

高齢者の認知機能予測に向けた手指運動データの特徴分析手法の提案

勢一 隼人[†] 陳 思楠[†] 林 敦子[†] 中村 匡秀^{†,††}

[†] 神戸大学 〒657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1

^{††} 理化学研究所・革新知能統合研究センター 〒103-0027 東京都中央区日本橋 1-4-1

E-mail: [†]2037119w@stu.kobe-u.ac.jp, ^{††}chensinan@gold.kobe-u.ac.jp, ^{†††}hayashi@pearl.kobe-u.ac.jp,

^{††††}masa-n@cs.kobe-u.ac.jp

あらまし 近年、認知機能と手指巧緻性に関係があることが示唆される研究が盛んとなっている。しかしながら、これまでには人間の手指先の全てを対象とした研究は少なく、分析手法は確立されていない。我々の研究グループでは、画像認識とタッチパネル操作を組み合わせる手指運動計測システムを開発している。そこで本研究は、我々は開発したシステムで抽出した手指運動データを利活用し、手指巧緻性に関する分析手法を提案することを目的とする。我々のキーアイデアは、不等間隔な手指運動時系列データに着目し、状態空間モデルを利用して分析することである。提案手法の流れとして、(Step 1) データの読み込みと整理。(Step 2) 座標データの変換。(Step 3) データ特徴の個別比較。また、ケーススタディでは、2種類のタッピング課題 (i.e., normal 課題と nback 課題) に従って計測されたデータを抽出し、手指運動の反応時間と速度、差分距離、角度という4つのパラメータの分析実例を示し、考察を行う。さらに、関連研究との違いや、本手法の改善すべき点も述べる。これによって、手指巧緻性における新たな指標を確立することが期待でき、高齢者の認知機能が衰退する兆候を早期発見することに繋げられる。

キーワード 認知機能予測, 手指運動, 時系列データ, 状態空間モデル, 特徴分析

Proposing a Feature-Analysis Method of Finger-Movement Data for Predicting Cognitive Function of Elderly People

Hayato SEIICHI[†], Sinan CHEN[†], Atsuko HAYASHI[†], and Masahide NAKAMURA^{†,††}

[†] Kobe University Rokkodai-cho 1-1, Nada-ku, Kobe, Hyogo 657-8501 Japan

^{††} Riken AIP 1-4-1 Nihon-bashi, Chuo-ku, Tokyo 103-0027 Japan

E-mail: [†]2037119w@stu.kobe-u.ac.jp, ^{††}chensinan@gold.kobe-u.ac.jp, ^{†††}hayashi@pearl.kobe-u.ac.jp,

^{††††}masa-n@cs.kobe-u.ac.jp

Abstract In recent years, a growing body of research has suggested a relationship between cognitive function and manual dexterity. However, studies on all aspects of human fingertip movements have been limited, and analysis methods still need to be well-established. Our research group is developing a finger motion measurement system that combines image recognition and touch panel manipulation. Therefore, the purpose of this study is to utilize the finger motion data extracted using our developed system and propose an analysis method for assessing manual dexterity. Our key idea is to focus on irregularly sampled finger motion time-series data and analyze it using a state-space model. The proposed method follows steps: (Step 1) Data loading and organization. (Step 2) Coordinate data transformation. (Step 3) Individual comparison of data features. In a case study, we extract data measured according to two types of tapping tasks (i.e., normal task and n-back task). We provide analysis examples of four parameters: reaction time and speed of finger motion, the difference in distance, and angle. We also discuss the findings, highlighting the differences from related studies and identifying areas for improvement in our method. It expects to establish new indicators for manual dexterity, enabling the early detection of signs of cognitive decline in older adults.

Key words Cognitive function prediction, Finger movements, Time-series data, State-space model, Feature analysis

1. はじめに

世界中の人口の高齢化により、認知症など高齢者が患いやすい病気の早期発見・より良い治療法の確立が必要とされている。近年、認知機能の指標となりうるものとして手指巧緻性が注目されており、現在では一般的にペグボード課題の成績で手指巧緻性の評価がなされている。しかし、ペグボード課題による評価では、指の時々刻々の運動や指ごとの運動に着目することができていない。

そこで本稿では、我々は関連研究で提案されている粒度の細かい手指運動の時系列データを使った手指巧緻性の評価手法を提案することを目的とし、手指巧緻性と認知機能との関係の評価を目指すことをキーアイデアとしている。提案するアプローチとしては、データを比較したい群に分け、時々刻々の座標データを差分距離・速度・角度といった特徴量に変換し、時系列分析をすることで手指運動の特徴を抽出して手指巧緻性の評価をするという流れである。また、ケーススタディとして、筆者が実際にアプリで取得した2通りの実験データを比較して手指巧緻性や認知機能の違いをみる。

2. 準備

2.1 手指巧緻性

手指巧緻性とは、日常生活において発揮される手指機能のことである。手指巧緻性が良いと、手指運動の器用さによって日常生活における様々な運動をスムーズに遂行することができる。近年、日本では少子高齢化により、高齢者の人数が増え続けており、高齢化による疾患についての十分な理解やその疾患への対処が必要とされている。高齢化による疾患の一つとして認知機能の低下が挙げられる。認知機能と手指巧緻性には関連性があるとの報告がなされており [1]、また手指巧緻性は実行機能の低下のリスクがある個人を特定する指標になる可能性があるとも報告がされている [2] [3]。従来の手指巧緻性の評価には、ペグボードの成績や、第1指・第2指についてのタッピングテスト [4] が活用されている。

2.2 技術的な課題

我々は、手指巧緻性を評価する際の課題は2つあると考えている。1番目の課題は、データの粒度である。ペグボードによる手指巧緻性の評価 [5] だと、実験1回ごとの成績のみがデータとして蓄積されるが、ゲーム中の詳細な手指運動は無視されてしまう。2番目の課題は、分析対象の指の数である。従来のタッピングテストは、第1指および第2指を対象に行われており、残りの第3指～第5指の動きが無視されてしまっている。

2.3 手指運動データの構造

本稿では、関連研究 [6] で計測されているデータを使って分析手法を提案する。このデータは、画面に表示された記号に応じて被験者が指を使ってタップすることで得られるデータであり、手指運動データとタッチパネルデータから成っている。また、被験者の属性、記号の種類、課題に対する成否などによって分類も可能である。

図1に手指運動データの構造、図2にタッチパネルデータの

構造を示す。手指運動データはカメラで読み取った動画から、時々刻々の手指の座標データを取得している。この手指の座標は図3のように21点ある。図1のように、手指運動データについては、層2内には2分間の実験データ、つまり、2秒間の実験データが75回分格納されている。層3ではその2秒間のなかで時々刻々に記録された座標データが格納されている。この座標データの時間間隔は一定ではなく30~50[ms]程度であるので、図のようにデータが36個であるとは限らない。層5には、0に右手、1に左手のデータが格納されており、さらにそれぞれには層6のように21個の座標のデータが含まれている。この座標番号は図3の座標番号と対応する。タッチパネルデータでは、実験にてタップした指・時刻・反応時間 (i.e., 画面に記号が表示されてからタップするまでの時間) が格納されており、手指運動データだけでは明確にできないタップ動作を明確にしている。

2.4 状態空間モデル

本稿では、手指運動データに対して状態空間モデル [7] を用いた時系列分析を行うことを提案する。状態空間モデルとは、時系列分析を行う際に使うモデルの一つである。ARIMA モデル [8] などと異なり、次のような特徴がある。

- ARIMA モデルを含んだ多種多様なモデルを表現することができる。
- 不等間隔の時系列データに対して、欠損値の補完なしで分析することができる。
- モデルが決まったとき、データの特徴が比較的容易に説明できる。

時系列分析には、一般的に等間隔な時系列データが使用されるが、今回使用するデータは時間間隔が30~50[ms]の不等間隔な時系列データであるため状態空間モデルを用いた時系列分析が適している。また、今回の分析の目的は、将来予測ではなく特徴などの知識発見であるため、データの解釈が容易にできる点も好ましい。

3. 提案手法

3.1 目的とキーアイデア

章2.2で述べた課題を改善するために、5指を対象とした粒度の細かい時系列データを分析して手指巧緻性の評価をすることを提案する。また、不等間隔な手指運動時系列データについて、状態空間モデルを用いて分析することをキーアイデアとする。

3.2 アプローチ

本提案手法では、アプローチとして、まず、正解したときの指のデータを抽出する。不正解のデータは個人差が大きく、複雑であり、分析が困難であると思われるので除去する。次に、比較したいグループに分ける。具体的に次の章で分けて述べる。

3.3 Step 1: データの読み込みと整理

手指運動データとタッチパネルデータを読み込む。タッチパネルのデータから、どの時点にどの指を使ってタップしたのかわかるので、それをもとに手指運動データから正解したときのデータを抽出する。次に、比較したいグループにデータを分

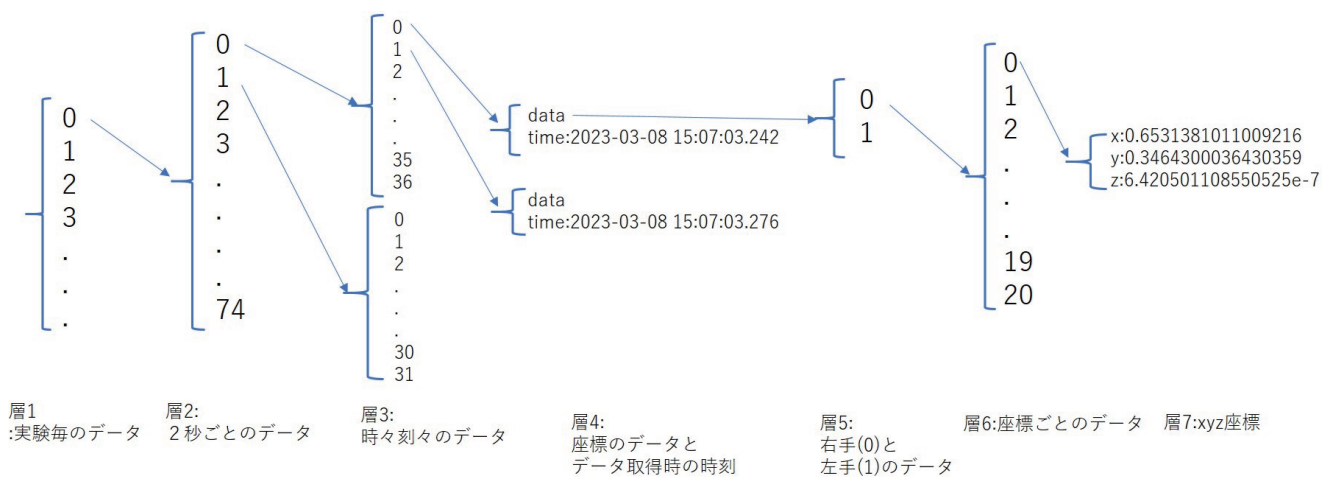


図1 手指運動データの構造.

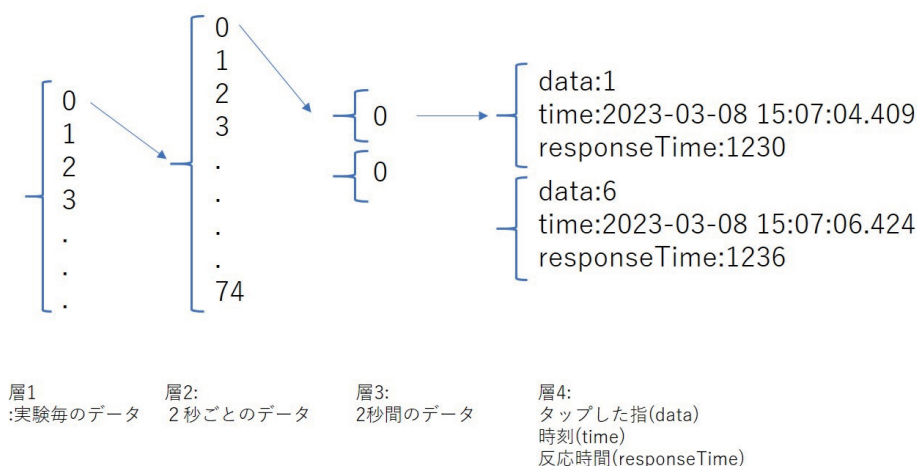


図2 タッチパネルデータの構造.

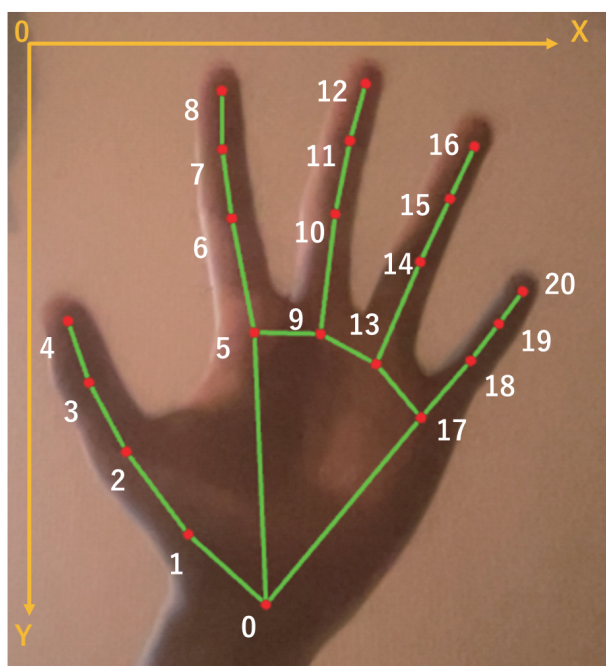


図3 手指運動データにおける特徴点の分布.

類する. データの分類の例として以下が挙げられる.

- (1) 健常者と高齢者とに分ける.
- (2) タップした指ごとに分ける.
- (3) 画面に表示された記号ごとに分ける.
- (4) 通常の課題か n-back 課題かで分ける.

3.4 Step 2: 座標データの変換

図1の層7のように, 手指運動データにはxyz座標が格納されているが, Webカメラや手の傾き具合でx軸y軸z軸は変わってしまうために扱いが難しい. この座標データを扱いやすくするための方法として2通りの方法が挙げられる. 1つ目は, 速度に変換する方法である. 時刻tにおけるユークリッド距離 r_t は, 時刻tの座標データ (x_t, y_t, z_t) と時刻t-1の座標データ $(x_{t-1}, y_{t-1}, z_{t-1})$ を用いて,

$$r_t = \sqrt{(x_t - x_{t-1})^2 + (y_t - y_{t-1})^2 + (z_t - z_{t-1})^2} \quad (1)$$

のように計算できる. さらに, 座標データの時間間隔が一定ではないため, t-1からtまでの時間間隔 T_t で割ることで速度 v_t を

$$v_t = \frac{r_t}{T_t} \quad (2)$$

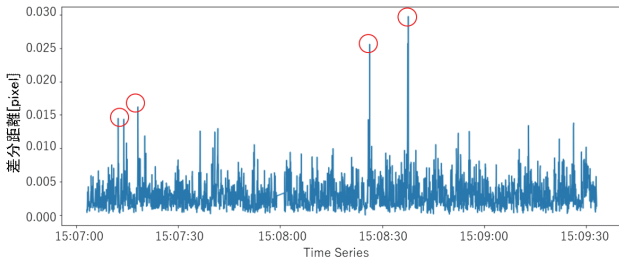


図4 normal 課題の差分距離可視化の例.

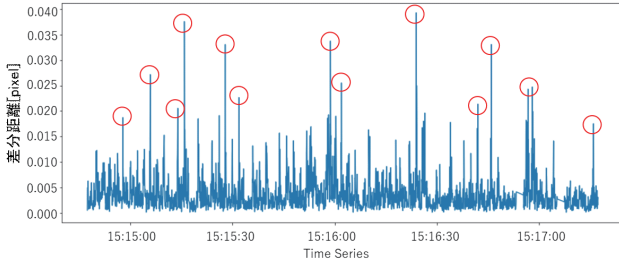


図5 nback 課題の差分距離可視化の例.

のように算出し、これを分析に使用する。2つ目は、角速度 ω に変換する方法である。時刻 t において任意の座標 3 点を選ぶと、2つのベクトルが得られるので $\cos\theta(t)$ がわかる。例えば、人差し指の曲がり具合を調べたい場合、座標 6 のベクトル $\vec{r}_6 = (x_6, y_6, z_6)$ 、座標 7 のベクトル $\vec{r}_7 = (x_7, y_7, z_7)$ 、座標 8 のベクトル $\vec{r}_8 = (x_8, y_8, z_8)$ を選ぶ。ベクトル $\vec{r}_{76} = \vec{r}_7 - \vec{r}_6$ 、 $\vec{r}_{86} = \vec{r}_8 - \vec{r}_6$ を用いて、

$$\cos\theta = \frac{\vec{r}_{76} \cdot \vec{r}_{86}}{r_{76} \cdot r_{86}} \quad (3)$$

と表される。 v_t と同様に、時間間隔 T_t で割ることで $\cos\theta$ の変化率がわかり、そこから角速度 ω を求めることができる。

3.5 Step 3: データ特徴の個別比較

図1の層3や層4のように、今回扱うデータは時系列データであるが、時間間隔がバラバラである。この場合、時系列分析をするときに以下の2つのアプローチが考えられる。

(1) 欠損値を補完する等で得られた等間隔データを時系列分析する。

(2) 状態空間モデルを活用し、不等間隔なデータのままモデルに当てはめて分析をする。

上記の(1)の場合、欠損値の補完の仕方やどれくらいの間隔でデータを区切るかを別に検討する必要がある。一方、(2)の場合、欠損値を補完する必要はなく、区切る間隔については暫定的に1[ms]間隔に決めることができるので、まずはこちらの方法で分析することを提案する。しかし、自由度が高いモデルであるので、どういうモデルにするかは試行錯誤が必要である。モデル選択方法の例としては、モデルの案をいくつか用意してそれぞれのモデルに対してAICを求め、それを基準にあてはまりが良いモデルを選択することが挙げられる。

4. ケーススタディ

4.1 概要と目的

本章では、筆者が実際にアプリで取得したデータを分析す

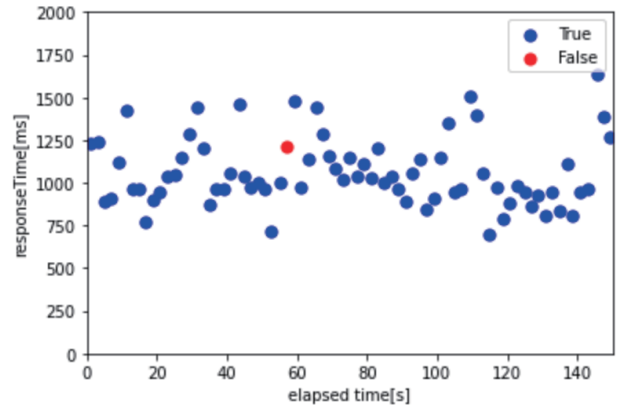


図6 normal 課題の反応時間可視化の例.

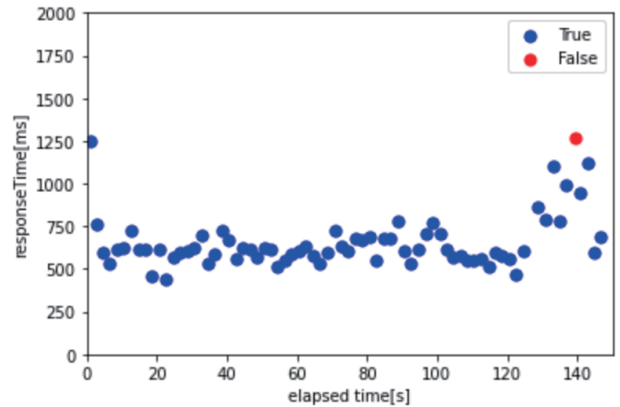


図7 nback 課題の反応時間可視化の例.

る。画面上に映し出された数字をタップする課題 (i.e., normal 課題) のデータと、映し出された一つ前の数字をタップする課題 (i.e., nback 課題) のデータの2通りのデータを抽出して、2データの比較を行い、汎用プログラミング言語 Python で出力されたデータ可視化の例を示す。

4.2 手指運動の差分距離の分析

図4図5にそれぞれ normal 課題と nback 課題の反応時間の例を示す。アプローチとして、タッチパネルデータから各2秒間において、次の2つの情報を取り出す。

- 正解であったか不正解であったか。
- 画面上に映し出された記号。

4.3 手指運動の反応時間と速度の分析

図6図7にそれぞれ normal 課題と nback 課題の反応時間の例を示す。横軸は経過時間を表しており、縦軸は反応時間を表している。また、課題に対して、青点が正解、赤点が不正解していることを表している。normal 課題の方が反応時間のばらつきが激しく、nback 課題より反応時間の平均値が大きいことが見てとれる。また、nback 課題では120[s]あたりまで反応時間が安定していたものの、140[s]あたりの不正解をピークとして反応時間が不安定になっていることが見てとれる。高齢者が課題を実施した場合は、不正解の数が多くなったり、反応時間が長かったり、バラツキが大きくなったりする。

これら2つの情報をもとに、手指運動データから正解のデー

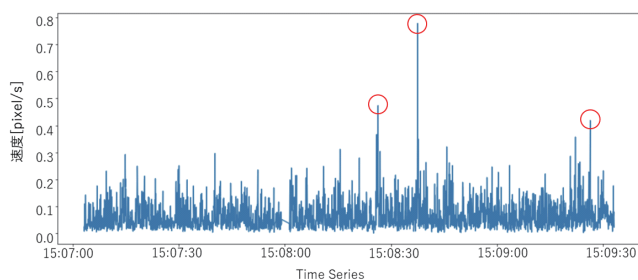


図 8 normal 課題の速度の可視化の例.

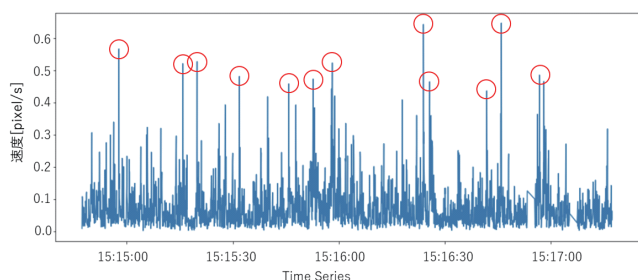


図 9 nback 課題の速度の可視化の例.

タを取り出す。さらに、正解したときにタップした指の先端ポイントの 2 秒間の座標のデータを取り出す。最後に各 2 秒間のデータを時系列順に結合して速度を求める。この際、不正解であった 2 秒間は欠損値となる。こうして求めた速度の時系列データの可視化の例を図 8 と図 9 に示す。nback 課題の方が速度のばらつきが大きく、タップ時と静止時の指の動きのメリハリをつけてタップしていることが見てとれる。

4.4 手指運動の角度の分析

章 4.2 と同様で正解のデータを取り出して、各 2 秒間の角度データを時系列順に結合して、時事刻々の角度を可視化する。可視化の結果の例を図 10 と図 11 に示す。どちらも 180 度から 160 度、もしくは 20 度付近に角度が分布しているが、正解していてもそこまで指が曲がっていない部分もあり、図からは特徴の違いがあまり見られない。指ごとに分析するなど工夫が必要である。

4.5 考察

提案した手法の利点は、時事刻々の手指運動の特徴を可視化できることである。ただし、制限として挙げられるのは、状態空間モデルを用いるなど難易度の高い分析をする際には深い統計学の知識やプログラミングによる実装の知識が必要であることである。ケーススタディで行った分析の問題点として挙げられるのは、速度や角度をグラフで可視化し、そこから傾向を読み取るという定性的な議論しかできないことである。

4.6 関連研究

先行研究 [4] では、指に専用のデバイスをとりつける必要がある一方、Web カメラとタッチパネルがあれば計測を行えることが利点と言える。さらに 5 指全体のデータを取得することも利点である。今回は指の先端ポイントおよびその周辺の点を対象に分析を行ったが、手の甲付近の点も活用できるかどうかは検討してみる必要がある。誤差が累積していくデータ (e.g.,

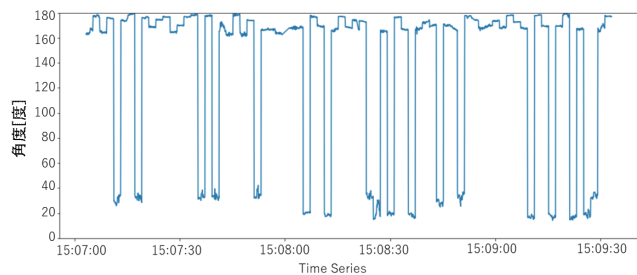


図 10 normal 課題の角度の可視化の例.

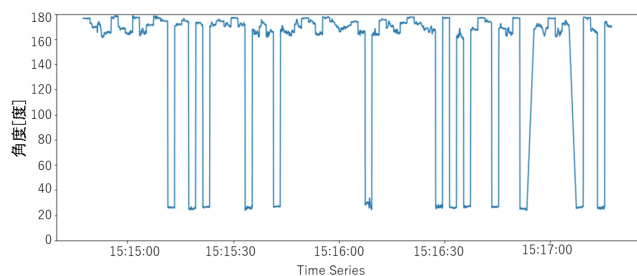


図 11 nback 課題の角度の可視化の例.

ランダムウォークしているデータ) に対して、回帰分析は無効だと言うことが知られている。この点においても、回帰分析ではなく時系列分析を行うことに利点があることが挙げられる。

5. おわりに

本論文では、手指巧緻性を時事刻々の手指運動データを時系列分析することで評価することを提案し、指の先端ポイントを対象に分析を行った。今後の課題として、手の甲付近などその他のポイントも活用できるかどうかは検討してみる必要がある。また、時系列データ分析により長期的な傾向や周期的な傾向に分け、最後に検定によって群間の有意差を確かめたいと考える。さらに、より詳細で定量的な議論をするために、状態空間モデルなどを用いて比較対象ごとにモデルを構築し、モデルの係数を比較する必要がある。一方でペグボード課題と本稿で紹介したタッピング課題を同時に実施し、分析で得られた手指巧緻性についての知見の妥当性を検討したいと考える。

謝辞 本研究の一部は JSPS 科研費 JP19H01138, JP20H05706, JP20H04014, JP20K11059, JP22H03699, JP19K02973, 若手研究 23K17006, および、神戸大学数理・データサイエンスセンター学内・学外 DX 推進共同プロジェクトの研究助成を受けて行われている。

本プロジェクトに多大なるご協力を贈りました神戸大学大学院保健学研究科・伊島桃花様、工学部・岡本大様、医学部・伊藤啓太郎様、工学部・芝紘希様には深く御礼申し上げます。

文献

- [1] K. Hesseberg, G.G. Tangen, A.H. Pripp, and A. Bergland, "Associations between cognition and hand function in older people diagnosed with mild cognitive impairment or dementia," *Dementia and Geriatric Cognitive Disorders Extra*, vol.10, no.3, pp.195–204, 2021.
- [2] K.E. Kobayashi-Cuya, R. Sakurai, N. Sakuma, H. Suzuki, M. Yasunaga, S. Ogawa, T. Takebayashi, and Y. Fujiwara, "Hand dexterity, not handgrip strength, is associated with

executive function in japanese community-dwelling older adults: a cross-sectional study,” *BMC geriatrics*, vol.18, no.1, pp.1–8, 2018.

- [3] T. Abe, Y. Soma, N. Kitano, T. Jindo, A. Sato, K. Tsunoda, T. Tsuji, and T. Okura, “Change in hand dexterity and habitual gait speed reflects cognitive decline over time in healthy older adults: a longitudinal study,” *Journal of physical therapy science*, vol.29, no.10, pp.1737–1741, 2017.
- [4] S. Suzumura, A. Osawa, T. Nagahama, I. Kondo, Y. Sano, and A. Kandori, “Assessment of finger motor skills in individuals with mild cognitive impairment and patients with alzheimer’s disease: Relationship between finger-to-thumb tapping and cognitive function,” *Japanese Journal of Comprehensive Rehabilitation Science*, vol.7, pp.19–28, 2016.
- [5] I. Buard, X. Yang, A. Kaizer, L. Lattanzio, B. Kluger, and R.M. Enoka, “Finger dexterity measured by the grooved pegboard test indexes parkinson’ s motor severity in a tremor-independent manner,” *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol.66, p.102695, 2022.
- [6] K. Yuki, C. Sinan, H. Atsuko, and N. Masahide, “Developing a finger-dexterity measuring system integrating image recognition and touch panel operation,” *IEICE Technical Report*, June 2023. (to appear).
- [7] C. Huang and A. Petukhina, “State space models and markov switching models,” *Applied Time Series Analysis and Forecasting with Python*, pp.257–286, Springer, 2022.
- [8] S. Khan and H. Alghulaiakh, “Arima model for accurate time series stocks forecasting,” *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol.11, no.7, 2020.