

一般口演

一般口演16 支援システム

2017年11月22日(水) 08:45 ～ 10:30 F会場 (10F 会議室1004-1005)

[3-F-1-OP16-7] 描画試験から得られるストロークデータを用いた認知症進行度評価法に関する一検討

川西 昂弥¹, 川中 普晴¹, 高瀬 治彦¹, 鶴岡 信治¹, 高松 大輔² (1.国立大学法人三重大学大学院, 2.社会福祉法人 太陽の里)

[背景]近年、認知症高齢者は増加しており、認知症の早期発見とその予防は老年医学や社会福祉学の観点からも重要な課題である。認知症の評価には HDS-Rや(MMSE)、時計描画試験などが用いられるが、これら評価試験は評価者である施設職員や医師の経験に依るところが大きい。加えて、被験者の性格や認知症進行度によっては、指定した図形を描くことができない、被験者がテストそのものを拒否するケースも少なくない。継続的な認知症評価には、様々な描画内容に適用可能な評価方法が必要不可欠である。

[目的]本研究では、認知症高齢者によって描かれた様々な描画データから認知症の進行度を評価するための方法について検討した。簡単な図形を描いた際に得られる時系列データから、認知症の進行度評価法のための特徴を抽出方法を提案し、その認知症評価への可能性について検討した。

[方法]タブレット端末を用いて描画の際の座標や筆圧、ペンの角度を収集できるシステムを開発した。開発したシステムを用いて時計描画試験や計算問題などを実施し、その際に描いた数字のストロークデータを取得した。得られた描画データから座標の変化量と筆圧、ペンの傾きの時系列データを抽出して正規化し、Variational Autoencoder (VAE)を用いて確率分布を生成した。

[結果]英国 Cardiff大学より提供された健常者データ831例（55名）と県内の介護施設で収集した認知症データ370例（8名）を材料として用いた。本稿では、認知症患者の描画データを大量に収集することは困難であったため、第一段階として健常者データの確率分布を構築し、異常値検出法を用いて認知症検出の可能性について検討した。描画データから認知症の進行度を評価できる可能性が見出された。現在、実験結果の詳細について検討を進めている段階であり、最終原稿にてその詳細を記す。

描画試験から得られるストロークデータを用いた 認知症進行度評価法に関する一検討

川西 昂弥^{*1}、川中 普晴^{*1}、高瀬 治彦^{*1}、鶴岡 信治^{*1}、高松 大輔^{*2}、
^{*1} 国立大学法人三重大学大学院、^{*2} 社会福祉法人太陽の里

A Study on Dementia Evaluation Method Using Stroke Data with Drawing Test

Koya Kawanishi^{*1}, Hiroharu Kawanaka^{*1}, Haruhiko Takase^{*1}, Shinji Tsuruoka^{*1}, Daisuke Takamatsu^{*2}

^{*1} Graduate School of Engineering, Mie University, ^{*2} Social Welfare Corp. Taiyo-no-Sato

Recently, increasing of elderlies with dementia has been one of the severe social problems in Japan. Therefore, detecting and preventing dementia are pretty important. From viewpoints of dementia early detection, the most problem is the limitation of test contents and the difficulty of taking a dementia check test on a daily basis. To solve these problems, the authors focus on a drawing test using a tablet terminal and stroke data obtained in the test. Use of stroke data for dementia evaluation/detection, we aim to apply the drawing test to various drawing contents. Also, it might give more opportunities for dementia evaluation test in his/her daily life. It is, however, difficult to collect sufficient data to build the system because there are many subtypes of dementia. From this background, we propose an unsupervised anomaly detection method using only healthy data for dementia early detection. As the first step of this study, we discuss the possibility of a dementia detection using Variational AutoEncoder (VAE) and the required number of strokes for dementia detection.

Keywords: Dementia Detection, Clock Drawing Test, Anomaly Detection, Variational AutoEncoder

1. はじめに

現代の日本社会において、認知症患者の増加が大きな問題となっている^{1) 2)}。そのため、認知症の早期発見とその予防は、老年医学や社会福祉学の観点からも重要な課題である。

認知症を評価する検査として現在、質問式の認知機能検査や観察式の行動評価尺度が主に用いられる。日本でよく用いられている簡易テストとしては、質問式に分類される長谷川式認知症スケール(Revised Hasegawa's Dementia Scale: HDS-R)やミニメンタルステート検査(Mini-Mental State Examination: MMSE)があげられる。しかしながら、被験者と実施者の一対一の質問形式であるため被験者が過度に緊張しやすく、その結果、検査結果へ影響を与える可能性があるといった問題点がある。これに対して、図形を用いた認知症評価テストは被験者に描いてもらった図形から認知機能の評価するため、図形を描かせる方法によっては被験者にテストであることを意識させることはない。その結果、緊張などの検査結果への影響を抑えることができる。また描画テストにおいては、描画の行為自体がセラピーとしての側面を持っているため、介護福祉施設においても絵を描かせる、計算問題と解かせるなどといったことが行われている。しかしながら、これらの評価テストにおいても評価者による結果の差異やテストの実施に対する負担の問題など解決すべき点は多い。

これらの問題を改善するため、筆者らはタブレット端末を用いたレクリエーションにおいて描かれた図形から認知症の進行度を評価するシステムに関する研究開発を進めてきた³⁾。従来研究では、時計描画テスト(Clock Drawing Test: CDT)を対象とし、加重方向指数ヒストグラム法とサポートベクターマシンを用いて認知症の有無を検出する方法について検討した。評価実験の結果、提案した方法を用いることにより、97.1%の精度で認知症と健常者を分類できることが報告されている。しかしながら、被験者の性格や認知症進行度によっては指定さ

れた図形を描くことができない場合も少なくない。継続的な認知症評価や早期発見の機会を増やすためには、様々な描画内容に適用可能な評価方法が必要不可欠であると考ええる。

そこで本研究では、タブレット端末を用いた描画テストにおいて得られるストロークデータ(座標、筆圧、ペンの角度の時系列データ)に着目し、様々な描画内容へ適用可能な認知症早期発見手法の開発を目的とする。本稿では、多数の認知症例のデータを収集することは困難である、すなわち収集できるデータ数に偏りが生じることを考慮し、異常検知手法を用いた認知症の検出方法について基礎的検討を行った。ここでは生成モデルの一種である Variational Autoencoder (VAE)^{4) 5)}を用いた方法を提案し、その認知症評価への可能性について検討した。

2. 関連研究

2.1 描画テストにおける認知症評価

現在までに、描画テスト(特に時計描画テスト)を対象とした認知症評価については様々な研究が報告されている。例えば、Bennasara らは情報理論に基づいた特徴量の検討⁶⁾と複数の識別器を用いた認知症診断支援システムを提案した⁷⁾。重盛らは、加重方向指数ヒストグラム法による画像データからの特徴抽出とサポートベクターマシンによる健常者と認知症患者の分類手法を提案した³⁾。Harbi らは、時間的・空間的両方の特徴量を用いたサポートベクターマシンによる時計を構成する要素(数字と指針)の分割手法を提案した⁸⁾。また、時計描画テストにおける数字の認識精度を向上させるために、Fuzzy k-Nearest Neighbor と Convolutional Neural Network を組み合わせた手法なども提案されている⁹⁾。

2.2 AutoEncoder(AE)を用いた異常検知手法

近年、AE を用いた異常検知手法に関する研究が数多く報告されている。例えば、Marchi らは Bi-directional Long

Short-Term Memoryを組み込んだ Denoising AE を用いて、異常音を検出する手法を提案した¹⁰⁾。この手法は異常度として AE の再構成誤差(入力と出力の差)を利用している。また、An らは Variational AutoEncoder(VAE)の再構成確率を異常度とした手法を提案し、従来の AE や主成分分析を用いた異常検知手法よりも優れていることを示している¹¹⁾。また、VAE を用いることにより、異常の原因を分析できる利点があることについても述べている。

3. 実験材料

本研究では、実験材料の収集のために時計描画テストや簡単な計算問題をタブレット端末に実装した(図2)。図のシステムを用いることにより、描画された時計や数字の画像データとストロークデータを収集することが可能である。なお、ストロークデータは座標(x, y)、筆圧、ペンの角度(x, y-tilt, orientation)の6項目の時系列データで構成されている。開発に際し、本研究では Wacom MobileStudio Pro13 を用いてシステムを構築した。データ収集は、社会福祉法人太陽の里の協力のもと、健常者及び認知症高齢者のデータを収集した。本稿では、健常者データ23件と認知症データ10件の時計描画テストのストロークデータを実験材料とした。



図2 タブレット端末を用いた描画システム

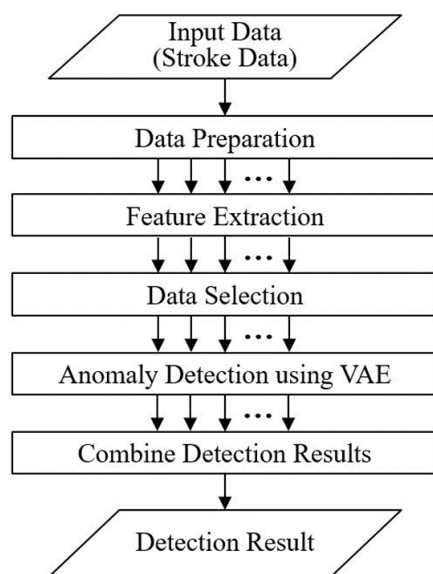


図3 提案手法の概要

4. 提案手法

図3に提案手法の概要を示す。ここでは、Variational AutoEncoder(VAE)を用いた異常検知法に着目し、それを認知症の検出に適用する。以下に、図に示した提案手法の各プロセスでの処理について述べる。

4.1 データの前処理と特徴抽出

描画テストにて収集されるストロークデータは、描画内容や被験者により、その長さが異なる。本手法では、これによる依存度を軽減するため、データの前処理としてストロークデータの分割を行った後に特徴を抽出することとした。図4にストロークデータにおける筆圧の一部を示す。図からもわかるように、ストロークデータは非描画期間(筆圧が0の期間)と描画期間(筆圧が0より大きい期間)で構成される。認知症患者と健常者の特徴の差を表すものとして、思考時間や運動機能が有効であると考えられるため、本手法では非描画期間と描画期間を合わせて一つのストロークとして扱った。

表1に抽出した特徴量の一覧を示す。ここでは描画速度、描画加速度、筆圧、ペンの角度から計算できる統計的特徴量(平均、標準偏差、最大値、最小値)に加え、非描画時間(筆圧が0の時間)、描画時間(筆圧が0より大きい時間)とその合計(非描画時間+描画時間)、非描画時間、描画時間それぞれと合計時間の比率も特徴量として用いた。上記の26個の特徴量をストロークデータから抽出した。

4.3 データ選択

描画テストにおけるストロークデータの特性上、描画内容や被験者の書き方により得られるストローク数は異なる。ここでは、被験者ごとのデータ数の偏りによるモデル構築への影響を取り除くため、被験者ごとに同じデータ数をランダムにサンプリングし、データ数を揃える前処理を施した。

4.4 異常検知手法の認知症検出への適用

VAEは変分ベイズに基づく生成モデルの一つであり、一般的なAutoEncoderと異なり確率的にモデリングされる。 x を入力データ、 z を潜在変数としたとき、周辺尤度は式(1)となる。

$$\log p(x) \geq \int q(z|x) \log \frac{p(x|z)}{q(z|x)} dz = \mathcal{L}(\theta, \phi; x) \quad (1)$$

上式において、 $\mathcal{L}(\theta, \phi; x)$ は周辺尤度(変分)下限である(ϕ , θ はエンコーダ、デコーダそれぞれのパラメータ)。変分ベイズに基づく手法では、この下限の最大化を目指す。下限は式(2)のように求められる。

$$\mathcal{L}(\theta, \phi; x) = -D_{KL}[q(z|x)||p(z)] + \mathbb{E}_{q(z|x)}[\log p(x|z)] \quad (2)$$

式(2)において、第二項は一般的なAutoEncoderの再構成誤差に対応し、第一項は $q(z|x)$ と $p(z)$ のカルバック・ライブラ情報量である。これは、潜在変数が任意の確率分布に従うようにするためのもので、正則化項のような働きをする。本手法では、この下限を異常度として用いた。また、提案法ではストロークデータを分割するため、被験者一人に対し複数のストローク単位の異常度を得ることになる。そのためここでは、ストローク単位の異常度の平均、標準偏差、最大値、最小値を被験者単位の異常度として用いた。

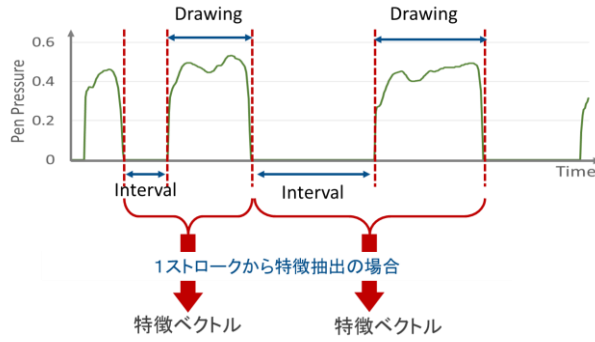


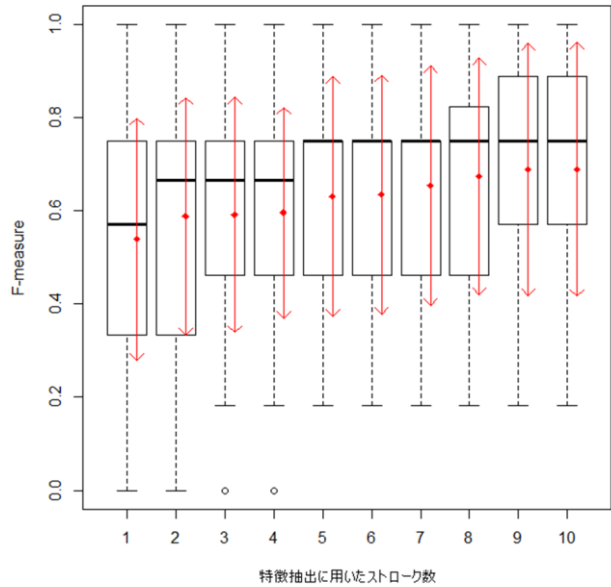
図 4 ストロークの分割と特徴抽出

表 1 用いた特徴量の一覧

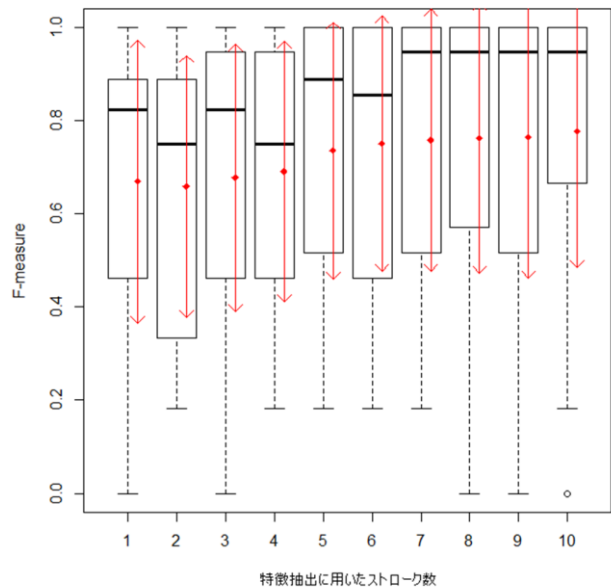
Type	Features
Drawing Speed Drawing Acceleration Pen Pressure	Mean, Standard Deviation, Maximum
X-tilt Y-tilt Orientation	Mean, Standard Deviation, Maximum, Minimum
Time	Completion Time, Interval Time, Drawing Time, Ratio of Interval Time Ratio of Drawing Time

5. 結果と考察

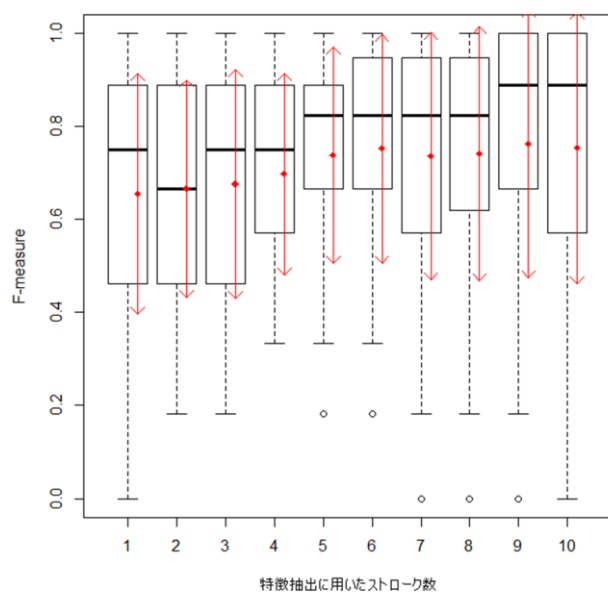
本稿では、ストロークデータを用いた認知症検出の実現性、および特徴抽出に用いたストローク数と性能の関係を評価するため、評価実験を行った。検証方法には、一健常者抜き交差検証を用い、評価指標として F 値を用いた。図 5 に乱数の種を変えて 10 試行した時の結果を示す。図中の菱形のマークは F 値の平均値を、矢印は標準偏差を示している。すなわち、平均的に性能が良く、かつばらつきが小さいのが良いモデルであるといえる。実験の結果、ストローク単位の異常度の平均・標準偏差・最大値を被験者単位の異常度として用いた場合、特徴抽出に用いたストローク数に比例して検出性能が上がる傾向が得られた。また、実験結果から F 値の中央値が高い標準偏差及び最大値を異常度として用いた方が良いと考えられる。これは、同じ被験者でも、ストロークごとに認知症の傾向が出やすいものと出にくいものがあるため、このような傾向が得られたと推察される。



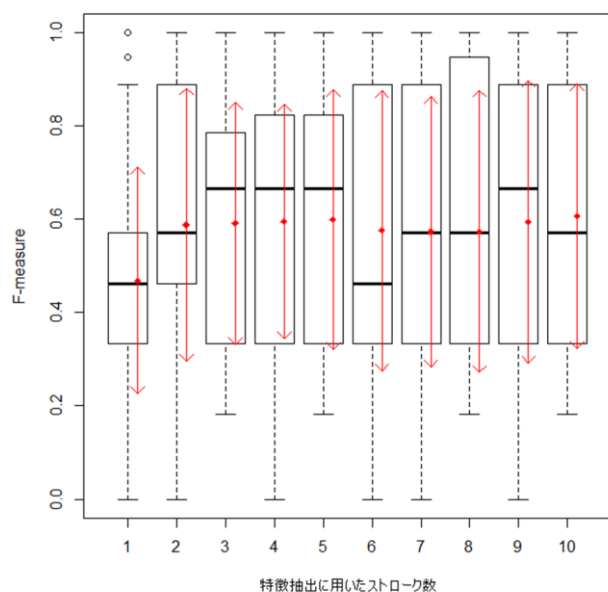
(a) 平均を異常度とした場合



(b) 標準偏差を異常度とした場合



(c) 最大値を異常度とした場合



(d) 最小値を異常度とした場合

図 5 特徴抽出に用いたストローク数と F 値

7. おわりに

本稿では、健常者データのストロークデータのみを用いた異常検知手法による認知症検出方法について基礎的検討を行った。ここでは、その実現可能性について検討するため、特徴抽出に用いたストローク数と性能の関係を評価した。実験の結果から、ストロークデータを用いた認知症検出は可能だと思われる。しかしながら、同じ被験者でもストロークごとに認知症の傾向が出やすいものとそうでないものがあると考えられる。今後はストロークへの依存度を小さくする方法について検討する必要が生があると考ええる。また VAE の中間層として Convolutional Neural Network や Recurrent Neural Network を組み込み、ストロークデータから直接特徴抽出を行う手法についても検討を進める予定である。その際、ネットワークがより深くなるため、より少ないデータのための学習方法についても検討していく予定である。

参考文献

- 1) L. Fratiglioni, D. D. Ronchi and H. Agero-Torres. Worldwide Prevalence and Incidence of Dementia. 1999; 15: 5: 365-375
- 2) Ministry of Health, Labour and Welfare of Japan. [http://www.mhlw.go.jp]
- 3) T. Shigemori, H. Kawanaka, Y. Hicks, R. Setchi, H. Takase and S. Tsuruoka. Dementia Detection Using Weighted Direction Index Histograms and SVM for Clock Drawing Test. Procedia Computer Science 2016; 96: 1240-1248
- 4) D. P. Kingma and M. Welling. Auto-Encoding Variational Bayes. arXiv 2014; 1312.6114v10
- 5) C. Doersch. Tutorial on Variational Autoencoders. arXiv 2016; 1606.05908v2
- 6) M. Bennisara, R. Setch, A. Bayer and Y. Hicks. Feature Selection Based on Information Theory in the Clock Drawing Test. Procedia Computer Science 2013; 22: 902-911
- 7) M. Bennisara, R. Setch, Y. Hicks and A. Bayer. Cascade Classification for Diagnosing Dementia. International Conference on System, Man, and Cybernetics 2014; 2535-2540
- 8) Z. Harbi, Y. Hicks, R. Setch and A. Bayer. Segmentation of Clock Drawing Based on Spatial and Temporal Features. Procedia Computer Science 2015; 60: 1640-1648
- 9) Z. Harbi, Y. Hicks and R. Setch. Clock Drawing Test Digit Recognition Using Static and Dynamic Features. Procedia Computer Science 2016; 96: 1221-1230
- 10) E. Marchi, F. Vesperini, F. Eyben, S. Squartini, B. Schuller. A Novel Approach for Automatic Acoustic novelty Detection using A Denoising Autoencoder with Bidirectional LSTZM Neural Networks. Acoustics, Speech and Signal Processing 2015; 1996-2000
- 11) J. An and S. Cho. Variational Autoencoder based Anomaly Detection using Reconstruction Probability. Special Lecture on IE 2015

謝辞

本研究は日本学術振興会の科学研究機補助金(若手研究, 課題番号 17K01562)の助成を受けたものである。