

画像認識における評価値と信頼度の関係に関する考察

1 K-6

椋木 雅之 美濃 導彦 池田 克夫

京都大学工学部

1 はじめに

ボトムアップ的な認識処理の結果には、ほとんどの場合、誤りが存在する。従って、認識結果をいかに利用するかが問題となる。もし、得られた認識結果の信頼度がわかれば、結果を利用する際の一つの目安となる。ここでいう信頼度とは、入力ベクトル x が与えられたときに、そのデータがカテゴリ ω_i に含まれる事後確率 $P(\omega_i|x)$ である。

認識結果に信頼度を付加するためには、認識処理により事後確率を推定できればよい。この推定のために用いる、認識処理により得られる対象物らしさを表す量を評価値とよぶ。データが、常に事前に定めたカテゴリ(対象カテゴリ)のいずれかに属する場合には、信頼度の推定は容易である。しかし、それ以外の“対象外”カテゴリのデータが与えられた際の信頼度の推定は困難である。

本稿では、実際の画像認識を対象に、“対象外”カテゴリがある場合の信頼度に関する考察を行う。ここでは、多層型ニューラルネット(MLN)による方法と Probabilistic Neural Network(PNN)による方法を実験する。

2 画像認識処理

本稿で扱う画像認識処理は、風景画像に対し、画素単位に得られる特徴量から対応する対象物ラベルを求めるものである[1]。入力ベクトルとして、画素ごとに得られる色相、明度、彩度、画像上のX位置、Y位置の5次元データを与える。対象カテゴリは、青空、曇天、道路、緑の葉、土、蔭、遠くの山、水面、枯葉、岩の10個の対象物とする。また、“対象外”カテゴリとして、風景画像中に現れ

A study of the relations between evaluation value and degree of reliance in image understanding

Masayuki MUKUNOKI, Michihiko MINOH, Katsuo IKEDA

Faculty of Engineering, Kyoto University

表 1: MLN による認識

対象外	40.2 %
対象	63.4 %
誤識別率	5.8 %

る建物、車、船、電車などのデータを選んだ。23枚の画像から取った対象カテゴリ16154個、“対象外”カテゴリ1484個のデータで学習を行い、別の23枚の画像から取った、対象カテゴリ17196個、“対象外”カテゴリ1482個の非学習データにより評価を行う。ただし、PNNによる処理では“対象外”カテゴリの学習データは用いない。

3 MLN による認識処理

MLNでは、MLNの出力値(評価値)が事後確率の推定値になっているため、そのまま信頼度の推定値として利用できる。

“対象外”データを識別するためには、まえもって“対象外”データを学習する方法が考えられる。“対象外”カテゴリの学習データとして、すべての典型的なデータを与えることは事実上不可能であるが、近似として、多数の学習データを与えることにより、このカテゴリを学習する。“対象外”カテゴリ識別の信頼度の推定値は、このカテゴリに対応するMLNの出力値を用いる。

中間層数30のMLNで学習/認識を行った。認識率を表1に示す。表中の「対象外」は、“対象外”カテゴリのデータを正しく“対象外”カテゴリに分類する割合、「対象」は、対象カテゴリのデータを正しいカテゴリに分類する割合、「誤識別率」は対象カテゴリのデータを“対象外”カテゴリに分類してしまう割合である。

4 PNNによる認識処理

PNN[2]は、カテゴリ ω_i に含まれる m_i 個の p 次元入力ベクトル \mathbf{x}_{ij} ($j = 1 \dots m_i$)が学習データとして与えられたとき、このカテゴリの入力ベクトルの事前確率分布 $f(\mathbf{x}|\omega_i)$ を

$$f(\mathbf{x}|\omega_i) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{p/2} m_i} \times \sum_{j=1}^{m_i} \exp\left(-\frac{(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{ij})'(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{ij})}{2\sigma^2}\right)$$

で近似する。ここで σ は、各学習データの影響範囲を決めるスムージングパラメータである。

学習データ中でのカテゴリのデータの割合により、生起確率 $P(\omega_i)$ を推定すると、入力ベクトルの確率分布 $f(\mathbf{x})$ 、事後確率 $P(\omega_i|\mathbf{x})$ が、次式により推定できる。

$$f(\mathbf{x}) = \sum_i P(\omega_i) f(\mathbf{x}|\omega_i)$$

$$P(\omega_i|\mathbf{x}) = \frac{P(\omega_i) f(\mathbf{x}|\omega_i)}{f(\mathbf{x})}$$

“対象外”カテゴリは学習データから離れた分布を持つとすると、 $f(\mathbf{x})$ が小さな値を取るデータを除くことにより、“対象外”データを排除できる。

閾値 K を定め、 $f(\mathbf{x}) < K$ のデータを認識対象としない場合、そのデータが対象カテゴリに含まれている確率(対象カテゴリの誤認識率) P_0 は、

$$P_0 = \int_{f(\mathbf{x}) < K} f(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

である。ただしPNNでは、解析的に P_0 を求めることは困難である。

2節で述べたデータを用いて、学習/認識を行った結果を図1に示す。各グラフは、閾値 K を変えたときの、“対象外”カテゴリの認識率、対象カテゴリの誤認識率を表す。対象カテゴリの認識率は、 K にかかわらず、ほぼ60~70%で一定であった。

5 考察

MLNでの処理では、“対象外”カテゴリは実質上“対象外”ではなく、対象カテゴリと同列の一つのカテゴリとなっている。“対象外”カテゴリは本来事前にわかっていないため、すべての典型的な

認識率、誤認識率(%)

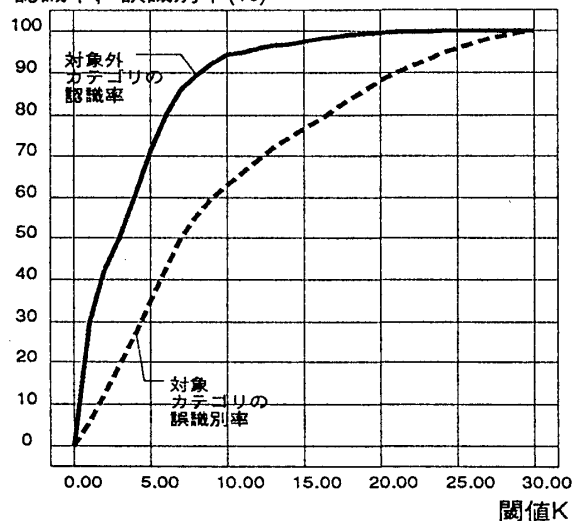


図1: PNNによる認識

データを与えることは不可能である。そのため、“対象外”カテゴリの識別率は50%をきる悪い結果になっている。

一方、PNNでの処理では、“対象外”カテゴリを、「対象カテゴリと異なる入力ベクトルの分布をもつカテゴリ」としているため、“対象外”カテゴリの学習データを必要としない。しかし、PNNでは、“対象外”カテゴリの信頼度は計算できず、実験的に得られる対象カテゴリの誤認識率などで代用する必要がある。

6 おわりに

“対象外”データの識別が必要な場合の認識処理と、認識結果の信頼度について、実際の画像認識の問題で検討した。

今後は、信頼度のついたボトムアップ的な認識処理の結果を効果的に利用する認識処理について考察する予定である。

謝辞 この研究の一部は、人工知能研究振興財団の助成金による。

参考文献

- [1] 椋木 雅之, 美濃 導彦, 池田 克夫: 対象物認識処理と領域分割処理の相互作用についての一考察, MIRU'92 講演論文集 I pp.17-24 (1992).
- [2] D.F. Specht: Probabilistic Neural Networks, *Neural Networks*, vol.3, no.1, pp.109-118(1990).