

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7315091号
(P7315091)

(45)発行日 令和5年7月26日(2023.7.26)

(24)登録日 令和5年7月18日(2023.7.18)

(51)国際特許分類 F I
G 0 6 N 20/00 (2019.01) G 0 6 N 20/00 1 3 0

請求項の数 5 (全14頁)

(21)出願番号	特願2022-507952(P2022-507952)	(73)特許権者	000004226 日本電信電話株式会社 東京都千代田区大手町一丁目5番1号
(86)(22)出願日	令和2年3月19日(2020.3.19)	(74)代理人	100121706 弁理士 中尾 直樹
(86)国際出願番号	PCT/JP2020/012231	(74)代理人	100128705 弁理士 中村 幸雄
(87)国際公開番号	WO2021/186662	(74)代理人	100147773 弁理士 義村 宗洋
(87)国際公開日	令和3年9月23日(2021.9.23)	(72)発明者	神山 歩相名 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
審査請求日	令和4年6月15日(2022.6.15)	(72)発明者	北岸 佑樹 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

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 モデル学習装置、その方法、およびプログラム

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

学習ラベルデータには、データ番号 $i(i=1, \dots, L)$ に対して、学習特徴量データのデータ番号 $y(i, 0)$ を示すデータ番号 $j \in \{1, \dots, J\}$ と、学習特徴量データに対応するデータにラベルを付与した評価者の番号 $y(i, 1)$ を示す評価者番号 $k \in \{1, \dots, K\}$ と、学習特徴量データに対応するデータに対して付与されたラベル $y(i, 2)$ を示すラベル $c \in \{1, \dots, C\}$ と、評価者が学習特徴量データに対応するデータにラベルを付与する専門家か否かを示すフラグ $y(i, 3)$ である専門フラグ f とが存在し、

専門家の評価者がラベルを付与したデータの集合を用いて、学習特徴量データ j に対応するデータに対する真のラベルがラベル c である確率 $h_{j,c}$ を求める専門家確率ラベル取得部と

10

、
専門家または非専門家の評価者がラベルを付与したデータの集合と前記専門家確率ラベル取得部で求めた前記確率 $h_{j,c}$ とを用いて、学習特徴量データ j に対応するデータに対する真のラベルがラベル c である確率 $h_{j,c}$ を求める確率ラベル取得部と、

前記確率ラベル取得部で求めた前記確率 $h_{j,c}$ と、前記確率ラベル取得部で求めた前記確率 $h_{j,c}$ に対応する学習特徴量データ j とを用いて、特徴量データを入力とし、ラベルを出力するモデルを学習する学習部とを含む、

モデル学習装置。

【請求項2】

請求項1のモデル学習装置であって、

20

前記専門家確率ラベル取得部は、

専門家の評価者 k が学習特徴量データに対応するデータに対する真のラベルが c であるときにラベル c' と回答する確率 $a_{k,c,c'}$ と、全てのラベル $1, \dots, C$ について各ラベル c の分布 q_c とを求める専門家スキル推定部と、

前記専門家スキル推定部で求めた前記確率 $a_{k,c,c'}$ と前記分布 q_c とを用いて、学習特徴量データ j およびラベル c 毎の値 $Q_{j,c}$ を求め、前記値 $Q_{j,c}$ を用いて前記確率 $h_{j,c}$ を更新する専門家確率ラベル推定部とを含み、

前記確率ラベル取得部は、

専門家または非専門家の評価者 k が学習特徴量データに対応するデータに対する真のラベルが c であるときにラベル c' と回答する確率 $a_{k,c,c'}$ と、全てのラベル $1, \dots, C$ について各ラベル c の分布 q_c とを求めるスキル推定部と、

前記スキル推定部で求めた前記確率 $a_{k,c,c'}$ と前記分布 q_c とを用いて、学習特徴量データ j およびラベル c 毎の値 $Q_{j,c}$ を求め、前記値 $Q_{j,c}$ を用いて前記確率 $h_{j,c}$ を更新する確率ラベル推定部とを含む、

モデル学習装置。

【請求項 3】

請求項 1 または請求項 2 のモデル学習装置であって、

専門家の評価者がラベルを付与したデータの集合を用いて、学習特徴量データ j に対応するデータに対する真のラベルがラベル c である確率 $h_{j,c}$ の初期値を設定する初期値設定部を含む、

モデル学習装置。

【請求項 4】

モデル学習装置を用いたモデル学習方法であって、

学習ラベルデータには、データ番号 i ($i=1, \dots, L$) に対して、学習特徴量データのデータ番号 $y(i,0)$ を示すデータ番号 j ($\{1, \dots, J\}$) と、学習特徴量データに対応するデータにラベルを付与した評価者の番号 $y(i,1)$ を示す評価者番号 k ($\{1, \dots, K\}$) と、学習特徴量データに対応するデータに対して付与されたラベル $y(i,2)$ を示すラベル c ($\{1, \dots, C\}$) と、評価者が学習特徴量データに対応するデータにラベルを付与する専門家か否かを示すフラグ $y(i,3)$ である専門フラグ f とが存在し、

専門家の評価者がラベルを付与したデータの集合を用いて、学習特徴量データ j に対応するデータに対する真のラベルがラベル c である確率 $h_{j,c}$ を求める専門家確率ラベル取得ステップと、

専門家または非専門家の評価者がラベルを付与したデータの集合と前記専門家確率ラベル取得ステップで求めた前記確率 $h_{j,c}$ とを用いて、学習特徴量データ j に対応するデータに対する真のラベルがラベル c である確率 $h_{j,c}$ を求める確率ラベル取得ステップと、

前記確率ラベル取得ステップで求めた前記確率 $h_{j,c}$ と、前記確率ラベル取得ステップで求めた前記確率 $h_{j,c}$ に対応する学習特徴量データ j とを用いて、特徴量データを入力とし、ラベルを出力するモデルを学習する学習ステップとを含む、

モデル学習方法。

【請求項 5】

請求項 1 から請求項 3 の何れかのモデル学習装置としてコンピュータを機能させるためのプログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、印象ラベルなどのラベルの推定技術に関する。

【背景技術】

【0002】

電話音声の好感度（非特許文献 1）や、外国語の発音の良さおよび流暢さ（非特許文献 2）等を技能テストの 1 項目として会話の技能を図るテストでは、音声に対して定量的な

10

20

30

40

50

印象値が付与されている。印象の評価には、例えば、印象が「良い」～「悪い」の5段階評価、好感度が「高い」～「低い」の5段階評価、自然さが「高い」～「低い」の5段階評価等がある。

【0003】

現在は、各技能の専門家がこの音声の印象を評価し、合格・不合格の判定を行っているが、自動的に評価ができるようになると、試験の足切り等への活用や、評価に不慣れな専門家（例えば評価者になりたての人物）への参考値として用いることができる。そのため、音声の印象を自動推定する技術が必要とされている。

【0004】

機械学習を用いたデータの印象の自動推定を実現するためには、印象値データとそのデータの特徴量とから機械学習モデルを学習すればよい。しかし、印象は人によって感じる基準が異なったり、印象を付与することに慣れていなかったりするために、同じデータであっても印象値が人によって異なることがある。平均的な印象を推定できるようにするためには、1つのデータに対して多人数で印象値を付与し、印象値の平均値を用いる必要がある。平均的な印象値を安定して推定できるようになるには、できるだけ多人数で印象値を付与するとよい。例えば、非特許文献3で作成された印象データは、1音声データに対し10名で印象値を付与している。

【先行技術文献】

【非特許文献】

【0005】

【文献】F. Burkhardt, B. Schuller, B. Weiss and F. Wenginger, "Would You Buy a Car From Me?" On the Likability of Telephone Voices", In Proc. INTERSPEECH, pp.1557-1560, 2011.

Kei Ohta and Seiichi Nakagawa, "A statistical method of evaluating pronunciation proficiency for Japanese words", INTERSPEECH2005, pp.2233-2236.

籠宮隆之ら、「印象評定データの概要」, [online], [令和2年3月5日検索], インターネット URL: http://pj.ninjal.ac.jp/corpus_center/csj/manu-f/impression.pdf

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0006】

実運用上では、人数制約により1データに対して大量の印象値を付与するのは困難である。そこで、多人数でいくつかのデータを分散して印象値を付与する（以下、印象値を付与する人を「評価者」ともいう）。そのため、1つのデータに対して印象値を付与する人数は高々1・2名程度となる。この状況において、音声の印象推定を品質よく実現するためには、印象を正しく判断できる専門家ができるだけ多くのデータに対して印象ラベルを付与する必要がある。しかし、専門家のラベル付与はコストが高いため、全てのデータに対して印象ラベルを付与することは困難である。

【0007】

本発明は、全てのデータに対して専門家がラベルを付与するのではなく、一部のデータに対してのみ専門家がラベルを付与し、残りのデータに対して非専門家がラベルを付与し、専門家と非専門家とのラベル付与の精度の差を考慮して、モデルを学習するモデル学習装置、その方法、およびプログラムを提供することを目的とする。ここでは、非専門家は、専門家よりもラベル付与の精度が低い評価者とする。以下では、非専門家が付与したラベルを非専門家ラベルともいい、専門家が付与したラベルを専門家ラベルともいう。

【課題を解決するための手段】

【0008】

上記の課題を解決するために、本発明の一態様によれば、モデル学習装置は、学習ラベルデータには、データ番号 i ($i=1, \dots, L$)に対して、学習特徴量データのデータ番号 $y(i, 0)$ を示すデータ番号 $j \in \{1, \dots, J\}$ と、学習特徴量データに対応するデータにラベルを付与した評価者の番号 $y(i, 1)$ を示す評価者番号 $k \in \{1, \dots, K\}$ と、学習特徴量データに対応するデータに

10

20

30

40

50

対して付与されたラベル $y(i,2)$ を示すラベル $c \in \{1, \dots, C\}$ と、評価者が学習特徴量データに対応するデータにラベルを付与する専門家が否かを示すフラグ $y(i,3)$ である専門フラグ f とが存在し、専門家の評価者がラベルを付与したデータの集合を用いて、学習特徴量データ j に対応するデータに対する真のラベルがラベル c である確率 $h_{j,c}$ を求める専門家確率ラベル取得部と、専門家または非専門家の評価者がラベルを付与したデータの集合と専門家確率ラベル取得部で求めた確率 $h_{j,c}$ とを用いて、学習特徴量データ j に対応するデータに対する真のラベルがラベル c である確率 $h_{j,c}$ を求める確率ラベル取得部と、確率ラベル取得部で求めた確率 $h_{j,c}$ と、確率ラベル取得部で求めた確率 $h_{j,c}$ に対応する学習特徴量データ j とを用いて、特徴量データを入力とし、ラベルを出力するモデルを学習する学習部とを含む。

【発明の効果】

10

【0009】

本発明によれば、専門家と非専門家とのラベル付与の精度の差を考慮することで、より推定精度の高いモデルを学習することができるという効果を奏する。

【図面の簡単な説明】

【0010】

【図1】第一実施形態に係るモデル学習装置の機能ブロック図。

【図2】第一実施形態に係るモデル学習装置の処理フローの例を示す図。

【図3】学習ラベルデータの例を示す図。

【図4】学習特徴量データの例を示す図。

【図5】第一実施形態に係るラベル推定装置の機能ブロック図。

20

【図6】第一実施形態に係るラベル推定装置の処理フローの例を示す図。

【図7】本手法を適用するコンピュータの構成例を示す図。

【発明を実施するための形態】

【0011】

以下、本発明の実施形態について、説明する。なお、以下の説明に用いる図面では、同じ機能を持つ構成部や同じ処理を行うステップには同一の符号を記し、重複説明を省略する。以下の説明において、テキスト中で使用する記号「^」等は、本来直前の文字の真上に記載されるべきものであるが、テキスト記法の制限により、当該文字の直後に記載する。式中においてはこれらの記号は本来の位置に記述している。また、ベクトルや行列の各要素単位で行われる処理は、特に断りが無い限り、そのベクトルやその行列の全ての要素に対して適用されるものとする。

30

【0012】

<第一実施形態のポイント>

本実施形態では、まず、専門家ラベルのみを利用してモデルを学習し、学習したモデルと専門家ラベルと非専門家ラベルとを利用してさらにモデルを学習する。

【0013】

<第一実施形態に係るラベル推定システム>

本実施形態のラベル推定システムはモデル学習装置100とラベル推定装置200とを含む。

【0014】

40

モデル学習装置およびラベル推定装置は、例えば、中央演算処理装置（CPU: Central Processing Unit）、主記憶装置（RAM: Random Access Memory）などを有する公知又は専用のコンピュータに特別なプログラムが読み込まれて構成された特別な装置である。モデル学習装置およびラベル推定装置は、例えば、中央演算処理装置の制御のもとで各処理を実行する。モデル学習装置およびラベル推定装置に入力されたデータや各処理で得られたデータは、例えば、主記憶装置に格納され、主記憶装置に格納されたデータは必要に応じて中央演算処理装置へ読み出されて他の処理に利用される。モデル学習装置およびラベル推定装置の各処理部は、少なくとも一部が集積回路等のハードウェアによって構成されていてもよい。モデル学習装置およびラベル推定装置が備える各記憶部は、例えば、RAM（Random Access Memory）などの主記憶装置、またはリレーショナルデータベース

50

スやキーバリューストアなどのミドルウェアにより構成することができる。ただし、各記憶部は、必ずしもモデル学習装置およびラベル推定装置がその内部に備える必要はなく、ハードディスクや光ディスクもしくはフラッシュメモリ (Flash Memory) のような半導体メモリ素子により構成される補助記憶装置により構成し、モデル学習装置およびラベル推定装置の外部に備える構成としてもよい。

【0015】

<第一実施形態に係るモデル学習装置100>

図1は第一実施形態に係るモデル学習装置100の機能ブロック図を、図2はその処理フローを示す。

【0016】

モデル学習装置100は、ラベル推定部110と、学習部120とを含む。ラベル推定部110は、初期値設定部111と、専門家確率ラベル取得部112と、確率ラベル取得部113とを含む。専門家確率ラベル取得部112は、専門家スキル推定部112Aと専門家確率ラベル推定部112Bとを含む。確率ラベル取得部113は、スキル推定部113Aと確率ラベル推定部113Bとを含む。

【0017】

モデル学習装置100は、学習ラベルデータの集合Aと、学習ラベルデータの集合Aに対応する学習特徴量データとを入力とし、ラベル推定モデルを学習し、学習済みのラベル推定モデルを出力する。本実施形態では、学習済みのラベル推定モデルのパラメータを出力する。

【0018】

(学習ラベルデータおよび学習特徴量データ)

図3は学習ラベルデータの例を、図4は学習特徴量データの例を示す。学習ラベルデータには、学習ラベルデータのデータ番号 i ($i=1, \dots, L$) に対して、学習特徴量データのデータ番号 $y(i,0)$ 、評価者番号 $y(i,1)$ 、印象ラベル $y(i,2)$ 、専門フラグ $y(i,3)$ が存在する。学習特徴量データのデータ番号 $y(i,0)$ は $j \in \{1, \dots, J\}$ である。また、評価者番号 $y(i,1)$ はその学習特徴量データに対応するデータを評価した評価者の番号 $k \in \{1, \dots, K\}$ である。印象値ラベル $y(i,2)$ は、その学習特徴量データに対応するデータに対する印象の値 $c \in \{1, \dots, C\}$ である。別の言い方をすると、印象値ラベル $y(i,2)$ は、データに対して評価者が付与した印象の値である。専門フラグ $y(i,3)$ は、当該評価者(評価者番号 $y(i,1)$ に対応する評価者)が専門家か否かを示すフラグ $f \in \{0, 1\}$ である。本実施形態では、 $y(i,3)=1$ の場合当該評価者 $y(i,1)$ は専門家、 $y(i,3)=0$ の場合当該評価者 $y(i,1)$ は非専門家とする。学習ラベルデータは、図3のように1つの学習特徴量データに対応するデータに対して一人以上の評価者により、1つ以上の印象ラベルが付与されているものとする。 i 番目の学習ラベルデータ $A(i)=A(j, k, c, f)$ から、ある学習特徴量データ $x(j)$ に対応するデータに対して、フラグ f により示される専門家または非専門家である評価者 k が印象ラベル c を付与したことが分かる。

【0019】

学習特徴量データは、データ番号 j ($j=1, \dots, J$) に対応するデータ $x(j)$ となる。例えば、「学習特徴量データ」は音声信号から特徴を抽出したベクトル(音響特徴ベクトル)等の値であり(図4参照)、「学習特徴量データに対応するデータ」は学習特徴量データの抽出元である音声信号である。なお、学習特徴量データを音声信号自体とし、「学習特徴量データ」=「学習特徴量データに対応するデータ」としてもよい。以下では、「学習特徴量データ $x(j)$ に対応するデータ」を単に「学習特徴量データ j 」ともいう。

【0020】

以下、各部について説明する。

【0021】

<ラベル推定部110>

ラベル推定部110は、学習ラベルデータの集合Aを入力とし、評価者が正しく評価できる能力、およびそれに基づく真のラベルの確率 $h_{j,c}$ を求め(S110)、出力する。なお、確率 $h_{j,c}$ は、学習特徴量データ j ($j=1, \dots, J$) の真のラベルがラベル c ($c=1, \dots, C$) である確

10

20

30

40

50

率を表す。

【 0 0 2 2 】

ここでは、学習ラベルデータで付与されている印象ラベルには、学習特徴量データjに対する真のラベル c_j があると仮定する。また、評価者ごとにラベルを付与する能力が異なり、評価者kが真のラベルがcであったときに、正しくc'と答える確率 $a_{k,c,c'}$ を導入する。

【 0 0 2 3 】

EMアルゴリズムで真のラベルと評価者の能力を推定し、最適なラベルの確率 $h_{j,c}$ を学習部120に出力する。ここでは、データ番号j、評価者番号k、印象ラベルc、専門フラグfの学習ラベルデータを検索する集合A、およびそのデータの数を示すNを次のように定義する。

【 0 0 2 4 】

【数1】

$$A(j, k, c, f) = \{i | y(i, 0) = j \wedge y(i, 1) = k \wedge y(i, 2) = c \wedge y(i, 3) = f, \forall i\},$$

$$N(j, k, c, f) = |A(j, k, c, f)|$$

$$A(*, k, c, f) = \{i | y(i, 1) = k \wedge y(i, 2) = c \wedge y(i, 3) = f, \forall i\},$$

$$N(*, k, c, f) = |A(*, k, c, f)|$$

$$A(j, *, c, f) = \{i | y(i, 0) = j \wedge y(i, 2) = c \wedge y(i, 3) = f, \forall i\},$$

$$N(j, *, c, f) = |A(j, *, c, f)|$$

$$A(j, k, *, f) = \{i | y(i, 0) = j \wedge y(i, 1) = k \wedge y(i, 3) = f, \forall i\},$$

$$N(j, k, *, f) = |A(j, k, *, f)|$$

$$A(j, *, *, f) = \{i | y(i, 0) = j \wedge y(i, 3) = f, \forall i\}, \quad N(j, *, *, f) = |A(j, *, *, f)|$$

$$A(*, k, *, f) = \{i | y(i, 1) = k \wedge y(i, 3) = f, \forall i\}, \quad N(*, k, *, f) = |A(*, k, *, f)|$$

$$A(*, *, c, f) = \{i | y(i, 2) = c \wedge y(i, 3) = f, \forall i\}, \quad N(*, *, c, f) = |A(*, *, c, f)|$$

$$A(*, *, *, f) = \{i | y(i, 3) = f, \forall i\}, \quad N(*, *, *, f) = |A(*, *, *, f)|$$

$$A(j, k, c, *) = \{i | y(i, 0) = j \wedge y(i, 1) = k \wedge y(i, 2) = c, \forall i\},$$

$$N(j, k, c, *) = |A(j, k, c, *)|$$

$$A(*, k, c, *) = \{i | y(i, 1) = k \wedge y(i, 2) = c, \forall i\}, \quad N(*, k, c, *) = |A(*, k, c, *)|$$

$$A(j, *, c, *) = \{i | y(i, 0) = j \wedge y(i, 2) = c, \forall i\}, \quad N(j, *, c, *) = |A(j, *, c, *)|$$

$$A(j, k, *, *) = \{i | y(i, 0) = j \wedge y(i, 1) = k, \forall i\}, \quad N(j, k, *, *) = |A(j, k, *, *)|$$

$$A(j, *, *, *) = \{i | y(i, 0) = j, \forall i\}, \quad N(j, *, *, *) = |A(j, *, *, *)|$$

$$A(*, k, *, *) = \{i | y(i, 1) = k, \forall i\}, \quad N(*, k, *, *) = |A(*, k, *, *)|$$

$$A(*, *, c, *) = \{i | y(i, 2) = c, \forall i\}, \quad N(*, *, c, *) = |A(*, *, c, *)|$$

$$A = A(*, *, *, *) = \{\forall i\}, \quad N = N(*, *, *, *) = |A(*, *, *, *)| = I$$

なお、*は、任意を示すシンボルとしている。

【 0 0 2 5 】

本実施形態では、予め専門家の学習ラベルデータの集合(専門家の評価者がラベルを付与

10

20

30

40

50

したデータの集合)A(*,*,*,1)で確率 $h_{j,c}$ を求めておくことで、非専門家のスキルに対応する確率 $a_{k,c,c}$ が専門家の学習ラベルデータの集合A(*,*,*,1)に基づいて評価されるため、全ての学習ラベルデータの集合(専門家または非専門家の評価者がラベルを付与したデータの集合)A(*,*,*,*)の確率 $h_{j,c}$ を専門家の基準に基づいて求めることができる。

【0026】

なお、ラベル推定部110は、所定の条件を満たした場合に、モデル学習を終了する。例えば、更新前後の確率 $h_{j,c}$ の差分が、予め設定した閾値を全ての特徴量データj、印象ラベルcで下回った場合に、終了とする。

<初期値設定部111>

初期値設定部111は、専門家f=1の評価者kがラベルを付与したデータの集合(専門家の学習ラベルデータの集合A(*,*,*,1))を入力とし、これを用いて、学習特徴量データjに対する真のラベルがラベルcである確率 $h_{j,c}$ の初期値を設定し(S111)、出力する。

10

【0027】

例えば、専門家f=1の評価者kが付与しているデータj(j=1,...,J)の全てのラベルc(c=1,...,C)について、次のように真のラベルがラベルcである確率 $h_{j,c}$ のEMアルゴリズムの初期値を設定する。

【0028】

【数2】

$$h_{j,c} = \frac{N(j,*,c,1)}{N(j,*,*,1)}$$

20

【0029】

確率 $h_{j,c}$ は、学習特徴量データjがラベルcである確率値となる。

【0030】

<専門家確率ラベル取得部112>

専門家確率ラベル取得部112は、専門家の学習ラベルデータの集合A(*,*,*,1)と、確率 $h_{j,c}$ の初期値を入力とし、これらの値を用いて、EMアルゴリズムにより、学習特徴量データjに対する真のラベルがラベルcである確率 $h_{j,c}$ を求め(S112)、出力する。

【0031】

30

以下、専門家確率ラベル取得部112に含まれる専門家スキル推定部112Aにおける処理(EMアルゴリズムのMステップに対応する処理)および専門家確率ラベル推定部112Bにおける処理(EMアルゴリズムのEステップに対応する処理)について説明する。

【0032】

<専門家スキル推定部112A>

専門家スキル推定部112Aは、専門家の学習ラベルデータの集合A(*,*,*,1)と、確率 $h_{j,c}$ の初期値またはEMアルゴリズムの一つ前の繰り返し処理で求めた確率 $h_{j,c}$ とを入力とし、これらの値を用いて、専門家f=1の評価者kが学習特徴量データに対する真のラベルがcであるときにラベルc'と回答する確率 $a_{k,c,c'}$ と、全てのラベル1,...,Cについて各ラベルcの分布 q_c とを求め(S112A)、出力する。例えば、確率 $a_{k,c,c'}$ 、分布 q_c を以下の式により求める。

40

【0033】

【数3】

$$a_{k,c,c'} = \frac{\sum_{i \in A(*,k,c',1)} h_{y(i,0),c}}{\sum_{i \in A(*,k,*,1)} h_{y(i,0),c}}$$

【0034】

【数4】

50

$$q_c = \frac{\sum_{i \in A(*, *, *, 1)} h_{y(i,0),c}}{N}$$

【 0 0 3 5 】

< 専門家確率ラベル推定部 1 1 2 B >

専門家確率ラベル推定部 1 1 2 B は、専門家の学習ラベルデータの集合 $A(*, *, *, 1)$ と専門家スキル推定部 1 1 2 A で求めた確率 $a_{k,c,c'}$ と分布 q_c とを入力とし、これらの値を用いて、学習特徴量データ j およびラベル c 毎の値 $Q_{j,c}$ を求め、値 $Q_{j,c}$ を用いて確率 $h_{j,c}$ を更新し (S 1 1 2 B - 1)、出力する。例えば、値 $Q_{j,c}$ 、確率 $h_{j,c}$ を以下の式により求める。

10

【 0 0 3 6 】

【数 5】

$$Q_{j,c} = q_c \prod_{i \in A(j, *, *, 1)} a_{y(i,1),c,y(i,2)}$$

【 0 0 3 7 】

【数 6】

$$h_{j,c} = \frac{Q_{j,c}}{\sum_{c'} Q_{j,c'}}$$

20

【 0 0 3 8 】

専門家確率ラベル推定部 1 1 2 B は、確率 $h_{j,c}$ の値が収束したか否かを判定し (S 1 1 2 B - 2)、収束した場合には (S 1 1 2 B - 2 の yes)、更新処理を終了し、終了時点の確率 $h_{j,c}$ を出力する。収束していない場合には (S 1 1 2 B - 2 の no)、専門家スキル推定部 1 1 2 A に更新後の確率 $h_{j,c}$ と処理を繰り返すことを示す制御信号を出力する。例えば、全ての学習特徴量データ j およびラベル c において、更新前後の確率 $h_{j,c}$ の差分が、所定の閾値 よりも小さい場合、または、所定の閾値 以下の場合、収束したと判定し、それ以外の場合、収束していないと判定する。また、例えば、繰り返し処理の回数が所定の回数よりも大きくなった場合、収束したと判定し、それ以外の場合、収束していないと判定する。

30

【 0 0 3 9 】

< 確率ラベル取得部 1 1 3 >

確率ラベル取得部 1 1 3 は、専門家または非専門家の評価者がラベルを付与したデータの集合 $A(*, *, *, *)$ と専門家確率ラベル取得部 1 1 2 で求めた確率 $h_{j,c}$ とを入力とし、これらの値を用いて、EM アルゴリズムにより、学習特徴量データ j に対する真のラベルがラベル c である確率 $h_{j,c}$ を求め (S 1 1 3)、出力する。

【 0 0 4 0 】

以下、確率ラベル取得部 1 1 3 に含まれるスキル推定部 1 1 3 A における処理 (EM アルゴリズムの M ステップに対応する処理) および確率ラベル推定部 1 1 3 B における処理 (EM アルゴリズムの E ステップに対応する処理) について説明する。

40

【 0 0 4 1 】

< スキル推定部 1 1 3 A >

スキル推定部 1 1 3 A は、専門家または非専門家の評価者がラベルを付与したデータの集合 $A(*, *, *, *)$ と、専門家確率ラベル取得部 1 1 2 または EM アルゴリズムの一つ前の繰り返し処理で求めた確率 $h_{j,c}$ とを入力とし、これらの値を用いて、専門家または非専門家の評価者 k が学習特徴量データに対する真のラベルが c であるときにラベル c' と回答する確率 $a_{k,c,c'}$ と、全てのラベル $1, \dots, C$ について各ラベル c の分布 q_c とを求め (S 1 1 3 A)、出力する。例えば、確率 $a_{k,c,c'}$ 、分布 q_c を以下の式により求める。

50

【 0 0 4 2 】

【数 7】

$$a_{k,c,c'} = \frac{\sum_{i \in A(*,k,c',*)} h_{y(i,0),c}}{\sum_{i \in A(*,k,*,*)} h_{y(i,0),c}}$$

【 0 0 4 3 】

【数 8】

$$q_c = \frac{\sum_{i \in A(*,*,c,*)} h_{y(i,0),c}}{N}$$

10

【 0 0 4 4 】

< 確率ラベル推定部 1 1 3 B >

確率ラベル推定部 1 1 3 B は、専門家または非専門家の評価者がラベルを付与したデータの集合 $A(*, *, *, *)$ と、スキル推定部 1 1 3 A で求めた確率 $a_{k,c,c'}$ と分布 q_c とを入力とし、これらの値を用いて、学習特徴量データ j およびラベル c 毎の値 $Q_{j,c}$ を求め、値 $Q_{j,c}$ を用いて確率 $h_{j,c}$ を更新し (S 1 1 3 B - 1)、出力する。例えば、値 $Q_{j,c}$ 、確率 $h_{j,c}$ を以下の式により求める。

【 0 0 4 5 】

20

【数 9】

$$Q_{j,c} = q_c \prod_{i \in A(j,*,c,*)} a_{y(i,1),c,y(i,2)}$$

【 0 0 4 6 】

【数 10】

$$h_{j,c} = \frac{Q_{j,c}}{\sum_{c'} Q_{j,c'}}$$

30

【 0 0 4 7 】

確率ラベル推定部 1 1 3 B は、確率 $h_{j,c}$ の値が収束したか否かを判定し (S 1 1 3 B - 2)、収束した場合には (S 1 1 3 B - 2 の yes)、更新処理を終了し、終了時点の確率 $h_{j,c}$ を出力する。収束していない場合には (S 1 1 3 B - 2 の no)、スキル推定部 1 1 3 A に更新後の確率 $h_{j,c}$ と処理を繰り返すことを示す制御信号を出力する。判定方法は、例えば、専門家確率ラベル推定部 1 1 2 B で説明した方法と同様とする。

【 0 0 4 8 】

< 学習部 1 2 0 >

学習部 1 2 0 は、確率ラベル取得部 1 1 3 で求めた確率 $h_{j,c}$ と、確率ラベル取得部 1 1 3 で求めた確率 $h_{j,c}$ に対応する学習特徴量データ $x(j)$ とを入力とし、これらの値を用いて、特徴量データを入力とし、ラベルを出力するモデルを学習し (S 1 2 0)、学習済みのラベル推定モデルを出力する。

40

【 0 0 4 9 】

本実施形態では、確率ラベル取得部 1 1 3 で求めた確率 $h_{j,c}$ をターゲットとして、ラベル推定モデルを学習する。

【 0 0 5 0 】

例えば、モデルがニューラルネットワークの場合は、交差エントロピー誤差を最小化するように学習する際は、次のように誤差を与えればよい。

【 0 0 5 1 】

50

【数 1 1】

$$E = - \sum_j \sum_c h_{j,c} \log \hat{y}(j)$$

【 0 0 5 2】

ただし、 $\hat{y}(j)$ はニューラルネットワークモデルの推定値 $\hat{y}(j)=f(x(j))$ であり、誤差関数Eを最小化するようにモデルfのパラメタを更新していく。

【 0 0 5 3】

また、SVMで学習する場合は、例えば同じデータ $x(j)$ に対してラベルcの数だけ学習データを増やしそれぞれサンプル重み $h_{j,c}$ を重みづけして学習をすればよい。

10

【 0 0 5 4】

例えば、学習部 1 2 0 は、学習済みのラベル推定モデルfのパラメタを出力する。

【 0 0 5 5】

次に、ラベル推定装置 2 0 0 について説明する。

【 0 0 5 6】

< 第一実施形態に係るラベル推定装置 2 0 0 >

図 5 は第一実施形態に係るラベル推定装置 2 0 0 の機能ブロック図を、図 6 はその処理フローを示す。

【 0 0 5 7】

ラベル推定装置 2 0 0 は、推定部 2 2 0 を含む。

20

【 0 0 5 8】

ラベル推定装置 2 0 0 の推定部 2 2 0 は、ラベル推定処理に先立ち、学習済みのラベル推定モデルfのパラメタを受け取っておく。

【 0 0 5 9】

ラベル推定装置 2 0 0 の推定部 2 2 0 は、ラベル付与対象特徴量データ $x(p)$ を入力とし、学習済みのパラメタおよびラベル推定モデルfを用いて、ラベル付与対象データに対するラベルを推定し (S 2 2 0)、推定結果label(p)を出力する。なお、ラベル付与対象データは、ラベル付与対象特徴量データの抽出元となるデータである。

【 0 0 6 0】

< 効果 >

本実施形態のモデル学習装置では、専門家と非専門家とのラベル付与の精度の差を考慮することで、より推定精度の高いモデルを学習することができる。そのモデルを用いることで、本実施形態のラベル推定装置は、精度よくラベルを推定することができる。

30

【 0 0 6 1】

< 変形例 >

本実施形態では、学習特徴量データおよびラベル付与対象特徴量データを入力としているが、これらの特徴量の抽出元となるデータを入力としてもよい。その場合、データから特徴量を抽出する機能を有する特徴量抽出部を設ければよい。

【 0 0 6 2】

本実施形態では、印象ラベルの例を示したが、ラベルを付与する評価者を専門家、非専門家に分けることができれば、他のラベルに適用することができる。

40

【 0 0 6 3】

< その他の変形例 >

本発明は上記の実施形態及び変形例に限定されるものではない。例えば、上述の各種の処理は、記載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あるいは個別に実行されてもよい。その他、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。

【 0 0 6 4】

< プログラム及び記録媒体 >

50

上述の各種の処理は、図 7 に示すコンピュータの記憶部 2020 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 2010、入力部 2030、出力部 2040 などに動作させることで実施できる。

【0065】

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。

【0066】

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。

10

【0067】

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 ASP (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。

20

【0068】

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、本装置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。

30

40

50

【図面】
【図 1】

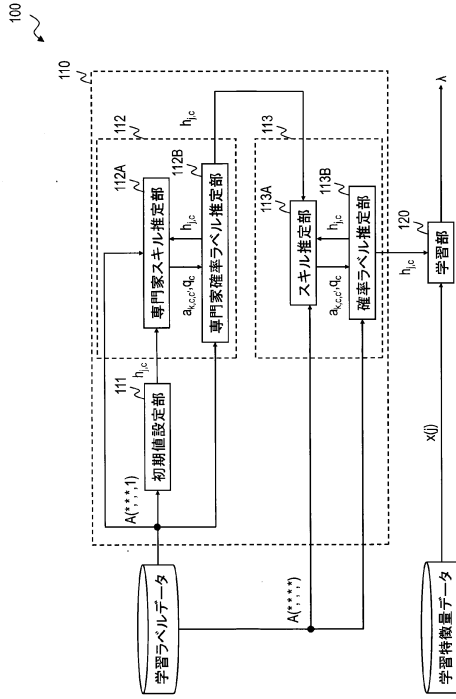


図1

【図 2】

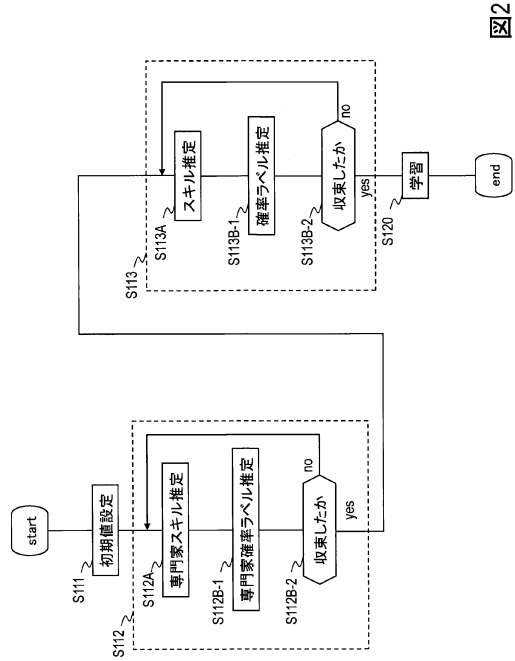


図2

【図 3】

l	Y(l,0) データ番号	Y(l,1) 評価者番号	Y(l,2) 印象値ラベル	Y(l,3) 専門家フラグ
1	1	1	1	1
2	2	1	1	1
3	1	2	2	1
4	3	3	3	0
5	4	1	1	0
6	2	2	2	1
7	4	1	1	0
8	1	2	2	1
9	4	3	3	0
...
L	J	k	c	f

図3

【図 4】

j	x(j) データ
0	[0.0, 0.2, ..., 0.8]
1	[0.0, 0.2, ..., 0.1]
2	[1.0, 0.1, ..., 0.3]
3	[0.9, 0.8, ..., 0.5]
...	...
J	[0.2, 0.2, ..., 0.8]

図4

【図5】

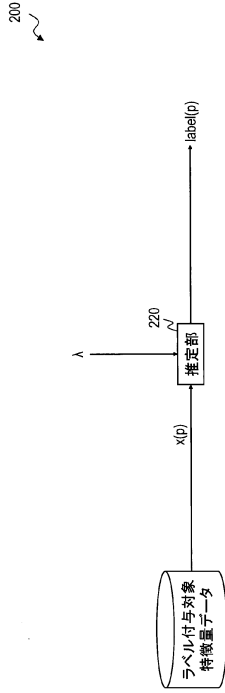


図5

【図6】

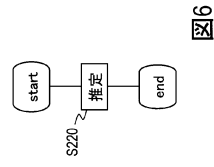


図6

【図7】

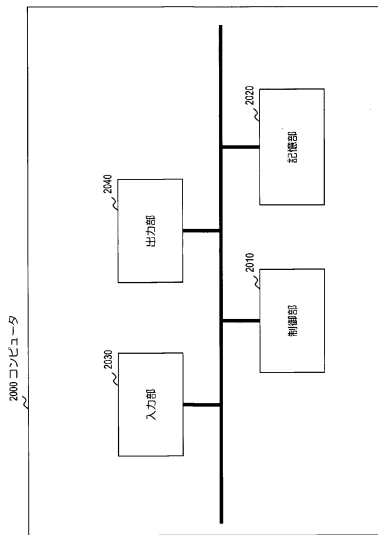


図7

10

20

30

40

50

フロントページの続き

(72)発明者 安藤 厚志
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 増村 亮
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 森 岳至
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 小橋川 哲
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

審査官 吉田 歩

(56)参考文献 特開2009-282686(JP, A)

KAJINO, Hiroshi, et al., "Learning from Crowds and Experts", Human Computation AAAI Technical Report WS-12-08, Association for the Advancement of Artificial Intelligence, 2012年07月15日, Pages 107-113, [online], [retrieved on 2020.07.22], Retrieved from the Internet:

URL: <https://www.aaai.org/ocs/index.php/AAAI/issue/view/AAAI-12-08-107>

(58)調査した分野 (Int.Cl., DB名)

G 0 6 N 2 0 / 0 0