科学研究費助成事業 研究成果報告書



令和 元年 6月20日現在

機関番号: 12102

研究種目: 基盤研究(B)(一般)

研究期間: 2016~2018 課題番号: 16H02842

研究課題名(和文)一般化差分部分空間に基づく特徴抽出の完全解明と機能強化

研究課題名(英文)Study on mechanism of feature extraction based on GDS projection

研究代表者

福井 和広 (Fukui, Kazuhiro)

筑波大学・システム情報系・教授

研究者番号:40375423

交付決定額(研究期間全体):(直接経費) 12,300,000円

研究成果の概要(和文):差分ベクトルの一般化である一般化差分部分空間(Generalized difference subspace (GDS))は,複数のクラス部分空間の差異(差分)を表す空間として定義され,クラス部分空間のGDSへの射影はクラス間を直交に近づける効果がある.その一方で,GDS射影はその次元を変更するだけで,判別分析的な効果も併せ持つことが新たに判明するなど,その幾何構造には未解明な点が多い.本研究では,(1)GDS射影による特徴抽出過程を数理的に完全解明し,(2)部分空間に替えて凸錐表現の導入により,その機能強化を行い,(3)有効性を顔・物体認識や形状解析などで多角的に検証した.

研究成果の学術的意義や社会的意義 GDS射影の有効性は,商用顔認識システム(東芝FacePass)等での実運用を通して十分に検証済みである.しかしながら,その有効性の根源であるGDSの幾何構造については未解明の部分が多く,標準的な基盤理論として認知されるまでには至っていなかった.本研究において,GDS射影の幾何構造が完全に解明され,その有効性が多角的に検証された.これによりGDS射影は安心して使える特徴抽出理論として世界的に認知されるようになると期待される.

研究成果の概要(英文): This research discusses a new type of discriminant analysis based on the orthogonal projection of data onto a generalized difference subspace (GDS). GDS projection also works as a discriminant feature extraction through a similar mechanism as the Fisher discriminant analysis (FDA) only by changing the dimension of the GDS. The direct consideration of the connection between GDS projection and FDA is difficult due to the significant difference in their formulations. To avoid the difficulty, we first introduce geometrical Fisher discriminant analysis (gFDA), which is a discriminant analysis based on a simplified Fisher criteria. Next, we prove that gFDA is equivalent to GDS projection with a small correction term. This equivalence ensures GDS projection to inherit the discriminant ability via gFDA from FDA. Extensive experiments show that gFDA and GDS projection have equivalent or higher performance than the original FDA and its extensions.

研究分野: パターン認識

キーワード: 画像認識 部分空間法 差分部分空間 一般化差分部分空間 特徴抽出

様 式 C-19、F-19-1、Z-19、CK-19(共通)

1. 研究開始当初の背景

ベクトル u と v の差分ベクトル d の一般化である Generalized difference subspace(GDS)は,複数の クラス部分空間の差異(差分)を表す空間として定義され(図 1),クラス部分空間の GDS への射影はクラス間の関係を直交に近づける効果がある.GDS 射影は,相互部分空間法に基づくパターン識別の性能を大幅に向上し,顔画像認識システムの実用化に多大に貢献してきた.福井(代表者)の研究により,GDS 射影は興味深い2面性を有することが明らかになってきた.具体的には,クラス部分空間の直交化に加

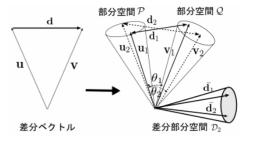


図 1

えて、GDSの次元を小さく設定することでフィッシャー判別分析と同等の効果を生む.様々な実験において、クラス部分空間の次元には依存せずに、判別分析と同様に GDS 次元 r = クラス数-1の時に、ユークリッド距離に基づく判別基準(クラス分離度)が最大となることが確認されている. つまり、GDS 射影はその次元を変更するだけで、部分空間(角度)ベース識別に対する特徴抽出(直交化)にも、ユークリッド距離ベース識別の特徴抽出(判別分析)にも適用できるという両面性を有する. CMU 正面顔データを用いた 138 人の識別では、137 次元 KGDS 射影は非線形判別分析と同等以上の識別性能を示している. この実験のように、利用できる学習画像の枚数が少ない場合は、共分散行列の推定が不安定となり判別分析の性能は大きく低下するが、クラス部分空間は少ない枚数からでも安定に生成できるため、GDS 射影の優位性が顕著となる. しかしながら、このような判別分析の効果が GDS 幾何構造から如何に生じているかは未解明であり、特徴抽出として確立されているとは言えなかった.

2.研究の目的

クラス部分空間の直交化に加えて、GDS 射影の判別分析的な効果が如何なる幾何学から生じているかを数理的に明らかにすることで、GDS 射影メカニズムの完全解明を行う.これにより GDS 射影の更なる機能強化の指針が得られ、GDS 射影を核とした新しい特徴抽出体系の構築する.

3. 研究の方法

上記目的に向けて以下の3つの側面から研究を進めた.

(1) GDS 幾何構造の完全解明

GDS の幾何構造は部分空間ペアの成す正準角群とそれらを張る正準ベクトルペアにより完全に規定され,これらの数理構造については,研究代表者らのこれまでの研究から多くの知見が得られている.これらを基盤として判別分析メカニズムを解明していくが,GDS 射影とフィッシャーの判別分析(FDA)の表現形式が大きく異なるために,その関係を直接探るのは難しい.そこで平均を引かない主成分分析において,第1主成分は平均ベクトルとほぼ一致するという特性,加えて各クラスの等分散と平均ベクトル長が等しいという制約条件に基づいて,フィッシャー基準の簡略化を行う.この簡略化により,フィッシャーの判別基準は各クラスの部分空間の基底ベクトルのみから構成される.簡略化された判別基準に基づく判別分析を Geometrical fisher discriminant analysis (gFDA)と名付ける.gFDA はその定義から FDA の判別分析能力を引き継いでいる.次ぎに,gFDA と GDS 射影がほぼ等価であることを,両者の幾何学構成の比較を通して明らかにする.最終的には,これらの両者の関係から,gFDA を介して GDS 射影と FDA の密接な関係を示し,GDS 射影が FDA と類似したメカニズムにより判別分析的な能力を有することを明らかにする.

(2) GDS 射影の機能強化

部分空間表現に替えて,基底に非負制約を課した凸錐制約表現を導入することで,GDS 射影の機能強化を図る.2つの凸錐の"隙間"を表す凸錐差分部分空間(Convex cone gap subspace(CGS))を新たに定義する.2つの凸錐体の成す最小角を計算する方法[M. Tenenhaus,"Canonical analysis of two convex polyhedral cones and applications",Psychometrika,vol.53,pp. 503-524,1988]を援用して第2最小角以降も求める.具体的には最小角を形成する2つのベクトルが張る2次元面の直交補空間において,最小角度を計算する.これをr回繰り返して得られた各角度 iを形成するベクトル uiと viの差分ベクトル diがr次元 CGS の基底となる.識別においてはデータを CGS へ射影することで2つの凸錐間の差異を抽出する.

(3) GDS 射影の有効性の検証

顔画像,手形状,歩容動画像などの公開データベースを用いて,GDS 射影が FDA とほぼ等価の 判別空間を生成し,それを用いて同等の判別能力が得られることを検証する.

4. 研究成果

(1) GDS 射影メカニズムの完全解明 フィッシャー判別基準を簡略化する ことで,各部分空間の基底ベクトルセ ットのみで判別基準を定義した.これ を最大化することで判別分析空間を 求める方法を提案し、Geometrical fisher discriminant analysis (gFDA) と名付けた .図 2 は FDA (オリジナルの 判別分析法)から gFDAへと至る簡略化 の過程を示している.次ぎに gFDA と GDS 射影がほぼ等価であることを以下 の手順で確認した(図3).まず2つの 部分空間の正準角を成す正準ベクト ルと基底ベクトルの関係に基づいて 明らかにした.さらに高次元ベクトル 空間における幾何学構造に基づいて, 数理的には ,gFDA は GDS 射影に微小な 補正項を加えた方法と完全に等価で あることを ,qFDA において最大化すべ き目的関数の表現形式を,クラス内分 散行列とクラス間分散行列の比の形 式から,両者の線形結合の形式に変換 することで数学的に証明した.

gFDA は FDA の本質的な判別能力を受け継いでいることを鑑みると, GDS projection(射影)もgFDA を経由して, FDA の判別能力をしっかりと受け継いでいることが理解される.

さらに gFDA をより深く理解するために,gFDA が2段階の処理:1)クラス部分空間の基底ベクトルの直交化(白色化)と2)直交化された基底に対す着主成分分析で構成されることに対するし,詳細解析を行った.2段目の処理を行う空間は正規化空間と呼ばれる。gFDA の正規化空間において有りを対称性に基づいて gFDA 射影の特徴出メカニズムの詳細な理解に到達を1、以上により,GDS 射影の幾何学達および特徴抽出のメカニズムの会が解明され,特徴抽出法として安心で使える基盤が整備された.

$$\begin{split} & \text{FDA} \\ & \frac{\mathrm{d}^T \Sigma_B \mathrm{d}}{\mathrm{d}^T \Sigma_W \mathrm{d}} \\ & = \frac{1}{n} \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^{n_c} (\mathbf{m}_c - \mathbf{m}) (\mathbf{m}_c - \mathbf{m})^T \\ & \sum_{W} = \frac{1}{n} \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^{n_c} (\mathbf{x}_i^c - \mathbf{m}_c) (\mathbf{x}_i^c - \mathbf{m}_c)^T \\ & \sum_{W} = \frac{1}{n} \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^{n_c} (\mathbf{x}_i^c - \mathbf{m}_c) (\mathbf{x}_i^c - \mathbf{m}_c)^T \\ & \sum_{W} = \frac{1}{n} \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^C \sum_{j=i+1}^{n_c} n_{inj} (\mathbf{m}_i - \mathbf{m}_j) (\mathbf{m}_i - \mathbf{m}_j)^T \\ & \sum_{W} = \frac{1}{n} \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^C \sum_{j=i+1}^{c} n_{inj} (\bar{m}_i \phi_1^i - \bar{m}_j \phi_1^j) (\bar{m}_i \phi_1^i - \bar{m}_j \phi_1^j)^T \\ & \sum_{W} = \frac{1}{n} \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^C \sum_{j=i+1}^{c} n_{inj} (\bar{m}_i \phi_1^i - \bar{m}_j \phi_1^j) (\bar{m}_i \phi_1^i - \bar{m}_j \phi_1^j)^T \\ & \sum_{Simplification-I} \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^C \sum_{j=i+1}^C n_{c} \alpha_i^c \phi_i^c \phi_i^c T - n_c \bar{m}_c^2 \phi_1^c \phi_1^{cT}) \\ & \sum_{SFDA} \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^C \sum_{j=i+1}^C (\phi_1^i - \phi_1^j) (\phi_1^i - \phi_1^j)^T \\ & \sum_{W} \sum_{z=1}^C \sum_{i=1}^C \sum_{j=i+1}^C (\phi_1^i - \phi_1^j) (\phi_1^i - \phi_1^j)^T \\ & \sum_{W} \sum_{z=1}^C \sum_{i=1}^C \sum_{j=i+1}^C (\phi_1^i - \phi_1^j) (\phi_1^i - \phi_1^j)^T \\ & \sum_{W} \sum_{z=1}^C \sum_{i=1}^C \sum_{j=i+1}^C (\phi_1^i - \phi_1^j) (\phi_1^i - \phi_1^j)^T \\ & \sum_{W} \sum_{z=1}^C \sum_{i=1}^C \sum_{j=i+1}^C (\phi_1^i - \phi_1^j) (\phi_1^i - \phi_1^j)^T \\ & \sum_{W} \sum_{z=1}^C \sum_{i=1}^C \sum_{j=i+1}^C \sum_{z=1}^C \sum_{z=1}^C \sum_{z=1}^C \sum_{z=1}^C (\phi_1^i - \phi_1^j) (\phi_1^i - \phi_1^j)^T \\ & \sum_{W} \sum_{z=1}^C \sum_{i=1}^C \sum_{j=i+1}^C \sum_{z=1}^C \sum_{$$

GDS projection $||\Sigma_{W4}||_F \gg \frac{1}{C}||\Sigma_{B3}||_F \Rightarrow \mathbf{G} \approx \hat{\mathbf{G}}$ $\mathbf{d}^T \mathbf{G} \mathbf{d}$ C-1 eigenvectors corresponding to the smallest eigenvalues

図 3

上記導出の詳細な数理証明を載せた論文を投稿準備中

Discriminant analysis based on projection onto generalized difference subspace

(2) GDS 射影の機能強化

評価実験で,GDS 射影と FDA の一致度はクラス数が多くなると低下することが明らかになった.この問題は,GDS の次元をクラス数-1ではなく,より大きな次元に設定することで緩和されることが分かり,各基底ベクトルの判別能力の累積を計ることで,適切な GDS 次元を推定する方法を考案した.

2 つの凸錐の "隙間"を表す凸錐差分部分空間(Convex cone gap subspace(CGS))を提案した(図 4).2 つの凸錐の"隙間"を表す凸錐差分部分空間(Convex cone gap subspace(CGS))を3 つ以上の凸錐の"隙間"を表す一般化凸錐差分部分空間(Generalized convex cone

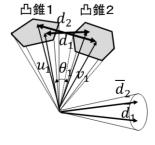


図 4

gap subspace)へと理論拡張した[3,5]. 各クラス凸錐を一般化凸錐差分部分空間へ射影することで,より判別能力の高いクラス凸錐を生成した.

(3)類似性・有効性の検証

顔認識,歩容認証,物体認識,形状解析などにおいて,gFDA,GDS射影,凸錐体に基づくGDS射影の類似性および有効性を大規模な検証実験により明らかにした[1,3,4,8,9,10,11] .これらの実験を通して,gFDAとGDS射影は学習データ数が少ない場合,FDAに比べて安定かつ高い識別性能が得られることを明らかにした.また顔画像を対象にした多クラス以上の識別実験において,FDA,gFDA,GDS射影がほぼ同じ判別空間を生成し,性能面でもほぼ同等であることを確認した.加えて,Convolutional Neural Networkを通して得られるCNN特徴を,画像特徴に替えて入力とすることでGDS射影の判別性能がさらに向上することも確認した[3,5,10].3次元物体の人工データを用いて評価実験や物体認識の識別実験により,一般化凸錐差分部分空間が凸錐クラスの識別問題において,判別的な空間として効果的に機能することを確認した[3,5].

5 . 主な発表論文等

〔雑誌論文〕(計11件)

- 1. Akinari Sakai, Naoya Sogi, <u>Kazuhiro Fukui</u>, "Gait Recognition Based on Constrained Mutual Subspace Method with CNN Features", IAPR MVA2019, 2019. 査読有
- 2. Erica K. Shimomoto, Lincon S. Souza, Bernardo B. Gatto, <u>Kazuhiro Fukui</u>, "News2meme: An Automatic Content Generator from News Based on Word Subspaces from Text and Image", IAPR MVA2019, 2019. 查読有
- 3. Naoya Sogi, Rui Zhu, Jing-Hao Xue, <u>Kazuhiro Fukui</u>, "Constrained Mutual Convex Cone Method for Image Set Based Recognition", CoRR abs/1903.06549, 2019. <u>查読無</u>
- 4. Lincon Sales de Souza, Bernardo B. Gatto, <u>Kazuhiro Fukui</u>, "Grassmann Singular Spectrum Analysis for Bioacoustics Classification", ICASSP 2018, pp.256-260,2018. 查読有
- 5. Naoya Sogi, Taku Nakayama, <u>Kazuhiro Fukui</u>, "A Method Based on Convex Cone Model for Image-Set Classification With CNN Features", IJCNN 2018, pp.1-8, 2018. 査読有
- 6. Erica K. Shimomoto, Lincon Sales de Souza, Bernardo B. Gatto, <u>Kazuhiro Fukui</u>, "Text Classification Based On Word Subspace With Term-Frequency ", IJCNN 2018, pp.1-8,2018. 查読有
- 7. Rui Zhu, <u>Kazuhiro Fukui</u>, Jing-Hao Xue, "Building a discriminatively ordered subspace on the generating matrix to classify high-dimensional spectral data", Inf. Sci. pp.382-383: 1-14, 2017. 查読有
- 8. Ryoma Yataka, <u>Kazuhiro Fukui</u>, "Three-dimensional Object Recognition via Subspace Representation on a Grassmann Manifold", ICPRAM 2017, pp.208-216, 2017. 查読有
- 9. Lincon Sales de Souza, Bernardo Bentes Gatto, <u>Kazuhiro Fukui</u>, "Enhancing discriminability of randomized time warping for motion recognition", IAPR MVA2017, pp. 77-80, 2017. 查読有
- 10. 中山 拓, <u>福井和広</u>、"相互部分空間法における CNN 特徴量の有効性検証,電子情報通信学会 PRMU 研究会 PRMU2017-71, pp. 49-54, 2017. 査読無
- 11. Lincon Sales de Souza, <u>Hideitsu Hino</u>, <u>Kazuhiro Fukui</u>, "3D Object Recognition with Enhanced Grassmann Discriminant Analysis", ACCV Workshops (3) 2016: 345-359. 查

完全な数理証明を載せた論文を投稿準備中

Discriminant analysis based on projection onto generalized difference subspace

[学会発表](計9件)

(1) Akinari Sakai, Naoya Sogi, Kazuhiro Fukui, "Gait Recognition Based on Constrained

Mutual Subspace Method with CNN Features", IAPR MVA2019, 2019.

- (2) Erica K. Shimomoto, Lincon S. Souza, Bernardo B. Gatto, <u>Kazuhiro Fukui</u>, "News2meme: An Automatic Content Generator from News Based on Word Subspaces from Text and Image", IAPR MVA2019, 2019.
- (3) Lincon Sales de Souza, Bernardo B. Gatto, <u>Kazuhiro Fukui</u>, "Grassmann Singular Spectrum Analysis for Bioacoustics Classification", ICASSP 2018, pp.256-260,2018.
- (4) Naoya Sogi, Taku Nakayama, <u>Kazuhiro Fukui</u>, "A Method Based on Convex Cone Model for Image-Set Classification With CNN Features", IJCNN 2018, pp.1-8, 2018.
- (5) Erica K. Shimomoto, Lincon Sales de Souza, Bernardo B. Gatto, <u>Kazuhiro Fukui</u>, "Text Classification Based On Word Subspace With Term-Frequency", IJCNN 2018, pp.1-8,2018.
- (6) Ryoma Yataka, <u>Kazuhiro Fukui</u>, "Three-dimensional Object Recognition via Subspace Representation on a Grassmann Manifold", ICPRAM 2017, pp.208-216, 2017. 查読有
- (7) Lincon Sales de Souza, Bernardo Bentes Gatto, <u>Kazuhiro Fukui</u>, "Enhancing discriminability of randomized time warping for motion recognition", IAPR MVA2017, pp. 77-80, 2017.
- (8) 中山 拓, <u>福井和広</u>、"相互部分空間法における CNN 特徴量の有効性検証,電子情報通信学会 PRMU 研究会 PRMU2017-71, pp.49-54, 2017.
- (9) Lincon Sales de Souza, <u>Hideitsu Hino</u>, <u>Kazuhiro Fukui</u>, "3D Object Recognition with Enhanced Grassmann Discriminant Analysis", ACCV Workshops (3) 2016: 345-359.
- 6. 研究組織

(1)研究分担者

研究分担者氏名:日野英逸

ローマ字氏名: Hino Hideitsu

所属研究機関名:統計数理研究所

部局名:モデリング研究系

職名:准教授

研究者番号(8桁): 10580079

研究分担者氏名:小林 匠

ローマ字氏名:Kobayashi Takumi

所属研究機関名:国立研究開発法人産業技術総合研究所

部局名:情報・人間工学領域

職名:主任研究員

研究者番号(8桁): 30443188

(2)研究協力者

研究協力者氏名:牧淳人(スウェーデン王立工科大学(KTH))

ローマ字氏名: Maki Atsuto

研究協力者氏名: Jing-Hao Xue(ユニバーシティ・カレッジ・ロンドン(UCL)統計科学科)

ローマ字氏名: Jing-Hao Xue

科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属されます。