

ラフ集合を用いた安全・安心な 次世代在宅リハビリテーション支援システムの開発

石井 順 恵^{*1} 小川 愛 実^{*2} 顧 玉 杰^{*3}

Development of a Safe and Secure Next-generation Home Rehabilitation Support System Using Rough Sets

Yoshie ISHII^{*1}, Ami OGAWA^{*2} and Yujie GU^{*3}

This study developed a data-driven evaluation model for home-based upper-limb rehabilitation using a rough set-based approach with privacy-preserving data processing. Pressure distribution time-series data were collected from stroke patients during the Box and Block Test using a seat-mounted sensor. Features representing differences between the affected and unaffected sides were extracted, and recovery stage was estimated using a Directional Neighborhood Rough Set model. To protect personal information, differential privacy with Laplace mechanism was applied under multiple privacy budget (ϵ) settings. Using 39 valid samples, repeated random sampling yielded an average accuracy of 0.650 without noise. With an appropriate privacy budget ($\epsilon=0.5$), accuracy degradation was minimal, indicating that privacy protection and estimation performance can be balanced. These results demonstrate the feasibility of integrating non-intrusive sensing, rough set modeling, and differential privacy for secure and practical home-based rehabilitation assessment.

1. 背景と目的

脳卒中は世界中で患者の多い疾患として知られており、本邦では要介護となった主な原因の第2位を占める⁽¹⁾。脳卒中患者の多くは、後遺症として身体の半身に麻痺が残る片麻痺症状を発生し、特に上肢に関しては麻痺の発現率が80%と高いのに対し、退院時の完全回復率は5%に留まる⁽²⁾。上肢機能障害は生活の質低下要因の50%を占めると報告されており⁽³⁾、退院後も在宅環境において患者が自らリハビリテーションを行うことが理想的である。一般に、病院でのリハビリテーションは療法士の監修のもと、その場でフィードバックを受けながら行われ、一定の基準を達成したのちに退院という流れを取る。そのため、リハビリテーションの成果やマイルストーンの見える化が患者のモチベーションに大きく影響していると考えられる。一方で、退院後の在宅リハビリテーションにおいては、日々のリハビリテーションの実施計画が患者自身にゆだねられること、逐次的な評価がなされないこと、訪問リハビリテーションを受けている場合もその頻度は入院時よりも著しく低下し、評価や適切な介入が十分に受けられないリスクがあることなどの課題がある⁽⁴⁾。

そこで本研究では、在宅環境に導入可能なセンサを用いて在宅リハビリテーションを自動で評価し、その情報を医療機関と連携することで、在宅リハビリテーションを支援するシステムの提案を目的とする。提案システムのイメージを図1に示す。本システムの提案には、簡便なシステム設計、プライバシー保護、評価の妥当性の検証が必要となる。そのため本年度は、簡便でデータドリブンな在宅リハビリテーション評価モデルの構築を目的とし、システムの設計、患者の麻痺回復度合いを反映するパラメタの選定、プライバシー保護方法の検討、麻痺度評価のための推定モデルの構築を実施した。



図1 次世代在宅リハビリテーション支援システムのイメージ。

2026年3月1日 受理

豊田理研スカラー共同研究 Phase1

^{*1} 京都大学大学院工学研究科社会基盤工学専攻

^{*2} 慶應義塾大学理工学部システムデザイン工学科

^{*3} 九州大学システム情報科学研究所

2. 手法

本研究の流れは、以下のとおりである。まず、脳卒中片麻痺患者を対象とした上肢動作の計測実験を実施し、モデル入力のもととなるデータを取得した。このとき、モデルのラベルデータとして、患者の麻痺回復度合いの情報（ブルンストロームステージ上肢）を病院側の協力により同時に取得した。次に取得データにノイズを付加し、個人情報の保護処理を施した。ここでは複数のノイズ強度を適用したデータを用意することで、のちにモデルの精度比較を行った。取得データから仮説を立て、麻痺回復度合いを表現しうる特徴量を複数算出した。最後に、これらを用いて学習モデルを作成し、各モデルの精度比較評価を行った。今回はDirectional Neighborhood Rough Set (DNRS) をラフ集合理論の手法として用いた。モデルの入力データとなる特徴量の数は、1～5個の範囲で全組み合わせを総当たりで算出し、最も麻痺回復度推定精度の高い条件を探索的に求めた。

2.1 データ取得

今回は国際的に使用される上肢リハビリテーション動作である Box and Block Test (以下 BBT) を実施した。BBT は、1 分間に片手でブロックを左右に移動した数を評価するものである。データのバリエーションを増やすため、3 種類の机の高さでそれぞれ BBT を行い、健側と患側を含め合計 6 試行実施した。今回は、プライバシー保護、患者の負担軽減、および在宅環境への導入簡易性の観点から、カメラなどでの撮影を伴わず、センサやマーカの装着を避け、さらにオクルージョンのリスクが低いセンサとして、シート型の圧力分布センサ (SR ソフトビジョン数値版, 住友理工) を採用した。座面に設置することで臀部の圧力分布の時系列変化を 16×16 の空間分解能で取得可能である。実験は中伊豆リハビリテーションセンターにおいて 2024 年 9 月から 2025 年 9 月にかけて断続的に実施した。ブルンストロームステージは入院時に医師または療法士により評価され、麻痺回復度を 6 段階で表す指標であり、数字が大きいほど回復度が高いことを示す。被験者は当該センターに入院中の脳卒中片麻痺患者とし、背もたれの無い椅子への継続的な座位が可能、且つ両側の上肢にて BBT が可能な者を対象とした。全被験者に対し本研究の趣旨を口頭で説明し、書面による同意を得たうえで計測を実施した。なお、本研究は慶應義塾大学理工学部倫理審査委員会の承認を受けて実施した (承認番号: 2025-058)。

2.2 ノイズの付加

計測データに含まれる個人特定リスクを低減するため、本研究では差分プライバシー (Differential Privacy)⁽⁷⁾ の概念に基づきノイズ付加処理を行った。差分プライバシーとは、データ集合に対して意図的に確率的ノイズを付加することで、個々の被験者の情報漏洩を防ぎつつ、全体としての統計的傾向の分析を可能とするプライバシー保護手法である。

本手法では、ある個人を含むデータ集合と含まないデータ集合に対する出力結果の確率分布が大きく変化しないよう制御することで、個人の寄与が結果から推定されるリスクを抑制する。このとき、プライバシー保護の強度はパラメータ ϵ (イプシロン) によって制御される。 ϵ はプライバシー予算 (privacy budget) と呼ばれる指標であり、値が小さいほど強いプライバシー保護が得られる一方、出力結果に付加されるノイズ量は増大する。すなわち、 ϵ はプライバシー保護強度とデータ有用性のトレードオフを制御するパラメータである。

本研究では、差分プライバシーを実現する代表的手法である Laplace メカニズムを用いた。Laplace メカニズムでは、Laplace 分布に従う乱数を生成し、元データに加算することで、差分プライバシーを満たす出力を得ることができる。具体的には、計測された座面圧力分布データに対して Laplace 分布に従うノイズを付加し、個人情報保護処理を施した。Laplace メカニズムでは統計量の感度とプライバシー予算 ϵ に応じてノイズの分布幅が決定される。本研究では複数の ϵ 値を設定し、ノイズ強度の異なるデータセットを生成することで、プライバシー保護と推定精度のトレードオフについて検討可能とした。以上のようにして得られたノイズ付加データを用い、後段の DNRS による学習および精度評価を行った。

2.3 計測データからの特徴量の算出

圧力分布データから麻痺回復度と関係があると考えられる特徴量の抽出を行った。得られた特徴量は、①総圧力の時間平均、②ピーク圧の時間平均、③圧力波形の振幅、④自己相関波形の振幅、⑤周波数の最大値の 5 つであった。

まず、①総圧力の時間平均は、各時刻における全 256 画素の圧力の総和について、時間平均を取ることで算出した。②ピーク圧の時間平均は、各時刻において、圧力の最大値を算出した後に、時間平均を取ることで算出した。

次に、③圧力波形の振幅については以下の手順で求めた。まず、座面圧力シートのうち、特に上肢リハ運動と関連すると考えられる画素は時系列の平均を取った平均圧力が高い画素であるという仮説をおき、平均圧力の高い上位 6 画素を抽出した。次に、麻痺度が高いほど、同じ姿勢で安定的に上肢運動をすることが難しいために、1 つの画素の時系列の圧力波形が大きな振幅を持つような形になると想定され、一方で、振幅を直接求めることの難しさから標準偏差で代用して、

各画素の時系列データを標準偏差として表し、さらに、その6画素のうち、標準偏差の最大値を圧力波形の振幅として採用した。

最後に、④自己相関波形の振幅及び⑤周波数の最大値についても、圧力波形の振幅と同様、平均圧力の高い上位6画素にのみ注目して特徴量抽出を行っているため、これを前提に説明する。自己相関波形の振幅と周波数の最大値については、特に時系列を考慮した特徴量とするため、途中までの処理は共通している。平均圧力が高い6画素に対し、まずはトレンド除去を行うことで、上肢運動とはあまり関係のない、徐々に姿勢が変化することにより生じている周期の長い成分の影響を減らした。トレンド除去後の波形をコレログラムに変換することで、上肢運動に関係する周期的な情報を取り出した。健側の方が安定した上肢運動を繰り返すことができると考えられることから、健側の方が患側よりコレログラムの自己相関係数の大きさ、すなわち振幅が大きくなると考えられた。そこで、圧力波形の振幅と同様に、自己相関波形の振幅も標準偏差で代用して求めた。その後、6画素の中で最大の標準偏差を代表値として抽出した。さらに、得られた自己相関関数に高速フーリエ変換を適用することで、パワースペクトルを算出し、そのパワースペクトルが最も高い角周波数が、主要な角周波数であり、上肢運動に関係しているものと考えた。ただし、6画素の中でパワースペクトルがピークとなる角周波数が異なることもあったため、6画素の中で中央値を代表値として抽出した。

2.4 DNRS を用いた特徴量の学習

本研究では、学習のためにラフ集合理論の一つである DNRS⁽⁵⁾を採用した。古典的ラフ集合理論⁽⁶⁾が、説明変数・目的変数ともにカテゴリカルデータを対象にしているのに対して、DNRS は説明変数が数値、目的変数がカテゴリカルなデータを対象としており、本研究で使用するデータ形式と一致している。ラフ集合理論はもともと医療診断への適用が最初に行われた歴史もある点も、選択した理由の一つである。また、すべての決定ルールを if-then ルールで表すことができるため、その点においてホワイトボックスな手法であるという特徴を持つ。DNRS には1つハイパーパラメータを含み、2から20までの自然数で与えられる。

DNRS による学習の実行の際、クラスは、被験者が実際に判定された麻痺回復度の2, 4, 5, 6の4段階、特徴量は、先に説明した5つの特徴量から、1~5個の範囲で選んだ時のそれぞれ全通りの組合せを総当たりで調査し、最も精度がよい条件を探索した。

学習精度を評価するために、解析対象とした39サンプルをランダムに19サンプルは教師データ、残りの20サンプルは検証データとして分割した。また、精度評価がランダムサンプリングにより選ばれたデータに依存することを低減するために、10回のランダムサンプリングを行い、その平均精度を求めることとした。

3. 結果と考察

実験には13名の被験者が参加し、両側でのBBTをそれぞれ実施した。取得データ数は78であった。このうち、先述の通り今回は健側と患側の差を特徴量としたため、有効サンプル数は39サンプルとなった。まずは、オリジナルのデータに個人情報保護のためのノイズを付加しない条件で、DNRSによる学習を行い、どの程度の麻痺回復度の精度が得られるかを確認した。10回のランダムサンプリングによる精度評価を行い、最高精度の時の特徴量とハイパーパラメータを記録した結果を表1に示す。これら10個のデータセットの平均精度（平均の正解率）は、0.650であり、最高精度は0.700、最低精度は0.600であった。また、最高精度となったとき各特長量の出現回数を調べた結果、特徴量1が12回、特徴量2が13回、特徴量3が15回、特徴量4が9回、特徴量5が12回で、特徴量3が最多であった。

次に、個人情報保護のためのノイズを付加した場合と付加しない場合の結果を比較した。表2に示す通り、ノイズを付加しても、ノイズを付加しない場合に比べ10データセットの最高精度の平均値にほとんど変化はないことが確認された。一方で、その標準偏差については、ノイズなしに比べノイズを付加した時の方が全体的に大きな値をとっていることがわかる。ノイズを加えたことで、データの性質が若干変わったために、一部のデータに対し過適合しやすくなったために、精度はわずかに上がっているが、ばらつきが大きいという現象が起きたと考えられる。また、ノイズの付加が多少は影響があるものの、大きく影響はなかったことから、ノイズ付加前の入力データの複雑さによる影響が付加したノイズよりも支配的であった可能性も考えられる。入力データに複雑さが生じた理由の一つには、麻痺回復度の評価と計測実験のタイミングに差があったことがあげられる。また、麻痺回復度は本来6段階であるが、今回使用したデータではそのうちの一部の4段階であったなど、データの偏りがあり、その影響もあった可能性がある。また、厳密には、目的変数にも大小関係があったにも関わらず、DNRSでは完全にカテゴリカルとして扱っているため、その大小関係の情報をうまく活用できていないため、大小関係を考慮できるようにすることで精度が向上する可能性もあると考えられる。

表1 ノイズ付加無し条件での10回ランダムサンプリングにおける最高精度と特徴量およびハイパーパラメータの結果.

Dataset	最高精度	特徴量	Hyperparameter
1	0.650	1,5/3	2
2	0.700	1,2,4	3
3	0.700	3	2
4	0.650	1,3/1,5/2,5/3,5/4,5/3/5/2/1,2,3	2 ²⁰ /2 ²⁰ /2 ²⁰ /2 ²⁰ /2 ²⁰ /18,19,20/20/9/3
5	0.600	1,2,3,4	3
6	0.700	1,2	8
7	0.600	1,2,3,4	4 ²⁰
8	0.650	1,2,4,5	4 ²⁰
9	0.650	1,3/2,3/2,4/2,5/2/3,4/3/4,5/	2 ²⁰ /2 ²⁰ /2 ²⁰ /2 ²⁰ /2 ²⁰ /2 ²⁰ /2 ²⁰ /2 ²⁰
10	0.600	1,3,5/1,3/2,5/4,5/3	2 ²⁰ /2 ²⁰ /2 ²⁰ /3 ²⁰ /3,4,17,18,19,20

表2 ノイズ付加の有無による麻痺回復度推定精度の比較.

条件	budget	10データセットの 最高精度の平均	10データセットの 最高精度の標準偏差
ノイズ有無 なし		0.650	0.0387
あり	5	0.635	0.0502
あり	1	0.640	0.0539
あり	0.5	0.650	0.0447
あり	ノイズ大 0.1	0.660	0.0624

4. 結論

本研究では、座面圧力分布センサを用いた簡便な計測系とDirectional Neighborhood Rough Set (DNRS) を組み合わせ、在宅環境に適用可能な麻痺回復度推定モデルを構築した。39サンプルを対象とした評価の結果、ノイズ付加なし条件における平均精度は0.650であり、圧力波形振幅の差が最も有効な特徴量として選択された。さらに、差分プライバシーに基づくLaplaceメカニズムを導入し、複数のプライバシー予算 ϵ を用いてノイズ付加を行った結果、適切な ϵ 値($\epsilon = 0.5$)においては推定精度の大幅な低下は認められず、プライバシー保護と推定性能の両立可能性が示された。一方で、ノイズ付加条件では精度の分散がやや増大しており、小規模データにおける過適合傾向やデータばらつきの影響が示唆された。

今後は、麻痺回復度評価と計測タイミングの一致、サンプル数の増加およびクラス分布の均衡化、目的変数の順序関係を考慮した学習手法の導入、および特徴量設計の高度化を進めることで、推定精度および臨床的妥当性の向上を図る必要がある。本研究はプライバシー保護を担保した在宅リハビリテーション評価モデル構築の実現可能性を示すものであり、安全・安心な在宅支援システムの基盤技術としての有用性が示唆された。

謝辞

本研究は社会福祉法人農協共済中伊豆リハビリテーションセンターの故紅野利幸氏、生田純一氏、黒田悠葵氏、佐野晃平氏、および実験にご参加いただいた被験者の皆様のご協力により実現した。ここに感謝の意を示す。

REFERENCES

- 1) 厚生労働省, 令和4年国民生活基礎調査, 2022.
- 2) K. Kerimov, I. C. Benlidayi, C. Ozdemir and O. Gunasti, *Journal of Stroke and Cerebrovascular Diseases*, **30** (2021) 105729.
- 3) A. V. Bruyneel, J. Higgins, H. Akremi, R. Aissaoui and S. Nadeau, *Clinical Biomechanics*, **86** (2021) 105388.
- 4) N. Kawate, *The Japanese Journal of Rehabilitation Medicine*, **54** (2017) 490-493.
- 5) Y. Ishii, K. Iwao and T. Kinoshita, *Machine Learning and Knowledge Extraction*, **4** (2022) 1065-1087.
- 6) Z. Pawlak, *International Journal of Parallel Programming*, **11** (1982) 341-356.
- 7) C. Dwork, *Proceedings of the 33rd International Conference on Automata, Languages and Programming*, **Part II** (2006) 1-12.