

機械学習のための非明示的ユーザフィードバックによる データラベル付けの効率化

Efficiency Improvement of Data Labeling
for Machine Learning with Implicit User Feedback

北井康久 *1
Yasuhisa Kitai

山田誠二 *2*3*1
Seiji Yamada

*1東京工業大学 情報理工学院 情報工学系 知能情報コース
Tokyo Institute of Technology

*2国立情報学研究所
National Institute of Informatics

*3総合研究大学院大学
the Graduate University for Advanced Studies(SOKENDAI)

Image classification by machine learning has been widely used in various fields. However, when a person manually labels a large amount of training data, there is a significant issue that labeling work puts much cognitive load. In recent years, various studies have been conducted to reduce the cognitive load on labeling. The general labeling method is that a user explicitly labels. In this study, we focused on implicit feedback referring to user behavior. In this study, we propose a machine learning system to label training data effectively with implicit user feedback (e.g. eye tracking information). We also explore the GUI design appropriate for this system by experiment.

1. 背景・目的

機械学習による画像の分類は広い分野で利用されている [Znaidia 2012]. その学習ではすべての訓練データにラベル付けをする必要があるが、大量の訓練データを人がラベル付けするには多くの労力が奪われてしまう。訓練データのラベル付けを適切に効率よくすることにより、分類学習の精度を高くすることができる。

近年、ユーザのラベル付けにおける認知的負荷を軽くするため、様々な研究が行われている [Amershi 2014]. 一般的には、ユーザが明示的にラベルを付け、システムにフィードバックを返すラベル付けの方法がある。本研究ではユーザの行動を参照する非明示的フィードバックに注目した。その中でもアイトラッキング情報は簡単なキャリブレーションだけで設定が完了するのでユーザへの負荷が非常に少ない。また、アイトラッキング情報はクラス分類における有益な情報の獲得に期待できる。

明示的フィードバックの中には、ユーザがあるデータをマウスでクリックすることによりコンピュータにフィードバックを与える例がある。しかし、クリックによるフィードバックは大抵一度に1つのデータにしかラベルを付けることができない。一方で、非明示的フィードバックはユーザの無意識的な行動を参照する。例として、マウスポインタの軌跡やアイトラッキングなどがあげられる。非明示的フィードバックは、明示的フィードバックを行うまでの情報がとれる場合があり、明示的フィードバックだけの場合より多くのフィードバックが得られる。

アイトラッキング情報は現在までに広く研究されている。本研究と類似している画像探索の研究 [Klami 2008] や、画像ではなく文章を探索する研究もある [Osoko 2014].

本研究では、アイトラッキング情報を特徴としたデータの分類学習により、訓練データをラベル付けすることでそれを効率化する枠組みを示し、さらにそこにおける適切な GUI デザイ

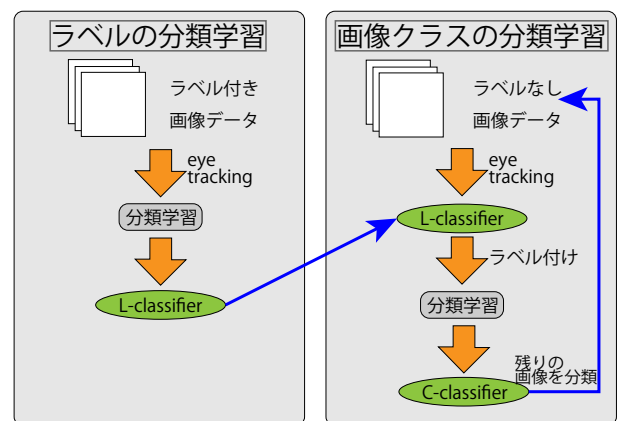


図 1: システムの概略図

ンを参加者実験により探索的に設計する。

ユーザのアイトラッキング情報の活用により、ラベル付けの負担を軽減し、精度の高い分類学習の達成を可能にする GUI デザインの考案が目的である。

2. システムの提案

一般的な画像の分類学習は、明示的にラベルを付けた画像データの SIFT 特徴量 [Lowe 1999] を抽出して、その特徴をもとに分類学習をする。本研究で提案する非明示的フィードバックを用いるシステムにより、ラベル付けの部分の効率を上げることが可能となる。その概略図を図 1 に示す。ここでは、2つの機械学習のフェーズ、つまり、ラベルの分類学習 (図 2) と画像クラスの分類学習 (図 3) により構成されるシステムを提案する。図 2, 3 では、画像のサムネイルを T_n , サムネイル上の丸と線は視線探索の際の注視とサッカード、矢印はクリック位置を示す。

連絡先: 北井康久, 東京工業大学情報理工学院情報工学系知能情報コース, 東京都目黒区大岡山 2-12-1, kitai.y.ab@m.titech.ac.jp

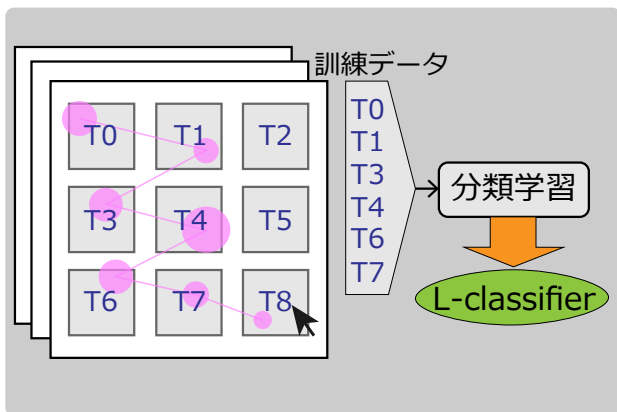


図 2: ラベルの分類学習

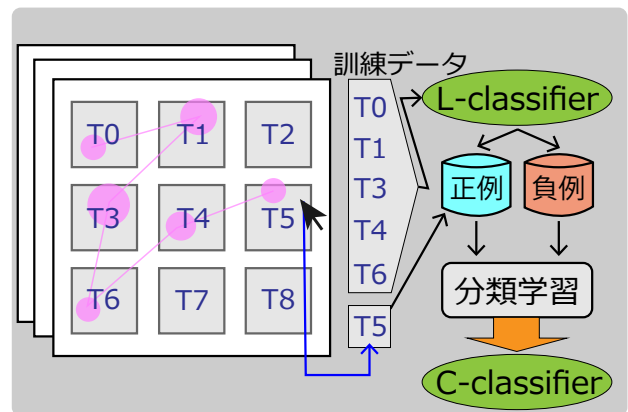


図 3: 画像クラスの分類学習

2.1 ラベルの分類学習

まず初めに、ラベルの分類学習について説明する。ここでは、画像のクラスごとにアイトラッキング情報を対応させ、ラベルの正例/負例に分類する分類機を生成する。手順を以下に示す。

- (1) ラベル付けされた画像のデータセットをシステムに与える。
- (2) コンピュータのディスプレイ上に複数の画像のサムネイルが表示される。参加者はタスクとして指定されたクラスの画像を探索し、1枚クリックして選択してもらう。この視覚探索から、ユーザのアイトラッキング情報を獲得する(図2の画像 T0, T1, T3, T4, T6, T7)。このタスクを何回か繰り返し行ってもらう。
- (3) 各画像から取得されたアイトラッキング情報を各画像の特徴量とする。訓練データとなる2つのラベルは対象クラスの正例または負例である。これらは、対象のクラスの classifier の生成に用いる。
- (4) 分類学習により、L-classifier が生成される。

2.2 画像クラスの分類学習

次に、画像クラスの分類学習について説明する。ラベルの分類学習によって生成された正例/負例の訓練データを使い、画像の分類を行う。手順を以下に示す。

- (1) ラベル付けされていない画像のデータセットをシステムに与える。
- (2) 参加者はラベルの分類学習のステップ(2)と同様のタスクを何回か行ってもらう。
- (3) L-classifier により正例/負例の訓練データを生成する。クリックしたデータは正例に分類される(図3の画像 T5)。これにより、ラベルが付けられた画像から SIFT 特徴量を抽出して分類学習を行う。この結果、画像の分類を行う C-classifier が生成される。
- (4) 最後に、アイトラッキング情報を取得できなかった画像に対して C-classifier によるクラスの分類を行う。

3. GUI デザイン

本章では、ラベルの学習とクラスの学習での、ラベル付けを行う GUI デザインを考案する。GUI デザインによって、有効なアイトラッキング情報を獲得できるかどうか決定されると考えられるからである。以下では、GUI デザインにおける、画像とそのデザインの重要な要素となる軸について説明する。

3.1 画像データ

画像データは ImageNet^{*1}にあるデータセットを用いる。同じ親カテゴリから派生した2クラス(兄弟クラス)の画像のペアを異なる親ごとに16ペア、合計32クラスをランダムに選ぶ。

3.2 デザインの軸

本研究の GUI デザインとして、提示する画像数、グリッド表示の次元、画像のサイズの3つの軸を設定する。それぞれの軸で2通りの画像提示方法を考え、それら全ての組み合わせの合計である $2 \times 2 \times 2 (=8)$ 通りの GUI デザインを作成する。

4. 実験

本章では、本実験の目的と方法、解析手段を述べる。

4.1 実験目的

本実験により、アイトラッキング情報を使用したデータのラベル付けの精度を算出する。そして、提案する8通りの GUI デザインの中でどの GUI デザインが適切かを検証し、有効な軸はどれかを明らかにする。

4.2 実験方法

実験を始める前に参加者はアイトラッカーのキャリブレーションをしてもらう。実験が始まったら、8通りある GUI デザインのうちランダムで1つがモニターブラウザ上に提示される。実験参加者にはタスクとして GUI 上でランダムで指定されるターゲットのクラスの画像のサムネイルを1枚クリックして選択してもらう。次にまたランダムで GUI デザインが1つ提示されるので、同じようにクリックしてもらう。このタスクを合計16回繰り返す。16ペアある2クラスの画像がどの GUI デザインで提示されるかもランダムである。

実験装置として、モニターは iiyama 製 ProLite X3291HS(31.5 インチ、解像度:1920 × 1080) を、アイ

*1 <http://www.image-net.org/>

トラッキングの測定にはアイトラッカー Tobii Pro X3-120 を用いる。

4.3 解析

本実験で解析するデータとして、アイトラッキング情報とそれによりラベル付けする訓練データ、8通りの GUI デザインがある。ここでは、それらの解析手法について述べる。

アイトラッキング情報は、提示される各画像のサムネイルを AOI(Area of Interest) として情報を獲得し、特徴を抽出する。解析ソフトとして Tobii Studio(version 3.4.5) を用いる。

非明示的フィードバックにより正例/負例のラベルが付けられた訓練データを解析する学習アルゴリズムとして、SVM(Support Vector Machine) とランダムフォレストを用いる。これらの分類学習はプログラミング言語の Python を用いる。

GUI デザインと提示される画像データの間にある関連性を示すための独立変数は、提示する画像数、グリッド表示の次元、画像のサイズの3つで、従属変数はそれぞれの GUI デザインでの分類学習の精度である。

5. 今後の予定

本論文では、非明示的フィードバックにより、訓練データをラベル付けすることでそれを効率化するシステムを示した。そのシステムは、アイトラッキング情報から抽出できる特徴を用いたデータの分類学習によりデータをラベル付けし、有効な GUI デザインも探索的に設計することで、一般的な手法よりも効率化を図ることができる。

今後は、GUI デザインの重要な要素となる3つの軸を具体的に決定し、参加者実験を行う予定である。

参考文献

- [Amershi 2014] S. Amershi., M. Cakmak., W. B. Knox. and T. Kulesza.: Power to the People: The Role of Human in Interactive Machine Learning. *AI Magazine* 35, 4(2014), 105-120, 2014.
- [Klami 2008] A. Klami., C. Saunders., T. E. de Campos. and S. Kaski.: Can Relevance of Images Be Inferred from Eye Movement? .*MIR'08*, 134-140, 2008.
- [Lowe 1999] D. G. Lowe.: Object Recognition from Local Scaleinvariant Features. *ICCV(International Conference on Computer Vision)*, 1150-1157, 1999.
- [Osoko 2014] A. Okoso., K. Kunze. and K. Kise.: Implicit Gaze Based Annotations to Support Second Language Learning. *UBICOMP'14 Adjunct*, 155158, 2014.
- [Znaidia 2012] A. Znaidia., A. Shabou., A. Popescu., H. le Borgne. and C. Hudelot.: Multimodal Feature Generation Framework for Semantic Image Classification. *ICMR'12*, 1-8, 2012.