

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号

特許第7336309号

(P7336309)

(45)発行日 令和5年8月31日(2023.8.31)

(24)登録日 令和5年8月23日(2023.8.23)

(51)国際特許分類

F I

A 6 1 B 6/00 (2006.01)

A 6 1 B 6/00 3 5 0 D

G 1 6 H 30/00 (2018.01)

G 1 6 H 30/00

請求項の数 14 外国語出願 (全11頁)

(21)出願番号 特願2019-149904(P2019-149904)
(22)出願日 令和1年8月19日(2019.8.19)
(65)公開番号 特開2020-62378(P2020-62378A)
(43)公開日 令和2年4月23日(2020.4.23)
審査請求日 令和4年8月15日(2022.8.15)
(31)優先権主張番号 62/719,664
(32)優先日 平成30年8月19日(2018.8.19)
(33)優先権主張国・地域又は機関
米国(US)

(73)特許権者 516171001
チャン グァン メモリアル ホスピタル
, リンコウ
Chang Gung Memorial
Hospital, Linkou
台湾, 33305 タオユエン シティ,
グエイシャン ディストリクト, フーシン
ストリート, No. 5
No. 5, Fusing St., Gu
ishan Dist., Taoyuan
City, 33305, Taiwan
(74)代理人 110000671
I B C 一番町弁理士法人
(72)発明者 リャオ, チェン - ハン
台湾, タオユエン シティ, グエイシャン
最終頁に続く

(54)【発明の名称】 医療画像の分析方法、システムおよびモデル

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

システムによる全体スケールのレントゲン写真の分析方法であって、前記方法は、
前記全体スケールのレントゲン写真を受信し、
メモリに保存されたモデルを適用し、
前記全体スケールのレントゲン写真における大腿骨頸部を識別せずに、前記モデルに基
づいて前記全体スケールのレントゲン写真を分析し、
骨折の存在を含む前記全体スケールのレントゲン写真を判断し、
前記判断を示す印を送信することを含み、
前記モデルを適用することは、
データセットから複数の訓練画像を含む訓練データを受信し、各訓練画像は診断データ
を含み、
前記訓練データを使用して前記モデルを発展させ、
前記モデルを前記メモリに保存することを含み、
前記モデルに基づいて前記全体スケールのレントゲン写真を分析することは、前記全体
スケールのレントゲン写真を増強することを含み、前記増強は、
前記全体スケールのレントゲン写真のズーム、
前記全体スケールのレントゲン写真の水平反転、
前記全体スケールのレントゲン写真の垂直反転、および、
前記全体スケールのレントゲン写真の回転

10

20

の少なくとも一つであり、

前記全体スケールのレントゲン写真は骨盤正面レントゲン写真であることを特徴とする、
前記全体スケールのレントゲン写真の分析方法。

【請求項 2】

前記モデルを適用することは、

各訓練画像の前記診断データが含まれた一部を識別し、

前記訓練データ及び識別された前記一部を使用して前記モデルを発展させることをさらに含むことを特徴とする、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 3】

前記モデルを発展させることは、機械学習技術またはディープニューラルネットワーク
学習技術を含むことを特徴とする、請求項 1 に記載の方法。

10

【請求項 4】

病変部位を識別することをさらに含むことを特徴とする、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 5】

前記病変部位を識別するためのヒートマップを生成することをさらに含むことを特徴と
する、請求項 4 に記載の方法。

【請求項 6】

前記骨折の存在は、股関節または骨盤領域の骨折を含むことを特徴とする、請求項 1 に
記載の方法。

【請求項 7】

20

前記全体スケールのレントゲン写真は、500×500ピクセルから3000×300
0ピクセルであることを特徴とする、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 8】

全体スケールのレントゲン写真を分析するシステムであって、前記システムは、

前記全体スケールのレントゲン写真を受信するためのスキャナーと、

モデルを適用し、前記全体スケールのレントゲン写真における大腿骨頸部を識別せずに、
前記モデルに基づいて前記全体スケールのレントゲン写真を分析し、且つ骨折の存在を
含む前記全体スケールのレントゲン写真を判断するように構成されたプロセッサと、

前記判断を示す印を表示するディスプレイとを含み、

前記プロセッサが前記モデルを適用することは、

30

データセットから複数の訓練画像を含む訓練データを受信し、各訓練画像は診断データ
を含み、

前記訓練データを使用して前記モデルを発展させ、

前記モデルをメモリに保存することを含み、

前記プロセッサは、前記全体スケールのレントゲン写真を増強することを含む前記モデ
ルに基づいて前記全体スケールのレントゲン写真を分析するように構成され、前記増強は、

前記全体スケールのレントゲン写真のズーム、

前記全体スケールのレントゲン写真の水平反転、

前記全体スケールのレントゲン写真の垂直反転および、

前記全体スケールのレントゲン写真の回転

40

の少なくとも一つであり、

前記全体スケールのレントゲン写真は骨盤正面レントゲン写真であることを特徴とする、
前記全体スケールのレントゲン写真を分析するシステム。

【請求項 9】

前記プロセッサは前記モデルを回収するように構成され、さらに

各訓練画像の一部を識別し、

前記訓練データ及び識別された前記一部を使用して前記モデルを発展させることを含む
ことを特徴とする、請求項 8 に記載のシステム。

【請求項 10】

前記モデルを発展させることは、機械学習技術またはディープニューラルネットワーク

50

学習技術を含むことを特徴とする、請求項 8 に記載のシステム。

【請求項 1 1】

前記プロセッサは、さらに病変部位を識別するように構成されることを特徴とする、請求項 8 に記載のシステム。

【請求項 1 2】

前記プロセッサは、さらに前記病変部位を識別するためのヒートマップを生成するように構成されることを特徴とする、請求項 1 1 に記載のシステム。

【請求項 1 3】

前記骨折の存在は、股関節または骨盤領域の骨折を含むことを特徴とする、請求項 8 に記載のシステム。

【請求項 1 4】

前記全体スケールのレントゲン写真は、 500×500 ピクセルから 3000×3000 ピクセルであることを特徴とする、請求項 1 3 に記載のシステム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

関連出願の相互参照

本出願は、2018年8月19日出願の米国特許出願第62/719,664号の優先権を主張するものであり、その全内容を参照により本明細書に組み込む。

【0002】

本発明は、画像の分析に関わり、特に、医療画像の分析に関する。

【背景技術】

【0003】

股関節骨折の患者数とそれに伴う手術後の結果は、世界中の公衆衛生上の重要な懸念事項である。股関節骨折の患者数は、人間の寿命の延長と高齢者人口の増加により増加し続けている。股関節骨折の患者の約20～30%が1年以内に生命にかかわる状況に遭遇し、患者の大多数が著しい機能喪失を経験することになる。この部位は体重を支える性質のため、臨床的に「サイレント」な骨折のある患者は、激しい痛みと不動状態を急速に発症する。早期発見と手術は、患者の生存と股関節機能の維持にとって重要である。股関節骨折治療の遅延は、予後不良をもたらすと共に、数年後に死亡のリスクさえも増大させることがある。したがって、股関節骨折をできるだけ早く検出することは、死亡率の減少と医療の成果にとって重要である。

【0004】

骨盤正面レントゲン写真(Frontal pelvic radiographs, PXR s)は、股関節骨折の画像分析における重要且つ広く使用されているツールである。しかし、股関節骨折の評価に関しては、骨盤正面レントゲン写真の使用は最適ではない。調査によると、資格のある医療専門家による誤診は7～14%と高い。誤診は適切な診断と治療を遅らせ、股関節骨折の予後を悪化させることになる。診断の遅れに伴うさらなる健康上の後遺症と医療費を回避するために、追加のレントゲン写真、核医学骨スキャン、コンピューター断層撮影(CT)スキャン、および磁気共鳴画像(MRI)スキャンが定期的な診断として推奨されている。しかし、これらの診断ツールを定期検査として使用することは、効果的、効率的、または経済的な方法とは言えない。

【0005】

一方、ディープラーニングに基づく医療画像のコンピューター分析は、診断戦略としての潜在的な利点を示しており、且つ最近実行可能になった。ただ、股関節骨折を検出するための深層畳み込みニューラルネットワーク(DCNN)の応用はまだ完全に確立されていない。

【0006】

よって、医療画像を使用した骨折診断の精度を改善する必要がある。本発明はその需要と他の需要に応じるものである。

10

20

30

40

50

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0007】

したがって、本発明は、医療画像の分析に関する改善された方法を提案する。

【課題を解決するための手段】

【0008】

本発明の一実施例は、医療画像の分析方法を提供し、その方法は、医療画像を受信し、メモリに保存されたモデルを適用し、前記モデルに基づいて前記医療画像を分析し、骨折の存在を含む前記医療画像を判断し、前記判断を示す印 (i n d i c a t i o n) を送信することを含む。

10

【0009】

一実施例では、前記モデルを適用することは、データセットから複数の訓練画像を含む訓練データを受信し、各訓練画像は診断データを含み、前記訓練データを使用して前記モデルを発展させ、前記モデルを前記メモリに保存することを含む。

【0010】

一実施例では、各訓練画像の前記診断データが含まれた一部を識別し、前記訓練データ及び識別された前記一部を使用して前記モデルを発展させることをさらに含む。

【0011】

一実施例では、本明細書で開示される医療画像の分析方法は、医療画像を増強することを含むモデルに基づくものである。

20

【0012】

一実施例では、医療画像を増強することは、医療画像のズーム、医療画像の水平反転、医療画像の垂直反転、または医療画像の回転を含む。

【0013】

一実施例では、前記モデルを発展させることは、機械学習技術またはディープニューラルネットワーク学習技術を含む。

【0014】

一実施例では、前記方法はさらに病変部位を識別することを含む。

【0015】

一実施例では、前記方法はさらに前記病変部位を識別するためのヒートマップを生成することを含む。

30

【0016】

一実施例では、前記印はヒートマップを含む。

【0017】

一実施例では、前記骨折の存在は、股関節領域の骨折を含む。

【0018】

本発明の一実施例は、医療画像を分析するシステムを提供し、そのシステムは、医療画像を受信するためのスキャナーと、モデルを適用し、前記モデルに基づいて前記医療画像を分析し、且つ骨折の存在を含む前記医療画像を判断するように構成されたプロセッサと、前記判断を示す印を表示するディスプレイとを含む。例示的な実施例では、前記医療画像は生ピクセル (r a w p i x e l) 画像である。別の例示的な実施例では、前記医療画像はトリミングされた画像ではない。

40

【0019】

一実施例では、前記プロセッサが前記モデルを適用することは、データセットから複数の訓練画像を含む訓練データを受信し、各訓練画像は診断データを含み、前記訓練データを使用して前記モデルを発展させ、前記モデルをメモリに保存することを含む。

【0020】

一実施例では、前記プロセッサは前記モデルを回収 (r e t r i e v e) するように構成され、さらに各訓練画像の一部を識別し、前記訓練データ及び識別された前記一部を使用して前記モデルを発展させることを含む。

50

【 0 0 2 1 】

一実施例では、前記プロセッサは、前記医療画像を増強することを含む前記モデルに基づいて前記医療画像を分析するように構成される。

【 0 0 2 2 】

一実施例では、前記医療画像を増強することは、前記医療画像のズーム、前記医療画像の水平反転、前記医療画像の垂直反転及び前記医療画像の回転の少なくとも一つである。

【 0 0 2 3 】

一実施例では、前記モデルを発展させることは、機械学習技術またはディープニューラルネットワーク学習技術を含む。

【 0 0 2 4 】

一実施例では、前記プロセッサはさらに病変部位を識別するように構成される。

【 0 0 2 5 】

一実施例では、前記プロセッサはさらに前記病変部位を識別するためのヒートマップを生成するように構成される。

【 0 0 2 6 】

一実施例では、前記印はヒートマップである。

【 0 0 2 7 】

一実施例では、前記骨折は股関節または骨盤領域の骨折であり、且つ前記医療画像は骨盤正面レントゲン写真 (P X R) である。

【 0 0 2 8 】

本発明の一実施例は、画像分析を使用して骨盤レントゲン写真を自動的に分析するためのモデルを提供し、前記画像分析はレントゲン写真の分析された転移学習プロセス (`previously-analyzed transfer learning process`) を使用して発展されたものであり、そのモデルは、確立されたデータセットから訓練情報を受信し、前記訓練情報には、正常診断と異常診断を伴う複数のレントゲン写真が含まれ、診断情報を含む前記複数のレントゲン写真のそれぞれの一部を判断し、前記訓練情報及び前記複数のレントゲン写真のそれぞれの判断された前記一部を使用して、ディープニューラルネットワーク学習を実行して前記モデルを発展させ、前記複数のレントゲン写真における骨折の有無の部分判断し、ヒートマップを適用して病理学的部位を識別することを含む。

【 0 0 2 9 】

本発明は、添付の特許請求の範囲によって定義され、このセクションのいかなるものも、それらの特許請求の範囲の限定とみなされるべきではない。本発明のさらなる態様および利点は、好ましい実施例と併せて以下で説明され、後に独立してまたは組み合わせて請求され得る。

【 図面の簡単な説明 】

【 0 0 3 0 】

【 図 1 】 医療画像を分析するシステムの実施例の概略図である。

【 図 2 】 医療画像の分析方法の実施例のフローチャートである。

【 図 3 】 画像のアセンブリであり、そのうち、画像 a、c、および e は骨折を示す矢印を有する元の骨盤レントゲン写真であり、画像 b、d、および f はそれぞれ画像 a、c、および e に対応する本発明の一実施例に従って生成された `Grad-CAM` 画像である。

【 図 4 】 画像のアセンブリであり、そのうち、画像 A、C、および E は元の骨盤レントゲン写真であり、画像 B、D、および F は、それぞれ画像 A、C、および E に対応する本発明の一実施例に従って生成された `Grad-CAM` 画像である。

【 発明を実施するための形態 】

【 0 0 3 1 】

図 1 を参照して、本発明の一実施例を説明する。

【 0 0 3 2 】

医療画像を分析するシステム 100 が提供される。前記システム 100 は、医療画像を

10

20

30

40

50

受信するためのスキャナー 110 を含む。前記スキャナーは、X 線（レントゲン写真）、磁気共鳴画像（MRI）、またはコンピュータ断層撮影（CT）スキャナーであってもよい。前記医療画像は、被験者の一定の領域（被験者の上半身 / 下半身など）または被験者の識別部位の X 線、CT または MRI 画像であってもよい。前記システムは、（a）医療画像を分析し、（b）前記医療画像が骨折の存在を含むかどうかを判断し、（c）ステップ（b）の判断に基づく印を視覚的に提示するように前記印をディスプレイ 130 に送信するプロセッサ 120 をさらに含む。前記プロセッサは、マイクロプロセッサ、またはフィールドプログラマブルゲートアレイ（FPGA）や他の適切なプログラム可能な処理ユニットであってもよい。前記ディスプレイ 130 は、コンピュータまたはスマートフォンの画面、発光ダイオード（LED）光インジケータ、または前記印を視覚的に提示することができる他の任意の適切なディスプレイであり得る。

10

【0033】

図 2 を参照すると、動作中において、前記プロセッサ 120 はステップ 200 で医療画像を受信する。前記医療画像は、X 線、MRI、または CT スキャンなどのレントゲン写真であり得る。ステップ 210 で、前記プロセッサ 120 はメモリに格納されたモデルを適用する。前記メモリは、前記プロセッサ 120 のストレージまたはシステム 100 と通信するシステム 100 外部のストレージであり得る。前記モデルは、反復学習モデル（iteratively learning model）、または事前訓練プロセス（pre-training processes）から生成されたモデルであり得る。前記システムは、ステップ 220 でモデルに基づいて前記医療画像を分析し、ステップ 230 で前記医療画像が骨折の存在を含むかどうかを判断する。ステップ 240 において、前記プロセッサ 120 は前記判断を示す印を送信する。

20

【0034】

有利なことに、本発明は、前記モデルを適用することにより前記プロセッサで前記医療画像の分析方法を提供する。これによって医療画像をより迅速かつ正確に分析できる。例示的な実施例では、前記画像は 500×500 ピクセルから 3000×3000 ピクセル、約 3000×3000 ピクセル以下、約 2000×2000 ピクセル以下、約 1500×1500 ピクセル以下、約 1200×1200 ピクセル以下、約 1000×1000 ピクセル以下、約 900×900 ピクセル以下、約 800×800 ピクセル以下、約 700×700 ピクセル以下、約 600×600 ピクセル以下、または約 512×512 ピクセル以下である。

30

【0035】

一実施例では、前記モデルの適用は、データセットから複数の訓練画像を含む訓練データを受信し、各訓練画像は診断データを含み、前記訓練データを使用して前記モデルを発展させ、前記モデルを前記メモリに保存することを含む。これにより、前記モデルを発展させて前記モデルに基づく分析をより正確にすることができる。前記モデルは、さらなるデータセットで定期的に更新されることができる。

【0036】

一実施例では、各訓練画像の一部を識別し、その一部は前記診断データを含み、前記訓練データと識別された前記一部を使用して前記モデルを発展させる。前記一部は、病変部位と疑われる部分であり得る。

40

【0037】

一実施例では、前記モデルに基づいて前記医療画像を分析することは、前記医療画像を増強することを含む。これにより、医療画像をより鮮明にしたり、分析をより簡単及び / または効果的に行うことが可能となる。前記医療画像の増強は、前記医療画像のズーム、前記医療画像の水平反転、前記医療画像の垂直反転、及び前記医療画像の回転を含むことができる。

【0038】

一実施例では、前記モデルを発展させることは、機械学習技術またはディープニューラルネットワーク学習技術を含む。これにより、前記モデルを効率的に発展させることがで

50

き、且つさまざまな技術を使用して前記モデルを簡単に最適化できる。ここでは、適切なコンピューターハードウェアさえあれば任意の機械学習技術を使用できることを理解されよう。

【0039】

一実施例では、前記方法は病変部位を識別することをさらに含む。これにより、病変部位の識別をより効率的に行われることが可能となる。有利なことに、これにより医者は潜在的な問題または病理を分類することができる。前記方法は、潜在的な問題の明確なマップを提供するように、前記病変部位を識別するためのヒートマップを生成することをさらに含むことができる。

【0040】

一実施例では、前記印はヒートマップを含む。これにより、潜在的な問題を確率で示すような明確なマップで簡単に表示できる。

【0041】

一実施例では、前記骨折の存在は、股関節または骨盤領域の骨折を含む。深層学習 (deep learning) アルゴリズムを使用して骨盤正面レントゲン写真 (PXR) における股関節骨折を分析するための、本発明の識別の実施例を以下に説明する。

【0042】

本実施例において、PXRを検査するための骨折診断アルゴリズムはDCNNに基づいて訓練され、且つ資格のある医療専門家と比較してパフォーマンスを調査した。また、Grad-CAMを使用した病変の視覚化により、このアルゴリズムの有効性が調査された。

【0043】

人口統計データ、医療データ、周術期処置、病院処置、医療画像所見、追跡データおよび合併症に関する情報は、コンピューター化されたデータベースに前向きに記録された。

【0044】

損傷日にPXRが実施された入院患者は、2012 - 2016年の外傷レジストリでPXRデータセットとして識別された。前記PXRは、画像アーカイブ及び通信システム (picture archiving and communication system, PACS) ビューア用のPythonスクリプトと共に自動的に保存された。保存される画像のサイズは2,128 x 2,248ピクセルから2,688 x 2,688ピクセルまでのさまざまなサイズであって、色は8ビットグレースケールである。

【0045】

PXRを実施した別の100人の患者は、2017年の外傷レジストリから検証セット (Validation Set) として識別された。そのうち大腿骨頸部骨折の患者25人、転子間骨折の患者25人、並びに股関節骨折のない患者50人がいた。損傷日に実行されたPXRは、独立したテストデータセットとして準備された。

【0046】

前記PXRデータセットが確立された後、前記画像は当初の外傷レジストリの診断に従って、股関節骨折または股関節骨折なしとラベル付けされた。放射線科医のレポート、診断、臨床経過、及びCTや股関節の他のビューなどの他の関連画像は、ラベルに問題があると仮定してレビューされた。

【0047】

DCNNは、コンピュータービジョンと医療画像の識別に使用された。その基本的な概念は、各レイヤーで畳み込みやプーリングなどの手法を使用してデジタル画像のピクセル値を入力として使用し、及び出力と実際のラベルの違いに応じてニューラルネットワークの重みを調整することである。かなりの量のイメージング入力 that 訓練教材として使用された後、ニューラルネットワークの重みが前記問題に合うように調整された。ニューラルネットワークの構造としてDenseNet-121が使用された。その構造には密ブロック (dense block) が含まれ、その密ブロック内にスキップ接続が設計された。入力画像は、複雑さと計算を減らすために、8ビットグレースケールカラーで512 x 512ピクセルにサイズ変更された。ほとんどの研究では、「転移学習 (transfe

10

20

30

40

50

r l e a r n i n g)」の事前訓練資料としてImageNetを使用した。この例では、事前訓練資料としての肢(limb)データセットが使用されている。前記モデルは最初、各肢のレントゲン写真で身体の一部を識別するために訓練された。肢データセットの90%が訓練用にランダムに選択され、10%が検証用に選択された。DCNNの事前訓練済みの重みは、PXR訓練用に保持された。前記PXRデータセットは、訓練用に80%、検証用に20%として分かれた。訓練プロセス中に、10%のズーム(1~25%または5~20%の範囲)、水平反転、垂直反転、及び10度の回転(1~30度または5~25度)の画像増強が適用された。バッチサイズは8で、且つAdamオプティマイザーが使用された。初期の学習率は10-3で、プラトーでの学習率は低下した。最終モデルは、上記のハイパーパラメーターで60エポックで訓練された。

10

【0048】

訓練された股関節モデルを検証セットでテストし、股関節骨折を識別するための精度を評価した。股関節骨折のモデルによって生成された確率は、受信者動作特性(receiver operating characteristic, ROC)曲線と曲線下面積(area under the curve, AUC)で評価された。股関節骨折の確率0.5のカットオフレベルを使用して、混同マトリックス(confusion matrix)も計算された。これらのPXRモデルでは骨折を予測するため、Grad-CAMも使用してモデルが股関節骨折に対してアクティブ化したヒートマップを生成し、モデルが実際に骨折部位を識別したという証拠を提供する。前記ヒートマップはまた、放射線科医によってレビューされ、元の画像の骨折部位と比較され、局在化の能力が評価されました。外科、整形外科、救急、放射線科の専門家が採用され、PXRの解釈における精度を各専門家で評価した。

20

【0049】

前記DCNNの構築に使用されたソフトウェアは、TensorFlow 1.5.1を備えたUbuntu 14.04オペレーティングシステムと、Python 3.6.5(Python Software Foundation)を備えたKeras 2.1.4オープンソースライブラリに基づくものである。訓練プロセスは、GeForce(R) GTX 1080 Ti GPUを搭載したIntel(R) Core(TM) i7-7740X CPU 4.30 GHzで実行された。すべての統計分析は、拡張パッケージ「pROC」、「epiR」、「Publish」、および「ggplot2」と共にR 3.4.3を使用して実行された。連続変数はスチューデントのt検定で評価され、カテゴリ変数はカイ二乗検定で評価されました。感度、特異性、偽陰性率及び偽陽性率を使用して股関節モデルと専門家の間で比較が行われ、F1スコアおよび95%信頼区間(CI)が計算された。ROC曲線とAUCを使用して、前記モデルのパフォーマンスを評価した。

30

【0050】

前記モデルを構築するために3605個のPXRを取得した。

【0051】

前記股関節モデルをPXRデータセットの1つに適用した後、モデルの精度、感度、特異性、偽陰性率およびF1スコアはそれぞれ91%(n=100; 95%CI、84%-96%)、98%(95%CI、89%-100%)、84%(95%CI、71%-93%)、2%(95%CI、0.3%-17%)および0.916(95%CI、0.845-0.956)である。合計21人の医療専門家がアンケートに回答した。主治医(放射線科医と整形外科医を除く)が回答した感度の範囲は84%から100%(平均、95.6%; 95%CI、93.6%-97.6%)で、特異性は46%から94%の範囲であった(平均、82.2%; 95%CI、76.2%-88.3%)。2人の放射線科医と4人の整形外科医を含む専門家がアンケートに回答し、平均感度99.3%(95%CI、98.2%-100%)および特異度87.7%(95%CI、81.5%-93.8%)を達成した。前記モデルは0.98のAUC(95%CI、0.96-1.00)を達成した。

40

【0052】

50

ヒートマップ画像を分析した後、前記モデルは股関節部骨折の有無を予測した。図 3 に示すように、2つの画像のみが誤った活性化部位を識別し、活性化領域の 95.9% が股関節骨折部位に位置している。また、ヒートマップ画像のない図 4 に示すように、前記モデルは正常な P X R で股関節骨折部位を識別しなかった。

【0053】

これらの結果は、D C N N は訓練によって、高い感度 (98%) と精度 (91%) で画像データセット内の股関節骨折を識別できることを示している。

【0054】

P X R で股関節骨折の検出と診断は、最初に特定の領域を識別せずに D C N N に全体スケールのレントゲン写真を入力することで実行できる。前記深層学習アルゴリズムは、放射線科医と整形外科医の精度と互換性のある精度レベルも達成した。

【0055】

本発明の前記プロセスは、広範囲の処理、病変セグメンテーション、またはドメイン固有の視覚的特徴の抽出を必要としない。本発明のシステムは、限られた手作業のみを必要とし、画像ラベルおよび生ピクセルから直接エンドツーエンドで訓練される。

【0056】

医療画像を分析するための D C N N のパラドックスの 1 つは、「ブラックボックス」メカニズムである。医療画像を評価するほとんどの深層学習では、トリミングされた画像を使用して「ブラックボックス」メカニズムを回避し、最終検証の精度を高める。認識に必要な機能を含むようにターゲットがトリミングされると、D C N N は病変をより簡単かつ迅速に検出する。ただ、本発明では、画像をトリミングする代わりに、生画像マトリックスの全体のサイズを 512 x 512 ピクセルに縮小した。

【0057】

P X R 画像全体を入力することが好適である原因は、この方法が臨床経路に統合されており、もっと本能的かつ医師がより慣れ親しんでいるためである。また、次元の削減により計算要件が減少し、許容できる結果が出せる上で訓練時間が短縮される。さらに、前記モデルに基づいて、このアルゴリズムは P X R における他のタイプの骨折にも適用されることが可能である。

【符号の説明】

【0058】

- 100 システム
- 110 スキャナー
- 120 プロセッサ
- 130 ディスプレイ
- 200 ~ 240 ステップ

10

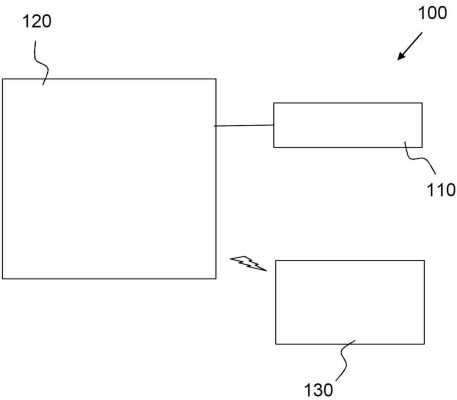
20

30

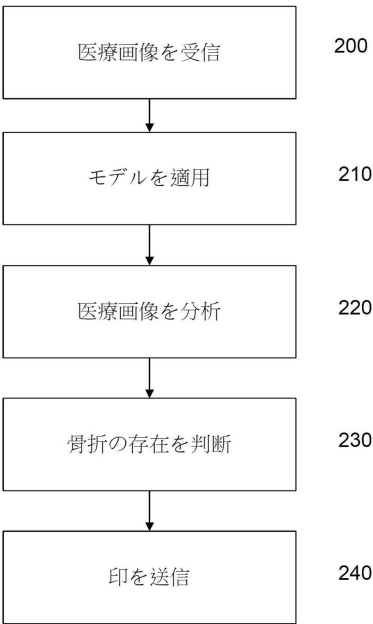
40

50

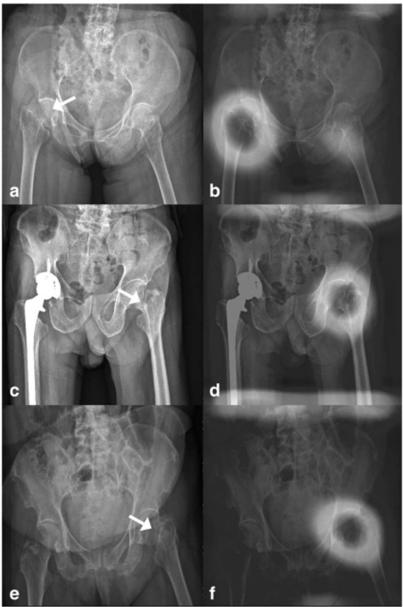
【図面】
【図 1】



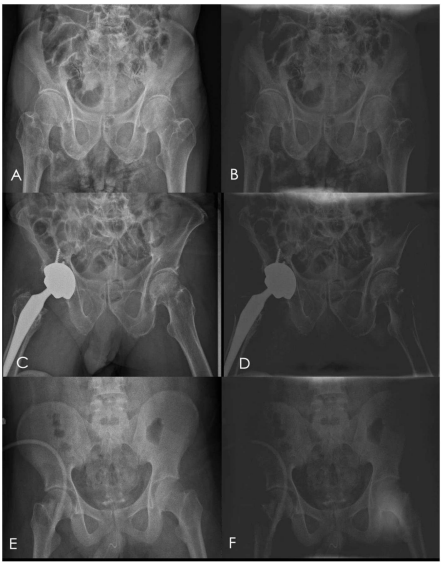
【図 2】



【図 3】



【図 4】



10

20

30

40

50

フロントページの続き

- ディストリクト, フーシン ストリート, ナンバー 5
(72)発明者 チェン, チ - トウン
台湾, タオユエン シティ, ゲイシャン ディストリクト, フーシン ストリート, ナンバー 5
(72)発明者 ホ, ツォン - イン
台湾, タオユエン シティ, ゲイシャン ディストリクト, フーシン ストリート, ナンバー 5
(72)発明者 リー, タオ - イ
台湾, タオユエン シティ, ゲイシャン ディストリクト, フーシン ストリート, ナンバー 5
(72)発明者 シュー, チン - チェン
台湾, タオユエン シティ, ゲイシャン ディストリクト, フーシン ストリート, ナンバー 5
審査官 蔵田 真彦
(56)参考文献 特表 2007 - 524438 (JP, A)
特表 2017 - 515613 (JP, A)
米国特許出願公開第 2018 / 0137941 (US, A1)
米国特許出願公開第 2018 / 0144466 (US, A1)
米国特許出願公開第 2014 / 0233820 (US, A1)
(58)調査した分野 (Int.Cl., DB 名)
A 61 B 6 / 00 - 6 / 14
G 06 T 1 / 00 - 19 / 20