

(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19日(19.12.2024)



(10) 国際公開番号

WO 2024/257214 A1

(51) 国際特許分類:

G06N 20/00 (2019.01)

(21) 国際出願番号:

PCT/JP2023/021890

(22) 国際出願日:

2023年6月13日(13.06.2023)

(25) 国際出願の言語:

日本語

(26) 国際公開の言語:

日本語

(71) 出願人: 日本電気株式会社 (NEC CORPORATION) [JP/JP]; 〒1088001 東京都港区芝五丁目7番1号 Tokyo (JP).

(72) 発明者: 入江 理政 (IRIE, Michimasa); 〒1088001 東京都港区芝五丁目7番1号 日本電気株式会社内 Tokyo (JP).

(74) 代理人: 馬場 資博, 外 (BABA, Motohiro et al.); 〒3500046 埼玉県川越市菅原町25番地1 石井ビル2階 Saitama (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, 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.

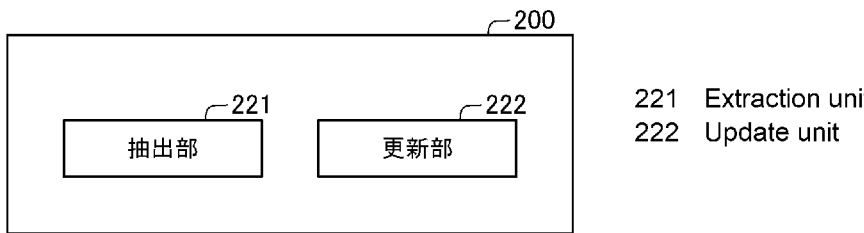
(84) 指定国(表示のない限り、全ての種類の広域保護が可能): ARIPO (BW, CV, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SC, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), ユーラシア (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), ヨーロッパ (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, ME, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE,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

— 国際調査報告 (条約第21条(3))

(54) Title: LEARNING DEVICE

(54) 発明の名称: 学習装置



(57) Abstract: This learning device includes: an extraction unit that, in response to the input of a state action string including at least one combination of a state and an action, extracts a feature vector using a mechanism configured to distribute the feature vector on a feature space; and an update unit that, on the basis of the feature vector extracted by the extraction unit, updates a prototype that is a typical example of the state action string.

(57) 要約: 学習装置は、状態と行動の組み合わせを少なくとも1つ含む状態行動列の入力に応じて、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて前記特徴ベクトルの抽出を行う抽出部と、前記抽出部が抽出した前記特徴ベクトルに基づいて、前記状態行動列の典型例であるプロトタイプを更新する更新部と、を有する。

WO 2024/257214 A1

明 細 書

発明の名称：学習装置

技術分野

[0001] 本開示は、学習装置、学習方法、記録媒体、推論装置に関する。

背景技術

[0002] 状態に応じて、模倣対象の行動を推論する際に用いられる技術が知られている。

[0003] 例えば、特許文献1には、状態の入力に応じて行動を推論するとともに、推論時に用いた典型例（プロトタイプ）を出力する装置が記載されている。例えば、特許文献1に記載の技術の場合、装置は、学習時において、典型例（プロトタイプ）となる行動列を学習しておく。また、推論時において、装置は、推論対象となる状態に応じたプロトタイプを取得する。そして、装置は、状態とプロトタイプとに基づいて行動を推論する。その結果、装置は、推論した行動を出力するとともに、推論時に用いた典型例であるプロトタイプを出力することができる。

先行技術文献

特許文献

[0004] 特許文献1：国際公開第2021／242585号

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0005] 特許文献1に記載の技術の場合、推論時において特定のプロトタイプのみが選択されてしまい、推論の根拠として同一のプロトタイプのみが出力されてしまうことがあった。このように、より適切な根拠の出力を実現することが難しい場合がある、という課題が生じていた。

[0006] そこで、本開示は、上述した課題を解決することが可能な学習装置、学習方法、記録媒体、推論装置を提供することを目的の一つとする。

課題を解決するための手段

- [0007] かかる目的を達成するため本開示における学習装置は、
状態と行動の組み合わせを少なくとも1つ含む状態行動列の入力に応じて、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて前記特徴ベクトルの抽出を行う抽出部と、
前記抽出部が抽出した前記特徴ベクトルに基づいて、前記状態行動列の典型例であるプロトタイプを更新する更新部と、
を有する
という構成をとる。
- [0008] また、本開示における学習方法は、
情報処理装置が、
状態と行動の組み合わせを少なくとも1つ含む状態行動列の入力に応じて、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて前記特徴ベクトルの抽出を行い、
抽出した前記特徴ベクトルに基づいて、前記状態行動列の典型例であるプロトタイプを更新する
という構成をとる。
- [0009] また、本開示における記録媒体は、
情報処理装置に、
状態と行動の組み合わせを少なくとも1つ含む状態行動列の入力に応じて、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて前記特徴ベクトルの抽出を行い、
抽出した前記特徴ベクトルに基づいて、前記状態行動列の典型例であるプロトタイプを更新する
処理を実現させるためのプログラムを記録した、コンピュータが読み取り可能な記録媒体である。
- [0010] また、本開示における推論装置は、
推論対象となる状態に応じて、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて学習されたプロトタイプを取得する取得部と、

推論対象となる状態と、前記取得部が取得した前記プロトタイプと、に基づいて、行動を推論する推論部と、

前記推論部が推論した行動と、推論時に用いた前記プロトタイプと、を出力する出力部と、

を有する

という構成をとる。

発明の効果

[0011] 上述したような各構成によると、より適切な根拠の出力を実現することができる。

図面の簡単な説明

[0012] [図1]本開示における推論装置の概要を示す図である。

[図2]本開示にかかる推論装置の構成例を示すブロック図である。

[図3]状態行動列の一例を説明するための図である。

[図4]オプション選択の一例を示す図である。

[図5]状態行動列の分割例を示す図である。

[図6]特徴抽出処理の一例を説明するための図である。

[図7]特徴抽出処理の一例を説明するための図である。

[図8]特徴抽出処理の一例を説明するための図である。

[図9]特徴抽出処理の一例を説明するための図である。

[図10]プロトタイプ更新処理の一例を説明するための図である。

[図11]プロトタイプ更新処理の一例を説明するための図である。

[図12]プロトタイプ更新処理の一例を説明するための図である。

[図13]出力例を示す図である。

[図14]学習時の動作例を示すフローチャートである。

[図15]推論時の動作例を示すフローチャートである。

[図16]特徴ベクトルの一例を示す図である。

[図17]特徴ベクトルの一例を示す図である。

[図18]本開示にかかる学習装置のハードウェア構成例を示す図である。

[図19]学習装置の構成例を示すブロック図である。

[図20]学習装置の動作例を示すフローチャートである。

[図21]本開示にかかる第2の推論装置の構成例を示すブロック図である。

発明を実施するための形態

[0013] [第1の実施形態]

本開示にかかる第1の推論装置100の構成例について、図1から図17までを参照して説明する。図1は、推論装置100の概要を示す図である。図2は、推論装置100の構成例を示すブロック図である。図3は、状態行動列の一例を説明するための図である。図4は、オプション選択の一例を示す図である。図5は、状態行動列の分割例を示す図である。図6から図9までは、特徴抽出処理の一例を説明するための図である。図10から図12までは、プロトタイプ更新処理の一例を説明するための図である。図13は、出力例を示す図である。図14は、学習時の動作例を示すフローチャートである。図15は、推論時の動作例を示すフローチャートである。図16、図17は、特徴ベクトルの一例を示す図である。なお、本開示において、図面は、1以上の各実施形態に関連づけられてよい。

[0014] 本開示の第1の実施形態では、状態の入力に応じて行動を推論する情報処理装置である推論装置100（学習装置）について説明する。例えば、図1で示すように、推論装置100は、学習時において、状態と行動の遷移を示す状態行動列に基づいて、典型例となるプロトタイプを学習（機械学習）しておく。また、推論装置100は、推論時において、推論対象となる状態に対応するプロトタイプを取得する。そして、推論装置100は、状態とプロトタイプとに基づいて行動を推論する。その後、推論装置100は、推論した行動を出力するとともに、推論時に用いた典型例であるプロトタイプを出力することができる。

[0015] また、本開示において説明する推論装置100は、プロトタイプを学習する際、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を持つアーキテクチャを用いて特徴ベクトルの抽出を行って上記学習を行う。例えば、推論装

置 100 は、状態行動列を入力して特徴ベクトルを得るエンコーダと、特徴ベクトルを入力して状態行動列を再構成するデコーダと、を含むオートエンコーダのアーキテクチャを用いて、上記抽出を行う。このような構成によると、特徴ベクトルが特徴空間上に分散される。そのため、抽出した特徴ベクトルに応じて更新するプロトタイプの特徴ベクトルも分散することができる。これにより、推論装置 100 は、推論時において特定のプロトタイプのみを選択してしまうことなく、適切なプロトタイプの選択を行うことができる。

[0016] なお、本開示において説明する推論装置 100 は、例えば、専門家そのほかエキスパートなどの模倣対象の行動を推論・模倣する際などに使用することができる。例えば、推論装置 100 は、優良顧客の状態及び行動から推論対象の人物が取るべき行動を推論して推論した行動を行うよう必要な行動推薦を行うなど、小売り関連の推論、意思決定の支援時などに用いることができる。また、推論装置 100 は、健康改善の効果が見られたユーザの状態及び行動から健康改善を図りたいユーザの行動を推論・提示することで意思決定を支援するなどヘルスケア関連で用いられてもよい。推論装置 100 は、上記例示した場合のほか、機械学習により状態に応じた行動を推論して、様々な意思決定を支援する任意の場面で用いられてよい。

[0017] また、本開示において、状態とは、ある時点における対象の属性、様子、状況などのありさまを示すデータのこという。状態には、1 つまたは複数の値を含むことができる。例えば、ヘルスケア関連の場合、状態には、年齢、性別、BMI (Body Mass Index)、体脂肪率、血圧、摂取カロリー、食事内容に応じた値などのうちの少なくとも一部の値を含むことができる。状態には、上記例示した以外の値が含まれてもよい。また、行動とは、対応する状態時に対象が行った行いの内容や種類などのことをいう。例えば、ヘルスケア関連の場合、行動には、運動の種類、時間、強度など行動の種類や内容に応じた値が含まれてよい。状態と同様、行動には、上記例示した以外の値が含まれてもよい。また、状態行動列とは、ある時点における状態と状態に対応

する行動との組み合わせを1つまたは複数含む、状態と行動の遷移のことをいう。例えば、状態行動列は、ある人物における状態と行動の遷移を時系列で示すデータなどであってよい。状態行動列は、一人または複数の人物の状態と行動の遷移を時系列で示してもよい。

[0018] また、本開示において、プロトタイプとは、状態行動列から学習される状態と行動の遷移の典型例のことをいう。プロトタイプは、状態と状態に対応する行動との組み合わせを1つまたは複数含むことができる。また、本開示において、オプション選択部120が状態などに基づいて選択するサブゴールのことをオプションという。例えば、オプションは、プロトタイプと関連づけることができる。そのため、オプションは、プロトタイプを識別するための識別情報ということもできる。例えば、オプションの数は、 k 個（ k は自然数）など予め設定してよい。

[0019] 図2は、推論装置100の構成例を示している。図2を参照すると、推論装置100は、取得部110と、オプション選択部120と、状態行動列分割部130と、特徴抽出部140と、プロトタイプ更新部150と、プロトタイプ取得部170と、行動推論部180と、出力部190と、を有している。例えば、推論装置100は、CPU（Central Processing Unit）などの演算装置と、プログラムを記憶する記録装置と、を有する。例えば、推論装置100は、演算装置が記憶装置からプログラムを読み込んで実行することにより、上記ハードウェアとプログラムとを協働させて上記処理部を実現することができる。また、推論装置100は、状態履歴データベース111やプロトタイプデータベース160などを有することができる。

[0020] なお、図2では、1台の情報処理装置を用いて推論装置100としての機能を実現する場合について例示している。しかしながら、推論装置100としての機能のうちの少なくとも一部は、例えばクラウド上に実現されるなど、複数台の情報処理装置を用いて実現されてもよい。また、推論装置100は、キーボードやマウスなどの操作入力部やディスプレイなどの画面表示装置など例示した以外の構成を有してもよい。

- [0021] また、推論装置 100 は、上述した CPU の代わりに、GPU (Graphic Processing Unit)、DSP (Digital Signal Processor)、MPU (Micro Processing Unit)、FPU (Floating point number Processing Unit)、PPU (Physics Processing Unit)、TPU (Tensor Processing Unit)、量子プロセッサ、マイクロコントローラ、又は、これらの組み合わせなどを有してもよい。
- [0022] 取得部 110 は、学習対象となる状態行動列や、推論対象となる状態などを取得する。例えば、取得部 110 は、状態行動列を格納する状態履歴データベース 111 などを参照することで、学習対象となる状態行動列や、推論対象となる状態などを取得する。
- [0023] 例えば、図 3 で例示するように、取得部 110 は、複数の状態を含む状態行動列を取得することができる。一例として、図 3 で例示する場合、取得部 110 は、状態 s1 から s11 まで 11 個の状態を含む状態行動列を取得する。また、取得部 110 が取得する状態 s1 から s11 までの各状態には、年齢、性別、体重など複数の値が含まれている。なお、図 3 では例示していないが、状態行動列には、各状態に対応する行動の値が含まれてよい。
- [0024] なお、取得部 110 は、上記例示した以外の方法で学習対象となる状態行動列や推論対象となる状態などを取得してもよい。例えば、取得部 110 は、キーボードやマウスなどの操作入力部を用いた入力を受け付けること、そのほか外部装置などから取得することなど任意の方法を用いて、学習対象となる状態行動列や推論対象となる状態などを取得してよい。
- [0025] 状態履歴データベース 111 は、学習対象となる状態行動列などを記憶する記憶装置である。例えば、状態履歴データベース 111 は、1 つまたは複数の状態行動列を含むことができる。上述したように、状態行動列には、ある時点における状態と状態に対応する行動との組み合わせが 1 つまたは複数含まれてよい。また、状態履歴データベース 111 は、推論対象となる状態などを含むことができる。状態履歴データベース 111 に含まれる各種情報は、キーボードやマウスなどの操作入力部を用いた入力を受け付けること、

外部装置などから取得することなど、任意の手段を用いて取得され、記憶装置に格納されている。

[0026] なお、状態履歴データベース 111 は、図 2 で例示するように推論装置 100 の外部にあってもよいし、推論装置 100 が有してもよい。本開示においては、状態履歴データベース 111 を有する装置については特に限定しない。

[0027] オプション選択部 120 は、学習対象となる状態行動列や推論対象となる状態などに対してオプションを選択する。例えば、オプション選択部 120 は、状態行動列に含まれる各状態や推論対象となる状態について、選択対象となる状態の内容などに基づいてオプションを選択することができる。

[0028] 図 4 は、オプション選択部 120 によるオプション選択の一例を示している。例えば、図 4 を参照すると、オプション選択部 120 は、状態行動列に含まれる各状態についてオプションを選択する。一例として、図 4 で例示する場合、オプション選択部 120 は、状態 s 1、s 2 についてオプション 3 を選択している。また、オプション選択部 120 は、状態 s 3 から s 7 までオプション 1 を選択しており、状態 s 8 から s 11 までオプション 3 を選択している。

[0029] 本開示の場合、オプション選択部 120 は、状態の入力に対してオプションを出力するよう予め学習したモデルを用いることなどにより、オプションの選択を行うことができる。換言すると、オプション選択部 120 は、状態の入力に対してオプションを出力するよう予め学習したオプション選択器などであってよい。また、オプション選択部 120 によるオプションの選択方針は、強化学習などにより学習してよい。一例として、オプション選択部 120 は、後述する行動推論部 180 による行動の推論値が正解値に近いほど方針の学習において高い報酬を得るように、強化学習を行うことができる。なお、オプション選択部 120 は、ニューラルネットワークなどを用いた方針の学習を行ってよい。オプション選択部 120 は、例示した以外のモデルを用いて学習を行ってもよい。

- [0030] 状態行動列分割部 130 は、オプション選択部 120 が選択したオプションに基づいて状態行動列を複数のセグメントに分割する。ここで、セグメントとは、状態行動列のうちの少なくとも一部から構成される部分列のことをいう。例えば、状態行動列分割部 130 は、状態行動列のうちオプション選択部 120 が選択したオプションが連続する列ごとに、状態行動列を分割することができる。
- [0031] 例えば、図 4 で例示した場合、オプション選択部 120 は、状態 s 1、s 2 についてオプション 3 を選択しており、状態 s 3 から s 7 までオプション 1 を選択しており、状態 s 8 から s 11 までオプション 11 を選択している。そこで、状態行動列分割部 130 は、図 5 で例示するように、オプション 3 が選択された状態 s 1、s 2、オプション 1 が選択された状態 s 3 から s 7、オプション 3 が選択された状態 s 8 から s 11 の 3 つのセグメントに状態行動列を分割する。
- [0032] 特徴抽出部 140 は、状態行動列分割部 130 によって連続するオプションごとに分割された状態行動列を、特徴空間上に特徴ベクトルとして抽出する。換言すると、特徴抽出部 140 は、状態行動列分割部 130 が分割したセグメントごとに、セグメントに含まれる状態などの特徴に応じた特徴ベクトルの抽出を行う。例えば、図 5 で例示した場合、状態行動列分割部 130 により状態行動列が 3 つのセグメントに分解されている。そのため、特徴抽出部 140 は、図 6 で例示するように、状態行動列分割部 130 が分割した 3 つのセグメントそれぞれについて特徴ベクトルの抽出を行う。
- [0033] 本開示の場合、特徴抽出部 140 は、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を持つアーキテクチャを用いて特徴ベクトルの抽出を行う。例えば、特徴抽出部 140 は、図 7 で例示するように、状態行動列の少なくとも一部であるセグメントを入力して特徴ベクトルを得るエンコーダと、特徴ベクトルを入力してセグメントのデータを再構成するデコーダと、を含むオートエンコーダのアーキテクチャを用いて、上記抽出を行う。換言すると、特徴抽出部 140 は、セグメントの入力に応じて特徴ベクトルを算出する

ことができる。なお、オートエンコーダのアーキテクチャを用いる場合、特徴抽出部140は、入力するセグメントのデータと再構成するセグメントのデータとが近づくように重みパラメータなどの学習を行う。例えば、特徴抽出部140は、数1で示す損失関数 L_{AE} を小さくするようにエンコーダおよびデコーダのパラメータを学習することができる。また、エンコーダおよびデコーダには、例えば、長・短期記憶（Long Short-Term Memory:LSTM）のアーキテクチャなどを採用してよい。

[数1]

$$L_{AE} = \sum_{t=1}^T \|\hat{s}_t - s_t\|_2^2.$$

[0034] なお、図7中の状態を示す数2のうち、 k は状態行動列ごとに与えられる番号であり、 t はステップ番号である。また、数3は、再構成された状態を示す。また、特徴ベクトルを示す数4のうち v_m は、分割されるステップの境界番号を示す。

[数2]

$$s_t^k$$

[数3]

$$\hat{s}_t^k$$

[数4]

$$\hat{\sigma}_{v_{m'}:v_m}$$

[0035] また、より望ましくは、特徴抽出部140は、オートエンコーダとして図8で例示するような変分オートエンコーダ（VAE：Variational Auto Encoder）を用いることが望ましい。変分オートエンコーダを用いる場合、特徴抽出部140は、図8で例示するように、セグメントの入力に応じて平均 μ と分散 σ^2 を求めて潜在変数を算出することで、特徴ベクトルを算出することができる。

[0036] 図9及び数5は、VAEを用いる場合における損失関数 L_{VAE} の一例を示している。数5のうち前半の項部分はオートエンコーダの場合と同様であり、後半の項部分がVAE独自の部分となっている。

[数5]

$$\begin{aligned} L_{VAE} &= \sum_{t=1}^T \|\hat{s}_t - s_t\|_2^2 \\ &+ D_{KL} \left(\mathcal{N} \left(\hat{\mu}_{v_{m'}:v_m}, \hat{\sigma}_{v_{m'}:v_m}^2 I \right) \parallel \mathcal{N}(0, I) \right). \end{aligned}$$

[0037] なお、VAEを用いる場合、数4で示した特徴ベクトルの事前分布として、標準正規分布 $\mathcal{N}(0, I)$ を仮定する。例えば、数6で示す状態が入力されたときの特徴ベクトル（数4）は、数7で表すことができる。ここで、数8及び数9は、それぞれエンコーダによって出力される平均と分散のパラメータである。

[数6]

$$S_{v_{m'}:v_m}$$

[数7]

$$\mathcal{N}\left(\hat{\mu}_{v_{m'}:v_m}, \hat{\sigma}^2_{v_{m'}:v_m} I\right)$$

[数8]

$$\hat{\mu}_{v_{m'}:v_m}$$

[数9]

$$\hat{\sigma}^2_{v_{m'}:v_m}$$

[0038] また、特徴ベクトル（数4）は、上記分布からサンプリングされるが、Reparameterization Trickという手法を用いて下記数10で示す式から求めることができる。ここで ε は、 $\varepsilon \sim \mathcal{N}(0, I)$ からサンプルされるランダムノイズである。

[数10]

$$\hat{o}_{v_{m'}:v_m} = \hat{\mu}_{v_{m'}:v_m} + \hat{\sigma}_{v_{m'}:v_m} \odot \epsilon$$

$$\epsilon \sim \mathcal{N}(0, I)$$

[0039] 例えば、以上のように、特徴抽出部140は、オートエンコーダにおけるエンコーダなどを用いることで、特徴ベクトルとして潜在変数を抽出する。また、特徴抽出部140は、入力するセグメントのデータと再構成するセグメントのデータとが近づくように重みパラメータなどの学習を行うことができる。

[0040] プロトタイプ更新部150は、特徴抽出部140が抽出した特徴ベクトルを用いてプロトタイプを更新する。例えば、プロトタイプ更新部150は、図10で示すように、特徴抽出部140によって抽出された特徴ベクトルと更新前におけるプロトタイプの特徴ベクトルとを用いた評価結果に応じて、プロトタイプの特徴ベクトルを更新することができる。また、プロトタイプ更新部150は、プロトタイプの特徴ベクトルを更新するとともに、図11で例示するように、対応するプロトタイプの状態行動列を更新することができる。プロトタイプの状態行動列には、状態や状態と行動の遷移を時系列で示すデータが含まれてよい。例えば、図11では、3つのプロトタイプに対応する状態や状態と行動の遷移を時系列で示すデータを例示している。その後、プロトタイプ更新部150は、更新したプロトタイプの状態行動列や特徴ベクトルなどをプロトタイプデータベース160に格納する。

[0041] 一例として、プロトタイプ更新部150は、特徴抽出部140によって抽出された特徴ベクトルから更新値を算出する。そして、プロトタイプ更新部150は、算出した更新値に応じてプロトタイプの特徴ベクトルを更新することができる。また、プロトタイプ更新部150は、更新した特徴ベクトルに基づいてプロトタイプの状態行動列を更新する。例えば、プロトタイプ更

新部 150 は、特徴ベクトル抽出元のセグメントの状態行動列を特定して、特定した状態行動列に含まれる状態などを用いて、プロトタイプの状態行動列を更新することができる。

[0042] なお、特徴抽出部 140 がオートエンコーダのアーキテクチャを用いる場合、プロトタイプ更新部 150 は、下記数 11 及び数 12 で示すように、特許文献 1 に記載されている方法と同様の方法を用いてプロトタイプの特徴ベクトルや状態行動列の更新を行ってよい。

[数11]

$$L_{emb} = \sum_{m=1}^M \min_{k=1}^K \left\| \hat{o}_{v_{m'}:v_m} - o_k \right\|_2^2$$

[数12]

$$L_{option} = \lambda_1 * \sum_{i=1}^K \min_{m=1}^M \left\| \hat{o}_{v_{m'}:v_m} - o_k \right\|_2^2 + \lambda_2 * \sum_{i=1}^K \sum_{j=i+1}^K \max(0, d_{min} - \|o_i - o_j\|)$$

なお、 o_k は、プロトタイプの特徴ベクトルを示している。また、 k はプロトタイプの番号である。

[0043] また、VAEのアーキテクチャを用いる場合、プロトタイプ更新部 150 は、図 12 や下記数 13、数 14 で示すような式を用いて、プロトタイプの更新を行うことができる。

[数13]

$$L_{emb} = \sum_{m=1}^M \min_{k=1}^K D_{KL} \left(\mathcal{N}(\mu_{v_{m'}:v_m}, \sigma_{v_{m'}:v_m}^2 I) \parallel \mathcal{N}(o_{\mu k}, o_{\sigma k}^2 I) \right)$$

[数14]

$$L_{option} = \lambda_1 * \sum_{i=1}^K \min_{m=1}^M D_{KL} \left(\mathcal{N}(o_{\mu k}, o_{\sigma k}^2 I) \parallel \mathcal{N}(\mu_{v_{m'}:v_m}, \sigma_{v_{m'}:v_m}^2 I) \right) + \\ \lambda_2 * \sum_{i=1}^K \sum_{j=i+1}^K \max \left(0, d_{min} - D_{JS} \left(\mathcal{N}(o_{\mu i}, o_{\sigma i}^2 I) \parallel \mathcal{N}(o_{\mu j}, o_{\sigma j}^2 I) \right) \right)$$

なお、 $o_{\mu k}$ は、プロトタイプの特徴ベクトルの平均を示しており、 $o_{\sigma k}$ は、プロトタイプの特徴ベクトルの分散を示している。

[0044] 例えば、上述したような方法を用いて、セグメントの特徴ベクトルがプロトタイプに近くなるように学習することで、クラスタ構造を促進することができる。また、それぞれのプロトタイプが最も近いセグメントの特徴により近くなるように学習することで、プロトタイプとしての解釈性を高めることができる。また、それぞれのプロトタイプ間の距離が近い場合に遠ざかるように学習することで、多様性を向上させることができる。

[0045] プロトタイプデータベース160は、プロトタイプ更新部150により更新されるプロトタイプの特徴ベクトルや状態行動列などを記憶する記憶装置である。プロトタイプデータベース160では、プロトタイプの特徴ベクトルや状態行動列などとオプションとが関連付けられていてもよい。例えば、プロトタイプデータベース160は、プロトタイプ更新部150がプロトタイプの更新を行うことなどに応じて更新される。

[0046] なお、プロトタイプデータベース160は、図2で例示するように推論装置100が有していてもよいし、推論装置100の外部にあってもよい。本開示においては、プロトタイプデータベース160を有する装置については特に限定しない。

[0047] プロトタイプ取得部170は、推論対象となる状態に対するオプション選択部120による選択結果に応じて、推論対象となる状態に対応するプロトタイプを取得する。例えば、プロトタイプ取得部170は、プロトタイプデータベース160を参照することで、オプション選択部120が選択したオ

プッシュと関連づけられているプロトタイプの特徴ベクトルを取得する。プロトタイプ取得部１７０は、プロトタイプデータベース１６０を参照することで、プロトタイプの特徴ベクトルとともにプロトタイプの状態行動列を取得してもよい。

[0048] 行動推論部１８０は、推論対象となる状態とプロトタイプ取得部１７０が取得したプロトタイプの特徴ベクトルとに基づいて、行動を推論する。

[0049] 例えば、行動推論部１８０は、推論対象となる状態とプロトタイプの特徴ベクトルの入力に対して行動を出力するよう予め学習したモデルを用いることなどにより、行動の推論を行ってよい。行動推論部１８０の処理は、特許文献１に記載されている技術などと同様であってよい。

[0050] 出力部１９０は、行動推論部１８０による推論の結果を出力する。例えば、出力部１９０は、図１３で示すように、行動推論部１８０が推論した行動や推論に用いたプロトタイプなどを出力することができる。出力部１９０は、プロトタイプの状態行動列のほか、プロトタイプの特徴ベクトルなどを出力してもよい。例えば、出力部１９０は、推論した行動などを画面表示装置上に表示したり、外部装置などへと送信したりしてよい。例えば、出力部１９０が推論の結果とともに推論に用いたプロトタイプの出力を行うことで、判断根拠を提示することができ、よりの確な意思決定の支援などを実現することができる。

[0051] 以上が、推論装置１００の構成例である。続いて、図１４、図１５を参照して、推論装置１００の動作例について説明する。

[0052] 図１４は、プロトタイプ更新時における推論装置１００の動作例を示している。図１４を参照すると、オプション選択部１２０は、学習対象となる状態行動列に対してオプションを選択する（ステップＳ１０１）。例えば、オプション選択部１２０は、状態行動列に含まれる各状態について、選択対象となる状態の内容などに基づいてオプションを選択することができる。

[0053] 状態行動列分割部１３０は、オプション選択部１２０が選択したオプションに基づいて状態行動列を複数のセグメントに分割する（ステップＳ１０２

）。例えば、状態行動列分割部 130 は、状態行動列のうちオプション選択部 120 が選択したオプションが連続する列ごとに、状態行動列を分割する。

[0054] 特徴抽出部 140 は、状態行動列分割部 130 によって連続するオプションごとに分割された状態行動列を、特徴空間上に特徴ベクトルとして抽出する（ステップ S103）。本開示の場合、特徴抽出部 140 は、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を持つアーキテクチャを用いて特徴ベクトルの抽出を行う。例えば、特徴抽出部 140 は、状態行動列の一部であるセグメントを入力して特徴ベクトルを得るエンコーダと、特徴ベクトルを入力してセグメントのデータを再構成するデコーダと、を含むオートエンコーダのアーキテクチャを用いて、上記抽出を行う。

[0055] プロトタイプ更新部 150 は、特徴抽出部 140 が抽出した特徴ベクトルを用いてプロトタイプを更新する（ステップ S104）。例えば、プロトタイプ更新部 150 は、プロトタイプの特徴ベクトルを更新するとともに、対応するプロトタイプの状態行動列を更新することができる。

[0056] また、プロトタイプ更新部 150 は、更新したプロトタイプの特徴ベクトルや状態行動列をプロトタイプデータベース 160 として記憶装置に格納する（ステップ S105）。

[0057] 以上が、プロトタイプ更新時における推論装置 100 の動作例である。続いて、図 15 を参照して、行動推論時における推論装置 100 の動作例について説明する。

[0058] 図 15 は、行動推論時における推論装置 100 の動作例を示している。図 15 を参照すると、取得部 110 による推論対象となる状態の取得に応じて、オプション選択部 120 は、推論対象となる状態に対してオプションを選択する（ステップ S201）。

[0059] プロトタイプ取得部 170 は、推論対象となる状態に対するオプション選択部 120 による選択結果に応じて、推論対象となる状態に対応するプロトタイプを取得する（ステップ S202）。例えば、プロトタイプ取得部 17

0は、プロトタイプデータベース160を参照することで、オプション選択部120が選択したオプションと関連づけられているプロトタイプの特徴ベクトルを取得する。

[0060] 行動推論部180は、推論対象となる状態とプロトタイプ取得部170が取得したプロトタイプの特徴ベクトルとに基づいて、行動を推論する（ステップS203）。例えば、行動推論部180は、推論対象となる状態とプロトタイプの特徴ベクトルの入力に対して行動を出力するよう予め学習したモデルを用いることなどにより、行動の推論を行ってよい。

[0061] 出力部190は、行動推論部180による推論の結果を出力する（ステップS204）。例えば、出力部190は、行動推論部180が推論した行動や推論に用いたプロトタイプなどを出力することができる。

[0062] 以上が、行動推論時における推論装置100の動作例である。

[0063] このように、推論装置100は、特徴抽出部140とプロトタイプ更新部150とを有している。このような構成によると、特徴抽出部140は、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を持つアーキテクチャを用いて特徴ベクトルの抽出を行うことができる。その結果、プロトタイプ更新部150は、特徴抽出部140が分散させるように抽出した特徴ベクトルを用いてプロトタイプを更新することができる。つまり、上記構成によると、抽出した特徴ベクトルに応じて更新するプロトタイプの特徴ベクトルも分散することができる。これにより、プロトタイプ更新部150が更新したプロトタイプを用いることで、推論時において特定のプロトタイプのみを選択してしまうことなく、適切なプロトタイプの選択を行うことができる。その結果、例えば、機械学習により状態に応じた行動を推論して様々な意思決定を支援する際などにおいて、より適切な支援を実現することができる。

[0064] 例えば、図16は、特許文献1に記載の技術を用いて特徴ベクトルを抽出した際の一例と、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を持つアーキテクチャを用いて特徴抽出部140が特徴ベクトルの抽出を行った際の一例と、を示している。図16で例示する場合、左側が特許文献1に記載

の技術を用いた場合の特徴空間の一例であり、右側が特徴抽出部 140 を用いて特徴ベクトルを抽出した際における特徴空間の一例である。図 16 を参照すると、特徴抽出部 140 により特徴ベクトルの抽出を行うことで、より状態行動列の特徴を掴むことができるため、特徴ベクトルが 1 つに偏りにくくなることが分かる。

[0065] また、図 17 は、VAE を用いた場合における特徴空間の一例である。図 17 を参照すると、VAE により正規化を加えて表現に制約をかけることで、特徴空間上において分布の偏りをさらに抑制することができる。これにより、より特徴ベクトルの偏りを抑制できていることが分かる。

[0066] [第 2 の実施形態]

次に、図 18 から図 21 までを参照して、学習装置 200 と推論装置 300 について説明する。図 18 は、学習装置 200 のハードウェア構成例を示す図である。図 19 は、学習装置 200 の構成例を示すブロック図である。図 20 は、学習装置 200 の動作例を示すフローチャートである。図 21 は、推論装置 300 の構成例を示すブロック図である。

[0067] 本開示の第 2 の実施形態においては、状態と行動の遷移を示す状態行動列に基づいて典型例となるプロトタイプを学習する学習装置 200 について説明する。また、本開示においては、学習装置 200 による学習結果を用いた推論を行う推論装置 300 について説明する。図 18 は、学習装置 200 のハードウェア構成例を示している。図 18 を参照すると、学習装置 200 は、一例として、以下のようなハードウェア構成を有している。

- ・CPU (Central Processing Unit) 201 (演算装置)

- ・ROM (Read Only Memory) 202 (記憶装置)

- ・RAM (Random Access Memory) 203 (記憶装置)

- ・RAM 203 にロードされるプログラム群 204

- ・プログラム群 204 を格納する記憶装置 205

- ・ 情報処理装置外部の記録媒体 210 の読み書きを行うドライブ装置 206
- ・ 情報処理装置外部の通信ネットワーク 211 と接続する通信インタフェース 207
- ・ データの入出力を行う入出力インタフェース 208
- ・ 各構成要素を接続するバス 209

[0068] また、学習装置 200 は、プログラム群 204 を CPU 201 が取得して当該 CPU 201 が実行することで、図 19 に示す抽出部 221、更新部 222 としての機能を実現することができる。なお、プログラム群 204 は、例えば、予め記憶装置 205 や ROM 202 に格納されており、必要に応じて CPU 201 が RAM 203 などにロードして実行する。また、プログラム群 204 は、通信ネットワーク 211 を介して CPU 201 に供給されてもよいし、予め記録媒体 210 に格納されており、ドライブ装置 206 が該プログラムを読み出して CPU 201 に供給してもよい。

[0069] なお、図 18 は、学習装置 200 のハードウェア構成例を示している。学習装置 200 のハードウェア構成は上述した場合に限定されない。例えば、学習装置 200 は、ドライブ装置 206 を有さないなど、上述した構成の一部から構成されてもよい。また、CPU 201 は、第 1 の実施形態で例示した GPU などであってもよい。

[0070] 抽出部 221 は、状態と行動の組み合わせを少なくとも 1 つ含む状態行動列の入力に応じて、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて特徴ベクトルの抽出を行う。例えば、抽出部 221 は、状態行動列を入力して特徴ベクトルを得るエンコーダと、特徴ベクトルを入力して状態行動列を再構成するデコーダと、を含むオートエンコーダの機構を用いて特徴ベクトルの抽出を行う。

[0071] 更新部 222 は、抽出部 221 が抽出した特徴ベクトルに基づいて、状態行動列の典型例であるプロトタイプを更新する。更新部 222 は、更新した結果を記憶装置などに格納してもよい。

[0072] 以上が、学習装置 200 の構成例である。続いて、図 20 を参照して学習装置 200 の動作例について説明する。

[0073] 図 20 は、学習装置 200 の動作例を示している。図 20 を参照すると、抽出部 221 は、状態と行動の組み合わせを少なくとも 1 つ含む状態行動列の入力に応じて、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて特徴ベクトルの抽出を行う（ステップ S301）。例えば、抽出部 221 は、状態行動列を入力して特徴ベクトルを得るエンコーダと、特徴ベクトルを入力して状態行動列を再構成するデコーダと、を含むオートエンコーダの機構を用いて特徴ベクトルの抽出を行う。

[0074] 更新部 222 は、抽出部 221 が抽出した特徴ベクトルに基づいて、状態行動列の典型例であるプロトタイプを更新する（ステップ S302）。更新部 222 は、更新した結果を記憶装置などに格納してもよい。

[0075] このように、学習装置 200 は、抽出部 221 と更新部 222 とを有している。このような構成によると、抽出部 221 は、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて特徴ベクトルの抽出を行うことができる。また、更新部 222 は、抽出部 221 が抽出した特徴ベクトルに基づいて、状態行動列の典型例であるプロトタイプを更新することができる。これにより、プロトタイプを分散させることができ、推論時において特定のプロトタイプのみを選択してしまうおそれを低減させることができる。その結果、例えば、機械学習により状態に応じた行動を推論して様々な意思決定を支援する際などにおいて、より適切な支援を実現することができる。

[0076] なお、上述した学習装置 200 は、当該学習装置 200 などの情報処理装置に所定のプログラムが組み込まれることで実現できる。具体的に、本開示の他の形態であるプログラムは、情報処理装置に、状態と行動の組み合わせを少なくとも 1 つ含む状態行動列の入力に応じて、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて特徴ベクトルの抽出を行い、抽出した特徴ベクトルに基づいて、状態行動列の典型例であるプロトタイプを更新する、処理を実現するためのプログラムである。

- [0077] また、上述した学習装置 200 などの情報処理装置により実行される学習方法は、情報処理装置が、状態と行動の組み合わせを少なくとも 1 つ含む状態行動列の入力に応じて、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて前記特徴ベクトルの抽出を行い、抽出した前記特徴ベクトルに基づいて、前記状態行動列の典型例であるプロトタイプを更新する、という方法である。
- [0078] 上述した構成を有する、プログラム、又は、プログラムを記録したコンピュータが読み取り可能な記録媒体、又は、学習方法、などであっても、上述した学習装置 200 と同様の作用・効果を奏するために、上述した本開示の目的を達成することができる。
- [0079] また、推論装置 300 は、学習装置 200 が学習したプロトタイプを用いた推論を行う情報処理装置である。推論装置 300 のハードウェア構成は、図 18 で例示した学習装置 200 と同様であってよい。また、推論装置 300 は、プログラム群を CPU が取得して当該 CPU が実行することで、図 21 に示す取得部 321、推論部 322、出力部 323 としての機能を実現することができる。
- [0080] 取得部 321 は、推論対象となる状態に応じて、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて学習されたプロトタイプを取得する。例えば、プロトタイプは、上述した学習装置 200 などにより学習されてよい。
- [0081] 推論部 322 は、推論対象となる状態と、取得部 321 が取得したプロトタイプと、に基づいて、行動を推論する。例えば、推論部 322 は、推論対象となる状態と、取得部 321 が取得したプロトタイプと、を予め学習したモデルに入力することなどに応じて行動の推論を行ってよい。
- [0082] 出力部 323 は、推論部 322 が推論した行動と、推論時に用いたプロトタイプと、を出力する。
- [0083] このような推論装置 300 であっても、学習装置 200 などと同様に上述した本開示の目的を達成することができる。

[0084] <付記>

上記実施形態の一部又は全部は、以下の付記のようにも記載されうる。以下、本開示における学習装置などの概略を説明する。ただし、本開示は、以下の構成に限定されない。

[0085] (付記 1)

状態と行動の組み合わせを少なくとも 1 つ含む状態行動列の入力に応じて、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて前記特徴ベクトルの抽出を行う抽出部と、

前記抽出部が抽出した前記特徴ベクトルに基づいて、前記状態行動列の典型例であるプロトタイプを更新する更新部と、

を有する

学習装置。

(付記 2)

付記 1 に記載の学習装置であって、

前記抽出部は、前記状態行動列を入力して前記特徴ベクトルを得るエンコーダと、前記特徴ベクトルを入力して前記状態行動列を再構成するデコーダと、を含むオートエンコーダの機構を有している

学習装置。

(付記 3)

付記 2 に記載の学習装置であって、

前記抽出部は、前記状態行動列の入力に応じて潜在変数を算出することで、前記状態行動列から前記特徴ベクトルを抽出する

学習装置。

(付記 4)

付記 2 に記載の学習装置であって、

前記抽出部は、オートエンコーダとして変分オートエンコーダ (VAE : Variational Auto Encoder) を用いる

学習装置。

(付記 5)

付記 4 に記載の学習装置であって、

前記更新部は、数 15、数 16 で示す式を解くことで前記プロトタイプを更新する

[数15]

$$L_{emb} = \sum_{m=1}^M \min_{k=1}^K D_{KL} \left(\mathcal{N}(\mu_{v_{m'}:v_m}, \sigma_{v_{m'}:v_m}^2 I) \parallel \mathcal{N}(o_{\mu k}, o_{\sigma k}^2 I) \right)$$

[数16]

$$L_{option} = \lambda_1 * \sum_{i=1}^K \min_{m=1}^M D_{KL} \left(\mathcal{N}(o_{\mu k}, o_{\sigma k}^2 I) \parallel \mathcal{N}(\mu_{v_{m'}:v_m}, \sigma_{v_{m'}:v_m}^2 I) \right) + \\ \lambda_2 * \sum_{i=1}^K \sum_{j=i+1}^K \max \left(0, d_{min} - D_{JS} \left(\mathcal{N}(o_{\mu i}, o_{\sigma i}^2 I) \parallel \mathcal{N}(o_{\mu j}, o_{\sigma j}^2 I) \right) \right)$$

学習装置。

(付記 6)

付記 1 に記載の学習装置であって、

前記プロトタイプは、推論対象となる状態を用いて行動を推論する際に用いられるデータである

学習装置。

(付記 7)

付記 1 に記載の学習装置であって、

前記状態行動列に含まれる各状態に対して、サブゴールとなるオプションを選択する選択部と、

前記選択部が選択したオプションに基づいて前記状態行動列を 1 つまたは複数のセグメントに分割する分割部と、

を有し、

前記抽出部は、前記セグメントの入力に応じて前記特徴ベクトルの抽出を行う

学習装置。

(付記 8)

付記 7 に記載の学習装置であって、

前記分割部は、前記状態行動列のうち前記選択部が選択したオプションが連続する列ごとに前記状態行動列を分割する

学習装置。

(付記 9)

付記 1 に記載の学習装置であって、

推論対象となる状態に対してサブゴールとなるオプションを選択する選択部と、

前記選択部が選択したオプションに基づいて前記プロトタイプを取得する取得部と、

推論対象となる状態と、前記取得部が取得した前記プロトタイプと、に基づいて、行動を推論する推論部と、

前記推論部が推論した行動と、推論時に用いた前記プロトタイプと、を出力する出力部と、

を有する

学習装置。

(付記 10)

付記 1 に記載の学習装置であって、

前記抽出部は、機械学習済みのオートエンコーダを用いて前記特徴ベクトルの抽出を行い、

推論対象となる状態に対してサブゴールとなるオプションを選択する選択部と、

前記選択部が選択したオプションに基づいて前記プロトタイプを取得する取得部と、

推論対象となる状態と、前記取得部が取得した前記プロトタイプと、に基づいて、ユーザの意思決定のために行動を推論する推論部と、

前記推論部が推論した行動と、推論時に用いた前記プロトタイプと、を出力する出力部と、

を有する

学習装置。

(付記 1 1)

付記 2 に記載の学習装置であって、

前記抽出部は、オートエンコーダとして機械学習済みの変分オートエンコーダ (VAE : Variational Auto Encoder) を用い、

推論対象となる状態に対してサブゴールとなるオプションを選択する選択部と、

前記選択部が選択したオプションに基づいて前記プロトタイプを取得する取得部と、

推論対象となる状態と、前記取得部が取得した前記プロトタイプと、に基づいて、ユーザの意思決定のために行動を推論する推論部と、

前記推論部が推論した行動と、推論時に用いた前記プロトタイプと、を出力する出力部と、

を有する

学習装置。

(付記 1 2)

情報処理装置が、

状態と行動の組み合わせを少なくとも 1 つ含む状態行動列の入力に応じて、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて前記特徴ベクトルの抽出を行い、

抽出した前記特徴ベクトルに基づいて、前記状態行動列の典型例であるプロトタイプを更新する

学習方法。

(付記 1 2 - 1)

付記 1 2 に記載の学習方法であって、

前記特徴ベクトルの抽出を行う際、前記状態行動列を入力して前記特徴ベクトルを得るエンコーダと、前記特徴ベクトルを入力して前記状態行動列を再構成するデコーダと、を含むオートエンコーダの機構を用いて、前記特徴ベクトルの抽出を行う

学習方法。

(付記 1 2 - 2)

付記 1 2 - 1 に記載の学習方法であって、

前記特徴ベクトルの抽出を行う際、オートエンコーダとして変分オートエンコーダ (VAE : Variational Auto Encoder) を用いて、前記特徴ベクトルの抽出を行う

学習方法。

(付記 1 2 - 3)

付記 1 2 - 2 に記載の学習方法であって、

前記特徴ベクトルの抽出を行う際、前記状態行動列の入力に応じて潜在変数を算出することで、前記状態行動列から前記特徴ベクトルを抽出する

学習方法。

(付記 1 2 - 4)

付記 1 2 - 2 に記載の学習方法であって、

数 1 7、数 1 8 で示す式を解くことで前記プロトタイプを更新する

[数17]

$$L_{emb} = \sum_{m=1}^M \min_{k=1}^K D_{KL} \left(\mathcal{N}(\mu_{v_m}, \sigma_{v_m}^2 I) \parallel \mathcal{N}(o_{\mu k}, o_{\sigma k}^2 I) \right)$$

[数18]

$$L_{option} = \lambda_1 * \sum_{i=1}^K \min_{m=1}^M D_{KL} \left(\mathcal{N}(o_{\mu k}, o_{\sigma k}^2 I) \parallel \mathcal{N}(\mu_{v_{m'}:v_m}, \sigma_{v_{m'}:v_m}^2 I) \right) +$$

$$\lambda_2 * \sum_{i=1}^K \sum_{j=i+1}^K \max \left(0, d_{min} - D_{JS} \left(\mathcal{N}(o_{\mu i}, o_{\sigma i}^2 I) \parallel \mathcal{N}(o_{\mu j}, o_{\sigma j}^2 I) \right) \right)$$

学習方法。

(付記 1 2 - 5)

付記 1 2 に記載の学習方法であって、

前記プロトタイプは、推論対象となる状態を用いて行動を推論する際に用いられるデータである

学習方法。

(付記 1 2 - 6)

付記 1 2 に記載の学習方法であって、

前記状態行動列に含まれる各状態に対して、サブゴールとなるオプションを選択し、

選択したオプションに基づいて前記状態行動列を 1 つまたは複数のセグメントに分割し、

前記特徴ベクトルの抽出を行う際、前記セグメントの入力に応じて前記特徴ベクトルの抽出を行う

学習方法。

(付記 1 2 - 7)

付記 1 2 - 6 に記載の学習方法であって、

前記状態行動列を分割する際、前記状態行動列のうち選択したオプションが連続する列ごとに前記状態行動列を分割する

学習方法。

(付記 1 2 - 8)

付記 1 2 に記載の学習方法であって、

推論対象となる状態に対してサブゴールとなるオプションを選択し、
選択したオプションに基づいて前記プロトタイプを取得し、
推論対象となる状態と、取得した前記プロトタイプと、に基づいて、行動
を推論し、
推論した行動と、推論時に用いた前記プロトタイプと、を出力する
学習方法。

(付記 13)

情報処理装置に、
状態と行動の組み合わせを少なくとも 1 つ含む状態行動列の入力に応じて
、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて前記特徴ベク
トルの抽出を行い、
抽出した前記特徴ベクトルに基づいて、前記状態行動列の典型例であるプ
ロトタイプを更新する
処理を実現するためのプログラムを記録した、コンピュータが読み取り可
能な記録媒体。

(付記 13-1)

付記 13 に記載の記録媒体であって、
前記特徴ベクトルの抽出を行う際、前記状態行動列を入力して前記特徴ベ
クトルを得るエンコーダと、前記特徴ベクトルを入力して前記状態行動列を
再構成するデコーダと、を含むオートエンコーダの機構を用いて、前記特徴
ベクトルの抽出を行う
記録媒体。

(付記 13-2)

付記 13-1 に記載の記録媒体であって、
前記特徴ベクトルの抽出を行う際、オートエンコーダとして変分オートエ
ンコーダ (VAE : Variational Auto Encoder) を用いて、前記特徴ベクトルの
抽出を行う
記録媒体。

(付記 1 3 - 3)

付記 1 3 - 2 に記載の記録媒体であって、

前記特徴ベクトルの抽出を行う際、前記状態行動列の入力に応じて潜在変数を算出することで、前記状態行動列から前記特徴ベクトルを抽出する記録媒体。

(付記 1 3 - 4)

付記 1 3 - 2 に記載の記録媒体であって、

数 1 9、数 2 0 で示す式を解くことで前記プロトタイプを更新する

[数19]

$$L_{emb} = \sum_{m=1}^M \min_{k=1}^K D_{KL} \left(\mathcal{N}(\mu_{v_{m'}:v_m}, \sigma_{v_{m'}:v_m}^2 I) \parallel \mathcal{N}(o_{\mu k}, o_{\sigma k}^2 I) \right)$$

[数20]

$$L_{option} = \lambda_1 * \sum_{i=1}^K \min_{m=1}^M D_{KL} \left(\mathcal{N}(o_{\mu k}, o_{\sigma k}^2 I) \parallel \mathcal{N}(\mu_{v_{m'}:v_m}, \sigma_{v_{m'}:v_m}^2 I) \right) +$$

$$\lambda_2 * \sum_{i=1}^K \sum_{j=i+1}^K \max \left(0, d_{min} - D_{JS} \left(\mathcal{N}(o_{\mu i}, o_{\sigma i}^2 I) \parallel \mathcal{N}(o_{\mu j}, o_{\sigma j}^2 I) \right) \right)$$

記録媒体。

(付記 1 3 - 5)

付記 1 3 に記載の記録媒体であって、

前記プロトタイプは、推論対象となる状態を用いて行動を推論する際に用いられるデータである

記録媒体。

(付記 1 3 - 6)

付記 1 3 に記載の記録媒体であって、

前記状態行動列に含まれる各状態に対して、サブゴールとなるオプション

を選択し、

選択したオプションに基づいて前記状態行動列を1つまたは複数のセグメントに分割する処理を実現させ、

前記特徴ベクトルの抽出を行う際、前記セグメントの入力に応じて前記特徴ベクトルの抽出を行う

記録媒体。

(付記13-7)

付記13-6に記載の記録媒体であって、

前記状態行動列を分割する際、前記状態行動列のうち選択したオプションが連続する列ごとに前記状態行動列を分割する

記録媒体。

(付記13-8)

付記13に記載の記録媒体であって、

推論対象となる状態に対してサブゴールとなるオプションを選択し、

選択したオプションに基づいて前記プロトタイプを取得し、

推論対象となる状態と、取得した前記プロトタイプと、に基づいて、行動を推論し、

推論した行動と、推論時に用いた前記プロトタイプと、を出力する

処理を実現するためのプログラムを記録した、コンピュータが読み取り可能な記録媒体。

(付記14)

推論対象となる状態に応じて、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて学習されたプロトタイプを取得する取得部と、

推論対象となる状態と、前記取得部が取得した前記プロトタイプと、に基づいて、行動を推論する推論部と、

前記推論部が推論した行動と、推論時に用いた前記プロトタイプと、を出力する出力部と、

を有する

推論装置。

[0086] なお、上記各実施形態及び付記において記載したプログラムは、記憶装置に記憶されていたり、コンピュータが読み取り可能な記録媒体に記録されていたりする。例えば、記録媒体は、フレキシブルディスク、光ディスク、光磁気ディスク、及び、半導体メモリ等の可搬性を有する媒体である。

[0087] 以上、上記各実施形態を参照して本開示を説明したが、本開示は、上述した実施形態に限定されるものではない。本開示の構成や詳細には、本開示の範囲内で当業者が理解しうる様々な変更をすることができる。そして、各実施の形態は、適宜他の実施の形態と組み合わせることができる。

符号の説明

- [0088] 1 0 0 推論装置
1 1 0 取得部
1 1 1 状態履歴データベース
1 2 0 オプション選択部
1 3 0 状態行動列分割部
1 4 0 特徴抽出部
1 5 0 プロトタイプ更新部
1 6 0 プロトタイプデータベース
1 7 0 プロトタイプ取得部
1 8 0 行動推論部
1 9 0 出力部
2 0 0 学習装置
2 0 1 C P U
2 0 2 R O M
2 0 3 R A M
2 0 4 プログラム群
2 0 5 記憶装置
2 0 6 ドライブ装置

- 2 0 7 通信インタフェース
- 2 0 8 入出力インタフェース
- 2 0 9 バス
- 2 1 0 記録媒体
- 2 1 1 通信ネットワーク
- 2 2 1 抽出部
- 2 2 2 更新部
- 3 0 0 推論装置
- 3 2 1 取得部
- 3 2 2 推論部
- 3 2 3 出力部

請求の範囲

- [請求項1] 状態と行動の組み合わせを少なくとも1つ含む状態行動列の入力に応じて、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて前記特徴ベクトルの抽出を行う抽出部と、
- 前記抽出部が抽出した前記特徴ベクトルに基づいて、前記状態行動列の典型例であるプロトタイプを更新する更新部と、
- を有する
- 学習装置。
- [請求項2] 請求項1に記載の学習装置であって、
- 前記抽出部は、前記状態行動列を入力して前記特徴ベクトルを得るエンコーダと、前記特徴ベクトルを入力して前記状態行動列を再構成するデコーダと、を含むオートエンコーダの機構を有している
- 学習装置。
- [請求項3] 請求項2に記載の学習装置であって、
- 前記抽出部は、オートエンコーダとして変分オートエンコーダ（VAE: Variational Auto Encoder）を用いる
- 学習装置。
- [請求項4] 請求項3に記載の学習装置であって、
- 前記抽出部は、前記状態行動列の入力に応じて平均と分散を求めて潜在変数を算出することで、前記状態行動列から前記特徴ベクトルを抽出する
- 学習装置。
- [請求項5] 請求項3に記載の学習装置であって、
- 前記更新部は、数1及び数2で示す式を解くことで前記プロトタイプを更新する

[数1]

$$L_{emb} = \sum_{m=1}^M \min_{k=1}^K D_{KL} \left(\mathcal{N}(\mu_{v_{m'}:v_m}, \sigma_{v_{m'}:v_m}^2 I) \parallel \mathcal{N}(o_{\mu k}, o_{\sigma k}^2 I) \right)$$

[数2]

$$L_{option} = \lambda_1 * \sum_{i=1}^K \min_{m=1}^M D_{KL} \left(\mathcal{N}(o_{\mu k}, o_{\sigma k}^2 I) \parallel \mathcal{N}(\mu_{v_{m'}:v_m}, \sigma_{v_{m'}:v_m}^2 I) \right) + \\ \lambda_2 * \sum_{i=1}^K \sum_{j=i+1}^K \max \left(0, d_{min} - D_{JS} \left(\mathcal{N}(o_{\mu i}, o_{\sigma i}^2 I) \parallel \mathcal{N}(o_{\mu j}, o_{\sigma j}^2 I) \right) \right)$$

学習装置。

[請求項6]

請求項1に記載の学習装置であって、

前記プロトタイプは、推論対象となる状態を用いて行動を推論する際に用いられるデータである

学習装置。

[請求項7]

請求項1に記載の学習装置であって、

前記状態行動列に含まれる各状態に対して、サブゴールとなるオプションを選択する選択部と、

前記選択部が選択したオプションに基づいて前記状態行動列を1つまたは複数のセグメントに分割する分割部と、

を有し、

前記抽出部は、前記セグメントの入力に応じて前記特徴ベクトルの抽出を行う

学習装置。

[請求項8]

請求項7に記載の学習装置であって、

前記分割部は、前記状態行動列のうち前記選択部が選択したオプションが連続する列ごとに前記状態行動列を分割する

学習装置。

[請求項9]

請求項1に記載の学習装置であって、

推論対象となる状態に対してサブゴールとなるオプションを選択する選択部と、

前記選択部が選択したオプションに基づいて前記プロトタイプを取得する取得部と、

推論対象となる状態と、前記取得部が取得した前記プロトタイプと、に基づいて、行動を推論する推論部と、

前記推論部が推論した行動と、推論時に用いた前記プロトタイプと、を出力する出力部と、

を有する

学習装置。

[請求項10]

請求項1に記載の学習装置であって、

前記抽出部は、機械学習済みのオートエンコーダを用いて前記特徴ベクトルの抽出を行い、

推論対象となる状態に対してサブゴールとなるオプションを選択する選択部と、

前記選択部が選択したオプションに基づいて前記プロトタイプを取得する取得部と、

推論対象となる状態と、前記取得部が取得した前記プロトタイプと、に基づいて、ユーザの意思決定のために行動を推論する推論部と、

前記推論部が推論した行動と、推論時に用いた前記プロトタイプと、を出力する出力部と、

を有する

学習装置。

[請求項11]

請求項2に記載の学習装置であって、

前記抽出部は、オートエンコーダとして機械学習済みの変分オートエンコーダ（VAE：Variational Auto Encoder）を用い、

推論対象となる状態に対してサブゴールとなるオプションを選択する選択部と、

前記選択部が選択したオプションに基づいて前記プロトタイプを取得する取得部と、

推論対象となる状態と、前記取得部が取得した前記プロトタイプと、に基づいて、ユーザの意思決定のために行動を推論する推論部と、前記推論部が推論した行動と、推論時に用いた前記プロトタイプと、を出力する出力部と、

を有する

学習装置。

[請求項12]

情報処理装置が、

状態と行動の組み合わせを少なくとも1つ含む状態行動列の入力に応じて、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて前記特徴ベクトルの抽出を行い、

抽出した前記特徴ベクトルに基づいて、前記状態行動列の典型例であるプロトタイプを更新する

学習方法。

[請求項13]

情報処理装置に、

状態と行動の組み合わせを少なくとも1つ含む状態行動列の入力に応じて、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて前記特徴ベクトルの抽出を行い、

抽出した前記特徴ベクトルに基づいて、前記状態行動列の典型例であるプロトタイプを更新する

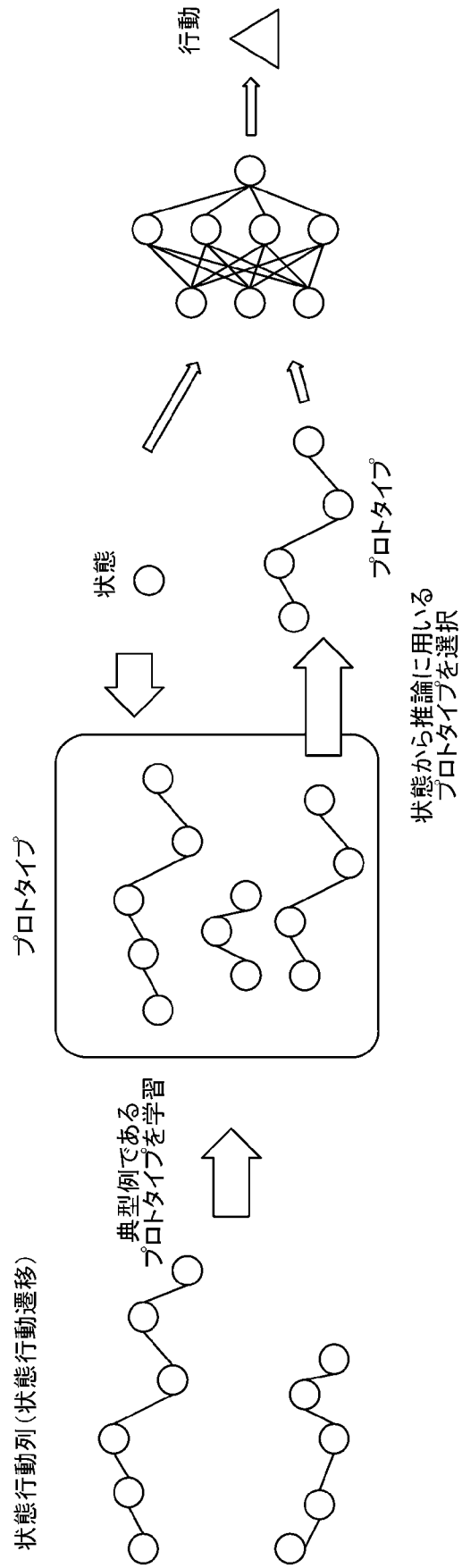
処理を実現するためのプログラムを記録した、コンピュータが読み取り可能な記録媒体。

[請求項14]

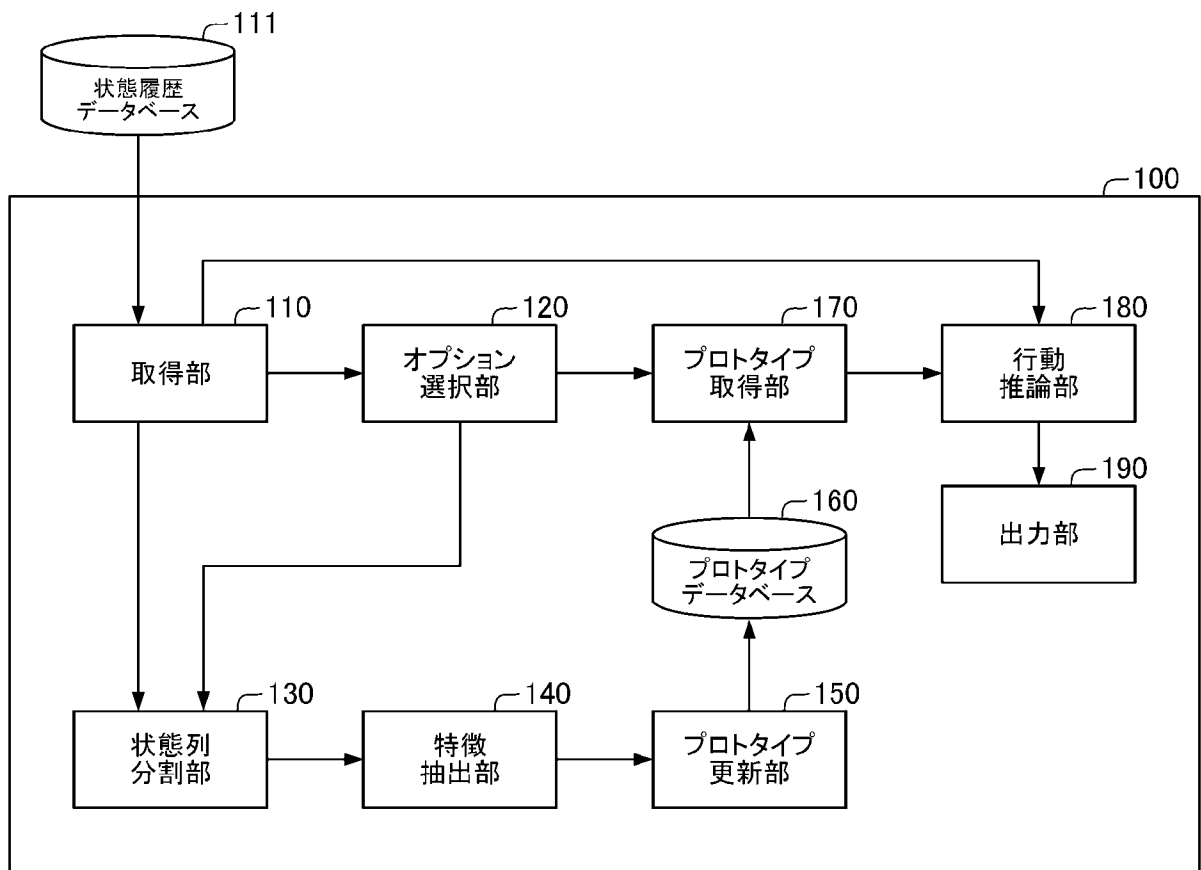
推論対象となる状態に応じて、特徴空間上に特徴ベクトルを分散させるような機構を用いて学習されたプロトタイプを取得する取得部と、

推論対象となる状態と、前記取得部が取得した前記プロトタイプと、に基づいて、行動を推論する推論部と、前記推論部が推論した行動と、推論時に用いた前記プロトタイプと、を出力する出力部と、を有する推論装置。

[図1]



[図2]



[図3]

状態	年齢	性別	体重	BMI	体脂肪率	血圧	摂取カロリー
s1	43	男性	72	28	26	115	2200
s2	43	男性	72	28	26	122	1910
s3	43	男性	71	27	26	125	2460
s4	43	男性	71	27	25	110	1800
s5	43	男性	71	27	25	120	1680
s6	43	男性	71	27	25	113	1890
s7	43	男性	71	27	25	115	2560
s8	43	男性	70	27	25	117	2270
s9	43	男性	70	26	25	114	1830
s10	43	男性	70	26	24	112	2170
s11	43	男性	69	26	24	116	1900

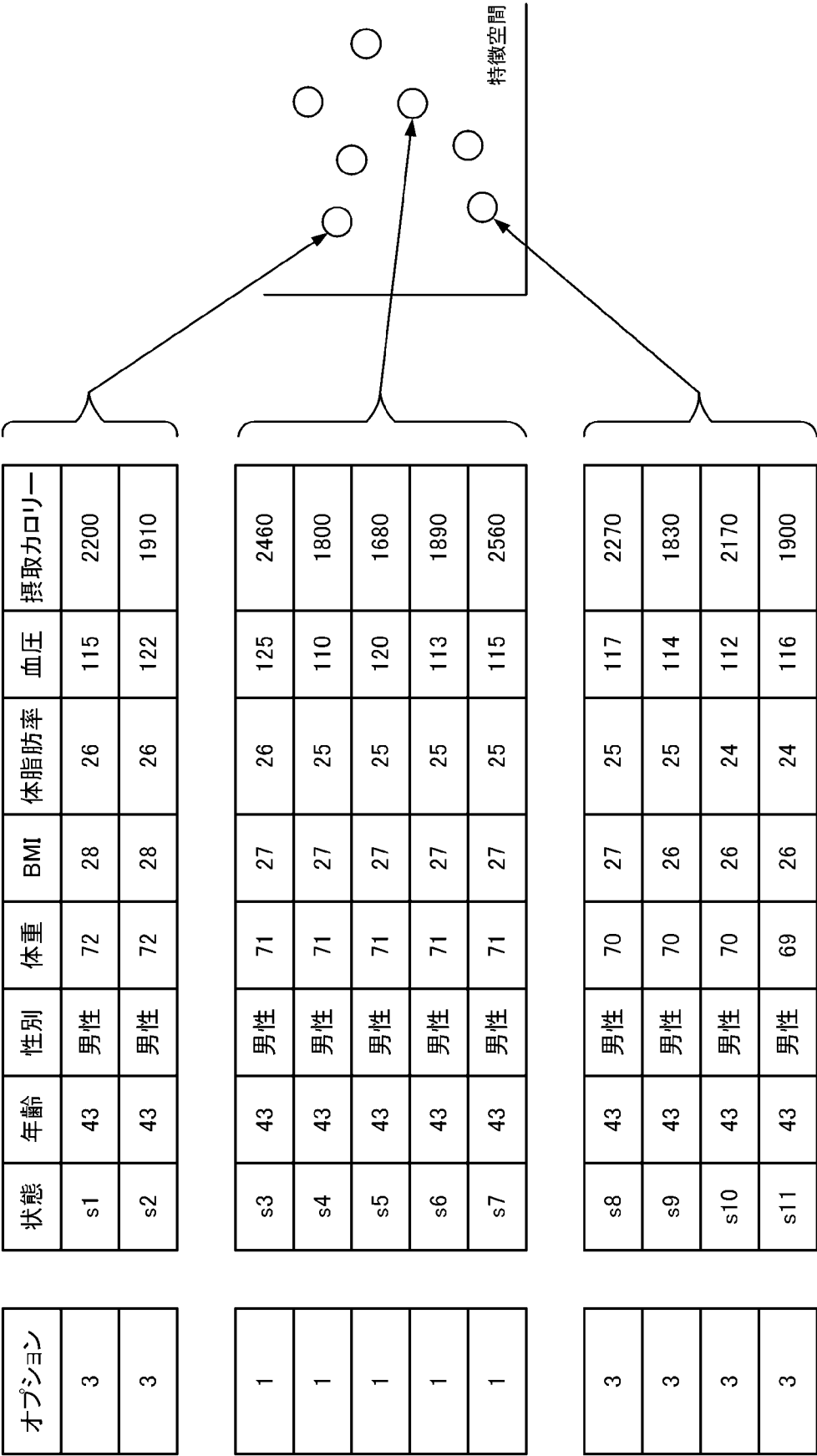
[図4]

状態	年齢	性別	体重	BMI	体脂肪率	血圧	摂取カロリー	オプション
s1	43	男性	72	28	26	115	2200	3
s2	43	男性	72	28	26	122	1910	3
s3	43	男性	71	27	26	125	2460	1
s4	43	男性	71	27	25	110	1800	1
s5	43	男性	71	27	25	120	1680	1
s6	43	男性	71	27	25	113	1890	1
s7	43	男性	71	27	25	115	2560	1
s8	43	男性	70	27	25	117	2270	3
s9	43	男性	70	26	25	114	1830	3
s10	43	男性	70	26	24	112	2170	3
s11	43	男性	69	26	24	116	1900	3

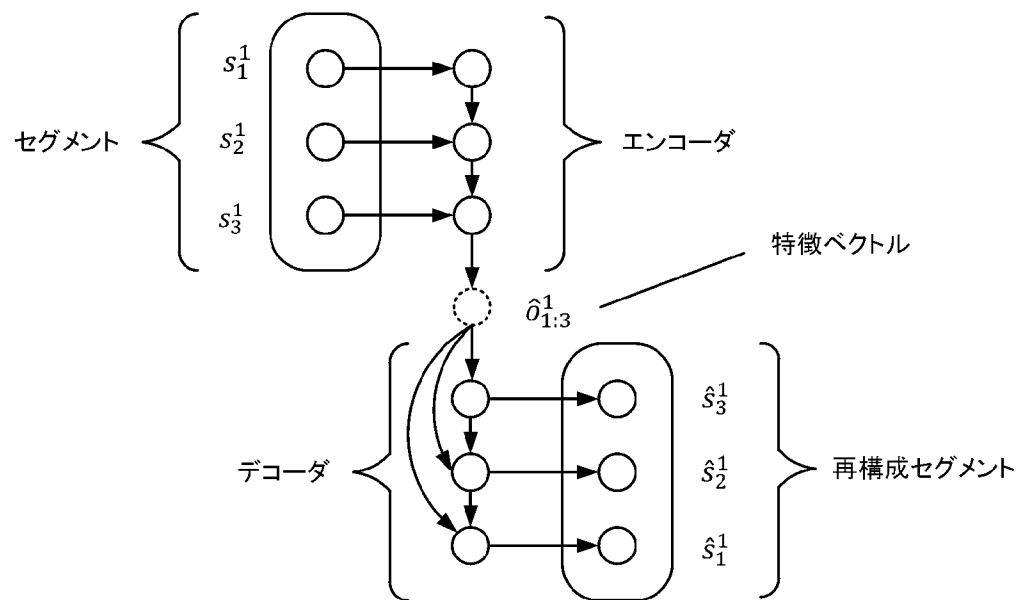
[図5]

状態	年齢	性別	体重	BMI	体脂肪率	血圧	摂取カロリー	オプション
s1	43	男性	72	28	26	115	2200	3
s2	43	男性	72	28	26	122	1910	3
s3	43	男性	71	27	26	125	2460	1
s4	43	男性	71	27	25	110	1800	1
s5	43	男性	71	27	25	120	1680	1
s6	43	男性	71	27	25	113	1890	1
s7	43	男性	71	27	25	115	2560	1
s8	43	男性	70	27	25	117	2270	3
s9	43	男性	70	26	25	114	1830	3
s10	43	男性	70	26	24	112	2170	3
s11	43	男性	69	26	24	116	1900	3

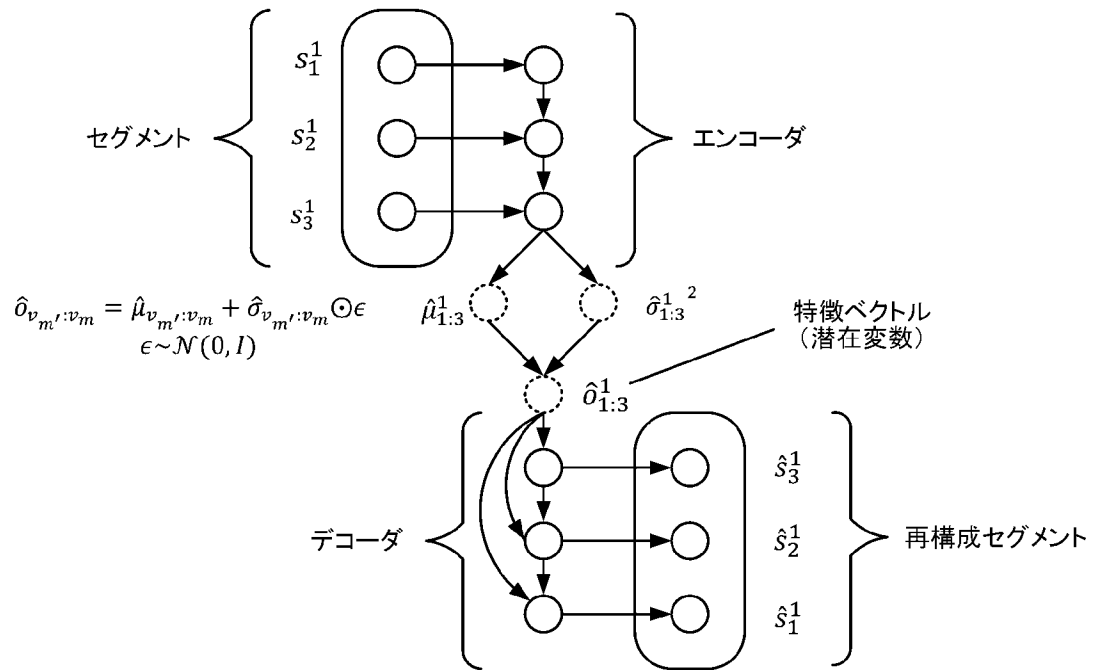
[図6]



[図7]



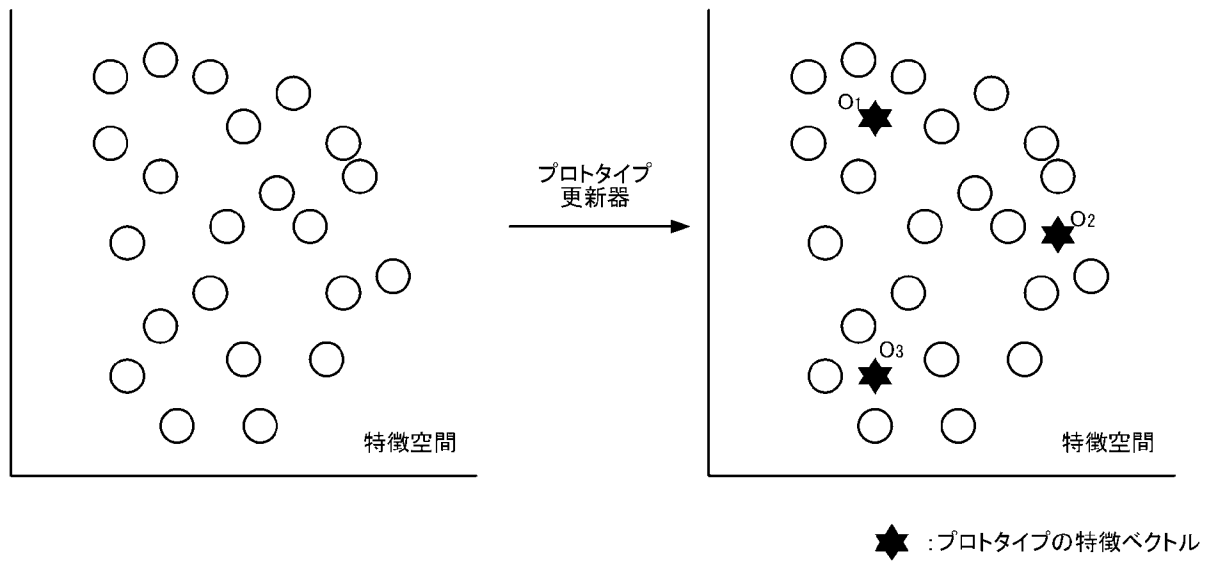
[図8]



[図9]

$$\begin{aligned}
& L_{VAE} \\
& = \sum_{t=1}^T \|\hat{s}_t - s_t\|_2^2 \\
& + D_{KL} \left(\mathcal{N} \left(\hat{\mu}_{v_{m'}:v_m}, \hat{\sigma}^2_{v_{m'}:v_m} I \right) \parallel \mathcal{N}(0, I) \right).
\end{aligned}$$

[図10]



[図11]

プロトタイプ	時系列	年齢	性別	体重	BMI	体脂肪率	血圧	摂取カロリー
1	0	28	女性	52	18	23	100	1500
1	1	28	女性	51	18	23	100	1400
1	2	28	女性	50	17	22	95	1600
1	3	28	女性	50	17	22	100	1800
1	4	28	女性	51	18	23	100	1600
2	0	43	男性	76	27	25	120	1800
2	1	43	男性	76	27	25	120	2600
2	2	43	男性	77	28	26	130	2200
2	3	43	男性	77	28	26	130	1800
2	4	43	男性	77	28	26	120	1700
2	5	43	男性	76	27	26	115	1900
3	0	32	男性	68	16	14	120	1800
3	1	32	男性	67	15	13	120	1900
3	2	32	男性	67	15	13	120	1800

[図12]

$$\begin{aligned}
① L_{emb} &= \sum_{m=1}^M \min_{k=1}^K D_{KL} \left(\mathcal{N}(\mu_{v_{m'}:v_m}, \sigma_{v_{m'}:v_m}^2 I) \parallel \mathcal{N}(o_{\mu k}, o_{\sigma k}^2 I) \right) \\
② L_{option} &= \lambda_1 * \sum_{i=1}^K \min_{m=1}^M D_{KL} \left(\mathcal{N}(o_{\mu k}, o_{\sigma k}^2 I) \parallel \mathcal{N}(\mu_{v_{m'}:v_m}, \sigma_{v_{m'}:v_m}^2 I) \right) + \\
&\lambda_2 * \sum_{i=1}^K \sum_{j=i+1}^K \max \left(0, d_{min} - D_{JS} \left(\mathcal{N}(o_{\mu i}, o_{\sigma i}^2 I) \parallel \mathcal{N}(o_{\mu j}, o_{\sigma j}^2 I) \right) \right)
\end{aligned}$$

[図13]

・推論対象となる状態

状態	年齢	性別	体重	BMI	体脂肪率	血圧	摂取カロリー
S	45	男性	75	28	27	120	2300



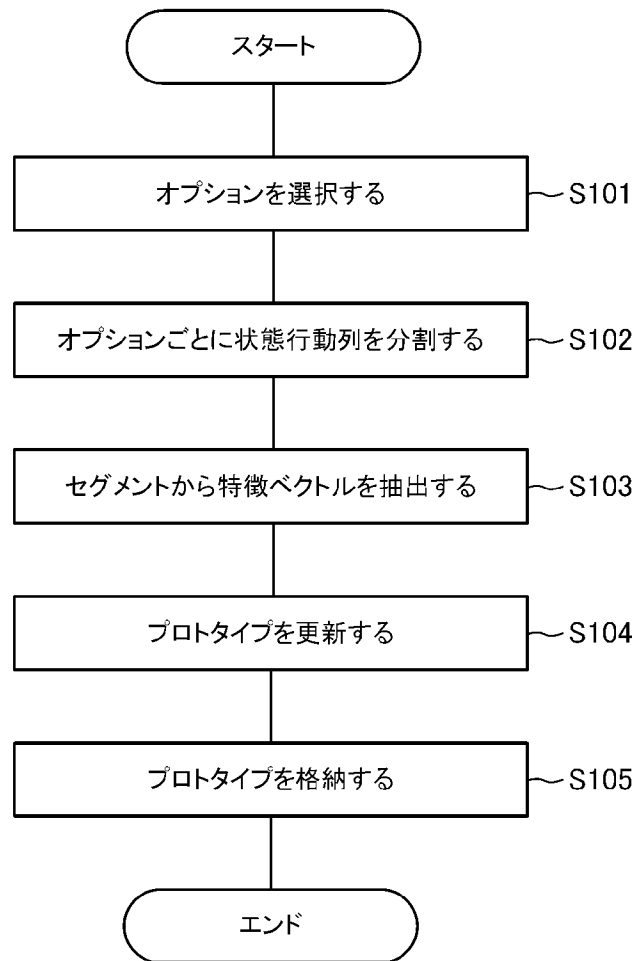
・行動

行動	
運動	時間
ジョギング	20

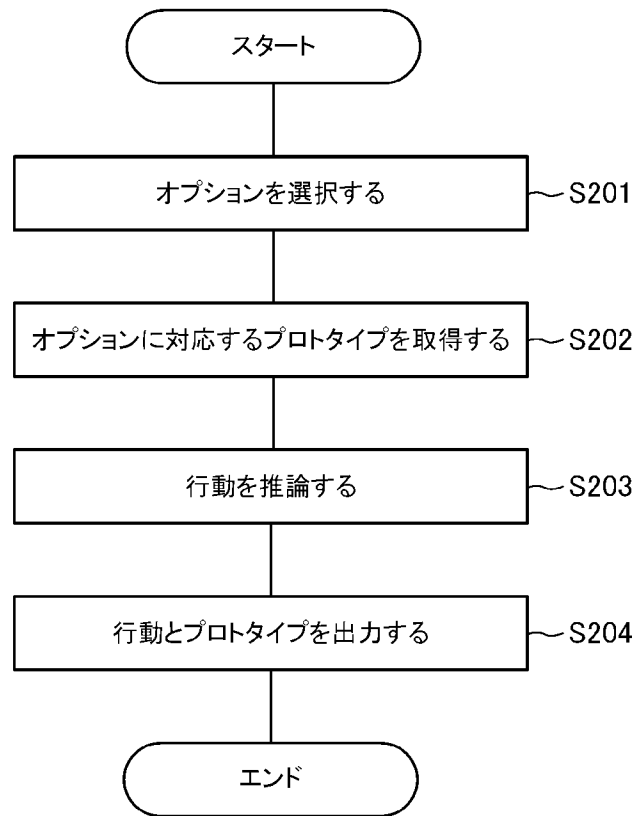
・プロトタイプ

年齢	性別	体重	BMI	体脂肪率	血圧	摂取カロリー
43	男性	76	27	25	120	1800
43	男性	76	27	25	120	2600
43	男性	77	28	26	130	2200
43	男性	77	28	26	130	1800
43	男性	77	28	26	120	1700
43	男性	76	27	26	115	1900

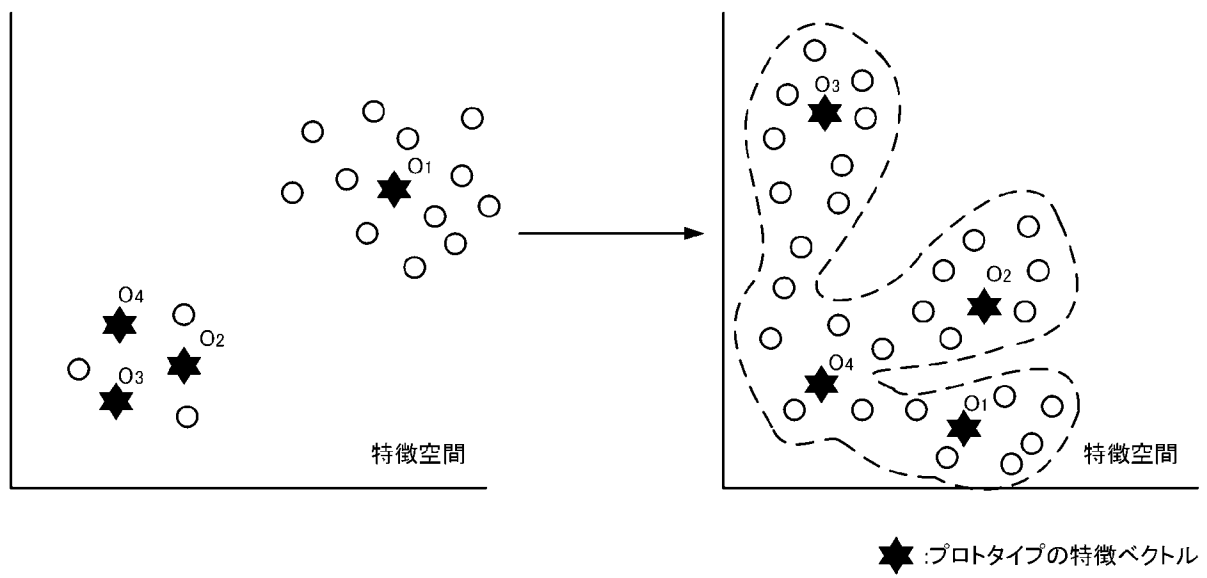
[図14]



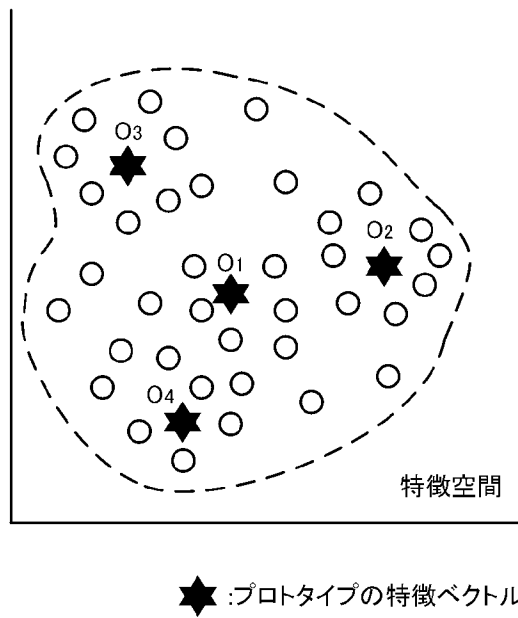
[図15]



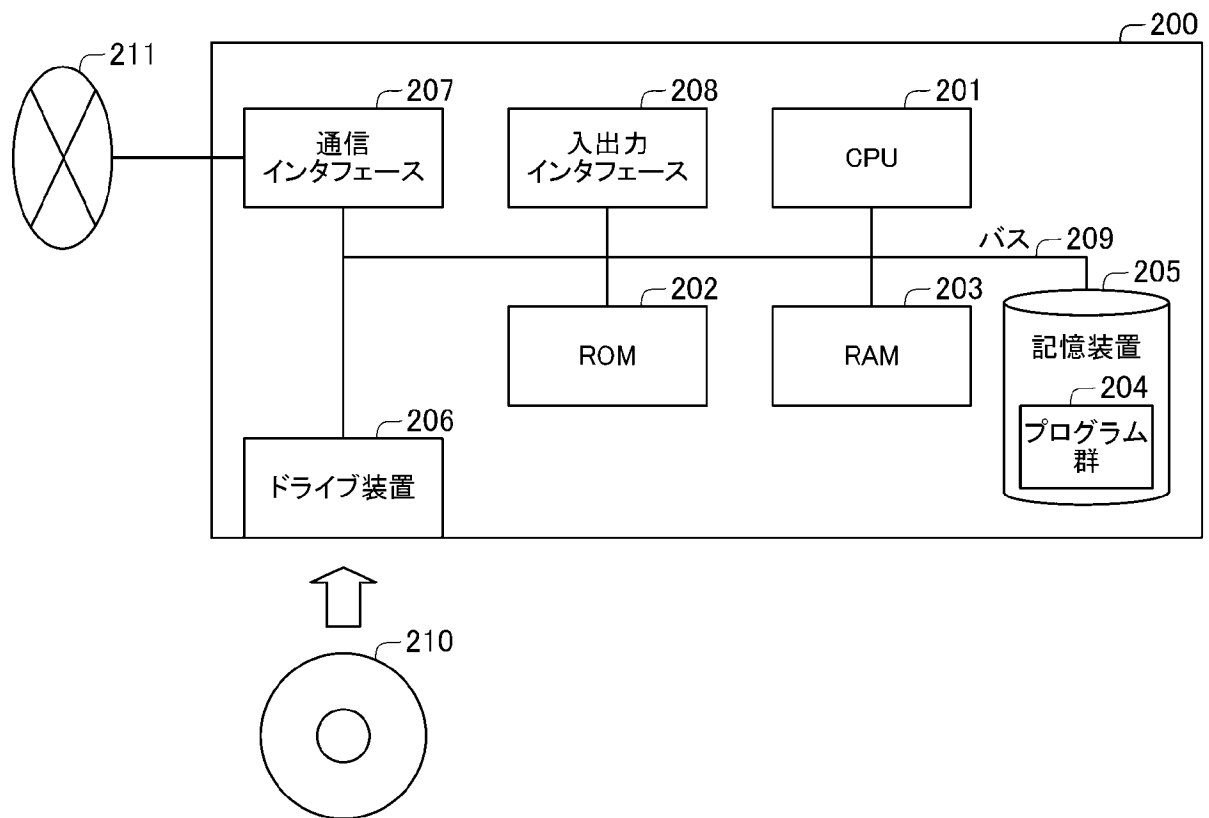
[図16]



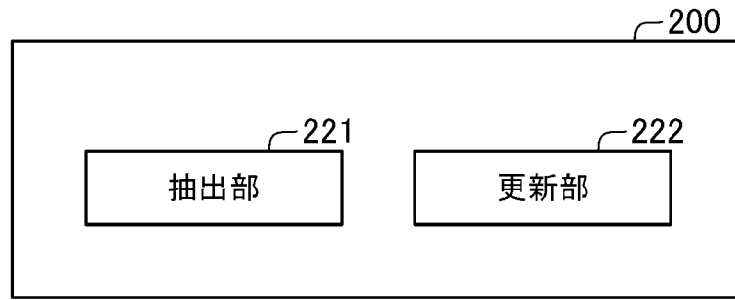
[図17]



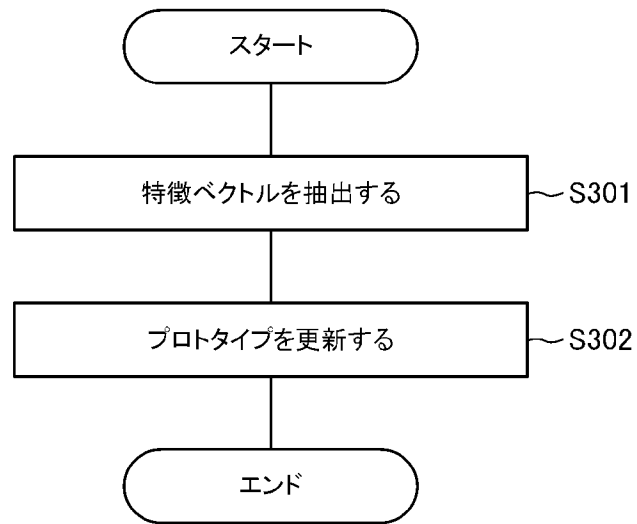
[図18]



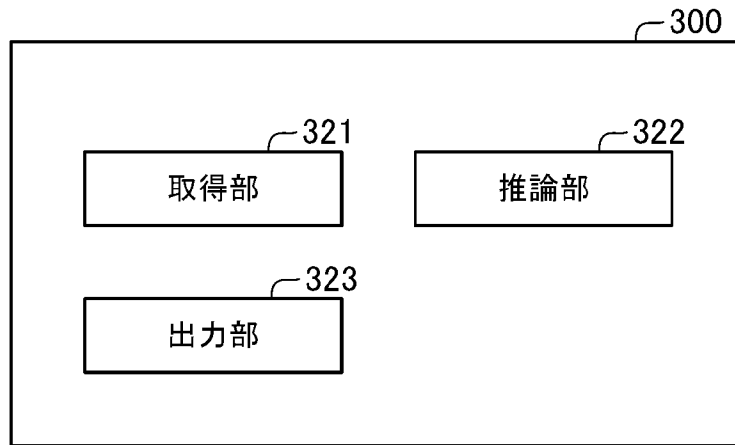
[図19]



[図20]



[図21]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2023/021890

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER**G06N 20/00**(2019.01)i

FI: G06N20/00

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)

G06N20/00

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 1971-2023
 Registered utility model specifications of Japan 1996-2023
 Published registered utility model applications of Japan 1994-2023

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.
A	LEE, Su to Jin et al., Path Tracking Control Using Imitation Learning with Variational Auto toEncoder, 2019 19th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS) [online], 2019, pp. 501-505, [retrieved on 2023.08.17], Retrieved from the Internet: <URL: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8971711 > particularly, 3.2 Imitation Learning with VAE	1-14
A	KIM, Young to Gyu et al., Anomaly Detection Using Autoencoder With Feature Vector Frequency Map, IEEE Access [online], 2021, vol. 9, pp. 73808-73817, [retrieved on 2023.08.17], Retrieved from the Internet: <URL: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9431179 > particularly, SECTION III.Vector Quantized Variational Autoencoder Based Anomaly Detection	1-14
A	JP 2018-180983 A (SONY CORPORATION) 15 November 2018 (2018-11-15) particularly, paragraph [0091]	1-14



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
 “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

17 August 2023

Date of mailing of the international search report

29 August 2023

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/JP2023/021890

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
JP	2018-180983	A	15 November 2018	(Family: none)	

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC）） G06N 20/00(2019.01)i FI: G06N20/00										
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）） G06N20/00										
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 <table border="0"> <tr> <td>日本国実用新案公報</td> <td>1922 - 1996年</td> </tr> <tr> <td>日本国公開実用新案公報</td> <td>1971 - 2023年</td> </tr> <tr> <td>日本国実用新案登録公報</td> <td>1996 - 2023年</td> </tr> <tr> <td>日本国登録実用新案公報</td> <td>1994 - 2023年</td> </tr> </table>			日本国実用新案公報	1922 - 1996年	日本国公開実用新案公報	1971 - 2023年	日本国実用新案登録公報	1996 - 2023年	日本国登録実用新案公報	1994 - 2023年
日本国実用新案公報	1922 - 1996年									
日本国公開実用新案公報	1971 - 2023年									
日本国実用新案登録公報	1996 - 2023年									
日本国登録実用新案公報	1994 - 2023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								
A	LEE, Su-Jin et al., Path Tracking Control Using Imitation Learning with Variational Auto-Encoder, 2019 19th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS) [online], 2019, pp. 501-505, [retrieved on 2023.08.17], Retrieved from the Internet: <URL: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8971711> 特に、3.2 Imitation Learning with VAE	1-14								
A	KIM, Young-Gyu et al., Anomaly Detection Using Autoencoder With Feature Vector Frequency Map, IEEE Access [online], 2021, vol. 9, pp. 73808-73817, [retrieved on 2023.08.17], Retrieved from the Internet: <URL: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9431179> 特に、SECTION III.Vector Quantized Variational Autoencoder Based Anomaly Detection	1-14								
A	JP 2018-180983 A (ソニー株式会社) 15.11.2018 (2018 - 11 - 15) 特に、段落[0091]	1-14								
☐ 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。										
<table border="0"> <tr> <td> * 引用文献のカテゴリー “A” 特に関連のある文献ではなく、一般的な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 </td> <td> “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 </td> </tr> </table>			* 引用文献のカテゴリー “A” 特に関連のある文献ではなく、一般的な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						
* 引用文献のカテゴリー “A” 特に関連のある文献ではなく、一般的な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 17.08.2023		国際調査報告の発送日 29.08.2023								
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） 武田 広太郎 5B 7889 電話番号 03-3581-1101 内線 3545								

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/JP2023/021890

引用文献	公表日	パテントファミリー文献	公表日
JP 2018-180983 A	15.11.2018	(ファミリーなし)	