

(19)日本国特許庁(JP)

(12)公開特許公報(A)

(11)公開番号
特開2023-180097
(P2023-180097A)

(43)公開日 令和5年12月20日(2023.12.20)

(51)国際特許分類	F I	テーマコード(参考)
G 0 6 T 7/00 (2017.01)	G 0 6 T 7/00 6 1 2	4 C 0 9 3
G 0 6 V 10/70 (2022.01)	G 0 6 V 10/70	5 L 0 9 6
A 6 1 B 6/03 (2006.01)	A 6 1 B 6/03 3 6 0 J	

審査請求 未請求 請求項の数 6 O L (全23頁)

(21)出願番号 特願2022-93220(P2022-93220)	(71)出願人 593006630
(22)出願日 令和4年6月8日(2022.6.8)	学校法人立命館
特許法第30条第2項適用申請有り 1. 2022 IEEE International Conference on Consumer Electronics米	京都府京都市中京区西ノ京東梅尾町8番
国ネバダ州ラスベガス オンライン開催、開催日:令和4	地
年1月7日~9日 2. ウェブサイトのアドレスhttp	(74)代理人 100145403
s://ieeexplore.ieee.org/d	弁理士 山尾 憲人
ocument/9730129、掲載日:令和4年3	(74)代理人 100135703
月15日	弁理士 岡部 英隆
	(74)代理人 100189544
	弁理士 柏原 啓伸
	(72)発明者 陳 延偉
	滋賀県草津市野路東1丁目1番1号 立
	命館大学 びわこ・くさつキャンパス内
	(72)発明者 岩本 祐太郎
	滋賀県草津市野路東1丁目1番1号 立
	最終頁に続く

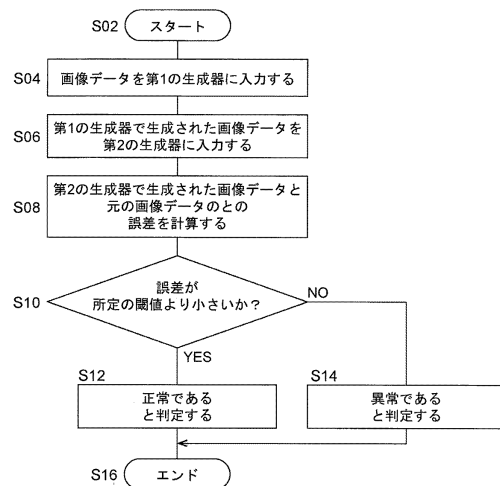
(54)【発明の名称】 敵対生成ネットワークを用いたイメージレベルでの腫瘍検出システム、及び、腫瘍を検出する方法

(57)【要約】

【課題】学習データの準備の負荷が少ない、GANを用いる、腫瘍検出システムである。

【解決手段】腫瘍検出システムにて、第1の生成器及び識別器、並びに第2の生成器及び第2の識別器を含む、CycleGANの機械学習モデルが構築される。学習時には、正常画像データを第1の生成器に入力して異常画像データを生成し、生成された異常画像データを第2の生成器に入力して正常画像データを生成し、第2の生成器で生成された正常画像データと最初の正常画像データとを比較することで、第1及び第2の生成並びに第1及び第2の識別器にて学習が行われる。検出の際、処理回路は、画像データを第1の生成器に入力し、この入力により生成される画像データを第2の生成器に入力し、この入力により生成される画像データと、第1の生成器に入力された元の画像データとの誤差を求める。誤差が所定の閾値より小さく無ければ元の画像データを異常画像データと判定する。

【選択図】図4



【特許請求の範囲】

【請求項 1】

腫瘍検出システムにおいて、

前記腫瘍検出システムは、コンピュータ装置を有し、前記コンピュータ装置は、インタフェース装置と、処理回路とを含み、

前記コンピュータ装置には、第 1 の生成器、第 1 の識別器、第 2 の生成器、及び、第 2 の識別器を含む、学習済みの CycleGAN の機械学習モデルが構築されており、

ここで、前記第 1 の生成器は、リアルな正常画像データの入力から、フェイクの腫瘍画像データを出力するように学習により訓練されており、前記第 1 の識別器は、前記第 1 の生成器から生成されるフェイクの腫瘍画像データをフェイクであると判断し、リアルな腫瘍画像データをリアルであると判断するように学習により訓練されており、

更に、第 2 の生成器は、リアルな腫瘍画像データの入力から、フェイクの正常画像データを出力するように学習により訓練されており、第 2 の識別器は、前記第 2 の生成器から生成されるフェイクの生成画像データをフェイクであると判断し、リアルな正常画像データをリアルであると判断するように学習により訓練されており、

更に、前記学習済みの CycleGAN の機械学習モデルでは、学習時にて、正常画像データを前記第 1 の生成器に入力して異常画像データを生成し、当該生成された異常画像データを前記第 2 の生成器に入力して正常画像データを生成し、前記第 2 の生成器によって生成された当該正常画像データと、最初の正常画像データとの比較によって、前記第 1 の生成器及び前記第 2 の生成器、並びに、前記第 1 の識別器及び前記第 2 の識別器において、学習が行われており、

検出に当たっては、

前記処理回路は、前記インタフェース装置を介して取得される画像データを前記第 1 の生成器に入力し、

前記処理回路は、前記第 1 の生成器への入力により、前記第 1 の生成器で生成される画像データを前記第 2 の生成器に入力し、

前記処理回路は、前記第 2 の生成器への入力により前記第 2 の生成器で生成される画像データと、前記第 1 の生成器に入力された元の画像データとの誤差を計算し、

前記処理回路は、前記計算された誤差が所定の閾値より小さければ、前記第 1 の生成器に入力された画像データが正常画像データであると判定し、前記計算された誤差が所定の閾値より小さく無ければ、前記第 1 の生成器に入力された画像データが異常画像データであると判定する、

腫瘍検出システム。

【請求項 2】

腫瘍検出システムにおいて、

前記腫瘍検出システムは、コンピュータ装置を有し、前記コンピュータ装置は、インタフェース装置と、処理回路とを含み、

前記コンピュータ装置には、第 1 の生成器、第 1 の識別器、第 2 の生成器、及び、第 2 の識別器を含む、学習済みの CycleGAN の機械学習モデルが構築されており、

ここで、前記第 1 の生成器は、リアルな正常画像データの入力から、フェイクの腫瘍画像データを出力するように学習により訓練されており、前記第 1 の識別器は、前記第 1 の生成器から生成されるフェイクの腫瘍画像データをフェイクであると判断し、リアルな腫瘍画像データをリアルであると判断するように学習により訓練されており、

更に、第 2 の生成器は、リアルな腫瘍画像データの入力から、フェイクの正常画像データを出力するように学習により訓練されており、第 2 の識別器は、前記第 2 の生成器から生成されるフェイクの生成画像データをフェイクであると判断し、リアルな正常画像データをリアルであると判断するように学習により訓練されており、

更に、前記学習済みの CycleGAN の機械学習モデルでは、学習時にて、正常画像データを前記第 1 の生成器に入力して異常画像データを生成し、当該生成された異常画像データを前記第 2 の生成器に入力して正常画像データを生成し、前記第 2 の生成器によっ

て生成された当該正常画像データと、最初の正常画像データとの比較によって、前記第1の生成器及び前記第2の生成器、並びに、前記第1の識別器及び前記第2の識別器において、学習が行われており、

検出に当たっては、

前記処理回路は、前記インタフェース装置を介して取得される画像データを前記第2の生成器に入力し、

前記処理回路は、前記第2の生成器への入力により前記第2の生成器で生成される画像データと、前記第1の生成器に入力された元の画像データとの誤差を計算し、

前記処理回路は、前記計算された誤差が所定の閾値より小さければ、前記第1の生成器に入力された画像データが正常画像データであると判定し、前記計算された誤差が所定の閾値より小さく無ければ、前記第1の生成器に入力された画像データが異常画像データであると判定する、

腫瘍検出システム。

【請求項3】

前記機械学習モデルの学習にて適用される異常画像データが、一つの正常画像データに対して、別の正常画像データにおける撮像物の画像部分を縮小したものを疑似的な異常部分として、埋め込むことで作成される、

請求項1又は2に記載の腫瘍検出システム。

【請求項4】

コンピュータ装置を構成する処理回路により、第1の生成器、第1の識別器、第2の生成器、及び、第2の識別器を含む、学習済みのCycleGANの機械学習モデルを構築するステップであって、

ここで、前記第1の生成器は、リアルな正常画像データの入力から、フェイクの腫瘍画像データを出力するように学習により訓練されており、前記第1の識別器は、前記第1の生成器から生成されるフェイクの腫瘍画像データをフェイクであると判断し、リアルな腫瘍画像データをリアルであると判断するように学習により訓練されており、

更に、第2の生成器は、リアルな腫瘍画像データの入力から、フェイクの正常画像データを出力するように学習により訓練されており、第2の識別器は、前記第2の生成器から生成されるフェイクの生成画像データをフェイクであると判断し、リアルな正常画像データをリアルであると判断するように学習により訓練されており、

更に、前記学習済みのCycleGANの機械学習モデルでは、学習時にて、正常画像データを前記第1の生成器に入力して異常画像データを生成し、当該生成された異常画像データを前記第2の生成器に入力して正常画像データを生成し、前記第2の生成器によって生成された当該正常画像データと、最初の正常画像データとの比較によって、前記第1の生成器及び前記第2の生成器、並びに、前記第1の識別器及び前記第2の識別器において、学習が行われている、

学習済みのCycleGANの機械学習モデルを構築するステップと、

前記処理回路により、コンピュータ装置を構成するインタフェース装置を介して取得される画像データを、前記第1の生成器に入力するステップと、

前記処理回路により、前記第1の生成器への入力により、前記第1の生成器で生成される画像データを前記第2の生成器に入力するステップと、

前記処理回路により、前記第2の生成器への入力により前記第2の生成器で生成される画像データと、前記第1の生成器に入力された元の画像データとの誤差を計算するステップと、

前記計算された誤差が所定の閾値より小さければ、前記処理回路により、前記第1の生成器に入力された画像データが正常画像データであると判定するステップと、

前記計算された誤差が所定の閾値より小さく無ければ、前記処理回路により、前記第1の生成器に入力された画像データが異常画像データであると判定するステップとを含む、画像データから腫瘍を検出する方法。

【請求項5】

10

20

30

40

50

コンピュータ装置を構成する処理回路により、第1の生成器、第1の識別器、第2の生成器、及び、第2の識別器を含む、学習済みのCycleGANの機械学習モデルを構築するステップであって、

ここで、前記第1の生成器は、リアルな正常画像データの入力から、フェイクの腫瘍画像データを出力するように学習により訓練されており、前記第1の識別器は、前記第1の生成器から生成されるフェイクの腫瘍画像データをフェイクであると判断し、リアルな腫瘍画像データをリアルであると判断するように学習により訓練されており、

更に、第2の生成器は、リアルな腫瘍画像データの入力から、フェイクの正常画像データを出力するように学習により訓練されており、第2の第2の識別器は、前記第2の生成器から生成されるフェイクの生成画像データをフェイクであると判断し、リアルな正常画像データをリアルであると判断するように学習により訓練されており、

更に、前記学習済みのCycleGANの機械学習モデルでは、学習時にて、正常画像データを前記第1の生成器に入力して異常画像データを生成し、当該生成された異常画像データを前記第2の生成器に入力して正常画像データを生成し、前記第2の生成器によって生成された当該正常画像データと、最初の正常画像データとの比較によって、前記第1の生成器及び前記第2の生成器、並びに、前記第1の識別器及び前記第2の識別器において、学習が行われている、

学習済みのCycleGANの機械学習モデルを構築するステップと、

前記処理回路により、コンピュータ装置を構成するインタフェース装置を介して取得される画像データを、前記第2の生成器に入力するステップと、

前記処理回路により、前記第2の生成器への入力により前記第2の生成器で生成される画像データと、前記第1の生成器に入力された元の画像データとの誤差を計算するステップと、

前記計算された誤差が所定の閾値より小さければ、前記処理回路により、前記第1の生成器に入力された画像データが正常画像データであると判定するステップと、

前記計算された誤差が所定の閾値より小さく無ければ、前記処理回路により、前記第1の生成器に入力された画像データが異常画像データであると判定するステップとを含む、画像データから腫瘍を検出する方法。

【請求項6】

前記機械学習モデルの学習にて適用される異常画像データが、一つの正常画像データに対して、別の正常画像データにおける撮像物の画像部分を縮小したものを疑似的な異常部分として、埋め込むことで作成される、請求項4又は5に記載の方法。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本開示は、主要検出システム及び方法、特に、敵対生成ネットワークを用いたイメージレベルでの腫瘍生成システム及び方法に関する。

【背景技術】

【0002】

造影CT(Computer Tomography:コンピュータ断層撮影)、MRI(Magnetic Resonance Image:磁気共鳴映像)、X線等の画像技術を用いて人体を撮像し、人体に潜む異常を正確に検出することが求められている。

【0003】

これらのうち造影CTは、造影剤が急速静注された人体の部位に対して、時間ごとのタイミングで反復撮影を行う画像技術である。造影CTとして、例えば、肝動脈相CT画像のART(30秒後撮影)、門脈相のPV(70秒後撮影)、及び、平衡相のNC(但し、静注する薬は無い)の、三種の種類がある。

【0004】

なお、本明細書では、主にARTを例として採り上げている。

10

20

30

40

50

【 0 0 0 5 】

造影CTにより撮影される画像データを用いる、且つ、深層学習などのAI技術による、腫瘍検出法が様々に開発されている。例えば、ピクセルレベルでのアノテーションを要求するピクセル単位での分類による腫瘍分類法や、病変レベル（バウンディングボックスレベル）でのアノテーションを要求する物体検出による腫瘍分類法が、提唱されている。しかしながら、上記の二つの分類法は教師あり学習を行うものであり、一方はピクセルレベルでのアノテーションによる教師データの作成を利用者に要求し、他方はバウンディングボックスレベルでのアノテーションによる教師データの作成を利用者に要求する。医師を始めとする医療従事者にとって、このような教師データを準備することは大変な時間及び労力が掛かる仕事であり、実際には実現不可能な作業である。

10

【 先行技術文献 】

【 特許文献 】

【 0 0 0 6 】

【 特許文献 1 】 特表 2 0 1 9 - 5 3 6 1 3 2 号 公 報

【 発明の概要 】

【 発明が解決しようとする課題 】

【 0 0 0 7 】

学習データの準備の負荷が少ないAI、例えば、敵対生成ネットワーク（GAN）を用いる、イメージレベルでの腫瘍検出システム及び腫瘍検出方法が広く求められている。

【 課題を解決するための手段 】

20

【 0 0 0 8 】

本開示の腫瘍検出システムは、コンピュータ装置を有し、コンピュータ装置は、インタフェース装置と、処理回路とを含む。コンピュータ装置には、第1の生成器、第1の識別器、第2の生成器、及び、第2の識別器を含む、学習済みのCycleGANの機械学習モデルが構築されている。

ここで、第1の生成器は、リアルな正常画像データの入力から、フェイクの腫瘍画像データを出力するように学習により訓練されており、第1の識別器は、第1の生成器から生成されるフェイクの腫瘍画像データをフェイクであると判断し、リアルな腫瘍画像データをリアルであると判断するように学習により訓練されている。更に、第2の生成器は、リアルな腫瘍画像データの入力から、フェイクの正常画像データを出力するように学習により訓練されており、第2の識別器は、第2の生成器から生成されるフェイクの生成画像データをフェイクであると判断し、リアルな正常画像データをリアルであると判断するように学習により訓練されている。

30

更に、学習済みのCycleGANの機械学習モデルでは、学習時にて、正常画像データを第1の生成器に入力して異常画像データを生成し、当該生成された異常画像データを第2の生成器に入力して正常画像データを生成する。第2の生成器によって生成された当該正常画像データと、最初の正常画像データとの比較によって、第1の生成器及び第2の生成器、並びに、第1の識別器及び前記第2の識別器において、学習が行われている。

検出に当たっては、

処理回路は、インタフェース装置を介して取得される画像データを第1の生成器に入力し、

40

処理回路は、第1の生成器への入力により、第1の生成器で生成される画像データを第2の生成器に入力し、

処理回路は、第2の生成器への入力により第2の生成器で生成される画像データと、第1の生成器に入力された元の画像データとの誤差を計算し、

処理回路は、計算された誤差が所定の閾値より小さければ、第1の生成器に入力された画像データが正常画像データであると判定し、計算された誤差が所定の閾値より小さく無ければ、第1の生成器に入力された画像データが異常画像データであると判定する。

【 発明の効果 】

【 0 0 0 9 】

50

本開示の腫瘍検出システム、及び、腫瘍を検出する方法は、利用者に対する学習データの準備の負荷が非常に小さいものでありつつ、画像データが異常部位を含むか否かを高精度で検出することができる。

【図面の簡単な説明】

【0010】

【図1】図1は、実施の形態1に係る腫瘍検出システムのシステム構成図である。

【図2】図2は、実施の形態1に係る腫瘍検出システムで用いるCycleGANの概略の構成図である。

【図3】図3は、スキップ接続を含むU-Netの概略の構成図である。

【図4】図4は、実施の形態1に係る腫瘍検出システムにおける腫瘍検出の動作を示すフローチャートである。 10

【図5A】図5Aは、実施の形態1に係る腫瘍検出システムによる、METS（転移ガン）肝臓腫瘍に関する、（5A-1）入力CT画像、（5A-2）出力CT画像、（5A-3）入力肝臓（Liver）画像、（5A-4）出力肝臓（Liver）画像、及び、（5A-5）検出結果画像の、例であり、実際に腫瘍が含まれていない画像例である。

【図5B】図5Bは、実施の形態1に係る腫瘍検出システムによる、HCC（肝細胞ガン）肝臓腫瘍に関する、（5B-1）入力CT画像、（5B-2）出力CT画像、（5B-3）入力肝臓（Liver）画像、（5B-4）出力肝臓（Liver）画像、及び、（5B-5）検出結果画像の、例であり、実際に腫瘍が含まれていない画像例である。

【図5C】図5Cは、実施の形態1に係る腫瘍検出システムによる、CCC（肝内胆ガン）肝臓腫瘍に関する、（5C-1）入力CT画像、（5C-2）出力CT画像、（5C-3）入力肝臓（Liver）画像、（5C-4）出力肝臓（Liver）画像、及び、（5C-5）検出結果画像の、例であり、実際に腫瘍が含まれていない画像例である。 20

【図6A】図6Aは、実施の形態1に係る腫瘍検出システムによる、METS（転移ガン）肝臓腫瘍に関する、（6A-1）入力CT画像、（6A-2）出力CT画像、（6A-3）入力肝臓（Liver）画像、（6A-4）出力肝臓（Liver）画像、及び、（6A-5）検出結果画像の、例であり、実際に腫瘍が含まれている画像例である。

【図6B】図6Bは、実施の形態1に係る腫瘍検出システムによる、HCC（肝細胞ガン）肝臓腫瘍に関する、（6B-1）入力CT画像、（6B-2）出力CT画像、（6B-3）入力肝臓（Liver）画像、（6B-4）出力肝臓（Liver）画像、及び、（6B-5）検出結果画像の、例であり、実際に腫瘍が含まれている画像例である。 30

【図6C】図6Cは、実施の形態1に係る腫瘍検出システムによる、CCC（肝内胆ガン）肝臓腫瘍に関する、（6C-1）入力CT画像、（6C-2）出力CT画像、（6C-3）入力肝臓（Liver）画像、（6C-4）出力肝臓（Liver）画像、及び、（6C-5）検出結果画像の、例であり、実際に腫瘍が含まれている画像例である。

【図7A】図7Aは、実施の形態1に係る腫瘍検出システムによる、METS（転移ガン）の検出結果の例であり、グラフの各々は入力画像と出力画像の平均二乗誤差（MSE）を示すものである。

【図7B】図7Bは、実施の形態1に係る腫瘍検出システムによる、HCC（肝細胞ガン）の検出結果の例であり、グラフの各々は入力画像と出力画像の平均二乗誤差（MSE）を示すものである。 40

【図7C】図7Cは、実施の形態1に係る腫瘍検出システムによる、CCC（肝内胆ガン）の検出結果の例であり、グラフの各々は入力画像と出力画像の平均二乗誤差（MSE）を示すものである。

【図8】図8（8-1）（8-2）（8-3）は、実際に腫瘍（異常）を含む肝臓の造影CTの画像の例であり、図8（8-4）（8-5）（8-6）は、実施の形態2に係る腫瘍検出システムにて用いられる疑似異常画像（腫瘍画像）の例である。

【図9A】図9Aは、実施の形態3に係る腫瘍検出システムで用いるCycleGANの概略の構成図である。

【図9B】図9Bは、実施の形態3に係る腫瘍検出システムで用いるCycleGANに 50

よる、異常（腫瘍）検出の様子を示す模式図である。

【図10】図10は、実施の形態3に係る腫瘍検出システムにおける腫瘍検出の動作を示すフローチャートである。

【図11】図11は、既存法の腫瘍検出方法で用いる $p \times 2 \times p$ の概略の構成図である。

【発明を実施するための形態】

【0011】

以下、適宜図面を参照しながら、実施の形態を詳細に説明する。但し、必要以上に詳細な説明は省略する場合がある。例えば、既によく知られた事項の詳細説明や実質的に同一の構成に対する重複説明を省略する場合がある。これは、以下の説明が不必要に冗長になるのを避け、当業者の理解を容易にするためである。 10

【0012】

なお、発明者は、当業者が本開示を十分に理解するために添付図面および以下の説明を提供するのであって、これらによって特許請求の範囲に記載の主題を限定することを意図するものではない。

【0013】

1. [本開示に至る経緯]

造影CT、MRI、X線等の画像技術を用いて、人体に潜む異常を正確に発見する、例えば、AIを用いた、検出システムが求められている。同様に、医療従事者にとって、学習データの準備の負荷が小さいAIを利用する腫瘍検出システム、例えば、敵対生成ネットワーク (Generative Adversarial Network: GAN) を用いるイメージレベルでの腫瘍検出システムが、広く求められている。 20

【0014】

敵対生成ネットワーク (GAN) を用いるイメージレベルでの既存の腫瘍検出方法の一つに、 $p \times 2 \times p$ を用いるものがある。図11は、そのような既存の腫瘍検出方法で用いる $p \times 2 \times p$ の概略の構成図である。ここで、生成器 (G) 102は、実画像 (real) を元にして、偽の生成画像 (fake) を出力する (即ち、入力画像の内容を維持する)。識別器 (D) 104は、実画像 (real) を本物であると判断し、偽の生成画像 (fake) を偽物であると判断するように、訓練される。生成器 (G) 102の訓練と、識別器 (D) 104の訓練とは、敵対 (Adversarial) 関係にある。 30

【0015】

図11に示す既存法では、学習時の入力データは、正常データのみが用いられ、対応する学習時の出力データは、入力データと同一の画像データが用いられる。従って、教師データを要求するものではなく、実質的に教師なし学習を行うことになる。

【0016】

つまり、学習時には正常データのみで生成器 (G) 102を学習する。よって、テスト時には、正常データが入力されると、高精度に画像を生成 (出力) できる。一方、腫瘍データ (異常データ) に関する入出力は学習されていないため、腫瘍データ (異常データ) が入力されても、腫瘍領域の生成 (出力) は為され得ない、ということが予想される。よって、腫瘍データ (異常データ) が入力された場合には、腫瘍領域の生成が為されない出力データと、腫瘍領域を元々含む入力データとの、誤差を確認することで、腫瘍領域が検出されることになる。 40

【0017】

即ち、テスト時において、正常データの場合には、再構成誤差が小さく、腫瘍データの場合には、腫瘍領域の再構成誤差が大きい、ということになる。

【0018】

通常、 $p \times 2 \times p$ は、輪郭がぴったり合っているペア画像により学習する。つまり、 $p \times 2 \times p$ は、基本的に教師あり学習により学習する。一方で、上述の既存法では、学習時に入力データと同一の画像を出力データとして学習するので、実質的に教師なし学習となる。このことにより、医療従事者にとっての学習データの準備の負荷は非常に小 50

さいものとなる。

【 0 0 1 9 】

しかしながら、既存法における腫瘍領域の検出は、「腫瘍データが入力されても腫瘍領域の出力は為され得ないという予想」に基づくものである。これにより、異常の検出の精度には限度があることが指摘されている。更なる精度で腫瘍領域を検出し得る腫瘍検出システムが要求されている。

【 0 0 2 0 】

2 . [実施の形態 1]

以下、添付の図面を参照して、本開示の好ましい実施の形態 1 を説明する。

【 0 0 2 1 】

2 . 1 . [システムの構成]

実施の形態 1 に係る腫瘍検出システム及び腫瘍検出方法は、人体の画像データから、人体における異常（腫瘍）の存在及び位置を自動的に検出するための、システム及び方法である。図 1 は、実施の形態 1 に係る腫瘍検出システム 2 のシステム構成図である。

【 0 0 2 2 】

腫瘍検出システム 2 は、コンピュータ装置 4 及び記憶装置 1 2 を有する。コンピュータ装置 4 及び記憶装置 1 2 は有線または無線の通信回線で接続されており、互いにデータを送受信可能である。腫瘍検出システム 2 はさらに外部ネットワーク 1 8 に接続されており、外部ネットワーク 1 8 に接続された他のコンピュータシステムとの間でデータを授受する。また、腫瘍検出システム 2 は、外部端末 1 6 と接続する。更に、腫瘍検出システム 2 は、学習サーバ 1 4 と接続するのが望ましい。

【 0 0 2 3 】

コンピュータ装置 4 は、一つ以上のプロセッサを搭載するサーバ機、若しくはワークステーションコンピュータ等である。

【 0 0 2 4 】

記憶装置 1 2 は、ディスクドライブやフラッシュメモリ等の、コンピュータ装置 4 の外部に設けられる記憶装置であり、コンピュータ装置 4 で用いられる各種データベース、各種データセット、及び、各種コンピュータプログラムを記憶する。記憶装置 1 2 には、例えば、後で説明する、外部端末 1 6 から送信される画像データが記録される。

【 0 0 2 5 】

外部端末 1 6 は、パーソナルコンピュータやタブレット端末であり、CT 検査装置や CT 操作コンソールと接続するのが好ましい。外部端末 1 6 は、CT 検査装置や CT 操作コンソールから取得する造影 CT 画像データを、コンピュータ装置 4 や学習サーバ 1 4 と送受信する。

【 0 0 2 6 】

学習サーバ 1 4 は、記憶装置 1 2 に記録される画像データ等を用いて、後で説明する機械学習モデルの学習を行う。

【 0 0 2 7 】

外部ネットワーク 1 8 は、例えば、インターネットであり、ネットワーク端子等のインタフェース装置 6 を介して、コンピュータ装置 4 と接続する。

【 0 0 2 8 】

更にコンピュータ装置 4 は、インタフェース装置 6 、処理回路 8 、及びメモリ 1 0 を含む。

【 0 0 2 9 】

インタフェース装置 6 は、ネットワーク端子、映像入力端子、USB 端子、キーボード、マウス等を含む、外部とデータを遣り取り可能であるインタフェースユニットである。ここでのデータは、例えば、後で説明する、造影 CT による ART の画像データである。取得後、これらのデータは、記憶装置 1 2 に記録され得る。記憶装置 1 2 に記録されるデータは適宜、インタフェース装置 6 を介して、コンピュータ装置 4 内に取得され得る。

【 0 0 3 0 】

10

20

30

40

50

処理回路 8 は、プロセッサにより構成される。ここでのプロセッサは、CPU (Central Processing Unit; 中央処理ユニット) や GPU (Graphics Processing Unit; 画像処理ユニット) を包括するものである。実施の形態 1 に係る腫瘍検出システム 2 の各種処理は、各種プログラムを処理回路 8 が実行することによって実現される。なお、当該各種処理は、ASIC (Application Specific Integrated Circuit) などによって実現されてもよいし、これらの組合せによって実現されてもよい。

【0031】

本開示における処理回路 8 は、複数台の信号処理回路から構成されてもよい。各信号処理回路は、例えば CPU (Central Processing Unit) または GPU (Graphics Processing Unit) であり、「プロセッサ」と呼ばれ得る。本実施の形態に係る腫瘍検出システム 2 における様々な処理の一部をあるプロセッサ (例えば、或る GPU) が実行し、他の一部の処理を他のプロセッサ (例えば、或る CPU) が実行してもよい。

10

【0032】

メモリ 10 は、コンピュータ装置 4 内部のデータ書き換えが可能な記憶部であり、例えば、多数の半導体記憶素子を含む RAM (Random Access Memory) により構成される。メモリ 10 は、処理回路 8 が様々な処理を実行する際の、具体的なコンピュータプログラムや、変数値や、パラメータ値等を一時的に格納する。なおメモリ 10 は、いわゆる ROM (Read Only Memory) を含んでもよい。ROM には、以下で説明する腫瘍検出システム 2 の処理を実現するコンピュータプログラムが予め格納されている。処理回路 8 が ROM からコンピュータプログラムを読み出し、RAM に展開することにより、処理回路 8 が当該コンピュータプログラムを実行可能になる。

20

【0033】

実施の形態 1 に係る腫瘍検出システム 2 におけるコンピュータ装置 4 の各種処理プログラムは、Python 等のコンピュータ言語を用いて構築される。本開示に係る腫瘍検出システム 2 の構築のために用いられ得るコンピュータ言語はこれに限定されるものではなく、勿論、他のコンピュータ言語が用いられてもよい。

【0034】

更に、本実施の形態に係る腫瘍検出システム 2 におけるコンピュータ装置 4 においては、学習済みの機械学習モデルが構築されている。本実施の形態に係る機械学習モデルは、後でも説明するように、例えば、スキップ接続 (図 3 参照) を含む CycleGAN 等のネットワーク構造を用いて構築される。

30

【0035】

2.1.1. [機械学習モデルの構成]

図 2 は、実施の形態 1 に係る腫瘍検出システム 2 で用いる機械学習モデルの概略の構成図である。図 2 に示す機械学習モデルは、CycleGAN の構成を備える。

【0036】

図 2 に示す、CycleGAN の構成を備える機械学習モデルは、第 1 の生成器 (G1) 22、第 1 の識別器 (D1) 28、第 2 の生成器 (G2) 24、及び、第 2 の識別器 (D2) 26 を含む。第 1 の生成器 (G1) 22 は、造影 CT の ART によるリアル normally 画像データから、フェイク normally 画像データを生成する。まず、第 1 の生成器 (G1) 22 は、リアル normally 画像データの入力から、第 1 の識別器 (D1) 28 を欺くようなフェイク normally 画像データを出力するように、学習により訓練される。これに対して、第 1 の識別器 (D1) 28 は、第 1 の生成器 (G1) 22 から生成されるフェイク normally 画像データをフェイク (偽物) であると判断し、リアル normally 画像データをリアル (本物、実画像) であると判断するように、学習により訓練される。このように、第 1 の生成器 (G1) 22 の訓練と、第 1 の識別器 (D1) 28 の訓練とは、敵対 (Adversarial) 関係にある。

40

【0037】

第 2 の生成器 (G2) 24 は、リアル normally 画像データから、フェイク normally 画像データを生成する。まず、第 2 の生成器 (G2) 24 は、リアル normally 画像データの入力から

50

、第2の識別器(D2)26を欺くようなフェイクの正常画像データを出力するように、学習により訓練される。これに対して、第2の識別器(D2)26は、第2の生成器(G2)24から生成されるフェイクの正常画像データをフェイク(偽物)であると判断し、リアルな正常画像データをリアル(本物、実画像)であると判断するように、学習により訓練される。このように、第2の生成器(G2)24の訓練と、第2の識別器(D2)26の訓練とは、やはり敵対(Adversarial)関係にある。

【0038】

更に、図2に示すCycleGANの構成を備える機械学習モデルでは、学習時、正常画像データを用いる場合、正常画像データを第1の生成器(G1)22に投入し、異常画像データを先ず生成する。生成された異常画像データを第2の生成器(G2)24に投入し、正常画像データを続いて生成する。第2の生成器(G2)24によって生成された正常画像データと、最初の正常画像データとの比較によって、第1の生成器(G1)22及び第2の生成器(G2)24、並びに、第1の識別器(D1)28及び第2の識別器(D2)26の学習を行う。

10

【0039】

第1の生成器(G1)22及び第2の生成器(G2)24は、エンコーダ-デコーダから成るオートエンコーダの構成を備えるのが好ましい。更に、第1の生成器(G1)22及び第2の生成器(G2)24は、入力画像の特徴を維持しながら画像生成する生成ネットワークであり、エンコーダの各層とデコーダの各層とがスキップ接続されることが好ましい。つまり、各層で得られた特徴量がエンコーダからデコーダへと伝えられ得るようになっていのが好ましい。図3は、スキップ接続を含むU-Netの概略の構成図であり、第1の生成器(G1)22及び第2の生成器(G2)24が採り得るネットワーク構造を示している。

20

【0040】

前述の $pix \times pix$ は輪郭がぴったり合っているペア画像により学習するものであるが、CycleGANの構成を備える上述の機械学習モデルでは、学習時において、第1の生成器(G1)22の目的変数である異常画像データは、説明変数である正常画像データとペアを成すものでなくてよい。つまり、異常画像データは、異常が存在するというドメイン関係に関するラベリングが為されているものであればよく、異常の位置や形状がラベリングされていなくてよい。学習時の入力の画像データと出力の画像データとが、アンペアの画像でよく、所定のドメイン関係を満たすものであればよい(即ち、出力の画像データが、何らかの異常が存在するというラベリングを備えるものであればよい)ということから、本明細書では、このような学習を「弱教師学習」と称している。このことは、第2の生成器(G2)24の目的変数である正常画像データと、説明変数である異常画像データとによる学習においても、同様である。

30

【0041】

実施の形態1に係る腫瘍検出システム2の利用者、つまり、医療従事者は、上述の「弱教師学習」を行うためには、例えば、造影CTのARTの正常画像データと、造影CTのARTの異常画像データとを、無作為に準備すればよく、正常画像データと異常画像データとはペア画像である必要は無い。このことにより医療従事者にとっての学習データの準備の負荷は非常に小さいものとなる。

40

【0042】

上述のCycleGANの構成を備える機械学習モデルの学習では、以下の[敵対性損失]、[サイクル一貫性損失]を含む損失関数が考慮される。

【0043】

[敵対性損失]

敵対性損失(GAN Loss)は以下の式で示される。

【数1】

$$\mathcal{L}_{GAN}(G, D_Y, X, Y) = \mathbb{E}_{y \sim P_{data}(y)} [\log D_Y(y)] + \mathbb{E}_{x \sim P_{data}(x)} [\log(1 - D_Y(G(x)))]$$

50

ここで、

G : ターゲットドメイン Y に近いイメージ G (x) を生成するジェネレータ (生成器)

D_Y : 生成されたイメージ G (x) と実際のサンプル Y を識別するディスクリミネータ (識別器)

である。

最終的に求める式は以下の通りとなる。

【数 2】

$$\min_G \max_{D_Y} \mathcal{L}_{GAN}(G, D_Y, X, Y)$$

10

同様に、逆方向の変換の学習では、以下の式となる。

【数 3】

$$\min_F \max_{D_X} \mathcal{L}_{GAN}(F, D_X, Y, X)$$

【0044】

[サイクル一貫性損失]

サイクル一貫性損失 (Cycle Consistency Loss) は、生成器が生成した画像を入力画像に戻した際に生じる関数を表す。サイクル一貫性損失は、以下の式で示される。

20

【数 4】

$$\mathcal{L}_{cyc}(G, F) = \mathbf{E}_{x \sim P_{data}(x)} [\|F(G(x)) - x\|_1] + \mathbf{E}_{y \sim P_{data}(y)} [\|G(F(y)) - y\|_1]$$

ここで、

G : ターゲットドメイン Y に近いイメージ G (x) を生成する生成器 (例えば、第 1 の生成器 (G 1) 2 2)

F : ターゲットドメイン X に近いイメージ F (y) を生成する生成器 (例えば、第 2 の生成器 (G 2) 2 4)

である。

30

【0045】

このサイクル一貫性損失は、「変換後のイメージから入力データを復元したイメージ」と「元の入力データ」を比較することで損失を算出している。

【0046】

2.2. [システムの動作]

実施の形態 1 に係る腫瘍検出システム 2 により造影 CT の ART の画像データにおける腫瘍検出をする場合、テスト画像を第 1 の生成器 (G 1) 2 2 に入力し、生成された画像をさらに第 2 の生成器 (G 2) 2 4 に入力する。第 2 の生成器 (G 2) 2 4 で生成された画像と入力画像との誤差を計算し、誤差が小さい場合、正常であるとし、誤差が大きい場合、腫瘍があると判定する。

40

【0047】

図 4 は、実施の形態 1 に係る腫瘍検出システム 2 における腫瘍検出の動作を示すフローチャートである。開始 (ステップ S 0 2) 後、処理回路 8 は、インタフェース装置 6 を介して取得される画像データを第 1 の生成器 (G 1) 2 2 に入力する (ステップ S 0 4) 。

【0048】

処理回路 8 は、第 1 の生成器 (G 1) 2 2 で生成された画像データを、第 2 の生成器 (G 2) 2 4 に入力する (ステップ S 0 6) 。

【0049】

処理回路 8 は、第 2 の生成器 (G 2) 2 4 で生成された画像データと、元の画像データとの誤差を計算し (ステップ S 0 8) 、計算された誤差が所定の閾値より小さいか否か判

50

定する（ステップ S 1 0）。

【 0 0 5 0 】

誤差が所定の閾値より小さければ（ステップ S 1 0・Y E S）、処理回路 8 は、正常画像データであると判定して（ステップ S 1 2）、終了する（ステップ S 1 6）。誤差が所定の閾値より小さく無ければ（ステップ S 1 0・N O）、処理回路 8 は、異常画像データ、即ち、腫瘍画像データであると判定して（ステップ S 1 4）、終了する（ステップ S 1 6）。

【 0 0 5 1 】

図 5 A は、実施の形態 1 に係る腫瘍検出システム 2 による、M E T S（転移ガン）肝臓腫瘍に関する、（5 A - 1）入力 C T 画像、（5 A - 2）出力 C T 画像、（5 A - 3）入力肝臓（L i v e r）画像、（5 A - 4）出力肝臓（L i v e r）画像、及び、（5 A - 5）検出結果画像の、例である。

10

【 0 0 5 2 】

（5 A - 3）入力肝臓（L i v e r）画像は、（5 A - 1）入力 C T 画像の肝臓部分のみを抜き出したものであり、（5 A - 4）出力肝臓（L i v e r）画像は、（5 A - 2）出力 C T 画像の肝臓部分のみを抜き出したものである。（5 A - 5）検出結果画像は、（5 A - 4）出力肝臓（L i v e r）画像と、（5 A - 3）入力肝臓（L i v e r）画像との差分（誤差）を取ったものである。なお、以下の図 5 B ~ 図 6 C においても同様である。

【 0 0 5 3 】

20

図 5 A（5 A - 5）検出結果では、略何も表れておらず、よって、ここでの（5 A - 1）入力 C T 画像は正常画像データであると判定されることになる。

【 0 0 5 4 】

図 5 B は、実施の形態 1 に係る腫瘍検出システム 2 による、H C C（肝細胞ガン）肝臓腫瘍に関する、（5 B - 1）入力 C T 画像、（5 B - 2）出力 C T 画像、（5 B - 3）入力肝臓（L i v e r）画像、（5 B - 4）出力肝臓（L i v e r）画像、及び、（5 B - 5）検出結果画像の、例である。図 5 B（5 B - 5）検出結果でも、略何も表れておらず、よって、ここでの（5 B - 1）入力 C T 画像も正常画像データであると判定されることになる。

【 0 0 5 5 】

30

図 5 C は、実施の形態 1 に係る腫瘍検出システム 2 による、C C C（肝内胆ガン）肝臓腫瘍に関する、（5 C - 1）入力 C T 画像、（5 C - 2）出力 C T 画像、（5 C - 3）入力肝臓（L i v e r）画像、（5 C - 4）出力肝臓（L i v e r）画像、及び、（5 C - 5）検出結果画像の、例である。図 5 C（5 C - 5）検出結果でも、略何も表れておらず、よって、ここでの（5 C - 1）入力 C T 画像も正常画像データであると判定されることになる。

【 0 0 5 6 】

以上に対して、図 6 A は、実施の形態 1 に係る腫瘍検出システム 2 による、M E T S（転移ガン）肝臓腫瘍に関する、（6 A - 1）入力 C T 画像、（6 A - 2）出力 C T 画像、（6 A - 3）入力肝臓（L i v e r）画像、（6 A - 4）出力肝臓（L i v e r）画像、及び、（6 A - 5）検出結果画像の、例であるが、実際に腫瘍が含まれている画像例である。つまり、図 6 A（6 A - 5）検出結果において、主として白線ボックスで囲まれた部分にて、差分（誤差）のイメージが表れている。ここでの（6 A - 1）入力 C T 画像は異常画像データであると判定されることになる。なお、図 6 A ~ 図 6 C の画像例における「白線ボックス」は追加的に付加したものである。

40

【 0 0 5 7 】

図 6 B は、実施の形態 1 に係る腫瘍検出システム 2 による、H C C（肝細胞ガン）肝臓腫瘍に関する、（6 B - 1）入力 C T 画像、（6 B - 2）出力 C T 画像、（6 B - 3）入力肝臓（L i v e r）画像、（6 B - 4）出力肝臓（L i v e r）画像、及び、（6 B - 5）検出結果画像の、例であるが、これらも実際に腫瘍が含まれている画像例である。図

50

6 B (6 B - 5) 検出結果においても、主として白線ボックスで囲まれた部分にて、差分 (誤差) のイメージが表れている。ここでの (6 B - 1) 入力 C T 画像も異常画像データであると判定されることになる。

【 0 0 5 8 】

図 6 C は、実施の形態 1 に係る腫瘍検出システム 2 による、C C C (肝内胆ガン) 肝臓腫瘍に関する、(6 C - 1) 入力 C T 画像、(6 C - 2) 出力 C T 画像、(6 C - 3) 入力肝臓 (L i v e r) 画像、(6 C - 4) 出力肝臓 (L i v e r) 画像、及び、(6 C - 5) 検出結果画像の、例であるが、これらも実際に腫瘍が含まれている画像例である。図 6 B (6 B - 5) 検出結果においても、主として白線ボックスで囲まれた部分にて、差分 (誤差) のイメージが表れている。ここでの (6 C - 1) 入力 C T 画像も異常画像データ

10

【 0 0 5 9 】

図 7 A は、実施の形態 1 に係る腫瘍検出システム 2 による、M E T S (転移ガン) の検出結果の数値例であり、グラフの各々は入力画像と出力画像の平均二乗誤差 (M S E) を示すものである。閾値より低い白色のグラフは、正常画像データにおける数値を示し、閾値より高いグレーのグラフは異常画像データにおける数値を示す。

【 0 0 6 0 】

図 7 B は、実施の形態 1 に係る腫瘍検出システム 2 による、H C C (肝細胞ガン) の検出結果の数値例であり、ここでもグラフの各々は入力画像と出力画像の平均二乗誤差 (M S E) を示す。閾値より低い白色のグラフは、正常画像データにおける数値を示し、閾値より高いグレーのグラフは異常画像データにおける数値を示す。

20

【 0 0 6 1 】

図 7 C は、実施の形態 1 に係る腫瘍検出システム 2 による、C C C (肝内胆ガン) の検出結果の数値例であり、ここでもグラフの各々は入力画像と出力画像の平均二乗誤差 (M S E) を示す。閾値より低い白色のグラフは、正常画像データにおける数値を示し、閾値より高いグレーのグラフは異常画像データにおける数値を示す。

【 0 0 6 2 】

2 . 2 . 1 . [従来法との定量比較]

本発明者は、実施の形態 1 に係る腫瘍検出システム 2 による腫瘍検出方法と、従来法との定量比較を行っている。ここでの従来法は、例えば、図 1 1 に示す既存法である。従来法に拠った場合、A U C が「 0 . 5 9 8 」、「 0 . 6 3 1 」、「 0 . 6 1 0 」、「 0 . 6 2 5 」等の数値となることが確認されている。これに対して、実施の形態 1 に係る腫瘍検出方法では、M S E (平均二乗誤差) の A U C が「 0 . 6 8 2 」であり、G M S (G r a d i e n t M a g n i t u d e S i m i l a r i t y) の A U C が「 0 . 7 4 0 」である等、高い値となることが確認されている。

30

【 0 0 6 3 】

2 . 3 . [実施の形態 1 のまとめ]

本実施の形態 1 に係る腫瘍検出システム 2 は、コンピュータ装置 4 を有し、コンピュータ装置 4 は、インタフェース装置 6 と、処理回路 8 とを含む。コンピュータ装置 4 には、第 1 の生成器 (G 1) 2 2、第 1 の識別器 (D 1) 2 8、第 2 の生成器 (G 2) 2 4、及び、第 2 の識別器 (D 2) 2 6 を含む、学習済みの C y c l e G A N の機械学習モデルが構築されている。ここで、第 1 の生成器 (G 1) 2 2 は、リアルの正常画像データの入力から、フェイクの腫瘍画像データを出力するように学習により訓練されている。第 1 の識別器 (D 1) 2 8 は、第 1 の生成器 (G 1) 2 2 から生成されるフェイクの腫瘍画像データをフェイクであると判断し、リアルの腫瘍画像データをリアルであると判断するように学習により訓練されている。更に、第 2 の生成器 (G 2) 2 4 は、リアルの腫瘍画像データの入力から、フェイクの正常画像データを出力するように学習により訓練されている。第 2 の識別器 (D 2) 2 6 は、第 2 の生成器 (G 2) 2 4 から生成されるフェイクの生成画像データをフェイクであると判断し、リアルの正常画像データをリアルであると判断するように学習により訓練されている。更に、学習済みの C y c l e G A N の機械学習モデ

40

50

ルでは、学習時にて、正常画像データを第1の生成器(G1)22に入力して異常画像データを生成し、当該生成された異常画像データを第2の生成器(G2)24に入力して正常画像データを生成し、第2の生成器(G2)24によって生成された当該正常画像データと、最初の正常画像データとの比較によって、第1の生成器(G1)22及び第2の生成器(G2)24、並びに、第1の識別器(D1)28及び第2の識別器(D2)26において、学習が行われている。検出に当たっては、処理回路8は、インタフェース装置6を介して取得される画像データを第1の生成器(G1)22に入力する。処理回路8は、第1の生成器(G1)22への入力により、第1の生成器(G1)22で生成される画像データを第2の生成器(G2)24に入力する。処理回路8は、第2の生成器(G2)24への入力により第2の生成器(G2)24で生成される画像データと、第1の生成器(G1)22に入力された元の画像データとの誤差を計算する。処理回路は、計算された誤差が所定の閾値より小さければ、第1の生成器(G1)22に入力された画像データが正常画像データであると判定し、計算された誤差が所定の閾値より小さく無ければ、第1の生成器(G1)22に入力された画像データが異常画像データであると判定する。

10

【0064】

以上の腫瘍検出システム2は、利用者に対する学習データの準備の負荷が非常に小さく、且つ、画像データが異常部位を含むか否かを高精度で検出できるものである。することができる。

【0065】

3. [実施の形態2]

20

実施の形態2に係る腫瘍検出システム2は、実施の形態1に係る腫瘍検出システム2と同様の構成を備える。更に、実施の形態2に係る腫瘍検出システム2は、実施の形態1に係る腫瘍検出システム2と同様に動作する。

【0066】

実施の形態2に係る腫瘍検出システム2は、学習時に利用される腫瘍画像データに特徴が存在する。実施の形態1に係る腫瘍検出システム2では、学習時にて、腫瘍画像データとして実際の腫瘍画像データが利用される。これに対して、本実施の形態2に係る腫瘍検出システム2では、学習時にて、腫瘍画像データとして、半自動的に且つ人為的に作成される疑似腫瘍画像データが利用される。

【0067】

30

図8(8-1)、(8-2)、及び(8-3)は、実際に腫瘍(異常)を含む肝臓の造影CTの画像の例である。これらに対して、図8(8-4)、(8-5)、及び(8-6)は、実施の形態2に係る腫瘍検出システム2にて用いられる疑似異常画像データ(腫瘍画像データ)の例である。

【0068】

図8(8-4)、(8-5)、及び(8-6)に示す疑似的な異常肝臓画像は、正常肝臓画像に対して、縮小した正常肝臓画像を「疑似的な」腫瘍(の画像)として、任意の場所に埋め込むことで作成される。このように作成された疑似異常画像データが、図2に示すCycleGANの構成を備える機械学習モデルの学習にて適用される。即ち、機械学習モデルの学習にて適用される異常画像データが、一つの正常画像データに対して、別の正常画像データにおける撮像物(即ち、肝臓)の画像部分を縮小したものを疑似的な異常部分として、埋め込むことで作成される。

40

【0069】

実施の形態2に係る腫瘍検出システム2における機械学習モデルの学習では、実際の異常画像データの準備が実質的に不要となる。結果として、教師なし学習により、図2に示すCycleGANの構成を備える機械学習モデルが学習されることになる。

【0070】

教師なし学習が行われることにより、医療従事者にとっての学習データの準備の負荷は更に非常に小さいものとなる。

【0071】

50

3.1. [従来法との定量比較]

本発明者は、実施の形態2に係る腫瘍検出システム2による腫瘍検出方法と、従来法、及び、実施の形態1に係る腫瘍検出システム2による腫瘍検出方法との、定量比較を行っている。ここでの従来法も、例えば、図11に示す既存法である。従来法に拠った場合、AUCが「0.598」、「0.631」、「0.610」、「0.625」等の数値となることが確認されていることは既に述べた。

【0072】

また、実施の形態1に係る腫瘍検出方法では、MSE（平均二乗誤差）のAUCが「0.682」となり、GMS（Gradient Magnitude Similarity）のAUCが「0.740」となることも既に述べた。これらに対して、実施の形態1に係る腫瘍検出方法でも、MSE（平均二乗誤差）のAUCが「0.644」となり、GMS（Gradient Magnitude Similarity）のAUCが「0.810」となる等、やはり高い値となることが確認されている。

【0073】

3.2. [実施の形態2のまとめ]

本実施の形態2に係る腫瘍検出システム2では、機械学習モデルの学習にて適用される異常画像データが、一つの正常画像データに対して、別の正常画像データにおける撮像物の画像部分を縮小したものを疑似的な異常部分として、埋め込むことで作成される。

【0074】

以上の腫瘍検出システム2は、利用者に対する学習データの準備の負荷が非常に小さく、且つ、画像データが異常部位を含むか否かを高精度で検出できるものである。

【0075】

4. [実施の形態3]

実施の形態3に係る腫瘍検出システム2は、実施の形態1及び2に係る腫瘍検出システム2と同様の構成を備える。更に、実施の形態3に係る腫瘍検出システム2は、実施の形態1及び2に係る腫瘍検出システム2と略同じように動作する。

【0076】

4.1. [機械学習モデルの構成]

図9Aは、実施の形態3に係る腫瘍検出システム2で用いるCycleGANの概略の構成図である。実施の形態3に係る腫瘍検出システム2で用いる機械学習モデルであるCycleGANの構成は、表現はやや異なるが、図2に示す実施の形態1及び2に係る腫瘍検出システム2で用いる機械学習モデルのCycleGANと同様のものである。

【0077】

図9Aに示す、CycleGANの構成を備える機械学習モデルも、図2に示すものと同様のものである、第1の生成器（G1）22、第1の識別器（D1）28、第2の生成器（G2）24、及び、第2の識別器（D2）26を含む。図9Aに示す機械学習モデルにおいても、図2に示すものと同様に、第1の生成器（G1）22の訓練と、第1の識別器（D1）28の訓練とは、敵対（Adversarial）関係にある。

【0078】

更に、図9Aに示す機械学習モデルにおいても、図2に示すものと同様に、第2の生成器（G2）24の訓練と、第2の識別器（D2）26の訓練とは、やはり敵対（Adversarial）関係にある。

【0079】

更に、図9Aに示すCycleGANの構成を備える機械学習モデルでも、学習時、正常画像データを用いる場合、正常画像データを第1の生成器（G1）22に入力し、異常画像データを先ず生成する。生成された異常画像データを第2の生成器（G2）24に入力し、正常画像データを続いて生成する。第2の生成器（G2）24によって生成された正常画像データと、最初の正常画像データとの比較によって、第1の生成器（G1）22及び第2の生成器（G2）24、並びに、第1の識別器（D1）28及び第2の識別器（D2）26の学習を行う。このようなCycleGANの構成を備える機械学習モデルに

において特徴的な学習についても、図 9 A と図 2 とに示す両者において同様である。

【 0 0 8 0 】

図 9 A に示す実施の形態 3 に係る腫瘍検出システム 2 においても、第 1 の生成器 (G 1) 2 2 及び第 2 の生成器 (G 2) 2 4 が、スキップ接続を含む U - n e t の構成を備えるオートエンコーダであるのが好ましい。

【 0 0 8 1 】

更に、実施の形態 3 に係る腫瘍検出システム 2 は、学習時において、実施の形態 1 と同様の「弱教師学習」を、若しくは実施の形態 2 と同様の「教師なし学習」を、行うものである。よって、医療従事者にとっての学習データの準備の負荷は非常に小さい。

【 0 0 8 2 】

更に、実施の形態 3 に係る腫瘍検出システム 2 で用いる機械学習モデルである C y c l e G A N においても、学習時にて、前述の [敵対性損失]、[サイクル一貫性損失] を含む損失関数が考慮される。

10

【 0 0 8 3 】

4 . 2 . [システムの動作]

図 9 B は、実施の形態 3 に係る腫瘍検出システム 2 で用いる C y c l e G A N の構成を備える機械学習モデルによる、異常 (腫瘍) 検出の様子を示す模式図である。実施の形態 3 に係る腫瘍検出システム 2 により造影 C T の A R T の画像データにおける腫瘍検出をする場合、図 9 B (9 B - 1) 及び (9 B - 2) に示すように、テスト画像を直接、第 2 の生成器 (G 2) 2 4 に入力する。即ち、実施の形態 3 に係る腫瘍検出システム 2 に拠る場合と異なり、第 1 の生成器 (G 1) 2 2 に入力することが無い。実施の形態 3 に係る腫瘍検出システム 2 は、第 2 の生成器 (G 2) 2 4 で生成される画像と入力画像との誤差を計算し、誤差が小さい場合、正常であるとし、誤差が大きい場合、腫瘍があると判定する。

20

【 0 0 8 4 】

図 1 0 は、実施の形態 3 に係る腫瘍検出システム 2 における腫瘍検出の動作を示すフローチャートである。開始 (ステップ S 2 2) 後、処理回路 8 は、インタフェース装置を介して取得される画像データを、第 2 の生成器 (G 2) 2 4 に入力する (ステップ S 2 4)

【 0 0 8 5 】

処理回路 8 は、第 2 の生成器 (G 2) 2 4 で生成された画像データと、元の画像データとの誤差を計算し (ステップ S 2 6)、計算された誤差が所定の閾値より小さいか否か判定する (ステップ S 2 8)。

30

【 0 0 8 6 】

誤差が所定の閾値より小さければ (ステップ S 2 8 ・ Y E S)、処理回路 8 は、正常画像データであると判定して (ステップ S 3 0)、終了する (ステップ S 3 4)。誤差が所定の閾値より小さく無ければ (ステップ S 2 8 ・ N O)、処理回路 8 は、異常画像データ、即ち、腫瘍画像データであると判定して (ステップ S 3 2)、終了する (ステップ S 3 4)。

【 0 0 8 7 】

3 . 3 . [実施の形態 3 のまとめ]

本実施の形態 3 に係る腫瘍検出システム 2 は、コンピュータ装置 4 を有し、コンピュータ装置 4 は、インタフェース装置 6 と、処理回路 8 とを含む。コンピュータ装置 4 には、第 1 の生成器 (G 1) 2 2、第 1 の識別器 (D 1) 2 8、第 2 の生成器 (G 2) 2 4、及び、第 2 の識別器 (D 2) 2 6 を含む、学習済みの C y c l e G A N の機械学習モデルが構築されている。ここで、第 1 の生成器 (G 1) 2 2 は、リアルな正常画像データの入力から、フェイクの腫瘍画像データを出力するように学習により訓練されている。第 1 の識別器 (D 1) 2 8 は、第 1 の生成器 (G 1) 2 2 から生成されるフェイクの腫瘍画像データをフェイクであると判断し、リアルな腫瘍画像データをリアルであると判断するように学習により訓練されている。更に、第 2 の生成器 (G 2) 2 4 は、リアルな腫瘍画像データの入力から、フェイクの正常画像データを出力するように学習により訓練されている。

40

50

第2の識別器(D2)26は、第2の生成器(G2)24から生成されるフェイクの生成画像データをフェイクであると判断し、リアル normally 画像データをリアルであると判断するように学習により訓練されている。更に、学習済みのCycleGANの機械学習モデルでは、学習時にて、正常画像データを第1の生成器(G1)22に投入して異常画像データを生成し、当該生成された異常画像データを第2の生成器(G2)24に投入して正常画像データを生成し、第2の生成器(G2)24によって生成された当該正常画像データと、最初の正常画像データとの比較によって、第1の生成器(G1)22及び第2の生成器(G2)24、並びに、第1の識別器(D1)28及び第2の識別器(D2)26において、学習が行われている。検出に当たっては、処理回路8は、インタフェース装置6を介して取得される画像データを第2の生成器(G2)24に投入する。処理回路8は、第2の生成器(G2)24への投入により第2の生成器(G2)24で生成される画像データと、第1の生成器(G1)22に投入された元の画像データとの誤差を計算する。処理回路は、計算された誤差が所定の閾値より小さければ、第1の生成器(G1)22に投入された画像データが正常画像データであると判定し、計算された誤差が所定の閾値より小さく無ければ、第1の生成器(G1)22に投入された画像データが異常画像データであると判定する。

10

【0088】

以上の腫瘍検出システム2は、利用者に対する学習データの準備の負荷が非常に小さく、且つ、画像データが異常部位を含むか否かを高精度で検出できるものである。

【0089】

20

なお、実施の形態3に係る腫瘍検出システム2も、上述の実施の形態2に係る腫瘍検出システム2が学習時に使用する腫瘍画像データを、学習時に適用してもよい。

【0090】

3. [他の実施の形態]

以上のように、本出願において開示する技術の例示として、実施の形態を説明した。しかしながら、本開示における技術は、これに限定されず、適宜、変更、置き換え、付加、省略などを行った実施の形態にも適用可能である。

【0091】

実施の形態1~3に係る腫瘍検出システム2は、主に肝臓における異常の検出を行うものであるように説明を行った。これら実施の形態1~3に係る腫瘍検出システム2は、学習時の訓練データを適宜変更すれば、他の臓器における異常の検出を精度よく行うことが可能になる。

30

【0092】

また、実施の形態1~3に係る腫瘍検出システム2は、造影CTの画像データを入力データとするが、入力データはこれに限定されない。本開示の技術を利用すれば、MRIやX線の画像データを入力データとする腫瘍検出システム2を構築することも可能である。

【0093】

また、実施の形態1~3に係る検出システムは、人体内部の画像データを利用して、人体内部の異常を検出するシステムである。例えば、ひびや亀裂を含む、若しくは、含まない、建造物の壁の画像データを、学習時の訓練データとすれば、本開示の実施の形態に係る検出システムは、建造物の壁の画像データを投入して当該建造物の壁の異常を検出するシステムとして動作することができる。同じように、本開示の実施の形態に係る検出システムは、様々な対象物における異常の検出のために利用することができる。

40

【0094】

また、実施の形態を説明するために、添付図面および詳細な説明を提供した。したがって、添付図面および詳細な説明に記載された構成要素の中には、課題解決のために必要な構成要素だけでなく、上記技術を例示するために、課題解決のためには必須でない構成要素も含まれ得る。そのため、それらの必須ではない構成要素が添付図面や詳細な説明に記載されていることをもって、直ちに、それらの必須ではない構成要素が必須であるとの認定をするべきではない。

50

【 0 0 9 5 】

また、上述の実施の形態は、本開示における技術を例示するためのものであるから、特許請求の範囲またはその均等の範囲において種々の変更、置き換え、付加、省略などを行うことができる。

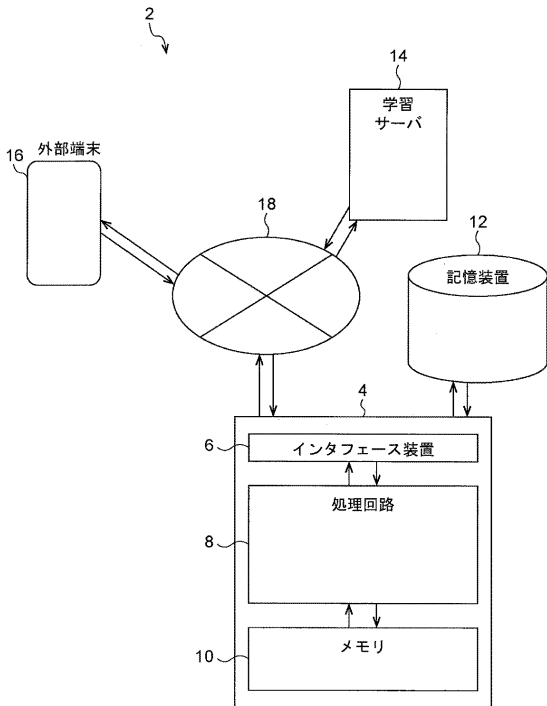
【 符号の説明 】

【 0 0 9 6 】

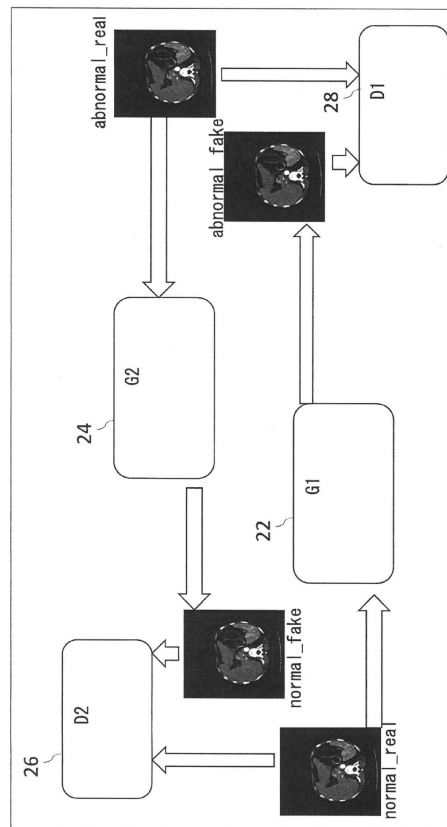
2・・・腫瘍検出システム、4・・・コンピュータ装置、6・・・インターフェース装置、8・・・処理回路、10・・・メモリ、12・・・記憶装置、14・・・学習サーバ、16・・・外部端末、22・・・第1の生成器（G1）、24・・・第2の生成器（G2）、26・・・第2の識別器（D2）、28・・・第1の識別器（D1）、102・・・生成器（G）、104・・・識別器（D）。

【 図面 】

【 図 1 】



【 図 2 】



10

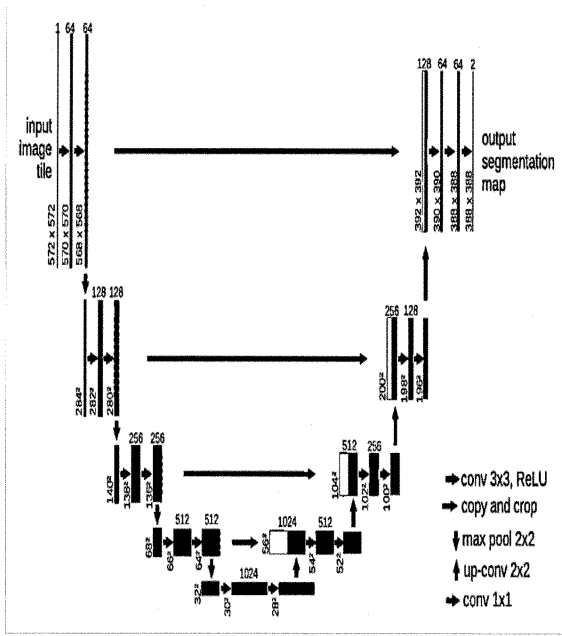
20

30

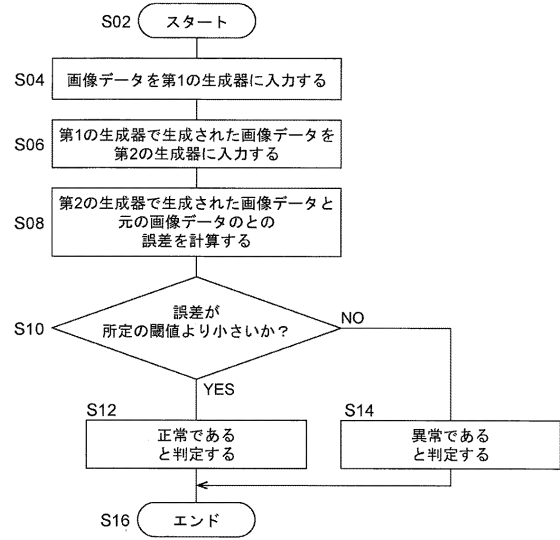
40

50

【 図 3 】



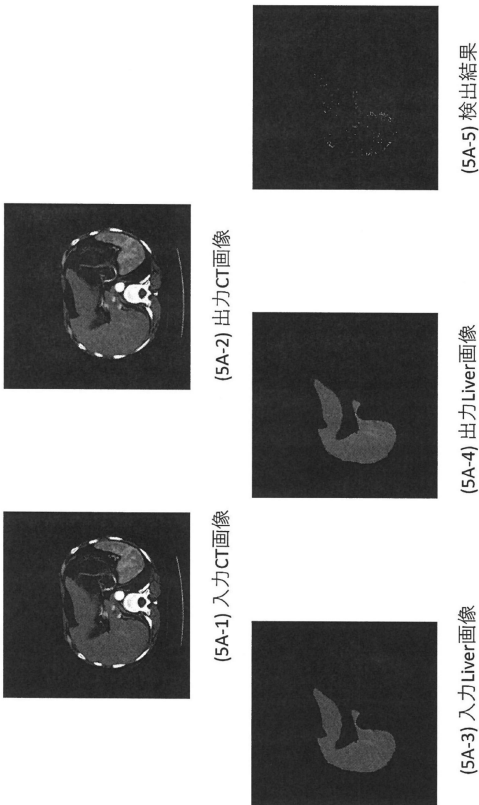
【 図 4 】



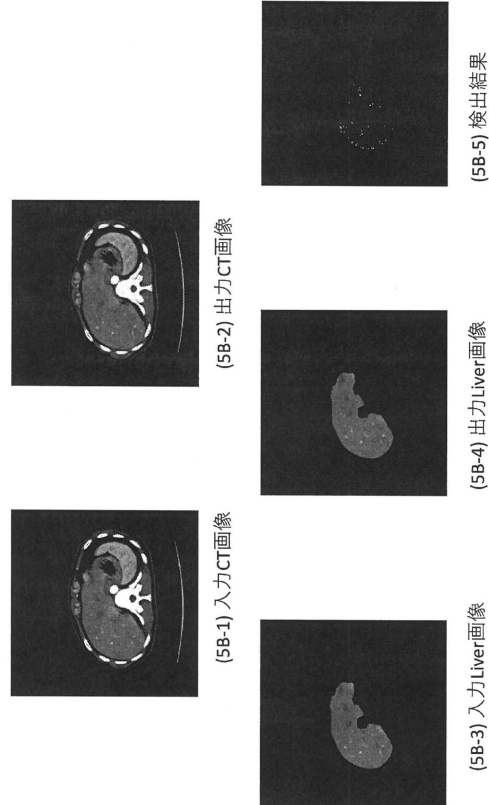
10

20

【 図 5 A 】



【 図 5 B 】

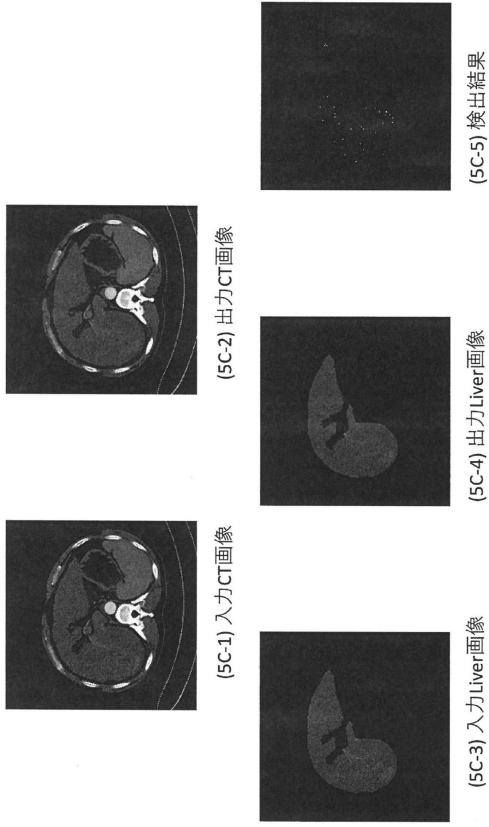


30

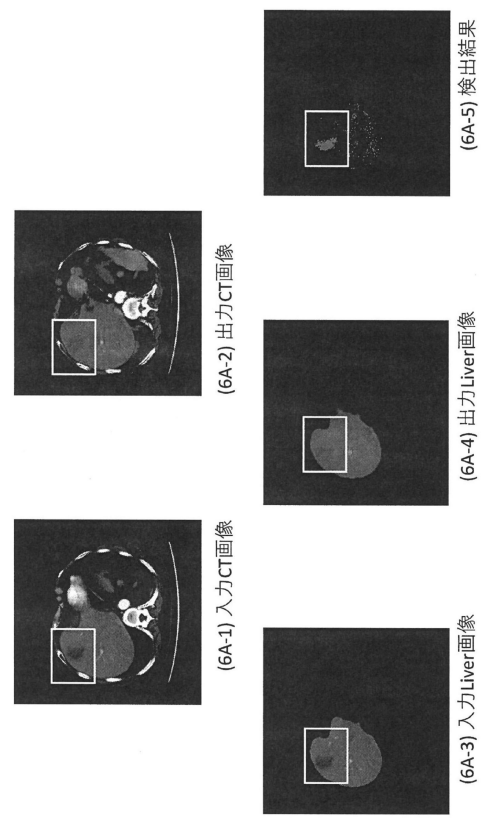
40

50

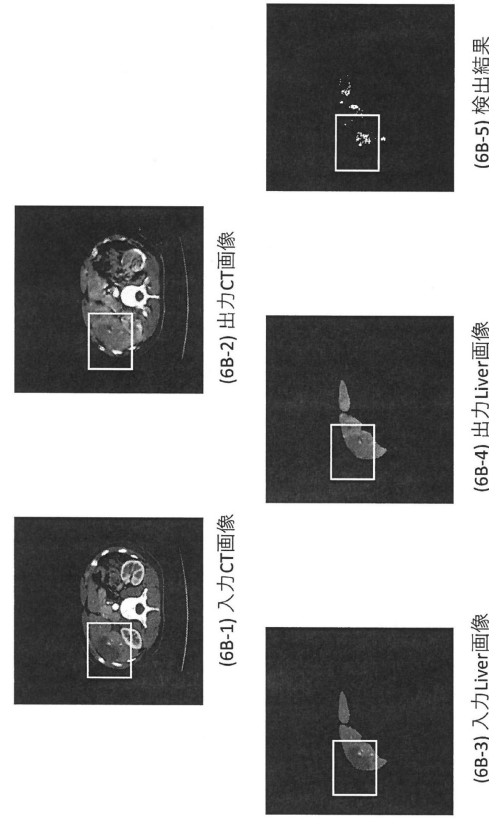
【 図 5 C 】



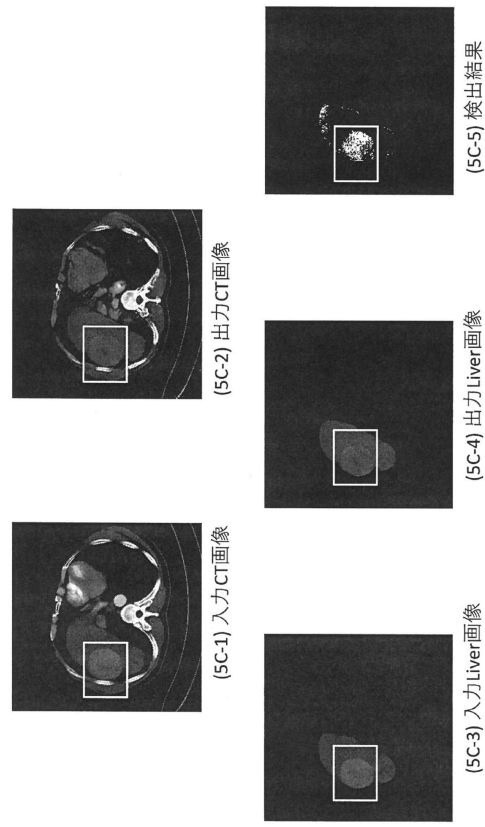
【 図 6 A 】



【 図 6 B 】



【 図 6 C 】



10

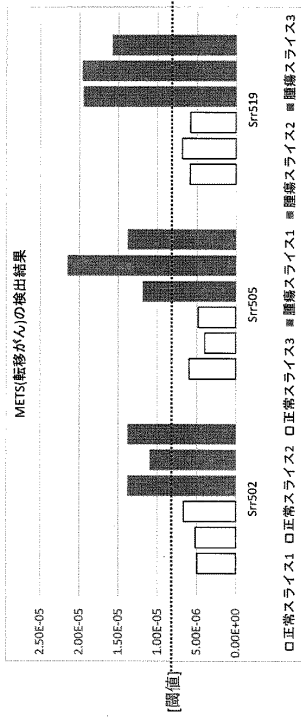
20

30

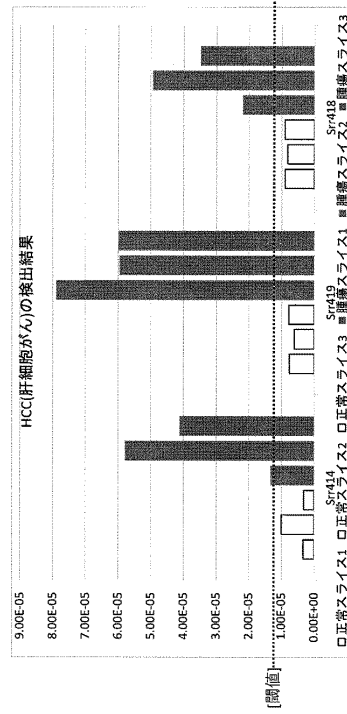
40

50

【 図 7 A 】



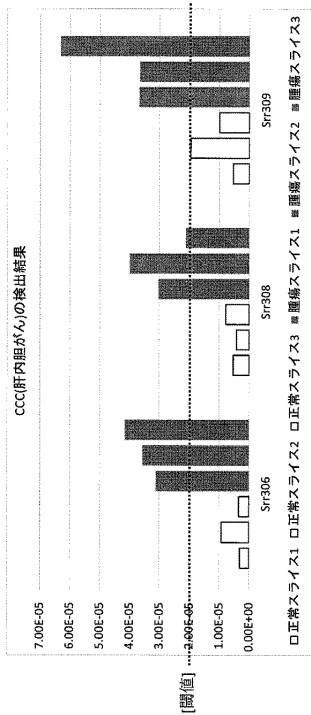
【 図 7 B 】



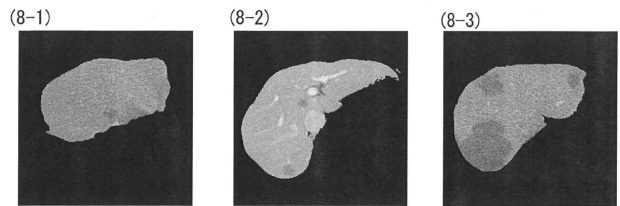
10

20

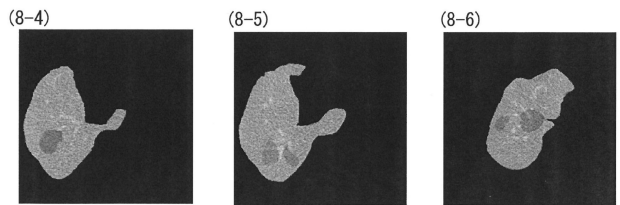
【 図 7 C 】



【 図 8 】



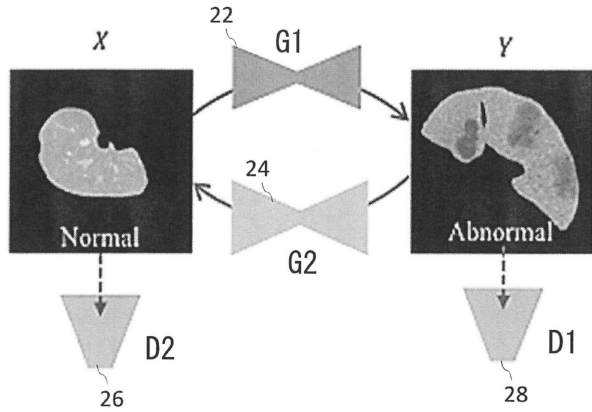
30



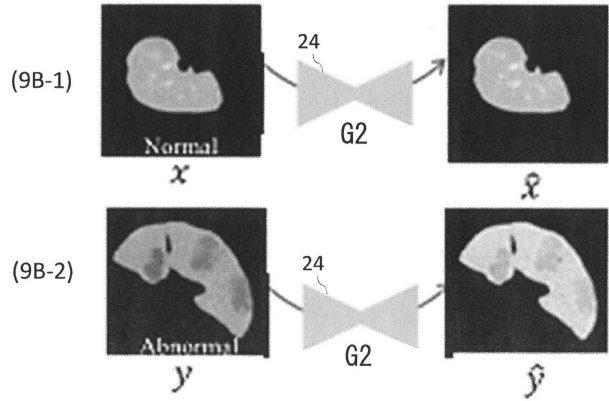
40

50

【図 9 A】

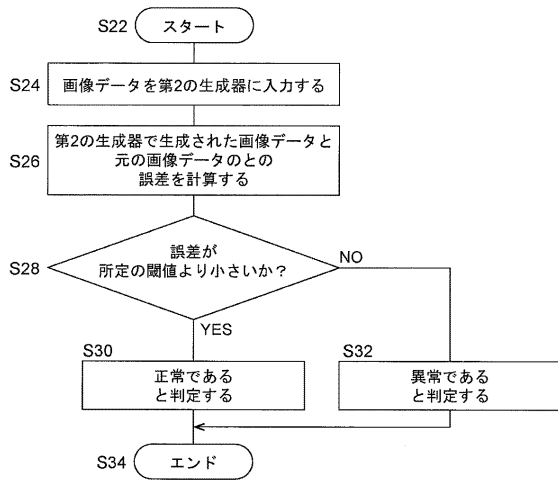


【図 9 B】

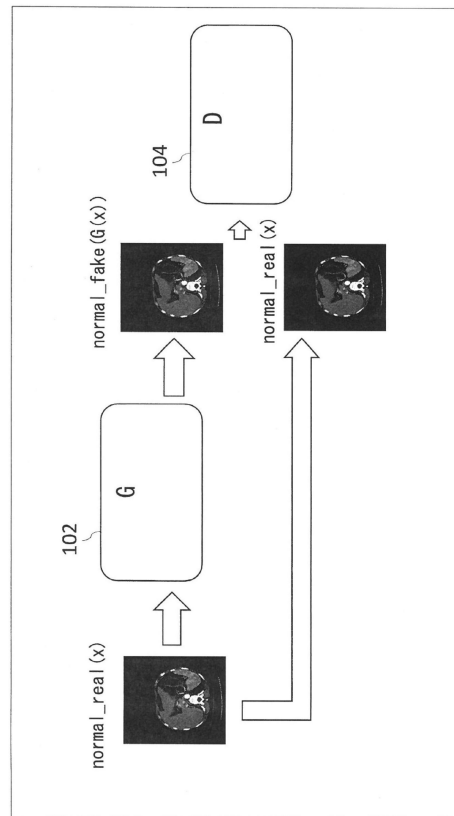


10

【図 1 0】



【図 1 1】



20

30

40

50

フロントページの続き

命館大学 びわこ・くさつキャンパス内

(72)発明者 李 赫

滋賀県草津市野路東1丁目1番1号 立命館大学 びわこ・くさつキャンパス内

Fターム(参考) 4C093 AA22 AA26 CA15 FD03 FF17

5L096 AA06 BA06 BA13 DA02 HA09 KA04 KA15