

(12) 特許協力条約に基づいて公開された国際出願

(19) 世界知的所有権機関
国際事務局

(43) 国際公開日
2024年12月12日(12.12.2024)



(10) 国際公開番号

WO 2024/252857 A1

(51) 国際特許分類:

G06T 7/00 (2017.01)

(21) 国際出願番号:

PCT/JP2024/017720

(22) 国際出願日:

2024年5月14日(14.05.2024)

(25) 国際出願の言語:

日本語

(26) 国際公開の言語:

日本語

(30) 優先権データ:

特願 2023-094360 2023年6月7日(07.06.2023) JP

(71) 出願人: 株式会社ニコン (NIKON CORPORATION) [JP/JP]; 〒1086290 東京都港区港南二丁目15番3号 Tokyo (JP).

(72) 発明者: 大坪 洋介(OTSUBO Yosuke); 〒1086290 東京都港区港南二丁目15番3号 株式会社ニコン内 Tokyo (JP). ▲高▼山 侑也(TAKAYAMA Yuuya); 〒1086290 東京都港区港南二丁目15番3号 株式会社ニコン内 Tokyo (JP). 門井 宏

平(KADOI Kohei); 〒1086290 東京都港区港南二丁目15番3号 株式会社ニコン内 Tokyo (JP). 武居 俊輔(TAKEI Shunsuke); 〒1086290 東京都港区港南二丁目15番3号 株式会社ニコン内 Tokyo (JP). 畑口 剛之(HATAGUCHI Takeshi); 〒1086290 東京都港区港南二丁目15番3号 株式会社ニコン内 Tokyo (JP).

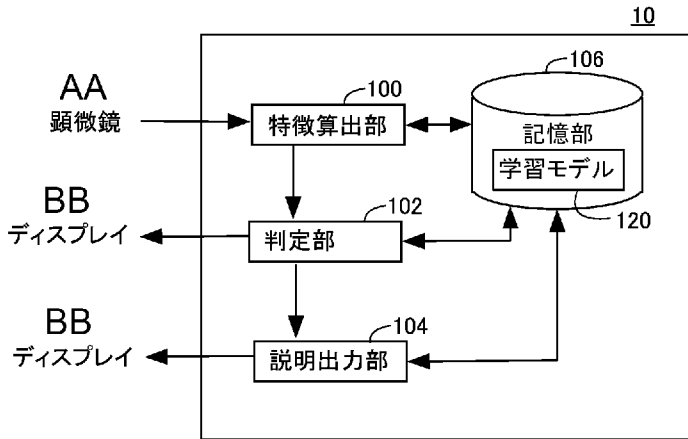
(74) 代理人: 弁理士法人 R Y U K A 国際特許事務所(RYUKA & PARTNERS); 〒1631522 東京都新宿区西新宿1-6-1 新宿エルタワー22階 Tokyo (JP).

(81) 指定国(表示のない限り、全ての種類の国内保護が可能): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ, IR, IS, IT, JM, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU,

(54) Title: TRAINING DEVICE AND PROGRAM

(54) 発明の名称: 学習装置およびプログラム

[図1]



100 Feature calculation unit
102 Determination unit
104 Explanation output unit
106 Storage unit
120 Trained model
AA Microscope
BB Display

(57) Abstract: This training device includes: a storage unit that stores a trained model that is trained to receive input of a training image and a training feature amount obtained by digitizing a predetermined interpretable feature related to a subject of the training image, and output a result of determination for the training image and the training feature amount; a determination unit that uses the trained model stored in the storage unit to output a result of determination for an explanation target image and a first feature amount obtained by digitizing a predetermined interpretable feature related to a subject of the explanation target image; and an explanation output unit that outputs the degree of contribution of the explanation target image and the degree of contribution of the first feature amount in relation to the result of determination for the explanation target image and the first feature amount by the trained model.

[続葉有]

LY, MA, MD, MG, MK, MN, MU, MW, MX, MY,
MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL,
PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK,
SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA,
UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW.

- (84) 指定国(表示のない限り、全ての種類の広域保護が可能): ARIPO (BW, CV, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SC, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), ユーラシア (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), ヨーロッパ (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, ME, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

添付公開書類：

一 国際調査報告 (条約第21条(3))

(57) 要約：学習装置であって、学習用画像と、学習用画像の被写体に関係し、予め定められた解釈可能な特徴を数値化した学習用特徴量と、を入力とし、学習用画像及び学習用特徴量に対する判定の結果を出力として学習した学習モデルを記憶する記憶部と、説明対象用画像と、説明対象用画像の被写体に関係し、予め定められた解釈可能な特徴を数値化した第1特徴量とに対し、記憶部に記憶された学習モデルを用いて判定の結果を出力する判定部と、学習モデルによる説明対象用画像及び第1特徴量の判定の結果に対して、説明対象用画像の寄与度と第1特徴量の寄与度を出力する説明出力部とを備える。

明 細 書

発明の名称：学習装置およびプログラム

技術分野

[0001] 本発明は、学習装置およびプログラムに関する。

背景技術

[0002] 特許文献1には、「根拠計算部114は、例えば、Grad-CAM (Gradient-weighted Class Activation Mapping)、LIME (LOCAL Interpretable model-agnostic Explanations)、LIMEの発展形であるSHAP (SHapley Additive exPlanations)、TCAV (Testing with Concept Activation Vectors) などのアルゴリズムを使って、推論部112において学習済み機械学習モデルを用いた診断及び鑑別診断の各々の判断根拠を可視化した画像を算出することができる」と記載されている。

[0003] 非特許文献1には、皮膚画像とメタデータ（患者の年齢や性別など）とを入力して、皮膚病変を分類する学習モデルが記載されている。

[先行技術文献]

[特許文献]

[特許文献1] 国際公開2022/176396号

[非特許文献1] Nils Gessert他著「Skin lesion classification using ensembles of multi-resolution EfficientNets with meta data」Methods X, Volum 7, 2020

一般的開示

[0004] 本発明の第1の態様においては、学習装置であって、学習用画像と、学習用画像の被写体に関係し、予め定められた解釈可能な特徴を数値化した学習用特徴量と、を入力とし、学習用画像及び学習用特徴量に対する判定の結果を出力として学習した学習モデルを記憶する記憶部と、説明対象用画像と、説明対象

用画像の被写体に関係し、予め定められた解釈可能な特徴を数値化した第1特徴量とに対し、記憶部に記憶された学習モデルを用いて判定の結果を出力する判定部と、学習モデルによる説明対象用画像及び第1特徴量の判定の結果に対して、説明対象用画像の寄与度と第1特徴量の寄与度とを出力する説明出力部とを備える。

[0005] 予め定められた解釈可能な特徴は、被写体の形状又は特性を定量的に表せるパラメータを含んでよい。判定部は、学習モデルを用いて、説明対象用画像から第2特徴量を抽出し、説明度出力部は、第2特徴量と第1特徴量とを含む特徴量空間において、説明対象に係る第1特徴量及び第2特徴量からなるデータの近傍を線形回帰することにより、寄与度をそれぞれ算出してよい。判定部は、学習モデルを用いて、説明対象用画像から第2特徴量を抽出し、説明出力部は、第2特徴量である特徴量ベクトルの次元を圧縮して、説明対象用画像の寄与度として、第2の特徴量の寄与度を算出してよい。説明出力部は、特徴量ベクトルを1次元に圧縮してよい。

[0006] 説明対象用画像に基づき、第1特徴量のうち、少なくともの一つを算出して学習モデルに入力する特徴算出部をさらに備えてよい。

[0007] 学習モデルは、畳み込みニューラルネットワークを含んでよい。

[0008] 説明出力部は、さらに、学習モデルによる判定の結果に対する、説明対象用画像内の判定根拠を示す画像を出力してもよい。説明出力部は、説明対象用画像の寄与度と、第1特徴量の寄与度とを、並べて表示させてもよい。説明出力部は、説明対象用画像の寄与度と、第1の特徴量の寄与度と、判定根拠を示す画像と、判定の結果とを並べて表示させてもよい。説明出力部は、説明対象用画像の寄与度と、第1特徴量の寄与度と、のそれぞれに対応したテキストを表示させてもよい。

[0009] 本発明の第2の態様においては、プログラムであって、コンピュータに、学習用画像と、学習用画像の被写体に関係し、予め定められた解釈可能な特徴を数値化した学習用特徴量と、を入力とし、学習用画像及び学習用特徴量に対する判定の結果を出力として学習した学習モデルを記憶部に記憶させる記憶機能

と、説明対象用画像と、説明対象用画像の被写体に関係し、予め定められた解釈可能な特徴を数値化した第1特徴量とに対し、記憶部に記憶された学習モデルを用いて判定の結果を出力する判定機能と、学習モデルによる説明対象用画像及び第1特徴量の判定の結果に対して、説明対象用画像の寄与度と第1特徴量の寄与度とを出力する説明出力機能とを実現させる。

[0010] 本発明の第3の態様においては、学習用画像と、学習用画像の被写体に関係し、予め定められた解釈可能な特徴を数値化した学習用特徴量と、を入力とし、学習用画像及び学習用特徴量に対する判定の結果を出力として学習した学習モデルを用いて、説明対象用画像と、説明対象用画像の被写体に関係し、予め定められた解釈可能な特徴を数値化した第1特徴量とに対し、判定の結果を出力する学習装置であって、学習モデルによる説明対象用画像及び第1特徴量の判定の結果に対して、説明対象用画像の寄与度と第1特徴量の寄与度とを出力する説明出力部を備える。

[0011] なお、上記の発明の概要は、本発明の特徴の全てを列挙したものではない。また、これらの特徴群のサブコンビネーションもまた、発明となりうる。

図面の簡単な説明

[0012] [図1]本実施形態に係る学習装置10の機能ブロックを示す。

[図2]学習装置10の動作フローを示す。

[図3]学習モデル120の一例を概略的に示す。

[図4]特徴量の空間を線形回帰する方法の概要を説明するための分布図である。

[図5]可読特徴量空間を説明する分布図である。

[図6]第2特徴量の次元を1次元に圧縮する方法を説明する分布図である。

[図7]説明出力部104によるディスプレイへの表示画像200の一例を示す。

[図8]テキストエリア220に表示されるテキストのテンプレート230である。

[図9]他の適用例を示す一覧表である。

[図10]本発明の複数の態様が全体的または部分的に具現化されてよいコンピュータ 2200 の例を示す。

発明を実施するための形態

[0013] 以下、発明の実施の形態を通じて本発明を説明するが、以下の実施形態は請求の範囲にかかる発明を限定するものではない。また、実施形態の中で説明されている特徴の組み合わせの全てが発明の解決手段に必須であるとは限らない。

[0014] 図1は、本実施形態に係る学習装置10の機能ブロックを示す。学習装置10は、対象となる入力に対して何らかの判定の結果を出力する。判定とは、予め定められたカテゴリーのいずれに属するかを決定することであってもよく、それぞれのカテゴリーに属する可能性を予測確率として算出するものであってもよい。本実施形態において、対象となる入力は細胞の画像と、その画像に写っている細胞に関する、予め定められた解釈可能な特徴を数値化した特徴量（第1の特徴量）とであり、出力となる判定は、画像に写っている細胞、及び第1の特徴量が細胞周期の4つのいずれの状態にあるかを予測したそれぞれの予測確率である。当該出力は、決定、判定、予測、推測、推定などと呼ばれることもある。

[0015] このような判定には、ディープラーニングなどの学習モデルが用いられる。学習モデルにおいては、判定の正確性と判定の根拠の分かり易さが相反する関係であることが多い。例えばディープラーニングは判定が比較的正確である学習モデルであるが、各層のノードやその重みを見ても、ユーザがそれを解釈することは困難である。そこで、Grad-CAM、LIME、SHAP、TC-AVなどの判断根拠の説明ツールが提案されているが、いずれも十分であるとはいえない。本実施形態においては、判定の正確性を担保しつつ、判定の根拠を分かり易く提示することを目的とする。なお、根拠の分かり易さは、説明性の高さと言われることもある。

[0016] 学習装置10は、特徴算出部100、判定部102、説明出力部104、記憶部106を備える。記憶部106は学習モデル120を記憶している。学習

装置 10 は、パーソナルコンピュータ、タブレット、スマートフォンなどの情報機器であってよく、それらの情報機器にプログラムやアプリケーションがインストールされることによって実現されてよい。また、学習装置 10 は、クラウドコンピューティングにより対象となる入力に対して何らかの判定の結果を出力するためのウェブサーバであってもよく、これにプログラムやアプリケーションがインストールされることによって実現されてよい。なお、ウェブサーバは、ネットワークを介して、顕微鏡等と接続される。

[0017] 特徴算出部 100 は、顕微鏡等の外部から入力画像を取得する。特徴算出部 100 は、記憶部 160 に予め記憶された入力画像を読み出してもよい。特徴算出部 100 は、入力画像から、予め定められた解釈可能な特徴を数値化した特徴量（第 1 特徴量）を算出して、学習モデル 120 に入力する。

[0018] 判定部 102 は、入力画像に対し、記憶部 106 に記憶された学習モデル 120 を用いた判定を行う。判定部 102 は判定の結果をディスプレイ等の外部に出力する。

[0019] 説明出力部 104 は、学習モデル 120 が判定の結果を得るにあたり、入力画像（入力画像の画素値から抽出した特徴量（後述する第 2 特徴量）の寄与度と、入力画像の被写体に関係し、予め定められた解釈可能な特徴を数値化した特徴量（第 1 特徴量）の寄与度と、を比較可能に出力する。出力先は判定部 102 と同様に例えばディスプレイである。

[0020] 図 2 は、学習装置 10 の動作フローを示す。当該動作フローは例えばユーザが学習装置 10 を立ち上げることにより開始する。動作フローは、学習モデル 120 を学習させる学習段階 S100 と、学習モデル 120 を用いて説明対象を判定する判定段階 S100 と、判定の結果を説明するために寄与度等を算出する説明段階 S120 とを有する。

[0021] 図 3 は、学習モデル 120 の一例を概略的に示す。ステップ S100 の学習段階において、まず、学習モデル 120 が設定される。学習モデル 120 として、本実施形態では、入力画像 20 そのものの言い換えれば画素値を用いる機械学習と、入力画像 20 の被写体に関係し、予め定められた解釈可能な特徴を数

値化した特徴量を用いる機械学習とを併せて用いるモデルが設定される。当該モデルは、異なる種類の入力を用いるという観点から、マルチモーダルなモデルと呼ばれることがある。

[0022] 学習モデル120は、画素値を用いた機械学習として画像CNN132を含む。画像CNN132は、画像を入力とするCNN（畳み込みニューラルネットワーク）である。CNNの階層の数や各階層のノード（フィルタ、カーネルなどとも呼ばれる）の数に制限はないが、本実施形態ではVGG16（すなわちVGGNet16層）における、全結合層の手前までのモデルを用いる。画像CNN132は、例えば画素値（縦96×横96×色3）を有する入力画像20に対して、畳み込みとプーリングを繰り返し、512個のノードとそれぞれのノードに対する重みを算出する。当該512個のノードに対する重みが、512次元の第2特徴量として後段に用いられる。

[0023] 学習モデル120は、数値化した特徴量を用いる機械学習として特徴量NN134を含む。特徴量NN134は、単層のまたは複数層のニューラルネットワークであり、階層の数や各階層のノードの数に制限はない。本実施形態で特徴量NN134は、13個の特徴量を含む第1特徴量の入力を受け付けて、8個のノードとそれぞれのノードに対する重みを算出される。当該8個のノードに対する重みが、8次元の第3特徴量として後段に用いられる。

[0024] 第1特徴量は、入力画像20から特徴算出部100により算出される。特徴算出部100の一例としてOpenCVが用いられるが、他の画像処理エンジンが用いられてもよい。なお、特徴算出部100を用いることに代えて、ユーザが第1特徴量を特定し、それらを特徴量NN134に直接入力してもよい。

[0025] 第1特徴量は、入力画像20の被写体に関係し、予め定められた解釈可能な特徴を数値化したものである。当該予め定められた解釈可能な特徴とは、ユーザが、定量的かつ直観的に理解可能な特徴、である。本実施形態では、入力画像20に写っている細胞の周期を判定することに対応して、予め定められた解釈可能な特徴は、細胞の形状に関する特徴を含んでいる。当該特徴の例は、細

胞の面積、凸包、周囲長、最大フィレ系、最小フィレ系、直径、矩形縦、矩形横、真円度、凸性、伸長、粗さ、凹凸さ、の13個である。第1特徴量はこれ以外（例えば、細胞の密度）であってもよく、個数も限られない。

[0026] 学習モデル120は、さらに分類NN136を有する。分類NN136は、画像CNN132の最後の層および特徴量NN134の最後の層の全結合層であって、4つのクラス判定を行う。付言すれば、分類NN136は、512次元の第2特徴量と8次元の第3特徴量を併せた520次元の入力から、4つのクラスの判定をする分類器であると言える。判定される4つのクラスは、細胞周期の各周期である「G1：DNA合成準備」（クラス1）、「S：DNAの合成と複製」（クラス2）、「G2：2組の染色体」（クラス3）および「M：細胞分裂」（クラス4）である。

[0027] 学習前の学習モデル120は、例えばユーザからの入力で初期設定される。この場合に、学習装置10は、モデルの概要を記憶部108に記憶しておき、ユーザからネットワークの層の数やノードの数の入力を受け付けて、それらに基づいて学習モデル120を初期設定してもよい。

[0028] ステップS100の学習段階では、学習用画像（教師用画像とも呼ばれる）としての入力画像20と、学習用第1特徴量と、正解のクラスとを組で、例えば10万組、用意する。これらの学習用画像、学習用第1特徴量を入力したときの判定の結果と正解との誤差を小さくしていくことで、学習モデル120を学習させる。誤差を小さくする方法として、例えば逆伝播法が用いられる。学習法は他の方法が用いられてもよいし、さらに、ドロップアウトなどの学習法が併用されてもよい。

[0029] 以上により、学習用の入力画像20の画素値と学習用第1特徴量とを入力とし、入力画像20の被写体（細胞）に対する所定の判定（周期）の結果を出力として、学習モデル120が学習される。学習された学習モデル120は記憶部106に記憶される。以上でステップS100の動作を終了する。なお、学習するにつれて第2特徴量の512個のノードの中身が変化していくが、学習

後のノードを視覚的に表示しても、ユーザにはそれらが何を示しているのかは直観的には分からない。

[0030] 次に、ステップS 1 1 0の判定段階において、判定部 1 0 2は、学習済の学習モデル 1 2 0を記憶部 1 0 6から読み出し、説明対象となる入力画像 2 0と、説明対象となる入力画像 2 0の被写体（細胞）に関係し、予め定められた解釈可能な特徴を数値化した特徴量（第 1 特徴量）とを学習モデル 1 2 0に入力し、被写体の所定判定（細胞周期）を行う。判定部 1 0 2は、判定の結果として、それぞれのクラスに属する可能性を示す予測確率を 4 つのクラスごとに出力する。

[0031] なお、単に、判定の結果を出力しただけでは、ユーザは、なぜそのような判定の結果に至ったか理解できず、判定の結果を活かせない可能性がある。

[0032] 次に、ステップS 1 2 0の説明段階は、2つの処理を並行して行う。第 1 の処理（ステップS 1 2 2）は、学習モデル 1 2 0が判定の結果を得るにあたり、画像自体が寄与した寄与度と、画像の被写体に関係し、予め定められた解釈可能な特徴を数値化した特徴量（第 1 特徴量）が寄与した寄与度とを算出する処理である。第 2 の処理（ステップS 1 2 4）は、画像内の判定結果に寄与した領域を可視化する（判定根拠を可視化する）処理である。第 1 の処理及び第 2 の処理は、説明出力部 1 0 4にて行われる。まず、第 1 の処理について説明する。本実施形態では、当該第 1 の処理は、公知手法である L I M E（L O C A L I n t e r p r e t a b l e m o d e l - a g n o s t i c E x p l a n a t i o n s）をベースにした処理であって、特徴量の空間における説明対象データの近傍で説明モデルを推定する手法を用いる。

[0033] 説明対象データは、説明対象となる入力画像 2 0の特徴量（第 2 特徴量）と、説明対象となる入力画像 2 0の被写体（細胞）に関係し、予め定められた解釈可能な特徴を数値化した特徴量（第 1 特徴量）とからなる。

[0034] 図 4 は、特徴量の空間を線形回帰する方法の概要を説明するための分布図である。図 4 の例では、特徴量 x_0 と特徴量 x_1 を空間軸とする二次元の特徴量空間が描かれている。同図において、説明対象の特徴量をバツ印で示し、説明対

象データと同じクラスに属する予測確率が最も高かった他の入力画像を黒丸で示し、説明対象と異なるクラスのいずれかに属する予測確率が最も高かった他の入力画像を白丸で表した。同図において、実線は、学習モデル120が学習した、説明対象と同じクラスに属するか、異なるクラスに属するか、を判定する識別面（境界面）である。

[0035] 当該実線で示すように、学習モデル120の識別面は複雑である。しかしながら、「説明対象データの近傍」に注目して、識別面を線形回帰（線形近似）すれば、その直線の傾きが、当該近傍においては特徴量 x_0 と特徴量 x_1 の重みに対応すると考えてよい。言い換えると、説明対象データの近傍に注目して、そこでの学習モデルを線形分類器で近似したときの各特徴量の重みを、判定結果に対する学習モデル120での各特徴量の寄与度と見なしてよい。

[0036] そこで、学習データを抽出して、学習済の学習モデル120で改めて予測確率を算出する。学習データは、学習用の入力画像20の特徴量と、学習用の入力画像の被写体に関係し、予め定められた解釈可能な特徴を数値化した特徴量（学習用第1特徴量）とからなる。

[0037] ここで、「説明対象データの近傍」を定義するために、図4に示す特徴量空間を「可読特徴量空間」に変換する。

[0038] 「可読特徴量空間」を下記の通り定義する。

（1）説明対象データ及び学習データ（纏めて、データという）の密度に応じて各特徴量を独立の領域（1領域は、図5の1マスに相当する）に分ける。

（2）ある特徴量について、説明対象データと同じレベルに属している学習データに対して可読特徴量として1を割り振り、属していなければ0を割り振る。言い換えれば、各データの特徴量をバイナリ空間に射影する。各データ及び各特徴量についてこの割り振りを行い、それに基づいて線形回帰のコスト関数を設定する。

[0039] 可読特徴量空間の上記定義（1）について、領域分けは、各領域にデータが予め定められた個数または個数範囲が含まれるようにする。これにより、図5

に示すように、特徴量毎に、データの密度が高い箇所の領域の幅すなわち数値範囲は狭くなる。逆に、データの密度が低い箇所の領域の幅は広くなる。

[0040] 可読特徴量空間の上記定義（２）について、当該領域分けを利用して、各データに可読特徴量 z_i を割り振る。あるデータの特徴量 x_i について、説明対象データと同じ領域に入っていれば可読特徴量 $z_i = 1$ を割り振る。逆に、特徴量 x_i について、説明対象データと同じ領域に入っていなければ可読特徴量 $z_i = 0$ を割り振る。当該データの各特徴量について、上記に従って可読特徴量を割り振る。これにより、説明対象データに近ければ z の成分に 1 が並び、遠ければ 0 が並ぶような空間が定義される。

[0041] 図 5 は、可読特徴量空間を説明する分布図である。図 5 の例では、特徴量 x_0 と特徴量 x_1 を空間軸とする二次元の可読特徴量空間が描かれている。同図において、説明対象データをバツ印で示し、抽出された学習データを黒丸で表した。さらに各特徴量でのデータの個数すなわちデータの密度を模式的に曲線で示した。

[0042] 次に、可読特徴量空間で線形回帰を行う。まず、 i 番目のデータについて、下記の通り定式化する。

[数1]

$$y_i = \mathbf{w}^T \mathbf{z}_i + b$$

ここで y_i は説明対象データと同じクラスであると予測された予測確率、 $\mathbf{w}$ は特徴量の次元を持つベクトルであり、 b は定数項である。

[0043] 説明対象データ及び学習データそれぞれに対し、 y_i と z_i を計算し、上記定式化の下で、下記のように上記「数 1」の左辺と右辺の二乗誤差を最小にする $\mathbf{w}$ と b を推定する。

[数2]

$$w, b = \arg \min_{w, b} \sum_{i=1}^N (y_i - w^T z_i + b)$$

[0044] 当該推定によって得られた係数 w の i 番目の成分 w_i が、可読特徴量空間における線形回帰によって算出された特徴量 x_i の予測確率に対する寄与度に対応する。さらに、係数 w_i の同士の大小関係は、学習モデル120の特徴量 x_i の寄与度の大小関係を反映していると言える。

[0045] なお、係数 w_i が正の値である場合には予測確率を上げる方向に寄与し、負である場合には下げる方向に寄与する。定数 b はモデルバイアスであり、ランダムなデータを入力した場合の予測確率に相当する。

[0046] 前述した図5に示す可読特徴量空間、その空間における線形回帰に関する説明は、公知のLIMEの一般的な説明である。本実施形態では、画像と第1特徴量（すなわち予め定められた解釈可能な特徴を数値化した特徴量）という異なる種類の特徴を、LIMEに入力して、各特徴量の寄与度をそれぞれ算出するために次の処理を行う。

（1）第1特徴量を可読特徴量に変換する。

（2）画像の特徴量（第2特徴量）を低次元化して可読特徴量に変換する。

[0047] 上記（1）の変換は、前述した図5に示す可読特徴量空間への変換を行う。

[0048] 一方、上記（2）の変換については、画像が入力されたニューラルネットワークから抽出される第2特徴量が、本実施形態では512次元あるので、これらをそのまま可読特徴量空間の次元（すなわち空間軸）として用いると、第2特徴量の寄与度として512個の数値が得られる。しかしながら、上記の通り第2特徴量のそれぞれの特徴自体が直感的に理解できないので、当該寄与度で説明性はあまり向上しない。

[0049] そこで、本実施形態では、第2特徴量の次元を低次元化して上記方法で寄与度を算出する。例えば、第2特徴量の次元を1次元に圧縮し、圧縮後の寄与度を「画像自体」の寄与度とみなせるようにする。

[0050] 図6は、図4に示す特徴量空間における第2特徴量の次元を、1次元に圧縮する方法を説明する分布図である。図6において、説明対象データをバツ印で示し、学習データを黒丸で示す。

[0051] 図6に示す方法は、圧縮前の512次元を、当該512次元の空間における説明対象データからの距離という特徴量に圧縮する。すなわち、当該距離 d を下記の通り算出する。ここで、 x_v^{ex} 、 x_v はそれぞれ説明対象である入力画像及び学習用の入力画像における、512次元のうちの v 次元の値である。

[数3]

$$d = \|x_v^{ex} - x_v\|$$

[0052] さらに、第1特徴量に対応して、圧縮後の特徴量も0か1かの可読特徴量に割り振る。本実施形態では、距離 d が閾値以上であれば可読特徴量 $z = 0$ を割り振る。逆に、距離 d が閾値より小さければ可読特徴量 $z = 1$ を割り振る。

[0053] これにより、第2特徴量が1次元化され、かつ、可読特徴量としてバイナリ空間に射影される。これは、第2特徴量を反映した、いわば画像自体の可読特徴量が定義されたと言える。

[0054] 当該画像自体の1次元の可読特徴量と、第1特徴量の13次元の可読特徴量とで合計14次元の可読特徴量空間を設定し、上記「数2」の線形回帰を行う。その結果として得られる寄与度は、当該14次元に対応する特徴量の寄与度であるから、画像自体の寄与度と第1特徴量の寄与度との双方をユーザが比較可能な形で参照することができる。第1特徴量は、予め定められた解釈可能な特徴を数値化したものであることから、得られた結果は、解釈性が向上するだけでなく、画像自体の寄与度もわかることから、ユーザは、後述する第2の処理で作成されたヒートマップの意味も評価することができる。

[0055] 次に、第2の処理（ステップS 1 2 4）について説明する。ステップS 1 1 0の判定段階後、ステップS 1 2 4で、例えば、ヒートマップを作成する。ヒートマップは、学習モデル1 2 0が説明対象に対して判定の結果を得るにあたり、説明対象としての画像の領域ごとに寄与した寄与度を互いに比較可能に出力したものである。なお、ヒートマップに限定されず、説明対象としての画像内の判定結果に寄与した領域を可視化する（判定根拠を可視化する）手法であればよい。例えば、説明対象としての画像のうち、判定結果に対する寄与の度合い毎に、寄与した領域（根拠となった領域）（複数ある場合は、全ての領域）を切り出してもよい。

本実施形態において、第2の処理は、学習モデル1 2 0内の画像CNN 1 3 2の情報のみを用いて行う。

[0056] ヒートマップの生成方法として、学習モデルのクラス活性化マッピング手法であるCAM(Class Activation Map)及びその派生形（重みに勾配を用いる）であるGrad-CAM及びGrad CAM++、重みに勾配を用いず、順伝搬で重みづけを行うScoreCAM、さらにGuide-BP, InegrateGradなど様々な方法がある。

[0057] 通常のGrad-CAMでは、CNNの最終層からの出力に対する勾配を用いて、入力画像の各画素値が、各クラスの予測確率に与える影響を算出するが、これに代えて、中間層からの出力に対する勾配、全ての層それぞれからの出力に対する勾配の平均等を用いてもよい。また、ヒートマップに限らず、入力画像に摂動を加えて、いくつかスーパーピクセルに分割したうえで、前述したLIMEを適用し、入力画像内の判断根拠となる領域を可視化してもよい。本実施形態では、それらのいずれが用いられてもよい。

[0058] 前述した第1の処理（ステップS 1 2 2）及び第2の処理（ステップS 1 2 4）が終了した後、説明出力部1 0 4は、第1の処理の結果（寄与度）、及び第2の処理の結果（以下、処理結果という）をディスプレイ等に出力する。説明出力部1 0 4は、処理結果をディスプレイに出力することに代えて、または、加えて、記憶部1 0 6に記憶してもよい。また、判定部1 0 2による判定の結果と併せて、処理結果が出力されてもよい。

- [0059] 図7は、説明出力部104によりディスプレイへ表示される表示画像200の一例を示す。図7において、学習モデル120への入力である入力画像が対象画像エリア202に表示されている。同様に学習モデル120への入力である第1特徴量について、13個の特徴の名称とその大きさを示す棒グラフとが対応付いて、第1特徴量エリア204に表示されている。
- [0060] ステップS122（第1の処理）で算出された寄与度は、複数の態様で表示画像200に表示されている。まず、各寄与度エリア208には、特徴の名称とその寄与度の大きさを示す棒グラフとが対応付いて表示されている。第1特徴量は入力と同じ13個の特徴が示されている。一方、第2特徴量は1次元に圧縮したことに対応して、1つの特徴として示されている。さらに、それらが縦に並べて表示されている。これにより、第1特徴量の寄与度と、第2特徴量の寄与度とをユーザが容易に認識することができ、判断の説明性が向上する。また、第2特徴量の寄与度が一つなので、それを「画像自体」の寄与度と解釈することができ、さらに、説明性が向上する。
- [0061] 累積寄与度エリア210には、予測確率、予測確率を上げる特徴量及び予測確率を下げる特徴量のそれぞれの棒グラフが縦に並べて互いに比較可能に表示されている。予測確率を上げる特徴量の棒グラフは、寄与度の正の値を大きい順に左端から直列に並べたものである。予測確率を下げる特徴量の棒グラフは、寄与度の負の値を大きい順に左から直列に並べたものである。当該棒グラフの右端は、その上の棒グラフの右端に揃えられている。また、それぞれの寄与度のうち予め定められた長さより長いものの上には特徴の名称が付記されている。これらの表示により、さらに、説明性が向上する。
- [0062] さらに、テキストエリア220にテキストを用いて寄与度が表示されている。テキストエリア220には、説明対象のファイル名、予測確率、予測クラス及びテキストレポートが表示されている。テキストレポートとして、第2特徴量の寄与度と、第1特徴量の寄与度と、のそれぞれに対応したテキストが表示されてよい。

- [0063] 図8は、テキストエリア220に表示されるテキストのテンプレート230である。テンプレート230は記憶部106に記憶される。
- [0064] テンプレート230は予め設定された文章と当該文章に挿入される変数を含む。変数は[]で示されており、その中に記載されている記号に対する値が判定部102および寄与出力部104により代入され、テキストエリア220に表示される。
- [0065] テキストエリア220に表示する特徴の個数は、予め定められていてもよいし、寄与度の閾値または寄与度の絶対値の閾値より大きいものを表示してもよい。それらのルールも記憶部106に記憶されてよい。
- [0066] さらに、ステップS124（第2の処理）で作成されたヒートマップは、ヒートマップエリア206に表示されている。これらの表示により、さらに、説明性が向上する。
- [0067] 以上、本実施形態によれば、判定の正確性を担保しつつ、判定の根拠を分かり易く提示することができる。特に、異なる種類の特徴量の入力を用いて判定するいわゆるマルチモーダルなモデルでの判定において、判定の説明性を向上させることができる。
- [0068] 上記実施形態の変形例を示す。画像CNN132は、VGGNetに代えて、AlexNet, VGGNet, ResNet, ResNeXtなどを含む、他のCNNであってもよい。さらに、CNNではない他のニューラルネットワークでもよい。また、第2特徴量として、画像CNN132の最終層の512次元を用いたが、これに代えてまたはこれに加えて、最終層より手前の中間層の特徴量を用いてもよい。
- [0069] 第2特徴量の低次元化は、距離を用いた1次元化に限られない。他の例として、第2特徴量に対して、主成分分析、あるいはそれに関連した非線形な次元圧縮アルゴリズムを用いて低次化してもよい。さらに他の例として、第2特徴量の単純な平均やそれらのうちの最大値などをとる、などの統計処理によって1次元化してもよい。
- [0070] 説明モデルは、線形回帰に限られない。

- [0071] 上記実施形態は、学習モデル120を細胞の画像から細胞周期を判定するのに用いる例を説明した。学習モデル120の用途はこれに限られない。他に適用できる用途の例を、入力画像及び第1特徴量とともに、図9に列挙した。
- [0072] 第1特徴量は、入力画像から自動でまたは手動で算出できるものと、入力画像から算出できないものとがある。算出できる例は、画像に写っている被写体（物、生体）の半径、長さなどの形状の特徴や、色の特徴、特性の特徴などである。算出できない例は、入力画像に写っている物（被写体）の持ち主及び写っている生体（被写体）の被験者などの性別、年齢、人種など、属性に関する情報（これらは、被写体に関係し、予め定められた解釈可能な特徴に相当する）であり、例えば、場所情報は、座標やインデックスで数値化する。
- [0073] また、本発明の様々な実施形態は、フローチャートおよびブロック図を参照して記載されてよく、ここにおいてブロックは、（1）操作が実行されるプロセスの段階または（2）操作を実行する役割を持つ装置のセクションを表わしてよい。特定の段階およびセクションが、専用回路、コンピュータ可読媒体上に格納されるコンピュータ可読命令と共に供給されるプログラマブル回路、および／またはコンピュータ可読媒体上に格納されるコンピュータ可読命令と共に供給されるプロセッサによって実装されてよい。専用回路は、デジタルおよび／またはアナログハードウェア回路を含んでよく、集積回路（IC）および／またはディスクリート回路を含んでよい。プログラマブル回路は、論理AND、論理OR、論理XOR、論理NAND、論理NOR、および他の論理操作、フリップフロップ、レジスタ、フィールドプログラマブルゲートアレイ（FPGA）、プログラマブルロジックアレイ（PLA）等のようなメモリ要素等を含む、再構成可能なハードウェア回路を含んでよい。
- [0074] コンピュータ可読媒体は、適切なデバイスによって実行される命令を格納可能な任意の有形なデバイスを含んでよく、その結果、そこに格納される命令を有するコンピュータ可読媒体は、フローチャートまたはブロック図で指定された操作を実行するための手段を作成すべく実行され得る命令を含む、製品を備えることになる。コンピュータ可読媒体の例としては、電子記憶媒体、磁気

記憶媒体、光記憶媒体、電磁記憶媒体、半導体記憶媒体等が含まれてよい。コンピュータ可読媒体のより具体的な例としては、フロッピー（登録商標）ディスク、ディスケット、ハードディスク、ランダムアクセスメモリ（RAM）、リードオンリメモリ（ROM）、消去可能プログラマブルリードオンリメモリ（EPROMまたはフラッシュメモリ）、電氣的消去可能プログラマブルリードオンリメモリ（EEPROM）、静的ランダムアクセスメモリ（SRAM）、コンパクトディスクリードオンリメモリ（CD-ROM）、デジタル多用途ディスク（DVD）、ブルーレイ（RTM）ディスク、メモリスティック、集積回路カード等が含まれてよい。

[0075] コンピュータ可読命令は、アセンブラ命令、命令セットアーキテクチャ（ISA）命令、マシン命令、マシン依存命令、マイクロコード、ファームウェア命令、状態設定データ、またはSmalltalk（登録商標）、JAVA（登録商標）、C++等のようなオブジェクト指向プログラミング言語、および「C」プログラミング言語または同様のプログラミング言語のような従来の手続型プログラミング言語を含む、1または複数のプログラミング言語の任意の組み合わせで記述されたソースコードまたはオブジェクトコードのいずれかを含んでよい。

[0076] コンピュータ可読命令は、汎用コンピュータ、特殊目的のコンピュータ、若しくは他のプログラム可能なデータ処理装置のプロセッサまたはプログラマブル回路に対し、ローカルにまたはローカルエリアネットワーク（LAN）、インターネット等のようなワイドエリアネットワーク（WAN）を介して提供され、フローチャートまたはブロック図で指定された操作を実行するための手段を作成すべく、コンピュータ可読命令を実行してよい。プロセッサの例としては、コンピュータプロセッサ、処理ユニット、マイクロプロセッサ、デジタル信号プロセッサ、コントローラ、マイクロコントローラ等を含む。

[0077] 図10は、本発明の複数の態様が全体的または部分的に具現化されてよいコンピュータ2200の例を示す。コンピュータ2200にインストールされたプログラムは、コンピュータ2200に、本発明の実施形態に係る装置に関連

付けられる操作または当該装置の１または複数のセクションとして機能させることができ、または当該操作または当該１または複数のセクションを実行させることができ、および／またはコンピュータ２２００に、本発明の実施形態に係るプロセスまたは当該プロセスの段階を実行させることができる。そのようなプログラムは、コンピュータ２２００に、本明細書に記載のフローチャートおよびブロック図のブロックのうちのいくつかまたはすべてに関連付けられた特定の操作を実行させるべく、CPU２２１２によって実行されてよい。

[0078] 本実施形態によるコンピュータ２２００は、CPU２２１２、RAM２２１４、グラフィックコントローラ２２１６、およびディスプレイデバイス２２１８を含み、それらはホストコントローラ２２１０によって相互に接続されている。コンピュータ２２００はまた、通信インタフェース２２２２、ハードディスクドライブ２２２４、DVD-ROMドライブ２２２６、およびＩＣカードドライブのような入／出力ユニットを含み、それらは入／出力コントローラ２２２０を介してホストコントローラ２２１０に接続されている。コンピュータはまた、ROM２２３０およびキーボード２２４２のようなレガシの入／出力ユニットを含み、それらは入／出力チップ２２４０を介して入／出力コントローラ２２２０に接続されている。

[0079] CPU２２１２は、ROM２２３０およびRAM２２１４内に格納されたプログラムに従い動作し、それにより各ユニットを制御する。グラフィックコントローラ２２１６は、RAM２２１４内に提供されるフレームバッファ等またはそれ自体の中にCPU２２１２によって生成されたイメージデータを取得し、イメージデータがディスプレイデバイス２２１８上に表示されるようにする。

[0080] 通信インタフェース２２２２は、ネットワークを介して他の電子デバイスと通信する。ハードディスクドライブ２２２４は、コンピュータ２２００内のCPU２２１２によって使用されるプログラムおよびデータを格納する。DVD-ROMドライブ２２２６は、プログラムまたはデータをDVD-ROM２２０１から読み取り、ハードディスクドライブ２２２４にRAM２２１４を介し

てプログラムまたはデータを提供する。ＩＣカードドライブは、プログラムおよびデータをＩＣカードから読み取り、および／またはプログラムおよびデータをＩＣカードに書き込む。

[0081] ROM 2230はその中に、アクティブ化時にコンピュータ2200によって実行されるブートプログラム等、および／またはコンピュータ2200のハードウェアに依存するプログラムを格納する。入／出力チップ2240はまた、様々な入／出力ユニットをパラレルポート、シリアルポート、キーボードポート、マウスポート等を介して、入／出力コントローラ2220に接続してよい。

[0082] プログラムが、DVD-ROM 2201またはＩＣカードのようなコンピュータ可読媒体によって提供される。プログラムは、コンピュータ可読媒体から読み取られ、コンピュータ可読媒体の例でもあるハードディスクドライブ2224、RAM 2214、またはROM 2230にインストールされ、CPU 2212によって実行される。これらのプログラム内に記述される情報処理は、コンピュータ2200に読み取られ、プログラムと、上記様々なタイプのハードウェアリソースとの間の連携をもたらす。装置または方法が、コンピュータ2200の使用に従い情報の操作または処理を実現することによって構成されてよい。

[0083] 例えば、通信がコンピュータ2200および外部デバイス間で実行される場合、CPU 2212は、RAM 2214にロードされた通信プログラムを実行し、通信プログラムに記述された処理に基づいて、通信インタフェース2222に対し、通信処理を命令してよい。通信インタフェース2222は、CPU 2212の制御下、RAM 2214、ハードディスクドライブ2224、DVD-ROM 2201、またはＩＣカードのような記録媒体内に提供される送信バッファ処理領域に格納された送信データを読み取り、読み取られた送信データをネットワークに送信し、またはネットワークから受信された受信データを記録媒体上に提供される受信バッファ処理領域等へ書き込む。

- [0084] また、CPU 2212は、ハードディスクドライブ2224、DVD-ROMドライブ2226（DVD-ROM2201）、ICカード等のような外部記録媒体に格納されたファイルまたはデータベースの全部または必要な部分がRAM 2214に読み取られるようにし、RAM 2214上のデータに対し様々なタイプの処理を実行してよい。CPU 2212は次に、処理されたデータを外部記録媒体にライトバックする。
- [0085] 様々なタイプのプログラム、データ、テーブル、およびデータベースのような様々なタイプの情報が記録媒体に格納され、情報処理を受けてよい。CPU 2212は、RAM 2214から読み取られたデータに対し、本開示の随所に記載され、プログラムの命令シーケンスによって指定される様々なタイプの操作、情報処理、条件判断、条件分岐、無条件分岐、情報の検索／置換等を含む、様々なタイプの処理を実行してよく、結果をRAM 2214に対しライトバックする。また、CPU 2212は、記録媒体内のファイル、データベース等における情報を検索してよい。例えば、各々が第2の属性の属性値に関連付けられた第1の属性の属性値を有する複数のエントリが記録媒体内に格納される場合、CPU 2212は、第1の属性の属性値が指定される、条件に一致するエントリを当該複数のエントリの中から検索し、当該エントリ内に格納された第2の属性の属性値を読み取り、それにより予め定められた条件を満たす第1の属性に関連付けられた第2の属性の属性値を取得してよい。
- [0086] 上で説明したプログラムまたはソフトウェアモジュールは、コンピュータ2200上またはコンピュータ2200近傍のコンピュータ可読媒体に格納されてよい。また、専用通信ネットワークまたはインターネットに接続されたサーバーシステム内に提供されるハードディスクまたはRAMのような記録媒体が、コンピュータ可読媒体として使用可能であり、それによりプログラムを、ネットワークを介してコンピュータ2200に提供する。
- [0087] 以上、本発明を実施の形態を用いて説明したが、本発明の技術的範囲は上記実施の形態に記載の範囲には限定されない。上記実施の形態に、多様な変更または改良を加えることが可能であることが当業者に明らかである。その様な変

更または改良を加えた形態も本発明の技術的範囲に含まれ得ることが、請求の範囲の記載から明らかである。

[0088] 請求の範囲、明細書、および図面中において示した装置、システム、プログラム、および方法における動作、手順、ステップ、および段階等の各処理の実行順序は、特段「より前に」、「先立って」等と明示しておらず、また、前の処理の出力を後の処理で用いるのでない限り、任意の順序で実現しうることに留意すべきである。請求の範囲、明細書、および図面中の動作フローに関して、便宜上「まず、」、「次に、」等を用いて説明したとしても、この順で実施することが必須であることを意味するものではない。

符号の説明

[0089] 10 学習装置、20 画像、100 特徴算出部、102 判定部、104 説明出力部、106 記憶部、120 学習モデル、132 画像CNN、134 特徴量NN、136 分類NN、200 表示画像、202 対象画像エリア、204 第1特徴量エリア、206 ヒートマップエリア、208 各寄与度エリア、210 累積寄与度エリア、220 テキストエリア、230 テンプレート、2200 コンピュータ、2201 DVD-ROM、2210 ホストコントローラ、2212 CPU、2214 RAM、2216 グラフィックコントローラ、2218 ディスプレイデバイス、2220 入／出力コントローラ、2222 通信インタフェース、2224 ハードディスクドライブ、2226 DVD-ROMドライブ、2230 ROM、2240 入／出力チップ、2242 キーボード

請求の範囲

- [請求項1] 学習用画像と、前記学習用画像の被写体に関係し、予め定められた解釈可能な特徴を数値化した学習用特徴量と、を入力とし、前記学習用画像及び前記学習用特徴量に対する判定の結果を出力として学習した学習モデルを記憶する記憶部と、
- 説明対象用画像と、前記説明対象用画像の被写体に関係し、前記予め定められた解釈可能な特徴を数値化した第1特徴量とに対し、前記記憶部に記憶された前記学習モデルを用いて判定の結果を出力する判定部と、
- 前記学習モデルによる前記説明対象用画像及び前記第1特徴量の前記判定の結果に対して、前記説明対象用画像の寄与度と前記第1特徴量の寄与度とを出力する説明出力部と
- を備える学習装置。
- [請求項2] 前記予め定められた解釈可能な特徴は、前記被写体の形状又は特性を定量的に表せるパラメータを含む請求項1に記載の学習装置。
- [請求項3] 前記判定部は、前記学習モデルを用いて、前記説明対象用画像から第2特徴量を抽出し、
- 前記説明出力部は、前記第2特徴量と前記第1特徴量とを含む特徴量空間において、前記説明対象用画像に係る前記第1特徴量及び前記第2特徴量からなるデータの近傍を線形回帰することにより、前記寄与度をそれぞれ算出する請求項1または2に記載の学習装置。
- [請求項4] 前記判定部は、前記学習モデルを用いて、前記説明対象用画像から第2特徴量を抽出し、
- 前記説明出力部は、前記第2特徴量である特徴量ベクトルの次元を圧縮して、前記説明対象用画像の寄与度として、前記第2特徴

量の寄与度を算出する請求項 1 から 3 のいずれか 1 項に記載の学習装置。

[請求項5] 前記説明出力部は、前記特徴量ベクトルを 1 次元に圧縮する請求項 4 に記載の学習装置。

[請求項6] 前記説明対象用画像に基づき、前記第 1 特徴量のうち、少なくともの一つを算出して前記学習モデルに入力する特徴算出部をさらに備える請求項 1 から 5 のいずれか 1 項に記載の学習装置。

[請求項7] 前記学習モデルは、畳み込みニューラルネットワークを含む請求項 1 から 6 のいずれか 1 項に記載の学習装置。

[請求項8] 前記説明出力部は、さらに、前記学習モデルによる前記判定の結果に対する、前記説明対象用画像内の判定根拠を示す画像を出力する請求項 1 から 7 のいずれか 1 項に記載の学習装置。

[請求項9] 前記説明出力部は、前記説明対象用画像の寄与度と、前記第 1 特徴量の寄与度とを、並べて表示させる請求項 1 から 8 のいずれか 1 項に記載の学習装置。

[請求項10] 前記説明出力部は、前記説明対象用画像の寄与度と、前記第 1 特徴量の寄与度と、前記判定根拠を示す画像と、前記判定の結果とを並べて表示させる請求項 8 に記載の学習装置。

[請求項11] 前記説明出力部は、前記説明対象用画像の寄与度と、前記第 1 特徴量の寄与度と、のそれぞれに対応したテキストを表示させる請求項 9 または 10 に記載の学習装置。

[請求項12] コンピュータに、
学習用画像と、前記学習用画像の被写体に関係し、予め定められた解釈可能な特徴を数値化した学習用特徴量と、を入力とし、前記学習用画像及び前記学習用特徴量に対する判定の結果を出力として学習した学習モデルを記憶部に記憶させる記憶機能と、

説明対象用画像と、前記説明対象用画像の被写体に関係し、前記予め定められた解釈可能な特徴を数値化した第 1 特徴量とに対

し、前記記憶部に記憶された前記学習モデルを用いて判定の結果を出力する判定機能と、

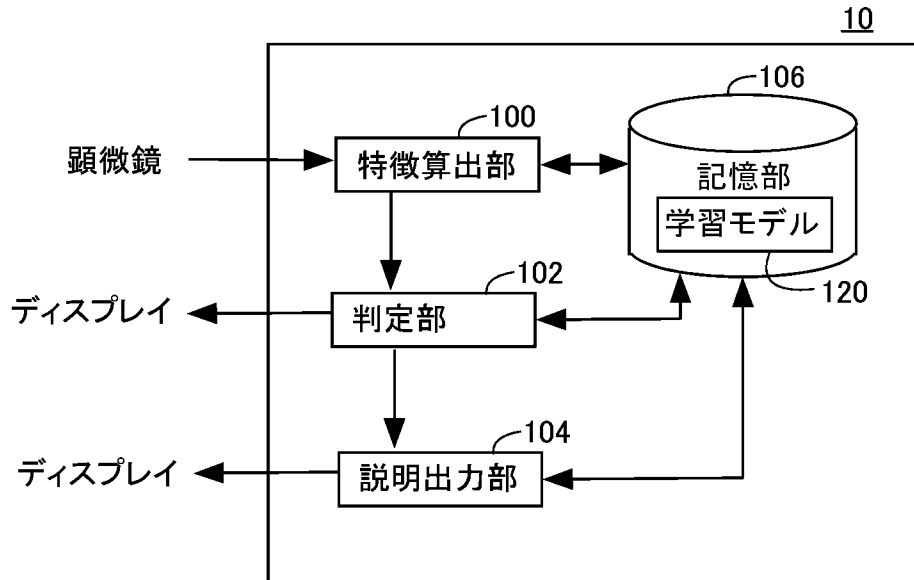
前記学習モデルによる前記説明対象用画像及び前記第 1 特徴量の前記判定の結果に対して、前記説明対象用画像の寄与度と前記第 1 特徴量の寄与度とを出力する説明出力機能とを実現させるプログラム。

[請求項13]

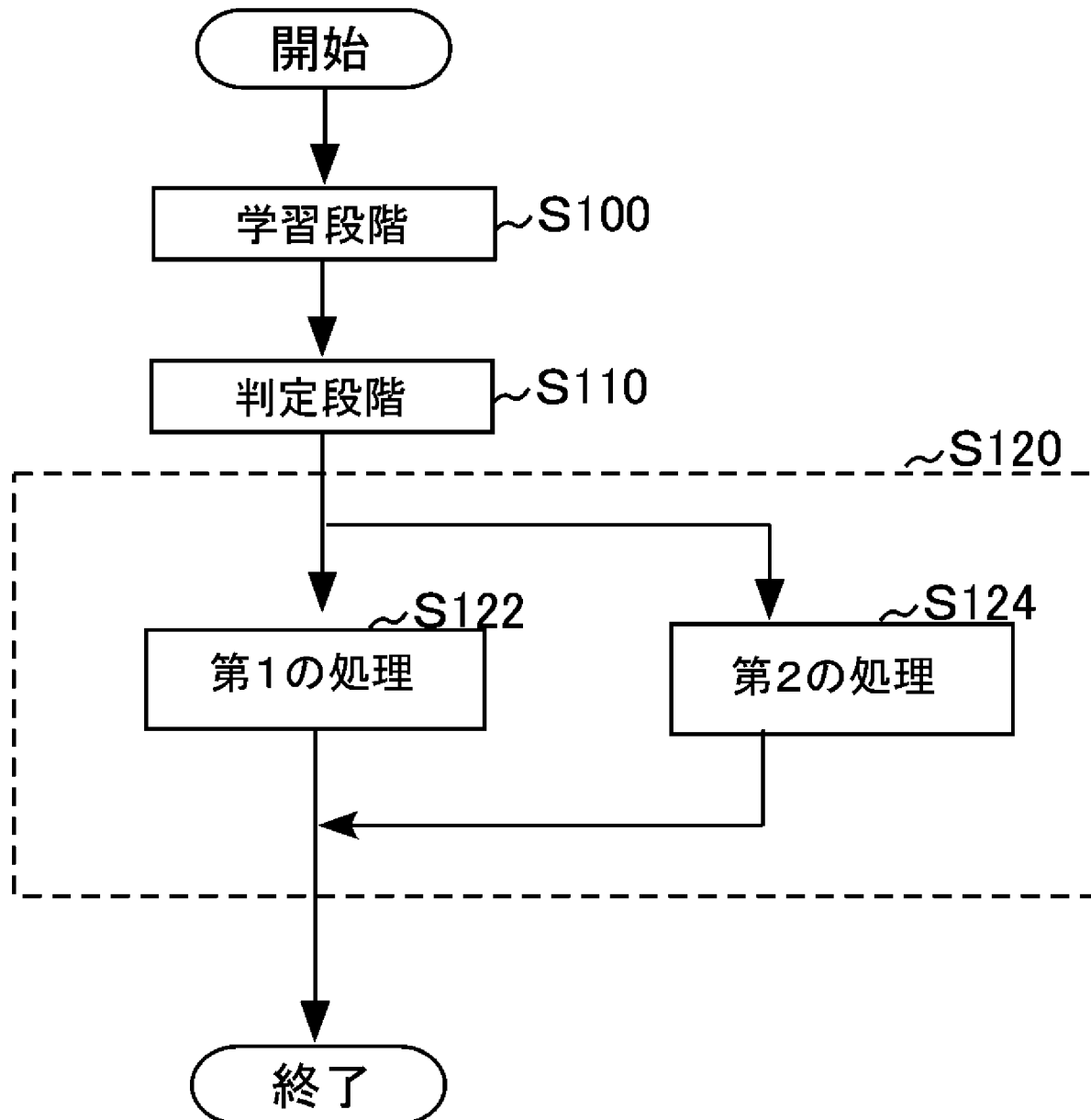
学習用画像と、前記学習用画像の被写体に関係し、予め定められた解釈可能な特徴を数値化した学習用特徴量と、を入力とし、前記学習用画像及び前記学習用特徴量に対する判定の結果を出力として学習した学習モデルを用いて、説明対象用画像と、前記説明対象用画像の被写体に関係し、前記予め定められた解釈可能な特徴を数値化した第 1 特徴量とに対し、判定の結果を出力する学習装置であって、

前記学習モデルによる前記説明対象用画像及び前記第 1 特徴量の前記判定の結果に対して、前記説明対象用画像の寄与度と前記第 1 特徴量の寄与度とを出力する説明出力部を備える学習装置。

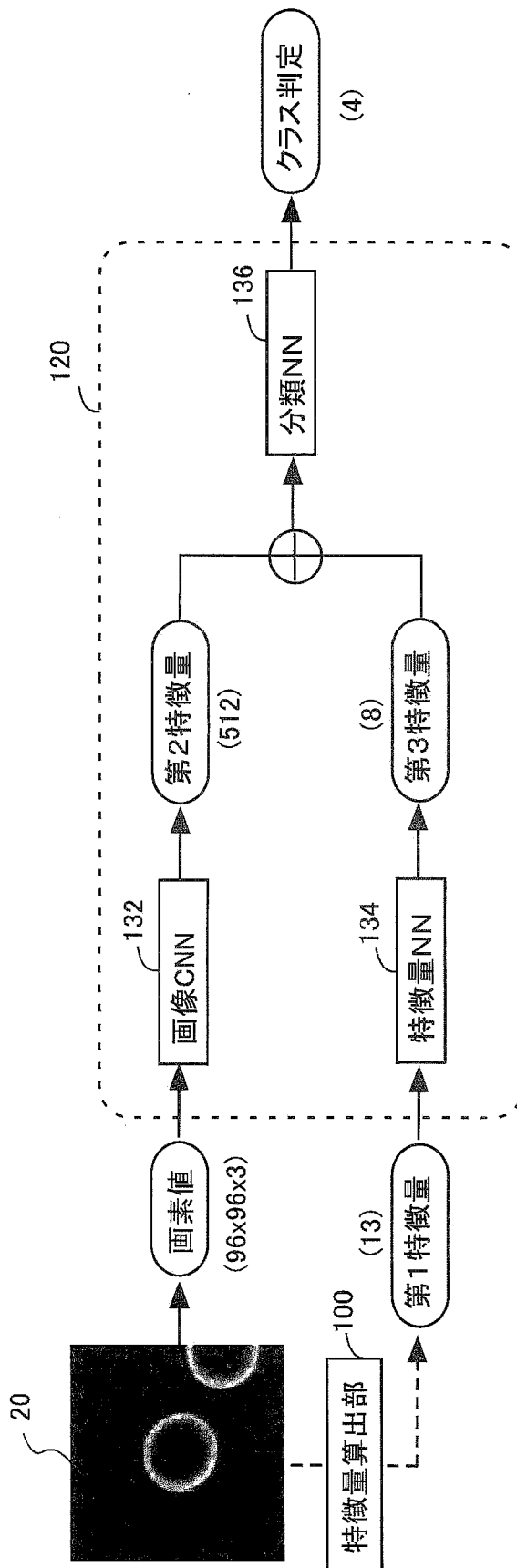
[図 1]



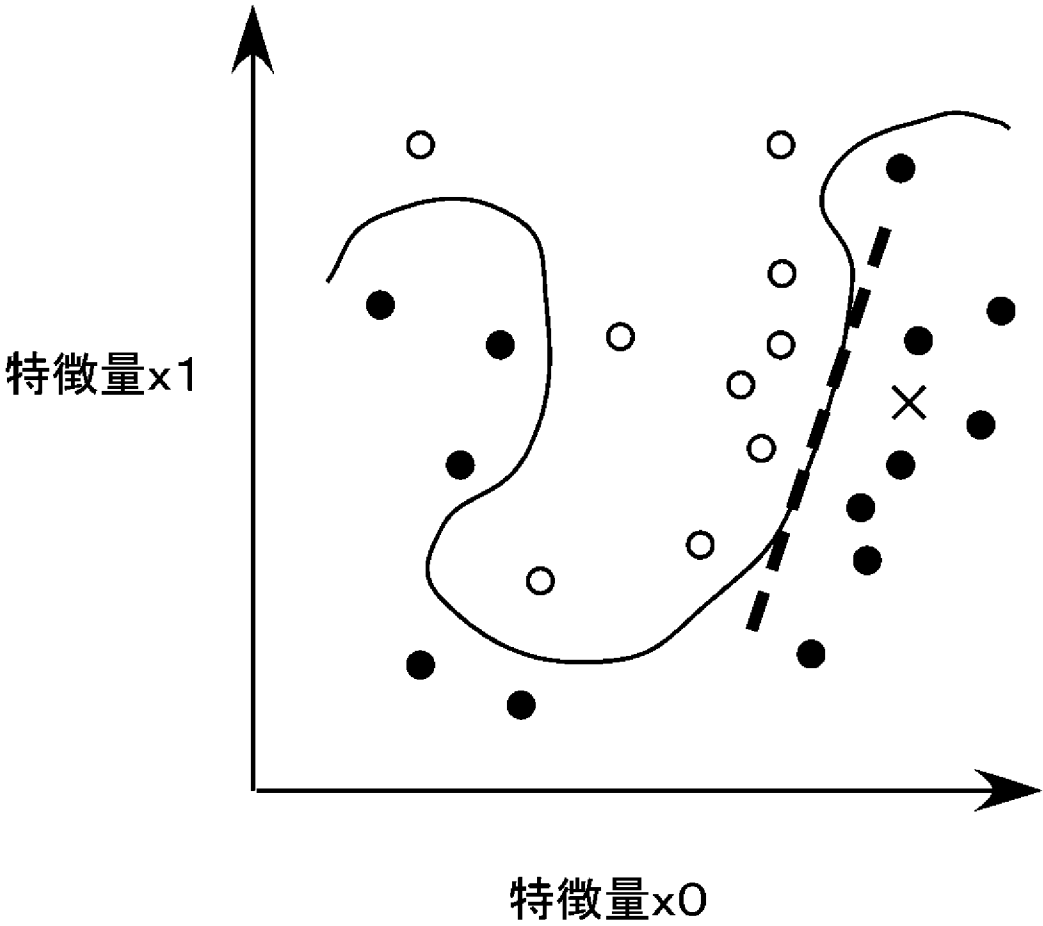
[図 2]



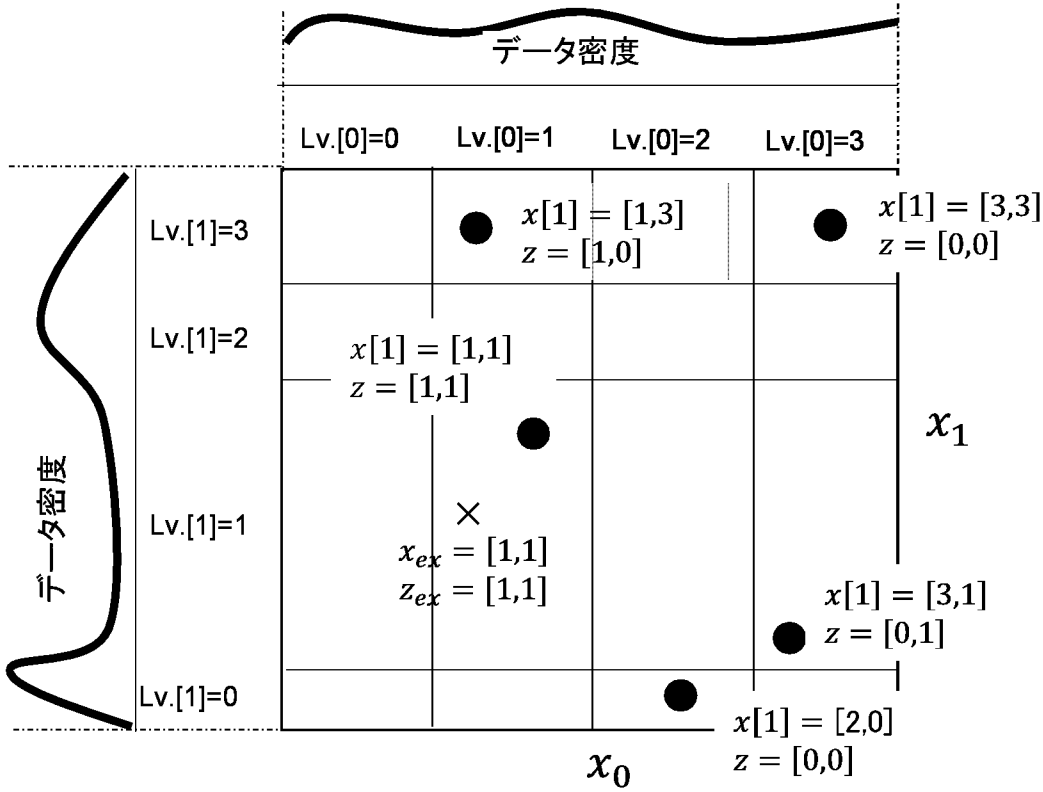
[図 3]



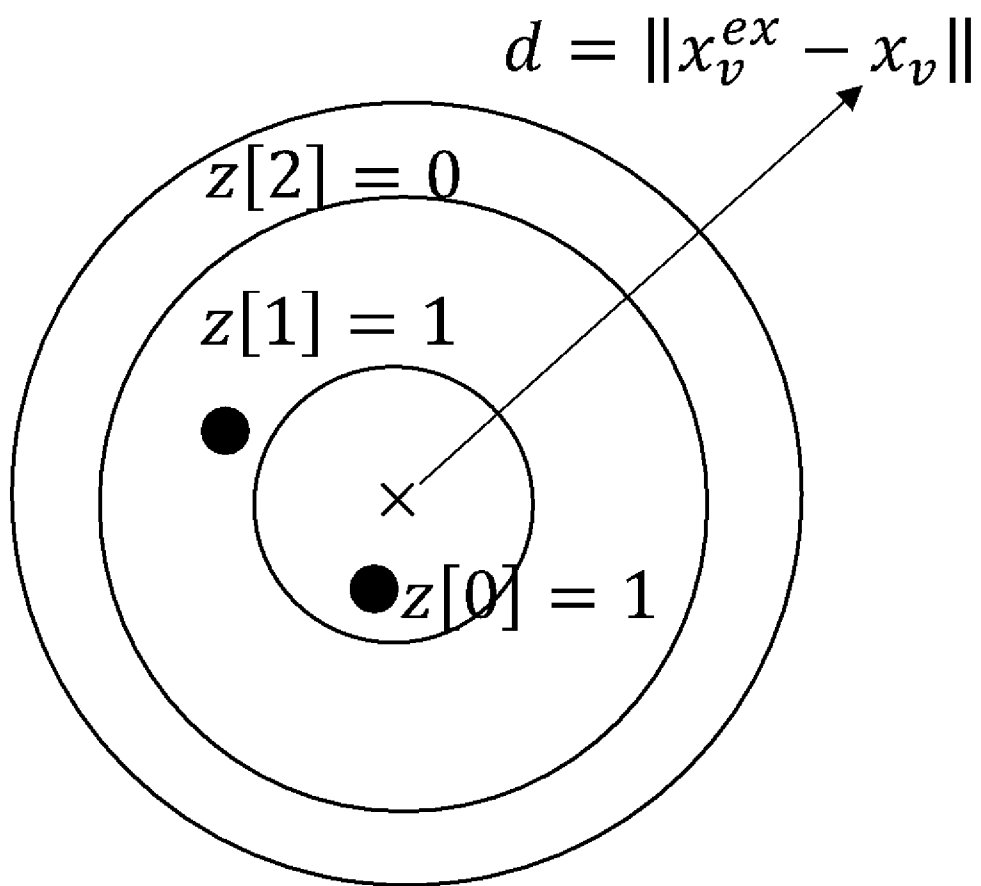
[図 4]



[図 5]

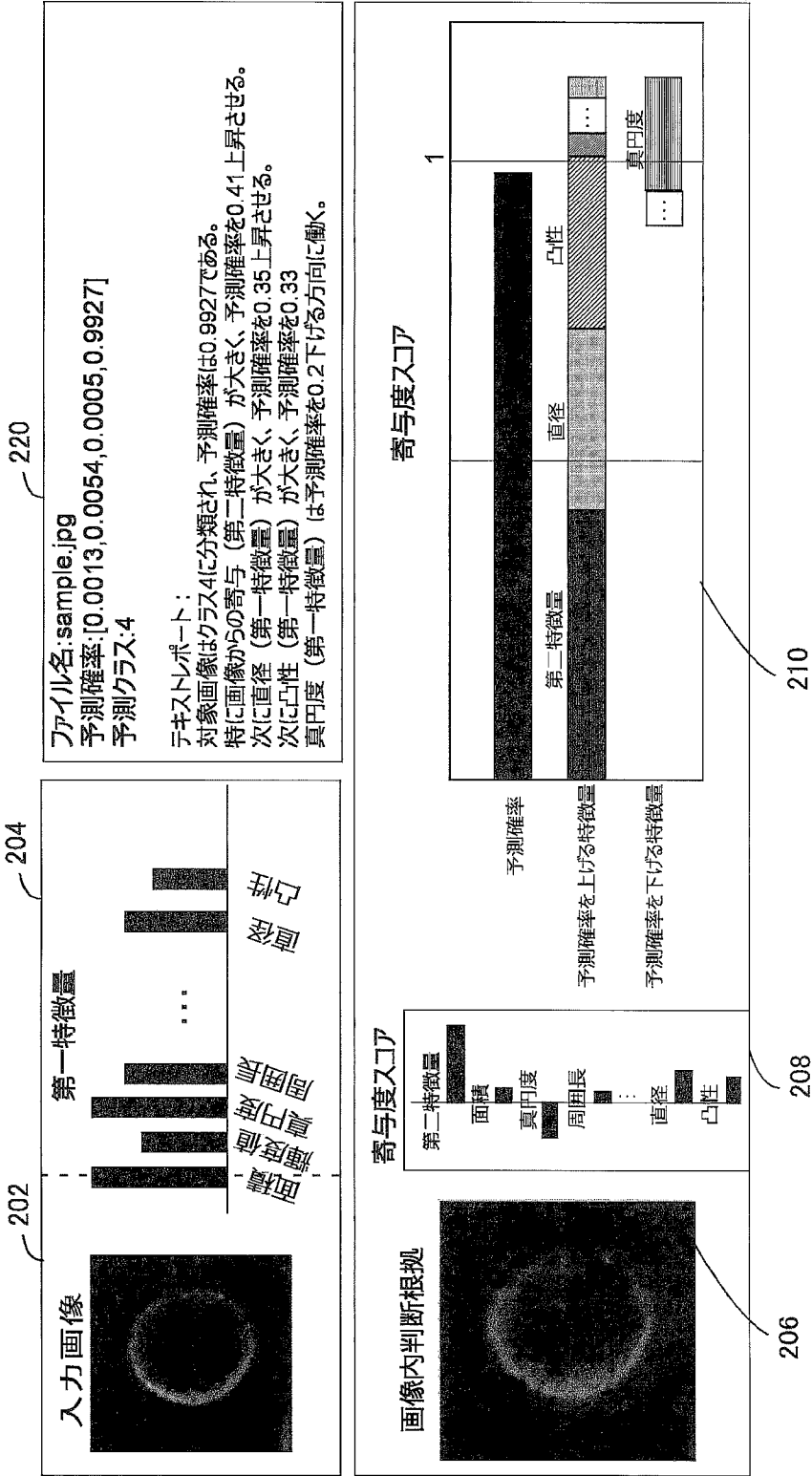


[図 6]



[図 7]

200



[図 8]

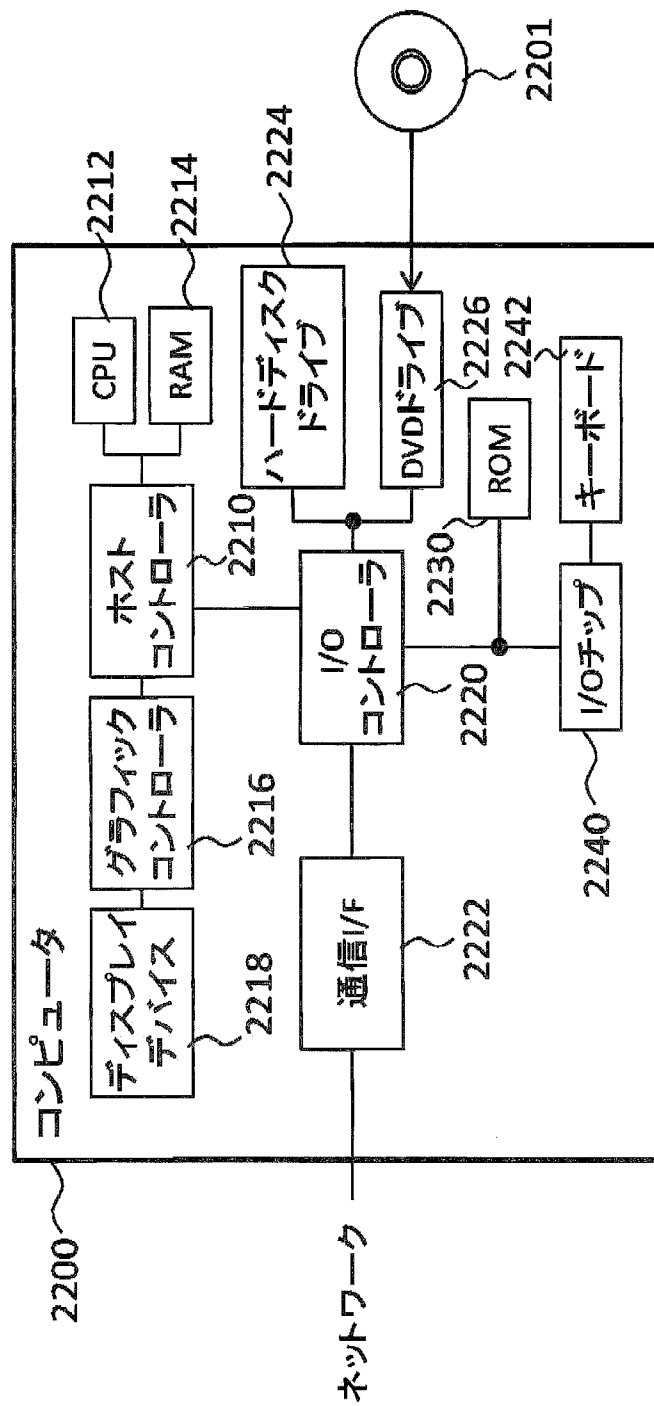
230

テキストレポート：
対象画像はクラス[z]に分類され、予測確率は[y]である。
特に[xi]が大きく、予測確率を[wi]上昇させる。
次に[xj]が大きく、予測確率を[wj]上昇させる。
...

[図 9]

	分類目的	画像	第1特徴量 (予め定められた解釈可能な特徴を数値化した特徴量)	
			画像から算出	画像以外から特定
生物、医療	病理組織切片による腫瘍 (疾患)	顕微画像 (位相差画像/明視野画像)	病理組織切片内の注目領域の形状に関わるパラメータ (大きさ、長さ等)、色、	被験者の情報 (性別、身長、体重、病歴、人種、血液検査データ、尿検査データ等)
	細胞による薬効評価	顕微画像 (明視野画像/位相差画像/蛍光画像)	・細胞の形状に関わるパラメータ (大きさ、長さ等) ・細胞内部の構成要素 (例えば、タンパク質) の局在状況	観察時間、実験環境に関わるパラメータ、抗がん剤の濃度など
	幹細胞の分化、誘導状況	顕微画像 (明視野画像/位相差画像/蛍光画像)	・細胞の形状に関わるパラメータ (大きさ、長さ等) ・細胞内部の構成要素 (例えば、タンパク質) の局在状況	培養環境に関わるパラメータ
	人、動物、植物の疾患	X線画像/CT画像/MRI画像/内視鏡画像	被写体 (例えば、肺、肝臓等の注目領域) の形状に関わるパラメータ (大きさ、長さ等)、色、密度	被験者の情報 (性別、身長、体重、病歴、血液検査データ、尿検査データ等)
工業	多種多様な工業部品の仕分け	工業部品の画像 (カラー画像/グレイ画像/デプス画像)	工業部品の形状に関わるパラメータ (大きさ、長さ等)、色	工業部品の材料特性、物理パラメータ (重さ)
	精密機器、建築物の不具合程度	精密機器、建築物の画像 (熱画像、デプス画像)	形状・配置に関わるパラメータ (大きさ、長さ、距離等)、熱の分布に関わる統計量など	設計データ、材料データ、センサから得られるデータ/シミュレーションによるデータ
その他	人の不審度合い	防犯カメラ画像 (静止画、動画)	人の挙動、服装、持ち物、場所	日時・滞在時間
	栽培物の生育状況	栽培物 (生育中の野菜、果物など) のカラー画像	栽培物の形状に関わるパラメータ (大きさ、長さ等)、色、	栽培物の生育履歴 (肥料、水、天候等)、品種
	商品の劣化度合い	商品 (e.g. 車) のカラー画像	商品の形状に関わるパラメータ (新品と比較した形状の変化)、色の変化	商品の情報 (購入時期、使用期間、走行距離、使用頻度)

[図 10]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2024/017720

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER**G06T 7/00**(2017.01)i

FI: G06T7/00 350B

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06T7/00

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Published examined utility model applications of Japan 1922-1996

Published unexamined utility model applications of Japan 1971-2024

Registered utility model specifications of Japan 1996-2024

Published registered utility model applications of Japan 1994-2024

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	JP 2019-125240 A (HITACHI, LTD.) 25 July 2019 (2019-07-25) paragraphs [0024], [0029], [0034]-[0046], [0052]-[0054], [0093], [0128], [0149], fig. 1-7, 10, 13	1-3, 7, 9, 11-13
Y		8, 10
A		4-6
Y	WO 2022/009652 A1 (SONY GROUP CORPORATION) 13 January 2022 (2022-01-13) paragraphs [0066]-[0067], [0070]-[0071], [0077]	8, 10

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C.☒ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

“D” document cited by the applicant in the international application

“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date

“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

19 July 2024

Date of mailing of the international search report

30 July 2024

Name and mailing address of the ISA/JP

Japan Patent Office (ISA/JP)
3-4-3 Kasumigaseki, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8915
Japan

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/JP2024/017720

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
JP	2019-125240	A	25 July 2019	US 2019/0221311 A1 paragraphs [0035], [0041], [0046]-[0059], [0065]-[0067], [0100], [0139], [0160], fig. 1-7, 10, 13	
WO	2022/009652	A1	13 January 2022	US 2023/0237774 A1 paragraphs [0095]-[0096], [0099]-[0100], [0106]	

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC））

G06T 7/00(2017.01)i
FI: G06T7/00 350B

B. 調査を行った分野

調査を行った最小限資料（国際特許分類（IPC））
G06T7/00

最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの
日本国実用新案公報 1922 - 1996年
日本国公開実用新案公報 1971 - 2024年
日本国実用新案登録公報 1996 - 2024年
日本国登録実用新案公報 1994 - 2024年

国際調査で使用した電子データベース（データベースの名称、調査に使用した用語）

C. 関連すると認められる文献

引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号
X	JP 2019-125240 A（株式会社日立製作所）25.07.2019（2019 - 07 - 25） 段落[0024], [0029], [0034] - [0046], [0052] - [0054], [0093], [0128], [0149], 図 1-7, 10, 13	1-3, 7, 9, 11-13
Y		8, 10
A		4-6
Y	WO 2022/009652 A1（ソニーグループ株式会社）13.01.2022（2022 - 01 - 13） 段落[0066] - [0067], [0070] - [0071], [0077]	8, 10

☐ C欄の続きにも文献が列挙されている。

☒ パテントファミリーに関する別紙を参照。

* 引用文献のカテゴリー

“A” 特に関連のある文献ではなく、一般的技术水準を示すもの

“D” 国際出願で出願人が先行技術文献として記載した文献

“E” 国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの

“L” 優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献（理由を付す）

“O” 口頭による開示、使用、展示等に言及する文献

“P” 国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願の日の後に公表された文献

“T” 国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と抵触するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの

“X” 特に関連のある文献であって、当該文献のみで発明の新規性又は進歩性がないと考えられるもの

“Y” 特に関連のある文献であって、当該文献と他の1以上の文献との、当業者にとって自明である組合せによって進歩性がないと考えられるもの

“&” 同一パテントファミリー文献

国際調査を完了した日

19.07.2024

国際調査報告の発送日

30.07.2024

名称及びあて先

日本国特許庁(ISA/JP)
〒100-8915
日本国
東京都千代田区霞が関三丁目4番3号

権限のある職員（特許庁審査官）

高野 美帆子 5P 9849

電話番号 03-3581-1101 内線 3539

国際調査報告
パテントファミリーに関する情報

国際出願番号
PCT/JP2024/017720

引用文献			公表日	パテントファミリー文献	公表日
JP	2019-125240	A	25.07.2019	US 2019/0221311 A1 段落[0035], [0041], [0046] -[0059], [0065]-[0067], [0100], [0139], [0160], 図 1-7, 10, 13	
WO	2022/009652	A1	13.01.2022	US 2023/0237774 A1 段落[0095]-[0096], [0099]- [0100], [0106]	