

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B1)

(11) 特許番号

特許第5819572号
(P5819572)

(45) 発行日 平成27年11月24日(2015.11.24)

(24) 登録日 平成27年10月9日(2015.10.9)

(51) Int.Cl. F I
G06N 99/00 (2010.01) G06N 99/00 150

請求項の数 22 (全 22 頁)

<p>(21) 出願番号 特願2015-528605 (P2015-528605)</p> <p>(86) (22) 出願日 平成25年8月20日 (2013. 8. 20)</p> <p>(86) 国際出願番号 PCT/US2013/055859</p> <p>(87) 国際公開番号 W02014/031685</p> <p>(87) 国際公開日 平成26年2月27日 (2014. 2. 27)</p> <p>審査請求日 平成27年3月30日 (2015. 3. 30)</p> <p>(31) 優先権主張番号 13/590, 028</p> <p>(32) 優先日 平成24年8月20日 (2012. 8. 20)</p> <p>(33) 優先権主張国 米国 (US)</p> <p>早期審査対象出願</p>	<p>(73) 特許権者 515048674 インサイドセールスドットコム インコーポレイテッド INSIDESALES.COM, INC . アメリカ合衆国 84606 ユタ州 プロボ イースト 1700 サウス 34 スイート エイ113</p> <p>(74) 代理人 100105957 弁理士 恩田 誠</p> <p>(74) 代理人 100068755 弁理士 恩田 博宣</p> <p>(74) 代理人 100142907 弁理士 本田 淳</p>
--	--

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 階層ベース配列の機械学習モデル

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項 1】

複合出力緩和 (MOR) 機械学習モデルを使用して、複合出力依存性 (MOD) 出力判断の複数の相互依存出力構成要素を、入力を使用することによって予測するための方法であって、それぞれの出力構成要素が複数の可能な値を有する、方法において、

前記出力構成要素を、前記入力及び残りの全ての出力構成要素に基づいて予測するように、MOD 出力判断の複数のそれぞれの相互依存出力構成要素に対する分類器を訓練するステップと、

それぞれの前記出力構成要素に対するそれぞれの前記可能な値を所定の出力値に初期化するステップと、

それぞれの前記分類器上で緩和反復を実行して、緩和状態が平衡に達するか、又は緩和反復が最大回数に達するまで、それぞれの前記出力構成要素に対するそれぞれの可能な値の前記出力値を更新するステップと、

それぞれの前記分類器から最適な出力構成要素を取り出すステップとを備える、方法。

【請求項 2】

それぞれの分類器が、多層パーセプトロン (MLP) ニューラル・ネットワーク、別の多層ニューラル・ネットワーク、決定木又はサポート・ベクター・マシンを含む、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 3】

現在の反復の出力構成要素に対する可能な値の出力値と以前の反復の出力構成要素に対する可能な値の出力値との差が、所定のしきい値よりも小さいか又は前記所定のしきい値に等しいときには、平衡に達している、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 4】

前記 MOD 出力判断が L R M MOD 出力判断であり、

前記入力、リードに関する不変の特徴と、エージェントと前記リードの間の対話に係る対話特徴とを含む入力特徴ベクトルを含んでなり、前記入力特徴ベクトルの前記特徴が、リードの出所、リードの肩書、リードの事業分野、リードの州、リード作成日、リードの会社サイズ、リードのステータス、以前のダイヤル回数、以前の電子メール回数、直前のアクション、最後のアクションからの時間、応答エージェントの肩書、応答方法、
10 応答メッセージのタイプ、応答時機、エージェント又はリードの人口統計学的な分析結果、エージェント又はリードの経歴の分析結果、エージェント又はリードの心理学的な分析結果、エージェント又はリードのソーシャル・ネットワーク分析結果、エージェント又はリードの地理的な分析結果、応答頻度、応答持続性、及びその時点のイベントに関するデータのうちの 1 つ又は複数の特徴を含んでなり、

前記出力構成要素が、応答エージェントの肩書、応答方法、応答メッセージのタイプ、応答時機、エージェント又はリードの人口統計学的な分析結果、エージェント又はリードの経歴の分析結果、リード接触肩書、エージェント又はリードの心理学的な分析結果、エージェント又はリードのソーシャル・ネットワーク分析結果、エージェント又はリードの地理的な分析結果、応答頻度及び応答持続性のうちの 1 つ又は複数の構成要素を含んでなる、請求項 1 に記載の方法。
20

【請求項 5】

前記 MOD 出力判断が、2 つ以上の相互依存出力構成要素を含んでなる、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 6】

前記 MOD 出力判断が、スポーツ、人質交渉、小売販売、オンライン・ショッピング・カート、ウェブ・コンテンツ管理システム、顧客サービス、契約交渉もしくは危機管理、又はこれらのある組合せに係る、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 7】

同じ出力値又は所定のしきい値よりも大きな出力値をそれぞれが有する複数の正しい MOD 出力判断を与える、請求項 1 に記載の方法。
30

【請求項 8】

前記 MOD 出力判断の出力構成要素の順序が同時に決定される、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 9】

請求項 1 に記載の方法を処理装置に実行させるプログラムを記憶した非一時的コンピュータ可読媒体。

【請求項 10】

複合出力緩和 (MOR) 機械学習モデルを使用して、複合出力依存性 (MOD) 出力判断の複数の相互依存出力構成要素を予測する方法であって、それぞれの出力構成要素が複数の可能な値を有する、方法において、
40

MOD 出力判断の 2 つの相互依存出力構成要素のうちの第 1 の相互依存出力構成要素を、入力及び第 2 の出力構成要素に基づいて予測するように、第 1 の分類器を訓練するステップと、

前記 MOD 出力判断の前記 2 つの出力構成要素のうちの第 2 の出力構成要素を、前記入力及び前記第 1 の出力構成要素に基づいて予測するように、第 2 の分類器を訓練するステップと、

それぞれの前記出力構成要素に対するそれぞれの前記可能な値を所定の出力値に初期化するステップと、

それぞれの前記分類器上で緩和反復を実行して、緩和状態が平衡に達するか、又は緩和
50

反復が最大回数に達するまで、それぞれの前記出力構成要素に対するそれぞれの可能な値の前記出力値を更新するステップと、

それぞれの前記分類器から最適な出力構成要素を取り出すステップとを備える、方法。

【請求項 1 1】

前記第 1 の分類器及び前記第 2 の分類器がそれぞれ、多層パーセプトロン (M L P) ニューラル・ネットワーク、別の多層ニューラル・ネットワーク、決定木又はサポート・ベクター・マシンを含む、請求項 1 0 に記載の方法。

【請求項 1 2】

前記入力、リードに関する不変の特徴と、エージェントと前記リードの間の対話に係る対話特徴を含む入力特徴ベクトルを含んでなり、前記入力特徴ベクトルの前記特徴が、リードの出所、リードの肩書、リードの事業分野、リードの州、リード作成日、リードの会社サイズ、リードのステータス、以前のダイヤル回数、以前の電子メール回数、直前のアクション、最後のアクションからの時間、応答エージェントの肩書、応答方法、応答メッセージのタイプ、応答時機、エージェント又はリードの人口統計学的な分析結果、エージェント又はリードの経歴の分析結果、エージェント又はリードの心理学的な分析結果、エージェント又はリードのソーシャル・ネットワーク分析結果、エージェント又はリードの地理的な分析結果、応答頻度、応答持続性及びその時点のイベントに関するデータのうちの 1 つ又は複数の特徴を含んでなる、請求項 1 0 に記載の方法。

【請求項 1 3】

前記 M O D 出力判断が L R M M O D 出力判断を含んでなり、前記複数の相互依存出力構成要素が、応答エージェントの肩書、応答方法、応答メッセージのタイプ、応答時機、エージェント又はリードの人口統計学的な分析結果、エージェント又はリードの経歴の分析結果、リード接触肩書、エージェント又はリードの心理学的な分析結果、エージェント又はリードのソーシャル・ネットワーク分析結果、エージェント又はリードの地理的な分析結果、応答頻度及び応答持続性のうちの 1 つ又は複数の構成要素を含んでなる、請求項 1 2 に記載の方法。

【請求項 1 4】

現在の反復の出力構成要素に対する可能な値の出力値と以前の反復の出力構成要素に対する可能な値の出力値との差が、所定のしきい値よりも小さいか又は前記所定のしきい値に等しいときには、平衡に達している、請求項 1 0 に記載の方法。

【請求項 1 5】

前記 M O D 出力判断の 1 つ又は複数の追加の相互依存出力構成要素を、前記入力と、前記第 1 の出力構成要素、前記第 2 の出力構成要素及び他のそれぞれの追加の出力構成要素とに基づいて予測するように、1 つ又は複数の追加の分類器が訓練され、

前記入力、前記第 2 の出力構成要素及びそれぞれの追加の出力構成要素が、前記第 1 の出力構成要素を予測するために使用され、

前記入力、前記第 1 の出力構成要素及びそれぞれの追加の出力構成要素が、前記第 2 の出力構成要素を予測するために使用される、

請求項 1 0 に記載の方法。

【請求項 1 6】

請求項 1 0 に記載の方法を処理装置に実行させるプログラムを記憶した非一時的コンピュータ可読媒体。

【請求項 1 7】

複合出力緩和 (M O R) 機械学習モデルを使用して、リード応答管理 (L R M) 複合出力依存性 (M O D) 出力判断の複数の相互依存出力構成要素を予測する方法であって、それぞれの出力構成要素が複数の可能な値を有する、方法において、

L R M M O D 出力判断の 2 つの相互依存出力構成要素のうちの第 1 の相互依存出力構成要素を、入力及び第 2 の出力構成要素に基づいて予測するように、第 1 の分類器を訓練するステップと、

10

20

30

40

50

前記LRM MOD出力判断の前記2つの出力構成要素のうちの前記第2の出力構成要素を、前記入力及び前記第1の出力構成要素に基づいて予測するように、第2の分類器を訓練するステップと、

それぞれの前記出力構成要素に対するそれぞれの前記可能な値を所定の出力値に初期化するステップと、

それぞれの前記分類器上で緩和反復を実行して、緩和状態が平衡に達するか、又は緩和反復が最大回数に達するまで、それぞれの前記出力構成要素に対するそれぞれの可能な値の前記出力値を更新するステップと、

それぞれの前記分類器から最適な出力構成要素を取り出すステップと
を備える、方法。

10

【請求項18】

前記第1の分類器及び前記第2の分類器がそれぞれ、多層パーセプトロン(MLP)ニューラル・ネットワーク、別の多層ニューラル・ネットワーク、決定木又はサポート・ベクター・マシンを含んでなる、請求項17に記載の方法。

【請求項19】

前記出力構成要素が、応答エージェントの肩書、応答方法、応答メッセージのタイプ、応答時機、エージェント又はリードの人口統計学的な分析結果、エージェント又はリードの経歴の分析結果、リード接触肩書、エージェント又はリードの心理学的な分析結果、エージェント又はリードのソーシャル・ネットワーク分析結果、エージェント又はリードの地理的な分析結果、応答頻度及び応答持続性のうちの1つ又は複数の構成要素を含んでなる、請求項17に記載の方法。

20

【請求項20】

現在の反復の出力構成要素に対する可能な値の出力値と以前の反復の出力構成要素に対する可能な値の出力値との差が、所定のしきい値よりも小さいか又は前記所定のしきい値に等しいときには、平衡に達している、請求項17に記載の方法。

【請求項21】

前記LRM MOD出力判断の1つ又は複数の追加の相互依存出力構成要素を、前記入力と、前記第1の出力構成要素、前記第2の出力構成要素及び他のそれぞれの追加の出力構成要素とに基づいて予測するように、1つ又は複数の追加の分類器が訓練され、

前記入力、前記第2の出力構成要素及びそれぞれの追加の出力構成要素が、前記第1の出力構成要素を予測するために使用され、

30

前記入力、前記第1の出力構成要素及びそれぞれの追加の出力構成要素が、前記第2の出力構成要素を予測するために使用される、

請求項17に記載の方法。

【請求項22】

請求項17に記載の方法を処理装置に実行させるプログラムを記憶した非一時的コンピュータ可読媒体。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

40

本発明は、複合出力緩和(multiple output relaxation(MOR))機械学習モデルに関する。

【背景技術】

【0002】

機械学習は、経験的なデータに基づいてコンピュータが振る舞いを進化させることを可能にするために使用される人工知能の一形態である。機械学習は、訓練例を利用して、それらの訓練例の根底にある未知の確率分布のうち関心のある特性を捕捉することができる。訓練データは、観察された変量間の関係を示す例と見ることができる。機械学習研究の主眼は、複雑なパターンの認識を自動的に学習すること、及びデータに基づく知的な判断を自動的に学習することにある。

50

【0003】

機械学習の1つの主な難点は、可能な全ての入力を与えられた場合の可能な全ての振る舞いの集合があまりに大きすぎて、一組の訓練データによってカバーすることができないことである。したがって、新たな事例において有用な出力を生み出すことができるように、機械学習モデルは訓練データから一般化されなければならない。

【0004】

機械学習の一例が、伝統的な構造化予測 (structured prediction: SP) である。伝統的な構造化予測は、従属する出力に対する単一モデル法である。構造化予測を使用した場合、入力特徴ベクトル (input feature vector) x が指定されると、正しい単一の出力ベクトル z を完全に指定することができる。したがって、出力ベクトル z は完全に入力特徴ベクトル x を条件とし、入力特徴ベクトル x が与えられた場合、出力ベクトル z の異なる出力構成要素 (z_1, z_2, \dots) は条件つきで互いに独立している。したがって、 x が与えられた場合の z_1 の確率は、 x 及び z_2 が与えられた場合の z_1 の確率に等しい。すなわち $p(z_1 | x) = p(z_1 | x, z_2)$ である。しかしながら、伝統的な構造化予測は、異なる出力構成要素間の相互依存関係を取り扱うことができない。加えて、伝統的な構造化予測は、与えられた入力に対して複数の正しい出力判断がある問題を取り扱うことができない。

10

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0005】

一般に、本明細書に記載された実施形態の例は、複合出力緩和 (MOR) 機械学習モデルを使用して、複合出力依存性 (MOD) 出力判断の複数の相互依存出力構成要素を予測する方法に関する。本明細書に開示された方法の例を使用して、MOD問題を解決することができる。

20

【課題を解決するための手段】

【0006】

実施形態の1例では、MOR機械学習モデルを使用して、MOD出力判断の複数の相互依存出力構成要素を予測する方法が、構成要素を、入力及び残りの全ての構成要素に基づいて予測するように、MOD出力判断の複数のそれぞれの相互依存出力構成要素に対する分類器を訓練することを含むことができる。この方法は、それぞれの構成要素に対するそれぞれの可能な値を所定の出力値に初期化することをさらに含むことができる。この方法は、それぞれの分類器上で緩和反復 (relaxation iteration) を実行して、緩和状態が平衡に達するか、又は緩和反復が最大回数に達するまで、それぞれの構成要素に対するそれぞれの可能な値の出力値を更新することをさらに含むことができる。この方法は、それぞれの分類器から最適な構成要素を取り出すことをさらに含むことができる。

30

【0007】

上記の例では、それぞれの分類器が、多層パーセプトロン (MLP) ニューラル・ネットワーク、別の多層ニューラル・ネットワーク、決定木又はサポート・ベクター・マシンを含むことができる。さらに、現在の反復の出力構成要素に対する可能な値の出力値と以前の反復の出力構成要素に対する可能な値の出力値との差が、所定のしきい値よりも小さいか又は所定のしきい値に等しいときには、平衡に達しているとすることができる。さらに、MOD出力判断はLRM MOD出力判断とすることができ、入力は、リードに関する不変の特徴と、エージェントとリードの間の対話に関する対話特徴とを含む入力特徴ベクトルを含むことができ、入力特徴ベクトルの特徴は、リードの出所、リードの肩書、リードの事業分野、リードの州、リード作成日、リードの会社サイズ、リードのステータス、以前のダイヤル回数、以前の電子メール回数、直前のアクション、最後のアクションからの時間、応答エージェントの肩書、応答方法、応答メッセージのタイプ、応答時機、エージェント又はリードの人口統計学的な分析結果、エージェント又はリードの経歴の分析結果、エージェント又はリードの心理学的な分析結果、エージェント又はリードのソー

40

50

シャル・ネットワーク分析結果、エージェント又はリードの地理的な分析結果、応答頻度、応答持続性及びその時点のイベントに関するデータのうちの1つ又は複数の特徴を含み、出力構成要素は、応答エージェントの肩書、応答方法、応答メッセージのタイプ、応答時機、エージェント又はリードの人口統計学的な分析結果、エージェント又はリードの経歴の分析結果、リード接触肩書、エージェント又はリードの心理学的な分析結果、エージェント又はリードのソーシャル・ネットワーク分析結果、エージェント又はリードの地理的な分析結果、応答頻度及び応答持続性のうちの1つ又は複数の構成要素を含むことができる。

【0008】

さらに、上記の例では、MOD出力判断が、2つ以上の相互依存出力構成要素を含むことができ、MOD出力判断が、スポーツ、人質交渉、小売販売、オンライン・ショッピング・カート、ウェブ・コンテンツ管理システム、顧客サービス、契約交渉もしくは危機管理、又はこれらのある組合せに関係することができ、この方法が、同じ出力値又は所定のしきい値よりも大きな出力値をそれぞれが有する複数の正しいMOD出力判断を与えることができ、MOD出力判断の出力構成要素の順序を同時に決定することができる。

10

【0009】

実施形態の別の例では、MOR機械学習モデルを使用して、MOD出力判断の複数の相互依存出力構成要素を予測する方法が、MOD出力判断の2つの相互依存出力構成要素のうちの第1の相互依存出力構成要素を、入力及び第2の構成要素に基づいて予測するように、第1の分類器を訓練することを含むことができる。この方法は、MOD出力判断の2つの構成要素のうちの第2の構成要素を、入力及び第1の構成要素に基づいて予測するように、第2の分類器を訓練することをさらに含むことができる。この方法は、それぞれの構成要素に対するそれぞれの可能な値を所定の出力値に初期化することをさらに含むことができる。この方法は、それぞれの分類器上で緩和反復を実行して、緩和状態が平衡に達するか、又は緩和反復が最大回数に達するまで、それぞれの構成要素に対するそれぞれの可能な値の出力値を更新することをさらに含むことができる。この方法は、それぞれの分類器から最適な構成要素を取り出すことをさらに含むことができる。

20

【0010】

上記の例では、MOD出力判断がLRM MOD出力判断を含むことができ、前記複数の相互依存出力構成要素が、応答エージェントの肩書、応答方法、応答メッセージのタイプ、応答時機、エージェント又はリードの人口統計学的な分析結果、エージェント又はリードの経歴の分析結果、リード接触肩書、エージェント又はリードの心理学的な分析結果、エージェント又はリードのソーシャル・ネットワーク分析結果、エージェント又はリードの地理的な分析結果、応答頻度及び応答持続性のうちの1つ又は複数の構成要素を含むことができる。さらに、現在の反復の出力構成要素に対する可能な値の出力値と以前の反復の出力構成要素に対する可能な値の出力値との差が、所定のしきい値よりも小さいか又は所定のしきい値に等しいときには、平衡に達しているとすることができる。さらに、上記の例では、MOD出力判断の1つ又は複数の追加の相互依存出力構成要素を、入力と、第1の出力構成要素、第2の出力構成要素及び他のそれぞれの追加の出力構成要素とに基づいて予測するように、1つ又は複数の追加の分類器を訓練することができる。さらに、入力、第2の出力構成要素及びそれぞれの追加の出力構成要素を、第1の出力構成要素を予測するために使用することができる。さらに、入力、第1の出力構成要素及びそれぞれの追加の出力構成要素を、第2の出力構成要素を予測するために使用することができる。

30

40

【0011】

実施形態の別の例では、MOR機械学習モデルを使用して、リード応答管理(LRM) MOD出力判断の複数の相互依存出力構成要素を予測する方法が、LRM MOD出力判断の2つの相互依存出力構成要素のうちの第1の相互依存出力構成要素を、入力及び第2の構成要素に基づいて予測するように、第1の分類器を訓練することを含むことができる。この方法は、LRM MOD出力判断の2つの構成要素のうちの第2の構成要素を、入力及び第1の構成要素に基づいて予測するように、第2の分類器を訓練することをさらに

50

含むことができる。この方法は、それぞれの構成要素に対するそれぞれの可能な値を所定の出力値に初期化することをさらに含むことができる。この方法は、それぞれの分類器上で緩和反復を実行して、緩和状態が平衡に達するか、又は緩和反復が最大回数に達するまで、それぞれの構成要素に対するそれぞれの可能な値の出力値を更新することをさらに含むことができる。この方法は、それぞれの分類器から最適な構成要素を取り出すことをさらに含むことができる。

【0012】

以上の一般的な説明及び以下の詳細な説明はともに、例示的かつ説明的なものであり、請求の発明を限定するものではないことを理解すべきである。

以上の一般的な説明及び以下の詳細な説明はともに、例示的かつ説明的なものであり、請求の発明を限定するものではないことを理解すべきである。

【0013】

次に、添付図面の使用を通して、実施形態の例を、追加の特殊性及び詳細とともに記載し説明する。

【図面の簡単な説明】

【0014】

【図1】接触サーバの例を含むリード応答管理(LRM)システムの例の概略を示すブロック図。

【図2】図1の接触サーバの例の追加の詳細を示すブロック図。

【図3A】複合出力緩和(MOR)機械学習モデルの例の概略を示す流れ図。

【図3B】入力特徴ベクトルの例を示すテキスト図。

【図3C】第1の相互依存出力構成要素を予測する目的に使用される、多層パーセプトロン(MLP)ニューラル・ネットワークの第1の例の概略を示す流れ図。

【図3D】第2の相互依存出力構成要素を予測する目的に使用される、MLPニューラル・ネットワークの第2の例の概略を示す流れ図。

【図4】MOR機械学習モデルを使用して、複合出力依存性(MOD)出力判断の複数の相互依存出力構成要素を予測する方法の例の概略を示す流れ図。

【図5】複数の正しいMOD出力判断の概略を示す流れ図。

【図6】顧客関係管理(CRM)システムの例のユーザ・インタフェースのコンピュータ・スクリーン画像の例を示す図。

【図7】LRMシステムの例のユーザ・インタフェースのコンピュータ・スクリーン画像の例を示す図。

【図8A】エージェントによってリードが選択される前のリード・アドバイザ表示部の例のコンピュータ・スクリーン画像の例を示す図。

【図8B】エージェントによってリードが選択された後の図8Aのリード・アドバイザ表示部の例のコンピュータ・スクリーン画像の例を示す図。

【発明を実施するための形態】

【0015】

本明細書に記載のいくつかの実施形態は、複合出力緩和(MOR)機械学習モデルを使用して、複合出力依存性(MOD)出力判断の複数の相互依存出力構成要素を予測する方法を含む。本明細書に開示された方法の例を使用して、MOD問題を解くことができる。

【0016】

本明細書で使用されるとき、用語「複合出力依存性」ないし「MOD」は、それぞれの構成要素が入力に依存するだけでなく残りの構成要素にも依存する点で相互依存性である複数の出力構成要素を含む出力判断、又はそのような複数の出力構成要素を含む出力判断を有する問題について言う。MOD問題のいくつかの例には、限定はされないが、1)その時点の株式市況が与えられた場合に、ミューチュアル・ファンドのバランスをとるために株式のどの組合せを購入すべきか、2)相手チームのその時点の陣容が与えられた場合に、スポーツ・チームの陣容に選手のどの組合せを交替として加えるべきか、ならびに3)その時点の天候が与えられた場合に、シャツ、パンツ、ベルト及び靴のどの組合せを着

10

20

30

40

50

用すべきかなどが含まれる。それらのそれぞれの例では、出力判断のそれぞれの構成要素が、入力（その時点の株式市況、相手チームの陣容又はその時点の天候）と、他の構成要素（購入する他の株式、他の交替選手又は選択する他の衣服）の両方に依存する。MOD問題の他の例は、人質交渉、小売販売、オンライン・ショッピング・カート、ウェブ・コンテンツ管理システム、顧客サービス、契約交渉もしくは危機管理、又は複数の相互依存出力構成要素を含む出力判断を必要とする他の状況に関係することがある。

【0017】

MOD問題の別の例はリード応答管理（LRM）である。LRMは、接触率又は資格取得率を最適化する形でリードに回答する過程である。リードは、限定はされないが、ウェブ書式、紹介及びリード販売業者から購入した名簿を含むさまざまな出所に由来することがある。リードが組織に属しているときは、そのリードにどのように回答するのかについての出力判断が、複数の相互依存構成要素を含むことがあり、そのような複数の相互依存構成要素には、限定はされないが、誰がそのリードに回答すべきか、そのリードに回答するのにどの方法を使用すべきか、応答メッセージにどんな内容を含めるべきか、いつ回答すべきかなどがある。出力判断のこれらの構成要素はそれぞれ、入力（リード情報）と残りの構成要素の両方に依存する。例えば、応答時機が、応答する選択された人物が対応可能であるか否かに依存することがある。また、メッセージの内容が応答方法に依存することもある（これは例えば、電子メール・メッセージの長さはテキスト・メッセージの長さのようには制限されないためである）。本明細書に開示された方法の例は一般にLRMの文脈で説明されるが、本明細書に開示された方法の例を使用して任意のMOD問題を解くことができることが理解される。

【0018】

添付図面を参照して実施形態の例を説明する。図1は、LRMシステムの例100を示す略ブロック図である。図示するように、LRMシステム例100は、公衆交換電話網（PSTN）110、ユーザ通信及び/又はコンピューティング・デバイス112、PSTN110をインターネット130に接続するTDMゲートウェイ120、リモート・エージェント・ステーション121、ワークステーション128、コール・センタ140、ローカル・エリア・ネットワーク160をインターネット130に接続するインターネット・ゲートウェイ150、ウェブ・サーバ170、接触サーバ200、リード・データ・サーバ190、ローカル・エージェント・ワークステーション192、制御ワークステーション194などのさまざまな構成要素を含む。LRMシステム例100のこれらのさまざまな構成要素は、リードに回答する過程を、接触率又は資格取得率を最適化する形で協同して改良するように動作可能に相互接続されている。

【0019】

図1に開示されているとおり、リモート・エージェント・ステーション121には、無線電話機122、有線電話機124、無線コンピューティング・デバイス126及びワークステーション128が含まれる。ある種の実施形態では、無線電話機122又は有線電話機124が、ボイス・オーバ・インターネット・プロトコル（VoIP）電話機であり得る。いくつかの実施形態では、無線コンピューティング・デバイス126又はワークステーション128がソフト・フォン（soft phone）を備えることができる。リモート・エージェント・ステーション121は、ローカル・エージェント・ワークステーション192のところに位置し、ローカル・エリア・ネットワーク160に直接に接続されたエージェントと同様に、遠隔位置からエージェントがリードに回答することを可能にする。

【0020】

実施形態の一例では、ローカル・エリア・ネットワーク160がコール・センタ140内にあり、コール・センタ140は、VoIPサービス及び他のメッセージング・サービスを使用して、PSTN110及び/又はインターネット130に接続されたユーザと接触する。コール・センタ140内の上記のさまざまなサーバは協力して、リードを捕捉し、リード情報を記憶し、リード情報を分析してそれぞれのリードに回答する最良の方法を

10

20

30

40

50

決定し、例えばローカル・エージェント・ワークステーション 192、リモート・エージェント・ステーション 121 などのエージェント端末を介してリードをエージェントに割り当て、例えば PSTN 110 又はインターネット 130 を介したエージェントとリードの間の通信を容易にし、試みられ成功したリードとのエージェント対話を追跡し、更新されたリード情報を記憶する機能を実行する。

【0021】

ウェブ・サーバ 170 は、ブラウザ表示が可能なウェブ・ページを介して 1 つ又は複数のウェブ書式 172 をユーザに提供することができる。それらのウェブ書式は、電話機、スマート・フォン、タブレット・コンピュータ、ラップトップ・コンピュータ、デスクトップ・コンピュータ、メディア・プレーヤなどを含む、ブラウザを備えるさまざまなユーザ通信及び/又はコンピューティング・デバイス 112 を介してユーザに表示することができる。ウェブ書式 172 は、名前、肩書、事業分野、会社情報、所在地、電話番号、ファックス番号、電子メール・アドレス、インスタント・メッセージング・アドレス、紹介情報、アベイラビリティ情報、関心情報などの接触データを入力するようにユーザに促すことができる。ウェブ・サーバ 170 は、ユーザがウェブ書式を提出したことに応答して、ユーザに関連するリード情報を受け取り、そのリード情報を、例えば接触サーバ 200 及びリード・データ・サーバ 190 に提供することができる。

【0022】

接触サーバ 200 及びリード・データ・サーバ 190 は、そのリード情報を受け取り、ウェブ・アナリティクスデータ、逆引きデータ、信用調査データ、ウェブ・サイト・データ、ウェブ・サイト・ランク情報、ドーナットコール・レジストリ (do-not-call registry) データ、顧客関係管理 (CRM) データベースからのデータ、背景調査情報などのその関連ユーザに関連する追加データを取り出すことができる。リード・データ・サーバ 190 は、集められたデータをリード・プロフィール (図示せず) に記憶し、そのユーザを LRM プラン (図示せず) に関連づけることができる。

【0023】

接触サーバ 200 は、関連する LRM プランに従ってリードと接触し、リード情報をエージェントに送達して、接触率又は資格取得率を最適化する形でエージェントがリードに応答することを可能にすることができる。このような接触又は資格取得の具体的な目的には例えば、リードとの関係を確立すること、製品に興味を持ってもらえたことに対してリードにお礼を述べること、リードからの質問に答えること、製品又はサービスの提供に関する情報をリードに知らせること、製品又はサービスを販売すること、ニーズ及び好みについてリードに尋ねること、及びリードにサポートを提供することなどがある。接触サーバ 200 は、電子メール・サービス、インスタント・メッセージング・サービス、ショート・メッセージ・サービス、エンハンスド・メッセージング・サービス、テキスト・メッセージング・サービス、電話ベースのテキスト読み上げサービス、マルチメディア送達サービスなどのさまざまな送達サービスを使用してエージェントに情報を送達することができる。エージェント・リモート・エージェント・ステーション 121 又はローカル・エージェント・ワークステーション 192 は、リード情報をエージェントに提示することができ、リードと通信することによってエージェントがリードに応答することを可能にすることができる。

【0024】

図 2 は、図 1 の接触サーバの例 200 の追加の詳細を示す略ブロック図である。図 2 に開示されているとおり、接触サーバ 200 は、接触マネージャ 210、ダイヤリング・モジュール 220、メッセージング・モジュール 230、PBX モジュール 240 及び端末ハードウェア (termination hardware) 250 を含む。示された実施形態では、接触マネージャが、MOR 機械学習モジュール 212、LRM プラン選択モジュール 214、エージェント選択モジュール 216 及びリード・データ・サーバ・アクセス・モジュール 218 を含む。接触サーバ 200 内に示されてはいるが、示されたモジュールは、その一部又は全体が、例えばウェブ・サーバ 170、リード・データ・サーバ

10

20

30

40

50

190などの他のサーバ上にあってもよい。接触サーバ200は、エージェントが、LRMプランに関連してリードと通信することを可能にする。

【0025】

接触マネージャ210は、ユーザ及びエージェントとの接触を確立し、必要に応じて接触セッションを管理する。接触マネージャ210は、ダイヤリング・モジュール220及び/又はメッセージング・モジュール230を介して接触を開始することができる。

【0026】

MOR機械学習モジュール212は、MOR機械学習モデルを使用して、MOD出力判断の複数の相互依存出力構成要素を、本明細書に開示された方法例に従って予測する。実施形態の少なくともいくつかの例では、MOR機械学習モジュール212が、リード・データ・サーバ・アクセス・モジュール218を利用して、図1のリード・データ・サーバ190上に記憶されたリード情報にアクセスし、そのリード情報を分析する。特定のリードに対する1つ又は複数の応答判断が予測されたら、その1つ又は複数の応答判断をLRMプラン選択モジュール214へ送ることができる。

【0027】

LRMプラン選択モジュール214は、特定のリード及び/又は売り物に対する1つ又は複数のLRMプランを提示しかつ/又は選択する。同様に、エージェント選択モジュール216は、それぞれのLRMプランに示されたエージェント、エージェントの階級又はエージェント技能セットを選択する。

【0028】

リード・データ・サーバ・アクセス・モジュール218は、リードと接触するのに役立つリード情報に接触マネージャ210がアクセスすることを可能にする。一実施形態では、リード・データ・サーバ・アクセス・モジュール218が、リード・データ・サーバ190に接触マネージャ210がアクセスすることを可能にする。

【0029】

ダイヤリング・モジュール220は、VoIP呼及びPSTN呼を含む呼を確立する。一実施形態では、ダイヤリング・モジュール220が一意の呼識別子を受け取り、呼を確立し、呼が確立されたことを接触マネージャ210に通知する。ダイヤリング・モジュール220のさまざまな実施形態は、データベースから電話番号を取り出す機能、電話番号を部外秘のコーリング・リストと比較する機能、呼を転送する機能、呼の会議機能、呼を監視する機能、記録されたメッセージを再生する機能、留守番電話機を検出する機能、音声メッセージを録音する機能、対話型音声応答(IVR)能力を提供する機能などの補助機能を含む。いくつかの例では、ダイヤリング・モジュール220が、これらの補助機能を実行するようにPBXモジュール240に指示する。

【0030】

メッセージング・モジュール230は、エージェント及びリードに対するメッセージを送受する。メッセージを送受するため、メッセージング・モジュール230は、電子メール・サービス、インスタント・メッセージング・サービス、ショート・メッセージ・サービス、テキスト・メッセージ・サービス、エンハンスド・メッセージング・サービスなどの1つ又は複数の送達サービス又はメッセージング・サービスを活用することができる。

【0031】

PBXモジュール240は、専用電話網をPSTN110に接続する。接触マネージャ210又はダイヤリング・モジュール220は、専用電話網上の回線をPSTN110又はインターネット130上の番号に接続するように、PBXモジュール240に指示することができる。いくつかの実施形態では、PBXモジュール240が、ダイヤリング・モジュール220によって呼び出される補助機能のうちのいくつかの補助機能を提供する。

【0032】

端末ハードウェア250は、ローカル・ネットワークからPSTN110へ呼をルーティングする。一実施形態では、端末ハードウェア250が、従来の電話機端末とインタフェースする。いくつかの実施形態及び例では、端末ハードウェア250が、ダイヤリング

10

20

30

40

50

・モジュール 220 によって呼び出される補助機能のうちのいくつかの補助機能を提供する。

【0033】

具体的な環境（LRMシステム）及び具体的な用途（LRM）を図1及び2に関して説明したが、この具体的な環境及び用途は、実施形態の例を使用することができる無数の環境及び用途のうちの1つでしかないことが理解される。それらの実施形態の例の範囲が特定の環境又は用途だけに限定されることは意図されていない。

【0034】

図3Aは、MOR機械学習モデルの例300を示す略流れ図である。モデル300は、MOD出力判断zの複数の相互依存出力構成要素、すなわちz1、z2、z3及びz4を予測するために逐次的に判断を下す際に使用されるように構成されている。出力判断zは4つの構成要素を含むが、2つ以上の相互依存構成要素を有する任意の出力判断とともにMOR機械学習モデルを使用することができることが理解される。記録された履歴データに基づいてモデル300を訓練して、特に、同時に決定する必要がある多くの変量から判断がなるときに、モデル300が最適な（又はほぼ最適な）判断を下すことができるようにすることができる。

10

【0035】

モデル300は、MOD出力判断を生み出す任意の用途で使用することができるが、図3Aでは、モデル300が、LRM MOD出力判断を生み出す目的に使用される。具体的には、モデル300は、所与のリードに関して、リードの接触又は資格取得を最適化するシーケンスにおいて次にどの応答を実行すべきかを判断するために使用される。

20

【0036】

例えば、モデル300を使用して、LRM MOD出力判断 $z = (z1, z2, z3, z4)$ を生み出すことができる。ここで、z1、z2、z3及びz4は、入力xに基づく出力判断zの4つの構成要素である。この例では、z1 = 応答エージェントの肩書、z2 = 応答方法、z3 = 応答メッセージのタイプ、z4 = 応答時機である。入力xは、特定のリードに関する情報を含む入力特徴ベクトルとすることができる。

【0037】

応答エージェントの肩書、応答方法、応答メッセージのタイプ及び応答時機からなる構成要素は、LRM MOD出力判断の構成要素の例でしかないことが理解される。構成要素の他の例には、限定はされないが、エージェント又はリードの人口統計学的な分析結果、エージェント又はリードの経歴の分析結果（すなわちエージェント又はリードの人生におけるイベントのプロフィール。これには、エージェントとリードの間の過去の対話を含めることができる）、リード接触肩書（すなわちリード組織内の特定の接触人物の肩書）、エージェント又はリードの心理学的な分析結果（すなわちエージェント又はリードの心理学的特性のプロフィール）、エージェント又はリードのソーシャル・ネットワーク分析結果（すなわちLinkedIn（登録商標）、Facebook（登録商標）などのオンライン・ソーシャル・ネットワーク内又はEntrepreneurs Organization（登録商標）、市民クラブ、社交団体、宗教団体などのオフライン・ソーシャル・ネットワーク内におけるリードに対するエージェントの近接度）、エージェント又はリードの地理的な分析結果（すなわちエージェント又はリードのその時点の及び/又は過去の所在地を示す都市、州又は他の地理的呼称）、応答頻度（すなわちエージェントがどれくらい頻りにリードと接触しているか）、及び応答持続性（すなわちエージェントがどのくらい長くリードと接触し続けているか）を含めることができる。

30

40

【0038】

図3Bは、入力特徴ベクトルxの例を示すテキスト図である。図3Bの入力特徴ベクトルxの例は、特定のリードに関する情報を含む。具体的には、この入力特徴ベクトルxの例は、リードの肩書、リードの事業分野などのリードに関する不変の特徴と、以前のダイヤル回数、直前のアクションなどのエージェントとリードの間の対話に関係する対話特徴とを含む。図3Aのモデル300は、この入力特徴ベクトルxの例によって提供されるり

50

ード情報を入力として使用して、リードの接触又は資格取得を最適化する実行すべき逐次のな次の応答が何であるかを決定することができる。

【 0 0 3 9 】

リードの出所、リードの肩書、リードの事業分野、リードの州、リード作成日、リードの会社サイズ、リードのステータス、以前のダイヤル回数、以前の電子メール回数、直前のアクション及び最後のアクションからの時間からなる入力特徴は、LRM MOD出力判断に対する入力特徴の例でしかないことが理解される。入力特徴の例にはこの他、限定はされないが、応答エージェントの肩書、応答方法、応答メッセージのタイプ、応答時機、エージェント又はリードの人口統計学的な分析結果、エージェント又はリードの経歴の分析結果、エージェント又はリードの心理学的な分析結果、エージェント又はリードのソーシャル・ネットワーク分析結果、エージェント又はリードの地理的な分析結果、応答頻度及び応答持続性などを含めることができる。加えて、入力特徴には、政治、経済、自然現象、社会及び文化に関係するその時点のイベントなど、その時点のイベントに関するデータを含めることもできる。さらに、特定のLRM MOD出力判断に対する入力として特定の入力特徴が使用される場合には、その特定のLRM MOD出力判断の出力構成要素の中にその特定の入力特徴は含まれないことが理解される。

10

【 0 0 4 0 】

図3Aに開示されているとおり、構成要素 z_1 、 z_2 、 z_3 及び z_4 間には依存性がある。例えば、構成要素 z_2 （応答方法）に関する判断が、構成要素 z_4 （応答時機）に対する判断に影響することがある。例えば、 $z_2 =$ ダイヤルである場合、エージェントは、リードが電話に出られるのはいつかを考える必要があり得る（例えば、通常は、リードが職場にいる営業時間中）。 $z_2 =$ 電子メールである場合、エージェントはいつでも電子メールを送ることができる。

20

【 0 0 4 1 】

したがって、図3Aの用途例では、他のMOD出力判断の場合と同様に、 z の構成要素が、入力 x と z の残りの構成要素の両方に依存する。したがって、この例では、 x が与えられた場合の z_1 の確率が、 x 及び z_2 が与えられた場合の z_1 の確率と必ずしも等しくならない。すなわち $p(z_1 | x) \neq p(z_1 | x, z_2)$ である。言い換えると、 x 及び z の残りの構成要素の値を考慮することなしに、 z の特定の構成要素がとるべき値が何であるかを決定することはできない。

30

【 0 0 4 2 】

図3Aのモデル300は、ベース分類器を使用する。具体的には、図3Aに開示されているように、モデル300は、ベース分類器として、多層パーセプトロン（「MLP」）ニューラル・ネットワークMLP1、MLP2、MLP3及びMLP4を使用する。しかしながら、モデル300は、限定はされないが、他の多層ニューラル・ネットワーク、決定木及びサポート・ベクター・マシンを含む他のタイプのベース分類器を代わりに使用することもできることが理解される。

【 0 0 4 3 】

図3Cは、図3Bの入力特徴ベクトル x 及び図3Dの予測された第2の相互依存出力構成要素 z_2 、ならびに予測された第3及び第4の相互依存出力構成要素 z_3 及び z_4 に基づいて第1の相互依存出力構成要素 z_1 を予測するために使用されるMLPニューラル・ネットワークMLP1を示す略流れ図である。図3Cでは、MLPニューラル・ネットワークMLP1の入力層によって、入力特徴ベクトル x ならびに入力構成要素 z_2 、 z_3 及び z_4 が受け取られ、次いで隠れ層及び出力層によって処理されて、 $z_1 = \{z_{11}, z_{12}, z_{13}\}$ が予測される。

40

【 0 0 4 4 】

図3Dは、図3Bの入力特徴ベクトル x 及び図3Cの予測された第1の相互依存出力構成要素 z_1 、ならびに予測された第3及び第4の相互依存出力構成要素 z_3 及び z_4 に基づいて第2の相互依存出力構成要素 z_2 を予測するために使用されるMLPニューラル・ネットワークMLP2を示す略流れ図である。図3Dでは、MLPニューラル・ネットワ

50

ークMLP2の入力層によって、入力特徴ベクトル x ならびに入力構成要素 z_1 、 z_3 及び z_4 が受け取られ、次いで隠れ層及び出力層によって処理されて、 $z_2 = \{z_{21}, z_{22}, z_{23}\}$ が予測される。図3Aに開示されているとおり、MLP3及びMLP4は、MLP1及びMLP2と同様に機能する。

【0045】

図4は、MOR機械学習モデルを使用してMOD出力判断の複数の相互依存出力構成要素を予測する方法の例400の略流れ図である。少なくともいくつかの実施形態では、図2の接触サーバ200の接触マネージャ210のMOR機械学習モジュール212によって方法400を実施することができる。例えば、図3AのMOR機械学習モデル300を使用して、LRM MOD出力判断 z の複数の相互依存出力構成要素 z_1 、 z_2 、 z_3 及び z_4 を、方法400のブロック402、404、406、408、410及び412のうちの一つ又は複数のブロックによって表されているようにして予測する演算を実行するコンピュータ命令を実行するように、MOR機械学習モジュール212を構成することができる。別個のブロックとして示されているが、所望の実施態様に応じて、さまざまなブロックを追加のブロックに分割ことができ、又はさまざまなブロックをより少数のブロックに結合することができ、又はさまざまなブロックを省くことができる。次に、図1~4を参照して方法400について論じる。

【0046】

方法400は、ブロック402から始めることができ、ブロック402では、構成要素を、入力及び残りの全ての構成要素に基づいて予測するように、出力判断の複数のそれぞれの相互依存出力構成要素に対する分類器を訓練する。例えば、MOR機械学習モジュール212は、それぞれの構成要素 z_1 、 z_2 、 z_3 及び z_4 を、図3Bの入力特徴ベクトル x と、予測された残りの全ての構成要素とに基づいて予測するように、MLPニューラルネットワークMLP1、MLP2、MLP3及びMLP4を訓練することができる。図3Aに開示された実施形態の例では、 $z_1 =$ 応答エージェントの肩書、 $z_2 =$ 応答方法、 $z_3 =$ 応答メッセージのタイプ及び $z_4 =$ 応答時機である。したがって、MLP1は、 x 、 z_2 、 z_3 及び z_4 を入力として使用して応答エージェントの肩書 z_1 を予測するように、 $(x, z_2, z_3, z_4; z_1)$ から訓練され、MLP2は、 x 、 z_1 、 z_3 及び z_4 を入力として使用して応答方法 z_2 を予測するように、 $(x, z_1, z_3, z_4; z_2)$ から訓練され、MLP3は、 x 、 z_1 、 z_2 及び z_4 を入力として使用して応答メッセージのタイプ z_3 を予測するように、 $(x, z_1, z_2, z_4; z_3)$ から訓練され、MLP4は、 x 、 z_1 、 z_2 及び z_3 を入力として使用して応答時機 z_4 を予測するように、 $(x, z_1, z_2, z_3; z_4)$ から訓練される。

【0047】

MOR機械学習モデルを使用して生み出される出力判断の構成要素の順序は同時に決定することができるため、本明細書における構成要素に対する下付き数字1、2、3及び4の使用、ならびに本明細書における「第1の構成要素」、「第2の構成要素」などの用語の使用は、順序を示したり、又は順序を暗示したりするものではなく、本明細書におけるこれらの使用は単に、1つの構成要素を別の構成要素から区別する際の便宜のために使用されていることが理解される。

【0048】

ブロック404で、それぞれの出力構成要素に対するそれぞれの可能な値を所定の出力値に初期化する。例えば、MOR機械学習モジュール212は、それぞれの出力構成要素 z_1 、 z_2 、 z_3 及び z_4 に対するそれぞれの可能な値を、出力構成要素に対する可能な値の初期出力値の和が1になるように、同じ出力値 $1/N$ に初期化することができる。ここで、 N は、その出力構成要素に対する可能な値の数である。あるいは、MOR機械学習モジュール212は、それぞれの出力構成要素 z_1 、 z_2 、 z_3 及び z_4 に対するそれぞれの可能な値を、限定はされないが、資源アベイラビリティ、ベースラインもしくはベイズの事前情報(Bayes priors)に基づく出力値を含む別の所定の出力値に初期化することもできる。

10

20

30

40

50

【0049】

この例では、それぞれの構成要素 z_1 、 z_2 、 z_3 及び z_4 が、以下のような3つの可能な値を有すると仮定する： $z_1 = \{z_{11}, z_{12}, z_{13}\} = \{\text{販売担当副社長, 販売部長, 販売部員}\}$ 、 $z_2 = \{z_{21}, z_{22}, z_{23}\} = \{\text{電話, 電子メール, ファックス}\}$ 、 $z_3 = \{z_{31}, z_{32}, z_{33}\} = \{\text{MT1, MT2, MT3}\}$ 、 $z_4 = \{z_{41}, z_{42}, z_{43}\} = \{\text{短, 中, 長}\}$ 。この例では、MLP1、MLP2、MLP3 及び MLP4 に対して合計12個の可能な入力値 z_{ij} がある。ここで、 $i = \{1, 2, 3, 4\}$ 、 $j = \{1, 2, 3\}$ である。MLPニューラル・ネットワークMLP1に対する入力 (x, z_2, z_3, z_4) である。構成要素 z_2 、 z_3 及び z_4 に対しては合計9つの可能な値がある。すなわち、 z_2 に対する3つの可能な値 z_{21} 、 z_{22} 、 z_{23} 、 z_3 に対する3つの可能な値 z_{31} 、 z_{32} 、 z_{33} 、及び z_4 に対する3つの可能な値 z_{41} 、 z_{42} 、 z_{43} である。

10

【0050】

$N = 3$ であるため、MLPニューラル・ネットワークMLP1の入力構成要素に対する9つのそれぞれの可能な値の出力値は $1/3$ に初期化することができる。すなわち、 $a(z_{21})$ 、 $a(z_{22})$ 、 $a(z_{23})$ 、 $a(z_{31})$ 、 $a(z_{32})$ 、 $a(z_{33})$ 、 $a(z_{41})$ 、 $a(z_{42})$ 及び $a(z_{43})$ をそれぞれ $1/3$ に初期化することができる。ここで、「 $a(z_{ij})$ 」は、出力値を表す活性化 (activation) であり、 $i = \{1, 2, 3, 4\}$ 、 $j = \{1, 2, 3\}$ である。同様に、それぞれのMLPニューラル・ネットワークMLP2、MLP3 及び MLP4 の入力構成要素に対する9つのそれぞれの可能な値の出力値も $1/3$ に初期化することができる。例えば、 $z_2 = \{z_{21}, z_{22}, z_{23}\} = \{\text{電話, 電子メール, ファックス}\}$ である場合、 $a(z_{21})$ は、1つの可能な値、すなわち「電話」の活性化であり、反復回数 $t = 1$ ではこれを $a(z_{21})(t) = 0.33$ に初期化することができる。

20

【0051】

あるいは、それぞれのMLPニューラル・ネットワークMLP1、MLP2、MLP3 及び MLP4 の入力構成要素に対する12個のそれぞれの可能な値の出力値を、例えば $1/3$ よりも小さい出力値などの別の同一の出力値、又は例えば資源アベイラビリティ、ベースラインもしくはベイズの事前情報に基づく同一でない出力値に初期化することもできる。

30

【0052】

ブロック406で、それぞれの分類器上で緩和反復を実行して、それぞれの出力構成要素に対するそれぞれの可能な値の出力値を更新する。例えば、MOR機械学習モジュール212は、それぞれのMLPニューラル・ネットワークMLP1、MLP2、MLP3 及び MLP4 上で緩和反復を実行して、それぞれの出力構成要素 z_1 、 z_2 、 z_3 及び z_4 に対するそれぞれの可能な値の出力値を更新することができる。この例では、MLPニューラル・ネットワークMLP1上で緩和反復を実行して、MLP1から直接に取り出される3つの出力値、すなわち $p(z_{11})$ 、 $p(z_{12})$ 及び $p(z_{13})$ を生成する。同様に、MLPニューラル・ネットワークMLP2、MLP3 及び MLP4 上で緩和反復を実行して、合計9つの出力値、すなわち $p(z_{21})$ 、 $p(z_{22})$ 、 $p(z_{23})$ 、 $p(z_{31})$ 、 $p(z_{32})$ 、 $p(z_{33})$ 、 $p(z_{41})$ 、 $p(z_{42})$ 及び $p(z_{43})$ を生成する。これらの12個の出力値 $p(z_{ij})$ ($i = \{1, 2, 3, 4\}$ 、 $j = \{1, 2, 3\}$) は、12個の出力値 $a(z_{ij})$ に対する初期推定値と考えることができ、次の緩和反復、すなわち反復回数 $t + 1$ において、出力値 $a(z_{ij})$ を、式 $a(z_{ij})(t + 1) = a(z_{ij})(t) + R \cdot (p(z_{ij})(t) - a(z_{ij})(t))$ を使用して更新するための学習ターゲットとして使用される。これについては後により詳細に論じる。例えば、反復回数 $t = 1$ の場合、MLP2上で緩和反復を実行することによって $a(z_{21})(t)$ を更新して、 z_{21} の出力値 $p(z_{21})(t) = 0.47$ を生み出す。この例では、 $a(z_{21})(t)$ が、反復回数 t におけるMLP2の出力値であり、 $a(z_{21})(t)$ は、次の反復、すなわち反復回数 $t + 1$ においてMLP1、M

40

50

MLP 3 及び MLP 4 に対する入力として使用される。この例では、 $p(z_{21})(t)$ が、反復回数 t において MLP 2 から直接に取り出される出力値であり、 $a(z_{21})(t+1)$ を更新するためのターゲットとして使用される。

【0053】

判断ブロック 408 で、緩和状態が平衡に達したかどうかを判定する。緩和状態が平衡に達した場合（判断ブロック 408 の「はい」）、方法 400 はブロック 412 へ進む。緩和状態が平衡に達していない場合（判断ブロック 408 の「いいえ」）、方法 400 は判断ブロック 410 へ進む。

【0054】

例えば、MOR 機械学習モジュール 212 は、緩和状態が平衡に達したかどうかを判定することができる。平衡に達したかどうかは、以下の 2 つの式に従って判定することができる。最初に、緩和率 (relaxation rate) を適用して、それぞれの出力構成要素 z_1 、 z_2 、 z_3 及び z_4 に対するそれぞれの可能な値の出力値を、下式のとおり更新する： $a(z_{ij})(t+1) = a(z_{ij})(t) + R \cdot (p(z_{ij})(t) - a(z_{ij})(t))$ 。上式で、 R は緩和率、 t は反復回数であり、 $i \in \{1, 2, 3, 4\}$ 、 $j \in \{1, 2, 3\}$ である。次に、下式が真ならば、緩和は平衡に達したとみなすことができる： $|a(z_{ij})(t+1) - a(z_{ij})(t)| \leq T$ 。上式で、 T はしきい値である。

10

【0055】

例えば、反復回数 $t = 1$ 、 $R = 0.1$ とし、上記の z_{21} の $a(z_{21})(t)$ 及び $p(z_{21})(t)$ の値の例、すなわち $a(z_{21})(1) = 0.33$ 及び $p(z_{21})(1) = 0.47$ を使用した場合、最初に、式 $a(z_{ij})(t+1) = a(z_{ij})(t) + R \cdot (p(z_{ij})(t) - a(z_{ij})(t))$ が以下のように処理される： $a(z_{21})(2) = 0.33 + 0.1 \cdot (0.47 - 0.33) = 0.344$ 。次に、 $T = 0.01$ の場合、式 $|a(z_{ij})(t+1) - a(z_{ij})(t)| \leq T$ が以下のように処理される： $|0.344 - 0.33| = 0.014$ 。0.014 は 0.01 よりも大きいため、ステートメント $|a(z_{ij})(t+1) - a(z_{ij})(t)| \leq T$ は偽であり、緩和が平衡に達したとはみなされない。

20

【0056】

判断ブロック 410 で、緩和反復が最大回数に達したかどうかを判定する。緩和反復が最大回数に達した場合（判断ブロック 410 の「はい」）、方法 400 はブロック 412 へ進む。緩和反復が最大回数に達していない場合（判断ブロック 410 の「いいえ」）、方法 400 は、ブロック 406 へ戻って別の緩和反復を実行する。

30

【0057】

例えば、MOR 機械学習モジュール 212 は、緩和反復が最大回数に達したかどうかを判定することができる。この例では、下式が偽ならば、緩和反復は最大回数に達したとみなすことができる： $t \leq M$ 。上式で、 t は反復回数、 M は、緩和反復の最大回数である。

【0058】

例えば、反復回数 $t = 1$ 、 $M = 100$ の場合、1 は 100 よりも小さいため、ステートメント $t \leq M$ は真であり、緩和反復は最大回数に達したとはみなされない。したがって、方法 400 は、ブロック 406 へ戻って、反復回数 $t = 2$ の別の緩和反復を実行することができる。MLP 1、MLP 3 及び MLP 4 への入力として $a(z_{21})(2) = 0.344$ が使用される。同様に、MLP 2 は、MLP 1、MLP 3 及び MLP 4 から取り出された対応する $a(z_{ij})(2)$ 値から入力を受け取る。これらの入力から、MLP 2 は、出力値 $p(z_{21})(2)$ を生成する。次いで、式 $a(z_{21})(3) = a(z_{21})(2) + R \cdot (p(z_{21})(2) - a(z_{21})(2))$ を使用して、 $a(z_{21})(3)$ 及び出力値 $p(z_{21})(2)$ から、 $a(z_{21})(3)$ の値を計算することができる。この例では、反復回数 $t = 2$ において、残りの 11 個の $a(z_{ij})(3)$ も、反復回数 $t = 2$ における適当な分類器の出力 $p(z_{ij})(2)$ 及び $a(z_{ij})(2)$ を、式 $a(z_{ij})(3) = a(z_{ij})(2) + R \cdot (p(z_{ij})(2) - a(z_{ij})(2))$

40

50

))への入力として使用して、更新される。

【0059】

ブロック412で、それぞれの分類器から最適な出力構成要素を取り出す。例えば、MOR機械学習モジュール212は、MLPニューラル・ネットワークMLP1、MLP2、MLP3及びMLP4からそれぞれ、それぞれの構成要素 z_1 、 z_2 、 z_3 及び z_4 に対する最適な出力構成要素を取り出すことができる。

【0060】

上に示された例は、MOR機械学習モデルを使用してMOD出力判断の複数の相互依存出力構成要素を予測する1例に過ぎず、方法400は、この例の特定の用途又はこの例で解かれるLRM MOD問題だけに限定されないことが理解される。

10

【0061】

図5は、複数の正しいMOD出力判断の略流れ図500である。図500に開示されているとおり、MOR機械学習モデル300は、所与の入力特徴ベクトル x に対して、複数の正しい出力判断502、504を生成することがある。判断を下す典型的な過程では通常、固定された入力を与えられる場合には正しい判断が1つだけであると仮定されるが、LRM MOD判断に関しては、都合のよい同様の結果を全ての判断が生み出す複数の正しい判断があることがある。使用可能な資源に基づいて、複数の正しい判断の中から1つの判断を選ぶことができる。例えば、特定の時刻に、応答エージェントの肩書 z_1 = 「販売部長」を有する特定の応答エージェントが対応できない場合には、応答エージェントの肩書 z_1 = 「販売部員」を含む別の正しい判断を下すことができる。同時に複数の出力判断が正しいとみなされる場合、用語「正しい」は、実質的に同様の出力値をそれぞれが有する複数の出力判断について言うことができる。例えば、図5の出力判断502、504はそれぞれ、全く同じ出力値又は実質的に同様の出力値を有することができ、このことは、どちらの出力判断を実行しても都合のよい同様の結果が得られるであろうことを示す。それに加えて、又はその代わりに、用語「正しい」は、所定のしきい値よりも大きい出力値をそれぞれが有する複数の出力判断について言うこともある。このしきい値は、用途に応じて、予め比較的に高く又は比較的に低く定めることができる。図5には、2つの正しい出力判断だけが開示されているが、MOR機械学習モデル300は、3つ以上の正しい出力判断を生成することができることが理解される。

20

【0062】

MOR機械学習モデルを使用してMOD出力判断の複数の相互依存出力構成要素を予測する方法の例を図3A~5に関して説明したが、以下では、エージェントが、結果として生じる出力判断にアクセスし、それらの出力判断を実施することを可能にするシステム及びユーザ・インタフェースの例を、図6~8Bに関して説明する。これらの具体的なシステム及びユーザ・インタフェースは、実施形態の例を使用することができる無数のシステム及びユーザ・インタフェースのうちの一部でしかないことが理解される。実施形態の例の範囲が、特定のシステム又はユーザ・インタフェースだけに限定されることは意図されていない。

30

【0063】

図6は、顧客関係管理(CRM)システムの例のユーザ・インタフェース600のコンピュータ・スクリーン画像の例を示す。ユーザ・インタフェース600は、エージェントが顧客関係を管理すること、特にCRMシステムによって提供されたリードを管理することを可能にするさまざまな制御手段を含む。ユーザ・インタフェース600は、ウェブ・サーバ170によって、例えばワークステーション128上又は図1のローカル・エージェント・ワークステーション192上で、エージェントに対して提示することができる。エージェントは、ユーザ・インタフェース600を使用して、図1のリード・データ・サーバ190上に以前に記憶されたリードに回答することができる。具体的には、図8A、8Bに関連して後に論じるように、リード・アドバイザ表示部800が、接触率又は資格取得率を最適化する形でエージェントがリードに回答することを可能にすることができる。

40

。

50

【 0 0 6 4 】

図7は、図1のLRMシステムなどのLRMシステムの例のユーザ・インタフェース700のコンピュータ・スクリーン画像の例を示す。図6のユーザ・インタフェース600と同様に、ユーザ・インタフェース700も、エージェントがリードに回答することを可能にするさまざまな制御手段を含む。ユーザ・インタフェース700は、ユーザ・インタフェース600と同様の方法でエージェントに提示することができる。このユーザ・インタフェースもリード・アドバイザー表示部800を含む。

【 0 0 6 5 】

図8Aは、エージェントによってリードが選択される前のリード・アドバイザー表示部800の例のコンピュータ・スクリーン画像の例を示し、図8Bは、エージェントによってリードが選択された後のリード・アドバイザー表示部800の例のコンピュータ・スクリーン画像の例を示す。図8Aに開示されているとおり、リード・アドバイザー表示部800は5つのリードをリスト表示する。リードはそれぞれ、名前802、成功可能性メータ804、及び成功可能性カテゴリ・インジケータ806を含む。図8Aに開示されているとおり、これらのリードは、最も高い成功可能性から最も低い成功可能性へリスト表示されている。例えばマウス・ポインタをリードの上に合わせることによってエージェントが問い合わせると、リード「マーク リトルフィールド (Mark Littlefield)」に関して図8Aに示されているように、そのリードを拡大することができる。拡大されると、そのリードは、確認ボタン808、削除ボタン810、「詳細」リンク812などの追加のオプションをエージェントに提示することができる。

【 0 0 6 6 】

例えばマウス・ポインタによって詳細リンク812をクリックすることによってエージェントが「詳細」リンク812を選択すると、図8Bに開示されているようなポップアウト表示部814をエージェントに提示することができる。ポップアウト表示部814は、そのリードに関連するLRMプランをエージェントに提示することができる。このLRMプランは、本明細書に開示された方法の例によって生成されたものとして生成することができ、そのリードに対する最も高い出力値を有する出力判断又はそのリードに対する最も高い出力値の中の出力判断を反映することができる。図8Bに開示されているとおり、「マーク リトルフィールド」という名のリードに対するLRMプランは、販売部長を活用して、メッセージ・タイプMT1を有する電子メールを短い時間枠内で送ることを含むことができる。これは図5の出力判断502に対応する。エージェントは次いで、ポップアウト表示部814を単純にクリックして、リード・アドバイザー表示部800に、メッセージ・タイプMT1を有するリードへの電子メールを自動的に生成させることができ、この電子メールは、販売部長によって直ちに送信される。あるいは、エージェントが、応答プランを手動で変更すること、及び異なる応答を手動で実行することもできる。

【 0 0 6 7 】

したがって、本明細書に開示された実施形態は、MOR機械学習モデルを使用してMOD出力判断の複数の相互依存出力構成要素を予測する方法を含む。本明細書に開示された方法の例は、入力及び他のすべての出力構成要素(1つ又は複数)に基づいてそれぞれの出力構成要素を予測することを可能にする。したがって、本明細書に開示された方法の例を使用して、LRM問題などのMOD問題を解くことができる。

【 0 0 6 8 】

本明細書に記載された実施形態は、後により詳細に論じるさまざまなコンピュータ・ハードウェア・モジュール又はコンピュータ・ソフトウェア・モジュールを含む専用コンピュータ又は汎用コンピュータの使用を含むことができる。

【 0 0 6 9 】

本明細書に記載された実施形態は、その上に記憶されたコンピュータ実行可能命令又はデータ構造体を担持し又は有するコンピュータ可読媒体を使用して実施することができる。このようなコンピュータ可読媒体は、汎用コンピュータ又は専用コンピュータがアクセスすることができる使用可能な任意の媒体とすることができる。例として、このようなコ

10

20

30

40

50

ンピュータ可読媒体は、限定はされないが、RAM、ROM、EEPROM、CD-ROMもしくは他の光ディスク記憶装置、磁気ディスク記憶装置もしくは他の磁気記憶装置、又はコンピュータ実行可能命令もしくはデータ構造体の形態の所望のプログラム・コードを担持しもしくは記憶する目的に使用することができ、汎用コンピュータ又は専用コンピュータがアクセスすることができる他の任意の記憶媒体を含む、非一時的コンピュータ可読記憶媒体を含むことができる。上記の記憶媒体の組合せもコンピュータ可読媒体の範囲に含めることができる。

【0070】

コンピュータ実行可能命令は例えば、汎用コンピュータ、専用コンピュータ又は専用処理デバイスに、ある関数又はある一群の関数を実行させる命令及びデータを含む。構造特徴及び/又は方法行為に特有の言葉で主題を説明したが、添付の特許請求項に定義された主題は、以上に記載した特定の特徴又は行為だけに限定されるわけではないことを理解すべきである。以上に記載した特定の特徴及び行為は、特許請求項を実現する形態の例として開示されている。

10

【0071】

本明細書で使用されるとき、用語「モジュール」は、コンピューティング・システム上で実行されるソフトウェア・オブジェクト又はソフトウェア・ルーチンを指すことがある。本明細書に記載されたさまざまなモジュールは、コンピューティング・システム上で実行されるオブジェクト又は処理として（例えば別個のスレッドとして）実装することができる。本明細書に記載されたシステム及び方法はソフトウェアとして実装されることが好ましいが、ハードウェア又はソフトウェアとハードウェアの組合せとして実装することも可能であり、そのような実装も企図される。

20

【0072】

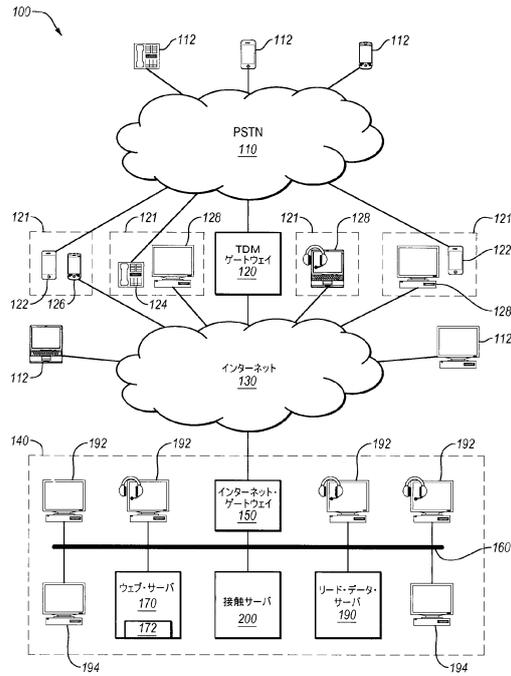
本明細書に記載された全ての例及び条件付きの言葉は、教育的オブジェクトが、当技術を進化させるために本発明の発明者が与えた実施形態の例及び着想を本明細書を読む人が理解するのを助けることが意図されており、具体的に記載されたこのような例及び条件だけに限定されないと解釈される。

【要約】

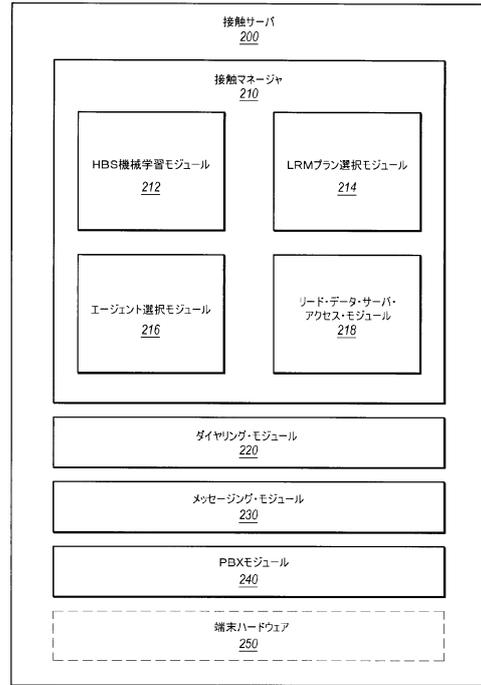
複合出力緩和(MOR)機械学習モデル。実施形態の1例では、MOR機械学習モデルを使用して、複合出力依存性(MOD)出力判断の複数の相互依存出力構成要素を予測する方法が、構成要素を、入力及び残りの全ての構成要素に基づいて予測するように、MOD出力判断の複数のそれぞれの相互依存出力構成要素に対する分類器を訓練することを含むことができる。この方法は、それぞれの構成要素に対するそれぞれの可能な値を所定の出力値に初期化することをさらに含むことができる。この方法は、それぞれの分類器上で緩和反復を実行して、緩和状態が平衡に達するか、又は緩和反復が最大回数に達するまで、それぞれの構成要素に対するそれぞれの可能な値の出力値を更新することをさらに含むことができる。この方法は、それぞれの分類器から最適な構成要素を取り出すことをさらに含むことができる。

30

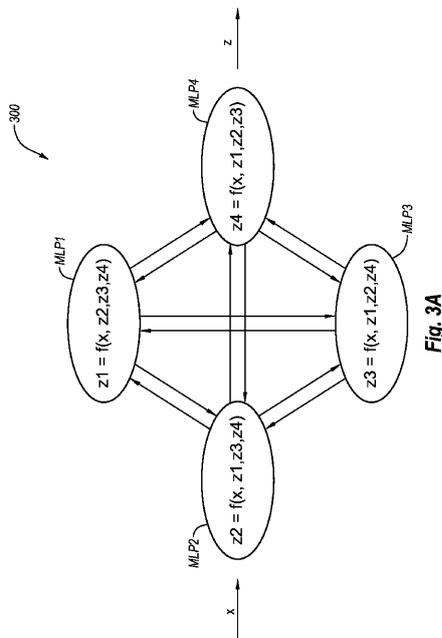
【図1】



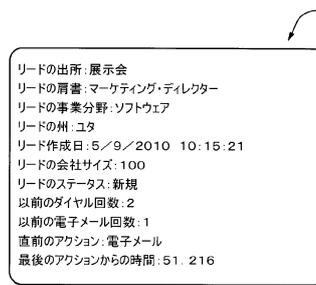
【図2】



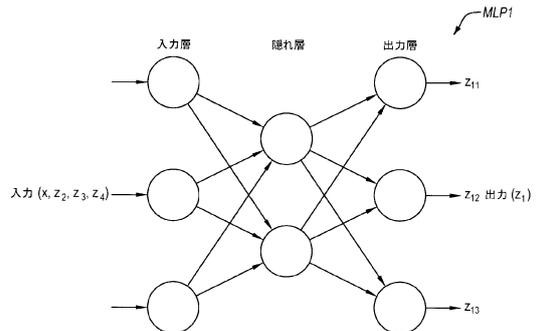
【図3A】



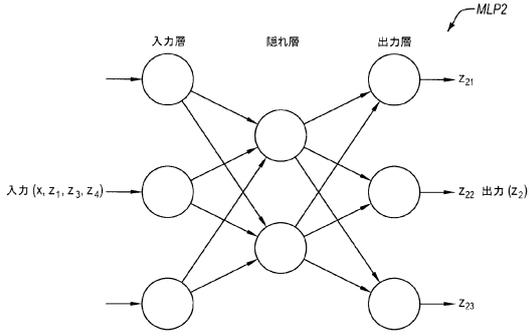
【図3B】



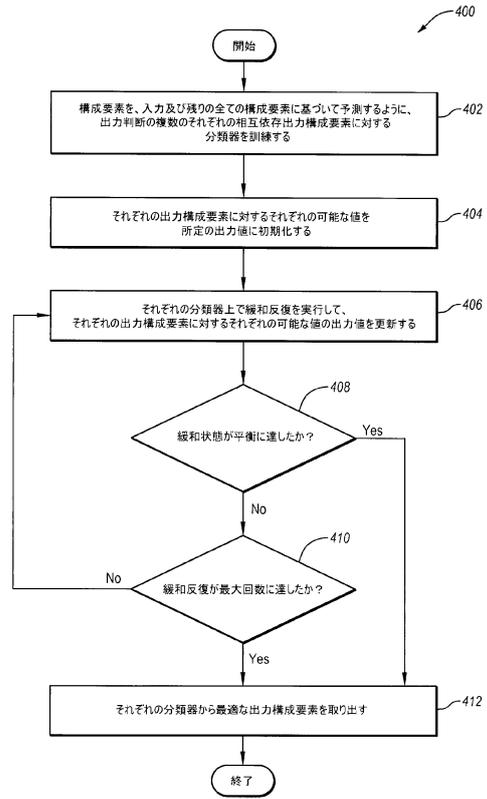
【図3C】



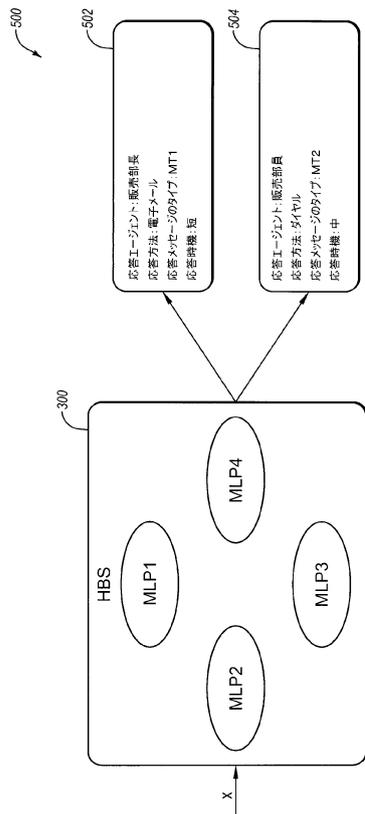
【図3D】



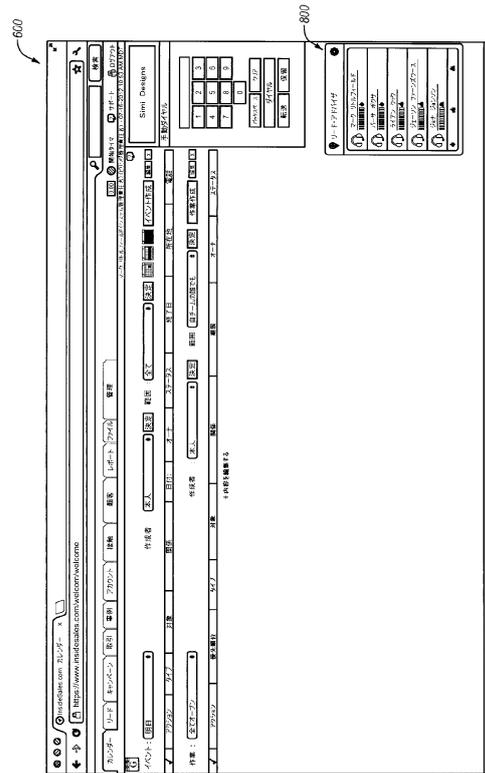
【図4】



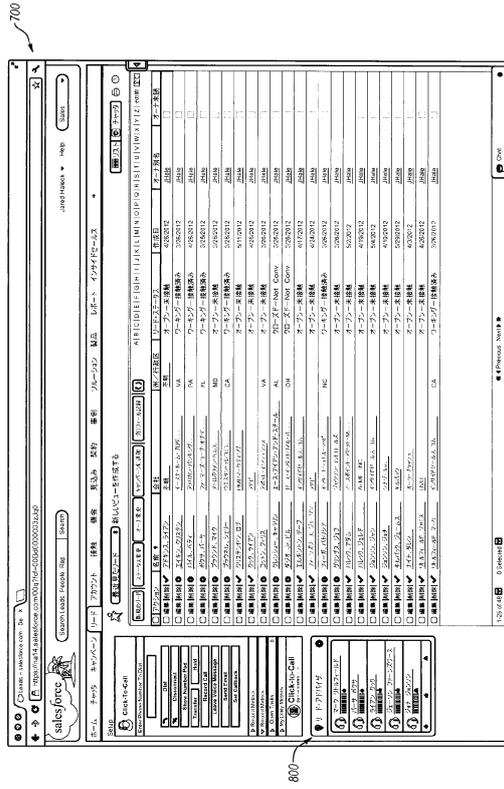
【図5】



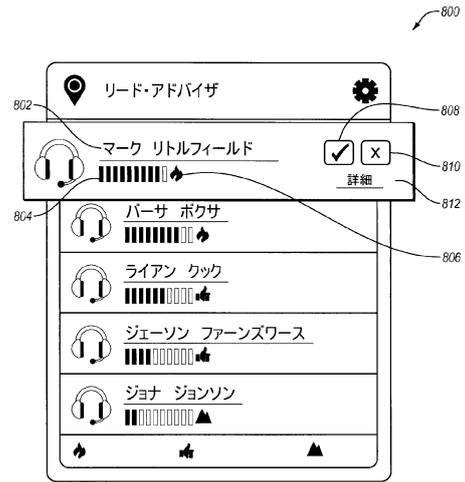
【図6】



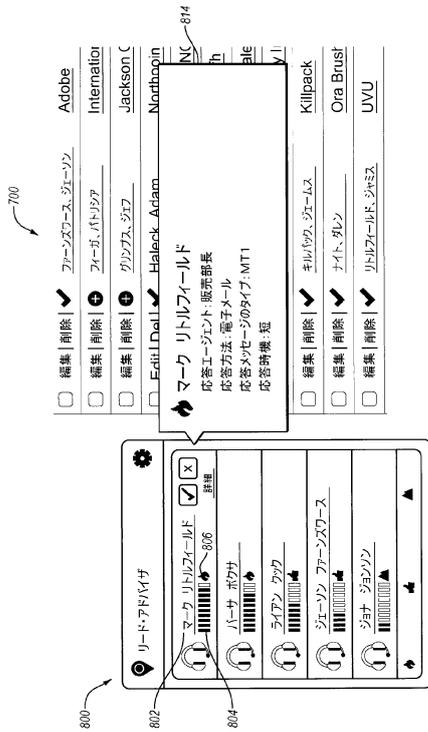
【図7】



【図8A】



【図8B】



フロントページの続き

- (72)発明者 マルチネス、トニー ラモン
アメリカ合衆国 84097 ユタ州 オレム ハイ カントリー ドライブ 892
- (72)発明者 ゼン、シンチャン
アメリカ合衆国 84058 ユタ州 オレム イースト 950 サウス 298

審査官 石川 亮

(56)参考文献 米国特許出願公開第2011/0119213 (US, A1)

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)
G06N 99/00