

〈報告〉

## CycleGAN を用いた地域特性を持つご当地キャラの生成

長尾光悦\* 篁尚佳†

### Creation of a local mascot with regional characteristics using CycleGAN

Mitsuyoshi NAGAO\* Hisayoshi TAKAMURA†

#### 要旨

近年、全国的に「ゆるキャラ」を用いて PR 活動を行う地方自治体が増加している。特に、地域の PR を目的としたゆるキャラは、ご当地キャラとも呼ばれている。現在、数多くの地方自治体にご当地キャラを有しており、更に、数多くのゆるキャラも制作されているため、新たにご当地キャラを作成する労力は大きいものとなっている。本論では、CycleGAN を用いた地域特性を持つご当地キャラの生成を提案する。GAN は、ディープラーニングの手法を用いた画像生成方法の一つであり、中でも CycleGAN は二種類の画像間のスタイルを変換することが可能な手法である。ここでは、北海道大空町をご当地キャラ生成のための対象地域として採用し、大空町の特産品とゆるキャラのスタイルを変換することによりご当地キャラを生成する。

#### Abstract

In Japan, local governments conduct public relations using mascots. These are called local mascots. Currently, the creation of any new local mascot requires money and effort. Many local governments have unofficial local mascots in addition to official ones. This paper outlines the creation of a local mascot with regional characteristics using CycleGAN. GAN is a way to create images based on the deep learning method. CycleGAN can convert the style between two different kinds of image. We explain how we created a mascot for the town of Ozora, Hokkaido, using its regional characteristics by combining the image styles of various existing mascot with images of the town of Ozora.

#### キーワード

地域特性 (regional characteristics)    ご当地キャラ (local mascot)

\* 北海道情報大学経営情報学部システム情報学科教授, Professor, Department of Systems and Informatics, HIU

† 北海道情報大学経営情報学部システム情報学科 B4, B4, Department of Systems and Informatics, HIU

## 1. はじめに

近年、全国的に「ゆるキャラ」を用いて PR 活動を行う地方自治体が増加している。ゆるキャラとは「ゆるいマスコットキャラクター」の略あり、ほのぼのとした独特の雰囲気を持つマスコットキャラクターの総称である。特に、地域の PR を目的としたものは、ご当地キャラとも呼ばれている。

ゆるキャラの経済効果は非常に大きなものになっている。例えば、熊本県のゆるキャラである「くまモン」が大きな成功例として挙げられる。くまモンは 2010 年 3 月に熊本県が発表したマスコットキャラクターであり、その経済効果は、2011 年 11 月から 2013 年 10 月の 2 年間で、くまモン利用商品の売上げ、及び、観光客増加による経済波及効果が 1244 億円、テレビや新聞に取り上げられたことによるパブリシティ効果は 90 億円、更に、観光客の増加数は 18.8 万人と報告されている（日本銀行熊本支店, 2013）。

また、全国的なゆるキャラ人気の広がりにより、2011 年から 2020 年に、ゆるキャラグランプリと呼ばれるゆるキャラの人気投票を行うイベントも開催されてきた。このイベントの人気は高く、2015 年の大会では、1727 体ものキャラクターが参加している。

このように、ゆるキャラは地域の PR や地域経済への影響という観点において有効性の高いものである。しかしながら、ゆるキャラグランプリの参加キャラクター数からもわかるように、現在、多種多様なゆるキャラが作成されているため、新たなキャラクターを作成することは困難になってきている。加えて、地域の PR を行うご当地キャラにおいては、キャラクターの特徴として、地域の特産品や観光名所などの地域特性を取り入れる必要があるため、新たなキャラクターの作成には大き

な労力が必要とされる。

一方、近年、機械学習の一つの手法であるディープラーニングに注目が集まっている。ディープラーニングとは、人間の脳神経細胞の仕組みを模倣した、ニューラルネットワークを基盤としている技術であり、画像認識などの分野において活用が進んでいる。更に、現在、このディープラーニングを利用した画像生成方法に関する研究が行われおり、中でも、2014 年に Goodfellow らが提案した、敵対的生成ネットワーク (GAN : Generative Adversarial Network) を用いた画像生成が注目を集めている (Goodfellow et al., 2014)。GAN は、学習データの画像と見分けがつかない新たな画像を生成する生成器と、生成器が生成した画像と学習データ画像を識別する識別器が互いに学習し合うことにより、学習データ画像と見分けがつかない高精度な画像を生成することが可能な手法である。

これまでに GAN を用いたキャラクター生成の試みも行われている。栗原らは、漫画家である手塚治虫の漫画の再現を目標に、手塚氏によって描かれたキャラクターを GAN によって学習し、新たなキャラクター画像を生成し、これを基に人手により新たな漫画のキャラクターを作成している (栗原ら, 2020)。このように、GAN を用いることで新たなキャラクターを作成する際のベースとなる画像を生成することができることが報告されている。そこで、本研究では、GAN を用いることにより、地域特性を有する新たなご当地キャラを作成するための支援ができるのではないかと考えた。

本論では、CycleGAN を用いた地域特性を持つご当地キャラの生成を提案する。CycleGAN は、2 種類の画像間のスタイルを変換することが可能な GAN の一手法である。ここでは、学習データとして、ゆるキャラグランプリに出場したキャラクター、及び、北海

道大空町の特産品の画像データを学習データとして用い、これら画像間においてスタイル変換を行うことにより新たな画像を生成する。これにより地域特性を持つご当地キャラの画像を生成する。

## 2. GAN と CycleGAN

### 2-1 GAN

GAN は、Goodfellow らによって提案された機械学習による自動画像生成の手法であり、教師なし学習の画像生成モデルの一種である。GAN においては、画像を生成する生成器と生成された画像かどうか識別する識別器が互いに学習し合うことにより、学習用の画像と見分けがつかない画像を生成することができる。GAN による画像生成のプロセスを図 1 に示す。

図 1 に示されるように、ランダムノイズと呼ばれる乱数を基に生成器は画像を生成する。学習初期は識別器により、偽物と識別される画像が生成されるが、生成器の学習が進むにつれ、識別機により学習データと識別される偽の画像を生成することができるようになる。このように、GAN においては、画像から特徴を学習することで実在しない画像を生成することを可能としている。

### 2-2 CycleGAN

現在、GAN においては、畳み込み学習を行うための DCGAN (Deep Convolutional GAN) や条件をつけ画像を生成する CGAN (Conditional GAN) などが提案されている (Radford et al., 2015) (Mirza et al., 2016)。その中でも CycleGAN は、2 種類の異なる画像間のスタイルを相互に変換する事ができる

GAN として注目されている (Zhu et al., 2017)。

図 2 に CycleGAN における学習プロセスを示す。図では、スタイル変換する 2 種類の画像を画像 X, 画像 Y, スタイル変換された画像を X', Y' としている。生成器と識別器は 2 種類あり、X から Y へのスタイル変換を行う生成器を F, Y から X へのスタイル変換を行う生成器を G としている。識別器 D<sub>X</sub> は X が学習用の画像であるか、生成器が生成した変換画像であるかを識別する。識別器 D<sub>Y</sub> は同様に画像 Y についての識別を行う。画像 X, Y はそれぞれの識別器と生成器に入力される。生成器は入力された画像を元に変換先の画像に変換を行う。変換された画像の X', Y' は識別器 D<sub>Y</sub>, D<sub>X</sub> で識別が行われる。

これら識別器、及び、生成器において、敵対性損失、サイクル一貫性損失、同一性損失を利用することにより学習が行われる。識別器では、敵対性損失、生成器では、3 つの損失を利用して学習が行われる。敵対性損失とは、一般的な GAN の損失関数と同様であり、生成器による偽画像であるか学習データ画像であるかを識別器によって判定することにより計算される損失である。サイクル一貫性損失とは、変換された画像を再変換した画像が、元の画像と一致するよう計算される損失である。スタイル変換を行う生成器は、入力画像のうち必要箇所のみを変換するように訓練されることが望まれる。このため、同一性損失は、不要な画像変換にペナルティを与えるための損失であり、Y から X に変換を行う生成器 G に X を入力し X → X' に変換、X から Y に変換する生成器 F に Y を入力し Y → Y' と変換した場合、それぞれ一致するよう計算される損失である。

図 3 に Zhu らによって実施された CycleGAN を利用した画像変換の例を示す。図 3 では、2 つの画像のスタイルを相互に変換しており、上段左は、モネの絵画を写真のよ

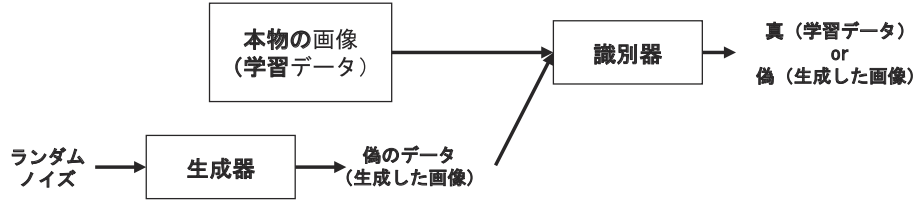


図1 GANによる画像生成プロセス

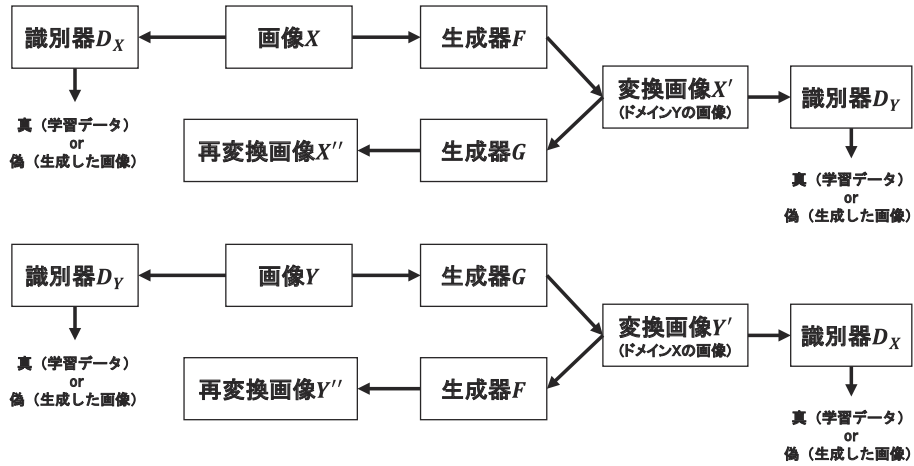


図2 CycleGANにおける画像生成プロセス

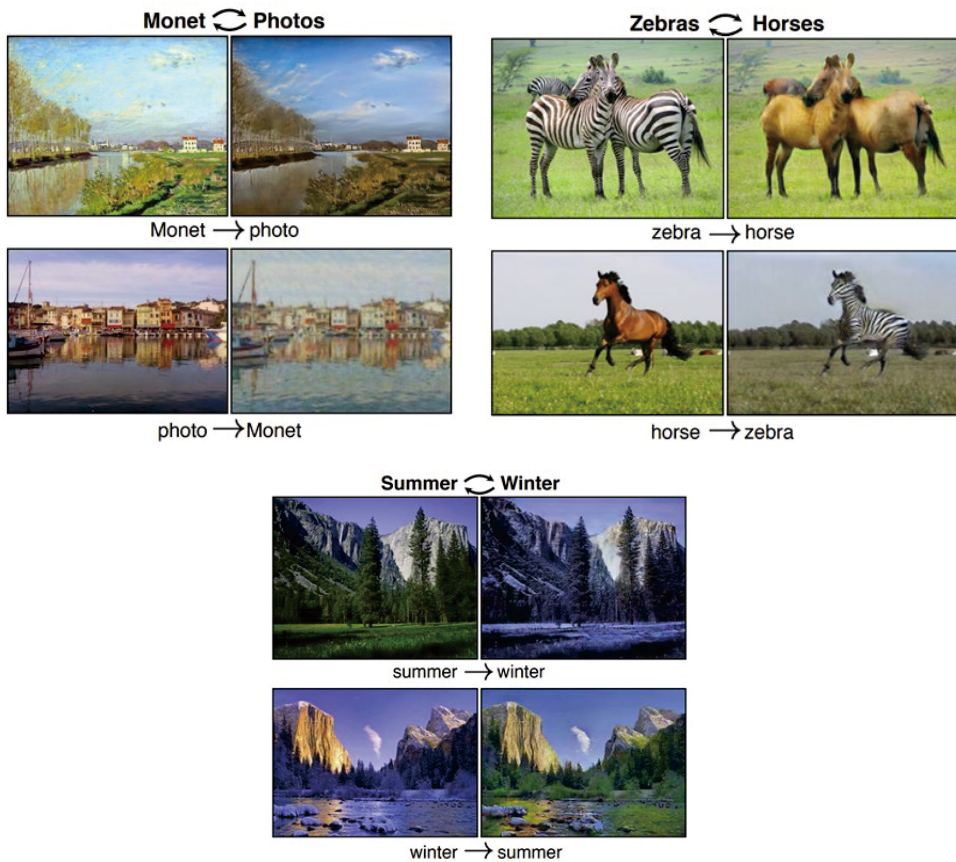


図3 CycleGANにおける画像変換例 (Zhu et al., 2017)

うに、写真をモネの絵画のように変換している。上段左は、シマウマをウマに変換、ウマをシマウマに変換、下段は、夏の風景写真を冬に、冬の風景写真を夏に変換している例である。

CycleGAN を用いた研究事例として、千葉ら (2019) は、食べかけの食べ物の画像を食べる前の状態の画像へ変換を行っている。ここでは、17 種類の食べ物において変換を実施しており、食べた後の内部と外観の色が異なる食べ物に関しては良好な変換が実施できることが報告されている。

また、長嶺 (2020) は、キャラクターデザイナーを支援するため、CycleGAN を用いて石と妖怪の画像のスタイル変換を行い、新たな妖怪画像の生成を行っている。ここでは、妖怪と石の画像のカテゴリ分けを実施した上で変換を行っている。加えて、アンケート調査を行い、効果的な妖怪画像が生成されたカテゴリについて検証を行っている。

更に、GAN を用いたゆるキャラの生成に関する研究も実施されている。萩原ら

(2020) は、CGAN を利用することにより新たなゆるキャラの生成を試みている。ここでは、ゆるキャラグランプリに出場したゆるキャラを特徴ごとに手動でクラスター分類し、各クラスターの特徴を持つゆるキャラの生成を行っている。しかしながら、この研究では、新たなゆるキャラを生成することのみを目的としているため、ご当地キャラに必要とされる地域性は考慮されていない。本研究では、CycleGAN を利用し、特産品や観光名所などの画像とゆるキャラ画像のスタイルを変換することで、地域性を持つご当地キャラの生成を試みる。

### 3. CycleGAN を用いた地域特性を持つ

## ご当地キャラの生成

### 3-1 概要

本研究では、CycleGAN を用いて地域の特産品や観光名所などの地域性を持つご当地キャラの生成を行う。具体的には、ゆるキャラの画像を特産品等へ変換、同時に地方の特産物等をゆるキャラへ変換する。本研究では、ご当地キャラを生成する地域として、北海道大空町を採用する。北海道大空町は、北海道のオホーツク海側に位置する町であり、2006 年に女満別町と東藻琴村が合併し、大空町と命名された地域である。町名の由来は、女満別空港があることに起因する。また、特産品として網走湖で採られているシジミが有名である。大空町には図 4 に示される「そらっきー」と呼ばれる飛行機をモチーフとしたご当地キャラが既に存在しているが、その認知度は低い。そのため、新たなご当地キャラとして、大空町の特産品であるシジミの特徴を有するご当地キャラの生成を行う。更に、現在のご当地キャラである「そらっきー」との比較を行うため飛行機の特徴を有するご当地キャラの生成も行う。

### 3-2 データ収集

学習に用いるため、ゆるキャラ、シジミ、飛行機の画像をそれぞれ収集した。まず、ゆるキャラ画像は、ゆるキャラグランプリのサイトから 1260 枚を収集した。収集した画像の背景を手動にて削除し、256×256 ピクセルにサイズを変更した。

シジミの画像については、Google の画像検索を用いて複数のシジミが写る 50 枚の画像を収集した。手動により収集画像の背景削除を行い、256×256 ピクセルにリサイズした。この画像に対して、上下左右反転による水増し処理を適用し、800 枚の学習用データを作成した。



図4 そらっきー (出典: 大空町Web サイト)

更に、複数のシジミが写る画像からシジミを一つずつ切り出し、シジミ単体の学習用画像を作成した。この切り出し処理により 32 枚のシジミ単体画像を作成した。この 32 枚に対し左右反転、角度変更の水増し処理を適用し、874 枚の学習データを作成した。

また、飛行機の画像についてはシジミの画像と同様に Google の画像検索を用い、飛行機の側面が写っている画像について 227 枚、飛行機の正面が写っている画像について 76 枚の画像を収集した。これら収集画像に対して、背景除去、 $256 \times 256$  ピクセルへのリサイズを行った。更に、側面画像に対しては上下左右反転の水増し処理を、正面の画像に対しては上下左右反転と角度変更の水増し処理を適用し、側面画像 814 枚と正面画像 1140 枚の学習データを生成した。図 5 に学習用データの例を示す。図では、1 段目がゆるキャラ画像、2 段目が複数のシジミ画像、3 段目がシジミ単体画像、4 段目が飛行機の正面、及び、側面の画像を示している。

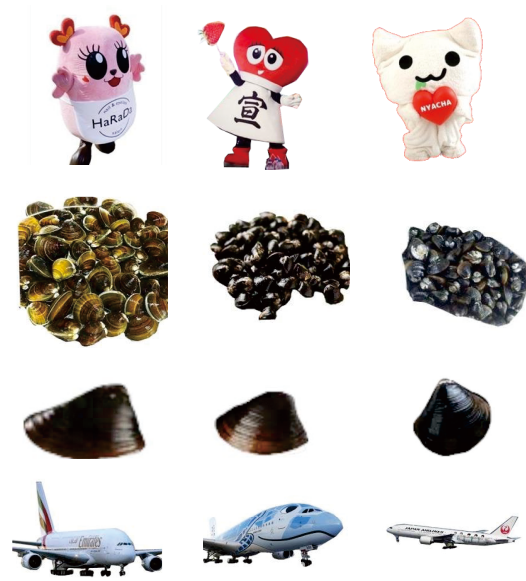


図5 学習用データ例

### 3-3 CycleGAN の構成

図 6 に本研究における CycleGAN の構成を示す。図に示されるように、2 つの識別器、及び、2 つの生成器から構成される。識別器は、4 層の畳み込み層と全結合層から構成される。括弧内はフィルタ数、及び、フィルタサイズを表している。また、畳み込み層では Reflection Padding を用いる。畳み込み処理の後に、活性化関数として LeakyReLU を用いている。

生成器は 3 層の畳み込み層、9 層の Residual Block、2 層の転置畳み込み層、及び、出力層から構成される。畳み込み層による畳み込み処理の後、Residual Block による  $3 \times 3$  ピクセルのフィルタを用いた畳み込みを行う。次に  $3 \times 3$  ピクセルのフィルタを用いた転置畳み込みを 2 層適用する。また、Residual Block 以外の各層における処理の後、活性化関数として ReLU による処理を適用する。出力層では、活性化関数として tanh を使用する。生成器における畳み込み層においても、Reflection Padding が適用される。

画像生成の流れをシジミ画像の場合におい

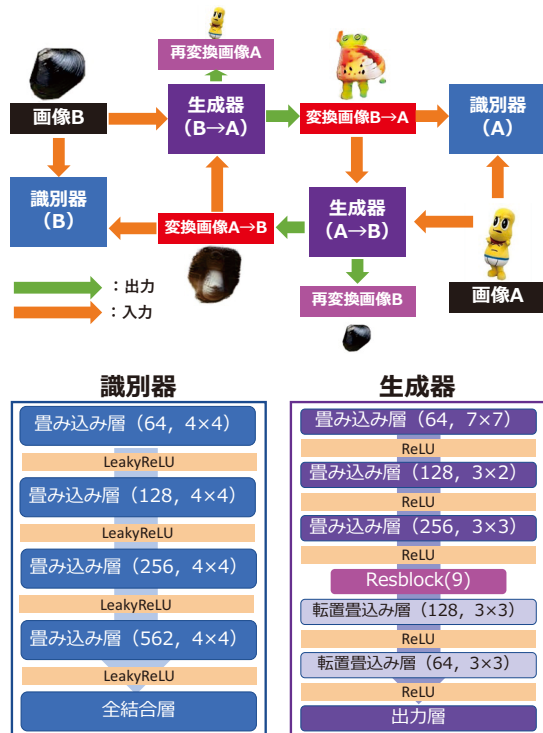


図6 CycleGANの構成

て示す。シジミ画像 B は生成器 (B→A) と識別器 B に入力され、生成器では変換画像 (B→A) への変換が行われる。変換が行われた画像に対して識別器 A による識別を行う。また、変換画像 (B→A) は生成器 (A→B) へ入力、再変換され、元画像 B に近い状態へ再変換される。ゆるキャラ画像 A についても同様の流れの処理が行われ、ゆるキャラ画像はシジミの画像へ変換、識別器に入力、再変換が行われる。これらの処理によってシジミの特徴を有する新たなご当地キャラ画像、及び、ゆるキャラの特徴を有するシジミ画像が生成される。

## 4. 画像生成実験

### 4-1 実験環境とパラメータ

本研究における CycleGAN を実行するために、公立はこだて未来大学の GPU クラスタマシン (OS: Cent OS7, CPU: Intel Xeon Silver4215 Processor, GPU: GeForce RTX2080 TI-11G×4) を利用した。また、

CycleGAN を実装するために、機械学習用のライブラリである Pytorch を用いた。Pytorch は Facebook の人工知能研究グループにより開発された機械学習のためのライブラリである。

本 CycleGAN におけるハイパーパラメータとして、学習回数 200 エポック、学習率 0.0002、バッチサイズ 1 を採用した。また、同一性損失の変化量を 0.8、サイクル一貫性損失の変化量を 1.0 とした。これらパラメータはヒューリスティックにより決定したものである。

### 4-2 画像生成結果

図 7 にシジミ画像からゆるキャラ画像への変換結果例、図 8 に飛行機画像からゆるキャラへの変換結果例を示す。これら変換のための学習には、約 26 時間を要した。

新たなご当地キャラの参考となる画像としては、特産品などの商業性、観光地やシンボルなどの観光性を維持しつつ、ゆるキャラに共通する特徴である手足、目鼻、羽根といった動物的特徴を持つことが必要であると考える。

図 7 の結果から、シジミの塊の画像からの変換においては、全体としての塊の形状が維持され、その内部にゆるキャラのスタイルが反映され、かつ、手足のようなものが付帯している。しかしながら、塊の場合この形状がシジミであると認識されづらい。このため、シジミの特徴を持つご当地キャラとしては有効性の低い画像が生成された。一方、単体のシジミの画像を変換した場合には、シジミ一つの形状特徴が維持され、内部に目鼻的な要素、更に、手足的な要素を持ったゆるキャラ画像が生成されている。これをベースアイデアとして用いることで、新たなご当地キャラを発想できる可能性があるものと考え。また、単体のシジミ画像を用いた画像生成実験では、1000 枚の画像を生成したが、その中でシジミの形

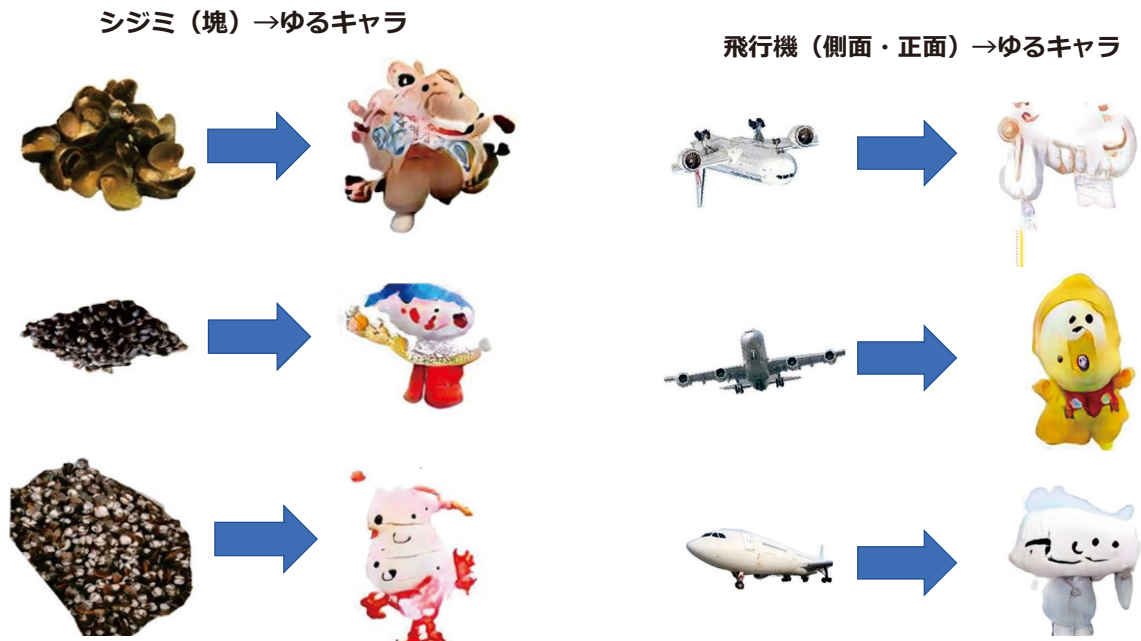


図8 飛行機画像の変換結果例



図7 シジミ画像の変換結果例

状を維持し、ゆるキャラとしての手足目鼻のような動物的な特徴を有した画像は568枚となった。

一方、図8に示される飛行機画像の変換結果例でも、飛行機の形状特徴が維持されたゆるキャラが生成された。大空町の公式ゆるキ

ャラである「そらっきー」は飛行機そのままのキャラクターであるが、本研究で生成されたキャラクターは飛行機形状とゆるキャラの特徴を持つキャラクターが生成されていることがわかる。

しかしながら、シジミ、及び、飛行機の両変換において、スタイルの変換が行われたが、ゆるキャラにおける手足目鼻の特徴が明確に反映されているとは言い難い変換結果となった。本研究では、ゆるキャラ全体としての特徴を捉え、それらが特産品などに反映されることを期待したが、採用したゆるキャラの種類が多く、その中で共通の特徴が見いだせなかったことが原因であると考えられる。長嶺(2020)や萩原ら(2020)の研究にあるように、ゆるキャラを特徴毎に分類し、学習させることにより明示的なゆるキャラの特徴を反映したご当地キャラが生成される可能性があると考えられる。



## 5. おわりに

本論では、CycleGAN を用いた地域特性を持つご当地キャラの生成を提案した。ご当地キャラを生成する対象地域として、北海道大空町を一例として取り上げ、大空町の特産品である、シジミの特徴を有するご当地キャラの生成を行った。更に、現在、大空町の公式ゆるキャラである飛行機をモチーフとしたそらっきーとの比較を行うため、飛行機の特徴を持つご当地キャラの生成を行った。

画像生成結果から、シジミ単体の画像をゆるキャラに変換した際に、シジミの形状を有するゆるキャラが生成された。また、飛行機画像の変換においても飛行機の形状特徴を持つゆるキャラの生成が確認された。これらから、本研究の結果は、新たなご当地キャラを作成する際の発想支援に対して効果的である可能性が示された。

しかしながら、変換画像においてゆるキャラの特徴を効果的にとらえることができなかった。これは、ゆるキャラの特徴ごとに人為的なクラスタリングを実施した後、学習を行うことにより解決できる可能性がある。これは今後の課題である。

### 謝辞

本研究を実施するにあたり、深層学習用のGPU クラスタマシンを利用させて頂いた、公立はこだて未来大学鈴木恵二教授に心より感謝を申し上げます。

### 参考文献

日本銀行熊本支店 (2013) くまモンの経済効果, [https://www3.boj.or.jp/kumamoto/tokubetsu\\_chosa/20131226kumamon.pdf](https://www3.boj.or.jp/kumamoto/tokubetsu_chosa/20131226kumamon.pdf) (2021年8月13日アクセス)。

Ian J. Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi

Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, Yoshua Bengio (2014) Generative Adversarial Nets, <https://papers.nips.cc/paper/5423-generative-adversarial-nets.pdf> (2020年8月16日アクセス)。

栗原聡, 中島篤, 国松敦 (2020) いかにして「ばいどん」生まれたのか?, 人工知能学会誌, 35 巻, 3 号, pp.410-417。

Jun-Yan Zhu, Taesung Park, Phillip Isola, Alexei A. Efros (2017) Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks <https://arxiv.org/pdf/1703.10593.pdf> (2020年8月16日アクセス)。

M. Mirza and S. Osindero (2014) Conditional generative adversarial nets, arXiv preprint arXiv:1411.1784 <https://arxiv.org/pdf/1411.1784.pdf> (2021年10月27日アクセス)。

A. Radford, L. Metz and S. Chintala (2015) Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks, arXiv preprint arXiv:1511.06434 <https://arxiv.org/abs/1511.06434> (2021年10月27日アクセス)。

千葉奏音, 石畑宏明 (2019) CycleGAN を用いた食べかけ料理画像の復元, 情報処理学会第 81 回全国大会講演論文集, pp.179-180。

長嶺知佳 (2020) CycleGAN を用いた妖怪と石による合成画像の生成, 公立はこだて未来大学卒業論文 (令和元年度)。

萩原祐希, 田中聡久 (2020) ゆる GAN: ゆるキャラを生成する敵対的生ネットワーク, 電子情報通信学会技術研究報告, 119 巻, 425 号, pp.101-106。

