

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7170868号
(P7170868)

(45)発行日 令和4年11月14日(2022.11.14)

(24)登録日 令和4年11月4日(2022.11.4)

(51)国際特許分類	F I			
A 6 1 B 6/03 (2006.01)	A 6 1 B 6/03	3 6 0 J		
A 6 1 B 5/055(2006.01)	A 6 1 B 6/03	3 6 0 T		
G 0 1 T 1/161(2006.01)	A 6 1 B 5/055	3 8 0		
G 0 6 T 7/00 (2017.01)	G 0 1 T 1/161	A		
	G 0 6 T 7/00	6 1 2		
請求項の数 13 (全16頁)				

(21)出願番号	特願2021-528288(P2021-528288)	(73)特許権者	306037311 富士フイルム株式会社 東京都港区西麻布2丁目26番30号
(86)(22)出願日	令和2年6月26日(2020.6.26)	(74)代理人	110001519弁理士法人太陽国際特許事務所
(86)国際出願番号	PCT/JP2020/025399	(72)発明者	武井 瑞希 東京都港区赤坂9丁目7番3号 富士フイルム株式会社内
(87)国際公開番号	WO2020/262681	審査官	松岡 智也
(87)国際公開日	令和2年12月30日(2020.12.30)		
審査請求日	令和3年12月15日(2021.12.15)		
(31)優先権主張番号	特願2019-121015(P2019-121015)		
(32)優先日	令和1年6月28日(2019.6.28)		
(33)優先権主張国・地域又は機関	日本国(JP)		

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 学習装置、方法およびプログラム、医用画像処理装置、方法およびプログラム、並びに判別器

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

疾病領域を含む学習用画像および該学習用画像に含まれる前記疾病領域を特定する第1教師ラベルを取得する情報取得部と、

前記疾病領域を特定する基準が前記第1教師ラベルとは異なる少なくとも1つの第2教師ラベルを生成する教師ラベル生成部と、

前記学習用画像、前記第1教師ラベルおよび前記少なくとも1つの第2教師ラベルに基づいて、対象画像に含まれる疾病領域を検出する判別器を学習する学習部とを備えた学習装置。

【請求項2】

前記教師ラベル生成部は、前記第1教師ラベルを用いて前記少なくとも1つの第2教師ラベルを生成する請求項1に記載の学習装置。

【請求項3】

前記教師ラベル生成部は、前記学習用画像における前記第1教師ラベル内の領域の信号値の分布、および前記第1教師ラベルの位置に基づいて、前記少なくとも1つの第2教師ラベルを生成する請求項2に記載の学習装置。

【請求項4】

前記教師ラベル生成部は、前記学習用画像における前記第1教師ラベル内の領域の信号値の代表値を導出し、前記第1教師ラベルに対応する領域および前記学習用画像における前記第1教師ラベル内の領域に隣接する領域の信号値が、前記代表値に対して予め定めら

れた範囲内にある領域を、前記第 2 教師ラベルとして生成する請求項 3 に記載の学習装置。

【請求項 5】

前記学習部は、前記判別器に前記学習用画像を入力することにより学習用疾病領域を検出し、該学習用疾病領域と前記第 1 教師ラベルとの第 1 の損失、および前記学習用疾病領域と前記第 2 教師ラベルとの第 2 の損失を導出し、前記第 1 の損失および前記第 2 の損失からトータル損失を導出し、該トータル損失を前記判別器の学習に使用することにより、前記判別器を学習する請求項 1 から 4 のいずれか 1 項に記載の学習装置。

【請求項 6】

前記学習用画像は脳を含み、前記疾病領域は脳疾患の領域である請求項 1 から 5 のいずれか 1 項に記載の学習装置。

10

【請求項 7】

請求項 1 から 6 のいずれか 1 項に記載の学習装置により学習された判別器が適用されたり、対象医用画像の入力により、該対象医用画像に含まれる疾病領域を検出する疾病領域検出部を備えた医用画像処理装置。

【請求項 8】

前記対象医用画像から検出された前記疾病領域にラベリングを行うラベリング部と、前記ラベリングされた対象医用画像を表示部に表示する表示制御部とをさらに備えた請求項 7 に記載の医用画像処理装置。

【請求項 9】

請求項 1 から 6 のいずれか 1 項に記載の学習装置により学習され、対象医用画像の入力により、該対象医用画像に含まれる疾病領域を検出する判別器。

20

【請求項 10】

疾病領域を含む学習用画像および該学習用画像に含まれる前記疾病領域を特定する第 1 教師ラベルを取得し、

前記疾病領域を特定する基準が前記第 1 教師ラベルとは異なる少なくとも 1 つの第 2 教師ラベルを生成し、

前記学習用画像、前記第 1 教師ラベルおよび前記少なくとも 1 つの第 2 教師ラベルに基づいて、対象画像に含まれる疾病領域を検出する判別器を学習する学習方法。

【請求項 11】

請求項 10 に記載の学習方法により学習された判別器を用いて、対象医用画像の入力により、該対象医用画像に含まれる疾病領域を検出する医用画像処理方法。

30

【請求項 12】

疾病領域を含む学習用画像および該学習用画像に含まれる前記疾病領域を特定する第 1 教師ラベルを取得する手順と、

前記疾病領域を特定する基準が前記第 1 教師ラベルとは異なる少なくとも 1 つの第 2 教師ラベルを生成する手順と、

前記学習用画像、前記第 1 教師ラベルおよび前記少なくとも 1 つの第 2 教師ラベルに基づいて、対象画像に含まれる疾病領域を検出する判別器を学習する手順とをコンピュータに実行させる学習プログラム。

【請求項 13】

40

請求項 10 に記載の学習方法により学習された判別器を用いて、対象医用画像の入力により、該対象医用画像に含まれる疾病領域を検出する手順をコンピュータに実行させる医用画像処理プログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本開示は、医用画像に含まれる疾病領域を抽出するための判別器を学習する学習装置、方法およびプログラム、学習された判別器を用いた医用画像処理装置、方法およびプログラム、並びに学習により構築された判別器に関するものである。

【背景技術】

50

【 0 0 0 2 】

近年、C T (Computed Tomography) 装置およびM R I (Magnetic Resonance Imaging) 装置等の医療機器の進歩により、より質の高い高解像度の医用画像を用いての画像診断が可能となってきている。とくに、対象部位を脳とした場合において、C T 画像およびM R I 画像等を用いた画像診断により、脳梗塞および脳出血等の血管障害を起こしている疾病領域を特定することができるため、特定した結果に基づいて適切な治療が行われるようになってきている。一般に疾病領域はC T 画像上において周囲の領域と比較して高いもしくは低いC T 値を示す。このため、画像診断においては周囲の領域と比較して高いもしくは低いC T 値を示す領域の有無を読影することにより、疾病領域を判別することができる。

10

【 0 0 0 3 】

また、読影を行う医師の負担を軽減するために、ディープラーニング等により機械学習がなされたニューラルネットワーク等からなる判別器を用いたC A D (Computer-Aided Diagnosis) により医用画像を解析して、脳内における出血領域および梗塞領域等の疾病領域を検出することも行われている。

【 0 0 0 4 】

ここで、上述したC A D に用いられる判別器の学習に際しては、疾病領域を含む学習用画像とその学習用画像内における疾病領域がラベリングされることにより疾病領域が特定された教師ラベルとを含む教師データが予め用意される。学習用画像の疾病領域に対するラベルの付与は、医師により手作業で行われる。判別器の学習に際しては、学習用画像を判別器に入力し、学習用画像における疾病領域を検出し、検出結果と教師ラベルとの相違を損失として導出し、導出した損失を用いて判別器の学習が行われる。

20

【 0 0 0 5 】

一方、判別器を学習するに際して、医師の希望に沿った形の検出精度を調整するための各種手法が提案されている。例えば、特開2018-061771号公報には、判別器の学習により得られる学習パラメータを用いて疾病領域の特徴量を抽出し、疾病領域に関する、ユーザ入力によって新たに追加された特徴ラベルに応じて、特徴ラベルの種類を追加し、学習パラメータを更新する手法が提案されている。また、特開2018-061771号公報においては、特徴ラベルを追加して機械学習を行うことも提案されている。

【 発明の概要 】

30

【 発明が解決しようとする課題 】**【 0 0 0 6 】**

ところで、医用画像が非造影C T 画像である場合、軽度のくも膜下出血、または超急性期の脳梗塞では、疾患が発生している部分とその周辺部分とのコントラストが不明瞭な場合が多い。このような場合、疾病領域のラベリングを正確に行うことが難しい。また、疾患が発生している部分とその周辺部分とのコントラストが不明瞭な場合、ラベリングを行う医師により、疾病領域であると判断する領域が異なるものとなることが多い。例えば、ある医師がラベリングした疾病領域を他の医師が見たときに、ラベリングされた領域よりも広い領域を疾病領域と判断する場合がある。このような場合、狭くラベリングされた疾病領域を教師ラベルとして用いて判別器の学習を行うと、検出されてもよい領域が検出されるべきでない領域として学習されてしまうため、疾病領域を見逃してしまう可能性がある。

40

【 0 0 0 7 】

上記特開2018-061771号公報に記載された手法においては、疾病領域のサイズを特徴ラベルとして追加することが可能である。しかしながら、特開2018-061771号公報に記載された手法は、医師の入力により特徴ラベルが追加される。このため、医師に応じて疾病領域と判断する領域が異なることに起因する、疾病領域を見逃してしまうという問題は解決されない。

【 0 0 0 8 】

本開示は上記事情に鑑みなされたものであり、疾病領域の見逃しを防止することを目的

50

とする。

【課題を解決するための手段】

【0009】

本開示による学習装置は、疾病領域を含む学習用画像および学習用画像に含まれる疾病領域を特定する第1教師ラベルを取得する情報取得部と、

疾病領域を特定する基準が第1教師ラベルとは異なる少なくとも1つの第2教師ラベルを生成する教師ラベル生成部と、

学習用画像、第1教師ラベルおよび少なくとも1つの第2教師ラベルに基づいて、対象画像に含まれる疾病領域を検出する判別器を学習する学習部とを備える。

【0010】

なお、本開示による学習装置においては、教師ラベル生成部は、第1教師ラベルを用いて少なくとも1つの第2教師ラベルを生成するものであってもよい。

【0011】

また、本開示による学習装置においては、教師ラベル生成部は、学習用画像における第1教師ラベル内の領域の信号値の分布、および第1教師ラベルの位置に基づいて、少なくとも1つの第2教師ラベルを生成するものであってもよい。

【0012】

また、本開示による学習装置においては、教師ラベル生成部は、学習用画像における第1教師ラベル内の領域の信号値の代表値を導出し、第1教師ラベルに対応する領域および学習用画像における第1教師ラベル内の領域に隣接する領域の信号値が、代表値に対して

予め定められた範囲内にある領域を、第2教師ラベルとして生成するものであってもよい。「代表値」としては、例えば平均値、重み付け平均値、中央値、最大値および最小値等を用いることができる。

【0014】

また、本開示による学習装置においては、学習部は、判別器に学習用画像を入力することにより学習用疾病領域を検出し、学習用疾病領域と第1教師ラベルとの第1の損失、および学習用疾病領域と第2教師ラベルとの第2の損失を導出し、第1の損失および第2の損失からトータル損失を導出し、トータル損失を判別器の学習に使用することにより、判別器を学習するものであってもよい。

【0015】

また、本開示による学習装置においては、学習用画像は脳を含み、疾病領域は脳疾患の領域であってもよい。

【0016】

本開示による医用画像処理装置は、本開示による学習装置により学習された判別器が適用されてなり、対象医用画像の入力により、対象医用画像に含まれる疾病領域を検出する疾病領域検出部を備える。

【0017】

なお、本開示による医用画像処理装置においては、対象医用画像から検出された疾病領域にラベリングを行うラベリング部と、

ラベリングされた対象医用画像を表示部に表示する表示制御部とをさらに備えるものであってもよい。

【0018】

本開示による判別器は、本開示による学習装置により学習され、対象医用画像の入力により、対象医用画像に含まれる疾病領域を検出する。

【0019】

本開示による学習方法は、疾病領域を含む学習用画像および学習用画像に含まれる疾病領域を特定する第1教師ラベルを取得し、

疾病領域を特定する基準が第1教師ラベルとは異なる少なくとも1つの第2教師ラベルを生成し、

10

20

30

40

50

学習用画像、第1教師ラベルおよび少なくとも1つの第2教師ラベルに基づいて、対象画像に含まれる疾病領域を検出する判別器を学習する。

【0020】

本開示による医用画像処理方法は、本開示による学習方法により学習された判別器を用いて、対象医用画像の入力により、対象医用画像に含まれる疾病領域を検出する。

【0021】

なお、本開示による学習方法および医用画像処理方法をコンピュータに実行させるためのプログラムとして提供してもよい。

【0022】

本開示による他の学習装置は、コンピュータに実行させるための命令を記憶するメモリと、

記憶された命令を実行するよう構成されたプロセッサとを備え、プロセッサは、疾病領域を含む学習用画像および学習用画像に含まれる疾病領域を特定する第1教師ラベルを取得し、

疾病領域を特定する基準が第1教師ラベルとは異なる少なくとも1つの第2教師ラベルを生成し、

学習用画像、第1教師ラベルおよび少なくとも1つの第2教師ラベルに基づいて、対象画像に含まれる疾病領域を検出する判別器を学習する処理を実行する。

【0023】

本開示による他の医用画像処理装置は、コンピュータに実行させるための命令を記憶するメモリと、

記憶された命令を実行するよう構成されたプロセッサとを備え、プロセッサは、本開示による学習方法により学習された判別器を用いて、対象医用画像の入力により、対象医用画像に含まれる疾病領域を検出する処理を実行する。

【発明の効果】

【0024】

本開示によれば、対象画像に含まれる疾病領域の見逃しを防止できる。

【図面の簡単な説明】

【0025】

【図1】本開示の実施形態による医用画像処理装置を適用した、診断支援システムの概要を示すハードウェア構成図

【図2】本開示の実施形態による医用画像処理装置の概略構成を示す図

【図3】脳画像と教師ラベルを示す図

【図4】脳画像と教師ラベルを示す図

【図5】学習用画像、第1教師ラベルおよび第2教師ラベルを示す図

【図6】疾病領域におけるCT値の分布を示す図

【図7】本実施形態において行われる学習の概念図

【図8】対象画像からの疾病領域の検出を説明するための図

【図9】本実施形態において行われる学習処理を示すフローチャート

【図10】本実施形態において行われる医用画像処理を示すフローチャート

【図11】対象画像からの疾病領域の検出を説明するための図

【発明を実施するための形態】

【0026】

以下、図面を参照して本開示の実施形態について説明する。図1は、本開示の実施形態による学習装置および医用画像処理装置を適用した、診断支援システムの概要を示すハードウェア構成図である。図1に示すように、診断支援システムでは、本実施形態による学習装置および医用画像処理装置（以下、医用画像処理装置とする）1、3次元画像撮影装置2、および画像保管サーバ3が、ネットワーク4を経由して通信可能な状態で接続されている。

【0027】

10

20

30

40

50

3次元画像撮影装置2は、被検体の診断対象となる部位を撮影することにより、その部位を表す3次元画像を生成する装置であり、具体的には、CT装置、MRI装置、およびPET (Positron Emission Tomography) 装置等である。3次元画像撮影装置2により生成された3次元画像は画像保管サーバ3に送信され、保存される。なお、本実施形態においては、被検体である患者の診断対象部位は脳であり、3次元画像撮影装置2はCT装置であり、被検体の脳を含む頭部のCT画像を対象画像として生成する。また、後述するように学習に使用する学習用画像は脳のCT画像であり、学習用画像における疾病領域がラベリングされて教師ラベルが生成されているものとする。

【0028】

画像保管サーバ3は、各種データを保存して管理するコンピュータであり、大容量外部記憶装置およびデータベース管理用ソフトウェアを備えている。画像保管サーバ3は、有線あるいは無線のネットワーク4を介して他の装置と通信を行い、画像データ等を送受信する。具体的には3次元画像撮影装置2で生成された対象画像の画像データを含む各種データをネットワーク経由で取得し、大容量外部記憶装置等の記録媒体に保存して管理する。なお、画像データの格納形式およびネットワーク4経由での各装置間の通信は、DICOM (Digital Imaging and Communication in Medicine) 等のプロトコルに基づいている。

10

【0029】

医用画像処理装置1は、1台のコンピュータに、本実施形態の学習プログラムおよび医用画像処理プログラムをインストールしたものである。コンピュータは、診断を行う医師が直接操作するワークステーションまたはパーソナルコンピュータでもよいし、それらとネットワークを介して接続されたサーバコンピュータでもよい。学習プログラムおよび医用画像処理プログラムは、ネットワークに接続されたサーバコンピュータの記憶装置、もしくはネットワークストレージに、外部からアクセス可能な状態で記憶され、要求に応じてコンピュータにダウンロードされ、インストールされる。または、DVD (Digital Versatile Disc) あるいはCD-ROM (Compact Disc Read Only Memory) 等の記録媒体に記録されて配布され、その記録媒体からコンピュータにインストールされる。

20

【0030】

図2は、コンピュータに学習プログラムおよび医用画像処理プログラムをインストールすることにより実現される医用画像処理装置の概略構成を示す図である。図2に示すように、医用画像処理装置1は、標準的なワークステーションの構成として、CPU (Central Processing Unit) 11、メモリ12およびストレージ13を備えている。また、医用画像処理装置1には、液晶ディスプレイ等の表示部14、並びにキーボードおよびマウス等の入力部15が接続されている。

30

【0031】

ストレージ13はハードディスクドライブ等からなり、ネットワーク4を経由して画像保管サーバ3から取得した処理対象となる対象画像、後述するようにニューラルネットワークの学習を行うための学習用画像、学習用画像に対する教師ラベル、および処理に必要な情報を含む各種情報が記憶されている。

【0032】

また、メモリ12には、学習プログラムおよび医用画像処理プログラムが記憶されている。学習プログラムは、CPU11に実行させる処理として、疾病領域を含む学習用画像および学習用画像に含まれる疾病領域を特定する第1教師ラベルを取得する情報取得処理、疾病領域を特定する基準が第1教師ラベルとは異なる少なくとも1つの第2教師ラベルを生成する教師ラベル生成処理、並びに学習用画像、第1教師ラベルおよび少なくとも1つの第2教師ラベルに基づいて、対象画像に含まれる疾病領域を検出する判別器を学習する学習処理を規定する。

40

【0033】

医用画像処理プログラムは、CPU11に実行させる処理として、情報取得処理により取得した疾病領域の検出の対象となる対象画像に含まれる疾病領域を検出する疾病領域検

50

出処理、検出された疾病領域にラベリングを行うラベリング処理、およびラベリングされた対象画像を表示部 1 4 に表示する表示制御処理を規定する。

【 0 0 3 4 】

そして、CPU 1 1 が学習プログラムおよび医用画像処理プログラムに従いこれらの処理を実行することで、コンピュータは、情報取得部 2 1、教師ラベル生成部 2 2、学習部 2 3、疾病領域検出部 2 4、ラベリング部 2 5 および表示制御部 2 6 として機能する。

【 0 0 3 5 】

情報取得部 2 1 は、ネットワークに接続されたインターフェース（不図示）を介して、画像保管サーバ 3 から、学習用画像および学習用画像に含まれる疾病領域を特定する第 1 教師ラベルを取得する。また、処理の対象となる対象画像も取得する。なお、学習用画像、第 1 教師ラベルおよび対象画像が既にストレージ 1 3 に記憶されている場合には、情報取得部 2 1 は、ストレージ 1 3 から学習用画像、第 1 教師ラベルおよび対象画像を取得するようにしてもよい。

10

【 0 0 3 6 】

ここで、脳の CT 画像において、脳出血等の疾病領域は、周囲の領域と比較して高いもしくは低い CT 値を示す。例えば、図 3 に示すような脳画像 3 0 の場合、疾病領域 3 1 が他の領域と比較して高い CT 値を示している。このような場合、疾病領域 3 1 とその周囲の領域とのコントラストが明瞭であるため、誰が作成しても教師ラベル 3 2 は脳画像 3 0 における疾病領域 3 1 とほぼ一致するものとなる。

【 0 0 3 7 】

一方、図 4 に示す脳画像 4 0 のように、軽度のくも膜下出血、または超急性期の脳梗塞のような疾患では、疾病領域 4 1 とその周辺領域とのコントラストが不明瞭な場合が多い。なお、図 4 においてはコントラストが不明瞭であることを破線で示している。このような場合、どこまでを疾病領域と見なしてラベリングを行うかが、ラベリングを行う医師に応じて異なる。例えば、ある医師は小さめのサイズの教師ラベル 4 2 を付与するが、他の医師は大きめのサイズの教師ラベル 4 3 を付与する事態が生じうる。

20

【 0 0 3 8 】

教師ラベル生成部 2 2 は、疾病領域を特定する基準が第 1 教師ラベルとは異なる少なくとも 1 つの第 2 教師ラベルを生成する。このため、教師ラベル生成部 2 2 は、図 5 に示すように取得した学習用画像 5 0 において、第 1 教師ラベル 5 1 が付与された領域 5 5 内の CT 値の代表値を導出し、第 1 教師ラベル 5 1 に対応する領域および学習用画像 5 0 における第 1 教師ラベル 5 1 内の領域に隣接する領域の CT 値が、代表値に対して予め定められた範囲内にある領域を、第 2 教師ラベルとして生成する。

30

【 0 0 3 9 】

なお、本実施形態においては、教師ラベル生成部 2 2 は、領域 5 5 内の CT 値の平均値 μ を代表値として導出するものとするが、これに限定されるものではない。中央値、重み付け平均値、最大値または最小値等を代表値として用いてもよい。また、本実施形態においては、教師ラベル生成部 2 2 は、領域 5 5 内の CT 値の標準偏差 および学習用画像 5 0 における第 1 教師ラベル 5 1 により特定される領域の重心位置 5 6 を導出する。

【 0 0 4 0 】

教師ラベル生成部 2 2 は、学習用画像 5 0 における重心位置 5 6 から予め定められた距離内にある画素のうち、 $\mu \pm$ の範囲の CT 値を有する画素からなる領域をラベリングすることにより、図 5 に示すように第 2 教師ラベル 5 2 を生成する。ここで、図 6 は疾病領域における CT 値の分布を示す図である。図 6 に示すように、疾病領域の CT 値はその周囲の CT 値と比較すると大きい値となり、疾病領域の周辺ほど CT 値は小さくなり、疾病領域の周囲の領域の CT 値と徐々に一致するように分布する。このため、図 6 に示す矢印 A に示す範囲に第 1 教師ラベルが付与されていたとすると、 $\mu -$ の CT 値を有する画素からなる領域をラベリングすることにより、矢印 B に示すように、第 1 教師ラベル 5 1 よりも大きいサイズの第 2 教師ラベル 5 2 を生成することができる。一方、 $\mu +$ の CT 値を有する画素からなる領域をラベリングすることにより、矢印 C に示すように、第 1 教師

40

50

ラベル 5 1 よりも小さいサイズの第 2 教師ラベル 5 2 を生成することができる。

【 0 0 4 1 】

なお、学習用画像 5 0 における疾病領域の境界が不明瞭な場合、図 5 に示すように、第 1 教師ラベル 5 1 とは異なる第 2 教師ラベル 5 2 が生成される。一方、図 3 に示すように、疾病領域の境界が明瞭な場合、疾病領域内の C T 値は一定となるため、標準偏差 は実質的に 0 となる。このような場合、教師ラベル生成部 2 2 が生成する第 2 教師ラベル 5 2 は、実質的に第 1 教師ラベル 5 1 と同一となる。

【 0 0 4 2 】

また、本実施形態においては、第 1 教師ラベル 5 1 から 1 つの第 2 教師ラベル 5 2 を生成するものとするが、複数の第 2 の教師ラベルを生成してもよい。この場合、例えば、 $\mu \pm 0.5$ 、 $\mu \pm$ 、 $\mu \pm 1.5$ 等のそれぞれの C T 値を有する画素からなる領域をラベリングして複数の第 2 教師ラベル 5 2 を生成すればよい。

10

【 0 0 4 3 】

学習部 2 3 は、学習用画像 5 0、第 1 教師ラベル 5 1 および第 2 教師ラベル 5 2 に基づいて、対象画像に含まれる疾病領域を検出する判別器 2 8 を学習する。判別器 2 8 は、対象画像に含まれる脳の疾病領域を判別する。本実施形態においては、判別器 2 8 は、複数の処理層が階層的に接続され、深層学習（ディープラーニング）がなされた多層ニューラルネットワークの 1 つである、畳み込みニューラルネットワーク（以下 C N N (Convolutional Neural Network) とする）であるものとする。

【 0 0 4 4 】

20

畳み込みニューラルネットワークは、複数の畳み込み層およびプーリング層からなる。畳み込み層は、入力される画像に対して各種カーネルを用いた畳み込み処理を行い、畳み込み処理により得られた特徴量データからなる特徴量マップを出力する。カーネルは、 $n \times n$ 画素サイズ（例えば $n = 3$ ）を有し、各要素に重みが設定されている。具体的には入力された画像のエッジを強調する微分フィルタのような重みが設定されている。畳み込み層は、カーネルの注目画素をずらしながら、入力された画像または前段の処理層から出力された特徴量マップの全体にカーネルを適用する。さらに、畳み込み層は、畳み込みされた値に対して、シグモイド関数等の活性化関数を適用し、特徴量マップを出力する。

【 0 0 4 5 】

プーリング層は、畳み込み層が出力した特徴量マップをプーリングすることにより、特徴量マップのデータ量を低減して、データ量が低減された特徴量マップを出力する。

30

【 0 0 4 6 】

図 7 は本実施形態において行われる学習の概念図である。図 7 に示すように、学習部 2 3 は、学習用画像 5 0 を判別器 2 8 となる C N N 6 0 に入力し、C N N 6 0 から学習用画像 5 0 における疾病領域の判別結果 5 7 を出力させる。判別結果 5 7 は、学習用画像 5 0 の各画素が疾病領域であることの確率を表すものとなる。学習部 2 3 は、確率が予め定められたしきい値以上となる画素からなる領域を、学習用疾病領域 5 8 に特定する。そして、学習部 2 3 は、第 1 教師ラベル 5 1 と学習用疾病領域 5 8 の判別結果 5 7 との相違に基づいて、第 1 損失 L_1 を導出する。第 1 損失 L_1 は、第 1 教師ラベル 5 1 において疾病領域であるのに、疾病領域でないと判別された画素についての、確率と上記しきい値との差、および第 1 教師ラベル 5 1 において疾病領域でないのに疾病領域であると判別された画素についての、上記しきい値と確率との差である。

40

【 0 0 4 7 】

また、学習部 2 3 は、第 2 教師ラベル 5 2 と判別結果 5 7 との相違に基づいて、第 2 損失 L_2 を導出する。第 2 損失 L_2 は、第 2 教師ラベル 5 2 において疾病領域であるのに、疾病領域でないと判別された画素についての、確率と上記しきい値との差、および第 2 教師ラベル 5 2 において疾病領域でないのに疾病領域であると判別された画素についての、上記しきい値と確率との差である。

【 0 0 4 8 】

さらに、学習部 2 3 は、第 1 損失 L_1 および第 2 損失 L_2 を下記の式 (1) に示すよう

50

に重み付け加算して、学習用画像 50 の各画素についてのトータル損失 L_0 を導出する。なお、式 (1) の w は重み係数であり、例えば 0.5 の値をとるが、これに限定されるものではない。

【0049】

$$L_0 = L_1 + w \cdot L_2 \quad (1)$$

【0050】

そして、学習部 23 はトータル損失 L_0 が予め定められたしきい値以下となるように、多数の学習用画像 50、第 1 教師ラベル 51 および第 2 教師ラベル 52 を用いて、CNN 60 すなわち判別器 28 を学習する。具体的には、トータル損失 L_0 が予め定められたしきい値以下となるように、CNN 60 を構成する畳み込み層の数、プーリング層の数、畳み込み層におけるカーネルの係数およびカーネルの大きさ等を導出することにより、CNN 60 すなわち判別器 28 の学習を行う。これにより、学習された判別器 28 に対象画像が入力されると、判別器 28 は、対象画像の各画素が脳の疾病領域であることの確率を出力するものとなる。なお、学習部 23 は、トータル損失 L_0 が予め定められたしきい値以下となるように学習を行うことに代えて、予め定められた回数の学習を行うのもであってもよい。

10

【0051】

上記のように学習部 23 が CNN 60 すなわち判別器 28 の学習を行うことにより、対象画像が入力されると、対象画像に含まれる疾病領域であることの確率を判別結果として出力する学習済みモデルが構築される。学習済みモデルが判別器 28 として疾病領域検出部に適用される。

20

【0052】

疾病領域検出部 24 は、対象画像が入力されると、判別器 28 を用いて、対象画像に含まれる疾病領域を検出する。すなわち、疾病領域検出部 24 は、対象画像を判別器 28 に入力し、判別器 28 から対象画像の各画素が脳の疾病領域であることの確率を出力させる。そして、疾病領域検出部 24 は、確率が予め定められたしきい値を超えた画素を、対象画像に含まれる疾病領域の画素として検出する。

【0053】

ラベリング部 25 は、疾病領域検出部 24 による検出結果に基づいて、対象画像に含まれる疾病領域のラベリングを行う。例えば、図 8 に示すように疾病領域 71 (破線で示す) が含まれる対象画像 70 が疾病領域検出部 24 に入力された場合、疾病領域検出部 24 は、対象画像 70 に含まれる疾病領域 71 を検出する。ラベリング部 25 は、対象画像 70 に含まれる疾病領域 71 にラベルを付与することにより、ラベリングを行う。例えば、図 8 に示すように、疾病領域の色を変化させることにより疾病領域 71 にラベル 72 を付与して、ラベリングを行う。なお、図 8 においては色を変化させることをハッチングを付与することにより示している。また、疾病領域を囲む枠を付与することにより、ラベリングを行うようにしてもよい。

30

【0054】

表示制御部 26 は、ラベリングされた対象画像を表示部 14 に表示する。

【0055】

次いで、本実施形態において行われる処理について説明する。図 9 は本実施形態において行われる学習処理を示すフローチャートである。なお、複数の学習用画像および第 1 教師ラベルが画像保管サーバ 3 から情報取得部 21 により取得されて、ストレージ 13 に保存されているものとする。まず、情報取得部 21 がストレージ 13 に保存された複数の学習用画像および第 1 教師ラベルから 1 組の学習用画像 50 および第 1 教師ラベル 51 を取得する (ステップ S T 1)。次いで、教師ラベル生成部 22 が、疾病領域を特定する基準が第 1 教師ラベル 51 とは異なる少なくとも 1 つの第 2 教師ラベル 52 を生成する (ステップ S T 2)。

40

【0056】

そして、学習部 23 が、CNN 60 に対して、学習用画像 50、第 1 教師ラベル 51 お

50

よび第2教師ラベル52を入力してトータル損失L0を導出し、トータル損失L0が予め定められたしきい値以下となるように、CNN60すなわち判別器28を学習する(ステップST3)。

【0057】

そして、ステップST1にリターンし、次の学習用画像50および第1教師ラベル51をストレージ13から取得して、ステップST2およびステップST3の処理を繰り返す。これにより、学習済みの判別器28が構築される。

【0058】

次いで、本実施形態において行われる疾病領域を検出する医用画像処理について説明する。図10は本実施形態において行われる医用画像処理のフローチャートである。情報取得部21が対象画像を取得し(ステップST11)、疾病領域検出部24が対象画像に含まれる疾病領域を検出する(ステップST12)。次いで、ラベリング部25が、対象画像70から検出された疾病領域のラベリングを行う(ステップST13)。そして、表示制御部26がラベリングされた対象画像を表示部14に表示し(ステップST14)、処理を終了する。

10

【0059】

このように、本実施形態においては、疾病領域を含む学習用画像50および学習用画像50に含まれる疾病領域を特定する第1教師ラベル51を取得し、疾病領域を特定する基準が第1教師ラベル51とは異なる少なくとも1つの第2教師ラベル52を生成する。そして、学習用画像50、第1教師ラベル51および少なくとも1つの第2教師ラベル52に基づいて、対象画像70に含まれる疾病領域を検出するための判別器28を学習するようにした。このため、判別器28は、第1教師ラベル51の基準のみならず、第2教師ラベル52の基準にも基づいて、対象画像から疾病領域を検出するものとなる。これにより、本実施形態においては、異なる基準の複数の教師ラベルを用いて判別器28が学習されることから、医師によって判断がぶれる可能性が高い、周囲とのコントラストが不明瞭な疾病領域を、学習された判別器28によりある程度の許容範囲を持って検出することができる。このため、とくに第1教師ラベル51よりも大きい範囲の疾病をラベリングするように第2教師ラベル52を生成することにより、第1教師ラベル51のみを使用して学習を行う場合よりも、広い範囲の疾病領域を検出できるように判別器28を構築することができる。したがって、本実施形態によれば、対象画像に含まれる疾病領域の見逃しを防止できる。

20

30

【0060】

なお、上記実施形態において、疾病領域検出部24の判別器28が出力する疾病領域であることを表す確率は、疾病領域の周辺ほど小さいものとなる。このため、図11に示すように、判別器28が出力した確率に応じて段階的に透明度が異なるラベルを付与するようにしてもよい。なお、図11においては、透明度が異なることを異なるハッチングにより示している。また、段階的に色を変更するのみならず、徐々に透明度を変更するようにしてもよい。また、透明度に代えて、色を変更してもよい。

【0061】

学習部26は、学習用医用画像GL0の特徴ベクトルCL0、および学習用医用画像GL0に関する学習用医療文書TL0を学習データとして複数使用して、CNNの学習を行う。具体的には、学習部26は、図7に示す特徴ベクトルCL0および図8に示す学習用医療文書TL0が入力されると、学習用医療文書TL0の表現ベクトルzL0を表現ベクトル生成部25に生成させる。そして、学習用医用画像GL0の特徴ベクトルCL0および学習用の表現ベクトルzL0が入力されると、図8に示す学習用医療文書TL0を出力するようにCNNの学習を行って学習済みモデルM3を生成する。

40

【0062】

また、上記実施形態においては、第1教師ラベル51よりも大きいサイズの第2教師ラベル52を生成しているが、第1教師ラベル51よりも小さいサイズの第2教師ラベル52を生成するようにしてもよい。

50

【 0 0 6 3 】

また、上記実施形態においては、教師ラベル生成部 2 2 が、第 1 教師ラベル 5 1 から第 2 教師ラベル 5 2 を生成しているが、これに限定されるものではない。例えば学習用画像 5 0 から第 2 教師ラベル 5 2 を生成してもよい。

【 0 0 6 4 】

また、上記実施形態においては、対象画像を脳を含む 3 次元画像として、脳の疾病領域を検出しているが、これに限定されるものではない。脳以外の肺、肝臓、心臓および腎臓等の他の構造物に含まれる疾病領域を検出する場合にも、本開示の技術を適用することができる。例えば、肝臓を含む医用画像を学習用画像、肝臓の腫瘍をラベリングした第 1 教師ラベルを用いることにより、肝臓に含まれる腫瘍を見逃すことなく検出できる判別器 2 8 を構築できる。また、肺を含む医用画像を学習用画像、肺結節をラベリングした第 1 教師ラベルを用いることにより、肺に含まれる肺結節を見逃すことなく検出できる判別器 2 8 を構築できる。

10

【 0 0 6 5 】

また、上記実施形態においては、対象画像として 3 次元の医用画像を用いているが、これに限定されるものではない。3 次元の医用画像を構成する個々の断層画像を対象画像として用いてもよい。また、単純 X 線撮影により取得された 2 次元の X 線画像を対象画像として用いてもよい。この場合、対象画像の種類に応じた学習用画像および第 1 教師ラベルが用意されて CNN 6 0 すなわち判別器 2 8 の学習が行われることとなる。

【 0 0 6 6 】

また、上記実施形態においては、判別器 2 8 として CNN 6 0 を用いているが、これに限定されるものではない。複数の処理層から構成されるニューラルネットワークであれば、ディープニューラルネットワーク (DNN (Deep Neural Network)) およびリカレントニューラルネットワーク (RNN (Recurrent Neural Network)) 等を用いることができる。

20

【 0 0 6 7 】

また、上記実施形態において、例えば、情報取得部 2 1、教師ラベル生成部 2 2、学習部 2 3、疾病領域検出部 2 4、ラベリング部 2 5 および表示制御部 2 6 といった各種の処理を実行する処理部 (Processing Unit) のハードウェア的な構造としては、次に示す各種のプロセッサ (Processor) を用いることができる。上記各種のプロセッサには、上述したように、ソフトウェア (プログラム) を実行して各種の処理部として機能する汎用的なプロセッサである CPU に加えて、FPGA (Field Programmable Gate Array) 等の製造後に回路構成を変更可能なプロセッサであるプログラマブルロジックデバイス (Programmable Logic Device :PLD)、ASIC (Application Specific Integrated Circuit) 等の特定の処理を実行させるために専用に設計された回路構成を有するプロセッサである専用電気回路等が含まれる。

30

【 0 0 6 8 】

1 つの処理部は、これらの各種のプロセッサのうちの 1 つで構成されてもよいし、同種または異種の 2 つ以上のプロセッサの組み合わせ (例えば、複数の FPGA の組み合わせまたは CPU と FPGA との組み合わせ) で構成されてもよい。また、複数の処理部を 1 つのプロセッサで構成してもよい。

40

【 0 0 6 9 】

複数の処理部を 1 つのプロセッサで構成する例としては、第 1 に、クライアントおよびサーバ等のコンピュータに代表されるように、1 つ以上の CPU とソフトウェアとの組み合わせで 1 つのプロセッサを構成し、このプロセッサが複数の処理部として機能する形態がある。第 2 に、システムオンチップ (System On Chip:SoC) 等に代表されるように、複数の処理部を含むシステム全体の機能を 1 つの IC (Integrated Circuit) チップで実現するプロセッサを使用する形態がある。このように、各種の処理部は、ハードウェア的な構造として、上記各種のプロセッサの 1 つ以上を用いて構成される。

【 0 0 7 0 】

50

さらに、これらの各種のプロセッサのハードウェア的な構造としては、より具体的には、半導体素子等の回路素子を組み合わせた電気回路（Circuitry）を用いることができる。

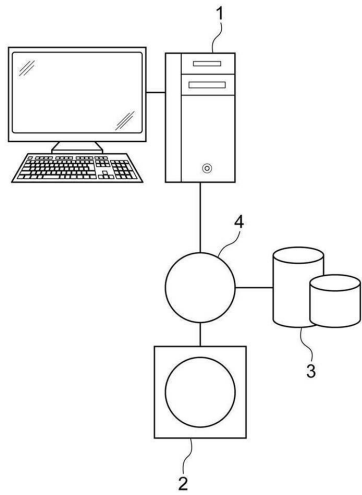
【符号の説明】

【0071】

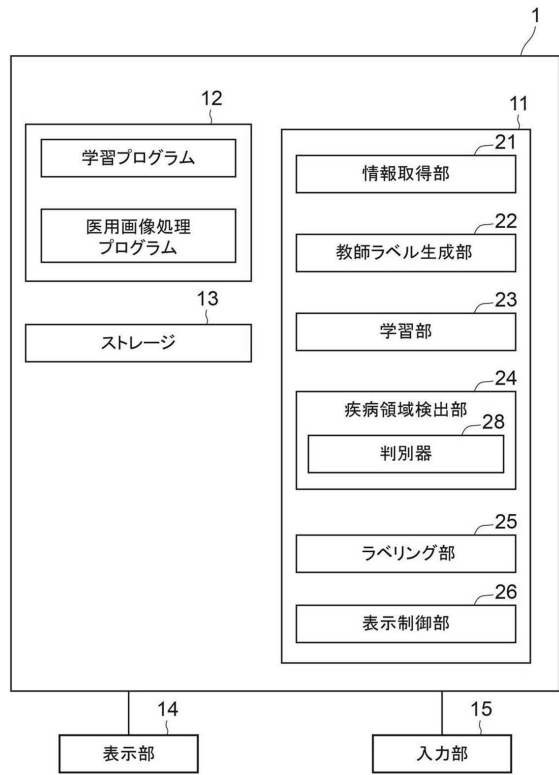
1	医用画像処理装置	
2	3次元画像撮影装置	
3	画像保管サーバ	
4	ネットワーク	
11	CPU	
12	メモリ	10
13	ストレージ	
14	表示部	
15	入力部	
21	情報取得部	
22	教師ラベル生成部	
23	学習部	
24	疾病領域検出部	
25	ラベリング部	
26	表示制御部	
28	判別器	20
30, 40	脳画像	
31, 41	疾病領域	
32, 42, 43	教師ラベル	
50	学習用画像	
51	第1教師ラベル	
52	第2教師ラベル	
55	領域	
56	重心位置	
57	判別結果	
60	CNN	30
70	対象画像	
71	疾病領域	
72, 73	ラベル	

【図面】

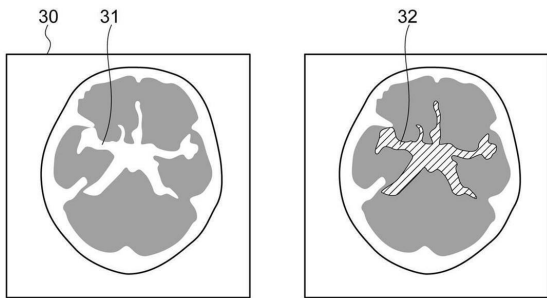
【図 1】



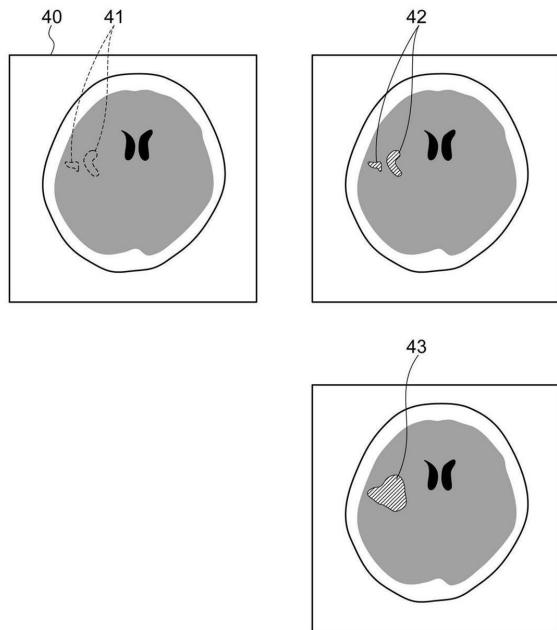
【図 2】



【図 3】



【図 4】



10

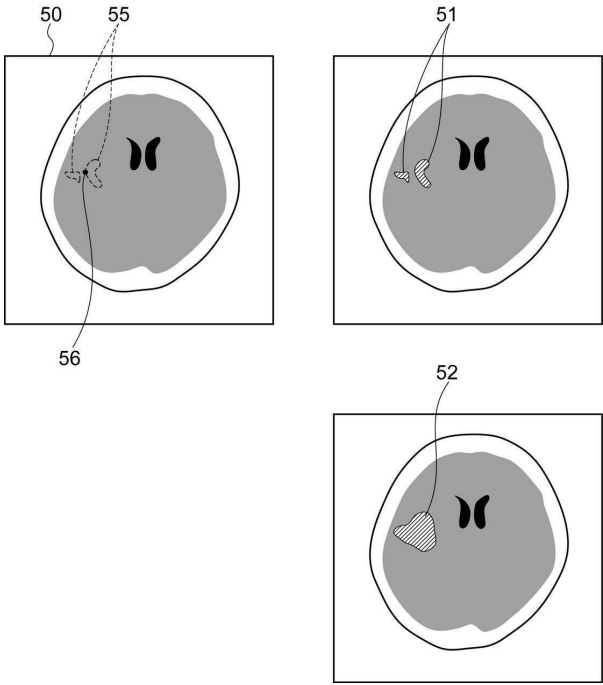
20

30

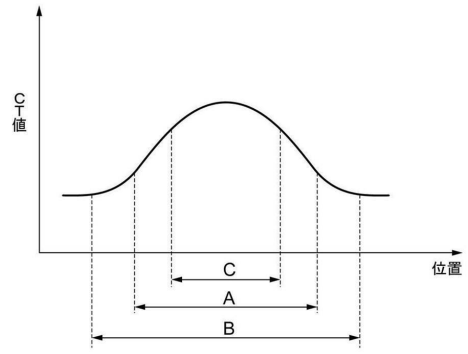
40

50

【 図 5 】



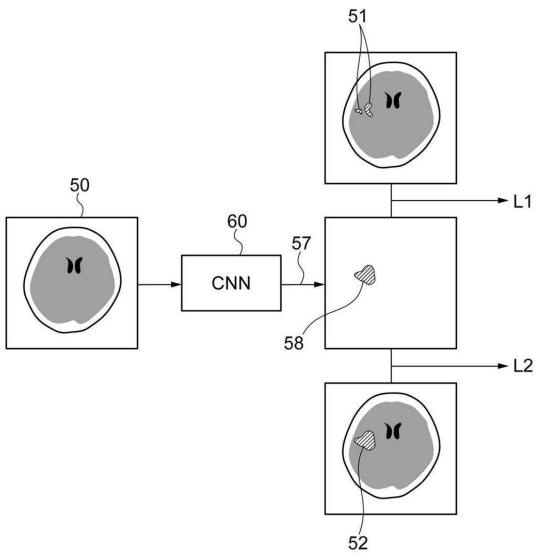
【 図 6 】



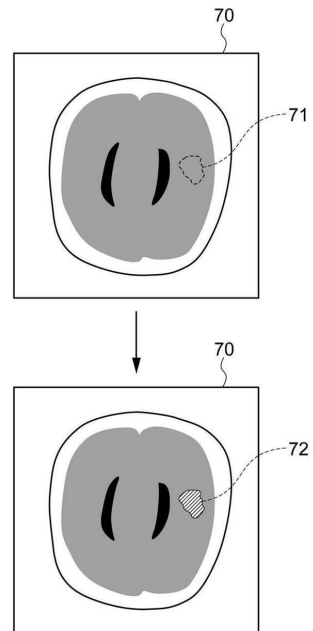
10

20

【 図 7 】



【 図 8 】

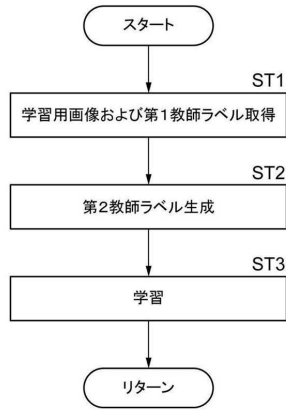


30

40

50

【図 9】

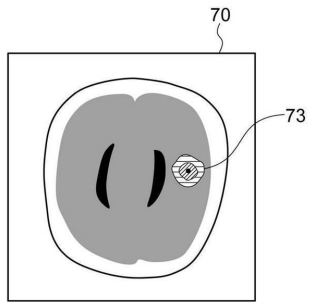


【図 10】



10

【図 11】



20

30

40

50

フロントページの続き

- (56)参考文献 特開2018-61771(JP,A)
特表2019-509813(JP,A)
米国特許出願公開第2019/0192096(US,A1)
島原 佑基, "[企業総説] 深層学習を活用した脳動脈瘤検知ソフトウェアの開発", 医用画像情報学会雑誌, 2017年, Vol.34, No.2, pp.103-104
NATARAJAN, Nagarajan et al., "Learning with Noisy Labels", NIPS'13: Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems, 2013年, Volume 1, pp.1196-1204
HAN, Jiangfan et al., "Deep Self-Learning From Noisy Labels", arXiv, 2019年08月06日, arXiv:1908.02160v1
- (58)調査した分野 (Int.Cl., DB名)
A61B 5/055、6/00 - 6/14
IEEE Explore
arXiv.org
医中誌WEB