

入浴後深部体温変化量の予測：ファジー推論システムの精度検証

韓 豊¹⁾, 唐 明輝¹⁾, 平田 健司¹⁾, 松田 悠之介²⁾, 工藤 與亮¹⁾

1) 北海道大学大学院 医学研究院 画像診断学教室
2) アース製薬株式会社 研究開発本部 つくば研究部

背景

- 入浴後の体温変化には大きな個人差があり、入浴直後から早期（入浴後20分）の深部体温変化を事前に推定することは、安全な入浴支援やリスク低減に有用である。しかし、深部体温の直接測定には侵襲性や測定負担が伴うため、非侵襲的かつ簡便に体温変化を推定できる手法が求められている。
- 我々がファジー推論システム（FIS）を利用し、入浴前後（入浴直前および入浴後10,20,30分）の時系列情報を用いた60分後体温予測の結果をすでに報告し、ファジー推論の有効性を示した。
- 一方、前回のモデルには入浴後10分時点の体温情報など、実運用時には事前に取得できない特徴量が含まれており、入浴前の段階でのリスク評価や予測支援にそのまま適用することは困難であった。
- より実用的な予測モデルの構築を目指し、入浴前に取得可能な因子のみに限定して、入浴後早期（20分後）の深部体温変化量を予測対象とした。これにより、FISが実使用場面を想定した制約条件下でも有用であるかを検証する。

目的

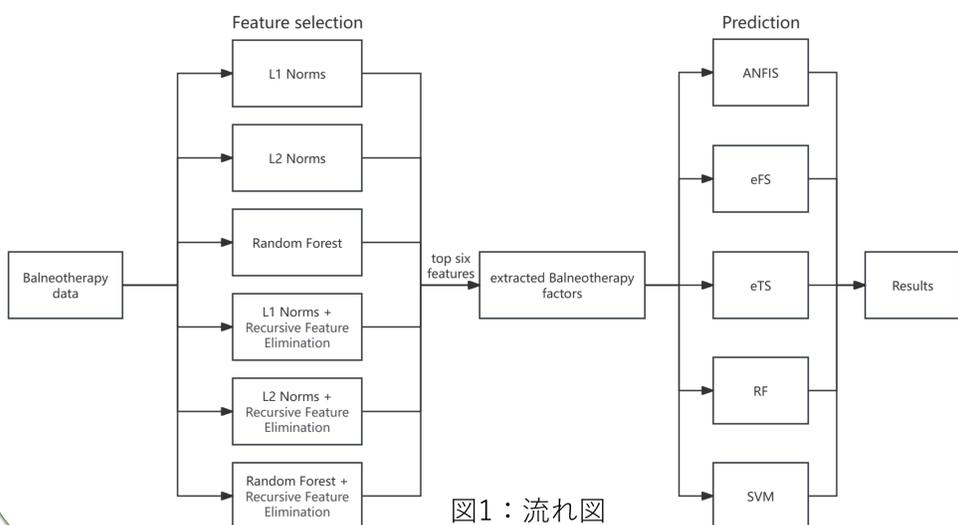
- 入浴前に取得可能な特徴量のみを用いて、入浴後20分の深部体温変化量を予測するモデルを構築し、ANFIS、EVOFIS、eTSならびに従来の機械学習手法（RF、SVM）との性能を比較・検証することを目的とした。あわせて、予測に寄与する入力因子を明らかにし、実運用可能な入浴支援モデルの基盤を示すことを目指した。

方法

718例（学習650例、検証68例）を用いた。入力因子は、水温、入浴時間、年齢、身長、体重、相対温度、平均気温、区間平均気温、体表面積、入浴直前深部温の計10項目とした。目的変数は「入浴後20分深部温 - 入浴直前深部温」（20分の深部温変化量）とした。

解析：

- L1正則化、L2正則化、ランダムフォレスト（RF）、およびこれらを再帰的特徴量削減（RFE）と組み合わせた手法を使用し、10因子から寄与度の大きい順に上位6つの特徴量を抽出した。
- 各手法で抽出された特徴量を用い、適応型ニューラルファジー推論システム（ANFIS）、進化的ファジー推論システム（EVOFIS）、高木・菅野ファジィシステム（eTS）の3つのFIS予測モデル、および従来の機械学習手法であるランダムフォレスト（RF）およびサポートベクターマシン（SVM）と精度（平均二乗誤差：MSE）を比較した。



結果

※「区間平均気温」は、5～10月と11～4月の2つの区間に分けて算出した平均気温を指す

◆表1:各特徴抽出方法の結果

L1	L2	RF	L1+RFE	L2+RFE	RF+RFE
0分の内関点温	0分の内関点温	0分の内関点温	水温	水温	水温
水温	水温	水温	入浴時間	入浴時間	年齢
年齢	年齢	年齢	年齢	年齢	身長
平均気温	身長	平均気温	身長	身長	相対温度
身長	平均気温	相対温度	相対温度	平均気温	平均気温
入浴時間	体表面積	区間平均気温	平均気温	区間平均気温	区間平均気温
体表面積	区間平均気温※	体表面積	体表面積	体表面積	体表面積
相対温度	入浴時間	身長	0内関点温	0内関点温	0内関点温

◆表2:各予測方法のMSE結果

	EVOFIS	eTS	ANFIS	RF	SVM
L1	0.301	0.204	0.342	0.230	0.340
L2	0.281	0.196	0.319	0.234	0.284
RF	0.321	0.196	0.343	0.234	0.284
L1+RFE	0.277	0.204	0.306	0.231	0.340
L2+RFE	0.274	0.191	0.346	0.232	0.284
RF+RFE	0.925	0.292	0.349	0.231	0.225

◆表3:前回のMSE結果

	EVOFIS	eTS	ANFIS	RF	SVM
L1	0.167	0.295	0.198	0.299	0.281
L2	0.199	0.290	0.163	0.295	0.324
RF	0.194	0.202	0.155	0.246	0.262
L1+RFE	0.175	0.316	0.162	0.300	0.281
L2+RFE	0.180	0.404	0.192	0.270	0.285
RF+RFE	0.193	0.259	0.193	0.347	0.308

赤字:各予測方法の結果における精度の最高値を示す。

考察・結論

- 本研究では、入浴前情報のみで制約した条件下でも、入浴後20分の深部体温変化量を一定程度予測可能であることが示された。今回、**eTSはL2+RFE条件で最小MSE 0.191**を示し、入力因子が限られた実用的条件下でも、FISが非線形な体温応答の予測に有用である可能性が示唆された。
- 前回研究では、入浴後10分時点の体温情報を含む豊富な特徴量を用いた条件下でANFISが最良性能（最小MSE 0.155）を示していたのに対し、本研究では入浴前情報のみで限定した条件下でeTSが優位であった。これは、利用可能な情報が限られる状況では、ANFISのような学習モデルよりも、比較的簡潔なルール構造をもつeTSの方が安定した予測性能を示した可能性がある。
- また、特徴量選択の結果から、「水温」「入浴時間」「年齢」「身長」「平均気温」「区間平均気温」「相対温度」などが繰り返し選択され、入浴条件だけでなく、個体差や外気環境も入浴後早期の深部体温変化に関与することが示唆された。一部の手法で入浴直前の内関点温が選択されたことから、入浴前の生理状態を反映する局所温度情報も予測に寄与する可能性が考えられる。
- 一方で、本研究の予測精度は前回研究より低く、入浴前情報のみで入浴後の生体反応を推定することの難しさも示された。今後は、対象数の拡大や季節差を考慮した検証に加え、入浴前に非侵襲的に取得可能な指標を追加することで、予測性能と実装可能性の向上を図る必要がある。