地球観測・リモートセンシング学会論文誌 Vol. 16, 2023

------------------------------

王清健、王千、陳明芳、朱楊

------------------------------

要旨-リモートセンシングにおける単一画像超解像（SISR）の応用は非常に重要である。最先端の畳み込みニューラルネットワーク（CNN）ベースのSISR手法は優れた結果を達成しているが、モデルが大きく、速度が遅いため、実際のリモートセンシングタスクに導入することは困難である。本稿では、モデルの精度と複雑さの間のより良い妥協点を達成するために、コンパクトで効率的な距離注意残差ネットワーク（DARN）を提案する。DARNのコアコンポーネントである距離注意残差接続ブロック（DARCB）は、より正確な特徴表現を学習するために多段階特徴集約を用いる。DARCBのメインブランチは浅い残差ブロック（SRB）を採用し、モデルのロバスト性を確保するために柔軟に残差情報を学習する。また、メインブランチとDARCBのブランチ間の橋渡しとして、距離注意ブロック（DAB）を提案する。DABは、ディープCNN抽出プロセスにおける詳細特徴の損失を効果的に緩和することができる。2つのリモートセンシングと5つの超解像ベンチマークデータセットに対する実験結果は、DARNが性能とモデルの複雑さの点で、既存の手法よりも優れた妥協点を達成していることを示している。さらに、DARNは最先端の軽量リモートセンシングSISR手法と比較して、パラメータ量、計算量、推論速度において最適解を達成している。コードは https:／／github.com／candygogogogo／DARNにて公開予定です。

------------------------------

索引用語-畳み込みニューラルネットワーク、軽量、リモートセンシング、単一画像超解像（SISR）。

------------------------------

超解像(SR)再構成とは、一対の高解像度画像と低解像度画像の間に非線形な写像関係を構築することである。単一画像超解像(SISR)は、最も代表的な低レベル視覚タスクとして、集中的に研究されている。SISRアルゴリズムは高解像度の画像を得ることができるため、軍事、工業、航空宇宙、リモートセンシングなど様々な分野で大きな貢献をしている[1], [2], [3], [4]。しかし、リモートセンシング分野でのデータ収集は、長距離、広視野角、光学ハードウェア機器の影響を受ける。高度な収集装置を用いても、ミッションのニーズを満たす高精細な画像を得ることは困難である。そこで、研究

リモートセンシング画像の高周波数情報を復元できるSISRアルゴリズムに関する意義は非常に大きい。最初の先駆的なSISR手法であるSRCNN [5]が提案されて以来、低解像度画像から高解像度画像へのエンド・ツー・エンドのマッピングがSR再構成手法に取り入れられてきたが、この新しいソリューションには必然的に対処すべき欠陥がいくつか残る。例えば、畳み込みカーネルや非線形マッピングの設計に無理があるため、ネットワークの推論が非常に遅くなる。FSRCNN[6]はSRCNNフレームワークに基づく異なるアルゴリズムに依存するいくつかの最適化手法を導き出した。ESPCN[7]は、従来の補間アップサンプリングをサブピクセル畳み込み関数に置き換えることで、再構成精度を向上させている。より深い畳み込みニューラルネットワーク（CNN）アーキテクチャ[8]は、モデル性能を向上させることが示された。11]によって提案された高密度残差ブロック[9]、[10]は、長距離残差によって引き起こされる局所的な情報損失の問題を軽減することができる。先人のCNNの探求に基づき、SISRの理論は徐々に成熟し始めた。しかし、これらの手法[12], [13], [14], [15]は、常にモデル容量を増加させることでモデル精度を向上させようとするものであり、実用的な課題への適用価値を示すことは難しい。特に、リモートセンシング画像の解像度が大きいという特性から、一般的なSISRアルゴリズムでは推論速度が極端に遅くなることが多い。そのため、軽量で効率的かつ高精度なSISRモデルをいかに設計するかが、SR分野では克服できない課題となっている。モデルパラメータを削減しようとする観点から、DRCN[16]とDRRN[17]はモデルパラメータの共有度を高めるために再帰的な方法を採用したが、再帰的な損失は情報補償のために深いCNNを必要とし、モデルの推論速度を低下させることを余儀なくされる。CAUN-M[18]は、パラメータ刈り込みによって、特徴の冗長性を除去または低減し、モデル推論を高速化しようとするが、PSNRは大きな精度の損失を被る。モデルの精度、速度、パラメータ量の効果的なトレードオフを得るためには、限られたパラメータ量の中で特徴量の表現力を強化する必要があることは明らかである。そこで、情報蒸留ネットワーク（IDN）[19]が提案する情報蒸留法は、特徴量のチャンネルを分割して特徴量の冗長性を減らすことで、適度なトレードオフを実現することができる。しかし、単純なチャネル分割法では、深い特徴情報の一部が失われるため、有効な特徴を抽出するモデルの性能が制限される。LESRCNN[20]が採用する異種構造は、低周波特徴量と高周波特徴量を柔軟に組み合わせることで、モデル再構成能力を向上させることができる。MADNet[21]はモデルの推論を高速化する。

inceptionと同様の多枝残差モジュールを通して行う。しかし、この多枝推論ソリューションは、モデルパラメータの割合が大きいという欠点も抱えている。SRの分野では、FeNet [22]がIDNのチャンネル分割のアイデアに着想を得て、軽量なLLBモジュールを構築した。チャネルの特徴表現を強化するという目的を達成するために、LLBモジュールはチャネルアテンションメカニズムを採用し、チャネル分割によってモデルパラメータを削減しながら、上位ブランチと下位ブランチの情報通信を構築している。しかし、情報蒸留の過程で別の問題が発生する。すなわち、チャネルを分割する際、蒸留中に生成されるサイドブランチは常に深い特徴を効果的に抽出できないという欠陥を残す。本論文では、前述の問題を解決するために、新しい軽量SRネットワーク、すなわち距離注意残差ネットワーク（DARN）を構築する。DARNは、特徴チャネル情報の表現を強化し、効果的な注意モジュールを導入することで、ネットワークの再構成能力を向上させる。我々が構築した距離注意残差接続ブロック（DARCB）はDARNのコアコンポーネントである。DARCBは、特徴間引き畳み込みにより、入力特徴を2つの枝に明示的に分割します。このうち、枝の絞り込み後の特徴量は保持され、主枝はCNNモジュールによってさらに絞り込まれ、抽出される。DARCBで使用されるCNNは、畳み込み層、スパニング接続、端活性化ユニットに基づく浅い残差ブロック（SRB）である。特徴表現を強化する最も効果的な解決策は、チャンネル特徴の冗長性を減らし、深いCNNによって生じる浅い特徴の損失を緩和することである。これが距離注意ブロック（DAB）を構成する具体的な理由である。距離アテンションとは、浅い特徴が、アテンションという手段を通じて、メインブランチの各SRBの特徴抽出を遠隔制御できることを意味する。DABは、ブランチの浅い特徴を事前情報として利用することで、メインブランチの深いCNNの特徴抽出における浅い情報の損失現象を効果的に緩和し、モジュールの特徴表現を向上させることができる。最後に、多段階融合メカニズムを採用し、各段階の洗練された特徴量を融合することで、メインブランチの冗長な特徴量がモジュール出力に与える影響を低減する。注意モジュール[23], [24], [25]を適切に導入することで、SRネットワークの性能は効果的に向上している。そこで、本稿で構築したモデルの能力を強化するために、拡張空間注意（ESA）モジュールを導入する。図1に示すように、提案するDARN法は、既存の軽量SRネットワークと比較して、最先端の再構成性能を達成する。特に、我々のモデルDARN-Sは、十分に軽量であるという前提の下で、依然としてかなりの競争優位性を持っています。これは本稿で提案するDARCBモジュールの強力な特徴表現能力の恩恵である。本稿の貢献は以下の通りである。1) 特徴表現を強化するために多段階特徴集約を使用するようにDARCBコンポーネントを設計することで、単純なCNN連結モジュールよりも優れた進歩を達成する。2)DABモジュールは、浅い特徴量を効果的に適用することで、深いCNN特徴抽出の過程における浅い特徴量の損失現象を抑制することができる。

------------------------------

図1. 図1. Urban100における2×SRのモデルパラメータと最新軽量手法との精度トレードオフ。我々の提案するDARNは優れた性能を達成し、我々のDARNベースラインも競争力のある性能を維持している。

------------------------------

3) 本論文では、精度と効率の良い妥協点を達成する軽量画像SR再構成モデルDARNを提案する。

------------------------------

SRタスクは、Dongら[5]が従来の手法を大幅に凌駕した代表作SRCNNを提案して以来、急速に発展してきた。SRタスクに関する関連研究者の綿密な研究により、大規模モデル、深い畳み込み、特徴情報のグローバル化などの最適化戦略のモデル性能に対する有効性が徐々に反映されてきた。Kimら[8]によって提案されたVDSRは、SRタスクにおいて劇的な改善を達成しており、これは深さ方向の畳み込みがモデル性能を改善できることを証明している。Limら[12]は、より良い性能を達成するために、より広いモデル構造を採用し、モデルパラメータを増やしている。EDPN[26]は入力画像をシーケンスに複製し、画像内部の自己相似性を学習するために変形可能な畳み込みを採用している。Liuら[27]はSR領域に窓変換器[28]を導入し、画像のグローバル化情報の相関を強めることができる。Chenら[29]はSwin-Transformerとチャネルアテンションメカニズムを組み合わせ、提案されたHATモデルは最先端のSR性能をリフレッシュした。これらの手法は性能面で大きな進歩を遂げたが、モデルパラメータが大きく、計算コストが高いため、実用的なアプリケーションへの展開は難しい。

------------------------------

実用的なタスクに対する軽量モデルの厳しい要求により、研究者はより効率的な SRモデルの開発に注力している[1], [19], [20], [21], [22], [23], [24], [30], [31], [32]。19]で提案されたIDNは、2つのチャネルを通して特徴セグメンテーションの結果を別々に抽出することができる。また、[30]の著者らは、ピラミッド構造を用いて入力画像の高周波残差特徴を徐々に再構成しており、バイリニア補間アルゴリズムの代わりにデコンボリューションを用いることで、計算量を大幅に削減することができる。31]の著者は、一対の高解像度画像と低解像度画像間のマッピングの直接学習を放棄し、代わりにSRタスクを多重基底フィルタの線形回帰に変換することで、モデルの推論を高速化することを選択した。32]で著者らによって提案された画素注目ネットワーク（PAN）は、デュアルブランチアーキテクチャアプローチを採用しており、パラメータコストをほとんどかけずに最終的な再構成品質を向上させる。23]で設計された多段情報蒸留精密化構造は、多段特徴再利用を実現できる。Liら[24]は、分離可能な畳み込みを導入し、少ないパラメータ使用量でより競争力のある性能を達成した。他のディープラーニングベースのSRモデルとは異なり、LAPAR [31]はSRタスクを複数のベースフィルターを用いた線形回帰タスクに削減する。遠距離から収集されたリモートセンシング画像は画質が悪い。そのため、リモートセンシング画像のSR再構成は非常に意味のある作業である。LGCNet[33]は、CNNに基づく最初のリモートセンシング画像のSRモデルであり、HR画像とアップスケールされたLR画像の間の画像残差を学習するために、局所的表現と大域的表現を利用する。SCViT[34]は、高空間分解能画像の詳細な幾何学的情報を考慮した空間チャネル特徴保存モデルを提案している。TransENet[35]は、画像の空間的自己相似性に着目しつつ、多次元の空間特徴を集約するためにマルチスケール変換器を採用している。FeNeT[22]が提案するLLBモジュールは、チャネルアテンションメカニズムを採用し、チャネル分割によりモデルの軽量性を確保しつつ、上下ブランチの情報通信を構築する。

ネットワークモデルアーキテクチャの決定は、モデル設計段階における最初の課題である。モデルの軽量化とは、パラメータ量が少なく、計算量が少なく、推論速度が速いという制約のもとで、モデルの精度を可能な限り向上させることである。一般的なディープラーニングアーキテクチャには、主にコンボリューション、トランスフォーマー、MLPがある。変換器とMLPは計算複雑度が高いため、ピクセルレベルの計算に基づくSRライトタスクには適さない。コンボリューションの推論速度は速く、計算複雑度は低い。合理的な構造設計により、コンボリューションは限られたパラメータの下で優れた性能を発揮することができる。軽量構造の考え方を図3に示す。モデルのパラメータ数を制限するため、深層特徴抽出コンポーネントを構成するために、3×3の通常のコンボリューションのみを使用する。3つのConv GroupsとESAモジュールの連結は、我々のモデル設計のベースラインを構成する。しかし、単純な畳み込みの連結は、多くの特徴量の冗長性を軽量モデルにもたらすことになり、必然的にコンポーネントの特徴抽出効率を制限することになる。そこで、知識蒸留と多段特徴融合を組み合わせた特徴蒸留接続（FDC）モジュールを設計する。FDCはベースラインと比較して、以下の2つの大きな利点がある：1）FDCが限られたパラメータ量の中で多段特徴量を融合する方法は、特徴量の利用率を向上させる、2）FDCが採用する蒸留操作は、チャネルの特徴情報を洗練することができる。融合段階では、メインブランチCNNブロックによって抽出された深い特徴量がFDCモジュールの出力に与える影響は低減される。メインブランチによって生成された特徴量の冗長性とランダム誤差がモジュールの性能に与える影響は、各ステージの出力重みを割り当てることによって効果的に低減することができる。

------------------------------

A

入力された低画質の衛星リモートセンシング画像 I$\_{LR}$ に対し、本手法では地上真理値 I$\_{GT}$ に近い高画質画像 I$\_{HR}$ を再構成する。図2に示すように、我々のDARNは主に4つの部分から構成されている：浅い特徴抽出モジュールH$\_{map}$ 、N個のDARCBを連結して形成される深い特徴抽出モジュール、多段特徴融合ブロックH$\_{fusion}$ 、再構成モジュールH$\_{up}$ 。入力画像はまず浅い特徴抽出ブロックH$\_{map}$を通過し、低次元画像を高次元空間にマッピングします。次に、複数のDARCBで構成される深い特徴抽出モジュールが、抽出された特徴を徐々に洗練していきます。これは次のように表現できます。

------------------------------

ここで K は K 番目の DARCB を表す。F K は K 番目の DARCB の出力特徴と (K + 1)番目の DARCB の入力特徴の両方を表します。軽量モデルの最適化とは、より小さなモデルパラメータ制約の下でモデルの性能と速度を向上させることです。したがって、モデルの異なる深さからの特徴を融合することは、軽量モデルの性能を向上させる効果的な方法です。図2に示すように、融合モジュールは多段階特徴量を融合することにより、特徴量の再利用率を向上させます。融合した特徴量F$\_{final}$を用いて、再構成モジュールH$\_{up}$により高品質なリモートセンシング画像を復元する。さらに、残差学習の合理的な適用は、モデルの性能を向上させる効果的な方法である。前述のプロセスは次のように表現できる。

------------------------------

ここでfは空間次元での多段階特徴の連結を表す。他の研究者の関連研究[13]、[23]、[24]、[26]、[27]の経験に基づき、DARNはL 1一般化損失関数を用いて最適化される。これは次式で表される。

------------------------------

B. 軽量構造の考え方

------------------------------

図3 (a) 3つの畳み込みからなる単純ベースライン。(b)単純モデルのベースライン変換によって形成された特徴蒸留スプライシング(FDC)ブロック。(c) 距離注意残差接続ブロック(DARCB)。(d) 強化された空間的注意(ESA)。(e) Convグループ。(f) 浅い残差ブロック(SRB)。(g) CNNの深さ特徴抽出を導くための距離注意ブロック(DAB)。(a) 基本 (b) FDC。(c) DARCB。(d) ESA。(e) Conv Groups。(f) SRB。(g) DAB。

------------------------------

単純な連結によって形成される特徴量の冗長性と蓄積されたランダム誤差は、現在のCNNモデルに共通する問題である。メインブランチの特徴抽出効率を改善するために、本稿ではDABモジュールを設計する。DABモジュールは、入力された精緻な特徴量を用いて、メインブランチCNNモジュール全体の詳細特徴量の損失を抑制する。浅い特徴量には元の画像情報がすべて含まれている。CNNは深い特徴量を抽出する際に、特徴量の損失、特徴量の冗長性、誤差の蓄積などの問題がある。そのため、浅い特徴に教師されたCNNは、抽出プロセスにおける誤差の蓄積を効果的に減らすことができる。さらに、DABモジュールの注意メカニズムは、情報の損失を補い、有効な特徴の割合を高め、冗長な情報を減らすことができる。SRBをメインブランチの主要な構成ブロックとして導入することで、ネットワークの軽量化を図っている。さらに、Conv GroupsモジュールをSRBに置き換えることで、残存情報を柔軟に学習し、モデルをよりロバストにすることができる。式(2)から、K 番目の DARCB の入力特徴は F K-1 であり、出力特徴は F K であることがわかる。DARCBはまず、入力特徴量F K-1をメインブランチと特徴量抽出のためのブランチの2つの経路に分け、ブランチでは入力特徴量の元の情報F$\_{LB}$を保持するために特徴量の精密化畳み込みを採用します。

------------------------------

(注)本論文は、本論文の一部である。16, 2023

------------------------------

表1 異なる鉱石成分の定量的比較

------------------------------

表Ⅱ ESAとDABのブレンド研究

------------------------------

------------------------------

このうち、H Rは特徴絞り込み畳み込みである。次に、2つのRSBモジュールが深い特徴を抽出するために使われ、2つのDABモジュールが深い特徴抽出の効率を高めるために使われる。最後に、深さ特徴F$\_{DAB2}$を洗練するために畳み込み層を採用する。具体的な処理は次のように表される。

------------------------------

このうち、H SはRSB特徴抽出モジュール、H$\_{Att}$はDABにおける注意メカニズムを表し、gは複数の畳み込み層を表す。最後に、DARCBは多段階特徴量を融合します。

------------------------------

モデルの効率を維持しながら、モデルの表現力をさらに高めるために、軽量のESAブロックを導入する。したがって、k番目のDARNの出力特性は次のように結論づけられる。

------------------------------

一般に、本稿で提案する DARCB は、3 × 3 の畳み込み層のみを用いて深い特徴を抽出するため、モデルの軽 量性が確保される。DABの提案では、特徴抽出を強化することで、軽快さを保ちつつ高精度なモデルを実現する。

------------------------------

4A

先行研究[22]、[23]に基づき、我々のモデルを訓練するために、広範なSRデータセットDIV2K [36]を選択する。DIV2Kデータセットには、800枚の高画質RGB学習画像と100枚の検証画像が含まれる。モデルの再構成性能は、FeNet [22]によって提案された2つのリモートセンシングデータRS-T1とRS-T2を用いてテストされる。RS-1とRS-2は共に、21の複雑なグラウンドトゥルースのリモートセンシングシナリオをカバーする120枚の画像から構成される。さらにモデルの頑健性を総合的にテストするために、広く使われている5つのSRベンチマークを使用した： Set5[37]、Set14[38]、BSD100[39]、Urban100[40]、Manga109[41]である。ピーク信号対雑音比(PSNR)と構造類似度(SSIM)は、画像再構成の品質を測定するために使用された。

------------------------------

学習データを得るために、前のサブセクションで紹介したデータセットは、2×、3×、4×のバイキュービック補間によってダウンサンプリングされる。ただし，2×3×4＝12で割り切れないデータはダウンサンプリングの前にすべて12の倍数に切り取られる．ミニバッチサイズは64に設定され、各LR入力のパッチサイズは64×64に設定される。データ増強を達成するために、水平反転と90°のランダム回転を採用してトレーニングセットを増強する。ADAMはオプティマイザとしてモデルを学習し、β 1 = 0.9, β$\_{2}$ = 0.999, = 1 × 10$^{-8}$ を設定する。モデルは1×10$^{7}$バッチで学習され、初期学習率は5×10$^{-4}$に設定され、学習率は2×10$^{5}$ミニバッチ毎に半減される。2×再構成モデルはゼロから学習され、モデルが収束すると、2×再構成モデルの重みが3×および4×モデルの事前学習モデルとして使用される。DARN-Sはさらなる軽量化のために40の特徴チャンネルを使用し、DARNはより良い再構成品質のために52チャンネルを使用します。DARN-SとDARNの両モデルは、深い特徴抽出のためのバックボーンとして6つのDARCBモジュールを使用しています。モデルを軽量に保つため、各DARCBは2つのSRBを含む。我々のモデルはNVIDIA 3090 GPU上のpytorchフレームワークで実装されており、DARN-Sは100万バッチの学習に約36時間かかる。

------------------------------

WANG et al： DARN： 距離注意残差ネットワーク

------------------------------

DARCBの様々な段階における平均特徴マップ。

------------------------------

DARCB: 距離注意残差ネットワーク

--------------

DARCBの各段階における特徴マップの平均値

------------------------------

ベンチマークデータセットにおけるモデルの軽量性を確認する。

------------------------------

このサブセクションの実験ステートメント 多数の比較実験とアブレーション実験を容易に完了するために、本節の実験はすべてゼロから学習している。学習ステップ数は3×10$^{5}$、ミニバッチサイズは16、チャンネル数は52である。コアコンポーネントの構造設計。セクションIII-Bの理論的分析を検証するため、5つのテストセットにおけるBasic、FDC、DARCBをコアコンポーネントとするモデルの性能を表Iに示す。FDCは5つのテストセットにおいてBasicをはるかに凌駕していることがわかる。これは、単純なCNN連結の特徴の冗長性と蓄積されたランダム誤差が、モデルの性能を制限するためである。1) アブレーション研究： DABとESAモジュールの有効性を実証するため、アブレーション実験を行った。実験結果を表IIに示す。DABを追加しても、16Kのパラメータが追加されるだけであることがわかる。少量のパラメーターの導入により、モデルは5つのSRベンチマークデータセットで包括的なリードを達成している。これは主に、DABモジュールがメインブランチディープCNNの深い特徴抽出をガイドするために浅い特徴を使用するため、詳細特徴の損失を効果的に抑制できることによる。ESAモジュールの追加は大量のパラメータをもたらすが、それによってもたらされる精度向上は非常に大きい。2）特徴絞り込み率： 特徴精緻化とは、現在の特徴のチャネル情報を精緻化し、特徴の冗長性を減らす操作である。特徴絞り込み率は、チャネル情報の圧縮の度合いである。最適な絞り込み率を得るため、比較実験では0.25、0.5、0.75に設定した。実験結果を表IIIに示す。精密化率を0.75に設定した場合、最適解はモデルによって得られるが、モデルパラメータは80〜k増加することがわかる。しかし、精密化率を0.25に設定すると、このモデルは依然として十分な精度を達成し、パラメータ数も最小になる。より軽量なモデルのために、特徴精密化率を0.25に設定する。3) モデルの効率： 軽量モデルとは、パラメータ数が少なく、計算量が少なく、推論速度が速いモデルのことである。モデルのパラメータ量（Params）と計算複雑度（Mutil-adds）は、実際のモデル展開の難易度に影響する。速度はモデルの作業効率に影響する。LESRCNN、FeNet、DARN-S、DARNの4つのモデルのパラメータ、計算量、推論時間を表IVにそれぞれ示す。我々のDARNとDARN-Sモデルは4つの軽量指標の最適解をカバーしていることがわかる。DARNのパラメータ量と計算複雑度はFeNetよりも大きいが、DARNの合理的なモデル設計により、FeNetと比較して推論時間が27%短縮され、PSNRスコアが0.8db向上していることは注目に値する。総じて、提案モデルの合理性、効率性、軽量性は、既存の優れた手法との比較により証明された。

------------------------------

本論文では、提案手法の有効性を確認するため、提案手法の有効性を確認した。16, 2023

------------------------------

RS-T1およびRS-T2リモートセンシングデータセットにおけるDARNと他のSR手法の視覚的比較。拡大すると見やすくなります。

------------------------------

4) 特徴の視覚的分析 本稿で提案するDABモジュールが、ディープCNNの特徴抽出過程における細部の損失を軽減できることをより直感的に証明するために、本稿ではDARCB推論過程における各ステージの特徴情報を可視化する。図4から、同じDARCBモジュールにおいて、DABの出力特徴量F$\_{DAB}$は、入力特徴量F Sよりも明らかに詳細な特徴量を保持していることがわかる。これは、DABモジュールが浅い特徴量のガイダンスを利用して、モデルに詳細な特徴量を保持させていることを証明している。さらに、DARCBモジュールの進歩に伴い、特徴量は明らかに洗練される傾向にあり、DARNの合理的な設計を直感的に証明している。

------------------------------

D. リモートセンシングデータセットの結果分析

------------------------------

リモートセンシングデータセットにおける提案アルゴリズムの有効性を検証するため、DARNを既存の軽量モデル（SRCNN [5]、VDSR [8]、LGCNet [33]、LapSRN [30]、IDN [19]とLESRCNN [20]、CARN-M [42]、FeNet [22]）と比較する。中でもFeNetは2022年に発表されたリモートセンシングデータの軽量モデルに関する研究である。先進的なアルゴリズムと比較することで、本論文のモデルの有効性をより良く証明することができる。前述の手法はすべて、関連する研究者から提供された事前学習済みモデルを用いて、リモートセンシングデータ上で直接テストされる。さらに、選択された比較モデルのトレーニングセットはすべてDIV2Kであり、同じトレーニングセットにより比較結果の公平性が保証される。我々のモデル(DARN)とその軽量版(DARN-S)は、REMOTE SENSING T EST I MAGES の定量的な比較結果を表 V に示す。

表6 SARベンチマークデータセットにおける、最新手法との定量的比較

------------------------------

リモートセンシングデータセット RST1 と RS-T2 のすべての倍率において、DARN のスコアが向上した。特に、DARNは最新の軽量リモートセンシング画像SR手法FeNetと比較して、0.15～0.25dbのPSNRスコア向上を達成している。FeNetと同じパラメータを持つDARN-Sは、2×サンプリングレートにおいて0.08-0.13dbのPSNRスコア向上を達成しています。この比較結果は、我々のDARNがリモートセンシング画像復元の効果を向上させる特徴表現能力を効果的に強化できることを示している。知覚品質を評価するために、RS-T1とRS-T2データセットの2つのリモートセンシング画像の復元結果をそれぞれ図5に示す。また、図5で比較したパッチは、各手法間の復元差を区別するために、すべて定量的に評価されている。その結果、DARNは他の手法よりも、対象物の輪郭や細部のテクスチャに対して優れた復元効果を示すことがわかった。さらにモデルの安定性を示すために、2つの実際のリモートセンシング衛星画像の復元結果を図6に示す。5つの異なるアルゴリズム（Bicubic、CARNM[42]、LESRCNN[20]、FeNet[22]、DARN）を用いて、実際の衛星リモートセンシング画像を4倍に拡大し、視覚的知覚の比較を行った。その結果、我々の手法は、全体的なテクスチャと詳細なテクスチャの両方において、他の手法よりも優れた視覚的経験を有することがわかった。一般的に、軽量モデルとしてのDARNは、既存のモデルよりも定量的・定性的 に優れた結果を達成している。

------------------------------

(1)DARNは、DARNは、DARNは、DARNよりも、より軽量なモデルである。16, 2023

------------------------------

実際のリモートセンシング画像におけるDARNと他のSR手法の視覚的比較。拡大すると見やすくなります。

------------------------------

Urban100(×4)データセットにおけるDARNと他のSR手法の視覚的比較。拡大すると見やすくなります。

------------------------------

WANG et al： DARN： 距離注意残差ネットワーク

------------------------------

E. SRベンチマークデータセット結果の分析

------------------------------

Set5[37]、Set14[38]、Urban100[39]、BSD100[40]、Manga109[41]から構成されるデータセットは、都市建築、生態環境、動植物、アニメなどのシーン画像をカバーする、画像SR再構成分野で最も公平なテストセットである。モデルの汎化性能をさらに検証するために、12 の既存モデル（SRCNN [5], FSRCNN [6], VDSR [8], DRCN [16], LapSRN [30], DRRN [17]、 MenNet[41]、IDN[19]、LESRCNN[20]、MADNet[21]、CARN-M[42]、FeNet[22]）と本稿のモデル（DARNSとDARN）は、それぞれ前述の5つのテストセットでテストされている。テストに使用したモデルはすべて、関連する研究者によって提供された事前学習済みモデルである。テスト結果を表 VI に示す。DARNと軽量版DARN-Sは、×2、×3、×4のサンプリング係数のすべてのテストセットで最高のスコアを達成していることがわかる。先進的なFeNet手法と比較すると、DARNは2×サンプリングファクターで0.14～0.69db、3×サンプリングファクターで0.17～0.77db、4×サンプリングファクターのPSNRスコアで0.14～0.8dbリードしている。同程度のモデルサイズを持つDARN-Sであっても、5つのテストセットの全てのサンプリングファクターにおいて、PSNRとSSIMスコアで先進のFeNetアルゴリズムを上回る。同じパラメータ量の条件下では、2つのモデルの性能は主に特徴を表現するモデルフレームワークの能力に依存する。DARN-Sの全体的なリードは、CNNの深い特徴抽出を導くための事前情報として浅い特徴を使用するDARNモジュールの特徴強調のアイデアの正しさを証明するのに十分である。DARN-Sでさえも、3倍近いパラメータ数を持つMADNetと比較して、全てのテストセットメトリクスの包括的なリードを達成しています。DARN-Sは、速度と計算の複雑さの点で、依然として最適解であることは特筆に値する（表IV参照）。知覚品質を評価するために、Urban100テストセットにおけるいくつかのモデルの3つの復元結果を図7に示す。Urban100テストセットの画像は、人間の目がより直感的に違いを区別できるように、より多くの線テクスチャを持っている。DARNが、全体的な画像ブロックの明瞭さと詳細な線テクスチャの点で最高の視覚体験を達成していることがよくわかる。バイキュービックは、元のピクセル値を変更することなく、画像ピクセル間の推定値を直接補間します。GTとバイキュービックを観察すると、画像を4倍ダウンサンプリングした場合、画像が極端にぼやけて見え、一部の領域でさえ偽のアーチファクトがあることがわかります。例えば、img092の実際のラインは右下に伸びており、ダウンサンプリング時に左下に偏ったアーチファクトがいくつか現れる。これらのアーチファクトの発生は、モデルVDSR [8]、LapSRAN [30]、CARM-M [42]、IDN [19]、LESRCNN [20]、およびFeNet [22]にさらなる誤った情報を取得させ、最終的なモデル復元結果に深刻なエラーをもたらす。しかし、DARNは誤った情報に邪魔されることなく、正確な結果と明確な線を回復した。その中で、DARN-Sの復元結果にもいくつかのエラーメッセージが現れた。これは、DARN-S のパラメータ量が DARN より少なく、干渉防止能力が弱いためである。それでも、DARN-S の復旧効果は他のモデルより優れています。

------------------------------

本論文では、リモートセンシング衛星によって収集された低画質画像の高周波情報再構成の問題を解決するために、軽量な単一画像SR再構成モデルDARNを提案する。このモデルは、異なるタスクの選択のために、350Kの軽量版DARN-Sと589Kの通常版DARNに分割される。広範な実験により、提案された2つのバージョンのモデルはいずれも、既存の軽量モデルと比較して最良の結果を示すことが示された。DARNは主にコアコンポーネントDARNに依存して優れた成績を示す。具体的には、DARNは浅い特徴の洗練によってモジュールを2つのブランチに分割し、洗練特徴を保存します。洗練された特徴は、DABを通してメインブランチのCNNモジュールの深い特徴抽出を導くための事前情報として使用されます。事前情報は、深い特徴抽出の過程で詳細な特徴情報の損失を抑制することができる。DARCBの特徴可視化は、我々のDABにおける事前情報の利用が、深層CNNの詳細な特徴の損失を抑制できることをさらに証明している。さらに、DARNとDARN-Sのバックボーンでは、限られたパラメータ量の下で抽出された特徴量を十分に活用するために、多段階特徴融合演算を採用している。最後に、2つのリモートセンシングデータセットと5つのSRベンチマークデータセットに対す る実験結果から、我々のネットワークが性能とモデルの複雑さの間でより良いバランスを達成できること を示す。

------------------------------