

少数の合成画像で細かな違いを学ぶ省資源型 AI 技術を開発

～AI が見るべき場所を残す新たなデータセット蒸留手法 FD²～

ポイント

- ・ AI の学習に使う大量の画像を、要点を保った少数の合成画像に圧縮。
- ・ 見た目がよく似たものを見分ける手がかりを残す新たなデータセット蒸留手法 FD²を開発。
- ・ 実験では分類精度が最大 15.1 ポイント向上し、データ保存量や計算量を抑えた AI 開発に期待。

概要

北海道大学大学院情報科学研究院メディアダイナミクス研究室の長谷山美紀教授、小川貴弘教授、同大学数理・データサイエンス教育研究センターの李 広助教、浙江大学修士課程の馬 宏旭氏、クイーンズランド大学の王 世傑博士研究員、上海人工知能研究所の周 東展リサーチサイエンティスト、大連理工大学の王 智慧教授、孫 寶利博士研究員らの研究グループは、鳥の種類や車種など見た目がよく似たものの細かな違いを、少量の合成データから学べる、新たなデータセット蒸留

(DD) *¹手法 FD²を開発しました。FD²により、保存するデータ量や計算量を大幅に抑えながら、見た目がよく似た対象でも高精度に分類できる AI の学習が可能になります。

DD は、大量の訓練データの要点を少数の合成データにまとめる技術です。例えば、AI 向けの分厚い教科書を、重要な内容だけを残した要約版にするものです。保存するデータ量や学習時間、計算量を大幅に減らせるため、省資源・省エネルギーな AI 開発を支える基盤技術として近年注目を集めています。一方、見た目がよく似た対象を見分けようとする場合、従来法では分類の鍵となる細かな手がかりが失われやすいという大きな課題がありました。FD²は、AI が画像のどこを見ているかを示す注意マップ*²と、種類らしさを表すクラスプロトタイプ*³を利用し、この課題を解決します。具体的には、①同じ種類の合成画像をその種類の代表的な特徴へ近づけ、別の種類から遠ざける、②複数の合成画像が同じ場所ばかりに注目しないようにする、という二つの工夫により、分類の鍵となる複数の場所（例えば鳥なら頭部や翼、車ならライトや車体形状）の情報を、多様な手がかりとして合成データに残します。実際、図 1 に示すように、FD²の合成画像には、対象を見分ける手がかりとなる複数の部位の情報が保たれていることが分かります。FD²は特定の対象に限らず、既存の手法に簡単に追加できる汎用的な設計であり、実験では分類精度が最大 15.1 ポイント向上したほか、構造の異なる様々な AI モデルでも効果を確認しました。

なお、本研究成果は、2026 年 9 月 8 日（火）～12 日（土）にスウェーデン・マルメで開催されるコンピュータビジョン分野の主要国際会議 The 19th European Conference on Computer Vision (ECCV 2026) にて発表予定です。

【背景】

画像認識 AI は、多くの画像を使って学ぶほど性能を高めやすい一方、画像の保存容量や学習にかかる時間、計算資源が膨大になります。データセット蒸留 (DD) は、大量の学習画像の要点を少数の合成画像にまとめ、その少数画像で AI を学習させる技術です。特に、事前学習、画像づくり (サンプル蒸留)、学習用の正解情報づくり (ソフトラベル生成) の三つのプロセスを分けて行う分離型 DD^{*4} は、その効率の高さから注目されています。しかし、見た目がよく似たものを分類するときは、ごく小さな部分の差が判断の鍵となります。例えば、鳥の種類ならくちばしの形や翼の模様、車種ならライトの形状です。従来法では、こうした手がかりや、同じ種類の中にある姿勢や背景の違いが合成画像から失われることがありました。

【研究手法】

FD²は事前学習で Counterfactual Attention Learning (CAL) ^{*5}を使い、AI が画像のどこを見て判断したかを注意マップとして捉えます。また各種類らしさを表すクラスプロトタイプも学びます。例えば鳥なら、頭部、くちばし、翼、胴体などが、種類を見分けるための候補になります。これにより、画像全体の種類を示すラベルだけでなく、どの部分が判断の鍵になるかという情報も利用できます。

合成画像を作るときは、二つのルールを使います。一つ目は、同じ種類の合成画像をその種類の代表的な特徴へ近づけ、別の種類から遠ざけることです。これにより、同じ種類らしさを保ちながら、別の種類とは区別しやすくします。二つ目は、複数の合成画像が同じ場所ばかりを見ないようにすることです。頭、翼、胴体など、画像ごとに異なる場所の情報を残し、見分けに使える手がかりを増やします。この二つを細粒度特性制約^{*6}、類似性制約^{*7}と呼びます (図 2)。FD²は既存の分離型 DD に簡単に追加でき、学習の流れを大きく変える必要はありません。

【研究成果】

CUB-200-2011 (鳥類)、FGVC-Aircraft (航空機)、Stanford Cars (自動車) の、見た目がよく似た対象を集めた三つのデータセットと、ImageNette、ImageWoof の二つの一般的なデータセットで性能を調べました。その結果、FD²を既存手法 SRe²L++及び FADRM+に組み込むと、多くの条件で Top-1 精度 (AI が 1 位に選んだ答えが正解だった割合) が向上しました。特に Stanford Cars では、SRe²L++で最大 15.1 ポイント、FADRM+で最大 13.8 ポイント向上しました。異なる構造の AI モデルでも性能が改善し、作成した合成データをより幅広く利用できることも確認しました。FD²の合成画像には、対象の識別に役立つ複数の部位の手がかりが保たれていることも確認できました。

【今後への期待】

FD²は、少数の合成データからでも、見た目の小さな違いを効率よく学べるようにする技術です。保存量や再学習時の時間・計算量を減らせる可能性があります。生物の種の識別、工業製品の外観検査、医用画像の解析など、画像の一部が判断の鍵になる分野への応用が期待されます。今後は、Vision Transformer を含む様々な AI モデルや、ImageNet-1K 規模の大規模データへの対応を進めます。

【謝辞】

本研究の一部は JSPS 科研費 JP24K02942、JP25K21218、Data Intelligence Innovation Base Project (FPF10120260003)、Scientific Embodied Multi-Agent System Project (FPF10120250008) の助成を受けたものです。

学会情報

発表名	FD ² : A Dedicated Framework for Fine-Grained Dataset Distillation (FD ² : 細粒度データセット蒸留のための専用フレームワーク)
著者名	馬 宏旭 ^{†1} 、李 広 ^{†2} 、王 世傑 ³ 、周 東展 ⁴ 、孫 寶利 ⁵ 、小川貴弘 ⁶ 、長谷山美紀 ⁶ 、王 智慧 ⁵ (¹ 浙江大学、 ² 北海道大学数理・データサイエンス教育研究センター、 ³ クイーンズランド大学、 ⁴ 上海人工知能研究所 (Shanghai AI Laboratory)、 ⁵ 大連理工大学、 ⁶ 北海道大学大学院情報科学研究院、 [†] 共同筆頭著者)
学会名	The 19th European Conference on Computer Vision (ECCV 2026・コンピュータビジョンの国際会議)
開催日	2026 年 9 月 8 日 (火) ~ 9 月 12 日 (土)

お問い合わせ先

北海道大学大学院情報科学研究院 教授 長谷山美紀 (はせやまみき)

T E L 011-706-6078 F A X 011-706-6078

メール mhaseyama@lmd.ist.hokudai.ac.jp

U R L <https://www-lmd.ist.hokudai.ac.jp/member/miki-haseyama/>

配信元

北海道大学社会共創部広報課 (〒060-0808 札幌市北区北 8 条西 5 丁目)

T E L 011-706-2610 F A X 011-706-2092 メール jp-press@general.hokudai.ac.jp

【参考図】

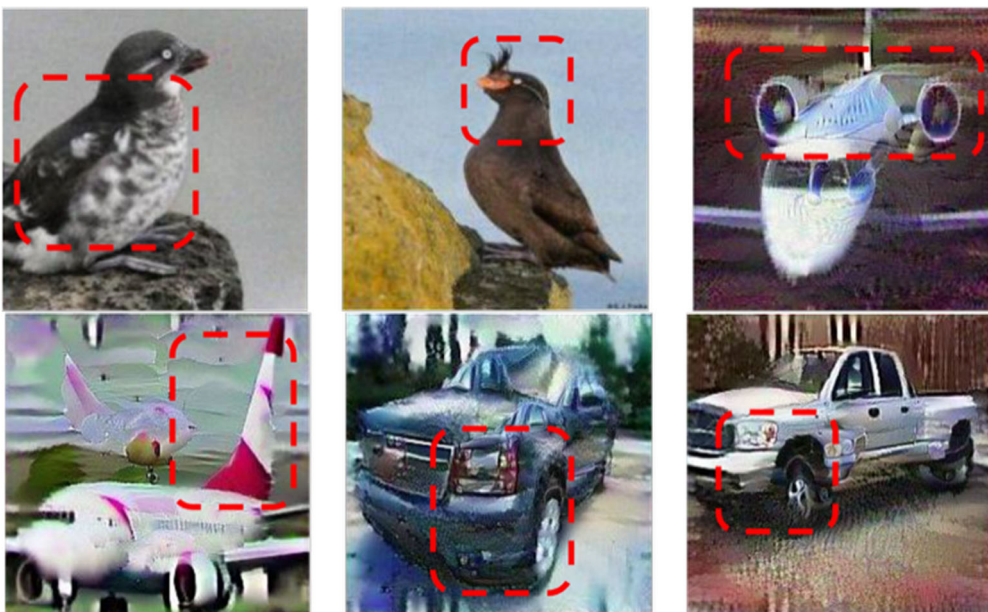


図 1. 提案手法 (FD²) が生成した合成画像及びその注目領域 (赤枠)

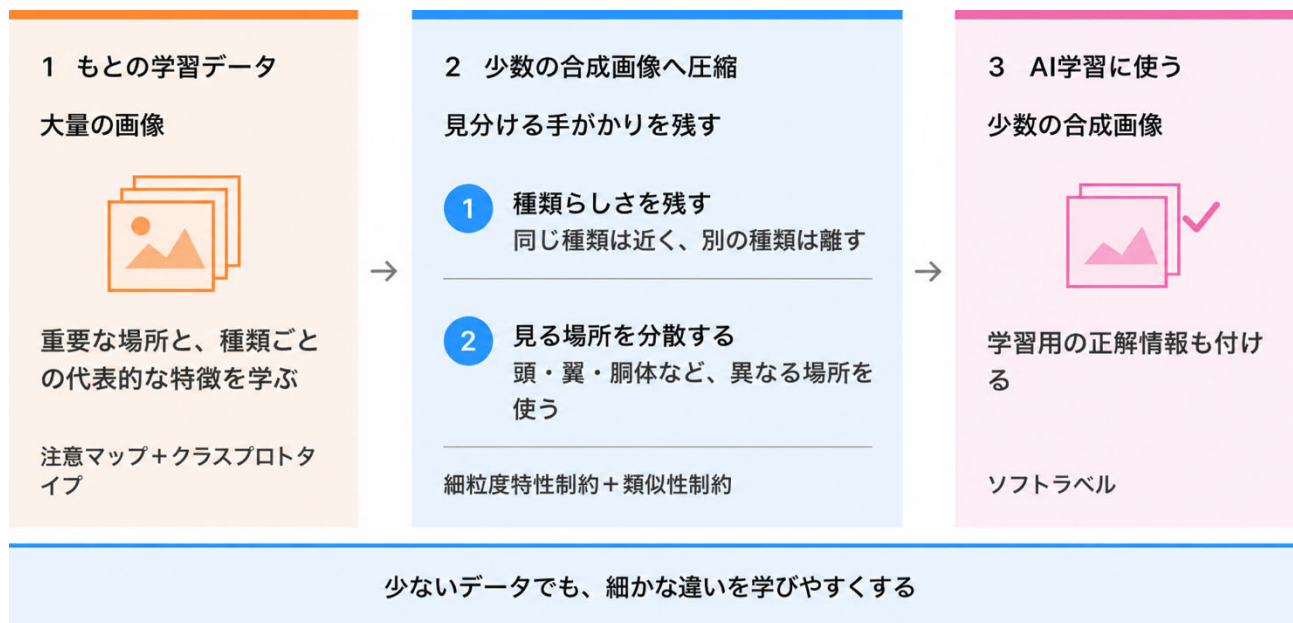


図 2. FD²が大量の画像の要点を少数の合成画像にまとめる流れ

【用語解説】

- *1 データセット蒸留 (DD) … 大規模な訓練データを少数の合成データに圧縮し、その合成データでモデルを学習できるようにする技術。
- *2 注意マップ … 画像の中で AI が判断に重要とみなした領域を重みとして可視化したもの。
- *3 クラスプロトタイプ … 各クラスを代表する特徴表現で、同じクラスのデータを近づけ、異なるクラスを区別する基準となる。
- *4 分離型 DD … 事前学習、サンプル蒸留、ソフトラベル生成を分けて行うデータセット蒸留の枠組み。
- *5 Counterfactual Attention Learning (CAL) … 画像内の識別に有効な局所領域を見つけ、その特徴を学習する注意学習手法。
- *6 細粒度特性制約 … 合成データを同じクラスのプロトタイプへ近づけ、他クラスから遠ざけることで、細かな違いを学習しやすくする制約。
- *7 類似性制約 … 同じクラスの合成データが似た領域だけに注目しないようにし、多様な識別手がかりを保つための制約。