

—特集〔内科学の新たな展開：救急・総合診療領域（3）〕—



総合診療科における AI 研究

松田 直人

日本医科大学付属病院総合診療科

Introduction

総合診療医の守備範囲は広く、年齢的には小児科から老年科、転倒や事故などによる切創の縫合、転位などのない軽度の骨折のギプス固定などから、膝や肘などの疼痛、皮膚科領域の掻痒感や虫刺され、蜂刺傷など一般的なものから内科疾患全般に対応が可能である。総合診療における AI の重要性は特に医療ニーズが強く、医師の少ない地域で重要となってくる。すべての専門家と同様の医療レベルを1人の総合診療医が行うことは現在の知識量を鑑みると難しいが、AI サポートを得たうえで全診療科である程度のレベルの医療を行うことは可能と考える。総合診療科における AI の応用は進んできている。現在、市場に出ているものとして AI による問診、AI による画像診断、AI による皮膚疾患の診断サポートなど多岐にわたっている。教育においては Chat-GPT ベースの AI 模擬患者作成のクラウドファンディングが行われるなど、今後の進展が予想される。本稿では日本医科大学で行われている AI に関する3つの研究テーマを報告する。

表情解析関連

はじめに

近年、IT テクノロジーの進歩により画像評価のソフトウェアなどが開発されビジネスやセールスにおける好感度評価などに使用され始めている。表情解析ソフトウェアは近年アメリカで開発され、ここ数年におけるコンピューターおよびビデオ撮影機器の飛躍的な進歩に合わせて急速に開発が進んでおり、ゲームでプレイヤーの表情により難易度が変化するものや、CM においてどこで興味が切れるかなどのリサーチに用いられている。2024 年現在、表情解析 AI はテレビ CM の評価、営業向け表情トレーニングアプリ、笑顔のトレーニングなど幅広く使用されている。医療現場において人工知能 (AI) も含めたビデオインフォマティックスの応用については現在まで報告されておらず、今後さらなる普及が想定される分野である。

現在までに表情解析が診療や診断に使用された報告としては、うつ病に対しては初めの面接時の表情パターンはその後の改善の予測因子になりえることが報告されている¹⁾。うつ病患者の治療をビデオに撮り表情解析結果を経時的に評価した研究では笑顔などの陽性所見の上昇が報告されている²⁾。摂食障害と摂食障害から回復した人において表情の比較を行った研究では摂食障害から回復した人で笑顔などの表情が多いことが報告されている³⁾。このように表情が診断や治療効果と強く関係していることは示唆されているが、診断への応用は施行されていない。また、現在まで総合診療の分野での診断への応用として表情解析の手法は報告されていないため、総合診療分野での応用に関しての研究が必要と考えられる。総合診療科では診察風景のビデオ撮影をもとに研修医とスタッフドクター間の診察状況および表情解析結果の違いに関して研究が行われており報告する。医療面接における医師の表情をビデオ撮影し研修医およびスタッフ医師の2群において、平均問診時間 (mean interview time)、医師の視線解析 (face recognition)、表情のバレンス (Valence)、感情解析 (Emotional analysis) の違いについて報告を行う。

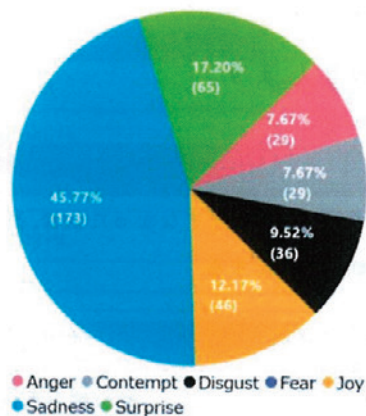
感情認識 AI について

総合診療科で解析に使用している AI は商品名として「心 sensor」として販売されているものである。心 sensor はカメラ付きの PC で使用可能であり、画像解析を行うと自動的に結果が出てくるため、特別な知識の必要性がないなどの特徴がある。心 sensor は Deep Learning を用いた感情認識 AI であり、Facial Action Coding System (顔面動作符号化システム) を用いて悲しみ、喜び、怒り、驚き、恐怖、嫌悪、軽蔑の7つの感情を0~100の分析値として評価する (図1)。

また、肯定的および否定的な尺度を-100から100まで、表情の豊かさを0から100までで評価する (図2)。

➤ 有意な感情値(50 以上)

有意な感情値 (50以上)



表示内容

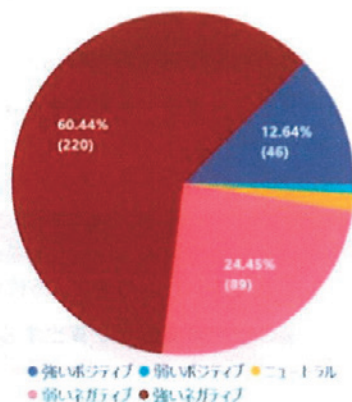
顔が検出できたフレームの中で、50 以上の感情値を計測した感情の割合を表示する

ラベル	日本語	算出法
Anger	怒り	$\frac{\text{各感情値} \geq 50 \text{ のフレーム数}}{\text{各感情} \geq 50 \text{ のフレーム数の合計}}$
Contempt	軽蔑	
Disgust	嫌悪	
Fear	恐れ	
Joy	喜び	
Sadness	悲しみ	
Surprise	驚き	

図 1 感情値

➤ 顔検出中のバレンス

顔検出中のバレンス



表示内容

顔が検出されたフレームの中で強いポジティブ、弱いポジティブ、ニュートラル、弱いネガティブ、強いネガティブの割合を表示する

ラベル	算出法
強いポジティブ	$\frac{\text{Valence} \geq 80 \text{ のフレーム数}}{\text{顔が検出されたフレーム数}}$
弱いポジティブ	$\frac{20 < \text{Valence} < 80 \text{ のフレーム数}}{\text{顔が検出されたフレーム数}}$
ニュートラル	$\frac{-20 \leq \text{Valence} \leq 20 \text{ のフレーム数}}{\text{顔が検出されたフレーム数}}$
弱いネガティブ	$\frac{-80 < \text{Valence} < -20 \text{ のフレーム数}}{\text{顔が検出されたフレーム数}}$
強いネガティブ	$\frac{-80 \geq \text{Valence} \text{ のフレーム数}}{\text{顔が検出されたフレーム数}}$

図 2 Valence

方法

2017 年 11 月から 2018 年 10 月までに獨協医科大学埼玉医療センター総合診療科において研究に同意した医師を対象とし、外来での診療をビデオに録画し医師

の表情を感情認識 AI 搭載のソフトウェア「心 sensor」で解析を行った。対象患者は初診患者で同意を得られた方とした。問診時間は挨拶から身体診察前までとしてビデオを編集し、時間を測定した。視線解析は患者

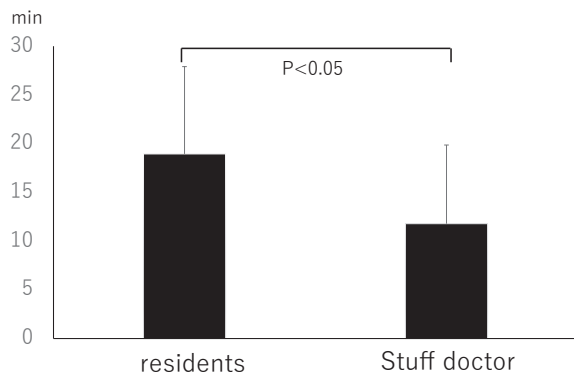


図3 mean interview time

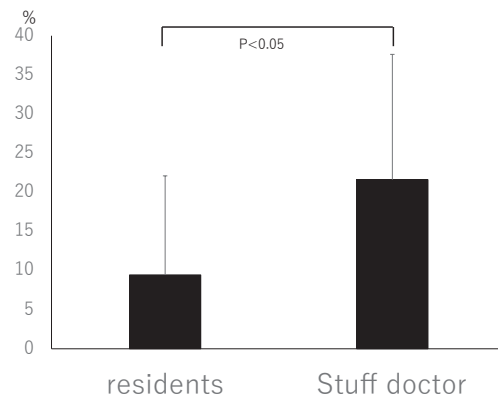


図4 Face recognition

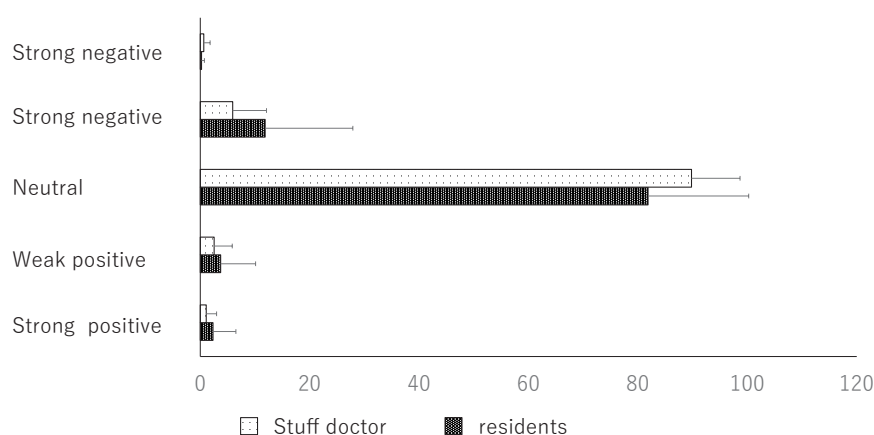


図5 Valence

胸部にカメラを装着し、患者胸部から表情が読み取れた場合に視線ありと判定し、全ビデオフレーム中の顔面検出フレーム数で%表示し検討を行った。

結果

スタッフ医師および研修医 13 名が本研究に参加し、40 回の問診時の解析を行った。平均問診時間は研修医 27.8 分、スタッフ医師 14.4 分であった ($P < 0.05$) (図 3)。また、視線解析では研修医で平均 3,543 フレーム (9.4%)、スタッフ医師で平均 4,009 フレーム (21.6%) であった ($P < 0.05$) (図 4)。表情の Valence では研修医とスタッフ医師間で有意差は認めなかった (図 5)。感情解析においては驚きの表情において有意差 ($P < 0.05$) を認めた (図 6)。

考 察

図 3 において研修医は医療面接において問診に時間がかかることが示されている。これは経験によりスタッフ医師は適切な質問を行い、より短い時間で必要な情報を手に入れることにより問診時間の短縮が図ら

れていると考えられる。図 4 の視線解析においても研修医よりスタッフ医師のほうが倍近い割合で患者に視線を合わせており、短い時間で非言語的なコミュニケーションが効率よく行われていることが示されている。図 5 の Valence においては研修医とスタッフ医師の間に大きな差は認められなかった。これは大きく感情を表現すること自体を行わないことが研修医、スタッフ医師両方で行われているためと考えられる。一方、図 6 の感情解析においては驚きの表情に研修医とスタッフ医師の間に有意差が認められている。スタッフ医師は経験が多いため、患者からの予想外の回答を得ること自体が少なく、また、予想外の回答を得た場合も表情に表すことなく対応ができていたためと考えられる。本研究では感情認識 AI「心 sensor」を使用することにより経験を数値化することができた。これにより今まで数値化をすることが難しかった医療面接の客観的な評価方法として表情解析ソフトウェアを使用できる可能性が出てきたと考える。

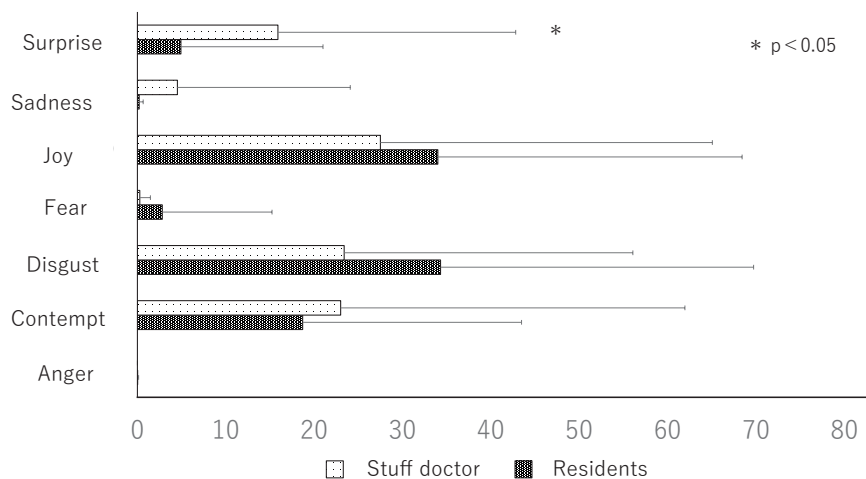


図6 Emotional analysis

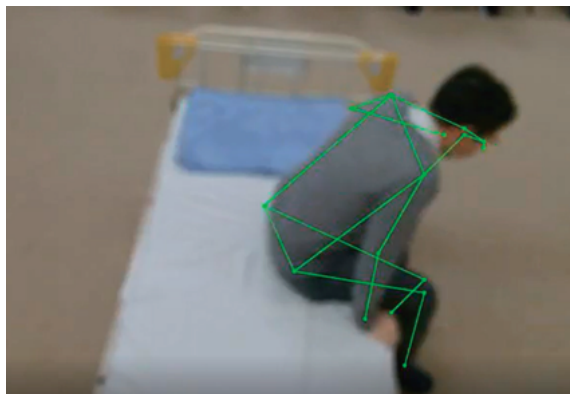


図7 AI 認識例

結 論

本研究では医療面接をビデオに撮影し医師の視線を解析した。医師の視線は医師が考えるよりも患者に向いていない可能性が高く、医療面接において医師の経験により視線はより患者に向き、問診時間は短くなる傾向が示唆された。また、感情認識 AI は医療面接の習熟度を評価する方法の一つとして研修医教育に活用できる可能性が示唆された。

転倒検知 AI に関する研究

病院で当直を行っているとき様々な医療事故に出会う。その中で最も頻度が多いものの一つが転倒転落事故であり、療養上の世話に関する医療事故報告の 60.9% を占めている⁴。介護施設での AI ベースの転倒検知ソフトウェアにヒントを得て、接触型センサーを使用せず、セキュリティの強い、プライバシーの問題を解決した姿勢解析 AI ソフトを応用した転倒解析ソフトを作成し、転倒予防に繋げることを考えた。

図7のような人物認識 AI、姿勢解析 AI を組み合わせたソフトウェアを株式会社シーエーシーで作成した。サイバーテロおよび情報流出防止のためオンプレミス（インターネットを介さないシステム）で転倒を自動感知し、転倒時のみ記録を行い、同時にプライバシーに配慮した画像処理を行う転倒予測ソフトウェア作成へ繋がった（図8）。

転倒は世界的な問題となっており、米国 CDC は転倒は寿命の短縮に係る問題としている⁴。米国において転倒は外傷原因の第一位であり、死亡に関係する転倒における関連費用は約 637 億円、死亡に関係ない転倒で約 31 兆円と報告されており、世界的な経済的問題としても転倒転落が重要と報告されている⁵。日本でも転倒に関連する費用は高額であり転倒に伴う大腿骨頸部・転子部骨折が生じた場合、入院費用は 140～180 万円/人と推定されている⁶。

転倒予防の研究においてビデオ撮影などを含む視覚デバイスを使用した報告はプライバシーの問題があるため少ない⁷。一方、Bayen らの報告のように固定された認知症入所施設で、ビデオベースの転倒検知システムは転倒放置時間の短縮などで有用とされている⁵。介護施設用の転倒予想ソフトウェアはインターネットを介しており、病院のベッドのような密集した状態での撮影に対応できないなどの問題がありそのまま病院への転用は難しい状況であった。病院では倫理的問題、医療機器認定の問題、情報漏出可能性の問題もあり、基礎的研究も含めて報告がない。

2022 年度に本研究グループでは転倒解析ソフトウェア作成の先行研究として、2022 年 8 月 19 日、20 日に行われた第 25 回日本病院総合診療医学会でボランティア転倒動画解析の結果を報告した。目視の転倒判

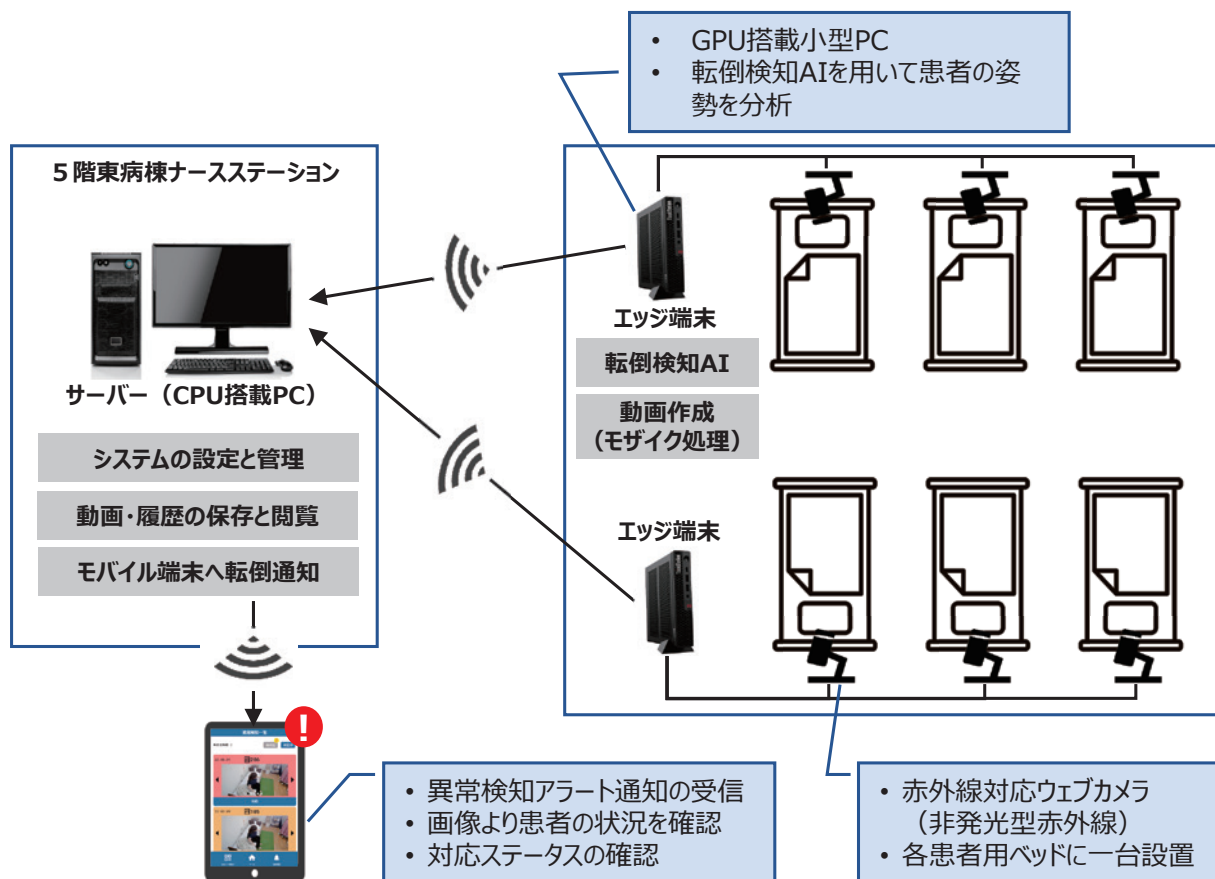


図8 転倒検知システム構成案（オンプレミス）

表1 AI 転倒判断結果

昼

		目視の結果		
		転倒	非転倒	
AI 判定結果	転倒	45	59	感度 47.3% 特異度 83.0% 陽性的中率 43.2% 陰性的中率 85.2%
	非転倒	50	290	

夜

		目視の結果		
		転倒	非転倒	
AI 判定結果	転倒	54	54	感度 51.9% 特異度 80.0% 陽性的中率 50.0% 陰性的中率 81.2%
	非転倒	31	217	

断をスタンダードとして AI の転倒判断の感度特異度を通常および赤外線カメラのデータを使用して解析を行った。結果は表 1 に示すように日中において感度 47.3%，特異度 83.0%，夜間において感度 51.9%，特異度 80.0%であった。図 9 のように日中および夜間において姿勢推定 AI は問題なく機能していた。結果として感度が低いことが判明したが，原因はカメラ位置による姿勢推定不良および座位の転倒との誤認と判明し

た。

2023 年 8 月 26 日，27 日に日本医科大学総合診療科主催で行われた，第 27 回日本病院総合診療医学会で人物検出 AI のモデル変更，病院データおよび座位の学習データ追加を行った AI を使用し再度評価を行った。その結果 2022 年 6 月のカメラ位置変更後の日中および夜間のカッパ係数は 0.319 ($p < 0.01$) と 0.294 ($p < 0.01$) であった。今回の転倒検知プログラム改善後の結果は

日中 夜間

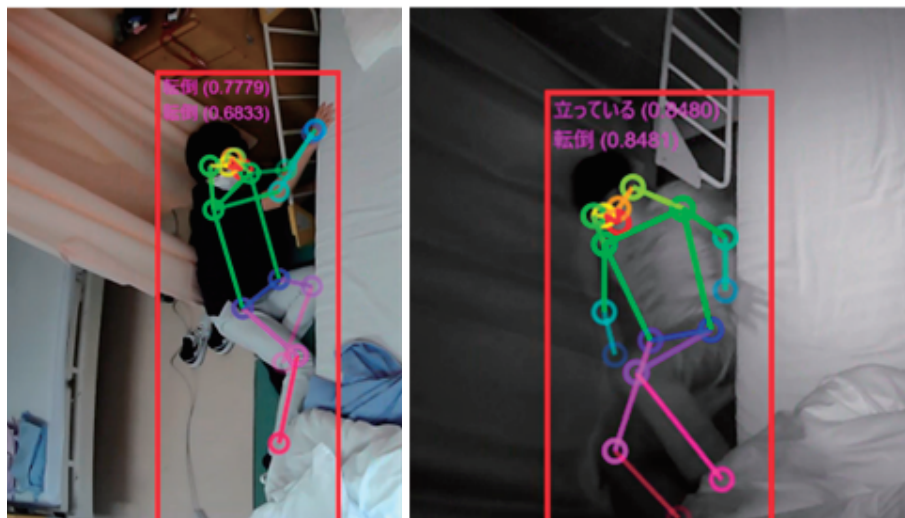


図9 姿勢推定 AI 例

表2 AI プログラム変更結果

		プログラム改善前		プログラム改善後	
		目視の結果		目視の結果	
		転倒	非転倒	転倒	非転倒
昼	AI 判定結果	転倒	73	96	30
		非転倒	70	17	563
		感度 51.0% 特異度 82.9%		感度 76.2% 特異度 94.9%	
		カッパ係数：0.319：poor ($p<0.01$)		カッパ係数：0.763：good ($p<0.01$)	
夜		目視の結果		目視の結果	
		転倒	非転倒	転倒	非転倒
夜	AI 判定結果	転倒	66	95	54
		非転倒	54	36	527
		感度 55% 特異度 80.2%		感度 63.8% 特異度 90.7%	
		カッパ係数：0.294：poor ($p<0.01$)		カッパ係数：0.600：good ($p<0.01$)	

0.60 未満は一致率が不十分

カッパ係数日中 0.763 ($p<0.01$) と夜間 0.600 ($p<0.01$) であった (表 2)。日中はカッパ係数 0.61~0.80 に入りかなり一致となり、夜間はカッパ係数 0.41~0.60 の適度に一致に改善した。プログラム変更による改善率は日中 0.444、夜間 0.306 であり大幅な改善を認めた (表 2)。この学会では転倒検出 AI の精度の向上を報告し、実際の臨床への応用への道を開いた。

2024 年 11 月現在、本研究の成果は株式会社シーエーシーから mamAI (まもあい) の商品名で販売される予定となっている。現在、販売前の mamAI を筆者の外勤先である庄内余目病院で試験運用を行っている。

問題点はいくつか認められており、初期画面がわかりにくい、転倒のサインの手元の携帯端末への発信が遅い、初期設定が難しいなどの問題点に対して対応を行う予定である。導入初期のため断定はできないが、2024 年 11 月の転倒件数は前年度に比べて大きく減少していることが確認されている。最終的な販売製品ができた場合は日本医科大学への導入を行う予定である。

AI アシスト心エコー

総合診療科で多い疾患として心不全や心筋梗塞があり、心不全の診断の一助として心エコーは重要である。

AI技術を活用して開発したTRIO機能

オートガイダンス、オートグレーディング、オートラベリング機能で、
簡単操作でより正確に、迅速なAuto EF計測



AI Trio



Auto EF

TRIO機能

AI技術を活用して開発された「TRIO機能」は、



3つの機能のサポートにより、より正確なEF (駆出率)、
SV (一回拍出量)、*CO (心拍出量) *HR (心拍数) を
僅か最短期十数秒以内に計測可能に。



提供：カーディナルヘルス株式会社

図 10

一方、心エコーは施行する人の技術により大きく結果に差が出ることが知られている。He らの前向き研究では LVEF の test-retest の評価を行うと mean average error が平均 6.3% であると報告されている⁸。心不全の診断を行うためには各種項目を手動で測定し、記録する必要がある、通常は大型のエコーで検査技師により行われることが多い。総合診療医が行う場合はポータブルエコーを使用する場合が多く、細かい心機能の測定をすることができないことが多い。そのため、心機能評価は目視で EF50% 前後のような形で行うことが多く、再現性や正確性が担保されない場合があり、記録も残せないことが多い。

現在、市販の AI アシスト心エコーが市場に出ているが、その中でも適切な撮像画面 (View) の描出を提案するモデルでは、数名の初心者に対して人工知能モデルを搭載したデバイスを使用することにより、数時間のトレーニングを行うのみで心エコー図検査を適切に行うことができたと報告されている⁹。

日本医科大学総合診療科では KOSMOS series 心エコーを 2024 年 11 月に導入している (図 10)。この機器の特徴は携帯型で 1 プローブで心臓から腹部までの全身のエコーを行うこと、および AI アシストによる心エコーを行うことが可能な点である。この特徴により総合診療の領域の在宅医療で心エコーを行い経時的

な比較や薬物の調整などを行う開業医の先生方が増えている。このように専門の技師などを必要とせず、心エコーの経時的な変化を見ることが可能な点が画期的である。日本医科大学総合診療科では AI アシスト心エコーを経時的に病棟や外来で行うことが可能となり、より良い医療に貢献的することが考えられる。

総合診療科ではこの心エコーを使用し、研修医および学生教育を行う予定である。総合診療科で使用している VR を使用し、ステップバイステップの説明動画を作成し、実際の使用方法の説明をする。動画視聴後に自分たちでエコーを使用し、心機能の測定を行う。実際にエコーできちんとした操作と評価が行えているかは心エコーの画面で確認できるため、状況により研修医同士で学習できるようになることが重要と考える。今までのエコー実習では目標値の設定が難しかったが、心エコーの測定値をきちんと出すことを目標とできるため、より実践的な実習が可能と考えられる。

総合診療科における AI 関連報告一覧

- 感情認識 AI『Affectiva』を利用した医師の視線および表情解析

松田直人, 田村 肇, 桐木園子, 利光美保, 宮澤真理恵, 李バイ来, 朝日公一, 齋藤 登

日本病院総合診療医学会雑誌 15 (3) 197 2019 年

5月

2. 姿勢推定プログラムを応用した転倒検出 AI の病棟
応用のためのシミュレーション解析
松田直人, 山方俊弘, 水落こと子, 本間久統, 水戸
泉, 丹治由佳, 定清 奨, 高木 元, 寺田 康, 安
武正弘
日本病院総合診療医学会雑誌 18 (臨増 2) 243
2022 年 8 月
3. 人工知能による病院内転倒の検知プログラム研究
転倒検知プログラム改善の効果
松田直人, 水落こと子, 本間久統, 水戸 泉, 丹治
由佳, 定清 奨, 高木 元, 寺田 康, 安武正弘
日本病院総合診療医学会雑誌 19 (臨増 2) 162
2023 年 8 月
4. Differences in exhibited emotions between junior
residents and senior doctors: analysis using AI
based imaging analysis tool
Naoto Matsuda, Hajime Tamura, Sonoko Kirinoki,
Noboru Saito, Gen Takagi, Masahiro Yasutake
WONCA World Conference 2023 26-29 October
2023, International Convention Centre (ICC),
Sydney, Australia

まとめ

今回日本医科大学総合診療科で行われている AI 関
連の研究に関して報告を行った。総合診療における AI
の利用は特に医師不足である僻地や大学病院における
教育などでの活用が今後進んでいくと考えられる。日
本医科大学総合診療科においても今後 AI の研究や AI
の活用が進んでいくと考えられる。

Conflict of Interest : 開示すべき利益相反はなし。

文献

1. Carney RM, Hong BA, O'Connell MF, Amado H:

Facial electromyography as a predictor of treatment
outcome in depression. Br J Psychiatry 1981; 138:
485-489.

2. Girard JM, Cohn JF, Mahoor MH, Mavadati S,
Rosenwald DP: Social Risk and Depression: Evidence
from Manual and Automatic Facial Expression
Analysis. Proc Int Conf Autom Face Gesture
Recognit 2013; 1-8. <https://doi.org/10.1109/FG.2013.6553748>
3. Leppanen J, Dapelo MM, Davies H, Lang K,
Treasure J, Tchanturia K: Computerised analysis of
facial emotion expression in eating disorders. PLoS
One 2017; 12: e0178972. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0178972>
4. CDC Important Facts about Falls. 2017. <https://www.cdc.gov/falls/about/index.html>
5. Bayen E, Nickels S, Xiong g, et al: Reduction of
Time on the Ground Related to Real-Time Video
Detection of Falls in Memory Care Facilities:
Observational Study. J Med Internet Res 2021; 23:
e17551. <https://doi.org/10.2196/17551>
6. 加藤剛平, 倉地洋輔: 地域在住前期高齢者に対する運
動プログラムの転倒予防に焦点をあてた費用対効果分
析. 理学療法学 2020 ; 47 : 420-430.
7. Osztrogonacz P, Chinnadurai P, Lumsden AB:
Emerging Applications for Computer Vision and
Artificial Intelligence in Management of the
Cardiovascular Patient. Methodist Debakey
Cardiovasc J 2023; 19: 17-23.
8. He B, Kwan AC, Cho JH, et al: Blinded, randomized
trial of sonographer versus AI cardiac function
assessment. Nature 2023; 616 (7957): 520-524.
9. Narang A, Bae R, Hong H, et al: Utility of a Deep-
Learning Algorithm to Guide Novices to Acquire
Echocardiograms for Limited Diagnostic Use. JAMA
Cardiol 2021; 6: 624-632.

(受付 : 2024 年 12 月 9 日)

(受理 : 2024 年 12 月 11 日)

日本医科大学医学会雑誌は、本論文に対して、クリエイティブ・
コモンズ表示 4.0 国際 (CC BY NC ND) ライセンス (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>) を採用した。ラ
イセンス採用後も、すべての論文の著作権については、日本医
科大学医学会が保持するものとする。ライセンスが付与された
論文については、非営利目的で、元の論文のクレジットを表示
することを条件に、すべての者が、ダウンロード、二次使用、
複製、再印刷、頒布を行うことが出来る。