

一般血液検査データによる認知症リスク判定法の開発

酒谷 薫¹⁾, 大山 勝徳²⁾, 胡 莉珍³⁾

1) 日大工・電気電子 2) 日大工・情報 3) 日大・電気電子

【1. 緒論】

近年、アルツハイマー病 (AD) に対する新薬開発がとん挫し [1]、認知症に対する戦略は治療から発症予防に重点が置かれるようになってきた [2]。すなわち、認知症は進行してから治療を始めても効果が少なく、早期に認知機能障害を発見して発症を予防することが重要である。認知症の前段階である軽度認知機能障害 (Mild Cognitive Impairment, MCI) は、運動療法などの予防的介入により認知症の発症を遅らせたり、抑制できる可能性がある [3]。しかし、医療現場では、認知症は軽度から中等度のある程度進行してから診断される症例が多い。この原因の一つは、認知症のスクリーニング検査法に問題があると思われる。

一般に、認知症のスクリーニング検査にはミニメンタルステート検査 (MMSE) などの問診式の質問セットが使用される。MMSE は世界で最も多く使用される認知症スクリーニング検査である [4]。しかし、MMSE には次の欠点がある。第 1 に、医師と患者がマンツーマンで行うために人手と時間がかかり、マススクリーニング検査には不向きである。第 2 に、主観的検査法なので被験者の協力が必要である。第 3 に、視覚聴覚障害などの障害があると検査が困難である。

一方、MRI や PET などの画像診断法の認知症の診断精度は高いが、大規模な施設を要し検査時間や費用の面からもスクリーニング検査に不適である。また、アミロイド β 、タウなど AD に関連するたんぱく質 (バイオマーカー) を検出する検査法があるが、正確な検出には髄液採取が必要である [5]。最近、血液サンプルからこれらのバ

イオマーカーを検出する試みがあるが、未だ実用化の途上にある [6]。

我々は、新しいスクリーニング検査法の開発に向けて、全身状態の異常が認知機能に与える影響に着目した。すなわち、糖尿病、高血圧などの生活習慣病に加えて [7, 8]、栄養障害 [9]、貧血 [10]、肝機能障害 [9]、腎機能障害 [10] などの全身状態の異常が認知機能を障害し、認知症のリスクになるという報告が散見されるようになってきた。重要な点は、これらの全身状態の異常は、健康診断に使用する一般の血液生化学検査により評価できることである。このことは、一般血液生化学検査データより認知機能が推定できる可能性を示唆している。

本研究では、深層学習を応用して一般血液生化学検査データより認知機能障害が推定できるか検討した [11]。深層学習は、ヒト神経回路をモデルにした多層構造アルゴリズムを用いて自動的に特徴量を決定することができるため、従来の機械学習では解析が困難であった複雑なデータの解析が可能となった。現在、医学分野では画像診断などへの応用が急速に進んでいる [11]。

【2. 方法】

2.1 対象

対象は南東北春日リハビリテーション病院の入院患者 202 名とした。平均年齢は 73.4 ± 13.0 歳 (男性 87 例, 女性 115 例) である。全症例のうち 191 例 (94.6%) は生活習慣病 (1 つ以上) の治療を受けており、139 例 (68.8%) は脳血管障害の既往を有していた。本研究は総合南東北病院の倫理委員会の審査を受け、患者もしくは家族から

書面にて承諾を得た。

2.2 認知機能の評価

認知機能障害の評価には MMSE を用いた。MMSE は 30 点満点の 11 の質問からなり、スコアの合計点数 (0~30 点) により認知機能障害の程度が評価される。本研究における被験者の MMSE の平均スコアは 25.3 ± 4.0 (13~30 点) であった。カットオフ値は 23 以下 (認知症疑い) / 24 以上 (正常) とした。また、MMSE スコア 27~30 点 (正常)、24~26 点 (軽度認知障害、MCI)、21~23 点 (軽度認知症)、0~20 (中等度~重度認知症) の可能性とした[12]。

2.3 血液検査項目

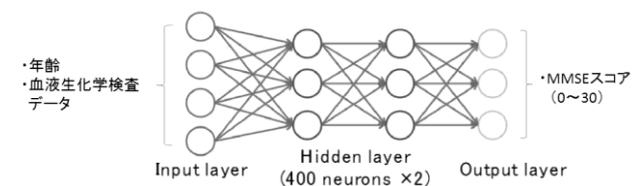
本研究に使用した血液検査項目は、全血算と一般生化学的検査項目を使用した。アミロイドβなどの特殊たんぱく質などは含まれていない。

2.4 データ解析

深層学習による認知機能障害の推定を行った。本研究では、深層学習にフィードフォワード型 Deep Neural Network (以下、DNN) を使用した (図 1) [13]。本法は、入力ユニット→隠れ層→出力ユニットのように単一方向へのみ信号が伝播する計算法である。隠れ層 (2 層以上) には入力層の各データに適切な重みを付けて和を取ったものが入力され、さらに入力されたデータに対して何らかの変換を行った後に出力する。出力が正解 (教師信号) に近づくように隠れ層のニューロンの重みが最適化されるように繰り返し学習していく (教師あり学習)。

本研究では、DNN により一般血液生化学データから認知機能の指標として MMSE スコアを予測できるか検討した。一般血液生化学検査データを入力層に入れ、MMSE スコア (0~30) を出力層に入れて教師信号とした。

図 1 フィードフォワード型 Deep Neural Network (DNN)



2.5 予測値の精度検証

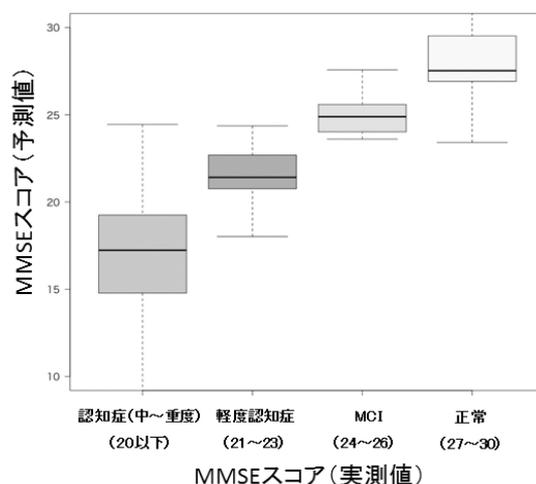
予測精度の検証には、leave-one-out cross-validation (一個抜き交差検証) を行った。すなわち、標本群 (202 例) から 1 つの症例を抜き出してテスト事例とし、残りを訓練事例 (201 例) とした。これを全事例が一回ずつテスト事例となるよう検証を繰り返した。次に、深層学習による MMSE の予測値と実測値の相関関係を検討した。

【3. 結果】

DNN を用いて年齢、血液検査データより MMSE スコアを推定し、MMSE スコアより認知機能障害の程度を評価した。表 1 に基づいて、認知機能障害は、正常:27~30、軽度認知機能障害 (MCI):24~26、早期認知症:21~23、中等度・重度認知症:20 以下と 4 クラスに分類した。

図 2 に MMSE スコアによる認知機能障害の 4 クラス分類の予測値 (縦軸) と実測値 (横軸) の関係を示す。

図 2 MMSE スコアによる認知機能障害クラス分類の予測値と実測値の関係



深層学習の入力層（年齢、血液検査データ）で MMSE 予測に対して、年齢が最も重要度が高かった。血液検査データではアルブミンは年齢の次に高い重要度を示していた。MMSE と有意の相関関係を示し、かつ高い重要度を示す項目は、貧血に関連する血液項目（赤血球数、ヘモグロビン、ヘマトクリット、MCV）、Na であった。

【4. 考察】

4.1 深層学習による認知症スクリーニング検査の有用性

本研究結果は、深層学習を用いることにより、年齢と一般血液検査データから MMSE スコアを高精度で予測できることを示唆している。本法は、以下のような有用性があり、従来の認知症スクリーニング検査の欠点を補う新しいスクリーニング検査になる可能性がある。

- ① 健診データを用いるので、本検査のために新たに採血する必要がない。
- ② 問診の必要がなく、大人数のスクリーニング検査を短時間に行うことができる。
- ③ 被験者の協力を必要としない客観的データである。
- ④ 認知症関連物質を検出する特殊な検査法ではないので低価格に設定できる。

これらの有用性を生かすことにより、本スクリーニング検査は健康診断の一環（オプション）として認知症のリスク判定を系統的に行うことができる。また、本検査は採血を必要としないことから、スポーツジムやコンビニエンスストアなど医療施設外においても認知症のリスク判定を行うことができる。さらに、健診結果をスマートフォンなどに入力することにより認知症のリスク判定を行うことも可能となる。

4.2 なぜ一般血液検査で認知機能を推定できるのか？

本研究では、深層学習により一般血液検査データ

から MMSE スコアで表される認知機能障害を高い精度で推定することができた。この理由について医学的な観点から考察する。

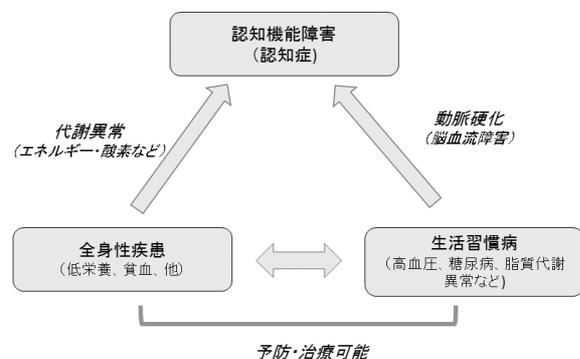
本研究の対象の大部分（94.6%）は生活習慣病の治療を受けている高齢者（73.4 ± 13.0 歳）であり、68.8%の症例は脳血管障害の既往を有していた。このことは、脳動脈硬化が進行していることを示唆している。近年、認知障害と認知症に対する脳血管の寄与が重視され、Vascular Cognitive Impairment (VCI) という概念が提案されている [14]。すなわち、VCI は従来の血管性認知症よりも幅広い概念であり、心原性塞栓症、アテローム動脈硬化症、虚血性、出血性、遺伝性などの病因の如何にかかわらず、脳血管疾患と関連したすべての認知障害に対して用いることが提唱されている。このことより、本研究における認知機能障害を示した大部分の症例は、VCI と思われる。

血液検査と MMSE の相関では、アルブミン及び A/G 比は MMSE スコアと正相関を示した。また、アルブミンは深層学習の予測でも高い重要度を示した。すなわち、栄養状態と認知機能には密接な関係があり、栄養状態が悪いほど認知機能が低下することを示唆している。Brooke らは認知症における栄養障害や体重低下は認知機能の低下と相関があることを報告しており、本研究結果はそれを支持している [9]。また、赤血球数、ヘモグロビン濃度は MMSE スコアと正相関を示した。これらの項目に加えて貧血の指標となるヘマトクリットや MCV は深層学習でも高い重要度を示した。これらの結果は貧血と認知機能には密接な関係があり [9]、貧血が高度なほど認知機能が低下することを示唆している。栄養状態や貧血は脳活動を支えるエネルギーと酸素供給と密接に関連しており、これらの代謝障害が認知機能を低下させると考えられる。

以上より、本研究における認知機能障害は、生

活習慣病を基礎とした動脈硬化性脳循環障害による認知障害（VCI）にエネルギーや酸素代謝などの代謝障害が加わったことにより発症したものと考えられる（図 4）。このように考えると、中年期に食事運動療法を中心とした行動変容により生活習慣病と全身性代謝異常を予防すれば、高齢期の認知障害は予防できる可能性がある。高齢者の認知障害の病理では AD と微小血管性脳障害が混在し、認知障害のリスクを高めている可能性が指摘されており [14]、中年期の行動変容は高齢期の AD の発症を抑える効果が期待できる。

図 4 全身性疾患としての高齢者認知障害



参考文献

1. Honig LS, Vellas B, Woodward M, et al. Trial of Solanezumab for Mild Dementia Due to Alzheimer's Disease. *N Engl J Med*. 2018;378:321-330.
2. Livingston G, Sommerlad A, Orgeta V, et al. Dementia prevention, intervention, and care. *Lancet*. 2017;390(10113):2673-2734.
3. Nickel F, Barth J, Kolominsky-Rabas PL. Health economic evaluations of non-pharmacological interventions for persons with dementia and their informal caregivers: a systematic review. *MC Geriatr*. 2018 9;18(1):69.
4. Folstein MF, Folstein SE, McHugh PR "Mini-mental state" A practical method for grading the cognitive state of patients for the clinician. *J. Psychiat Res* 1975;12: 189-198
5. Ritchie C, Smailagic N, Noel-Storr AH, et al. CSF tau and the CSF tau/ABeta ratio for the diagnosis of Alzheimer's disease dementia and other dementias in people with mild cognitive impairment (MCI). *Cochrane Database Syst Rev*. 2017; 22;3:CD010803.

6. Tatebe H, Kasai T, Ohmichi T, et al. Quantification of plasma phosphorylated tau to use as a biomarker for brain Alzheimer pathology: pilot case-control studies including patients with Alzheimer's disease and down syndrome. *Mol Neurodegener*. 2017;12:63.
7. 羽生春夫 生活習慣病と認知症 総説 日老医誌2013 ; 50 : 727—733
8. Qizilbash N, Gregson J, Johnson ME, et al. BMI and risk of dementia in two million people over two decades: a retrospective cohort study *Lancet Diabetes Endocrinol*. 2015;3:431-436.
9. Brooke J and Ojo O. Enteral nutrition in dementia: a systematic review. *Nutrients*. 2015 3;7:2456-68.
10. Schneider ALC, Jonassaint C, Sharrett AR, et al. Hemoglobin, Anemia, and Cognitive Function: The Atherosclerosis Risk in Communities Study. *J Gerontol A Biol Sci Med Sci*. 2016; 71: 772-779
11. 大江和彦 これからの医療における AI の活用と課題 *Jpn J Drug Inform* 2017; 19: N1-N3
12. Health Professional Guide to Memory Loss: Mini-Mental State Examination (MMSE) <http://www.cwhn.ca/en/HPmemoryMMSE>
13. Oyama K, Hu L, Sakatani K Prediction of MMSE score using time-resolved near-infrared spectroscopy. *Adv Exp Med Biol* 2018 (in press)
14. Gorelick PB, Scuteri A, Black SE, et al. Vascular Contributions to Cognitive Impairment and Dementia: A Statement for Healthcare Professionals from the American Heart Association/American Stroke Association. *Stroke*. 2011; 42: 2672-2713.

災害に強いネットワークのための 巡回端末を用いたデータ収集法の開発

見越 大樹¹⁾
1) 日大工・情報

1 はじめに

近年、世界各地で地震や異常気象の影響による災害が多発しており、災害による通信インフラの途絶が懸念されている。東日本大震災では、津波や建物倒壊により通信ケーブルの切断や通信基地局の倒壊により、被災地域と連絡を取ることが困難となった地域が存在した [1][2]。通信インフラが利用できる地域では、主な安否確認方法として Google の避難所名簿共有サービス [3] が利用されていた。このサービスは避難所ごとの避難者名簿を作成するため、写真や氏名をメールでサービス担当者へ送る必要がある。しかし、通信インフラの機能が停止している地域ではこのサービスを利用することは困難である。そのため、通信インフラに依存しない代替ネットワークが求められている。

そこで、大幅な遅延や通信路途絶が予想されるような劣環境下においても通信を可能とする技術として DTN(Delay/Disruption/Disconnection Tolerant Network)[4][5] が注目を集めている。DTN では、スマートフォンなどの通信端末(ノード)が受信したデータをバッファに蓄積し、運搬しながら通信範囲内に通信可能なノードが存在した場合にデータを転送する。このように、各ノードがデータを蓄積・運搬・転送することで、通信インフラが途絶した環境において通信を実現する。

この DTN 技術を応用したシステムとして、フェリー支援型 DTN が提案されている [6][7]。フェリー支援型 DTN とは、メッセージフェリーと呼ばれる移動型ノードが各避難所に設置されたサーバに蓄積された安否情報などのメッセージを収集し、収集したメッセージを衛星通信などの外部とのアクセス回線を有する基地局へ運搬し転送することで、遠方までメッセージを転送することが可能となる技術である。現在、メッセージフェリーとして車両や UAV(Unmanned Aerial Vehicle) の利用が想定されている。特に UAV は、地震や津波などにより建物が倒壊した場合でも移動の制約を受けづらいため、東日本大震災のような激甚災害時には有効である。

フェリー支援型 DTN ではメッセージフェリーが各避難所のデータを収集し、基地局まで配送するため、各避難所から基地局までの配送遅延が重要となる。しかし、バッテリー駆動の UAV をメッセージフェリーとして利用する場合、長時間の飛行には適していないため、すべての避難所を一度の航行で巡回することは不可能である。また、収集経路中に積載ストレージ以上のデータを持つ避難所がある場合データを収集することが不可能となる。このため、冗長な経路を移動せず、データ量のばらつきを抑えた巡回経路の決定が重要な課題となる。

本稿では、メッセージフェリーの飛行可能距離やストレージ容量に制約がある中で配送遅延を抑え、収集データ量の分散を抑えるために遺伝的アルゴリズム

(GA:Genetic Algorithm) 用いた避難所のデータ量を考慮したクラスタリング法を提案する。また、数値計算評価により、提案方式により形成されたクラスタを配送遅延とクラスタ間のデータ量の分散を標準偏差を用いて評価する。

2 関連研究

通信路途絶地域の情報収集方法としてメッセージフェリーを利用した代替ネットワークに関する研究が行われている。本章では、DTN について紹介し、DTN を応用したフェリー支援型 DTN に関する研究 [8] を紹介する。

2.1 DTN

惑星通信に起源を持つ DTN は、大幅な遅延や通信路の途絶が頻発するような劣悪な環境下においても、任意のノード間通信を可能とすることを目的とした通信技術であり、災害時にも利用可能な通信手段として注目されている。現在主流である TCP/IP などの従来の通信技術は、エンドツーエンドが常時接続可能であることを前提としており、不安定なリンク状態を想定している DTN では、そのまま TCP/IP の技術を用いることは難しい。そのため、DTN ではノードがデータをバッファに保持・運搬し、遭遇した端末に対してデータを複製し、転送することで不安定なリンク状態でも任意のノード間通信を可能としている。現在、主な通信方式として Epidemic Routing が研究されている。Epidemic Routing とは、自らの電波範囲内に存在する通信可能な全てのノードに対して、自らが保持している全てのメッセージを複製し転送する手法である。そのため、ノードと接触するごとに保持するメッセージが感染的に拡散されていく。この手法は、ノードのバッファなどの資源が十分にある場合、最もデータが拡散される手法であるが、無制限にデータの複製と転送を繰り返すため、ネットワーク負荷が増大するという問題点がある。また、災害発生時は自宅や会社から近い避難所に避難することが考えられるため、離れた地域の避難所に避難している避難者との接触機会は少なくなり、データが宛先ノードの存在する地域まで拡散されない可能性が高くなる。

2.2 フェリー支援型 DTN

前述の Epidemic Routing では、データ数の増大や宛先までメッセージが拡散されない問題がある。この問題に対して、メッセージフェリーを広範囲に移動させデータ収集や配送を行うフェリー支援型 DTN が研究されている。文献 [8] ではクラスタごとのデータ発生率が異なる場合に、メッセージフェリーの巡回路の移動時間と平均配送遅延を抑えるために、巡回セールスマン問題とポーリングモデル型訪問順序を組み合わせたハイブリッド型訪問順序決定法を提案している。しかし、この方式では

メッセージフェリーのバッテリーやストレージ容量などの性能の部分は考慮されていない。

3 想定システム

本稿で対象とするシステム(図1)は、市単位を想定しており、地震などの大規模災害発生により広い範囲に渡り、通信ケーブルや携帯電話基地局のような通信インフラが損傷し、広範囲に渡って通信を行えない状態での運用を想定している。基地局とメッセージフェリーは1台ずつの構成である。具体的には、災害発生時、学校や公共施設のような指定避難所は自動的にサーバを立ち上げ、被災者は避難先のサーバに対し安否情報や現在位置、写真などを含めたメッセージを送信する。サーバに集められたメッセージは、UAVを用いて収集する。収集したメッセージは、県庁や市役所(基地局)のサーバに集め、衛星通信などの外部アクセス回線を利用して被災地外のサーバへアップロードする。これにより、被災地外であっても被災地内の家族や友人の安否確認をすることが可能となる。実際に確認することが可能な方法としてGoogleが提供するGoogleパーソンファインダーがある。Googleパーソンファインダーでは、電話番号や名前、年齢、性別、現在地などの情報の他にメッセージや写真を登録することが可能で、検索者は名前と電話番号で検索を行うことができる。また、収集された情報を元に避難所ごとの避難者リストを作成することができる。そのため、作成した避難者リストをUAVを用いて避難所間で共有することで、通信インフラが損傷したオフライン地域でも家族や友人の安否を確認することが可能となる。しかし、本稿が想定するシステムは、UAVをメッセージフェリーとするため飛行時間や積載ストレージ容量に制約が発生する。そのため、冗長な経路を移動せず、データ量のばらつきを抑えた巡回経路の決定が重要な課題となる。

4 提案方式

前章で述べた課題を解決するため、バッテリー持続時間内での飛行可能距離やストレージ容量といったメッセージフェリーの性能や避難所のデータ量を考慮した避難所のクラスタリング法を提案する。クラスタリングには遺伝的アルゴリズムを(GA:Genetic Algorithm)を用いる。本章では始めに、遺伝的アルゴリズムの概要について説明する。その後、遺伝的アルゴリズムに基づいたクラスタリング法を提案し、その手順について説明する。

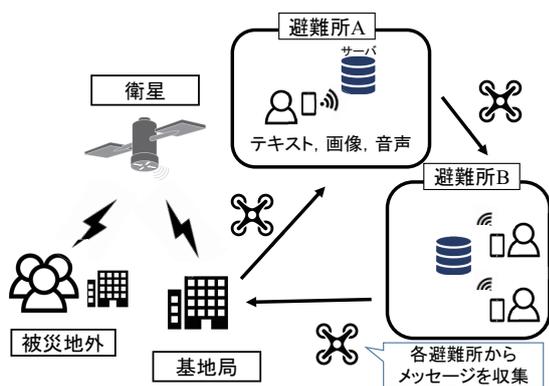


図1 想定システム

4.1 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズムは、生物の進化原理をモデル化した最適化手法である。自然界では、環境に適応できない生物は淘汰され、適応する生物は生き残り子孫を増やしていく。遺伝的アルゴリズムはこの自然界の進化原理をモデル化し、与えられた問題において最も適応したもの、つまり評価関数に対して最適値を取る解を探索する方法である。解探索は、個体と呼ばれる解の集合に対し、評価、選択、交叉、突然変異と呼ばれる遺伝的オペレータを繰り返し行うことで実現する。

4.2 遺伝的アルゴリズムに基づくクラスタリング法

[個体表現方法]

提案方式では、遺伝子を用いて各避難所がどのクラスタに属するかを表現した。各避難所に割り当てられた数字が所属クラスタを表現しており、同じ数字を持つ避難所は1つのクラスタとして扱う。

[遺伝的オペレータ]

手順1: 初期集団の生成

解候補となる遺伝子長 n の個体を α 個作成する。これを集団とし $g=1$ 世代とする。各個体中の遺伝子の初期化は、ランダムな数字列を与える一般的な方法から、K-meansを用いて得られたクラスタリングの結果を初期値に与える方法に変更する。予備実験より、ランダムな数字列を与えた場合、解の探索範囲が広がり、局所解に陥ることがわかった。そのため、遺伝子の初期化にはデータ分類などに用いられるK-meansによって得られたクラスタリング結果を用いる。K-meansによって物理的な距離が近い避難所同士が同一のクラスタとなるためランダムに遺伝子を初期化する場合に比べ、局所解を回避することが期待できる。以下にK-meansのクラスタリング手順を説明する。

- (1) 任意の K 個の初期クラスタ重心を適当に選択する。
- (2) 全ての避難所をランダムに(1)で選択したクラスタ重心に所属させる。
- (3) 各クラスタごとに新たに重心を計算し、全ての避難所は自身が最も近い重心に所属を変更する。
- (4) (2), (3)の処理をクラスタ重心の更新がなくなるまで継続する。

手順2: 評価

手順1で生成した集団中の各個体を適応度関数を用いて評価する。適応度を計算する準備として、集団中から総巡回距離が最小となる d_{min} を計算により求める。総巡回距離の算出は、巡回セールスマン問題(TSP:Traveling Salesman Problem)をTSP-2opt法と呼ばれるTSPの近似解法で算出する。以下に、提案した適応度関数式(1)を示す。式(1)の適応度関数について説明を行う。適応度関数ではクラスタ数の逆数を与える。これにより、クラスタ数が多くなることを防ぐことが可能となるため、基地局への帰還回数の削減に繋がり、メッセージフェリーの総移動距離が伸びることを防ぐことができる。また、

クラスタ内のデータ量の合計を元に、クラスタ全体のデータ量の標準偏差を式 (2) で計算し、その逆数を与える。標準偏差を考慮することで、クラスタ間で一度の飛行で収集可能なメッセージ量を均一化するためである。その時、式 (3) により計算されるデータ量の最大値を分子に考慮することで、クラスタに含まれるデータ量を多くする。 δ は、適応度の重み付け係数であり、式 (4) により求められる相対誤差 ϵ が許容範囲上の場合に適応度を 1/10 する。これにより、メッセージフェリーの移動距離を抑え、データ量の分散を考慮したクラスタリングを可能とする。しかし、この適応度関数だけではメッセージフェリーの航続可能距離やストレージ容量を考慮していないため、メッセージフェリーの墜落やクラスタ内の避難者数増加によるストレージ溢れの可能性が考えられる。そのため、メッセージフェリーが一度の飛行で移動することが可能な距離より大きい場合やクラスタに含まれる避難者数が上限を超える場合に適応度を強制的に 0 とする。それにより、メッセージフェリーが一度の飛行で基地局からクラスタ内の避難所をすべて訪問することが可能なクラスタを選択可能となり、また収集するデータ量がストレージの容量を超えることを防ぐことが可能となる。

$$fit = \begin{cases} \frac{M_{\max}}{|N| \times S_m} \times \delta, & \text{if } d_i < D_{\max} \wedge m_i < C_{\max} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

$$S_m = \sqrt{\frac{1}{|N|} \sum_{i \in N} (m_i - \mu)^2} \quad (2)$$

$$M_{\max} = \max_{i \in N} m_i \quad (3)$$

$$\epsilon = \frac{d_i - d_{\min}}{d_{\min}} \quad (4)$$

$$\delta = \begin{cases} 1.0, & \epsilon < \phi \\ 0.1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

fit : 適応度

N : クラスタ集合

S_m : データ量の標準偏差

M_{\max} : データ量の最大値

m_i : クラスタ i 内のデータ量

d_i : クラスタ i の巡回距離

μ : クラスタ間のデータ量の平均

D_{\max} : メッセージフェリーの最大移動可能距離

C_{\max} : メッセージフェリーのストレージ容量

d_{\min} : 集団中の個体の最小巡回距離

δ : 適応度の重み付け係数

ϵ : 相対誤差

ϕ : 相対誤差の許容範囲

手順 3 : 選択

選択では g 世代個体から $g+1$ 世代個体を生成するため操作を行う。 g 世代の α 個の個体から適応度が高い上位 25% のエリート個体を選択し、 $g+1$ 世代の個体とする。

また、 g 世代の α 個の個体からランダムに $\alpha/4$ 個選出し、 $g+1$ 世代の個体とする。このように 25% のエリート個体を $g+1$ 世代に残すことで、手順 4 や手順 5 の処理によって遺伝子が壊れ適応度関数の値が著しく低下することを防ぐ。また、全体からランダムに選出することで解の多様性を保ち、局所解に陥ることを回避する。この操作のみでは、 $g+1$ 世代に必要な個体数の半分しか生成できていないため、残りの個体は手順 4 の交叉によって生成する。

手順 4 : 交叉

交叉をするにあたり、親となる個体対を作成する必要がある。以下に個体対選択方法を示す。適応度が高い上位 50% の中から復元抽出で 1 個体ランダムに選出し親とする。他方の親個体の選択は、確率によって選出方法を変える。確率 λ で、適応度が高い上位 50% の中から復元抽出で 1 個体ランダムに選出する。確率 $1-\lambda$ で、 g 世代個体からランダムに復元抽出で 1 個体選出する。以上の操作で選択した 2 個体を親とし、交叉を行う。一度の交叉で新たな個体が 2 個生成される。このため、交叉は $\alpha/4$ 回繰り返す。一様交叉を用いて子個体を作成し、生成された 2 個体は、 $g+1$ 世代の個体とする。

手順 5 : 突然変異

手順 4 によって生成された個体の遺伝子に対し、すべての要素を独立に確率 β で変化させる。突然変異は遺伝子の一部を変化させるため、集団中の遺伝子の多様性を図る働きがある。以上の手順 2~5 を任意に設定した g_{\max} 世代数繰り返すことで最適解を探索する。

5 数値計算評価

本章では、提案方式によって生成されたクラスタについて、総巡回距離及び、クラスタ間のデータ量の分散、計算時間について評価を行う。配送遅延は総巡回距離に大きく影響するため、メッセージフェリーがすべての避難所を巡回するために必要な距離が短くなると、配送遅延も同様に短くなると定義する。そのため、メッセージフェリーの総巡回距離の比較を行う。今回は提案方式を評価するための簡易的な実験として K-means との比較を行う。以下に評価条件を示す。

5.1 評価条件

評価に使用する都市には、宮城県仙台市を用いる。避難所の配置は国土交通省国土政策局国土情報課 [10] により公開されている仙台市指定避難所 195 箇所を使用した。基地局は仙台市市役所とする。今回、すべての避難所は収容人数だけ避難者が避難していることを想定する。避難者は必ず 1 通メッセージを送信し、その時のメッセージサイズは、写真とテキストメッセージを合わせ 1Mbyte とする。メッセージフェリーは、UAV を想定する。UAV の性能は、速度 80km/h としバッテリー持続時間を 1 時間とした。また、積載するストレージサイズは 128Gbyte とする。

遺伝的アルゴリズムに関するパラメータは以下の通りである。各世代での個体数 400、適応度計算時に使用する相対誤差の許容値 ϕ は 0.25、突然変異確率は 0.5、終了条件は世代数 10,000 世代とする。遺伝子の初期化は、分割数 $K=11$ とした K-means で行う。 $K=11$ とした理

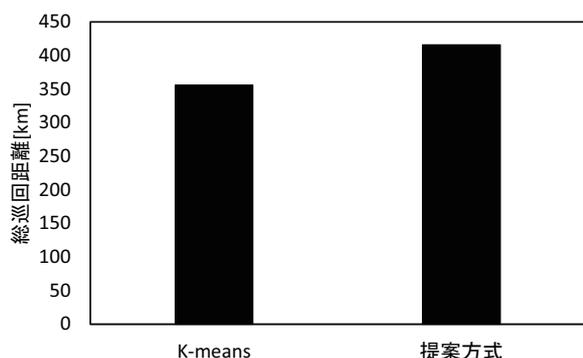


図2 メッセージフェリーの総移動距離

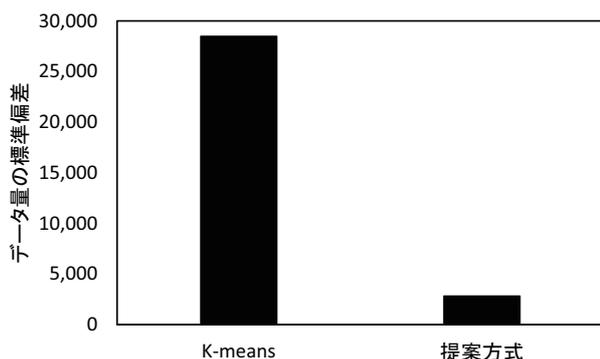


図3 クラスタ内のデータ量の標準偏差

由は、予備実験より $K=10$ 以下で計算した結果、解を得ることができなかったため、解を得ることができた最小の K を今回用いた。比較に用いる K-means の K の値も同様に $K=11$ とする。以上の条件で計算した数値結果を以下に示す。

5.2 評価結果

K-means は 1 度の計算では、メッセージフェリーの性能を満たすクラスタを形成できないため、50 回実行した中で適応度関数の値が最も高いものを採用した。K-means と提案方式においてメッセージフェリーの総移動距離を図 2 に示す。提案方式のメッセージフェリーの総移動距離は、K-means に比べ約 60km 長い結果となった。提案方式のメッセージフェリーの総移動距離が K-means に比べ長くなるのは、K-means は避難所同士の距離の近さを考慮しているのに対し、提案方式は適応度関数でクラスタ間のデータ量の標準偏差を考慮しているため、距離が離れた避難所もクラスタに加えてしまい距離が長くなる。

図 3 に分割されたクラスタ内のデータ量の標準偏差について示す。提案方式は K-means に比べ約 1/10 程度の標準偏差の値となった。K-means は、避難所間の距離の近さのみを考慮しているため標準偏差の値は大きい値となった。それに対し提案方式は、適応度関数においてクラスタ内のデータ量の標準偏差を考慮したためクラスタ間でデータ量のばらつきが小さくなるという結果となった。

以上の結果から、提案方式はクラスタ間のデータ量の分散を抑えたクラスタを形成できる方式である。

6 むすび

本稿では、大規模災害時に通信インフラが使用できない状況において避難者が避難先の避難所から、被災地の外に生存確認などのメッセージを送信可能なシステムについて紹介し、メッセージフェリーに UAV を用いた際の問題点を示した。問題点を解決するため、バッテリー持続時間内の飛行可能距離やストレージといったメッセージフェリーの性能と避難所のデータ量を考慮した遺伝的アルゴリズムを用いたクラスタリング法を提案した。数値計算評価により、メッセージフェリーの総巡回距離は 60km ほど劣化したが、クラスタ間のデータ量の分散を約 1/10 程度に抑えることが可能なことを示した。今後は、クラスタ間のデータ量の分散を保ちつつ、メッセージフェリーの総巡回距離の短縮を図る方式を提案する。また、評価トポロジを変更し提案方式の有効領域を検証する。

参考文献

- [1] 東日本大震災における情報通信の状況, “平成 23 年版情報通信白書,” p2-11.
- [2] 能島暢呂, “東日本大震災におけるライフライン復旧概況 (時系列編),” 岐阜大学工学部社会基盤工学科, 2011.
- [3] 避難所名簿共有サービス, “<https://www.google.co.jp/intl/ja/crisisresponse/japanquake2011mnganbare.html>”.
- [4] S. Farrell, V. Cahill, D. Geraghty, I. Humphreys, and P. Mc-Donald, “When TCP breaks: Delay and Disruption-tolerant networking,” in Proc. IEEE Internet Comput, vol 10, no.4, July/Aug. 2006, pp. 72-78.
- [5] V. Cerf, S. Burleigh, A. Hooke, L. Torgerson, R. Durst, K. Scott, K. Fall, and H. Weiss, “Delay Tolerant Networking Architecture,” REC4348 (Informational), April. 2007.
- [6] K. Fall, “A Delay-Tolerant Network Architecture for Challenged Internets,” in ACM SIGCOMM, August 2003.
- [7] K.H.Kabir, M.Sasabe, T.Takine, “Integer programming formulation for grouping clusters in ferry-assisted DTNs,” Proc.26th International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops, pp.11251130, 2012.
- [8] 泉 芳明, 笹部 昌弘, 滝根 哲哉, “フェリー支援型 DTN におけるクラスタ間の近傍性を考慮した訪問順序決定方式,” 信学技法, NS2014-266 .
- [9] 加藤常員, “遺伝的アルゴリズムを用いた非階層的クラスタリング,” 情報処理学会論文誌, vol.37, no.11, p.1950-1959.
- [10] 国土交通省国土政策局国土情報課, “<http://nlftp.mlit.go.jp/ksj/index.html>”.

頭部外傷におけるコンピューターシミュレーションと実験動物モデルによる実験的検討

西本哲也¹⁾

1) 日大工・機械

1. 緒言

高齢化社会の進行に伴い交通事故における高齢者の死亡率は増加傾向にある。高齢者は加齢によって脳実質が萎縮することで、頭部外傷時に傷害が重傷化しやすい傾向があるとされているが、その発生メカニズムは明らかになっていない。そこで高齢者の脳を模擬した頭部モデルを構築し、モデルの検証として Nahum ら⁽¹⁾の PMHS による頭部の衝撃実験を再現した。

一方で頭部傷害が発生する際に生じる血液の凝固傷害は頭部傷害患者の死亡リスクを高めることが報告されている⁽²⁾。血液の凝固傷害を作成する動物実験モデルの構築には、人体と血小板数が同等の動物を用いること、頭蓋骨骨折が未発生な状態で脳傷害を発生させることの 2 点が必要不可欠である。そこで本報では本年度実施した動物実験モデルの構築とその検討を報告する。

2. コンピューターシミュレーションモデルにおける頭部傷害の解析

2.1 高齢者頭部モデル

高齢者頭部モデルは 20 歳代若年健常者の頭部 CT 画像データ 433 枚を基にモデル構築をおこなった⁽³⁾。構築は CT 画像に着色処理を施し、ボクセル法によって積層した画像を 3 次元化させることで若年者の頭部組織の形状を再現した。恒屋ら⁽³⁾の研究報告を基に、断層面において脳実質の面積率 BAI (Brain Atrophy Index) を 4.9% 縮小させ、脳室の面積率 VAI (Ventricular Area Index) を 6.7% 拡大させることで 79.5 歳の脳萎縮率を再現した。このとき脳実質は外縁部から一様に縮小

させ、脳脊髄液で満たされた頭蓋内腔を相対的に拡大させた。頭部モデルは頭頂部から 55.2mm の高さで断面をとっており、頭部の組織を皮膚、脂肪、筋肉、眼球、頭蓋骨、硬膜、大脳鎌、小脳テント、硬膜下腔、脳室、脳実質、延髄の 12 種類に分類をおこなっている。図 1 に若年者と高齢者の頭部モデルの断面図を示す。筋骨格の形状を維持したまま脳実質が一様に縮小し、髄液層が拡大していることが確認できる。

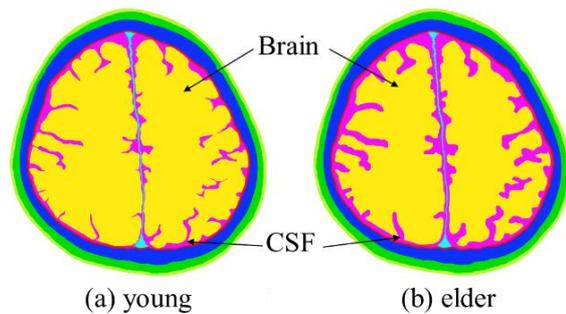


図 1 頭部モデルの断面図

2.2 頭部衝撃シミュレーション

構築した高齢者頭部モデルの検証として、Nahum ら⁽¹⁾が行なった頭部の衝撃実験の再現シミュレーションを行なった。図 2 に頭部の衝撃解析の概略図を示す。実験は 42 歳男性の屍体を用いたもので、頭部の眼窩下縁と外耳上縁を結んだフラン克福ルト水平面に対し 45 度の角度で前額部に衝撃を与えるという条件で実施された。インパクトの質量は 5.59kg、速度は 9.94m/s で正面方向から衝突させている。実験では頭蓋骨の 4 箇所穴を開け、頭蓋内壁に沿う形で圧力計を埋め込むことで頭蓋内の圧力を測定している。再現シミュレーションでは剛体設定したインパクトに強制速度を与えることで頭部衝撃を再現した。以上の条件を構築した高齢者と若年者の頭部モデル

を用いてシミュレーションを行い, 加齢による構造の変化が及ぼす影響を比較した. 圧力計の埋め込み位置は前頭骨, 側頭骨, 後頭骨, 後頭蓋窩の4箇所とした.

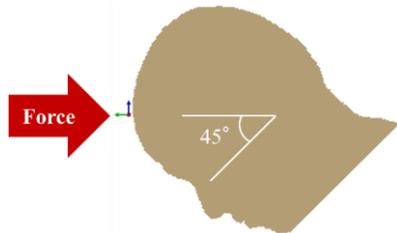
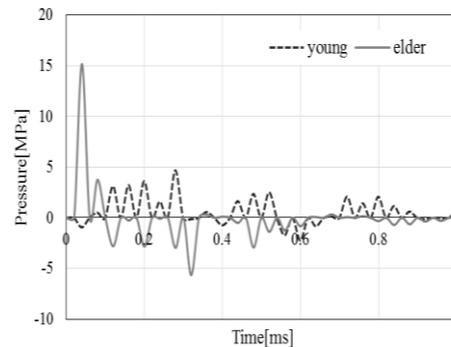


図2 Nahum らの実験を再現した衝撃解析

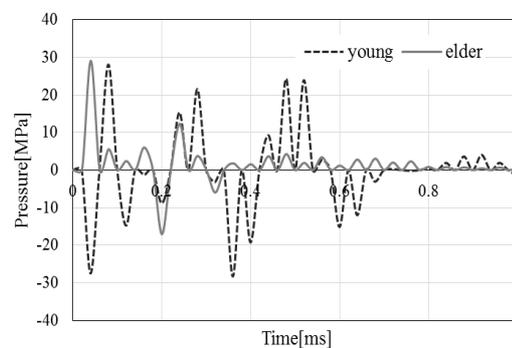
2.3 高齢者モデルと若年者モデルによる衝撃シミュレーションの比較

図3に高齢者と若年者の頭部モデルにおける頭蓋内の各位置での圧力の時刻歴を示す. グラフは横軸に時間[ms], 縦軸に圧力[MPa]をとり, (a)より前頭骨では高齢者モデルでは衝撃負荷直後に最大 15.2MPa の圧力が生じており, 若年者モデルの最大値 4.7MPa の約 3.2 倍の圧力を示した. (b)より側頭骨では高齢者頭部モデル, 若年者頭部モデルともに約 29MPa の圧力が生じており, その後, 正圧と負圧を交互に示した. (c)より後頭骨では高齢者頭部モデル, 若年者頭部モデルともに衝撃負荷直後に前頭骨と反対の負圧が生じており, 高齢者頭部モデルで-7.4MPa, 若年者頭部モデルで-11.0MPa と若年者頭部モデルが約 1.5 倍高い値を示した. (d)より後頭蓋窩では高齢者頭部モデルが負圧で-12.7MPa に対し, 若年者頭部モデルでは反対に正圧で 25.0[MPa]の圧力が生じた. Nahum ら⁽¹⁾の実験では, 前頭骨と側頭骨で正圧, 後頭骨と後頭蓋窩で負圧が測定されたことから本モデルにおいては後頭蓋窩を除いて同じ結果を示したが, 衝撃の現象時間が実験である約 10[ms]の約十分の一となった. 高齢者は頭部傷害が重傷化しやすいとされていることから衝撃時の頭蓋内圧も若年者に比べ高くなること

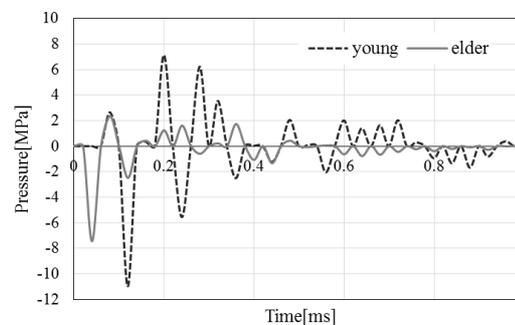
予想され, 本解析では衝撃負荷した前頭骨において高齢者頭部モデルが若年者頭部モデルに比べ高い圧力を示す結果となった.



(a) 前頭骨における頭蓋内圧



(b) 側頭骨における頭蓋内圧



(c) 後頭骨における頭蓋内圧

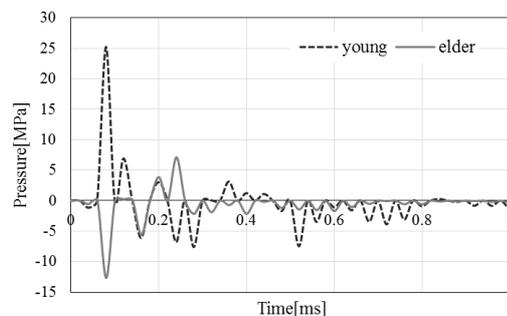


図3 Nahum らの実験を再現した衝撃解析による頭蓋内圧

3. 動物実験モデルにおける実験的検討

3.1 実験動物

外傷性凝固障害は、血小板数の低下によって判断する。そのためヒトと同様の血小板を保有する供試体を用いなければならない。図4に正常時におけるヒトを含めた各種動物の血小板数を示す⁽⁴⁾。図よりヒトに類似した血小板を保有する動物は家兎であることから、本研究では家兎を供試体とすることが適切であると判断した。

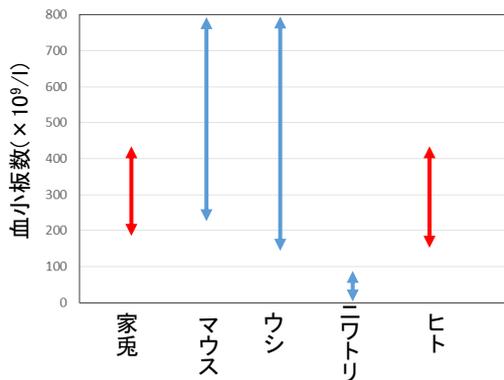


図4 各種動物における正常時の血小板数

3.2 動物実験モデル

本研究では重錘の自由落下型動物実験モデルの marmarou model を参考に落錘型衝撃試験装置を試作した⁽⁵⁾。marmarou model では力学データを取得できないため、本装置は計測機器を装着させた衝撃試験装置とした。計測項目は衝撃荷重、衝撃加速度、供試体変位である。図5に落錘型衝撃試験装置の概略図を示す。

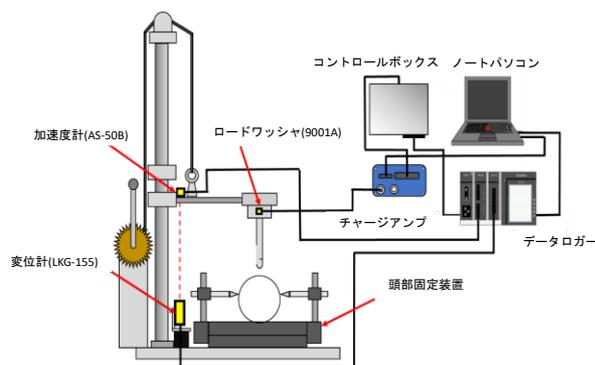


図5 動物実験モデル概略図

3.3 実験動物モデルの検証

本年度は in vivo による実験に先行して食用動物を用いた in vitro 実験により実験モデルの検討として骨折閾値の解析を実施した。供試体はジャンボウサギ(系統:日本白色種秋田改良種)を合計6頭使用した。あらかじめ供試体頭部の頭蓋骨を露出させた。家兎頭部固定装置に供試体頭部を固定し、落錘型衝撃試験装置を用いて衝撃実験を実施した。衝撃負荷後、頭蓋骨の骨折の有無を確認し、骨折が発生しなかった場合は同供試体で実験条件を変更し、連続実験を実施した。

3.4 実験結果

3.4.1 in vitro 家兎頭部衝撃実験

本実験で得られた荷重、加速度、変位の力学波形データを示す。図6は理論エネルギー5J、理論速度1.48[m/s]、インパクトΦ20[mm]、頭蓋骨骨折が発生した実験結果である。①と②は実験時のインパクトと供試体の状態に示す。図6より①はインパクトが供試体頭蓋骨と衝突した瞬間、②はインパクトが衝突後、圧入して最大荷重に達したときの瞬間である。

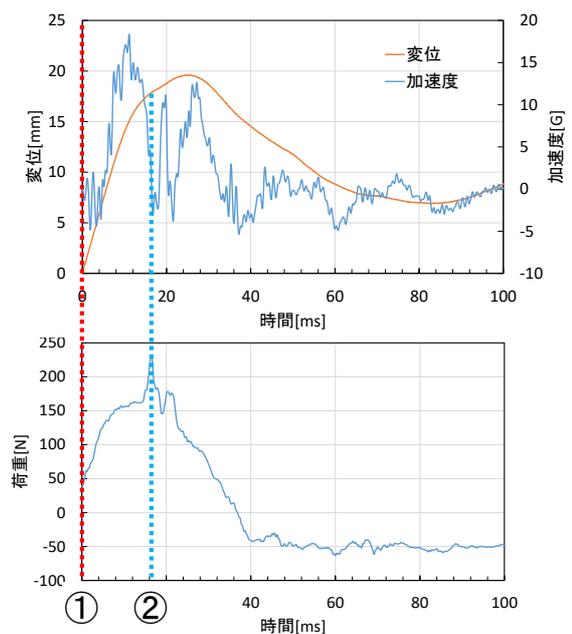


図6 実験結果

3.4.2 骨折耐性評価

落錘型衝撃試験装置で質量 m [kg] のインパクトを位置エネルギー mgh [J] に相当する高さ h [mm] から自由落下させ、頭蓋骨に衝突する直前に速度 v [m/s²] が発生するとき、位置エネルギーと運動エネルギー保存則が成立すると仮定した。頭蓋骨の変形時の荷重から骨折エネルギーを評価するために、落錘型衝撃試験装置から得られた荷重、加速度、変位の結果から内部ひずみエネルギー U を算出した。内部ひずみエネルギー U は頭蓋骨の変形量と変形時に発生した荷重よりエネルギーを算出することで得られ、(3-1)式のように示すことができる。(3-1)式より F はインパクトの衝撃荷重、 δ_0 は荷重が立ち上がる時の変位[mm]、 δ_m は最大荷重に達した時の変位[mm]である。

$$U = \int_{\delta_0}^{\delta_m} F d\delta \quad (3-1)$$

図 7 に各実験における内部ひずみエネルギーと理論速度の関係を示す。インパクト $\Phi 20$ [mm] では 3.5[J] と 5.45[J]、インパクト $\Phi 15$ [mm] では 2.89J、インパクト $\Phi 10$ [mm] では 2.60[J] で骨折が発生した。頭蓋骨が骨折した内部ひずみエネルギー 2.6J 以下のエネルギーでは頭蓋骨骨折が発生しなかった。このことから内部ひずみエネルギーが 2.6J 以下であると骨折が発生しない条件であると考えられる。

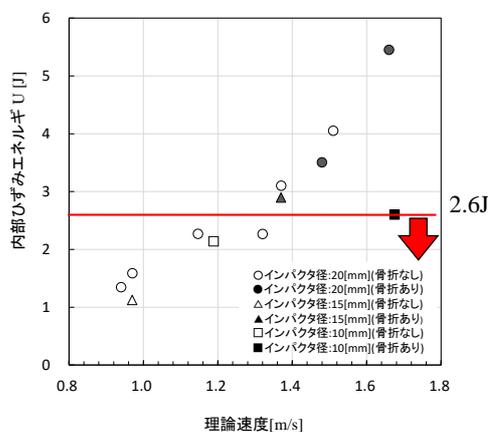


図 7 骨折条件

4. 結 言

頭部傷害における頭部 CT 画像に基づく衝撃解析のための高齢者頭部有限要素モデルの構築と実験動物による実験的検討を実施した。衝撃シミュレーションによる検証の結果、前頭骨の最大圧力のみ高齢者頭部モデルが若年者頭部モデルに比べ高い結果となった。動物実験では内部ひずみエネルギー 2.6J が骨折の閾値と考えられる。

文 献

- (1) Alan M. Nahum, Randall Smith, and Carley C. Ward, "Intracranial Pressure Dynamics During Head Impact", SAE Technical Paper 770922, (1977), pp. 339-366.
- (2) Herbert JP, Guillotte AR, Hammer RD, Litofsky NS, Coagulopathy in the Setting of Mild Traumatic Brain Injury: Truths and Consequences. Brain Sciences, (2017), pp1-8
- (3) 恒屋昌一, 市村真由美, 金沢稔, 高橋進, 臼井永男, "高齢者の頭部 CT の二次元計測による脳の加齢変化と直立時重心動揺", 埼玉理学療法会誌, Vol. 4, (1996), pp. 14-19.
- (4) 水上利洋, 松本美喜子, 浜口行雄, 平井孝次, 動物の血液検査, 臨床化学, 30 巻, (2001), pp111-119
- (5) Marmarou A, Foda MA, van den Brink W, Campbell J, Kita H, Demetriadou K, A new model of diffuse brain injury in rats. Part I: Pathophysiology and biomechanics. Journal of Neurosurgery, (1994), pp291-300

マルチメディア情報を活用したヘルスケアサポートの検討 ～Part A 脳血流制御訓練、 Part B 登山活動の安全支援～

寫田 聡

日大工・電気電子

【緒論】

高齢化社会において健康寿命の延伸は重要なテーマである。平均寿命と健康寿命との差は最近でも10歳ほどあり、そのギャップは大きい。歳を重ねても質の高い生活が維持できる高齢社会が求められている。そのためには高齢者がまず健康で自立した生活を送れることが重要となる。

本研究では、メンタルヘルスケアをサポートする方法と、高齢者でも安心安全に心身の健康増進が行える環境の実現について検討する。メンタルヘルスの主要な課題であるストレス予防の一つに前額部の酸素化ヘモグロビン(Oxy-Hb)の濃度を制御する訓練方法がある。Part A では前額部のOxy-Hb濃度の制御をより簡易に行える訓練方法について述べる。心身の健康増進については登山活動が有望であるが、高齢者の事故が多く発生していることが問題となっている。Part B では、登山者の状態を常時モニタリングできるウェアラブルセンサを用いることで、安全で楽しく登山活動が実践できる環境の実現について述べる。

Part A 映像を活用した脳血流制御訓練

(日大工学部 酒谷研究室との共同研究で実施)

1. 映像を活用した脳血流制御方法と課題

前額部のOxy-Hb濃度を意識的に変化させるのではなく、簡易な作業を行うことで結果的に制御できる方法を検討する。これまでに、映像視聴で「ワクワクする感情」を誘導させるとOxy-Hb濃度が上昇し、ドライブシミュレーションゲームでの没頭作業では低下する傾向を確認している[1]。しかしながら、人によっては、①ワクワクする感

情の誘導が困難、②人に合った映像の選定が困難、③レストの教示でリラックスすることが困難、④ドライブシミュレーションゲームで没頭することが困難になることの課題があった。

2. 改良方法

課題①と②に対しては、ワクワクする感情よりも低次の楽しい感情に変更し、笑っている映像で情動誘導することとする。課題③に対してはベースラインをレストでなく没頭作業とする。課題④については、没頭作業としてパズルゲームも追加する。以上の変更を行い、笑っている映像の視聴による楽しい感情の誘導と好みのゲームによる没頭作業を繰り返すことで前額部のOxy-Hbの濃度を増減させる訓練方法を実現する[2]。

3. 実験

3.1 方法

没頭作業90秒、レスト30秒、情動誘導90秒、レスト30秒を5回繰り返す。最後に没頭作業90秒を行ってもらい、合計で、没頭作業6試行、情動誘導5試行、レスト10試行を測定する。情動誘導は笑っている映像を視聴して「楽しい」感情になるように自分をコントロールしてもらう。楽しいと意識できたら手を横に出すよう指示した。レストは頭や体を動かさずに閉眼でリラックスしてもらう。没頭作業は興味をもって持続できる簡易なゲームとして、ドライブシミュレーションかパズルのゲームを行う。各試行時の前額部の左部(CH1)と右部(CH2)のOxy-Hbを近赤外線分光法(NIRS)で計測した。被験者は21～22歳の男子大学生18人である。

3.2 結果

ある被験者の計測結果を図1に示す。情動誘導では $O_{xy}\text{-Hb}$ が増加し、没頭作業では減少していることが分かる。また、レスト区間での $O_{xy}\text{-Hb}$ は没頭作業時よりも大きくなっているが、18人中14人が同じ傾向であった。

次に、没頭作業時の $O_{xy}\text{-Hb}$ を基準として情動誘導時の $O_{xy}\text{-Hb}$ を評価する。ゲーム区間に対しては、没頭していた開始後40秒から90秒までの50秒間の $O_{xy}\text{-Hb}$ の平均値を「没頭 $O_{xy}\text{-Hb}$ 」、情動誘導区間に対してはサインが出されたときの5秒間隔の平均値を「情動 $O_{xy}\text{-Hb}$ 」として算出する。情動区間の前後の没頭作業区間の没頭 $O_{xy}\text{-Hb}$ の平均値を基準として情動 $O_{xy}\text{-Hb}$ を補正する。補正後の「情動 $O_{xy}\text{-Hb}$ 」は各被験者につき約30サンプルあるが、その平均値の95%信頼区間の下限が正となったのは18人中13人であった(72%)。但し、下限が負となった5人は、5回の情動誘導のうち、補正後の「情動 $O_{xy}\text{-Hb}$ 」が正になる試行が複数回あり、 $O_{xy}\text{-Hb}$ を上昇できた場合が必ずあった。

最後に、情動誘導で $O_{xy}\text{-Hb}$ が上昇した13人について補正後の「情動 $O_{xy}\text{-Hb}$ 」の増減をCH1とCH2で比較した。その結果、図2に示す3通りの場合があった。同図(a)のようにCH1はCH2よりも有意に($p < 0.05$)大きい被験者が5人、CH2の方が有意に大きい被験者が5人、有意差がない被験者3人であった。楽しい感情に誘導した場合に左右の変化が被験者によりばらついた原因については今後の課題である。

4. むすび

笑っている映像の視聴で楽しい感情を誘導することで $O_{xy}\text{-Hb}$ の濃度を増加させ、ゲームへの没頭で抑制させることにより前頭葉前額部の $O_{xy}\text{-Hb}$ をコントロールできることを確認した。今後は、長期間の訓練による効果を検証する。

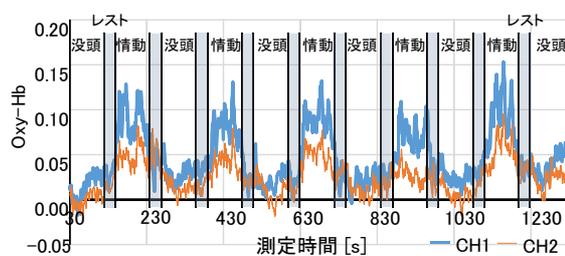


図1 $O_{xy}\text{-Hb}$ の計測結果の例

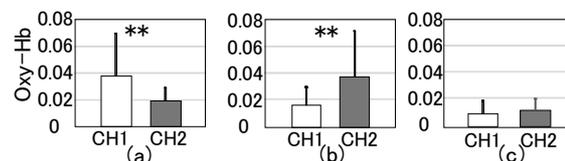


図2 補正後の情動 $O_{xy}\text{-Hb}$ のCH1とCH2の比較

Part B 登山活動による健康増進

5. 支援方法

登山事故の主な要因は、道迷い、転倒、滑落、病気となっている。また、著者らが実施した一般の登山者を対象とした調査によると実践的な登山技術やリスクマネジメントのスキルが不足していた[3]。これらの事故要因への対策として行動中の心肺機能や運動機能のモニタリングを行い、行動中にアドバイスしたり、下山後の振り返りや今後の登山計画に活用したりできるようにする。道迷いについては位置情報の提示やナビゲーション、転倒・滑落については歩行指導を行う。高齢者の場合には、体力や自分の力量にあっていない登山経路の設定やペース配分、年齢や環境から起こる疲労や病気が原因と考えられる事故が多い。これらについては心肺機能やストレスなどの常時モニタリングで支援する[4]。

6. 登山活動のモニタリング方法

前述の支援を実現するために必要となる計測項目は以下になる。登山者の心肺機能を評価できる心電位、歩き方や活動量を評価できる加速度データ、現在位置や行動履歴を把握する位置情報、現場の状況が把握できる映像や画像情報が求められる。また、登山活動に悪い影響を及ぼさずに

常時モニタリングを行う必要がある。時間の点では、出発時のセッティングは簡易で行動中は操作不要としたい。装備の点からは、一般的な登山で利用されている装備を活用するか、計測のために特別な装備は用いる場合は大きさ、重量、数量の点で最小限としたい。運動の点からは、行動の妨げにならないこと、拘束感がないことが求められる。将来的にはリアルタイムに計測データをサーバに転送し、クラウドサービスとして展開することを考慮するとスマートフォンでコントロールできるセンサがよい。

このような要求条件を満足するセンサとして、ウェア（下着）に縫い込まれた電極で行動中の心電や心拍を計測できる生体センサ hitoe[5]を用いることとする。hitoe では心電位と加速度データが測定でき、胸に付けた小型のトランスミッタで各登山者が携帯するスマートフォンにリアルタイムにデータを転送できる。また、GPS により移動経路が記録できるスマートフォンのアプリケーションと、登山の様子を画像や映像として記録するウェアラブルカメラを登山用ザックに装着する。計測環境を図 3 に示す。

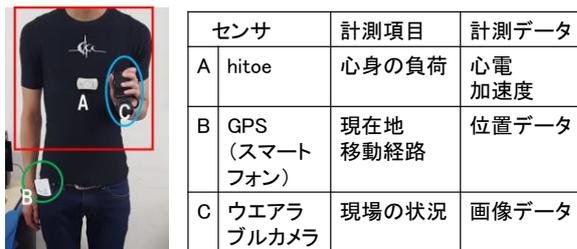


図 3 計測環境

表 1 計測した 4 回の登山活動

計測日	場所	登山者	行動時間
2017年9月	那須連峰 (標高1915m)	2名(22歳、56歳)	2.5時間
2017年11月	安積山 (標高1056m)	4名(68歳、68歳、 34歳、34歳)	4時間
2017年12月	金時山 (標高1212m)	2名(56歳、70歳)	4.5時間
2018年1月	那須連峰 (標高1915m)	2名(58歳、63歳)	5時間

7. 実験

7.1 計測内容

一般ルートの登山を対象として表 1 に示す 4 回の測定を行った。登山者は全員男性である。全ての登山において、全員が同じペースで行動し、最後尾の人が GPS での位置計測とザックに固定したカメラで常時撮影した。各登山者は hitoe の下着を装着し、hitoe からのデータ受信用のスマートフォンを所持することになる。

7.2 計測結果

(1) ユーザビリティ評価

hitoe の使用に関しては、セッティングは 5 分程度で行え通常の登山と同様にスムーズに出発することができた。登山行動中は何も操作することなく運用できた。9 月と 11 月は暑くて発汗量が多く、12 月と 1 月は冷え込んでいたが（氷点下 10° 以下）、このような条件でも問題なく計測できた。登山者にインタビューを行ったところ登山活動に支障を及ぼすことは全くなかった。

(2) 心電データの計測結果

心電データから算出した心拍の時間変化を図 4 に示す。同図において、右側には地図上に記載した移動経路と撮影画像を、左側には心拍と高度の出発後の時間変化を示している。心拍の時間変化から以下のことが確認できる。

(a) 上り坂ではすぐに上昇し、なだらか場所になると下降し、登山者間の相関が高い。登山活動は程よい負荷がかかり健康増進に向けた運動としては有効と言える。

(b) 行動全体での心拍数の最大値、および各時刻での心拍数は登山者により 20~30bpm の差があり、ばらついている。個人に合った登山コースやペース配分などの支援が必要である。

(c) 4 回の全ての計測において休憩中になっても心拍数が十分に低下しない登山者がいる。休憩時に安静の状態、外観では平常な状態であった。運動習慣の低い人は運動後の心拍数の低下が遅

いという報告もあるが、1回目の計測の登山者は大学内で運動した後はすぐに平常時に戻ったことを確認している。他の要因としては心の動揺が考えられる。

そこで、精神的な面での影響を検討するために休憩中の心拍変動からストレス値 LF/HF を算出した。その結果を表2に示す。区間1は登山開始前で、区間2から5は休憩していた。出発前の心拍数は全員が60~90bpmであった。休憩時は、登山者Aは70bpm程度であるが、登山者Bは120bpm、登山者Cは90bpm、登山者Dは100bpmと高い。同表より、登山者Bと登山者DはLF/HFが2以上の場合があり、ストレスが影響した可能性もある。

表2 休憩区間におけるLF/HF

区間	A(68歳)	B(68歳)	C(34歳)	D(34歳)
1(0-5分)	-	1.17	0.96	2.25
2(33-38分)	1.33	1.34	1.38	2.23
3(66-71分)	1.90	3.10	1.23	1.16
4(126-151分)	-	1.37	1.39	0.81
5(183-188分)	-	-	1.41	1.39

8. むすび

ウェア型の生体センサで心電位や加速度データを、スマートフォンのGPS機能で移動経路を、ウェアラブルカメラで現場の状況を計測するこ

とで登山者を支援する方法について検討した。夏、秋、冬に合計4回の登山活動を計測した結果、登山活動に影響を与えずに常時モニタリングを行えることがわかった。また、心電データから算出した心拍の時間的変動が登山者の支援に有効に活用できる可能性を確認した。今後は、登山者への具体的な支援機能について検討する。

【参考文献】

- (1) 畠田, 大越, 佐藤, 酒谷: 情動誘導や集中作業を活用した脳血流制御訓練の試み, 信学会総合大会 D-7-7, 2017.
- (2) 伊関, 蔣, 畠田, 酒谷: 映像を活用した情動誘導と集中作業による脳血流制御訓練の検討, 信学会総合大会 D-7-17, 2018.
- (3) 畠田, 長谷川: 安全支援のためのウェアラブルセンサを用いた登山活動のモニタリング, 信学会 LOIS 研究会, LOIS2017-93, pp. 129-134, 2018
- (4) 畠田聡: 登山の学びに関する実態調査と登山者の育成環境構築について, 登山白書 2017, 山と溪谷社, pp. 112-125, 2017
- (5) 高河原, 小野: 心拍計測ウェアの技術と応用例, 電気学会誌, Vol. 136, No. 3, pp. 139-142, 2016

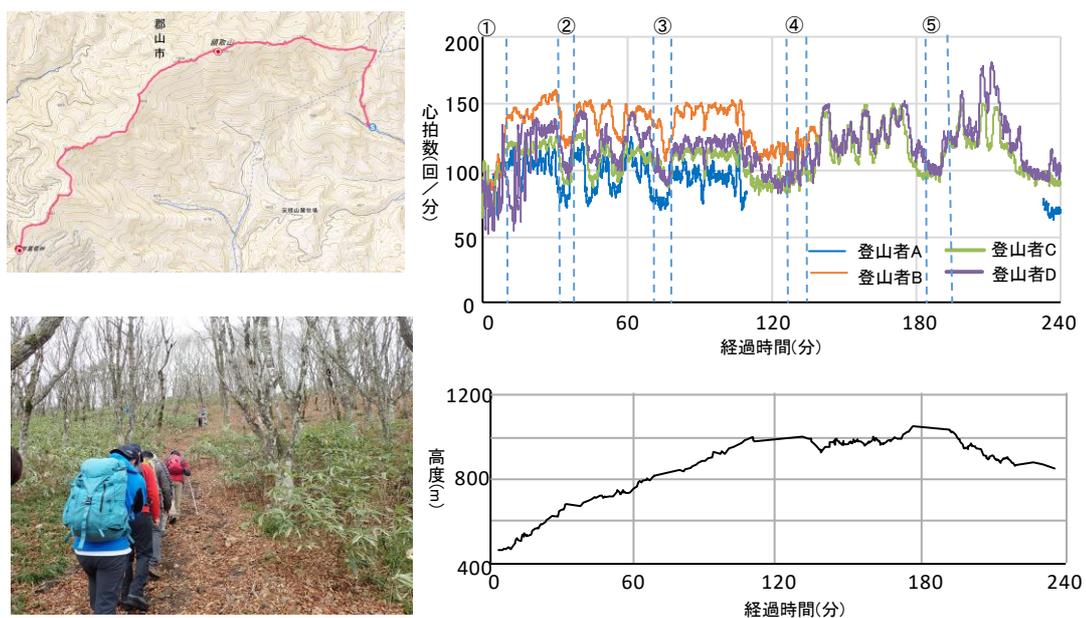


図4 安積山(2017年11月)の計測結果

Deep Learning と時間分解近赤外スペクトロスコピーを用いた 予防医学システムの開発

大山 勝徳¹、胡 莉珍²、酒谷 薫²

¹日大工・情報、²日大工・電気電子

本研究は、NIRS による脳機能データ及び血液検査データを用いて適切な Deep Neural Network (DNN) を構築し、高齢者の認知機能障害を早期に発見するシステムを開発することを目的とする。本年度は、認知機能障害リスクの機械学習モデルを評価し、その有用性を考察した。

【1】MMSE による認知機能スクリーニングテスト

本研究では最初に、Mini Mental State Examination (MMSE) テストによって認知機能を計測する。このテストは認知症スクリーニングテストのために精神状態を体系的に評価することに有用であることが知られている[1]。MMSE スコアは、30 点満点の中で、24 点以上を異常なし、18 点から 23 点までを軽度認知障害 (MCI)、17 点以下を認知症 (severe cognitive impairment) と分類している。数ある指標の中で MMSE は最も信頼され、世界中で使用されている。ただし、MMSE による認知機能スクリーニングテストは、テストの内容に対する被験者の誤解がないことを前提として実施される必要がある点、時間を要する点、そして MMSE スコア 24 点から 26 点の間に相当する被験者の異常なしと MCI を識別するときに感度が比較的低いことがおもな課題であ。したがって本研究では、MMSE スコアの実測値を目的変数として、生体情報の分析結果から MMSE スコアに基づく効率的な認知機能の評価する方法を考察する。

【2】時間分解近赤外スペクトロスコピー (TRS) による高齢者認知機能障害の評価法

今回の分析に用いた生体情報は、近赤外分光法の一つである時間分解分光法 (Time Resolved near-infrared Spectroscopy: 以下 TRS) による計測結果である。TRS は、ピコ秒パルス光と光拡散方程式を用いて、安静時のヘモグロビン (Hb) 濃度の絶対値を計測することが可能である[2]。

対象は、脳外科外来患者 202 名 (男性 87 名 女性 115 名、平均 73.4±13.0 歳)。MMSE テストを実施した後に、TNS 測定プローブを両側前額部に配置し、前頭前野の安静時の酸素化ヘモグロビン (HbO₂) 濃度 (μ M)、脱酸素化ヘモグロビン (HbO) 濃度 (μ M)、酸素飽和度 (SO₂)、さらには近赤外線光の発光部から受光部までの光路長を計測した。

【3】Deep Neural Network による MMSE スコアの推定

最初に、MMSE スコアを目的変数として、計測した TNIRS データそれぞれの項目の相関度を求めて、次に紹介する DNN による MMSE スコアの推定結果と比較する。今回の分析に用いた DNN は、Fig 1 のように、年齢を加え、2ch の TNIRS データ (SO₂、HbO、HbO₂、THb、PL1、PL2、PL3) を合わせた計 15 個の項目を説明変数としている。ここで、Photon path lengths (PLs) は光路長を表し、PL1 は 760nm 帯域の光路長、PL2 は 800nm 帯域の光路長、PL3 は 830nm 帯域の光路長を表す。今回使用した DNN のモデルは

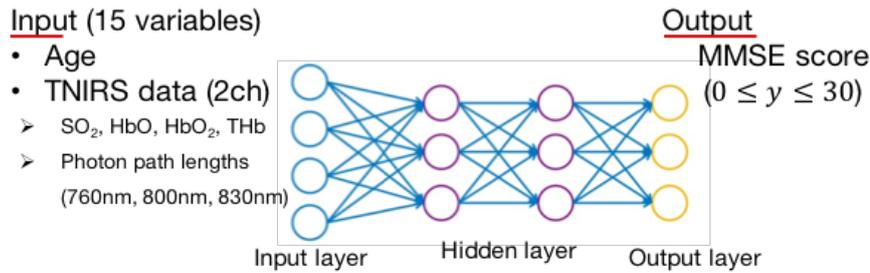


Fig 1. Structure of the deep neural network for the data analysis. Input vectors include age and TRS data on the left and right PFCs. The output vector is regression to estimate the MMSE score. The hidden layer contains no backward connections from downstream layers.

H2O プロジェクトの Deep Learning ライブラリ [3][4]を使用して実装したものである。隠れ層 (Hidden layer) は 2 層あり、各層に 400 個のニューロンユニットが配置されている。入力される説明変数から各ニューロンユニットに対する重み ($\alpha = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b$) を付けて、次の層のニューロンユニットに対する出力 $f(\alpha)$ を決めている。すなわち、関数 f は非線形の活性化関数であり、バイアス b によりニューロンユニットの活性化の閾値を調整し、かつ、重み付けされた各入力 x_i の総和により $f(\alpha)$ が決まる。重み w_i を決定するために、教師データとなる目的変数と推定値から求める平均二乗誤差を損失関数 $L(W, B | j)$ とし、 L が最も低い重み w_i の組み合わせを求める。ここで W は j 番目の層における重み w_i の組み合わせを表す集合を表し、もう一方の B は j 番目の層におけるバイアスの組み合わせを表す。

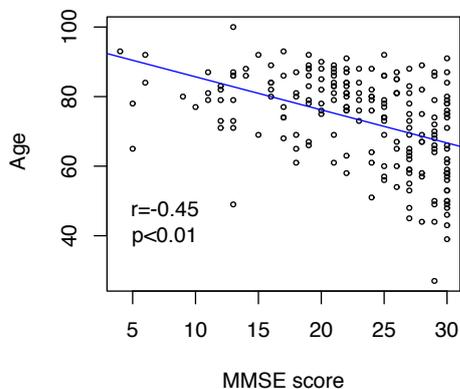


Fig 2. Relationship between MMSE score and age.

【4】MMSE スコアと各パラメータの相関

相関分析の結果、被験者の年齢と MMSE スコアとの間に有意な相関関係 ($r=-0.45$, $p < 0.01$) が認められた (Fig 2)。次に、TNIRS による酸素飽和と MMSE スコアの間にも有意な相関関係 ($r=0.38$, $p < 0.01$) を認められた。このことから、年齢や酸素飽和度は MMSE スコアの推定に最も貢献する可能性が高い。以下、相関度に関する表を Table 1 に示す。

Table 1. Comparison of TRS parameters between normal subjects and subjects with impaired cognitive function.

		Normal (MMSE ≥ 24)	Impaired (MMSE ≤ 24)	p value
Left	oxy-Hb	37.23	35.02	$p < 0.1$
	deoxy-Hb	17.94	19.22	$p < 0.05$
	total-Hb	55.17	54.24	-
	SO ₂	67.38	64.41	$p < 0.01$
	Optical path length (761 nm)	19.02	19.38	-
	Optical path length (791 nm)	19.31	19.51	-
	Optical path length (836 nm)	17.97	18.14	-
Right	oxy-Hb	39.41	35.80	$p < 0.01$
	deoxy-Hb	18.73	19.20	-
	total-Hb	58.15	54.99	$p < 0.1$
	SO ₂	67.69	64.90	$p < 0.01$
	Optical path length (761 nm)	19.03	19.00	-
	Optical path length (791 nm)	19.35	19.93	-
	Optical path length (836 nm)	18.25	18.79	-

【5】DNNによるクラス分類精度

今回使用したDNNと他の代表的な機械学習手法(ランダムフォレスト、サポートベクターマシン)による識別結果との比較を行った結果、Fig 3のように、MMSEスコア24未満のクラスとMMSEスコア24以上のクラスの2分類においてはDNNの結果が91.5%の識別精度(accuracy)で最も高い。このとき、202個のサンプルデータで数時間以内に計算可能、かつ、検証結果の偏りが少なくなる方法として、Leave-one-out交差検証を用いた。他の機械学習手法については基本的なハイパーパラメータで実行しており、調整することにより少し改善する余地を残すが、15個の説明変数からなるTRSのデータにおいてDNNは比較的適している可能性が高い。今回構成したDNNは各ニューロンユニットについて50%のドロップアウト率とL1正則を適用してあり、過学習は比較的少ない。ただし、サンプルデータが脳外科外来患者に限られる点では、それ以外のデータを合わせて今後も評価する必要がある。

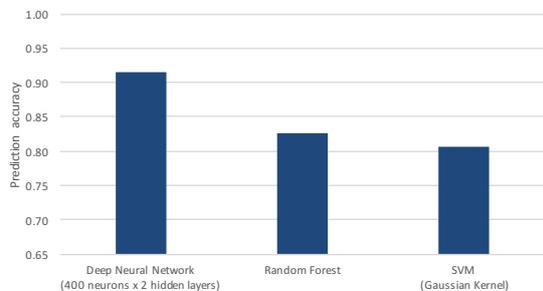


Fig 3. Comparison of classification accuracy by leave-one-out cross-validation (n=202). The DNN was tuned with 400 neurons in two hidden layers and a 50% dropout rate. The other machine learning algorithms were launched with basic hyper parameters, i.e., 500 trees and five variables tried at each split for the random forest and 0.1 of sigma 1 of cost C and for the SVM with Gaussian kernel function.

また特筆すべきこととして、PL1 から PL3 の光路長もまた MMSE スコアの推定に大きく貢献していることが分かった。前節の Table 1 に見られるように、MMSE スコアに対する相関度に関する有意差は認められない代わりに、MMSE ス

コアの計測値に基づく異常なし (Normal) と認知症リスクあり (Impaired) の群間で平均値に大きな差がある。このことは頭蓋骨から大脳新皮質の距離が影響するため、脳萎縮の程度に関する間接的な影響も示唆している。

【6】DNNによる推定スコア

次に、DNN の出力を回帰の結果として使用し、そのまま出力を推定値とすると、Fig 4 のように、MMSE テストによる計測結果と DNN による推定結果の間に正の相関 ($r=0.85$, $p<0.01$) が認められた。一方の RMS 誤差 (Root Mean Square error) は 3.02 であり、すなわち、推定値が標準分布に従うと仮定したとき ± 3.02 のバラつきがあることに留意する必要がある。特に計測値が 18 未満の被験者について偽陰性になるパターンがあるため、その条件について今後検証の余地がある。

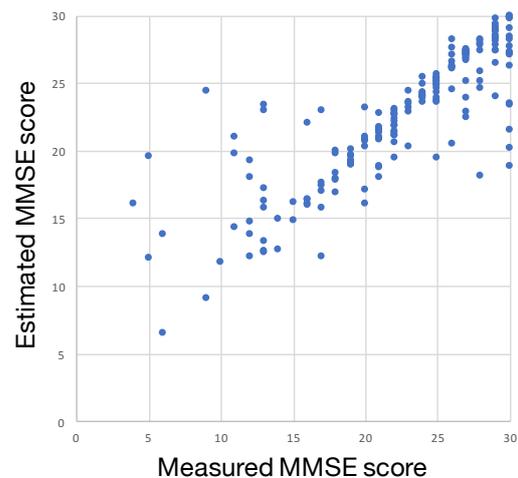


Fig 4. Correlation between measured and estimated MMSE scores ($r=0.85$, $p<0.01$).

【7】まとめ

本報告では、認知機能障害リスクを評価するための DNN モデルによるクラス分類精度や推定スコアの特徴を考察した。今後の課題として、MMSE スコアの計測値と推定値の残差が大きいグループに関する分析をさらに進める必要がある。また、サンプルデータを増やして DNN モデルのハイパーパラメータを調整することによる

実用性を向上させる一方で、DNN によるクラス分類結果や推定結果の可読性のたる根拠を現場の病院関係者へ提示する方法を今後求めていきたい。

参考文献

- [1] Tombaugh, TN, McIntyre, NJ (1992) The mini-mental state examination: a comprehensive review. *J Am Geriatr Soc* 40(9):922-935
- [2] 酒谷 薫 (2015) 次世代 NIRS – 時間分解 NIRS (TRS) による脳循環と脳機能計測. *Clinical Neuroscience* 33:716-718
- [3] Candel, A., Lanford, J., LeDell, et al. (2017) Deep Learning with H2O. https://h2o-release.s3.amazonaws.com/h2o/rel-slater/9/docs-website/h2o-docs/booklets/DeepLearning_Vignette.pdf. Accessed August 2017
- [4] Reddy, Y. B. (2017) Classification and automatic recognition of objects using H2O package. *Proceedings of SPIE* 10185, Cyber Sensing 101850F