

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7238679号
(P7238679)

(45)発行日 令和5年3月14日(2023. 3. 14)

(24)登録日 令和5年3月6日(2023. 3. 6)

(51)Int. Cl.

G 0 6 Q 30/0203 (2023. 01)

F I

G 0 6 Q 30/0203

請求項の数 5 (全 11 頁)

(21)出願番号	特願2019-146057(P2019-146057)	(73)特許権者	000004226
(22)出願日	令和1年8月8日(2019. 8. 8)		日本電信電話株式会社
(65)公開番号	特開2021-26647(P2021-26647A)		東京都千代田区大手町一丁目5番1号
(43)公開日	令和3年2月22日(2021. 2. 22)	(74)代理人	100121706
審査請求日	令和3年11月11日(2021. 11. 11)		弁理士 中尾 直樹
		(74)代理人	100128705
			弁理士 中村 幸雄
		(74)代理人	100147773
			弁理士 義村 宗洋
		(72)発明者	熊野 史朗
			東京都千代田区大手町一丁目5番1号 日
			本電信電話株式会社内
		(72)発明者	野村 圭史
			東京都世田谷区代沢二丁目33-3 代沢
			ヒルズ107号室
			最終頁に続く

(54)【発明の名称】 回答スタイル成分除去装置、回答スタイル成分除去方法、プログラム

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

複数の質問項目をそれぞれ含むK種類（Kは2以上の整数）のアンケートの全てを評定した複数人の評定者の、前記質問項目に対する評定値を学習データとして、前記評定値を説明するパラメータであって、少なくとも前記アンケートのインデックスk（ $k = 1, \dots, K$ ）に依存し、評定者の傾向を表す評定者パラメータ θ_k と、少なくとも前記アンケートのインデックスkに依存し、質問項目の傾向を表す項目パラメータ β_k と、少なくとも前記アンケートのインデックスkに依存せず、回答スタイルの傾向を表す回答スタイルパラメータ γ を学習するパラメータ学習部と、

学習された前記評定者パラメータ θ_k と、前記項目パラメータ β_k と、前記回答スタイルパラメータ γ のうち、前記回答スタイルパラメータ γ を除去して前記評定値の確率分布を生成する回答スタイル成分除去済み確率分布生成部

を含む回答スタイル成分除去装置。

【請求項2】

複数の質問項目をそれぞれ含むK個のパート（Kは2以上の整数）を有するアンケートの全てを評定した複数人の評定者の、前記質問項目に対する評定値を学習データとして、前記評定値を説明するパラメータであって、少なくとも前記アンケートのパートのインデックスk（ $k = 1, \dots, K$ ）に依存し、評定者の傾向を表す評定者パラメータ θ_k と、少なくとも前記アンケートのパートのインデックスkに依存し、質問項目の傾向を表す項目パラメータ β_k と、少なくとも前記アンケートのパートのインデックスkに依存せず、回

答スタイルの傾向を表す回答スタイルパラメータ γ を学習するパラメータ学習部と、

学習された前記評定者パラメータ θ_k と、前記項目パラメータ β_k と、前記回答スタイルパラメータ γ のうち、前記回答スタイルパラメータ γ を除去して前記評定値の確率分布を生成する回答スタイル成分除去済み確率分布生成部

を含む回答スタイル成分除去装置。

【請求項 3】

複数の質問項目をそれぞれ含む K 種類 (K は 2 以上の整数) のアンケートの全てを評定した複数人の評定者の、前記質問項目に対する評定値を学習データとして、前記評定値を説明するパラメータであって、少なくとも前記アンケートのインデックス k ($k = 1, \dots, K$) に依存し、評定者の傾向を表す評定者パラメータ θ_k と、少なくとも前記アンケートのインデックス k に依存し、質問項目の傾向を表す項目パラメータ β_k と、少なくとも前記アンケートのインデックス k に依存せず、回答スタイルの傾向を表す回答スタイルパラメータ γ を学習するステップと、

10

学習された前記評定者パラメータ θ_k と、前記項目パラメータ β_k と、前記回答スタイルパラメータ γ のうち、前記回答スタイルパラメータ γ を除去して前記評定値の確率分布を生成するステップ

を含む回答スタイル成分除去方法。

【請求項 4】

複数の質問項目をそれぞれ含む K 個のパート (K は 2 以上の整数) を有するアンケートの全てを評定した複数人の評定者の、前記質問項目に対する評定値を学習データとして、前記評定値を説明するパラメータであって、少なくとも前記アンケートのパートのインデックス k ($k = 1, \dots, K$) に依存し、評定者の傾向を表す評定者パラメータ θ_k と、少なくとも前記アンケートのパートのインデックス k に依存し、質問項目の傾向を表す項目パラメータ β_k と、少なくとも前記アンケートのパートのインデックス k に依存せず、回答スタイルの傾向を表す回答スタイルパラメータ γ を学習するステップと、

20

学習された前記評定者パラメータ θ_k と、前記項目パラメータ β_k と、前記回答スタイルパラメータ γ のうち、前記回答スタイルパラメータ γ を除去して前記評定値の確率分布を生成するステップ

を含む回答スタイル成分除去方法。

【請求項 5】

コンピュータを請求項 1 または 2 に記載の回答スタイル成分除去装置として機能させるプログラム。

30

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、回答スタイル成分除去装置、回答スタイル成分除去方法、プログラムに関する。

【背景技術】

【0002】

回答スタイル (RS) とは、評価する内容に関係なく、極端な (両端の) 評定値や真ん中の評定値といった特定のカテゴリを選択する評価者の傾向である (非特許文献 1、非特許文献 2)。最も一般的な RS の種類として、ポジティブ/ネガティブ反応傾向 (ARS/DRS)、すなわち、選択肢の中で最も高いスコア (ポジティブ) あるいは最も低いスコア (ネガティブ) を選ぶ傾向と、両端あるいは中心を好む極端/中心反応傾向 (ERS/MRS) がある (非特許文献 3)。回答スタイルは文化にも依存し、日本人などアジア人は真ん中の評定値を選ぶ傾向が強いとされている。 RS は相関分析や分散分析のような主観評価の分析の妥当性を低下させることが知られている。

40

【0003】

従来、このような RS は単純な方法で計測されていた。例えば、極端反応傾向は、全項目の中で両端の選択肢を選んだ割合としてしばしば測定される (非特許文献 3)。だが、

50

これらの方法ではR Sを回答データから排除することはできない。

【0004】

マーケティングリサーチなどの分野を中心にR Sを除去する技術が既にいくつか提案されている（非特許文献1）。具体的には、潜在変数としてR Sを持つ評価プロセスモデルを構築し、R Sの影響を除去しようとしている。

【先行技術文献】

【非特許文献】

【0005】

【非特許文献1】G. Tutz, G. Schauberger, and M. Berger, “Response styles in the partial credit model,” *Applied Psychological Measurement*, vol. 42, no. 6, pp. 407-427, 2018.

10

【非特許文献2】H K. G. Jonas and K. E. Markon, “Modeling response style using vignettes and person-specific item response theory,” *Applied Psychological Measurement*, vol. 43, no. 1, pp. 3-17, 2019.

【非特許文献3】H. Baumgartner and J. B. E. Steenkamp, “Response styles in marketing research: A cross-national investigation,” *Journal of Marketing Research*, vol. 38, no. 2, pp. 143-156, 2001.

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0006】

R Sはアンケートの内容に関係しないという性質（内容独立性と呼ぶ）を持つため、様々なアンケート、たとえば、心理アンケート、満足度評価などに対して一貫して観察されるはずである。しかしながら、既存のR S除去方法（非特許文献1）はその性質を利用しておらず、単一のアンケートのみからR Sを除去するものである。このため、非特許文献1の方法ではアンケートに依存した反応傾向とアンケートに非依存のR Sを区別することが難しいことが問題である。なお、この二種類の反応はdispositionalとsituationalと呼ばれ、詳細は非特許文献3などに開示されている。これらの方法では、用いる項目や選択肢次第で推定結果が異なる可能性がある。例えば、同じ評定者であっても、明らかな笑顔と明らかな無表情だけからなる顔画像のセットに対して笑顔の度合いを評価した際は極端反応傾向と推定され、善悪の判断が難しい倫理的な質問を「善い」「どちらともいえない」「悪い」の三択で聞かれれば中心反応傾向と推定されてしまうだろう。しかし、それではR Sの内容独立性に反してしまう。

20

30

【0007】

そこで本発明では、アンケートの内容に非依存のR Sを除去することができる回答スタイル成分除去装置を提供することを目的とする。

【課題を解決するための手段】

【0008】

本発明の回答スタイル成分除去装置は、パラメータ学習部と、回答スタイル成分除去済み確率分布生成部を含む。

【0009】

パラメータ学習部は、複数の質問項目をそれぞれ含むK種類（Kは2以上の整数）のアンケートの全てを評定した複数人の評定者の、質問項目に対する評定値を学習データとして、評定値を説明するパラメータであって、少なくともアンケートのインデックスk（ $k = 1, \dots, K$ ）に依存し、評定者の傾向を表す評定者パラメータ θ_k と、少なくともアンケートのインデックスkに依存し、質問項目の傾向を表す項目パラメータ β_k と、少なくともアンケートのインデックスkに依存せず、回答スタイルの傾向を表す回答スタイルパラメータ γ を学習する。回答スタイル成分除去済み確率分布生成部は、学習された評定者パラメータ θ_k と、項目パラメータ β_k と、回答スタイルパラメータ γ のうち、回答スタイルパラメータ γ を除去して評定値の確率分布を生成する。

40

【発明の効果】

50

【 0 0 1 0 】

本発明の回答スタイル成分除去装置によれば、アンケートの内容に非依存の R S を除去することができる。

【図面の簡単な説明】

【 0 0 1 1 】

【図 1】実施例 1 の回答スタイル成分除去装置の構成を示すブロック図。

【図 2】実施例 1 の回答スタイル成分除去装置の動作を示すフローチャート。

【図 3】実施例 2 の回答スタイル成分除去装置の構成を示すブロック図。

【図 4】実施例 2 の回答スタイル成分除去装置の動作を示すフローチャート。

【図 5】コンピュータの機能構成例を示す図。

10

【発明を実施するための形態】

【 0 0 1 2 】

以下、本発明の実施の形態について、詳細に説明する。なお、同じ機能を有する構成部には同じ番号を付し、重複説明を省略する。

【 0 0 1 3 】

以下の実施例では、従来の R S 除去法を階層ベイズの枠組みで複数のアンケートを同時に扱えるようにした R S 除去法（階層 R S 除去法）を提案する。階層ベイズは統計モデル手法の一つであり、複数の関連するアンケートを解くためのモデルを同時に学習することで、アンケートの間で共通して用いられる関係性と、アンケートの間で異なる関係性を効率的に学習する仕組みである。たとえば、画像認識における顔認識アンケートと表情認識アンケートを例にとる。この場合、共通の関係性は、目や口がどういう見た目で、それが調べたい画像の中に含まれるかといったことであり、異なる関係性は、顔認識ではそれら顔部品の配置情報、表情認識ではそれらの無表情時からの変化の情報などである。以下の実施例では、様々な種類のアンケートにおいて、アンケート間の共通の関係性を回答スタイル、アンケート間で異なる関係性をそれぞれのアンケートにおける項目（たとえば、それぞれの質問）の性質や回答者個人の特性 / 能力とする。以下の実施例では、単一のアンケートにおける項目と個人の特性を推定するための項目応答モデル（I R T モデル, Item Response Theory Model）をベースとして、階層ベイズの枠組みで回答スタイルを導入する。モデルパラメータの推定方法は任意であるが、本実施の形態では M C M C（Markov chain Monte Carlo methods）法で推定する。それにより、個人の回答スタイルのパラメータ、各アンケートにおける各項目のパラメータと個人特性のパラメータがそれぞれ推定される。推定された後に、回答スタイルのパラメータを除くパラメータを用いることで、回答スタイルが除去された回答の推定値が得られる。

20

30

【実施例 1】

【 0 0 1 4 】

以下、図 1 を参照して、実施例 1 の回答スタイル成分除去装置の構成を説明する。同図に示すように本実施例の回答スタイル成分除去装置 1 は、パラメータ学習部 1 1 と、回答スタイル成分除去済み確率分布生成部 1 2 を含む。以下、図 2 を参照して各構成要件の動作を説明する。

【 0 0 1 5 】

40

パラメータ学習部 1 1 は、複数の質問項目をそれぞれ含む K 種類（K は 2 以上の整数）のアンケートの全てを評定した複数人の評定者の、質問項目に対する評定値を学習データとして、評定値を説明するパラメータであって、少なくともアンケートのインデックス k（ $k = 1, \dots, K$ ）に依存し、評定者の傾向を表す評定者パラメータ θ_k と、少なくともアンケートのインデックス k に依存し、質問項目の傾向を表す項目パラメータ β_k と、少なくともアンケートのインデックス k に依存せず、回答スタイルの傾向を表す回答スタイルパラメータ γ を学習する（S 1 1）。

【 0 0 1 6 】

回答スタイル成分除去済み確率分布生成部 1 2 は、学習された評定者パラメータ θ_k と、項目パラメータ β_k と、回答スタイルパラメータ γ のうち、回答スタイルパラメータ γ

50

を除去して評定値の確率分布を生成する (S 1 2)。

【 0 0 1 7 】

以下、各構成要件の動作をさらに詳細に説明する。

【 0 0 1 8 】

< パラメータ学習部 1 1 >

評定がLikert尺度のような離散値をとる場合、評定値 y が s となる確率と $s-1$ となる確率の対数オッズ X_φ を次のように定義する。

【 0 0 1 9 】

【 数 1 】

$$\log \left(\frac{p(y_{ij} = s | \varphi)}{p(y_{ij} = s-1 | \varphi)} \right) = X_\varphi \quad (1)$$

$$X_\varphi = \theta_{jk} - (\beta_{iks} + \bar{\gamma}_{js}) \quad (2)$$

【 0 0 2 0 】

ここで、 i は質問項目のインデックスを、 j は評定者のインデックスを、 k はアンケートのインデックスをそれぞれ表す。 φ はモデルパラメータの集合であり、項目パラメータ β 、評定者パラメータ θ 、回答スタイルパラメータ γ を含む。 $\bar{\gamma}_{js}$ は回答スタイルの項目パラメータに対する効果を表し、ここでは、 $\bar{\gamma}_{js} = (m-s+1) \gamma_j$ としている。 m は選択肢の中央値（たとえば、選択肢が0, 1, 2, 3, 4の5段階であれば、 $m=2$ ）であり、 γ は極端/中心反応傾向を表す回答スタイルパラメータである。

20

【 0 0 2 1 】

ここで重要な点は回答スタイルパラメータ γ がアンケート k を含まない点、すなわちアンケートのインデックス k ($k = 1, \dots, K$) に依存しない点であり、その限りにおいて、回答スタイルパラメータはどのような形式をとっても構わない。まず、式(1)の左辺はリンク関数と呼ばれる順序回帰を表す項であり、任意の関数を使用可能である。さらに、式(2)の右辺は線形予測子であり、こちらも任意の形式が使用可能である。たとえば、

【 0 0 2 2 】

【 数 2 】

$$X_\varphi = \alpha_{ik} \theta_{jk} - \gamma_j (\beta_{iks} + \gamma'_j) \quad (3)$$

【 0 0 2 3 】

としても構わない。ここで、 γ' はポジティブ/ネガティブ反応傾向を表す。評定が連続値（たとえば、0から100の間の任意の数字）の場合は、上記のリンク関数として恒等写像を用いるなどすればよい。

【 0 0 2 4 】

従って、パラメータ学習部 1 1 は、複数の質問項目をそれぞれ含む K 種類のアンケートの全てを評定した複数人の評定者の、質問項目に対する評定値 y に基づく対数オッズ X_φ (式(1)参照)を学習データとして、例えば式(2)、式(3)に示すように、アンケートのインデックス k ($k=1, \dots, K$) と評定者のインデックス j に依存し、評定者の傾向を表す評定者パラメータ θ_{jk} 、アンケートのインデックス k と質問項目のインデックス i と評定値のインデックス s に依存し、質問項目の傾向を表す項目パラメータ β_{iks} と、少なくともアンケートのインデックス k に依存せず評定者のインデックス j や評定値のインデックス s に依存する回答スタイルの傾向を表す回答スタイルパラメータ γ_{js} または、 γ_j , γ'_j を学習する (S 1 1)。

40

【 0 0 2 5 】

< 回答スタイル成分除去済み確率分布生成部 1 2 >

ステップ S 1 1 においてモデルパラメータが推定されれば、さらにそのモデルから生成

50

される評定値を推定することができる。評定値の推定値 $\hat{y}$ は次のように推定される。

【 0 0 2 6 】

【 数 3 】

$$\hat{y}_{ijk} \sim \text{categorical}(\varphi) \quad (4)$$

$$\varphi_s = P(y = s | \varphi) \quad (5)$$

【 0 0 2 7 】

ここで、categorical()はカテゴリカル分布を表す。これにより、もし実際には観測されていない評定値であっても必要なパラメータ集合 φ が既知であれば推定可能である。

【 0 0 2 8 】

さらに、RSを除去した評定値は、回答スタイルパラメータ y を線形予測子 X_φ から除外することによって推定される。具体的には、式(2)を用いた場合、

【 0 0 2 9 】

【 数 4 】

$$\varphi_s = P(y = s | \varphi') \quad (5')$$

$$X'_\varphi = \theta_{jk} - \beta_{iks} \quad (6)$$

【 0 0 3 0 】

となる。

【 0 0 3 1 】

従って、回答スタイル成分除去済み確率分布生成部12は、各パラメータのうち、回答スタイルパラメータ y (上記の例では y_{js} , または y_j , y_j)を除去し、例えば式(2)を式(6)に代替し、対数オッズ X'_φ を求め、求めた対数オッズ X'_φ から式(5')に記載のように、回答スタイル成分を除去した評定値 y の確率分布を生成する(S12)。

【 0 0 3 2 】

なお、本実施例では、RStanを用いてNo-U-Turn Sampler(NUTS)を用いてパラメータを推定した。各パラメータの事前分布には弱事前分布を用いた。4つのMCMCチェーンをランダム初期値から実行したところ、Rハット値が1.1以下で収束した。最初の2,400回の反復をウォームアップとして廃棄し、後半の2,400回の反復を各チェーンから得た計9,600サンプルを用いて、 φ や $\hat{y}$ など全てのパラメータの事後分布を算出した。

【 0 0 3 3 】

< 実証実験 >

実証実験には日本人大学生50名(男女等数)が参加した。参加者は人工的に生成された人の表情顔の画像150枚の全てに対して、感情価(ポジティブーネガティブ)と覚醒度(興奮ー鎮静)を5段階で評価した。参加者は、150枚全てについて感情価を評価したのちに150枚全てについて覚醒度を評価する、あるいは、その逆の順番で評価を行った。参加者は、その後、7種類の心理尺度質問紙に回答した。7種の尺度は、共感化指数(EQ)、システム化指数(SQ)、自閉症スペクトラム指数(AQ)、多次元共感性尺度(IRI)、Big Five尺度(Big Five)、情動知能と情緒的コンピテンス尺度(ESCQ)、東京大学エゴグラム(TEG)であった。質問項目数はそれぞれ順に、60、60、50、28、60、28、53であり、回答の選択肢の数はそれぞれ、4、4、4、3、5、4、7である。つまり、全ての参加者は計9つのアンケート(計579項目)を遂行しており、50名から得られた回答の総数は31,950であった。このデータは欠損なしであるが、本実施例ではベイズ生成モデルが用いられており欠損値があっても構わない。

【 0 0 3 4 】

< 実験結果 >

推定された回答スタイルパラメータ(極端/中心反応傾向パラメータ) y は、古典的な

10

20

30

40

50

方法で算出された極端反応傾向のスコア（全質問項目の中で両端の選択肢を選んだ割合）と強い相関を示した（Spearman $\rho = .92$, $p < .001$ ）。負の相関であるのは、 γ が小さいほど極端反応傾向であるのに対して、古典的な方法ではスコアが高いほど極端反応傾向であるためである。

【実施例 2】

【0035】

実施例 1 においては、「複数の異なるアンケート」を例に示したが、一つのアンケート内において、複数の異なるパートが存在しているか、もしくは複数の異なる計測対象物が存在していれば、実施例 1 と同様の方法で回答スタイル成分を除去できる。

【0036】

以下、図 3 を参照して、実施例 2 の回答スタイル成分除去装置の構成を説明する。同図に示すように本実施例の回答スタイル成分除去装置 2 は、パート分離部 20 と、パラメータ学習部 21 と、回答スタイル成分除去済み確率分布生成部 22 を含む。以下、図 4 を参照して各構成要件の動作を説明する。

【0037】

パート分離部 20 は、アンケートを K 個のパート（ K は 2 以上の整数）に分離する（S20）。この処理は人手で予め行ってもよい。

【0038】

パラメータ学習部 21 は、複数の質問項目をそれぞれ含む K 個のパート（ K は 2 以上の整数）を有するアンケートの全てを評定した複数人の評定者の、質問項目に対する評定値を学習データとして、評定値を説明するパラメータであって、少なくともアンケートのパートのインデックス k ($k=1, \dots, K$) に依存し、評定者の傾向を表す評定者パラメータ θ_k と、少なくともアンケートのパートのインデックス k に依存し、質問項目の傾向を表す項目パラメータ β_k と、少なくともアンケートのパートのインデックス k に依存せず、回答スタイルの傾向を表す回答スタイルパラメータ γ を学習する（S21）。

【0039】

回答スタイル成分除去済み確率分布生成部 22 は、学習された評定者パラメータ θ_k と、項目パラメータ β_k と、回答スタイルパラメータ γ のうち、回答スタイルパラメータ γ を除去して評定値の確率分布を生成する（S22）。

【0040】

< 効果 >

実施例に記載の回答スタイル成分除去装置 1、2 によれば、アンケートの種類に依らない、各個人の回答スタイル（評価する内容に関係なく、極端な（両端の）評定値や真ん中の評定値といった特定のカテゴリを選択する傾向）が推定できる。

【0041】

また、実施例に記載の回答スタイル成分除去装置 1、2 によれば、さらに、回答スタイルを除去した場合のその個人の回答を推定することができる。

【0042】

< 補記 >

本発明の装置は、例えば単一のハードウェアエンティティとして、キーボードなどが接続可能な入力部、液晶ディスプレイなどが接続可能な出力部、ハードウェアエンティティの外部に通信可能な通信装置（例えば通信ケーブル）が接続可能な通信部、CPU（Central Processing Unit、キャッシュメモリやレジスタなどを備えていてもよい）、メモリである RAM や ROM、ハードディスクである外部記憶装置並びにこれらの入力部、出力部、通信部、CPU、RAM、ROM、外部記憶装置の間のデータのやり取りが可能なように接続するバスを有している。また必要に応じて、ハードウェアエンティティに、CD-ROM などの記録媒体を読み書きできる装置（ドライブ）などを設けることとしてもよい。このようなハードウェア資源を備えた物理的実体としては、汎用コンピュータなどがある。

【0043】

10

20

30

40

50

ハードウェアエンティティの外部記憶装置には、上述の機能を実現するために必要となるプログラムおよびこのプログラムの処理において必要となるデータなどが記憶されている（外部記憶装置に限らず、例えばプログラムを読み出し専用記憶装置であるＲＯＭに記憶しておくこととしてもよい）。また、これらのプログラムの処理によって得られるデータなどは、ＲＡＭや外部記憶装置などに適宜に記憶される。

【００４４】

ハードウェアエンティティでは、外部記憶装置（あるいはＲＯＭなど）に記憶された各プログラムとこの各プログラムの処理に必要なデータが必要に応じてメモリに読み込まれて、適宜にＣＰＵで解釈実行・処理される。その結果、ＣＰＵが所定の機能（上記、...部、...手段などと表した各構成要件）を実現する。

10

【００４５】

本発明は上述の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適宜変更が可能である。また、上記実施形態において説明した処理は、記載の順に従って時系列に実行されるのみならず、処理を実行する装置の処理能力あるいは必要に応じて並列的にあるいは個別に実行されるとしてもよい。

【００４６】

既述のように、上記実施形態において説明したハードウェアエンティティ（本発明の装置）における処理機能をコンピュータによって実現する場合、ハードウェアエンティティが有すべき機能の処理内容はプログラムによって記述される。そして、このプログラムをコンピュータで実行することにより、上記ハードウェアエンティティにおける処理機能がコンピュータ上で実現される。

20

【００４７】

上述の各種の処理は、図５に示すコンピュータの記録部１００２０に、上記方法の各ステップを実行させるプログラムを読み込ませ、制御部１００１０、入力部１００３０、出力部１００４０などに動作させることで実施できる。

【００４８】

この処理内容を記述したプログラムは、コンピュータで読み取り可能な記録媒体に記録しておくことができる。コンピュータで読み取り可能な記録媒体としては、例えば、磁気記録装置、光ディスク、光磁気記録媒体、半導体メモリ等のようなものでもよい。具体的には、例えば、磁気記録装置として、ハードディスク装置、フレキシブルディスク、磁気テープ等を、光ディスクとして、ＤＶＤ（Digital Versatile Disc）、ＤＶＤ－ＲＡＭ（Random Access Memory）、ＣＤ－ＲＯＭ（Compact Disc Read Only Memory）、ＣＤ－Ｒ（Recordable）／ＲＷ（ReWritable）等を、光磁気記録媒体として、ＭＯ（Magneto-Optical disc）等を、半導体メモリとしてＥＥＰ－ＲＯＭ（Electrically Erasable and Programmable-Read Only Memory）等を用いることができる。

30

【００４９】

また、このプログラムの流通は、例えば、そのプログラムを記録したＤＶＤ、ＣＤ－ＲＯＭ等の可搬型記録媒体を販売、譲渡、貸与等することによって行う。さらに、このプログラムをサーバコンピュータの記憶装置に格納しておき、ネットワークを介して、サーバコンピュータから他のコンピュータにそのプログラムを転送することにより、このプログラムを流通させる構成としてもよい。

40

【００５０】

このようなプログラムを実行するコンピュータは、例えば、まず、可搬型記録媒体に記録されたプログラムもしくはサーバコンピュータから転送されたプログラムを、一旦、自己の記憶装置に格納する。そして、処理の実行時、このコンピュータは、自己の記録媒体に格納されたプログラムを読み取り、読み取ったプログラムに従った処理を実行する。また、このプログラムの別の実行形態として、コンピュータが可搬型記録媒体から直接プログラムを読み取り、そのプログラムに従った処理を実行することとしてもよく、さらに、このコンピュータにサーバコンピュータからプログラムが転送されるたびに、逐次、受け取ったプログラムに従った処理を実行することとしてもよい。また、サーバコンピュータ

50

から、このコンピュータへのプログラムの転送は行わず、その実行指示と結果取得のみによって処理機能を実現する、いわゆる A S P (Application Service Provider) 型のサービスによって、上述の処理を実行する構成としてもよい。なお、本形態におけるプログラムには、電子計算機による処理の用に供する情報であってプログラムに準ずるもの（コンピュータに対する直接の指令ではないがコンピュータの処理を規定する性質を有するデータ等）を含むものとする。

【 0 0 5 1 】

また、この形態では、コンピュータ上で所定のプログラムを実行させることにより、ハードウェアエンティティを構成することとしたが、これらの処理内容の少なくとも一部をハードウェア的に実現することとしてもよい。

10

【 図 1 】

【 図 2 】

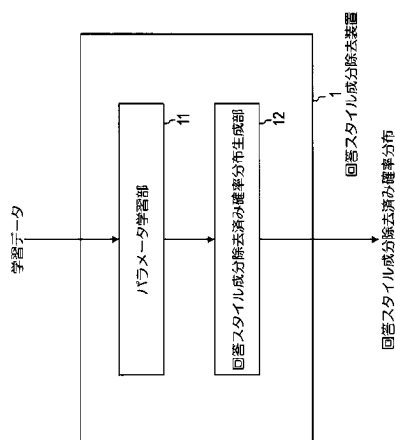


図1

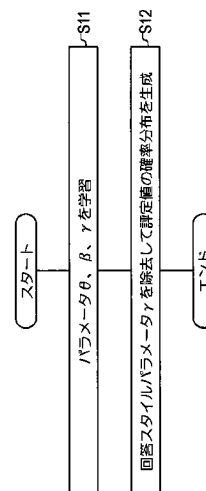


図2

【図 3】

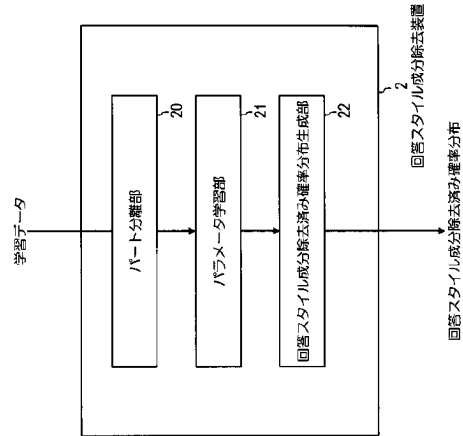


図3

【図 4】

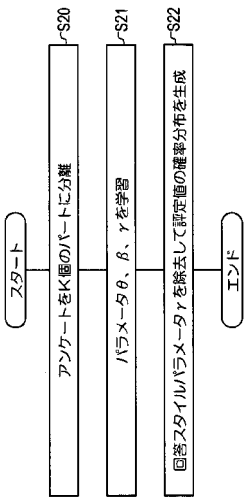


図4

【図 5】

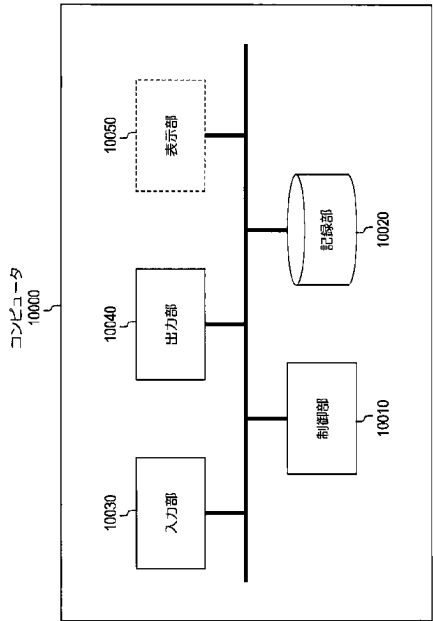


図5

フロントページの続き

審査官 田上 隆一

- (56)参考文献 西田京介外 5 名，機械解読による自然言語理解への挑戦，NTT技術ジャーナル，日本，一般社団法人電気通信協会，2019年07月01日，第31巻 第7号，12-15
西田京介 外5名，回答スタイルを制御可能な生成型機械解読，言語処理学会第25回年次大会発表論文集，日本，2019年03月04日，17-20，http://www.anlp.jp/proceedings/annual_meeting/2019/pdf_dir/B1-1.pdf

(58)調査した分野(Int.Cl.，D B 名)

G 0 6 Q 1 0 / 0 0 - 9 9 / 0 0