DCNN による認知症リスクの推定

EP13090 中川茉耶　　指導教授：藤吉弘亘

1. はじめに

日本の認知症患者数は年々増加しており，認知症を発症していることに気づかず生活している高齢者が数多くいる．認知症は根本的に治癒することが困難で進行を遅らせることが現在の最善策であり，早期発見が求められる．一方，医師による診断でしか認知症を発見できないという課題がある．そこで，本研究では認知症患者特有の表情に基準を設けた C-Face.D[1] に基づいた工学的なアプローチによる自動診断手法を提案する．提案手法は，C-Face.D のスコアを推定する Deep Convolutional Neural Network (DCNN) を構築することで，認知症リスクの推定を実現する．

2. C-Face.D

医師の主観に依存しやすい認知症患者特有の表情に基準を設ける研究として，北岡らにより提案された C-Face がある．C-Face は，健常者と認知症患者との表情の変化の傾向を調査した結果に基づく認知症リスクの判定基準である．C-Face.D は，C-Face の第 6 項目である唇の観察内容に口角の挙上を追加している．図 1 に C-Face.D における観察項目とスコアを示す．口角の挙上を追加することで，感情や表情表出を失うといわれる認知症患者においても，刺激によっては快の感情が誘発されるため，感情変化が表情変化として確認できる観察内容となり重要となる．

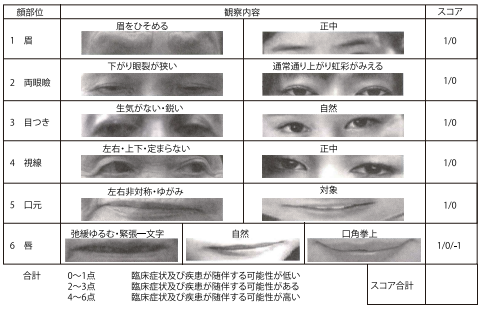

図 1：C-Face.D における観察項目とスコア [1]

3. 提案手法

本研究では，図 2 のように C-Face.D の認知症診断スコアを DCNN で推定する．また，DCNN で認知症リスクを推定するだけでなく，Heterogeneous Learning を導入することで認知症リスク推定と顔器官点検出を同時に学習，識別する．認知症リスクと顔器官点位置を同時に学習することで，DCNN が顔画像中の目や口等の器官の位置を把握しやすくなり，認知症リスク推定の精度を向上させることができる．以下に詳細を述べる．

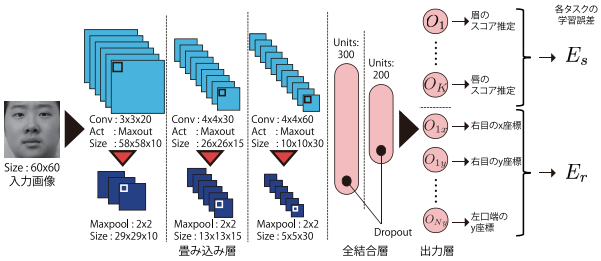

図 2：Heterogeneous Learning を導入した DCNN

3.1. C-Face.D のスコア推定タスク

C-Face.D のスコア推定タスクは，C-Face.D における観察項目 m のスコア O_m を 0 から 1 の実数で推定する．ここで，C-Face.D の観察項目“唇”のスコアは 3 値のため [-1, 0, 1] から [0, 0.5, 1] としている．DCNN の出力ユニット数は観察項目に相当する 6 ユニットである．

3.2. 顔器官点検出タスク

顔器官点検出タスクは，各顔器官点の座標を推定する．DCNN の出力ユニットは眼や口の顔器官点数に相当する．本研究では，右眼，左眼，鼻，右口端，左口端の 5 点であり，10 個の出力ユニットがある．

3.3. Heterogeneous Learning の学習誤差

Heterogeneous Learning は，複数のタスクを単一の DCNN で学習する学習法である．Heterogeneous Learning を用いて 1 つの識別器を構築することで，複数のタスクを同時に学習，識別することが可能である．Heterogeneous Learning の誤差関数は各タスクの学習誤差の和をタスク数で割り求める．本研究では，Heterogeneous Learning を導入した際の学習誤差を各タスクの学習誤差から式 (1) のように求める．ここで，y_k は各観察項目のスコアラベル，p_k は各観察項目の推定値，$\boldsymbol{L}_n$ は顔器官点位置の教師ラベル，$\boldsymbol{O}_n$ は顔器官点位置の推定値，K は観察項目数，N は顔器官点数，M はバッチサイズとする．

$$E = \frac{1}{2}\sum_{m=1}^{M}\left\{\sum_{k=1}^{K}(y_k - p_k)^2 + \sum_{n=1}^{N}|\boldsymbol{L}_n - \boldsymbol{O}_n|_2^2\right\} \quad (1)$$

4. 評価実験

提案手法の有効性を，単一の DCNN で C-Face.D のスコアのみを学習した場合と Heterogeneous Learning を用いて顔器官点位置を同時に学習した場合のスコア推定精度比較により示す．

4.1. 実験概要

本実験では，単一の DCNN で C-Face.D のスコアのみを学習した場合と提案手法による推定精度を評価する．データセットには Japanese Female Facial Expression (JAFFE) Database と Cohn-Kanade AU-Coded Facial Expression (CK) Database から認知症患者特有の表情表出が顕著であると医師により判断されたサンプル 220 枚を用いる．DCNN は図 2 に示すように畳み込み層 3 層と全結合層 2 層から構成されている．ここで DCNN の学習係数は 0.01，バッチサイズは 11 であり，更新回数は 100 万回である．

4.2. 実験結果

図 3 に認知症リスク推定の実験結果を示す．C-Face.D のみ学習した場合，“目つき”と“唇”のスコア推定精度が他の観察項目より悪いことがわかる．提案手法のように，顔器官点 5 点の位置を同時に学習することで，各観察項目でスコア推定精度が向上していることがわかる．特に唇は約 6%向上している．図 4 に提案手法によるスコア推定例を示す．

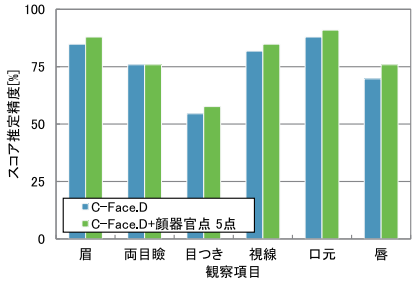

図 3：スコア推定精度

	眉	両眼瞼	目つき	視線	口元	唇
教師ラベル	1	1	1	0	0	1
スコアのみ学習	0	1	0	0	0	1
提案手法	1	1	1	0	0	1

図 4：提案手法によるスコア推定例

5. おわりに

本稿では，顔画像から認知症リスクを判定する手法を提案した．実験結果より，Heterogeneous Learning を導入した DCNN で C-Face.D のスコアと顔器官点位置を同時に学習することで，スコア推定精度が向上した．今後の課題としては，認知症患者のサンプルを用いたスコア推定や，1 枚の画像から得られる情報は少ないという考えから動画を用いたスコア推定が挙げられる．

参考文献

[1] 北岡哲子 等, “癒し表情刺激を用いた認知症患者の評価 C-Face for dementia の作成と評価”, 日本早期認知症学会誌, 第 7 巻, 第 1 号, pp.88-95, 2014.