

機械学習を用いた刺繍図案作成システム

金田愛由¹ 河野恭之¹

概要：本研究は、ユーザが描いたイラストからイラスト表面の模様や形状に適した刺繍ステッチを割り当てた刺繍図案を作成するシステムを提案する。立体的で特徴的な刺繍を施すには複数あるステッチ種類からイラストの模様や形状に応じて適したステッチを選択する必要があるが刺繍初心者にとっては困難である。本システムでは機械学習を使用して刺繍のステッチモデルを作成し、ユーザが描いたイラストにステッチの割り当てを行うことでユーザのデザインの独自性を考慮した刺繍図案を提供し、初心者でも気軽に本格的な刺繍を作成することを促す。作成したステッチモデルからステッチの模様と形状に基づいたステッチ名称を取得した。今後、本システムを用いることで刺繍作成におけるユーザの創造性に与える影響について明らかにする。

1. はじめに

本研究は、機械学習を使用することで刺繍のステッチモデルを構築し、ユーザが描いたイラストからイラスト表面の模様や形状に適した刺繍ステッチを割り当てた刺繍図案を作成するシステムを提案する。刺繍とは、針と種々の糸を使用し布に模様や絵、文字などを縫い付ける装飾技法であり、趣味や娯楽として多くの人に親しまれている。刺繍によって施された装飾はプリント加工のものと比較して耐久性に優れ、衣服をはじめポーチなどの日用品の装飾にも広く利用される。特に手刺繍では、サテンステッチやフレンチノットステッチなどデザインに合わせてステッチ種類を使い分けることで、立体感や質感を伴う特徴的な表現で刺繍を施すことができる。また手作業による製作工程は、作成者自身のオリジナリティを表現できるだけでなく、作業中に得られるリラクセス効果や集中力の向上といった心理的利点も挙げられる。このような効果に着目し、脳の活性化を促すことを目的にした刺繍キット「脳トレ手芸」[1]が商品化されるなど、健康の観点からも注目されている。

一方で刺繍初心者にとっては、多数あるステッチ種類からデザインに適したステッチ種類を選択することや、刺繍対象のイラストの配色や形状に基づいて刺繍パーツを分割し、ステッチ種類を割り当てることは困難である。また、刺繍を始めるにあたって刺繍デザインや糸の色が指定された市販の刺繍キットを利用することもあるが、購入の手間と時間がかかることに加え、あらかじめ決められたデザインに沿って刺繍を作成するため制作の自由度が低下し、作成者のオリジナリティが損なわれるという問題がある。これらの問題を解決するため本研究では、刺繍初心者を対象に、機械学習を使用してユーザが描いたイラストにステッチ種類を自動で割り当てるシステムを開発し、ユーザの独自性を考慮した刺繍図案を提供する。本システムの利用によって、刺繍初心者でも気軽に本格的な刺繍の作成を促す。

提案手法では、システムへの入力をユーザが描画したイラストとすることでユーザのデザインのオリジナリティを保っている。しかしユーザが描くイラストは一般に抽象的であり、表面の質感や模様が乏しいため、そのままではステッチの推定が困難となる。そこで本研究では画像生成 AI を用いてイラストを現実物体に近い質感を持つ画像へと変換し、表面に質感や模様を付与することでステッチ選択に必要な情報を強化する。また刺繍糸の色やステッチ種類を効率的に調整できるよう、イラストの配色や形状に基づいてステッチ要素をセグメント分割し、その結果をユーザに提示する。これにより、ユーザは分割された各セグメントを独立した刺繍パーツとして扱うことが可能となり、制作工程における効率性の向上が図られる。

イラストに基づいてステッチ種類を自動で推定するためステッチモデルを構築する。本研究では、ステッチモデルの作成のため刺繍ステッチ表面の画像データをステッチ種類ごとに収集し、これらの特徴を学習させることで、各セグメントに適したステッチ種類を自動で出力するモデルを設計する。

2. 関連研究

2.1 デザイン支援

デザインの生成を支援することを目的とする研究はこれまでにさまざま行われている。玉置ら[2]は、画像のレイヤ名の単語やフレーズに基づいて複数の色候補を生成し、ユーザにデザインの色を提案することで創造性とデザインプロセスの効率化を支援している。この研究はユーザが持つ画像へのイメージをテキストで入力することでセマンティクスを考慮したデザイン支援を行っている。しかし、提示されるのは候補色であり、最終的な着色を自動的に決定する仕組みまでは提供されていない。本研究では、単語からではなく対象の模様や形状から各領域に応じたステッチ種

¹ 関西学院大学大学院理工学研究科

類を決定することでデザインの一部を自動化している点で異なる。

Donovan ら[3]は、グラフィックデザインのレイアウトをデザイン初心者や経験の浅いユーザでも容易に作成可能にするため、レイアウト要素の視覚的バランスを数値化し、数学的に最適化することでデザイン構成を提案している。この研究は提案ベースの支援によりユーザのデザイン能力を補うことでレイアウトの質を向上させている。しかし提案するレイアウトは既存スタイルに依存しており、デザイナー固有の創造性を制限してしまう課題が挙げられる。本研究では、ユーザの独自性を考慮したデザインを提案することで、ユーザの意図する刺繍作品の制作を目指す。

2.2 ハンドメイド制作支援

伊藤ら[4]はユーザが描いた平面の絵から木目込み細工の型の3次元モデルを自動生成し、生成した3次元モデルを3次元プリンタで出力することで、コンピュータの知識を必要とせず木目込み細工の制作を支援した。これはユーザが描いた絵をそのまま形状に変換する点で有効である一方、生成されるデザインはユーザの絵に依存するため、デザインに関するアイデアを提供するまでには至っていない。本研究ではユーザの描いた絵を画像変換することで拡張し、より本格的な刺繍表現を提供することを目指している。

五十嵐ら[5]は、3D 曲面モデルから編み物パターンを作成するシステムを提案し、特別なスキルを必要とせず誰でも3Dモデルから独自の編み物パターンを取得できるように支援した。しかし、生成された編み物モデルとユーザが実際に制作した成果物が大きく異なることや、視覚的に分かりやすい図案の提供には課題が残る。本研究ではユーザが視覚的にも理解しやすい図案を提供することで、刺繍初心者でも刺繍制作が可能な環境の提供を目指す。

2.3 深層学習による刺繍制作

高筒ら[6]は、深層学習を用いたセマンティックセグメンテーションによって漢字画像を筆画単位に分解し、それぞれの筆画の曲率に基づいてステッチを配置することで、機械刺繍用の刺繍データを自動生成する手法を提案している。この手法は筆画構造に沿ったステッチ配置が可能である一方で、ステッチ種類の割り当てには主に筆画形状と曲率情報に依存しており、ステッチ対象物が持つ模様や質感といった視覚的特徴は考慮していない。また Hamdan ら[7]は、手書きスケッチから電子回路要素やセンサを含む刺繍を、初心者でも設計や試作が可能なワークフローを提案した。しかしこの研究では刺繍機械を利用した設計を行っており、複数あるステッチ種類を活用した刺繍デザインは作成していない。これらの課題を踏まえ本研究では、刺繍対象のイラスト表面の模様や形状、質感といった特徴を考慮したステッチモデルを構築し、ステッチ種類を自動的に出力することで、手刺繍特有のステッチテクスチャを表現に活用した刺繍図案の提供を目指す。

3. 提案システム

本研究では、手刺繍においてユーザが描いたイラストに適したステッチを割り当てた刺繍図案を作成し提示するシステムを提案する。ユーザが描いたイラストを入力データとすることで刺繍の構図やデザインにユーザの独創性を考慮している。本研究で提案するシステムの主要部分である、入力された画像データからステッチ種類を選択するシス

テムの構成を図1に示す。本研究ではユーザが描いたイラストからステッチ要素ごとにセグメント分割し、セグメント毎にステッチを割り当てる。ステッチの割り当てには、実際の刺繍ステッチ画像から深層学習を用いて作成したステッチモデルに入力して得られたステッチ名称を用いる。

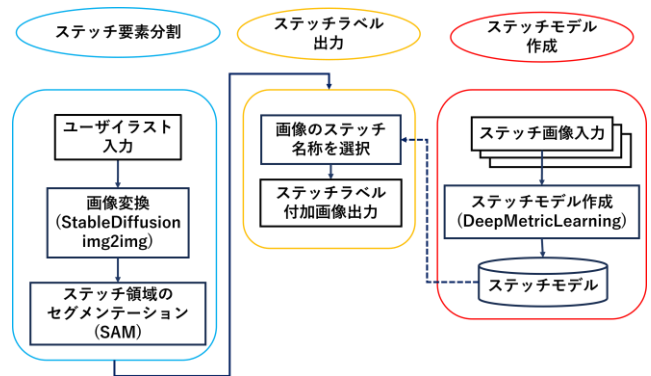


図1 提案システム構成

3.1 ステッチ要素分割

刺繍パーツ毎にステッチを施すため刺繍対象のイラストをステッチ要素に分割する。

3.1.1 画像変換

ユーザが描画した抽象的なイラストからその構成や配色を保ちつつ、刺繍制作に適した質感や陰影を付加した現実世界に存在する実物体に近いイラストに変換する（図2）。刺繍では領域ごとの立体感や質感がステッチ選択に影響するため、入力が単純な線図のままでは適切なステッチを割り当てることが難しい。画像変換処理を行うことで刺繍に必要な視覚の手がかりを補完し、より本格的な刺繍作成を可能にするとともに、複数あるステッチ種類からイラストに適したステッチの選択範囲を広げ、配色に基づいた縫い目の部分分けを行うことでより立体的で特徴的な刺繍を施すことを促す。

画像変換には画像生成AIである Stable Diffusion[8]の機能の一つである img2img を使用する。img2img は入力画像の構造を維持したまま、テキストプロンプトに基づいて描写を補強するモデルであり、ユーザの描いたイラストの構図や色配置を大きく崩さずに質感を追加できるという利点がある。

入力画像にはユーザが描画したイラストを用い、プロンプトには「イラストに描画された物体の名前」、「現実世界の実物体に近い描写へ変換」、「イラスト物体の状態」の三つのみ指定する。このように単純なプロンプト設計することで、背景生成や構図変更などの過剰な画像生成処理が行われることを抑制し、元イラストの特徴を保持したまま自然な写真実化を実現できる。例えば図2では「チューリップ」「現実世界の実物体に近い描写へ変換」「一輪」の三つでプロンプトを構成しており、花卉や葉などで立体感や質感が補われた画像が生成されている。



図2 img2img で画像変換された例

3.1.2 ステッチ領域のセグメンテーション

3.1.1 章で述べた画像変換によって得られた刺繍デザイン画像から刺繍すべき形状をパーツ単位で抽出する必要がある。刺繍では、例えば花の刺繍では花卉・葉・茎などの部位ごとに異なる刺繍糸やステッチが用いられるため、まず画像を意味的にまとまりのある領域へと自動的に分割する処理が必要となる。そこで本システムでは、刺繍対象画像にセグメンテーション処理を行い刺繍要素となる領域を抽出する。

セグメンテーションとは入力画像をその意味内容に基づいて複数の領域に分割する処理である。本研究ではこの処理を自動化するために Meta 社が公開している Segment Anything Model (以下、SAM と略す) [9]を使用することで領域の分割及び抽出を行う。SAM はセグメンテーションのための基盤モデルで、画像・プロンプトエンコーダおよび軽量マスクデコーダにより構成された事前学習済みモデルによるゼロショット転移学習を特徴としている。SAM は大規模画像データによる事前学習により特定の物体カテゴリに依存しない高精度な領域分割が可能のため、入力画像が変動しても処理の流れを変えずに画像全体から候補領域を自動生成することが可能である。刺繍デザインは花や動物、幾何模様など多岐にわたり、ユーザが制作したい刺繍デザインについて事前にすべてのカテゴリを学習させることは困難である。しかし SAM では、特定の物体に依存せず輪郭を持つあらゆるパーツを候補領域として抽出できるため、刺繍用デザインに対しても安定した分割結果が得られる。これにより本システムは入力画像毎に処理を変更する必要なくステッチ候補領域を取得できる。

図3に実際に SAM を用いて分割した例を示す。花のイラスト画像に対して適用したところ、花卉や葉といった一般的な刺繍の構成要素同様にそれぞれ独立したセグメントが抽出されることを確認した。ここで分割された個々の領域を本研究ではステッチの最小単位として扱い、次節で述べるステッチ分類モデルにより各セグメントに対する適切なステッチ種類の選択を行う。



図3 SAM によるステッチ要素分割

3.2 ステッチモデル作成

3.1.2 章で述べた方法により抽出した刺繍パーツ毎に、その形状や表面模様に適したステッチ種類を自動で割り当てるため、本研究ではステッチ特徴を学習するためのステッチモデルを構築する。本モデルでは、各ステッチ画像から特徴量を抽出し、その特徴とセグメント画像の特徴を比較することで最も類似するステッチ種類を推定する。

本研究では、Deep Learning の代表的なモデルである DNN(Deep Neural Network)を利用して特徴抽出を行う。具体的にはステッチ画像に関して線の方向性、縫い目の密度、模様の繰り返し構造などを表す特徴ベクトルを出力するように設計を行う。学習には Metric Learning[10]を採用する。Metric Learning は、同じクラス(同じステッチ種類)のデータ同士の距離を近づけ、異なるクラスのデータ同士の距離は離れるように特徴空間を構築するアルゴリズムで、画像が持つ線の向き・エッジの形状・繰り返しパターン・質感の粗密といった、視覚的パターンを数値ベクトルで表現したデータの特徴そのものを学習する。これにより従来の分類器のように固定されたクラス集合に依存することなく特徴距離に基づいて類似度評価を行うことでラベル推定が可能となり、学習したクラスに属していないデータに対しても類似度評価が可能で新しいクラスに対しても対応しやすい。

刺繍ステッチの種類は、縫い目の方向や密度、模様の繰り返しパターンが類似しているものが存在し、ステッチ種類間の微細な差異を正確にとらえる必要がある。そこで本研究では、データ間の類似性を特徴空間に変換するために Triplet Network による Metric Learning を採用する。Triplet Network は anchor (基準画像)、positive (正例)、negative (負例) の 3 点を使用し anchor と positive 間の距離を近づけ、anchor と negative 間の距離を遠ざけるように学習を行う。これにより相対的な距離構造を学習できることからステッチ表面の模様の違い、縫い目方向の変化、線の密度といったデータの微妙な特徴の違いを捉えることができる。本研究では距離算出方法にはコサイン類似度を用い、特徴抽出部には 2 層の畳み込み層とプーリング層を適応させモデルを定義し、各ステッチ画像から局所パターンと方向性特徴を抽出するように設計する。

学習対象となるステッチ種別は「バックステッチ」「チェーンステッチ」「フレンチノットステッチ」「ロングアンドショートステッチ」「アウトラインステッチ」「ランニングステッチ」「サテンステッチ」の 7 種類を用いる。いずれも刺繍作品で頻繁に使用され、かつ表面模様の違いがステッチ分類において重要となる基本ステッチである。ステッチ表面の模様の特徴からラベルを割り当てるため学習データは図 4 のように実際の刺繍ステッチ表面画像を使用する。学習精度向上のため収集したステッチ画像に対して回転、シフト、色調変更、垂直・水平方向の反転などのデータ拡張を行い、ステッチごとのバリエーションを増やすことでデータの増強を行う。拡張後のデータ群の中には刺繍領域が欠損しているものやノイズが過剰に入ったものも含まれているため、これらの不適切なデータは手動で削除する。さらに、ステッチ種類ごとに収集枚数に偏りがあるため、各クラスのサンプル数が均等になるようにダウンサンプリングによって各ステッチデータ量のばらつきを抑える。最終的に得られた各ステッチ 776 枚の画像データによって学習を行う。学習の結果、検証データに対して約 94.01% の正解率、0.152 の損失値を達成し、ステッチ表面の模様に基づくステッチ分類モデルを構築した。

図 5 は、学習したステッチ分類モデルにより得られた 2 次元特徴空間上での各ステッチクラスの分類分布と、図 2 右図に示したイラストの各セグメントをステッチモデルに通して得られた推定ラベル（赤い星印）を示している。学習データに基づく各ステッチクラスは分類の結果、特徴空間上で明確に分離したクラスを形成しており、クラス間の境界も重なりが少ないことから、モデルがステッチ表面の模様の違いを適切に特徴抽出できていることが確認できる。また入力画像の各セグメントに対応する赤い星印においても、いずれも該当クラスのクラス内部に配置されており、クラスの外側に孤立する外れ値などの挙動は見られなかった。このことから、作成した学習済みモデルは未知のセグメント画像に対しても一貫して適切な特徴ベクトルを生成し、想定されるステッチクラスの近傍へマッピングできていることが分かる。

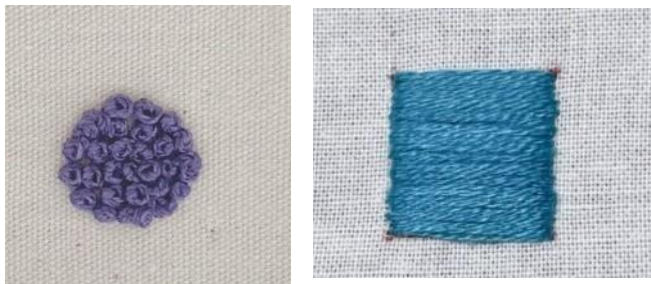


図 4 ステッチモデル作成で使用した刺繍ステッチ画像例
(左からフレンチノットステッチ, サテンステッチ)

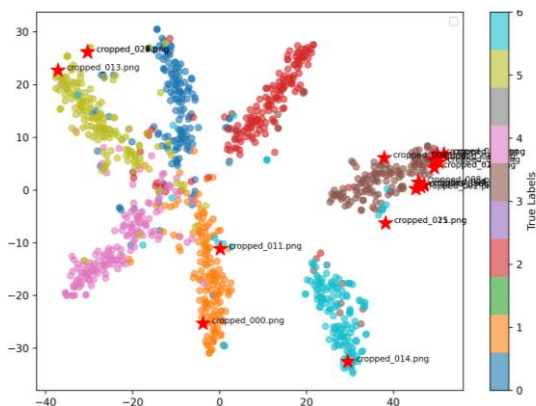


図 5 各ステッチの分類結果と図 2 をモデルに通したときのラベル分布(赤い星印)

3.3 ステッチラベル選択

ステッチ名称の出力では、画像変換後に得られたセグメントごとにステッチモデルに入力し、取得したステッチ種類をステッチラベルとして表示する。取得した各ラベルをセグメント画像内に提示したものを図 6 に示す。デザイン構成は各セグメントに数字を付加し、ステッチモデルから取得したセグメントに対応するステッチラベルを画像右側に一覧のように配置する。この構成により、ユーザがセグメント番号と推定されたステッチラベルの対応関係を一目で確認でき、複数セグメントから構成されるデザイン全体のステッチの把握が容易になる。

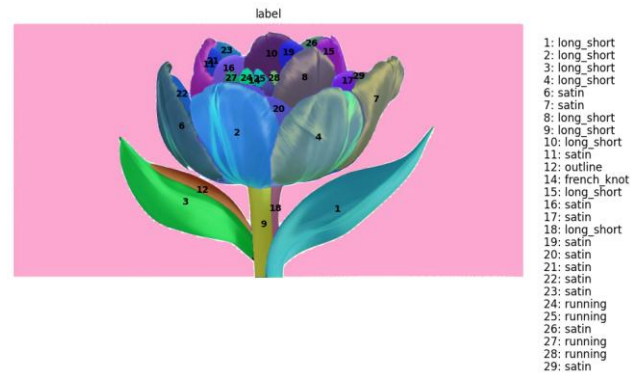


図 6 セグメント画像にステッチモデルから取得したステッチ種類を提示したもの

4. 実験

1 名の刺繍経験者によって、本システムで生成する前のイラストと生成後のイラストを刺繍し、比較することでステッチモデルが出力したステッチラベルの妥当性を検証する。刺繍経験者は、はじめに図 2 の左図のイラストを「バックステッチ」「チェーンステッチ」「フレンチノットステッチ」「ロングアンドショートステッチ」「アウトラインステッチ」「ランニングステッチ」「サテンステッチ」の 7 種類の中から自身でステッチを選択し刺繍する。その後、図 6 のステッチラベルを付加したセグメント画像に従って、図 2 の右図のイラストを刺繍する。なお使用する刺繍糸の色は、イラストの配色に基づいて被験者が選択する。

制作結果を図 7 に示す。ステッチモデルによって選択されたステッチ種類は、刺繍経験者が自身の判断で選択するステッチ種類と高い一致を示した。これは、モデルが抽出した特徴に基づくステッチ種類選択が、刺繍制作工程において人が行う専門的判断と同等の妥当性があると考えられる。また、提示されたステッチラベルに従って刺繍を行った際も、ステッチ選択や表現上の不自然さは指摘されず、実制作においても違和感なく使用できることが分かった。さらに画像変換処理によってイラスト表面に質感情報が付与されたことで、使用する刺繍糸の色の選択範囲が広がり、刺繍作品全体で陰影や奥行きが強調されるなど、より本格的で現実物体の印象に近い表現が得られた。加えて、SAM によるセグメンテーションにより分割領域を提示することで刺繍パーツが明確に分割され、刺繍パーツの構造の把握が容易になり、制作を効率化できる点で有用であると考えられる。



図 7 元のイラストから作成した刺繍(左)とシステムが提示したイラストとステッチラベルに基づいて作成した刺繍(右)

5. おわりに

本研究では、機械学習を用いて刺繍のステッチ種類を分類するモデルを構築し、ユーザが描いたイラストから刺繍図案を自動作成するシステムを提案した。本システムを使用することで、従来は刺繍経験や専門知識がなければ困難であった「イラストのステッチパーツへの分割」や「ステッチ種類の選択」といった作業工程が自動化することができた。その結果、刺繍初心者でも複雑な表現や質感のあるデザインへの取り組みが容易になり、手軽に本格的な刺繍作品の作成が可能な環境を提供できたと考える。同時に、刺繍の作業負担が軽減されることで、初心者だけでなく経験者にとっても効率的にデザインを検討できることが期待される。

本研究で構築したステッチ分類モデルは、手刺繍において特に使用頻度の高い 7 種類の基本ステッチを対象としている。しかし手刺繍には、立体的な質感や独特のテクスチャを持つ高度なステッチも存在する。今後、より多様なステッチをデータセットに追加し、モデルの識別対象を拡張することで、質感表現の幅が広がり、より特徴的で本格的な刺繍図案の自動生成が可能になると考えられる。また、複雑なステッチの推定精度向上のためのモデル改良や、ユーザが求めるデザインの雰囲気に応じてステッチ候補を提案する機能を導入することで、ユーザの創作意図をよりの確に反映した図案生成が可能となり、柔軟性と拡張性を備えた汎用性の高い刺繍デザイン支援システムへと発展することが期待される。

参考文献

- [1] ユザワヤ：刺繍キット販売に関するニュース，ユザワヤ公式サイト，<https://www.yuzawaya.co.jp/news/43357.html>，（参照 2025-12-11）。
- [2] 玉置尚吾，北直樹．グラフィックデザインのためのセマンティクスを考慮したスマートな色提案．情報処理学会第 82 回全国大会講演論文集，Vol.2020，No.01，pp.171-172 (2020)．
- [3] O'Donovan, P., Agarwala, A., and Hertzmann, A., "Design Scape: Design with interactive layout suggestions," Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems, pp. 1221-1224, 2015.
- [4] 伊藤謙祐，五十嵐悠紀．木目込み細工デザイン支援システム．画像電子学会誌，Vol.49，No.04，pp.315-325 (2020)．
- [5] 五十嵐悠紀，五十嵐健夫，鈴木宏正．3 次元モデルからのあみぐるみ生成．Visual Computing/グラフィクスと CAD 合同シンポジウム予稿集，Vol.2008，No.33 (2008)．
- [6] 高筒 飛輝，遠藤 結城，栗山 繁．漢字画像の刺繍データ化のための筆画分解．第 18 回情報科学技術フォーラム，Vol.2019，No.3，pp.215-216 (2019)．
- [7] N. A. Hamdan, S. Voelker and J. Borchers: "Sketch & Stitch: Interactive Embroidery for E-Textiles", Proc. CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 2018, No.82, pp. 1-13, <https://doi.org/10.1145/3173574.3173656>
- [8] Rombach, R., Blattmann, A., Lorenz, D., Esser, P. and Ommer, B.: High-resolution image synthesis with latent diffusion models, in Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 10684-10695 (2022).
- [9] Kirillov, A., Mintun, E., Ravi, N., Mao, H., Rolland, C., Gustafson, L., Xiao, T., Whitehead, S., Dollar, P., Girshick, R., Lo, W.-Y. and He, K.: Segment Anything, arXiv preprint, 2023, arXiv:2304.02643.
- [10] Musgrave, K., Belongie, S., & Lim, S.-N, "A Metric Learning Reality Check". arXiv:2003.08505, 2020, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2003.08505>