

(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3月21日(21.03.2024)



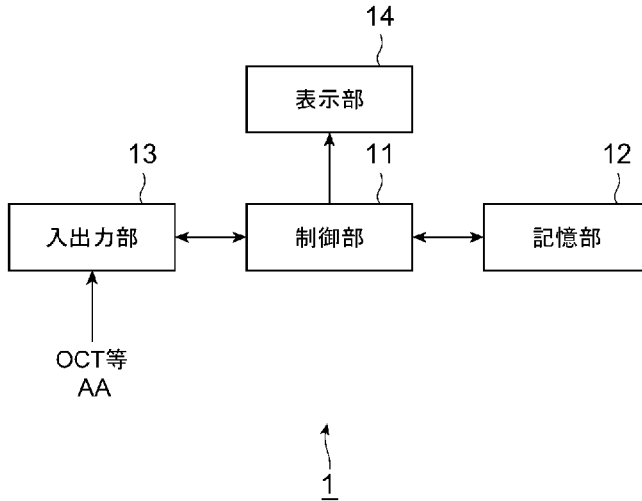
(10) 国際公開番号  
**WO 2024/057548 A1**

- (51) 国際特許分類:  
*A61B 3/024* (2006.01)
- (21) 国際出願番号: PCT/JP2022/034831
- (22) 国際出願日: 2022年9月16日(16.09.2022)
- (25) 国際出願の言語: 日本語
- (26) 国際公開の言語: 日本語
- (72) 発明者; および
- (71) 出願人: 古山 誠 (KOYAMA Makoto) [JP/JP];  
〒2991162 千葉県君津市南子安 2 - 8  
- 3 0 Chiba (JP).
- (74) 代理人: 竹居 信利 (TAKEI Nobutoshi);  
〒1600022 東京都新宿区新宿 6 丁目 7 - 1 エ  
ルプリメント新宿 3 0 8 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, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, 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, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SC, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG,

(54) Title: FIELD-OF-VIEW ESTIMATION DEVICE, METHOD FOR MANUFACTURING NEURAL NETWORK, AND PROGRAM

(54) 発明の名称: 視野推定装置、ニューラルネットワークの製造方法、及びプログラム

[図1]



- 11... CONTROL UNIT  
12... STORAGE UNIT  
13... INPUT/OUTPUT UNIT  
14... DISPLAY UNIT  
AA... OCT, ETC.

(57) Abstract: The field of view of each of a plurality of eyes being examined is estimated using a machine learning model. Retinal image information and/or three-dimensional structure information for a plurality of points in time is acquired, field-of-view-related information relating to the field of view of the eye being examined at the corresponding points in time is acquired, and the retinal image information and/or three-dimensional structure information for each of the eyes being examined are/is entered as input information. The machine learning model is retained, being in a state of having been machine-trained so as to output field-of-view change information inferred on the basis of the input information using, as training information, field-of-view change information that represents a change in the field of view obtained on the basis of the field-of-view-related information for a plurality of points in time for the corresponding eyes being examined.

WO 2024/057548 A1

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, 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：複数の被検眼について、それぞれ複数の時点での網膜の画像情報または三次元構造情報の少なくとも一方を取得するとともに、対応する時点での被検眼の視野に関する視野関係情報を取得し、それぞれの被検眼についての網膜の画像情報または三次元構造情報を入力情報として入力し、対応する被検眼についての複数の時点での視野関係情報に基づいて得られる視野の変化を表す視野変化情報を教師情報として、入力情報に基づいて推定される視野変化情報を出力するよう機械学習した状態にある機械学習モデルを保持し、当該機械学習モデルを用いて視野の推定を行う。

## 明 細 書

発明の名称：

視野推定装置、ニューラルネットワークの製造方法、及びプログラム

### 技術分野

[0001] 本発明は、視野推定装置、ニューラルネットワークの製造方法、及びプログラムに関する。

### 背景技術

[0002] 緑内障などで生じる視野欠損の進行を推定することは、その進行を遅くする治療方法の決定のために重要である。従来、進行速度の判定のため、少なくとも6回以上、時間をおいて視野を測定してそれぞれの時点でのMD値（Mean Deviation：正常な人の視野全体に配されたすべての測定点における患者の見え方の、患者と同年齢の正常な人の見え方からの加重平均偏差）を求め、時系列で、当該MD値に関する回帰直線を得て進行速度を推定していた。

### 先行技術文献

#### 特許文献

[0003] 特許文献1：特開2020-121012号公報

### 発明の概要

#### 発明が解決しようとする課題

[0004] しかしながら、上記従来例の進行速度の推定方法では、進行速度が推定可能となるまでに多大な時間を要する。例えば6ヶ月に一度の測定を行う場合、6回の測定を行うまでに2年半を要する。さらに視野欠損が中心付近まで迫っている患者では、視野角24度と、10度との視野を交互に測定することも多くあり、この場合、24度と、10度とのデータがそれぞれ6回分揃うまでに5年以上を要する結果となる。

[0005] このように従来例の方法では、少なくとも2年以上の時間を要し、その間にも視野欠損は進行してしまう。一方で、早期に適切な治療を開始すれば視野欠損を効果的に遅らせることができることも知られている。つまり、より

正確な進行速度の判定が早期に行うことができれば望ましいが、従来、そのような技術は考えられてこなかったのが現状である。

[0006] なお、被検眼の網膜の三次元構造情報及び正面画像の少なくとも一方を取得する取得部と、学習済モデルを用いて、三次元構造情報及び正面画像の少なくとも一方から被検眼の推定視野情報を生成する生成部とを備える、眼科視野推定装置が特許文献1に開示されている。この特許文献1の技術では、視野計測の検査をより容易にできるが、視野欠損の進行速度を早期に推定することについては考慮されていない。

[0007] 本発明は上記実情に鑑みて為されたもので、視野欠損の進行速度の判定を早期に行うことを可能とする視野推定装置、ニューラルネットワークの製造方法、及びプログラムを提供することをその目的の一つとする。

### 課題を解決するための手段

[0008] 上記従来例の問題点を解決する本発明の一態様は視野推定装置であって、複数の被検眼について、それぞれ複数の時点での網膜の画像情報または三次元構造情報の少なくとも一方を取得するとともに、対応する時点での被検眼の視野に関する視野関係情報を取得し、前記それぞれの被検眼についての網膜の画像情報または三次元構造情報を入力情報として入力し、対応する被検眼についての複数の時点での前記視野関係情報に基づいて得られる視野の変化を表す視野変化情報を教師情報として、前記入力情報に基づいて推定される視野変化情報を出力するよう機械学習した状態にある機械学習モデルを保持する保持手段と、検眼対象者の被検眼の網膜の画像情報または三次元構造情報の少なくとも一方を取得する取得手段と、前記取得手段が取得した前記検眼対象者の被検眼の網膜の画像情報または三次元構造情報を、前記保持手段が保持する機械学習モデルに入力して、その出力を視野関係情報の変化の推定値として得る推定手段と、前記推定手段が得た推定値を、所定処理に供するために出力する出力手段と、を含むこととしたものである。

### 発明の効果

[0009] 本発明によると、視野欠損の進行速度の判定を早期に行うことが可能とな

る。

### 図面の簡単な説明

[0010] [図1]本発明の実施の形態に係る視野推定装置の構成例を表すブロック図である。

[図2]本発明の実施の形態に係る視野推定装置が利用する機械学習モデルの構成例を表すブロック図である。

[図3]本発明の実施の形態に係る視野推定装置の例を表す機能ブロック図である。

[図4]本発明の実施の形態に係る視野推定装置が出力する画面の例を表す説明図である。

[図5]本発明の実施の形態に係る視野推定装置が利用する $\beta - V A E$ の構成例を表すブロック図である。

### 発明を実施するための形態

[0011] 本発明の実施の形態について図面を参照しながら説明する。本発明の実施の形態に係る視野推定装置1は、一般的なコンピュータを用いて実現でき、図1に例示するように、制御部11と記憶部12と入出力部13と表示部14とを含んで構成される。

[0012] [ハードウェア的構成]

制御部11は、プログラムに従って動作するプロセッサ等の制御デバイスであり、記憶部12に格納されたプログラムに従って動作する。本実施の形態の例では、記憶部12が網膜の画像情報または三次元構造情報の少なくとも一方を入力情報として、当該入力情報に基づいて少なくとも視野変化情報を推定して出力するよう機械学習した状態にある機械学習モデルを保持する保持手段として機能する。

[0013] そして制御部11は、検眼対象者の被検眼の網膜の画像情報または三次元構造情報の少なくとも一方を取得し、当該取得した検眼対象者の被検眼の網膜の画像情報または三次元構造情報を、記憶部12に保持される機械学習モデルに入力して、その出力を視野関係情報の変化の推定値として得る。そし

て制御部 1 1 は、この視野関係情報の変化に係る推定値を出力する。この制御部 1 1 の動作の詳細については後に述べる。

[0014] 記憶部 1 2 は、メモリデバイスやディスクデバイスを含み、上記保持手段として機能するほか、制御部 1 1 により実行されるプログラムを保持する。このプログラムは、コンピュータ可読かつ非一時的な記録媒体に格納されて提供され、この記憶部 1 2 に複写されたものであってもよい。さらにこの記憶部 1 2 は、制御部 1 1 のワークメモリとしても動作する。

[0015] 入出力部 1 3 は、キーボード等の入力デバイスを含む。この入出力部 1 3 は、ユーザの指示により入力される情報を、制御部 1 1 に対して出力する。例えばこの入出力部 1 3 は、USB (Universal Serial Bus) 等のインタフェースを備えて、OCT (Optical Coherence Tomography) 検査装置から出力される網膜の三次元構造情報や、眼底カメラ等で得られる網膜の画像情報などの入力を、このインタフェースを介して受け入れ、制御部 1 1 に出力する。

[0016] さらにこの入出力部 1 3 は、制御部 1 1 から入力される指示に従って、情報を外部の装置等へ出力するインタフェース (ネットワークインタフェース等) を含んでもよい。

[0017] 表示部 1 4 は、ディスプレイデバイス等であり、制御部 1 1 から入力される指示に従い、情報を表示出力する。

[0018] [用語]

ここで、以下の説明において利用する用語について簡便な定義を示す。

(1) 測定点

測定点は、HFA (ハンフリー視野計) 等において固視点から所定角度範囲内に配した複数の視標の各位置に対応する点をいう。測定点での測定値は、検眼対象者 (患者) が視認できる視標の明度の閾値 (例えば視認可能な最低の明度の値) となる。以下、単に「閾値」という場合はこの閾値を指す。

[0019] (2) MD 値

MD 値 (Mean Deviation) は、平均偏差であり、全ての測定点での、患者

と同年齢の正常視野での測定値と、患者の測定値との加重平均偏差を示したものである。

[0020] (3) MDスロープ

MDスロープ (MD Slope) は、複数の時点でのMD値の回帰直線の傾きなど、MD値の時系列での傾き (時間的変化) をいう。

[0021] (4) VFI値

VFI値 (Visual Field Index) は、固視点を中心とした24度の範囲の視野での指標であり、中心の4点の重みを大きくした、視野の異常度を表す指標である。

[0022] (5) TD値

TD値 (Hemi Field MD) は、上半分の視野と、下半分の視野とのトータル偏差である。

[0023] (6) 視野の指標

視野の指標は、固視点を中心とした中心24度MD値、中心10度MD値、中心24度VFI値、中心24度TD値、中心10度TD値、等 (その他の範囲であってもよい) さらには、24plus(1)、24plus(2) (<https://www.crewt.co.jp/product/imo>)、あるいは、24-2C SITA Faster (<https://www.zeiss.co.jp/meditec/product-portfolio/perimetry/humphrey-field-analyzer-3.html>) などで測定された、中心24度および中心10度の視野指標を混合した計測結果をいう。以下の説明では、中心24度と中心10度とを用いる例について説明するが、本実施の形態は、上記24plus(1)、24plus(2)、あるいは24-2C SITA Fasterを利用した視野についての処理を行っても構わない。さらに中心30度を用いてもよい。

[0024] (7) トータル偏差

トータル偏差(Total deviation)は、患者と同年齢の人々の各測定点での閾値の平均値と、患者の対応する測定点での閾値との差分を表す。

[0025] (8) パターン偏差

トータル偏差を元にして、患者の各測定点での閾値を正常な閾値の方向へ補正し、視野全体の高さの差を低減したうえで、局所的な沈下部位を強調した偏差である。白内障等で、全体的に視野の閾値が低下した場合でも、このパターン偏差であれば、局所的な緑内障の視野欠損が分かりやすいという特徴がある。

[0026] [機械学習処理]

次に、本実施の形態の例に係る視野推定装置1で利用する、機械学習モデルの機械学習処理について説明する。本実施の形態の一例では、視野推定装置1が、機械学習モデルの機械学習の処理を実行する。もっともこれは一例であり、視野推定装置1ではない他のコンピュータにおいて機械学習モデルの機械学習処理が実行されてもよい。

[0027] 本実施の形態の視野推定装置1が用いる機械学習モデル20は、図2に例示するように、入力部21と、少なくとも一つのニューラルネットワーク(NN)22a, b…と、出力部23とを含む。

[0028] ここでニューラルネットワーク22a, b…は、それぞれ、ニューラルネットワークのパラメータ(重みやバイアス等)の情報を保持し、後に説明する入力部21から入力された入力データと、当該パラメータとに基づいて出力データを生成する。本実施の形態の一例では、このニューラルネットワーク22a, b…の出力データは、それぞれ所定の視野範囲(例えば中心24度、中心10度、あるいはそれらの混合)における視野変化情報を含む。

[0029] ここで視野変化情報は、MDスロープ等、視野の指標の時系列変化の回帰直線の傾きの値そのもの(臨床でいう閾値)であってもよいし、トータル偏差であってもよいし、パターン偏差であってもよい。こうしたニューラルネットワーク22(以下、各ニューラルネットワーク22a, b…を区別する必要がない場合は、ニューラルネットワーク22と表記する)における演算

については広く知られているので、ここでの詳しい説明は省略する。

[0030] また本実施の形態の一例では、ニューラルネットワーク 22 a, b…のうちには、左目の被検眼に対応するものと、右目の被検眼に対応するものとがそれぞれ含まれてもよい。すなわち、本実施の形態のある例では、機械学習モデル 20 は、

- ・左目の網膜の三次元構造情報を入力データとし、左目についての中心 24 度の視野変化情報を出力するニューラルネットワーク、
- ・左目の網膜の画像情報を入力データとし、左目についての中心 24 度の視野変化情報を出力するニューラルネットワーク、
- ・右目の網膜の三次元構造情報を入力データとし、左目についての中心 24 度の視野変化情報を出力するニューラルネットワーク、
- ・右目の網膜の画像情報を入力データとし、左目についての中心 24 度の視野変化情報を出力するニューラルネットワーク、
- ・左目の網膜の三次元構造情報を入力データとし、左目についての中心 10 度の視野変化情報を出力するニューラルネットワーク、
- …

のそれぞれ（この場合は入力データの相違と、左目、右目の別と、出力データの種類の別とで、全体で 8 つのニューラルネットワーク）を備えるものとなる。

[0031] 入力部 21 は、ニューラルネットワーク 22 a, b, …のいずれかに入力すべき入力データを受け入れて、当該入力データを、対応するニューラルネットワーク 22 a, b, …のいずれかの入力として、いずれかのニューラルネットワーク 22 a, b, …に出力する。

[0032] 例えばこの入力部 21 は、入力データとともに、当該入力データの種類（網膜の三次元構造情報、あるいは、網膜の画像情報などの別）を表す情報と、入力データが左目と右目とのいずれに係るものであるかを表す情報との入力を併せて受け入れる。

[0033] そして入力部 21 は、当該入力データの種類及び左目と右目とのいずれに

に係るデータであるかを表す情報（以下、これらを出力先選択情報と呼ぶ）に基づいて、入力された入力データを出力すべきニューラルネットワーク 22 を選択する。この選択は、予め出力先選択情報に関連付けてどのニューラルネットワーク 22 へ出力するかを表す情報を設定した情報テーブルを設定して記憶部 12 に格納しておき、当該設定を参照して行うこととすればよい。

[0034] 入力部 21 は、入力データを選択したニューラルネットワーク 22 に出力する。ここで選択されるニューラルネットワーク 22 は、必ずしも一つであるとは限らない。例えば、出力先選択情報が「三次元構造情報」であり、かつ「左目」に係るものであることを表す場合、入力部 21 は、ニューラルネットワーク 22 のうち、

- ・左目の網膜の三次元構造情報を入力データとし、左目についての中心 24 度の視野変化情報を出力するニューラルネットワークと、

- ・左目の網膜の三次元構造情報を入力データとし、左目についての中心 10 度の視野変化情報を出力するニューラルネットワークと、

（つまり入力データの種類が共通しているニューラルネットワークのすべて、あるいはその少なくとも一部）を選択して、これらに対して入力データを出力する。

[0035] 出力部 23 は、機械学習モデル 20 が備える少なくとも一つのニューラルネットワーク 22 のうち、入力データの入力を受けたニューラルネットワーク 22 が出力するデータに基づいて出力データを生成する。

[0036] この出力部 23 は、一つのニューラルネットワーク 22 に対してのみ入力データが入力された場合は、当該一つのニューラルネットワーク 22 が出力する出力データをそのまま出力する。またこの出力部 23 は、複数のニューラルネットワーク 22 に対して入力データが入力された場合は、当該複数のニューラルネットワーク 22 の出力データを合成し、合成後の出力データを出力する。ここで合成は例えば、上記複数のニューラルネットワーク 22 の出力データの加重平均を演算するなど、複数のニューラルネットワークの出

カデータを合成する方法として広く知られた種々の方法から適宜選択して採用できる。

[0037] また機械学習処理を実行する視野推定装置 1 の制御部 11 は、図 3 (a) に例示するように、機能的に、取得部 31 と、前処理部 32 と、機械学習処理部 33 とを含んで構成される。

[0038] 以下ではまず、機械学習モデル 20 が備えるニューラルネットワーク 22 が

- ・左目の網膜の三次元構造情報を入力データとし、左目についての中心 24 度の視野変化情報を出力するニューラルネットワーク 22 a、
- ・左目の網膜の画像情報を入力データとし、左目についての中心 24 度の視野変化情報を出力するニューラルネットワーク 22 b、
- ・右目の網膜の三次元構造情報を入力データとし、左目についての中心 24 度の視野変化情報を出力するニューラルネットワーク 22 c、
- ・右目の網膜の画像情報を入力データとし、左目についての中心 24 度の視野変化情報を出力するニューラルネットワーク 22 d、
- ・左目の網膜の三次元構造情報を入力データとし、左目についての中心 10 度の視野変化情報を出力するニューラルネットワーク 22 e、
- ・左目の網膜の画像情報を入力データとし、左目についての中心 10 度の視野変化情報を出力するニューラルネットワーク 22 f、
- ...

(この場合は入力データの相違と、左目、右目の別と、出力データの種類の別とで、全体で 8 つのニューラルネットワーク) である場合を例として説明する。

[0039] ここでは三次元構造情報を入力データとするニューラルネットワーク 22 については、三次元情報の機械学習に適したものを選択する。このようなニューラルネットワーク 22 の一例としては、三次元 CNN (Convolutional Neural Network) がある。もっともこれは一例であり、必ずしも CNN である必要はない。

- [0040] また三次元CNNは、例えばEfficientNet3D (<https://github.com/shijianjian/EfficientNet-PyTorch-3D>) やResNet3Dなどの広く知られたものを採用できるので、ここでの詳しい説明は省略する。
- [0041] また、網膜の画像情報を入力データとするニューラルネットワーク22については、二次元情報の機械学習に適したものを選択する。このようなニューラルネットワーク22の一例としては、二次元CNNがある。なお、これも一例であり、必ずしもCNNである必要はない。この例において二次元CNNは、例えばEfficientNetやResNetなどの広く知られたものを採用できるので、ここでの詳しい説明は省略する。
- [0042] この例の機械学習モデル20を機械学習する際には、視野推定装置1のユーザは予め、複数の患者の複数の被検眼について、それぞれ複数の検査時点での網膜の三次元構造情報及び、網膜の二次元の画像情報を取得しておくとともに、各被検眼について各検査時点での視野関係情報を得ておく。この視野関係情報は、視野に含まれる測定点ごとの閾値そのものの時間変化であってもよいし、MD値などの視野の指標の時間変化や、トータル偏差、パターン偏差など視野の指標や閾値に基づいて得られる情報の時間変化（例えばMD値の場合、この時間変化はMDスロープとなる。以下ではMD値を主な例として説明するが、本実施の形態はこれに限られない。以下の説明では「視野の指標」といった場合、トータル偏差、パターン偏差など視野の指標や閾値に基づいて得られる情報をも含むものとする）であってもよい。この対応する検査時点での視野関係情報は、過去の複数の時点で得られた被検眼についての視野範囲（中心24度、中心10度など、ニューラルネットワーク22の出力データに対応する視野範囲）の閾値の実測値に基づいて求められる。このユーザによる準備は、従来の検査の手順と同様のものを採用できる。
- [0043] 例えば上述のように、対応する検査時点での視野関係情報は、視野の指標または閾値の時間変化であるが、これは過去複数回の視野検査において求められた視野の指標や測定点ごとの閾値の、時間軸に対する回帰直線  $y = a t + b$ （ $t$  は時間（日時）、 $a$  は傾き、 $b$  は切片）を求めることで得られる。

後に述べるように、本実施の形態では、この回帰直線のような統計的処理を経たパラメータを教師情報とすることで、視野の測定ばらつきの影響を低減した機械学習を実現している。

[0044] そして視野推定装置 1 のユーザは、被検眼ごと、かつ検査時点ごとに、当該被検眼ごとに固有の眼識別情報と、被検眼が左右の目のどちらであるかを特定する情報と、検査時点を表す検査時点情報と、当該検査時点での網膜の画像情報や三次元構造情報（以下、入力対象情報と呼ぶ）と、対応する被検眼の視野変化情報とを互いに関連付けたエントリーを記憶部 1 2 に格納しておく。

[0045] 視野推定装置 1 のユーザは、視野推定装置 1 を操作して機械学習の処理を開始するよう指示する。視野推定装置 1 の取得部 3 1 は、記憶部 1 2 に格納されたエントリーを例えば一つずつ所定の順（取得順あるいはランダムに）読み出して取得する。なお、バッチ処理など、一般的な機械学習処理の技術をここで用いてもよい。この場合、取得部 3 1 は、ミニバッチのサイズ分に相当する数のエントリーを読み出して機械学習の処理に供することになる。

[0046] 前処理部 3 2 は、取得部 3 1 が取得したエントリーに含まれる入力対象情報に対して所定の前処理を実行して、機械学習処理部 3 3 に出力する。この前処理部 3 2 は例えば、入力対象情報である三次元構造情報に対して、所定のノイズ低減処理や、ノイズ付加処理、ヒストグラム平坦化処理等、広く知られた処理を行う。またこの前処理部 3 2 は、入力対象情報の三次元空間（入力対象情報が二次元の情報であれば二次元空間）内での縮小・拡大、所定の面や軸に対しての反転・回転等の処理を行ってもよい。

[0047] 機械学習処理部 3 3 は、前処理部 3 2 が出力する前処理した、被検眼の網膜の画像情報を、機械学習モデル 2 0 の入力部 2 1 に対して入力データとして出力するとともに、当該被検眼が左右の目のどちらであるかを特定する情報と、入力データが網膜の画像情報である旨を表す情報をさらに入力部 2 1 に対して出力する。

[0048] また、機械学習処理部 3 3 は、前処理部 3 2 が出力する前処理した、被検

眼の網膜の三次元構造情報を、機械学習モデル20の入力部21に対して入力データとして出力するとともに、当該被検眼が左右の目のどちらであるかを特定する情報と、入力データが網膜の三次元構造情報である旨を表す情報をさらに入力部21に対して出力する。

- [0049] ここで被検眼が「左目」であるとすると、機械学習モデル20の入力部21は、網膜の画像情報を、左目に対応するニューラルネットワーク22b, 22fに対して入力データとして出力する。
- [0050] また入力部21は、網膜の三次元構造情報を、左目に対応するニューラルネットワーク22a, 22eに対して入力データとして出力する。
- [0051] 機械学習モデル20の出力部23は、出力データの種類（対応する視野範囲）が共通する、ニューラルネットワーク22aの出力データと、ニューラルネットワーク22bの出力データとを合成して、中心24度の視野変化情報の推定結果として出力する。
- [0052] また出力部23は、同様に、ニューラルネットワーク22eの出力データと、ニューラルネットワーク22fの出力データとを合成して、中心10度の視野変化情報の推定結果として出力する。
- [0053] ここでの出力部23による合成は、例えば、ニューラルネットワーク22aの出力データに含まれる視野変化情報の推定値と、ニューラルネットワーク22bの出力データに含まれる視野変化情報の推定値との重みづけ平均を生成して、出力する視野変化情報とすることなどで行う。ここでそれぞれの出力データに対する重みは、機械学習処理部33により、ニューラルネットワーク22a, bのパラメータとともに再帰的に更新されるものとするればよい。
- [0054] 機械学習処理部33は、機械学習モデル20の出力部23が出力する出力データを受けて、当該出力データと取得部21が取得したエントリーに含まれる、対応する視野範囲の視野変化情報とを比較し、その相違に基づいて、機械学習モデル20に含まれる出力部23が用いる上記重みと、対応する視野範囲の出力データを出力するニューラルネットワーク22のパラメータと

を更新する。これらパラメータ等の更新方法も、バックプロパゲーション等の広く知られた方法を採用できる。

[0055] 具体的に機械学習処理部33は、ニューラルネットワーク22aの出力データと、ニューラルネットワーク22bの出力データとを合成して得られた中心24度の出力データと、取得部21が取得したエントリーに含まれる、対応する視野範囲である。中心24度の視野変化情報との相違に基づいて、機械学習モデル20に含まれる出力部23がニューラルネットワーク22aの出力データと、ニューラルネットワーク22bの出力データとを合成する際に用いる上記重みと、ニューラルネットワーク22a及びニューラルネットワーク22bのパラメータとを更新する。

[0056] また機械学習処理部33は、ニューラルネットワーク22eの出力データと、ニューラルネットワーク22fの出力データとを合成して得られた中心10度の出力データと、取得部21が取得したエントリーに含まれる、対応する視野範囲である。中心10度の視野変化情報との相違に基づいて、機械学習モデル20に含まれる出力部23がニューラルネットワーク22eの出力データと、ニューラルネットワーク22fの出力データとを合成する際に用いる上記重みと、ニューラルネットワーク22e及びニューラルネットワーク22fのパラメータとを更新する。

[0057] 視野推定装置1は、右目についても同様にしてニューラルネットワーク22c, d及びニューラルネットワーク22g, h、並びにこれらの出力データの合成に用いる重みを機械学習する。

[0058] なお、視野推定装置1の制御部11は、機械学習モデル20を、網膜の三次元構造情報または画像情報を入力とし、視野変化情報を出力するよう、これらの関係を機械学習した状態とするだけでなく、機械学習モデル20を、網膜の三次元構造情報または画像情報を入力とし、視野変化情報に加え、視野関係情報として測定点ごとの閾値そのものや、MD値などの視野の指標（トータル偏差、パターン偏差など、視野の指標や閾値に基づいて得られる情報を含む）などを出力するよう、網膜の三次元構造情報や画像情報と、これ

らの出力の対象となる情報との関係を機械学習した状態とすることとしてもよい。

[0059] この場合も、機械学習に利用する視野関係情報（測定点ごとの閾値や視野の指標（トータル偏差、パターン偏差など、視野の指標や閾値に基づいて得られる情報を含む）など）は、過去の複数の時点で得られた被検眼についての所定視野範囲の閾値の実測値に基づき、当該閾値またはそれから得られる視野の指標等の時間変化を、時間軸に対する回帰直線  $y = a t + b$ （ここでの  $y$  は機械学習に利用する視野関係情報、 $t$  は時間（日時）、 $a$  は傾き、 $b$  は切片）を求め、入力データである網膜の三次元構造情報または画像情報を取得した検査時点の時間  $t$  を求めた回帰直線の式に代入して、対応する検査時点での視野関係情報（閾値や視野の指標など）の値とする。なお、閾値については、回帰直線を測定点ごとに求め、測定点ごとの値を、対応する回帰直線の式に検査時点の時間  $t$  を代入して求める。ここでも、回帰直線のような統計的処理を経たパラメータを教師情報とするので、視野の測定ばらつきの影響を低減した機械学習が実現される。

[0060] [機械学習モデルの利用]

視野推定装置 1 は、以上のようにして機械学習された機械学習モデル 20 を用いて、患者（検眼対象者）の視野変化情報を次のように推定する。

[0061] 視野変化情報の推定処理を行う視野推定装置 1 の制御部 11 は、図 3（b）に例示するように、機能的に、取得部 41 と、前処理部 42 と、推定処理部 43 とを含んで構成される。

[0062] 視野推定装置 1 のユーザは、推定の対象とする患者の左右の目をそれぞれ順次被検眼として、被検眼の網膜の（二次元の）画像情報や網膜の三次元構造情報等、機械学習モデル 20 の機械学習処理で用いたものと同じ種類の情報を、OCT等を利用して取得する。

[0063] そしてこのユーザは、視野推定装置 1 を操作して、推定処理を開始するよう指示する。視野推定装置 1 の制御部 11 は、取得部 41 の動作により、ユーザが取得した被検眼の網膜の（二次元の）画像情報、または、網膜の三次

元構造情報の入力を受け入れるとともに、当該被検眼が左右の目のいずれであるかを表す情報を受け入れる。

[0064] 前処理部42は、取得部41が取得した画像情報または三次元構造情報の少なくとも一方に対して所定の前処理を実行する。この前処理部42の処理は、機械学習処理における入力対象情報に対する前処理部32の動作と同じであるので、ここでの繰り返しての説明は省略する。

[0065] 推定処理部43は、前処理部42の出力のうち、被検眼の網膜の画像情報を前処理した結果を、機械学習モデル20の入力部21に対して入力データとして出力するとともに、当該被検眼が左右の目のどちらであるかを特定する情報と、入力データが網膜の画像情報である旨を表す情報をさらに入力部21に対して出力する。

[0066] また推定処理部43は、前処理部42の出力のうち、被検眼の網膜の三次元構造情報を前処理した結果を、機械学習モデル20の入力部21に対して入力データとして出力するとともに、当該被検眼が左右の目のどちらであるかを特定する情報と、入力データが網膜の三次元構造情報である旨を表す情報をさらに入力部21に対して出力する。

[0067] 機械学習モデル20では、それぞれの入力データを、対応するニューラルネットワーク22に出力し、当該ニューラルネットワーク22が出力する出力データ（複数のニューラルネットワーク22の出力データを用いる場合は当該出力データを合成したデータ）を出力する。

[0068] ここでは出力データは、被検眼の中心24度の視野に係る視野変化情報と、被検眼の中心10度の視野に係る視野変化情報との2つとなる。

[0069] 推定処理部43は、当該機械学習モデル20の出力データを用い、当該出力データそのもの、あるいは、この出力データを所定の処理に供して得られる情報を、表示部14に出力する。ここで所定の処理は、例えば患者の将来の視野を推定する処理である。この処理の例を、次に出力の態様の例とともに説明する。

[0070] [出力の表示例]

ここで推定処理部43が得た出力データを用いた、情報の表示態様の例について説明する。本実施の形態の上述の例では、視野の指標が得られている患者の目ごとの中心24度または中心10度の視野に関する視野変化情報が得られているので、それぞれの数値をそのまま出力することとしてもよい。

[0071] また視野推定装置1は、機械学習モデル20により推定された視野変化情報そのものではなく、患者の現在の視野の情報（実測されたものであっても、OCTの出力等と視野との関係を機械学習した状態にあるニューラルネットワーク等を利用して推定されたものであってもよい）と、機械学習モデル20により推定された視野変化情報とを用いて、現在、または将来の視野の推定結果を生成して出力することとしてもよい。

[0072] この例では視野推定装置1は、視野変化情報が得られている患者の目の現在の視野の情報を用い、視野変化情報が表す変化を経た、将来の所定の時点での患者の目の視野の情報を生成する。例えば視野変化情報がMDスロープであり、中心24度の視野についてその視野変化情報が $-1.1 \text{ dB/年}$ と推定されていれば、中心24度の視野内の各測定点でのMD値が平均的に、一年ごとに現在の約0.88倍となることを意味することとなる。そこで視野推定装置1は、この例の5年後の中心24度の視野を推定する場合、現在の、中心24度の視野内のある測定点でのMD値を $T$ としたとき、当該測定点での5年後のMD値 $T'$ を、 $T' = T \times 0.88^5$ として演算する。これは視野の閾値を $Y$ 軸、時間を $X$ 軸にとったとき、回帰直線の傾きを変えずに、 $Y$ 軸に対する切片の位置を変更して、患者の被検眼の視野の時系列変化を推定する直線を得ることに対応する。

[0073] 視野推定装置1は、この例のようにして、将来の所定の時点でのMD値を推定する。また視野推定装置1は、OCTの出力等と測定点ごとの閾値に係る視野変化情報とを機械学習した機械学習モデル20を用いて、上述の例と同様の方法で各測定点での閾値の推定値を求めてもよい。この例では視野推定装置1は、図4に例示するような画面を表示して、例えば所定期間経過ごと、あるいは、患者の平均余命に基づいて決定される将来の少なくとも一つ

の時点ごとの視野の推定結果を出力する。

[0074] 図4の画面例では、ハンフリー視野計の出力で広く知られているグレースケール視野の画像として患者の視野の推定結果を表示する例を示している。なお、図示の都合上、図4ではグレースケール視野の画像を単なる円で示しているが、実際には、この円内に、視野の測定点に対応する部分をグレーで着色した画像が表示されることとなる。

[0075] この例において視野推定装置1は、ある時点についての患者の左右の眼のそれぞれに係る、中心24度の視野と中心10度の視野との双方についての推定された視野を、列方向に左から、右目中心24度(A)、右目中心10度(B)、左目中心10度(C)、左目中心24度(D)の順で表示している。またそれぞれの視野の情報には、視野変化情報を関連付けて表示してもよい。例えば右目中心24度についての、推定された視野変化情報が-0.82dBであれば、視野推定装置1は、A列に関連付けて「-0.82dB」の文字を表示する(X)。この値は、MDスロープの値(MD値に関する視野変化情報)だけでなく、VFI、あるいはTD値を示してもよい。さらにどの値を表示するかを切り替え可能となってもよい。

[0076] この例では視野推定装置1は、複数の時点として、現在(P)、5年後(Q)、10年後(R)のそれぞれでの上記4種類のグレースケール視野の画像を、行方向に時系列順に配列して表示する。もっとも、これも一例であり、視野推定装置1は、これとは異なる他の態様で表示することとしてもよい。例えば上記複数の時点は、5年刻みのタイミングではなく、平均余命を考慮したタイミングとしてもよいし、切り替え用のボタン(Y)を配して、ユーザがこれらを適宜切り替え可能としてもよい。さらに視野推定装置1は、より多くの時点の視野の推定結果を表示してもよい。この場合において画面のサイズから表示可能な行数(や列数)が限られる場合は、スクロールバーなどの公知のインタフェースを用いてスクロールにより表示可能としてもよい。あるいは切り替えて表示可能となってもよい。

[0077] なお、平均余命を考慮したタイミングを用いる場合、患者の年齢及び性別

の情報が必要となるが、視野推定装置1がこれらの情報の入力を受け入れていない場合は、切り替え用のボタン(Y)は5年刻みのタイミングなど、平均余命を考慮するタイミング以外のタイミングで固定して、切り替え操作不能であることを表す態様(例えばグレイアウトするなど)で表示してもよい。

[0078] 視野推定装置1が年齢及び性別の情報を取得している場合、視野推定装置1は、当該患者の平均余命を、平均余命表(厚生労働省が発表しているものなどでよい)を用いて取得する。具体的に患者が65歳(現在)男性であれば平均余命を20年と求める。

[0079] 視野推定装置1は、最初の行に対応する時点を現在、最後の行に対応する時点を20年後とし、表示する行数に合わせて均等割して、中間の行に対応する時点を決定する。例えば3行に表示する場合、視野推定装置1は、現在、10年後、20年後の視野の情報を推定する。

[0080] さらにここでは平均余命を考慮しない場合は5年刻みの例としたが、これも一例であり、視野推定装置1は、ユーザの指示や操作により3年刻み、2年刻み…など、任意のタイミングごとに変更してそれぞれのタイミングでの視野の推定結果を求めて表示を更新してもよい。このような場合も考慮して、視野推定装置1は、各行の画像(P, Q, R…)が何年後の視野を推定したのとなっているかを併せて表示することとしてもよい。例えば視野推定装置1は、ある行の画像に対応して「5年後 2027年3月」といったように現在日時に推定した将来の時点までの日時を加算した結果を併せて示してもよい。さらに患者の年齢や生年月日が分かっている場合、「5年後 70歳 2027年3月」といったようにその時点での患者の年齢を併せて示してもよい。

[0081] さらに、ここでは表示する視野の情報をグレースケール視野の画像としたが、これも一例であり、視野推定装置1は、ハンフリー視野計と同様に各測定点での閾値の推定値を数値で示してもよいし、トータル偏差を用いて示してもよいし、パターン偏差を用いて示してもよい。さらにトータル偏差やパ

ターン偏差を用いる場合、各測定点での値を数値で示してもよいし、グレースケールのパターンで示してもよい。この場合視野推定装置1は、OCTの出力等とトータル偏差やパターン偏差等、視野の指標や閾値に基づいて得られる値との関係を直接、機械学習した状態にある機械学習モデル20を別途用意して、当該用意した機械学習モデル20を用いて視野の指標や閾値に係るトータル偏差やパターン偏差等を直接求め、数値やグレースケール視野の画像として表示してもよい。

[0082] つまり表示の態様としては、

- ・グレースケール視野について、閾値，トータル偏差，パターン偏差の3通り、
  - 及び、
  - ・数値について閾値，トータル偏差，パターン偏差の3通り、
- があるので、全体で6通りの態様が少なくとも考えられる。

[0083] 視野推定装置1は、いずれの態様での表示とするかを、選択ボタンなどとともに表示して、ユーザに選択させ、選択された態様での情報表示を行うこととしてもよい。この際、視野推定装置1は、どの態様での画像を表示しているのかを表す情報を、画面内に表示してもよい。

[0084] さらに視野推定装置1は、ユーザの指示に応じて、ここで表示した画面をプリンタに出力して印刷させてもよい。

[0085] [左目と右目とを共通に扱うための処理]

以上の例では、左目と右目とのそれぞれに係る網膜の三次元構造情報等と視野変化情報との関係を、それぞれ別々のニューラルネットワーク22により機械学習していた。ここで、左目と右目とを共通のニューラルネットワーク22で機械学習できれば、機械学習のための教師情報が2倍となるので、機械学習の効率化に資することができる。左右の目の視野の情報は、左右が反転していることを除けば、それぞれについて視野変化情報が異なるとする合理的な理由はない。そこで本実施の形態の視野推定装置1は、次のように機械学習処理と、推定処理とを実行してもよい。

[0086] この例では、予め左目と右目とのいずれを基準とするかを定めておく。以下では左目を基準とこととすると、機械学習モデル20が備えるニューラルネットワーク22は、例えば、

- ・左目の網膜の三次元構造情報を入力データとし、左目についての中心24度の視野変化情報を出力するニューラルネットワーク22a、
  - ・左目の網膜の画像情報を入力データとし、左目についての中心24度の視野変化情報を出力するニューラルネットワーク22b、
  - ・左目の網膜の三次元構造情報を入力データとし、左目についての中心10度の視野変化情報を出力するニューラルネットワーク22e、
  - ・左目の網膜の画像情報を入力データとし、左目についての中心10度の視野変化情報を出力するニューラルネットワーク22f、
- (入力データの相違と、出力データの種類の別とで、全体で4つのニューラルネットワーク)となる。

[0087] この機械学習モデル20の機械学習処理を行うユーザは、既に述べた左右の目を区別して機械学習する場合と同様に、被検眼ごと、かつ検査時点ごとに、当該被検眼ごとに固有の眼識別情報と、被検眼が左右の目のどちらであるかを特定する情報と、検査時点を表す検査時点情報と、当該検査時点での網膜の画像情報や三次元構造情報(入力対象情報)と、対応する被検眼の視野変化情報とを互いに関連付けたエントリーを記憶部12に格納しておく。

[0088] 視野推定装置1は、機械学習の処理を開始すると、取得部31が、記憶部12に格納されたエントリーを一つずつ順次読み出して取得し、前処理部32が、取得部31が取得したエントリーに含まれる入力対象情報に対して所定の前処理を実行して、機械学習処理部33に出力する。

[0089] そして機械学習処理部33は、取得したエントリーに係る被検眼が、左目と右目とのいずれであるかを調べ、それが基準とした左目ではなく、右目である場合は、前処理した入力対象情報の左右を反転し、また機械学習処理部33は、取得したエントリーに視野の閾値の情報が含まれていれば、当該視野の閾値も左右反転する。ここで左右反転は、被検眼の網膜の画像情報や三

次元構造情報、被検眼の視野内の測定点（及びそれに対応する閾値）を、人体の矢状面に平行な面に対して鏡像対称に折り返すことを意味する。

[0090] なお、取得したエントリーに係る被検眼が基準とした左目である場合、機械学習処理部33は、左右反転を行わない。

[0091] そして機械学習処理部33は、機械学習モデル20の入力部21に対して前処理部32により前処理した網膜の画像情報（右目に係るものであれば左右反転された網膜の画像情報）を、入力データとして出力するとともに、当該入力データが網膜の画像情報である旨を表す情報をさらに入力部21に対して出力する。

[0092] また、機械学習処理部33は、前処理部32が出力する前処理した、被検眼の網膜の三次元構造情報（右目に係るものであれば左右反転された網膜の三次元構造情報）を、機械学習モデル20の入力部21に対して入力データとして出力するとともに、入力データが網膜の三次元構造情報である旨を表す情報をさらに入力部21に対して出力する。

[0093] 機械学習モデル20の入力部21は、網膜の画像情報である入力データ（被検眼が左目であると右目であるとを問わない）を、ニューラルネットワーク22b, fに対して出力する。

[0094] また入力部21は、網膜の三次元構造情報である入力データ（被検眼が左目であると右目であるとを問わない）を、ニューラルネットワーク22a, eに対して出力する。

[0095] 機械学習モデル20の出力部23は、出力データの種類（対応する視野範囲）が共通する、ニューラルネットワーク22aの出力データと、ニューラルネットワーク22bの出力データとを合成して、中心24度の視野変化情報の推定結果として出力する。

[0096] また出力部23は、同様に、ニューラルネットワーク22eの出力データと、ニューラルネットワーク22fの出力データとを合成して、中心10度の視野変化情報の推定結果として出力する。ここでの出力部23による合成は、既に説明した例と同様であるので繰り返しての説明は省略する。

- [0097] 機械学習処理部 33 は、機械学習モデル 20 の出力部 23 が出力する出力データを受けて、当該出力データと取得部 21 が取得したエントリーに含まれる、対応する視野範囲の視野変化情報とを比較し、その相違に基づいて、機械学習モデル 20 に含まれる出力部 23 が用いる上記重みと、対応する視野範囲の出力データを出力するニューラルネットワーク 22 のパラメータとを更新する。これらパラメータ等の更新方法も、バックプロパゲーション等の広く知られた方法を採用できる。
- [0098] また、この例により機械学習された機械学習モデルを用いた患者の視野変化情報の推定処理は次のようにして行われる。この例では、視野推定装置 1 のユーザは、推定の対象とする患者の左右の目をそれぞれ順次被検眼として、被検眼の網膜の（二次元の）画像情報や網膜の三次元構造情報等、機械学習モデル 20 の機械学習処理で用いたものと同じ種類の情報を、OCT等を利用して取得する。
- [0099] そしてこのユーザは、視野推定装置 1 を操作して、推定処理を開始するよう指示する。視野推定装置 1 の制御部 11 は、取得部 41 の動作により、ユーザが取得した被検眼の網膜の（二次元の）画像情報と、網膜の三次元構造情報の入力を受け入れる。当該被検眼が左右の目のいずれであることを表す情報を受け入れる。
- [0100] この例でも前処理部 42 は、入力された画像情報や三次元構造情報に対して所定の前処理を実行する。この前処理部 42 の処理も、機械学習処理における入力対象情報に対する前処理部 32 の動作と同じであるので、ここでの繰り返しての説明は省略する。
- [0101] 推定処理部 43 は、入力された画像情報等に対応する被検眼が左右の目のどちらであることを判断する。この判断は、ユーザからの情報入力によって行われてもよい。
- [0102] 推定処理部 43 は、ここで入力された画像情報等に対応する被検眼が、基準とした左目でない右目であると判断すると、前処理部 42 が出力する被検眼の網膜の画像情報及び三次元構造情報のそれぞれを、左右反転する。

- [0103] そして前処理部42の出力のうち、被検眼の網膜の画像情報を前処理した結果（被検眼が右目である場合、左右反転後の画像情報）を、機械学習モデル20の入力部21に対して入力データとして出力するとともに、当該入力データが網膜の画像情報である旨を表す情報をさらに入力部21に対して出力する。
- [0104] また推定処理部43は、前処理部42の出力のうち、被検眼の網膜の三次元構造情報を前処理した結果（被検眼が右目である場合、左右反転後の三次元構造情報）を、機械学習モデル20の入力部21に対して入力データとして出力するとともに、当該入力データが網膜の三次元構造情報である旨を表す情報をさらに入力部21に対して出力する。
- [0105] 機械学習モデル20では、それぞれの入力データを、対応するニューラルネットワーク22に出力する。ここでは網膜の画像情報である入力データ（被検眼が左目であると右目であるとを問わない）を、ニューラルネットワーク22b, fに対して出力する。また機械学習モデル20は、網膜の三次元構造情報の入力データ（被検眼が左目であると右目であるとを問わない）を、ニューラルネットワーク22a, eに対して出力する。
- [0106] そして機械学習モデル20の出力部23は、出力データの種類（対応する視野範囲）が共通する、ニューラルネットワーク22aの出力データと、ニューラルネットワーク22bの出力データとを合成して、中心24度の視野変化情報の推定結果として出力する。
- [0107] また出力部23は、同様に、ニューラルネットワーク22eの出力データと、ニューラルネットワーク22fの出力データとを合成して、中心10度の視野変化情報の推定結果として出力する。
- [0108] 推定処理部43は、当該機械学習モデル20の出力データを用い、当該出力データそのもの、あるいは、この出力データを用いて得られる情報を、表示部14に出力する。
- [0109] [基本の動作例]  
本実施の形態の視野推定装置1は、基本的には以上の構成を備えており、

次の例のように動作する。本実施の形態の視野推定装置 1 は、機械学習処理を行う動作と、機械学習された状態にある機械学習モデル 20 を用いて推論を行う動作とをそれぞれ行う。

[0110] 機械学習モデル 20 の機械学習処理を実行するユーザは、複数の患者についての過去の検査結果から、OCTによる網膜の三次元構造情報と網膜の画像情報の少なくとも一方（入力対象情報）、及び、当該入力対象情報の取得日までの複数の日に得られた所定の範囲（中心 30 度、中心 24 度、中心 10 度、中心 24 度及び中心 10 度の混合などのいずれかの範囲）の視野の情報に基づく、視野の指標または閾値の時間変化である視野関係情報とを収集する。ここで視野の情報は、ハンフリー視野計などで実際に計測したものでよく、また時間変化である視野関係情報は、複数の日の MD 値等の視野の指標や、閾値の値に対する回帰直線のパラメータとして求めることができる。

[0111] そして機械学習処理を実行するユーザは、同一の患者の同一の被検眼について、実質的に互いに異なる取得日に取得した入力対象情報と視野の情報との組があれば、それぞれの組に含まれる視野の情報から、例えば従来の方法で、MD スロープ等の視野変化情報を得る。

[0112] 機械学習処理を実行するユーザは、被検眼ごとに固有の眼識別情報を発行し、当該被検眼に固有の眼識別情報と、検査時点の日時（三次元構造情報等を取得した日でよい）を表す検査日時情報と、当該検査時点での網膜の三次元構造情報等（入力対象情報）と、当該時点における視野の情報と、得られた視野変化情報とを関連付けたエントリーを、複数、記憶部 12 に格納する。

[0113] そして機械学習処理を実行するユーザは、視野推定装置 1 を操作して機械学習の処理を開始するよう指示する。視野推定装置 1 は、記憶部 12 に格納されたエントリーを一つずつ順次読み出す。そして当該エントリーに含まれる入力対象情報（例えば三次元構造情報）に対して、例えば所定のノイズ低減処理などの前処理を行う。

[0114] 視野推定装置 1 は、ここで前処理した入力対象情報を機械学習モデル 20

に対して入力データとして出力する。機械学習モデル20は、当該入力データに対応する出力データを出力する。

[0115] 本実施の形態の一例では、既に述べたように、この機械学習モデル20は、所定の視野範囲（例えば中心24度、中心10度、あるいはそれらの混合）における視野変化情報（MDスロープなど）を出力するよう機械学習されることとなる。そこで視野推定装置1は、この機械学習モデル20の出力データを受けて、当該出力データと、読み出したエントリーに含まれる視野変化情報とを比較し、その相違に基づいて、バックプロパゲーションにより、機械学習モデル20に含まれるニューラルネットワークのパラメータ等を更新して、機械学習モデル20を機械学習する。

[0116] 本実施の形態の一例では、被検眼を左目と右目とに分けるとともに、出力する視野変化情報が、どの範囲の視野の変化に対応するかによって、

- ・ 左目の網膜の三次元構造情報等を入力データとし、左目についての中心24度の視野変化情報を出力する機械学習モデル
- ・ 右目の網膜の三次元構造情報等を入力データとし、右目についての中心24度の視野変化情報を出力する機械学習モデル
- ・ 左目の網膜の三次元構造情報等を入力データとし、左目についての中心10度の視野変化情報を出力する機械学習モデル
- ・ 右目の網膜の三次元構造情報等を入力データとし、右目についての中心10度の視野変化情報を出力する機械学習モデル

...

というように、複数の機械学習モデル20を得ておくこととしてもよい。

[0117] 次に、視野推定装置1が、機械学習された機械学習モデル20を用いて、患者の視野変化情報を推定する動作について説明する。

[0118] 患者の視野変化情報を推定するユーザは、推定の対象とする患者の被検眼（左目及び右目のそれぞれ）について、網膜の三次元構造情報など、機械学習モデル20の機械学習処理で用いたものと同じ種類の情報を、OCT等を利用して取得する。

- [0119] ユーザは、当該取得した網膜の三次元構造情報を視野推定装置 1 に入力する。このとき、ユーザは、患者の左目の網膜の三次元構造情報などを入力するときには、視野推定装置 1 に、左目の網膜の三次元構造情報等を入力データとし、左目についての中心 24 度の視野変化情報を出力する機械学習モデル 20 と、左目の網膜の三次元構造情報等を入力データとし、左目についての中心 10 度の視野変化情報を出力する機械学習モデル 20 とを用いるように指示する。
- [0120] 視野推定装置 1 は、この情報を受け入れて、例えば所定のノイズ低減処理などの前処理を行い、当該前処理後の情報を、指示された機械学習モデル 20 に対してそれぞれ入力し、各機械学習モデル 20 が出力する中心 24 度の視野の視野変化情報（MD スロープなど）と、中心 10 度の視野の視野変化情報と…のそれぞれ推定値を得る。
- [0121] またユーザは、患者の右目の網膜の三次元構造情報などを入力するときには、視野推定装置 1 に、右目の網膜の三次元構造情報等を入力データとし、右目についての中心 24 度の視野変化情報を出力する機械学習モデル 20 と、右目の網膜の三次元構造情報等を入力データとし、右目についての中心 10 度の視野変化情報を出力する機械学習モデル 20 とを用いるように指示する。
- [0122] 視野推定装置 1 は、この情報を受け入れて、例えば所定のノイズ低減処理などの前処理を行い、当該前処理後の情報を、指示された機械学習モデル 20 に対してそれぞれ入力し、各機械学習モデル 20 が出力する中心 24 度の視野の視野変化情報（MD スロープなど）と、中心 10 度の視野の視野変化情報と…のそれぞれ推定値を得る。
- [0123] 視野推定装置 1 は、以上の処理により、右目中心 24 度、右目中心 10 度、左目中心 10 度、左目中心 24 度、のそれぞれの視野変化情報を取得することとなる。視野推定装置 1 は、また、患者の現在の時点の視野の情報を受け入れる。この視野の情報は、例えば、別途、OCT の出力等と視野（左右の目の中心 10 度及び中心 24 度のそれぞれ）との関係を機械学習した状態

にあるニューラルネットワーク等を利用して推定されたものでよい。

[0124] 視野推定装置 1 は、患者の右目中心 24 度の推定された視野の情報と、当該患者の右目中心 24 度の視野について推定された視野変化情報とを用い、5 年後及び 10 年後の患者の視野の推定閾値を求める。視野推定装置 1 は、同様に、右目中心 10 度、左目中心 10 度、左目中心 24 度、のそれぞれについても 5 年後及び 10 年後の患者の視野の推定閾値を求める。

[0125] そして視野推定装置 1 は、図 4 に例示したように、求めた、現在の右目中心 24 度 (A)、右目中心 10 度 (B)、左目中心 10 度 (C)、左目中心 24 度 (D) の推定値に基づくグレースケール視野の画像 (P) と、推定された 5 年後の右目中心 24 度 (A)、右目中心 10 度 (B)、左目中心 10 度 (C)、左目中心 24 度 (D) の推定値に基づくグレースケール視野の画像 (Q) と、推定された 10 年後の右目中心 24 度 (A)、右目中心 10 度 (B)、左目中心 10 度 (C)、左目中心 24 度 (D) の推定値に基づくグレースケール視野の画像 (R) とを表示する。

[0126] この表示態様については既に説明したので、ここでの繰り返しの説明は省略する。本実施の形態によると、現在の、OCT による網膜の三次元構造情報や、網膜の画像情報に基づいて視野の変化を推定し、当該推定した変化に基づいて将来の視野を推定して表示する。これにより一度の OCT 検査などで、将来の視野推定を可能とし、視野欠損の進行速度の判定を早期に行うことを可能としている。

[0127] [他の機械学習モデルをさらに用いる例]

またここまでの説明では、機械学習モデル 20 を、網膜の三次元構造情報や網膜の画像情報を入力データとし、対応する被検眼の MD 値など、視野に関する変化の情報 (視野関係情報) を出力するよう機械学習して、この機械学習モデル 20 を用いて視野変化情報を得ていた。

[0128] しかし本実施の形態の機械学習モデルはこの例だけに限られない。本実施の形態の視野推定装置 1 が利用する機械学習モデルは、この機械学習モデル 20 の出力に加え、さらに、眼圧や角膜可塑性など、他の緑内障のリスク因

子に係る情報や、年齢、性別その他の情報をさらに入力データとして受け入れ、視野の視野変化情報を含む出力データを生成する機械学習モデル 20' であってもよい。

[0129] このような機械学習モデル 20' は、例えば隠れ層が 1 層であるような多層パーセプトロンや、Lasso 回帰モデル、Ridge 回帰モデル、ランダムフォレスト回帰モデル、サポートベクター回帰モデル（利用するカーネル関数は、線形、多項式、ガウシアン of のいずれでもよい）などであってよく、あるいはこれらを単独ではなく、これらの任意の組み合わせであってもよい。この機械学習モデル 20' は、ここまでの例で説明した機械学習モデル 20 を利用して次のようにして機械学習処理される。

[0130] 本実施の形態のこの例では、まず機械学習モデル 20 が、既に説明した機械学習処理により機械学習された状態とされる。また、別の機械学習モデルとして、網膜の三次元構造情報や網膜の画像情報を入力データとし、当該三次元構造情報や画像情報が得られた時点での被検眼の視野の情報（各測定点での閾値等）を出力するよう機械学習された機械学習モデル（以下、視野推定モデルと呼ぶ）を用意しておく。

[0131] 次に機械学習モデル 20' を機械学習するユーザは、それぞれ少なくとも 1 回、OCT 等により三次元構造情報と画像情報とを取得し、また別途、複数の時点で視野の計測を行い、その MD スロープ等の視野変化情報の実測値（実測視野変化情報と呼ぶ）が得られている複数の被検眼（機械学習モデル 20 の機械学習に利用したものとは異なる被検眼であることが好適である）の情報を収集する。

[0132] ここでの被検眼のうち、OCT 等により画像情報等を、過去に 1 回または 2 回取得しただけの被検眼では、時系列の情報である視野変化情報を生成できないので、当該被検眼の情報は、時系列情報の機械学習に用いない。

[0133] 一方、互いに異なる複数の時点で、OCT 等により画像情報等を 3 回以上取得した被検眼については、次のようにして視野の指標の時間変化を求める。なお、ここでは各画像情報等を取得した時点（検査の時点）を特定する情

報が、画像情報等とともに記録されているものとする。

- [0134] すなわち、ユーザは視野推定装置1を用い、機械学習モデル20に対し、一つの被検眼について上記複数の時点で得られた画像情報等をそれぞれ入力データとして順次入力させる。そして視野推定装置1が、機械学習モデル20の出力データとして得た、中心24度、中心10度のそれぞれに対する、各入力データに対応する複数の視野変化情報を得る。視野推定装置1は、さらに、ここで得られた視野変化情報の平均値（算術平均でよい）や、標準偏差、サンプル数等を入力する。ここで出力される視野変化情報の平均値を、以下区別のため「直接推定値」と呼ぶ。
- [0135] さらに視野推定装置1は、視野推定モデルを用いて、機械学習モデル20に対して入力した被検眼についての画像情報等をそれぞれ入力データとして順次入力する。そして視野推定装置1は、入力した画像情報等に応じて視野推定モデルが得た視野の推定結果を、対応する画像情報等の取得時点の情報に従って時間軸上に配して、当該時間軸に対するMD値等の視野の指標の値について、回帰直線等を求めて、その傾きである視野変化情報（区別のため、「間接推定値」と呼ぶ）を得る。
- [0136] なお、得られた視野の情報の数（サンプル数）が所定の数より多い場合は、視野推定装置1は、複数の期間ごとに区切り、各期間内に得られたサンプルごとに視野変化情報を求め、各期間に対応する視野変化情報を平均（算術平均でよい）した値を入力してもよい。
- [0137] また、このとき視野推定装置1は、各期間に対応する視野変化情報の値について、ピアソンの積率相関係数や、スピアマンの順位相関係数等の相関係数、及びそれぞれのp値に関する値を求める。ここでp値に関する値は、相関係数についての一般的なp値の対数を求め、その符号を変えた（マイナスとした）あとの値としてよい。この場合は値が発散することを避けるため、結果に影響を与えないと判断される程度の小値、例えば0.001をp値に加算しておく。このようにすると、当該p値に関する値が大きいほど信頼性が高いこととなる。

- [0138] この p 値に関する値が所定のしきい値を超える場合には、間接推定値の信頼性が、直接推定値に比べて比較的高いと判断でき、この p 値に関する値が上記しきい値を超えない場合（例えば p 値に関する値が「0」である場合）には、直接推定値の信頼性が、間接推定値の信頼性より高いと判断できるので、この判断に基づいていずれかを選択的に、被検眼の視野変化情報として利用してもよい。
- [0139] また別の例では、直接推定値と間接推定値とを重みづけ平均して、被検眼の視野変化情報として用いることとしてもよい。この場合の重みの値は、機械学習モデル 20' とともに機械学習されるものとする。
- [0140] なお、サンプル数が 2（あるいはそれ以下）であるときには、p 値が求められないため、そのような被検眼については、視野推定装置 1 は、間接推定値を学習対象の母集団の間接推定値の平均値または「0」、p 値に関する値も「0」とする。
- [0141] 視野推定装置 1 は、また、当該被検眼について、眼圧等の緑内障のリスク因子に係る情報についても、過去に得られた平均値、標準偏差、その回帰直線の傾き、及び p 値等を求める。なお、眼圧の情報が得られていない場合、その値は正常な人の平均値（15 mmHg）または学習対象の母集団（主として緑内障の発症がある人を含む）の平均値に設定しておく。この場合、回帰直線の傾きは「0」となる。もっともこれは一例であり、眼圧の情報が得られていない場合には、上記平均値ではなく、眼圧の情報を欠損データとして、欠損データを推定する公知の方法（例えば MC Flow : <https://arxiv.org/pdf/2003.12628.pdf>）を用いて推定した値を設定してもよい。
- [0142] ここで緑内障のリスク因子として、眼圧以外に、CH 値（角膜可塑性）が得られている場合は、視野推定装置 1 は、その平均値等も求めておいてもよい。この CH 値についても、検査により得られた CH 値がない場合は、正常な人の平均値を被検眼についての CH 値の平均値として設定しておけばよい。もっとも、この CH 値についても、検査により得られた値がない場合は、上記の眼圧の情報と同様に、欠損データとして扱い、欠損データを推定する

公知の方法を用いて推定した値を設定してもよい。

[0143] 視野推定装置 1 は、さらに最後に OCT 等により画像情報等を得たときの被検眼を有する人物の年齢（最終検査時年齢）を取得する。このとき併せて近視の度合いの情報、性別、角膜厚等の情報も取得する。

[0144] そして視野推定装置 1 は、以上の処理により、ユーザが収集した複数の被検眼の情報に基づいて、収集された情報に係る各被検眼について、

- ・直接推定値、
- ・間接推定値、
- ・間接推定値に係る相関係数や p 値等、

を入力データとして、また、好適にはさらに、

- ・眼圧の平均値、標準偏差等、
- ・CH 値の平均値等、
- ・最終検査時年齢、
- ・近視度合い、
- ・性別、
- ・角膜厚

などの少なくとも一つも含めて入力データとして、機械学習モデル 20' に入力する。

[0145] 一方、視野推定装置 1 は、当該被検眼について実際の視野の検査結果に基づく実測視野変化情報と、機械学習モデル 20' の出力データとを比較して、バックプロパゲーション（多層モデルの場合）やフィッティング（回帰モデルの場合）等の処理により、機械学習モデル 20' の各パラメータを調整して、上記各入力データと、視野変化情報との間の関係を機械学習した状態とする。

[0146] この機械学習モデル 20' を利用して、患者の視野変化情報を推定しようとするユーザは、患者の被検眼について、OCT 等によりその網膜の三次元構造情報と画像情報とを取得して視野推定装置 1 に入力する。さらにユーザは、この患者の被検眼の過去の眼圧の検査結果や CH 値の検査結果、最後に

画像情報等を取得したときの年齢（最終検査時年齢）、近視の度合い、性別、角膜厚等の情報を視野推定装置 1 に入力し、視野変化情報を推定するよう指示する。

[0147] 視野推定装置 1 は、機械学習された状態にある機械学習モデル 20 を用いて、直接推定値を得る。また、視野推定装置 1 は、網膜の三次元構造情報や網膜の画像情報を入力データとし、当該三次元構造情報や画像情報が得られた時点での被検眼の視野の情報を出力するよう機械学習された視野推定モデルを用いて視野を推定し、推定した視野の情報に基づいて得られる間接推定値、及びその相関係数や p 値等を得る。

[0148] 視野推定装置 1 は、入力された過去の眼圧の検査結果の平均値、標準偏差、その回帰直線の傾き、及び p 値等を求める。なお、眼圧の検査結果がない場合、視野推定装置 1 は、眼圧の平均値を、正常な人の平均値（15 mmHg）または学習対象の母集団の平均値や所定の欠損データの推定方法を用いて定めた値に設定しておく。この場合、回帰直線の傾きは「0」とする。

[0149] さらに視野推定装置 1 は、CH 値（角膜可塑性）が得られている場合は、その平均値等も求めておく。この CH 値についても、検査により得られた CH 値がない場合は、視野推定装置 1 は、正常な人の平均値を被検眼についての CH 値の平均値や所定の欠損データの推定方法を用いて定めた値に設定しておく。

[0150] そして視野推定装置 1 は、患者の被検眼についての、

- ・ 直接推定値、
- ・ 間接推定値、
- ・ 間接推定値に係る相関係数や p 値等、
- ・ 眼圧の平均値、標準偏差等、

を入力データとして、また、より好ましくは、

- ・ CH 値の平均値等、
- ・ 最終検査時年齢、
- ・ 近視度合い、

- ・性別、
- ・角膜厚

のうち少なくとも一つをさらに入力データに含めて、機械学習モデル20'に入力する。

[0151] そして視野推定装置1は、機械学習モデル20'が出力する、被検眼についての視野変化情報の推定結果を得る。視野推定装置1はこの推定結果に基づいて、将来の所定の時点での視野の推定結果を出力するなどとしてよい。この表示例は既に説明したので、ここでの繰り返しの説明は省略する。

[0152] なお、このように機械学習モデル20'を利用する場合においても、左右の目のいずれか一方を基準とし、被検眼が基準としてない目である場合には、機械学習モデル20、機械学習モデル20'に入力する入力データのうち、左右の別のあるデータ（三次元構造情報、画像情報、視野推定モデルの出力等）について左右を反転して入力する。

[0153] また推定した視野変化情報に基づく視野の推定結果を出力する際にも、左右のいずれの目についての視野変化情報の推定結果であるかを用いて、視野の推定結果の出力等を行う。

[0154] またここでは間接推定値を得るにあたり、視野推定モデルを利用しているが、本実施の形態はこれに限られず、実際の検査結果に基づいて間接推定値を得てもよい。この場合は、間接推定値に係る相関係数やp値等も、実際の検査結果に基づいて求めることとする。

[0155] なお、間接推定値についても、視野推定モデルにより得られた推定値と、実際の検査結果から求めた推定値とのいずれを採用するかを患者（あるいは被検眼を有する人）の状況等から定めてもよい。例えば視野検査において固視が苦手である人の被検眼の場合、視野推定モデルにより得られる間接推定値を選択的に用いることとしてもよい。このように視野推定モデルにより得られた推定値と、実際の検査結果から求めた推定値とのいずれを採用するかについては、視野推定装置1は、それぞれのp値を比較し、p値の値が大きい方を採用することとしてもよい。またそれぞれのp値に応じた重みを用い

て、視野推定モデルにより得られた推定値と、実際の検査結果から求めた推定値とを加重平均し、間接推定値としてもよい。

[0156] また、ここでは直接推定値や間接推定値は、MD値等、視野の指標に関する変化（視野変化情報）の推定値を用いたが、視野推定装置1は、視野の閾値の変化の推定値を用いて直接推定値や間接推定値を得てもよい。

[0157] すなわち視野推定装置1は、機械学習モデル20を、OCT等で得られる網膜の三次元構造情報や画像情報を入力として、測定点ごとの視野の閾値の変化の値を出力するよう機械学習処理を行っておき、これにより測定点ごとの閾値の変化の値（直接推定値）を得てもよい。また、測定点ごとの閾値を複数の時点ごとに推定して求め、当該複数の時点での測定点ごとの閾値を用いて、測定点ごとの回帰直線を求めて、その傾きにより測定点ごとの閾値の変化の値を求めて間接推定値としてもよい。

[0158] [視野の推定結果の補正]

また、緑内障の進行とともに、視野が悪化した部分が生じると、その周辺視野について悪化が進行することが知られている。ここまでの説明では視野全体の測定点について同じ速度で進行するとして視野を推定しているが、長期の期間後（例えば10年以上後）の視野を推定するときには、当該部分的な悪化を考慮する必要がある。

[0159] そこで本実施の形態の一例では、変分オートエンコーダ（ $\beta$ -VAE）50を利用した視野推定を併用することで、上記問題点の解決を図ってもよい。

[0160]  $\beta$ -VAE50は、図5に例示するように、入力層51と、VAEエンコーダ52と、中間層53と、VAEデコーダ54と、出力層55とを含んで構成される。中間層53は、VAEエンコーダ52が出力する潜在変数の値を出力するもので、この中間層53に含まれる潜在変数の（つまりVAEエンコーダ52の出力側のノードの）数は実験的に選択する。この数は例えば4, 8, 16, 32, 64等の値であり得る。

[0161] まず、視野推定装置1などのコンピュータ（ここでは機械学習処理装置と

呼ぶ) を用い、ユーザは、OCT等により網膜の三次元構造情報や画像情報が得られており、かつ複数の時点で実際の視野の検査結果が得られており、視野変化の回帰直線が得られている複数の被検眼を学習の対象として、 $\beta$ -VAE50の機械学習を次のように行う。

[0162] 視野推定装置1等(機械学習装置自身でもよい)を用い、予め機械学習された状態にある視野推定モデルにOCT等により得られた網膜の三次元構造情報や画像情報を入力し、当該OCTなどの検査の時点での視野(視野内の各測定点での閾値)を推定する。ここでは、中心24度の視野(含まれる測定点は52点)及び中心10度の視野(含まれる測定点は68点)の双方の視野内の測定点(合計120点)の閾値を推定することとする。もっともこれも一例であり、中心24度の視野内の測定点のみ、あるいは中心10度の視野内の測定点のみを用いることもできる。

[0163] 機械学習処理装置は、ここで得られた推定結果(合計120点の各測定点での閾値の推定値)を入力データとして、 $\beta$ -VAE50の入力層51に入力し、出力層55の出力を得る。そして機械学習処理装置は、入力データに対応する被検眼の実際の視野の検査結果に基づいて得られる各測定点の値(回帰直線により計算される将来の所定時点での測定点の値)と、出力層55に出力される対応する各測定点の値とを比較し、バックプロパゲーションの方法等により、 $\beta$ -VAE50のVAEエンコーダ52や、VAEデコーダ54等に含まれる各層間の重みやバイアスなどのパラメータを更新して、 $\beta$ -VAE50の機械学習を行う。

[0164] 視野推定装置1は、機械学習モデル20, 20'により推定した視野変化情報を用いて、ある被検眼の将来の複数の時点での視野の情報を推定した際に、このようにして機械学習処理された $\beta$ -VAE50を用いて次のように処理を行う。この例では視野推定装置1は、被検眼について推定された上記複数の時点での視野の情報(以下、第1推定将来視野と呼ぶ)を順次、機械学習された状態にある $\beta$ -VAE50に入力する。そして視野推定装置1は、各時点での視野の情報に対応して $\beta$ -VAE50の中間層53が出力する

潜在変数の値をそれぞれ取得する。

- [0165] 視野推定装置 1 は、各潜在変数の値を Y 軸、推定された将来の時点 X 軸として配した複数の点に対して回帰直線を求め、また各時点の互いに対応する潜在変数の値に対してピアソンの積率相関係数やスピアマンの順位相関係数などの相関係数を求めるとともに、その p 値（既に説明したように一般的な p 値の対数を求め、その符号をマイナスとしたもの）を求める。このとき視野推定装置 1 は、サンプル数（推定された将来の時点の数）を併せて求めて記録しておいてもよい。
- [0166] 視野推定装置 1 は、各潜在変数について求めた回帰直線を用い、長期の期間だけ後の時点（例えば平均余命だけ後の時点）でのそれぞれ対応する潜在変数の値を推定する。
- [0167] 視野推定装置 1 は、ここで推定した潜在変数の値を、 $\beta - V A E 5 0$  の V A E デコーダ 5 4 のそれぞれ対応する入力ノードに入力する。そして視野推定装置 1 は、このときに出力層 5 5 が出力する視野内の各測定点での閾値の推定値を、上記長期の期間だけ後の時点での各測定点での閾値の推定値であるとする。
- [0168] この例によると、視野内の各測定点について、当該測定点の周囲の測定点の情報を加味した予測が行われる。なお、視野推定装置 1 は、潜在変数の p 値の平均値をさらに、信頼性の指標として出力してもよい。
- [0169] さらに視野推定装置 1 は、測定点ごとに（上記の例では 1 2 0 点の測定点のそれぞれについて）、 $\beta - V A E 5 0$  を用いて得た、将来（長期的期間の後）での閾値と、当該測定点について、複数の時点で推定された第 1 推定将来視野の値とを、対応する時点を X 軸、上記値を Y 軸に配し、 $\beta - V A E 5 0$  を用いて得た、将来（長期的期間の後）での閾値に対応する上記 X Y 平面上の点を通る、複数の時点で推定された第 1 推定将来視野の値に関する回帰直線を、最小二乗法等により求める。
- [0170] これにより得られる測定点ごとの回帰直線の傾きが、当該測定点での視野変化情報となる。視野推定装置 1 は、測定点ごとに、対応する視野変化情報

と、過去または現在の視野（実際に検査等で得られた視野の測定点ごとの閾値や、視野推定モデル等により推定された閾値等）とを用いて将来の推定された閾値（第2推定将来視野と呼ぶ）を求めることができる。もっとも視野推定装置1は、第2推定将来視野をそのまま用いるのではなく、次のようにして長期間だけ後の視野を推定してもよい。

[0171] 視野推定装置1は、第1推定将来視野を求める際に用いた回帰直線（第1回帰直線と呼ぶ）の傾き（ $\beta - VAE50$ を用いない、視野変化情報）のp値 $P1$ と、 $\beta - VAE50$ を用いて得た、測定点ごとの回帰直線（便宜的に第2回帰直線と呼ぶ）の傾きに関するp値 $P2$ の平均値 $P2_{av}$ とに基づいて、第1回帰直線に関する重みを $P1 / (P1 + P2_{av})$ 、第2回帰直線に関する重みを $P2_{av} / (P1 + P2_{av})$ として求める。

[0172] そして視野推定装置1は、測定点ごとに、第1回帰直線の傾きの値 $\alpha1$ と、当該測定点に関する第2回帰直線の傾きの値 $\alpha2$ とを用いて、当該測定点に関して推定される視野変化の傾き $\alpha$ を、
$$\alpha = \alpha1 \times P1 / (P1 + P2_{av}) + \alpha2 \times P2_{av} / (P1 + P2_{av})$$
として求める。

[0173] 次に視野推定装置1は、患者の複数の時点での視野の情報（実測されたものであっても、OCTの出力等と視野との関係を機械学習した状態にあるニューラルネットワーク等を利用して推定されたものであってもよい）と、ここで求めた測定点ごとの視野変化の傾き $\alpha$ とを用いて、測定点ごとに、対応する傾き $\alpha$ を有し、上記複数の時点での視野における閾値の情報に対する最小二乗法により、当該測定点に対する回帰直線を得る。

[0174] そしてこの得られた回帰直線を用いて、現在の視野に基づく所定の長期間だけ後の視野内の各測定点での閾値を推定する。視野推定装置1は、ここで得られた各測定点での閾値を図4に例示した態様等に表示するなどして、出力する。

[0175] なお、ここでは第1回帰直線の傾きの値 $\alpha1$ と、当該測定点に関する第2回帰直線の傾きの値 $\alpha2$ との混合比率をそれぞれのp値に直接基づいて定め

たが、本実施の形態はこれに限られず、この混合比率の最適値を、実験的に、混合比率機械学習モデル（一般的な多層パーセプトロンやLasso回帰モデル、Ridge回帰モデル等）を機械学習して得てもよい。この混合比率機械学習モデルの機械学習は、 $p$  値（対数化して符号を変える前の  $p$  値）が比較的低い（0.05未満等）となっている測定点ごとの回帰直線（第1回帰直線）を用いて得られる将来の推定視野としてよい。

[0176] さらに混合する対象も、第1回帰直線の傾きの値  $\alpha_1$  と、当該測定点に関する第2回帰直線の傾きの値  $\alpha_2$  とに限られず、視野推定装置1は、実測した視野から得られる回帰直線の傾きの値などの混合比率を、上記の混合比率機械学習モデルを用いて定め、第1回帰直線の傾きの値  $\alpha_1$  と、当該測定点に関する第2回帰直線の傾きの値  $\alpha_2$  と、実測した視野から得られる回帰直線の傾きとを当該混合比率で重みづけ平均した値を、被検眼の視野変化の傾きとして、視野の推定等に用いることとしてもよい。

[0177] 視野推定装置1は、ここで得た被検眼の視野変化の傾きを用いて、十分将来（例えば平均余命だけ後）の視野（内の各測定点での閾値）を推定する。そして、当該推定された視野の閾値と、実際に測定された視野の各測定点での閾値とを、それぞれY軸の値を閾値、測定された時点をX軸の値としてXY平面上に配した点を用い、上記推定された十分将来の視野での閾値に対応するXY平面上の点を通り、その他の実際に測定された閾値に対応する点からの距離の総和を最小二乗法で最小とした直線を得る。この直線の傾きが当該測定点での視野の進行速度（視野変化情報）となる。

[0178] 視野推定装置1は、これにより、測定点ごとの視野変化情報を得て、当該得られた視野変化情報により、被検眼の将来の時点での視野の状況を推定することとしてもよい。

[0179] なお、機械学習モデル20、20'の機械学習処理においては、その入力データについて次のようなデータ拡張（Data Augmentation）処理を行ってもよい。例えば機械学習モデル20'の機械学習時に、網膜の画像データ等を機械学習モデル20に入力して得られた推定値を用いる、通常の方法のほか

に、垂直方向に反転したデータを機械学習モデル20に入力して得られた推定値と、反転前の（もともとの）データを機械学習モデル20に入力して得られた推定値との平均値を用いた機械学習処理を行うこととしてもよい。

## 請求の範囲

### [請求項1]

複数の被検眼について、それぞれ複数の時点での網膜の画像情報または三次元構造情報の少なくとも一方を取得するとともに、対応する時点での被検眼の視野に関する視野関係情報を取得し、前記それぞれの被検眼についての網膜の画像情報または三次元構造情報を入力情報として入力し、対応する被検眼についての複数の時点での前記視野関係情報に基づいて得られる視野の変化を表す視野変化情報を教師情報として、前記入力情報に基づいて推定される視野変化情報を出力するよう機械学習した状態にある機械学習モデルを保持する保持手段と、

検眼対象者の被検眼の網膜の画像情報または三次元構造情報の少なくとも一方を取得する取得手段と、

前記取得手段が取得した前記検眼対象者の被検眼の網膜の画像情報または三次元構造情報を、前記保持手段が保持する機械学習モデルに入力して、その出力を視野関係情報の変化の推定値として得る推定手段と、

前記推定手段が得た推定値を、所定処理に供するために出力する出力手段と、

を含む視野推定装置。

### [請求項2]

請求項1に記載の視野推定装置であって、左目または右目のいずれか一方を学習対象眼として、

前記保持手段が保持する機械学習モデルは、

学習対象眼である被検眼については、被検眼についての網膜の画像情報または三次元構造情報をそのまま入力情報として入力し、対応する被検眼についての複数の時点での前記視野関係情報に基づいて得られる視野の変化を表す視野変化情報をそのまま教師情報として、前記入力情報に基づいて推定される視野変化情報を出力するよう機械学習し、

左目または右目のうち、学習対象眼でない被検眼については、被検眼についての網膜の画像情報または三次元構造情報を左右を反転して入力情報として入力し、対応する被検眼についての複数の時点での前記視野関係情報に基づいて得られる視野の変化を表す視野変化情報を、左右を反転して教師情報として、前記入力情報に基づいて推定される視野変化情報を出力するよう機械学習した状態にあり、

前記推定手段は、学習対象眼である被検眼については、被検眼についての網膜の画像情報または三次元構造情報をそのまま前記機械学習モデルに入力し、左目または右目のうち、学習対象眼でない被検眼については、被検眼についての網膜の画像情報または三次元構造情報を左右を反転して前記機械学習モデルに入力し、

前記出力手段は、前記推定手段が学習対象眼でない被検眼についての視野変化情報を出力したときには、当該視野変化情報を左右を反転して出力する視野推定装置。

[請求項3] 請求項1記載の視野推定装置であって、

前記出力手段は、前記推定値に基づいて、将来の所定時点での視野の閾値、視野のトータル偏差、または視野のパターン偏差のいずれかの情報を生成して出力する視野推定装置。

[請求項4] 請求項1記載の視野推定装置であって、

複数の被検眼について前記推定手段が得る推定値と、対応する被検眼の眼圧に係る情報とを少なくとも入力データとし、前記入力情報に基づいて推定される視野変化情報を出力するよう機械学習した第2機械学習モデルを用い、

検眼対象者の被検眼の網膜の画像情報または三次元構造情報の少なくとも一方、及び眼圧に係る情報を取得し、当該取得した前記検眼対象者の被検眼の網膜の画像情報または三次元構造情報及び眼圧に係る情報を、前記保持手段が保持する、網膜の画像情報または三次元構造情報を入力情報として、当該入力情報に基づいて推定される視野変化

情報を出力するよう機械学習した状態にある機械学習モデルを用いて得た推定値と、検眼対象者の眼圧に係る情報とを前記第2機械学習モデルに入力して、その出力を視野関係情報の変化の推定値として得て、所定処理に供するために出力する視野推定装置。

[請求項5] 請求項1から4のいずれか一項に記載の視野推定装置であって、前記視野変化情報は、視野の閾値の変化を表す情報である視野推定装置。

[請求項6] 請求項1から4のいずれか一項に記載の視野推定装置であって、前記視野変化情報は、視野に係る所定の指標の変化を表す情報である視野推定装置。

[請求項7] コンピュータを用い、  
取得手段が、複数の被検眼について、それぞれ複数の時点での網膜の画像情報または三次元構造情報の少なくとも一方を取得するとともに、対応する時点での被検眼の視野に関する視野関係情報を取得する工程と、

入力手段が、前記それぞれの被検眼についての網膜の画像情報または三次元構造情報を、入力情報として所定の機械学習モデルに入力する工程と、

機械学習手段が、対応する被検眼についての複数の時点での前記視野関係情報に基づいて得られる視野の変化を表す視野変化情報を教師情報として、前記入力情報に基づいて推定される視野変化情報を出力するよう前記機械学習モデルを機械学習する工程と、

を含むニューラルネットワークの製造方法。

[請求項8] 複数の被検眼について、それぞれ複数の時点での網膜の画像情報または三次元構造情報の少なくとも一方を取得するとともに、対応する時点での被検眼の視野に関する視野関係情報を取得し、前記それぞれの被検眼についての網膜の画像情報または三次元構造情報を入力情報として入力し、対応する被検眼についての複数の時点での前記視野

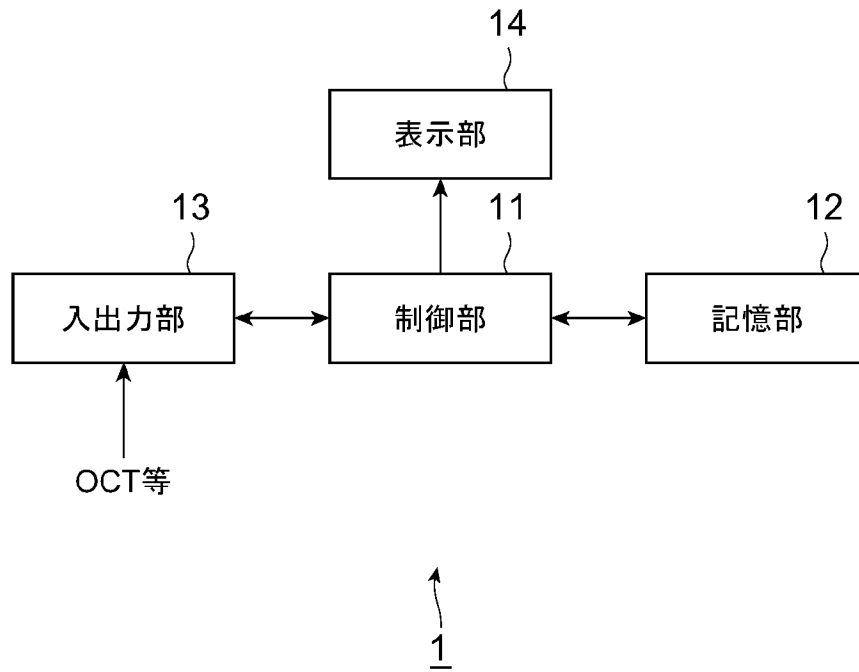
関係情報に基づいて得られる視野の変化を表す視野変化情報を教師情報として、前記入力情報に基づいて推定される視野変化情報を入力するよう機械学習した状態にある機械学習モデルを保持するコンピュータを、

検眼対象者の被検眼の網膜の画像情報または三次元構造情報の少なくとも一方を取得する取得手段と、

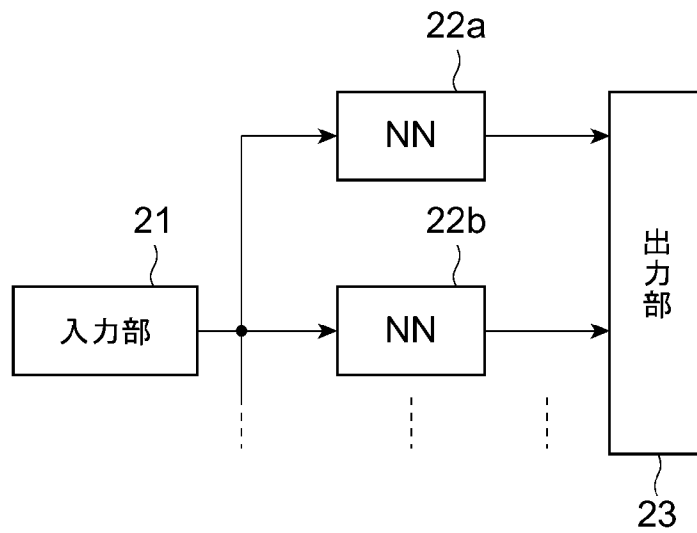
前記取得手段が取得した前記検眼対象者の被検眼の網膜の画像情報または三次元構造情報を、前記保持手段が保持する機械学習モデルに入力して、その出力を視野関係情報の変化の推定値として得る推定手段と、

前記推定手段が得た推定値を、所定処理に供するために出力する出力手段と、として機能させるプログラム。

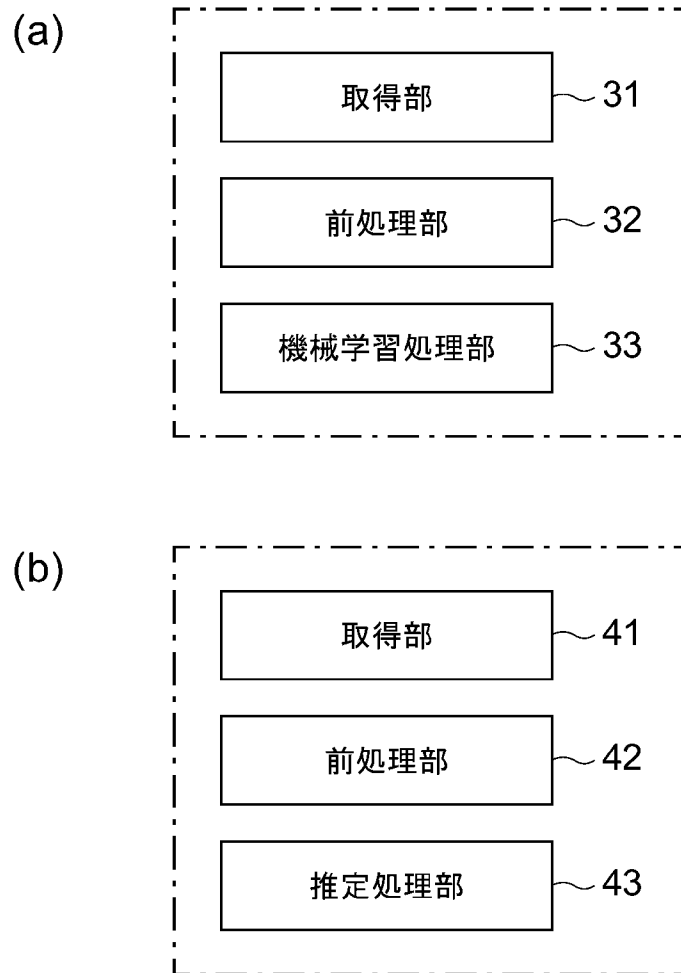
[図1]



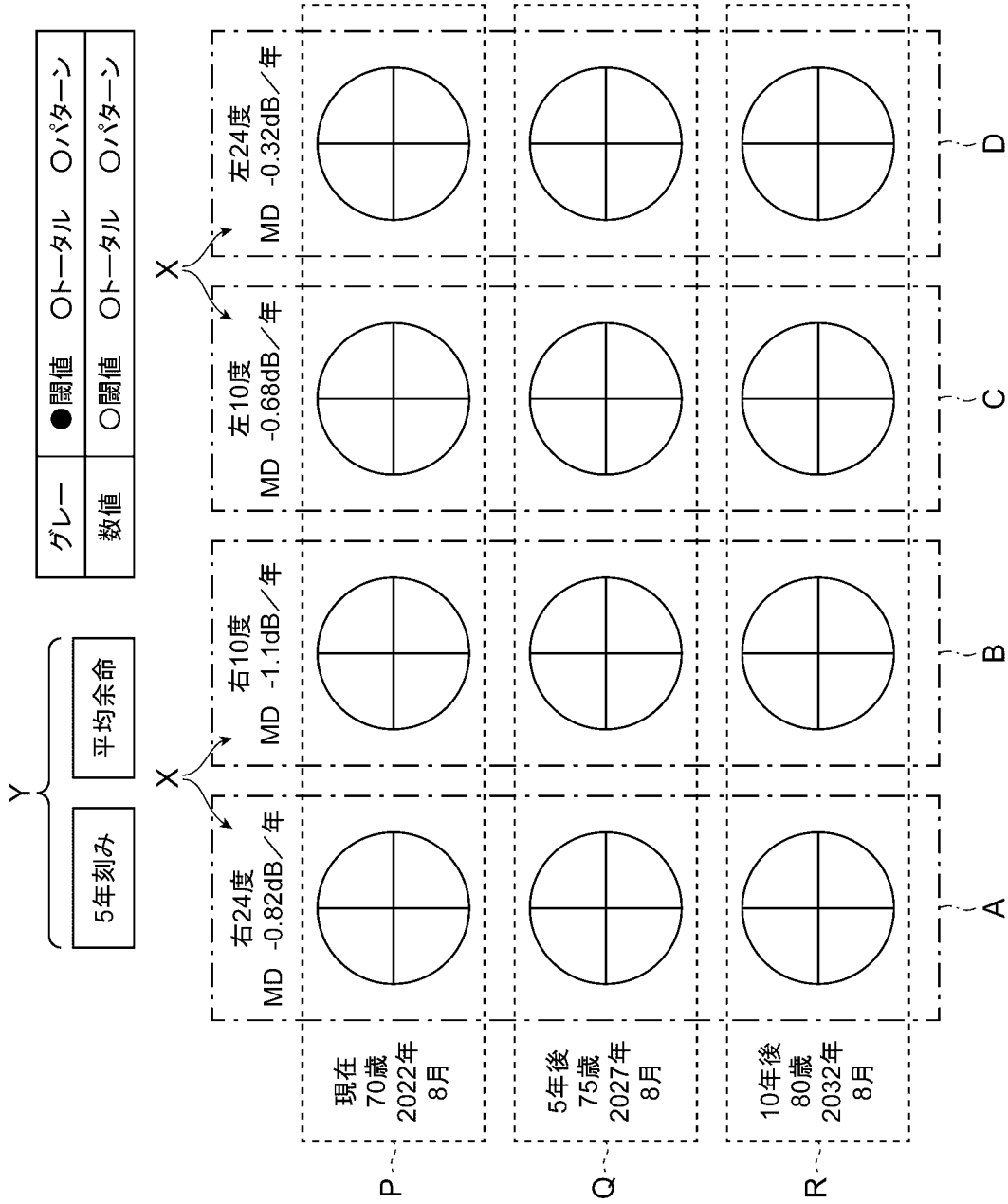
[図2]



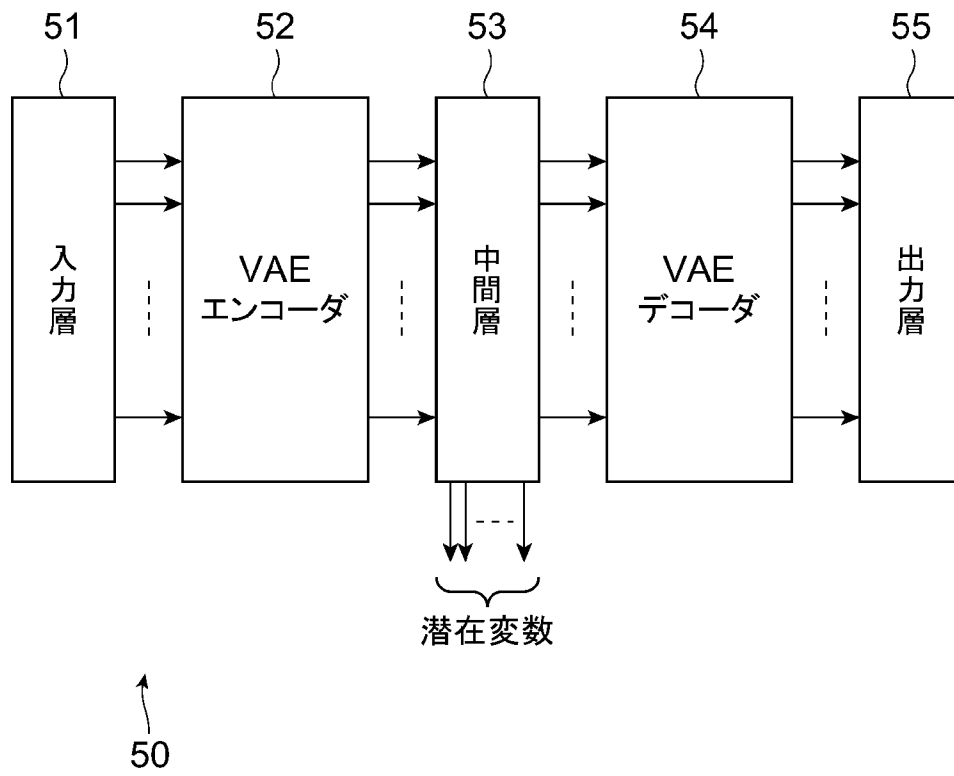
[図3]



[図4]



[図5]



## INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2022/034831

<b>A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER</b>		
A61B 3/024(2006.01)j FI: A61B3/024		
According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC		
<b>B. FIELDS SEARCHED</b>		
Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols) A61B3/024		
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 1971-2022 Registered utility model specifications of Japan 1996-2022 Published registered utility model applications of Japan 1994-2022		
Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)		
<b>C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT</b>		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	WO 2021/043980 A1 (CARL ZEISS MEDITEC, INC.) 11 March 2021 (2021-03-11) paragraphs [0052], [0053], fig. 2, 3	1, 3, 5-8
A		2, 4
-----		
<input type="checkbox"/> Further documents are listed in the continuation of Box C. <input checked="" type="checkbox"/> 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 "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 <b>04 October 2022</b>		Date of mailing of the international search report <b>18 October 2022</b>
Name and mailing address of the ISA/JP <b>Japan Patent Office (ISA/JP) 3-4-3 Kasumigaseki, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8915 Japan</b>		Authorized officer  Telephone No.

**INTERNATIONAL SEARCH REPORT**  
**Information on patent family members**

International application No.

**PCT/JP2022/034831**

Patent document cited in search report	Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
WO 2021/043980 A1	11 March 2021	CN 114390907 A	

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC）） A61B 3/024(2006.01)i FI: A61B3/024		
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）） A61B3/024 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 1971-2022年 日本国実用新案登録公報 1996-2022年 日本国登録実用新案公報 1994-2022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	WO 2021/043980 A1 (CARL ZEISS MEDITEC, INC.) 11.03.2021 (2021-03-11) [0052], [0053], 図2, 3	1, 3, 5-8
A		2, 4
<input type="checkbox"/> C欄の続きにも文献が列挙されている。 <input checked="" type="checkbox"/> 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、一般的技術水準を示すもの “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	04.10.2022	国際調査報告の発送日 18.10.2022
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）  増淵 俊仁 2Q 4747  電話番号 03-3581-1101 内線 3292	

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/JP2022/034831

引用文献	公表日	パテントファミリー文献	公表日
WO 2021/043980 A1	11.03.2021	CN 114390907 A	