



# 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

## 研究背景と目的

MMSE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一方で、テスト内容に対する被験者の誤解がないことを前提とする点や時間を要する点がおもな課題である。本研究は、時間分解近赤外スペクトロスコピー(TRS)による脳機能データを基にディープニューラルネットワーク(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の実現を目的とする。

## 実験方法

脳外科外来患者202名(男性87名 女性115名、平均73.4±13.0歳)について、MMSEテストを実施した後に、TRS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(HbO<sub>2</sub>)濃度(MM)、脱酸素化ヘモグロビン(HbO)濃度(MM)、酸素飽和度(SO<sub>2</sub>)、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。次に、DNNによるMMSEスコアの推定結果と比較した。

表1. 異常なし(Normal)と認知症リスクあり(Impaired)の平均計測値。

		Normal (MMSE ≥ 24)	Impaired (MMSE ≤ 24)
Left	oxy-Hb	37.23	35.02
	deoxy-Hb	17.94	19.22
	total-Hb	55.17	54.24
	SO <sub>2</sub>	67.38	64.41
	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
	deoxy-Hb	18.73	19.20
	total-Hb	58.15	54.99
	SO <sub>2</sub>	67.69	64.90
	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

## 結果と考察

今回使用したDNNによる識別結果では、MMSEスコア24未満と24以上のクラス分類において、91.5%の識別精度であった。MMSEスコアの計測結果とDNNによる推定値の間には、正の相関( $r = 0.85$ ,  $p < 0.01$ )が認められた。また特筆すべきこととして、PL1からPL3の光路長もまたMMSEスコアの推定結果に大きく貢献していることが分かった。

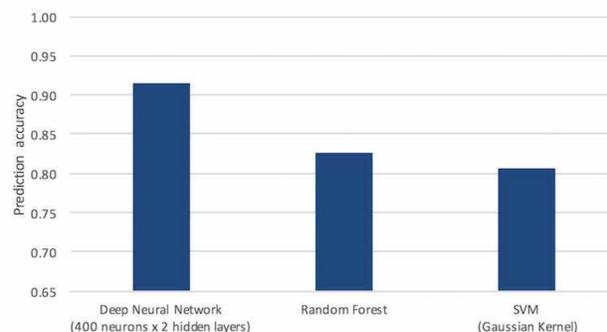


図1. DNNと他の機械学習による識別精度の比較

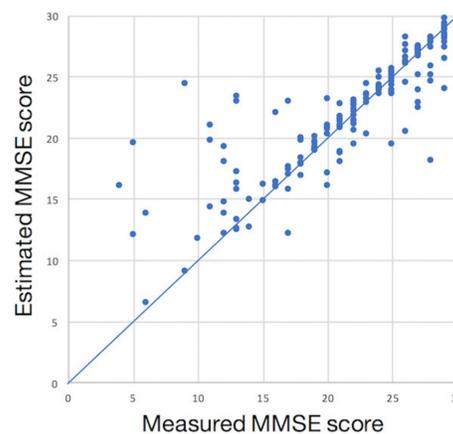


図2. MMSEスコアの計測値と推定値 ( $r = 0.85$ ,  $p < 0.01$ ).

## 今後の課題

本研究では、認知機能障害リスクを評価するためのDNNモデルのパフォーマンスを考察した。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の追跡研究を進める必要がある。また、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MMSEスコアの推定結果の判断根拠を提示するための方法を今後求めていきたい。

## 参考文献

- [1] 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
- [2] Oyama, K., Hu, L., & Sakatani, K. (2018). Prediction of MMSE Score Using Time-Resolved Near-Infrared Spectroscopy. Advances in Experimental Medicine and Biology 1072: 145-150