

音声からの感情推定におけるクラス分け指標の提案

○天沼沙織† 樽松理樹† 羽倉淳† 藤田ハミド†

岩手県立大学ソフトウェア情報学部†

1. はじめに

データマイニングの代表的な手法の一つとして回帰木・決定木（以後、回帰木）がある。これは、複数の属性をもつデータからなるデータ集合に対し、一つの属性を解答とし、その値に対する分類規則を他の属性値の範囲の組み合わせから構築するものである。結果の可読性や使いやすさから多くの場面で活用されている。しかし、分類時に利用される属性からなる空間において、解答集合が重なっていると有用な分類規則を構築することが難しいという問題がある。

本研究では、上記のようなデータに対し、精度の高い回帰木を回帰木構築に利用するデータ集合に対し、クラスタ分析を回帰木構築前に適用し、その結果を用いる手法を提案する。また効率的なクラスタ分析を行うためのクラスタ集合評価基準を提案する。これらを通し、回帰木の精度向上が期待できる。

2. クラスタ分析を加えた回帰木構築

提案手法は、大きく、(1)分類毎のクラスタ分析、(2)クラスタ集合評価、(3)回帰木構築の3つのステップからなる。最初に対象となるデータを説明した後、各ステップについて説明する。

2.1 対象とするデータ集合

本研究では、分類時に利用される属性からなる空間において、解答集合が重なっているものを対象としている。この重なりが、回帰木の精度に悪影響を与えていると考えられる。そのため、この重なりを減らすために、次に示すクラスタ分析を事前に行う。

2.2 分類毎のクラスタ分析

我々は「解答集合の重なり」が発生するのは、「各解答集合の分類が不十分である」為と捉えた。そこで本研究ではクラスタ分析を用い、各解答集合を細分化することを試みる。

具体的には、同一の解答を持つデータ集合毎に階層的クラスタ分析を行い、クラスタを構築する。各クラスタに対するラベルは、元の解答に添え字をつける形をとる。さらにこのクラスタ集合の妥当性を次に示す方法で評価する。

2.3 クラスタ集合評価

2.2で構築するクラスタ集合は、過度に細分化されている、従来のもとは変化がないといった場合がありうる。これに対し、次に示すクラスタ集合評価基準でクラスタ集合を評価する。評価の結果、現在のクラスタ集合が妥当でないと判断された場合は、分割基準を変更し、再度クラスタ分析を行う。

クラスタ集合評価基準としては、生成されたクラスタ及びクラスタ間関係の指標集合に対する主成分値を用いる。クラスタに関する指標としては、クラスタ内のデータ数、クラス内分散を、クラスタ間関係に関する指標としては、クラス間分散、クラス内分散・クラス間分散比^[1]、クラス数、重なり率を用いる。ここで重なり率とはクラスタに含まれるデータが別のクラスタに含まれる度合いを示すために新たに導入した値であり、式(1)で求める。

$$R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |O_i| / |C_i| \quad \text{式(1)}$$

式(1)において、Rは重なり率、Nはクラス数、 C_i はクラス*i*に属するデータ、 O_i はクラス*i*に属し、最近傍のクラス中央値がクラス*i*以外のデータを示す。すなわち、本値はデータの最近傍クラスの中心値が、そのデータの属するクラスの中心値になっていない割合を示す。この値が大きいということは、別のクラスと重なっていると考えられる。これらの指標に対しては、正規化を行うことで値域の違いによって、主成分値が影響を受けることを抑えている。

評価基準として利用するには、主成分値と回帰木の精度との関係を明らかにする必要がある。回帰木構築時にあるデータは、基本的に回帰木構築用データのみである。そのため、構築した回帰木が持つ予測値との関係から、妥当な主成分値を決定する。

2.4 回帰木構築とそれを用いた推定

回帰木構築には、解答毎に細分化したデータを用いる。構築自体は従来手法をそのまま踏襲する。結果、回帰木のリーフには、元々の解答を細分化したものが与えられる。

推定時においては、細分化された解答が求まる。この結果に対し、本来の解答に復元することで、最終的な解答を得る。

An idea of Criterion for Cluster Analysis Criteria to Estimate Emotion in Speech

†Saori AMANUMA · Iwate Prefectural University, Software and Information Science

3. 評価実験

3.1 実験概要

以下に評価実験の概要を示す。

(1)実験データ：Ekman^[2]らが提唱する「恐怖・怒り・嫌悪・幸福・悲しみ・驚き」に「それ以外（平常と表記）」を加えた7感情が付加された音声データを用いる。音声データとしては、感情毎に10発話、合計70発話を用いる。実際には音声データを解析して得た有声区間におけるピッチ、パワーそれぞれの最大・最小・範囲・四分位値・四分位値範囲・平均・分散を基に、感情を分類する回帰木を構築する。本音声データは、著者らがこれまでに解析^[3]を進めているものである。

(2)実験方法：次の二つの実験を行う。

(実験1)訓練データの細分化の有用性を評価することを目的に、クラスタ分析の有無による回帰木の予測値の比較を行う。なおクラスタ分割基準としては、全クラスタの距離の平均を用いる。(実験2)提案したクラスタ評価基準の有用性を評価するために、主成分値と回帰木の予測値との比較を行った。

各実験では、70のサンプル音声を、発話内容によって訓練データ(63個)、テストデータ(7個)から構成される10種類のデータセットを構築し、これらに対する交差検査法を実施する。

3.2 実験結果・評価

実験1の結果として、表1に従来手法と訓練データの細分化を用いた場合の結果の一例を示す。これは目的変数として、パワーに関する値を用いた場合である。表は正解率を示している。ここで正解率とは回帰木の解答のうち正解であった割合である。表に示す通り、細分化を用いた場合、予測値が向上している。その他の場合においては、細分化を加えた方が値が下がる場合もあったが、全体として細分化を行うほうが高い正解率を得た。また予測値も向上している。

実験2の結果として、図1に回帰木の評価値と第一主成分値との間の関係の結果を示す。これは目的変数として、パワーの最大値などを用いている。図が示す通り、第一主成分値が大きくなるほど、回帰木の評価値が高くなる傾向が見て取れる。他の場合においても同様の傾向が見られた。ただし、第二主成分値以降では、明確な傾向はでていない。

3.3 考察

実験結果が示すように、訓練データの細分化を行った場合、従来手法よりも精度が向上した。このことから細分化の有用性が示された。しかし、大幅な向上が図れていないことや、テストデー

タによっては、精度が悪化する場合もあった。悪化する理由としては、細分化が不十分、または過度に行われていることが考えられる。そのため適切な細分化を行う枠組みが必要となる。

適切な細分化を行うために必要となる評価基準については、実験2の結果から説明変数の第一主成分値が利用できる可能性が示された。しかし、その評価値を利用し、再度クラスタ分析を行う枠組みは確立していない。今後は、その枠組みを構築する必要がある。

また今回は一つのデータでのみ行っている。そのため、本データに依存する点も大きい。この点を考慮し、他のデータでの実験・評価、さらには他の手法との比較評価も行う必要がある。

4. おわりに

本稿では、回帰木の精度向上を図るために、クラスタ分析を事前に訓練データへ適用する手法を提案した。また効率的なクラスタ分析を行うためのクラスタ集合評価基準も提案する。評価実験の結果、それらの有用性は示せたが、依然として改善の余地がある。今後は、改善を加えていくとともに、他のデータでの評価実験を行う必要がある。

謝辞

本研究の一部は、科学研究補助費・基盤研究B(課題番号：20300078)の助成を受けいます。

参考文献

- [1]石井ら、「わかりやすいパターン認識」、オーム社、1998
- [2] P. Ekman 著、工藤力訳、「表情分析入門-表情に隠された意味をさぐる-」、誠信書房、1987
- [3]天沼ら、「複数の学習手法を用いた音声からの感情推定」、電子情報通信学会パターン認識・メディア理解研究会、P RMU2009-86、pp. 85-90、2009

表1：実験1の結果

	怒り	恐れ	嫌悪	喜び	平静	悲しみ	驚き	平均
従来手法	0.19	0.36	0.14	0.27	0.29	0.5	0.29	0.19
提案手法	0.44 (+)	0.43 (+)	0.17 (+)	0.55 (+)	0.45 (+)	0.55 (+)	0.71 (+)	0.44 (+)

図1：実験2の結果

