ノート

ディープラーニングによる類似製品の検索に関する研究

大野　宏*　石澤　賢太*　福嶋　祐一*

Study for Searching Similar Products using Deep Learning

OHNO Hiroshi*, ISHIZAWA Kenta* and FUKUSHIMA Yuichi*

1. 緒　　言

製造業で新規に見積もりを出す場合，過去の類似品を参考にすることが多い。この方法は，他の社員が出した見積もりを短時間で見つけ出すことが難しく，その結果，経験のある社員に見積もり業務が偏ってしまう課題がある。他方，見積もりを早く正確に出すことが求められており，AI（Artificial Intelligence）で見積もりを自動化できないかとの相談が寄せられている。実際に見積もり自動化の取り組みは多く，3 次元 CAD データをウェブ上にアップし，自動で見積もりを行うサービス[1)]も見受けられる。

我々は，ディープラーニングを活用し新規に見積もり依頼のあった製品の類似品を，過去の製品から短時間で検索する方法の研究に取り組んだ。合わせて類似品検索をシステム化することによって，他の社員が見積もりした製品を参考にすることができる。2 次元の図面や画像で類似品を検索する方法は種々の課題があるため，ここでは 3 次元データを活用した。

2. 類似品の検索方法

最初に，2 次元画像の類似画像を検索する方法を説明する。2 次元の類似画像を検査する方法の一つとして，2 次元画像を分類する畳み込みニューラルネットワーク（Convolutional Neural Network：以下，CNN）を使う方法が知られている。図 1 に，手書き数字を分類する Lenet[2)]と呼ばれる CNN の構成を示す。前半は画像の特徴を抽出する畳み込み層と位置ずれを吸収するプーリング層，後半は前半の結果をまとめる全結合層と最終の出力層によって構成される。このネットワークは，手書き数字を 0～9 に分類することが目的であるが，最終出力層の 1 個手前の全結合層（入力側から数えると第 6 層）の出力は，入力画像が似ていると同じような値になる。この性質を利用し，第 6 層を比較して類似品を検索する。例として，図 2 に 4 枚の手書き数字画像「0」を入力した時の第 6 層のセル 32 個の出力値を示す。(a)と(b)は縦長の「0」，(c)と(d)は横長の「0」で，互いに画像

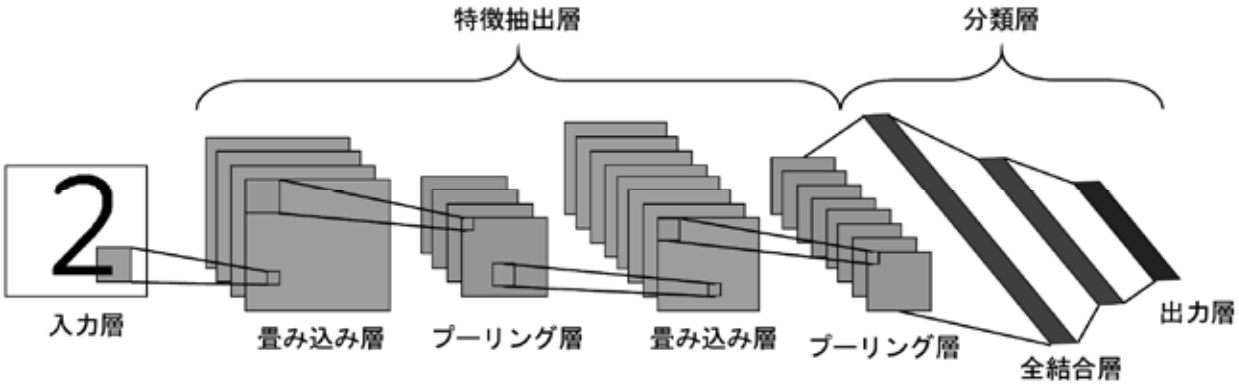
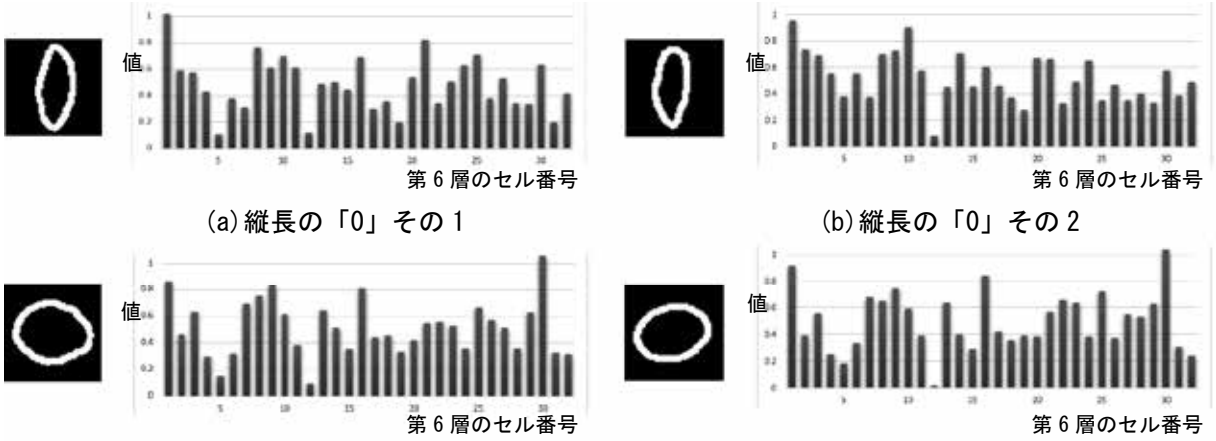


図 1　手書き数字を分類する CNN の構成

* 中越技術支援センター



(a)縦長の「0」その 1　(b)縦長の「0」その 2

(c)横長の「0」その 1　(d)横長の「0」その 2

図 2　手書き数字と第 6 層の出力値

表 1　各画像間の第 6 層の差分の平均値

	(a)	(b)	(c)	(d)
(a)		0.105	0.138	0.151
(b)	0.105		0.174	0.195
(c)	0.138	0.174		0.059
(d)	0.151	0.195	0.059	

が類似しており，第 6 層の値は同じようになっている。この様子を数値で表したものが表 1 で，4 枚の画像の第 6 層のセル 32 個同士の差分の平均値を示す。画像が類似している(a)と(b)，(c)と(d)は第 6 層の値も近くなっている。

2 次元図面を比較して類似品を探す場合，実際の製品の実線以外に寸法線や寸法が記入されており，これらが製品自体の類似性の検索を妨げる。また，カメラで撮像した 2 次元画像で比較する場合，カメラの向きや照明によって見え方が変わり類似度が下がってしまう。一方，近年ディープラーニングを使い 3 次元物体をクラスごとに分類するネットワークが提案されており，これを使えば同じ原理で，類似した製品を検索できる。本研究では 3 次元物体の分類ネットワークである PointNet [3] を使い 3 次元物体を点群として扱い，その類似品を検索した。

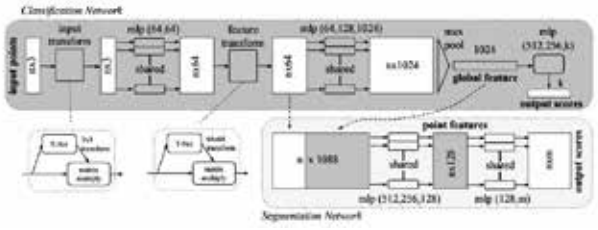


図 3　3 次元点群を分類する PointNet の構成

3.　PointNet による類似品の検索

PointNet は，与えられた点群全体に対してクラス分類を行うことができ，それぞれのセグメントに対してラベル付けすることもできる。このネットワークは，点群データの順番による影響と回転による影響をなくし，高い認識率を実現している。

PointNet の構成を図 3 に示す。このネットワークは 3 次元の物体を k 個のクラスに分類する構造になっており，最終出力層の 1 個手前の mlp（Multilayer perceptron）の 256 個の出力を比較して類似品を検索する。実際には，PointNet を改良した PointNet++ [4] を利用し，類似品検索プログラムを作成した。

4.　類似品の検索実験

ModelNet10 [5]の 10 種類（bathtub，bed，chair，desk，dresser，monitor，night_stand，sofa，table，toile）の点群データを使い，類似品の検索実験

を行った。最初に，学習用の 3,991 個のデータを過去に見積もりした製品として学習させ，ネットワークモデルを作成した。次に，試験用 908 個のデータの中から 1 個（ここでは bathtub）を選んで新規見積もり品とし，学習済みネットワークに入力し最終出力層の 1 個手前の全結合層の出力値を計算する。これと，学習用に使ったデータ出力値を比較し，差分の小さいものから順に類似度の高いものとして 5 個を表示する。作業者は，この中から最も見積もりの参考になりそうなものを選ぶ。例として図 4 に角張った bathtub の類似品を 5 個，図 5 に丸みをおびた bathtub の類似品を 5 個検索した結果を示す。角張った bathtub を入力した場合は角張った形状のものが，丸みをおびた bathtub の場合は丸みをおびた形状のものが類似品として検索された。学習用データ 3,991 個の中から類似品 5 個の検索に要する時間は 8.5 秒であった。使用した Windows10 ノート型パーソナルコンピュータの主な仕様は，CPU が Intel 社製 Core(TM) i7-8750H 2.20GHz 2.21 GHz，メモリサイズは 8GB である。

5. 見積もりへの適用

ここまでは過去に見積もりした製品の中から類似品を検索する方法を述べた。この類似品の製造に使用する材料の量，価格，個数，その加工方法や工数などの情報を紐づけて表示させ，新規見積もり品に応じて修正すれば， 短時間で見積もりを作成することができる。

6. 結　　言

(1) 3 次元物体を分類するネットワークを使い類似品を検索するシステムを開発した。

(2) 検索された類似品の材料や加工に関する情報を表示させ，これらを修正すれば，比較的短時間で新規製品の見積もりが可能となる。

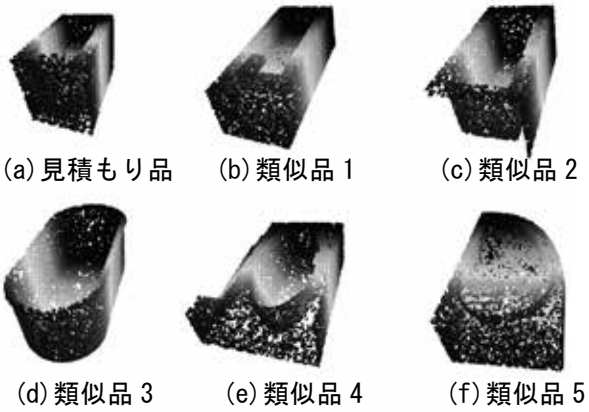


図 4　角張った bathtub の類似品検索結果

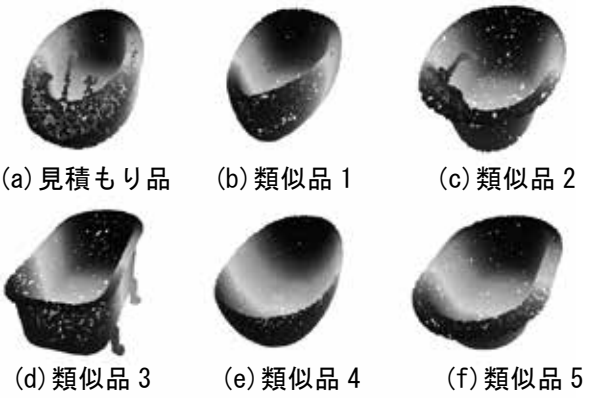


図 5　丸みをおびた bathtub の類似品検索結果

参考文献

1) https://jp.misumi-ec.com/, ミスミの自動見積もり meviy, 2021 年 3 月 10 日

2) Y. LeCun et.al, “Gradient-based Learning Applied to Document Recongnition”, *Proceedings of the IEEE*”, Vol.86, No.11, 1998, pp. 2278-2324.

3) Charles R. Qi, et al, “PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation”, arXiv(2016), https://arxiv.org/pdf/1612.00593.pdf

4) Charles R. Qi, et al, “PointNet++: Deep Hierarchical Feature Learning on Point Sets in a Metric Space”, arXiv(2017), https://arxiv.org/pdf/1706.02413.pdf

5) https://modelnet.cs.princeton.edu/, PRINCETON MODELNET, 2021 年 3 月 10 日