

逐次学習型線形判別分析アルゴリズムの性能比較

Comparison of Various Algorithms for Online LDA

平岡和幸 日台健一 濱平仁 溝口博 三島健稔 吉澤修治 (埼玉大)

K. Hiraoka, K. Hidai, M. Hamahira, H. Mizoguchi, T. Mishima, and S. Yoshizawa
Saitama Univ., 255 Shimo-okubo, Urawa

Two algorithms of online linear discriminant analysis are experimentally examined. One (ASYM) is a direct extension of Oja's online principal component analysis, while the other (SYM) is derived by symmetrizing ASYM. Our experiments show that SYM is superior to ASYM.

Keywords: linear discriminant analysis, online learning, face image recognition

1 はじめに

ロボットが人間と共存するためには、人間と円滑にコミュニケーションを行う能力が必須である。そのために有用な技術の一つとして、顔画像認識が挙げられる。顔画像認識には、線形判別分析 (Linear Discriminant Analysis, LDA) が広く用いられている (図 1) [2][3]。しかし、画素数 N が大きい画像に線形判別分析を適用しようとする、 $N \times N$ の大規模行列を扱うなくてはならず、計算が困難になってしまう。また、線形判別分析には、新しいデータを追加しようとしたときに、はじめから解き直さなくてはならないという欠点もある (図 2)。



図 1: 線形判別分析による顔認識。パターンがうまく分離されるような低次元空間への射影を、一般化固有値問題を解くことで求める。

このような欠点に対処するために、筆者らは、逐次学習型の LDA アルゴリズムを提案した [4]。このアルゴリズムは、

- $N \times N$ の大規模行列を扱う必要がない
- 新しいデータの追加が、少ない計算量で可能である

という特長を持っている。

本研究では、[6] で示唆されている 2 種類の逐次学習型 LDA アルゴリズムについて、性能比較実験を行う。片方 (非対称型) は Oja の online PCA[1] を直接拡張した形で、他方 (対称型) はそれに対称化を施した形をしている。



図 2: 従来法と逐次学習法の比較。ある人物の外見が変化したり、新しい人物が追加されたりした場合、従来法では一般化固有値問題をはじめから解きなおすことになり、計算時間がかかる。提案手法は、現在の状態に修正を施す形で、高速な更新が可能である。

2 二種類の逐次学習型 LDA

[学習] 毎時刻 $t = 1, 2, \dots$ ごとに、新しい例題 $(\mathbf{x}(t), c(t))$ が与えられるとする。画像 $\mathbf{x}(t)$ は N 次元縦ベクトル、クラス $c(t)$ (個人識別課題なら個人名) は 1 から M までの整数で表現されている。与えられた例題に基づき、毎時刻、以下のようにして補助変数と判別行列 A を更新する ($c = 1, \dots, M$)。

$$t^c(t) = t^c(t-1) + \delta(c, c(t)) \quad (1)$$

$$\bar{\mathbf{x}}(t) = \left(1 - \frac{1}{t}\right) \bar{\mathbf{x}}(t-1) + \frac{1}{t} \mathbf{x}(t) \quad (2)$$

$$\bar{\mathbf{x}}^c(t) = \begin{cases} \left(1 - \frac{1}{t^c(t)}\right) \bar{\mathbf{x}}^c(t-1) + \frac{1}{t^c(t)} \mathbf{x}(t) & (c = c(t)) \\ \bar{\mathbf{x}}^c(t-1) & (c \neq c(t)) \end{cases} \quad (3)$$

$$\mathbf{v}^c(t) = \bar{\mathbf{x}}^c(t) - \bar{\mathbf{x}}(t) \quad (4)$$

$$\mathbf{w}(t) = \mathbf{x}(t) - \bar{\mathbf{x}}^{c(t)}(t) \quad (5)$$

$$\mathbf{y}^c(t) = A(t-1)^T \mathbf{v}^c(t) \quad (6)$$

$$\mathbf{z}(t) = A(t-1)^T \mathbf{w}(t) \quad (7)$$

$$F(t) = \frac{1}{M} \sum_{c=1}^M \mathbf{v}^c(t) \mathbf{y}^c(t)^T \quad (8)$$

$$\mathbf{g}(t) = \frac{1}{M} \sum_{c=1}^M \mathbf{y}^c(t) \left(\mathbf{y}^c(t)^T \mathbf{z}(t) \right) \quad (9)$$

< 対称型アルゴリズム >

$$A(t) = A(t-1) + \eta \left[F(t) - \frac{1}{2} F(t) \mathbf{z}(t) \mathbf{z}(t)^T - \frac{1}{2} \mathbf{w}(t) \mathbf{g}(t)^T - \frac{1}{2} \epsilon F(t) \left(A(t-1)^T A(t-1) \right) - \frac{1}{2} \epsilon A(t-1) \left(A(t-1)^T F(t) \right) \right] \quad (10)$$

< 非対称型アルゴリズム >

$$A(t) = A(t-1) + \eta \left[F(t) - \mathbf{w}(t) \mathbf{g}(t)^T - \epsilon A(t-1) \left(A(t-1)^T F(t) \right) \right] \quad (11)$$

ここに、学習係数 η と安定化係数 ϵ は、小さな正の数である。なお、初期値は、 $\bar{\mathbf{x}}(0)$ と $\bar{\mathbf{x}}^c(0)$ は設定不要、 $t^c(0) = 0$ 、 $A(0)$ はフルランク ($\text{rank} A(0) = L$ 、ただし L は A の列数) の任意行列である。導出等、詳しくは [5, 6] 参照。

〔判別〕判別すべき画像 \mathbf{x} が提示されたら、 L 次元特徴ベクトル $A(t)^T \mathbf{x}$ を求め、 $A(t)^T \bar{\mathbf{x}}^c (c = 1, \dots, M)$ と比較し、最も近い c をその画像のクラスと推定する。

3 性能比較実験

表 1 のような設定で、対称型アルゴリズムと非対称型アルゴリズムとの性能比較実験を行った。

表 1: 性能比較実験の設定

課題	顔画像からの個人識別
データベクトル $\mathbf{x}(t)$	種々の照明条件で撮影した正面顔画像 (256 段階 gray scale、 $-1 \sim +1$ に正規化)
$\mathbf{x}(t)$ の次元数 N	$10 \times 10 = 100$ (画素)
判別するクラス数 M	3 (人)
抽出した特徴数 L	2 (= A の列数)
A の各成分の初期値	一様乱数 ($-0.001 \sim +0.001$)
安定化係数 ϵ	0.01
学習手順	例題用の顔画像をランダムな順序で提示。
学習結果の評価	例題とは別のテスト用顔画像で正しく識別できた割合を評価。
テスト用画像の枚数	100 (枚) \times 3 (人) = 300

結果を図 3 に示す。非対称型 ([1] の直接の拡張) よりも、対称型の方が、よい判別率が得られた。

4 結論

2 通りの逐次学習型 LDA について、性能比較実験を行った。片方 (非対称型) は Oja の online PCA [1] を直接拡張し

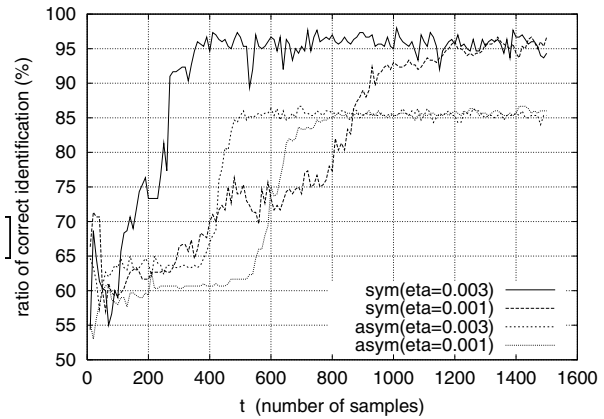


図 3: 対称型アルゴリズム (sym) と非対称型アルゴリズム (asym) の学習曲線。それぞれ学習係数 $\eta = 0.003$ と $\eta = 0.001$ の 2 通りを示す。横軸は提示した例題画像の数、縦軸はテスト画像に対する判別率。非対称型 ([1] の直接の拡張) よりも、対称型の方が、よい判別率が得られた。

た形で、他方 (対称型) はそれに対称化を施した形をしている。実験の結果、対称型の方が、よい判別率を得られた。このよさの理由を理論的に解明することが、今後の課題である。

なお、対称型は局所解を持つが、[6] で議論される回避策 (初期値を原点近傍に取る等) をとれば、問題にはならない。

本研究の一部は、文部省科学研究費助成金 (基盤 B) 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] E. Oja, "A simplified neuron model as a principal component analyzer", J. Math. Biol., Vol. 15, pp. 267-273, 1982.
- [2] W. Zhao, R. Chellappa, and A. Krishnaswamy, "Discriminant Analysis of Principal Components for Face Recognition", Proceedings of the third international conference on automatic face and gesture recognition, pp. 336-341, April, 1998.
- [3] T. Kurita and S. Hayamizu, "Gesture Recognition using HLAC Features of PARCOR Images and HMM based Recognizer", Proc. of the 3rd int. conf. on automatic face and gesture recognition, pp. 422-427, April, 1998.
- [4] 平岡 和幸, 濱平 仁 "逐次学習型の線形判別分析アルゴリズムについて— 学習アルゴリズムの提案と局所収束性の証明 —", 信学技報 NC99-73, pp. 85-92, 1999.
- [5] 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, 2000, to appear.
- [6] K. Hiraoka, et al., "Convergence Analysis of Online Linear Discriminant Analysis", Int. Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 2000, submitted.