

〔研究ノート〕

## 劣化画像の AI/VDSR を用いた復元方法の一検討

徳富 響\*, 吉森 聖貴\*<sup>2</sup>, 福島 学\*<sup>2</sup>

\*日本文理大学大学院工学研究科環境情報学専攻

\*<sup>2</sup>日本文理大学工学部情報メディア学科

### A Study on Restoration Methods for Degraded Images Using AI / VDSR

Hibiki TOKUTOMI\*, Seiki YOSHIMORI\*<sup>2</sup>, Manabu FUKUSHIMA\*<sup>2</sup>

\*Department of Environmental Engineering and Applied Information Science, Graduate School of Engineering, Nippon Bunri University

\*<sup>2</sup>Department of Architecture, School of Engineering, Nippon Bunri University

#### 1. はじめに

データ（数値）の世界において処理とは、純関数と逆関数の考え方を満たすことのできる関係である。出力結果があれば元となる入力結果も存在する。つまり、画像の劣化が起きてしまった場合は、逆順を辿ることで元の画像に戻せるはずである。

しかし、元からぼやけて見える画像は純関数と逆関数の関係で表現ができない。すなわち、処理をする前の状態である。一枚の画像に対して劣化という現象が起きた際、劣化がなぜ起こってしまうのか、復元する際に「何に」注目しなければならないか、を意識した上で画像処理を行っていない。

本稿では画像情報学特論 A の講義内容を通して、劣化画像の復元方法について実験を行うことで調査を行い、その結果と内容について述べる。

#### 2. 画像の劣化と復元の課題

ここでは元画像として、サイズを変更しても必ず真値が得られる画像として、関数記述図形であるため、全ての解像度すなわち図面の直交座標平面でのサンプリングに対応可能な幾何図形を考える。直交座標平面において

サンプリングを考える幾何図形は極座標系図形が妥当である。そこで、 $\Delta_t = 1/100$ とし、円周上の等間隔点を

$$p_n = [\cos(2\pi n \Delta_t), \sin(2\pi n \Delta_t)]^T \quad (1)$$

で求め、原点から直線を引く図形とする。これは、図 1

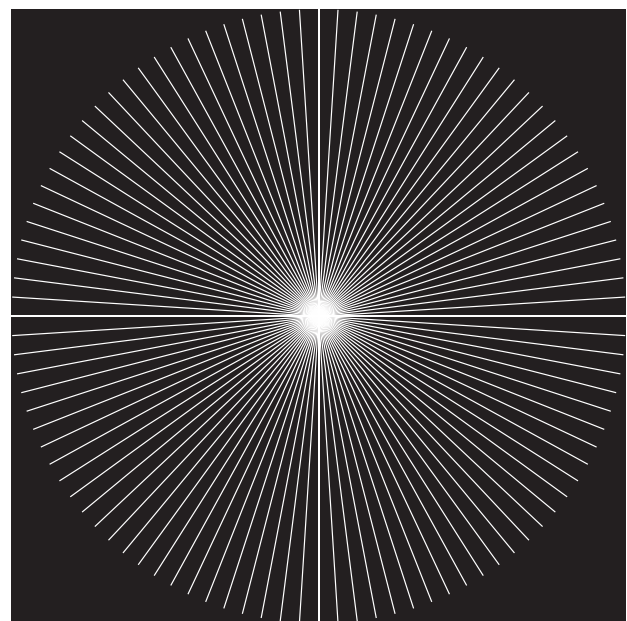


図 1 基準図形として作成した円周上の等間隔点を原点から直線を引いた幾何図形（関数記述図形の解像度に応じたサンプリングされた図形とそれによる干渉縞）

に示す通り、原点近傍でサンプルが密集し、角度の異なる直線の図形となる。このため、解像度すなわちサンプリング条件によって干渉縞が生じる。

この画像を劣化させる方法として、ここでは拡大・縮小時に生じるデータ変換を考える。この時、画像のサイズを変えるという処理は、行列のサイズを変えるのと同じである。ここでは、縦横2倍・1/2倍、すなわち1ピクセルを4ピクセルまたは4ピクセルを1ピクセルにする拡大と縮小を考えることで、劣化および復元を計算しやすくする。また、拡大および縮小時のピクセルデータ計算の手法として双三次内挿(Bicubic)を使用する。

この手法は、OBS Studio<sup>(1)</sup>という動画作成および配信アプリで本学の入学式および卒業式の録画および配信で使用している。OBS Studioにおいて図2に示す通りピクセル数を合わせるアルゴリズムの「標準」として実装されているものである。

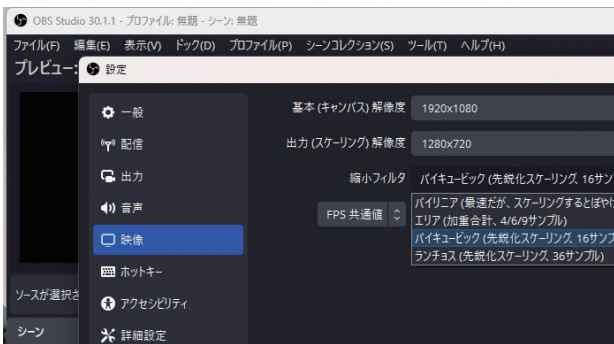


図2 OBS Studio に実装されている Bicubic 選択画面

ここでは、この Bicubic を使うほど劣化すると考え、劣化画像として Bicubic を、1) 拡大または縮小時と復元時の2回使用、2) 拡大または縮小時は元データを残し復元時の1回使用、の2パターンを考える。このため、劣化画像は図3に示す4種類を考える。

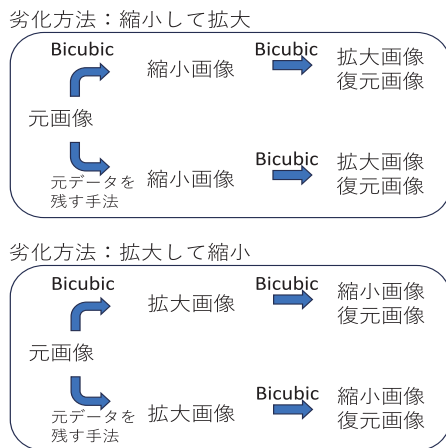


図3 劣化画像作成方法

はじめに、劣化方法として Bicubic を2回使用して「縮小して拡大」した画像を図4に示す。

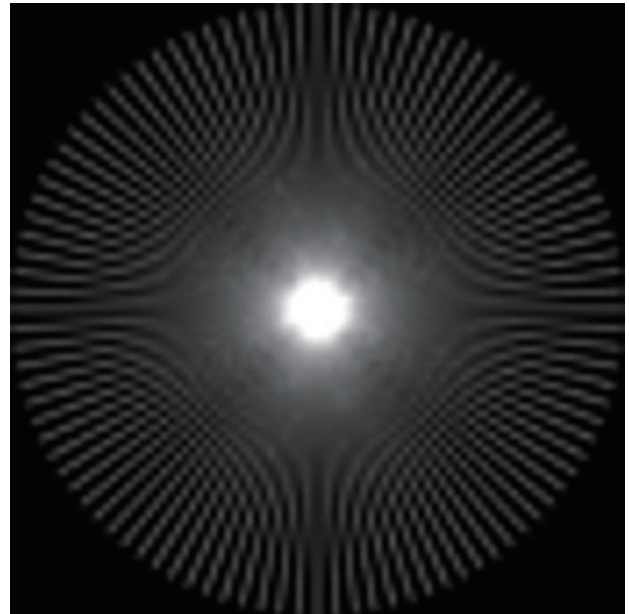


図4 縮小して拡大することで得られる復元画像

この復元画像が元画像とどの程度の違い、すなわち劣化があるかを2画像の残差を求め、その残差画像の累積値で比較する。図5に図4に示した復元画像による残差画像を示す。

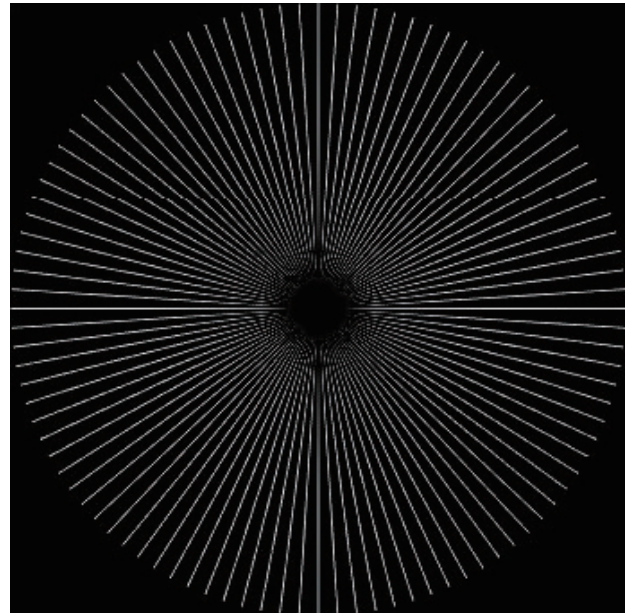


図5 Bicubic を2回使用した残差画像(縮小し拡大)

次に元データを残した状態で「縮小」し、拡大する際に Bicubic を使用した画像を図6に示す。

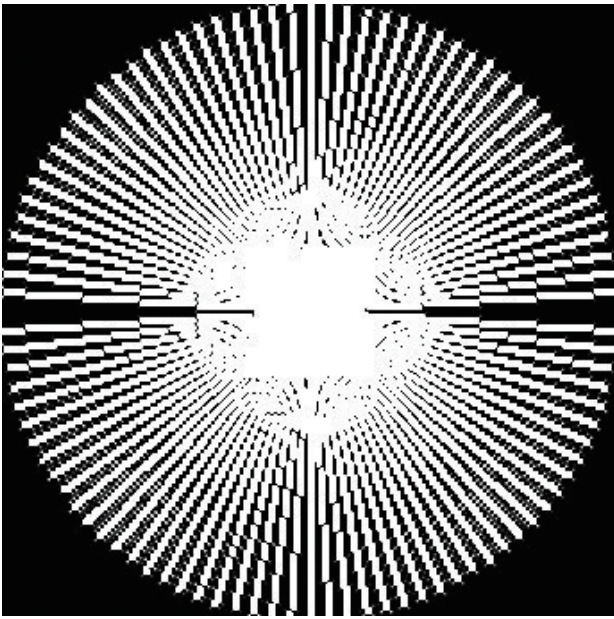


図6 元データを残して縮小し，Bicubic を使用して拡大した復元画像

図5と同様に元画像と図6の復元画像の劣化度合いを元画像と復元画像の残差から求め，残差画像の累積値で比較する。図7に図6で示した復元画像による残差画像を示す。

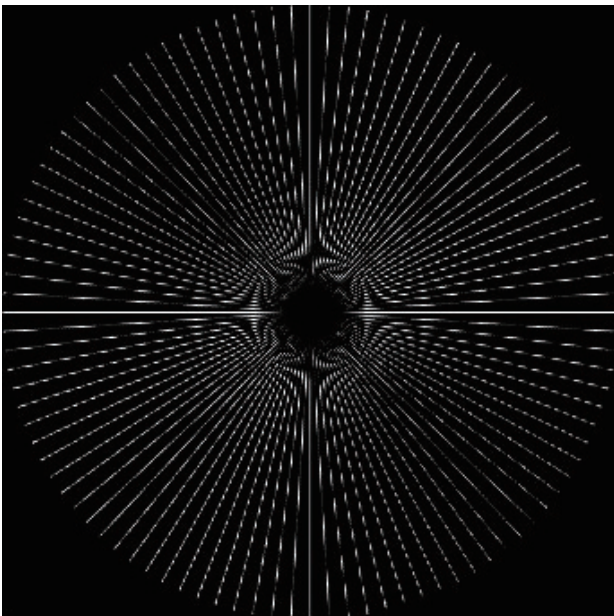


図7 Bicubic を1回使用した復元画像（縮小し拡大）

Bicubic を2回使用した際の累積残差は6550476であり，1回使用した際は4716315であった。次に，劣化方法としてBicubic を2回使用して「拡大して縮小」した画像を図8に示す。

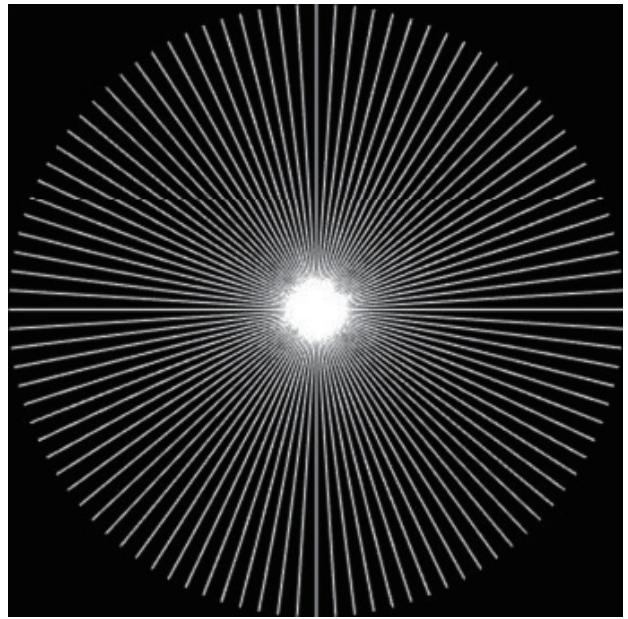


図8 拡大して縮小することで得られる復元画像

図8の復元画像が元画像との劣化度合いを調べるために，2画像の残差を求める。図9に残差画像を示す。

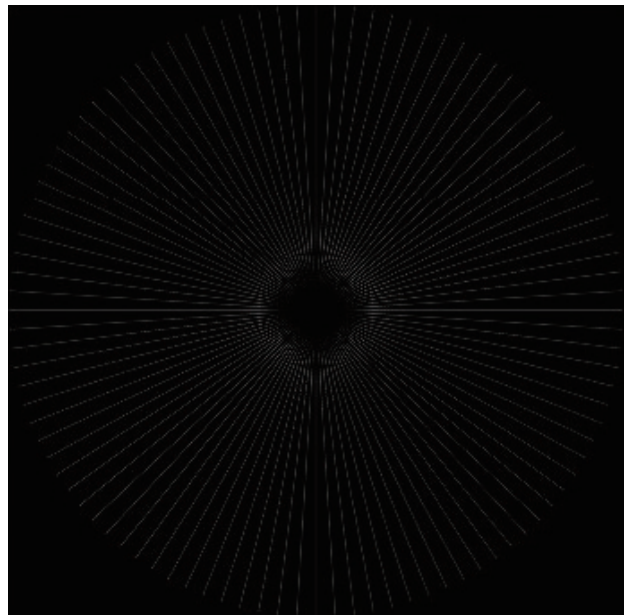


図9 Bicubic を2回使用した残差画像（拡大し縮小）

次に元データを残した状態で「拡大」し，縮小する際にBicubic を使用した画像を図10に示す。

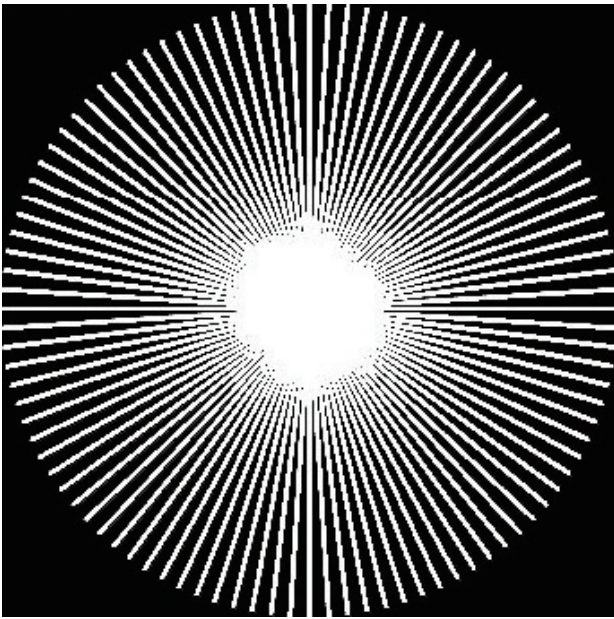


図10 元データを残して拡大し、Bicubic を使用して縮小した復元画像

図9と同様に元画像と図10の復元画像の劣化度合いを元画像と復元画像の残差から求め、残差画像の累積値で比較する。図11に図10で示した復元画像による残差画像を示す。

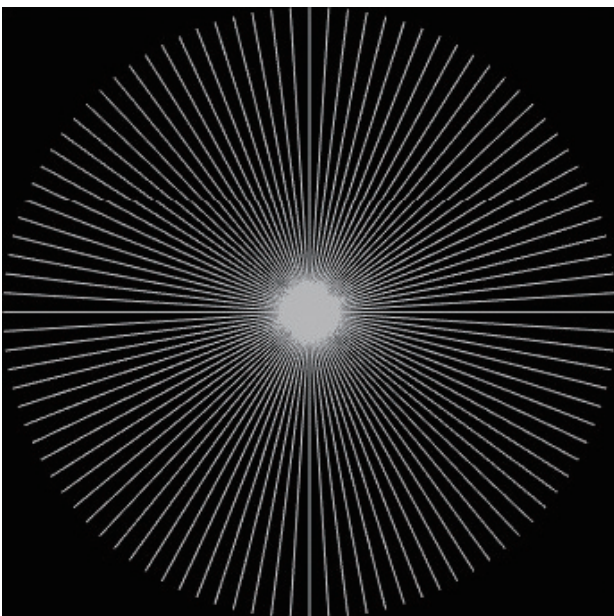


図11 Bicubic を1回使用した復元画像（拡大し縮小）

Bicubic を2回使用した際の累積残差は1299042であり、1回使用した際は9484509であった。

このことから、元画像に対して「縮小して拡大する」、

および「拡大して縮小する」、のいずれの方法であっても Bicubic を使用することで画像劣化がひどくなることが分かった。図12に「縮小して拡大」の劣化方法と、「拡大して縮小」の劣化方法の、累積残差をまとめた結果を棒グラフで示す。縦軸が累計誤差、横軸が劣化方法、となっている。棒グラフ上部に累積残差の値を表示しており、劣化方法は横軸下部の数字でナンバリングしている。

これは、復元不可能な射影により劣化した画像は同じアルゴリズムで復元できないことを示している。すなわち、撮影時の劣化やデータ欠損も、目的とする高精細画像から撮影で得られる劣化画像への射影関数に対する逆関数を求めると捉えることで、高精細化の技術課題が明確となった。

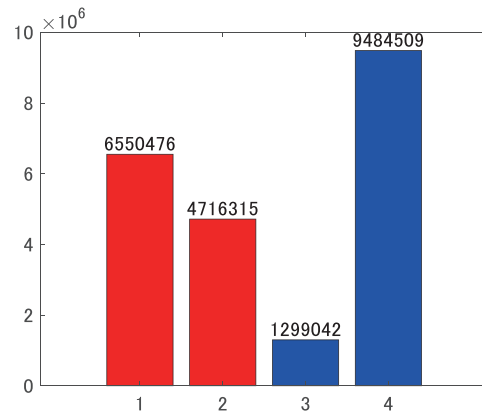


図12 縮小拡大と拡大縮小の累積残差の比較  
 (1: 縮小拡大 (Bicubic 2回),  
 2: 縮小拡大 (Bicubic 1回),  
 3: 拡大縮小 (Bicubic 2回),  
 4: 拡大縮小 (Bicubic 1回))

### 3. VDSR による復元

前章で示した通り Bicubic は画像を劣化させる復元不可能な射影である。ここでは劣化した情報を復元する手段の一つとして、VDSR (Very Deep Super Resolution)<sup>(2)</sup> が提案されている。

VDSR は輝度情報を追加することで復元画像を生成する。図13に輝度情報の残差学習方法を示す。

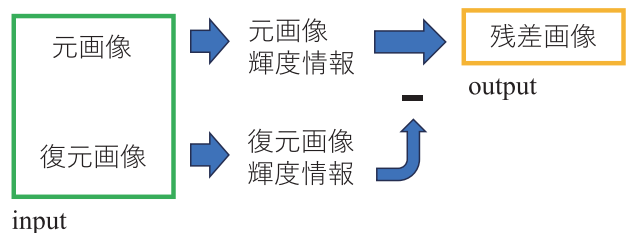


図13 輝度情報の残差学習方法

図13に示すように、残差を学習させるためには入力 (input) に元画像と、復元画像、の2枚が必要で、出力 (output) は残差画像、の1枚が必要である。図13に示した学習方法が有効であるかを確認するためには真値 (理論値) を求め、比較する必要がある。まずは元画像から輝度情報を抽出した画像を図14に示す。

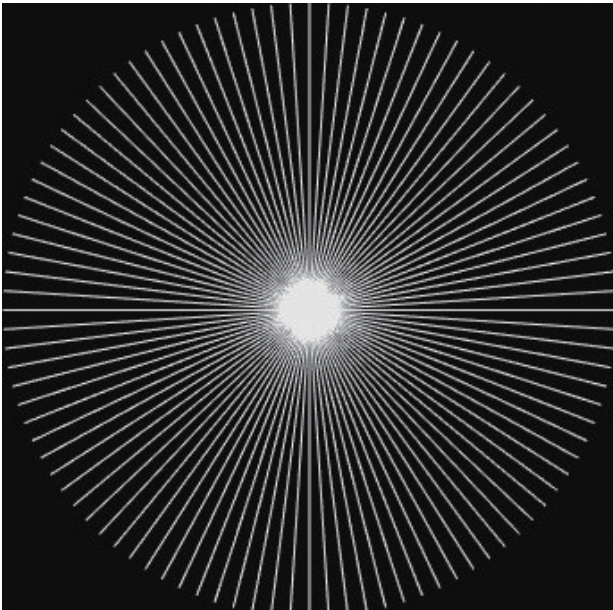


図14 元画像から輝度情報のみを抽出した画像

次に Bicubic を2回使用する「縮小して拡大」した復元画像から輝度情報のみを抽出した画像を図15に示す。

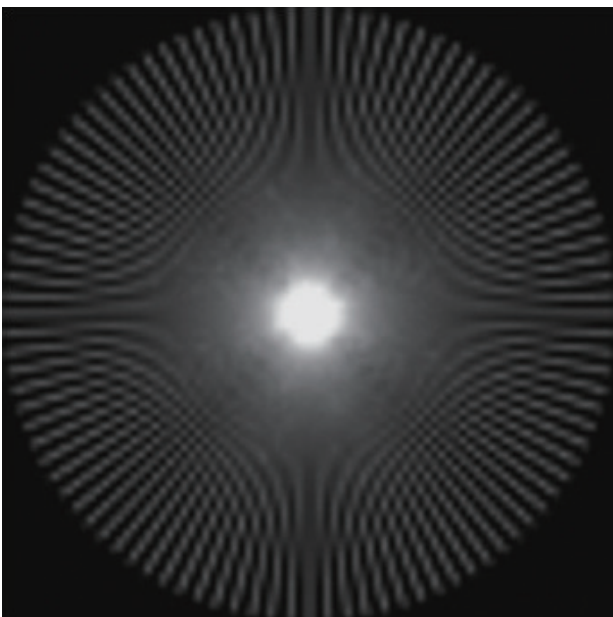


図15 Bicubic を2回使用した復元画像 (縮小して拡大) から輝度情報のみを抽出した画像

出力結果の予測値を算出するために、図14の元画像の輝度情報と図15の復元画像の輝度情報の差分、すなわち画素データの累積残差から求める。図16に元画像の輝度情報と復元画像の輝度情報の残差画像を示す。

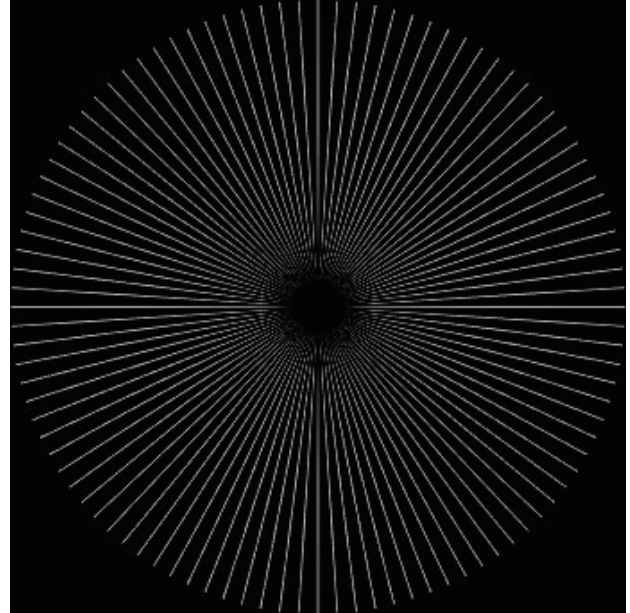


図16 元画像と復元画像の輝度残差画像

VDSR の残差学習方法は、復元画像に輝度残差を足し合わせることで、予測値となる。図17に復元画像に輝度情報を追加した画像を示す。



図17 復元画像に輝度情報を追加した画像 (予測値)

図17の画像と元画像との残差を求めるとVDSRの予測値を算出することができる。図18に予測残差画像を示す。

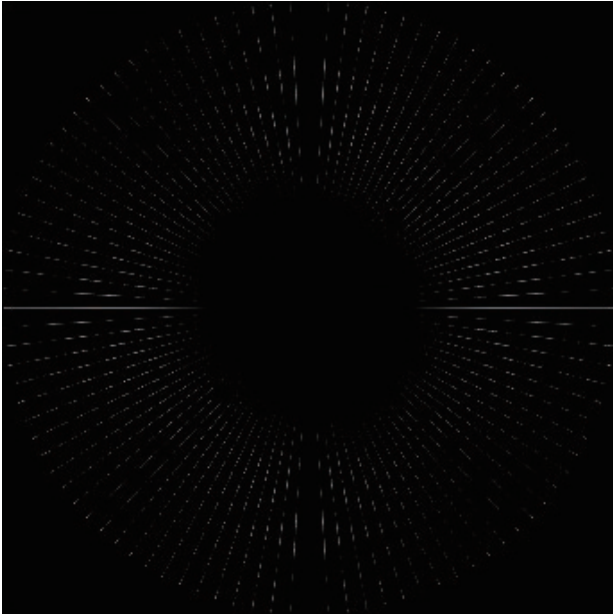


図18 予測残差画像

この予測残差と元画像と復元画像の残差を比較すると、予測残差画像の累積残差が2594976、元画像と復元画像の累積残差は6550476であった。この結果から、VDSRを用いることで劣化画像を復元する一手段として有用であることが分かった。

今回は学習データとしてIAPR TC-12ベンチマーク<sup>(3)</sup>を使用する。この学習データは国際団体による公開データである。

#### 4. VDSR による復元実験と評価

今回VDSRの学習を3パターン行った。3パターンをケース1、ケース2、ケース3、とする。また、Bicubicを用いた復元画像、を含めた4パタンの累積残差で比較を行う。図19にVDSRの比較実験方法を示す。

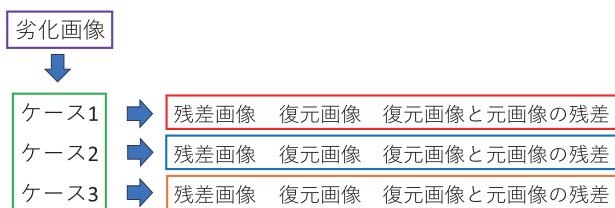


図19 比較実験方法

図20にケース1の残差画像を示す。

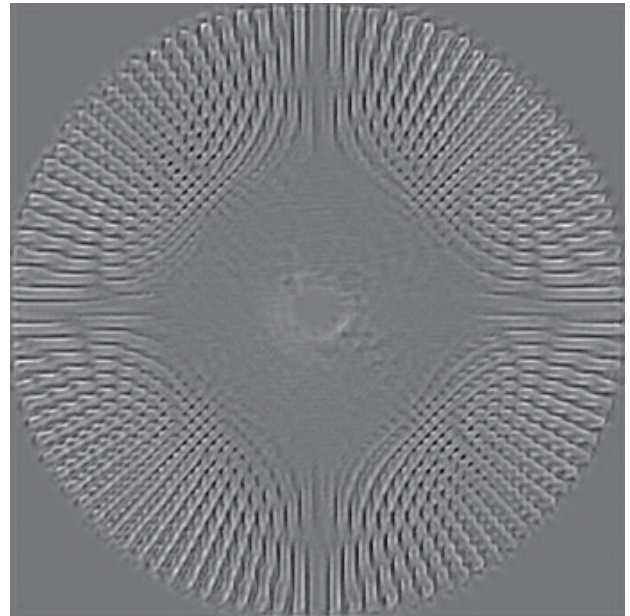


図20 劣化画像に対しケース1で処理した残差画像

残差画像に輝度情報を追加し、イメージをRGBに変換することで復元画像とすることができる。図21に復元画像を示す。

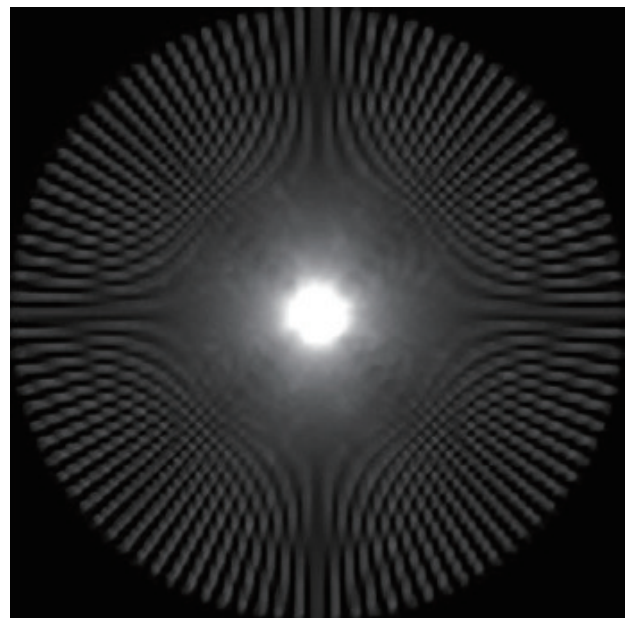


図21 ケース1の復元画像

比較を行うために図22に元画像と復元画像の残差を求める。

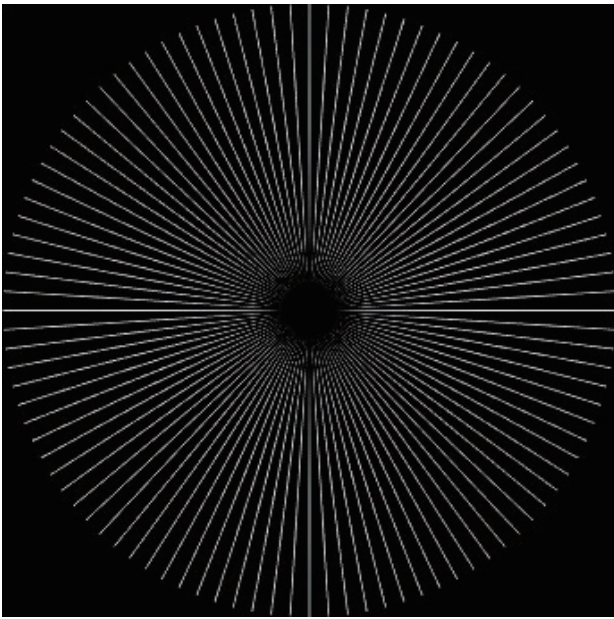


図22 ケース1の元画像と復元画像の残差

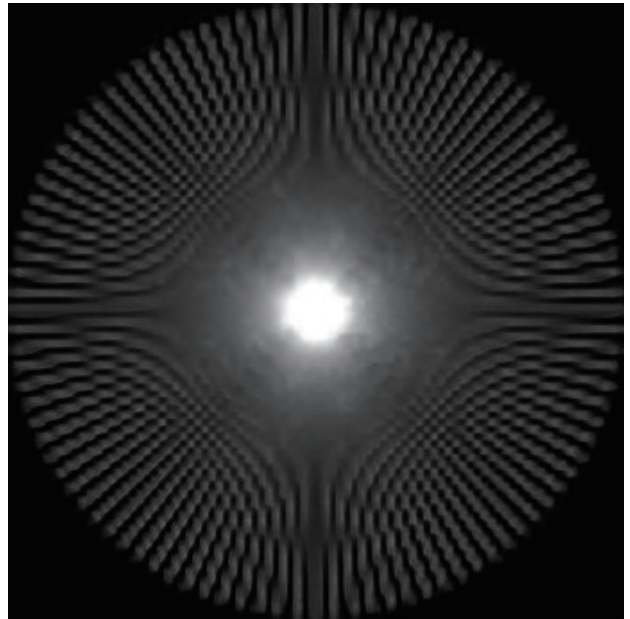


図24 ケース2の復元画像

次にケース2で処理した残差画像を図23に示す。

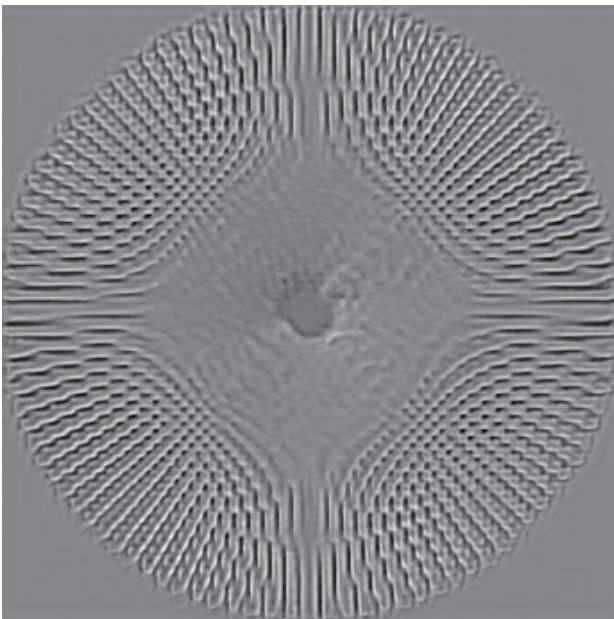


図23 ケース2で処理した残差画像

図24に復元画像を示す。

比較を行うために図25に元画像と復元画像の残差を求める。

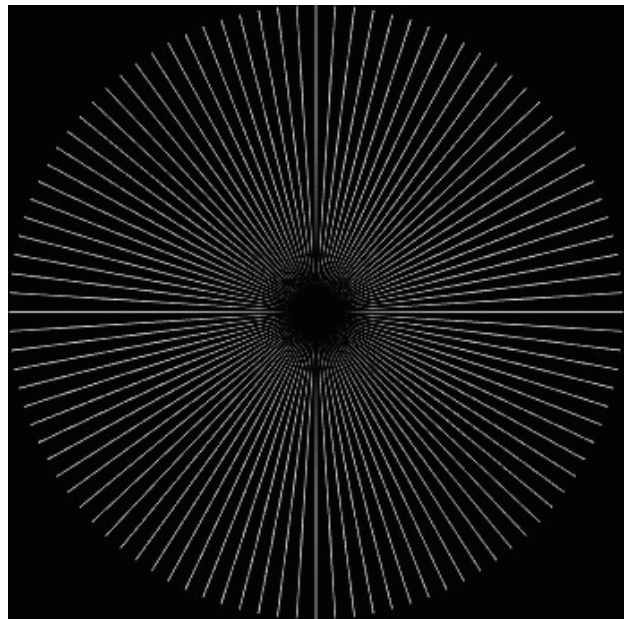


図25 ケース2の元画像と復元画像の残差

次にケース3で処理した残差画像を図26に示す。

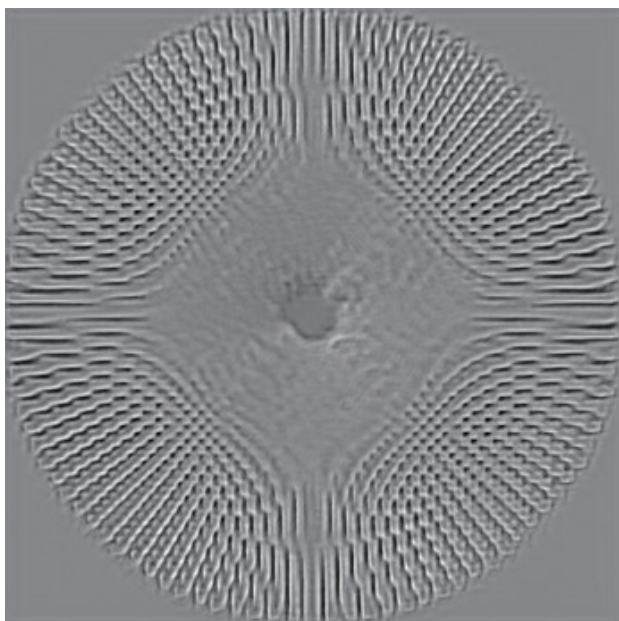


図26 ケース3で処理した残差画像

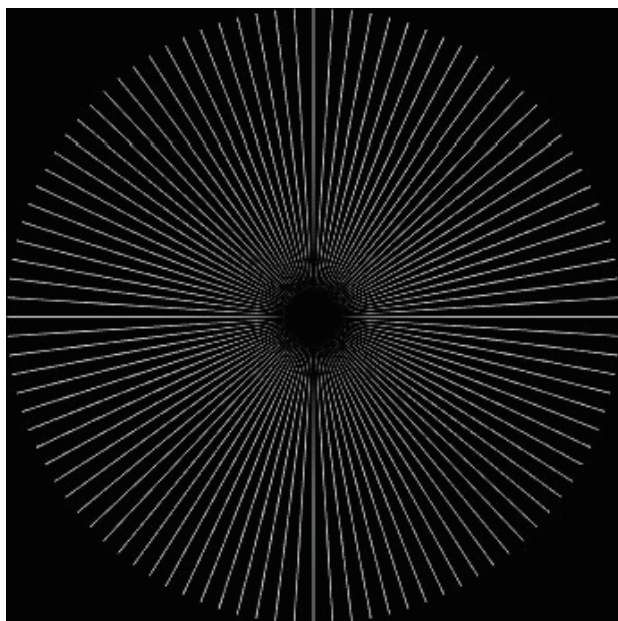


図28 ケース3の元画像と復元画像の残差

図27に復元画像を示す。

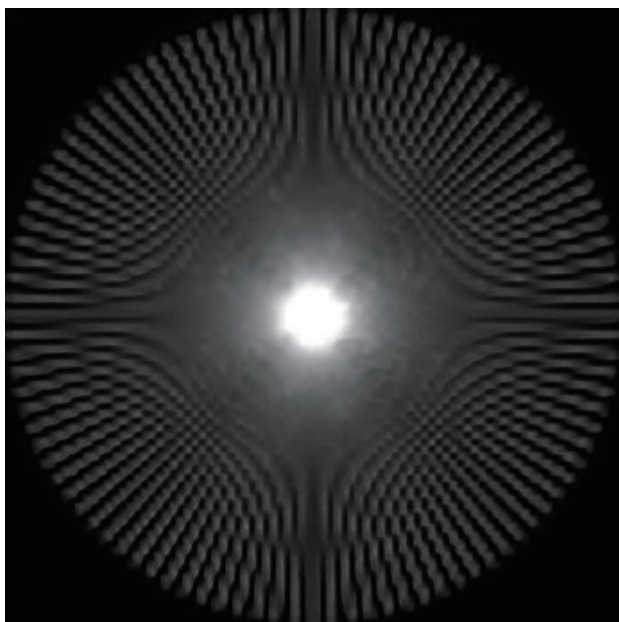


図27 ケース3の復元画像

比較を行うために図28に元画像と復元画像の残差を求める。

処理した3パタンの累積残差を比較すると、ケース1の累積残差が6365550、ケース2の累積残差が6346938、ケース3の累積残差が6346938であった。

予測値(図17)と元画像(図1)との累積残差は2594976であるため、ケース1との差は3770574、ケース2との差は3751962、ケース3との差は3751962であった。また3パタンの平均残差は6353142という結果であった。

図29に Bicubic (縮小して拡大), VDSR 学習データ3パタンの累積残差をまとめた結果を棒グラフで示す。棒グラフ上部に累積残差の値を表示している。図12と同様

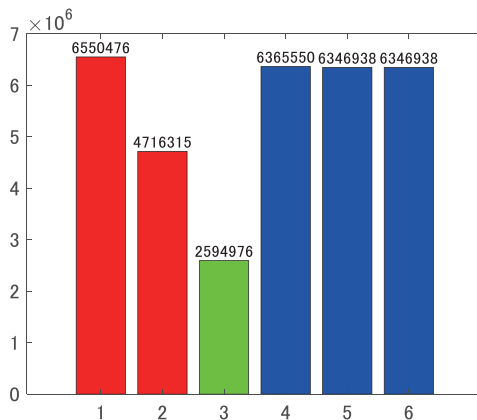


図29 Bicubic と VDSR の累積残差の比較結果 (1:縮小拡大 (Bicubic 2回), 2:縮小拡大 (Bicubic 1回), 3:予測値, 4:VDSR ケース1, 5:VDSR ケース2, 6:VDSR ケース3))



に縦軸が累計誤差，横軸が劣化方法，となっている。棒グラフ上部に累積残差の値を表示しており，劣化方法は横軸下部の数字でナンバリングしている。

この結果から予測値と VDSR を比較すると約 2 倍の差があり，Bicubic を用いるよりも VDSR を用いた方が画像の劣化度合いを，若干ではあるが減らすことができることが分かった。また重要な要素としては学習に使用するデータを如何に選択するかが結果に大きく影響を与える。つまり復元したい画像に合わせた学習データを準備する必要があるということが分かった。

関数記述で作成した幾何図形以外ではどのような結果となるのかを確認するために，図30のような画像を参考文献<sup>(3)</sup>から準備した。



図30 サンプル元画像

図30を「縮小して拡大」(Bicubic 2回)した復元画像を図31に示す。図31を VDSR ケース 1 で処理した結果の残差画像を図32に示す。図33に VDSR で学習した残差と輝度情報を追加した復元画像を示す。



図31 縮小拡大 (Bicubic 2回) した復元画像



図32 VDSR 学習ケース 1 で処理した残差画像



図33 残差と輝度を足し合わせた復元画像

## 5. まとめ

本稿は bicubic 法 (双 3 次内挿法) により画像縮小させた画像を同手法により元画像の寸法に復元した劣化画像が，輝度情報復元により誤差が小さくなることに着目し，劣化画像と元画像を入力とし輝度残差を出力とするニューラルネットワークにより，劣化画像の損失輝度画像を予測し劣化画像を復元する，VDSR (Very Deep Super Resolution) 法について日本文理大学・大学院・工学研究科・環境情報学専攻で開講されている，数理解析学特論 A において学んだ，行列と射影，純関数と逆関数についての考え方，システム解析学特論 A で学んだ，システムとしてのニューラルネットワークの捉え方と学習システムのシステム同定という視点からの捉え方，LSI 設計支援学特論 A で学んだ実装上の問題点と理論上の問題点を分ける考え方を画像情報学特論 A で学んだ内容に絡めて報告した。

画像処理では Lena (女性画像) が良く使われ、髪等の曲線や色変化について拡大図で比較することが多い。ここでは画像を、日本文理大学・大学院・数理解析特論で学修している行列と捉え、画像劣化を不可逆射影と捉え、射影関数の逆関数問題として画像劣化の高精細化に取り組んだ。その結果、VDSR を使用した方が Bicubic よりも良いこと、真値より求めた予測値よりも誤差が大きいことから改善の余地があること、が分かった。

#### 参考文献

- (1) OBS studio <https://obsproject.com/ja> (2024年6月27日アクセス)
- (2) Kim, J., J. K. Lee, and K. M. Lee. "Accurate Image Super-Resolution Using Very Deep Convolutional Networks." Proceedings of the IEEE<sup>®</sup> Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016, pp. 1646–1654.
- (3) IAPR TC-12ベンチマーク <https://www.imageclef.org/photodata> (2024年6月25日アクセス)

---

(2024年6月28日受理)