

水療法データを用いた ファジィ推論システムによる入浴後の体温予測

韓 豊¹⁾, 唐 明輝²⁾, 張 孜恒¹⁾, 平田 健司²⁾, 奥川 洋司³⁾,
松田 悠之介³⁾, 小笠原 克彦⁴⁾, 工藤 與亮²⁾

- 1) 北海道大学大学院医学院 画像診断学教室
- 2) 北海道大学大学院医学研究院 画像診断学教室
- 3) 株式会社バスクリン 製品開発部
- 4) 北海道大学大学院保健科学研究院 健康科学分野

背景

- 水療法は、水の温度、水圧、粘性といった物理的特性を活用した療法的アプローチである^[1]。特に、体温制御は水療法の主要なメカニズムとなる^[2]。
- 体温は表面温度と深部温度に分けられ、それぞれが血流の改善^[3]や心機能^[4]に影響を与える。基礎疾患を持つ人や体温調節機能が低下している人は、深部体温のわずかな変動でも認知機能障害や熱中症などのリスクが高まる可能性がある^[5]。リスクを減らすため、体温、特に深部体温の予測が必要である。
- 水療法における深部体温変化は複数の要因が相互作用する非線形なダイナミクスを持つため、単純な線形モデルでは正確な予測が困難である。
- AIを活用した予測手法の中でも、ファジィ推論システム(FIS)は、不確実性を考慮し、年齢、環境条件、水の成分など、複数の要因が影響を及ぼす温度調節の非線形的な相互作用を適切にモデル化することができる。

目的

- 水療法実践における浴後温度の予測にFISを適用し、従来の機械学習手法との比較を行う。
- FISである手法を用い、高精度な予測を実現し、水療法の実践を支援することを目的とする。

方法

温度データ(213例):性別、入浴時間、浴温と「右手皮膚温」「左手深部温度」「左手非接皮膚温」「額皮膚温」に対する入浴前および入浴後の10、20、30、60分の温度など(計25因子)を含む。60分後の入浴後体温を目的変数とし、その他の変数を入力特徴量として用いた。

- 解析:① L1ノルム、L2ノルム、Random Forest (RF)、および再帰的特徴除去(RFE)の4つの特徴選択手法を用いて、温泉療法に関する温度データから上位6つの要因を抽出した。②抽出された上位6つの要因を使用し、FISのAdaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS)、Enhanced Takagi-Sugeno (eTS)、Evolutionary Fuzzy Inference Systems (EVOFIS)、および従来の機械学習手法であるSupport Vector Machines(SVM)とRFを用いて、各部位の60分時点の温度予測モデルを構築した。

- パラメータ:
Fuzzy membership :
Gaussian,
epoch : 100,
Train : 180例,
Test : 33例

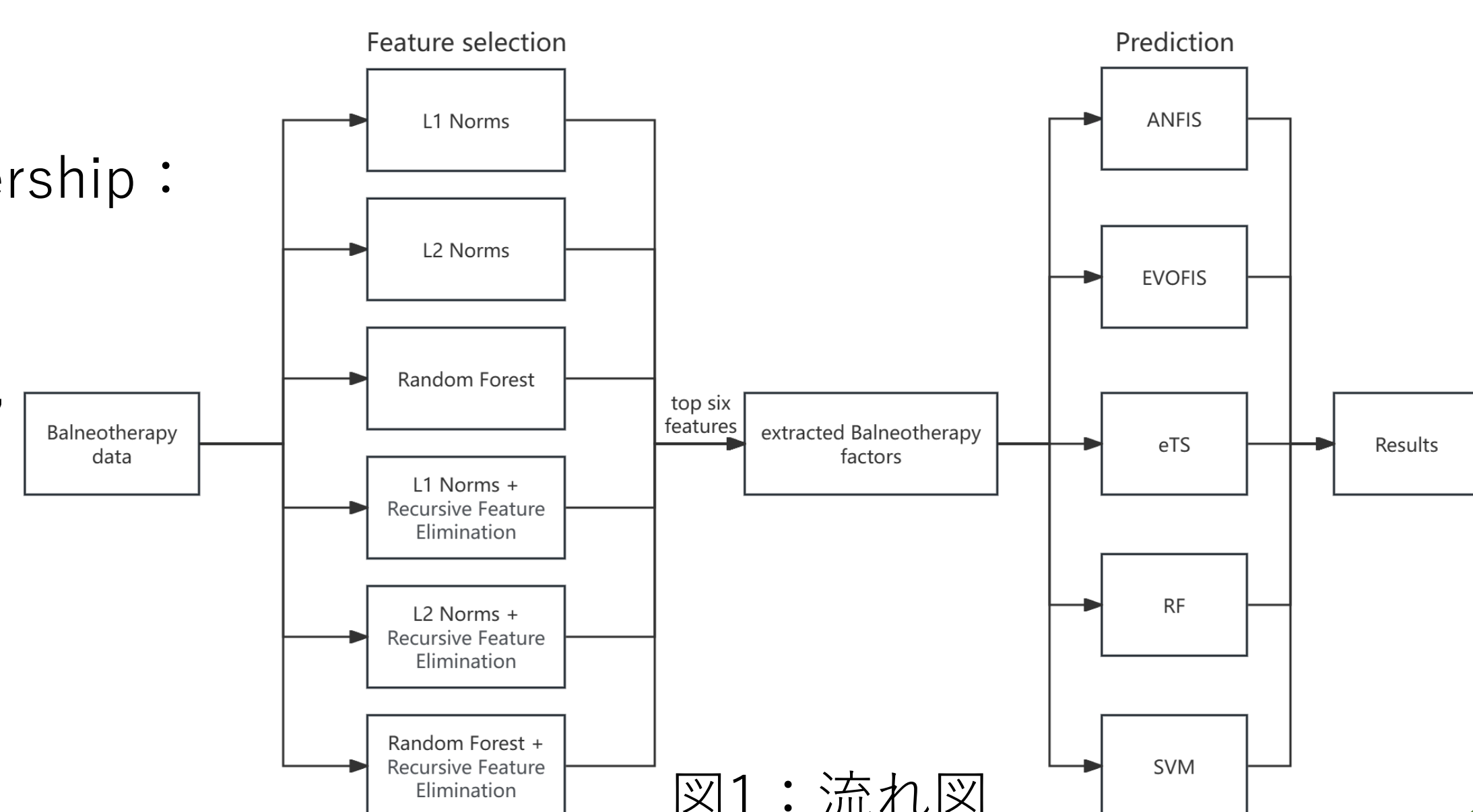


図1: 流れ図

結果

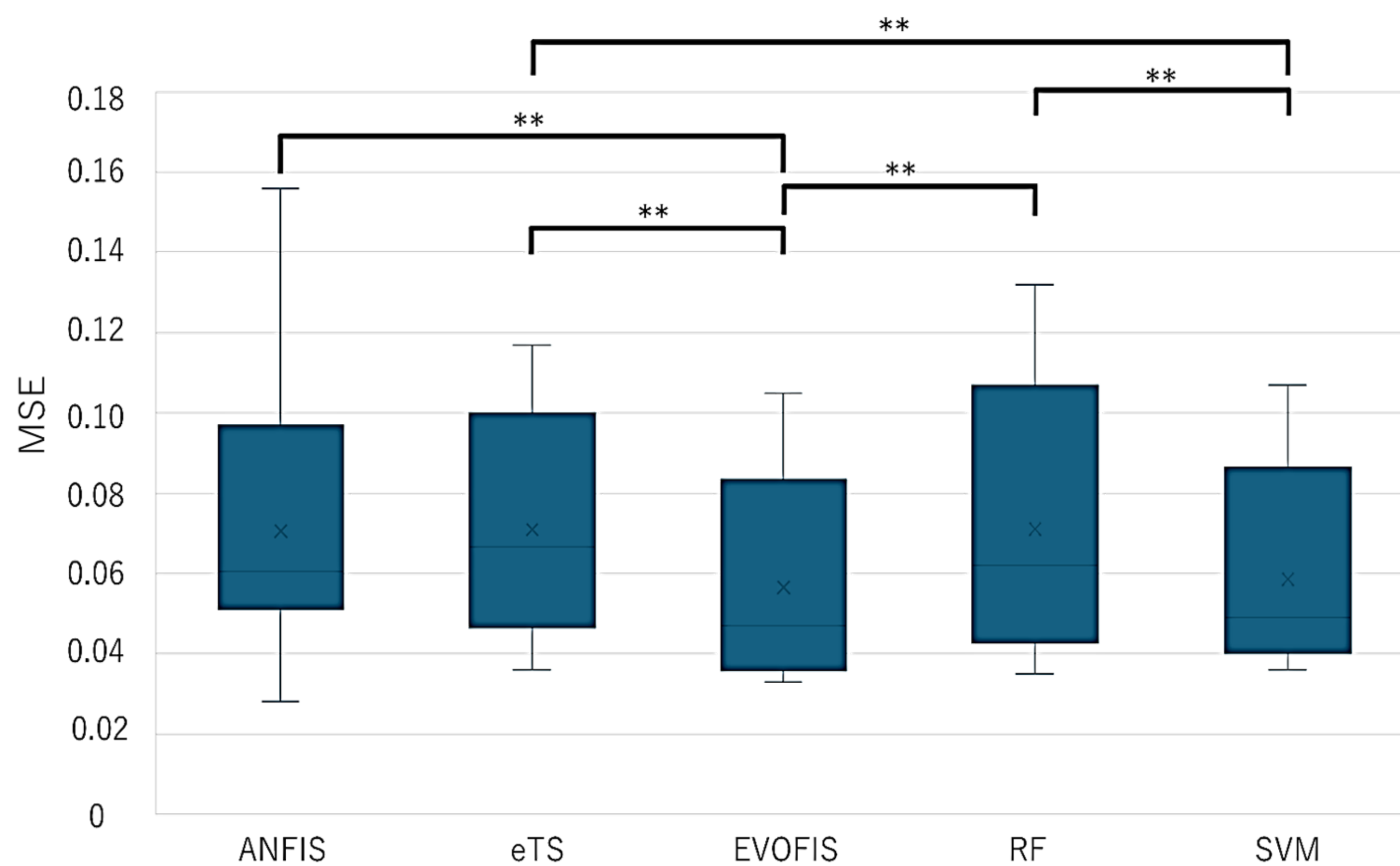
◆表1:各予測方法のMean Squared Error(MSE)結果

赤字:各温度予測における誤差の最小値を示す。

	60分の右手皮膚温						60分の左手深部温						60分の左手非接皮膚温						60分の前額部皮膚温					
	L1	L1+ RFE	L2	L2+ RFE	RF	RF+ RFE	L1	L1+ RFE	L2	L2+ RFE	RF	RF+ RFE	L1	L1+ RFE	L2	L2+ RFE	RF	RF+ RFE	L1	L1+ RFE	L2	L2+ RFE	RF	RF+ RFE
ANFIS	0.040	0.036	0.040	0.061	0.035	0.028	0.058	0.051	0.070	0.057	0.069	0.051	0.099	0.101	0.091	0.099	0.111	0.106	0.060	0.056	0.069	0.060	0.091	0.156
eTS	0.041	0.040	0.046	0.036	0.036	0.036	0.070	0.082	0.074	0.048	0.082	0.082	0.109	0.106	0.109	0.109	0.117	0.117	0.063	0.063	0.053	0.052	0.069	0.064
EVOFIS	0.034	0.033	0.034	0.035	0.033	0.035	0.045	0.044	0.038	0.044	0.044	0.045	0.102	0.099	0.094	0.096	0.105	0.098	0.049	0.050	0.050	0.052	0.049	0.049
RF	0.036	0.036	0.042	0.040	0.035	0.035	0.045	0.047	0.055	0.057	0.059	0.060	0.120	0.119	0.118	0.119	0.132	0.132	0.073	0.074	0.070	0.068	0.064	0.069
SVM	0.037	0.036	0.038	0.039	0.037	0.037	0.043	0.043	0.048	0.044	0.049	0.049	0.102	0.107	0.102	0.102	0.098	0.098	0.052	0.052	0.047	0.049	0.049	0.049

考察・結論

- 全体の予測精度(図2)について、SVMモデルはANFISと同等の性能を示したが、EVOFISモデルが最も優れたパフォーマンスを発揮し、平均MSE値が最も低かった。この結果から、FISは、水治療による体温変化に関連する非線形で複雑な関係をモデル化するのに適していることが示唆される。
- 身体部位ごとの予測性能(表1)を比較すると、ANFISは右手皮膚温の予測において最も低いMSEを示し、EVOFISは左手深部体温の予測で最適な結果を達成した。また、左手の非接触測定ではANFISが優位性を示したのに対し、額の体温予測ではSVMが優れた性能を発揮した。
- 左手の非接触測定による体温予測のMSE(表1)は全体的に他の部位よりも低い傾向があり、これは測定精度の制約によるものと考えられる。センサーと身体との距離の違いなど、測定方法のばらつきが結果に大きな影響を与える可能性がある。これらの課題に対処するために、今後の研究では非接触測定技術の精度と一貫性を最適化し、予測モデルの性能向上を図るべきである。
- 限界:**本研究のデータの特徴量が限られていたため、入浴後の体温予測には比較的早期の時点(例:入浴後10分、20分)の体温を使用した。しかし、実際の応用を考慮すると、予測モデルには入浴前の特徴量のみを統合し、内的要因(例:血液検査結果)や外的要因(例:気象条件、入浴時間、入浴剤の種類、温泉成分など)を考慮すべきである。
- 結論:**本研究の結果は、FISベースのモデルの強みを示しており、特に複雑な非線形関係を捉える能力に優れていることを明らかにした。特にEVOFISは深部体温の予測において高い有効性を発揮し、体温予測における有望なアプローチであることが示された。



◆図2: 予測モデル間のMSE比較の箱ひげ図(*, p < 0.05, **, p < 0.01, xは平均値。)

1. Bender, T., Karagülle, Z., Bálint, G.P. et al. Hydrotherapy, balneotherapy, and spa treatment in pain management.
2. Fuller-Jackson, J. P., Clarke, I. J., & Henry, B. A. (2017). Animal Models for Manipulation of Thermogenesis.
3. Yamazaki, F., & Hamasaki, K. (2003). Heat acclimation increases skin vasodilation and sweating but not cardiac baroreflex responses in heat-stressed humans.
4. Iiyama, J., Matsushita, K., Tanaka, N., & Kawahira, K. (2008). Effects of single low-temperature sauna bathing in patients with severe motor and intellectual disabilities.
5. Kenny, G. P., Wilson, T. E., Flouris, A. D., & Fujii, N. (2018). Heat exhaustion. Handbook of clinical neurology, 157, 505–529. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-64074-1.00031-8>