

オンライン線形判別分析の頑健化に向けた学習係数の自動調節

Study on Automatic Setting Method of Learning Coefficient in Online LDA towards Robust Convergence

森下壮一郎 平岡和幸 溝口博 三島健稔

S. Morishita, K. Hiraoka, H. Mizoguchi, and T. Mishima

埼玉大学工学部 情報システム工学科

Dept. of Information and Computer Sciences, Saitama University

1 はじめに

新しいデータやクラスの追加に対し、逐次的に適応可能な線形判別分析手法として、著者らは OLDA (Online Linear Discriminant Analysis: オンライン線形判別分析) を提案してきた [1] [2]。その実験の過程で、「学習係数」の与え方によっては、判別行列が発散してしまうという問題が観測された。本論文はこの問題の解決を目指すものである。

2 提案手法

OLDA による $N \times L$ 判別行列 A の更新則を式 (1) に示す。 N はデータの次元数 (画像の場合は画素数)、 L は抽出する特徴数である。(効率良い計算法は [2] を参照)

$$A(t) = A(t-1) + \eta[B(t)A(t-1) - 0.5B(t)A(t-1)A(t-1)^T(\mathbf{w}(t)\mathbf{w}(t))^T + \varepsilon I]A(t-1) - 0.5(\mathbf{w}(t)\mathbf{w}(t))^T + \varepsilon I]A(t-1)A(t-1)^TB(t)A(t-1)] \quad (1)$$

ここに、 η 及び ε は小さな正定数、 B はクラス間分散行列、 \mathbf{w} はサンプルとクラス平均との誤差ベクトル、 I は単位行列である。この更新則では、第 2 項は A の 3 次式であるため、 A の値に対して急激にその「大きさ」が変化してしまう。そこで A の値に応じて学習係数 η を調節し発散を抑えることが本論文の骨子である。

さて、 A が所望の値に収束すれば、 $E[A^T \mathbf{w} \mathbf{w}^T A] = I$ 、特に $\frac{1}{L} E[\mathbf{w}^T A A^T \mathbf{w}] = 1$ となる。そこで、後者を時間平均で置き換えた $\rho(t) = \langle \frac{1}{L} \mathbf{w}^T A A^T \mathbf{w} \rangle$ を目安に用い、 $\eta(t) = \eta_0 / \rho(t)$ (η_0 は定数) で η を調節する。 $\rho(t)$ は式 (2) により逐次更新する (η_0 は小さな正定数、 $\rho(0) = 1$)。

$$\rho(t+1) = \rho(t) + \eta_0 \left(\frac{1}{L} \mathbf{w}(t)^T A(t) A(t)^T \mathbf{w}(t) - \rho(t) \right) \quad (2)$$

3 実験

提案手法を顔画像からの個人識別タスクに適用した。

$t = 0$ の時点で 1 人の人物を提示しておく。 $t = 100, 200, 300$ の各時点において、判別すべき人物 (クラス) を 1 人ずつ追加していき、 $t = 400$ で停止する。

結果を図 1, 2 に示す。図 1 はクラス数 3 で、図 2 はクラス数 4 でそれぞれ 100 回学習を繰り返した直後の、 η_0, η_p と平均認識率との関係を表している。平均認識率は、各 η_0, η_p

ごとに 100 回実験し、テスト用データに対する認識率の平均値とした。認識率が、図 1 では 33%、図 2 では 25% となっている領域は、100 回の試行すべてで A が発散したことを意味する。

両図において、 $\eta_p = 0$ の部分が従来法である。

これらの結果から、提案手法は従来法に比べて以下の点で頑健性があると言える。(a) 従来法 ($\eta_p = 0$) では、発散する η_0 の値の範囲が、図 1 に比べ図 2 では広がってしまっている。これに対して、提案手法 ($\eta_p > 0$) では、発散する η_0 の範囲にあまり変化はなく、両グラフの概形は変わらない。即ち、クラス数の変化に対して頑健になっている。(b) η_p を適切な値 (0.01 前後) に設定すれば、発散しない η_0 の範囲が大幅に広がる。つまり、 η_0 の設定の仕方に対して頑健になっている。

4 おわりに

本論文では、OLDA の学習係数の設定値によっては判別行列が発散してしまうという問題を指摘し、その対策を提案した。実験を通して、提案手法は、クラスの追加などの変化や η_0 の設定に対して頑健であることが判った。 η_p の設定に関しては、(a) 適切に設定すれば安定性が大きく向上し、(b) 他の値でも従来と同程度以上の安定性が得られた。今後の課題としては、学習の速さも考慮した最適な η_0, η_p の決定や、さらに多くのクラス数に対しての提案手法の適用などが挙げられる。

本研究の一部は、日本学術振興会科学研究費補助金 (奨励 A) により行われた。This work has been partly supported by CREST of JST (Japan Science and Technology) 279102.

参考文献

- [1] 平岡和幸 他, “オンライン線形判別分析アルゴリズムの導出とこれを用いた顔判別”, 第 5 回ロボティクスシンポジウム予稿集, 13C4, pp.226-231, 2000.
- [2] K.Hiraoka, et al., “Online LDA which can perform both successive learning and incremental learning”, SCI 2000 (to appear).

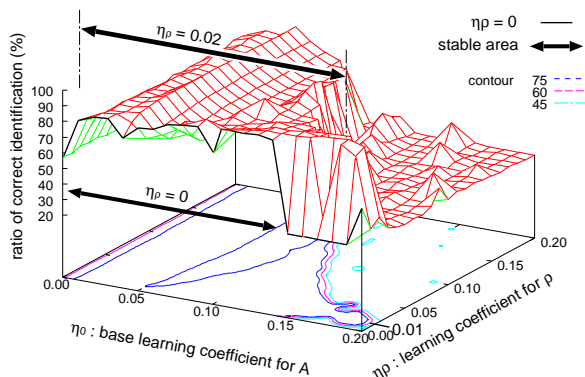


図 1: クラス数 3 における平均認識率 (t=300)

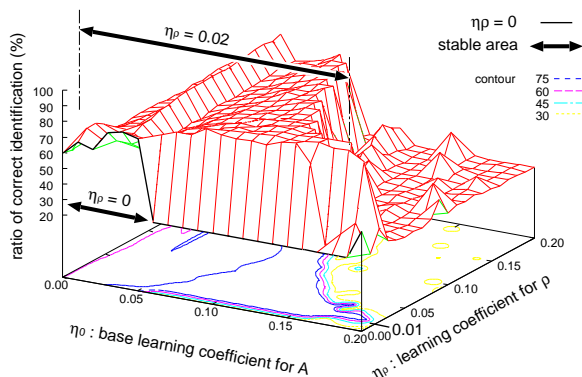


図 2: クラス数 4 における平均認識率 (t=400)