...

家具製造現場におけるトレーサビリティ基盤技術の開発(第3報)棚卸支援Webアプリケーションへの機械学習による画像認識の適用

森茂智彦*1, 生駒晃大*2, 山口穂高*1, 藤巻吾朗*1

Basic Technology Development of Traceability in the Furniture Manufacturing Field (III)

Applying Machine Learning to Inventory Support Web Application

MORIMO Tomohiko*1, IKOMA Akihiro*2, YAMAGUCHI Hodaka*1, FUJIMAKI Goroh*1

昨年度開発した木製家具製造業における部材の在庫数のカウントを支援するWebアプリケーションに、機械学習による画像認識機能を追加した。部材は製造現場の中で比較的数の多い丸棒とし、学習モデルにYOLOv5を用いて物体検出モデルを作成した。機能をアプリケーションに実装し、実際の木製家具製造現場での丸棒部材の画像を用いて評価した結果、十分な認識精度が得られたため棚卸の効率化が期待できた。

1. 緒言

棚卸は企業の正確な利益の把握や在庫管理に必要な作業である。木製家具製造業において、丸棒のような部材は図1のように棚の中に規則的に並んでいるとは限らないため、数えている最中に数え終えたものとまだ数えていないものの区別が分からなくなったり、丸棒が転がり配置が変わることでやり直しとなったりすることがあるため、効率良く在庫数をカウントできることが求められている。

この課題に対して、前報では図2に示す棚卸支援Webアプリケーションを開発した¹⁾。部材棚の画像を撮影し、画像上の全ての部材をタップし印を付けることで、その印の数を部材の数とするものである。また、部材の数が多い場合にタップの労力を低減するため、画像認識により検出した丸棒に自動で印を付ける機能を実装した。作業者は目視により、未検出の部材へ印の追記と誤検出した印の消去のみ行えば良いため効率化を図れる。前報では画像認識にOpenCV. jsによるHough変換を用いたところ、部材によっては認識率が低く、修正するほうが労力のかかる場合があった。

そこで本報告では、画像認識精度を高め修正作 業の負担を軽減することを目的として、機械学習 による画像認識を検討したので結果を報告する。



図1 丸棒部材の例



図2 アプリケーション画面

^{*1} 試験研究部

^{*2} 岐阜県産業技術総合センター 情報技術部

2. 物体検出モデルの作成

2.1 学習

学習モデルにはYOLOv5を用いた²⁾。YOLOv5は物体 検出において定評のあるYOLO (You Look Only Once) のバージョン5に相当する。

学習データには、実際に木製家具メーカの部材棚に格納されていた丸棒の画像を用いた。まず画像をグレースケール画像に変換した。グレースケール画像への変換式は式(1)を用いた³⁾。

V=0.2126*R+0.7152*G+0.0722*B • • • (1)

その後、グレースケール画像内の1,022個の丸棒 にアノテーションを行い、さらにデータ拡張処理 を行うことで5,702枚の画像データセットを作成 した。画像データセットはランダムに学習用4,037 枚、検証用1,168枚、テスト用497枚に振り分けた。

学習パラメータは認識解像度640×640、バッチサイズ8、Epoch数1,000とした。パラメータファイルは、スマートフォンやタブレットでの使用を考慮し、最も軽量なYOLOv5s.yamlを用いた。

2.2 評価

学習を行った結果を図3に示す。

<各項目の説明>

・Box:検出位置(ボックス)の正確さ

- ・ Objectness: 検出範囲内の物体の有無の信頼度
- ・Classification: クラス分類の信頼度、今回は丸 棒1種類のみを検出するため空欄
- ・Precision:検出結果の中で正しく検出できた割合
- ・Recall:正解の総数に対し正しく検出できた割合
- ・mAP@0.5: 正解位置とのIOU (ボックス同士の重なり比率)が0.5以上の検出結果を正解とした場合の全クラスに対するAP (物体検出の精度)の平均、今回は1クラスのためAP@0.5と同義
- ・mAP@0.5:0.95:IOUを0.5~0.95の範囲で0.05刻みに変化させた時のAPの平均から全クラスに対する平均を求めたもの、今回はAP@0.5:0.95と同義

Box、Objectnessは損失関数で計算された正解値と予測値の誤差で与えられ、学習が進むにつれて減少しているため、精度を高めながら学習できていることがわかる。また、検出用データに対する損失(val Box、val Objectness)もほぼ収束しているため過学習は見られなかった。

学習終了時の検証用データに対するPrecision, Recall, mAP@0.5は0.993, 0.992, 0.996となり、十分な学習を行えていると判断した。

テスト用データに対して、検出結果同士の重なりを抑制するためのIOUによるしきい値を0.3として評価を行った結果を表1に示す。Precision、Recall、mAP@0.5は0.996, 0.998, 0.997であり、問題なく検出できていることを確認した。

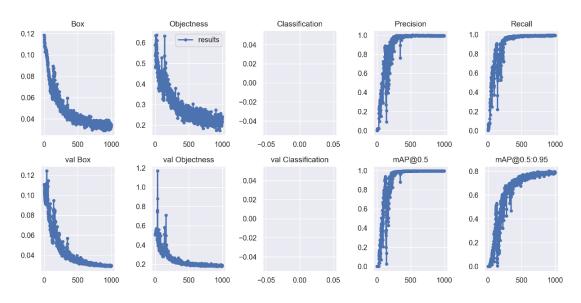


図3 学習結果

表1 テスト結果

項目	Precision	Recal1	F値	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
結果	0. 996	0. 998	0. 997	0. 997	0.831

画像認識機能の実装と評価

3.1 機能の実装

棚卸支援Webアプリケーションに機械学習によ る画像認識機能を実装した。Webアプリケーション をローカル上でも動作させることを見据えて、機 械学習のライブラリにはTensor Flow. is⁴⁾を用い た。オープンソースの機械学習ライブラリTensor FlowのJava Script 版である。バージョンは3.0.0 を用いた。

作成した物体検出モデルはPyTorchで記述され ているため、モデルをTensor Flow. jsに対応した 形式に変換した。変換順序はPy Torch → onnx → Tensor Flow → Tensor Flow. jsであった。

端末で撮影した丸棒の画像を式(1)によりグレ ースケール画像へ変換した後、Tensor Flow. jsに て物体検出を行う。認識後のバウンディングボッ クスは、しきい値(検出スコア*検出の確かさ)が 0.5以上、IOU(ボックス同士の重なり比率)が0.3 以下のものを最終的な認識結果とした。端末の処 理時間短縮のため、IOUは低くし、重なる場合は積 極的に除外するようにした。

3.2 評価

実装した機械学習による画像認識機能を評価す るため、実際に木製家具メーカの部材棚に格納さ れていた学習データとして不使用の丸棒の画像6

枚を認識させた。また、同じ画像を用いてHough変 換による画像認識を行い、機械学習による結果と 比較した。Hough変換は前報と同条件で行った¹⁾。

認識結果を表3に示す。検出した部材に白色の丸 印を付した。また、検出した数の内訳を表2に示す。 未検出数は検出されていない部材の数であり、誤 検出数は丸棒がないところを誤検出した印の数で ある。

機械学習による結果は、全体を通して未検出数 と誤検出数は少なく、部材に1個ずつ印を付ける場 合に比べて、少しの修正作業でカウントできる。特 にNo. 1, 2, 3のように本数が多い部材を高精度に 認識できたため、本アプリケーションを用いるこ とで棚卸の効率化につながると考える。また、撮影 した画像をグレースケール化して認識させている ため、No. 4,5のように木口面を着色している部材 でも問題なく認識できた。No. 6のように木口面に 穴が空いている部材は学習用の画像データセット には用いていないが、認識させたところ正しく認 識することができた。

Hough変換による結果は、機械学習での結果と比 較すると未検出数と誤検出数ともに多い。特に、No. 3では70%以上の部材が未検出であった。

以上より、機械学習による画像認識を用いるこ とで、前報でのHough変換による方法に比べて修正 箇所を減らせるため、画像認識結果に対する修正 作業の労力の低減を図ることができる。

表2	検出数の内訳
1×4	1円 田 奴 ソアコロハ

No	部材	機械学習				Hough変換			
	本数	検出総数	正解数	未検出数	誤検出数	検出総数	正解数	未検出数	誤検出数
1	60	60	60	0	0	44	41	19	3
2	86	86	86	0	0	70	70	16	0
3	262	262	261	1	1	75	75	187	0
4	10	10	10	0	0	13	10	0	3
5	22	23	22	0	1	24	21	1	3
6	44	44	44	0	0	58	40	4	18

表3 画像認識結果





4. まとめ

木製家具製造業における在庫数のカウントを支援するWebアプリケーションに、機械学習による画像認識機能を実装した。部材は製造現場の中で比較的数の多い丸棒とし、学習モデルにYOLOv5を用いて物体検出モデルを作成した。作成したモデルのmAP@0.5は0.997となり、十分な性能を得ることができた。このモデルを用いて部材の画像を認識させた結果、高精度に認識することができた。従来のHough変換による結果と比べて各段に認識精度を向上させることができたため、本アプリケーションを用いることで棚卸の効率化が期待できる。

ただし、高精度に認識できた理由として、丸棒の木口面が単純な形状であり、部材によって大きな違いがなかったためであると考えている。今後、学習させた部材に比べて形状が大きく異なる丸棒を認識させる場合、認識率が下がる可能性がある。その場合には、都度認識させたい丸棒の形状を学習させる必要がある。

今後は、開発したWebアプリケーションを木製家 具製造現場の棚卸に活用していきたい。また、画像 認識機能以外にも付録に示すようなアプリケーションの改善点が挙げられるため、より使いやすく なるよう努めていきたい。

辂樵

研究のきっかけを作っていただき、木製家具製造現場の写真撮影にご協力いただきました関係者の方々、実験に参加していただいた方々にこの場を借りて厚く御礼申し上げます。

参考文献

- 1) 森茂智彦ら: 家具製造現場におけるトレーサビリティ基盤技術の開発(第2報) OpenCV. js を用いた画像認識による棚卸支援 Web アプリケーションの開発, 岐阜県生活技術研究所研究報告, 23, pp. 31-36, 2021.
- 2) Ultralytics, yolo v5, https://github.com/ultralytics/yolov5, 2022年1月27日参照
- 3) ITU-R Rec BT. 709, https://www.itu.int/rec/R-REC-BT.709/en, 2022年3月18日参照
- 4) Tensor Flow. js, https://www.tensorflow.or g/js, 2022年1月27日参照

付録 アプリケーションの今後の課題

ションの改良を行っていきたい。

機械学習機能を実装した棚卸支援Webアプリケーションを実験参加者に使用させて意見を聞いた。 実験参加者は12名(男性6名、女性6名)であった。 主な意見を下記に示す。意見を元にアプリケー

○操作性に関する内容

- ・消したい印をタップしたいが、印をタップしても、 指の微妙なずれで印が増えてしまう
- ・径が小さい部材が密集しているとタップしたい ところに印を付けれない

○追加の機能に関する内容

- ・消去モード(印を選択すると、その印が消えていくモード)があると良い
- ・範囲選択以外にも印の複数選択ができると良い
- ・拡大鏡のような画像の拡大機能があるとよい
- ・印をはねると消える、または枠外に出すと消える、 という機能があると良い

○印に関するもの

- ・丸棒に丸印のため、丸棒の径の大きさによっては、 見にくいものがあった
- ・丸棒の径が大きい時は、印も大きいほうがよい
- ・白い部材に白い印だと見にくいことがあった(印 と部材の色合いが似ているとき)
- ・木口面の色を黒と白で塗っているものは、印が見 えにくかった
- ・木口面に黒色や赤色に塗ってあると、判定しづらい