

1. はじめに

Attention Branch Network (ABN) [1] は、ネットワークの注視領域をアテンションマップとして可視化するだけでなく、アテンション機構により認識処理に活用して高い認識性能を実現した。さらに、誤認識したサンプルに対して人の知見をもとにアテンションマップを修正して推論することで、ABN の誤認識結果を正しく導くことができる[2]。アテンションマップの修正は人が行うため、人的・時間コストが大きい。本研究では、アテンションマップの修正時に能動学習を導入し、修正するアテンションマップを取捨選択する手法を提案する。

2. 能動学習

能動学習は、学習に有効なデータを選択して、追加学習する手法である。この時、少量のデータをラベルなしデータから選択してラベル付けを行う。これにより、アノテーションコストを削減しつつ、精度向上が可能となる。データの選択アルゴリズムとして、様々な方法が提案されている。Uncertainty sampling[3] は、ラベルなしデータに対するネットワークの出力分布から不確実性を計算し、不確実性が高いデータを選択する。Expected Model Change は、損失関数の勾配が大きいデータを選択する。Expected Variance Reduction は、ネットワークの分散を小さくするデータを選択する。Representative sampling は、母集団のその性質を表すと思われる、より小さい集団を選択する。

3. 提案手法

本研究では、能動学習を導入した ABN の追加学習を提案する。提案手法は ABN のアテンションマップに着目して能動学習に適したデータを選択する。そして、選択したデータのみアテンションマップの修正を行う。能動学習を導入したアテンションマップの修正手順を図 1 に示す。

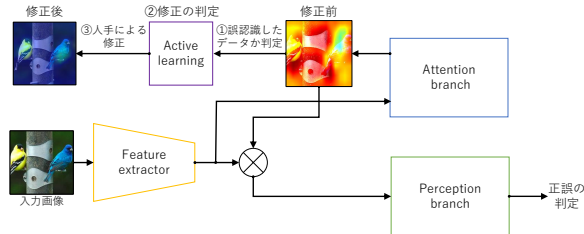


図 1: アテンションマップの修正手順

学習済みの ABN に対して、誤認識した学習用データとそのデータに対する確率分布を収集する。収集したデータに対して能動学習のデータ選択アルゴリズムを適用し、一定のデータ数になるまでデータを選択する。提案手法では、能動学習のアルゴリズムとして Uncertainty sampling を利用する。Uncertainty sampling によるデータの選択方法を式 (1) に示す。

$$x^* = \arg \max_x f(x) \quad (1)$$

ここで x^* は選択されたデータ、 x は収集したデータ、 $f(x)$ は不確実性を表す。そして、選択したデータのみアテンションマップの修正を行い、再学習をする。能動学習によるデータの選択は、不確実性の指標には Least confident, Margin sampling, Entropy の 3 種類を用いる。Least confident は式 (2) のように確率分布の中で最も高いクラス確率が最も小さいサンプルを選択する。

$$f(x) = \max_y P(y | x) \quad (2)$$

Margin sampling は式 (3) のように確率分布の中で 1 番目と 2 番目に高いクラス確率の差が最も小さいサンプル、

$$f(x) = P(y_1 | x) - P(y_2 | x) \quad (3)$$

Entropy は式 (4) のように確率分布のエントロピーが最も高いサンプルを選択する。

$$f(x) = - \sum_y P(y | x) \log P(y | x) \quad (4)$$

4. 評価実験

提案手法の有効性を評価するために評価実験を行う。

5. 実験条件

ABN のベースモデルとして ResNet18、データセットとして CUB-200-2010 を利用する。学習、再学習時は共に更新回数を 300 エポック、バッチサイズを 16 とする。修正したアテンションマップは、CUB-200-2010 に用意されている bubble 情報を用いてカーネル密度推定により作成する。

6. 実験結果

ABN で誤認識したデータは 131 枚であった。各指標において、高い順にデータを選択して再学習した結果を表 1 に示す。再学習前後を比較すると、再学習により精度が向上した。また、Least confident, Entropy の指標では、少ない枚数でもランダム選択より高い精度となっている。以上のことから能動学習の導入により、効率的なサンプル選択による精度向上の効果がある。Entropy により選択されたデータに対する再学習前のアテンションマップを図 2 に示す。優先度により異なる傾向にあるといえる。

表 1: 優先度の高いデータを用いた再学習 [%]

	修正枚数			
	10	50	100	131
再学習前	31.19			
ランダムに選択	32.01	33.27	33.86	34.39
Least confident	32.21	33.53	34.22	34.39
Margin sampling	32.31	33.07	33.96	34.39
Entropy	32.08	33.33	34.69	34.39

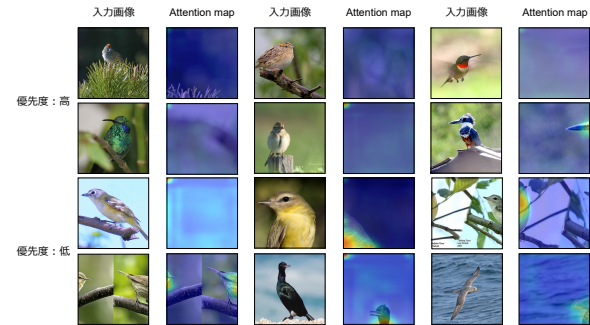


図 2: 能動学習の優先度による傾向 (Entropy)

7. おわりに

本研究では、人の知見の導入時に能動学習を適用することで修正枚数を削減した。実験結果から修正枚数を削減しても精度向上した。今後は、アテンションマップによる指標の提案や、総修正枚数と同じ枚数を複数に分割して修正し再学習を行う。

参考文献

- [1] H. Fukui, *et al.*, “Attention Branch Network: Learning of Attention Mechanism for Visual Explanation”, CVPR, 2019.
- [2] M. Mitsuhashi, *et al.*, “Embedding Human Knowledge into Deep Neural Network via Attention Map”, VISAPP, 2021.
- [3] D. Lewis and J. Catlett, “Heterogeneous uncertainty sampling for supervised learning”, ICML, 1994.
- [4] T. Scheffer, *et al.*, “Active Hidden Markov Models for Information Extraction”, CAIDA, 2001.