

## 新製品開発支援のための製造段階毎の過去図面参照ニーズに合わせた図面特徴抽出 Feature extraction of drawings tailored to the needs for referencing past drawings at each manufacturing stage to support new product development.

宮本 泰佑<sup>†</sup> 島川 博光<sup>†</sup> 原田 史子<sup>†</sup>  
Miyamoto Taisuke Simakawa Hiromitsu Harada Humiko

### 1. はじめに

製造業における新規製品の開発プロセスでは、過去に作成された図面の参照が、設計の効率化や品質確保において重要な役割を果たしている。しかし現場では、図面の検索や選定が設計者の記憶や経験に依存しており、体系的な活用がなされておらず、多くの時間がかかってしまう。また各設計段階に対応する部署ごとに作業に必要な参照図面が異なる。

本研究はこの課題に対し、部署ごとに異なる参照ニーズに対応した、過去図面の自動類似度評価と提示を行う手法の開発を目的とする。新規に作成された図面に対して、深層学習モデルと OCR を用いて部署ごとの参照ニーズに対応するための複数視点からの製品情報を抽出し、部署ごとに重視する視点を用いて過去図面との類似度を算出し、類似図面を自動提示することで、効率的な設計支援を実現する。本手法により、属人的だった図面参照作業の自動化と、設計現場における業務効率化およびナレッジ活用の促進を図る。

図面画像から CNN (畳み込みニューラルネットワーク) により特徴を抽出し、コサイン類似度を用いて類似度を定量的に評価した結果について述べる。

### 2. 画像ベース類似度評価手法

#### 2.1 CNN (畳み込みニューラルネットワーク)

CNN[1]は、人間の視覚野 (目で物を見て判断する脳の働き) を模した構造を持っており、画像内の局所的な特徴 (エッジ、模様、形など) を抽出し、それを段階的に組み合わせて全体を理解する仕組みである。

主な特徴として

- ・人の手で特徴量を設計せずとも、画像から有用なパターンを自動で学習する。
- ・低次の特徴 (エッジなど) から高次の特徴 (形、構造) へと段階的に抽象化される。

#### 2.2 コサイン類似度

コサイン類似度は、主にベクトル同士の「向きの近さ」を測る指標で、2つのベクトルがどれくらい似ているか

(同じ方向を向いているか) を数値化する。特に、テキスト処理や画像処理などで「意味」や「特徴の近さ」を比べるときによく使われる手法である。

### 3. 異なるニーズに合わせた参照図面抽出

本研究では、新規製品の開発支援を目的として、新たに作成された図面と過去の図面群を入力とし、それらの図面画像から部署ごとの異なる参照ニーズに対応できる有用な情報を抽出・比較するシステムを構築する。実製品の開発現場にインタビューした結果、取引先・商品名・寸法・材料・加工条件・製品の形状・外注などの付帯情報といった

属性が合致するものが参照されているが、各属性を考慮すべきかどうかは部署ごとに異なることがわかった。

そこで本研究では、新規図面および過去図面から以下のように属性を抽出し、類似性基準をもうける。

- ・取引先および商品名は、図面の特定領域にある表題欄に表記されている。そこで図面から表題欄領域を切りだし、OCR 機能を用いて取引先と商品名を抽出する。取引先の一致や商品名の類似性を類似基準とする。

- ・外注のような付帯情報は過去図面に紐づいており、開発工程管理のデータベースに保存されている。そこで部署の指定に基づいて必要な付帯情報を持つ開発工程に対応する開発図面を抽出する。

- ・部品の形状については、図面全体を深層学習モデルに入力し、図面中の形状や構造に関する特徴をベクトルとして抽出する。

- ・図面中には寸法が表記されている。図面中から製品の直径や切削の数値、その表記されていた位置を OCR によって抽出する。

検索のさい、部署ごとに指定した属性を用いて上記類似性基準に基づいて検索する。これにより部署ごとに異なる参照ニーズに対応する。

### 4. 図面の形状に対する類似検索手法

3. で述べた検索システムの前段階として、図面の形状情報のみを用いて類似図面を検索するシステムの評価を図 1 に示す。本システムではまず、新規図面および過去図面を深層学習モデルに入力し、図面中の形状や構造に関する特徴をベクトルとして抽出する。次に、これらの特徴ベクトルを用いて、新規図面と各過去図面との類似度を計算する。類似度の計算には、特徴ベクトル間の相対的な距離を基準とし、数値的にどの図面がどれほど近いかを定量的に評価する。さらに、本手法では、開発段階や参照意図に応じた数値情報・表題情報なども併用して、図面の類似性を多角的に判断する。その上で、類似度の高い図面群をグルーピングし、最終的に類似度が上位 10% の図面グループを抽出・提示する。

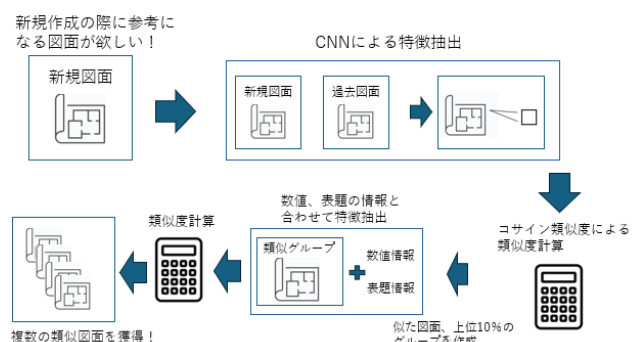


図 1 手法概要図

<sup>†</sup> 立命館大学 情報理工学部

College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

#### 4.1 図面画像から特徴ベクトルを取得

本研究では、特徴抽出のために PyTorch が提供する事前学習済みの DenseNet121 モデルを使用する。モデルの構築にあたっては、DenseNet121 の各層を順に取得し、最後の全結合層（分類層）を除外することで、分類処理は行わず、中間層までの出力を特徴ベクトルとして利用している。また ResNet18 も実験的に使用し、それぞれの分類層を除外して特徴ベクトルを取得し、類似度評価を行った。

#### 4.2 特徴ベクトル間の類似度評価

本実験では、特徴ベクトル間の類似性評価にユークリッド距離ではなくコサイン類似度を採用している。これは、ベクトルの大きさではなく方向（なす角）に着目するコサイン類似度の方が、図面構造の本質的な特徴を反映しやすいと考えられるためである。CNN で抽出された特徴は、スケールや明度の影響を受けやすいが、方向性は図面の形状や構成に関する情報を保持している。したがって、本研究の目的である類似図面の抽出には、コサイン類似度の方が適していると判断した。

### 5. 図面の形状に対する検索結果

今回はオーエヌ工業株式会社が配布している工業製品図面 [4] を使用して提案手法の結果を取得した。

#### 5.1 データの前処理

PDF 形式で取得した図面を画像に変更した後、以下の前処理を行った。まずグレースケール化でこれは特徴抽出を行う際のノイズの低減を目的としている。次に 256×256 にリサイズし、さらに正規化することで計算コストとメモリ使用量を削減している。

#### 5.2 実行結果

上記の前処理を行った後、CNN による特徴抽出を行った。本研究では対照実験として DensNet121 と ResNet18 を使用した。さらに類似度の評価方法としてコサイン類似度とユークリッド距離の比較も行っている。

図 2 は DensNet121 を使用した特徴抽出を行った結果である。上段はコサイン類似度、下段はユークリッド距離の結果を表示している。図 3 は ResNet18 を使用しており表示方法は DensNet121 と同様である。

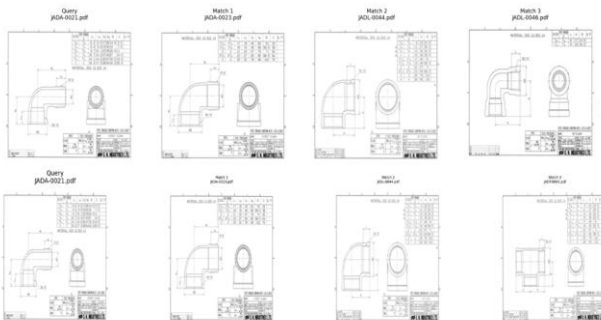


図 2 実行結果

### 6. 考察と今後の課題

#### 6.1 考察

DenseNet121 は、ResNet18 と比較して、図面全体の構造や形状の類似性をより正確に捉える傾向が見られた。視覚的にも DenseNet によって抽出された図面群は、構成の一貫性が高く、誤マッチが少ない結果となった。これは、DenseNet の特徴再利用構造が、図面全体にわたる意味的特徴の抽出に有利に働いた結果であると考えられる。

#### 6.2 今後の課題

今後の課題としては、以下の 2 点が挙げられる。

図面中心部分の切り出し（クリッピング）を行い、部品形状そのものに焦点を当てた比較を可能にすることで、目的に応じた特徴抽出の柔軟性を高める。

図面内に記載された数値情報（寸法、材料、加工条件等）を OCR などで取得し、画像特徴と数値情報を統合した類似度評価を行うことで、より意味的な類似性に基づくマッチングを実現する。これらの拡張により、図面類似度評価の精度向上とユーザーニーズへの適応性がさらに高まり、実用的な設計支援ツールとしての完成度が向上すると期待される。

### 7. 終わりに

本研究では、新規製品開発における図面参照支援を目的として、DenseNet121 を用いた特徴抽出とコサイン類似度による類似図面検索手法を実装評価した。実験により、本手法は視覚的に妥当な図面類似評価が可能であり、設計者の負担軽減やノウハウ再利用の促進に寄与する可能性が示された。本手法は、従来属人的に行われていた図面の参照作業を自動化し、製造業における設計支援の効率の向上に貢献する。特に、図面全体を対象とした特徴抽出が、構造的な近似性の把握に効果的である点は、実務面での有用性が高い。今後は、図面中心部のクリッピングや図面内数値情報の統合により、さらに高精度かつ柔軟性の高い検索手法の構築を目指す。最終的には、実環境でのリアルタイムな活用を見据え、より実践的な設計支援ツールへの発展が期待される。

#### 参考文献

- [1] Aimin Yang, Xiaolei Yang, Wenrui Wu, Huixiang Liu, Yunxi Zhuansun, "Research on Feature Extraction of Tumor Image Based on Convolutional Neural Network," IEEE Access, Vol. 7, pp. 30931-30938, 2019.
- [2] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," in Proc. of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 770-778, Las Vegas, NV, USA, June 2016. DOI: 10.1109/CVPR.2016.90
- [3] Liping Yang, Ming Gong, Vijayan K. Asari, "Diagram Image Retrieval and Analysis: Challenges and Opportunities," in Proc. of the 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), Seattle, WA, USA, pp. 2346-2355, June 2020. DOI: 10.1109/CVPRW50498.2020.00098
- [4] オーエヌ工業株式会社, "製品情報 | ねじ込み継手," <https://www.onkyo-net.co.jp/product/pipefitting/>, (参照日: 2025年6月4日) .