(19)日本国特許庁(JP)　(12)公開特許公報(A)　(11)特許出願公開番号
特開2022-134563
(P2022-134563A)
(43)公開日　令和4年9月15日(2022.9.15)

(51)Int.Cl.		F I		テーマコード（参考）
G06N 5/04	*(2006.01)*	G06N	5/04	5L049
G06N 7/00	*(2006.01)*	G06N	7/00	
G06Q 10/04	*(2012.01)*	G06Q	10/04	

審査請求 未請求　請求項の数 7　ＯＬ　（全 19 頁）

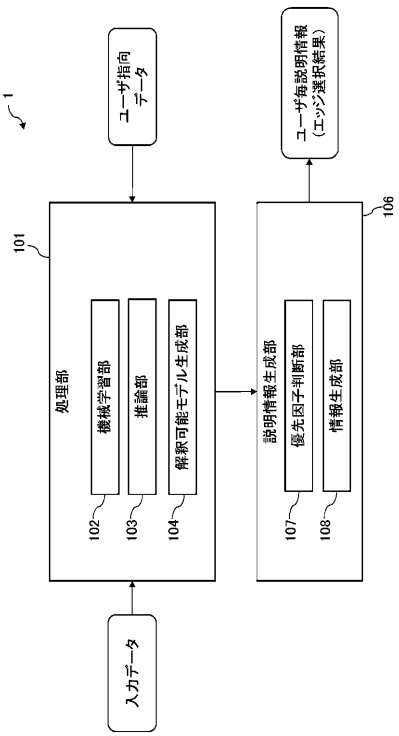
(21)出願番号　特願2021-33756(P2021-33756)
(22)出願日　令和3年3月3日(2021.3.3)

(71)出願人　000005223
富士通株式会社
神奈川県川崎市中原区上小田中４丁目１番１号
(74)代理人　100092978
弁理士　真田　有
(74)代理人　100189201
弁理士　横田　功
(72)発明者　渡邉　俊一
神奈川県川崎市中原区上小田中４丁目１番１号　富士通株式会社内

Ｆターム(参考) 5L049 AA04

(54)【発明の名称】説明情報出力プログラム，説明情報出力方法および説明情報出力装置

(57)【要約】
【課題】機械学習モデルの予測結果について適切な説明情報を出力できるようにする。
【解決手段】それぞれが複数の変数を含む複数のデータの入力に応じて機械学習モデルが出力した予測結果と複数のデータとに基づいて生成された説明用のモデルを用いて、予測結果に対する複数のデータのそれぞれの寄与度を算出し、複数の変数のうち特定の変数を選択し、複数のデータのそれぞれの特定の変数の値と、寄与度とに基づいて、複数のデータのうち特定のデータを決定し、特定のデータを前記予測結果の説明情報として出力することで、機械学習モデルの予測結果について適切な説明情報を出力する。
【選択図】図１



【特許請求の範囲】
【請求項１】
それぞれが複数の変数を含む複数のデータの入力に応じて機械学習モデルが出力した予測結果と前記複数のデータとに基づいて生成された説明用のモデルを用いて、前記予測結果に対する前記複数のデータのそれぞれの寄与度を算出し、
前記複数の変数のうち特定の変数を選択し、前記複数のデータのそれぞれの前記特定の変数の値と、前記寄与度とに基づいて、前記複数のデータのうち特定のデータを決定し、
前記特定のデータを前記予測結果の説明情報として出力する、
処理をコンピュータに実行させることを特徴とする説明情報出力プログラム。
【請求項２】
前記特定の変数を選択する処理は、ユーザに応じた優先変数に基づいて、前記複数の変数のうち前記特定の変数を選択する処理を含む、
ことを特徴とする請求項１記載の説明情報出力プログラム。
【請求項３】
前記特定のデータを決定する処理は、前記特定の変数が数値データである場合、前記複数のデータのうち、前記寄与度が寄与度閾値よりも大きい複数の提示候補データの中から、前記特定の変数の値と前記寄与度とを用いて前記特定のデータを決定する処理を含む、
ことを特徴とする請求項１に記載の説明情報出力プログラム。
【請求項４】
前記特定のデータを決定する処理は、前記複数の提示候補データから抽出した前記特定の変数の値を正規化した値と、前記複数の提示候補データそれぞれの前記寄与度を正規化した値との和が最も大きいデータを、前記特定のデータに決定する処理を含む、
ことを特徴とする請求項３に記載の説明情報出力プログラム。
【請求項５】
前記特定のデータを決定する処理は、前記特定の変数がカテゴリカルデータである場合、前記複数のデータのうち、前記特定の変数の値が特定のカテゴリを示す複数の提示候補データであって前記寄与度が寄与度閾値よりも大きい前記複数の提示候補データの中から、前記寄与度が最も高いデータを、前記特定のデータに決定する
処理を前記コンピュータに実行させることを特徴とする請求項１に記載の説明情報出力プログラム。
【請求項６】
それぞれが複数の変数を含む複数のデータの入力に応じて機械学習モデルが出力した予測結果と前記複数のデータとに基づいて生成された説明用のモデルを用いて、前記予測結果に対する前記複数のデータのそれぞれの寄与度を算出し、
前記複数の変数のうち特定の変数を選択し、前記複数のデータのそれぞれの前記特定の変数の値と、前記寄与度とに基づいて、前記複数のデータのうち特定のデータを決定し、
前記特定のデータを前記予測結果の説明情報として出力する、
処理をコンピュータが実行することを特徴とする説明情報出力方法。
【請求項７】
それぞれが複数の変数を含む複数のデータの入力に応じて機械学習モデルが出力した予測結果と前記複数のデータとに基づいて生成された説明用のモデルを用いて、前記予測結果に対する前記複数のデータのそれぞれの寄与度を算出し、
前記複数の変数のうち特定の変数を選択し、前記複数のデータのそれぞれの前記特定の変数の値と、前記寄与度とに基づいて、前記複数のデータのうち特定のデータを決定し、
前記特定のデータを前記予測結果の説明情報として出力する、
処理部を有することを特徴とする説明情報出力装置。
【発明の詳細な説明】
【技術分野】
【０００１】
本発明は、説明情報出力プログラム，説明情報出力方法および説明情報出力装置に関す

る。
【背景技術】
【０００２】
ＤＬ（Deep Learning）を中心とした複雑な機械学習の予測モデルはブラックボックス性が高く、ビジネスにおける実運用の大きな障害となっている。
【０００３】
そこで、近年、機械学習モデルにおいて、予測結果や推定結果に至るプロセスについて人に説明可能な状態とする技術として、ＸＡＩ（Explainable Artificial Intelligence：説明可能なＡＩ）が知られている。説明可能な状態を、ユーザが納得できる状態といってもよい。
【０００４】
ＸＡＩにおいて、あるサンプルの予測について機械学習モデルがどのような根拠でその予測を行なったかを解釈するツールとして、例えば、ＬＩＭＥやＳＨＡＰが知られている。
また、ＬＩＭＥやＳＨＡＰ等のモデルが何を重視しているか明らかにする従来技術として、因子単位における寄与度算出法が知られている。
寄与度算出法においては、複数の因子のそれぞれにモデルの出力結果への寄与度を算出し、寄与度の高い因子を提示する。
図９はＳＨＡＰによる出力例を示す図である。
【０００５】
この図９に示す例においては、モデルのとある出力に対する複数の因子の各寄与度（重要度）をグラフで表している。この図９に示す例においては因子“LSTAT”が予測タスクに対して一番貢献したことがわかる。
【先行技術文献】
【特許文献】
【０００６】
【特許文献１】特開２０１０－１６５１６６号公報
【特許文献２】特開２０１９－８２８８３号公報
【発明の概要】
【発明が解決しようとする課題】
【０００７】
しかしながら、ＸＡＩの実運用においては、単一の説明でユーザ全体が説明可能な状態になるのは稀である。
図１０は、ＸＡＩにおいて説明可能な状態になるための条件を説明するための図である。
【０００８】
この図１０においては、図９に示した例において、「とあるモデル出力に関して因子“LSTAT”の寄与度が最も高い」との説明情報の複数ユーザによる受け止められ方を示す。
【０００９】
「とあるモデル出力に因子“LSTAT”の寄与度が高い」ことは、属人性が高く、Ａ氏にとって当たり前（比較的普遍）であるとする。このような場合には、当該説明情報はＡ氏にとって何ら有益な説明になっていない。ＸＡＩにおける説明情報は、当たりまえの壁を越えることが求められる。
【００１０】
一方、上記の「とあるモデル出力に関して因子“LSTAT”の寄与度が最も高い」との説明情報は、Ｂ氏の知識知見とは違うとする。このような場合には、上記の説明情報はＢ氏に理解できない。ＸＡＩにおける説明情報は、知識知見の壁を越えることも求められる。
【００１１】
また、上記の「とあるモデル出力に関して因子“LSTAT”の寄与度が最も高い」との説明情報は、Ｃ氏の知識知見に合うとする。このような場合には、上記の説明情報は、Ｃ氏

にとって自身の感覚と似ていて納得できるものとして受け入れられる。
【００１２】
このように、説明可能な状態は、属人性が高くユーザ毎に異なる場合がある。そのため、ＸＡＩにおける従来の情報提示手法においては、説明情報が各ユーザの知識知見に触れた説明・因子になっていない場合には、説明情報がユーザに説明可能な状態とならないおそれがある。
【００１３】
ＸＡＩにおける従来の情報提示手法おいては、複数の属性を含むデータ（変数）ごとにモデルの出力結果への寄与度を算出し、寄与度の高いデータを提示する。しかしながら、解釈時に重要視される属性は時と場合による（人依存も含む）ため、適切な因子提示とならない場合がある。
１つの側面では、本発明は、機械学習モデルの予測結果について適切な説明情報を出力できるようにすることを目的とする。
【課題を解決するための手段】
【００１４】
このため、この説明情報出力プログラムは、それぞれが複数の変数を含む複数のデータの入力に応じて機械学習モデルが出力した予測結果と前記複数のデータとに基づいて生成された説明用のモデルを用いて、前記予測結果に対する前記複数のデータのそれぞれの寄与度を算出し、前記複数の変数のうち特定の変数を選択し、前記複数のデータのそれぞれの前記特定の変数の値と、前記寄与度とに基づいて、前記複数のデータのうち特定のデータを決定し、前記特定のデータを前記予測結果の説明情報として出力する処理をコンピュータに実行させる。
【発明の効果】
【００１５】
一実施形態によれば、機械学習モデルの予測結果について適切な説明情報を出力できる。
【図面の簡単な説明】
【００１６】
【図１】実施形態の一例としての情報処理装置の構成を模式的に示す図である。
【図２】実施形態の一例としての情報処理装置のハードウェア構成を例示する図である。
【図３】実施形態の一例としての情報処理装置における入力データを例示する図である。
【図４】実施形態の一例としての情報処理装置におけるユーザ指向データ入力画面を例示する図である。
【図５】実施形態の一例としての情報処理装置の解釈可能モデル生成部が生成する寄与度を説明するための図である。
【図６】実施形態の一例としての情報処理装置における、カテゴリカルデータ時の提示エッジの選択方法を説明するための図である。
【図７】実施形態の一例としての情報処理装置における、数値データ時の提示エッジの選択方法を説明するための図である。
【図８】実施形態の一例としての情報処理装置における処理を説明するためのフローチャートである。
【図９】ＳＨＡＰによる出力例を示す図である。
【図１０】ＸＡＩにおいて説明可能な状態になるための条件を説明するための図である。
【発明を実施するための形態】
【００１７】
以下、図面を参照して本説明情報出力プログラム，説明情報出力方法および説明情報出力装置にかかる実施の形態を説明する。ただし、以下に示す実施形態はあくまでも例示に過ぎず、実施形態で明示しない種々の変形例や技術の適用を排除する意図はない。すなわち、本実施形態を、その趣旨を逸脱しない範囲で種々変形して実施することができる。また、各図は、図中に示す構成要素のみを備えるという趣旨ではなく、他の機能等を含むこ

とができる。
【００１８】
（Ａ）構成
図１は実施形態の一例としての情報処理装置１の構成を模式的に示す図である。
情報処理装置１は、入力データに対して機械学習モデルによる推論を行なうとともに、当該推論の根拠を示す説明情報をユーザに提示するＸＡＩを実現する説明情報出力装置（コンピュータ）である。
図２は実施形態の一例としての情報処理装置１のハードウェア構成を例示する図である。
【００１９】
情報処理装置１は、例えば、プロセッサ１１，メモリ１２，記憶装置１３，グラフィック処理装置１４，入力インタフェース１５，光学ドライブ装置１６，機器接続インタフェース１７およびネットワークインタフェース１８を構成要素として有する。これらの構成要素１１～１８は、バス１９を介して相互に通信可能に構成される。
【００２０】
プロセッサ（処理部）１１は、情報処理装置１全体を制御する。プロセッサ１１は、マルチプロセッサであってもよい。プロセッサ１１は、例えばＣＰＵ（Central Processing Unit），ＭＰＵ（Micro Processing Unit），ＤＳＰ（Digital Signal Processor），ＡＳＩＣ（Application Specific Integrated Circuit），ＰＬＤ（Programmable Logic Device），ＦＰＧＡ（Field Programmable Gate Array）のいずれか一つであってもよい。また、プロセッサ１１は、ＣＰＵ，ＭＰＵ，ＤＳＰ，ＡＳＩＣ，ＰＬＤ，ＦＰＧＡのうちの２種類以上の要素の組み合わせであってもよい。
【００２１】
そして、プロセッサ１１が情報処理装置１用の制御プログラム（説明情報出力プログラム：図示省略）を実行することにより、図１に例示する、処理部１０１および説明情報生成部１０６としての機能が実現される。これにより、情報処理装置１は、説明情報出力装置として機能する。
【００２２】
なお、情報処理装置１は、例えばコンピュータ読み取り可能な非一時的な記録媒体に記録されたプログラム｛説明情報出力プログラム，ＯＳ（Operating System）プログラム｝を実行することにより、処理部１０１および説明情報生成部１０６としての機能を実現する。
【００２３】
情報処理装置１に実行させる処理内容を記述したプログラムは、様々な記録媒体に記録しておくことができる。例えば、情報処理装置１に実行させるプログラムを記憶装置１３に格納しておくことができる。プロセッサ１１は、記憶装置１３内のプログラムの少なくとも一部をメモリ１２にロードし、ロードしたプログラムを実行する。
【００２４】
また、情報処理装置１（プロセッサ１１）に実行させるプログラムを、光ディスク１６ａ，メモリ装置１７ａ，メモリカード１７ｃ等の非一時的な可搬型記録媒体に記録しておくこともできる。可搬型記録媒体に格納されたプログラムは、例えばプロセッサ１１からの制御により、記憶装置１３にインストールされた後、実行可能になる。また、プロセッサ１１が、可搬型記録媒体から直接プログラムを読み出して実行することもできる。
【００２５】
メモリ１２は、ＲＯＭ（Read Only Memory）およびＲＡＭ（Random Access Memory）を含む記憶メモリである。メモリ１２のＲＡＭは情報処理装置１の主記憶装置として使用される。ＲＡＭには、プロセッサ１１に実行させるプログラムの少なくとも一部が一時的に格納される。また、メモリ１２には、プロセッサ１１による処理に必要な各種データが格納される。
【００２６】

記憶装置１３は、ハードディスクドライブ（Hard Disk Drive：ＨＤＤ）、ＳＳＤ（Solid State Drive）、ストレージクラスメモリ（Storage Class Memory：ＳＣＭ）等の記憶装置であって、種々のデータを格納するものである。記憶装置１３は、情報処理装置１の補助記憶装置として使用される。記憶装置１３には、ＯＳプログラム，制御プログラムおよび各種データが格納される。制御プログラムには説明情報出力プログラムが含まれる。

【００２７】

なお、補助記憶装置としては、ＳＣＭやフラッシュメモリ等の半導体記憶装置を使用することもできる。また、複数の記憶装置１３を用いてＲＡＩＤ（Redundant Arrays of Inexpensive Disks）を構成してもよい。

また、記憶装置１３には、上述した処理部１０１および説明情報生成部１０６が各処理を実行する際に生成される各種データを格納してもよい。

【００２８】

グラフィック処理装置１４には、モニタ１４ａが接続されている。グラフィック処理装置１４は、プロセッサ１１からの命令に従って、画像をモニタ１４ａの画面に表示させる。モニタ１４ａとしては、ＣＲＴ（Cathode Ray Tube）を用いた表示装置や液晶表示装置等が挙げられる。

【００２９】

入力インタフェース１５には、キーボード１５ａおよびマウス１５ｂが接続されている。入力インタフェース１５は、キーボード１５ａやマウス１５ｂから送られてくる信号をプロセッサ１１に送信する。なお、マウス１５ｂは、ポインティングデバイスの一例であり、他のポインティングデバイスを使用することもできる。他のポインティングデバイスとしては、タッチパネル，タブレット，タッチパッド，トラックボール等が挙げられる。

【００３０】

光学ドライブ装置１６は、レーザ光等を利用して、光ディスク１６ａに記録されたデータの読み取りを行なう。光ディスク１６ａは、光の反射によって読み取り可能にデータを記録された可搬型の非一時的な記録媒体である。光ディスク１６ａには、ＤＶＤ（Digital Versatile Disc），ＤＶＤ－ＲＡＭ，ＣＤ－ＲＯＭ（Compact Disc Read Only Memory），ＣＤ－Ｒ（Recordable）／ＲＷ（ReWritable）等が挙げられる。

【００３１】

機器接続インタフェース１７は、情報処理装置１に周辺機器を接続するための通信インタフェースである。例えば、機器接続インタフェース１７には、メモリ装置１７ａやメモリリーダライタ１７ｂを接続することができる。メモリ装置１７ａは、機器接続インタフェース１７との通信機能を搭載した非一時的な記録媒体、例えばＵＳＢ（Universal Serial Bus）メモリである。メモリリーダライタ１７ｂは、メモリカード１７ｃへのデータの書き込み、またはメモリカード１７ｃからのデータの読み出しを行なう。メモリカード１７ｃは、カード型の非一時的な記録媒体である。

【００３２】

ネットワークインタフェース１８は、ネットワークに接続される。ネットワークインタフェース１８は、ネットワークを介してデータの送受信を行なう。ネットワークには他の情報処理装置や通信機器等が接続されてもよい。

図１に例示する情報処理装置１は、処理部１０１および説明情報生成部１０６を備える。

処理部１０１は、入力データを受け付け、この入力データに対して機械学習モデルを用いた処理を行なう。

図３は実施形態の一例としての情報処理装置１における入力データを例示する図である。

【００３３】

本実施形態においては、情報処理装置１が、健康経営の領域において用いられ、出勤データから将来の休職の有無（休職するか否か）の二値分類を機械学習モデルを用いて行なうタスクを例に説明する。すなわち、機械学習モデルに、予測対象者の出勤データを入力

して、当該予測対象者が将来的に休職するか否かの予測を行なわせる。
図３に例示する入力データは、社員の出勤データを示すテンソルデータであり、日付，出欠，出張の有無（出張）および残業時間（残業）を備える。
【００３４】
図３に例示する入力データにおいて、日付，出欠，出張および残業の組み合わせをエッジという場合がある。また、エッジを構成する変数（出張，残業）を因子という場合がある。エッジは複合的な因子関係であるといえる。
入力データは、複数の変数（因子：出張，残業）を含む複数のデータ（出勤データ，エッジ）に相当する。
【００３５】
また、処理部１０１には、ユーザ指向データが入力される。ユーザ指向データは、エッジを構成する複数種類の因子のうち、機械学習モデルによる予測に寄与するとユーザが考える（着目する）因子を示す情報である。
ユーザ指向データは、例えば、図４に例示する入力画面等を用いて予めユーザに入力させてもよい。
図４は実施形態の一例としての情報処理装置１におけるユーザ指向データ入力画面を例示する図である。
【００３６】
ユーザ指向データ入力画面は、本情報処理装置１に備えられたモニタ１４ａ等に表示される。ユーザは、このユーザ指向データ入力画面を介して、自身のユーザ指向データを入力する。
【００３７】
この図４に例示するユーザ指向データ入力画面には、「以下に示す出勤管理項目の中から、あなたが休職の有無に最も影響を与えると考えるものを１つ選択してください。」とのメッセージとともに、“出張の有無”および“残業時間”の２つの選択肢がトグルスイッチとして表示されている。これらの“出張の有無”および“残業時間”は、出張および残業の各因子に対応する。
【００３８】
例えば、企業の人事や健康推進室に所属する複数のユーザ（Ａ氏，Ｂ氏）は、それぞれ、このユーザ指向データ入力画面において、自身が休職の有無に最も影響を与えると考えるものを選択し、キーボード１５ａやマウス１５ｂを操作して選択入力を行なう。
【００３９】
ユーザが選択入力した内容は、ユーザ指向データとして、ユーザ毎に記憶装置１３やメモリ１２等の所定の記憶領域に記憶される。以下、ユーザ指向データを優先因子といってもよい。ユーザ指向データは、ユーザに応じた優先変数に相当する。
【００４０】
図４に示した例においては、ユーザ指向データとして１つの因子を選択する例を示したが、これに限定されるものではない。ユーザは、ユーザ指向データとして２つ以上の因子を選択してもよく、適宜変更して実施することができる。ユーザが選択するユーザ指向データの数を優先因子数（Ｎ）という場合がある。優先因子数（Ｎ）はシステム管理者等が予め任意に設定してもよい。本実施形態においては、便宜上、優先因子数Ｎ＝１の例について示す。
処理部１０１は、図１に示すように、機械学習部１０２，推論部１０３および解釈可能モデル生成部１０４を備える。
機械学習部１０２は、訓練データセットを用いて機械学習モデルを作成する。訓練データセットは、入力データと正解データ（教師データ）とを備える。機械学習モデルとしては、例えば、サポートベクターマシン、ニューラルネットワーク、勾配ブースティングツリーなどが使用されても良い。
以下に示す例においては、主に表やグラフをテンソルで表現したものを入力データとして、機械学習部１０２が、既知の機械学習技術であるDeep Tensor（登録商標）のアルゴ

リズムを用いて、機械学習モデルを作成する例について示す。

【００４１】

機械学習部１０２は、表やグラフをテンソル形式で取り扱う。表やグラフをテンソルデータといってもよい。機械学習部１０２は、入力データをテンソル分解によってコアテンソルに変換し、当該コアテンソルをニューラルネットワークへ入力して、入力データに対する推論結果を出力する機械学習モデルを機械学習によって作成する。

【００４２】

なお、機械学習部１０２は、訓練データに基づいて、テンソル分解に用いるパラメータとニューラルネットワークのパラメータとを最適化することによって機械学習モデルを生成する。機械学習部１０２は、例えば、勾配降下法を用いて、訓練データに対する機械学習モデルの推論結果と正解データとの誤差を定義した損失関数を小さくする方向に、テンソル分解のパラメータとニューラルネットワークのパラメータをと更新することによって、パラメータの最適化を行なう。

【００４３】

ニューラルネットワークは、ハードウェア回路であってもよいし、プロセッサ１１によりコンピュータプログラム上で仮想的に構築される階層間を接続するソフトウェアによる仮想的なネットワークであってもよい。

【００４４】

推論部１０３は、機械学習部１０２が作成した機械学習モデルを用いて推論を行なう。推論部１０３は、推論の対象のテンソルデータを機械学習モデルへ入力し、機械学習モデルが出力する推論結果を得る。

【００４５】

解釈可能モデル生成部１０４は、機械学習部１０２が作成した機械学習モデルの推論結果を説明するため、入力データに含まれる各変数の寄与を説明しやすい機械学習モデルを局所的に近似した解釈可能モデルを生成する。

【００４６】

解釈可能モデル生成部１０４は、例えば、ＬＩＭＥやＳＨＡＰ等の、機械学習モデルの予測（推論）について、どのような根拠でその予測を行なったかを解釈する既知の手法を用いて解釈可能モデルを生成する。解釈可能モデル生成部１０４は、例えば、機械学習モデルで推論を行なった説明対象のデータの推論結果と説明対象のデータの近傍データの推論結果とに対する重回帰分析に基づいて、機械学習モデルを局所的に近似した線形回帰モデルを生成しても良い。ここで、近傍データは説明対象のデータと類似しているデータであり、説明対象のデータとの差分が閾値以下のデータである。解釈可能モデル生成部１０４は、コアテンソルの類似度が閾値以上のデータを近傍データと決定としてよい。また、類似度は、テンソル間の距離（例えば、二乗誤差）で定義することができる。線形回帰モデルを、説明対象のデータのコアテンソルとその推論結果とに基づいて生成することで、解釈可能モデル生成部１０４は、コアテンソル類似度に基づいて解釈可能モデルを生成するといえる。

【００４７】

解釈可能モデルは、生成した線形回帰モデルのパラメータに基づいて、説明対象のデータに含まれる各変数の推論結果に対する寄与度を特定する。解釈可能モデル生成部１０４は、例えば、それぞれが複数の変数（因子）を含む複数のデータ（出勤データ，エッジ）の入力に応じて機械学習モデルが出力した予測結果と複数のデータとに基づいて解釈可能モデルを生成しても良い。

この場合、解釈可能モデル生成部１０４は、解釈可能モデルに基づき、エッジ単位で寄与度を算出しても良い。線形回帰モデル偏回帰係数を寄与度としてもよい。

図５は実施形態の一例としての情報処理装置１の解釈可能モデル生成部１０４が生成する寄与度を説明するための図である。

【００４８】

この図５に示す例においては、例えば、日付5/27で特定されるエッジに寄与度“0.6”

が設定されている。なお、寄与度の算出は既知の手法で実現することができ、その説明は省略する。

【００４９】

説明情報生成部１０６は、処理部１０１によって入力データに対して行なわれた推定の根拠を示す情報を生成する。説明情報生成部１０６は、処理部１０１による推定をユーザが理解・納得できるような説明情報（ユーザ毎説明情報）を生成する。

【００５０】

本情報処理装置１においては、個々のユーザの知識知見によりユーザ指向データがユーザ毎に異なることに鑑み、ＸＡＩにおける機械学習モデルによる予測（推論）の根拠を説明する情報（説明情報）をユーザ毎にカスタマイズして提示する。本情報処理装置１において、説明情報生成部１０６は、ユーザに対する説明情報として、入力データの中から選択したエッジを用いる。すなわち、説明情報生成部１０６は、推定に寄与（貢献）した情報（エッジ）を選択し、説明情報として提示する。

説明情報生成部１０６は、図１に示すように、優先因子判断部１０７および情報生成部１０８を備える。

【００５１】

優先因子判断部１０７は、個々のユーザの優先因子（ユーザ指向データ）を確認する。優先因子判断部１０７は、ユーザがユーザ指向データ入力画面を介して入力したユーザ指向データを記憶装置１３やメモリ１２等の所定の記憶領域から読み出し、その内容を確認する。

情報生成部１０８は、ＸＡＩにおける機械学習モデルによる予測（推論）の根拠を説明する情報（説明情報）をユーザ毎に生成する。

【００５２】

情報生成部１０８は、例えば、複数の入力データの中から、ユーザ毎に選択したエッジを説明情報として用いる。以下、ユーザに説明情報として提示するエッジを提示エッジという場合がある。提示エッジは、機械学習モデルが出力した予測結果の説明情報に相当する。

【００５３】

例えば、情報生成部１０８は、入力データを構成する複数のエッジの中から一部のエッジを提示エッジとして選択し、この提示エッジのみを説明情報としてユーザに提示してもよい。また、情報生成部１０８は、提示エッジとして複数のエッジを選択し、これらの複数の提示エッジに優先順位を設定し、説明情報として、複数の提示エッジを、優先順位の高いものから順に優先的に並べてユーザに提示してもよい。

情報生成部１０８は、各ユーザのユーザ指向データに基づいて提示エッジの選択を行なう。

【００５４】

また、情報生成部１０８は、提示エッジの選択に際して、解釈可能モデル生成部１０４によって設定されたエッジ毎の寄与度を、予め設定された寄与度閾値と比較する。情報生成部１０８は、寄与度が寄与度閾値よりも大きいエッジを提示エッジの候補（提示候補エッジ）として選択する。

なお、寄与度閾値は、システム管理者等が予め設定してもよい。また、寄与度閾値は、運用に伴う過去の寄与度に基づき統計的に決定してもよい。

【００５５】

情報生成部１０８は、優先因子判断部１０７により判定された優先因子のデータ形式に応じた手法で説明情報を生成する。情報生成部１０８は、優先因子のデータ形式が数値データである場合とカテゴリカルデータである場合とで異なる手法を用いて提示データを生成する。

【００５６】

ここで、数値データである優先因子とは、数値で表される因子であり、本実施形態においては、「残業時間」という数値で表される“残業”が相当する。一方、カテゴリカルデ

ータである優先因子とは、カテゴリの集まりの中のいずれかに分類されることで表される因子であり、本実施形態においては、「終日（あり）」か「なし」かのいずれかに分類される“出張”が相当する。

図６は実施形態の一例としての情報処理装置１における、カテゴリカルデータ時の提示エッジの選択方法を説明するための図である。

【００５７】

情報生成部１０８は、優先因子のデータ形式がカテゴリカルデータである場合には、入力データ（エッジ群）の中から、寄与度が寄与度閾値よりも大きい１つ以上のエッジ（提示候補エッジ）を抽出する。そして、情報生成部１０８は、これらの抽出した提示候補エッジの中から優先因子に値が発生している（活性している）１つ以上のエッジ（カテゴリカルデータ発生エッジ）を特定する。提示候補エッジは提示候補データに相当する。情報生成部１０８は、抽出したこれらの提示候補エッジの中から寄与度が最も高いエッジを提示エッジとして選択する。

【００５８】

情報生成部１０８は、複数の変数（因子）のうち特定の変数（優先因子と同じ変数）を選択し、複数のデータ（エッジ）のそれぞれの特定の因子の値と、寄与度とに基づいて、複数のエッジのうち特定のデータ（提示エッジ）を決定する。

すなわち、情報生成部１０８は、複数のデータ（エッジ群）のうち、特定の変数の値が優先因子と同じ特定のカテゴリを示す複数の提示候補データであって寄与度が寄与度閾値よりも大きい複数の提示候補データ（提示候補エッジ）を決定する。そして、情報生成部１０８は、これらの複数の提示候補エッジの中から、寄与度が最も高いデータを提示エッジ（特定のデータ）に決定する。

【００５９】

以下に示す例においては、寄与度閾値が0.45である例を示す。Ｂ氏の優先因子（ユーザ指向データ）はカテゴリカルデータである“出張”であるものとする。

図６に示す例においては、日付が5/24および5/26の２つのエッジが、寄与度が寄与度閾値（0.45）よりも大きい提示候補エッジに相当する。

情報生成部１０８は、これらの２つの提示候補エッジの中から、カテゴリカルデータ発生エッジに相当する、日付が5/26のエッジ（符号Ｐ１参照）を提示エッジとして選択する。

【００６０】

なお、情報生成部１０８は、寄与度が寄与度閾値よりも大きい複数の提示エッジを選択し、これらの複数の提示エッジを、寄与度が大きいものから順に並べてユーザに提示してもよい。

図７は実施形態の一例としての情報処理装置１における、数値データ時の提示エッジの選択方法を説明するための図である。

【００６１】

情報生成部１０８は、優先因子のデータ形式が数値データである場合には、入力データ（エッジ群）の中から、寄与度が寄与度閾値よりも大きい１つ以上の提示候補エッジ（提示候補データ）を抽出する。そして、情報生成部１０８は、これらの抽出した提示候補エッジの中から優先因子に数値が発生している（活性している）１つ以上のエッジ（数値データ発生エッジ）を特定する。そして、情報生成部１０８は、各数値データ発生エッジにおける優先因子の各データと各寄与度との２つのパラメータを用いて提示エッジの選択を行なう。

以下に示す例において、Ａ氏の優先因子（ユーザ指向データ）は数値データである“残業”であるものとする。

【００６２】

図７に示す例においては、日付が5/24，5/25および5/26の３つのエッジがいずれも寄与度の値が寄与度閾値（0.45）よりも大きい提示候補エッジに相当する。

【００６３】

情報生成部１０８は、これらの３つの提示候補エッジの中から、優先因子の残業の各値と、各寄与度の値をそれぞれ取得し、各エッジの残業の値と寄与度の値とをそれぞれ正規化し、エッジ毎にこれらの正規化した残業の値と寄与度の値との和（合計値）を算出する。

【００６４】

図７に示す例において、情報生成部１０８は、提示候補エッジの各残業の値を、平均0、分散1とする標準化を行なうことで、日付5/24，5/25および5/26の各残業の値3，1および1を、1.4，-0.7および-0.7にそれぞれ変換する。

【００６５】

また、情報生成部１０８は、提示候補エッジの各寄与度の値を、平均0、分散1とする標準化を行なうことで、日付5/24，5/25および5/26の各寄与度の値0.6，0.5および0.7を、0，-1.2および1.2にそれぞれ変換する。

なお、情報生成部１０８は、各残業値や各寄与度の値の標準化（正規化）には、例えば、アフィン変換を用いてもよい。

【００６６】

そして、情報生成部１０８は、提示候補エッジ毎に標準化後の残業および寄与度の値を合計して和を求める。図７に示す例においては、例えば、日付5/24の標準化後の残業および寄与度の各値は1.4と0であり、これらの合計値は1.4である。

【００６７】

情報生成部１０８は、３つの提示候補エッジの中から、合計値が最も高い、日付が5/24の提示候補エッジ（符号Ｐ２参照）を選択する。情報生成部１０８は、選択した提示候補エッジを提示エッジとしてユーザに提示する（符号Ｐ３参照）。

【００６８】

なお、情報生成部１０８は、複数の提示候補エッジを選択し、これらの複数の提示候補エッジを、合計値が大きいものから順に並べてユーザに提示してもよい。

【００６９】

このように、情報生成部１０８は、優先因子のデータ形式が数値データである場合には、寄与度の大小だけではなく、優先因子の数値データの大小も考慮して提示エッジの選択を行なうのである。

【００７０】

（Ｂ）動作

上述の如く構成された実施形態の一例としての情報処理装置１における処理を、図８に示すフローチャート（ステップＳ１～Ｓ１３）に従って説明する。

ステップＳ１において、処理部１０１は、推論の対象の入力データを取得する。ステップＳ２において、推論部１０３は、入力データを機械学習部１０２が作成した機械学習モデルへ入力し、機械学習モデルが出力する推論結果を得る。

ステップＳ３において、解釈可能モデル生成部１０４は、機械学習部１０２が生成したコアテンソル（特徴量）に基づき、解釈可能モデルを生成する。

【００７１】

解釈可能モデル生成部１０４は、コアテンソルの類似度に基づいて近傍データを決定する。解釈可能モデル生成部１０４は、近傍データとその推論結果とを用いて線形回帰モデルを作成する。解釈可能モデルは、生成した線形回帰モデルのパラメータに基づいて、説明対象のデータに含まれる各変数の推論結果に対する寄与度を特定する。解釈可能モデル生成部１０４は、例えば、それぞれが複数の変数（因子）を含む複数のデータ（出勤データ，エッジ）の入力に応じて機械学習モデルが出力した予測結果と複数のデータとに基づいて解釈可能モデルを生成する。

ステップＳ４において、処理部１０１は、例えば、ユーザが予め入力等した寄与度閾値を設定する。

【００７２】

また、本情報処理装置１の各ユーザは、ユーザ指向データ入力画面を用いて入力する。

ステップＳ５において、処理部１０１は、本情報処理装置１を用いる複数のユーザ（対象ユーザ）毎にユーザ指向データ（優先因子）を取得する。

ステップＳ６において、情報生成部１０８は、全ユーザに対して説明情報の生成を行なったかを確認する。

【００７３】

確認の結果、全ユーザに対する説明情報の生成を行なっていない場合には（ステップＳ６のＮＯルート参照）、ステップＳ７に移行する。以下のステップＳ７～Ｓ１２の処理は、ユーザ毎に実施される。

【００７４】

ステップＳ７において、優先因子判断部１０７はユーザの優先因子を確認する。説明情報生成部１０６は、入力データにおいて、ユーザの優先因子が活性している１つ以上のエッジ（エッジ群）を取得する。

【００７５】

ステップＳ８において、情報生成部１０８は、ステップＳ７において取得したエッジ群において、寄与度が寄与度閾値を越えるエッジ（提示候補エッジ）があるかを確認する。確認の結果、寄与度が寄与度閾値よりも大きいエッジがない場合には（ステップＳ８のＮＯルート参照）、ステップＳ９に移行する。ステップＳ９において、情報生成部１０８は、解釈可能モデル生成部１０４がＬＩＭＥやＳＨＡＰ等の既知のツールを用いて生成した解釈可能モデルの出力結果を変更せずに、そのまま説明情報として設定する。その後、処理はステップＳ６に戻る。

【００７６】

また、ステップＳ８における確認の結果、寄与度が寄与度閾値よりも大きいエッジがある場合には（ステップＳ８のＹＥＳルート参照）、ステップＳ１０に移行する。ステップＳ１０において、情報生成部１０８は、優先因子のデータ形式が数値データであるか確認する。

確認の結果、優先因子のデータ形式が数値データである場合には（ステップＳ１０のＹＥＳルート参照）、ステップＳ１２に移行する。

【００７７】

ステップＳ１２において、情報生成部１０８は、複数の提示候補エッジにおける優先因子の各数値と各寄与度との２つのパラメータに基づいて、提示エッジの選択または複数の提示候補エッジの表示順序の変更を行なう。その後、処理はステップＳ６に戻る。

【００７８】

また、ステップＳ１０における確認の結果、優先因子のデータ形式が数値データでない場合、すなわち、カテゴリカルデータである場合には（ステップＳ１０のＮＯルート参照）、ステップＳ１１に移行する。

【００７９】

ステップＳ１１において、情報生成部１０８は、複数の提示候補エッジの中から寄与度が最も高いエッジを提示エッジとして選択する。または、情報生成部１０８は、寄与度の値が大きいものから順となるように複数の提示候補エッジの表示順序の変更を行なう。その後、処理はステップＳ６に戻る。

【００８０】

また、ステップＳ６における確認の結果、全ユーザに対する説明情報の生成を行なった場合には（ステップＳ６のＹＥＳルート参照）、ステップＳ１３に移行する。ステップＳ１３において、説明情報生成部１０６は、ユーザ毎に選択した提示エッジや、ユーザの優先因子に合わせた順序で並べた複数の提示エッジを説明情報として出力する。その後、処理を終了する。

【００８１】

（Ｃ）効果

このように、本発明の一実施形態としての情報処理装置１によれば、情報生成部１０８が、各ユーザの優先因子に応じて、ユーザ毎に応じて選択もしくは並べた説明情報（提示

エッジ）を生成する。これにより、ユーザのそれぞれにおいて、機械学習モデルによる予測に対する理解・納得性を高めることができ、ＸＡＩシステム全体の信頼性を向上させることができる。

また、ＸＡＩシステム全体の信頼性が向上することで、ユーザのＸＡＩ出力に対する需要幅を拡張することができる。

【００８２】

ユーザの優先因子（ユーザ指向データ）がカテゴリカルデータである場合には、情報生成部１０８が、カテゴリカルデータ発生エッジを提示候補エッジとして抽出し、抽出したこれらの提示候補エッジの中から寄与度が最も高いエッジを提示エッジとして選択する。これにより、ユーザに提示する説明情報には、当該ユーザが機械学習モデルによる予測に寄与すると考える因子が反映されたエッジが含まれることになり、ユーザの知識知見に合った説明情報を生成することができる。従って、ユーザに説明可能な状態とすることができる。

【００８３】

また、ユーザの優先因子（ユーザ指向データ）が数値データである場合には、情報生成部１０８が、数値データ発生エッジを提示候補エッジとして抽出し、抽出したこれらの提示候補エッジの中からユーザの優先因子の値と寄与度との２つのパラメータを踏まえた提示エッジを選択する。これにより、ユーザに提示する説明情報には、当該ユーザが機械学習モデルによる予測に寄与すると考える因子が反映されたエッジが含まれることになり、ユーザの知識知見に合った説明情報を生成することができる。従って、ユーザに説明可能な状態とすることができる。

【００８４】

情報生成部１０８は、複数の提示候補エッジの中から、優先因子の残業の各値と、各寄与度の値をそれぞれ取得し、各エッジの残業の値と寄与度の値とをそれぞれ正規化し、エッジ毎にこれらの正規化した残業の値と寄与度の値とを総和を算出する。これにより、ユーザの優先因子の値と寄与度との２つのパラメータを踏まえた提示エッジを容易に選択することができる。

【００８５】

（Ｄ）その他

本発明は上述した実施形態に限定されるものではなく、本発明の趣旨を逸脱しない範囲で種々変形して実施することができる。

【００８６】

例えば、上述した実施形態においては、健康経営の領域において用いられ、出勤データから将来の休職の有無（休職するか否か）の二値分類を機械学習モデルを用いて行なうタスクを例示したが、これに限定されるものではなく、種々変形して実施することができる。

また、上述した実施形態においては、優先因子数Ｎ＝１の例について示したが、これに限定されるものではなく、優先因子数が複数であってもよい。

【００８７】

上述した実施形態においては、入力データが表として表される出勤データの例を示したが、これに限定されるものではない。入力データは、例えば、グラフ等の表以外のフォーマットを有するものであってもよい。また、入力データは、テンソルデータとして取り扱うことができる表やグラフ以外の種類のデータであってもよく、種々変形して実施することができる。

また、上述した開示により本実施形態を当業者によって実施・製造することが可能である。

【００８８】

（Ｅ）付記

（付記１）

それぞれが複数の変数を含む複数のデータの入力に応じて機械学習モデルが出力した予

測結果と前記複数のデータとに基づいて生成された説明用のモデルを用いて、前記予測結果に対する前記複数のデータのそれぞれの寄与度を算出し、
前記複数の変数のうち特定の変数を選択し、前記複数のデータのそれぞれの前記特定の変数の値と、前記寄与度とに基づいて、前記複数のデータのうち特定のデータを決定し、
前記特定のデータを前記予測結果の説明情報として出力する、
処理をコンピュータに実行させることを特徴とする説明情報出力プログラム。
【００８９】
（付記２）
前記特定の変数を選択する処理は、ユーザに応じた優先変数に基づいて、前記複数の変数のうち前記特定の変数を選択する処理を含む、
ことを特徴とする付記１記載の説明情報出力プログラム。
【００９０】
（付記３）
前記特定のデータを決定する処理は、前記特定の変数が数値データである場合、前記複数のデータのうち、前記寄与度が寄与度閾値よりも大きい複数の提示候補データの中から、前記特定の変数の値と前記寄与度とを用いて前記特定のデータを決定する処理を含む、
ことを特徴とする付記１に記載の説明情報出力プログラム。
【００９１】
（付記４）
前記特定のデータを決定する処理は、前記複数の提示候補データから抽出した前記特定の変数の値を正規化した値と、前記複数の提示候補データそれぞれの前記寄与度を正規化した値との和が最も大きいデータを、前記特定のデータに決定する処理を含む、
ことを特徴とする付記３に記載の説明情報出力プログラム。
【００９２】
（付記５）
前記特定のデータを決定する処理は、前記特定の変数がカテゴリカルデータである場合、前記複数のデータのうち、前記特定の変数の値が特定のカテゴリを示す複数の提示候補データであって前記寄与度が寄与度閾値よりも大きい前記複数の提示候補データの中から、前記寄与度が最も高いデータを、前記特定のデータに決定する
処理を前記コンピュータに実行させることを特徴とする付記１に記載の説明情報出力プログラム。
【００９３】
（付記６）
それぞれが複数の変数を含む複数のデータの入力に応じて機械学習モデルが出力した予測結果と前記複数のデータとに基づいて生成された説明用のモデルを用いて、前記予測結果に対する前記複数のデータのそれぞれの寄与度を算出し、
前記複数の変数のうち特定の変数を選択し、前記複数のデータのそれぞれの前記特定の変数の値と、前記寄与度とに基づいて、前記複数のデータのうち特定のデータを決定し、
前記特定のデータを前記予測結果の説明情報として出力する、
処理をコンピュータが実行することを特徴とする説明情報出力方法。
【００９４】
（付記７）
前記特定の変数を選択する処理は、ユーザに応じた優先変数に基づいて、前記複数の変数のうち前記特定の変数を選択する処理を含む
ことを特徴とする、付記６記載の説明情報出力方法。
【００９５】
（付記８）
前記特定のデータを決定する処理は、前記特定の変数が数値データである場合、前記複数のデータのうち、前記寄与度が寄与度閾値よりも大きい複数の提示候補データの中から、前記特定の変数の値と前記寄与度とを用いて前記特定のデータを決定する処理を含む、

ことを特徴とする、付記６に記載の説明情報出力方法。
【００９６】
（付記９）
前記特定のデータを決定する処理は、前記複数の提示候補データから抽出した前記特定の変数の値を正規化した値と、前記複数の提示候補データそれぞれの前記寄与度を正規化した値との和が最も大きいデータを、前記特定のデータに決定する処理を含む、
ことを特徴とする、付記８に記載の説明情報出力方法。
【００９７】
（付記１０）
前記特定のデータを決定する処理は、前記特定の変数がカテゴリカルデータである場合、前記複数のデータのうち、前記特定の変数の値が特定のカテゴリを示す複数の提示候補データであって前記寄与度が寄与度閾値よりも大きい前記複数の提示候補データの中から、前記寄与度が最も高いデータを、前記特定のデータに決定する
処理を前記コンピュータが実行することを特徴とする、付記６に記載の説明情報出力方法。
【００９８】
（付記１１）
それぞれが複数の変数を含む複数のデータの入力に応じて機械学習モデルが出力した予測結果と前記複数のデータとに基づいて生成された説明用のモデルを用いて、前記予測結果に対する前記複数のデータのそれぞれの寄与度を算出し、
前記複数の変数のうち特定の変数を選択し、前記複数のデータのそれぞれの前記特定の変数の値と、前記寄与度とに基づいて、前記複数のデータのうち特定のデータを決定し、
前記特定のデータを前記予測結果の説明情報として出力する、
処理部を有することを特徴とする説明情報出力装置。
【００９９】
（付記１２）
前記処理部が、
前記特定の変数を選択処理として、ユーザに応じた優先変数に基づいて、前記複数の変数のうち前記特定の変数を選択する
ことを特徴とする付記１１記載の説明情報出力装置。
【０１００】
（付記１３）
前記処理部が、
前記特定のデータを決定する処理として、前記特定の変数が数値データである場合、前記複数のデータのうち、前記寄与度が寄与度閾値よりも大きい複数の提示候補データの中から、前記特定の変数の値と前記寄与度とを用いて前記特定のデータを決定する
ことを特徴とする、付記１１に記載の説明情報出力装置。
【０１０１】
（付記１４）
前記処理部が、
前記特定のデータを決定する処理として、前記複数の提示候補データから抽出した前記特定の変数の値を正規化した値と、前記複数の提示候補データそれぞれの前記寄与度を正規化した値との和が最も大きいデータを、前記特定のデータに決定する
ことを特徴とする、付記１３に記載の説明情報出力装置。
【０１０２】
（付記１５）
前記処理部が、
前記特定のデータを決定する処理として、前記特定の変数がカテゴリカルデータである場合、前記複数のデータのうち、前記特定の変数の値が特定のカテゴリを示す複数の提示候補データであって前記寄与度が寄与度閾値よりも大きい前記複数の提示候補データの中

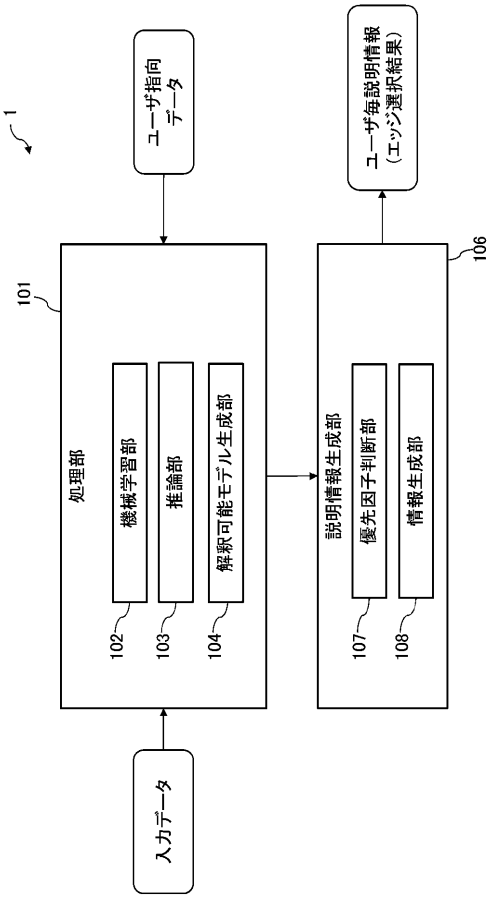
から、前記寄与度が最も高いデータを、前記特定のデータに決定する
ことを特徴とする、付記１１に記載の説明情報出力装置。

【符号の説明】

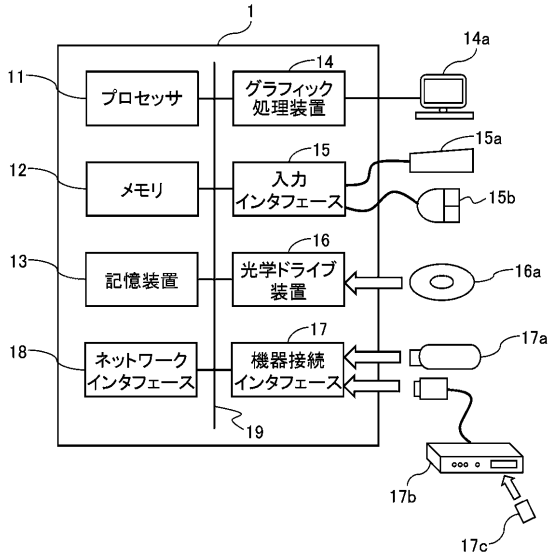
【０１０３】

１　情報処理装置
１１　プロセッサ
１２　メモリ
１３　記憶装置
１４　グラフィック処理装置
１４ａ　モニタ
１５　入力インタフェース
１５ａ　キーボード
１５ｂ　マウス
１６　光学ドライブ装置
１６ａ　光ディスク
１７　機器接続インタフェース
１７ａ　メモリ装置
１７ｂ　メモリリーダライタ
１７ｃ　メモリカード
１８　ネットワークインタフェース
１８ａ　ネットワーク
１９　バス
１０１　処理部
１０２　機械学習部
１０３　推論部
１０４　解釈可能モデル生成部
１０６　説明情報生成部
１０７　優先因子判断部
１０８　情報生成部

【図１】



【図２】



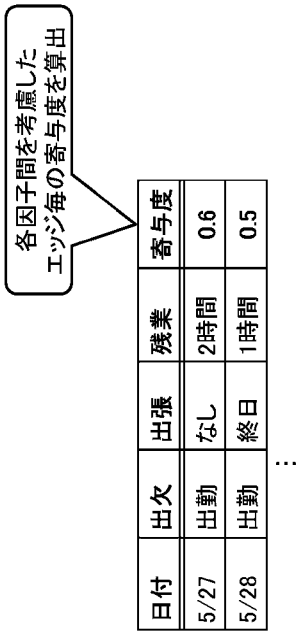
【図３】

日付	出欠	出張	残業
5/27	出勤	なし	2時間
5/28	出勤	終日	1時間

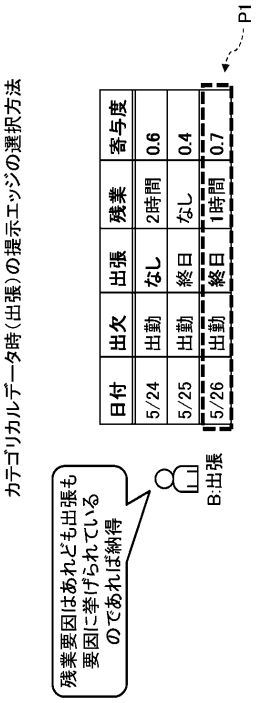
…

【図４】

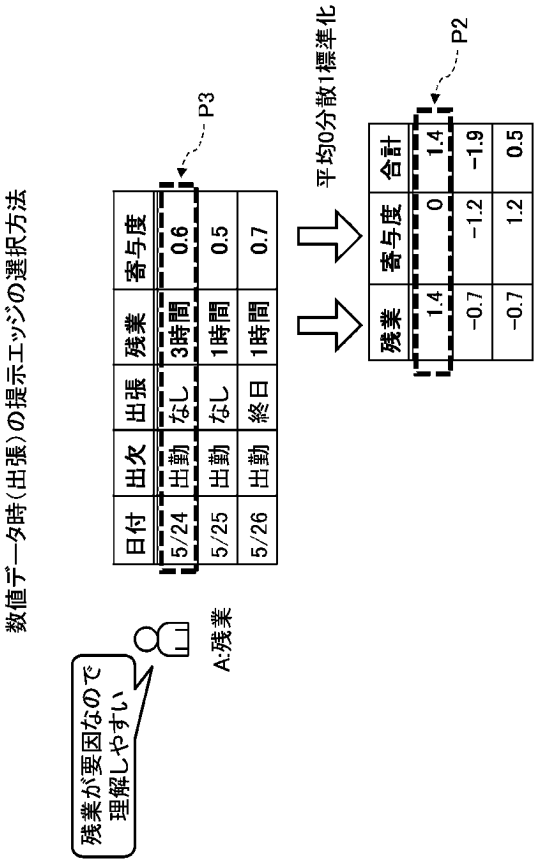
【図５】



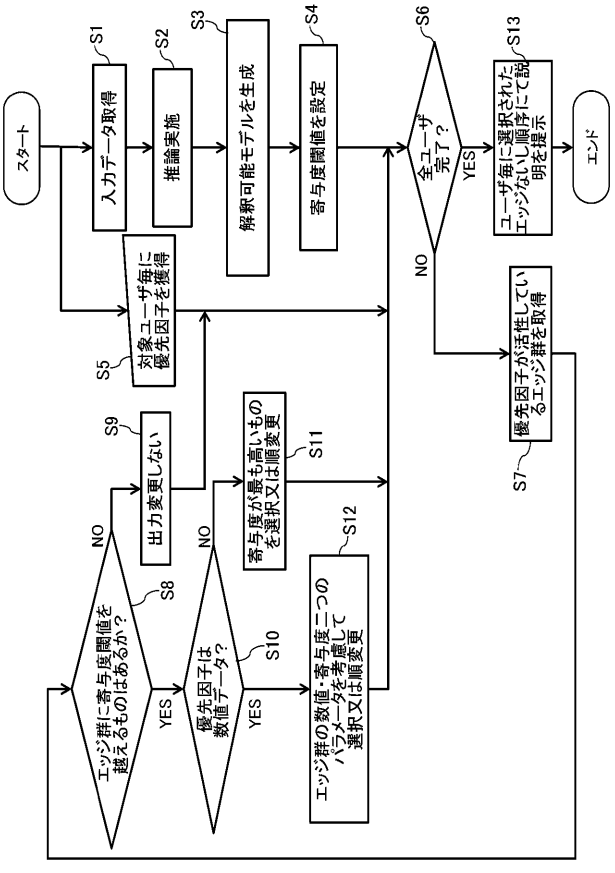
【図６】


カテゴリカルデータ時（出張）の提示エッジの選択方法
P1
日付 出欠 出張 残業 寄与度
5/24 出勤 なし 2時間 0.6
5/25 出勤 終日 なし 0.4
5/26 出勤 終日 1時間 0.7
残業要因はあれども出張も要因に挙げられているのであれば納得
B:出張

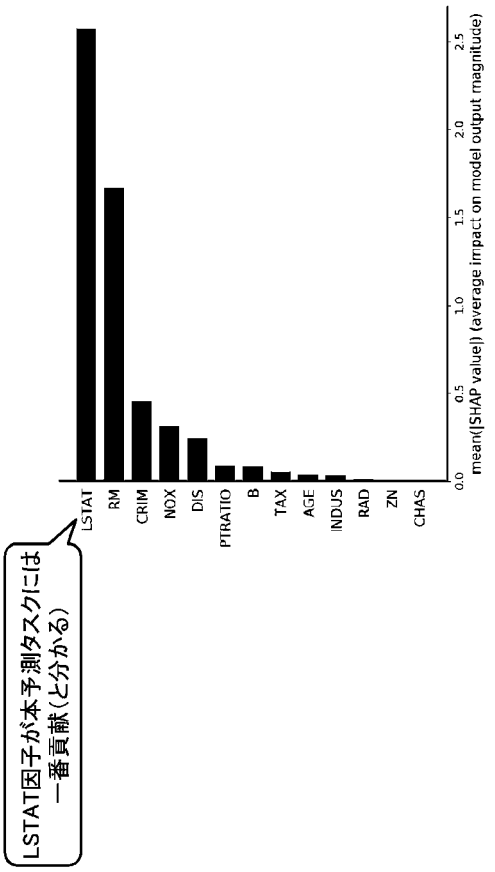
【図７】


数値データ時（出張）の提示エッジの選択方法
P3
日付 出欠 出張 残業 寄与度
5/24 出勤 なし 3時間 0.6
5/25 出勤 なし 1時間 0.5
5/26 出勤 終日 1時間 0.7
残業が要因なので理解しやすい
A:残業
平均0分散1標準化
P2
残業 寄与度 合計
1.4 0 1.4
−0.7 −1.2 −1.9
−0.7 1.2 0.5

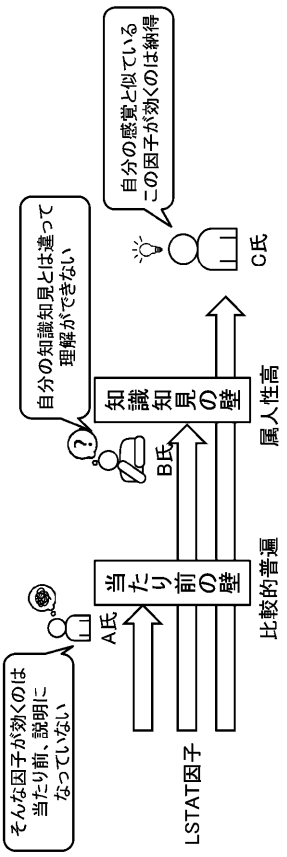
【図８】


スタート
入力データ取得
S1
推論実施
S2
解釈可能モデルを生成
S3
寄与度閾値を設定
S4
全ユーザ完了？
S6
YES
NO
ユーザ毎に選択された エッジないし順序にて説明を提示
S13
エンド
対象ユーザ毎に優先因子を獲得
S5
優先因子が活性しているエッジ群を取得
S7
エッジ群に寄与度閾値を越えるものはあるか？
S8
NO
YES
出力変更しない
S9
優先因子は数値データ？
S10
NO
YES
寄与度が最も高いものを選択又は順変更
S11
エッジ群の数値・寄与度二つのパラメータを考慮して選択又は順変更
S12

【図９】


LSTAT
RM
CRIM
NOX
DIS
PTRATIO
B
TAX
AGE
INDUS
RAD
ZN
CHAS
0.0
0.5
1.0
1.5
2.0
2.5
mean(|SHAP value|) (average impact on model output magnitude)
LSTAT因子が本予測タスクには一番貢献（と分かる）

【図１０】


そんな因子が効くのは
当たり前、説明に
なっていない
A氏
当たり前の壁
比較的普遍
自分の知識知見とは違って
理解ができない
?
B氏
知識知見の壁
属人性高
自分の感覚と似ている
この因子が効くのは納得
C氏
LSTAT因子