

所持品に基づく人物画像分類のための 学習データが少ない問題に対する分類器学習

井関 洋平[†]川西 康友^{††}椋木 雅之^{†††}美濃 導彦^{†††}[†] 京都大学 情報学研究科^{††} 名古屋大学 未来社会創造機構^{†††} 京都大学 学術情報メディアセンター

1 はじめに

近年、所持品に基づく人物画像分類（人物画像集合をその人物の所持品に基づいて分類すること）に関する研究が数多く行われている。所持品に基づく人物画像分類が実現できれば、人物画像集合から注目する所持品を持っている人物を検索できる。

一般的に、所持品に基づく人物画像分類は機械学習を利用して、分類器を構築することで実現する。機械学習において精度の高い分類器を構築するためには大量の学習データを用意する必要がある。ここで、人物画像集合から注目する所持品を持っている人物を検索することを目的とする所持品に基づく人物画像分類では、分類基準となる所持品の種類は分類を行うたびに異なる。そのため、その都度定めた分類基準に適した大量の学習データを用意し、学習を行うことは困難である。

本研究では所持品に基づく人物画像分類のような学習データを大量に用意するのが難しい分類問題に対して少量の学習データとアノテータ（学習データのラベルを付ける人物）とのインタラクションを利用して効率よく学習を行うことで、精度の良い分類器を構築するための分類器学習フレームワーク“能動的転移更新モデル”を提案する。そして、能動的転移更新モデルを利用した所持品に基づく人物画像分類手法を提案する。

2 転移学習と能動学習

従来、学習データが少ない分類問題を扱うための機械学習の手法として、転移学習、能動学習が提案されている。転移学習とは、ある領域（元領域）の知識を解きたい問題の領域（目標領域）の学習に利用する手法である。転移学習では元領域と目標領域がどのような点で似ているのかを仮定する転移仮定を定め、それに基づいて元領域の知識 k^s と目標領域の知識 k^t から共通の領域の知識 k^c への写像（転移写像） M を構築する

ことで知識転移を実現する ($k^t = M(k^s, k^c)$)。転移学習では、一般的に元領域の知識 k^s 、目標領域の知識 k^t 、共通領域の知識 k^c の差異を学習することで転移写像を得る。目標領域の学習データが少ない時は目標領域の知識を上手く獲得することができないため、元領域の知識 k^s 、目標領域の知識 k^t 、共通領域の知識 k^c の差異が上手く学習できない。そのため、転移学習は目標領域の学習データが少ない時は適切に知識転移することが難しいという問題がある。

能動学習は、学習データを得るためのラベル付けにおいて、学習効率が高いデータを推定し、それをアノテータに提示することで効率的な学習を行う手法である。しかし、ラベル付けの初期段階では目標領域の学習データが少ないため、正確に学習効率の高いデータを推定することができない。そのため、能動学習はラベル付けの初期段階では学習効率の高いデータを選択するのが難しいという問題がある。

従来、転移学習と能動学習を組み合わせた手法 [1] が提案されているが、転移学習と能動学習は共に目標領域の学習データが少ない時に効果を発揮できないため、転移学習、能動学習の問題には対処できない。

3 能動的転移更新モデル

本研究では、転移学習、能動学習の問題に対処するために、転移学習と能動学習を拡張して組み合わせた分類器学習フレームワークである能動的転移更新モデルを提案する。

能動的転移更新モデルでは、能動学習においてアノテータから適切な知識転移を実現するのに役立つ情報 Z を取得し、それを転移写像の学習に利用する ($k^t = M(k^s, k^c; Z)$)。アノテータから取得した適切な知識転移を実現するのに役立つ情報 Z を用いて転移写像を学習することで、転移学習において目標領域の学習データが少ない時でも適切な知識転移を行うことができる。そのため、能動的転移更新モデルを用いることで転移学習の問題に対処できる。そして、この知識転移を用いることで目標領域の学習データが少ないラベル付けの初期段階から学習効率の高いデータの選択ができる。そのため、能動的転移更新モデルを用いることで能動学習の問題にも対処できる。

A framework with few training examples for person image classification based on their carried objects

[†]Yohei ISEKI, Graduate School of Informatics, Kyoto University

^{††}Yasutomo KAWANISHI, Institute of Innovation for Future Society, Nagoya University

^{†††}Masayuki MUKUNOKI and Michihiko MINOH, Academic Center for Computing and Media Studios, Kyoto University

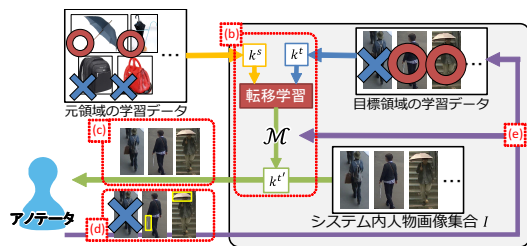


図 1: 能動的転移更新モデルを用いた所持品に基づく人物画像分類を実現するシステム

4 能動的転移更新モデルを用いた所持品に基づく人物画像分類

能動的転移更新モデルを用いて所持品に基づく人物画像分類を実現するシステムを図 1 に示す. 本システムでは, 注目する所持品の画像とそうでない画像 (元領域の学習データ) 集合を入力とし, システムが予め取得している人物画像集合 I (目標領域のデータ) 内の注目する所持品を持った人物の人物画像集合を出力とする.

そして, 以下のように分類器学習を行う. (a) 入力のみから初期の転移写像 M を学習する. (b) M を用いて知識 k^s, k^t を共通領域の知識 k^l に転移する. (c) k^l を基に I から N 個の学習効率の高いデータをアノテータに提示する. (d) 提示したデータのラベルと適切な知識転移を実現するのに役立つ情報 Z をアノテータからフィードバックしてもらう. (e) アノテータからのフィードバックを基に M を再学習する. (f) (b)~(e) を T 回繰り返す.

(b)~(d) について詳述する. (b) 注目する所持品の画像 (元領域の正事例) は注目する所持品を持っている人物の人物画像 (目標領域の正事例) の所持品の領域と似ていると考えられる (転移仮定 1). また, 同じ種類の所持品でも人物画像の異なる位置で出現した時の見た目は異なる場合がある (出現位置に基づく所持品の見えの変化). そのため, 注目する所持品の画像と注目する所持品の領域の類似度は, 所持品領域の位置によって変化すると考えられる (転移仮定 2).

転移仮定 1 に基づく知識転移を実現するため, k^s, k^t を与えられた所持品領域が注目する所持品の領域かどうかを分類する問題の領域 l の知識 k^l に転移する. この転移は, 各領域の学習データを l の学習データに変換することで実現する. 目標領域の学習データは人物画像から一般クラス所持品検出を用いてあらゆる所持品領域を抽出することで l の学習データへ変換する. このとき, 出現位置に基づく所持品の見えの変化を考慮し, 人物画像を幾つかの部分に分割し, 所持品領域の位置に基いて学習データに重み付けすることで, 各部分に特化した分類器を構築する. 元領域の学習デー

表 1: 実験結果 ($N = 5, T = 20$ の場合, F 値で評価)

	ハンドバッグ	傘
転移仮定 2 なし	0.667	0.390
提案手法	0.696	0.609

タは変換せずに l の学習に利用する. 人物画像の各部分に対応する分類器の学習では, 元領域の学習データを学習の有用性に基いて重みをつけて用いる.

転移仮定 2 に基づく知識転移を実現するには, 元領域の学習データ (所持品画像) の分類器学習の有用性を所持品画像が人物画像の各部分に出現する確率に基いて定めればよい. しかし, 元領域のデータは人物画像の所持品領域で無いため, この確率は不明である. そこで, 本研究では適切な知識転移を実現するのに役立つ情報として目標領域の学習データの個々の所持品領域ラベルをアノテータから取得する. そして, 個々の所持品領域ラベルから人物画像の各部分に注目する所持品がどのような見た目で出現するかを学習することで, 所持品画像が人物画像の各部分に出現する確率を求め, 学習の有用性を決定する.

(c) 各人物画像の個々の所持品領域のラベルが判明したときの情報量を計算し, 最も情報量が大きいデータを学習効率の高いデータとして選択する.

(d) アノテータから提示した人物画像の注目する所持品の外接矩形をフィードバックしてもらうことで, 適切な知識転移の実現に役立つ情報である個々の所持品領域ラベルを取得する.

5 実験

複数の防犯カメラ映像から取得した人物画像集合に対して, 本システムを用いて複数の所持品を対象に所持品に基づく人物画像分類を行う実験を行った. 結果を表 1 に示す. この結果から, 少ない学習データから精度の良い分類器を構築できていることがわかる.

6 まとめ

本研究では所持品に基づく人物画像分類のような学習データを大量に用意できない分類問題に対して少量の学習データとアノテータとのインタラクションを利用して効率よく学習を行うことで, 精度の良い分類器を構築する枠組みを提案した. 今後は能動的転移更新モデルに半教師あり学習を導入することが考えられる.

参考文献

[1] David Kale, Yan Liu. "Accelerating Active Learning with Transfer Learning." *In Proceedings of IEEE 13th ICDM*, pp.1085–1090, 2013.