinde en yüksek sinyal gürültü oranını gösteren bir ölçüm metriğidir. İçine yapay olarak sis eklenmiş imge sis kaldırma işlemi sonrasında, sis içermeyen orijinal hali ile karşılaştırmaya alınır. Bu işlem Denklem 21'de gösterilmiştir.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{R^2}{MSE}$$
(21)

Denklem 21 içindeki *R*'nin değeri 255'tir. PSNR değeri büyüdükçe başarım artar.

#### 3.2 MSE (ortalama kare hatası)

MSE ortalama kare hatasını temsil eder ve Denklem 22'de gösterilmiştir.

$$MSE = \frac{\sum_{M,N} [I(m,n) - J(m,n)]^2}{M \times N}$$
(22)

MSE, kesin referans (ground truth) ile sis kaldırma imgesi arasındaki ortalama kare hatasını hesaplamakta kullanılmıştır. MSE O'a ne kadar yakınsa aradaki hata azalacağından dolayı sis kaldırma işlemi o kadar başarılı olur.

#### 3.3 SSIM (yapısal benzerlik endeksi)

Yapısal benzerlik endeksi (SSIM), 2004 yılında Wang ve ark. tarafından geliştirilmiştir [28]. Algoritma sis içeremeyen referans imge ile sis gürültüsünden arındırılmış imge arasındaki benzerliği ölçer. SSIM değeri ne kadar büyükse o kadar iyidir. SSIM değeri 0 ve 1 arasında değişir. SSIM Denklem 23'teki gibi hesaplanmaktadır.

$$SSIM(I,J) = \frac{(2\mu_I\mu_J + c_1)(2\sigma_{IJ} + c_2)}{(\mu_I^2 + \mu_J^2 + c_1)(\sigma_I^2 + \sigma_J^2 + c_2)}$$
(23)

Denklem 23 içindeki *I* referans imgeyi, *J* ise işlem görmüş imgeyi temsil eder.  $\mu_I$  ve  $\mu_J$  sırası ile *I* ve *J* imgelerinin ortalamalarını,  $\sigma_I^2$  ve  $\sigma_J^2$ , *I* ve *J* imgelerinin varyanslarını,  $\sigma_{IJ}$  ise kovaryanslarını ifade eder.  $c_1$  ve  $c_2$  terimleri ise,  $c_1 = (k_1L)^2$  ve  $c_2 = (k_2L)^2$  ile temsil edilir.  $k_1 = 0.01$  ve  $k_2 = 0.03$ sabitlerdir. *L* ise piksel değerlerinin dinamik aralığını ifade eder.

### 3.4 CIEDE2000

Ciede2000 farklı 2 imge arasındaki renk farkını hesaplamak için geliştirilmiştir [29]. Referans olan

ve sis içermeyen imge ile sis kaldırma işlemi sonrası elde edilen imge arasındaki renk farkını hesaplamak için kullanılmaktadır. Değer O'a yaklaştıkça imgeler arasındaki renk farkı azalacağından uygulanan sis kaldırma işleminin başarımı artar.

#### 3.5 BRISQUE

BRISQUE Mittal ve ark. tarafından 2012 yılında geliştirilmiş istatistik tabanlı, referans istemeyen imge kalitesi değerlendirme algoritmasıdır [30]. Algoritma imgenin içindeki detay kayıplarını istatistiksel gözlemlere dayanan çıkarımlar yardımı ile ölçer. Hesaplanan değer 0'a yaklaştıkça imge içindeki detay kaybı o kadar az olmaktadır.

#### 4 Sis kaldırma tekniklerinin karşılaştırılması

#### 4.1 Simülasyon ortamının oluşturulması

Simülasyon ortamında seçilen [2, 6, 7, 15, 20, 21, 24, 26] numaralı referanslarda belirtilen algoritmalar, belirtilen performans metriklerine göre işleme alınmıştır. Simülasyon, Intel(R) Core (TM) i5-7500 4 Core CPU @ 3.40Ghz işlemci, 16 Gb RAM ve NVIDIA GEFORCE GTX 1060 6GB ekran kartı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Algoritmalar MATLAB ve Python üzerinde çalıştırılmıştır. Algoritmaların sonuçlarını simüle etmek amacı ile kullanılan yapay sisli görüntüler ise O-Haze (yapay olarak sis eklenmiş imgeler) veri tabanından alınmıştır [31].

### 4.2 Uygulama sonuçları

Uygulama O-Haze veri tabanı içindeki 45 farklı imge içinden, rastgele olarak seçilen 7 imge üzerinde geçekleştirilmiştir. Bunlar Tablo 1'de gösterilmektedir. Seçilen bu imgelerin, sis kaldırma metrikleri ise Tablo 2'de gösterilmektedir. Tablo 3'te ise uygulamaların ortalama sonuçları verilmiştir.

#### Veri Bilim Derg, 6(1), 46-60, 2023

	İmge 1	İmge 2	İmge 3	İmge 4	İmge 5	İmge 6	İmge 7
Sisli İmge							A PAR
Referans İmge							AL AND

## Tablo 1. Veri kümesinden seçilen imgeler

Tablo 2. Algoritmaların örnek imgelere göre performans metrikleri

	İmge 1			İmge 2			İmge 3				İmge 4					
	PSNR	SSIM	BRISQUE	CİEDE00	PSNR	SSIM	BRISQUE	CİEDE00	PSNR	SSIM	BRISQUE	CİEDE00	PSNR	SSIM	BRISQUE	CİEDE00
WGIF [7]	13.40	0.440	32.62	18.44	14.49	0.583	13.80	17.83	15.20	0.462	38.17	18.04	20.38	0.778	18.50	8.926
GIF [6]	14.43	0.431	16.53	17.61	11.54	0.411	2.342	21.80	11.09	0.330	22.46	25.16	22.73	0.774	23.56	7.757
DCP [2]	11.95	0.328	34.77	20.69	14.01	0.556	6.810	18.89	13.78	0.319	33.11	22.11	18.51	0.733	17.20	10.82
Fattal [15]	13.45	0.331	25.27	18.84	13.96	0.565	4.544	18.42	11.51	0.355	23.73	24.41	18.71	0.784	17.26	9.919
DeHazeNet [20]	16.14	0.549	13.24	13.99	13.36	0.611	5.558	18.24	13.06	0.244	7.683	21.27	17.72	0.625	9.322	11.51
AOD-Net [21]	12.05	0.309	22.10	21.78	12.44	0.449	24.70	21.74	15.38	0.548	13.59	19.11	17.49	0.562	28.65	12.03
TDN [24]	18.02	0.749	11.10	15.78	21.46	0.689	14.70	18.99	19.52	0.658	15.60	19.11	19.42	0.641	12.89	15.63
EDN-GTM [26]	17.56	0.732	10.25	16.10	22.01	0.670	13.29	18.44	17.52	0.657	13.59	20.43	20.84	0.653	14.34	15.45

	İmge 5				İmge 6				İmge 7			
	PSNR	SSIM	BRISQUE	CİEDE00	PSNR	SSIM	BRISQUE	CİEDE00	PSNR	SSIM	BRISQUE	CİEDE00
WGIF [7]	14.47	0.351	32.55	19.83	15.18	0.520	35.57	17.99	14.25	0.467	30.76	20.20
GIF [6]	15.49	0.495	16.68	18.74	13.36	0.318	10.70	21.25	15.44	0.429	8.045	19.51
DCP [2]	13.25	0.325	33.78	21.83	14.26	0.494	35.13	19.54	13.18	0.423	19.49	22.15
Fattal [15]	13.09	0.323	40.46	22.36	14.66	0.527	13.64	18.29	12.90	0.437	26.76	23.76
DeHazeNet [20]	15.04	0.445	24.05	17.08	18.31	0.621	8.964	12.58	19.61	0.564	20.62	12.75
AOD-Net [21]	16.46	0.441	34.03	14.93	16.20	0.521	36.98	16.20	16.99	0.472	33.93	16.52
TDN [24]	18.48	0.629	13.25	18.61	19.38	0.610	18.22	16.29	17.96	0.772	11.90	15.36
EDN-GTM [26]	20.75	0.617	12.95	18.83	18.92	0.603	13.37	16.65	19.27	0.790	12.36	14.74

Tablo 3 Algoritmaların metrik sonuçlarının ortalaması

	WGIF	GIF	DCP	Fattal	DeHazeNet	AOD-NeT	TDN	EDN-GTM
	[7]	[6]	[2]	[15]	[20]	[21]	[24]	[26]
PSNR	15.34	14.87	14.13	14.04	16.18	15.29	19.18	19.55
SSIM	0.514	0.455	0.454	0.475	0.523	0.472	0.678	0.674
BRISQUE	28.22	13.96	24.25	21.07	12.70	28.65	14.42	13.31
CIEDE00	17.32	18.83	19.43	19.43	15.34	17.47	17.10	17.23

Veri kümesindeki imge 1 icin Tablo 2'deki değerler incelendiğinde, TDN algoritmasının diğer algoritmalara göre BRISQUE skoru hariç en iyi performansı verdiği gözükmektedir. İmge 1 için detay kaybının en az olduğu algoritma EDN-GTM algoritmasıdır. İmge 2'nin sonucları incelendiğinde en başarılı PSNR skoru EDN-GTM, en iyi SSIM değeri TDN, en iyi BRISQUE değeri GIF ve en iyi renk korunumu ise WGIF algoritması ile yakalanmıştır. İmge 3 uygulama değerlerinde TDN algoritması PSNR ve SSIM skorlarında en başarılı algoritmadır. Renk değerlerinde en az kayıp ise WGIF algoritması sonucunda bulunmaktadır. Örnek 4'te ise en başarılı PSNR değeri GIF algoritmasında iken, en başarılı yapısal benzerlik değeri SSIM Fattal'ın algoritması ile elde edilmiştir. Detay kaybının en az olduğu (BRISQUE) DeHazeNet iken, renk farkı ise en az GIF algoritmasında bulunmaktadır. Diğer örnek imge 5'te en başarılı PSNR ve Brisque değeri EDN-GTM algoritmasındayken diğer değerlerde en başarılı algoritma TDN algoritmasıdır. İmge 6'da PSNR değeri hariç en başarılı algoritma DeHazeNet olmuştur. İmge 7'de en iyi PSNR ve CIEDE00 değeri DeHazeNet, en başarılı SSIM değeri EDN-GTM ve son olarak en başarılı BRISQUE skoru GIF algoritması ile elde edilmiştir. Tablo 3 üzerinden ortalama metrik sonuçları incelendiğinde PSNR değerinde diğer algoritmalara göre TDN ve EDM-GTM algoritmalarının en başarılı sonuçları aldığı sonuç gözlemlenmiştir. Ortalama değerleri incelendiğinde en başarılı BRISQUE ve CIEDE00 skoru ise DeHazeNET algoritmasınındır. GIF algoritmasında ise DCP algoritmasına göre yapılan ivilestirmelerin her bir kategori metriğinde daha basarılı sonuclar elde etmesine olanak sağlamaktadır. Fattal'ın geliştirdiği renk iyileştirme tabanlı algoritmada ise sonuçlar incelendiğinde renk geçişlerinin fazla olduğu imgelerde daha iyi sonuçlar verdiği gözükmektedir. Derin öğrenme tabanlı uygulamalardan DeHazeNet ve AOD-Net sonucları karsılastırıldığında, DeHazeNet'in transmisyon haritası tahmini ile gerçekleştirmiş kaldırma işleminin, olduğu sis AOD-Net'in atmosferik sabiti ve transmisyon haritasını beraber tahmin etmesine göre, bu örnek kümesi için daha basarılı olduğu gözükmektedir. TDM ve EDN-GTM algoritmaları karşılaştırıldığında, seçilen örnek kümesi için sonuçlarının birbirine çok yakın olduğu ve diğer algoritmalara göre her bir metrik skorunda daha stabil değerler verdiği görülmektedir. Öğrenme tabanlı algoritmaların, filtre tabanlı algoritmalara göre daha güçlü donanımlar istediği göz önüne alındığında, filtre tabanlı uygulamaların kullanımı farklı durumlara göre daha etkili olabileceği gözlenmiştir. En iyi değerleri gösteren sonuçlar Tablo 2 ve Tablo 3'te koyu renkte gösterilmiştir.

#### 5 Sonuç

Bu makalede literatürdeki farklı sis kaldırma algoritmaları incelenmiştir. Farklı algoritmalardan elde edilen sonuçlar birbirleri ile farklı görüntü kalitesi ölçütleri aracılığı ile karşılaştırılıp, algoritmaların güçlü ve zayıf yönleri ortaya çıkarılmıştır. Simülasyonlar, hem gerçek sis içeren görüntüler üzerinde hem de yapay olarak sis eklenmiş görüntüler içeren O-HAZE veri kümesi örnekleri üzerinde gerçekleştirilmiştir.

### Kaynaklar

- [1] Narasimhan, Srinivasa G. and Shree K. Nayar. "Chromatic framework for vision in bad weather." IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2000 598-605, 2000.
- [2] Kaiming He, Jian Sun, & Xiaoou Tang. "Single image haze removal using dark channel prior". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011.
- [3] Levin, A., Lischinski, D., Weiss, "Y. A closed-form solution to natural image matting". IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 30(2), 228–242, 2007.
- [4] Tripathi, A., Mukhopadhyay, S. "Single image fog removal using anisotropic diffusion". IET Image Process. 6(7), 966–975, 2012.
- [5] Gonzalez, R.C., Woods, R.E.: Digital Image Processing, vol. 2. Addison-Wesley, Boston, 1992.
- [6] He, K., Sun, J., Tang, X. "Guided image filtering". IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 35(6), 1397–1409, 2013.
- [7] Li, Z., Zheng, J. "Edge-preserving decompositionbased single image haze removal". IEEE Trans. Image Process. 24(12), 5432–5441, 2015.
- [8] Salazar-Colores, S., Cabal-Yepez, E., Ramos-Arreguin, J. M., Botella, G., Ledesma-Carrillo, L. M., & Ledesma, S. "A fast image dehazing algorithm using morphological reconstruction". *IEEE Transactions* on Image Processing, 28(5), 2357-2366, 2018.
- [9] C. Ancuti, C. O. Ancuti, C. De Vleeschouwer and A. C. Bovik, "Day and Night-Time Dehazing by Local Airlight Estimation," in IEEE Transactions on Image Processing, vol. 29, pp. 6264-6275, 2020
- [10] Ngo, D., Lee, G. D., & Kang, B. "Improved color attenuation prior for single-image haze removal". *Applied Sciences*, 9(19), 4011. 2019.
- [11] Q Zhu, Q.; Mai, J.; Shao, L. "A Fast Single Image Haze Removal Algorithm Using Color Attenuation Prior". IEEE Trans. Image Process, 24, 3522–3533, 2015.

- [12] Ngo, D., Lee, G. D., & Kang, B., "Haziness degree evaluator: A knowledge-driven approach for haze density estimation". *Sensors*, *21*(11), 3896, 2021.
- [13] Chen, L., Tang, C., Xu, M., & Lei, Z., "Enhancement and denoising method for low-quality MRI, CT images via the sequence decomposition Retinex model, and haze removal algorithm". *Medical & Biological Engineering & Computing*, 59(11), 2433-2448, 2021.
- [14] Huang, S.C., Chen, B.H., Wang, W.J. "Visibility restoration of single hazy images captured in realworld weather conditions". IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol. 24(10), 1814–1824, 2014.
- [15] Fattal R,. "Dehazing using color-lines". ACM Trans. on Graph. 34(1), 1-14, 2014.
- [16] Omer and M. Andwerman. "Color lines: image specific color representation". IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004.
- [17] Peng, Y.T., Cao, K., Cosman, P.C. "Generalization of the dark channel prior for single image restoration". IEEE Trans. Image Process. 27(6), 2856–2868, 2018.
- [18] D. Berman, T. Treibitz and S. Avidan, "Single Image Dehazing Using Haze-Lines," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 42, no. 3, pp. 720-734, 2020
- [19] Zhu, Q., Mai, J., Shao, L. "A fast single image haze removal algorithm using color attenuation prior". IEEE Trans. Image Process. 24(11), 3522–3533, 2015.
- [20] Cai, B., Xu, X., Jia, K., Qing, C., Tao, D. "Dehazenet: an end-to-end system for single image haze removal". IEEE Trans. Image Process. 25(11), 5187–5198, 2016.
- [21] Li, B., Peng, X., Wang, Z., Xu, J., Feng, D. "Aod-net: allin-one dehazing network". IEEE International Conference on Computer Vision. 4770–4778, 2017.
- [22] Li, R., Pan, J., Li, Z., Tang, J. "Single image dehazing via conditional generative adversarial network". IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 8202–8211, 2018.
- [23] Chen, W. T., Ding, J. J., & Kuo, S. Y.," PMS-net: Robust haze removal based on patch map for single images". In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 11681-11689), 2019.
- [24] J. Liu, H. Wu, Y. Xie, Y. Qu and L. Ma, "Trident Dehazing Network," 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2020
- [25] Kuanar, S., Mahapatra, D., Bilas, M., & Rao, K. R, "Multi-path dilated convolution network for haze and glow removal in nighttime images". *The Visual Computer*, 38(3), 1121-1134. 2022.
- [26] Le-Anh Tran, Seokyong Moon, Dong-Chul Park, "A novel encoder-decoder network with guided transmission map for single image dehazing", Procedia Computer Science, Volume 204, 682-689, 2022.

- [27] Phillip Isola, Jun-Yan Zhu, Tinghui Zhou, and Alexei A Efros. Image-to-image translation with conditional adversarial networks. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pages 1125–1134, 2017.
- [28] Wang, Z., Bovik, A.C., Sheikh, H.R., Simoncelli, E.P. "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity". IEEE Trans. Image Process. 13(4), 600–612, 2004.
- [29] Sharma G, Wu W, Dalal E.N. "The CIEDE2000 colordiference formula: implementation notes, supplementary test data, and mathematical observations". Color Res. Appl. 30(1), 21–30, 2004.
- [30] Mittal A, Moorthy AK, Bovik A.C. "No-reference image quality assessment in the spatial domain". IEEE Trans Image Process 21(12), 4695–4708, 2012.
- [31] Ancuti, C.O., Ancuti, C., Timofte, R., De Vleeschouwer, C. "Ohaze: a dehazing benchmark with real hazy and haze-free outdoor images". IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 754–762, 2018.