

k -means法を用いた画像データの自動ラベル付与

棚本 侑宏¹ 伏見 卓恭² 岩崎 清斗³ 大久保 誠也⁴ 斉藤 和巳^{1,5,4}

概要：農業の生産性向上は重要な課題である。本研究の目的は、農業データ分析の効率化を図ることである。特に本研究では、農業ハウスのカーテンの開閉状況を表す画像の分類に注目する。そこで、 k -means法に基づく画像データに対する自動ラベル付与法を提案する。提案手法は、 k -means法によるクラスタリングの考え方と k -NN 法の考え方を融合し、 k -means法によって得られたそれぞれの重心間のユークリッド距離を求め、距離が近いもの同士にリンクを繋ぎ、同じクラスとして扱うことで判別しづらいデータに対して誤分類を防ぐことが可能である。評価実験では、静岡県内の2件のバラ農家のビニールハウスからカーテンの画像を収集した。そして、それらの画像データに対して提案手法を適用しクラスタリングを行うことにより、精度の検証を行った。実験結果から、提案手法は従来法と比較した時、高い精度でクラスタリングが可能であることが明らかになった。

キーワード：ラベル付与, k -means法, 画像データ, 農業環境データ

Automatic Labeling of Image Data using k -means Method

YUKIHIRO TANAMOTO¹ TAKAYASU FUSHIMI² KIYOTO IWASAKI³ SEIYA OKUBO⁴ KAZUMI SAITO^{1,5,4}

Abstract: Improving agricultural productivity is an important issue. The purpose of this study is to improve the efficiency of agricultural data analysis. In particular, this study focuses on the classification of images representing the opening and closing of curtains in agricultural houses. Therefore, we propose an automatic labeling method for image data based on the k -means method. The proposed method combines the idea of clustering with the k -means method and the idea of the k -NN method. The Euclidean distance between each center of gravity obtained by the k -means method is obtained. It is possible to prevent misclassification of data that is difficult to distinguish by linking links that are close to each other and treating them as the same class. In the evaluation experiments, curtain images were collected from two rose farmhouse greenhouses in Shizuoka Prefecture, and the accuracy was verified by applying the proposed method to the image data and performing clustering. Experimental results show that the proposed method can perform clustering with higher accuracy than the conventional method.

Keywords: automatic labeling, k -means method, image data, agricultural environment data

1. はじめに

近年、IoT (Internet of Things) 技術が急速に発展している。それにともない、農業・医療・教育などの専門知識と熟練が不可欠な分野においても、専門家や熟練者がどのような状況でどのような活動をしているかに関する情報を、容易に入手可能となってきている。一方、特に農業分野では担い手の高齢化による労働力不足が深刻化しており、作業の合理化や技術の継承が課題となっている。

¹ 神奈川大学 理学部
Faculty of Science, Kanagawa University
² 東京工科大学 コンピュータサイエンス学部
School of Computer Science, Tokyo University of Technology
³ 静岡県工業技術研究所 機械電子科
Industrial Research Institute of Shizuoka Prefecture
⁴ 静岡県立大学 経営情報学部
School of Management and Information, University of Shizuoka
⁵ 理化学研究所 革新知能統合研究センター
Center for Advanced Intelligence Project, RIKEN

本研究目的は、農産物の生産性向上に向けて、環境情報オンライン可視化システムのプロトタイプ構築であり、その一環として、熟練農家に特有な行動の解析にも焦点を当てる。例えば、高品質なバラを生産する熟練バラ農家では、花の日焼けなど品質低下を抑制するための行動として、ビニールハウス天井に設置したカーテンを開閉する。したがって、ビニールハウス内に設置したカメラの画像より、カーテンの開閉状況を自動分類できれば、熟練農家に特有な行動として、どのような環境のどとタイミングで行動するかの分析が可能になる。ここで、画像などのデータでの分類が実現できれば、カーテン開閉だけでなく、熟練農家の多様な行動の分析への道も開かれると期待できる。

このような画像分類問題では、一般に、教師あり学習として定式化され、深層学習やサポートベクターマシンにより、高精度な分類器を得ることが期待できる。そのためには画像データに対して、カーテン開閉状況などのラベル付与が必要となるが、画像データが大量になれば、人手による作業では限界が起こる。そこで本研究では、画像などのデータをクラス数 c に分類する問題において、 c より大きな k での k -means 法を適用し、得られた k 個のクラスを c 個のクラスに併合する方法を提案する。

このようなアプローチでは、クラス併合法が重要な役割を果たす。提案法の基本アイデアは、 k -means 法で得られる各クラス重心ベクトルの集合に対し、重心ベクトル間の距離に基づき、最近傍 (1-nn: nearest neighbour) グラフを構築する。その結果の連結成分数 n が c のときには、各成分に含まれるクラスを同じクラスに属すとし終了する。一方、 n が c より小さいときには、連結成分数 n が c に等しくなるまで、距離の大きい順にリンク削除を繰り返す。逆に、 n が c より小さいときには、連結成分数 n が c に等しくなるまで、第 2 近傍、第 3 近傍と広げつつ距離の小さい順にリンク追加を繰り返す。

提案法の有効性を検証するには、どの程度のサンプル数 s が必要かとともに、どの程度の大きさにクラス数 k を設定すべきかが重要なポイントとなる。本研究では、実際にバラ農家のビニールハウスで撮影された画像データを利用し、実証的に提案法の有効性を評価する。実験結果からは、ある程度大くのサンプル数 s を利用し、クラス数 k も妥当な範囲に設定すれば、比較的安定して高い正答率が得られることを示す。

2. 関連研究

本章では、農業画像データの分類に関する研究と、農業画像から特徴の自動取得に関する関連研究について述べる。農業画像データに対し機械学習を適用する研究も多様に行われている。例えば、畳み込みニューラルネットワークを用いた野草画像の分類 [1] では、少ない訓練データからでも水増し方法によって 76 % 以上の精度で分類が可能

であることを示した。大豆の生育情報を自動取得する画像センシング手法の開発 [3] の研究では、大豆の花、子実の画像を認識するシステムの提案を行った。Single Shot MultiBox Detector (SSD) による高速検出を可能とし、同一画像内に含まれる複数の花や子実を検出することができることを明らかにした。

3. k -means

通常の k -means 法では、まずデータ集合 X に対して k 個のサンプルデータ (c_1, c_2, \dots, c_k) を選択し、重心とする。全てのサンプルデータに対して重心とした k 個のサンプルデータとの距離を計算する。計算結果より、各サンプルデータ x を最も近い距離にある重心と同じクラスに属とす。この時の重心間の距離計算は以下の通りである。

$$C(w) = \arg \min d(x, c_i) \quad (1)$$

次に、 k 種類にクラスターリングした各サンプルデータから新たに k 個の重心を求める。新たに求めた重心から近い距離に存在するサンプルデータを重心と同じクラスに分割する。この時の近傍距離の計算も (1) を用いて行う。この処理を重心のベクトル座標が変化しなくなるまで行い、その時点で各サンプルデータのクラスを最終的なクラスとする。

4. 提案手法

データの自動分類を教師無し学習を用いて行った際、データ内に分類しやすい特徴が存在すると、意図しない分類が行われてしまう場合がある。たとえば、カーテンの開閉状況で分類をするために 2 つのクラスに分類することを考える。このとき、カーテンの開閉よりも明るさ等に強い特徴があった場合、そちらを重視した分類が行われてしまう場合があり、各クラスにカーテン開と閉の 2 つの画像が混じってしまう。しかしながら、より細かいクラスに分割していくと、あるクラス数に達した時点で、各クラスの中はカーテンの開閉の片方のみが含まれるようになることが期待できる。

そこで、本研究では、ラベルなし画像データが与えられたときに、指定したクラス数以上にクラスターリングを行い、その後、重心間の距離より類似したクラスを併合し、得られたクラスにラベリングを行う手法を提案する。

提案手法は、従来の k -means クラスターリングに k -NN 法を併せた方法である。要求するクラス数 c より多くのクラス数 k に k -means 法でクラスターリングを行い、その後、 k 個のクラス間で類似しているクラス同士を併合することにより、最終的に指定クラス数 c に分類する。

具体的には、以下の手順で行う。

入力：分類する要素の集合 D ならびに分割数 c
(1) 整数 k を決定する。

- (2) k -means 法で c よりも大きな値である k で k 個のクラスにクラスタリングを行う。
- (3) k 個の各クラスターの近傍クラスターを求める。具体的には、クラスタリングにより得られた各クラスターの重心ベクトル座標に対してそれぞれの重心間のユークリッド距離を求める。 N 次元でのユークリッド距離の計算式は以下である。

$$d(p, q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2}$$

- (4) 求めた各クラスター間の距離に基づき、各クラスターの重心と最近傍クラスターの重心にリンクを張り、最近傍グラフを構築する。
- (5) 併合・分割を行うことで、 c 個のクラスターにする。具体的には、最近傍グラフの連結成分数が、
- c と等しければ、各クラスターを含むクラスを同類なクラスターであるとする。
 - c より大きい時、各クラスターの第 2 近傍、第 3 近傍…と近傍クラスターの考慮する範囲を広げていき、重心間の距離が一番小さいかつ同じクラスターに属していないという制約の下でリンクを繋ぐ。これを連結成分数が c と等しくなるまで繰り返す。
 - c より小さい時、既に存在しているリンクの中でクラスター間の距離が大きなものから順にクラスター間のリンクを削除していく。これを連結成分数が c と等しくなるまで繰り返す。
- (6) 作成された c 個の新たなクラスターに含まれている各クラスターに、新クラスターのラベルを付与する。

5. 評価実験

評価実験により、提案手法の特徴と有効性の評価を行った。具体的には、静岡県内にある 2 件のバラ農家のビニールハウス（ハウス A と B）から画像データを収集し、得られた画像に対して提案手法を適用した。そして、得られたクラスタリングの精度を評価した。また、 k -means におけるサンプル数とパラメータ k が精度に与える影響の評価を行った。

本実験では、ビニールハウスで撮影した画像データを、“カーテン開け (open)”・“カーテン閉め (close)”・“夜 (night)” の 3 種類に分類する。使用する環境情報データは、ビニールハウスに環境情報収集デバイスを設置することにより収集した。デバイスの外観と搭載センサを、図 1 と表 1 に示す。デバイスは親機と子機にわかれている。子機には温湿度センサが搭載されており、親機にデータを送信する。親機には、温湿度以外のセンサと通信モジュールが搭載されており、データの収集・保存を行う。親機に搭載されている赤外線カメラモジュールは、5 分ごとにサイズ 480x360 の画像を撮影する。撮影された画像の例を、図 2 に示す。本実験で用いたデータは、20xx 年 xx 月 xx 日 0

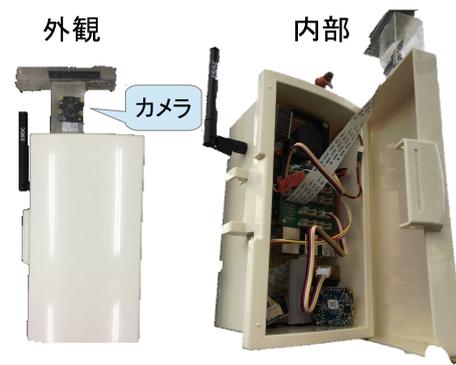


図 1 データ収集用デバイス外観（親機）

表 1 搭載センサ

種類	型番
照度センサ	LTR-308ALS
CO2 センサ	ELT-S-300L-3V
カメラ	Raspberry Pi PiNoir CameraModule V2 赤外線カメラモデル
温湿度センサ	SHTC3

表 2 ラベル数の統計量

	open 数	close 数	night 数	合計
ハウス A	7,130	2,331	6,091	15,552
ハウス B	4,343	5,102	6,107	15,552

時 0 分から 20xx 年 xx 月 xx 日 24 時 00 分までのデータである。1 日あたり 144 毎の写真があり、それが xx 日分であるため、各農家に対して xxxxxxxx 個の画像データとなる。

実験に用いた画像データにおけるラベル数の統計量を表 2 に示す。これらラベルは本研究を遂行するために人手で付与したものである。表より、定時に画像を撮影しているため、各ハウスで合計は一致し、これらハウスは比較的隣りに位置するため night 数は、ほぼ等しい数となっている。一方、open 数と close 数に関しては違いが見られ、ハウス A の方が比較的 open 数が多いことが分かる。

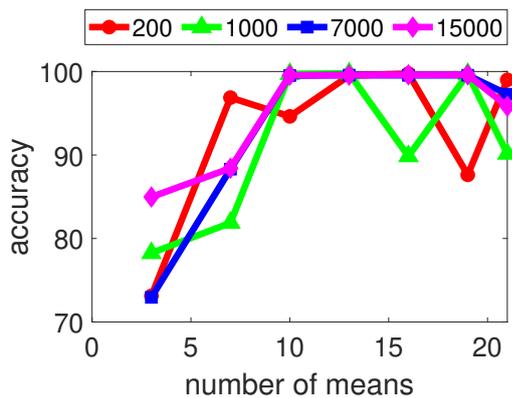
提案手法により 3 つのクラスターに分類した後、各クラスターに含まれる画像を分類し、精度 (Accuracy) を求めた。具体的には、まず提案手法を適用して各クラスターに分類した。そして、各クラスター ($L_i, i = 0, 1, 2$) ごとに含まれているサンプルデータと正解ラベルとの比較を行い、open, close, night のどの属性に該当するかを判定した。ここで、得られた各クラスターごとの open, close, night の個数をそれぞれ O_i, C_i, N_i とし、各クラスターはそれぞれ $\max\{O_i, C_i, N_i\}$ によって得られた値に該当する属性であるとする。この時、各クラスターにおいて誤りと判定される要素数 D_i を以下の式により求めた。

$$D_i = |C_i| - \max\{O_i, C_i, N_i\}$$

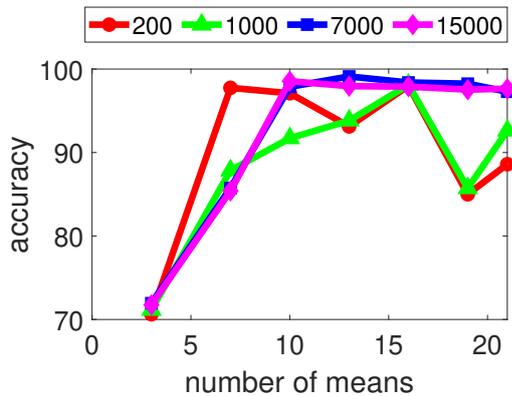
そして、精度 (Accuracy) を以下の式より求めた。



(a) カーテン開き (b) カーテン閉め (c) 夜
図 2 画像データ例



(a) ハウス A での正答率評価



(b) ハウス B での正答率評価

図 3 提案法による自動ラベル付与結果の評価

$$Accuracy = \left(1 - \frac{\sum_{i=0}^3 D_i}{\sum_{i=0}^3 |C_i|} \right) \times 100$$

結果を図 3 に示す。横軸が k 、縦軸が精度、各色の直線が k -means を実行する際に使用したサンプルデータ数を意味する。 k の値は、3, 6, 9, 12, 15, 18, 21 とした。 $k = 3$ のときは、 k -means のみを用いた従来の手法と等しい。

6. 考察

k -means のみを用いた手法では、サンプルデータ数を大きくしても精度は 70% ~ 85% である。それに対し、提案手法は 90% 以上の高い精度で分類されていることがわか

る。特に、サンプルデータ数が十分に大きく、 k の値が適切に設定されている場合には、97% 以上の非常に高い精度を出している。

提案手法の特性のひとつとして、サンプルデータ数に精度の安定性が依存していることがある。全データ数 15552 枚に対してサンプル数が 200 枚、1000 枚と少ない時、 k の値によって精度に変化が見られ、安定したクラスタリング精度を出すことができてない。一方、サンプリング数が 7000 枚、15000 枚と多いとき、 k の値を大きくするにつれて安定して高い精度を保っている。

以上より、本研究の提案手法は、一定数のサンプルデータ (図 3 では 7000 枚以上) に対しては、安定して高い精度でクラスタリングを行うことができ、クラスタリングの難しい複雑な画像データが含まれているデータ集合に対しても有用であるといえる。

7. おわりに

本研究では、画像データ集合へのラベル付与のため、 k -means 法と k -NN 法を併せたクラスタリング手法を提案した。また、提案手法の有効性と特性を調べるために、計算機実験を行った。その結果、従来の k -means 法と比較して安定して高い精度でクラスタリングを行うことができることが明らかとなった。今後の課題として、クラスターを併合する際に各重心間に存在するサンプル数などを考慮することによる、さらなる精度向上の実現などが上げられる。

謝辞 本研究は、JSPS 科研費 (C)(No.18K11441) の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 渡邊 葵, 櫻井彰人: 畳み込みニューラルネットワークを用いた花画像の分類, 情報処理学会研究報告. MPS (2016).
- [2] 山田寛乃, 渡辺知恵美: 観察記録とヒストグラムの変遷を用いた自然画像からの特徴抽出に向けて, 技術報告 16 (2010).
- [3] 大村和暉, 八幡壮, 小澤誠一, 大川剛直, 村上則幸, 辻博之: 大豆の生育情報を自動取得する画像センシング手法の開発: Single Shot MultiBox Detector の導入, 人工知能学会全国大会 32(2018).