

令和5年度卒業論文

CycleGANを用いたボケ除去による
顔画像からの牛個体識別精度への
影響調査

宮崎大学工学部情報システム工学科

立山 魁人

概要

本論文では、CycleGANを用いてボケのある画像に対してボケ除去処理を行った際の、牛顔画像を用いた個体識別に対する影響を調査する。CycleGANを学習するために、ボケのある画像とない画像からなるデータセットを用意する。このデータセットを使ってCycleGANを学習し、ボケ画像からボケ除去画像を生成する生成器を得る。個体識別の際には、まず、登録したい牛の顔画像を用意する。この顔画像からVGG16を使った特徴抽出器で特徴量を得る。この特徴量を用いて、SVMで個体識別器を構築する。識別したい牛についても同様に顔画像を用意し、特徴量を得る。この特徴量を個体識別器に与え、最も類似した登録済みの牛に分類する。本研究では、登録したい牛、識別したい牛のいずれの顔画像についても、ボケの有無に関わらずボケ除去処理を適用した上で個体識別を行うことを想定する。

本研究では、街中の風景のボケ画像を含むGoProデータセットと牛顔画像のボケ画像を含むデータセットを用意し、CycleGANで学習・ボケ除去を行い、個体識別を行った。その結果、GoProデータセットの場合はボケ除去を適用すると個体識別の正解率が低下した。一方、牛顔画像のボケ画像を含むデータセットの場合は正解率の向上が見られた。

目次

1. はじめに.....	1
2. 牛個体識別と画像ボケ除去.....	3
2.1 牛個体識別の必要性.....	3
2.2 画像ボケ除去の従来手法.....	4
2.3 CycleGANによるボケ除去.....	6
3. CycleGANを用いたボケ除去による顔画像からの牛個体識別精度への影響.....	10
3.1 ボケ除去した顔画像による牛個体識別.....	10
3.2 データセットの準備.....	10
3.3 CycleGANの学習.....	11
3.4 CycleGANによるボケ除去.....	11
3.5 牛個体識別.....	11
4. 実験.....	13
4.1 実験の設定.....	13
4.2 実験1 GoProデータセットを用いたCycleGANでのボケ除去.....	13
4.2.1 評価方法.....	13
4.2.2 実験結果.....	14
4.3 実験2 牛顔画像を用いたCycleGANでのボケ除去.....	16
4.3.1 評価方法.....	17
4.3.2 実験結果.....	17
4.4 考察.....	20
5. まとめ.....	22
謝辞.....	23
参考文献.....	24

1. はじめに

農業の自動化技術の中で、畜舎内の個体識別は重要な課題の1つである。個体識別は牛の健康管理や繁殖管理など様々な場面で行われている。従来は耳標やRFIDタグなどが用いられることが多かった。しかし、耳標は破損や欠落によって利用できない場合や汚れによって即座の判別が難しい場合がある。また、RFIDタグでは、タグの埋め込みで牛にストレスを与える上、タグ自体や読み取り装置のコストが問題になる。この問題の解決のために深層学習による画像認識技術を用いて顔認識により個体識別する研究が行われている。顔認識を行うことで、耳標の汚れや牛のストレスに関係なく個体識別が可能になる。しかし、その際に画像内にボケが存在すると、個体識別の精度は低下する。

画像のボケは、コンピュータビジョンの分野で重要な問題の1つである。ボケには、動きブレ、手ブレ、ピンボケなど様々な種類がある。動きブレは、カメラのシャッターが開いている時間(露光時間)の間に、被写体が移動することで起こる、動いている被写体のみを生じるボケである。一方、手ブレは、露光時間の間にカメラ自体が動くことで生じる画像全体のボケである。また、ピンボケは、レンズカメラで被写体にピントが合っていないことで生じるぼけである。いずれのボケにおいても、得られた画像が不鮮明になる。

不鮮明な画像から元の鮮明な画像を得るために、ボケ除去の手法が研究されている。初期の研究では、周波数解析に基づく信号処理的アプローチによりボケ除去を行っていた。例えば、逆フィルタ[1]はボケの特性を測定または推定できるときに逆フーリエ変換を行うことでボケ除去を行う。ウィナーフィルタ[1]は逆フィルタを利

用した際に問題になっていたノイズの増幅を抑えつつボケ除去を行うことができる。これらの信号処理的アプローチでは、ボケの特性が既知である必要があるが、一般にボケの特性が既知である場面は少ない。また、ボケ除去の能力も高くはなく、ボケ除去後の画像は不鮮明なままである。

これに対し、近年は深層学習を用いたボケ除去処理が大きな成果を挙げている。深層学習では、ボケのある画像とボケのない画像を多数学習することで、ボケにより失われた情報を補完し、鮮明なボケ除去画像を生成することができる。中でも、敵対的学習 (Generative Adversarial Network; GAN) を使用したDeblurGAN[2] やSL-CycleGAN[4]といった手法は、それ以前のボケ除去手法より優れた結果を出している。

そこで、本研究ではCycleGANを用いてボケのある画像に対してボケ除去処理を行った際の牛個体識別に対する影響を調査する。牛の鮮明な顔画像と様々なボケをもつ画像のデータセットを用意し、ボケを適用する前の画像やボケ除去処理を適用した画像を利用して個体識別を行い、精度向上が可能か評価実験を行う。

以下、第2章では、牛個体識別の必要性について述べると共に、従来の画像ボケ除去手法やCycleGANについて述べる。第3章では、本研究で用いたCycleGANによるボケ除去の手法と、顔画像による牛個体識別の手法について述べる。第4章では、本研究で行った実験とその結果について述べる。第5章では、本研究のまとめを述べる。

2. 牛個体識別と画像ボケ除去

2.1 牛個体識別の必要性

牛個体識別は畜牛において重要な課題の1つであり、牛の健康管理や繁殖管理などに欠かせないものである。牛の一生を通じて健康状態や生産性を正確に追跡することができると共に、繁殖計画の策定や管理のための基礎データを提供することができる。このような情報を利用することで農業経営者は最適な繁殖管理策を採用でき、生産性の向上やコスト削減に寄与することができる。

牛トレーサビリティ精度により、牛管理者に対して国内で飼われている牛個体識別情報の届け出が義務化されている。牛トレーサビリティ制度とは、牛や牛肉に関する問題が発生した際に、それらの生産者等の追跡を可能にし、国産牛肉の安全・安心を確保することを目的に制定された制度である。対象となる牛に10桁の個体識別番号が付与され、性別や種別(例:黒毛和種)、出生地から飼育地までの情報などと紐づけて管理している。また、対象となる牛には個体識別番号を記した耳標をつけることが義務付けられている。そのため、牛の個体識別にも耳標を読むことが一般的である。また、別の手法としてRFIDタグを牛に埋め込み、タグの番号で牛個体識別を行う場合もある。

しかし、耳標やRFIDタグには問題がある。耳標は破損や欠落によって利用できない場合や汚れによって即座の判別が難しい場合がある。RFIDタグはタグの埋め込みで牛にストレスを与える上、タグ自体や読み取り装置のコストが問題になる。

このような問題を解決するために、画像認識技術が用いられることが増えている。近年、深層学習による画像認識技術は高い精度を実現している。しかし、個体識別する上で画像ボケは識別精度を低下させる原因となる。

2.2 画像ボケ除去の従来手法

ボケには、動きブレ、手ブレ、ピンボケなど様々な種類がある。動きブレはカメラの露光時間の中に、被写体が移動することで起こる、動いている被写体のみが生じるボケである。一方、手ブレは、露光時間の中にカメラ自体が動くことで生じる画像全体のボケである。また、ピンボケはレンズカメラで被写体にピントが合っていないことで生じるボケである。いずれのボケにおいても、得られた画像が不鮮明になる。

不鮮明な画像から元の鮮明な画像を得るために、ボケ除去の手法が研究されている。初期の研究では、周波数解析に基づく信号処理的アプローチによりボケ除去を行っていた[1]。例として逆フィルタとウィナーフィルタがある。

$f(x, y)$ を画質劣化のない理想的な画像、 $g(x, y)$ を観測された劣化した画像、 $n(x, y)$ を雑音、 $h(x, y)$ をボケを表す点拡がり関数としたとき、位置に関係なく一様に劣化している画像の画質劣化のモデルは次の式で表現できる。

$$g(x, y) = \iint h(x - \alpha, y - \beta) f(\alpha, \beta) d\alpha d\beta + n(x, y) \quad (1)$$

$f(x, y)$ 、 $g(x, y)$ 、 $n(x, y)$ 、 $h(x, y)$ のフーリエ変換を $F(u, v)$ 、 $G(u, v)$ 、 $N(u, v)$ 、 $H(u, v)$ とすると、式(1)は、

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v) + N(u, v) \quad (2)$$

となる。逆フィルタでは、雑音がない場合を想定する。この時、

$$F(u, v) = \frac{G(u, v)}{H(u, v)} \quad (3)$$

が成り立つ。 $H(u, v)$ が既知で、 $G(u, v)$ を観測し、雑音が無視できる場合、式(3)によりボケ除去した画質劣化のない画像を得ることができる。このボケ除去に用いた

$$M(u, v) = \frac{1}{H(u, v)} \quad (4)$$

を逆フィルタと呼ぶ。逆フィルタでは、雑音を無視しているが、実際の画像では雑音の影響を無視できず、逆フィルタによるボケ除去は適切に行えないことが多い。

雑音の影響を考慮したボケ除去手法として、ウィナーフィルタがある。ウィナーフィルタでは、次式のフィルタによりボケ除去を行う。

$$M(u, v) = \frac{\overline{H(u, v)}}{|H(u, v)|^2 + \Gamma} \quad (5)$$

ここで Γ は雑音の程度を表すパラメータで、雑音が多い場合は大きな値、少ない場合は小さな値を設定する。雑音がない場合は $\Gamma=0$ となり、逆フィルタと一致する。

近年では、深層学習を使ったボケ除去処理の研究も行われている。例えば、DeblurGAN[2]では、深層学習の1種である敵対的学習(GAN)を用いて、ボケ除去を行っている。DeblurGANの構造を図1に示す。GANは生成器と識別器の2つのネットワークで構成されている。生成器は、ボケた画像を入力として受け取り、ボケ除去した画像を出力する。識別器には、ボケ除去した画像またはボケのない画像のいずれかが入力として与えられる。識別器は与えられた画像が、ボケ除去画像かボケのない画像かを判別する。識別器は判別結果が正しくなるように学習する。一方、生成器は、高精度にボケ除去を行えば識別器での判別が難しくなる(判別性能が下がる)ことから、識別器が判別を誤るように学習する。このように、識別器と生成器が互いに敵対的に学習を進めることで、生成器のボケ除去性能を高める。

DeblurGANのような深層学習の手法を使うことで、ボケ除去処理によって復元した画像の品質が向上できる。

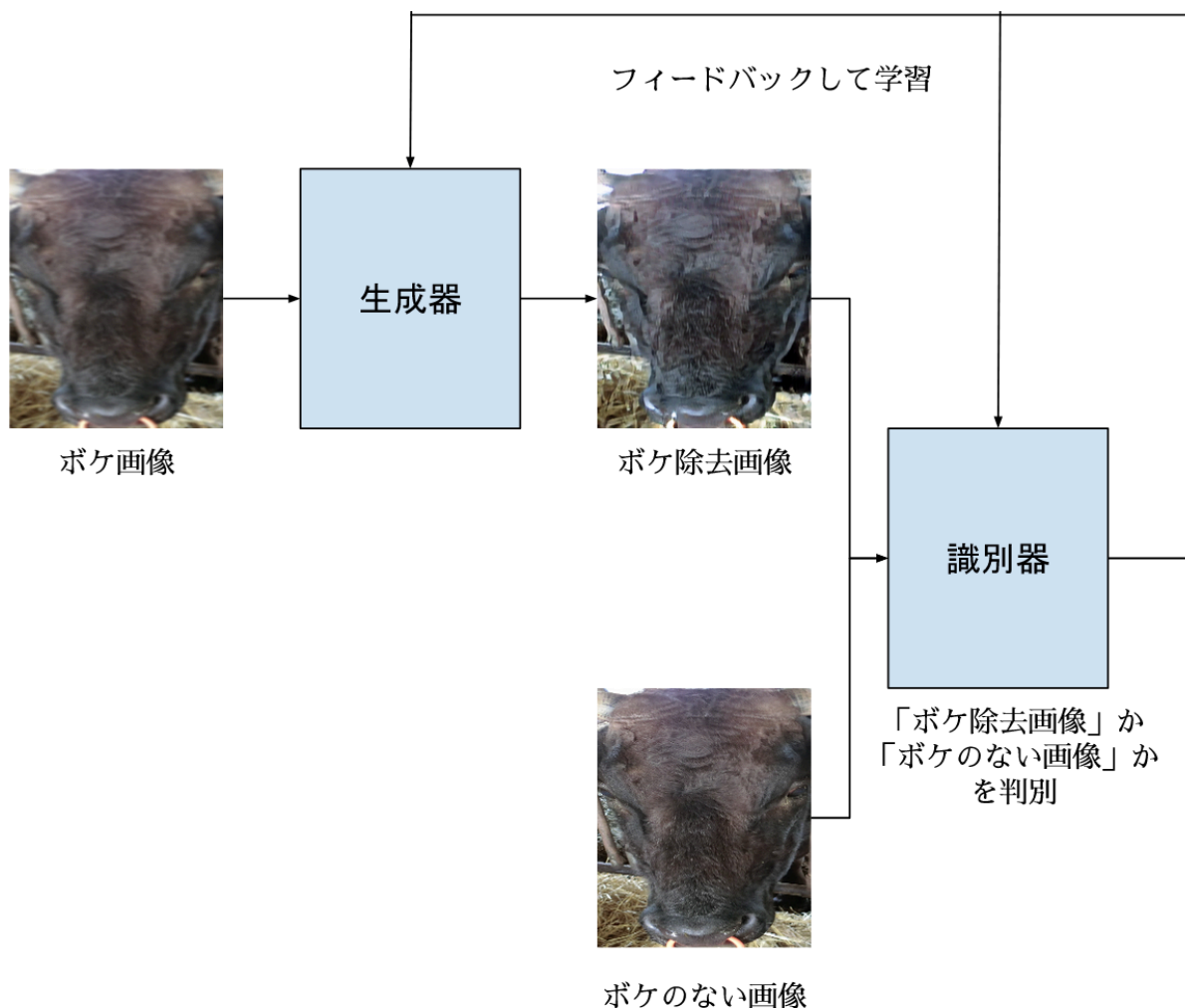


図1: DeblurGANの構造

2.3 CycleGANによるボケ除去

CycleGAN[3]は異なるドメイン間の画像のスタイルを変換するために開発された技術である。図2は、CycleGANによるスタイル変換の例である。この例では、馬とシマウマという異なるドメイン間で変換を行っている。従来の深層学習でこのような処理を実現する場合、全く同じ構図、同じ背景で馬とシマウマの部分のみが入れ替わった画像を多数用いて学習する必要があった。しかし、そのような画像を

取得することは容易ではない。CycleGANでは、馬の画像、シマウマの画像それぞれを多数用意することで、馬とシマウマそれぞれのドメインの特徴を学習し、ドメイン間のスタイル変換を行うことができる。これを実現するために、CycleGANは図3の構造を持つ。CycleGANは、2つの生成器と2つの識別器から構成されている。生成器Aは、シマウマ画像から馬画像を生成する。生成器Bは、馬画像からシマウマ画像を生成する。シマウマ画像Xを生成器Aに与え、得られた馬画像X_Aを生成器Bに与えると、得られた画像X_ABは、元のシマウマ画像Xと近いことが期待される。識別器Bは、入力された画像が、元のシマウマXか、生成された識別器X_ABかを判別する。識別器Aも、馬画像について同様の判別を行う。これらの識別器、生成器の学習を同時に進めることで、異なるドメイン間での両方向のスタイル変換を行えるようにする。

Zebras ↔ Horses



zebra → horse



horse → zebra

図2: CycleGANによるスタイル変換

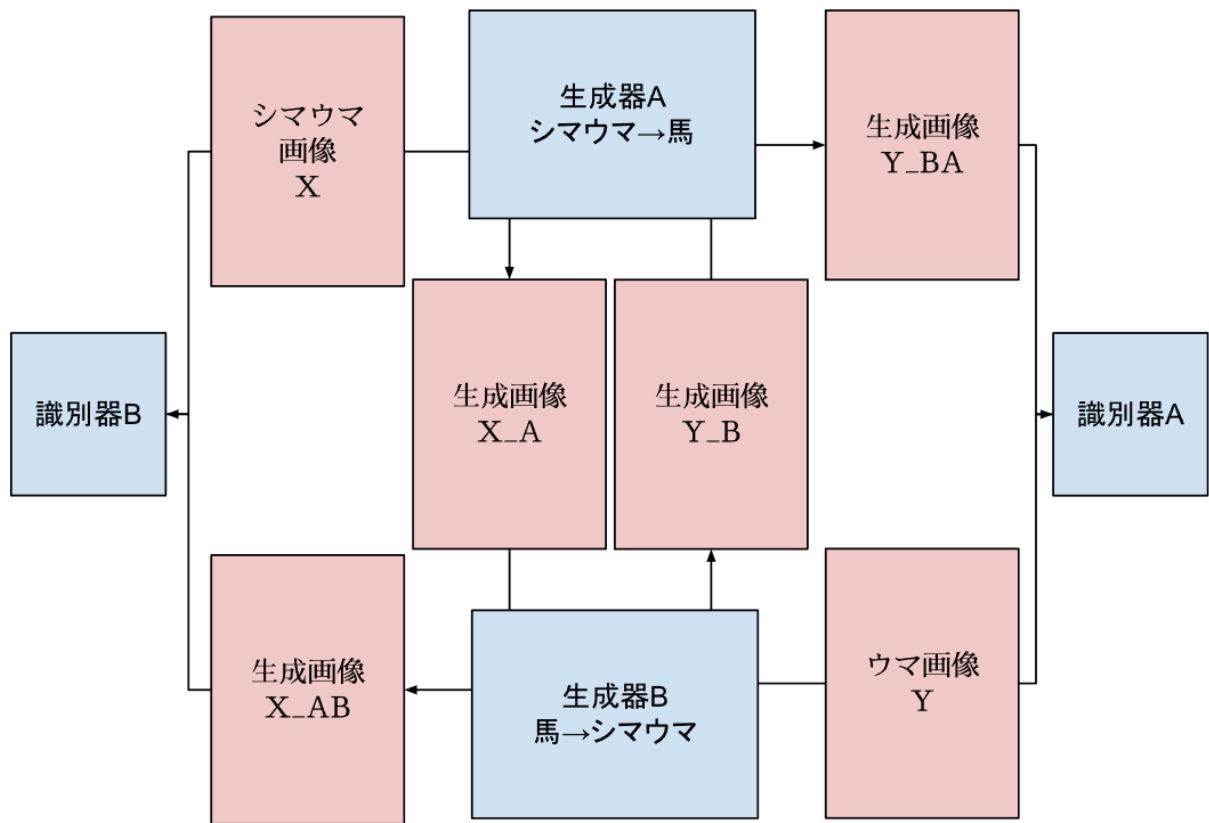


図3: CycleGANの構造

CycleGANを利用したボケ除去手法として、Wangら[4]のSL-CycleGANがある。SL-CycleGANは、CycleGANにスパース畳み込みとk-winnerフィルタを導入したもので、定性的にも定量的にも既存の手法より良い結果を示した。

3. CycleGANを用いたボケ除去による顔画像からの牛個体識別

3.1 ボケ除去した顔画像による牛個体識別

ボケがある画像を用いて個体識別を行うと識別精度が低下する。そのため、ボケ除去処理を行うことで個体識別の精度が向上するかを評価する。本研究では、CycleGANを利用してボケ除去処理を行う。処理手順は下記の通りである。

1. データセットの準備
2. CycleGANの学習
3. CycleGANによるボケ除去
4. 牛個体識別

以下、各処理について述べる。

3.2 データセットの準備

CycleGANを用いてボケ除去を行うために、ボケのある画像とボケのない画像のデータセットを用意する。本研究では、2種類のデータセットを用いる。1つ目は、GoProデータセット[6]で、Seungjun Nahらが作成した街の風景等のボケのある画像とボケのない画像の合計3,214枚の画像から構成されるデータセットである。2つ目は、独自に作成した牛顔画像データセットである。308頭の牛について、顔画像を3枚ずつ無作為に選び、924枚をボケのない元画像とする。元画像に対して、ガウ

シアンフィルタによる平滑化を行い、ボケ画像を作成する。ガウシアンフィルタは、次式で表せる。

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

ボケ画像の作成の際には、フィルタサイズを5～21の奇数からランダムとし、 σ はフィルタサイズの半分とした。元画像とボケ画像合わせて1,848枚をボケ除去の学習に用いる。

3.3 CycleGANの学習

CycleGANは2種類の画像を使用し学習することで相互にスタイル変換を行うことが可能になる。本研究では、3.2節で準備したボケのない画像とボケのある画像のデータセットを利用して学習を行う。

3.4 CycleGANによるボケ除去

3.3節の学習により、CycleGANの2つの生成器が得られる。この内、ボケ画像からボケ除去画像を生成する生成器を使ってボケ除去を行う。牛個体識別に使用する画像がボケているかどうかの判定は行わないので、原則、すべての画像に対して、ボケ除去処理を適用する。評価実験においては、ボケのない画像にボケ除去処理を適用した場合の影響についても評価する。

3.5 牛個体識別

ボケ除去した牛顔画像を使って、個体識別を行う。個体識別では、まず、識別したい牛を登録するために、その牛の顔画像を用意する。次に、顔画像から特徴抽出器を使って、その牛の顔画像の特徴量を多次元ベクトルとして抽出する。抽出した特徴量をその牛を表す情報として登録する。牛顔画像で個体識別する段階でも同様

にその牛顔画像から特徴量を抽出する。得られた特徴量と登録した特徴量を個体識別器で比較することで、最も類似した特徴量を持つ牛個体に識別する。

本研究では、特徴抽出器として、一般物体認識用にImageNetという大規模データセットにより事前学習したVGG16を用いる。VGG16に牛顔画像を与えた際に得られる、出力層の1つ手前の層の4,096次元の出力を特徴量として利用する。個体識別器には、サポートベクターマシン(SVM)を用いる。SVMは、未知の入力に対して高い識別性能を得ることができる優れた分類器の1つである。一般にSVMは2値分類を行うが、多クラス分類への拡張を行うために、一対他分類を導入する。これはクラス数がC個ある場合に、正解クラスとその他のクラスの2値分類を行う分類器をC個学習する。推論時にはすべての分類器に予測を行わせ、正解であるという予測確率が最も高いクラスを最終的な予測結果とすることで、多クラス分類を実現する。登録した特徴量でこの分類器の学習を行い、識別したい牛顔画像がどのクラスに属するかを分類し、個体の識別を行う。

4. 実験

4.1 実験の設定

ボケのある画像とない画像を用意し、CycleGANの学習を行う。その後、牛個体識別に使用する画像に対してCycleGANを適用し、ボケのある画像をボケのない画像に変換する。最後に実際に牛個体識別を行い、識別の正解率から考察を行う。

個体識別には、乳牛24頭、肉牛27頭の51頭に各10枚の計510枚の牛顔画像を用いる。各個体10枚の内、6枚を登録データ、残りの4枚をテストデータとして実験を行う。CycleGANによるボケ除去の個体識別への影響を評価するために、元データ、平滑化の画像処理により元データをボケさせたデータ(ボケデータ)、元データにCycleGANを適用したデータ(元データC)、ボケデータにCycleGANを適用したデータ(ボケデータC)の4種類の画像を用意し、登録データ、テストデータの種々の組み合わせについて、実験を行う。

4.2 実験1 GoProデータセットを用いたCycleGANでのボケ除去

本実験では、GoProデータセットにより学習したCycleGANを用いてボケ除去をした場合の個体識別への影響を評価する。

4.2.1 評価方法

CycleGANは、GoProデータセットを用いて学習する。個体識別に利用する登録データ、テストデータをボケさせる際には、平均値フィルタを用いる。平均値フィルタのフィルタサイズは、5、15、20の3種類を比較する。VGG16で特徴抽出しSVMで個体識別を行い、識別の正解率で評価する。

4.2.2 実験結果

表1～3に識別結果の正解率を示す。表1は平滑化のフィルタサイズ5、表2はフィルタサイズ15、表3はフィルタサイズ20の結果である。

表1: 個体識別の正解率(フィルタサイズ5)

登録データ

	元データ	元データC	ボケデータ.5	ボケデータC.5
テストデータ	91.67%	77.45%	88.73%	68.14%
元データ	72.55%	91.67%	71.57%	90.69%
元データC	92.16%	75.00%	91.67%	68.63%
ボケデータ.5	64.22%	86.77%	64.71%	88.24%
ボケデータC.5				

表2: 個体識別の正解率(フィルタサイズ15)

登録データ

	元データ	元データC	ボケデータ.15	ボケデータC.15
テストデータ	91.67%	77.45%	75.49%	37.25%
元データ	72.55%	91.67%	59.31%	62.25%
元データC	75.49%	54.90%	88.73%	33.82%
ボケデータ.15	37.26%	52.94%	38.24%	84.31%
ボケデータC.15				

表3: 個体識別の正解率(フィルタサイズ20)

登録データ

	元データ	元データC	ボケデータ.20	ボケデータC.20
テストデータ	91.67%	77.45%	64.71%	24.02%
元データ	72.55%	91.67%	47.55%	49.02%
元データC	63.73%	48.04%	89.22%	30.88%
ボケデータ.20	28.43%	43.63%	28.92%	74.51%
ボケデータC.20				

表1～3で、平滑化を適用していない太枠の部分の結果は共通である。登録、テストデータ共に元データの場合の正解率は91.67%で、これが評価の際の基準になる。登録データ、テストデータの方にボケ除去を適用すると、正解率は77.45%、

72.55%と大きく低下する。一方、両方にボケ除去を適用した場合は正解率は変化しない。これより、全ての登録データ、テストデータに対して、ボケの有無を判定せずにボケ除去処理を適用しても、正解率に悪影響はないと言える。

元データに平滑化をかけてボケさせた場合、表2、表3のフィルタサイズ15、20では、正解率が低下している。ボケの程度が大きい場合、個体識別の精度が低下することが確認できた。この時、ボケデータにボケ除去を適用すると、さらに正解率が低下しており、ボケ除去による識別精度の向上は見られなかった。表1のフィルタサイズ5では、登録データを元データ、テストデータをボケデータとした場合が最良となった。

図5に、元データ、ボケデータおよびそれぞれにボケ除去を適用した画像の例を示す。フィルタサイズ5のボケデータでは、見た目上、元データと大きな違いはない。むしろ平滑化によるノイズ除去の効果で、正解率が向上したことが考えられる。フィルタサイズ15、20のボケデータについては、ボケ除去後に鮮明な画像が得られていることがわかる。しかし、ボケ除去後の画像は全体的に色味が元と変わっている上、ブロック状に不自然にコントラストが強調されている。ボケ除去によるこのような信号ノイズ(アーティファクト)の影響で、正解率が低下したことが考えられる。

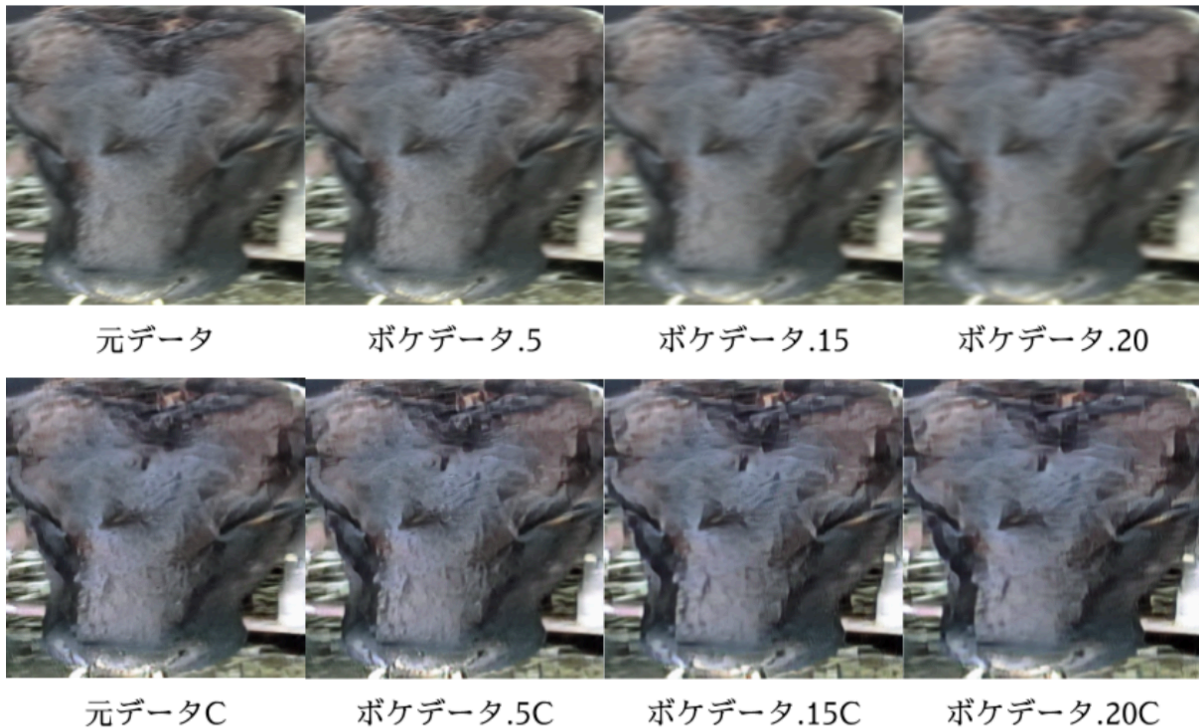


図5:平均化フィルタでのボケデータのボケ除去処理前後の元データとボケデータ

4.3 実験2 牛顔画像を用いたCycleGANのボケ除去

実験1では、CycleGANをGoProデータセットにより学習してボケ除去を実現したが、結果的にはアーティファクトの影響で個体識別の正解率が低下したと考えられる。本実験では、CycleGANを牛顔画像データセットにより学習してボケ除去を実現することで、アーティファクトの影響を抑え、個体識別の正解率を向上できるか調査する。

4.3.1 評価方法

CycleGANは、3.2節で述べた牛顔画像のデータセットで学習する。個体識別に利用する登録データ、テストデータをボケさせる際には、ガウシアンフィルタを用いる。ガウシアンフィルタのフィルタサイズ f 、 σ の値の組み合わせは、 $(f, \sigma) = (5, 3)$ 、 $(11, 6)$ 、 $(15, 8)$ 、 $(21, 11)$ の4種類を比較する。VGG16で特徴抽出しSVMで個体識別を行い、識別の正解率で評価する。

4.3.2 実験結果

表4～7に識別結果の正解率を示す。表4は (f, σ) が $(5, 3)$ 、表5は $(11, 6)$ 、表6は $(15, 8)$ 、表7は $(21, 11)$ の結果である。

表4: 個体識別の正解率(フィルタサイズ5、 $\sigma=3$)

登録データ

テストデータ		元データ	元データC	ボケデータ.5	ボケデータC.5
	元データ	91.67%	57.35%	90.20%	56.86%
	元データC	65.20%	89.71%	68.62%	88.73%
	ボケデータ.5	92.65%	63.24%	91.67%	60.78%
	ボケデータC.5	63.24%	89.22%	68.14%	88.24%

表5: 個体識別の正解率(フィルタサイズ11、 $\sigma=6$)

登録データ

テストデータ		元データ	元データC	ボケデータ.11	ボケデータC.11
	元データ	91.67%	57.35%	83.33%	56.86%
	元データC	65.20%	89.71%	74.51%	86.76%
	ボケデータ.11	86.76%	72.06%	90.20%	71.08%
	ボケデータC.11	64.22%	86.76%	76.47%	87.75%

表6: 個体識別の正解率(フィルタサイズ15、 $\sigma=8$)

登録データ

テストデータ		元データ	元データC	ボケデータ.15	ボケデータC.15
	元データ	91.67%	57.35%	74.02%	48.53%
	元データC	65.20%	89.71%	74.51%	84.80%
	ボケデータ.15	76.96%	69.61%	88.24%	70.10%
	ボケデータC.15	57.35%	81.86%	75.00%	86.27%

表7: 個体識別の正解率(フィルタサイズ21、 $\sigma=11$)

登録データ

テストデータ		元データ	元データC	ボケデータ.21	ボケデータC.21
	元データ	91.67%	57.35%	61.76%	45.59%
	元データC	65.20%	89.71%	70.59%	82.84%
	ボケデータ.21	64.71%	64.22%	88.24%	67.16%
	ボケデータC.21	54.41%	76.96%	70.59%	84.80%

登録、テストデータ共に元データの場合の正解率は91.67%で、これが評価の際の基準となる。登録データ、テストデータ両方にボケ除去を適用した場合、正解率は89.71%となり、それ程低下していない。しかし、登録データ、テストデータの一方にボケ除去を適用すると、正解率が57.35%、65.20%と大きく低下する。その他の場合でも、登録データ、テストデータの一方にのみボケ除去を適用すると、20ポイントから30ポイント程度正解率が低下するケースが多い。これより、牛顔画像で学習した場合でも、ボケ除去処理を行った場合はアーティファクトの影響を受けると言える。

次に、表5から表7($(f, \sigma) = (11, 6), (15, 8), (21, 11)$ の場合)について考察する。登録データとテストデータの一方をボケデータとした場合、正解率が61.76%~86.76%となり、最大30ポイント程度低下している。実験1の結果と同様に、ボケにより正解率が低下する傾向を確認できた。この時、登録データ、テストデータの両方にボケ除去を適用すると、正解率は76.96%~86.76%となり、最大20ポイント以上向上した。登録データ、テストデータの両方をボケデータとした場合は、正解率は88.24%~90.20%となり、それ程低下していない。この場合に、登録データ、テストデータの両方にボケ除去を適用すると、正解率は84.80%~87.75%となり低下の幅は小さい。これらの結果から牛顔画像でCycleGANの学習を行った場合、登録データ、テストデータがボケているかどうかに関わらず、常にボケ除去処理を行った上で個体識別を行えば、ボケによる正解率の低下を抑えられると言える。

表4($(f, \sigma) = (5, 3)$ の場合)では、元データをボケデータとした場合が最も正解率が高かった。実験1と同様、ボケの程度が小さい場合、正解率が向上するという結果が得られた。

図6に、元データ、ボケデータおよびそれぞれにボケ除去を適用した画像の例を示す。全体的な色見は元と多少変化しているが、図5のボケ除去処理を適用した画像よりアーティファクトの影響を受けていない。

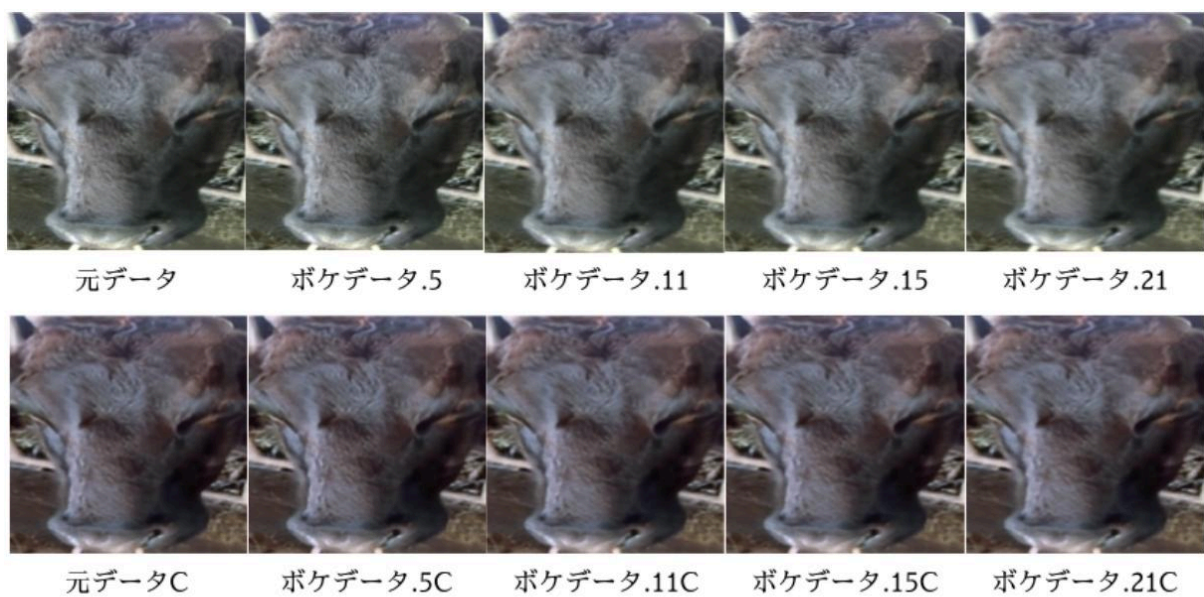


図6: ガウシアンフィルタでのボケデータのボケ除去処理前後の元データとボケデータ

4.4 考察

4.2節の結果では登録データかテストデータのどちらかにのみCycleGANでボケ除去処理を行った際に識別成功率が下がっていることからCycleGANでボケ除去処理を行ったことで信号ノイズ(アーティファクト)が発生してしまったと考えられる。また、少量のボケデータを用いた際に識別成功率が上昇していたことは、ボケによる識別成功率の低下を平滑化による識別成功率の上昇が上回った結果だと考えられる。

4.3節の結果では牛顔画像で学習を行うことで登録データとテストデータのどちらにもボケ除去処理を適用した場合の識別正解率が4.2節の結果より向上していた。この結果は学習するデータを変更したことによって、アーティファクトの影響を抑え、牛個体識別の精度が向上したと考えられる。

5. まとめ

本研究では、CycleGANを用いたボケ除去が顔画像からの牛個体識別の精度向上につながるか調査を行った。ボケ除去手法として、CycleGANを利用した。街中の風景のボケ画像を含むGoProデータセットでCycleGANを学習した場合、ボケ除去を適用すると個体識別の正解率が低下した。一方、牛顔画像のボケ画像を含むデータセットでCycleGANを学習した場合には、正解率向上の効果が見られた。具体的には、登録データ、テストデータの一方が強くボケている場合、個体識別の正解率が最大30ポイント程度低下したが、このボケ画像に対して牛顔ボケ画像で学習したCycleGANでボケ除去を行うと、最大20ポイント程度正解率が向上した。一方で、登録データ、テストデータの片方のみにボケ除去を適用すると、アーティファクトの影響で正解率が低下することも確認できた。更に、ボケの程度が少ない場合、平滑化の効果により正解率が向上する現象も確認できた。

今後の課題としては、今回の実験では平滑化した画像に対してボケ除去処理を行っていたが、現実で起きたボケに対してボケ除去処理を行った場合はどのような評価を得られるか調査することが挙げられる。また、本研究ではボケ除去処理を扱ったが、極端に暗い部屋や逆光など、明度を調整する補正をCycleGANで行うことで個体識別の精度が向上するかも調査する必要がある。

謝辞

本研究を作成するにあたり、丁寧で熱心なご指導を頂いた指導教員の椋木雅之教授に感謝いたします。また、研究の相談や議論を通して、多くの知識や示唆をいただいた椋木研究室の皆様にお礼申し上げます。

参考文献

- [1]田村 秀行編, “コンピュータ画像処理”, 2002, pp.117-123 オーム社.
- [2]Orest Kupyn, Volodymyr Budzan, Mykola Mykhailych, Dmytro Mishkin, Jiří Matas, "DeblurGAN:Blind Motion Deblurring Using Conditional Adversarial Networks" , IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018, pp. 8183-8192.
- [3]Jun-Yan Zhu, Taesung Park, Phillip Isola;, Alexei A. Efros, "Unpaired Image-To-Image Translation Using Cycle-Consistent Adversarial Networks", IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017, pp. 2223-2232.
- [4]Ali Syed Saqlain, Li Yun Wang, Zhiyong Liu, "SL-CycleGAN:Blind Motion Deblurring in Cycles Using Sparse Learning" , International Conference on Cloud Computing and Big Data Analytics , 2022, pp.285-289.
- [5]田村 秀行編, “コンピュータ画像処理”, 2002, pp.194-195 オーム社.
- [6]GoProデータセット:<https://seungjunnah.github.io/Datasets/gopro> 2024年2月8日にアクセス