

昼夜両方に対応した画像の ヘイズ除去のための大気光値の推定

バウナ・ゴヤル、アユシュ・ドグラ、ヴィナイ・ククレジャ、
ジャスグルプリート・シン・チョーハン

画像のヘイズ(霧:もや)除去は、セキュリティ、監視、屋外イメージングにおいて重要な研究分野である。夜間に撮影した写真からヘイズを除去することは困難な課題だ。ノイズが発生し、光量が不足し、色が歪むからである。

大気中の霧は、屋外写真の視認性を低下させる一般的な原因となり、コントラストや色の忠実な再現を困難にする。この現象はヘイズ(霧)やフォグ(霧)とも呼ばれ、監視、自律走行、リモートセンシングなどのさまざまな用途で収集される写真の品質に悪影響を与える可能性がある。フォグの影響を受けた画像の復元については、コンピュータビジョンや画像処理の分野で数十年にわたり注目されてきた。最近では画像のヘイズ除去の課題を解決するために、いくつかの手法が開発されている。

霧がかかった画像を復元するには、シーンにおける輝度または色度の推定と、ヘイズによる光の減衰を表す透過率マップの両方が必要である。2009年にフー氏らが提案したダークチャンネル事前分布(DCP)法は、ヘイズ発生をモデル化するための一般的な手法である。

DCP法では、ほとんどの屋外写真には、1つ以上のカラーチャンネル(通常は

青色チャンネル)に低い輝度値の局所領域があることを前提としている。低い輝度値の局所領域が生じるのは、ヘイズが原因である。ヘイズは光を拡散させ、写真のコントラストを鈍らせるためである。DCP法では、透過率マップの値を推定するために、ダークチャンネルの各局所パッチの最小値を決定する。DCP法は、さまざまなヘイズ除去手法を生み出すきっかけとなっている。

単一の画像のヘイズ除去は困難である。なぜなら、ヘイズを含んだ画像では、シーンの放射輝度と透過率マップに関する情報が欠落しているからだ。

この問題に対処するために、統計的手法、画像補正技術、ディープラーニングに基づく手法など、さまざまなアプローチが提案されてきた。

2002年にナラシンハン氏とネイヤー氏によって提案された大気散乱モデル(ASM)は、単一の画像のヘイズ除去について提案された、最も初期の統計的手法の1つだ。光の減衰は、媒質の

ようなヘイズによって引き起こされる現象であり、その特性はランベルト・ベールの法則で記述される。ASMでは同法則を逆算して、シーンの放射輝度を推定する。ASMでは画像の色分布を解析し、1枚の不鮮明なスナップ写真からシーンの放射輝度と透過率マップの値を計算する。

画像補正手法

不鮮明な画像を見やすくするために、画像補正手法が広く使用されている。同手法では、画像の明るさや色のバランスを微調整することにより、画像のコントラストや色彩を向上させるのだ。この種の手法の中でもレティネックス理論は代表的な例である。同理論では、画像は照明光成分と反射成分に分解できる。2018年にホアン氏らが提示した加重変分レティネックス法は、近年提示されたレティネックス理論に基づくヘイズ除去技術の1つである。同手法では、画像を反射成分と照



図1 ヘイズを含んだ画像(a)、局所的な事前分布処理を行いヘイズが除去された画像(b)、全体の光推定値からヘイズが除去された画像(c)



図2 ヘイズを含んだ画像(a)を、全体の光推定値によるダークチャンネル(b)、パッチベースの局所的な光推定値(c)で処理したもの

明光成分に分解する、加重変分エネルギー関数を最小化することにより、霧がかかった画像のコントラストや色彩を向上させるのだ。

画像のヘイズ除去手法は、まさに、ディープラーニングに基づくアプローチが成功を収めている、コンピュータビジョン問題の一例である。このような技術では、ディープニューラルネットワークを使用して、不鮮明な画像と鮮明な画像とのマッピングを学習させている。

畳み込みニューラルネットワーク(CNN)はこのカテゴリーに入る手法の1つであり、画像のヘイズ除去に広く使用されている。NYU Depth V2データセットとMiddleburyデータセットは、まさに、CNNベースのアルゴリズムが最新鋭の結果を達成したベンチマークの2つの例である。完全畳み込みニューラルネットワーク(FCN)は、2018年にレン氏らが導入した、CNNベースのヘイズ除去手法である。FCNは、完全な畳み込みアーキテクチャを使用して不鮮明な画像と鮮明な画像とのマッピングを学習させることにより、標準的なCNNベースの技術を上回る性能を発揮する。

局所的な大気光値の推定による、昼夜の画像ヘイズ除去

日中に有効な手法であっても、シーン

全体の照度を推定するため、夜間には有効性が制限される。文献4において著者らは、日中と夜間に撮影された写真からヘイズを除去する課題に対処する手法を提示している。局所的な大気光値は、ヘイズ除去アルゴリズムにおいて重要な測定基準であり、本手法の推定作業において主要な対象値である。

本手法では、ガイド付きフィルタとウェーブレット変換を使用して、局所的な大気光値を予測するための実用的なアプローチを行っている。最新鋭のアプローチと比較すると、本手法では、さまざまなヘイズや照明光の状況下における局所的な大気光値を、さらに正確に測定できる。

本方法論の手順は以下の通りである。

1) 前処理。まず前処理として、入力画像をRGB形式からYCbCr形式の色空間に変換する。ヘイズ除去は輝度成分にのみ適用されるため、画像の輝度成分と色度成分に分離する必要があるのだ。

2) 最初の局所的な大気光値の推定。最初の推定大気光値は、YCbCr形式の画像の輝度チャンネルの最大値を計算して取得する。この値が全体の局所的な大気光値として使用され、局所的な大気光の推定値の上限とする。

3) 局所的な大気光値の推定。本手法では、ガイド付きフィルタとウェーブレット変換を使用して、局所的な大気

光値を推定する。ガイド付きフィルタは、エッジを維持しながら入力画像を平滑化するために使用され、ウェーブレット変換は、フィルタ処理された画像をさまざまな周波数帯域に分解するために使用される。次に、ウェーブレット変換の低周波数帯域で最大値を見つけることにより、局所的な大気光値を推定する。

4) 透過率の推定。透過率マップの値は、入力画像と局所的な大気光の推定値の差を全体の局所的な大気光値で除算することによって推定される。

5) 画像のヘイズ除去。透過率マップの推定値を入力画像に適用することにより、最終的なヘイズ除去画像を取得する。

技術的な考察と推論

昼夜を問わず、ガイド付きフィルタとウェーブレット変換を使用すると、局所的な大気光値を効果的に推定できる。本手法により、さまざまなヘイズや照明光の状況下において、局所的な大気光値を正確に測定できるのだ。著者らは、本方法論が、対象物識別、顔認識、画像検索などといった作業において、本方法論の有効性を示している。本手法は、平均適合率(mAP)による測定であるため、広範囲の条件下で対象物を検出する研究において、最新鋭の手法を上回る性能を発揮する。顔認識の実験では、霧がかかった環境下で

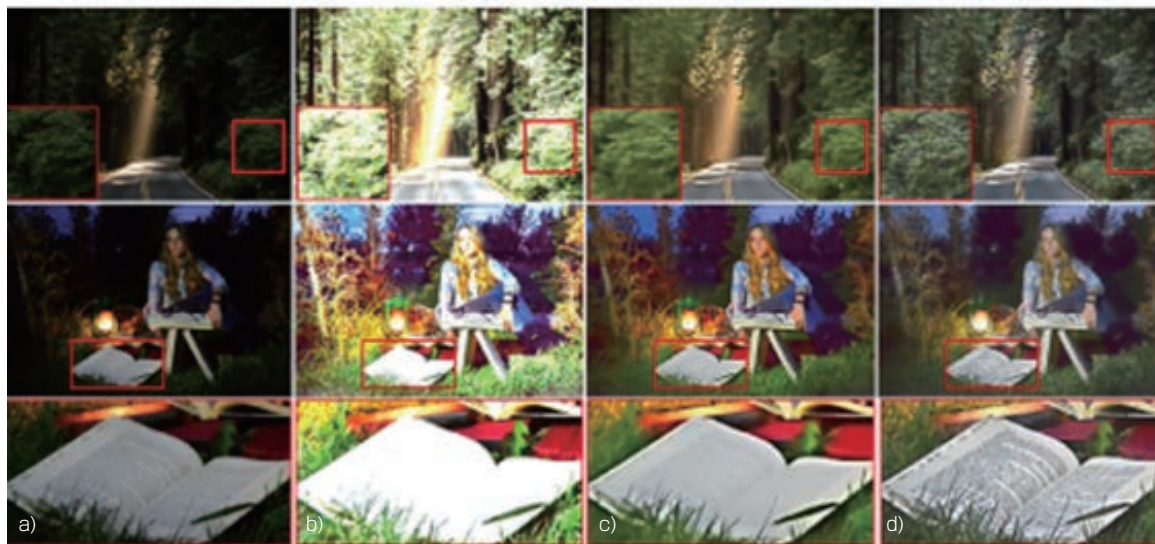


図3 低照度下での画像(a)とヘイズが除去された画像(b)⁽¹⁾ヘイズが除去された画像(c)⁽²⁾、結果(d)⁽³⁾

本手法を適用すると、認識精度が大幅に向上することが明らかになった。著者らはさらに、本手法が画像検索作業の前処理段階として活用されると、検索性能の大幅な向上につながることを実証している。

特に、透過率マップの推定値は、シーンのヘイズ水準を表しており、ヘイズ除去画像は、その推定値を入力画像に適用することによって取得する。入力画像と推定局所的な大気光の数値の差を全体の大気光値で除算すると、透過率マップの値を算出できる。透過率マップは、元の画像の曇りを除去するフィルタの役割を果たす。透過値が高い領域ほどヘイズが少なく、透過値が低い領域ほどヘイズが多い。

入力画像の値に、1未満の透過率マップの値のべき乗で乗算すると、ヘイズが除去された画像を取得できる。これによりコントラストが向上し、シーンの構成要素がさらに鮮明に見えるようになる。透過率マップの値を高める指数は、シーンのパラメータとヘイズ水準に基づいて、実証的に決定される。指数が1の場合、透過率マップは入力画像に対して線形的に適用される。指数

が1未満の場合、透過率マップは非線形的に適用され、ヘイズの除去効果が向上する。透過率マップの予測値を入力画像に適用すると、元の画像のヘイズが除去されたバージョンが取得できる。透過率マップは、画像のヘイズの影響を軽減するフィルタとして機能し、より鮮明で見やすいシーンを表示させる。ヘイズ除去処理における非線形性の程度は、透過率マップのスケーリングに使用される指数によって設定される。この指数を微調整することにより、ヘイズが除去された画像の視覚的品質を向上できる(図1および図2)。

最新の観測と洞察

画像のヘイズ除去には、事前画像処理に基づく手法から、DCP法に基づく手法、さらにはディープラーニングに基づく手法まで、さまざまなアルゴリズムが存在する。ディープラーニングに基づく手法は、従来の手法と比較して、定量的な指標と審美的な品質の両方を向上できることが判明した。

著者らは、ディープラーニングに基づく手法(AOD-Net、DehazeNet、MSCNNなど)が、不均一なヘイズを含んだ霧

がかかった複雑な画像を処理し、霧がかかった写真からより多くの特徴を復元する点において、優れていることを見出した。霧がかかった写真の鮮明度を向上させるディープラーニングに基づくヘイズ除去技術が、広く期待されていることを、著者らは強調している(表1および図3)。

人工知能と機械学習

画像のヘイズ除去は、大気中の霧や霧を除去することによって、画像の鮮明度を向上させるための技術である。ヘイズは、色やコントラストなどの重要な視覚的詳細を隠してしまうため、画像の鮮明化を困難にする。光伝搬の物理モデルは、従来の画像ヘイズ除去技術の基盤となっているが、こういった手法は高額な計算費用がかかり、誤差が生じる可能性がある。

近年、画像のヘイズ除去の課題解決のアプローチとして、人工知能(AI)や機械学習(ML)の利用が増加している。AIや機械学習の恩恵を受けて、画像のヘイズ除去手法は飛躍的な進歩を遂げた。

以下にその例を何点か紹介する。

AOD-Net (All-in-One Dehazing Network) : 2017年にリー氏らが提案したこの手法は、エンドツーエンドで学習可能なディープニューラルネットワークであり、単一の入力画像を使用して画像からヘイズを効果的に除去できる⁽⁵⁾。

DCP (Deep Contrast Prior for Image Dehazing) : 2018年にツァン氏らが提案したこの手法は、深層畳み込みニューラルネットワークを使用して、ヘイズを含んだ画像の隠れたコントラスト特性を学習させ、この情報を使用してヘイズを除去する⁽⁶⁾。

FFA-Net (Feature Fusion Attention Network for Single Image Dehazing) : 2019年にツァン氏らが提案したこの手法は、特徴融合アテンションネットワークを使用して、ヘイズ除去中に発生するノイズやアーティファクトを抑制しながら、画像の特徴を選択的に強調する⁽⁷⁾。

DehazeGAN (Dehazing using Generative Adversarial Networks) : 2018年にレン氏らが提案したこの手法は、敵対的生成ネットワーク (GAN) を使用して画像のヘイズを除去する。GAN は、ヘイズを含まない鮮明な画像と視覚的に類似した、現実的な画像を生成するように学習させる⁽⁸⁾。

DHSN (Dual Hierarchical Network for Single Image Dehazing) : 2019年にツァイ氏らが提案したこの手法は、二重階層ネットワークを使用して、ヘイズを含んだ画像を複数のスケールに分解し、各スケールを個別に処理してヘイズを除去する⁽⁹⁾。

画像のヘイズ除去にAIや機械学習の技術を使用する主なメリットとして、こういった手法でさまざまな種類のヘイズや照明光の条件に適応するように学習させることができるという点

表 1

適用分野	メリット	デメリット
屋外撮影	視認性と画質を高め、霧や霏を減少させる。	技巧的效果が失われる可能性があり、時間がかかる。
交通監視	対象物の検出と追跡を改善し、画像の鮮明度を高める。	誤認識が増える可能性があり、高い計算リソースが要求される。
メディカルイメージング	画像の細部を強調し、ノイズを低減させ、診断の精度を高める。	アーティファクトが発生する可能性があり、専門知識が要求される。
衛星画像	画質を向上させ、特徴を抽出しやすくし、リモートセンシングを支援する。	情報が欠落する可能性があり、リアルタイム処理が困難である。
水中イメージング	色とコントラストを復元し、画質と視認性を高める。	水の吸収と飛散により視認性が制限され、リアルタイム処理が困難である。

が挙げられる。これにより、結果として取得できるモデルが、さらにロバスト (堅牢) になり、さまざまな種類の画像や環境に対して汎用性を有することになる (表 2)。

結論

ヘイズを含んだ入力画像と関連するヘイズを除去した画像とのマッピングを学習させるために、機械学習ベースの手法ではディープニューラルネットワークを利用する。しかし、フィルタリングベースの手法では、入力画像を多数の数学的および統計的手法と併用して深度マップを推定し、そのマップを画像のヘイズ除去に利用する。機械学習ベースの手法の例としては、Deep Guided Filtering、CycleGAN-based Dehazing、Attention-based Dehazing Networkなどが挙げられる。一方、フィルタリングベースの手法の例としては、DCP、ヘイズラインの検出、非局所平均フィルタによるヘイズの除去などが挙げられる。

どちらの手法にもメリットとデメリットがある。機械学習ベースの手法では、画質と計算効率の両面で有望視されているが、過学習の問題があり、膨大な量の学習データを必要とする。一方、フィルタリングベースのアルゴリズムは適用が容易で、膨大な量の学習データを必要としないが、アルゴリズムの前提となる条件が当てはまらない場合には、効果が下がる可能性がある。

ヘイズ除去手法は、霧や霏によって劣化した写真の鮮明さを取り戻すために使用される。本手法の目的は、全体的な画質を向上させ、細部を見やすくすることである。画像のヘイズ除去技術は、単一の画像を使用する手法と、多数の画像を使用する手法、という2つのグループに大別される。

単一の画像ベースのヘイズ除去手法では、ヘイズを除去するために、単一の入力画像を分析し、深度データを推定する。DCP法はそのようなアプローチの1つだ。ほとんどの屋外写真の霧がかかった領域は、1つ以上のカラー

表2

手法の種類	フィルタリングベースの手法	機械学習ベースの手法
AOD-Net : オールインワンヘイズ除去ネットワーク ⁽¹⁰⁾	<ul style="list-style-type: none"> ・深層ガイド付きフィルタリング (DGF) ・深層ヘイズ除去 (DHR) ・ディープラーニングベースの画像のヘイズ除去 (DLID) ・AOD-NetDehazeNet 	<ul style="list-style-type: none"> ・ダークチャンネル事前分布 (DCP) ・単一カラー画像からの高速視認性回復 ・色復元機能を備えたマルチスケールのレティネックス (MSRCR) ・色復元機能を備えた変分レティネックス (VR) ・ガイド付き画像フィルタリング
深層ヘイズ除去 ⁽¹¹⁾	<ul style="list-style-type: none"> ・CycleGAN ベースのヘイズ除去 ・改良型深層ヘイズ除去 (IDHR) ・アテンションベースのヘイズ除去 (ADN) ・学習ベースのヘイズ除去 (LBHR) ・ヘイズ除去のためのマルチスケール畳み込みニューラルネットワーク (MSCNN-Haz) 	<ul style="list-style-type: none"> ・ヘイズラインの検出 ・ヘイズ密度の推定 ・ソフトマットを使用したヘイズ除去 ・ウェーブレット変換を使用したヘイズ除去 ・ガイド付きフィルタリングを使用したヘイズ除去
ディープラーニングベースの画像のヘイズ除去 ⁽¹²⁾	<ul style="list-style-type: none"> ・深層双方向学習を使用したヘイズ除去 ・ヘイズ除去のための深層エンドツーエンド畳み込みネットワーク (DECN) ・敵対的生成ネットワーク (GAN) を使用したヘイズ除去 ・階層的色覚伝達ネットワーク (HAT-Net) ・合成開口レーダー (SAR) 画像のヘイズ除去のためのディープラーニング 	<ul style="list-style-type: none"> ・適応T字路モデルを使用したデヘイズ処理 ・非局所平均フィルタを使用したヘイズ除去 ・色減衰事前分布 (CAP) 法を使用したヘイズ除去 ・散乱モデルを使用したヘイズ除去 ・マルチスケール融合法を使用したヘイズ除去

チャンネルの輝度値が比較的低い傾向にあるという事実を利用している。DCP法では、このダークチャンネルの最小値を使用してヘイズの密集度を推定し、ヘイズ除去アルゴリズムを利用して画像からヘイズを除去する。

色減衰事前分布 (CAP) 法も選択肢の1つである。同手法は、事前定義されたモデルに従って、遠く離れた対象物の知覚色を減少させるという前提で機能する。同手法では、画像の透過率マップの値を計算し、その値を利用してヘイズを除去し、対象物の視認性を高める。複数画像ベースのヘイズ除去手法では、さまざまな天候の下で撮影した同じシーンの写真を多数使用し、深度マップと透過率マップの値を推定する。融合ベースの手法はそのようなアプローチの1つだ。多数の入力画像を組み合わせて透過率マップの値を推定し、残存するヘイズを除去する。

画像のヘイズ除去手法には、監視やリモートセンシングから自動車の安全システムに至るまで、幅広い用途がある。コンピュータビジョンと画像処理の分野では、こういった手法に関して

広範な研究が行われており、さらに効率的かつ正確なものにすることを目指して、常に調査が行われている。画像ヘイズ除去アルゴリズムについては、

他のコンピュータビジョン技術と同様に、さまざまなデータセットや環境において厳密に試験を行い、その一貫性と適応性を検証する必要がある。

参考文献

- (1) X. Guo, Y. Li, and H. Ling, IEEE Trans. Image Process., 26, 2, 982-993 (2016).
- (2) X. Ren, W. Yang, W.-H. Cheng, and J. Liu, IEEE Trans. Image Process., 29, 5862-5876 (2020); doi:10.1109/tip.2020.2984098.
- (3) Y. Liu, Z. Yan, T. Ye, A. Wu, and Y. Li, Eng. Appl. Artif. Intell., 116, 105373 (2022).
- (4) C. Ancuti, C. O. Ancuti, C. De Vleeschouwer, and A. C. Bovik, IEEE Trans. Image Process., 29, 6264-6275 (2020).
- (5) B. Li, X. Peng, Z. Wang, J. Xu, and D. Feng, Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis., 4780-4788 (2017).
- (6) H. Zhang, V. A. Sindagi, and V. M. Patel, Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., 6990-6999 (2018).
- (7) T. Zhang, C. Xu, M. Li, and S. Wang, Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., 2289-2298 (2019).
- (8) W. Ren et al., Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., 3155-3164 (2018).
- (9) B. Cai, X. Xu, K. Jia, C. Qing, and D. Tao, Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., 10621-10630 (2019).
- (10) B. Li, X. Peng, Z. Wang, J. Xu, and D. Feng, IEEE Trans. Image Process., 27, 4, 2049-2063 (2018); https://doi.org/10.1109/tip.2018.2790139.
- (11) B. Li, X. Peng, and J. Wang, Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., 4990-4999 (2017); https://doi.org/10.1109/cvpr.2017.530.
- (12) W. Ren, J. Guo, Q. Zhang, J. Pan, and X. Cao, IEEE Trans. Image Process., 27, 4, 1945-1957 (2018); https://doi.org/10.1109/tip.2018.2790134.

著者紹介

バウナ・ゴヤルは、印チャンディーガル大の大学研究開発センター (UCRD) および電子通信工学 (ECE) 学部の助教授。アユシュ・ドグラは助教授(研究)で senior grade、ヴィナイ・ククレジャは教授で両者と印チトカラ大工学技術研究所所属。ジャスグルブリート・シン・チョーハンは印チャンディーガル大 UCRD 部門の教授。email:ayush123456789@gmail.com