

透析治療における AI（機械学習）の臨床応用

透析治療における AI（機械学習）の臨床応用

村山憲一 立川 裕

岡垣腎クリニック

key words : AI, 機械学習, ドライウエイト, IDH, 総除水量予測

要 旨

透析低血圧（Intradialytic Hypotension; IDH）は、生命予後にも影響する透析患者にとって深刻な合併症である¹⁾。IDH 発症の抑制には、適切なドライウエイトの設定や正確な除水量の予測、透析中の血行動態管理が重要であるが、これらは個々の医療従事者の経験や知識、性格に大きく依存しており、同一施設内でも一定の水準に達した判断や対応が行われているとは言いがたい。この問題を解決するため、我々は 2021 年 3 月、透析中バイタルサインのリアルタイムな変化に対応した透析中管理の提案を行う機能を搭載した人工知能（Artificial Intelligence; AI）ソフトウェアを開発し、運用を開始した。2021 年 11 月、適切なドライウエイトを設定し、毎回の透析ごとに除水可能な体液量（総除水量）を予測するプログラムを追加した。当初はルールベースに基づくプログラムであったが、2023 年 11 月、総除水量予測を機械学習に変更、さらに 2024 年 3 月、透析中管理の提案も機械学習モデルに基づく AI ソフトウェアに移行した。この AI ソフトウェアを使用することで、客観的な判断に基づいた透析中管理の標準化と効率化が可能となり、IDH の発症を抑制した。本研究で開発した AI ソフトウェアは、まだ発展途上で、ヒトとの協働作業も必要不可欠であるが、将来的には、より高度な透析ケアをもたらし、透析患者の予後の改善のみならず医療従事者の業務量の軽減や教育期間の短縮にもつながるものと期待される。

緒 言

血液透析に伴う合併症の一つである透析低血圧（Intradialytic Hypotension; IDH）は、透析中の急激な血圧低下にともない冠血流や脳血流の減少をもきたしうる致命的で危険な合併症で¹⁻³⁾、その発生頻度は 8～40% とされている⁴⁾。IDH の定義は明確ではないものの、K/DOQI ガイドラインでは透析中に収縮期血圧が 20 mmHg 以上、あるいは症状を伴って平均血圧が 10 mmHg 以上低下する場合、日本透析医学会のガイドラインでは、収縮期血圧が 30 mmHg 以上低下した場合とされている。IDH の発症を抑制するためには、透析開始時の総除水量の設定や除水量の修正等を含めた透析中管理が重要である。しかし、透析中管理には多種多様な考え方があり、医療従事者個々人の経験や知識、性格などにも依存することから、同一施設内でも一定の水準に達した適切な判断や対応が常に行われているとは限らない。ヒトの思考能力・処理能力には限界があり、それを補助するために、生体信号処理⁵⁾や各種デバイスを用いた IDH の予測⁶⁾、近年では人工知能（Artificial Intelligence; AI）ソフトウェアを用いたリアルタイムの予測法⁷⁾が報告されているものの、十分に普及していると言い難い。今回我々は、客観的な判断に基づく透析中管理の提案と過去の透析実績から、除水可能な体液量（総除水量）を予測する機能を搭載した AI ソフトウェアを開発・運用し、このシステムが適切なドライウエイトの設定や、IDH 発症の抑制、ショック時の緊急補液回数の減少に寄与するか

を検討した。

1 対象・方法

1-1 対象

2020年3月～2024年10月、181人の透析患者における透析実績（75,786件）を対象とした。平均年齢 72.9 ± 12.2 （39～95）歳，男性117人，女性64人，平均透析時間311（180～430）分，平均ドライウエイト 59.2 （29.2～126.4）kgであった。

1-2 AIソフトウェアの開発・運用

透析通信システムを用いて透析コンソール50台から透析中のリアルタイムデータおよび過去実績を抽出し，院内データベースサーバに蓄積した。2021年3月，スタッフの作業手順の標準化・効率化を目的に，透析中管理（透析中の判断や対応）を提案するルールを事前にプログラムし，ルールベースAI（Rule-Based Artificial Intelligence; RBAI）を開発した。IDH発症のリスクが高い患者について，血圧値， ΔBV （Blood Volume）%，除水関連項目，透析時間等の過去データおよびリアルタイムデータを用いて，AIリスクスコア

を算出した。また，IDH発症抑制のために，総除水量の修正，血圧測定間隔の変更等を提案し表示するプログラムを作成した（図1）。2021年11月，RBAIに総除水量を予測する機能を追加し運用を開始した。2022年12月から2023年11月の透析実績14,132件をデータ（教師データ11,540件，テストデータ2,592件）とする機械学習AI（Machine Learning Artificial Intelligence; MLAI）を作成した。

MLAIの作成にはApple社Create MLを使用，機械学習のアルゴリズムはRandom Forestを用いた。説明変数には血圧値， ΔBV %，除水関連項目，透析時間などを使用し，総除水量予測や透析中管理のための機械学習モデルを作成した。2023年11月からこのMLAIの使用を開始して総除水量予測を開始，さらに2024年3月からは透析中管理の提案もMLAIを使用した。AIソフトウェアは，スタッフの使用するパソコン（Personal Computer; PC）やタブレットからアクセス可能で，透析中のリアルタイムデータ（血圧値，除水関連項目， ΔBV %，透析時間等）や患者個別の過去データも閲覧できるようにした（図2）。

NAME	bed	AIスコア	詳細	シンプル	check	check2	未check	経過時間
山	A5	96	透析条件AI	==BP(15)==	除水完了			0:07:55 218
岡	C7	71	透析条件AI	==BP(15)==				0:03:31 133
古	B2	68	透析条件AI	==BP(15)==	除水完了			0:09:52 246
横	D7	56	透析条件AI	==BP(15)==				0:13:35 77
濱	D2	42		BP(15)AI				0:00:33 120
夕	B3	26		BP(15)増加				0:08:50 172
松	C8	-6					データなし	0:24:37 127
野	E10	-16			入力値	総除水量+33		0:01:41 149
池	A8	-31				総除水量+30		0:14:33 135
竹	D10	-49				総除水量+30		0:07:52 142

図1 AIソフトウェアの表示画面（1）

「AIスコア」はIDHのリスクが高い患者を上位にリアルタイムで表示する。高スコアはIDH発症の可能性が高く，低スコアは体液量過剰と推測している。AIスコア値の背景の「紫色」は除水停止，「ピンク」は総除水量down，「黄色」は血圧測定間隔を30分から15分へ短縮，「青色」は総除水量upを提案されている。

AI; Artificial Intelligence, IDH; Intradialytic Hypotension

（筆者作成）



図2 AIソフトウェアの表示画面（2）

医療従事者（医師，臨床工学技士，看護師）の職務や目的に応じて，さまざまなレイアウトでの表示が可能である．これらは，スタッフの使用する PC やタブレットからアクセス可能で，透析中のリアルタイムデータ（血圧値，除水関連項目， $\Delta BV\%$ ，透析時間等）や患者個別の過去データも閲覧できる．

AI; Artificial Intelligence, PC; Personal Computer, BV; Blood Volume
(筆者作成)

1-3 検討項目と方法

(1) 予測総除水量

AI ソフトウェア (MLAI) による予測総除水量と実際の総除水量を比較した．予測総除水量は，説明変数を血圧値， $\Delta BV\%$ ，除水関連項目等の透析条件とした．約 1 年間の透析実績をもとに総除水量予測モデルを作成し，テストデータで検証した．検証には相関係数と二乗平均平方根誤差 (Root Mean Squared Error; RMSE) を用いた．

(2) ドライウエイト

AI ソフトウェア導入前後でドライウエイトを比較した．ドライウエイトの指標として，フレゼニウス社製の体組成計 BCM[®] (Body Composition Monitor) で算出される体液過剰・不足量 (overhydration; OH) を用いた⁸⁾．

(3) IDH の発症頻度

2020 年 9 月（ヒトによる透析管理を行った従来法）と 2024 年 9 月（MLAI 使用）の 2 群間で IDH の発症頻度を比較した．IDH は収縮期血圧が 30 mmHg 以上低下した場合と定義した^{3,4)}．

(4) 緊急補液回数

2020 年 3 月から 2024 年 9 月までのショックに対する緊急補液回数（回/月）の経時的な変化を観察した．

(5) 統計処理

統計学的には，予測総除水量と実総除水量の相関係数は Pearson product-moment correlation coefficient を用いて算出した．IDH の発症頻度は Mann-Whitney U test で検討し， $p < 0.05$ を統計学的有意差ありと判定した．統計解析ソフトは R (The R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria) のグラフィカルユ

ーザーインターフェイスである EZR ver 1.63 (Saitama Medical Center, Jichi Medical University, Saitama, Japan) を用いた。

なお、総除水量の設定および透析中管理は、概ね AI ソフトウェアの提案に従うが、最終的にはヒトが判断するものとした。

2 結果

2-1 予測総除水量

予測総除水量 (MLAI) と実際の総除水量を比較した (図 3)。相関係数 $R^2=0.9178$ と強い相関関係が見られた。RMSE は、総除水量平均値が 2.27 L である条件下において、得られた RMSE は 0.094 であった。これは、平均値に対して 4.14% の相対誤差に相当し、正確な予測が可能であることが示された。二つの検証から総除水量は高精度に予測できていることが証明された。

2-2 透析後 OH

透析後 OH は、従来法 (ヒトによるドライウエイト設定) で最大値 3.8 L, 最小値 -3.3 L, IQR (Interquar-

tile Range) = 0.1 (-0.7~1.1) L, AI ソフトウェアで最大値 4.2 L, 最小値 -2.2 L, IQR = 0.5 (-0.3~1.5) L であった。従来法は AI による予測に比べてばらつきが大きく、特に体液量不足 (過剰除水) 傾向の患者が多く見られた (図 4)。

2-3 IDH の発症頻度

IDH は、ヒトによる透析中管理を行った従来法 (2020 年 9 月) で IQR = 16.7 (14.2~18.7) %, MLAI 使用 (2024 年 9 月) で IQR = 8.7 (5.5~12.2) % であった (図 5)。MLAI を使用した管理方法の方が統計学的有意に低下していた ($p<0.001$)。

2-4 緊急補液回数

緊急補液回数の推移を示した (図 6)。(1) ヒトによる透析中管理と総除水量予測, (2) RBAI による透析中管理とヒトによる総除水量予測を行った期間, (3) 透析中管理, 総除水量予測とも RBAI を使用した期間, (4) RBAI の透析中管理と MLAI の総除水量予測を行った期間, (5) 透析中管理, 総除水量予測とも

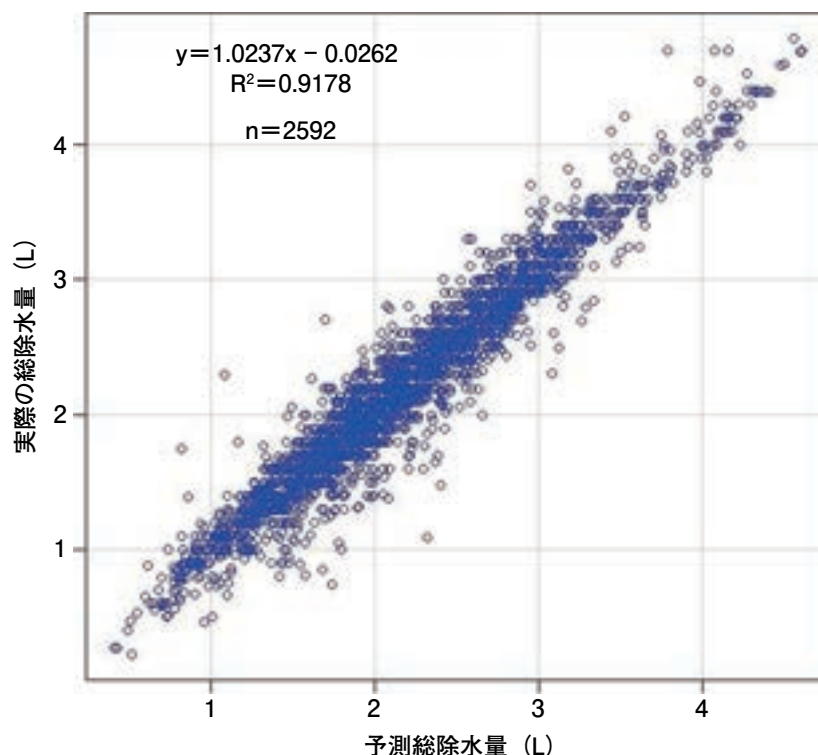


図 3 予測総除水量と実際の総除水量

約 1 年間の透析実績をもとに MLAI を用いて総除水量予測モデルを作成し、テストデータで検証した。予測総除水量は、説明変数を血圧値, Δ BV%, 除水関連などの透析条件とした。相関係数 $R^2=0.9178$ と強い相関関係がみられた。

BV; Blood Volume, MLAI; machine learning Artificial Intelligence

(筆者作成)

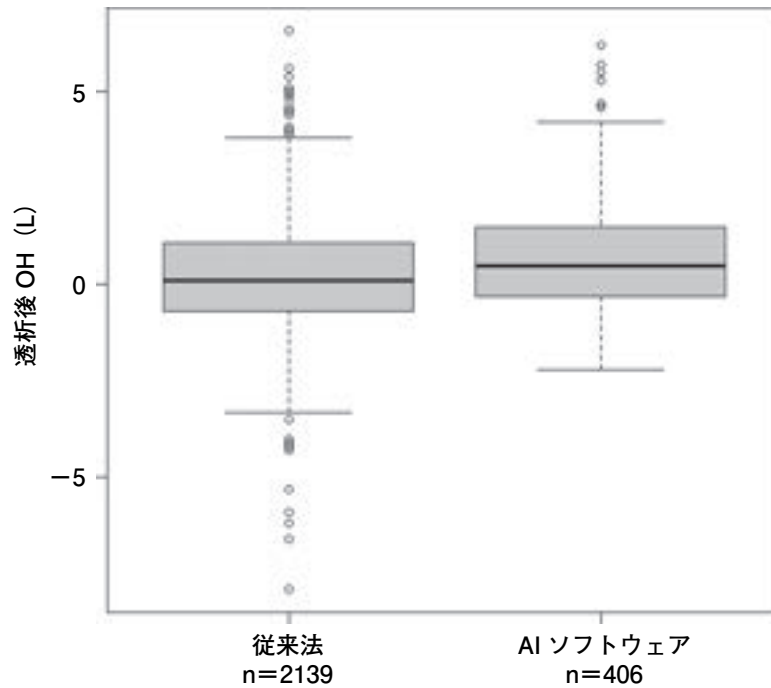


図4 AI ソフトウェア導入前後の透析後 OH

透析後 OH は、従来法（ヒトによるドライウエイト設定）で最大値 3.8 L、最小値 -3.3 L、IQR = 0.1（-0.7 ~ 1.1）L、AI ソフトウェア導入後で最大値 4.2 L、最小値 -2.2 L、IQR = 0.5（-0.3 ~ 1.5）L であった。従来法は過剰除水の傾向が強く、ばらつきも大きい傾向が認められた。AI; Artificial Intelligence, OH; OverHydration, IQR; Interquartile Range (筆者作成)

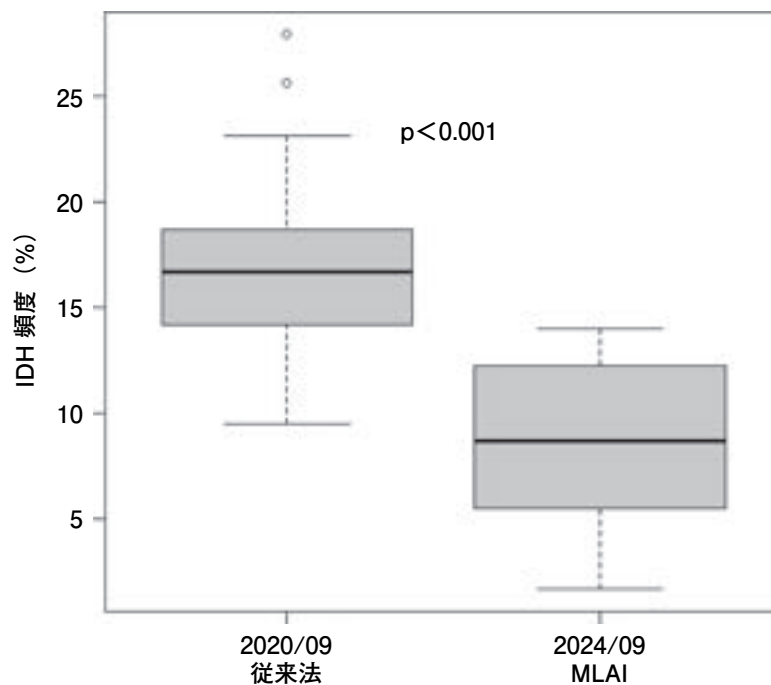


図5 AI ソフトウェア導入前後の IDH の発症頻度

2020 年 9 月（ヒトによる透析管理を行った従来法）と 2024 年 9 月（MLAI 使用）の 2 群間で 1 カ月間の IDH の発症頻度を比較した。2020 年 9 月（従来法）では IQR = 16.7（14.2 ~ 18.7）%（228/1,360 回）、2024 年 9 月（MLAI）では IQR = 8.7（5.5 ~ 12.2）%（114/1,338 回）であった。AI; Artificial Intelligence, IDH; Intradialytic Hypotension, IQR; Interquartile Range, MLAI; Machine Learning Artificial Intelligence (筆者作成)

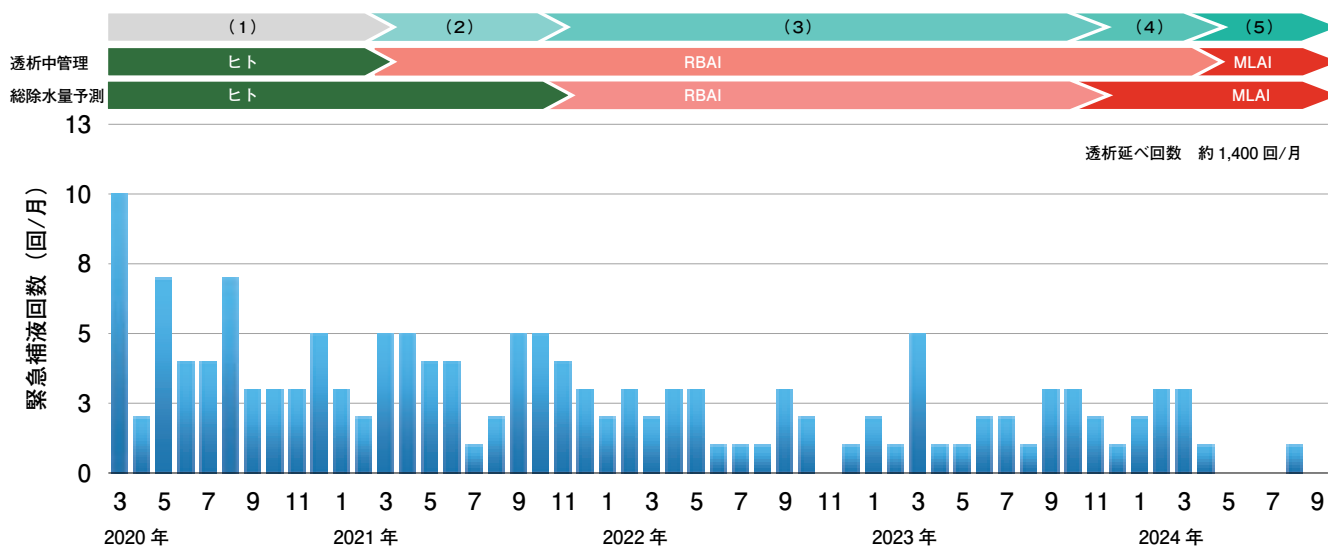


図6 緊急補液回数の推移

AIソフトウェアのプログラムの修正・改良にともない緊急補液回数は減少した((1) ヒトによる透析中管理と総除水量予測 (2) RBAIによる透析中管理とヒトによる総除水量予測 (3) 透析中管理, 総除水量予測とも RBAI (4) RBAIによる透析中管理と MLAIによる総除水量予測 (5) 透析中管理, 総除水量予測とも MLAI)。

AI; Artificial Intelligence, RBAI; Rule-Based Artificial Intelligence, MLAI; Machine Learning Artificial Intelligence

(筆者作成)

MLAIを使用した期間である。緊急補液回数は経時的に減少した。

3 考察

3-1 総除水量予測

透析中管理を提案する AI ソフトウェアを導入した当初は、期待するほどの IDH の減少や緊急補液回数の減少が得られなかった。その理由として、透析開始時に設定する総除水量が多すぎることが原因であると考えられた。従来は、現実的に除水可能な体液量よりもやや多めの除水量を医療従事者が設定し透析治療を開始していたが、透析終了 1~2 時間前に血圧が低下し、その一部が IDH を発症し緊急補液を余儀なくされるものと考えた。これを回避するためには、総除水量の正確な予測が必要と考え、過去データに基づき客観的に除水量を予測する AI ソフトウェアを開発した。当初は、RBAI であったが、後に MLAI に変更した。最終的には、総除水量予測、透析中管理とも MLAI を用いることで IDH の発症抑制と緊急補液回数の減少が得られた。

3-2 ドライウエイトの設定

従来法によるドライウエイト設定は、除水過多の傾向が強く、またばらつきが大きい傾向が認められた。

ドライウエイトは、血圧値、胸部レントゲン写真上の CTR、浮腫の有無等を参考に設定されるが、いったん決定されたドライウエイトは、臨床経過に問題が生じない限り再検討される機会は少なく、長期間ドライウエイトを変更しない場合が多く見られた。一方、AI ソフトウェアはドライウエイトの評価・設定を毎回の透析終了時に行っている。透析ごとに再評価されたドライウエイトに基づいて総除水量が設定され、その日のドライウエイトまで除水されるため、透析後 OH のばらつきが小さかったと考えられる。しかし、降圧薬の服用状況、食事摂取量の多寡、便秘異常症の有無等、AI ソフトウェアの変数に含まれない要因も大きく関与する場合があります。ヒトの補正が必要であると考え。

3-3 IDH の発症頻度

Hanjie Zang らは、クラウドコンピューティングインフラストラクチャを使用した IDH のリアルタイム予測を行っているが、AUROC (Area Under the ROC Curve) = 0.98 と高い予測精度で、IDH の発症率は 16.2% としている⁷⁾。今回開発した MLAI を用いて総除水量予測と透析中管理を行ったところ、IDH は 8.7% に抑制された。AI ソフトウェアの使用が、IDH の抑制に一定の成果をあげたと判断している。

3-4 緊急補液回数

AI ソフトウェアは臨床現場で使用しながら、適時プログラムを修正・改良した。それに伴い、IDH の発症やショックに対する緊急補液回数は経時的に減少した。透析中は、血圧や脈拍の変化、除水の進捗状況、患者の訴え等の多くのパラメータを分析・解釈したうえで、除水量・除水速度、血流量・透析液流量を適切に調整するという管理（判断・対応）が必要である。これらは、医療従事者個々人の経験や知識、性格に依存せざるをえないが、ヒトの思考能力・処理能力には限界があり、常に適切な管理がなされているとは言い難い。AI（特に機械学習）は大量のデータを自動的に学習し迅速に処理することで、ヒトには困難であった複雑な問題も解決することが可能である。今回の研究でも、透析中管理・総除水量予測とも MLAI を使用することで、AI ソフトウェアの性能はさらに高まり、緊急補液回数の減少に大きく寄与したと思われる。この AI ソフトウェアを使用すれば、新人スタッフでも経験を有するスタッフと同レベルの透析中管理が可能となると考えられ、医療従事者不足に悩む透析施設にとって有益であると思われる。

3-5 ヒトとの協働作業

AI は、主にデータの迅速な処理と分析、パターン認識や予測モデルの構築、単調で繰り返し行う作業の自動化・効率化することを得意としている。一方で倫理的な判断や感情的な洞察、突発的な状況への柔軟な対応は AI には困難とされ、ヒトの判断に依存せざるをえない。AI とヒトが協働作業を行う際には、それぞれの特性や強みを最大限に活かした役割分担が重要である。AI とヒトとの相補的な協働作業が効率性を高め、より安全で高度な透析ケアをもたらすものと考えられる。

3-6 本研究の限界と課題

機械学習のデメリットとして、質の低いデータや偏ったデータを使用すると、モデルの性能が低下し、誤った結論を導き出す可能性がある。機械学習モデルはブラックボックス的な性質をもち、特定の判断に至った根拠を理解するのがヒトには難しい場合もある。特に重要な決定をする際には、その透明性が問題視されることがあり、注意が必要である。今後、透析治療に

おける最新の知見を加え、収集できていないデータや変数の追加、教師データの誤りや不整合の修正等を行いながら、アルゴリズムの最適化を模索していくことで、さらに臨床に則した機械学習モデルが作成できると考えている。

結 語

AI ソフトウェアの使用は、過去実績に基づいた客観的な判断や透析中管理の標準化・効率化をもたらし、正確な総除水量予測や適切なドライウエイト設定、IDH 発症の抑制や緊急補液回数の減少に寄与した。これらは透析患者の予後の改善のみならず、医療従事者の業務量の軽減や教育期間の短縮にもつながるものと期待される。今後の透析治療において、AI ソフトウェアが必要不可欠なツールとなることは論をまたない。そのメリットとデメリットを理解しつつ、さらなる普及と発展を期待したい。

利益相反自己申告：

村山憲一 役員、顧問等の報酬（日機装（株））
立川 裕 申告すべきものなし

文 献

- 1) 社団法人日本透析医学会：血液透析患者における心血管合併症の評価と治療に関するガイドライン。透析会誌 2011；44(5)：363-368.
- 2) K/DOQI Workgroup：K/DOQI clinical practice guidelines for cardiovascular disease in dialysis patients. Am J Kidney Dis. 2005；45(4 Suppl 3)：S1-S153.
- 3) Hirakata H, Nitta K, Inaba M, et al.：Japanese Society for Dialysis Therapy Guidelines for Management of Cardiovascular, Therapeutic Apheresis and Dialysis 2012；16(5)：387-435.
- 4) 大江佑治，宮崎真理子：透析患者の低血圧。腎と透析【腎代替療法のすべて】2022；92(増刊号)：476-478.
- 5) 湯田恵美，早野順一郎：生体信号処理を用いた血液透析中の血圧低下予測の可能性。日本生理人類学会誌 2020；5：33-39.
- 6) 庭山 淳：新型レーザドップラ血流計を用いた透析中末梢循環の連続モニタリング。東女医大誌 2012；82：E382-E387.
- 7) Hanjie Zhang, Lin-Chun Wang, Sheetal Chaudhuri, et al.：Real-time prediction of intradialytic hypotension using machine learning and cloud computing infrastructure. Nephrol Dial Transplant 2023；38：1761-1769.
- 8) 村山憲一，立川 裕：身体組成分析装置（2）BCM 身体組成分析装置。臨床透析 2022；38(5)：513-518.