

令和 4 年 6 月 8 日現在

機関番号：11301

研究種目：基盤研究(B) (一般)

研究期間：2019～2021

課題番号：19H04479

研究課題名(和文) Ai(死後画像)をAI(人工知能)で診断する

研究課題名(英文) Diagnosis of Ai (postmortem images) using AI (artificial intelligence)

研究代表者

舟山 真人 (FUNAYAMA, Masato)

東北大学・医学系研究科・教授

研究者番号：40190128

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 13,000,000円

研究成果の概要(和文)：死後CT画像での溺死診断をAIで行わせ性能評価を行った。試料は本学Aiセンターで撮影された153例の溺死体と160例の非溺死体である。1例あたりスライス厚1.0mm、30mm間隔で通常6レベル。1レベルにつき4枚、計24枚となる。AIのアーキテクチャには修正AlexNetを利用した。構成画像ごとの「溺死確率」を算出、最終判定は全画像の算術平均値を用いた(0.5以上を溺水)。性能評価には10個のクロスバリデーションごとに受信者動作特性曲線下面積(AUC)分析を実施した。その結果、算術平均値0.95が得られた。死後肺CT画像で溺死診断する際に、AIは有用かつ有力な補完検査であることが示された。

研究成果の学術的意義や社会的意義

法医学において、死後のCT(Computed Tomography)は死因診断の補助手段として近年、普及している。しかし、読影経験の少ない法医病理医がCT画像上の微妙な違いを見分けることは困難である。また死後変化の進行にともない、死体のCT画像を読み慣れない放射線科医は、解釈に戸惑うことがある。ところで臨床放射線医学の分野では、深層学習を用いたコンピュータ支援診断が盛んになっており、医用画像の分類における深層学習の高い性能を示す論文が多く発表されている。従って、これらの技術を法医学分野の溺死診断に応用できれば、経験豊富な放射線技師に代わってCT画像の読影を支援することが期待される。

研究成果の概要(英文)：We evaluated the performance of AI in diagnosing drowning on postmortem CT images. The sample consisted of 153 drowned bodies and 160 non-drowned bodies taken at the University's Ai Center, with a slice thickness of 1.0 mm per body and 30 mm spacing, typically 7 levels, 4 images per level, 28 images in total. The "drowning probability" for each component image was calculated, and the arithmetic mean of all images was used for the final decision (0.5 or greater is drowning). Area under the receiver operating characteristic curve (AUC) analysis was performed for each of the 10 cross-validations to evaluate performance. The results yielded an arithmetic mean of 0.95. The AI was shown to be a useful and powerful complementary test for the diagnosis of drowning on postmortem lung CT images.

研究分野：法医学

キーワード：溺死 死後CT画像 人工知能 診断補助 受信者動作特性曲線下面積

1．研究開始当初の背景

わが国において、屋内外で変死体（明確に病死であると判断されておらず、一方でその死が犯罪によるものであるか不明である死体）として発見された場合、死因究明のために解剖に付される症例は、監察医務院制度のある地域を除けば、その都道府県の変死数全体の数%に過ぎない。これを補完する手段として、死後 CT 画像の利用が期待されている。実際に全国でみると大凡 20 近くの医学部・医科大学において死後単純 CT が撮影され、更に警察医（警察から死体検査を囑託された医師で多くは開業医）所属の医療機関や救急・救命センターでの撮影も含めれば、先進国の中でも指折りの死後 CT 撮影実施国といえる。しかし実際の診断評価となると、疑問符がつく。

申請者の所属する東北大学 Ai センターでは、これまでに約 1600 症例以上の死後 CT 撮影が実施されているが、当施設では専任の放射線技師によって撮影された死後画像を、専任の放射線スタッフが読影し、可能な限りリアルタイムで剖検中にその結果をフィードバックするというシステムが構築されている。したがって、剖検直後において、肉眼所見とともに、経験豊富な放射線スタッフによる読影結果を参考にして、信頼性の高い剖検診断を下すことができる。しかし、わが国の多くの施設ではこのような理想的な体制にはなっておらず、放射線診断スキルを身につけていない法医医師が単独で読影を行ったり、放射線診断医の読影報告が数日～数週間後に行われることも少なくはない。確かにある程度の画像読影を行えば、放射線診断医でなくとも、体腔内出血や異物の有無などの判断は下せるようになる。しかし、正確な部位の判断だけではなく、例えば肺では気管支内の吐物や周囲炎症の有無、あればその広がりといった評価は読影経験の浅い法医医師では困難である。しかし予算的な問題から、各施設に死後画像読影のための専任の放射線診断医、放射線技師を配置することは不可能といってもよい。即ちわが国では、死体の CT 画像だけが、各施設に蓄積されるだけの状態がこのまま将来も続くことになる。

ところでここ数年の間に、人工知能(Artificial Intelligence: AI)の導入が、コンピュータ技術の飛躍的進歩の結果、再び見直され、さまざまな領域で企画・実施されてきている。医療の分野も例外ではなく、特に放射線診断学の分野では、放射線診断医の作業負担軽減とともに、誤診率の低下が実際に報告されている。生体の診断でこれだけの効果が期待できるということは、放射線スタッフの協力が得にくい法医施設でも、AI を利用することによって診断効率の向上に繋がるものと期待できる。もちろん後述するように現時点では AI 利用への限界があるものの、死後 CT 画像の読影診断に AI がどの程度まで貢献できるのかどうか、その将来性を含めて検討しようというものである。

2．研究の目的

本研究の目的を端的に言えば、注目臓器の画像データに対し深層学習（deep learning）を利用することによって、コンピュータ支援画像診断（computer-aided diagnosis, CAD）システムの構築を目指すことにある。その中で、まず最初に溺死を中心に肺の死後画像の解析を進めることとした。即ち、1）海で囲まれたわが国は、水中死体は法医が扱う中でも最も頻度の高い変死体の一つであること。2）死体では溺死特異的な所見はなく、特に肺の水腫はほかの疾患でも認められ、肉眼所見上、溺水吸引と区別が難しいこと、3）Ai 読影が豊富な放射線スタッフ以外では肺 CT 画像で溺死肺の可能性を述べることは困難であることから、まず溺死の診断に、剖検前に撮影された胸部 CT 画像に対し、AI を用いた解析を行い、その結果が実務応用可能かどうかを検討する。

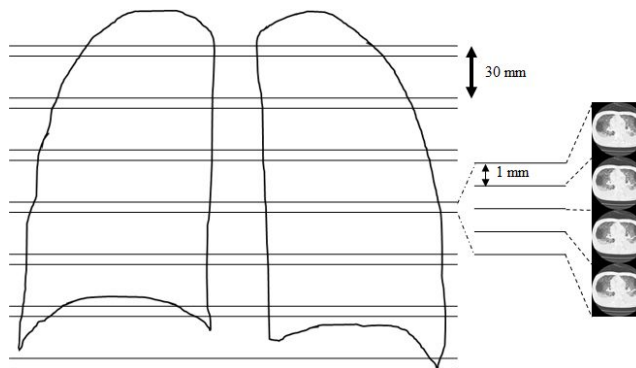
3. 研究の方法

(1) 試料

2012年6月から2021年1月までに東北大学大学院医学系研究科 Ai センターで CT 撮影された剖検例から、溺死と診断された 153 例（男性 95 例、女性 58 例）を抽出した。身元不明の成人男性 2 名を除き、男性および女性の平均年齢はそれぞれ 61.9 歳（範囲：18～93 歳）、69.1 歳（範囲：37～96 歳）であった。なお、この中で 16 例は浴槽内での死亡である。対照として、160 例（男性 101 例、女性 59 例）を非溺死群として選択した。身元不明の成人男性 1 名を除いて、男性および女性の平均年齢はそれぞれ 54.5 歳（範囲：19-91 歳）および 57.7 歳（範囲：8-91 歳）であった。対照とした非溺死群の死因は、心血管疾患（n=49）、溺死以外の窒息（n=19）、感染症（n=16）、中毒（n=15）、頭部外傷（n=15）、出血（n=11）、アルコール性および糖尿病性ケトアシドーシス（n=11）、その他（n=24）であった。両群の除外基準は、高度腐敗、乳児、重度の炭化、低体温、重度の胸部外傷である。これらの症例のうち、心肺蘇生が行われたのは溺死 29 例、非溺死 48 例であった。

(2) 胸部 CT 撮影

CT 装置は 8 列または 64 列のマルチスライス CT (Aquilion; 東芝メディカルシステムズ, 東京, 日本) を使用した。画像サイズは 512×512 で、胸部の高分解能 CT (HRCT) 画像を使用した。画像スライス厚 1.0mm、30mm 間隔で通常 7 レベル（肺尖部、大動脈弓部、気管分岐部、肺門部、左心耳、肺底近傍部、左肺最下端部）で各レベル 4 列（4 枚）を収集、計 28 枚を撮影した（右図）。



ただ体格に応じて 5～9 レベルに変更した。なお、データ欠落により、下端のレベルにおいて 2～3 枚にとどまる症例があった。

(3) ニューラルネットワークとその解析

この研究でのモデルは、修正 AlexNet を利用した。AlexNet は、5 つの畳み込み層、3 つのプーリング層、3 つの完全連結層から構成されている。畳み込み層は入力画像の特徴を抽出し、プーリング層は特徴の空間的頑健性を強化し、完全連結層はそれらの特徴を基に入力データを分類する。本研究では、溺死と非溺死の 2 クラスのみの分類であるため、最後の全結合層の人工ニューロン数を 2 とした。出力結果は構成画像（多くは 24 枚）ごとの溺水確率として出され、これを「溺水確率」と定義した。よってその画像が 1 に近ければより溺死の可能性が高く、0 に近ければ非溺死に近いということになる。更にその症例自体の溺死・非溺死の判定は全画像の算術平均値を用いた。本研究では便宜的に 0.5 以上を溺水、0.5 未満を非溺水とした。

データの不足を補うために、転移学習と 10 重クロスバリデーションが用いられた。一般に AI を学習させるためには大規模なデータが必要であるが、医療分野では十分な量のデータを収集することは通常困難である。そこで、事前に別な大規模データで学習させたモデルを用いる手法である転移学習を用いることで、限られたデータで短時間に AI モデルを学習させることが可能となる。本研究では、約 130 万点の非医用画像から構成される大規模データベース ImageNet を用いて事前学習を行った。また、学習データのランダムノイズやオーバーフィッティングの影響を検証するために、10 重クロスバリデーションを行った。この方法では、データセットをほぼ同じ大きさの 10 個の重複しないグループに分け、9 個のグループをトレーニングに使用し、残りのグルー

プをテストに使用する。このプロセスを 10 回繰り返すことにより、各グループはテストに一度だけ使用される。この研究では、各グループは 14 から 16 の溺死ケースと 16 の非溺死ケースを含んでいた。AI の実装・実験には、Graphics Processing Unit (NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti) 搭載のワークステーションを使用した。

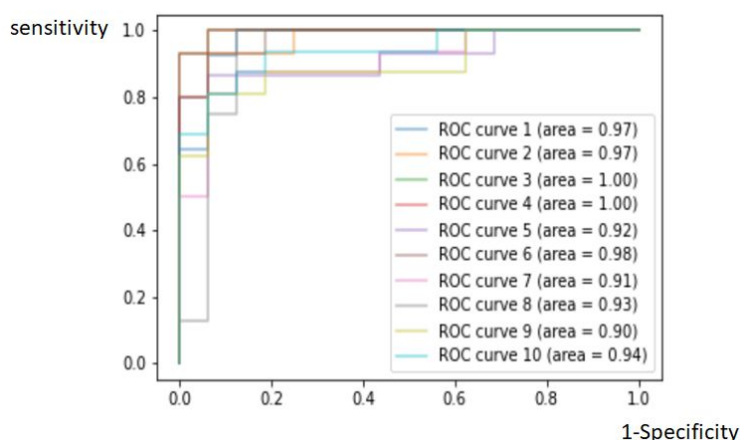
本研究で用いたモデルの性能を評価するために、感度、精度、特異度に加えて、ROC (Receiver Operating Characteristic) 曲線下面積分析を行った。ROC 曲線は感度対 1-特異度のプロットであり、ROC 曲線下面積 (AUC : an area under the ROC curve) 値は検査の診断性能を表す。本研究では、10 重クロスバリデーションで得られた 10 個の結果について、それぞれ AUC を算出した。

統計解析は二項検定を用いて行った。統計的有意性は、カットオフ p 値 0.05 を用いて評価した。

本研究は、東北大学大学院医学系研究科倫理委員会により承認されている (承認番号 : 2020-1-466)。

4 . 研究成果

本研究の AI モデルは、感度 86.3%(132/153) 特異度 91.3% (146/160) , 精度 88.8% (278/313) を示した。ROC 解析の結果、10 個の AUC はすべて 0.9 以上であり、その平均値と中央値はそれぞれ 0.95 と 0.96 であった (右図)。一般に、識別精度の基準となる AUC 値は、0.6 ~



0.7 で Poor、0.7 ~ 0.8 で Fair、

0.8 ~ 0.9 で Good、0.9 ~ 1.0 で Excellent に分類される。したがって、AUC 0.95 は、我々のモデルが優れた分類器であることを示す。

ところで蘇生術の有無が AI 診断性能に及ぼす影響を検討するため、蘇生を試みた症例のみを解析したところ、感度 72% (21/29) , 特異度 85% (41/48) , 精度 81% (62/77) となり、全例群より低い値であった。このことは、心肺蘇生が偽陽性、偽陰性の原因の一つである可能性を示唆している。ある 1 症例を例示する。このケースは生活用水路に沈んでいるところを発見されたもので、最後の生存時刻から約 1.5 時間が経過しており、救急搬送されたものの、1 時間後に死亡が確認された。解剖の結果、左肺が 620g、右肺が 790g で、高度の水腫がみられた。しかし AI は「溺死確率」を 0.28 と算出し、非溺死と診断した。各画像の「溺死確率」は、3-2) で述べたところの第 1 ~ 3 レベルの 12 枚中 11 枚が 0.04 ~ 0.33、第 5 ~ 7 レベルの 12 枚中 10 枚が 0.00 ~ 0.36 と低い値であった。しかし、第 4 レベルでは、4 枚とも 0.75 ~ 1.00 という高い値であった。死後画像読影の経験のある放射線科医からは、この第 4 レベルの 4 枚の画像と、非溺死と判定された 21 枚の画像との間に明確な差はない、とのコメントがあった。AI がどのように溺死 / 非溺死の診断を行うかは現時点では不明であるため、少なくとも多量の輸液や心マッサージを含む積極的な蘇生が行われている場合には、AI が算出した診断結果を診断補助として参考にすべきではないだろう。ただし、今後蘇生術を施された症例画像を多く訓練に使用できれば、AI がその特徴を学習できる可能性はある。

さて非溺死群 160 例中、偽陽性は 14 例であった。そのうち、蘇生が試みられたのは 7 例であっ

た。残りの7件の偽陽性では、「溺水確率」は0.51から0.99の範囲であった。誤判定例の死因には心臓疾患や中毒死が含まれており、その多くは非特異的な所見として肺水腫を伴うことが知られている。そこで、これらの疾患が溺死診断に与える実際の影響を検討するため、再度誤判定率を算出した。その結果、蘇生を試みた症例を除くと、心疾患、中毒、溺死以外の窒息（絞殺4例、気道閉塞3例、胸腹部圧迫1例、体位性窒息1例）による死亡の偽陽性率はそれぞれ5.2%（2/38）、13%（2/15）、0%（0/9）であった。このことから、心臓突然死、急性中毒死、溺死以外の窒息死の場合、それらの胸部画像と溺死の胸部画像との区別を、殆どの症例でAIがつけられることが示された。

溺水153例のうち、21例が偽陰性例であった。このうち8例に心肺蘇生が行われていた。心肺蘇生が行われなかった13例での「溺水確率」は0.01から0.45の範囲であった。このうち、「溺水確率」が0.1未満であったのは4例あった。内訳は腐敗1例（外見上は軽度の腐敗であったため今回含まれていた）、心筋虚血が先行した疑いがあるもの1例、溺死が直接死因として優先されたものの、致命的な上部頸髄損傷を有していたものが1例であった。残り1例は肺重量は左1000g、右1200gと極めて重く、肉眼診断上は溺水とされたが、放射線診断医による肺の画像読影では、水腫様陰影が肺全体に比較的均一に広がり、典型的な溺水所見とはいえないというコメントであった。

以上、述べたように臨床画像と同様、死後胸部CT画像によるAI診断においても偽陽性と偽陰性が存在する。特に偽陽性は、犯罪の見逃しに直結する危険性がある。例えば、頸部圧迫による殺害後に水中へ遺棄された場合、解剖前にAIによって溺死と判断されると、解剖や検視の経験が少ない捜査官や警察医は、十分な身辺調査や遺体観察を行わずに事故死や自殺と誤認しやすくなるかもしれない。もっとも、今回の調査では、心肺蘇生が行われた事例を除くと、肺水腫を伴い易いと言われている中毒死や窒息死の大半は非溺死と判断されたことから、肉眼レベルでは区別の難しい肺所見も、AIでは十分可能であることを示唆するものである。もっとも、症例数は未だ十分とはいえず、この点に関しては、更に非溺死例の症例の追加・検討は必要であろう。一方、本研究では偽陰性例がやや多かった。ただ水中で発見された死体という前提で、画像上溺死所見がない、あるいは弱い場合には、犯罪性を疑った調査が、より強力に行われることになる。よって偽陰性の多さに関しては、犯罪捜査を含め、実務上は大きな問題にはならないと思われる。

最後に、日本で最も多い溺死事例は高齢者の浴槽内での死亡である。しかし、発見の遅れによって死後変化が進行した症例を除き、解剖される症例はごくわずかである。今回の調査では16例のみで、うち偽陰性例として4例（うち2例は蘇生術が行われていたもの）が確認された。高齢者の浴槽内死亡には内因性疾患が関与していると言われている。実際に、鼻腔・口腔内に泡沫がないという理由だけで、解剖せずに虚血性心疾患と診断されるケースも少なくない。もちろん、状況的に明らかな溺死でも鼻口腔内に泡沫がない症例は少なからず存在する。よって、浴槽内死亡に関し、溺死か否かをAIで解析させるには、更なる症例集積が必要である。

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計1件（うち査読付論文 1件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 0件）

1. 著者名 Homma Noriyasu, Zhang Xiaoyong, Qureshi Amber, Konno Takuya, Kawasumi Yusuke, Usui Akihito, Funayama Masato, Bukovsky Ivo, Ichiji Kei, Sugita Norihiro, Yoshizawa Makoto	4. 巻 2020
2. 論文標題 A Deep Learning Aided Drowning Diagnosis for Forensic Investigations using Post-Mortem Lung CT Images	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 Proc. EMBC	6. 最初と最後の頁 1262-1265
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1109/EMBC44109.2020.9175731	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計12件（うち招待講演 2件/うち国際学会 0件）

1. 発表者名 舟山真人、本間経康、川住祐介、白井章仁
2. 発表標題 溺死例の肺CT画像をAI（人工知能）で解析する
3. 学会等名 第104次日本法医学会全国学術集会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 本間経康
2. 発表標題 CIの医学応用とモデリング
3. 学会等名 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会（招待講演）
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 本間経康
2. 発表標題 深層学習との共創が拓く医用画像診断の深化
3. 学会等名 コンピューテーショナル・インテリジェンス・フォーラム2020（招待講演）
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 本間経康・佐藤亮太・X Zhang・Q Amber・臼井章仁・川住祐介・舟山真人
2. 発表標題 深層学習による死後CT画像を用いた溺死鑑別
3. 学会等名 第47回知能システムシンポジウム
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 坂本奨太,張曉勇,本間経康,川住祐介, 臼井章仁, 小河原輝正, 舟山真人
2. 発表標題 深層学習による死後肺CT画像を用いた説明可能な溺死鑑別システムに関する研究
3. 学会等名 第18回コンピューテーショナル・インテリジェンス研究会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 Yuwen Zeng, Xiaoyong Zhang, Yusuke Kawasumi, Masato Funayama, Akihito Usui, Kei Ichiji, Noriyasu Homma.
2. 発表標題 An Interpretable Deep Learning Method for Forensic Diagnosis of Drowning
3. 学会等名 電気関係学会 東北支部連合退会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 Yuwen Zeng, Xiaoyong Zhang, Yosuke Kawasumi, Akihito Usui, Kei Ichiji, Masato Funayama, Noriyasu Homma
2. 発表標題 Deep Learning-based Interpretable Computed-aided Diagnosis of Drowning for Forensic Radiology
3. 学会等名 Proc SICE 2021
4. 発表年 2021年

1. 発表者名	Amber Habib Qureshi, Xiaoyong Zhang, Kei Ichiji, Yusuke Kawasumi, Akihito Usui, Masato Funayama, Noriyasu Homm
2. 発表標題	Deep CNN-Based Computer-Aided Diagnosis for Drowning Detection using Post-mortem Lungs CT Images
3. 学会等名	IEEE BIBM 2021
4. 発表年	2021年

1. 発表者名	Yuwen Zeng, Xiaoyong Zhang, Yusuke Kawasumi, Akihito Usui, Kei Ichiji, Masato Funayama, Noriyasu Homma
2. 発表標題	3D Deep Learning-Based Computer-Aided Diagnosis for Drowning Diagnosis Using Postmortem Computed Tomography
3. 学会等名	AROB- ISBC- SWARM 2022
4. 発表年	2021年

1. 発表者名	河原輝正, 舟山真人, 本間経康, 張 曉勇, 白井章仁, 川住祐介
2. 発表標題	溺死例の肺 CT 画像を AI (人工知能) で解析する(第2報)
3. 学会等名	第105次日本法医学会全国学術集会
4. 発表年	2021年

1. 発表者名	舟山真人・白井章仁・小河原輝正・Guan Xueting・大内 司・本間経康
2. 発表標題	低体温症の胸部CT画像をAI (人工知能) で解析する
3. 学会等名	第106次日本法医学会全国学術集会
4. 発表年	2022年

1. 発表者名 舟山真人・白井章仁・小河原輝正・Guan Xueting・大内 司・本間経康
2. 発表標題 胸部CT画像が低体温症“的”か否かをAIを用いてリアルタイムで解析する
3. 学会等名 第106次日本法医学会全国学術集会
4. 発表年 2022年

〔図書〕 計1件

1. 著者名 福島弘文監修、舟山真人、齋藤一之編集	4. 発行年 2022年
2. 出版社 南山堂	5. 総ページ数 379
3. 書名 法医学	

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究分担者	本間 経康 (HONMA Noriyasu) (30282023)	東北大学・医学系研究科・教授 (11301)	

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------