

人工知能AIが拓く循環器医療の未来

筒井, 裕之
国際医療福祉大学医学部大学院

遠山, 岳詩
九州大学先端医療オープンイノベーションセンター

井手, 友美
九州大学大学院医学研究院循環器内科学分野

<https://doi.org/10.15017/7153256>

出版情報：福岡医学雑誌. 114 (2), pp.79-90, 2023-06-25. Fukuoka Medical Association
バージョン：
権利関係：



総 説

人工知能 AI が拓く循環器医療の未来

¹⁾国際医療福祉大学 医学部, 大学院

²⁾九州大学 先端医療オープンイノベーションセンター

³⁾九州大学大学院医学研究院 循環器内科学分野

⁴⁾九州大学 名誉教授

筒井 裕之¹⁾⁴⁾, 遠山 岳詩²⁾³⁾, 井手 友美³⁾

はじめに

医療分野における人工知能 AI (Artificial Intelligence) の技術革新はまさに日進月歩であり, 既に実用化が進んでいる画像診断のみならず, 自然言語処理, 診療支援など多岐に渡る. 医療分野における画像診断は, AI の活用が最も期待されている領域の一つであるが, 近年の AI 技術は, 画像診断以外にもさまざまな用途に応じた活用が可能となっている. AI の活用事例として, 循環器疾患の発症・予後予測, 治療方針を提案する診療支援, 患者の遠隔管理をサポートするバーチャルドクターなどがある. 本稿では AI を活用した循環器医療の動向を, 我々の最近の研究成果を含め紹介するとともに, 将来の展望を概説する.

1. AI を用いた予後予測

循環器疾患の新規発症や予後予測は, AI の中でもっとも研究が活発な領域である. AI による予後予測モデルの構築においては, 構造化された大量のデータが必要である. 近年, 患者の生涯にわたる医療記録をネットワークで共有し, 効率的かつ適切に医療を提供できるようにする電子健康記録 (EHR: Electric Health Record) を構築する動きが世界的に広がっていることもあり, EHR を活用した AI 開発の流れも活発化している. Choi らは, 数ヶ月分の EHR データからその後の心不全発症を予測する AI を報告している¹⁾. その他, 心不全の予後予測, 不整脈の発症予測など多様な循環器疾患の予測モデルが構築されている. これらは, 従来の統計的手法から構築された予測モデルよりも高精度の AI モデルが数多く報告されている.

1) 機械学習を用いた DPC データによる心不全患者の予後予測

心不全患者の予後リスクの層別化は, 心不全管理における重要な戦略のひとつに位置づけられている. 人工知能, 特にビッグデータを利用した機械学習モデルは, 心不全患者の予後予測において優れた性能を発揮できると期待されている. 診療で得られる DPC データは, 医療の基本情報やレセプトデータが構造化された状態で格納されたデータベースであるため, 機械学習分析に適している. そこで, 我々はわが国の心不全入院患者の登録観察研究である JROADHF 研究の 10,175 名の DPC データを用いて, 6 つの機械学習アルゴリズムによる予後予測モデルを開発した (表 1, 図 1)²⁾³⁾. 機械学習ベースのモデルの c 統計量を, 従来のリスクモデルである SHFM や MAGGIC スコアと比較したところ, DPC に対して投票分類器アルゴリズムを利用した AI モデルが最も予測性能が良好であった (図 2)³⁾. 心不全の予後予測において AI モデルが重要視した上位の予測因子を同定すると, バースル指数, 年齢, BMI, 入院期間, 前回入院, 腎疾患, 非ループ利尿薬の使用などが挙げられた (図 3)³⁾. したがって, DPC データに基づく機械学習モデル

表1 DPC から収集可能な情報 (89 変数)

年齢	皮膚の悪性新生物を除く、リンパ腫および白血球を含むあらゆる悪性腫瘍	CABG (入院中)
性別		血管手術 (入院中)
入院時BMI	中等度または重度の肝疾患	その他の心臓血管手術 (入院中)
入院の目的	転移性固形腫瘍	フロセミド用量
入院の種類	AIDS/HIV	その他の利尿剤
救急搬送の有無	モルヒネの使用 (入院中)	ミネラルコルチコイド受容体拮抗薬
喫煙歴	ループ利尿薬の使用 (入院中)	シギタリス
入院期間	カリウム保持性利尿薬 (入院中)	強心薬
前回入院	血管拡張薬の使用 (入院中)	ACE阻害剤
同一疾病による前回入院	ドーパミンの使用 (入院中)	アンジオテンシン II 受容体遮断薬
意識障害	ドパミンの使用 (入院中)	ジヒドロピリジン
入院時NYHA クラス分類	ノルアドレナリンの使用 (入院中)	非ジヒドロピリジン
心筋虚血	ジギタリス使用 (入院中)	硝酸薬
入院時 CCS クラス分類	PDE3阻害剤の使用 (入院中)	β遮断薬
退院先	酸素投与用 (入院中)	α遮断薬
退院時の状態	呼吸器管理 (入院中)	アミオダロン
入院時 Barthelインデックス	IABP (入院中)	Naチャネル遮断薬
退院時 Barthelインデックス	PCPS (入院中)	その他の抗不整脈薬
心筋梗塞	VAD (入院中)	ワルファリン
末梢血管疾患	ペースメーカー植込み (入院中)	直接経口抗凝固薬
脳卒中	ICD (入院中)	抗血小板薬
認知症	CRT-P (入院中)	スタチン
慢性肺疾患	CRT-D (入院中)	フィブラート
リウマチ疾患	一時的ペースメーカー (入院中)	その他の脂質異常症治療薬
消化性潰瘍	PCI (入院中)	GLP-1受容体アゴニスト
軽度の肝疾患	右心カテーテル検査 (入院中)	インスリン
合併症を伴わない糖尿病	カテーテルアブレーション (入院中)	経口血糖降下薬
合併症を伴う糖尿病	CPX (入院中)	ステロイド
片麻痺または対麻痺	心臓リハビリテーション (入院中)	免疫抑制剤
腎疾患	透析 (入院中)	高尿酸血症治療薬

入院基本情報 (様式 1)
 併存症 (様式 1)
 医療処置 (EF ファイル)
 退院時処方 (EF ファイル)

(文献 3 より改変引用)

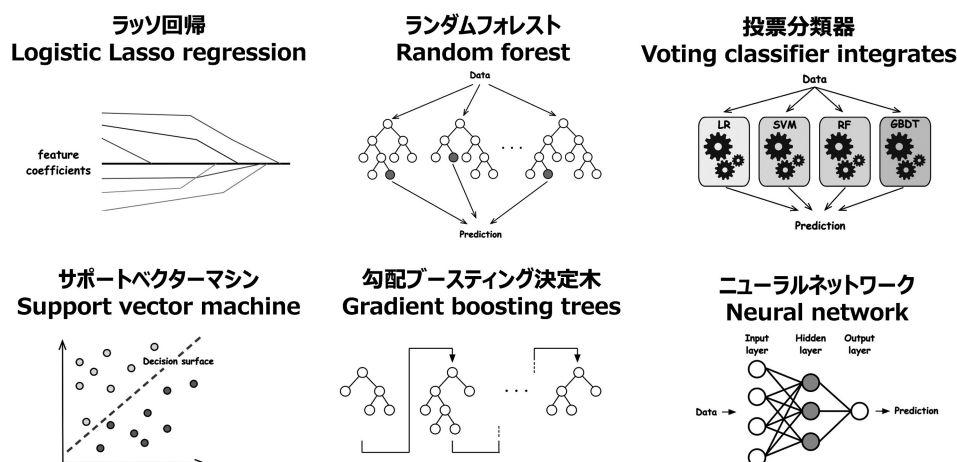
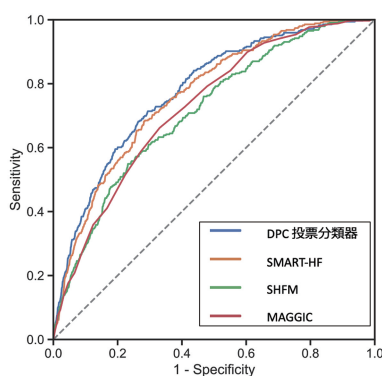


図1 代表的な機械学習モデル (文献 3 より改変引用)



モデル	c 統計量
DPC 投票分類器	0.777 [0.751-0.803]
SMART-HF	0.765 [0.739-0.791]
SHFM	0.713 [0.684-0.742]
MAGGIC	0.726 [0.698-0.753]

* DPC 投票分類器: DPCの89変数からなる投票分類器

* SMART-HF: 重要な8変数に絞った予測モデル

* SHFM: シアトル心不全モデル

24 変数: 年齢, 性別, BMI, NYHA, 病因, LVEF, クレアチニン, Na, UA, コレステロール, 貧血, 合併症, 内服, デバイス

* MAGGIC:

(Meta-Analysis Global Group in Chronic Heart Failure risk score)

13 変数: 年齢, 性別, 喫煙, NYHA, 血圧, クレアチニン, 症状, 合併症, 内服

図2 機械学習モデルの ROC 曲線と c 統計量 (文献 3 より改変引用)

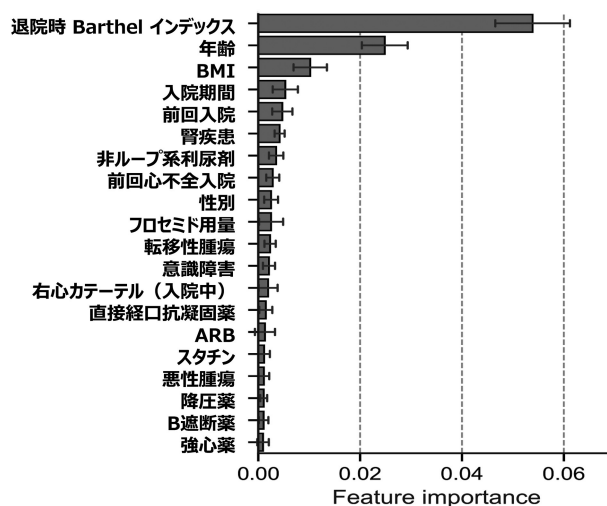


図3 順列特徴重要度手法を用いた上位の予測因子の同定
(文献3より改変引用)

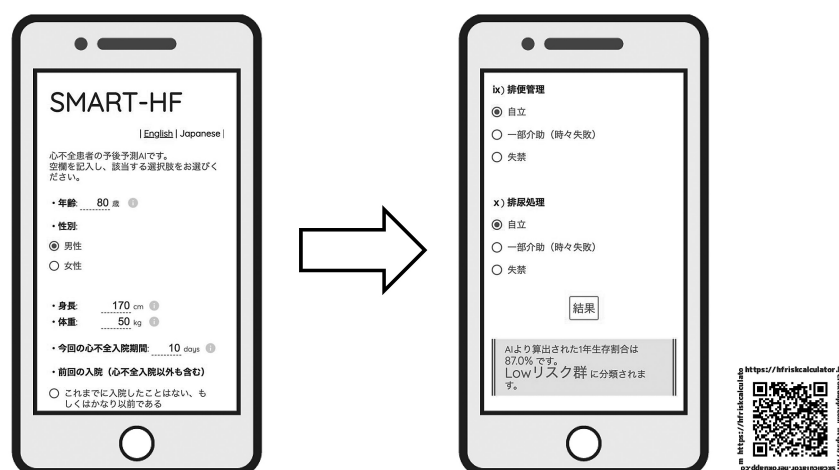


図4 心不全患者の簡便なリスク層別化ツール SMART-HF
(Simple Model by ARTificial intelligence for HF risk stratification) (文献3より改変引用)

によって、心不全入院患者の1年死亡率を高い精度で予測することが可能であることがあきらかになるとともに、従来のリスクモデルよりも優れたパフォーマンスを達成することができた。

さらに、これらの予測因子に基づいて、より使いやすい予測モデル (SMART-HF) を作成した (図4)³⁾。SMART-HF モデルは、ユーザーフレンドリーなオンラインインターフェイス (<https://hfriskcalculator.herokuapp.com/>) により、医療機関以外でも簡単に操作できるという利点を有しており、心不全患者のリスク層別化のための新たなモダリティとなることが期待される。

現状の AI モデルは従来の統計的な手法と比較して予測精度の向上はわずかであることが多いが、深層学習などのアルゴリズムは、データ量に依存して予測性能が向上する⁴⁾。今後、AI を前提とした既存のシステムの改変や EHR など新たな電子情報管理システムの開発により、利用できるデータ量が増加し、更に精度の高い予測モデルの開発が可能となると予想される。また、心不全においては、その増悪を早期に診断し介入することで、入院を回避できることも多いため、AI による高精度な予測モデルが開発されることで、効果的な心不全予防が実現されることが期待される。

2) 深層学習による術前心電図を用いた術後心房細動の発症予測

術後心房細動 (POAF; Postoperative Atrial Fibrillation) は、術後に誘発された心房細動 (AF) と定義される。POAF は良性で一過性の心房細動として認識されていたが、最近の研究では長期入院や脳卒中および死亡リスクと関連していることが報告されている⁵⁾⁶⁾。我々は、POAF のハイリスク患者に対する実用的なスクリーニングとして、術前心電図から POAF を予測する深層学習モデルを開発した⁷⁾。対象は、2015 年から 2020 年に九州大学病院で外科手術を受け、手術の 30 日前までに非 AF 心電図が記録された 18 歳以上の入院患者とした。POAF の発症は、手術後 7 日以内に 12 誘導心電図の記録で確認した。モデル開発の最初のステップとして、グリッドサーチを実行して最適なハイパーパラメータを特定し、精度向上のための事前学習を行った後に、学習データを使用してメインモデルを微調整した (図 5)⁷⁾。AF のない 27,564 人の患者からの 43,980 の術前心電図を 7:1:2 の比率で学習用、パラメータチューニング用、およびモデル検証用の 3 つのデータセットに分割した。モデルのパフォーマンス指標としての時間依存性 c 統計量は 0.83 (95% CI, 0.80-0.85) であり、感度 79.9%, 特異度 73.5%, 陽性的中率 10.2%, 陰性的中率 99.0% であった (図 6)⁷⁾。

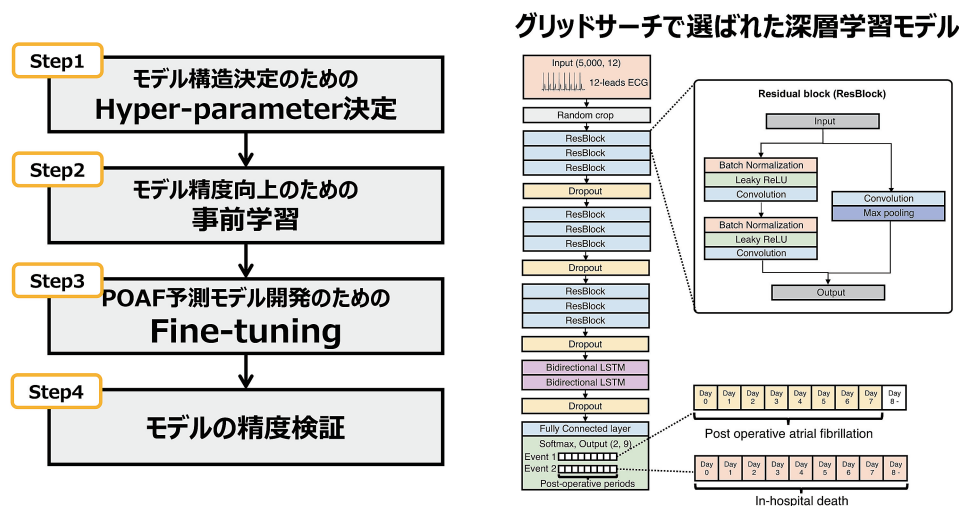


図 5 深層学習モデル構築のためのステップ (文献 7 より改変引用)

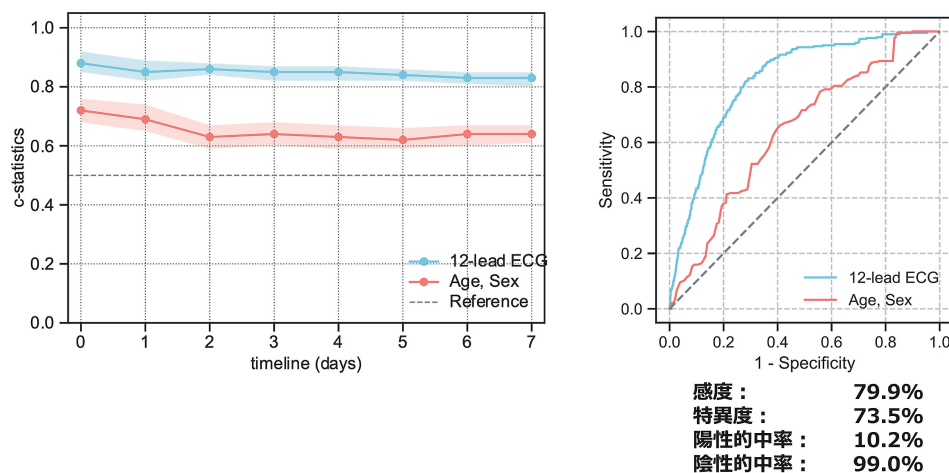


図 6 術後心房細動予測モデルの時間依存 c 統計量分析 (左) と ROC 曲線 (右)。
 x 軸は手術後の日数, y 軸は時間依存 c 統計量。網掛け部分は 95% CI。(文献 7 より改変引用)

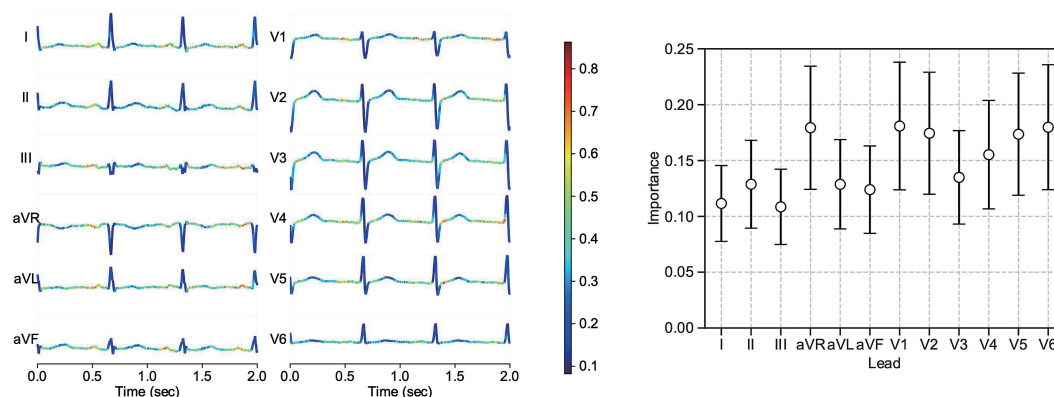


図7 術後心房細動予測の顕著性マップ（左）と誘導毎の平均重要度（右）（文献7より改変引用）

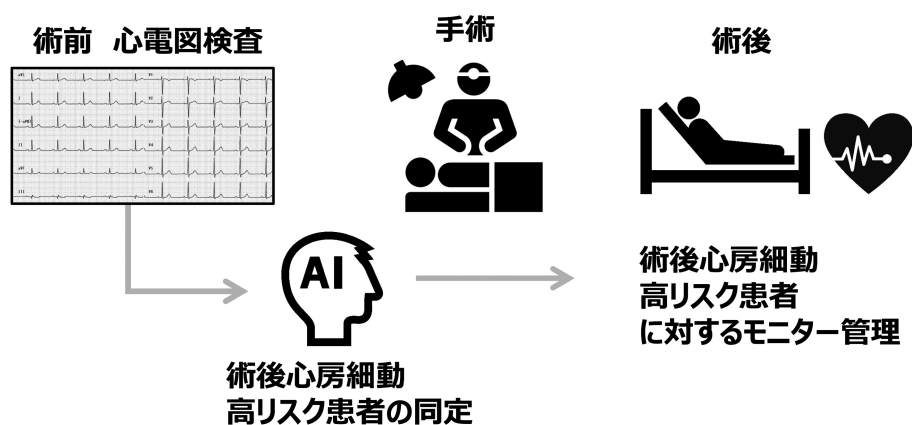


図8 深層学習モデルによる術後心房細動高リスク患者のスクリーニングスキーム（文献7より改変引用）

さらに、SmoothGrad を使用して POAF 予測において心電図波形の相対的重要性を強調表示する顕著性マップで評価したところ、我々のモデルは P 波と ST 領域、特に 12 誘導の中で aVR, V1, V2, V5, および V6 に焦点を当てていることが明らかとなった（図7）⁷⁾。

我々の深層学習モデルは、POAF を高精度で効果的に予測できた。なお、陽性的中率が低いことには、研究対象患者において POAF の発生率が 3.6% と低かったことによると考えられた。一方で、このモデルがリスクの高い患者を特定するための初期スクリーニングとして使用されることを想定しており、陰性的中率が 99.0% と高い点は、臨床応用において重要な要件となる。今後、術前 ECG を使用した深層学習モデルは、術後管理を必要とする POAF のリスクの高い患者を効果的に特定するスクリーニングになると期待される（図8）⁷⁾。

2. AI を活用した心不全治療アドバイザーシステム

心不全の適切な診療のために診療ガイドラインの遵守が極めて重要である。しかしながら、実臨床ではガイドラインに則した診療が十分に行われていないことが報告されている⁸⁾。その原因としては、診療ガイドラインの理解が十分でない、実際の診療現場においては時間的な制限がある、医師がリスク評価を正確に判断できていないことなどが挙げられている。Chen らは、AI による心不全治療のアドバイザーシステムの開発を報告している⁹⁾¹⁰⁾。心不全ガイドラインに関する知識が Answer set programming という形で組み込まれており、患者の臨床情報を入力すれば、必要とされる薬剤治療、管理目標、およびデバイス・

外科的治療などの治療オプションが推奨する理由とともに提案される。本システムは、ACCF/AHAの心不全の管理に関するガイドライン（2013年および2016年版）を基に作成され、アルゴリズムが複雑となるステージCの左室駆出率の低下した心不全（HFrEF）において検証が行われた。31人の患者に対して、AIは187件の提案を行い、そのうち176件はガイドラインに準拠した提案であった。専門医と不一致の11件とAIが見落とした8件の提案は、モデリングの粒度をより細かくし、心不全以外のガイドラインを追加することで修正可能であるとしている。また、AIは、主治医が見逃した26の正当な治療項目を提示し、主治医が不適切に選択した5つの治療項目は回避したことが報告されている。このようにガイドラインを適切にAIに組み込むことで、患者にとって最適な心不全診療を実現できると期待される。

現在は大量のデータを基に学習させるAIが主流となっており、AIが導き出す結果の過程はブラックボックスであることが多い。しかしながら、本システムは、ガイドラインベースの推論アルゴリズムとなっており、透明性が高い。どのような根拠を基にAIが治療方針を推奨したかを提示することで、現場で治療方針を決定する医師にとって有用なツールとなり得る。本アドバイザーシステムは、循環器専門医が使用するポイントオブケアツールであるだけでなく、研修医や心不全を専門としない医師にとっての心不全診療の教育ツールとしても活用できる。

3. AIによる遠隔診療

慢性疾患では、遠隔診療により急性増悪を回避できることが報告されている¹¹⁾。さらに、遠隔診療を強化する取り組みとして、IoTを活用したeHealthやモバイルデバイスによるmHealthの領域も急成長している。

1) ICTを活用した在宅心臓リハビリテーション

心臓リハビリテーションは、心不全患者の予後を改善することが知られている。しかしながら、フレイルを伴う外来心不全患者にとって心臓リハビリテーションの継続はしばしば困難である。我々は、情報通信技術（ICT）を活用した患者教育、運動指導および栄養指導を組み合わせた包括的在宅心臓リハビリテーション（home-based cardiac rehabilitation; HBCR）プログラムの有効性と安全性を検討した（図9, 10）¹²⁾。フレイルを伴う慢性心不全外来患者30人を、Fitbit®によるICTを用いて運動および栄養指導を含む包括的で個別化された心臓リハビリテーションを3か月施行したHBCR群と標準的なケアを継続し



図9 フレイル合併心不全患者に対する包括的在宅心臓リハビリテーションの内容（文献12より改変引用）

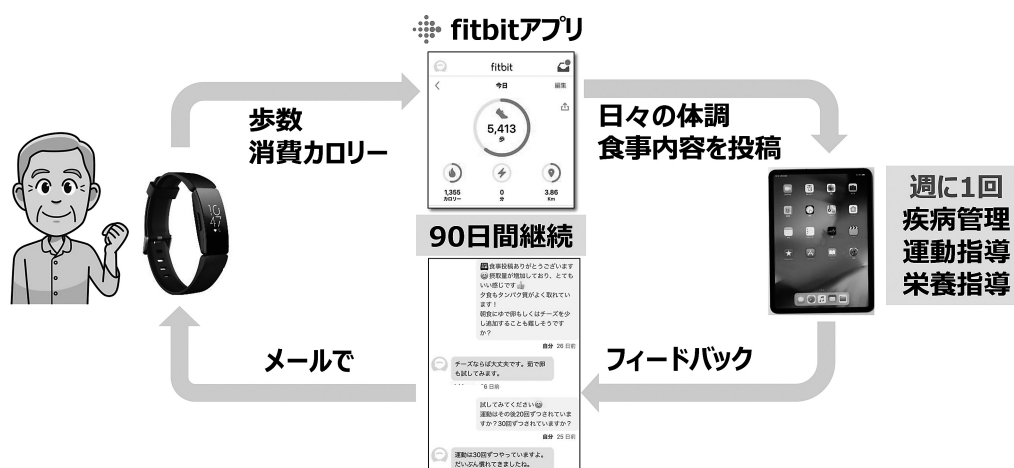


図10 フレイル合併心不全患者に対する ICT を用いた包括的在宅心臓リハビリテーション (文献12より改変引用)

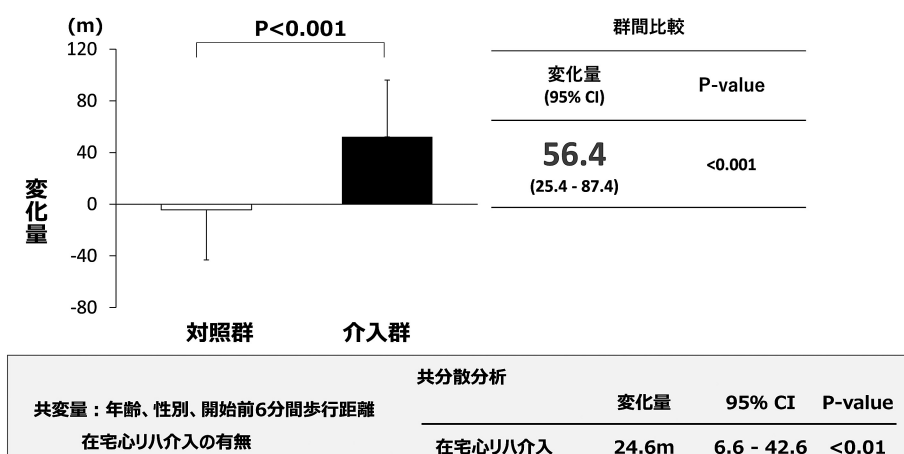


図11 フレイル合併心不全患者に対する ICT を用いた包括的在宅心臓リハビリテーションの有効性: 主要評価項目 (6分間歩行距離) (文献12より改変引用)

た対照群の2群に分けた。心臓リハビリテーション担当者は、アプリのメッセージツールにより各患者と週に1回連絡を取り、各患者の症状に応じて次週のトレーニング頻度と強度を個別に計画し、運動中の脈拍データも記録した (図9)。さらに、栄養士が栄養評価を実施し、アプリの写真投稿機能を使用して個別の栄養アドバイスを提供した (図10)。主要評価項目である6分歩行距離 (6MWD) の改善はHBCR群で有意に大きく (図11)、下肢筋力も改善した (図12)。ICTを使用した包括的なHBCRプログラムは、フレイルを伴う心不全患者の運動耐容能を改善し、日常生活で身体活動を継続できる有効な手段となることが期待される。

2) モバイルアプリを用いた心不全患者のセルフケア支援

心不全においては患者自身による在宅での自己管理セルフケアが重要である。我々は、心不全患者における最適なセルフケアを支援するモバイルアプリを開発した (図13)¹³⁾。このアプリは、セルフモニタリング、教育、および心不全悪化に関する自動アラートで構成されている (図14)。セルフケア支援アプリをインストールしたタブレット端末を2か月間使用することによって、European Heart Failure Self-Care Behavior Scaleによって評価したセルフケア行動が有意に改善され、このアプリが実用可能であることが示された。今後、その有効性・安全性を検証する予定である。

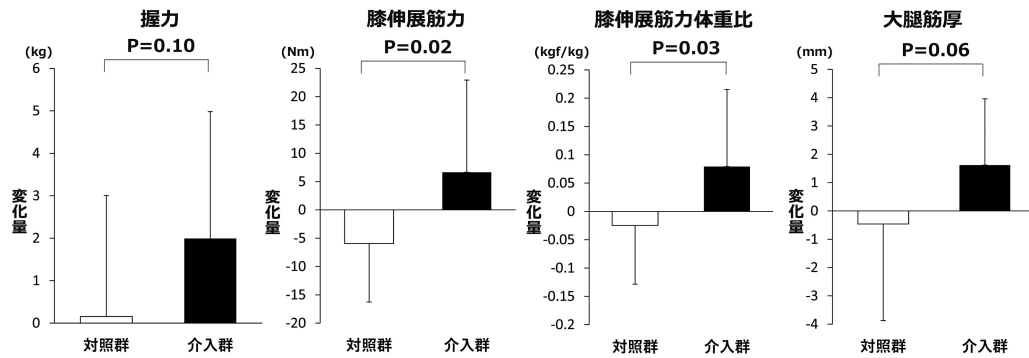


図 12 フレイル合併心不全患者に対する ICT を用いた包括的在宅心臓リハビリテーションの有効性：探索的評価項目（文献 12 より改変引用）

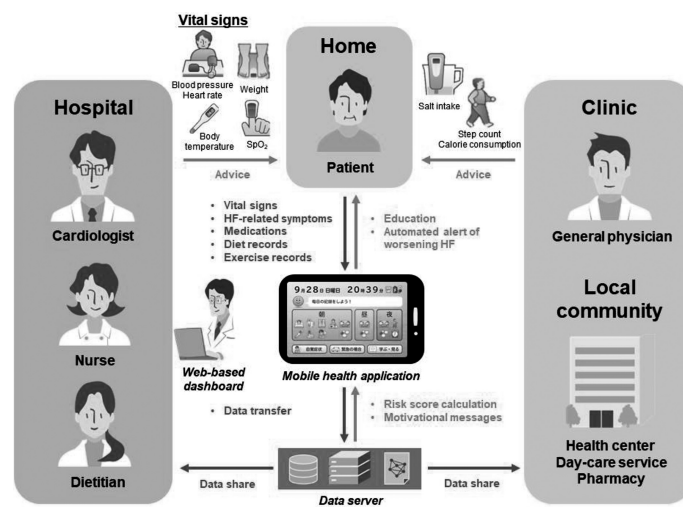


図 13 モバイルアプリを用いた心不全患者のセルフケア支援の概要（文献 13 より改変引用）



図 14 モバイルアプリを用いた心不全患者のセルフケア支援の内容（文献 13 より改変引用）

3) AI を用いた心不全患者の遠隔管理

AI を用いた心不全患者の遠隔管理は、医療従事者による遠隔監視ばかりではなく、患者自身によるセルフケアを充実させることが期待される（図 15）。

HeartMan は、モニタリングデバイスと AI 技術を使用して慢性心不全患者のセルフケアを包括的に対応するパーソナルヘルスシステムである¹⁴⁾。リストバンドとスマートフォンを利用して生理学パラメータのモニタリングを行い、機械学習、深層学習モデルにより、血圧の推定や患者の心理状態を評価する。

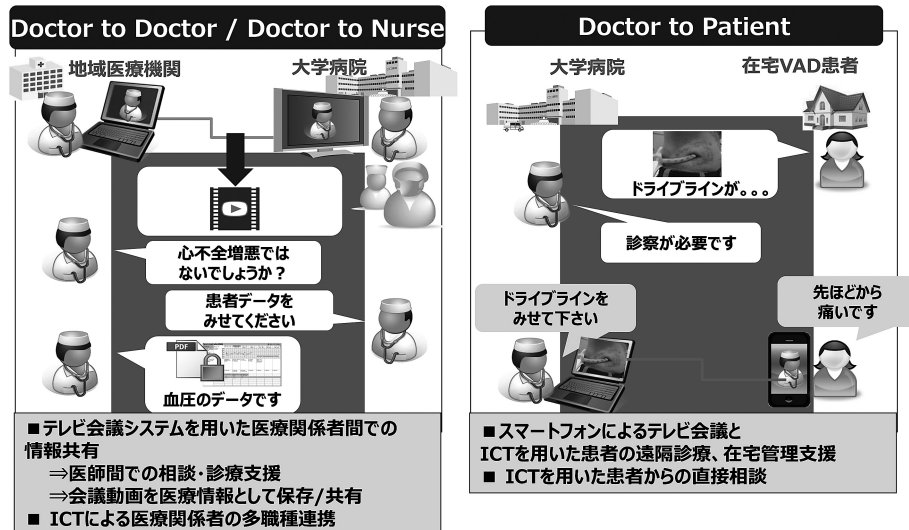


図 15 九州大学病院における重症心不全患者のオンライン診療の取り組み

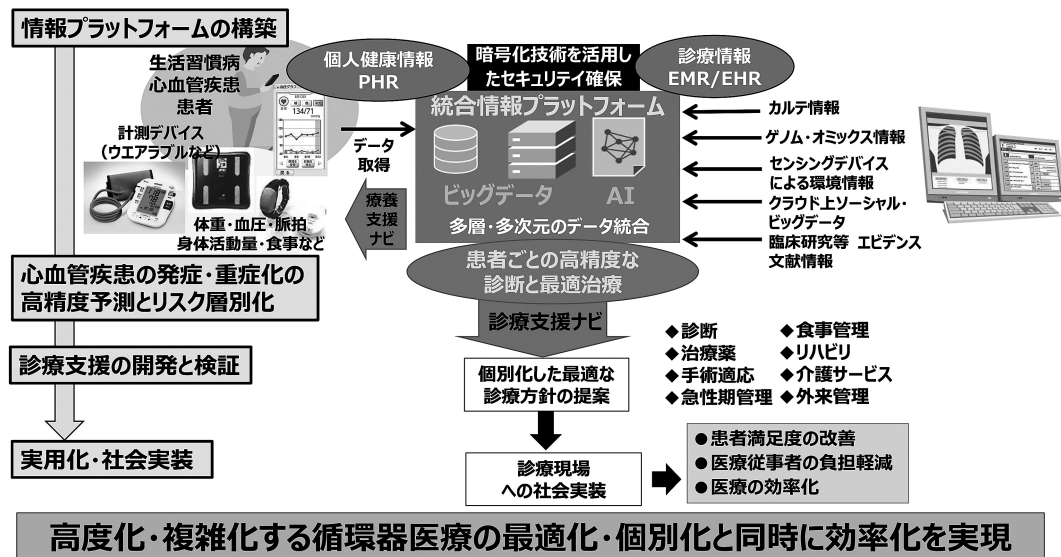


図 16 多層・多次元データの AI 解析に基づいた循環器診療支援システム

さらに、得られた患者の状態によりガイドラインに基づいて運動、食事と水分摂取、投薬などの複数のアドバイスを提供する介入は、心不全のセルフケア行動を有意に改善した。また、QOL での有意な改善は観察されなかったが、不安やうつが有意に改善された。

北欧を中心として行われている PASSION 心不全コンソーシアムでは、IoT を活用して心不全患者の在宅ケアと自己処方をサポートする「アビー」と呼ばれるバーチャルドクターを開発中である¹⁵⁾。この AI は、薬剤の自己処方を含む慢性心不全のセルフケアを可能にする。これには意思決定支援エンジン、対話可能な医師のアバター、継続的な使用を高めるようなゲーム性の導入、自己学習するフィードバックシステムなどの機能が含まれている。アビーは患者の合併症を考慮した上で心不全ガイドラインに沿った効果的なセルフケアを提示し、特に複雑ではない問題に対して AI だけで安全な薬剤処方および管理の実現を目標としている。なお、専門的な処置が必要と判断されるときには医療者が直接対応する。本システムのような AI を用いることで、遠隔モニタリングシステム、心不全管理を強化することが可能であり、医療の

アクセシビリティを改善するだけでなく、医療従事者の過負荷の緩和にもつながることが期待され、臨床研究による検証が待たれる。

おわりに

超高齢者社会を迎え、心不全や心房細動などの循環器疾患の患者数が増加する一方で、少子化に伴い必要とされる医療従事者の不足は深刻であり、既存の診療体制の維持は困難となってくることが予想される。このような現状の中で AI と協働した循環器医療は、患者そして医療者の双方にとって効果的かつ効率的で最適な診療を実現し得る（図 16）。AI は、簡単な業務の代替、治療方針の決定の支援、慢性疾患の遠隔管理のサポートまで多様なサポートが可能である。AI の技術革新は、循環器診療を大きく変革する可能性を秘めており、さまざまな形で導入されることにより患者・医療者の双方にとって最適な次世代の循環器診療体制が構築されることが期待される。

参 考 文 献

- 1) Choi E, Schuetz A, Stewart WF and Sun J : Using recurrent neural network models for early detection of heart failure onset. *J Am Med Informatics Assoc.* 24 : 361-370, 2017.
- 2) Ide T, Kaku H, Matsushima S, Tohyama T, Enzan N, Funakoshi K, Sumita Y, Nakai M, Nishimura K, Miyamoto Y, Tsuchihashi-Makaya M, Hatano M, Komuro I and Tsutsui H : JROADHF Investigators. Clinical Characteristics and Outcomes of Hospitalized Patients With Heart Failure From the Large-Scale Japanese Registry Of Acute Decompensated Heart Failure (JROADHF). *Circ J.* 85 : 1438-1450, 2021.
- 3) Tohyama T, Ide T, Ikeda M, Kaku H, Enzan N, Matsushima S, Funakoshi K, Kishimoto J, Todaka K and Tsutsui H : Machine learning-based model for predicting 1 year mortality of hospitalized patients with heart failure. *ESC Heart Fail.* 8 : 4077-4085, 2021.
- 4) Bazoukis G, Stavrakis S, Zhou J, Bollepalli SC, Tse G, Zhang Q, Singh JP and Armoundas AA : Machine learning versus conventional clinical methods in guiding management of heart failure patients—a systematic review. *Heart Fail Rev.* 26 : 23-34, 2021.
- 5) Koshy AN, Hamilton G, Theuerle J, Teh AW, Han H-C, Gow PJ, Lim HS, Thijs V and Farouque O : Postoperative atrial fibrillation following noncardiac surgery increases risk of stroke. *Am J Med.* 133 : 311-322. e5, 2020.
- 6) Hravnak M, Hoffman LA, Saul MI, Zullo TG and Whitman GR : Resource utilization related to atrial fibrillation after coronary artery bypass grafting. *Am J Crit Care.* 11 : 228-238, 2022.
- 7) Tohyama T, Ide T, Ikeda M, Nagata T, Tagawa K, Hirose M, Funakoshi K, Sakamoto K, Kishimoto J, Todaka K, Nakashima N and Tsutsui H : Deep Learning of ECG for the Prediction of Postoperative Atrial Fibrillation. *Circ Arrhythm Electrophysiol.* 16 : e011579, 2023.
- 8) Barth JH, Misra S, Aakre K, Langlois MR, Watine J, Twomey PJ and Oosterhuis WP : Why are clinical practice guidelines not followed? : The European Federation of Clinical Chemistry and Laboratory Medicine and European Union of Medical Specialists joint working group on Guidelines. *Clin Chem Lab Med.* 54 : 1133-1139, 2016.
- 9) Chen Z, Cherukuri A, Das SR, Amin A, Tamil LS and Gupta G : Toward a Clinical Point of Care Tool for Managing Heart Failure. *AMIA Jt Summits Transl Sci proceedings AMIA Jt Summits Transl Sci.* 2019 : 819-828, 2019.
- 10) Chen Z, Salazar E, Marple K, Das SR, Amin A, Cheeran D, Tamil LS and Gupta G : An AI-Based Heart Failure Treatment Adviser System. *IEEE J Transl Eng Heal Med.* 6 : 1-10, 2018.
- 11) Taylor AI, Thomas EE, Snoswell CL, Smith AC and Caffery LJ : Does remote patient monitoring reduce acute care use? A systematic review. *BMJ Open.* 2021 : 11.
- 12) Nagatomi Y, Ide T, Higuchi T, Nezu T, Fujino T, Tohyama T, Nagata T, Higo T, Hashimoto T, Matsushima S, Shinohara K, Yokoyama T, Eguchi A, Ogusu A, Ikeda M, Ishikawa Y, Yamashita F, Kinugawa S and Tsutsui H : Home-based cardiac rehabilitation using information and communication technology for heart failure patients with frailty. *ESC Heart Fail.* 9 : 2407-2418, 2022.
- 13) Yokota T, Fukushima A, Tsuchihashi-Makaya M, Abe T, Takada S, Furihata T, Ishimori N, Fujino T, Kinugawa S, Ohta M, Kakinoki S, Yokota I, Endoh A, Yoshino Y and Tsutsui H : The AppCare-HF

- randomized clinical trial : a feasibility study of a novel self-care support mobile app for individuals with chronic heart failure. Eur Heart J Digital Health. 4 : 325-336, 2023.
- 14) Luštrek M, Bohanec M, Barca CC, Ciancarelli MC, Clays E, Dawodu AA, Derboven J, Smedt D De, Dovgan E, Lampe J, Marino F, Mlakar M, Pioggia G, Puddu PE, Rodriguez JM, Schiariti M, Slapnicar G, Slegers K, Tartarisco G, Valic J and Vodopija A : A personal health system for self-management of congestive heart failure (HeartMan) : Development, technical evaluation, and proof-of-concept randomized controlled trial. JMIR Med Informatics. 9 : 1-19, 2021.
- 15) Barrett M, Boyne J, Brandts J, Brunner-La Rocca HP, De Maesschalck L, De Wit K, Dixon L, Eurlings C, Fitzsimons D, Golubnitschaja O, Hageman A, Heemskerk F, Hintzen A, Helms TM, Hill L, Hoedemakers T, Marx N, McDonald K, Mertens M, Müller-Wieland, Palant A, Piesk J, Pomazanskyi A, Ramaekers J, Ruff P, Schütt K, Shekhawat Y, Ski C, Thompson D, Tsirkin A, van der Mierden K, Watson CJ and Zippel-Schultz B : Artificial intelligence supported patient self-care in chronic heart failure : a paradigm shift from reactive to predictive, preventive and personalised care. EPMA J. 10 : 445-464, 2019.

(特に重要な文献については、番号をゴシック体で表記している.)

著者プロフィール

筒井 裕之 (つつい ひろゆき)

国際医療福祉大学 副学長 (医学部 教授・大学院 教授). 九州大学 名誉教授. 医学博士

◆略歴 1982 年九州大学医学部卒業. 1990 年米国サウスカロライナ医科大学留学. 1994 年九州大学医学部循環器内科助手. 2000 年同講師. 2004 年北海道大学大学院医学研究科循環病態内科学教授. 2008~12 年北海道大学病院卒後臨床研修センター長 (併任). 2012~13 年北海道大学病院病院長補佐 (併任). 2013~15 年北海道大学病院副病院長 (併任). 2016~23 年九州大学大学院医学研究院循環器内科学教授. 2016 年より北海道大学産学・地域協働推進機構客員教授. 2023 年より現職.

◆研究テーマ 心血管病の基盤病態の解明と新規治療の開発をテーマとしています. 質の高い高度かつ安心の診療を基本としながら, 基礎・臨床・疫学・開発研究まで幅広く研究を展開し, そのなかで次世代を担う医師・医学研究者ならびに幅広い医療専門職の育成を目指しております.

Future of Cardiovascular Medicine in Collaboration with Artificial Intelligence

Hiroyuki TSUTSUI¹⁾⁴⁾, Takeshi TOHYAMA²⁾³⁾, Tomomi IDE³⁾

¹⁾*School of Medicine and Graduate School, International University of Health and Welfare*

²⁾*Center for Advanced Medical Open Innovation, Kyushu University*

³⁾*Department of Cardiovascular Medicine, Faculty of Medical Sciences, Kyushu University*

⁴⁾*Professor Emeritus, Kyushu University*

Abstract

The technological innovation of artificial intelligence (AI) in the medical field is rapidly progressing not only in the area of diagnostic imaging, which is already in practical use, but also in a wide range of areas such as natural language processing and medical care support. Diagnostic imaging is one of the areas among various medical fields where the utilization of AI is most expected, however, recent advancement in AI technology can be applied for various areas other than imaging. Such examples of AI applications include the prediction of the prognosis of cardiovascular disease, medical support that can propose treatment strategies, and virtual doctors that support remote management of patients.

In a super-aging society, the number of patients with heart failure and atrial fibrillation is increasing, while the declining birthrate is leading to a serious shortage of medical professionals, making it difficult to maintain the existing medical care system. Under these circumstances, cardiovascular medicine in collaboration with AI can realize effective, efficient and optimal heart failure treatment for both patients and medical staff. AI can provide a wide range of support including treatment strategies and remote management. Technological innovation in AI has the potential to revolutionize cardiovascular medical care, and its introduction will lead to the establishment of next-generation health care systems useful for both patients and medical professionals.

Keywords : Cardiovascular disease, artificial intelligence, prognosis prediction, medical support, telemedicine