

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号  
特許第7421527号  
(P7421527)

(45)発行日 令和6年1月24日(2024.1.24)

(24)登録日 令和6年1月16日(2024.1.16)

(51)国際特許分類

F I

G 0 6 Q 50/10 (2012.01)

G 0 6 Q 50/10

G 0 6 Q 30/04 (2012.01)

G 0 6 Q 30/04

請求項の数 19 (全17頁)

(21)出願番号	特願2021-156290(P2021-156290)	(73)特許権者	399037405
(22)出願日	令和3年9月27日(2021.9.27)		楽天グループ株式会社
(65)公開番号	特開2023-47398(P2023-47398A)		東京都世田谷区玉川一丁目14番1号
(43)公開日	令和5年4月6日(2023.4.6)	(74)代理人	100145838
審査請求日	令和3年9月27日(2021.9.27)		弁理士 畑添 隆人
前置審査		(74)代理人	100103137
			弁理士 稲葉 滋
		(74)代理人	100216367
			弁理士 水谷 梨絵
		(72)発明者	王 旭
			東京都世田谷区玉川一丁目14番1号
			楽天グループ株式会社内
		審査官	田上 隆一

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 情報処理装置、方法及びプログラム

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

所定のアクションの実行をユーザに促すための該ユーザに対する所定のオペレーションが、該ユーザが前記アクションを実行するか否かに与える効果を、複数のユーザのうち前記オペレーションを受けたユーザによる前記アクションの実行率に係る統計量と、前記複数のユーザのうち前記オペレーションを受けなかったユーザによる前記アクションの実行率に係る統計量との差分に基づく因果スコアによって推定する効果推定部と、

推定された前記効果に基づいて、前記ユーザに対する前記オペレーションに関する条件を出力する条件出力部と、  
を備える情報処理装置。

【請求項2】

前記条件出力部は、推定された前記効果がより高いユーザに対する前記オペレーションについて、より高い優先度が与えられるような条件を出力する、  
請求項1に記載の情報処理装置。

【請求項3】

前記効果推定部は、前記ユーザに係る1又は複数の属性の入力に対して、該ユーザに対する前記オペレーションの効果を示す前記因果スコアを出力する機械学習モデルを用いて、前記オペレーションの効果を推定する、  
請求項1又は2に記載の情報処理装置。

【請求項4】

前記効果推定部は、アンサンブル学習に基づく機械学習フレームワークを用いて生成された機械学習モデルを用いて前記オペレーションの効果を推定する、  
請求項 3 に記載の情報処理装置。

【請求項 5】

前記効果推定部は、勾配ブースティング決定木に基づく機械学習フレームワークを用いて生成された機械学習モデルを用いて、前記オペレーションの効果を推定する、  
請求項 4 に記載の情報処理装置。

【請求項 6】

前記機械学習モデルは、所定の属性を有する複数のユーザのうち前記オペレーションを受けたユーザによる前記アクションの実行率に係る統計量と、前記所定の属性を有する複数のユーザのうち前記オペレーションを受けなかったユーザによる前記アクションの実行率に係る統計量との差分に基づく前記因果スコアを、前記属性を有するユーザに対する前記オペレーションの効果として定義した教師データに基づいて、作成される、

10

請求項 4 又は 5 に記載の情報処理装置。

【請求項 7】

前記ユーザに係る 1 又は複数の属性の入力に対して、該ユーザが前記アクションを実行しない蓋然性に基づくリスクの程度を示すリスク指標を出力する機械学習モデルを用いて、該ユーザが前記アクションを実行しない蓋然性に基づくリスクを推定するリスク推定部を更に備え、

前記条件出力部は、推定された前記効果及び前記リスクに基づいて、前記オペレーションに関する条件を出力する、

20

請求項 1 から 6 のいずれか一項に記載の情報処理装置。

【請求項 8】

前記条件出力部は、推定された前記効果がより高いユーザに対する前記オペレーション、及び推定された前記リスクがより高いユーザに対する前記オペレーションの少なくとも一部について、より高い優先度が与えられるような条件を出力する、

請求項 7 に記載の情報処理装置。

【請求項 9】

前記条件出力部は、推定された前記効果がより低いユーザに対する前記オペレーション、及び推定された前記リスクがより低いユーザに対する前記オペレーションの少なくとも一部について、より低い優先度が与えられるような条件を出力する、

30

請求項 7 又は 8 に記載の情報処理装置。

【請求項 10】

前記条件出力部は、推定された前記リスクが第一の閾値より低いユーザに対する前記オペレーションについては、より高い優先度が与えられるような条件を出力しない、

請求項 7 から 9 のいずれか一項に記載の情報処理装置。

【請求項 11】

前記条件出力部は、推定された前記リスクが第二の閾値より高いユーザに対する前記オペレーションについては、より低い優先度が与えられるような条件を出力しない、

請求項 7 から 10 のいずれか一項に記載の情報処理装置。

40

【請求項 12】

前記効果推定部は、前記リスクが第三の閾値以上であると推定されたユーザについて、前記オペレーションの効果を推定し、前記リスクが前記第三の閾値未満であると推定されたユーザについて、前記オペレーションの効果を推定しない、

請求項 7 から 11 のいずれか一項に記載の情報処理装置。

【請求項 13】

前記オペレーションに関する条件は、前記オペレーションの実行要否、前記オペレーションの実行回数、前記オペレーションの実行順序、前記オペレーションにおけるユーザへのコンタクト手段、及び前記オペレーションにおいてユーザにコンタクトする際の内容の少なくいともいずれかである、

50

請求項 1 から 1 2 のいずれか一項に記載の情報処理装置。

【請求項 1 4】

前記効果推定部は、所定のアクションの実行をユーザに促すための該ユーザに対する第一のオペレーションが、該ユーザが前記アクションを実行するか否かに与える第一の効果、及び、前記所定のアクションの実行をユーザに促すための該ユーザに対する第二のオペレーションが、該ユーザが前記アクションを実行するか否かに与える第二の効果推定し、

前記条件出力部は、推定された前記第一の効果及び前記第二の効果に基づいて、前記ユーザに対する前記オペレーションに関する条件を出力する、

請求項 1 から 1 3 のいずれか一項に記載の情報処理装置。

【請求項 1 5】

前記条件出力部は、推定された前記第一の効果及び前記第二の効果に基づいて、前記ユーザに対して前記第一のオペレーションを行うか又は前記第二のオペレーションを行うかを含む前記条件を出力する、

請求項 1 4 に記載の情報処理装置。

【請求項 1 6】

コンピュータが、

所定のアクションの実行をユーザに促すための該ユーザに対する所定のオペレーションが、該ユーザが前記アクションを実行するか否かに与える効果を、複数のユーザのうち前記オペレーションを受けたユーザによる前記アクションの実行率に係る統計量と、前記複数のユーザのうち前記オペレーションを受けなかったユーザによる前記アクションの実行率に係る統計量との差分に基づく因果スコアによって推定する効果推定ステップと、

推定された前記効果に基づいて、前記ユーザに対する前記オペレーションに関する条件を出力する条件出力ステップと、

を実行する方法。

【請求項 1 7】

コンピュータを、

所定のアクションの実行をユーザに促すための該ユーザに対する所定のオペレーションが、該ユーザが前記アクションを実行するか否かに与える効果を、複数のユーザのうち前記オペレーションを受けたユーザによる前記アクションの実行率に係る統計量と、前記複数のユーザのうち前記オペレーションを受けなかったユーザによる前記アクションの実行率に係る統計量との差分に基づく因果スコアによって推定する効果推定部と、

推定された前記効果に基づいて、前記ユーザに対する前記オペレーションに関する条件を出力する条件出力部と、

として機能させるためのプログラム。

【請求項 1 8】

コンピュータが、

所定の属性を有する複数のユーザのうち所定のオペレーションを受けたユーザによる所定のアクションの実行率に係る統計量と、前記所定の属性を有する複数のユーザのうち前記オペレーションを受けなかったユーザによる前記アクションの実行率に係る統計量とに基づく前記因果スコアを、前記属性を有するユーザに対する前記オペレーションが、該ユーザが前記アクションを実行するか否かに与える効果として定義した教師データを取得する教師データ取得ステップと、

前記教師データに基づいて、機械学習モデルを作成する機械学習ステップと、

を実行する方法。

【請求項 1 9】

請求項 1 8 記載の方法により作成された前記機械学習モデルを用いて、前記アクションの実行をユーザに促すための該ユーザに対する前記オペレーションが、該ユーザが前記アクションを実行するか否かに与える効果を推定する効果推定部を備える情報処理装置。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

10

20

30

40

50

## 【 0 0 0 1 】

本開示は、ユーザに対するオペレーションを制御するための技術に関する。

## 【 背景技術 】

## 【 0 0 0 2 】

従来、クレジットカードの支払いの督促、即ち債権の回収を目的として、コールセンターのオペレータによる、顧客に対する架電等のオペレーションが行われている（特許文献 1 を参照）。また、督促業務を行う時間帯に応じて、オペレータが応対に用いる例文の口調を変更する督促支援技術が知られている（特許文献 2 を参照）。

## 【 先行技術文献 】

## 【 特許文献 】

10

## 【 0 0 0 3 】

【 文献 】特開 2 0 0 1 - 2 8 2 9 9 4 号公報

【 文献 】特開 2 0 1 0 - 2 2 4 6 1 7 号公報

## 【 発明の概要 】

## 【 発明が解決しようとする課題 】

## 【 0 0 0 4 】

従来、ユーザに所定のアクション（例えば、振込や口座への入金等）を実行させることを目的として、当該所定のアクションの実行をユーザに促すためのオペレーション（例えば、顧客に対する架電等）が行われている。しかし、ユーザに対して所定のアクションの実行を促すオペレーションは有効である一方、オペレーションの実行には、オペレーションの量に応じたコストが生じるという問題がある。

20

## 【 0 0 0 5 】

本開示は、上記した問題に鑑み、ユーザに所定のアクションを促すオペレーションの効果を定量的に評価し、オペレーションのためのコストの抑制に寄与することを課題とする。

## 【 課題を解決するための手段 】

## 【 0 0 0 6 】

本開示の一例は、所定のアクションの実行をユーザに促すための該ユーザに対する所定のオペレーションが、該ユーザが前記アクションを実行するか否かに与える効果を推定する効果推定部と、推定された前記効果に基づいて、前記ユーザに対する前記オペレーションに関する条件を出力する条件出力部と、を備える情報処理装置である。

30

## 【 0 0 0 7 】

また、本開示の一例は、コンピュータが、所定の属性を有する複数のユーザのうち所定のオペレーションを受けたユーザによる所定のアクションの実行率に係る統計量と、前記複数のユーザのうち前記オペレーションを受けなかったユーザによる前記アクションの実行率に係る統計量とに基づくスコアを、前記属性を有するユーザに対する前記オペレーションの効果を示すスコアとして定義した教師データを取得する教師データ取得ステップと、前記教師データに基づいて、機械学習モデルを作成する機械学習ステップと、を実行する方法である。

## 【 0 0 0 8 】

本開示は、情報処理装置、システム、コンピュータによって実行される方法又はコンピュータに実行させるプログラムとして把握することが可能である。また、本開示は、そのようなプログラムをコンピュータその他の装置、機械等が読み取り可能な記録媒体に記録したものとしても把握できる。ここで、コンピュータ等が読み取り可能な記録媒体とは、データやプログラム等の情報を電氣的、磁氣的、光学的、機械的又は化学的作用によって蓄積し、コンピュータ等から読み取ることができる記録媒体をいう。

40

## 【 発明の効果 】

## 【 0 0 0 9 】

本開示によれば、ユーザに所定のアクションを促すオペレーションの効果を定量的に評価し、オペレーションのためのコストの抑制に寄与することが可能となる。

## 【 図面の簡単な説明 】

50

## 【 0 0 1 0 】

【図 1】実施形態に係る情報処理システムの構成を示す概略図である。

【図 2】実施形態に係る情報処理装置の機能構成の概略を示す図である。

【図 3】実施形態において採用される機械学習モデルの決定木の概念を簡略化して示す図である。

【図 4】実施形態において推定される効果及びリスクとオペレーション条件との関係を示す図である。

【図 5】実施形態に係る機械学習処理の流れを示すフローチャートである。

【図 6】実施形態に係るオペレーション条件出力処理の流れを示すフローチャートである。

【図 7】実施形態に係るオペレーション条件出力処理のバリエーション（１）の流れを示すフローチャートである。

【図 8】実施形態に係るオペレーション条件出力処理のバリエーション（２）の流れを示すフローチャートである。

【発明を実施するための形態】

## 【 0 0 1 1 】

以下、本開示に係る情報処理装置、方法及びプログラムの実施の形態を、図面に基づいて説明する。但し、以下に説明する実施の形態は、実施形態を例示するものであって、本開示に係る情報処理装置、方法及びプログラムを以下に説明する具体的構成に限定するものではない。実施にあたっては、実施の態様に応じた具体的構成が適宜採用され、また、種々の改良や変形が行われてよい。

## 【 0 0 1 2 】

本実施形態では、本開示に係る技術を、支払いが遅延しているクレジットカード利用額の支払いを督促して債権を回収するためのオペレーションセンター管理システムのために実施した場合の実施の形態について説明する。但し、本開示に係る技術を適用可能なシステムは、クレジットカード利用額の支払督促のためのオペレーションセンター管理システムに限定されない。本開示に係る技術は、ユーザに対するオペレーションを制御するための技術について広く用いることが可能であり、本開示の適用対象は、実施形態において示した例に限定されない。

## 【 0 0 1 3 】

通常、クレジットカード利用額の支払いは、毎月の引き落とし日にユーザの口座から引き落とされる、又は指定日までにユーザから入金される、等の方法で行われるが、ユーザの口座の残高が不足していたり、ユーザが指定日までの入金を行わなかったり等の理由でクレジットカード利用額の支払いが規定日までに完了しない場合がある。このため、従来、クレジットカード利用額の支払いをユーザに督促して債権を回収するために、オペレーションセンター（コールセンター）からの顧客に対する架電やメッセージ送信等のオペレーションが行われている。

## 【 0 0 1 4 】

一般的には、デフォルト（債務不履行）を回避するために、ユーザに対するオペレーションは有効であり、オペレーションの量を増やすほど債権の回収率は上がる。しかし一方で、オペレーションの量を増やすほど、オペレーションのための人件費やシステム利用料、システム維持費用等のコストが増大する。そこで、本開示に係るシステムでは、上記した問題に鑑み、債権の回収率を下げることなく、オペレーションに係るコストを抑制するための技術を採用している。なお、本実施形態では、主として所定のオペレーションがユーザへの架電である例について説明するが、所定のオペレーションの内容は限定されず、ユーザに所定のアクションを促すための種々のオペレーションであってよい。

## 【 0 0 1 5 】

< システムの構成 >

図 1 は、本実施形態に係る情報処理システムの構成を示す概略図である。本実施形態に係るシステムでは、情報処理装置 1 と、オペレーションセンター管理システム 3 と、クレジットカード管理システム 5 と、が互いに通信可能に接続されている。オペレーションセ

10

20

30

40

50

ンターには、オペレーションセンター管理システム 3 による指示に従ってオペレーションを行うためのオペレーション端末（図示は省略する）が設置され、オペレータは、オペレーション端末を操作して、ユーザに対するオペレーションを行う。ユーザは、クレジットカードの利用者であり、金融機関等を介してクレジットカード利用額の入金を行い、クレジットカード利用額の支払履歴データは、クレジットカード管理システム 5 を介してオペレーションセンター管理システム 3 に通知される。

#### 【0016】

情報処理装置 1 は、オペレーションセンター管理システム 3 によるオペレーションを制御するためのデータを出力するための情報処理装置である。情報処理装置 1 は、CPU (Central Processing Unit) 11、ROM (Read Only Memory) 12、RAM (Random Access Memory) 13、EEPROM (Electrically Erasable and Programmable Read Only Memory) や HDD (Hard Disk Drive) 等の記憶装置 14、NIC (Network Interface Card) 等の通信ユニット 15、等を備えるコンピュータである。但し、情報処理装置 1 の具体的なハードウェア構成に関しては、実施の態様に応じて適宜省略や置換、追加が可能である。また、情報処理装置 1 は、単一の筐体からなる装置に限定されない。情報処理装置 1 は、所謂クラウドや分散コンピューティングの技術等を用いた、複数の装置によって実現されてよい。

#### 【0017】

オペレーションセンター管理システム 3、クレジットカード管理システム 5 及びオペレーション端末は、いずれも、CPU、ROM、RAM、記憶装置、通信ユニット、入力装置、出力装置等（図示は省略する）を備えるコンピュータである。また、これらのシステム及び端末は、いずれも、単一の筐体からなる装置に限定されない。これらのシステム及び端末は、所謂クラウドや分散コンピューティングの技術等を用いた、複数の装置によって実現されてよい。

#### 【0018】

図 2 は、本実施形態に係る情報処理装置 1 の機能構成の概略を示す図である。情報処理装置 1 は、記憶装置 14 に記録されているプログラムが、RAM 13 に読み出され、CPU 11 によって実行されて、情報処理装置 1 に備えられた各ハードウェアが制御されることで、効果推定部 21、リスク推定部 22、機械学習部 23、及び条件出力部 24 を備える情報処理装置として機能する。なお、本実施形態及び後述する他の実施形態では、情報処理装置 1 の備える各機能は、汎用プロセッサである CPU 11 によって実行されるが、これらの機能の一部又は全部は、1 又は複数の専用プロセッサによって実行されてもよい。

#### 【0019】

効果推定部 21 は、所定のアクションの実行をユーザに促すための当該ユーザに対する所定のオペレーションが、当該ユーザがアクションを実行するか否かに与える効果を推定する。本実施形態において、所定のアクションは、支払いが遅延しているクレジットカード利用額の支払いである。なお、具体的な支払手段は限定されず、指定口座への振込や指定窓口での支払等であってよい。また、本実施形態において、所定のオペレーションは、支払いが遅延しているクレジットカード利用額の支払いのための督促の架電である。なお、ユーザに対する架電は、録音又は機械音声を用いた自動架電であってもよいし、オペレータ（人間）がユーザと会話する架電であってもよい。そして、本実施形態において、効果推定部 21 は、対象ユーザに係る 1 又は複数のユーザ属性の入力に対して、当該ユーザに対するオペレーションの効果を示す因果スコア (causality score) を出力する機械学習モデルを用いて、オペレーションの効果を推定する。

#### 【0020】

リスク推定部 22 は、ユーザが上記説明した所定のアクションを実行しない蓋然性に基づくリスクを推定する。リスクの表現方法は限定されず、様々な指標が採用されてよいが、例えば、リスクは、債権が回収されずにデフォルトとなる確率を用いて表現することが出来る。そして、本実施形態において、リスク推定部 22 は、対象ユーザに係る 1 又は複

10

20

30

40

50

数のユーザ属性の入力に対して、当該ユーザについて債権が回収されずにデフォルトとなる確率を示すリスク指標を出力する機械学習モデルを用いて、ユーザがアクションを実行しない蓋然性に基づくリスクを推定する。但し、リスクは、機械学習モデルを用いずに、例えば所定のルールに従って推定されてもよい。例えば、リスクは、ユーザ属性又はユーザ属性の組合せ毎に予め対応する値を保持しておき、この値を読み出すことで取得されてもよい。また、リスクを示す指標には、デフォルトとなる確率以外の指標が採用されてよい。例えば、リスクをクラス（ランク）分けし、いずれのクラス（ランク）であるかを指標として用いてもよい。

#### 【 0 0 2 1 】

機械学習部 2 3 は、効果推定部 2 1 による効果推定に用いられる機械学習モデル、及びリスク推定部 2 2 によるリスク推定に用いられる機械学習モデルを生成及び / 又は更新する。効果推定のための機械学習モデルは、対象ユーザに係る 1 又は複数のユーザ属性のデータが入力された場合に、当該ユーザに対するオペレーションの効果の多寡を示す因果スコアを出力する機械学習モデルである。また、リスク推定のための機械学習モデルは、対象ユーザに係る 1 又は複数のユーザ属性のデータが入力された場合に、当該ユーザがアクションを実行しない蓋然性に基づくリスクの程度を示すリスク指標を出力する機械学習モデルである。これらの機械学習モデルに入力されるユーザ属性には、例えば、デモグラフィック属性、ビヘイビオラル属性、又はサイコグラフィック属性が含まれてよい。ここで、デモグラフィック属性は、例えば、ユーザの性別（ジェンダー）、家族構成、年齢等であり、ビヘイビオラル属性は、例えば、キャッシング利用有無、リボ払い利用有無、所定の口座に係る入出金履歴、賭博またはくじを含む何らかの商品に係る商取引履歴（オンラインマーケットプレイス等におけるオンライン取引履歴を含んでよい）等であり、サイコグラフィック属性は、例えば、賭博またはくじに係る趣向等である。但し、利用可能なユーザの属性は、本実施形態における例示に限定されない。例えば、「オペレーション（架電等）に要する時間」、「クレジットカード利用額」も、属性として用いられてよい。

#### 【 0 0 2 2 】

効果推定のための機械学習モデル生成及び / 又は更新にあたって、機械学習部 2 3 は、ユーザの属性毎に、所定の属性を有する複数のユーザのうちオペレーションを受けたユーザによるアクションの実行率（債権の回収率）に係る統計量と、複数のユーザのうちオペレーションを受けなかったユーザによるアクションの実行率に係る統計量とに基づくスコアを、当該属性を有するユーザに対するオペレーションの効果を示す因果スコアとして定義した教師データ（機械学習用データ）に基づいて、機械学習モデルを作成する。本実施形態では、例として、オペレーションの内容がユーザへの架電であった場合、「（ユーザが架電された場合における債権の回収率） - （ユーザが架電されなかった場合における債権の回収率）」の式により各統計量の差分に基づく因果スコアが算出され、算出された因果スコアが対応するユーザの属性データと組み合わせられて、教師データとして機械学習部 2 3 に入力される。なお、本実施形態では、統計量として平均値を用いる例を説明する。但し、統計量としては例えば最頻値や中央値等の統計的指標が用いられてもよい。ここで、アクションの実行率に係る統計量は、各ユーザの所定期間（例えば、所定の月）内の過去の債権回収率に基づいてよい。また、本実施形態では、各統計量の差分に基づく因果スコアを算出することとしているが、当該差分に統計的な有意差が認められない場合には、因果スコアをゼロまたは略ゼロとしてよい。ここで、当該有意差の存否の判定には既存の統計的手法が採用されてよい。例えば、各月のユーザの平均回収率等の集合について標準誤差や信頼区間を考慮し、架電の有無による回収率の変化について統計的有意性を考慮することが出来る。このようにすることで、同一グループ内のユーザによる平均回収率のばらつきを考慮して因果スコアを算出することが可能となる。

#### 【 0 0 2 3 】

教師データの作成にあたって、一度架電されたユーザは、以後架電されなかったユーザにはなり得ないため、1 のユーザについては、当該ユーザが架電された場合の回収率と架電されなかった場合の回収率とのいずれか一方のみを取得可能である。このため、架電の

10

20

30

40

50

効果の教師データは、共通の属性を有するユーザ群毎に作成される。即ち、ある共通の属性を有するユーザからなるユーザ群に対する架電の効果を示す因果スコアは、例えば、当該共通の属性を有する複数のユーザを架電される第1サブユーザ群と架電されない第2サブユーザ群とに分け、架電された第1サブユーザ群からの債権の回収率の平均値と架電されなかった第2サブユーザ群からの債権の回収率の平均値とを夫々算出し、これらの回収率の平均値の差分を上述した式に基づいて算出することによって取得される。例えば、架電された第1サブユーザ群からの債権の回収率の平均値が80%であり、架電されなかった第2サブユーザ群からの債権の回収率の平均値が70%である場合、当該ユーザ群に対する架電の効果を示す因果スコアは、「10」である。

#### 【0024】

本開示に係る技術を実装するにあたり採用可能な機械学習モデル生成のフレームワークは、例として、アンサンブル学習アルゴリズムに基づく。当該フレームワークには、例えば、勾配ブースティング決定木(Gradient Boosting Decision Tree: GBDT)に基づく機械学習フレームワーク(例えば、LightGBM)が採用されてよい。換言すると、当該フレームワークは、前後の弱学習器(弱分類器)間で正解と予測値との誤差を引き継がせるような決定木モデルに基づく機械学習フレームワークが採用されてよい。ここでの予測値とは、例として、因果スコアやリスク指標の予測値を指す。なお、当該フレームワークは、LightGBMの他、XGBoostやCatBoost等のブースティング手法を採用してよい。決定木を用いるフレームワークによれば、ニューラルネットワークを用いるフレームワークと比較して少ないパラメータ調整の手間で、比較的高い性能を有する機械学習モデルを生成することが出来る。但し、本開示に係る技術を実装するにあたり採用可能な機械学習モデル生成のフレームワークは、本実施形態における例示に限定されない。例えば、学習器として勾配ブースティング決定木に代えてランダムフォレスト等の他の学習器が採用されてよいし、ニューラルネットワーク等の所謂弱学習器とは称されない学習器が採用されてもよい。また、特にニューラルネットワーク等の所謂弱学習器とは称されない学習器が採用される場合には、アンサンブル学習が採用されなくてもよい。

#### 【0025】

図3は、本実施形態において採用される機械学習モデルの決定木の概念を簡略化して示す図である。決定木アルゴリズムに基づいた勾配ブースティングの機械学習フレームワークを採用する場合、決定木の各ノードの分岐条件の最適化が行われる。具体的には、決定木アルゴリズムに基づいた勾配ブースティングの機械学習フレームワークでは、一つの親のノードから分岐した二つの子のノードの夫々が示す属性を有するユーザ群について、オペレーションの効果を示す因果スコアを夫々算出し、この因果スコアの差分が大きくなるように(例えば、差分が最大になるように、又は所定の閾値以上になるように)、即ち、二つの子のノードがきれいに分岐するように、親のノードの分岐条件が最適化される。例えば、ノードの分岐条件として示される属性が年齢である場合、分岐の閾値に設定される年齢を変更したり、分岐条件を年齢以外の属性に変更したりしてもよい。このようにして、決定木の全ノードの分岐条件を再帰的に最適化することで、オペレーションの効果の推定精度を向上させることができる。

#### 【0026】

リスク推定のための機械学習モデル生成及び/又は更新にあたって、機械学習部23は、ユーザの属性毎に、所定の属性を有する複数のユーザのデフォルト発生率に係る統計量(本実施形態では、平均値。但し、例えば最頻値や中央値等の統計的指標が用いられてもよい。)を、当該属性を有するユーザのリスクの程度を示すリスク指標として定義した教師データに基づいて、機械学習モデルを作成する。算出されたリスク指標は、対応するユーザの属性データと組み合わせて、教師データとして機械学習部23に入力される。また、リスク推定のための機械学習モデル生成又は更新においても、採用可能な機械学習モデル生成のフレームワークは限定されないが、決定木アルゴリズムに基づいた勾配ブースティングの機械学習フレームワークが採用されてよいことは、上記説明した効果推定のため

10

20

30

40

50

の機械学習モデル生成及び／又は更新と同様である。

【 0 0 2 7 】

条件出力部 2 4 は、推定された効果及びリスク（本実施形態では、因果スコア及びリスク指標）に基づいて、オペレーションセンターにおいてユーザに対して実行されるオペレーションに関する条件（以下、「オペレーション条件」と称する）を決定し、出力する。本実施形態において、オペレーション条件は、オペレーションの実行要否、オペレーションの実行回数、オペレーションの実行順序、オペレーションにおけるユーザへのコンタクト手段、及びオペレーションにおいてユーザにコンタクトする際の内容の少なくいともいづれかである。ここで、コンタクト手段の例としては、架電やメッセージ送信等が挙げられ、コンタクトする際の内容としては、架電においてユーザに伝える内容やメッセージの記載内容が挙げられる。

10

【 0 0 2 8 】

図 4 は、本実施形態において推定される効果及びリスクとオペレーション条件との関係を示す図である。基本的に、条件出力部 2 4 は、推定された効果がより高いユーザに対するオペレーション、及び推定されたリスクがより高いユーザに対するオペレーションの少なくとも一部について、より高い優先度が与えられるようなオペレーション条件を出力する。また、条件出力部 2 4 は、推定された効果がより低いユーザに対するオペレーション、及び推定されたリスクがより低いユーザに対するオペレーションの少なくとも一部について、より低い優先度が与えられるようなオペレーション条件を出力する。

【 0 0 2 9 】

20

ここで、優先度とは、ユーザ又は当該ユーザへのオペレーションに対して設定される、オペレーションが優先的に行われる度合いを示す尺度である。優先度が高いユーザほどオペレーションを受ける可能性又は頻度が高くなり、優先度が低いユーザほどオペレーションを受ける可能性又は頻度が低くなる。具体的には、条件出力部 2 4 は、より高い優先度が与えられるような条件として、当該オペレーションを実行要に設定する、当該オペレーションの実行回数を多くする、当該オペレーションの実行順序を早くする、又は当該オペレーションにおけるユーザへのコンタクト手段又はコンタクト内容をよりコスト又は効果が高いものとするようなオペレーション条件を出力する。また、条件出力部 2 4 は、より低い優先度が与えられるような条件として、当該オペレーションを実行不要に設定する、当該オペレーションの実行回数を少なくする、当該オペレーションの実行順序を遅くする、又は当該オペレーションにおけるユーザへのコンタクト手段又はコンタクト内容をよりコスト又は効果が低いものとするようなオペレーション条件を出力する。

30

【 0 0 3 0 】

本実施形態において、条件出力部 2 4 は、推定された因果スコア及びリスク指標と、因果スコア及びリスク指標の夫々について予め設定された閾値とを比較し、比較の結果に応じて、オペレーション条件を決定し、出力する。具体的には、図 4 に示す例では、因果スコアについて、閾値 C 1 と閾値 C 1 よりも大きい閾値 C 2 とが設定され、リスク指標について、閾値 R 1（第一の閾値）と閾値 R 1 よりも大きい閾値 R 2（第二の閾値）とが設定されている。また、リスク指標については、更に、因果スコアに応じたオペレーション条件設定の対象とするかしないかを切り分けるための閾値 R 3 と、因果スコアにかかわらず優先度の高いオペレーション条件が設定される対象とするユーザを判定するための閾値 R 4 が設定されている。なお、本実施形態では、閾値 R 1 と閾値 R 3 に同じ値が採用され、また閾値 R 2 と閾値 R 4 に同じ値が採用される例について説明するが（図 4 を参照）、これらの閾値には夫々異なる値が採用されてもよい。

40

【 0 0 3 1 】

ここで、優先度の高いオペレーション条件が出力されるケースについて説明する。  
ケース 1：条件出力部 2 4 は、因果スコアが閾値 C 2 以上であるユーザの少なくとも一部について、オペレーションの効果が高いため、優先度の高いオペレーション条件を決定し、出力する。

ケース 2：また、条件出力部 2 4 は、リスク指標が閾値 R 2 以上であるユーザの少なくとも

50

も一部について、リスクが高いため、優先度の高いオペレーション条件を決定し、出力する。

ケース 3：特に、条件出力部 24 は、因果スコアが閾値 C 2 以上であり且つリスク指標が閾値 R 2 以上であるユーザ（図 4 における破線で示された領域 U R を参照）については、最も優先度の高いオペレーション条件を決定し、出力してよい。

ケース 4：但し、条件出力部 24 は、推定されたリスク指標が閾値 R 3 より低いユーザについては、そもそもデフォルトとなる可能性が低いため、高い優先度が与えられるようなオペレーション条件を出力しなくてもよい。コストの抑制効果を高めたい場合には、リスク指標が閾値 R 3 より低いユーザについては、因果スコアにかかわらず、優先度の低いオペレーション条件又は優先度が中程度のオペレーション条件を決定し、出力することが好ましい（図 4 における破線で示された領域 U L は、因果スコアが C 2 以上であるが、リスク指標が R 3 未満であるため、優先度の高いオペレーション条件とはならない）。このため、効果推定部 21 は、リスク指標が閾値 R 3（第三の閾値）以上であると推定されたユーザについて、オペレーションの効果を推定し、リスク指標が閾値 R 3（第三の閾値）未満であると推定されたユーザについて、オペレーションの効果を推定しない（推定処理をオミットする）こととしてよい。

#### 【0032】

また、優先度の低いオペレーション条件が出力されるケースについて説明する。

ケース 5：条件出力部 24 は、因果スコアが閾値 C 1 未満であるユーザの少なくとも一部について、オペレーションの効果が低いため、優先度の低いオペレーション条件を決定し、出力する。

ケース 6：また、条件出力部 24 は、リスク指標が閾値 R 1 未満であるユーザの少なくとも一部について、リスクが低いため、優先度の低いオペレーション条件を決定し、出力する。

ケース 7：特に、条件出力部 24 は、因果スコアが閾値 C 1 未満であり且つリスク指標が閾値 R 1 未満であるユーザ（図 4 における破線で示された領域 L L を参照）については、最も優先度の低いオペレーション条件を決定し、出力してよい。

ケース 8：但し、条件出力部 24 は、推定されたリスク指標が閾値 R 4 以上であるユーザについては、そもそもデフォルトとなる可能性が高いため、低い優先度が与えられるようなオペレーション条件を出力しなくてもよい。むしろ、リスク指標が閾値 R 4 以上であるユーザについては、因果スコアにかかわらず、優先度の高いオペレーション条件を決定し、出力することが好ましい（図 4 における破線で示された領域 L R は、因果スコアが C 1 未満であるが、リスク指標が R 4 以上であるため、優先度の低いオペレーション条件とはならない）。

#### 【0033】

以上より、図 4 に示された例では、高リスクユーザ、及び中リスク且つ高効果ユーザについてのオペレーション優先度を上げ、低リスクユーザ、及び中リスク且つ低効果ユーザについてのオペレーション優先度を下げることとなる。なお、上記説明した例では閾値に基づいて領域を区切り、1 の領域に属するユーザに対して共通のオペレーション条件が決定される例について説明したが、1 の領域においてユーザ毎又はユーザ毎に異なるオペレーション条件が設定されてもよい。例えば、同一の領域内であっても、因果スコア及び/又はリスク指標の高低に応じてグラデーションを持たせるようにオペレーション条件を異ならせることとしてもよい。

#### 【0034】

なお、オペレーションセンター管理システム 3 によるオペレーションの量（オペレーションの総数やオペレーションの対象となるユーザ数）は、上記説明した閾値を調整することで変更することが可能である。例えば、閾値 C 1、閾値 C 2、閾値 R 1 及び閾値 R 2 の少なくとも 1 つ以上を下げることでオペレーションの量を増やすことが可能であり、また、閾値 C 1、閾値 C 2、閾値 R 1 及び閾値 R 2 の少なくとも 1 つ以上を上げることでオペレーションの量を減らすことが可能である。

10

20

30

40

50

## 【 0 0 3 5 】

## &lt; 処理の流れ &gt;

次に、本実施形態に係る情報処理システムによって実行される処理の流れを説明する。なお、以下に説明する処理の具体的な内容及び処理順序は、本開示を実施するための一例である。具体的な処理内容及び処理順序は、本開示の実施の形態に応じて適宜選択されてよい。

## 【 0 0 3 6 】

図 5 は、本実施形態に係る機械学習処理の流れを示すフローチャートである。本フローチャートに示された処理は、オペレーションセンター管理システム 3 の管理者によって指定されたタイミングで実行される。

10

## 【 0 0 3 7 】

ステップ S 1 0 1 及びステップ S 1 0 2 では、効果推定に用いられる機械学習モデルが生成及び / 又は更新される。機械学習部 2 3 は、オペレーションセンター管理システム 3 又はクレジットカード管理システム 5 において過去に蓄積された、ユーザの属性データ、オペレーション履歴データ、及びクレジットカード利用額の支払履歴データに基づいて、複数のユーザ属性の夫々について因果スコアを算出し、ユーザ属性と因果スコアとの組み合わせを含む教師データを作成する (ステップ S 1 0 1)。ここで、オペレーション履歴データは、ユーザ毎に、当該ユーザに対してオペレーションが行われたか否かを把握することが可能なデータを含み、支払履歴データは、ユーザ毎に、当該ユーザのクレジットカード利用額の支払有無 (デフォルトの有無) を把握することが可能なデータを含む。そして、機械学習部 2 3 は、作成された教師データを機械学習モデルに入力し、効果推定部 2 1 による効果推定に用いられる機械学習モデルを生成又は更新する (ステップ S 1 0 2)。その後、処理はステップ S 1 0 3 へ進む。

20

## 【 0 0 3 8 】

ステップ S 1 0 3 及びステップ S 1 0 4 では、リスク推定に用いられる機械学習モデルが生成及び / 又は更新される。機械学習部 2 3 は、オペレーションセンター管理システム 3 又はクレジットカード管理システム 5 において過去に蓄積された、ユーザの属性データ、オペレーション履歴データ、及びクレジットカード利用額の支払履歴データに基づいて、複数のユーザの属性の夫々についてリスク指標を算出し、ユーザ属性とリスク指標との組み合わせを含む教師データを作成する (ステップ S 1 0 3)。そして、機械学習部 2 3 は、作成された教師データを機械学習モデルに入力し、リスク推定部 2 2 によるリスク推定に用いられる機械学習モデルを生成又は更新する (ステップ S 1 0 4)。その後、本フローチャートに示された処理は終了する。

30

## 【 0 0 3 9 】

図 6 は、本実施形態に係るオペレーション条件出力処理の流れを示すフローチャートである。本フローチャートに示された処理は、毎月の予め設定されたタイミングで実行される。より具体的には、処理の実行タイミングには、クレジットカード利用額の支払い規定日より後で、且つ未払いユーザへのオペレーション実行予定日より前のタイミングが設定される。

## 【 0 0 4 0 】

ステップ S 2 0 1 及びステップ S 2 0 2 では、オペレーションの効果及びユーザがアクションを実行しない蓋然性に基づくリスクが推定される。リスク推定部 2 2 は、複数のユーザの夫々について、ステップ S 1 0 4 で生成及び / 又は更新された機械学習モデルに対して対象ユーザに係る 1 又は複数のユーザ属性のデータを入力し、当該機械学習モデルからの出力として、当該ユーザに対応するリスク指標を取得する (ステップ S 2 0 1)。また、効果推定部 2 1 は、複数のユーザの夫々について、ステップ S 1 0 2 で生成及び / 又は更新された機械学習モデルに対して対象ユーザに係る 1 又は複数のユーザ属性のデータを入力し、当該機械学習モデルからの出力として、当該ユーザに対応する因果スコアを取得する (ステップ S 2 0 2)。その後、処理はステップ S 2 0 3 へ進む。

40

## 【 0 0 4 1 】

50

ステップ S 2 0 3 では、オペレーション条件が決定され、出力される。条件出力部 2 4 は、ステップ S 2 0 1 及びステップ S 2 0 2 で推定された因果スコア及びリスク指標に基づいて、オペレーション条件を決定し、オペレーションセンター管理システム 3 に対して出力する。本実施形態において、条件出力部 2 4 は、因果スコア及びリスク指標に対して予めマッピングされたオペレーション条件を特定し、出力する。但し、オペレーション条件の決定方法は、本実施形態における例示に限定されない。例えば、オペレーション条件は、因果スコア及びリスク指標を所定の関数に入力して算出された値を含むものであってよい。その後、本フローチャートに示された処理は終了する。

#### 【 0 0 4 2 】

オペレーション条件が出力されると、オペレーションセンター管理システム 3 は、オペレーション条件に従って対象ユーザへのオペレーションを管理し、オペレーション端末は、オペレーションセンター管理システム 3 によって出力された指示に従ってオペレーションを実行する。

10

#### 【 0 0 4 3 】

##### < 効果 >

本実施形態によれば、ユーザ毎のオペレーションの効果及びリスクに応じたオペレーション条件の優先度を設定し、効果やリスクの低いユーザへのオペレーションを抑制することで、債権の回収率を下げることなく、オペレーションに係るコストを抑制することが可能となる。即ち、本開示によれば、ユーザに所定のアクションを促すオペレーションの効果減じさせることなく、オペレーションのためのコストを抑制することが可能となる。また、本実施形態によれば、効果やリスクの高いユーザへのオペレーションを増やすことで、コストを抑制しつつ債権の回収率を上げることも期待出来る。

20

#### 【 0 0 4 4 】

##### < オペレーション条件出力処理のバリエーション >

上記説明した実施形態では、オペレーション条件出力処理の流れを、図 6 を参照して概略的に説明したが、より具体的には、オペレーション条件出力処理は、以下のように処理されてよい。

#### 【 0 0 4 5 】

図 7 は、本実施形態において、図 4 を参照して説明したケース 1 から 4 の判定手法が採用された場合のオペレーション条件出力処理の流れを示すフローチャートである。図 7 に示す例によれば、ある属性を有するユーザについてリスク推定部 2 2 によって算出（ステップ S 3 0 1 ）されたリスク指標が閾値 R 3 （第三の閾値）未満である場合に（ステップ S 3 0 2 の N O ）、効果推定部 2 1 による因果スコアの算出が省略され、優先度が低い（又は、中程度の）オペレーション条件が決定され、出力されることがわかる（ステップ S 3 0 3 ）。

30

#### 【 0 0 4 6 】

当該ユーザについて算出されたリスク指標が閾値 R 3 （第三の閾値）以上である場合（ステップ S 3 0 2 の Y E S ）、因果スコアが算出され（ステップ S 3 0 4 ）、因果スコアが閾値 C 2 以上且つリスク指標が閾値 R 2 以上である場合（ステップ S 3 0 5 の Y E S ）には優先度が最も高いオペレーション条件が決定、出力され（ステップ S 3 0 6 ）、因果スコアが閾値 C 2 以上又はリスク指標が閾値 R 2 以上である場合（ステップ S 3 0 7 の Y E S ）には優先度が高いオペレーション条件が決定、出力される（ステップ S 3 0 8 ）。なお、因果スコアが閾値 C 2 未満且つ閾値 R 2 未満である場合、優先度が中程度のオペレーション条件が決定、出力される（ステップ S 3 0 9 ）。

40

#### 【 0 0 4 7 】

図 8 は、本実施形態において、図 4 を参照して説明したケース 5 から 8 の判定手法が採用された場合のオペレーション条件出力処理の流れを示すフローチャートである。図 8 に示す例によれば、ある属性を有するユーザについてリスク推定部 2 2 によって算出（ステップ S 4 0 1 ）されたリスク指標が閾値 R 4 以上である場合に（ステップ S 4 0 2 の N O ）、効果推定部 2 1 による因果スコアの算出が省略され、優先度が高い（又は、中程度の

50

）オペレーション条件が決定され、出力されることがわかる（ステップ S 4 0 3 ）。

【 0 0 4 8 】

当該ユーザについて算出されたリスク指標が閾値 R 4 未満である場合（ステップ S 4 0 2 の Y E S ）、因果スコアが算出され（ステップ S 4 0 4 ）、因果スコアが閾値 C 1 未満且つリスク指標が閾値 R 1 未満である場合（ステップ S 4 0 5 の Y E S ）には優先度が最も低いオペレーション条件が決定、出力され（ステップ S 4 0 6 ）、因果スコアが閾値 C 1 未満又はリスク指標が閾値 R 1 未満である場合（ステップ S 4 0 7 の Y E S ）には優先度が低いオペレーション条件が決定、出力される（ステップ S 4 0 8 ）。なお、因果スコアが閾値 C 1 以上且つ閾値 R 1 以上である場合、優先度が中程度のオペレーション条件が決定、出力される（ステップ S 4 0 9 ）。

10

【 0 0 4 9 】

< その他のバリエーション >

上記説明した実施形態では、ユーザに対するオペレーションが架電である例について説明したが、ユーザに対するオペレーションの種類は、架電に限定されない。例えば、ユーザに対するオペレーションの種類として、メッセージ送信が採用されてもよい。なお、ここでメッセージ送信のための手段は限定されず、電子メールシステム、ショートメッセージサービス（ S M S ）、又はソーシャルネットワーキングサービス（ S N S ）のメッセージ送受信サービス等が利用されてよい。

【 0 0 5 0 】

また、上記説明した実施形態では、1種類のオペレーション（架電）について推定された効果に基づいてオペレーション条件が決定される例について説明したが、オペレーション条件は、複数種類のオペレーション（例えば、架電およびメッセージ送信）の夫々について推定された効果に基づいて決定されてもよい。この場合、効果推定部 2 1 は、所定のアクションの実行をユーザに促すための当該ユーザに対する第一のオペレーション（例えば、架電）が、当該ユーザがアクションを実行するか否かに与える第一の効果、及び、所定のアクションの実行をユーザに促すための当該ユーザに対する第二のオペレーション（例えば、メッセージ送信）が、当該ユーザがアクションを実行するか否かに与える第二の効果を推定し、条件出力部 2 4 は、推定された第一の効果及び第二の効果に基づいて、ユーザに対するオペレーション条件を出力する。

20

【 0 0 5 1 】

この場合、オペレーションの効果を推定するための機械学習モデルも、オペレーションの種類毎に生成及び更新される。例えば、第一のオペレーションが架電であり第二のオペレーションがメッセージ送信である場合、架電の効果推定用機械学習モデル、及びメッセージ送信の効果推定用機械学習モデルが生成及び更新されてよい。

30

【 0 0 5 2 】

更に、複数種類のオペレーションの夫々について推定された効果に基づいてオペレーション条件が決定される場合、複数種類のオペレーションから、ユーザに対して効果の高い種類のオペレーションが選択されてよい。この場合、条件出力部 2 4 は、推定された第一の効果及び第二の効果に基づいて、ユーザに対して第一のオペレーションを行うか又は第二のオペレーションを行うかを含むオペレーション条件を出力する。より具体的には、対象ユーザについて得られた第一の効果（第一のオペレーションに係る因果スコア）及び第二の効果（第二のオペレーションに係る因果スコア）を比較して、因果スコアが高い方の種類のオペレーションを、当該ユーザに対して効果の高い種類のオペレーションとして選択することが出来る。

40

【 0 0 5 3 】

また、上記説明した実施形態では、オペレーション条件を決定するための評価軸として、オペレーションの効果を示す因果スコアとリスクを示すリスク指標の2つの軸を用いる例について説明したが、本開示に係る技術において、オペレーション条件を決定するための評価軸には少なくともオペレーションの効果が含まれていればよく、その他の評価軸が採用されてもよいし、また、3以上の評価軸が採用されてもよい。例えば、（1）因果ス

50

コアと組み合わせられる指標にリスク指標以外の第三の指標が採用されてもよいし、(2) 因果スコア及びリスク指標に加えて第三の指標が採用されてもよいし、(3) 架電の因果スコア、メッセージ送信の因果スコア、及びリスク指標の3つの軸が採用されてもよい。

【0054】

また、上記説明した実施形態では、オペレーションを受けたサブユーザ群のアクション実行率と、オペレーションを受けなかったサブユーザ群のアクション実行率との差分を因果スコアとして用いる例について説明したが、因果スコアには、その他の方法で算出されたものが用いられてもよい。例えば、効果推定のための機械学習モデル生成及び/又は更新にあたって、機械学習部23は、ユーザの属性毎に、所定の属性を有する複数のユーザのうちオペレーションに対する所定のリアクションを行なったユーザによるアクションの実行率に係る統計量と、複数のユーザのうち所定のリアクションを行わなかったユーザによるアクションの実行率に係る統計量とに基づくスコアを、当該属性を有するユーザに係る因果スコアとして定義した教師データに基づいて、機械学習モデルを作成してもよい。例として、本バリエーションでは、「(ユーザが所定のリアクションを行った場合における債権の回収率) - (ユーザが所定のリアクションを行わなかった場合における債権の回収率)」の式により、因果スコアが算出される。この場合、条件出力部24は、ユーザによるリアクションの有無やその内容等と、リアクションに応じた因果スコアと、に基づきオペレーションに関する条件を出力してよい。このとき、条件出力部24によって出力されるオペレーション条件の優先度の調整は、図4を参照して説明した因果スコアと優先度との関係を用いて行われてよい。

【0055】

ここで、所定のリアクションは、例えば、架電に対するダイヤルブッシュ等によるユーザの応答、又は架電に対するユーザからの折り返し電話に伴うオペレータとの通話、メッセージに対する返信、メッセージの既読化等である。更に、リアクションの内容として、支払いに対する肯定的な回答や、支払予定日の回答の有無等が考慮されてよい。ユーザによるリアクションが音声によるリアクションであった場合には、ユーザの音声に基づいてユーザの感情等を判定し、リアクションが肯定的であったか否かを判定することも可能である。また、音声に基づいて判定されたユーザの感情等から、次のオペレーション条件の優先度を調整してもよい。

【0056】

また、オペレーション条件の優先度は、上記以外の要素に基づいて調整されてもよい。例えば、クレジットカード利用の支払い設定がリボ払いや分割払いであるユーザについては、一括払いのユーザに比べてオペレーション条件の優先度を上げてよいし、クレジットカード利用にキャッシングが含まれるユーザについては、キャッシングが含まれないユーザに比べてオペレーション条件の優先度を上げてよい。また、対象ユーザの、クレジットカード以外の取引データ(例えば、クレジットカード利用額引落口座の残高データや、系列銀行における取引履歴データ等)に応じて、オペレーション条件の優先度を調整することも可能である。ここで、条件出力部24は、例えば、クレジットカードの利用条件に基づき、図4に示される各種スコアと対応する各種閾値を調整してよい。

【符号の説明】

【0057】

1 情報処理装置

10

20

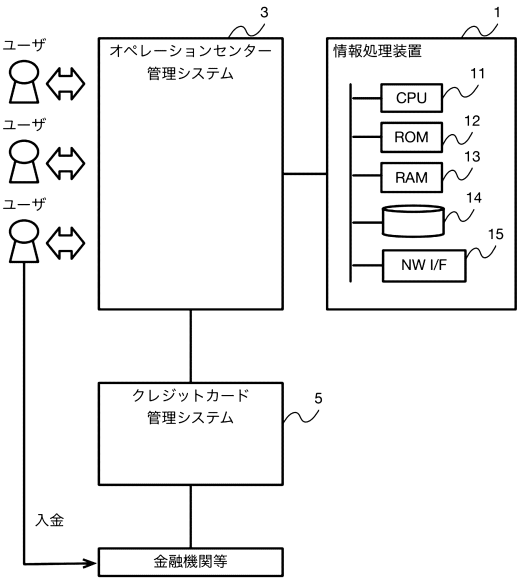
30

40

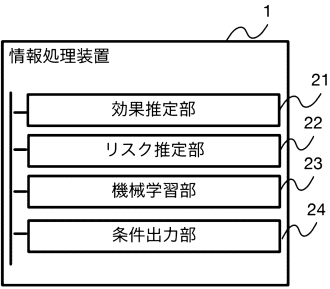
50

【図面】

【図 1】



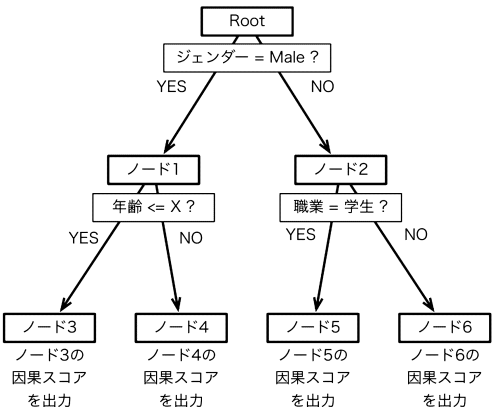
【図 2】



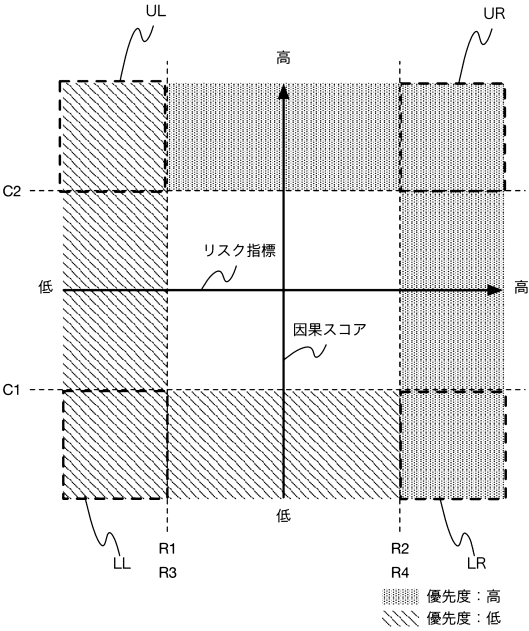
10

20

【図 3】



【図 4】

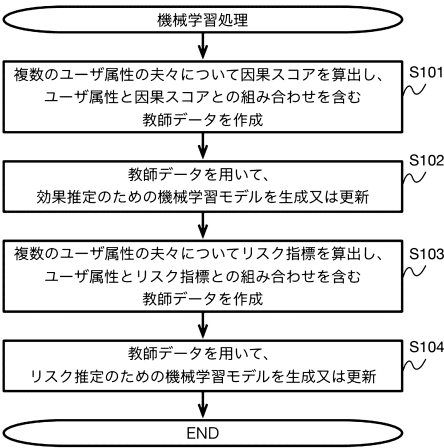


30

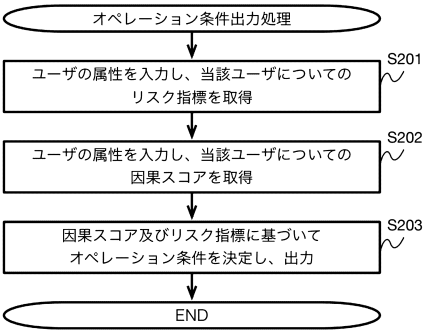
40

50

【図 5】

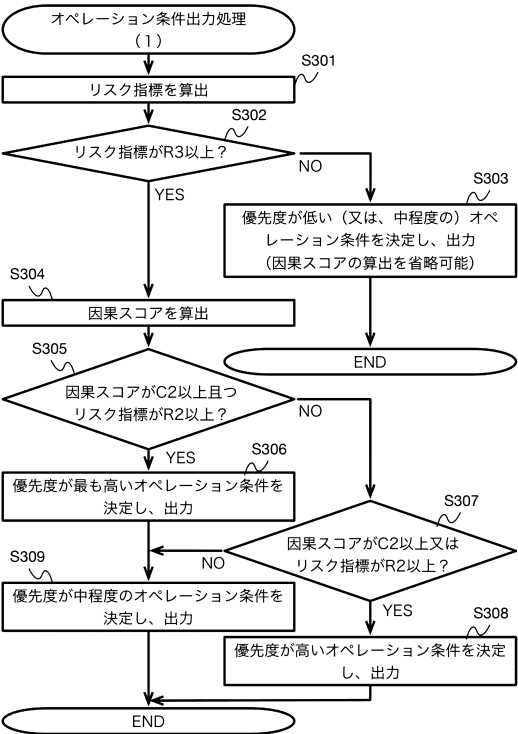


【図 6】

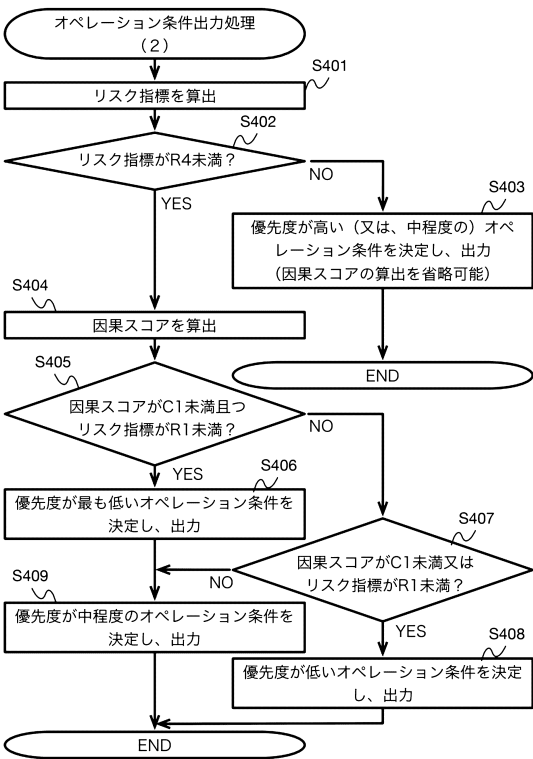


10

【図 7】



【図 8】



20

30

40

50

---

フロントページの続き

- (56)参考文献 特開 2 0 2 0 - 0 2 1 1 5 1 ( J P , A )  
特開 2 0 0 8 - 2 6 9 3 3 7 ( J P , A )  
(58)調査した分野 (Int.Cl. , D B 名)  
G 0 6 Q 1 0 / 0 0 - 9 9 / 0 0