

機械学習を活用した陶芸教育支援システムの提案

浜本 隆^a, 山下 明博^b

Proposal of a Pottery Education Support System using Machine Learning

Takashi HAMAMOTO^a, Akihiro YAMASHITA^b

^a安田女子大学家政学部造形デザイン学科ものづくりセンター

^b安田女子大学家政学部造形デザイン学科

要 旨

陶芸教育において学生が制作技術を習得するためには、自学自習への取り組みは不可欠である。しかし、自学自習では指導者によるフィードバックがないため、技術を向上させにくい。そこで、自学自習における学習者への客観的なフィードバックとして、アドバイス機能をもつ陶芸教育支援システムの提案を行う。本稿では、指導者の定性的な評価による陶器識別機能を実現するために機械学習を用い、教師データのData Augmentationの手段として、高い識別精度が得られた、等濃線画像を用いる手法を提案する。また、指導者の指導内容に基づく学習モデルについて、陶芸教育支援システムに実装して動作を確認した結果、部分形状のaccuracyは90.6～94.9%となり、その有効性も確認できた。

キーワード：自学自習、機械学習、
Data Augmentation、等濃線、陶芸

はじめに

工芸技術である陶芸においては、わざ習得の認知過程である「修練の段階」では、親方と同じ製品が作れるよう基本を繰り返して体得することが重要であるとされている¹⁾。そして、陶芸に関する教育の分野においては、作品を意図したとおりに制作できるようになるために、まずは指導者の手本と同じ作品を作ることを目標とした練習を繰り返し、その技法を体得する必要がある。練習は

指導者が立ち合い実施することが理想であるが、立ち合うことができない場合は自学自習の形態となる。

しかし、自学自習においては、指導者によるフィードバックが得られないため、技術の向上につながりにくいという問題点がある。学習者は、練習を繰り返す過程において、指導者により適切なアドバイスを受けることにより、改善点に気づき、修正を加え、技術を向上させることができるが、自学自習の場合、指導者からのフィードバックが得られないために、技術の向上に多くの時間が必要となる。

このような問題点を解決するために、陶芸の教育において、指導者が不在の練習環境であっても、機械学習により制作した作品を評価し、学習者に客観的なフィードバックを行う教育支援システムを提案する。

以下、第1章では、提案する陶芸教育支援システムの概念を述べ、第2章では、機械学習による識別機能について述べる。第3章では、画像を識別する方法ごとにaccuracyを比較し、第4章でシステムへの実装について述べる。そして、最後に第5章で結果について述べる。

1. 陶芸教育支援システムの提案

本稿で提案する陶芸教育支援システムは、図1に示すように、指導者の手本と同じ陶芸作品を作る自学自習の段階において、学習者が自ら制作した陶器をシステムのカメラで撮影し、システムが、映像から習熟度を評価するとともに、学習者

に改善方法のアドバイスをを行うものである。

システム内において、陶器の識別には、機械学習の機能を用いる。先行研究では、陶器の表面性状を非接触レーザー変位計で読取る定量評価の手法²⁾が提案されているが、特定成分のみの評価のため、形状を識別する方法として使用することは難しい。また、類似形状立体を識別する方法として、多面体の類似度を定量化する手法³⁾も提案されているが、陶器のような自由な形状の識別にはなじまない。そこで、本稿では、陶器の識別機能に使用する画像を複数用意し、その中で、最も高いaccuracyを示した等濃線による陶器識別手法をシステムに使用することを提案する。

今回のシステム開発において、最も重要なのは、陶芸の指導者から、指導に必要な条件、教育環境等を聞き取り、それらに基づき実装を行うことであると考えた。そこで、最初に指導者から、指導内容のヒアリングを行った。

陶器の評価を指導者が行う場合は、定規や分度器を使用して陶器のサイズや角度を計測して評価するといったことは行わず、陶器の全体形状や部分形状から受ける、バランスやおさまりの良さのような感性を伴う定性的な評価を行うという。

このような定性的な評価を、コンピュータに直接判断させることは容易ではない。そこで、陶芸教育支援システムでは、評価を数値化し、定量的に行うことを目指すことにし、どのように定量的な評価を行うべきか、その仕組みについても、ヒアリングの中で検討した。

次に、指導者の定性的な評価と指導内容を、機械学習により定量データに落とし込み、それを用いて学習モデルを構築した。システムの基幹部分

は、識別機能、評価機能、アドバイ機能の3つの機能で構築した。そして、学習モデルと3つの機能の対応付けを行い、図2に示すように、3機能を順に実行することにより、最終的に、学習者に最適なアドバイスをを行うよう実装した。これにより、指導者の評価・指導を、機械学習を用いて、本システム上で再現することができた。

識別機能は、学習者が制作した作品を読取り、機械学習により分類を行い、評価機能は、識別機能から出力された分類をもとに学習者の習熟度の評価を行い、アドバイ機能は、評価機能から出力された習熟度の評価をもとに学習者にアドバイスをを行うものである。

これにより、よりきめの細かいアドバイスをを行うことが可能になった。

2. 機械学習による識別機能

本システムでは、陶芸教育の指導者の作品を使用し、機械学習によって指導者の作品から学習モデルを構築し、学生の作品に対する評価を実現する。

カメラで撮影した画像について、指導者は手本に類似しているか評価を行い、評価ラベルを付与する。画像に評価ラベルを付与したデータセットを大量に用意し、機械学習を実行して学習モデルを構築する。構築した学習モデルは指導者の定性的な評価を学習し、定量的に評価、判断を実現させることができる。

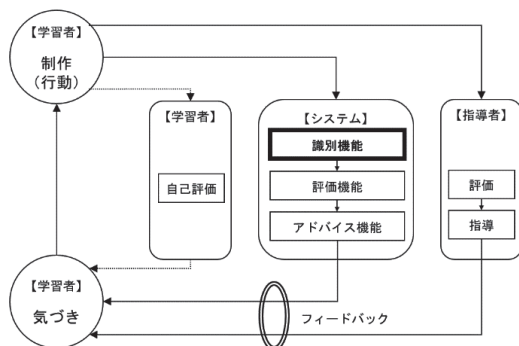


図1 陶芸教育支援システム概念図

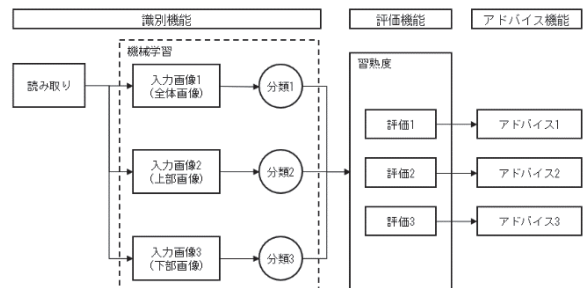


図2 システムの流れ

3. 画像識別方法の比較

この章では、陰影画像、陰影画像の回転、等濃度画像の3つの画像認識方法で機械学習を行い、各々について、accuracy（正解率）の比較を行った。accuracyは式（1）で与えられる。ただし、 TP は真陽性のデータ数、 TN は真陰性のデータ数、 FP は偽陽性のデータ数、 FN は偽陰性のデータ数である。

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

3.1 陰影画像

最初に、陶器の陰影画像を撮影し、そのデータを識別に利用して、機械学習を行った。撮影した陶器は、17種類30点であり、斜め上から240枚撮影した。

陰影画像の撮影は、陶器の立体形状の特徴を捉えるため、図3のように、陶器の陰（Shade）と輪郭の影（Shadow）の濃淡を強調して行った。そして、形状以外の要素である色情報を抑制するために、図4に示すように、暗室で撮影を行い照明は逆光とした。陶器は45度ずつ回転させ、陶器1点につき8枚の陰影画像を撮影した。

この状態で撮影した陰影画像240枚をデータとして使い、機械学習を行った。その結果、陰影画像データによる機械学習のaccuracyは85.0%に留まった。機械学習は、教師データの量と質が識別の精度に大きな影響を与える。陶芸教育では制作される陶器の数が限られており、教師データとして量が足りないため、そのままではaccuracyが低い。

3.2 回転画像

教師データが不足する場合に有効な手段が、撮影した画像をもとに教師データを拡張するData Augmentation⁴⁾である。Data Augmentationは量を増やす際に、データの特徴を保たなければならない⁵⁾。そこで、先ほど撮影した陰影画像240枚のデータを元に、基本的な手法⁶⁾である回転によるData Augmentationを施し、240枚のデータを12,960枚に増やして機械学習を行った。回転画



図3 陰影画像（斜め上から撮影）

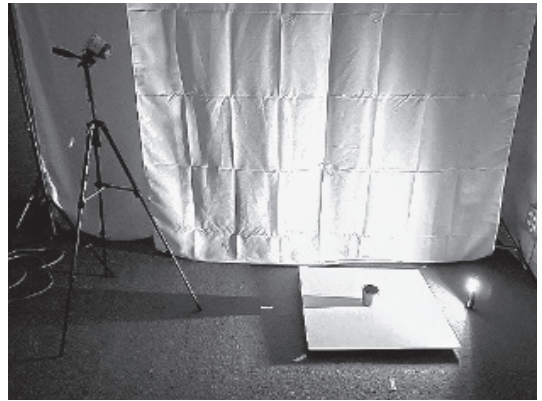


図4 撮影環境

像は、陰影画像の中心を原点として6度ずつ回転させて生成した。その結果、accuracyが97.5%まで上昇した。

3.3 等濃度画像

本稿では、機械学習におけるaccuracyをさらに高めるために、濃淡を等高線のように表現する等濃線⁷⁾を用いることにした。これは、陶器の立体的な特徴である輪郭や起伏が、陰影の濃淡で表現されていることに着目したものである。グレースケール256階調で表現された陰影画像について、各階調の陶器に該当する形状の輪郭部分を等濃線に変換し、図5のように、1階調ごとに1枚ずつ等濃線画像を生成した。その結果、12,098枚の等濃線データにおいて、機械学習におけるaccuracyが99.4%まで上昇した。

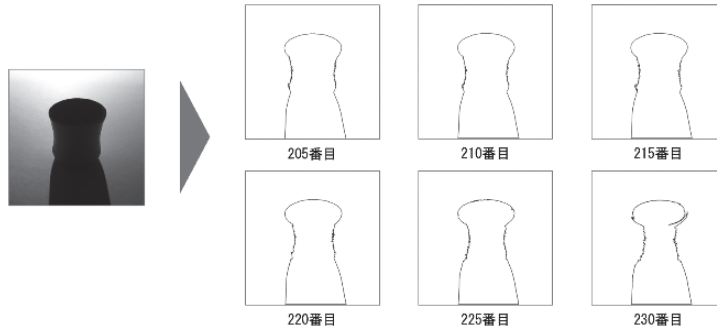


図5 陰影画像（左）と等濃線画像（右）

3.4 画像識別方法の比較結果

表1に示すように、斜め上から撮影した画像で識別方法の比較を行った結果、accuracyは、等濃線画像の場合で、99.4%と最も高い精度を示した。よって、等濃線を用いたData Augmentationは、陶器の識別に最も有効であることが確認できた。

表1 画像識別方法の比較

教師データ	画像数	accuracy
陰影画像	240 枚	85.0%
回転画像	12,960 枚	97.5%
等濃線画像	12,098 枚	99.4%

4. 陶芸教育支援システムの実装

前章で行った画像識別方法の比較により、陶器の識別において、等濃線を用いたData Augmentationが最も効果が高いことが確認できたので、この方法を使用して、陶芸教育支援システムの実装を行った。

4.1 システム開発環境

機械学習による学習モデル部分の開発は、開発環境としてGoogle Colaboratoryを用い、開発言語としてPython 3.7を使用した。また、機械学習のアルゴリズムは、予備実験でSVM（サポートベクターマシン）や決定木と比べ高い精度を示したランダムフォレストを用いた。

また、システム全体の開発は、開発環境として

VisualStudio 2019を用い、開発言語としてC# 7.3とPython 3.7を使用した。

4.2 機械学習と評価方法

等濃線画像のデータを用いて機械学習を行い、accuracyを算出した。前処理としてデータは28×28ピクセルの正方画像に変換し、学習データを75%、検証データを25%に分割した。精度の検証は、検証データを学習モデルへ読み込み、accuracyを算出して評価した。

4.3 撮影方向の変更

陶芸教育支援システムの実装に際しては、教育環境で制作された陶器を対象に、陰影画像を136枚撮影し、等濃線画像を24,446枚生成した。そして、画像識別方法の比較の際に行った斜め上からの撮影に代わり、図6のように、側面からの撮影に変更した。これは、指導者からの聞き取りの結

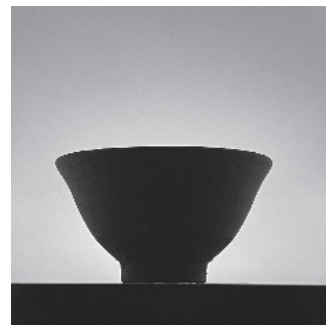


図6 陰影画像（側面から撮影）

果、作品の定量的評価のために、全体形状と、陶器に口をつける部分にあたる口縁付近の上部形状、そして、陶器のフォルムを左右する高台付近の下部形状に分けて評価し、それぞれを数値化することによって、作品全体の評価とする方式を採用する必要があると判断したからである。

また、指導内容に該当する部分を抽出した部分画像について、図7のように、側面の等濃線画像より上部画像と下部画像を24,446枚ずつ生成した。

システム実装においては、陶器の撮影と教師データのData Augmentationを行ったのちに、機械学習と評価を行った。撮影は陶器の陰影と濃淡を強調するため暗室を使用した。また、教師データのData Augmentationは提案手法である等濃線分布による等濃線での描画の手法で行った。

4.4 全体形状、上部形状、下部形状による分類

教育環境で制作した陶器17点を対象に、機械学習を行って学習モデルを構築した。側面から撮影した画像を使用し、全体形状と上部形状、下部形状の3形状について、指導者による手本に類似しているか、いないかによって2種類に分類した。その分類について、陰影画像から変換した等濃線画像に分類ラベルを付与し、機械学習を実行して学習モデルを作成した。学習モデルを評価したところ、表2のように、全体形状のaccuracyは73.4

％、上部形状は90.6％、下部形状は94.9％の精度を示した。

表2 全体・上部・下部の等濃線データによる2分類の結果

教師データ	画像数	accuracy
全体の等濃線画像	24,446 枚	73.4%
上部の等濃線画像	24,446 枚	90.6%
下部の等濃線画像	24,446 枚	94.9%

次に、学習モデルと各機能の処理内容について対応付けを行った。認識機能はカメラから読み取った画像を線画に変換し、学習モデルにより習熟度を計算する。評価機能は手本との類似確率が50%以上の場合は習熟度が基準に到達していると判断し、50%未満の場合は達していないと評価する。アドバイス機能は、評価機能で基準に到達していないと判断した場合は、アドバイスとしておすすめの練習動画を表示する。本システムでは学習モデルと各機能の対応付けを表3のように定義した。

4.5 システム構成図

システムの構成は、図8に示すとおりである。パソコンにカメラが接続されており、陶器をカメラの前に置くと、自動的に撮影し、図8のように、識別、評価、アドバイスの3つの機能が順番に実行される。

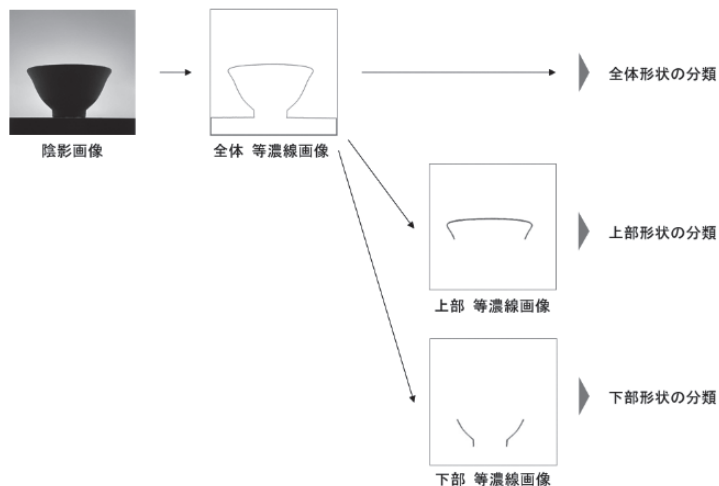


図7 側面の等濃線画像

表3 評価対象別機能対応表

評価対象 (学習モデル)	認識機能	評価機能 (習熟度が50%未満)	アドバイス機能 (習熟度不足の場合)
全体形状	全体形状の学習モデルにより習熟度を計算	縦に伸ばす工程の技術が不足	縦に伸ばす工程の練習動画を再生
上部形状 (口縁付近)	上部形状の学習モデルにより習熟度を計算	口縁を拡げる工程の技術が不足	口縁を拡げる工程の練習動画を再生
下部形状 (高台付近)	下部形状の学習モデルにより習熟度を評価	高台を削る工程の技術が不足	高台の削る工程の練習動画を再生

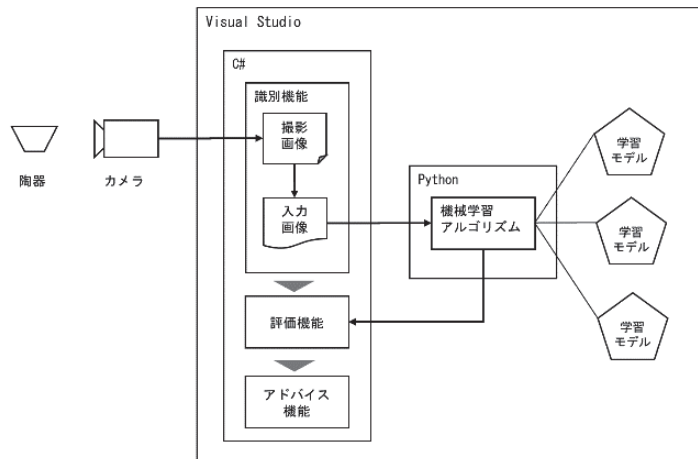


図8 システム構成図

4.6 システム画面

システムの画面は、図9のように、3分割されており、左ペインには、カメラによってシステムに入力された画像が、上段から、入力画像、等濃線画像、形状画像の順に表示される。

右上ペインには、機械学習による評価結果がドーナツグラフと数字で表示される。内訳は、左側から全体形状、上部形状、下部形状の評価結果である。

右下ペインには、アドバイスが表示される。ここには、アドバイスとしてコメントとおすすめの練習動画が表示されるようになっている。

5. 結 果

本稿では、陶芸教育支援システムの識別機能として機械学習を用い、その教師データのData Augmentationとして、等濃線を用いる手法の有効性を確認することができた。また、教育環境で制作された陶器を用いて学習モデルの構築をおこない、システムに実装して識別機能が動作することを確認できた。今後は、識別機能の精度向上や、学習モデルの種類を増やすことによる精度の向上や識別機能・評価機能・アドバイス機能について内容の強化を行い、自学自習効果の向上を目的とした陶芸教育支援システムの開発を進めたい。また、本研究では自学自習の対象を陶芸としてシステムを構築したが、学習モデルと各機能の内容を変更することにより、他の芸術や工芸への展開も検討したい。

