

ワークショップ

■ 2025年11月14日(金) 8:30 ~ 10:00 ■ 第3会場

[WS1] ワークショップ 1 大腸診療におけるAIの利用

司会：岡 志郎(広島大学大学院医系科学研究科消化器内科学), 伊藤 雅昭(国立がん研究センター東病院大腸外科)

[WS1-1]

大腸CT検査のAI診断の可能性

遠藤 俊吾¹, 永田 浩一², 歌野 健一³, 野津 聡⁴, 安田 貴明⁵, 高林 健⁶, 平山 眞章⁷, 富樫 一智¹, 大平 弘正² (1. 福島県立医科大学会津医療センター小腸大腸肛門科, 2. 福島県立医科大学消化器内科, 3. 福島県立医科大学会津医療センター放射線科, 4. 埼玉県立がんセンター放射線科, 5. 長崎県上五島病院放射線科, 6. 斗南病院放射線科, 7. 斗南病院消化器内科)

[WS1-2]

新型内視鏡システム, EP-8000における内視鏡AIの大腸ポリープ発見能および診断能の検討

小林 玲央¹, 吉田 直久¹, 井上 健¹, 稲田 裕², 森永 友紀子³, 稲垣 恭和⁴ (1. 京都府立医科大学附属病院消化器内科, 2. 京都第一赤十字病院消化器内科, 3. 京都府立医科大学附属病院病理診断科, 4. 西陣病院消化器内科)

[WS1-3]

大腸画像強調内視鏡診断 (JNET分類) 支援リアルタイムAI装置の開発

森元 晋¹, 吉田 成人², 呉 泳飛³, 小出 哲士³, 玉木 徹⁴, 網岡 祐生¹, 山根 大寛¹, 才野 正新¹, 濱田 拓郎¹, 上垣 内 由季¹, 田中 秀典¹, 山下 賢¹, 岸田 圭弘¹, 桑井 寿雄⁵, 岡 志郎¹ (1. 広島大学病院消化器内科, 2. 呉医療センター・中国がんセンター内視鏡内科, 3. 広島大学半導体産業技術研究所, 4. 名古屋工業大学工学研究科情報工学専攻, 5. 広島大学病院消化器内視鏡医学講座)

[WS1-4]

自動機械学習Fast and Lightweight AutoML (FLAML)を用いた直腸癌側方リンパ節転移予測モデルの構築

大矢 浩貴¹, 小澤 真由美¹, 船津屋 拓人¹, 田中 宗伸¹, 大坊 侑¹, 酒井 淳¹, 福岡 宏倫¹, 田 鍾寛¹, 諏訪 雄亮², 諏訪 宏和³, 渡邊 純⁴, 遠藤 格¹ (1. 横浜市立大学医学部消化器・腫瘍外科学, 2. 横浜市立大学附属市民総合医療センター消化器病センター外科, 3. 横須賀共済病院外科, 4. 関西医科大学下部消化管外科学講座)

[WS1-5]

AIによる下腹神経の解剖自動認識

大橋 弥貴子, 岡林 剛史, 富田 祐輔, 門野 政義, 竹内 優志, 森田 覚, 茂田 浩平, 北川 雄光 (慶應義塾大学外科学)

[WS1-6]

腹腔鏡下左側大腸癌手術におけるAIナビゲーション手術の開発

白下 英史¹, 藤田 隼輔², 長谷川 巧², 青山 佳正², 一万田 充洋², 都 由貴², 平塚 孝宏³, 河野 洋平², 赤木 智徳², 二宮 繁生², 柴田 智隆⁴, 上田 貴威³, 衛藤 剛⁵, 徳安 達士⁶, 猪股 雅史² (1. 大分大学医学部高度医療人育成講座, 2. 大分大学医学部消化器・小児外科学講座, 3. 大分大学医学部総合外科・地域連携学講座, 4. 大分大学救命救急センター, 5. 大分大学グローバル感染症研究センター, 6. 福岡工業大・情報工学部情報システム工学科)

[WS1-7]

大腸診療におけるAI・DXの活用と克服すべき課題

三吉 範克^{1,2}, 藤野 志季^{1,2,3}, 竹田 充伸¹, 関戸 悠紀¹, 波多 豪¹, 浜部 敦史¹, 荻野 崇之¹, 植村 守¹, 土岐 祐一郎¹, 江口 英利¹ (1. 大阪大学消化器外科, 2. 大阪国際がんセンター, 3. 市立伊丹病院)

[WS1-8]

表情解析AIを用いた下部消化管術後患者の感情可視化

稲野辺 奈緒子¹, 小川 久貴子¹, 谷 公孝², 前田 文², 腰野 蔵人², 二木 了², 金子 由香², 番場 嘉子², 小川 真平², 山口 茂樹² (1.東京女子医科大学看護学部, 2.東京女子医科大学消化器, 一般外科, 3.マクセル株式会社, 4.早稲田大学理工学術院, 5.東京ネクスト南砂内科・透析クリニック, 6.立正大学)

ワークショップ

2025年11月14日(金) 8:30 ~ 10:00 第3会場

[WS1] ワークショップ 1 大腸診療におけるAIの利用

司会：岡 志郎(広島大学大学院医系科学研究科消化器内科学), 伊藤 雅昭(国立がん研究センター東病院大腸外科)

[WS1-1] 大腸CT検査のAI診断の可能性

遠藤 俊吾¹, 永田 浩一², 歌野 健一³, 野津 聡⁴, 安田 貴明⁵, 高林 健⁶, 平山 眞章⁷, 富樫 一智¹, 大平 弘正² (1. 福島県立医科大学会津医療センター小腸大腸肛門科, 2. 福島県立医科大学消化器内科, 3. 福島県立医科大学会津医療センター放射線科, 4. 埼玉県立がんセンター放射線科, 5. 長崎県上五島病院放射線科, 6. 斗南病院放射線科, 7. 斗南病院消化器内科)

【目的】近年の画像診断にdeep learningを用いた人工知能(AI) アルゴリズムが広まりつつある。CT Colonography(大腸CT検査)は、大腸病変の診断に有用な手段として認識されているが、その診断に関して医師の負担は少なくない。本研究では大腸CT検査画像におけるAIアルゴリズムによる腫瘍性病変の検出感度を検討した。

【方法】過去の大腸CT検査の精度検証の2つの研究と、4つの施設から集積した同時期に大腸CT検査と大腸内視鏡検査を行った患者を対象とした。内視鏡所見の病変の位置と大きさを参照して、大腸CTでの検出感度を算出した。病変はすべて癌、または腺腫であった。CT検査の画像は1体位を1シリーズとして、仰臥位と腹臥位で得られた画像は2シリーズとして集計した。集積した画像と病変データは、AIの学習用・内部検証用453名(843シリーズ)と外部検証用137名(274シリーズ)のデータセットを含む大規模データベースを作成した。本研究では、高速なR-CNNsをベースに設計したニューラルネットワークを用いた。病変は6mm以上、6~10mm、10mm以上に分けて、FROC(free-response receiver operating characteristic)解析を用いて感度を求め、感度比較はMcNemar検定を用いた。

【結果】感度に関する記載は1画像当たりの偽陽性3個の場合の感度を記載した。内部検証では、1体位での病変の感度はそれぞれ6mm以上:0.815、6~10mm:0.738、10mm以上:0.883であった。2施設から得られた外部検証データでは、1体位毎の各病変カテゴリーにおいて、それぞれ0.704、0.575、0.760と0.705、0.571、0.777という結果であった。外部検証データを用いて2つの体位を組み合わせると、感度を算出すると、背臥位、あるいは腹臥位での感度と比較して、有意に高値であった。

【結論】大腸CT検査のAIを用いた画像診断において、2つの体位を統合・解析することで、感度は向上した。本研究で用いたdeep learningを用いたAIアルゴリズムは、トレーニング用データを増やすことで、より高い検出感度を実現できる可能性がある。今後は放射線科医の読影とAIによる補助診断を組み合わせた精度検証を行うことで、大腸CT検査読影の負担軽減が可能になると考える。

ワークショップ

2025年11月14日(金) 8:30 ~ 10:00 第3会場

[WS1] ワークショップ 1 大腸診療におけるAIの利用

司会：岡 志郎(広島大学大学院医系科学研究科消化器内科学), 伊藤 雅昭(国立がん研究センター東病院大腸外科)

[WS1-2] 新型内視鏡システム, EP-8000における内視鏡AIの大腸ポリープ発見能および診断能の検討

小林 玲央¹, 吉田 直久¹, 井上 健¹, 稲田 裕², 森永 友紀子³, 稲垣 恭和⁴ (1.京都府立医科大学附属病院消化器内科, 2.京都第一赤十字病院消化器内科, 3.京都府立医科大学附属病院病理診断科, 4.西陣病院消化器内科)

[目的] AIによる内視鏡画像診断支援システムとしてCAD EYE (EX-1, Fujifilm)が2020年に上市されており診療報酬加算もあり一般的に使用されている。2024年に新型内視鏡システムEP-8000 (Fujifilm)が上市され、より鮮明な画像を得ることが可能になった。本研究では新システムによるCAD EYEのポリープ検出/鑑別能を評価し、旧システムとの対比も行った。[方法] 単施設の観察研究であり、対象は2025年3-5月にEP-8000システムを使用して内視鏡医が連続的に発見した長径2-10 mmの大腸腫瘍とした。発見後にCAD EYEをonにし、腫瘍の前後3cm程度の正常腸管をCAD EYE併用の白色光 (WLI)およびlinked color imaging (LCI)にて通常観察と1.5倍の観察スピードの観察 (high-speed WLI/LCI)を行いCAD EYEが検出可能かを評価した。なお検出陽性はAnnotation boxの出現とした。その後CAD EYE併用のBLI拡大観察で全腫瘍を確認し診断能を検討した。また先行研究で得られた旧システムVP-7000 (Fujifilm)を使用した100病変のCAD EYEの検出/診断能を比較した。[結果] 全体で27症例100病変を解析し、平均年齢66.7±10.9歳、男性比66.7%であった。平均腫瘍径4.3±3.0 mmであった。なお病理診断は鋸歯状病変43病変, low grade adenoma57病変であった。検出能はWLI vs. high-speed WLIで94.0% vs. 68.0% ($p<0.001$), LCI vs. high-speed LCIで94.0% vs. 75.0% ($p<0.001$), WLI vs. LCIで94.0% vs. 94.0% ($p=1.000$), high-speed WLI vs. high-speed LCIで68.0% vs. 75% ($p=0.273$)であった。CAD EYEの鑑別能は正診率95.0%であり、BLI拡大におけるExpert内視鏡医の100.0%との有意差を認めなかった ($p=0.07$)。また新旧システムの比較 (ELUXEO 8000 vs. ELUXEO 7000)では、WLI: 94.0% vs. 85.0% ($p=0.038$)と有意差を認めたが、high-speed WLI: 68.0% vs. 67.0% ($p=0.880$), LCI: 94.0% vs. 89.0% ($p=0.205$), high-speed LCI: 75.0% vs. 75.0% ($p=1.000$)は有意差を認めなかった。またCAD EYEの正診率: 95.0% vs. 87.8% ($p=0.080$)であった。[結語] EP-8000では特にWLIの視認性の向上を認めたことから、観察モードを問わず腫瘍検出が容易になる可能性が示唆された。

ワークショップ

📅 2025年11月14日(金) 8:30 ~ 10:00 📍 第3会場

[WS1] ワークショップ 1 大腸診療におけるAIの利用

司会：岡 志郎(広島大学大学院医系科学研究科消化器内科学), 伊藤 雅昭(国立がん研究センター東病院大腸外科)

[WS1-3] 大腸画像強調内視鏡診断（JNET分類）支援リアルタイムAI装置の開発

森元 晋¹, 吉田 成人², 呉 泳飛³, 小出 哲士³, 玉木 徹⁴, 網岡 祐生¹, 山根 大寛¹, 才野 正新¹, 濱田 拓郎¹, 上垣内 由季¹, 田中 秀典¹, 山下 賢¹, 岸田 圭弘¹, 桑井 寿雄⁵, 岡 志郎¹ (1.広島大学病院消化器内科, 2.呉医療センター・中国がんセンター内視鏡内科, 3.広島大学半導体産業技術研究所, 4.名古屋工業大学工学研究科情報工学専攻, 5.広島大学病院消化器内視鏡医学講座)

【背景と目的】大腸NBI拡大診断のためのJNET(The Japan NBI Expert Team)分類の臨床的有用性が報告されているが、術者間での診断の相違など、その標準化が課題である。我々はNBI拡大診断の均てん化を目的にJNET分類診断支援リアルタイムAI装置の開発中であり、実臨床で撮影した動画を用いてその診断能を評価した。また、径10mm未満の病変について、advanced neoplasia（絨毛構造を有する腺腫、high-grade dysplasia、粘膜下層浸潤癌）以外の病変を“Resect and Discard”可能病変と定義し、その診断能についてリアルタイムAI装置と内視鏡医それぞれで検討した。

【対象と方法】2022年9月～2025年3月に当院でリアルタイムAI装置を使用した連続症例104症例186病変（JNET Type 1 37病変, Type 2A 113病変, Type 2B 29病変, Type 3 7病変）を対象とした。検討1では、消化管内視鏡専門医の診断をゴールドスタンダードとし、リアルタイムAI装置のJNET分類診断一致率を検証した。検討2では、病理組織学的所見をゴールドスタンダードとし、径10mm未満の58病変（鋸歯状病変 7病変, 腺腫 49病変, Tis～T1a癌 1病変, T1b癌 1病変）についてJNET Type 2B, Type 3病変をadvanced neoplasia病変とした場合の診断能を、リアルタイムAI装置と専門医それぞれで検討した。

【結果】検討1では、実臨床における消化管内視鏡専門医とリアルタイムAI装置の診断一致率は、Type 1 100%, Type 2A 85%, Type 2B 73%, Type 3 71%, 全体86%で、Kappa値0.75であった。検討2では、リアルタイムAI装置のadvanced neoplasiaとそれ以外の病変を区別する感度、特異度、精度、陽性的中率、陰性的中率は100%, 96%, 97%, 50%, 100%であった。これは専門医の50%, 88%, 86%, 13%, 98%と比べて高い値であった。

【結論】我々が開発中のリアルタイムAI装置は実臨床で撮影した動画でも消化管内視鏡専門医と良好な一致率が得られた。また、径10mm未満の病変についてadvanced neoplasiaの陰性的中率は100%であり、本リアルタイムAI装置の臨床的有用性が示された。今後前向き研究を含め、さらなる症例の蓄積、検証を行なっていく予定である。

ワークショップ

2025年11月14日(金) 8:30 ~ 10:00 第3会場

[WS1] ワークショップ 1 大腸診療におけるAIの利用

司会：岡 志郎(広島大学大学院医系科学研究科消化器内科学), 伊藤 雅昭(国立がん研究センター東病院大腸外科)

[WS1-4] 自動機械学習Fast and Lightweight AutoML (FLAML)を用いた直腸癌側方リンパ節転移予測モデルの構築

大矢 浩貴¹, 小澤 真由美¹, 船津屋 拓人¹, 田中 宗伸¹, 大坊 侑¹, 酒井 淳¹, 福岡 宏倫¹, 田 鍾寛¹, 諏訪 雄亮², 諏訪 宏和³, 渡邊 純⁴, 遠藤 格¹ (1.横浜市立大学医学部消化器・腫瘍外科学, 2.横浜市立大学附属市民総合医療センター消化器病センター外科, 3.横須賀共済病院外科, 4.関西医科大学下部消化管外科学講座)

【背景】側方郭清はcT3以深の下部直腸癌に推奨されているが、術前の側方リンパ節転移(LLNM)診断基準は確立されていない。本研究では自動機械学習FLAMLを用いて予測モデルを構築し、説明可能AI(XAI)技術を併用して解釈性を高めることを目的とした。

【方法】2008年から2022年に当教室関連3施設で側方郭清を施行された517例を対象とし、3:1:1でTrain/Validation/Testに層化分割した(Hold out)。特徴量は、性別、CEA、CA19_9、腫瘍歯状線間距離、腫瘍径、組織型、cT、cN(paracolic)5mm以上個数、cLLN5mm以上個数、cLLN7mm以上の有無、cM、術前治療の有無を使用し、XGBoost、LightGBM、Random Forest、CatBoostをFLAMLに投入した。SHapley Additive exPlanations (SHAP)で選択した特徴量に基づき最良モデルを構築した。連続変数は部分依存プロット(PDP)/個別条件付き期待プロット(ICE plot)を用いて解析した。

【結果】pLLNM陽性は114例(22%)であった。SHAPにより特徴量重要度を算出し、ValidationにおけるROC-AUCと投入特徴量数でプロットした性能曲線から、7特徴量以上でモデル性能が高く安定していることが示されたため、上位7特徴量(cLLN $\geq$ 7mmの有無、CA19-9、cLLN $\geq$ 5mm個数、cM1、CEA、腫瘍径、cT)を選択し、XGBoostが最良と判定された。TestにおけるAUC 0.79、精度0.81、感度0.65、特異度0.85を示し、PDP/ICE plotでは閾値と飽和点が示唆された。

【結論】FLAMLとXAIを併用したLLNM予測モデルは術前因子からの高精度予測が可能であり、特異度の高さから郭清省略の判断支援に寄与する。

ワークショップ

2025年11月14日(金) 8:30 ~ 10:00 第3会場

[WS1] ワークショップ 1 大腸診療におけるAIの利用

司会：岡 志郎(広島大学大学院医系科学研究科消化器内科学), 伊藤 雅昭(国立がん研究センター東病院大腸外科)

[WS1-5] AIによる下腹神経の解剖自動認識

大橋 弥貴子, 岡林 剛史, 富田 祐輔, 門野 政義, 竹内 優志, 森田 覚, 茂田 浩平, 北川 雄光 (慶應義塾大学外科学)

【目的】S状結腸切除や直腸前方切除における内側アプローチでは、下腹神経の正確な同定が極めて重要である。下腹神経は骨盤内臓神経叢の一部を構成し、その温存は排尿機能や性機能の維持に密接に関与する。また、直腸間膜全切除（TME）を安全かつ的確に達成するためにも、神経の走行を理解した解剖学的な剥離操作が求められている。しかし、これらの神経構造は白色のために視認性に乏しく、不慣れな術者にとっては術中に早期かつ正確に同定することは困難である。近年では人工知能（AI）の進歩により、画像認識技術を活用した術中支援の試みが各分野で進んでおり、下腹神経の同定への応用も試みられている。われわれは新しいアルゴリズムを利用した手術支援AIの開発を行っている。今回開発の現状を報告し、手術支援AIによる下腹神経の自動認識の精度を評価することを目的とした。

【方法】腹腔鏡下あるいはロボット支援下に内側アプローチを行っている手術動画から2151枚の静止画像を抽出し、下腹神経の走行を対象にアノテーションを実施した。アノテーションは、2名の外科医（うち1名は内視鏡外科技術認定医・大腸肛門病外科専門医）が神経の走行を確認し、剥離のメルクマールとならない結腸枝は除外した。構築したAIモデルの精度評価には、Intersection over Union（IoU）およびF値（Dice係数）を使用した。

【結果】構築されたAIモデルのIoUは0.180、F値は0.317と算出された。オーバーレイした画像を肉眼的に観察した範囲では、下腹神経は概ね認識できていた。

【考察】本モデルは、限定的な症例数で構築されたにもかかわらず、下腹神経の自動認識が一定程度可能であることを示した。今後は、症例数の増加やアノテーション精度の向上を行い、性能改善を行う予定である。更に、本モデルを術中のリアルタイム支援や術者教育のツールとして応用し、大腸外科手術の安全性の向上および標準化への一助となると考えられた。

ワークショップ

2025年11月14日(金) 8:30 ~ 10:00 第3会場

[WS1] ワークショップ 1 大腸診療におけるAIの利用

司会：岡 志郎(広島大学大学院医系科学研究科消化器内科学), 伊藤 雅昭(国立がん研究センター東病院大腸外科)

[WS1-6] 腹腔鏡下左側大腸癌手術におけるAIナビゲーション手術の開発

白下 英史¹, 藤田 隼輔², 長谷川 巧², 青山 佳正², 一万田 充洋², 蔀 由貴², 平塚 孝宏³, 河野 洋平², 赤木 智徳², 二宮 繁生², 柴田 智隆⁴, 上田 貴威³, 衛藤 剛⁵, 徳安 達士⁶, 猪股 雅史² (1.大分大学医学部高度医療人育成講座, 2.大分大学医学部消化器・小児外科学講座, 3.大分大学医学部総合外科・地域連携学講座, 4.大分大学救命救急センター, 5.大分大学グローバル感染症研究センター, 6.福岡工業大・情報工学部情報システム工学科)

【はじめに】大腸癌手術では、適切な剥離層で手術を進めていくことで、安全かつ根治的な手術が可能となる。適切な剥離層の見極めは解剖学的ランドマークに基づいて外科医が判断していると考えられる。解剖学的ランドマークは血管などの構造物だけでなく、間膜や組織の間隙なども、含まれ、その認知・判断には経験や能力による個人差があり、これを教示するAIシステムを開発することで、手術成績の向上や術中合併症の減少が期待できる。

【目的】左側大腸癌手術に必要な解剖学的ランドマークのAIによる教示システムを開発すること。

【対象・方法】福岡工業大学との共同開発にて行った。

当院にて施行された腹腔鏡下S状結腸癌手術の動画40例分を用いて、内側アプローチにおける腹膜切開～中枢血管処理前までの工程を対象とした。

- 1.手術シーンを①術野展開～腹膜切開の開始、②腹膜切開開始後～中枢血管処理前 の2つにシーン分けた。
- 2.有用となる解剖学的ランドマークを検討するため、アノテーション対象物を定義（FPR：直腸固有筋膜、FAP；直腸固有筋膜前腹膜、RTP：後腹膜、RPF：後腹膜下筋膜、LCT：疎性結合組織、FAF: 直腸固有筋膜前脂肪）した。
- 3.手術動画から静止画を抽出し、外科医によるアノテーションを行い、教師データを作成した。
- 4.教師データをAIに学習させ、動画に表示させることで有用な解剖学的ランドマークを検討した。
- 5 4決定した解剖学的ランドマークを表示するAIシステムを作成した。

【結果】シーン①において有用となる解剖学的ランドマークはFAP/RTP境界（Dimpling line）であった。シーン②ではFPR、FAFおよびFPR/LCT、FPR/RPFの境界の教示が有用であった。

【結語】直腸癌手術における解剖学的ランドマーク教示は有用と思われた。

ワークショップ

2025年11月14日(金) 8:30 ~ 10:00 第3会場

[WS1] ワークショップ 1 大腸診療におけるAIの利用

司会：岡 志郎(広島大学大学院医系科学研究科消化器内科学), 伊藤 雅昭(国立がん研究センター東病院大腸外科)

[WS1-7] 大腸診療におけるAI・DXの活用と克服すべき課題

三吉 範克^{1,2}, 藤野 志季^{1,2,3}, 竹田 充伸¹, 関戸 悠紀¹, 波多 豪¹, 浜部 敦史¹, 荻野 崇之¹, 植村 守¹, 土岐 祐一郎¹, 江口 英利¹ (1.大阪大学消化器外科, 2.大阪国際がんセンター, 3.市立伊丹病院)

近年、音声認識や画像認識、翻訳アプリなどの分野で人工知能（AI）の進歩が著しく、日常生活は大きく変化している。医療分野でもAIの導入が進み、基礎研究では遺伝子発現解析、臨床では病気の診断支援などへの応用が広がっている。

当グループでは、下部消化管手術におけるAI技術の活用として、術前の画像検査データから疾病の診断や進行度の予測、手術動画から機器や遺物を検出するシステムの開発、至適な切離領域の可視化など、AIの実臨床応用に向けた取り組みを進めている。術中には、ウェアラブルデバイスを用いた3D画像シミュレーションにより、断層モデルをホログラム化する技術を開発し、拡大手術や2チームアプローチなど複雑な手技への応用に向け、プログラミングや解析チームと連携してデバイス開発を行っている。

また、診療全体へのAI導入として、Society 5.0の実現を目指す内閣府プロジェクト「AIホスピタル」や「BRIDGE」にも参画してきた。画像診断・予測技術の応用、解析データの術中描出、AR・MRによる3Dデータ活用、術中ナビゲーション、手術動画における物体検出など、手術支援技術の開発と実装を推進している。加えて、VRやMRを活用した臨床実習の導入も始めている。医工連携では、電子カルテを基盤とした医療情報の統合によりDXを推進し、患者・家族・医療従事者すべてに有益なプラットフォーム構築を目指している。たとえば、手術説明や外来での栄養評価へのAI活用など、コメディカルとの連携を含めた包括的な医療DXを展開中である。さらに基礎研究では、臨床情報に基づく疾患や合併症の発生予測AIモデルの構築を行い、多施設データベースの運用へと拡張している。

今後は、ロボット手術に象徴される技術革新とAIを融合し、膨大な医療情報をいかに活用するかが問われる。本発表では、AI・DXの強みを活かした取り組みを紹介し、大腸診療の未来像を展望する。

ワークショップ

📅 2025年11月14日(金) 8:30 ~ 10:00 📍 第3会場

[WS1] ワークショップ 1 大腸診療におけるAIの利用

司会：岡 志郎(広島大学大学院医系科学研究科消化器内科学), 伊藤 雅昭(国立がん研究センター東病院大腸外科)

[WS1-8] 表情解析AIを用いた下部消化管術後患者の感情可視化

稲野辺 奈緒子¹, 小川 久貴子¹, 谷 公孝², 前田 文², 腰野 蔵人², 二木 了², 金子 由香², 番場 嘉子², 小川 真平², 山口 茂樹² (1.東京女子医科大学看護学部, 2.東京女子医科大学消化器, 一般外科, 3.マクセル株式会社, 4.早稲田大学理工学術院, 5.東京ネクスト南砂内科・透析クリニック, 6.立正大学)

目的:患者の感情の把握は患者満足度やQOL向上に寄与する。感情は非言語的に表出されることが多く医療者はリアルタイムでの把握に限界がある。ストーマ造設者は身体的変化や将来への不安を感じやすくQOL低下に繋がる。そこで表情解析AIを用いて下部消化管術後患者の感情を可視化しストーマ造設による感情の違いを検出できるかを検討した。

方法:術後2日以内に看護師の検温、ストーマ指導場面等をビデオ録画し静止画に変換後、表情解析AIを用いて解析した。解析コードは対象者のランドマーク特徴点から、顔、ポーズを検出した。特徴量抽出はEkmanらが提唱したFacial Action Coding System理論に基づくAction Unit解析を用いた。さらにConvolutional Neural Networkを活用し7つの基本感情(anger,disgust,fear,happiness,sadness,surprise,neutral)の定量的評価を行った。東京女子医科大学倫理委員会の承認を得た。

対象と結果:患者50例(男性29例,女性21例)であり、うちストーマ造設は10例、非造設は40例であった。表情解析AIを使用し静止画を1秒間隔で7感情要素の比率に分析し、観察時間中の平均比率を求め分類し最も高い割合を示した感情を、その代表的感情とした。7感情は性質に応じ、次の4群に分類した。Happinessは造設群5%,非造設群13%、Neutral(surprise,neutral)は造設群36%,非造設群22%、Negative(anger,disgust,fear)は造設群13%,非造設群22%、Sadnessは共に29%であった。2群間の感情表出の差異を比較した結果、非造設群でHappiness($p=0.032$),Negative($p=0.042$)で、造設群Neutral($p=0.01$)で有意に高く、Sadnessは有意差が検出されなかった。

考察と今後の課題:ストーマ造設の有無による感情の差を検出する程度には、AIにより表情解析ができた。ストーマ造設群は相対的にNeutral,Sadnessが多く、Sadnessは気分の落ち込みを反映するとされ精神的ケアの重要性が示唆された。また、表情解析AIは時間分解能に優れ会話中の感情変動をリアルタイムに捉える手段として有用な可能性がある。ただ本研究で捉えた感情は患者の主観的感情ではなく、今後はAIによる可視化と主観的感情の一致性を検証し、解析精度を向上する必要がある。