

AI を活用した古紙原料の判別に関する研究

機械電子科 齊藤和明 井出達樹 増井裕久

Study on distinguishing using artificial intelligence raw materials for making recycled paper

SAITO Kazuaki, IDE Tatsuki and MASUI Hirohisa

Keywords: AI, machine learning, classification, separation, textile

中小企業のデジタル化や産業全体の DX (デジタルトランスフォーメーション) は、国や地方自治体の政策として推進されている。AI はディープラーニングによって精度が大きく向上し、AI 等を導入した企業では効果が認められるものの、企業への導入はまだ途上にある。我々はものづくりに AI を活用した DX 推進の一環として、製造業等の課題解決に AI を用いた事例を示すことで企業の AI 導入の動機付けになると考えた。そこで、再生紙工場の原料として用いられるようになった廃棄衣料について、素材が分かれば古紙原料として利用しやすくなるため、AI を活用して9種類の繊維の布片について分別できるか試みた。結果、AI を活用して分別できる可能性が示唆された。

キーワード：AI、機械学習、クラス分類、分別、繊維

1 はじめに

中小企業のデジタル化の支援や産業全体の DX は、デジタル社会形成基本法 (令和3年) に基づき強力に推進されている。本県では新ビジョン後期アクションプラン (令和4年3月) において DX による産業構造の改革等を政策として打ち出している。AI はディープラーニングによって精度が大きく向上し、AI 等の導入効果は認められるものの、企業への導入は途上にある¹⁾。

一方、再生紙工場では原料不足等により廃棄衣料を原料に用いる状況にある。繊維の素材は紙質に影響を及ぼすため、廃棄衣料 (布) を素材別に分けられれば古紙原料として利用しやすくなり、原料不足対策の一助となる。

ものづくりへの DX を推進し、再生紙工場の効率化を目的に、AI を活用して、布片の繊維素材別の判別を試みたので結果を報告する。

2 方法

9種類の繊維 (アクリル: ACR、アセテート: ACT、コットン: CTN、ナイロン: NYL、ポリエステル: PES、ポリウレタン: PU、レーヨン: RYN、シルク: SLK、ウール: WL) の布片を、原則色材の3原色 (シアン、イエロー、マゼンタ) と黒、白の5色で各色10試験片の計50試験片を1試料とした。各試

験片を、デジタル精密光沢度計 GM-26D (榊村上色彩技術研究所製) を用いて 20°、60°、75° の測定角で測定し (3測定点)、紫外可視近赤外分光光度計 V-770 (日本分光(株)製) を用いて波長範囲 250~2,500nm を 1 nm 毎に測定し (2,251測定点)、フーリエ変換赤外分光光度計 FT/IR-6000 (日本分光(株)製) を用いて波長換算で約 2,500~25,000nm を約 1/cm 毎に測定し (3,736測定点)、得られた光学測定データは CSV ファイルにまとめた。

機械学習には、シンプルな構文、豊富な標準ライブラリ・外部ライブラリが利用でき、広く使われているプログラミング言語「Python」を用いた。機械学習の一連の作業を自動化できるオープンソースの機械学習パッケージ「PyCaret」で機械学習モデルを作成・評価した。

各試料は試験片毎に計50回ずつ測定し、測定結果そのままのデータ (5,990測定点) にターゲット (ACR、ACT、CTN、NYL、PES、PU、RYN、SLK および WL) を追加してデータセットとして、PyCaret の分類のモジュールを用いた。

汎化性能評価として、以上の機械学習モデル作成に使用していない別の色の布片 (PU 以外) に対して同様に光学測定して得たデータセットを用いて、以上で作成した機械学習モデルで予測した。

カタログ等で調べた市販のハイパースペクト

ルカメラ（以下、「HSC」という。）の仕様に基づき、波長範囲やバンド数を調整した（減らした）データセットに対して機械学習モデルを作成・評価した。

3 結果および考察

試料の光学測定データ（各試料の白い試験片1つのみ）について、横軸は測定波長と測定角とし、縦軸は測定した光学データ（分光スペクトル（反射率または透過率）と光沢度）として、図1に示す。

全測定データからなるデータセットについてPyCaretで処理し、各モデルを精度比較した結果（一部を抜粋）を表1に示す。多くのモデルで良く分類できている。

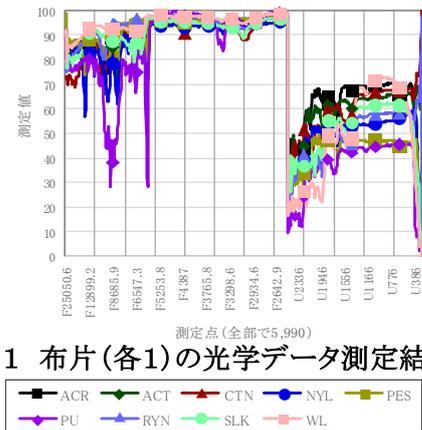


図1 布片(各1)の光学データ測定結果

表1 各モデルの精度比較結果(一部抜粋)

Model	Accuracy	
lda	Linear Discriminant Analysis	0.9874
lr	Logistic Regression	0.9874
knn	K Neighbors Classifier	0.9874
ridge	Ridge Classifier	0.9874
et	Extra Trees Classifier	0.9842
lightgbm	Light Gradient Boosting Machine	0.9715
rf	Random Forest Classifier	0.9715
gbc	Gradient Boosting Classifier	0.9682
xgboost	Extreme Gradient Boosting	0.9618
rbfsvm	SVM - Radial Kernel	0.9558
dt	Decision Tree Classifier	0.9336
nb	Naive Bayes	0.9303

一例として1r（ロジスティック回帰）のモデルの混同行列を図2(1)に示す。良く分類できていることが分かる。

汎化性能評価としてPyCaretで作成した機械学習モデル(1r)で、別の色の布片に対して予測した混同行列を図2(2)アに示す。概ね良く分類できていることが分かる。参考までに、白い布片のみの測定データで作成した機械学習モデルで、別の色の布片に対して予測した混同行列を図2(2)イに示す。衣料は様々な色があり、網羅的に学習に供することはできないが、いくつかの代表的な色の布片で学習するだけでも一定の汎化性能が期待できる。

市販HSCの仕様と、仕様に応じたデータセットに対する機械学習モデル(et(エクストラツリー分類器))の正解率を表2に示す。HSCを用いて布を繊維別に判別できる可能性を示唆するものである。

表2 HSCの仕様と機械学習モデルの正解率

市販HSC	波長範囲 (nm)	バンド数	正解率
A	350 ~ 1,100	150	0.9589
B	400 ~ 950	200	0.9915
C	400 ~ 1,000	224	0.9652
D	800 ~ 4,200	56	0.9747
E	900 ~ 1,700	40	0.9682
F	900 ~ 2,300	46	0.9684
G	2,700 ~ 5,300	154	0.9682
H	8,000 ~ 14,000	35	0.9274

4 まとめ

AIを活用して、一定の汎化性能をもって、布を繊維の素材毎に判別することができた。HSCを用いて判別できる可能性が示唆された。

また、ものづくりへのAI導入の動機付けになれば幸いである。

参考文献

- 1) 総務省: 令和3年版情報通信白書. (2021.7.30 発行)

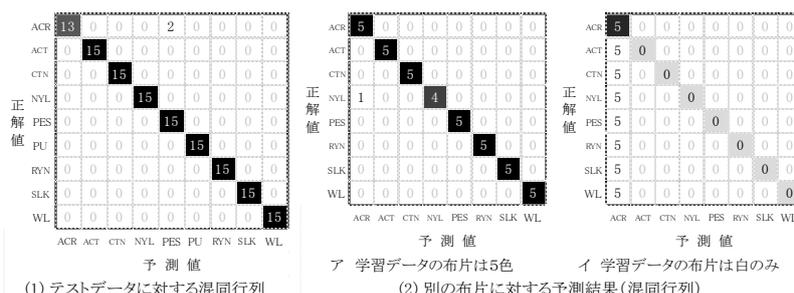


図2 作成した機械学習モデルの混同行列