

薬剤の印字および形状に着目した一包化薬剤の自動分類

異 修英^a 鄒 敏^a 佐々木 克也^b 加賀谷 英彰^a 藤山 信弘^c 景山 陽一^a^a秋田大学理工学研究科 ^b秋田大学医学部附属病院薬剤部^c秋田大学医学部附属病院腎疾患先端医療センター

1. 背景・目的

服薬管理の手法として、複数の薬剤を用法毎に1つの分包紙にまとめる一包化があり、薬剤の管理を容易とするため、高齢患者や小児などあらゆる方々に利用されている。しかしながら、一包化薬剤を誤調剤する重大事例が日本医療評価機構に過去9年間、合計6件報告されている。6件の内、4件が人為的なミスであり、2件が機械的なミスであった[1]。一包化された複数の薬剤は、類似した色調や形状となる場合が多く、いわゆる医療インシデントに係わる潜在的なリスクが存在しており、重篤な事故につながる危険性がある。

従来、薬剤を対象とした分類手法の多くは、機械学習を用いている[2,3]。機械学習を用いた手法における課題は大規模なデータセットを伴い、コストが高い点である。そこで本研究では、大規模なデータセットに依存しないシステムの構築を目標とする。本稿では、薬剤の印字および模様の類似度、ならびに形状情報を用いた薬の分類方法について検討を行った。

2. 使用薬剤及び撮影条件

本研究では、Panasonic LUMIX DC-TX2 カメラを用いて画像データを取得した。一包化された薬剤を鮮明に撮影するため、背景に黒い画用紙を使用し、薬剤と分包紙の印字が被らないように対応した。カメラと分包紙の距離は約13.5cmであり、薬剤を設置した台と平行に設置した。撮影環境を一定にするため、撮影は暗室内で行い、照明の角度を左、右、正面、真上の計4方向で撮影した。本検討では様々な薬剤組み合わせからなる15包の一包化薬剤を使用した。また、一包化薬剤内の薬剤は計20種類である。

3. 提案手法

本検討では、薬剤同士が同一であるかを予測する機械学習モデルについて検討する。同一であることを予測できた場合、一包化薬剤の中にある薬剤のグループ数、ならびにそれぞれの種類を推定することが可能になると考える。

3.1. 薬剤の検出およびセグメンテーション

YOLOv8[4]を用いて薬剤の検出を行った。検出結果を基に、Segment Anything[5]を用いて薬剤ごとのマスク画像を生成し、セグメンテーションを行った。

3.2. 誤検出除去

3.1節で得られた検出結果において、照明の反射

を薬剤として誤検出するケースが認められた。しかしながら、本研究では1つの分包紙を異なる照明角度で合計4回撮影しているため、照明反射による誤検出数や検出位置は、各画像で異なる。一方、分包紙内の薬剤の位置は全ての画像で同一である。そこで、検出した全ての薬剤の中心座標を基に、K-means法を用いたクラス分類を行い、要素数が少ないクラスを誤検出として除外した。

3.3. エッジ検出

薬剤に対してバイラテラルフィルタを用い、薬剤自体の輪郭や印字、模様等のエッジを抽出した。次に、3.2節における位置情報を基にしたクラス分類結果を用い、同一クラス同士で画像を合成することで、薬剤の印字や模様等が強調された二値画像を生成した。合成画像例を図1に示す。なお、生成した薬剤画像は合計174枚である。

3.4. 類似度算出

強調処理後の薬剤画像に対してAKAZE[6]、SIFT[7]、ORB[8]、Hu moment[9]を用い、画像間の類似度算出に用いる特徴点の算出を行った。本研究は一包化された薬剤に着目しており、必ずしも薬剤が同じ向きであるとは限らない。そのため、回転やスケール変化等にも頑健に特徴点を抽出できるアルゴリズムを使用した。特徴点算出後、二つの薬剤の特徴点のマッチングで計測されたユークリッド距離等を用いて類似度の算出を行った。

3.5. 形状情報の抽出

薬剤同士の類似度のみでなく、各々の薬剤の形状を用いることは、薬剤同士が同一であるかどうかの判別精度向上に寄与するのではないかと考え、形状情報の抽出を行った。具体的には、3.1節で得たセグメンテーションされた画像を基に、薬剤の面積、周囲長を取得した。また、輪郭を抽象化した際における角の

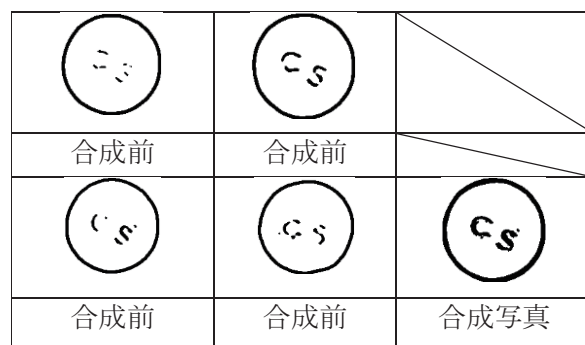


図1. 合成前ならびに合成後の印字強調画像

Automatic classification of pills in One Does Package focused on pill printing and shape

Shuei Tatsumi^a, Min Zou^a, Katsuya Sasaki^b,
Hideaki Kagaya^b, Nobuhiro Fujiyama^c,
Yoichi Kageyama^a,

^aAkita University, ^bDepartment of Pharmacy, Akita University Hospital, ^cCenter for Kidney Disease and Transplantation, Akita University Hospital

数, 円形度, 矩形度, ならびに最大と最小の内角の角度を求め, 合計7つの形状情報を取得した. ここで, セグメンテーションされた画像は, 1つの薬剤につき, 4枚存在している. そこで, 本検討では4枚の写真から薬剤の平均面積を算出し, これに最も近い面積を有する画像から取得した形状情報を使用した.

3.6. データセット作成

始めに, 3.3節で作成した174枚の画像から2枚を選ぶすべての組み合わせ(15051組)を列挙した. 次に, 各組に対して18種類の特徴量をパラメータ化し, これらを1つのデータセットとして学習に使用した.

3.7. 機械学習を用いた二値分類

3.6節で作成したデータセットを Random Forest, Decision Tree, Gradient Boost の3つの機械学習モデルに入力し, 薬剤同士が同一であるかどうかの二値分類を行った.

4. 実験結果および考察

二値分類結果は, Accuracy, Precision, Recall, F1 Score の指標を用いて評価した. 二値分類結果を表1に示す. Random Forest を機械学習モデルとして使用した際に, 最も高い F1 Score を得た. そこで, Random Forest モデルを使用して, 1つの分包紙内に同一の薬剤が存在するかどうか検証を行った. 検証に使用した分包紙内に含まれる薬剤を図2に示す. 分包紙内には9種の薬剤があり, 1種目は3錠, 2種目は2錠, 残り7種は1錠ずつ存在した. なお, 図2における網掛け部分が同種の薬剤をそれぞれ示している.

検証結果を表2に示す. 誤判別は2件認められた. 誤判別した薬剤の組み合わせを図3に示す. 誤判別した薬剤の組み合わせは, ともに印字を鮮明に抽出することができていない様子が認められ, これが誤判別した要因として考えられる. また, 本検討で使用した特徴量には, 薬剤本来の色情報が含まれていない. そこで, 今後は印字情報をより鮮明化する手法の検討, ならびに色情報を特徴量として追加する手法について検討を行う予定である.

表1. 二値分類結果

| | Random Forest | Decision Tree | Gradient Boost |
|-----------|---------------|---------------|----------------|
| Accuracy | 0.9668 | 0.9447 | 0.9306 |
| Precision | 0.9032 | 0.7544 | 0.8386 |
| Recall | 0.7554 | 0.7478 | 0.4674 |
| F1 Score | 0.8344 | 0.7511 | 0.6002 |

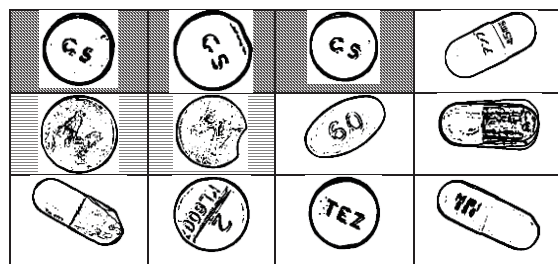


図2. 分包紙内の薬剤

表2. 検証結果

| | | 予測 | |
|----|-------|------|-------|
| | | TRUE | FALSE |
| 真値 | TRUE | 3 | 1 |
| | FALSE | 1 | 61 |

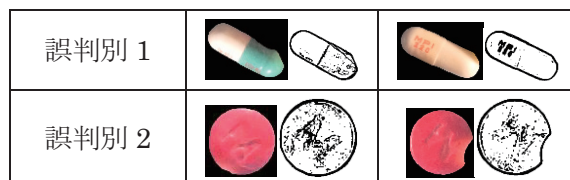


図3. 誤判別した薬剤の組み合わせ

参考文献

- [1] Japan Council for Quality Health Care: "Medical Accident Information Collection (October-December 2013)", Vol. 36, pp. 137-148, (2014)
- [2] Lee YB, Park U Jain, Anil K Jain, Seong-Whan Lee: "Pill-ID: Matching and retrieval of drug pill images", Pattern Recognition Letters, Vol. 33, No. 7, pp. 904-910, (2012)
- [3] Yuen Fei Wong, Hoi Ting Ng, Kit Yee Leung, Ka Yan Chan, Sau Yi Chan, Chen Change Loy: "Development of fine-grained pill identification algorithm using deep convolutional network", Journal of Biomedical Informatics, Vol. 74, pp. 130-136, (2017)
- [4] Glenn Jocher: "ultralytics", <https://github.com/ultralytics/ultralytics>, Accessed (2023/12/21)
- [5] Alexander Kirillov, Eric Mintun, Nikhila Ravi, Hanzi Mao, Chloe Rolland, Laura Gustafson, Tete Xiao, Spencer Whitehead, Alexander C. Berg, Wan-Yen Lo, Piotr Dollár, Ross Girshick, Segment Anything, <https://arxiv.org/pdf/2304.02643.pdf>, (2023)
- [6] Pablo F. Alcantarilla, Adrien Bartoli, Andrew J. Davison: "KAZE Features, Computer Vision - ECCV 2012-12th European Conference on Computer Vision, Florence, Italy, October 7-13, 2012, Proceedings, Part VI", pp 214-227, (2012)
- [7] Ethan Rublee, Vincent Rabaud, Kurt Konolige, Gary R. Bradski: "An efficient alternative to SIFT or SURF", 2011 International Conference on Computer Vision, pp. 2564-2571, (2011)
- [8] David G. Lowe: "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, International Journal of Computer Vision", Vol. 60, No. 2, pp. 91-110, (2004)
- [9] Ming-Kuei Hu: "Visual pattern recognition by moment invariants, IRE Transactions on Information Theory", Vol. 8, No. pp 179-187, (1962)