

(19)日本国特許庁(JP)

(12)公開特許公報(A)

(11)公開番号
特開2022-15191
(P2022-15191A)

(43)公開日 令和4年1月21日(2022.1.21)

(51)国際特許分類		F I		テーマコード (参考)	
G 1 6 H	50/80 (2018.01)	G 1 6 H	50/80	2 F 1 2 9	
G 0 8 B	21/24 (2006.01)	G 0 8 B	21/24	5 C 0 8 6	
G 0 8 B	27/00 (2006.01)	G 0 8 B	27/00	Z	5 C 0 8 7
G 0 1 C	21/26 (2006.01)	G 0 1 C	21/26	C	5 H 1 8 1
G 0 8 G	1/005(2006.01)	G 0 1 C	21/26	P	5 L 0 9 9
		審査請求 有	請求項の数 17	O L	(全31頁) 最終頁に続く
(21)出願番号	特願2020-117873(P2020-117873)	(71)出願人	501440684		
(22)出願日	令和2年7月8日(2020.7.8)		ソフトバンク株式会社		
			東京都港区海岸一丁目7番1号		
		(74)代理人	110002147		
			特許業務法人酒井国際特許事務所		
		(72)発明者	米田 進		
			東京都港区東新橋一丁目9番1号 ソフトバンク株式会社内		
		(72)発明者	三輪 佑太		
			東京都港区東新橋一丁目9番1号 ソフトバンク株式会社内		
		Fターム (参考)	2F129	AA02 CC03 DD13 DD15	
				DD20 DD53 EE02 EE25	
				EE78 EE79 EE81 EE91	
				EE95 FF02 FF11 FF20	
				最終頁に続く	

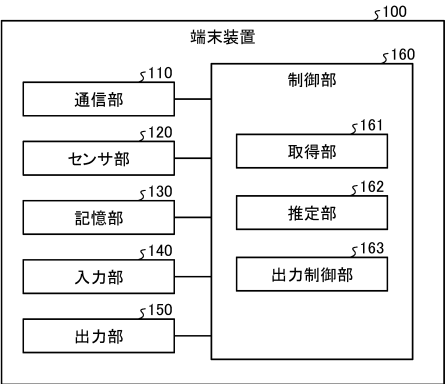
(54)【発明の名称】 推定プログラム、推定装置、推定方法、生成プログラム、生成装置及び生成方法

(57)【要約】

【課題】感染症に感染するリスクを推定する。

【解決手段】本願に係る推定プログラムは、所定の環境に関する情報を取得可能なセンサから所定の環境に関する情報を取得する取得手順と、所定の環境に関する情報に基づいて所定の環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを用いて、端末装置の周辺環境における感染リスクを推定する推定手順と、をコンピュータに実行させる。

【選択図】 図 1 5



【特許請求の範囲】

【請求項 1】

所定の環境に関する情報を取得可能なセンサから前記所定の環境に関する情報を取得する取得手順と、

前記所定の環境に関する情報に基づいて前記所定の環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを用いて、端末装置の周辺環境における感染リスクを推定する推定手順と

、
をコンピュータに実行させる推定プログラム。

【請求項 2】

所定の環境に関する情報は、

前記端末装置の周辺環境における温度分布画像、所定時間間隔で取得された前記端末装置の周辺環境における温度分布画像、所定時間内に撮影された前記端末装置の周辺環境における人影の画像、前記端末装置の周辺環境における音情報、および前記端末装置の周辺環境における風速情報のうち少なくとも 1 つ、を含む、

請求項 1 に記載の推定プログラム。

【請求項 3】

前記推定手順による推定結果を前記端末装置に出力する出力制御手順、

をさらにコンピュータに実行させる、請求項 1 または 2 に記載の推定プログラム。

【請求項 4】

前記出力制御手順は、

前記推定手順によって推定された推定結果に基づく感染リスクを示す危険度マップを前記端末装置の画面に表示する手順である、

請求項 3 に記載の推定プログラム。

【請求項 5】

前記出力制御手順は、

前記推定手順によって推定された推定結果に基づいて、前記端末装置の利用者によって指定された出発地から目的地までの移動経路を前記端末装置の画面に表示する手順である、

請求項 3 または 4 に記載の推定プログラム。

【請求項 6】

所定の環境に関する情報を取得可能なセンサから前記所定の環境に関する情報を取得する取得部と、

前記所定の環境に関する情報に基づいて前記所定の環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを用いて、端末装置の周辺環境における感染リスクを推定する推定部と、
を備える、推定装置。

【請求項 7】

所定の環境に関する情報を取得可能なセンサから前記所定の環境に関する情報を取得する取得ステップと、

前記所定の環境に関する情報に基づいて前記所定の環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを用いて、端末装置の周辺環境における感染リスクを推定する推定ステップと、

を含む、推定方法。

【請求項 8】

所定の環境に関する情報を取得する取得手順と、

前記所定の環境に関する情報に基づいて端末装置の周辺環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成する生成手順と、

をコンピュータに実行させる生成プログラム。

【請求項 9】

前記取得手順は、

前記所定の環境に関する情報として、前記所定の環境に関するセンサ情報を取得可能なセンサによって取得された前記センサ情報を取得する手順であり、

10

20

30

40

50

前記生成手順は、

前記機械学習モデルに前記センサ情報が入力された場合に、感染リスクの高さに応じた 2 以上のクラスタのうち少なくともいずれか 1 つのクラスタに前記センサ情報が分類されるよう学習した前記機械学習モデルを生成する手順である、
請求項 8 に記載の生成プログラム。

【請求項 10】

前記生成手順は、

前記機械学習モデルの入力情報として前記センサ情報が入力された場合に、前記機械学習モデルの出力情報として、前記センサ情報が分類されるクラスタに対応する感染リスクを示すラベルを出力するよう学習した前記機械学習モデルを生成する手順である、
請求項 9 に記載の生成プログラム。

10

【請求項 11】

前記取得手順は、

前記端末装置の周辺環境における温度分布画像である前記センサ情報を取得する手順であり、

前記生成手順は、

前記温度分布画像の温度分布のパターンに基づいて、前記端末装置の周辺環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成する手順である、
請求項 9 に記載の生成プログラム。

【請求項 12】

20

前記取得手順は、

所定時間間隔で取得された前記端末装置の周辺環境における温度分布画像である前記センサ情報を取得する手順であり、

前記生成手順は、

前記温度分布画像それぞれの温度分布のパターンに基づいて、前記端末装置の周辺環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成する手順である、
請求項 9 または 10 に記載の生成プログラム。

【請求項 13】

前記取得手順は、

所定時間内に撮影された前記端末装置の周辺環境における人影の画像である前記センサ情報を取得する手順であり、

30

前記生成手順は、

前記画像に含まれる人影の時間変化のパターンに基づいて、前記端末装置の周辺環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成する手順である、
請求項 9 ～ 11 のいずれか 1 つに記載の生成プログラム。

【請求項 14】

前記取得手順は、

所定時間内に取得された前記端末装置の周辺環境における音情報である前記センサ情報を取得する手順であり、

前記生成手順は、

40

前記音情報の時間変化のパターンに基づいて、前記端末装置の周辺環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成する手順である、
請求項 9 ～ 12 のいずれか 1 つに記載の生成プログラム。

【請求項 15】

前記取得手順は、

所定時間内に取得された前記端末装置の周辺環境における風速情報である前記センサ情報を取得する手順であり、

前記生成手順は、

前記風速情報の時間変化のパターンに基づいて、前記端末装置の周辺環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成する手順である、

50

請求項 9 ～ 13 のいずれか 1 つに記載の生成プログラム。

【請求項 16】

所定の環境に関する情報を取得する取得部と、
前記所定の環境に関する情報に基づいて端末装置の周辺環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成する生成部と、
を備える生成装置。

【請求項 17】

所定の環境に関する情報を取得する取得ステップと、
前記所定の環境に関する情報に基づいて端末装置の周辺環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成する生成ステップと、
を含む、生成方法。

10

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、推定プログラム、推定装置、推定方法、生成プログラム、生成装置及び生成方法に関する。

【背景技術】

【0002】

従来、感染症のパンデミックに対応するための様々な技術が知られている。例えば、音情報に、感染症に起因した咳音が含まれるか判定し、感染症に起因した咳音から感染者数を推定し、感染者数と位置情報と時間情報からパンデミックを予測する技術が知られている。

20

【先行技術文献】

【特許文献】

【0003】

【特許文献 1】 特開 2019-28687 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、上記の従来技術では、感染症に感染するリスクを推定することができるとは限らない。例えば、上記の従来技術では、音情報に、感染症に起因した咳音が含まれるか判定し、感染症に起因した咳音から感染者数を推定し、感染者数と位置情報と時間情報からパンデミックを予測するにすぎない。このため、上記の従来技術では、感染症に感染するリスクを推定することができるとはいえない。

30

【0005】

本願は、上記に鑑みてなされたものであって、感染症に感染するリスクを推定することができる推定プログラム、推定装置、推定方法、生成プログラム、生成装置及び生成方法を提案する。

【0006】

本願に係る推定プログラムは、所定の環境に関する情報を取得可能なセンサから前記所定の環境に関する情報を取得する取得手順と、前記所定の環境に関する情報に基づいて前記所定の環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを用いて、前記端末装置の周辺環境における感染リスクを推定する推定手順と、をコンピュータに実行させることを特徴とする。

40

【発明の効果】

【0007】

実施形態の一態様によれば、感染症に感染するリスクを推定することができるといった効果を奏する。

【図面の簡単な説明】

【0008】

50

- 【図 1】図 1 は、実施形態に係る情報処理システムの構成例を示す図である。
- 【図 2】図 2 は、実施形態に係る生成装置の構成例を示す図である。
- 【図 3】図 3 は、実施形態に係るセンサ情報の一例を示す図である。
- 【図 4】図 4 は、実施形態に係るセンサ情報の一例を示す図である。
- 【図 5】図 5 は、実施形態に係るセンサ情報の一例を示す図である。
- 【図 6】図 6 は、実施形態に係るセンサ情報の解析方法の一例について説明するための図である。
- 【図 7】図 7 は、実施形態に係るセンサ情報の一例を示す図である。
- 【図 8】図 8 は、実施形態に係るセンサ情報の一例を示す図である。
- 【図 9】図 9 は、実施形態に係る学習データセットの一例を示す図である。
- 【図 10】図 10 は、実施形態に係る生成処理の概要について説明するための図である。
- 【図 11】図 11 は、実施形態の変形例に係る生成処理の概要について説明するための図である。
- 【図 12】図 12 は、実施形態の変形例に係る学習データセットの一例を示す図である。
- 【図 13】図 13 は、実施形態の変形例に係る学習データセットの一例を示す図である。
- 【図 14】図 14 は、実施形態に係る生成装置の情報処理手順を示す図である。
- 【図 15】図 15 は、実施形態に係る端末装置の構成例を示す図である。
- 【図 16】図 16 は、実施形態に係る端末装置の情報処理の一例について説明するための図である。
- 【図 17】図 17 は、実施形態に係る端末装置の情報処理の一例について説明するための図である。
- 【図 18】図 18 は、実施形態に係る端末装置の情報処理の一例について説明するための図である。
- 【図 19】図 19 は、実施形態に係る端末装置の情報処理手順を示す図である。
- 【図 20】図 20 は、生成装置および端末装置の機能を実現するコンピュータの一例を示すハードウェア構成図である。

【発明を実施するための形態】

【0009】

以下に、本願に係る推定プログラム、推定装置、推定方法、生成プログラム、生成装置及び生成方法を実施するための形態（以下、「実施形態」と呼ぶ）について図面を参照しつつ詳細に説明する。なお、この実施形態により本願に係る推定プログラム、推定装置、推定方法、生成プログラム、生成装置及び生成方法が限定されるものではない。また、以下の各実施形態において同一の部位には同一の符号を付し、重複する説明は省略される。

【0010】

〔1. はじめに〕

近年、新型コロナウイルス感染症（COVID-19）等の感染症の拡大が社会問題となっている。また、感染症に感染するリスク（以下、感染リスクともいう）は、密閉空間（換気の悪い密閉空間である）、密集場所（多くの人々が密集している場所である）、密接場面（互いに手を伸ばしたら届く距離での会話や発声が行われる場面である）という3つの条件（いわゆる「3密」）が重なると高くなると言われている。そこで、感染症の拡大を防ぐには、各人が感染リスクの高い環境（いわゆる「3密」）を避けることが望ましい。ところが、いわゆる「3密」は定性的な指標であるため、客観性に欠ける部分がある。そこで、感染リスクの高い環境（例えば、いわゆる「3密」）を定量的に把握することのできる技術が望まれている。

【0011】

例えば、サーモグラフィーカメラを通じて温度データを常時収集し、高体温検知時にアラート通知する技術が知られている（参考URL：<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000003.000054903.html>）。しかしながら、温度データのみでは、いわゆる「3密」であるかどうかを正確に判断することができない場合がある。そこで、例えば、温度データに加えて、音データなど各種センサ情報を組み合わせていわゆる「3密」で

あるかどうかを判断する指標を導き出すことが考えられる。しかしながら、各種センサ情報の間には何らかの相関性があるとは考えられるものの、各種センサ情報の相関性を人手によって定量的に導き出すのは困難である。そのため、いわゆる「3密」であるかどうかを判断する指標を人手によって導き出すのは困難であることが予想される。

【0012】

そこで、本願の一実施形態に係る生成装置50は、機械学習により、所定の環境に関する情報に基づいて、所定の環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成することができる。これにより、生成装置50は、各種センサ情報の相関性が高い機械学習モデルを生成することができる。また、生成装置50は、感染症に感染するリスクを推定可能とすることができる。

10

【0013】

また、本願の一実施形態に係る端末装置100は、生成装置50によって生成された機械学習モデルを用いて、利用者の端末装置100の周辺環境における各種センサ情報から端末装置100の周辺環境における感染リスクを推定する。これにより、端末装置100は、感染症に感染するリスクを推定することができる。

【0014】

(実施形態)

〔2-1. 情報処理システムの構成例〕

まず、図1を用いて、実施形態に係る情報処理システム1の構成について説明する。図1は、実施形態に係る情報処理システム1の構成例を示す図である。情報処理システム1は、生成装置50と端末装置100とを備えてよい。生成装置50は、所定のネットワークNを介して、端末装置100と通信可能に接続されてよい。生成装置50は、端末装置100と有線または無線により通信可能に接続されてよい。なお、情報処理システム1には、任意の数の生成装置50と任意の数の端末装置100とが含まれてもよい。

20

【0015】

以下では、利用者ID「U1」により特定される利用者を「利用者U1」として説明する場合がある。以下では、「利用者U*（*は任意の数値）」と記載した場合、その利用者は利用者ID「U*」により特定される利用者であることを示す場合がある。例えば、「利用者U2」と記載した場合、その利用者は利用者ID「U2」により特定される利用者であってよい。

30

【0016】

また、以下では、端末装置100を利用する利用者に応じて、端末装置100を端末装置1001、1002として説明する場合がある。例えば、端末装置1001は、利用者U1により使用される端末装置100であってよい。また、例えば、端末装置1002は、利用者U2により使用される端末装置100であってよい。また、以下では、端末装置1001、1002について、特に区別なく説明する場合には、端末装置100と記載する場合がある。

【0017】

生成装置50は、所定の環境に関する情報（例えば、各種センサによって所定の環境において取得された各種センサ情報）に基づいて、所定の環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成することができる情報処理装置であってよい。まず、生成装置50は、例えば、端末装置100によって取得された各種センサ情報を端末装置100から取得してよい。例えば、生成装置50は、端末装置100の周辺環境に関するセンサ情報を取得してよい。続いて、生成装置50は、取得したセンサ情報に基づいて端末装置100の周辺環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成してよい。また、生成装置50は、生成した機械学習モデルに関する情報を端末装置100に配信してよい。

40

【0018】

端末装置100は、利用者によって利用される情報処理装置であってよい。端末装置100は、例えば、スマートフォンや、タブレット型端末や、ノート型PC（Personal Computer）や、デスクトップPCや、携帯電話機や、PDA（Personal Digital Ass

50

istant) 等により実現されてよい。

【0019】

また、端末装置100は、生成装置50によって生成された機械学習モデルに関する情報を生成装置50から取得することができる。例えば、端末装置100は、所定の環境に関する情報に基づいて所定の環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを取得することができる。

【0020】

また、端末装置100は、各種センサを備えてよい。例えば、端末装置100は、温度センサ（人感センサともいう）、画像センサ（カメラ）、音センサ、風速センサを備えてよい。また、端末装置100は、各種センサによって、所定の環境における各種センサ情報を取得することができる。例えば、端末装置100は、各種センサによって、端末装置100の周辺環境に関する各種センサ情報を取得することができる。なお、各種センサは従来周知の手法により構成されてよい。

10

【0021】

また、端末装置100は、端末装置100の周辺環境における感染リスクを推定することができる。例えば、端末装置100は、生成装置50から取得した機械学習モデルを用いて、端末装置100の周辺環境に関するセンサ情報に基づいて端末装置100の周辺環境における感染リスクを推定することができる。これにより、端末装置100は、利用者の現在位置における感染リスクを推定することができる。

【0022】

また、端末装置100は、端末装置100の周辺環境における感染リスクの推定結果を出力することができる。これにより、端末装置100は、利用者の現在位置における感染リスクの推定結果を利用者に対して通知することができる。また、端末装置100は、他の利用者の端末装置の推定結果を出力してもよい。これにより、端末装置100の利用者は、他の利用者の周辺環境における感染リスクを把握することができる。

20

【0023】

〔2-2. 生成装置の構成例〕

次に、図2を用いて、実施形態に係る生成装置50の構成について説明する。図2は、実施形態に係る生成装置50の構成例を示す図である。生成装置50は、通信部51と、記憶部52と、制御部53とを有してよい。なお、生成装置50は、生成装置50の管理者等から各種操作を受け付ける入力部（例えば、キーボードやマウス等）を有してもよい。

30

【0024】

（通信部51）

通信部51は、例えば、NIC（Network Interface Card）等によって実現されてよい。通信部51は、例えば、端末装置100との間で情報の送受信を行ってよい。通信部51は、ネットワークNと有線または無線で接続されてよい。なお、通信部51は、任意の外部機器と有線又は無線により通信可能であってもよい。

【0025】

（記憶部52）

記憶部52は、例えば、RAM（Random Access Memory）、フラッシュメモリ（Flash Memory）等の半導体メモリ素子、または、ハードディスク、光ディスク等の記憶装置によって実現されてよい。記憶部52は、各種プログラム（情報処理プログラムの一例に相当）を記憶することができる。例えば、記憶部52は、実施形態に係る生成プログラムを記憶することができる。また、記憶部52は、各種データを記憶することができる。例えば、記憶部52は、取得部531によって取得されたセンサ情報を記憶することができる。また、記憶部52は、生成部532によって生成される機械学習モデルの学習データを記憶することができる。また、記憶部52は、生成部532によって生成された学習済みの機械学習モデルのモデルデータを記憶することができる。

40

【0026】

ここで、一実施形態に係る生成プログラムは、制御部53の機能を実現するプログラムで

50

あってよい。例えば、一実施形態に係る生成プログラムは、所定の環境に関する情報を取得する取得手順をコンピュータに実行させてよい。また、例えば、一実施形態に係る生成プログラムは、所定の環境に関する情報に基づいて端末装置の周辺環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成する生成手順をコンピュータに実行させてよい。

【0027】

(制御部53)

制御部53は、生成装置50のコントローラ(controller)であってよい。制御部53は、例えば、CPU(Central Processing Unit)やMPU(Micro Processing Unit)等によって構成されてよい。制御部53は、RAMを作業領域として生成装置50内部の記憶装置に記憶されている各種プログラム(情報処理プログラムの一例に相当)を実行してよい。例えば、制御部53は、CPUやMPU等によって、RAMを作業領域として実施形態に係る生成プログラムを実行してよい。また、制御部53は、例えば、ASIC(Application Specific Integrated Circuit)やFPGA(Field Programmable Gate Array)等の集積回路により実現されてよい。

【0028】

制御部53は、取得部531と、生成部532と、配信部533とを有してよい。一実施形態において、制御部53は、以下に説明する情報処理の作用を実現または実行することができる。なお、制御部53の内部構成は、図2に示した構成に限られず、後述する情報処理を行う構成であれば他の構成であってもよい。

【0029】

(取得部531)

取得部531は、所定の環境に関する情報を取得することができる。具体的には、取得部531は、所定の環境に関する情報の一例として、所定の環境に関するセンサ情報を取得可能なセンサによって取得されたセンサ情報を取得することができる。例えば、取得部531は、所定の環境に関するセンサ情報を取得可能なセンサを有する端末装置100によって取得されたセンサ情報を取得することができる。例えば、取得部531は、利用者の端末装置100の周辺環境に関する情報の一例として、利用者の端末装置100の周辺環境に関するセンサ情報を取得することができる。例えば、取得部531は、所定の環境に関するセンサ情報を取得可能なセンサを有する端末装置100からセンサ情報を取得してもよい。また、例えば、取得部531は、所定の環境に関するセンサ情報を取得可能なセンサを有する端末装置100によって取得されたセンサ情報が記憶されたデータベース等の端末装置100以外の装置からセンサ情報を取得してもよい。より具体的には、取得部531は、例えば、端末装置100によって取得されたセンサ情報を、センサ情報が取得された位置を示す位置情報およびセンサ情報が取得された日時を示す時間情報とともに端末装置100から取得してよい。取得部531は、取得したセンサ情報を位置情報および時間情報と紐づけて記憶部52に格納してよい。

【0030】

例えば、取得部531は、センサ情報の一例として、温度センサによって取得された端末装置100の周辺環境における温度情報を取得することができる。この点について、図3を用いて説明する。図3は、実施形態に係るセンサ情報の一例を示す図である。取得部531は、センサ情報の一例として、サーモグラフィーカメラによって撮影された端末装置100の周辺環境における温度分布画像を取得することができる。図3に例示する温度分布画像G11では、低温領域をR11、中温領域をR12、高温領域をR13で示している。具体的には、温度分布画像G11は、例えば、人体を高温物体とみなすと、人が密集している領域ほど、温度分布画像G11では高温領域として示している。取得部531は、温度分布画像G11における高温領域の分布パターンから、端末装置100の周辺環境における人混みの度合いに関する情報を取得してよい。

【0031】

なお、取得部531は、温度センサによって取得された温度情報のうち、人体の体温として想定される温度情報のみを取得してもよい。例えば、取得部531は、温度センサによ

10

20

30

40

50

って取得された温度情報の中から、人体の体温として想定される温度情報以外の温度情報を取り除いてもよい。

【0032】

生成部532は、例えば、取得部531によって取得された温度分布画像G11の高温領域の分布パターンに基づいて感染リスクを推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。例えば、生成部532は、温度分布画像G11の高温領域の分布パターンから人混みが少ない状態であると推定される場合（例えば、高温領域の分布パターンがまばらである場合など）には、感染リスクを低く推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。また、生成部532は、温度分布画像の高温領域の分布パターンから人混みが多い状態であると推定される場合（例えば、高温領域の分布パターンが局所に集中している場合など）には、感染リスクを高く推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。

10

【0033】

また、取得部531は、センサ情報の一例として、温度センサによって所定時間間隔で取得された端末装置100の周辺環境における温度情報を取得することができる。この点について、図4を用いて説明する。図4は、実施形態に係るセンサ情報の一例を示す図である。図4に示す例では、取得部531は、センサ情報の一例として、サーモグラフィーカメラによって所定時間間隔で撮影された端末装置100の周辺環境における温度分布画像を取得することができる。取得部531は、所定時間間隔で撮影された端末装置100の周辺環境における温度分布画像それぞれの高温領域の分布パターンから、端末装置100の周辺環境における人の滞留の有無に関する情報を取得してよい。

20

【0034】

例えば、図4の上段に示す温度分布画像G22は、温度分布画像G21が撮影されてからT秒後に撮影された画像である。また、温度分布画像G23は、温度分布画像G22が撮影されてからさらにT秒後に撮影された画像である。図4の上段に示す例では、温度分布画像G21からG22、G22からG23へと時間的に遷移する際に、高温領域の分布に大きな変化が見られない。したがって、取得部531は、例えば、温度分布画像G21からG23に基づいて、人の滞留が有ることを示す情報を取得してよい。

【0035】

例えば、温度分布画像G21～G23をそれぞれ縦4個×横4個の計16個の区画に区分して説明する。この場合、温度分布画像G21の高温領域は16区画のうち7区画であるのに対して、温度分布画像G22の高温領域は16区画のうち6区画である。すなわち、この場合、温度分布画像G22の高温領域は温度分布画像G21と比べて1区画減少している。したがって、例えば、温度分布画像G22によれば、温度分布画像G21が示す人混みの状態から、T秒間の間に人の移動がほとんど起きなかったことが示されている。すなわち、温度分布画像G22によれば、例えば、T秒後において温度分布画像G21が示す人混みと同程度の人混みの状態が保たれたことが示されている。

30

【0036】

また、温度分布画像G22の高温領域は16区画のうち6区画であるのに対して、温度分布画像G23の高温領域は16区画のうち7区画である。すなわち、温度分布画像G23の高温領域は温度分布画像G22と比べて1区画しか増加していない。これは、例えば、温度分布画像G23によれば、温度分布画像G22が示す人混みの状態から、T秒間の間に人の移動がほとんど起きなかったことが示されている。すなわち、例えば、温度分布画像G23によれば、T秒後において温度分布画像G22が示す人混みと同程度の人混みの状態が保たれたことが示されている。したがって、取得部531は、この場合、温度分布画像G21からG23に基づいて、人の滞留が有ることを示す情報を取得してよい。

40

【0037】

また、図4の下段に示す温度分布画像G25は、温度分布画像G24が撮影されてからT秒後に撮影された画像である。また、温度分布画像G26は、温度分布画像G25が撮影されてからさらにT秒後に撮影された画像である。図4の下段に示す例では、温度分布画像G24からG25、G25からG26へと時間的に遷移する際に、高温領域の分布に大

50

きな変化が見られる。したがって、取得部 531 は、例えば、温度分布画像 G 24 から G 26 に基づいて、人の滞留が無いことを示す情報を取得してよい。

【0038】

例えば、温度分布画像 G 24 ～ G 26 をそれぞれ縦 4 個 × 横 4 個の計 16 個の区画に区分して説明する。この場合、温度分布画像 G 24 の高温領域は 16 区画のうち 7 区画であるのに対して、温度分布画像 G 25 の高温領域は 16 区画のうち 2 区画である。すなわち、温度分布画像 G 25 の高温領域は温度分布画像 G 24 と比べて 5 区画減少している。したがって、例えば、温度分布画像 G 25 によれば、温度分布画像 G 24 が示す人混みの状態から、T 秒間の間に人の移動が起きたことが示されている。すなわち、温度分布画像 G 25 によれば、例えば、T 秒後には温度分布画像 G 24 が示すよりも人が少ない人混みの状態になったことが示されている。

10

【0039】

また、温度分布画像 G 25 の高温領域は 16 区画のうち 2 区画であるのに対して、温度分布画像 G 26 の高温領域は 16 区画のうち 7 区画である。すなわち、温度分布画像 G 26 の高温領域は温度分布画像 G 25 と比べて 5 区画増加している。したがって、例えば、温度分布画像 G 26 によれば、温度分布画像 G 25 が示す人混みの状態から、T 秒間の間に再び人の移動が起きたことが示されている。すなわち、温度分布画像 G 26 によれば、例えば、T 秒後には温度分布画像 G 25 が示すよりも人が多い人混みの状態になったことが示されている。したがって、取得部 531 は、この場合、温度分布画像 G 24 から G 26 に基づいて、人の滞留が無いことを示す情報を取得してよい。

20

【0040】

生成部 532 は、例えば、温度分布画像の高温領域の分布パターンに基づいて感染リスクを推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。また、生成部 532 は、例えば、所定時間間隔で撮影された端末装置 100 の周辺環境における温度分布画像それぞれの高温領域の分布パターンに基づいて感染リスクを推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。例えば、生成部 532 は、人の滞留が有ることを示す情報に基づいて、感染リスクを高く推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。また、生成部 532 は、人の滞留が無いことを示す情報に基づいて、感染リスクを低く推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。

【0041】

また、取得部 531 は、センサ情報の一例として、カメラによって所定時間内に撮影された端末装置 100 の周辺環境における画像に含まれる人影の動きを取得してよい。一般的に、天気の良い公園で自分の子供を遊ばせたいが、感染リスクが気になる場合がある。しかしながら、人混みの情報を取得するためにカメラで他所の人の顔画像を取得することはプライバシーの観点からはばかられる。そこで、取得部 531 は、人の顔画像等を取得することなく、人影の画像のみを取得することができる。この点について、図 5 を用いて説明する。

30

【0042】

図 5 は、実施形態に係るセンサ情報の一例を示す図である。例えば、取得部 531 は、カメラによって撮影された端末装置 100 の周辺環境における画像の中から人影の部分だけを抽出することにより、人影の画像 G 31 を取得することができる。画像 G 31 のうち黒で示す領域 S 1 は、人影が一か所に集中している様子を示す。また、取得部 531 は、カメラによって所定時間内に撮影された別の画像の中から人影の部分だけを抽出することにより、別の人影の画像 G 32 を取得することができる。画像 G 32 のうち黒で示す領域 S 2 は、ばらばらに分散した複数の人影のうちの一つの人影を示す。このように、取得部 531 は、所定時間内に撮影された画像に含まれる人影の動きを追跡することで、端末装置 100 の周辺環境における人の密集の度合いに関する情報を取得することができる。例えば、取得部 531 は、所定の画素数を閾値として設定してよい。この場合、取得部 531 は、例えば、人影の画像 G 32 の画素数が所定の閾値を満たす場合に、人が密集していることを示す情報を取得してよい。また、取得部 531 は、例えば、人影の画像 G 32 の画

40

50

素数が所定の閾値を満たしていない場合に人が密集していないことを示す情報を取得してよい。

【0043】

なお、取得部531は、カメラによって撮影された画像のうち、人影の画像のみを取得してもよい。例えば、取得部531は、カメラによって撮影された画像の中から、人影として想定される影以外の影（例えば、公園の木の陰や、建物の影など）を取り除いてもよい。

【0044】

このとき、例えば、生成部532は、所定時間内に撮影された端末装置100の周辺環境における画像に含まれる人影の動きに基づいて感染リスクを推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。例えば、生成部532は、人が多く密集している場合（例えば、複数の影がばらばらに分散したパターンから、所定時間経過後に、影が一か所に集中するパターンに変化した場合など）には、感染リスクを高く推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。すなわち、生成部532は、例えば、人が密集していることを示す情報に基づいて、感染リスクを高く推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。また、生成部532は、人が密集していない場合（例えば、複数の影がばらばらに分散したパターンから、所定時間経過後も、複数の影がばらばらに分散したパターンのままである場合など）には、感染リスクを低く推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。すなわち、生成部532は、例えば、人が密集していないことを示す情報に基づいて、感染リスクを低く推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。

【0045】

ここで、図6を用いて、実施形態に係るセンサ情報の解析方法の一例について説明する。図6は、実施形態に係るセンサ情報の解析方法の一例を示す図である。図6に示す例では、制御部53が実施する人影の画像G3の解析方法の一例について説明する。まず、制御部53は、例えば、1フレームの人影の画像G3を格子状に細分化されてよい。次に、制御部53は、格子ごとに色情報を数値化してよい。そして、制御部53は、色情報の数値を各格子に対応付けた数値行列を作成してよい。制御部53は、例えば、白色の格子には数値「0」を、黒で示す領域S3に対応する黒色の格子には数値「1」を対応付けた数値行列を作成してよい。制御部53は、例えば、図6の矢印の方向に数値を並べた数値行列を作成してよい。また、制御部53は、所定時間内での影の動きを解析する場合は、所定時間内に撮影されたフレーム数分の各画像について数値行列を作成してよい。

【0046】

また、図6に示す解析方法は、温度分布画像にも適用されてよい。例えば、制御部53は、1フレームの温度分布画像G11を格子状に細分化してよい。制御部53は、各格子の温度情報を数値化してよい。制御部53は、温度情報の数値を各格子に対応付けた数値行列を作成してよい。例えば、制御部53は、低温領域の格子には数値「0」を、中温領域の格子には数値「1」を、高温領域の格子には数値「2」を対応付けた数値行列を作成してよい。また、制御部53は、図4に示す所定時間間隔で撮影された人混みの温度分布画像については、所定時間間隔で撮影されたフレーム数分の各画像について数値行列を作成してよい。

【0047】

生成部532は、教師あり学習で用いられる教師データを生成してもよい。生成部532は、例えば、各数値行列について、感染リスクの高さに応じたラベルを付したデータを教師データとして生成してよい。例えば、生成部532は、感染リスクが比較的高い環境に関する数値行列には、ラベル「危険」または数値ラベル「3」を付してよい。また、生成部532は、感染リスクが中程度の環境に関する数値行列には、ラベル「注意」または数値ラベル「2」を付してよい。また、生成部532は、感染リスクが比較的低い環境に関する数値行列には、ラベル「大丈夫」または数値ラベル「1」を付してよい。

【0048】

また、取得部531は、センサ情報の一例として、音センサによって取得された端末装置

100の周辺環境における音情報を取得することができる。この点について、図7を用いて説明する。取得部531は、音情報の一例として、端末装置100の周辺環境における人の声の音量の時間変化を示す情報を取得してよい。図7では、説明のために音量の時間変化の情報をグラフ（以下、音量グラフともいう）G4として例示している。音量グラフG4は、時刻 $t_0 \sim t_1$ の範囲の音量グラフG41、時刻 $t_1 \sim t_2$ の範囲の音量グラフG42、時刻 t_2 以降の範囲の音量グラフG43の3つの領域に分けられてよい。音量グラフG41は、音量が小さく、音量の変化がほとんどない領域である。音量グラフG42は、音量が小さい状態から音量が大きい状態へと変化する領域である。音量グラフG43は、音量が大きく、音量の変化が大きい領域である。

【0049】

生成部532は、例えば、所定時間内に取得された端末装置100の周辺環境における音量の時間変化のパターンに基づいて感染リスクを推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。例えば、生成部532は、人が近くで大きな声を出している場合（例えば、音量グラフG43の領域に似たパターンの場合）には、感染リスクを高く推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。また、生成部532は、人が声を出しながら近づいていると推定される場合（例えば、音量グラフG42の領域に似たパターンの場合）には、感染リスクを中程度に推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。また、生成部532は、人が遠くで小さな声を出している場合（例えば、音量グラフG41の領域に似たパターンの場合）には、感染リスクを低く推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。

【0050】

なお、取得部531は、音センサによって取得された音情報のうち、人の声の情報のみを取得してもよい。例えば、取得部531は、音センサによって取得された音情報の中から、人の声として想定される音以外の音（例えば、機械の駆動音、葉擦れの音などの人の動きに起因しない雑音）を取り除いてもよい。なお、取得部531は、人の声以外の人の動きに起因する音の情報を取得してもよい。例えば、取得部531は、端末装置100の周辺環境における靴音や衣擦れなどの音の情報を取得してもよい。また、取得部531は、音情報の一例として、端末装置100の周辺環境における音の周波数情報を取得してもよい。生成部532は、例えば、音情報の周波数を解析することによって、人の動きに起因する音か否かを判断してもよい。生成部532は、例えば、FFT（Fast Fourier Transform）などの任意の従来周知の手法により周波数解析を実行してよい。この場合、生成部532は、人の動きに起因する音の周波数情報に基づいて感染リスクを推定するよう機械学習モデルを学習させてもよい。

【0051】

取得部531は、センサ情報の一例として、風速センサによって取得された端末装置100の周辺環境における風速情報を取得することができる。この点について、図8を用いて説明する。取得部531は、風速の時間変化を示す情報を取得することができる。図8では、説明のために風速の時間変化を示す情報をグラフ（以下、風速グラフともいう）G5として示している。風速グラフG5は、時刻 $t_0 \sim t_3$ の範囲の風速グラフG51、時刻 $t_3 \sim t_4$ の範囲の風速グラフG52、時刻 t_4 以降の範囲の風速グラフG53の3つの領域に分けられてよい。風速グラフG51は、風速が大きく、風速の変化が大きい領域である。風速グラフG52は、風速が大きい状態から風速が小さい状態へと変化する領域である。風速グラフG53は、風速が小さく、風速の変化がほとんどない領域である。

【0052】

生成部532は、例えば、所定時間内に取得された端末装置100の周辺環境における風速の時間変化のパターンに基づいて感染リスクを推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。例えば、生成部532は、空気の流れが良い（空気の循環が良く、換気が十分な）環境である場合（例えば、風速グラフG51の領域に似たパターンの場合）には、感染リスクを低く推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。また、生成部532は、空気の流れが悪くなりつつある（換気が悪くなりつつある）環境である場合（例えば、風速グラフG52の領域に似たパターンの場合）には、感染リスクを中程度に推定するよう機

10

20

30

40

50

械学習モデルを学習させてよい。また、生成部 532 は、空気の流れが悪い（空気が停滞しており、換気が悪い）環境である場合（例えば、風速グラフ G53 の領域に似たパターンの場合）には、感染リスクを高く推定するよう機械学習モデルを学習させてよい。

【0053】

（生成部 532）

生成部 532 は、所定の環境に関する情報に基づいて端末装置 100 の周辺環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成することができる。例えば、生成部 532 は、取得部 531 によって取得されたセンサ情報に基づいて端末装置 100 の周辺環境における感染リスクを推定する機械学習モデルを生成することができる。例えば、生成部 532 は、教師なし学習の一種であるクラスタリングによって機械学習モデルを学習させることができる。この点について、図 9 および図 10 を用いて具体的に説明する。

10

【0054】

まず、図 9 を用いて、実施形態に係る学習データセットについて説明する。図 9 は、実施形態に係る学習データセットの一例を示す図である。学習データセット 221A は、例えば、「データセット ID」、「人混み」、「滞留」、「影」、「音」、「風」といった項目を有してよい。

【0055】

学習データセット 221A において、「データセット ID」の項目は、例えば、端末装置 100 によって取得された各種センサ情報の組からなる学習データセットを識別する識別情報が格納されてよい。ここで、データセット ID で識別される学習データセットは、同一の利用者の端末装置 100 の同一の周辺環境に関するセンサ情報の組であってよい。また、データセット ID で識別される学習データセットは、同一の位置で同一の日時に取得されたセンサ情報の組であってよい。これらは後述する学習データセットの変形例でも同様であってよい。

20

【0056】

学習データセット 221A において、「人混み」の項目には、人混みの温度分布画像を示す情報が格納されてよい。例えば、「人混み」の項目には、1 フレームの温度分布画像のピクセル毎の RGB 数値が格納されてよい。

【0057】

学習データセット 221A において、「滞留」の項目には、所定時間間隔で撮影された人混みの温度分布画像の組を示す情報が格納されてよい。例えば、「滞留」の項目には、所定時間間隔で撮影されたフレーム数分の温度分布画像それぞれについて、それぞれの温度分布画像のピクセル毎の RGB 数値が画像と対応付けて格納されてよい。

30

【0058】

学習データセット 221A において、「影」の項目には、所定時間内に撮影された人影の画像の組を示す情報が格納されてよい。例えば、「影」の項目には、所定時間内に撮影されたフレーム数分の人影の画像それぞれについて、それぞれの人影の画像のピクセル毎の白黒に対応する数値（白は「0」、黒は「1」）が画像と対応付けて格納されてよい。

【0059】

学習データセット 221A において、「音」の項目には、所定時間内に取得された音量情報が格納されてよい。例えば、「音」の項目には、所定時間内に取得された音量情報として、所定時間内における瞬間最大音量、平均音量などの測定値が格納されてよい。

40

【0060】

学習データセット 221A において、「風」の項目には、所定時間内に取得された風速情報が格納されてよい。例えば、「風」の項目には、所定時間内に取得された風速情報として、所定時間内における瞬間最大風速、平均風速、風向などの測定値が格納されてよい。

【0061】

次に、図 10 を用いて、実施形態に係る生成処理について説明する。図 10 は、実施形態に係る生成処理の概要について説明するための図である。生成部 532 は、機械学習モデルにセンサ情報が入力された場合に、入力されたセンサ情報が感染リスクの高さに応じた

50

3つのクラスタのうち少なくともいずれか1つのクラスタに分類されるよう機械学習モデルを学習させることができる。例えば、生成部532は、k-means法を用いて、機械学習モデルにセンサ情報が入力された場合に、入力されたセンサ情報が感染リスクの高さに応じた3つのクラスタのうち少なくともいずれか1つのクラスタに分類されるよう機械学習モデルを学習させることができる。なお、生成部532は、k-means法に限らず、ディリクレ過程を用いたロジスティック回帰等の種々のクラスタリング手法を用いて機械学習モデルを学習させてもよい。

【0062】

例えば、生成部532は、学習データセット221Aに基づいて、機械学習モデルを学習させることができる。例えば、生成部532は、データセットID「DS-1C」～「DS-mC」で識別されるm個（例えば、mは数千～数万の自然数）の学習データセットに基づいて機械学習モデルを学習させることができる。ここで、各学習データセットは、N次元のデータであるものとする。なお、N次元とは、1つのデータセットにおけるデータエントリ（数値）のエントリ個数がNであることを意味してよい。また、生成部532は、ある項目、例えば、「影」についてのデータが取得できない場合は、そのデータセットを学習に用いなくともよい。また、生成部532は、ある項目についてのデータが取得できない場合は、その項目のデータエントリの数値を全て0として学習に使用してもよい。

10

【0063】

生成部532は、例えば、機械学習モデルにデータセットID「DS-1C」～「DS-mC」で識別されるm個の学習データセットが入力された場合、感染リスクが比較的高い環境に関するセンサ情報が属するクラスタC1、感染リスクが中程度の環境に関するセンサ情報が属するクラスタC2、感染リスクが比較的低い環境に関するセンサ情報が属するクラスタC3のうち少なくともいずれか1つのクラスタに分類されるよう機械学習モデルを学習させることができる。このように、生成部532は、機械学習モデルにセンサ情報が入力された場合に、感染リスクの高さに応じた2以上のクラスタのうち少なくともいずれか1つのクラスタにセンサ情報が分類されるよう学習した機械学習モデルを生成する。また、生成部532は、機械学習モデルの出力情報として、入力されたセンサ情報が分類されたクラスタに対応するラベルを出力するよう機械学習モデルを学習させてもよい。

20

【0064】

例えば、生成部532は、クラスタC1に対応するラベルを「危険」、クラスタC2に対応するラベルを「注意」、クラスタC3に対応するラベルを「大丈夫」としてよい。このとき、生成部532は、機械学習モデルに入力された学習データセットがクラスタC1に分類された場合には、機械学習モデルの出力情報としてクラスタC1に対応するラベル「危険」を出力するよう機械学習モデルを学習させてもよい。また、生成部532は、機械学習モデルに入力された学習データセットがクラスタC2に分類された場合には、機械学習モデルの出力情報としてクラスタC2に対応するラベル「注意」を出力するよう機械学習モデルを学習させてもよい。また、生成部532は、機械学習モデルに入力された学習データセットがクラスタC3に分類された場合には、機械学習モデルの出力情報としてクラスタC3に対応するラベル「大丈夫」を出力するよう機械学習モデルを学習させてもよい。このように、生成部532は、機械学習モデルの入力情報としてセンサ情報が入力された場合に、機械学習モデルの出力情報として、センサ情報が分類されるクラスタに対応する感染リスクを示すラベルを出力するよう学習した機械学習モデルを生成する。

30

40

【0065】

なお、生成部532は、主成分分析（PCA：principal component analysis）を用いて、N次元空間のクラスタを低次元に圧縮してもよい。この点について、図11を用いて具体的に説明する。図11は、実施形態の変形例に係る生成処理の概要について説明するための図である。生成部532は、主成分分析（PCA）を用いて、N次元空間のクラスタの次元を圧縮することで、演算を比較的容易にすることができる。例えば、図11の上段右側に示すように、生成部532は、主成分分析を用いて、特徴量である「人混

50

み」と他の特徴量である「影」とから成る２次元のデータ（黒丸で示す点）を１次元のデータ（白丸で示す点）に圧縮することができる。このように、生成装置５０は、主成分分析を用いて、Ｎ次元の特徴量を任意の次元まで圧縮して演算してよい。生成装置５０は、例えば、Ｎ次元の特徴量を２次元まで圧縮して演算してよい。

【００６６】

なお、上記の実施形態では、生成部５３２が教師なし学習の一種であるクラスタリングによって機械学習モデルを学習させる例について説明したが、機械学習の手法はこれに限られない。例えば、生成部５３２は、教師あり学習によって機械学習モデルを学習させてもよい。例えば、生成部５３２は、センサ情報と教師ラベルとの組である学習データセットに基づいて、機械学習モデルを学習させてよい。例えば、生成部５３２は、機械学習モデルにセンサ情報が入力された場合に、センサ情報に対応する教師ラベルを機械学習モデルが出力するよう機械学習モデルを学習させてよい。この点について、図１２および図１３を用いて具体的に説明する。

10

【００６７】

まず、図１２を用いて、実施形態の変形例に係る学習データセットについて説明する。図１２は、実施形態の変形例に係る学習データセットの一例を示す図である。学習データセット２２１Ｂは、「データセットＩＤ」、「人混み」、「滞留」、「影」、「音」、「風」、「教師ラベル」といった項目を有してよい。

【００６８】

学習データセット２２１Ｂにおいて、「データセットＩＤ」の項目には、例えば、端末装置１００によって取得された各種センサ情報と教師ラベルとの組からなる学習データセットを識別する識別情報が格納されてよい。

20

【００６９】

学習データセット２２１Ｂにおいて、「人混み」の項目には、例えば、人混みの温度分布画像を示す情報が格納されてよい。例えば、「人混み」の項目には、１フレームの温度分布画像のピクセル毎のＲＧＢ数値が格納されてよい。

【００７０】

学習データセット２２１Ｂにおいて、「滞留」の項目には、例えば、所定時間間隔で撮影された人混みの温度分布画像の組を示す情報が格納されてよい。例えば、「滞留」の項目には、所定時間間隔で撮影されたフレーム数分の温度分布画像それぞれについて、それぞれの温度分布画像のピクセル毎のＲＧＢ数値が画像と対応付けて格納されてよい。

30

【００７１】

学習データセット２２１Ｂにおいて、「影」の項目には、例えば、所定時間内に撮影された人影の画像の組を示す情報が格納されてよい。例えば、「影」の項目には、所定時間内に撮影されたフレーム数分の人影の画像それぞれについて、それぞれの人影の画像のピクセル毎の白黒に対応する数値（白は「０」、黒は「１」）が画像と対応付けて格納されてよい。

【００７２】

学習データセット２２１Ｂにおいて、「音」の項目には、例えば、所定時間内に取得された音量情報を示す。例えば、「音」の項目には、所定時間内に取得された音量情報として、所定時間内における瞬間最大音量、平均音量などの測定値が格納されてよい。

40

【００７３】

学習データセット２２１Ｂにおいて、「風」の項目には、例えば、所定時間内に取得された風速情報を示す。例えば、「風」の項目には、所定時間内に取得された風速情報として、所定時間内における瞬間最大風速、平均風速、風向などの測定値が格納されてよい。

【００７４】

学習データセット２２１Ｂにおいて、「教師ラベル」の項目には、例えば、データセットＩＤで識別されるセンサ情報の組に関する環境における感染リスクの高さを示す情報が格納されてよい。例えば、教師ラベル「３」は、感染リスクが比較的高い環境に関するセンサ情報であることを示す。また、教師ラベル「２」は、感染リスクが中程度の環境に関する

50

るセンサ情報であることを示す。また、教師ラベル「1」は、感染リスクが比較的低い環境に関するセンサ情報であることを示す。

【0075】

例えば、生成部532は、学習データセット221Bに基づいて、機械学習モデルを学習させることができる。例えば、生成部532は、データセットID「DS-1A」～「DS-mA」で識別されるm個（例えば、mは数千～数万の自然数）の学習データセットに基づいて機械学習モデルを学習させることができる。例えば、生成部532は、機械学習モデルにデータセットID「DS-1A」で識別されるセンサ情報の組（人混み#1、滞留#1、影#1、音#1、風#1）が入力された場合、機械学習モデルが教師ラベル「3」を出力するよう機械学習モデルを学習させてよい。また、生成部532は、機械学習モデルにデータセットID「DS-2A」で識別されるセンサ情報の組（人混み#2、滞留#2、影#2、音#2、風#2）が入力された場合、機械学習モデルが教師ラベル「2」を出力するよう機械学習モデルを学習させてよい。このようにして、生成部532は、データセットID「DS-1A」～「DS-mA」で識別されるm個の学習データセットを学習させることで、学習済みの機械学習モデルを生成してよい。

10

【0076】

次に、図13を用いて、実施形態の変形例に係る学習データセットについて説明する。図13は、実施形態の変形例に係る学習データセットの一例を示す図である。変形例に係る学習データセットでは、各センサ情報に、各センサ情報から推定される感染リスクの高さに応じた点数が付与されてよい。具体的には、感染リスクが比較的高い環境に関するセンサ情報には点数「3」、感染リスクが中程度の環境に関するセンサ情報には点数「2」、感染リスクが比較的低い環境に関するセンサ情報には点数「1」が付与されてよい。そして、教師ラベルは、各種センサ情報に付与された点数の合計に基づいて付与されてよい。例えば、各種センサ情報の点数の合計が12点を超える場合は、感染リスクが比較的高い環境に関するセンサ情報であることを示す教師ラベル「3」が付与されてよい。また、各種センサ情報の点数の合計が9点～12点である場合は、感染リスクが中程度の環境に関するセンサ情報であることを示す教師ラベル「2」が付与されてよい。また、各種センサ情報の点数の合計が9点以下である場合は、感染リスクが比較的低い環境に関するセンサ情報であることを示す教師ラベル「1」が付与されてよい。なお、各種センサ情報のうち、特定のセンサ情報に重み付けをして、各種センサ情報の点数の合計点を算出してもよい。

20

30

【0077】

変形例に係る学習データセット221Cは、「データセットID」、「人混み」、「滞留」、「影」、「音」、「風」、「教師ラベル」といった項目を有してよい。

【0078】

学習データセット221Cにおいて、「データセットID」の項目には、例えば、端末装置100によって取得された各種センサ情報に付与された点数と教師ラベルとの組からなる学習データセットを識別する識別情報が格納されてよい。

【0079】

学習データセット221Cにおいて、「人混み」の項目には、例えば、人混みの温度分布画像から推定される感染リスクの高さを示す情報が格納されてよい。例えば、「人混み」の項目には、人混みの温度分布画像における高温領域の分布パターンから推定される感染リスクの高さに応じた点数が格納されてよい。

40

【0080】

学習データセット221Cにおいて、「滞留」の項目には、例えば、所定時間間隔で撮影された人混みの温度分布画像の組から推定される感染リスクの高さを示す情報が格納されてよい。例えば、「滞留」の項目には、所定時間間隔で撮影された人混みの温度分布画像それぞれの高温領域の分布パターンから推定される感染リスクの高さに応じた点数が格納されてよい。

【0081】

50

学習データセット 2 2 1 C において、「影」の項目には、例えば、所定時間内に撮影された人影の画像の組から推定される感染リスクの高さを示す情報が格納されてよい。例えば、「影」の項目には、所定時間内に撮影された画像に含まれる人影の動きから推定される感染リスクの高さに応じた点数が格納されてよい。

【0082】

学習データセット 2 2 1 C において、「音」の項目には、例えば、所定時間内に取得された音量情報から推定される感染リスクの高さを示す情報が格納されてよい。例えば、「音」の項目には、所定時間内に取得された音量の時間変化のパターンから推定される感染リスクの高さに応じた点数が格納されてよい。

【0083】

学習データセット 2 2 1 C において、「風」の項目には、例えば、所定時間内に取得された風速情報から推定される感染リスクの高さを示す情報が格納されてよい。例えば、「風」の項目には、所定時間内に取得された風速の時間変化のパターンから推定される感染リスクの高さに応じた点数が格納されてよい。

【0084】

学習データセット 2 2 1 C において、「教師ラベル」の項目には、例えば、データセット ID で識別されるセンサ情報の組に関する環境における感染リスクの高さを示す情報が格納されてよい。例えば、教師ラベル「3」は、感染リスクが比較的高い環境に関するセンサ情報であることを示す。また、教師ラベル「2」は、感染リスクが中程度の環境に関するセンサ情報であることを示す。また、教師ラベル「1」は、感染リスクが比較的低い環境に関するセンサ情報であることを示す。

【0085】

例えば、生成部 5 3 2 は、学習データセット 2 2 1 C に基づいて、機械学習モデルを学習させることができる。例えば、生成部 5 3 2 は、データセット ID 「DS-1B」～「DS-mB」で識別される m 個（例えば、m は数千～数万の自然数）の学習データセットに基づいて機械学習モデルを学習させることができる。例えば、生成部 5 3 2 は、機械学習モデルにデータセット ID 「DS-1B」で識別されるセンサ情報の点数の組（人混み「3」、滞留「3」、影「2」、音「3」、風「2」）が入力された場合、機械学習モデルが教師ラベル「3」を出力するよう機械学習モデルを学習させてよい。また、生成部 5 3 2 は、機械学習モデルにデータセット ID 「DS-2B」で識別されるセンサ情報の点数の組（人混み「1」、滞留「1」、影「3」、音「2」、風「3」）が入力された場合、機械学習モデルが教師ラベル「2」を出力することができるよう機械学習モデルを学習させてよい。このようにして、生成部 5 3 2 は、データセット ID 「DS-1B」～「DS-mB」で識別される m 個の学習データセットを学習させることで、学習済みの機械学習モデルを生成してよい。

【0086】

（配信部 5 3 3）

配信部 5 3 3 は、生成部 5 3 2 によって生成された機械学習モデルに関する情報を端末装置 1 0 0 に配信してよい。

【0087】

〔2-3. 生成装置の情報処理手順〕

次に、図 1 4 を用いて、実施形態に係る生成装置の情報処理手順について説明する。図 1 4 は、実施形態に係る生成装置の情報処理手順を示す図である。まず、取得部 5 3 1 は、所定の環境に関する情報を取得することができる（ステップ S 1 0 1）。次に、生成部 5 3 2 は、所定の環境に関する情報に基づいて端末装置 1 0 0 の周辺環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成することができる（ステップ S 1 0 2）。

【0088】

〔2-4. 端末装置の構成例〕

次に、図 1 5 を用いて、実施形態に係る端末装置の構成について説明する。図 1 5 は、実施形態に係る端末装置の構成例を示す図である。端末装置 1 0 0 は、通信部 1 1 0 と、セ

10

20

30

40

50

ンサ部 120 と、記憶部 130 と、入力部 140 と、出力部 150 と、制御部 160 とを有することができる。

【0089】

(通信部 110)

通信部 110 は、例えば、NIC 等によって実現されてよい。そして、通信部 110 は、生成装置 50 との間で情報の送受信を行ってよい。通信部 110 は、ネットワークと有線または無線で接続されてよい。

【0090】

(センサ部 120)

センサ部 120 は、端末装置 100 に搭載される各種のセンサを備えてよい。例えば、センサ部 120 は、温度センサと、画像センサ（カメラ）と、音センサと、風速センサとを備えてよい。センサ部 120 は、端末装置 100 の周辺環境に関するセンサ情報を検出することができる。なお、上記した各センサは、あくまでも例示であって限定されるものではない。すなわち、センサ部 120 は、各センサのうちの一部を備える構成であってもよいし、各センサに加えてあるいは代えて、湿度センサ等その他のセンサを備えてもよい。

【0091】

温度センサは、例えば、赤外線センサであってよい。温度センサは、物体から発せられる赤外線を測定することにより、物体の温度を検出することができる。温度センサは、例えば端末装置 100 の周辺環境における物体の温度を検出することができる。例えば、温度センサは、サーモグラフィカメラであってよい。サーモグラフィカメラは、物体の表面から発せられる赤外線を測定し、表面温度に色を割り当てた温度分布画像を出力することができる。なお、温度センサは、例えば、赤外線センサとサーモグラフィカメラを備えてもよい。

【0092】

画像センサ（カメラ）は、端末装置 100 の周辺環境を撮像することができる。画像センサは、例えば、CCD (Charge-Coupled Device) イメージセンサや、CMOS (Complementary Metal Oxide Semiconductor) イメージセンサ等であってよい。

画像センサ（カメラ）は、例えば端末装置 100 の周辺環境を撮像することができる。

【0093】

音センサは、音を検出することができる。例えば、音センサは、マイクロフォンであってよい。音センサは、例えば端末装置 100 の周辺環境における音を検出することができる。

【0094】

風速センサは、風速を検出することができる。例えば、風速センサは、アプリケーションを起動し、スマートフォン等のヘッドホン端子に小型の風速計（羽が付いたプロペラ）を挿入することで、風速、平均風速、最大風速、気温、風向などを検出するものであってよい。風速センサは、例えば端末装置 100 の周辺環境における風速を検出することができる。なお、風速センサは、スマートフォン等に無線通信により風速情報を送信可能な別体の装置であってもよい。

【0095】

(記憶部 130)

記憶部 130 は、例えば、RAM、フラッシュメモリ等の半導体メモリ素子、または、ハードディスク、光ディスク等の記憶装置によって実現されてよい。記憶部 130 は、各種プログラム（情報処理プログラムの一例に相当）を記憶することができる。例えば、記憶部 130 は、実施形態に係る推定プログラムを記憶することができる。また、記憶部 130 は、各種データを記憶することができる。例えば、記憶部 130 は、取得部 161 によって取得されたセンサ情報を記憶することができる。例えば、記憶部 130 は、取得部 161 によって取得された機械学習モデルに関する情報を記憶することができる。例えば、記憶部 130 は、取得部 161 によって取得された機械学習モデルのモデルデータを記憶することができる。例えば、記憶部 130 は、画像センサが撮像した画像を記憶すること

10

20

30

40

50

ができる。

【0096】

ここで、一実施形態に係る推定プログラムは、制御部160の機能を実現するプログラムであってよい。例えば、一実施形態に係る推定プログラムは、所定の環境に関する情報を取得可能なセンサから所定の環境に関する情報を取得する取得手順と、所定の環境に関する情報に基づいて所定の環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを用いて、端末装置100の周辺環境における感染リスクを推定する推定手順と、をコンピュータに実行させる。なお、以下では、実施形態に係る推定プログラムに相当するアプリケーションを感染リスク推定アプリと記載する場合がある。

【0097】

(入力部140・出力部150)

入力部140は、利用者から各種操作を受け付ける入力装置であってよい。例えば、入力部140は、キーボードやマウスや操作キー等によって実現されてよい。出力部150は、各種情報を表示するための表示装置であってよい。すなわち、出力部150は画面を有してよい。例えば、出力部150は、液晶ディスプレイ等によって実現されてよい。なお、端末装置100にタッチパネルが採用される場合には、入力部140と出力部150とは一体化されてよい。また、以下の説明では、出力部150を画面と記載する場合がある。

【0098】

(制御部160)

制御部160は、端末装置100のコントローラであってよい。制御部160は、例えば、CPUやMPU等によって構成されてよい。制御部160は、例えば、RAMを作業領域として端末装置100内部の記憶装置に記憶されている各種プログラム(情報処理プログラムの一例に相当)を実行してよい。例えば、制御部160は、CPUやMPU等によって、RAMを作業領域として実施形態に係る推定プログラムを実行してよい。また、制御部160は、例えば、ASICやFPGA等の集積回路により実現されてよい。

【0099】

制御部160は、取得部161と、推定部162と、出力制御部163とを有してよい。制御部160は、例えば、以下に説明する情報処理の作用を実現または実行することができる。なお、制御部160の内部構成は、図15に示した構成に限られず、後述する情報処理を行う構成であれば他の構成であってもよい。

【0100】

(取得部161)

取得部161は、所定の環境に関する情報を取得することができる。具体的には、取得部161は、所定の環境に関する情報の一例として、所定の環境に関するセンサ情報を取得可能なセンサによって取得されたセンサ情報を取得することができる。例えば、取得部161は、利用者の端末装置100の周辺環境に関する情報の一例として、利用者の端末装置100の周辺環境に関するセンサ情報を取得することができる。例えば、取得部161は、センサ部120によって検出された端末装置100の周辺環境に関するセンサ情報をセンサ部120から取得することができる。また、例えば、取得部161は、端末装置100によって取得されたセンサ情報が記憶されたデータベース等の端末装置100以外の装置からセンサ情報を取得してもよい。

【0101】

例えば、取得部161は、センサ情報の一例として、温度センサによって取得された端末装置100の周辺環境における温度情報を取得することができる。例えば、取得部161は、センサ情報の一例として、サーモグラフィーカメラによって撮影された端末装置100の周辺環境における温度分布画像を取得することができる。また、取得部161は、センサ情報の一例として、温度センサによって所定時間間隔で取得された端末装置100の周辺環境における温度情報を取得することができる。また、取得部161は、センサ情報の一例として、カメラによって所定時間内に撮影された端末装置100の周辺環

10

20

30

40

50

境における画像に含まれる人影の動きを取得することができる。また、取得部 161 は、センサ情報の一例として、音センサによって取得された端末装置 100 の周辺環境における音情報を取得することができる。また、取得部 161 は、センサ情報の一例として、風速センサによって取得された端末装置 100 の周辺環境における風速情報を取得することができる。取得部 161 は、取得したセンサ情報を記憶部 130 に格納することができる。

【0102】

また、取得部 161 は、所定の環境に関するセンサ情報に基づいて所定の環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルに関する情報を生成装置 50 から取得することができる。例えば、取得部 161 は、機械学習モデルに関する情報の一例として、機械学習モデルのモデルデータを取得することができる。取得部 161 は、取得した機械学習モデルに関する情報を記憶部 130 に格納することができる。

10

【0103】

(推定部 162)

推定部 162 は、所定の環境に関するセンサ情報に基づいて所定の環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを用いて、端末装置 100 の周辺環境における感染リスクを推定してよい。具体的には、推定部 162 は、例えば、取得部 161 によって取得された機械学習モデルを用いて、端末装置 100 の周辺環境における感染リスクを推定してよい。より具体的には、推定部 162 は、取得部 161 によって取得された利用者の端末装置 100 の周辺環境に関するセンサ情報を入力データとして、取得部 161 によって取得された機械学習モデルにより、端末装置 100 の周辺環境における感染リスクを推定してよい。これによれば、端末装置 100 は、利用者の現在位置における感染リスクを推定することができる。

20

【0104】

(出力制御部 163)

出力制御部 163 は、推定部 162 による推定結果を出力部 150 に出力することができる。例えば、出力制御部 163 は、推定部 162 による推定結果を音声により出力してよい。また、出力制御部 163 は、推定部 162 による推定結果を画面に表示してもよい。例えば、出力制御部 163 は、推定部 162 によって推定された感染リスクを利用者に対して通知することができる。例えば、出力制御部 163 は、利用者の現在位置における感染リスクを利用者に対して通知することができる。例えば、出力制御部 163 は、推定部 162 によって感染リスクの高い環境であると推定された場所に利用者が所定時間以上滞在している場合には、利用者に対して感染リスクが高いことをアラームで通知することができる。

30

【0105】

なお、出力制御部 163 は、利用者に対して感染リスクが高いことを音声により出力してもよい。また、出力制御部 163 は、利用者に対して感染リスクが高いことを画面に表示してもよい。例えば、出力制御部 163 は、利用者の現在位置に応じて、推定部 162 による推定結果を音声により出力するか又は画面に表示するかを選択してもよい。例えば、出力制御部 163 は、利用者の現在位置から利用者が公共の場所（例えば、勤務先や電車の中）にいると推定される場合は、推定部 162 による推定結果を画面に表示してもよい。また、出力制御部 163 は、利用者の現在位置から利用者がプライベートな場所（例えば、自宅や公園）にいると推定される場合は、推定部 162 による推定結果を音声により出力してもよい。また、出力制御部 163 は、各端末装置 100 による推定結果をクラウド上で共有して、危険度マップを生成してもよい。出力制御部 163 は、生成した危険度マップを各端末装置 100 に配信してもよい。そして、出力制御部 163 は、各端末装置 100 によって受信された危険度マップを各端末装置 100 の画面に表示してもよい。

40

【0106】

〔2-5. 端末装置の情報処理の例〕

次に、図 16 を用いて実施形態に係る端末装置の情報処理について説明する。図 16 は、

50

実施形態に係る端末装置の情報処理の一例について説明するための図である。図 16 の上側に示す例では、店舗 A の従業員の端末装置 1001 には、感染リスク推定アプリがインストールされている。端末装置 1001 は、例えば、端末装置 1001 の周辺環境（すなわち、店舗 A 内の環境）に関するセンサ情報に基づいて、端末装置 1001 の周辺環境における感染リスク（すなわち、店舗 A 内の感染リスク）を推定することができる。例えば、端末装置 1001 は、店舗 A 内の感染リスクが比較的低いと推定することができる。続いて、端末装置 1001 は、推定結果をクラウドにアップすることができる。端末装置 1001 は、店舗 A 内の感染リスクが比較的低いことを視覚的に示す印（図 16 に示す例では、点線の丸印）を店舗 A の位置に重畳した危険度マップ M1 を生成することができる。続いて、端末装置 1001 は、生成した危険度マップ M1 を自店舗の HP や SNS 上にアップして顧客と共有することができる。また、端末装置 1001 は、生成した危険度マップ M1 を他の利用者の端末装置 100 に配信してもよい。そして、他の利用者の端末装置 100 は、端末装置 1001 から危険度マップ M1 を受信すると、危険度マップ M1 を画面に表示することができる。

10

【0107】

また、図 16 の下側に示す例では、店舗 B の従業員の端末装置 1002 には、感染リスク推定アプリがインストールされている。端末装置 1002 は、例えば、端末装置 1002 の周辺環境（すなわち、店舗 B 内の環境）に関するセンサ情報に基づいて、端末装置 1002 の周辺環境における感染リスク（すなわち、店舗 B 内の感染リスク）を推定することができる。例えば、端末装置 1002 は、店舗 B 内の感染リスクが比較的高いと推定することができる。続いて、端末装置 1002 は、推定結果をクラウドにアップすることができる。端末装置 1002 は、例えば、店舗 B 内の感染リスクが比較的高いことを視覚的に示す印（図 16 に示す例では、実線の丸印）を店舗 B の位置に重畳した危険度マップ M1 を生成することができる。続いて、端末装置 1002 は、生成した危険度マップ M1 を自店舗の HP や SNS 上にアップして顧客と共有することができる。また、端末装置 1002 は、生成した危険度マップ M1 を他の利用者の端末装置 100 に配信してもよい。そして、他の利用者の端末装置 100 は、端末装置 1001 から危険度マップ M1 を受信すると、危険度マップ M1 を画面に表示することができる。

20

【0108】

このように、端末装置 100 は、各店舗における感染リスク情報を自店舗の HP や SNS 上にアップして顧客と共有することができる。これにより、一実施形態に係る端末装置 100 によれば、例えば、従業員は店内が混みあっておらず安全であることを顧客に知らせたり、店内が混み合っており危険であることなどを知らせることができる。また、例えば、顧客は、時間差を置いて顧客に訪問したり、別店舗を先に訪問したりする等の対策をとることができる。すなわち、一実施形態に係る端末装置 100 によれば、感染症リスクを考慮した生活様式に必要な情報を提供し得る。

30

【0109】

次に、図 17 を用いて実施形態に係る端末装置 100 の情報処理について説明する。図 17 は、実施形態に係る端末装置 100 の情報処理の一例について説明するための図である。図 17 に示す例では、端末装置 100 は、各利用者の端末装置 100 における推定結果に基づいて、より広範囲の危険度マップ M2 を生成することができる。端末装置 100 は、危険度マップ M2 を生成すると、生成した危険度マップ M2 を画面に表示することができる。したがって、一実施形態に係る端末装置 100 によれば、利用者は、感染症リスクを考慮して行動予定を検討することができる。

40

【0110】

次に、図 18 を用いて実施形態に係る端末装置の情報処理について説明する。図 18 は、実施形態に係る端末装置の情報処理の一例について説明するための図である。図 18 に示す例では、端末装置 100 は、図 17 に示した危険度マップに基づいて、利用者に対して出発地から目的地までの移動経路を提案することができる。例えば、端末装置 100 は、利用者から出発地点 P1 と到着地点 P2 の入力を受け付ける。続いて、端末装置 100 は

50

、出発地点 P 1 と到着地点 P 2 を含む領域の危険度マップに基づいて、出発地点 P 1 から到着地点 P 2 までの移動経路を重畳した危険度マップ M 3 を生成することができる。例えば、端末装置 1 0 0 は、感染リスクに応じた複数の移動経路を重畳した危険度マップ M 3 を生成することができる。図 1 8 に示す例では、感染リスクが比較的低い移動経路 R T 1、感染リスクが中程度である移動経路 R T 2、および感染リスクが比較的高い移動経路 R T 3 を重畳した危険度マップ M 3 を生成することができる。また、端末装置 1 0 0 は、危険度マップ M 3 を生成すると、生成した危険度マップ M 3 を画面に表示することができる。したがって、一実施形態に係る端末装置 1 0 0 によれば、利用者は、比較的感染症リスクが低い経路に沿って移動することができる。

10

【0111】

〔2 - 6 . 端末装置の情報処理手順〕

次に、図 1 9 を用いて、実施形態に係る端末装置の情報処理手順について説明する。図 1 9 は、実施形態に係る端末装置の情報処理手順を示す図である。まず、取得部 1 6 1 は、所定の環境に関する情報を取得することができる（ステップ S 2 0 1）。次に、推定部 1 6 2 は、所定の環境に関する情報に基づいて所定の環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを用いて、端末装置 1 0 0 の周辺環境における感染リスクを推定することができる（ステップ S 2 0 2）。そして、出力制御部 1 6 3 は、推定部 1 6 2 による推定結果を出力することができる（ステップ S 2 0 3）。

【0112】

〔3 . 効果〕

20

上述してきたように、一実施形態に係る端末装置 1 0 0 は、取得部 1 6 1 と推定部 1 6 2 を備える。取得部 1 6 1 は、所定の環境に関する情報を取得可能なセンサから所定の環境に関する情報を取得する。推定部 1 6 2 は、所定の環境に関する情報に基づいて所定の環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを用いて、端末装置 1 0 0 の周辺環境における感染リスクを推定する。

【0113】

これにより、端末装置 1 0 0 は、各種センサ情報の相関性が高い機械学習モデルを用いて、端末装置 1 0 0 の周辺環境における感染リスクを推定することができる。

【0114】

また、所定の環境に関する情報は、端末装置 1 0 0 の周辺環境における温度分布画像、所定時間間隔で取得された端末装置 1 0 0 の周辺環境における温度分布画像、所定時間内に撮影された端末装置 1 0 0 の周辺環境における人影の画像、端末装置 1 0 0 の周辺環境における音情報、および端末装置 1 0 0 の周辺環境における風速情報のうち少なくとも一つ、を含む。

30

【0115】

これにより、端末装置 1 0 0 は、各種センサ情報に基づいて、端末装置 1 0 0 の周辺環境における感染リスクを推定することができる。

【0116】

また、実施形態に係る端末装置 1 0 0 は、推定部 1 6 2 による推定結果を端末装置 1 0 0 に出力する出力制御部 1 6 3 をさらに備える。

40

【0117】

これにより、端末装置 1 0 0 は、端末装置 1 0 0 の利用者に対して、感染症リスクを考慮した生活様式に必要な情報を提供することができる。

【0118】

また、出力制御部 1 6 3 は、推定部 1 6 2 によって推定された推定結果に基づく感染リスクを示す危険度マップを利用者の端末装置 1 0 0 の画面に表示する。

【0119】

これにより、端末装置 1 0 0 は、端末装置 1 0 0 の利用者が感染症リスクを考慮して行動予定を検討することを可能にする。

【0120】

50

また、出力制御部 163 は、推定部 162 によって推定された推定結果に基づいて、利用者によって指定された出発地から目的地までの移動経路を利用者の端末装置 100 の画面に表示する。

【0121】

これにより、端末装置 100 は、端末装置 100 の利用者が比較的感染症リスクが低い経路に沿って移動することを可能にする。

【0122】

また、実施形態に係る生成装置 50 は、取得部 531 と生成部 532 を備える。取得部 531 は、所定の環境に関する情報を取得する。生成部 532 は、所定の環境に関する情報に基づいて端末装置 100 の周辺環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成する。

10

【0123】

これにより、生成装置 50 は、各種センサ情報の相関性が高い機械学習モデルを用いて、感染症に感染するリスクを推定可能とすることができる。

【0124】

また、取得部 531 は、所定の環境に関する情報として、所定の環境に関するセンサ情報を取得可能なセンサによって取得されたセンサ情報を取得する。生成部 532 は、機械学習モデルにセンサ情報が入力された場合に、感染リスクの高さに応じた 2 以上のクラスターのうち少なくともいずれか 1 つのクラスターにセンサ情報が分類されるよう学習した機械学習モデルを生成する。

20

【0125】

これにより、生成装置 50 は、例えば、感染リスクの高さのレベルが「危険」と「大丈夫」の 2 種類である場合であっても、感染症に感染するリスクを推定可能とすることができる。

【0126】

また、生成部 532 は、機械学習モデルの入力情報としてセンサ情報が入力された場合に、機械学習モデルの出力情報として、センサ情報が分類されるクラスターに対応する感染リスクを示すラベルを出力するよう学習した機械学習モデルを生成する。

【0127】

これにより、生成装置 50 は、利用者に対してわかりやすい推定結果を出力することを可能とする。

30

【0128】

また、取得部 531 は、端末装置 100 の周辺環境における温度分布画像であるセンサ情報を取得する。生成部 532 は、温度分布画像の温度分布のパターンに基づいて、端末装置 100 の周辺環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成する。

【0129】

これにより、生成装置 50 は、例えば、人混みの有無を示す情報に基づいて、感染リスクを推定可能とすることができる。

【0130】

また、取得部 531 は、所定時間間隔で取得された端末装置 100 の周辺環境における温度分布画像であるセンサ情報を取得する。生成部 532 は、温度分布画像それぞれの温度分布のパターンに基づいて、端末装置 100 の周辺環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成する。

40

【0131】

これにより、生成装置 50 は、例えば、人の滞留の有無を示す情報に基づいて、感染リスクを推定可能とすることができる。

【0132】

また、取得部 531 は、所定時間内に撮影された端末装置 100 の周辺環境における人影の画像であるセンサ情報を取得する。生成部 532 は、画像に含まれる人影の時間変化のパターンに基づいて、端末装置 100 の周辺環境における感染リスクを推定可能な機械学

50

習モデルを生成する。

【0133】

これにより、生成装置50は、プライバシーに配慮したうえで、感染リスクを推定可能とすることができる。

【0134】

また、取得部531は、所定時間内に取得された端末装置100の周辺環境における音情報であるセンサ情報を取得する。生成部532は、音情報の時間変化のパターンに基づいて、端末装置100の周辺環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成する。

【0135】

これにより、生成装置50は、例えば、音の情報から推定される人の動きに関する情報に基づいて、感染リスクを推定可能とすることができる。

【0136】

また、取得部531は、所定時間内に取得された端末装置100の周辺環境における風速情報であるセンサ情報を取得する。生成部532は、風速情報の時間変化のパターンに基づいて、端末装置100の周辺環境における感染リスクを推定可能な機械学習モデルを生成する。

【0137】

これにより、生成装置50は、例えば、空気の循環の良し悪しや換気が十分か不十分かといった情報に基づいて、感染リスクを推定可能とすることができる。

【0138】

〔4. ハードウェア構成〕

また、上述してきた実施形態に係る端末装置100または生成装置50は、例えば図20に示すような構成のコンピュータ1000によって実現されてよい。図20は、端末装置100または生成装置50の機能を実現するコンピュータの一例を示すハードウェア構成図である。コンピュータ1000は、CPU1100、RAM1200、ROM1300、HDD1400、通信インターフェイス(I/F)1500、入出力インターフェイス(I/F)1600、及びメディアインターフェイス(I/F)1700を備えてよい。

【0139】

CPU1100は、ROM1300またはHDD1400に格納されたプログラムに基づいて動作し、各部の制御を行う。ROM1300は、コンピュータ1000の起動時にCPU1100によって実行されるブートプログラムや、コンピュータ1000のハードウェアに依存するプログラム等を格納することができる。

【0140】

HDD1400は、CPU1100によって実行されるプログラム、及び、かかるプログラムによって使用されるデータ等を格納することができる。通信インターフェイス1500は、所定の通信網を介して他の機器からデータを受信してCPU1100へ送り、CPU1100が生成したデータを所定の通信網を介して他の機器へ送信することができる。

【0141】

CPU1100は、入出力インターフェイス1600を介して、ディスプレイやプリンタ等の出力装置、及び、キーボードやマウス等の入力装置を制御することができる。CPU1100は、入出力インターフェイス1600を介して、入力装置からデータを取得することができる。また、CPU1100は、入出力インターフェイス1600を介して、生成したデータを出力装置へ出力することができる。

【0142】

メディアインターフェイス1700は、記録媒体1800に格納されたプログラムまたはデータを読み取り、RAM1200を介してCPU1100に提供することができる。CPU1100は、かかるプログラムを、メディアインターフェイス1700を介して記録媒体1800からRAM1200上にロードし、ロードしたプログラムを実行することができる。記録媒体1800は、例えばDVD(Digital Versatile Disc)、PD(P

10

20

30

40

50

hase change rewritable Disk)等の光学記録媒体、MO (Magneto-Optical disk)等の光磁気記録媒体、テープ媒体、磁気記録媒体、または半導体メモリ等であってよい。

【0143】

例えば、コンピュータ1000が実施形態に係る端末装置100または生成装置50として機能する場合、コンピュータ1000のCPU1100は、RAM1200上にロードされたプログラムを実行することにより、制御部160または制御部53の機能を実現することができる。コンピュータ1000のCPU1100は、これらのプログラムを記録媒体1800から読み取って実行するが、他の例として、他の装置から所定の通信網を介してこれらのプログラムを取得してもよい。

10

【0144】

以上、本願の実施形態のいくつかを図面に基づいて詳細に説明したが、これらは例示であり、発明の開示の欄に記載の態様を始めとして、当業者の知識に基づいて種々の変形、改良を施した他の形態で本発明を実施することができることが可能である。

【0145】

〔5. その他〕

また、上記実施形態及び変形例において説明した各処理のうち、自動的に行われるものとして説明した処理の全部または一部を手動的に行うこともでき、あるいは、手動的に行われるものとして説明した処理の全部または一部を公知の方法で自動的に行うこともできる。この他、上記文書中や図面中で示した処理手順、具体的名称、各種のデータやパラメータを含む情報については、特記する場合を除いて任意に変更することができる。例えば、各図に示した各種情報は、図示した情報に限られない。

20

【0146】

また、図示した各装置の各構成要素は機能概念的なものであり、必ずしも物理的に図示の如く構成されていることを要しない。すなわち、各装置の分散・統合の具体的形態は図示のものに限られず、その全部または一部を、各種の負荷や使用状況などに応じて、任意の単位で機能的または物理的に分散・統合して構成することができる。

【0147】

また、上述してきた実施形態及び変形例は、処理内容を矛盾させない範囲で適宜組み合わせることが可能である。

30

【0148】

また、上述してきた「部 (section、module、unit)」は、「手段」や「回路」などに読み替えることができる。例えば、推定部は、推定手段や推定回路に読み替えることができる。

【符号の説明】

【0149】

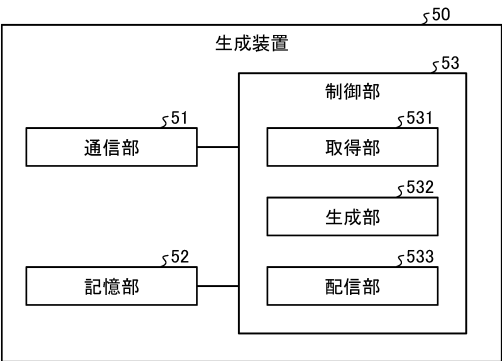
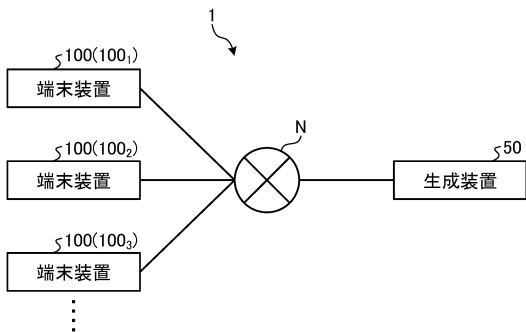
- 1 情報処理システム
- 50 生成装置
- 51 通信部
- 52 記憶部
- 53 制御部
- 531 取得部
- 532 生成部
- 533 配信部
- 100 端末装置
- 110 通信部
- 120 センサ部
- 130 記憶部
- 140 入力部
- 150 出力部

40

50

1 6 0 制御部
1 6 1 取得部
1 6 2 推定部
1 6 3 出力制御部
【図面】
【図 1】

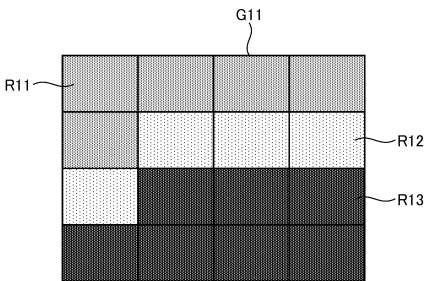
【図 2】



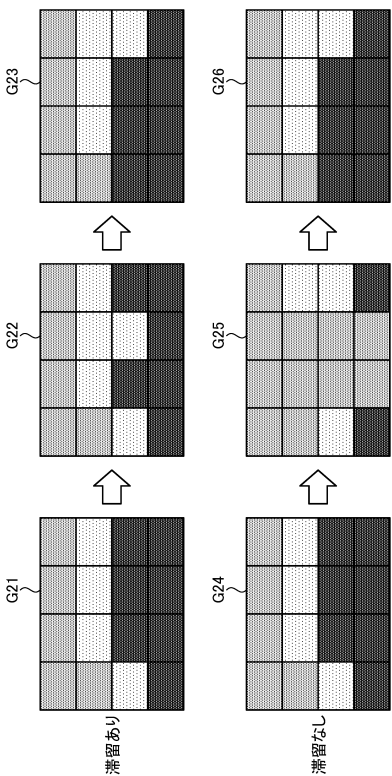
10

20

【図 3】



【図 4】

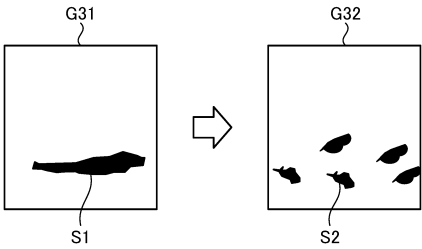


30

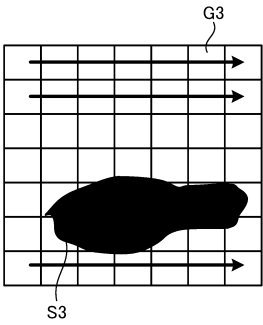
40

50

【図 5】

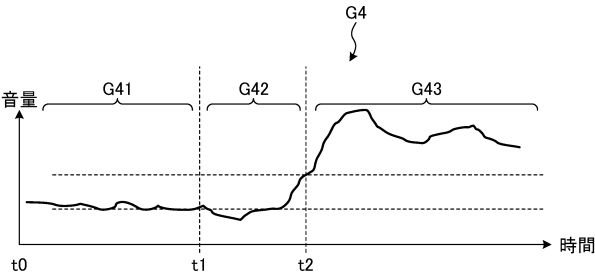


【図 6】

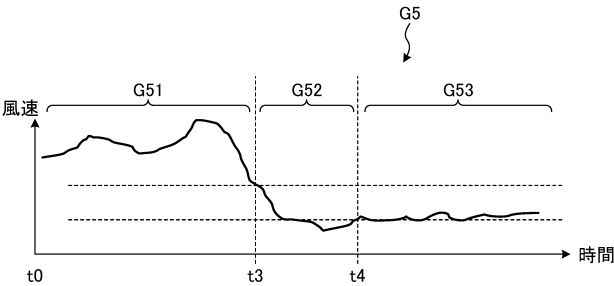


10

【図 7】



【図 8】



20

30

40

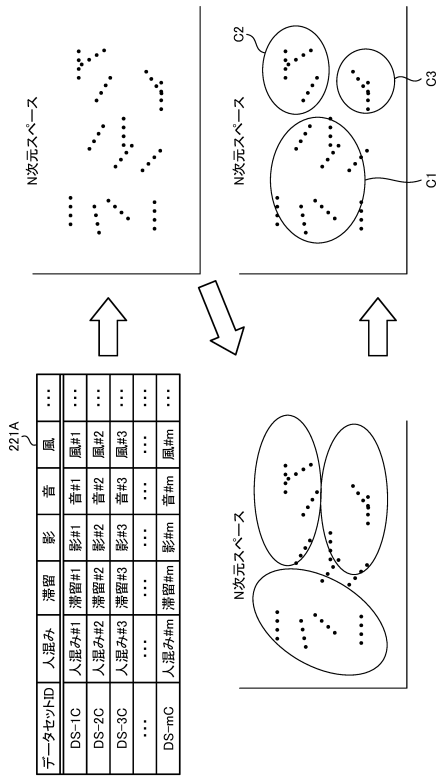
50

【図 9】

221A

データセットID	人混み	滞留	影	音	風	...
DS-1C	人混み#1	滞留#1	影#1	音#1	風#1	...
DS-2C	人混み#2	滞留#2	影#2	音#2	風#2	...
DS-3C	人混み#3	滞留#3	影#3	音#3	風#3	...
...	...	...	...	...	...	...
DS-mC	人混み#m	滞留#m	影#m	音#m	風#m	...

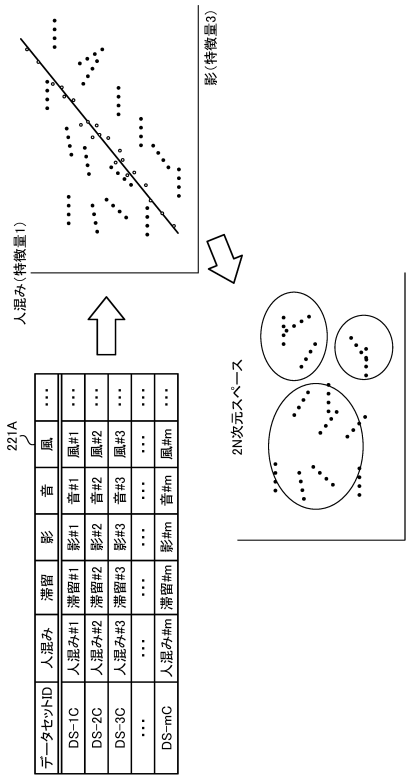
【図 10】



10

20

【図 11】



【図 12】

221B

データセットID	人混み	滞留	影	音	風	教師ラベル
DS-1A	人混み#1	滞留#1	影#1	音#1	風#1	3
DS-2A	人混み#2	滞留#2	影#2	音#2	風#2	2
DS-3A	人混み#3	滞留#3	影#3	音#3	風#3	1
...	...	...	...	...	...	...
DS-mA	人混み#m	滞留#m	影#m	音#m	風#m	3

30

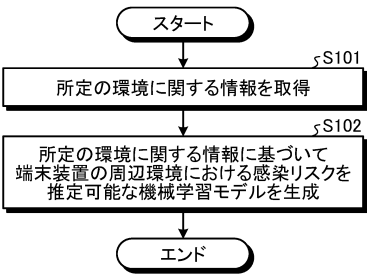
40

50

【図 1 3】

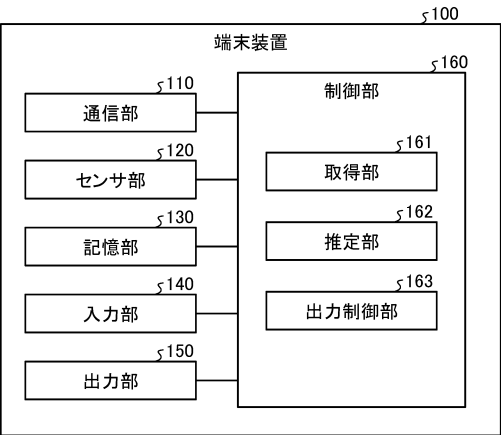
§221C						
データセットID	人混み	滞留	影	音	風	教師ラベル
DS-1B	3	3	2	3	2	3
DS-2B	1	1	3	2	3	2
DS-3B	2	2	1	1	1	1
...	...	...	...	...	...	...
DS-mB	2	3	3	2	3	3

【図 1 4】

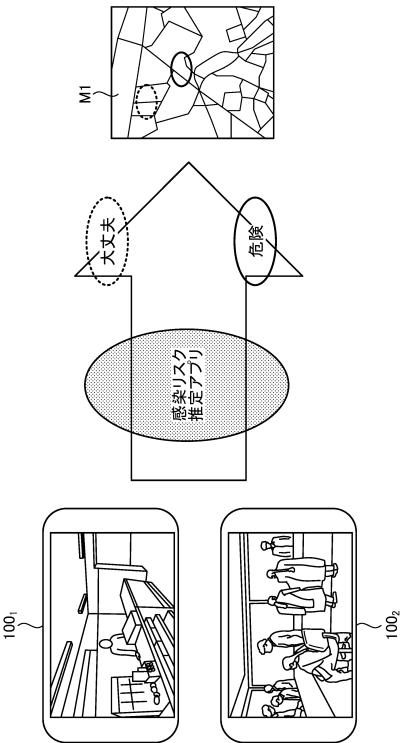


10

【図 1 5】



【図 1 6】



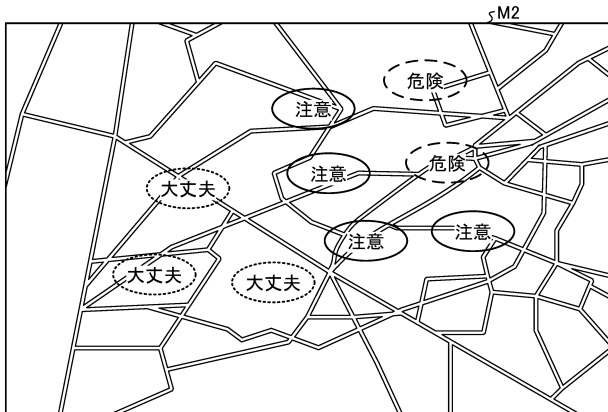
20

30

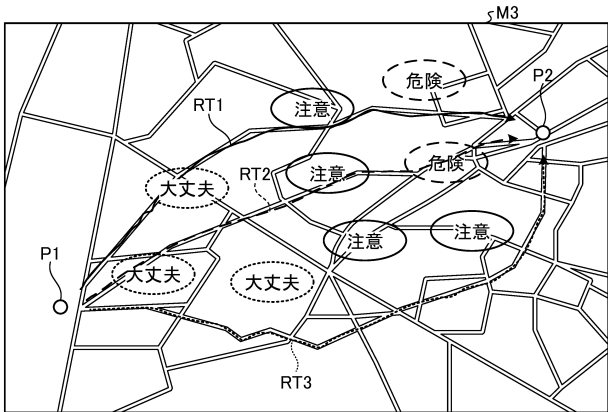
40

50

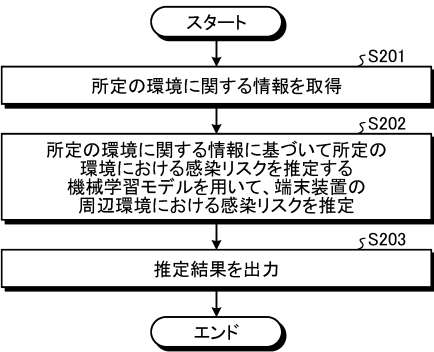
【図 17】



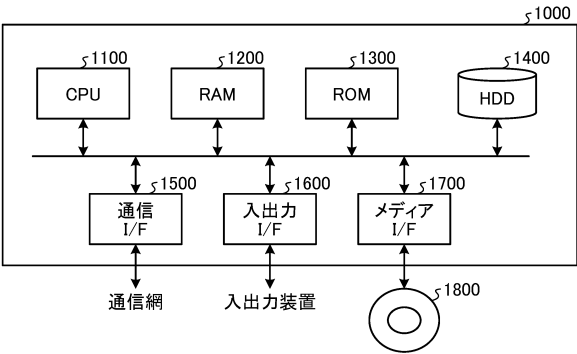
【図 18】



【図 19】



【図 20】



10

20

30

40

50

フロントページの続き

(51)国際特許分類

F I

テーマコード (参考)

G 0 6 N 20/00 (2019.01)**G 0 8 G 1/005****G 0 8 B 21/02 (2006.01)****G 0 6 N 20/00****G 0 6 N 20/00 1 3 0****G 0 6 N 20/00 1 6 0****G 0 8 B 21/02**

F ターム (参考)

FF62 FF63 FF65 FF72 GG17 HH04 HH12 HH19 HH20

5C086 AA22 AA60 BA30 CA28 CA30 CB36 FA18

5C087 AA02 AA03 BB02 BB18 DD03 DD49 EE18 FF01 FF02 FF04

GG09 GG84

5H181 AA21 BB04 BB05 BB13 BB20 CC04 CC11 DD04 FF13 FF22

FF32

5L099 AA00