

内部クラス・モデルによるパターン認識における特徴量抽出の制御

鈴木 泉[†]長岡技術科学大学[†]

1. はじめに

画像認識における特徴量は、深層学習が登場する以前は SIFT [1] や SURF [2] などの局所特徴量が多用された。これらはベクトル値であるため量子化し、位置情報を削除する BOF 法[3] などにより次元削減する必要がある。局所結合に限定した多層ニューラルネットワークによる CNN の出現によって、特徴量化と学習データに基づく最適な次元削減が自動で出来るようになった(図 1. a)。深層学習は次元削減を必要とする多くの問題に適用されているが、大量のラベル付きデータが必要である。筆者は one-shot 学習[4] を念頭に、ラベル無しデータから得られた特徴量とその共起関係という客観的情報から、パターン認識に必要な知識を獲得する内部クラス・モデル[5-7]を提案した。本稿は内部クラス・モデルに「指令」という特徴量抽出の制御を含む概念を追加したものである。

2. 問題の記述

外界の環境 $x \in X$ から来る物理信号を処理して作成される一定サイズ以下の情報を特徴量と呼ぶ。次元削減はその処理の 1 つである。次元削減せず信号の切り出しのみ行う例は文書データである。特徴量の全体を Y であらわす(図 1. b)。

- 特徴量がシステムに入力される情報であり、システムで記録・参照される
- 「目的」とは Y の部分集合。目的に属す特徴量が全て与えられる場合とそうでない場合がある
- システムの目的は、与えられた外界の環境から、目的に属す特徴量を作成すること。

[解決すべき課題]

1. 目的として与えられる特徴量は目的を網羅しないため、目的の範囲が決められない。1 個または数個の特徴量からでも範囲を決めたい。
2. 物理信号から作成することが出来る特徴量は非常に多様である。抽出する特徴量をどのように制御し、また組み合わせるか。

3. 内部クラス・モデル

3.1 特徴量に必要な条件

特徴量 y を参照すれば、 y を構成する特徴量 $y_1 \subset y$ が存在すれば y_1 も参照することが出来ること。逆に、 y_1 を参照すれば、 y を参照することが出来ること。構成要素とは必ずしも空間的な範囲の大小ではない。構成要素の関係において参照することを、

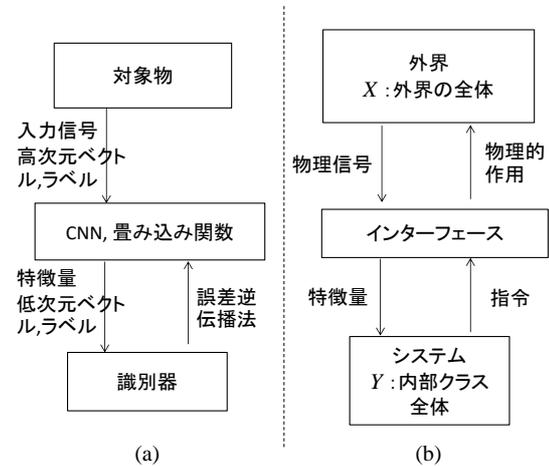


図 1

想起と呼ぶ。特徴量の 1 例は、画像においては問題とする領域・部分を示した画像全体。

3.2 内部クラス・ネットワーク

記録された特徴量を内部クラスと呼ぶ。内部クラスをノード、構成要素の関係をエッジとする重み付き有効グラフ G を構成する。

ノード、エッジの新規作成と、参照されたノード、エッジの重みを上げ、そうでないノード、エッジの重みを下げることを基本とするグラフ G の更新を学習という。類似関係というのは、 G で表現すると、「相互から同一の内部クラスを強く想起できる内部クラス同士」である。

3.3 指令

特徴量の一部は指令と呼ばれ、インターフェースや外界に作用する。例えば注目点の移動、人間であれば発声、照明をつける行動、手前にある遮蔽する物体を動かすなど。指令はそのような行動をコントロールする全ての情報ではなく、それを行うためのラベルのようなもの。物理信号と特徴量の関係に相当する。また、下記で述べる特定の「意識」を高めそれに関連する特徴量のみ入力として受け付けるフィルターの役割を持たせることも指令の一例である。例えば画像において「文字」に該当する内部クラスのメンバーシップ値を高くし、文字以外をノイズとして無視すること。

物理信号、特徴量、指令、物理的な作用の繰り返しによる特徴量と指令の時系列もまた内部クラスとなる。つまり学習の対象となる。ただし一定以下の情報量にするために必要に応じて特徴量化する。その抽出方法も全体の課題に含まれる抽出方法で制御される。

3.4 意識

Y のファジィ部分集合を意識と呼ぶ。入力された特徴量によって意識は変化するほか、グラフ G による伝播によっても変化する。グラフによる伝播によって1内部クラスのメンバーシップ値を上げることを、この内部クラスを創作と呼ぶ。想起は創作の1つである。創作は転移学習のひとつと考えられ、内部クラス・モデルの大きな特徴である。

意識は参照する内部クラスを制限するためにも利用される。特徴量 y_1 の参照に際し、 y_1 を部分に持ち、意識の高い特徴量を参照する。つまり全探索を行わなくてよい。

3.5 探索

上記の内部クラスの制限によって内部クラス y_1 から y_2 が関連付けられることを、 y_1 から y_2 が推移可能であるという。 y_1 から y_2 への重み付き有向グラフが発生する。 y_1 から y_2 への推移も創作された内部クラスであり、それを構成する指令が存在する場合もある。

3.6 課題の解決方法

1. システムの目的は、1つの内部クラスから目的の1内部クラスへの推移を創作することで達成される。より強い推移をより多く作成する
2. その際、推移を構成する指令を用いて、抽出・入力される特徴量を制御する。システムの目的に効率的な推移と、必要に応じて下位目的を創作できる知識を獲得することも学習する

3.7 学習

試行錯誤的に多様な内部クラスを創作する一方、システムの目的達成に貢献し、頻繁に使われる内部クラスの重要度を上げ、重要度の低い内部クラスを削除することが学習の基本である。その詳細は実際のデータを使って決める必要があり、今後の課題である。

4. 具体例

入力信号は図2に示す画像。目的は、 g_0 : 「今何時ですか?」という質問に対する答え。入力信号から容易に得られる特徴量またはラベルから、 y_0 : 「室内」という内部クラスが意識として既に得られているとする。また、現在の注目点は画像の中央付近であるとする。必要な知識は既にあるとして、「室内」から目的に属す特徴量・内部クラスを得るまでの大まかな過程を以下に示す。

1. g_0 : 「今何時ですか?」から、 y_1 : 「今〇時〇分です」を創作
2. y_1 から y_2 : 「時計を見て ”今〇時〇分です” と答えた」を想起。この時点で「時計」などの内部クラスの意識が高くなる
3. 一方、 y_0 から y_3 : 「店内で注目点を上方とその周辺に移動したところ、時計を見た」を想起。これは、意識の高い「注目点の移動」に加え

て「時計」の意識が高いためこれを制約として発見された。 y_3 には指令 c_1 : 「注目点を上方とその周辺に移動」が含まれる

4. 「店内」に類似した「室内」を y_3 に転移し、 y_4 : 「この室内の注目点を上方とその周辺に移動したところ、時計を見た」を創作
5. y_2 と y_4 : の類似性から、 y_0 から g_0 の要素としての内部クラスまでの推移が創作された。この推移に含まれる指令 c_1 を実施
6. 「時計」の意識が高くなっていることから、時計以外の物体は無視し時計を検出する



図2

上記で示さなかった例えば、時計の文字盤を見て時刻を答える過程は、下位の目的をシステムが設定しそれを同様に解決する。知識として持っている時計から、画像における時計を認識する過程も同様である。また、指令 c_1 を導かずに、「注目点をランダムに移動する」ことを試行錯誤的に繰り返すことによっても時計を検出することは出来るが、それはこのように容易な問題の場合に限る。

5. おわりに

内部クラス・モデルに特徴量周出の制御を加味することで、特徴量抽出の問題が解決できる可能性を示した。今後は文書などの容易な実例を使用して検証実験を行うつもりである。

参考文献

- [1] D. G. Lowe, Distinctive Image Features from Scale-invariant Keypoints, Int. Journal of Computer Vision, Vol. 60, No. 2, pp. 91-110, 2004
- [2] Herbert Bay, Tinne Tuytelaars, Luc Van Gool, SURF: speeded up robust features, Proceedings of the 9th European conference on Computer Vision, May 07-13, 2006.
- [3] Csurka, G., Bray, C., Dance, C., Fan, L.: Visual Categorization with Bags of Keypoints. In: Workshop on Statistical Learning in Computer Vision, European
- [4] Fei-Fei, L., Fergus, R., Perona, P.: One-Shot learning of object categories. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 28(4), pp. 594-611, 2006
- [5] 鈴木, 内部クラス・モデルによる知識の表現とそのパターン認識への応用, FSS2021, Sep. 13-15, 2021
- [6] I. Suzuki, K. Yamada, M. Unehara, A Pattern Recognition by Inner-class Network and its Unsupervised Learning, IWACIII2019
- [7] I. Suzuki, K. Yamada, M. Unehara, Unsupervised Learning for Generic Object Recognition by Searching Inner-classes, SCIS & ISIS 2018