

音声認識のための大幾可マージン 最小分類誤り学習法に関する実験的評価

松廣 達也[†], 北岡 見生代[†], Ha David[†]
渡辺 秀行^{††}, 片桐 滋[†], 大崎 美穂[†]
[†] 同志社大 ^{††} NICT

1. はじめに

パターン分類器設計法の1つに大幾何マージン最小分類誤り (LGM-MCE: Large Geometric Margin Minimum Classification Error) 学習法がある[1]. 学習法は, 初め固定次元パターン分類用に定式化され[1], 最近になって音声信号のような可変長パターンの分類用に拡張された[2]. しかし, この最近の定式化は必ずしも十分に評価されていない. こうした状況を受け, 本稿は, 可変長パターン分類のための LGM-MCE 学習法の効果を実験的に検証するものである.

2. 可変長パターン分類のための LGM-MCE 学習法

固定次元パターン用と可変長パターン分類用における本学習法の最も大きな違いは, クラス帰属度を表す識別関数の定義にある. 本稿では, クラスモデルにマルチプロトタイプ型状態遷移モデルを採用し, 次の図1に示すような, 入力パターン(図中横軸)とクラスモデル(図中縦軸)との間の最小累積距離を識別関数とした. ここで, 最小累積距離に対応する経路(図中折れ線)は動的計画法によって求める. 定式化の詳細は文献[2]に詳しい.

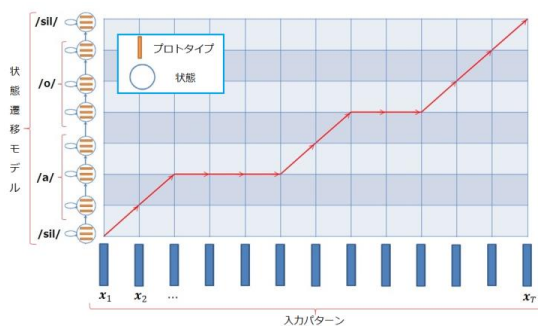


図1 識別関数の求め方.

3. 評価実験

評価実験は孤立単語音声認識によって行った. 音声データは, 20名の発話による984単語から成るETL-WD-I & IIデータセットであった. データは, 6名分を学習用に, 残りを試験用に分割した. ここで, ハイパーパラメータの調整等にはしばしば用いられる検証用データを用いていないこ

とに注意されたい.

学習におけるモデルパラメータの更新には, 先の定式化で用いられた確率的勾配降下法 (SGD: Stochastic Gradient Descent) [2]に, 新たにRPROP法を採用し, その両者の比較も行った.

LGM-MCE 学習法の効果を検証するため, 関数マージン最小分類誤り (FM-MCE: Functional Margin Minimum MCE) 学習法[3]との比較も行った.

表1 実験で得られた分類精度(%).

	FM-MCE (SGD)	LGM-MCE (SGD)	FM-MCE (RPROP)	LGM-MCE (RPROP)
学習標本	99.93	99.95	99.86	99.85
試験標本	92.06	93.46	90.80	92.61

実験結果を表1に示す. 学習法の有用性は, 学習には用いられない(未知)試験標本に対する分類精度に現れる. SGDとRPROPのいずれにおいても, LGM-MCE 学習法は, 競合するFM-MCE 学習法を上回る精度を達成し, 定式化が目指す高い未知標本耐性を実現していることがわかる. なお, SGD と比べ, RPROP は扱いやすいという長所は確認できたものの, 達成精度はやや劣っていた.

4. むすび

2種類のパラメータ更新法の比較も加えて, FM-MCE 学習法との比較を行い, 可変長の音声パターン分類における LGM-MCE 学習法の有用性を明らかにした. 今後, RPROP の効果の再検証やさらに大規模な課題への LGM-MCE 学習法の応用を行っていききたい.

謝辞: 本研究の一部は, 科研費(番号: 26280063)及び私学研究基盤形成支援事業「ドライバ・イン・ザ・ループ」の支援を受けて行われた.

参考文献

- [1] 渡辺, 他. 信学会論文誌 D, Vol. 94, No. 10, pp. 1664-1675, 2011.
- [2] M.Kitaoka, et al.. Proc. IEEE TENCON2015, pp. 1-6, 2015.
- [3] B.-H. Juang and S. Katagiri. IEEE Trans. SP, Vol. 40, No. 12, pp. 3043-3054, 1992.