

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特許公報(B2)

(11) 特許番号

特許第6921526号
(P6921526)

(45) 発行日 令和3年8月18日(2021.8.18)

(24) 登録日 令和3年7月30日(2021.7.30)

(51) Int.Cl.

F 1

G06N 3/08 (2006.01)
G06N 3/04 (2006.01)G06N 3/08 140
G06N 3/04 154

請求項の数 9 (全 14 頁)

(21) 出願番号 特願2016-249168 (P2016-249168)
 (22) 出願日 平成28年12月22日 (2016.12.22)
 (65) 公開番号 特開2018-106237 (P2018-106237A)
 (43) 公開日 平成30年7月5日 (2018.7.5)
 審査請求日 令和1年12月20日 (2019.12.20)

(73) 特許権者 000001007
 キヤノン株式会社
 東京都大田区下丸子3丁目30番2号
 (74) 代理人 100126240
 弁理士 阿部 琢磨
 (74) 代理人 100124442
 弁理士 黒岩 創吾
 (72) 発明者 飯尾 裕一郎
 東京都大田区下丸子3丁目30番2号キヤノン株式会社内
 審査官 金田 孝之

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】情報処理装置、情報処理方法及びプログラム

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項 1】

複数の評価が行われた第1の学習データおよび第2の学習データであって、前記複数の評価の分布である第1の教師情報と、前記第1の学習データおよび第2の学習データの前記複数の評価の差を示す第2の教師情報とを含む、前記第1の学習データおよび前記第2の学習データを入力する入力手段と、

入力されたデータに対する評価の分布を推論する第1のニューラルネットワーク、および、前記第1のニューラルネットワークによる2つのデータに対する推論結果を統合した統合データを入力として当該2つのデータの評価の差を推論する第2のニューラルネットワークの学習を前記第1の学習データおよび前記第2の学習データに基づいて行う学習手段と、を有し、

前記学習手段は、

前記第1のニューラルネットワークに、前記第1の学習データの入力に対する出力である第1の推定情報を出力させ、

前記第1のニューラルネットワークに、前記第2の学習データの入力に対する出力である第2の推定情報を出力させ、

前記第2のニューラルネットワークに、前記第1の推定情報と前記第2の推定情報を統合した統合データの入力に対する出力である第3の推定情報を出力させ、

前記第1の学習データの前記第1の教師情報と前記第1の推定情報との第1の誤差と、前記第2の教師情報と前記第3の推定情報との第2の誤差と、に基づいて前記第1のニュ

10

20

—ラルネットワークの学習を行い、

前記第2の学習データの前記第1の教師情報と前記第2の推定情報との第3の誤差と、前記第2の誤差と、に基づいて前記第1のニューラルネットワークの学習を行い、

前記第2の誤差に基づいて、前記第2のニューラルネットワークの学習を行うことを特徴とする情報処理装置。

【請求項2】

前記第1の教師情報は複数のユーザによる評価スコアの分布情報であり、前記第2の教師情報は前記第1の学習データと前記第2の学習データの前記評価スコアの平均値の差であることを特徴とする請求項1に記載の情報処理装置。

【請求項3】

前記第1のニューラルネットワークは、それぞれ異なるニューラルネットワークである第1のニューラルネットワークAおよび第1のニューラルネットワークBを含み、

前記学習手段は、

前記第1のニューラルネットワークAに、前記第1の推定情報を出力させ、

前記第1のニューラルネットワークBに、前記第2の推定情報を出力させ、

前記第1の誤差と、前記第2の誤差と、に基づいて前記第1のニューラルネットワークAの学習を行い、

前記第3の誤差と、前記第2の誤差と、に基づいて前記第1のニューラルネットワークBの学習を行うことを特徴とする請求項1または2に記載の情報処理装置。

【請求項4】

請求項1から3のいずれか1項に記載の情報処理装置により学習された前記第1および第2のニューラルネットワークを用いて、2つのデータをペアとしたデータペアの評価の差を推定する推定手段を有することを特徴とする情報処理装置。

【請求項5】

複数のデータペアに対する前記推定手段による推定結果に基づく、前記複数のデータペアに含まれるデータの良悪指標が所定の条件を満たすデータを選択する選択手段を更に有することを特徴とする請求項4に記載の情報処理装置。

【請求項6】

前記所定の条件は、前記良悪指標が高い順から所定数以内であることであることを特徴とする請求項5に記載の情報処理装置。

【請求項7】

前記所定の条件は、前記良悪指標が所定の閾値以上であることを特徴とする請求項5に記載の情報処理装置。

【請求項8】

複数の評価が行われた第1の学習データおよび第2の学習データであって、前記複数の評価の分布である第1の教師情報と、前記第1の学習データおよび第2の学習データの前記複数の評価の差を示す第2の教師情報とを含む、前記第1の学習データおよび前記第2の学習データを入力する入力工程と、

入力されたデータに対する評価の分布の推論する第1のニューラルネットワーク、および、前記第1のニューラルネットワークによる2つのデータに対する推論結果を統合した統合データを入力として当該2つのデータの評価の差を推論する第2のニューラルネットワークの学習を前記第1の学習データおよび前記第2の学習データに基づいて行う学習工程と、を有し、

前記学習工程において、

前記第1のニューラルネットワークに、前記第1の学習データの入力に対する出力である第1の推定情報を出力させ、

前記第1のニューラルネットワークに、前記第2の学習データの入力に対する出力である第2の推定情報を出力させ、

前記第2のニューラルネットワークに、前記第1の推定情報と前記第2の推定情報を統合した統合データの入力に対する出力である第3の推定情報を出力させ、

10

20

30

40

50

前記第1の学習データの前記第1の教師情報と前記第1の推定情報との第1の誤差と、前記第2の教師情報と前記第3の推定情報との第2の誤差と、に基づいて前記第1のニューラルネットワークの学習を行い、

前記第2の学習データの前記第1の教師情報と前記第2の推定情報との第3の誤差と、前記第2の誤差と、に基づいて前記第1のニューラルネットワークの学習を行い、

前記第2の誤差に基づいて、前記第2のニューラルネットワークの学習を行うことを特徴とする情報処理方法。

【請求項9】

コンピュータを、請求項1から7のいずれか1項に記載の情報処理装置として機能させるためのプログラム。

10

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、複数の異なる教師情報を用いて学習したニューラルネットワークを用いて、入力データの統計処理値などの統計情報を推定する技術に関する。

【背景技術】

【0002】

近年、多層構造のニューラルネットワークを利用して、入力データに関連する情報の推定を行う試みが多くなされている。推定される情報としては、例えば、画像データの撮影シーン情報や画像中に含まれるオブジェクト情報等があげられる。非特許文献1には、多層ニューラルネットワークを用いて、画像中に含まれるオブジェクトのカテゴリを推定する技術が開示されている。

20

【先行技術文献】

【非特許文献】

【0003】

【非特許文献1】“Imagenet classification with deep convolutional neural networks”, A Krizhevsky, I Sutskever, GE Hinton - Advances in NIPS, 2012

【発明の概要】

30

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

一方で、入力データに対して推定すべき情報が統計情報である場合に、学習の際に教師データが統計処理により情報が圧縮されていると、精度よく推定出来ない場合もある。一例として、画像データ（写真）の評価スコアの推定が挙げられる。この事例では、まず、ユーザがデータに対してある評価基準（例えば、写真データに対して上手か下手かを5点満点で評価すること）でスコアを付ける。このときに、写真の評価スコアを複数のユーザによる5段階評価の結果の平均値とする。例えば、5人のユーザが1点に投票し5人のユーザが5点に投票した写真Aと、10人のユーザが3点に投票した写真Bを考えると、写真Aと写真Bの評価スコアはいずれも3点となる。そして、ユーザの評価分布が全く異なる写真Aと写真Bとを同一のスコアを持つデータとみなして学習を行うことにより、未知の入力データ（写真）のスコアの推定精度に問題が生じる場合がある。

40

【0005】

そこで、本発明は、入力データの統計情報を精度よく推定できるようにすることを目的とする。

【課題を解決するための手段】

【0006】

上記課題を解決するために、本発明は、

複数の評価が行われた第1の学習データおよび第2の学習データであって、前記複数の評価の分布である第1の教師情報と、前記第1の学習データおよび第2の学習データの前

50

記複数の評価の差を示す第2の教師情報を含む、前記第1の学習データおよび前記第2の学習データを入力する入力手段と、

入力されたデータに対する評価の分布の推論する第1のニューラルネットワーク、および、前記第1のニューラルネットワークによる2つのデータに対する推論結果を統合した統合データを入力として当該2つのデータの評価の差を推論する第2のニューラルネットワークの学習を前記第1の学習データおよび前記第2の学習データに基づいて行う学習手段と、を有し、

前記学習手段は、

前記第1のニューラルネットワークに、前記第1の学習データの入力に対する出力である第1の推定情報を出力させ、

前記第1のニューラルネットワークに、前記第2の学習データの入力に対する出力である第2の推定情報を出力させ、

前記第2のニューラルネットワークに、前記第1の推定情報と前記第2の推定情報を統合した統合データの入力に対する出力である第3の推定情報を出力させ、(S710~S712)

前記第1の学習データの前記第1の教師情報を前記第1の推定情報との第1の誤差と、前記第2の教師情報を前記第3の推定情報との第2の誤差と、に基づいて前記第1のニューラルネットワークの学習を行い、

前記第2の学習データの前記第1の教師情報を前記第2の推定情報との第3の誤差と、前記第2の誤差と、に基づいて前記第1のニューラルネットワークの学習を行い、

前記第2の誤差に基づいて、前記第2のニューラルネットワークの学習を行うことを特徴とする。

【発明の効果】

【0007】

本発明によれば、入力データの統計情報を精度よく推定できるようになる。

【図面の簡単な説明】

【0008】

【図1】第1の実施形態に係る情報処理装置の概略ブロック図。

【図2】従来の多層ニューラルネットワークの学習処理を説明する図。

【図3】第1の実施形態の多層ニューラルネットワークを説明する概略図。

【図4】第1の実施形態に係る情報処理装置による学習処理のフローチャート。

【図5】第1の実施形態における統計情報推定部による推定処理のフローチャート。

【図6】第2の実施形態に係る情報処理装置の概略ブロック図。

【図7】第2の実施形態に係る情報処理装置による学習処理のフローチャート。

【図8】第2の実施形態における推定処理のフローチャート。

【図9】第2の実施形態において良悪指標の算出方法の一例を説明する図。

【図10】第1の実施形態の変形例の多層ニューラルネットワークを説明する概略図。

【図11】第2の実施形態の多層ニューラルネットワークを説明する概略図。

【発明を実施するための形態】

【0009】

【第1の実施形態】

以下、本発明の第1の実施形態の詳細について図面を参照しつつ説明する。本実施形態では、学習データに付随する教師統計情報として生情報と統計情報を持つ学習データセットで学習を行い、未知データの統計情報を推定する情報処理装置について説明する。

【0010】

本実施形態において、生情報とは、編集や集計を行っていない初期状態の情報であり、統計情報とは、生情報に対して統計的な処理（統計処理）を行った情報である。一例として、あるデータに対してユーザが1点から5点の点数をつけて主観評価する事例が挙げられる。この事例では、生情報は複数のユーザによる5段階の主観評価結果の分布であり、統計情報とは、複数のユーザがつけたスコアの平均値等である。本実施形態では、予め生

10

20

30

40

50

情報と統計情報とが教師情報として付与されたデータを用いて学習を行い、新たに未評価のデータが入力されたときに、そのデータの統計情報、すなわち平均スコアを推定する事例を例に説明を行う。

【0011】

図1は、本実施形態に係る情報処理装置の機能構成を示す概略ブロック図である。図1において、情報処理装置100は、学習処理部110、および統計情報推定部120を備える。そして、学習処理部110は、教師情報として評価スコアの分布情報およびその平均値である平均スコアを持つ学習データ10を入力する入力手段と、平均スコアの推定を行う多層ニューラルネットワークの学習を行う学習手段としての機能を有する。また、学習済みニューラルネットワーク20を出力する出力手段としての機能を有する。また、統計情報推定部120は、未知データ30を入力する入力手段と、学習処理部110で学習した多層ニューラルネットワーク20に通すことで、未知データ30の統計情報である推定スコア40を推定する推定手段としての機能を有する。また、推定した推定スコア40を出力する出力手段としての機能を有する。

10

【0012】

なお、本実施形態の情報処理装置は、CPU、ROM、RAM、HDD等のハードウェア構成を備え、CPUがROMやHD等に格納されたプログラムを実行することにより、例えば、上述の各機能構成や後述するフローチャートの処理が実現される。RAMは、CPUがプログラムを展開して実行するワークエリアとして機能する記憶領域を有する。ROMは、CPUが実行するプログラム等を格納する記憶領域を有する。HDは、CPUが処理を実行する際に要する各種のプログラムに関するデータ等を含む各種のデータを格納する記憶領域を有する。

20

【0013】

本実施形態の情報処理装置による学習処理の詳細について説明する前に、まず、図2を用いて、一般的な多層ニューラルネットワークについて説明する。図2(a)に示す一般的な多層ニューラルネットワーク210は、データを入力として受け取る入力層211、入力データから特徴抽出を行う複数の中間層212、および推定結果を出力する出力層213から構成される。そして、学習データが持つ教師情報と出力層から出力される推定結果から損失関数Eとによって誤差eを算出し、算出した誤差eに基づいて誤差逆伝搬法によってニューラルネットワーク210の結合重みを更新する。

30

【0014】

図2(b)には、多層ニューラルネットワーク210の学習処理を示すフローチャートを示す。まず、ステップS301では、予め用意された複数の学習データから1枚の学習データを選択し、入力層211に入力する。なお、各学習データには教師情報y_gtが付与されている。

【0015】

ステップS302では、中間層212に入力された学習データの特徴抽出を行う。入力データからどのような特徴量を抽出すべきかを自動的に学習することが多層ニューラルネットワークの大きな特徴であり、特徴抽出のための各層の結合重みを探索することが多層ニューラルネットワークの学習処理の目的である。

40

【0016】

ステップS303では、出力層213において、中間層212で抽出した特徴量に基づいて入力された学習データに対する推定結果yestが outputされる。

【0017】

ステップS304では、予め定義された損失関数E(ygt, yest)を用いて、入力された学習データの教師情報ygtとステップS303で推定した推定結果yestとの誤差eを算出する。この誤差eを算出する損失関数E(ygt, yest)は、推定すべき問題に応じて設定することができ、例えば最小二乗誤差を用いることができる。

【0018】

50

ステップ S 3 0 5 では、算出した誤差 e に基づいて誤差逆伝播法により各中間層の結合重みを更新する。ステップ S 3 0 6 では、学習の終了条件が満たされているか否かを確認し、満たされている場合には学習を終了する。一方、終了条件が満たされていない場合には、ステップ S 3 0 1 に戻り、学習を継続する。終了条件としては、任意の条件が設定可能であり、例えば誤差 e があらかじめ設定した閾値未満かどうか、学習の繰り返し回数がユーザの指定した回数に達したかどうか、といった条件が設定される。

【0019】

以上の処理により、多層ニューラルネットワーク 2 1 0 の学習が行われる。そして、未知データを推定する際には、学習した多層ニューラルネットワークに未知データを入力することで入力データの推定結果 $y _ e s t$ が出力される。このように、一般的な多層ニューラルネットワークでは未知データに対して、直接、統計情報である平均スコアを推定する。

10

【0020】

これに対し、本実施形態では、2つの異なる構造を持つ多層ニューラルネットワークを直列に結合したニューラルネットワークを用いる。図3には、本実施形態における多層ニューラルネットワーク 2 2 0 の構成の一例を示す。多層ニューラルネットワーク 2 2 0 は、第1のニューラルネットワーク 2 2 0 a、第2のニューラルネットワーク 2 2 0 b と、それぞれのニューラルネットワークにおける推定情報と教師情報との誤差を算出する損失関数 E_1 、損失関数 E_2 とから成る。

【0021】

20

図4は、本実施形態における学習処理部 1 1 0 による多層ニューラルネットワーク 2 2 0 の学習処理のフローチャートである。図4において、ステップ S 4 0 1 では、予め用意された複数の学習データから1枚の学習データを選択し、第1のニューラルネットワーク 2 2 0 a の入力層に入力する。なお、各学習データは教師スコア分布 $d _ g t$ および教師平均スコア $a _ g t$ を有する。

【0022】

ステップ S 4 0 2 では、第1のニューラルネットワーク 2 2 0 a の中間層において入力された学習データの特徴抽出を行う。ステップ S 4 0 3 では、第1のニューラルネットワーク 2 2 0 a の出力層において推定生情報として推定スコア分布 $d _ e s t$ が出力される。本実施形態では、教師生情報は複数ユーザによる5段階の主観評価結果の分布であるので、 $d _ e s t$ は、例えば5次元ベクトルとして出力される。このとき、ベクトルの各次元の値は1点から5点までの各スコアを選択したユーザの割合を表す実数となっている。

30

【0023】

ステップ S 4 0 4 では、予め定義された損失関数 $E_1 (d _ g t, d _ e s t)$ を用いて、入力された学習データの教師スコア分布 $d _ g t$ とステップ S 4 0 3 で推定した推定スコア分布 $d _ e s t$ との誤差 e_1 を算出する。

【0024】

ステップ S 4 0 5 では、ステップ S 4 0 3 で出力した推定スコア分布 $d _ e s t$ を、第2のニューラルネットワーク 2 2 0 b の入力層に入力する。なお、ここでは、第1のニューラルネットワーク 2 2 0 a における出力層と第2のニューラルネットワーク 2 2 0 b における入力層とを別々の層としたが、これらの層は同一の層であっても構わない。つまり、第1のニューラルネットワーク 2 2 0 a の出力層における出力を第2のニューラルネットワーク 2 2 0 b の中間層に直接入力しても構わない。

40

【0025】

ステップ S 4 0 6 では、第2のニューラルネットワーク 2 2 0 b の中間層において入力された推定スコア分布の特徴抽出を行う。ステップ S 4 0 7 では、第2のニューラルネットワーク 2 2 0 b の出力層において推定スコア $a _ e s t$ が出力される。

【0026】

ステップ S 4 0 8 では、予め定義された損失関数 $E_2 (a _ g t, a _ e s t)$ を用いて、入力された学習データの教師平均スコア $a _ g t$ とステップ S 4 0 7 で推定した推定

50

スコア a_{est} との誤差 e_2 を算出する。ステップ S 409 では、ステップ S 408 で算出した誤差 e_2 に基づいて誤差逆伝播法により第 2 のニューラルネットワーク 220b の各層の結合重みを更新する。

【0027】

ステップ S 410 では、ステップ S 404 で算出した誤差 e_1 およびステップ S 408 で算出した誤差 e_2 に基づいて、誤差逆伝搬法により第 1 のニューラルネットワーク 220a の各層の結合重みを更新する。第 1 のニューラルネットワーク 220a は、推定スコア分布と教師スコア分布の誤差に加えて、第 2 のニューラルネットワーク 220b から伝播されてきた誤差も考慮した適切な重みの探索を行うことになる。

【0028】

ステップ S 411 では、学習の終了条件が満たされているか否かを確認し、満たされている場合には学習を終了する。一方、終了条件が満たされていない場合には、ステップ S 401 に戻り、学習を継続する。

【0029】

以上の処理により、学習処理部 110 では未知データの統計情報である評価スコアを推定する多層ニューラルネットワーク 220 の学習が行われ、それが学習済ニューラルネットワーク 20 として出力される。

【0030】

続いて、図 5 を用いて、本実施形態における統計情報推定部 120 による推定処理の詳細について説明する。図 5において、ステップ S 501 では、ユーザが選択した未知データを学習済ニューラルネットワーク 20 の入力層に入力する。ステップ S 502 では、学習済ニューラルネットワーク 20 の中間層において入力された未知データの特徴抽出を行う。ステップ S 503 では、学習済ニューラルネットワーク 20 の出力層において推定スコアが出力される。なお、第 1 のニューラルネットワーク 220a の出力値を推定生情報として出力し、ユーザに提示してもよい。

【0031】

本実施形態によれば、学習時に生情報と統計情報を同時に学習し、推定した生情報を利用して統計情報を推定するニューラルネットワークを用いることで、未知データの統計情報を精度よく推定することが可能になる。なお、本実施形態では、学習処理と推定処理を単一の情報処理装置により行う構成としたが、各処理を別体の情報処理装置により行うようにしてもよい。

【0032】

〔変形例〕

上記実施形態で説明した多層ニューラルネットワーク 220 は、入力データから推定した推定生情報に基づいて、統計情報の推定を行った。これに対し、本変形例の多層ニューラルネットワーク 230 は、図 10 に示すように、学習データと推定生情報を併用して統計情報を推定を行う。

【0033】

図 10 に示す多層ニューラルネットワーク 230 は、学習データを入力として推定生情報を出力する第 1 のニューラルネットワーク 230a と、学習データを入力として推定統計情報を出力する第 2 のニューラルネットワーク 230b とから成る。第 2 のニューラルネットワークは、適当な中間層において抽出した特徴量と第 1 のニューラルネットワークから出力される推定生情報を結合する。例えば、出力が 1000 次元である中間層 X で抽出された特徴量と 5 次元の推定生情報を結合する場合、中間層 X の次の層に入力される特徴量は 1005 次元となる。このように、本変形例の第 2 のニューラルネットワーク 230b は、学習データから抽出した特徴量と推定生情報を特徴量として学習を行う。

【0034】

〔第 2 の実施形態〕

次に、本発明の第 2 の実施形態について説明する。第 1 の実施形態では、ある 1 つの入力データの統計情報の推定に用いる生情報の推定を第 1 の多層ニューラルネットワークで

10

20

30

40

50

行い、その推定結果を第2の多層ニューラルネットワークに入力することで統計情報の推定精度の向上を図っている。これに対し、本実施形態では、2つの異なる入力データの生情報をそれぞれ推定し、2つのデータの統計情報としていずれのデータがどの程度、勝っているかといったデータの評価の良し悪しの程度を推定する。更には、学習データペアの推定結果を利用することで、未知データセットから良データ（特定クラス）の選択を行う例についても説明する。

【0035】

以下、本実施形態では、あるデータに対して複数のユーザが5段階で評価した評価結果の分布を生情報とし、2つのデータの平均スコアの差分を統計情報としたときに、未知のデータペアのスコアの大小を推定する。更に、その推定結果に基づいて、複数のデータから良データを選択する事例について説明を行う。10

【0036】

図6は、本実施形態に係る情報処理装置の機能構成を示す概略ブロック図である。図6において、情報処理装置600は、学習処理部610、統計情報推定部620、良データ選択部630を備える。

【0037】

学習処理部610は、学習データペアを入力として未知のデータペアの評価スコアの大小の程度を推定する多層ニューラルネットワークの学習を行う。学習データペアは、複数の学習データから選択された任意の2つのデータをペアにしたものである。学習データペアは、教師情報として各学習データの評価スコア分布および2つの学習データの平均スコアの差分を有している。20

【0038】

統計情報推定部620は、未知のデータペア30を入力として、学習処理部610で学習済みの多層ニューラルネットワーク20に通すことで、未知のデータペア30のいずれのデータがどの程度スコアが高いかという良悪程度情報40を推定する。

【0039】

良データ選択部630は、統計情報推定部620で推定した複数のデータペアの良悪程度情報40に基づいて、複数の学習データから一定数の良データを選択する。

【0040】

図11は、本実施形態における多層ニューラルネットワーク240の構成を示す図である。多層ニューラルネットワーク240は、学習データを入力として推定生情報を出力する第1のニューラルネットワークA 240a、第1のニューラルネットワークB 240bを有する。さらに、第1のニューラルネットワークそれぞれから出力される推定生情報を入力とし推定統計情報を出力する第2のニューラルネットワーク240c、それぞれの推定情報と教師情報との誤差を算出する損失関数E1、E2から成る。30

【0041】

次に、図7を用いて、本実施形態の学習処理部610による学習処理の詳細について説明する。図7において、ステップS701では、複数の学習データから任意の2枚の学習データを学習データペアとして選択する。

【0042】

ステップS702～ステップS705およびステップS706～ステップS709は、それぞれ異なるニューラルネットワークである第1のニューラルネットワークA 240aおよび第1のニューラルネットワークB 240bにおいて並列に処理が行われる。ステップS702～ステップS705では、学習データペアのいずれか一方の学習データを第1の学習データとして、第1のニューラルネットワークAにおいて処理が実行され、第1の推定スコア分布および誤差e1Aが出力される。40

【0043】

一方、ステップS706～ステップS709では、学習データペアの他方の学習データを第2の学習データとして、第1のニューラルネットワークBにおいて処理が実行され、第2の推定スコア分布および誤差e1Bが出力される。ステップS702～ステップS750

05 およびステップ S 706 ~ ステップ S 709 の各処理の詳細は、第1の実施形態におけるステップ S 401 ~ ステップ S 404 と同様であるため、説明を省略する。なお、第1のニューラルネットワーク A 240a と第1のニューラルネットワーク B 240b は、いずれも未知データのスコア分布を推定するためのニューラルネットワークである。そのため、2つのニューラルネットワークのネットワーク構造は同一であることが望ましい。

【0044】

ステップ S 710 では、ステップ S 704 で出力した第1の推定スコア分布とステップ S 708 で出力した第2の推定スコア分布を結合し、第2のニューラルネットワーク 240c の入力層に入力する。ステップ S 711 では、第2のニューラルネットワークの中間層において入力された2つの推定スコア分布を結合した入力値の特徴抽出を行う。ステップ S 712 では、第2のニューラルネットワーク 240c の出力層において推定データペア良悪度合いが出力される。

【0045】

ステップ S 713 では、予め定義された損失関数を用いて入力された学習データペアの教師データペア良悪度合いとステップ S 712 で推定した推定データペア良悪度合いの誤差 e_2 を算出する。ステップ S 714 では、算出した誤差 e_2 に基づいて誤差逆伝播法により、第2のニューラルネットワーク 240c の各層の結合重みを更新する。

【0046】

ステップ S 715 では、ステップ S 705 で算出した誤差 e_{1A} およびステップ S 712 で算出した誤差 e_2 に基づいて誤差逆伝播法により第1のニューラルネットワーク A 240a の各層の結合重みを更新する。ステップ S 716 では、ステップ S 705 で算出した誤差 e_{1B} およびステップ S 712 で算出した誤差 e_2 に基づいて誤差逆伝播法により第1のニューラルネットワーク B 240b の各層の結合重みを更新する。ステップ S 715 およびステップ S 716 は、並列に処理が実行される。

【0047】

ステップ S 717 では、学習の終了条件が満たされているか否かを確認し、満たされている場合には学習を終了する。一方、終了条件が満たされていない場合には、ステップ S 701 に戻り、新たな学習データペアを選択して学習を継続する。終了条件については第1の実施形態と同様であるため、説明を省略する。

【0048】

以上の処理によって、学習処理部 610 では未知のデータペアの良悪度合いを推定するための多層ニューラルネットワークの学習が行われ、学習済ニューラルネットワーク 20 が生成される。

【0049】

続いて、図8を用いて、本実施形態における情報処理装置 600 による推定処理の詳細について説明する。図8において、ステップ S 801 では、統計情報推定部 620 が、複数の未知データセットから任意のデータペアを選択する。ステップ S 802 では、統計情報推定部 620 が、学習処理部 610 で学習されたニューラルネットワーク 20 を用いてステップ S 801 で選択したデータペアの良悪度合いを推定する。

【0050】

ステップ S 803 では、統計情報推定部 620 が、予め設定された終了条件が満たされているかを確認し、満たされている場合はステップ S 804 に処理を進める。一方、終了条件が満たされていない場合はステップ S 801 に戻って、未知データセットから異なるデータペアを選択する。終了条件は良データの選択手法に応じて任意の設定が可能である。例えば、良データ選択において未知データセットの全組み合わせにおける推定良悪度合いが必要である場合には、終了条件は「未評価のデータペアが存在しない」と設定される。

【0051】

ステップ S 804 では、良データ選択部 630 が、ステップ S 802 で推定したデータ

10

20

30

40

50

ペアの良悪度合いに基づいて各未知データの良悪指標を算出する。この良悪指標は、推定良悪度合いを用いた任意の方法で算出可能である。

【0052】

図9に、データの良悪指標として各未知データとの推定良悪度合いの総和を用いたときの算出例を示す。図9はデータA～データEの5つの未知データにおける各ペアの推定良悪度合いである。例えば、データAとデータBではデータAの方が評価スコアが1.3高く、データBとデータEではデータEの方が評価スコアが0.4高いという結果になっている。このとき、各データの良悪指標は、各データとの推定良悪度合いの値の総和となるので、データAの良悪指標は $1.3 + (-0.4) + 2.0 + 0.2 = 3.1$ である。同様に、データBの良悪指標は $-1.3 + 0.9 + 0.9 + (-0.4) = 0.1$ となり、データCは4.3、データDは-1.5、データEは-5.6となる。

10

【0053】

ステップS805では、良悪指標に基づいて未知データから良データの選択を行う。選択基準はユーザの選択に応じて変更してよく、例えば未知データセット全体の上位X%、あるいはK枚、といった指定のときは良悪指標に基づいて未知データセットをソートして良悪指標の高い順に所定数のデータを選択すればよい。例えば、図9の例では、良悪指標値を高い順にソートすると、C > A > B > D > Eとなるので、2枚を選択したい場合にはデータA、データCが選択されることになる。また、枚数によらず一定の基準以上のデータを選択したい場合は、良悪指標に対して一定の閾値以上のデータを選択すればよい。例えば、図9の場合、閾値を0とすればデータA、データB、データCが選択される。

20

【0054】

本実施形態によれば、複数の未知データの統計情報を精度よく推定することができ、複数の未知データからある評価基準における評価の高いデータを精度よく抽出することが可能となる。

【0055】

[その他の実施形態]

また、本発明は、各実施形態の機能を実現するソフトウェア（プログラム）を、ネットワーク又は各種記憶媒体を介してシステム或いは装置に供給し、そのシステム或いは装置のコンピュータ（又はCPU等）がプログラムを読み出し実行する処理である。また、本発明は、複数の機器から構成されるシステムに適用しても、1つの機器からなる装置に適用してもよい。本発明は上記実施例に限定されるものではなく、本発明の趣旨に基づき種々の変形（各実施例の有機的な組合せを含む）が可能であり、それらを本発明の範囲から除外するものではない。即ち、上述した各実施例及びその変形例を組み合わせた構成も全て本発明に含まれるものである。

30

【符号の説明】

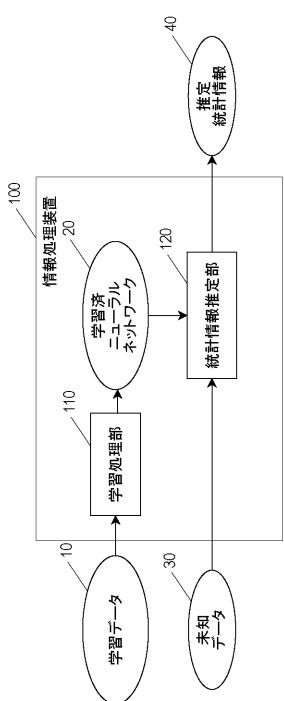
【0056】

100 情報処理装置

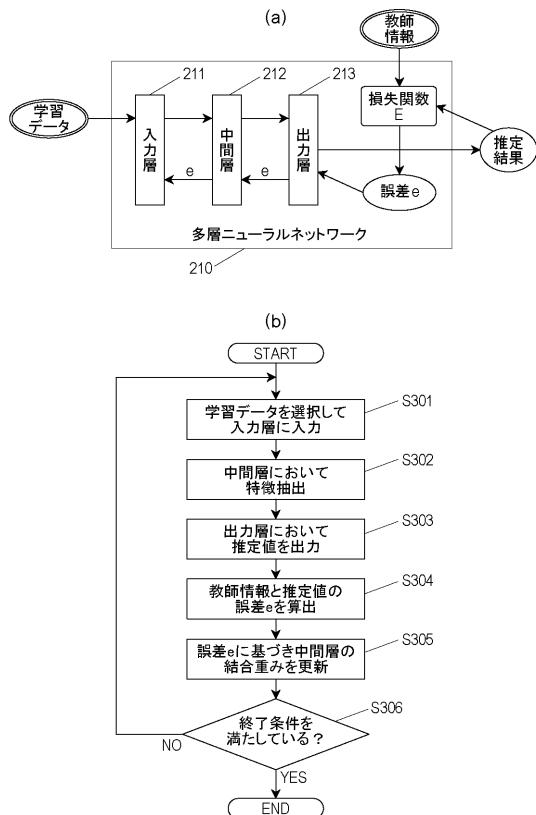
110 学習処理部

120 統計情報推定部

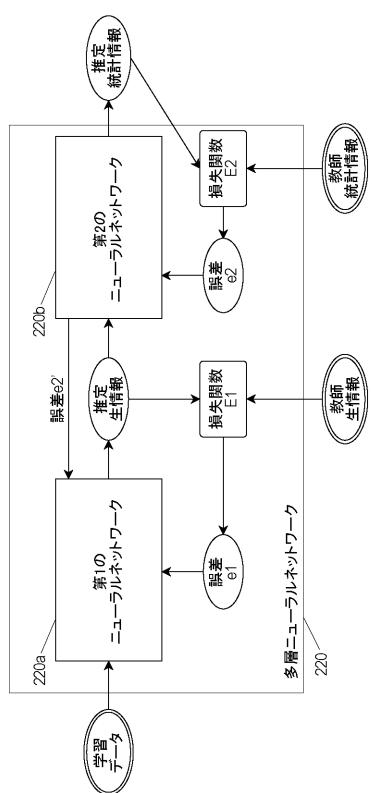
【図1】



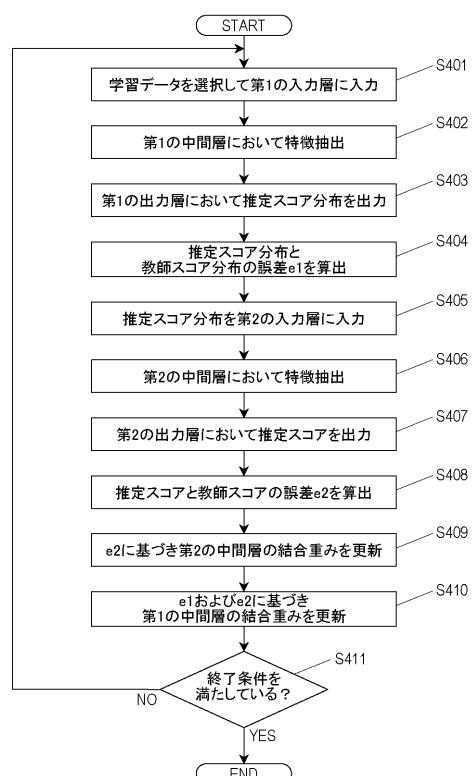
【図2】



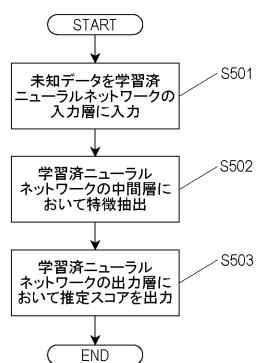
〔 図 3 〕



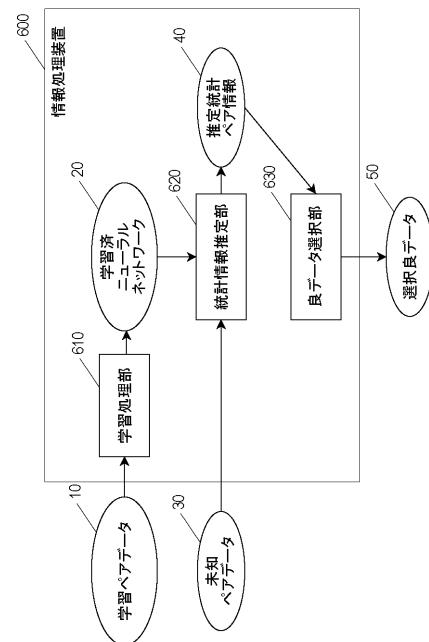
〔 4 〕



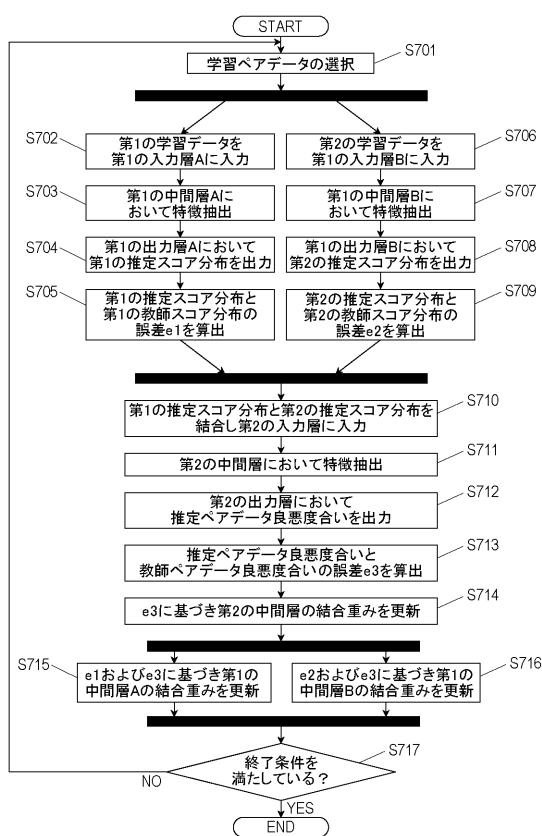
【図5】



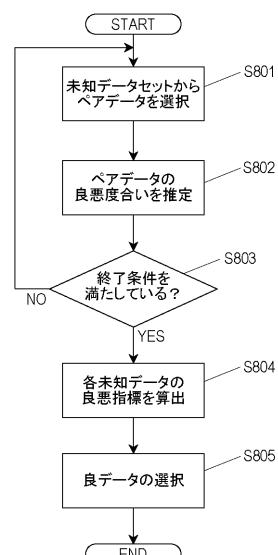
【図6】



【図7】



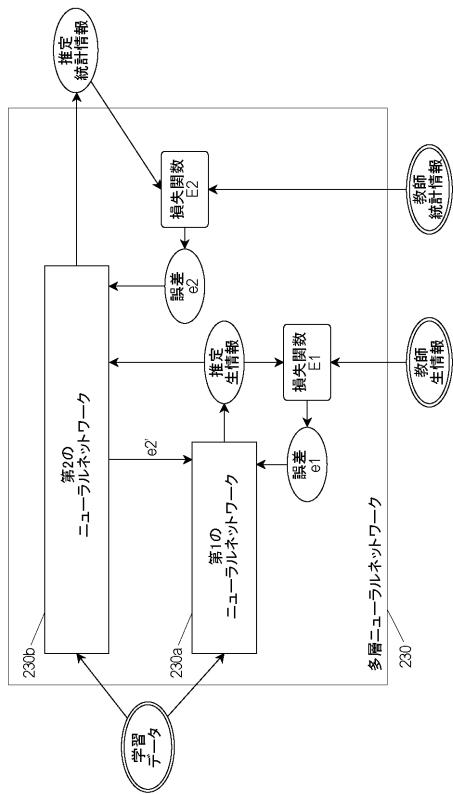
【図8】



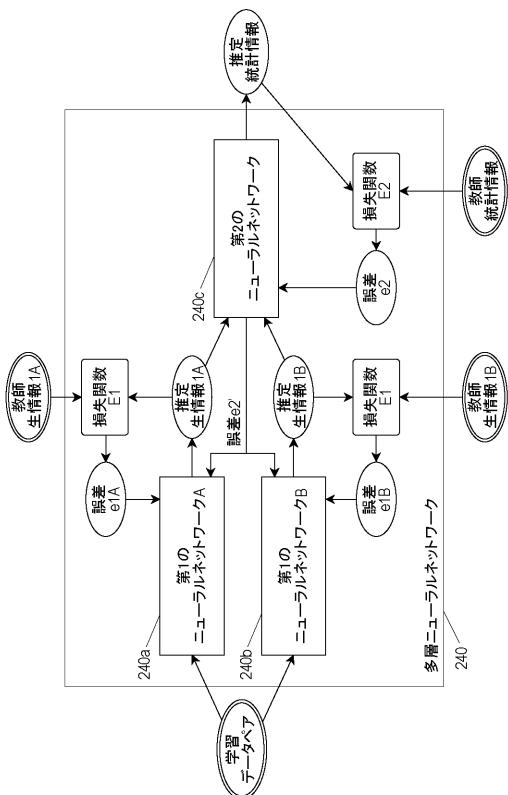
【図 9】

	データA	データB	データC	データD	データE
データA		1.3	-0.4	2.0	0.2
データB			0.9	0.9	-0.4
データC				3.0	1.8
データD					4.0
データE					

【図 10】



【図 11】



フロントページの続き

(56)参考文献 特開2016-031746(JP, A)
特開平09-034859(JP, A)
特開2015-166962(JP, A)
米国特許出願公開第2016/0321522(US, A1)
特開2004-252646(JP, A)

(58)調査した分野(Int.Cl. , DB名)

G 06 N 3 / 00 - 99 / 00