

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 公開特許公報(A)

(11) 特許出願公開番号

特開2016-143094  
(P2016-143094A)

(43) 公開日 平成28年8月8日(2016.8.8)

(51) Int.Cl. F I テーマコード (参考)  
**GO6N 3/08 (2006.01)** GO6N 3/08  
 GO6N 3/08 140

審査請求 未請求 請求項の数 13 O L (全 32 頁)

(21) 出願番号 特願2015-16125 (P2015-16125)  
 (22) 出願日 平成27年1月29日 (2015.1.29)

(71) 出願人 314012076  
 パナソニックIPマネジメント株式会社  
 大阪府大阪市中央区域見2丁目1番61号  
 (74) 代理人 100109210  
 弁理士 新居 広守  
 (74) 代理人 100137235  
 弁理士 寺谷 英作  
 (74) 代理人 100131417  
 弁理士 道坂 伸一  
 (72) 発明者 澤田 好秀  
 大阪府門真市大字門真1006番地 パナ  
 ソニック株式会社内  
 (72) 発明者 小塚 和紀  
 大阪府門真市大字門真1006番地 パナ  
 ソニック株式会社内

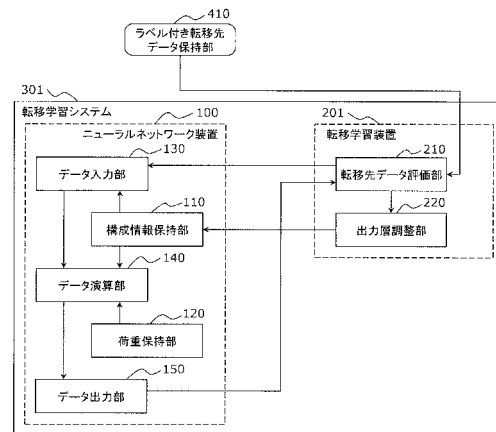
(54) 【発明の名称】 転移学習装置、転移学習システム、転移学習方法およびプログラム

(57) 【要約】

【課題】ニューラルネットワーク装置での転移学習に適した新規な転移学習装置、転移学習システム、転移学習方法およびプログラムを提供することを目的とする。

【解決手段】転移学習装置201は、各々に1以上の評価項目ごとのラベルが付された複数のラベル付き転移先データを、前記評価項目と同数以上の出力ユニットを出力層に有しかつ複数のラベル付き転移元データで学習済みのニューラルネットワーク装置100に入力することにより、前記出力ユニットから出力された評価値を取得する転移先データ評価部210と、前記1以上の評価項目の各々の評価値を出力するための出力ユニットとして、前記出力ユニットのうち当該評価項目のラベルとの差分が最も小さい評価値が取得された頻度がより高い出力ユニットを優先的に割り当てる出力層調整部220と、を備える。

【選択図】 図4



**【特許請求の範囲】****【請求項 1】**

各々に 1 以上の評価項目ごとのラベルが付された複数のラベル付き転移先データを、前記評価項目と同数以上の出力ユニットを出力層に有しかつ複数のラベル付き転移元データで学習済みのニューラルネットワーク装置に入力することにより、前記出力ユニットから出力された評価値を取得する転移先データ評価部と、

前記 1 以上の評価項目の各々の評価値を出力するための出力ユニットとして、前記出力ユニットのうち当該評価項目のラベルとの差分が最も小さい評価値が取得された頻度がより高い出力ユニットを優先的に割り当てる出力層調整部と、

を備える転移学習装置。

10

**【請求項 2】**

前記出力層調整部は、

前記 1 以上の評価項目の各々について、前記複数のラベル付き転移先データにわたって当該評価項目のラベルとの差分が最も小さい評価値が取得された前記出力ユニットの頻度分布を算出し、

前記 1 以上の評価項目の各々に異なる 1 つの前記出力ユニットを対応付ける組み合わせの中から、対応付けられる前記出力ユニットの前記頻度の総和がより大きい組み合わせを優先的に選択し、

選択された前記組み合わせによって前記 1 以上の評価項目の各々に対応付けられる出力ユニットを、当該評価項目の出力ユニットとして割り当てる、

請求項 1 に記載の転移学習装置。

20

**【請求項 3】**

前記ニューラルネットワーク装置における荷重値を、前記複数のラベル付き転移元データで学習済みの荷重値を初期値として、前記複数の転移先データを用いた教師付き学習によって更新する荷重調整部を、さらに備える、

請求項 1 又は 2 に記載の転移学習装置。

**【請求項 4】**

前記荷重調整部は、前記ニューラルネットワーク装置が有する全てのユニットの荷重値を更新の対象とする、

請求項 3 に記載の転移学習装置。

30

**【請求項 5】**

前記ラベル付き転移元データには、前記出力ユニットの各々に対応するラベルが付されており、

前記荷重調整部は、さらに、前記ニューラルネットワーク装置における荷重値を、前記複数のラベル付き転移元データに付されたラベルのうち、前記出力層調整部によって割り当てられた出力ユニットに対応するラベルのみを用いた教師付き学習によって更新する、

請求項 1 から 4 の何れか 1 項に記載の転移学習装置。

**【請求項 6】**

前記荷重調整部は、前記教師付き学習を行う前に、前記ニューラルネットワーク装置が有する 1 以上の隠れ層の各々で教師なし学習を行う、

請求項 3 から 5 の何れか 1 項に記載の転移学習装置。

40

**【請求項 7】**

前記ニューラルネットワーク装置は、前記評価項目の数よりも多くの出力ユニットを前記出力層に有しており、

前記転移学習装置は、

1 以上のラベルなし転移先データを前記ニューラルネットワーク装置に入力することにより、前記出力層調整部によって割り当てられなかった出力ユニットから出力された評価値を取得し、当該評価値が基準範囲から逸脱することにより学習不足を検出する学習不足検出部を、さらに備える、

請求項 1 から 6 の何れか 1 項に記載の転移学習装置。

50

**【請求項 8】**

前記転移学習装置は、

前記ラベルなし転移先データについて前記学習不足が検出された場合、前記ラベルなし転移先データに対応するラベルをユーザーから受け付ける正解取得部を、さらに備え、

前記荷重調整部は、前記ユーザーから受け付けた前記ラベルと前記ラベルなし転移先データとを用いた教師付き学習によって前記ニューラルネットワーク装置の荷重値を更新する、

請求項 7 に記載の転移学習装置。

**【請求項 9】**

前記正解取得部は、前記出力層調整部によって割り当てられなかった同じ 1 つの出力ユニットから出力された評価値が前記基準範囲から逸脱する複数のラベルなし転移先データに共通するラベルを前記ユーザーから受け付け、

前記荷重調整部は、前記ユーザーから受け付けた前記ラベルと前記複数のラベルなし転移先データとを用いた教師付き学習によって前記ニューラルネットワーク装置の荷重値を更新する、

請求項 8 に記載の転移学習装置。

**【請求項 10】**

前記複数のラベル付き転移先データの各々には、さらに連想データが付されており、

前記正解取得部は、前記ラベルなし転移先データに関する連想データを前記ユーザーから受け付け、

前記荷重調整部は、前記ユーザーから受け付けた前記連想データが付されたラベル付き転移先データのラベルと前記ラベルなし転移先データとを用いて前記教師付き学習を行う、

請求項 8 又は 9 に記載の転移学習装置。

**【請求項 11】**

前記ニューラルネットワーク装置と、

当該ニューラルネットワーク装置において転移学習を行うための、請求項 1 から 10 の何れか 1 項に記載の転移学習装置と、

を備える転移学習システム。

**【請求項 12】**

各々に 1 以上の評価項目ごとのラベルが付された複数のラベル付き転移先データを、前記評価項目と同数以上の出力ユニットを出力層に有しかつ前記ラベル付き転移先データとは評価項目が異なる複数のラベル付き転移元データで学習済みのニューラルネットワーク装置に入力することにより、前記出力ユニットから出力された評価値を取得し、

前記 1 以上の評価項目の各々の評価値を出力するための出力ユニットとして、前記出力ユニットのうち当該評価項目のラベルとの差分が最も小さい評価値が取得された頻度がより高い出力ユニットを優先的に割り当てる、

転移学習方法。

**【請求項 13】**

請求項 12 に記載の転移学習方法をコンピュータに実行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、転移学習装置、転移学習システム、転移学習方法およびプログラムに関し、特に、ニューラルネットワーク装置での転移学習に関する。

**【背景技術】****【0002】**

近年、ニューラルネットワークにおける転移学習に関する研究が行われている。ニューラルネットワークにおける転移学習とは、転移元のデータセットでの学習結果を、転移先のデータセットの分類や回帰などの特徴抽出に利用するための適応である。

10

20

30

40

50

## 【0003】

例えば、非特許文献1では、転移元のデータセットを用いて深層学習させた多層ニューラルネットワークを、転移先のデータセットに適応するようにさらに学習させる、転移学習の方法が提案されている。

## 【0004】

非特許文献1に開示される転移学習では、前記深層学習後の前記多層ニューラルネットワークの入力層からある隠れ層までの下位層を、汎用の特徴抽出器としてそのまま利用する。また、前記多層ニューラルネットワークの前記隠れ層の出力を受ける隠れ層から出力層までの上位層を、新たに構成した適応層（つまり、新たな隠れ層及び出力層）で置き換え、転移先のデータセットを用いて当該適応層の学習を行う。

10

## 【0005】

非特許文献1では、画像プロセッサで動作するソフトウェアによってエミュレートされる多層ニューラルネットワークを、約120万枚の転移元画像を用いて深層学習させた後、異種の転移先画像を用いて上述の転移学習を行う実験について報告されている。当該報告では、前記転移先画像が前記転移元画像とは異種の画像であるにもかかわらず、前記転移学習によって、転移先画像に表される物体及び動作の認識精度が向上することが示されている。

## 【先行技術文献】

## 【非特許文献】

## 【0006】

20

【非特許文献1】Maxime Oquab, Leon Bottou, Ivan Laptev, Josef Sivic "Learning and Transferring Mid-Level Image Representations using Convolutional Neural Networks," CVP R, June 2014 <hal-00911179v1>

## 【発明の概要】

## 【発明が解決しようとする課題】

## 【0007】

しかしながら、本発明者らは、非特許文献1に開示される転移学習に関し、学習効果を損ない得るいくつかの問題に気づいた。

30

## 【0008】

そこで、本開示では、ニューラルネットワーク装置での転移学習に適した新規な転移学習装置、転移学習システム、転移学習方法およびプログラム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】

## 【0009】

開示される一態様に係るデータ学習装置は、各々に1以上の評価項目ごとのラベルが付された複数のラベル付き転移先データを、前記評価項目と同数以上の出力ユニットを出力層に有しかつ複数のラベル付き転移元データで学習済みのニューラルネットワーク装置に入力することにより、前記出力ユニットから出力された評価値を取得する転移先データ評価部と、前記1以上の評価項目の各々の評価値を出力するための出力ユニットとして、前記出力ユニットのうち当該評価項目のラベルとの差分が最も小さい評価値が取得された頻度がより高い出力ユニットを優先的に割り当てる出力層調整部と、を備える。

40

## 【0010】

これらの包括的または具体的な態様は、システム、方法、集積回路、コンピュータプログラムまたはコンピュータ読み取り可能なCD-ROMなどの記録媒体で実現されてもよく、システム、方法、集積回路、コンピュータプログラムおよび記録媒体の任意な組み合わせで実現されてもよい。

## 【発明の効果】

## 【0011】

50

開示される一態様に係る転移学習装置によれば、前記転移元データでの学習によって設定された前記ニューラルネットワーク装置の構成や荷重値をそのまま使用しつつ、前記転移先データの評価項目の各々の評価値を出力するための出力ユニットの割り当てによって、転移先データに適應するための転移学習が行われる。

【0012】

そのため、転移学習の際に、転移先データを利用して前記ニューラルネットワーク装置の構成や荷重値を変更する手間や、前記構成や前記荷重値の変更によって生じ得る過学習や認識精度の低下といった悪影響がない転移学習装置が得られる。

【図面の簡単な説明】

【0013】

【図1】ニューラルネットワーク装置が行う演算の計算モデルを説明する概念図

【図2】分類問題を解くためのニューラルネットワーク装置の学習の一例を説明する図

【図3】回帰問題を解くためのニューラルネットワーク装置の学習の一例を説明する図

【図4】実施の形態1に係る転移学習装置の機能的な構成の一例を示すブロック図

【図5】実施の形態1に係る転移学習の一例を示すフローチャート

【図6】分類問題でのラベル付き転移先データの一例を示す図

【図7A】「病変」カテゴリに関する近似評価値出現頻度の分布の一例を示す図

【図7B】「非病変」カテゴリに関する近似評価値出現頻度の分布の一例を示す図

【図8】「病変」及び「非病変」カテゴリの出力ユニットの割り当ての一例を示す図

【図9】回帰問題でのラベル付き転移先データの一例を示す図

【図10A】「筋力レベル」属性に関する近似評価値出現頻度の分布の一例を示す図

【図10B】「バランス力」属性に関する近似評価値出現頻度の分布の一例を示す図

【図10C】「持久力」属性に関する近似評価値出現頻度の分布の一例を示す図

【図11】「筋力レベル」、「バランス力」及び「持久力」属性の出力ユニットの割り当ての一例を示す図

【図12】実施の形態2に係る転移学習装置の機能的な構成の一例を示すブロック図

【図13】実施の形態2に係る転移学習の一例を示すフローチャート

【図14】実施の形態3に係る転移学習装置の機能的な構成の一例を示すブロック図

【図15】実施の形態3に係る転移学習の一例を示すフローチャート

【図16】分類問題での転移元データの関連ラベルの一例を示す図

【図17】回帰問題での転移元データの関連ラベルの一例を示す図

【図18】実施の形態4に係る転移学習装置の機能的な構成の一例を示すブロック図

【図19】実施の形態4に係る転移学習の一例を示すフローチャート

【図20】ユーザーに提示される選択画面の一例を示す図

【図21】Work flow dataの一例を示す図

【図22】ユーザーに提示される選択画面の一例を示す図

【図23】ユーザーに提示される選択画面の一例を示す図

【図24】ユーザーに提示される選択画面の一例を示す図

【図25】転移学習システムを実現するためのハードウェア構成の一例を示すブロック図

【図26】データサーバを利用したデータ転移学習システムの一例を示す模式図

【発明を実施するための形態】

【0014】

(本発明の基礎となった知見)

本発明者らは、背景技術の欄において記載した、非特許文献1に開示される転移学習に関し、学習効果を損ない得るいくつかの問題に気づいた。

【0015】

背景技術の欄で述べたように、前記転移学習では、深層学習後の多層ニューラルネットワークの下位層がそのまま利用され、上位層が転移先のデータセットに適應するように新たに構成され学習される。しかしながら、利用できる下位層の好適な範囲を定める明確な基準がなく、上位層を新たに構成する手間もかかる。また、転移先のデータセットが比較

10

20

30

40

50

的小規模なデータセットである場合、新たな上位層を、当該小規模なデータセットを用いて初期状態から学習させることで、過学習に陥る恐れがある。加えて、下位層と上位層とを異なるデータセットを用いて学習させるため、データセットの組み合わせによっては、認識精度が低下する悪影響が生じる懸念もある。

【0016】

本発明者らは、このような問題を解決すべく鋭意検討の結果、以下に開示される転移学習装置、転移学習システム、及び転移学習方法に到達した。

【0017】

開示される一態様に係る転移学習装置は、各々に1以上の評価項目ごとのラベルが付された複数のラベル付き転移先データを、前記評価項目と同数以上の出力ユニットを出力層に有しかつ複数のラベル付き転移元データで学習済みのニューラルネットワーク装置に入力することにより、前記出力ユニットから出力された評価値を取得する転移先データ評価部と、前記1以上の評価項目の各々の評価値を出力するための出力ユニットとして、前記出力ユニットのうち当該評価項目のラベルとの差分が最も小さい評価値が取得された頻度がより高い出力ユニットを優先的に割り当てる出力層調整部と、を備える。

10

【0018】

このような構成によれば、前記転移元データでの学習によって設定された前記ニューラルネットワーク装置の構成や荷重値をそのまま使用しつつ、前記転移先データの評価項目の各々の評価値を出力するための出力ユニットの割り当てによって、転移先データに適応するための転移学習が行われる。

20

【0019】

そのため、転移学習の際に、転移先データを利用して前記ニューラルネットワーク装置の構成や荷重値を変更する手間や、前記構成や前記荷重値の変更によって生じ得る過学習や認識精度の低下といった悪影響がない転移学習装置が得られる。

【0020】

また、前記出力層調整部は、前記1以上の評価項目の各々について、前記複数のラベル付き転移先データにわたって当該評価項目のラベルとの差分が最も小さい評価値が取得された前記出力ユニットの頻度分布を算出し、前記1以上の評価項目の各々に異なる1つの前記出力ユニットを対応付ける組み合わせの中から、対応付けられる前記出力ユニットでの前記頻度の総和がより大きい組み合わせを優先的に選択し、選択された前記組み合わせによって前記1以上の評価項目の各々に対応付けられる出力ユニットを、当該評価項目の出力ユニットとして割り当ててもよい。

30

【0021】

このような構成によれば、前記転移先データの評価項目の各々の評価値を出力するための出力ユニットを適切に割り当てることができる。

【0022】

また、前記ニューラルネットワーク装置における荷重値を、前記複数のラベル付き転移元データで学習済みの荷重値を初期値として、前記複数のラベル付き転移先データを用いた教師付き学習によって更新する荷重調整部を、さらに備えてもよい。

【0023】

このような構成によれば、前記転移先データでの学習により、前記ニューラルネットワーク装置における荷重値を、学習済みの荷重値を初期値として更新する。そのため、学習済みの荷重値を用いずかつ少量の転移先データで学習する場合に起こり得る過学習を抑制できる。

40

【0024】

また、前記荷重調整部は、前記ニューラルネットワーク装置が有する全てのユニットの荷重値を更新の対象としてもよい。

【0025】

このような構成によれば、例えば、多層ニューラルネットワーク装置において上位層に位置するユニットの荷重値のみを更新する場合など、前記ニューラルネットワーク装置に

50

おける荷重値を一部のユニットについてのみ更新する場合に起こり得る認識精度の低下を抑制することができる。

【0026】

また、前記ラベル付き転移元データには、前記出力ユニットの各々に対応するラベルが付されており、前記荷重調整部は、さらに、前記ニューラルネットワーク装置における荷重値を、前記複数のラベル付き転移元データに付されたラベルのうち、前記出力層調整部によって割り当てられた出力ユニットに対応するラベルのみを用いた教師付き学習によって更新してもよい。

【0027】

このような構成によれば、前記複数のラベル付き転移元データで学習済みの荷重値を、転移先データの評価項目との関連性が高い転移元データのラベルのみを用いた再学習によって更新することができる。これにより、転移先データの評価項目との関連性が低い転移元データのラベルがノイズとなることで生じる認識精度の低下を抑制することができる。

10

【0028】

また、前記荷重調整部は、前記教師付き学習を行う前に、前記ニューラルネットワーク装置が有する1以上の隠れ層の各々で教師なし学習を行ってもよい。

【0029】

このような構成によれば、事前に層ごとの教師なし学習を行うことによって、認識精度の向上が期待できる。

【0030】

また、前記ニューラルネットワーク装置は、前記評価項目の数よりも多くの出力ユニットを前記出力層に有しており、前記転移学習装置は、1以上のラベルなし転移先データを前記ニューラルネットワーク装置に入力することにより、前記出力層調整部によって割り当てられなかった出力ユニットから出力された評価値を取得し、当該評価値が基準範囲から逸脱することにより学習不足を検出する学習不足検出部を、さらに備えてもよい。

20

【0031】

前記基準範囲には、前記出力層調整部によって割り当てられなかった前記出力ユニットの出力値と矛盾する値の範囲が用いられ得る。例えば、前記学習不足を検出する前に、前記出力層調整部によって割り当てられなかった前記出力ユニットの出力値が0などの特定の値になるように、前記ニューラルネットワーク装置を学習しておいてもよい。その場合、前記評価値が当該特定の値を含む基準範囲から逸脱することにより、学習不足が検出される。

30

【0032】

このような構成によれば、前記ニューラルネットワーク装置において、前記ラベルなし転移先データに適應するための転移学習が不足していることが検出できるので、追加的な学習など、適應のための対策がさらに必要であることが分かる。

【0033】

また、前記転移学習装置は、前記ラベルなし転移先データについて前記学習不足が検出された場合、前記ラベルなし転移先データに対応するラベルをユーザーから受け付ける正解取得部を、さらに備え、前記荷重調整部は、前記ユーザーから受け付けた前記ラベルと前記ラベルなし転移先データとを用いた教師付き学習によって前記ニューラルネットワーク装置の荷重値を更新してもよい。

40

【0034】

このような構成によれば、転移学習の不足が検出された前記ラベルなし転移先データのラベルを前記ユーザーから受け付けることによって、当該ラベルと前記ラベルなし転移先データとを用いて追加的な学習を行うことができる。

【0035】

また、前記正解取得部は、前記出力層調整部によって割り当てられなかった同じ1つの出力ユニットから出力された評価値が前記基準範囲から逸脱する複数のラベルなし転移先データに共通するラベルを前記ユーザーから受け付け、前記荷重調整部は、前記ユーザー

50

から受け付けた前記ラベルと前記複数のラベルなし転移先データとを用いた教師付き学習によって前記ニューラルネットワーク装置の荷重値を更新してもよい。

【0036】

このような構成によれば、前記ユーザーから受け付けたラベルと前記複数のラベルなし転移先データとを用いて追加的な学習を行うことができる。

【0037】

また、前記複数のラベル付き転移先データの各々には、さらに連想データが付されており、前記正解取得部は、前記ラベルなし転移先データに関する連想データを前記ユーザーから受け付け、前記荷重調整部は、前記ユーザーから受け付けた前記連想データが付されたラベル付き転移先データのラベルと前記ラベルなし転移先データとを用いて前記教師付き学習を行ってもよい。

10

【0038】

このような構成によれば、前記ユーザーは、前記ラベルなし転移先データのラベルを直接的に指定することが困難な場合に、前記連想データに基づいて転移先データのラベルを指定することによって、当該ラベルと前記ラベルなし転移先データとを用いて追加的な学習を行うことができる。

【0039】

なお、これらの包括的または具体的な態様は、システム、方法、集積回路、コンピュータプログラムまたはコンピュータ読み取り可能なCD-ROMなどの記録媒体で実現されてもよく、システム、方法、集積回路、コンピュータプログラムまたは記録媒体の任意な組み合わせで実現されてもよい。

20

【0040】

以下、図面を参照して本発明の実施の形態を詳細に説明する。

【0041】

なお、以下で説明する実施の形態は、いずれも包括的または具体的な例を示すものである。以下の実施の形態で示される数値、形状、材料、構成要素、構成要素の配置位置及び接続形態、ステップ、ステップの順序などは、一例であり、本発明を限定する主旨ではない。また、以下の実施の形態における構成要素のうち、最上位概念を示す独立請求項に記載されていない構成要素については、任意の構成要素として説明される。

【0042】

30

(ニューラルネットワーク装置)

実施の形態を説明するための準備として、ニューラルネットワーク装置に関する一般的な事項について説明する。

【0043】

図1は、ニューラルネットワーク装置が行う演算の計算モデルを説明する概念図である。ニューラルネットワーク装置は、周知のように、生物のニューラルネットワークを模した計算モデルに従って演算を行う演算装置である。

【0044】

図1に示されるように、ニューラルネットワーク装置100は、ニューロンに相当する複数のユニット105(白丸で示されている)を、入力層101、隠れ層102、及び出力層103に配置して構成される。隠れ層102は、一例として、2つの隠れ層102a、102bで構成されているが、単一の隠れ層若しくは3以上の隠れ層で構成されてもよい。複数の隠れ層を有するニューラルネットワーク装置は、特に、多層ニューラルネットワーク装置と呼ばれることがある。

40

【0045】

入力層101に近い層を下位層とし、出力層103に近い層を上位層とするとき、ユニット105は、下位層に配置されたユニットから受信した計算結果を荷重値に応じて結合(例えば、荷重和演算)し、当該結合の結果を上位層に配置されたユニットに送信する計算要素である。

【0046】

50



ニューラルネットワーク装置 100 の機能は、ニューラルネットワーク装置 100 が有する層の数や各層に配置されるユニット 105 の数を表す構成情報と、各ユニット 105 での荷重和計算に用いられる荷重値を表す荷重  $W = [w_1, w_2, \dots]$  とで定義される。

【0047】

ニューラルネットワーク装置 100 によれば、入力層 101 の各ユニット 105 に入力データ  $X = [x_1, x_2, \dots]$  の要素値が入力されることにより、隠れ層 102 及び出力層 103 のユニット 105 において荷重  $W = [w_1, w_2, \dots]$  を用いた荷重和演算がなされ、出力層 103 の各ユニット 105 から出力データ  $Y = [y_1, y_2, \dots]$  の要素値が出力される。

10

【0048】

以下では、入力層 101、隠れ層 102、及び出力層 103 に配置されるユニット 105 を、それぞれ、入力ユニット、隠れユニット、及び出力ユニットとも言う。

【0049】

本開示では、ニューラルネットワーク装置 100 の具体的な実装について限定しない。ニューラルネットワーク装置 100 は、例えば、再構成可能なハードウェアで実現されてもよく、また、ソフトウェアによるエミュレーションによって実現されてもよい。

【0050】

本開示に係る転移学習は、複数のラベル付き転移元データで学習済のニューラルネットワーク装置 100 を用いて行われる。すなわち、転移学習に用いられるニューラルネットワーク装置 100 の構成及び荷重値は、前記複数のラベル付き転移元データでの学習によって、あらかじめ設定されている。

20

【0051】

本開示では、ニューラルネットワーク装置 100 の学習は、周知の方法に従って行われるものとし、具体的な方法を限定しない。当該学習は、例えば、ニューラルネットワーク装置 100 に接続された図示しない学習装置によって、以下で述べる周知の方法に従ってなされてもよい。

【0052】

図 2 は、分類問題を解くためのニューラルネットワーク装置 100 の学習の一例を説明する図である。

30

【0053】

図 2 の例において、ラベル付き転移元データは、TV の画像、時計の画像、椅子の画像、机の画像、及び車の画像であり、各画像には、「TV」、「時計」、「椅子」、「机」及び「車」カテゴリの 5 つのラベルが付されている。当該 5 つのラベルのうち、当該画像の正しいカテゴリのラベルのみが 1 であり、他のカテゴリのラベルは 0 である。

【0054】

分類問題を解くためのニューラルネットワーク装置 100 では、各出力ユニットは入力データ  $X$  を分類するための異なるカテゴリに対応付けられ、荷重  $W$  は、複数の入力データ  $X$  の各々が入力されたときに、当該入力データ  $X$  の正しいカテゴリに対応する出力ユニットの出力値が 1 に近づき、他の出力ユニットの出力値が 0 に近づくように調整される。

40

【0055】

図 2 の例では、ニューラルネットワーク装置 100 において、各出力ユニットは、「TV」、「時計」、「椅子」、「机」及び「車」の 5 つのカテゴリのうち異なる 1 つのカテゴリに対応付けられる。また、荷重  $W$  は、ラベル付き転移元データである画像を入力したときに出力される出力データ  $Y$  と当該画像に付されたラベルとの差分が小さくなるように、教師付き学習によって調整される。

【0056】

教師付き学習では、例えば、入力データ  $X$ 、荷重  $W$  及びラベルを用いて、ラベルと出力データ  $Y$  との誤差を表す損失関数を定義し、勾配降下法により当該損失関数を減少させる勾配に沿って荷重  $W$  を更新してもよい。

50

## 【 0 0 5 7 】

ニューラルネットワーク装置 1 0 0 が多層ニューラルネットワーク装置である場合は特に、前記教師付き学習を行う前に、`layer-wise pre-training` と呼ばれる教師なし学習によって、荷重値を隠れ層ごとに個別に調整してもよい。これにより、その後の教師付き学習によって、より正確な分類ができる荷重  $W$  が得られる。

## 【 0 0 5 8 】

教師なし学習では、例えば、入力データ  $X$  及び荷重  $W$  を用いて、ラベルに依存しない所定の評価値を表す損失関数を定義し、勾配降下法により当該損失関数を減少させる勾配に沿って荷重  $W$  を更新してもよい。

## 【 0 0 5 9 】

図 3 は、回帰問題を解くためのニューラルネットワーク装置 1 0 0 の学習の一例を説明する図である。

## 【 0 0 6 0 】

図 3 の例において、ラベル付き転移元データは、複数の人のライフログデータである。ライフログデータとは、例えば、加速度計や角速度計で計測されたその人の動作の時系列値であってもよい。各ライフログデータには、その人の「身長」、「体重」、「体脂肪」、「体水分量」及び「年齢」属性の 5 つのラベルが付されている。当該 5 つのラベルは、その人の各属性の正しい値を示す。

## 【 0 0 6 1 】

回帰問題を解くためのニューラルネットワーク装置 1 0 0 では、各出力ユニットは入力データ  $X$  の回帰を行うための異なる属性に対応付けられ、荷重  $W$  は、複数の入力データ  $X$  の各々が入力されたときに、各出力ユニットの出力値が当該入力データ  $X$  の対応する属性の正しい値に近づくように調整される。

## 【 0 0 6 2 】

図 3 の例では、ニューラルネットワーク装置 1 0 0 において、各出力ユニットは、「身長」、「体重」、「体脂肪」、「体水分量」及び「年齢」の 5 つの属性のうち異なる 1 つの属性に対応付けられる。また、荷重  $W$  は、ラベル付き転移元データであるライフログデータを入力したときに出力される出力データ  $Y$  と当該ライフログデータに付されたラベルとの差分が小さくなるように、教師付き学習によって調整される。

## 【 0 0 6 3 】

回帰問題においても、分類問題と同様、層ごとの教師なし学習を事前に行うことにより、その後の教師付き学習によって、より正確な回帰ができる荷重  $W$  が得られる。また、教師付き学習及び教師なし学習のために、勾配降下法を用いることができることも、分類問題と同様である。

## 【 0 0 6 4 】

このように、分類問題と回帰問題とでは、出力データ  $Y$  の要素値の定義が異なることを除いて、ニューラルネットワーク装置 1 0 0 の動作及びその学習方法は基本的に共通している。そのため、本明細書では、分類問題と回帰問題とを特に区別することなく、分類と回帰とを包括して評価と言い、分類におけるカテゴリと回帰における属性とを包括して評価項目と言い、出力ユニットの出力値を評価値と言うことがある。

## 【 0 0 6 5 】

なお、ニューラルネットワーク装置 1 0 0 の荷重値の調整には、上述した勾配降下法の他にも、例えば、バックプロパゲーションなどの周知のアルゴリズムが用いられ得る。また、ニューラルネットワーク装置 1 0 0 の学習では、荷重値を調整せずに、ニューラルネットワーク装置 1 0 0 の構成の変更（例えば、ユニットの追加、削除）のみを行ってもよく、荷重値の調整と構成の変更の両方を行ってもよい。特に、多層ニューラルネットワーク装置では、各層で個別に学習を行ってもよい。

## 【 0 0 6 6 】

以下では、ラベル付き転移元データで学習済みのニューラルネットワーク装置 1 0 0 における転移学習について、複数の態様に基づいて説明する。

10

20

30

40

50

## 【 0 0 6 7 】

( 実施の形態 1 )

実施の形態 1 に係る転移学習装置は、複数の転移元データで学習済のニューラルネットワーク装置の構成や荷重値をそのまま使用しつつ、転移先データの評価項目の各々の評価値を出力するための出力ユニットの割り当てによって、転移先データに適應するための転移学習を行う転移学習装置である。

## 【 0 0 6 8 】

図 4 は、実施の形態 1 に係る転移学習装置 2 0 1 の機能的な構成の一例を示すブロック図である。図 4 には、転移学習装置 2 0 1 と共に、転移学習装置 2 0 1 を用いて構成される転移学習システム 3 0 1、及び複数のラベル付き転移先データを、転移学習装置 2 0 1 から取得可能に保持しているラベル付き転移先データ保持部 4 1 0 が示されている。

10

## 【 0 0 6 9 】

図 4 に示されるように、転移学習システム 3 0 1 は、前述したニューラルネットワーク装置 1 0 0 と転移学習装置 2 0 1 とを備える。転移学習システム 3 0 1 の各部は、例えば、画像プロセッサやマイクロプロセッサが所定のプログラムを実行することにより発揮されるソフトウェア機能として実現されてもよい。

## 【 0 0 7 0 】

ニューラルネットワーク装置 1 0 0 は、構成情報保持部 1 1 0、荷重保持部 1 2 0、データ入力部 1 3 0、データ演算部 1 4 0、及びデータ出力部 1 5 0 を有する。

## 【 0 0 7 1 】

構成情報保持部 1 1 0 は、ニューラルネットワーク装置 1 0 0 が有する層の数及び層ごとに配置されるユニット 1 0 5 の数を表す構成情報を保持している。

20

## 【 0 0 7 2 】

荷重保持部 1 2 0 は、各ユニット 1 0 5 での荷重和計算に用いられる荷重値を表す荷重  $W$  を保持している。

## 【 0 0 7 3 】

データ入力部 1 3 0 は、評価されるべき入力データ  $X$  を受信する。

## 【 0 0 7 4 】

データ演算部 1 4 0 は、前記構成情報によって表されるユニットの配置に従って、荷重  $W$  によって表される荷重値を用いた荷重和演算を行うことにより、入力データ  $X$  が入力ユニットに与えられたときの各ユニットでの荷重和を算出する。

30

## 【 0 0 7 5 】

データ出力部 1 5 0 は、データ演算部 1 4 0 で出力ユニットでの荷重和として算出された評価値を出力データ  $Y$  として送信する。

## 【 0 0 7 6 】

転移学習の前提として、ニューラルネットワーク装置 1 0 0 の構成情報及び荷重  $W$  は、図 4 には示されていない複数のラベル付き転移元データでの学習によってあらかじめ設定され、構成情報保持部 1 1 0 及び荷重保持部 1 2 0 にそれぞれ保持されているとする。また、前記構成情報に従い、ニューラルネットワーク装置 1 0 0 は、転移先データの評価項目と同数以上の出力ユニットを有しているとする。

40

## 【 0 0 7 7 】

転移学習装置 2 0 1 は、転移先データ評価部 2 1 0 及び出力層調整部 2 2 0 を有する。

## 【 0 0 7 8 】

転移先データ評価部 2 1 0 は、複数の転移先データを、ラベル付き転移先データ保持部 4 1 0 から取得し、ニューラルネットワーク装置 1 0 0 に入力することにより、ニューラルネットワーク装置 1 0 0 の各出力ユニットから出力された評価値を取得する。複数の転移先データの各々には、転移元データの評価項目とは異なる 1 以上の評価項目ごとのラベルが付されている。

## 【 0 0 7 9 】

出力層調整部 2 2 0 は、転移先データの前記 1 以上の評価項目の各々の評価値を出力す

50

るための出力ユニットとして、前記出力ユニットのうち当該評価項目のラベルとの差分が最も小さい評価値が取得された頻度がより高い出力ユニットを優先的に割り当てる。割り当ての結果は、評価項目と出力ユニットとの対応を示す情報として、構成情報保持部 110 に記録されてもよい。

【0080】

次に、上述のように構成された転移学習装置 201 の動作の一例について説明する。

【0081】

図 5 は、転移学習装置 201 において実行される転移学習の一例を示すフローチャートである。

【0082】

転移学習装置 201 において、転移先データ評価部 210 は、複数の転移先データを、転移元データで学習済みのニューラルネットワーク装置 100 で評価する (S101)。

【0083】

図 6 は、分類問題でのラベル付き転移先データの一例を示す図である。

【0084】

図 6 の例において、ラベル付き転移先データは、複数の病変画像及び複数の非病変画像であり、各画像には、「病変」及び「非病変」カテゴリの 2 つのラベルが付されている。当該 2 つのラベルのうち、当該画像が分類されるべきカテゴリのラベルのみが 1 であり、他のラベルは 0 である。

【0085】

ニューラルネットワーク装置 100 は、転移先データが入力されるたびに、転移元データでの学習によってあらかじめ設定されている構成情報及び荷重  $W$  に従って、出力ユニットごとの評価値からなる出力データ  $Y = [y_1, y_2, y_3, y_4, y_5]$  を出力する。

【0086】

転移先データ評価部 210 は、複数の転移先データのそれぞれについて出力データ  $Y = [y_1, y_2, y_3, y_4, y_5]$  を取得する。

【0087】

出力層調整部 220 は、評価項目ごとに、当該評価項目のラベル値との差分が最も小さい評価値が取得された出力ユニットの頻度である近似評価値出現頻度の分布を算出する (S102)。

【0088】

図 7 A は、「病変」カテゴリに関する近似評価値出現頻度の分布の一例を示す図である。

【0089】

図 7 A の例では、複数枚の病変画像を評価したときに、5 つの出力ユニットのそれぞれの出力値  $y_1$ 、 $y_2$ 、 $y_3$ 、 $y_4$ 、及び  $y_5$  が、「病変」ラベルの値である 1 に最も近かった回数が、評価した病変画像の枚数に対する比率で表されている。例えば、1000 枚の病変画像を評価したとき、出力値  $y_1$ 、 $y_2$ 、 $y_3$ 、 $y_4$ 、及び  $y_5$  が、それぞれ、800 枚、20 枚、40 枚、40 枚、及び 100 枚の病変画像で 1 に最も近かった場合、図 7 A に示される近似評価値出現頻度の分布が算出される。

【0090】

図 7 B は、「非病変」カテゴリに関する近似評価値出現頻度の分布の一例を示す図である。

【0091】

図 7 B の例では、複数枚の非病変画像を評価したときに、5 つの出力ユニットのそれぞれの出力値  $y_1$ 、 $y_2$ 、 $y_3$ 、 $y_4$ 、及び  $y_5$  が、「非病変」ラベルの値である 1 に最も近かった回数が、評価した非病変画像の枚数に対する比率で表されている。例えば、1000 枚の非病変画像を評価したとき、出力値  $y_1$ 、 $y_2$ 、 $y_3$ 、 $y_4$ 、及び  $y_5$  が、それぞれ、550 枚、20 枚、30 枚、100 枚、及び 300 枚の非病変画像で 1 に最も近かった場合、図 7 B に示される近似評価値出現頻度の分布が算出される。

10

20

30

40

50

## 【0092】

出力層調整部220は、評価項目の各々に異なる1つの出力ユニットを対応付ける組み合わせの中から、対応付けられる出力ユニットでの近似評価値出現頻度の総和がより大きい組み合わせを優先的に選択する(S103)。

## 【0093】

図7A及び図7Bの例では、「病変」及び「非病変」カテゴリの各々に5つの出力ユニットのうち異なる1つの出力ユニットを対応付けるための ${}_5P_2 = 20$ 個の組み合わせが存在する。例えば、「病変」及び「非病変」カテゴリに、それぞれ出力値 $y_1$ 及び $y_5$ を出力する出力ユニットを対応付けるとき、対応付けられる出力ユニットでの近似評価値出現頻度の総和は $0.8 + 0.3 = 1.1$ となる。この値は、他のどの組み合わせによる近似評価値出現頻度の総和よりも大きいので、出力層調整部220は、「病変」及び「非病変」カテゴリに、それぞれ出力値 $y_1$ 及び $y_5$ を出力する出力ユニットを対応付ける組み合わせを選択する。

10

## 【0094】

出力層調整部220は、必ずしも、全ての組み合わせの中から近似評価値出現頻度の総和が最大になる組み合わせを選択しなくても構わない。例えば、評価項目の数と出力ユニットの数によっては、組み合わせの総数が非常に大きくなり、近似評価値出現頻度の総和が最大になる組み合わせを見つけることが事実上できない場合があり得る。そのような場合、出力層調整部220は、限られた組み合わせの中から近似評価値出現頻度の総和がより大きくなる組み合わせを優先的に選択してもよい。

20

## 【0095】

出力層調整部220は、選択された組み合わせによって前記1以上の評価項目の各々に対応付けられる出力ユニットを、当該評価項目の出力ユニットとして割り当てる(S104)。割り当ての結果は、評価項目と出力ユニットとの対応を示す情報として、例えば、ニューラルネットワーク装置100の構成情報保持部110に記憶されてもよい。

## 【0096】

図8は、「病変」及び「非病変」カテゴリに対する出力ユニットの割り当ての一例を示す図である。選択された組み合わせに従って、出力値 $y_1$ 及び $y_5$ を出力する出力ユニットが、それぞれ「病変」及び「非病変」カテゴリの出力ユニットとして割り当てられる。

## 【0097】

このような割り当てによって、ラベルなし転移先データである新たな画像をニューラルネットワーク装置100に入力したときに得られる出力値 $y_1$ 及び $y_5$ が、当該画像の「病変」及び「非病変」カテゴリの評価値としてそれぞれ利用可能になることで、転移先データに適應するための転移学習が行われる。

30

## 【0098】

上記では、分類問題に関する具体例を用いて説明したが、回帰問題においても同様の手順に従って転移学習が行われる。

## 【0099】

図9は、回帰問題でのラベル付き転移先データの一例を示す図である。

## 【0100】

図9の例において、ラベル付き転移先データは、複数のライフログデータであり、各ライフログデータには、「筋力レベル」、「バランス力」、及び「持久力」属性の3つのラベルが付されている。

40

## 【0101】

図10Aは、「筋力レベル」属性に関する近似評価値出現頻度の分布の一例を示す図である。

## 【0102】

図10Bは、「バランス力」属性に関する近似評価値出現頻度の分布の一例を示す図である。

## 【0103】

50

図10Cは、「持久力」属性に関する近似評価値出現頻度の分布の一例を示す図である。

【0104】

図10Aの例では、複数件のライフログデータを評価したときに、5つの出力ユニットのそれぞれの出力値  $y_1$ 、 $y_2$ 、 $y_3$ 、 $y_4$ 、及び  $y_5$  が、当該ライフログデータに付された「筋力レベル」ラベルの値に最も近かった回数が、評価したライフログデータの件数に対する比率で表されている。

【0105】

例えば、1000件のライフログデータを評価したとき、出力値  $y_1$ 、 $y_2$ 、 $y_3$ 、 $y_4$ 、及び  $y_5$  が、それぞれ、250件、550件、100件、50件、及び50件のライフログデータに付された「筋力レベル」ラベルの値に最も近かった場合、図10Aに示される近似評価値出現頻度の分布が算出される。

10

【0106】

図10B及び図10Cの例では、それぞれ「バランス力」ラベル及び「持久力」ラベルについて、同様にして算出された近似評価値出現頻度の分布が示されている。

【0107】

図10A、図10B及び図10Cの例では、「筋力レベル」、「バランス力」及び「持久力」属性の各々に5つの出力ユニットのうち異なる1つの出力ユニットを対応付けるための  ${}_5P_3 = 60$  個の組み合わせが存在する。例えば、「筋力レベル」、「バランス力」及び「持久力」属性に、それぞれ出力値  $y_2$ 、 $y_5$  及び  $y_3$  を出力する出力ユニットを対応付けるとき、対応付けられる出力ユニットでの近似評価値出現頻度の総和は  $0.55 + 0.6 + 0.4 = 1.55$  となる。この値は、他のどの組み合わせによる近似評価値出現頻度の総和よりも大きいので、出力層調整部220は、「筋力レベル」、「バランス力」及び「持久力」属性に、それぞれ出力値  $y_2$ 、 $y_5$  及び  $y_3$  を出力する出力ユニットを対応付ける組み合わせを選択する。

20

【0108】

図11は、「筋力レベル」、「バランス力」及び「持久力」属性に対する出力ユニットの割り当ての一例を示す図である。選択された組み合わせに従って、出力値  $y_2$ 、 $y_5$  及び  $y_3$  を出力する出力ユニットが、それぞれ「筋力レベル」、「バランス力」及び「持久力」属性の出力ユニットとして割り当てられる。

30

【0109】

このような割り当てによって、ラベルなし転移先データである新たなライフログデータをニューラルネットワーク装置100に入力したときに得られる出力値  $y_5$ 、 $y_2$  及び  $y_3$  が、当該ライフログデータの「筋力レベル」、「バランス力」及び「持久力」属性の評価値としてそれぞれ利用可能になることで、転移先データに適応するための転移学習が行われる。

【0110】

以上説明したように、実施の形態1に係る転移学習装置によれば、転移元データでの学習によって設定されたニューラルネットワーク装置100の構成や荷重値をそのまま使用しつつ、転移先データの評価項目の各々の評価値を出力するための出力ユニットの割り当てによって、転移先データに適応するための転移学習が行われる。

40

【0111】

そのため、転移学習の際に、転移先データを利用して前記ニューラルネットワーク装置の構成や荷重値を変更する手間や、前記構成や前記荷重値の変更によって生じ得る過学習や認識精度の低下といった悪影響がない転移学習装置が得られる。

【0112】

なお、実施の形態では説明しなかったが、ニューラルネットワーク装置100に入力される入力データに、正規化、しきい値処理、ノイズ除去、及びデータサイズの統一などを含むデータ整形処理を行ってもよい。正規化は、入力データに限らず、ラベルに対して行ってもよい。データ整形処理は、ニューラルネットワーク装置100及び転移学習装置2

50

01の何れが行ってもよい。データ整形処理を行うことによって、転移元データから転移先データへの整合性の高い転移学習が可能になる。

【0113】

(実施の形態2)

実施の形態2に係る転移学習装置は、実施の形態1で説明した出力ユニットの割り当てに加えて、前記ニューラルネットワーク装置における荷重値を、複数の転移元データで学習済みの荷重値を初期値として、複数のラベル付き転移先データを用いた教師付き学習によって更新する転移学習装置である。

【0114】

図12は、実施の形態2に係る転移学習装置202の機能的な構成の一例を示すブロック図である。図12には、転移学習装置202と共に、転移学習装置202を用いて構成される転移学習システム302が示されている。

10

【0115】

図12に示されるように、転移学習装置202では、実施の形態1の転移学習装置201に荷重調整部232が追加される。以下では、実施の形態1と同一の構成要素には同一の符号を付して適宜説明を省略し、主として実施の形態1から追加された事項について説明する。

【0116】

荷重調整部232は、ニューラルネットワーク装置100の荷重保持部120に保持されている荷重値を、複数の転移元データで学習済みの荷重値を初期値として、転移先データのラベルを用いた教師付き学習によって更新する。

20

【0117】

次に、上述のように構成された転移学習装置202の動作の一例について説明する。

【0118】

図13は、転移学習装置202において実行される転移学習の一例を示すフローチャートである。

【0119】

図13に示されるように、ステップS101~S104で、転移先データの評価項目ごとに出力ユニットが割り当てられる。評価項目ごとに転移先データの評価値を出力するための出力ユニットが割り当てられることで、転移先データのラベルを用いた教師付き学習が可能になる。

30

【0120】

荷重調整部232は、複数のラベル付き転移先データを、ラベル付き転移先データ保持部410から取得する。そして、ニューラルネットワーク装置100における荷重値を、複数の転移元データで学習済みの荷重値を初期値として、取得された複数のラベル付き転移先データを用いた教師付き学習によって更新する(S205)。

【0121】

前述したように、教師付き学習では、例えば、入力データX、荷重W及びラベルを用いて、ラベルと出力データYとの誤差を表す損失関数を定義し、勾配降下法により当該損失関数を減少させる勾配に沿って荷重Wを更新してもよい。

40

【0122】

ニューラルネットワーク装置100が多層ニューラルネットワーク装置である場合は特に、前記教師付き学習を行う前に、`layer-wise pre-training`と呼ばれる教師なし学習によって、荷重値を層ごとに調整してもよい。これにより、その後の教師付き学習によって、より正確な評価ができる荷重Wが得られる。

【0123】

教師なし学習では、例えば、入力データX及び荷重Wを用いて、ラベルに依存しない所定の評価値を表す損失関数を定義し、勾配降下法により当該損失関数を減少させる勾配に沿って荷重Wを更新してもよい。

【0124】

50

また、実施の形態1で説明したように、ニューラルネットワーク装置100に入力される入力データに、正規化、しきい値処理、ノイズ除去、及びデータサイズの統一などを含むデータ整形処理を行ってもよい。正規化は、入力データに限らず、ラベルに対して行ってもよい。データ整形処理は、ニューラルネットワーク装置100及び転移学習装置202の何れが行ってもよい。

#### 【0125】

以上説明したように、実施の形態2に係る転移学習装置202によれば、前記転移先データでの学習により、ニューラルネットワーク装置100における荷重値を、学習済みの荷重値を初期値として更新する。そのため、学習済みの荷重値を用いず、かつ少量の転移先データで学習する場合に起こり得る過学習を抑制できる。

10

#### 【0126】

また、荷重調整部230は、前記転移先データでの学習を、ニューラルネットワーク装置100が有する全てのユニットの荷重値を更新の対象として行ってもよい。

#### 【0127】

このような構成によれば、例えば、多層ニューラルネットワーク装置において上位層に位置するユニットの荷重値のみを更新する場合など、ニューラルネットワーク装置100における荷重値を一部のユニットについてのみ更新する場合に起こり得る認識精度の低下を抑制することができる。

#### 【0128】

(実施の形態3)

20

実施の形態3に係る転移学習装置は、実施の形態1で説明した出力ユニットの割り当てに加えて、前記ニューラルネットワーク装置における荷重値を、複数の転移元データで学習済みの荷重値を初期値として、転移先データの評価項目との関連性が高い転移元データのラベルのみを用いた再学習によって更新する転移学習装置である。

#### 【0129】

図14は、実施の形態3に係る転移学習装置203の機能的な構成の一例を示すブロック図である。図14には、転移学習装置203と共に、転移学習装置203を用いて構成される転移学習システム303、及び複数のラベル付き転移元データを、転移学習装置203から取得可能に保持しているラベル付き転移元データ保持部420が示されている。

#### 【0130】

30

図14に示されるように、転移学習装置203では、実施の形態1の転移学習装置201に荷重調整部233が追加される。以下では、実施の形態1と同一の構成要素には同一の符号を付して適宜説明を省略し、主として実施の形態1から追加された事項について説明する。

#### 【0131】

転移学習の前提として、転移元データ保持部420に保持されている複数の転移元データのそれぞれには、ニューラルネットワーク装置100の出力ユニットの各々に対応するラベルが付されているとする。前記複数のラベル付き転移元データは、ニューラルネットワーク装置100の構成情報及び荷重 $W$ をあらかじめ設定するための学習に用いられた転移元データであってもよい。また、転移元データ420の評価項目とニューラルネットワーク装置100の出力ユニットとの対応を示す情報が、前記複数のラベル付き転移元データでの学習の際に、例えば、ニューラルネットワーク装置100の構成情報保持部110に記憶されているとする。

40

#### 【0132】

荷重調整部233は、ニューラルネットワーク装置100の荷重保持部120に保持されている荷重値を、複数の転移元データで学習済みの荷重値を初期値として、転移元データに付されたラベルのうち、出力層調整部220によって割り当てられた出力ユニットに対応するラベルである、関連ラベルのみを用いた教師付き学習をさらに行うことによって更新する。

#### 【0133】

50



次に、上述のように構成された転移学習装置 203 の動作の一例について説明する。

【0134】

図15は、転移学習装置 203 において実行される転移学習の一例を示すフローチャートである。

【0135】

図15に示されるように、ステップ S101 ~ S104 で、転移先データの評価項目ごとに出力ユニットが割り当てられる。

【0136】

荷重調整部 233 は、複数のラベル付き転移元データを、ラベル付き転移元データ保持部 420 から取得する。そして、ニューラルネットワーク装置 100 における荷重値を、複数の転移元データで学習済みの荷重値を初期値として、取得された複数の転移元データの前記関連ラベルのみを用いた教師付き学習によって更新する (S305)。

10

【0137】

図16は、分類問題での転移元データの関連ラベルの一例を示す図である。

【0138】

図16の例において、転移元データの関連ラベルは、図8に示される出力ユニットの割り当てに基づいて、出力値  $y_1$  及び  $y_5$  を出力する出力ユニットにそれぞれ対応する「TV」及び「車」ラベルである。

【0139】

荷重調整部 233 は、「TV」、「時計」、「椅子」、「机」及び「車」ラベルのうち、「TV」及び「車」ラベルのみを用いる教師付き学習によって、ニューラルネットワーク装置 100 における荷重  $W$  を調整する。

20

【0140】

分類問題での前記教師付き学習では、「TV」及び「車」ラベルのみを用いることから、「時計」、「椅子」又は「机」ラベルが1である「時計」、「椅子」及び「机」カテゴリの転移前データは用いられず、「TV」及び「車」カテゴリの転移前データのみが用いられる。

【0141】

前記教師付き学習では、例えば、入力データ  $X$ 、荷重  $W$ 、並びに「TV」及び「車」ラベルを用いて、「TV」及び「車」ラベルと出力データ  $Y$  の要素値  $[y_1, y_5]$  との誤差を表す損失関数を定義し、勾配降下法により当該損失関数を減少させる勾配に沿って荷重  $W$  を更新してもよい。

30

【0142】

前記教師付き学習は、ニューラルネットワーク装置 100 から「時計」、「椅子」及び「机」カテゴリの出力ユニットが削除された、図16のニューラルネットワーク装置 100 で学習を行うことと、実質的に等しい。すなわち、「時計」、「椅子」及び「机」ラベルによる拘束なしに荷重  $W$  が更新されるので、「時計」、「椅子」及び「机」ラベルがノイズとなることで生じる認識精度の低下を抑制する効果が得られる。当該効果は、出力層調整部 220 によって割り当てられなかった出力ユニットの数が多いほど、つまり、ノイズになり得るラベルの数が多いほど、より顕著に発揮される。

40

【0143】

上記では、分類問題に関する具体例を用いて説明したが、回帰問題においても同様の手順に従って関連ラベルのみを用いる教師付き学習が行われる。

【0144】

図17は、回帰問題での転移元データの関連ラベルの一例を示す図である。

【0145】

図17の例において、転移元データの関連ラベルは、図11に示される出力ユニットの割り当てに基づいて、出力値  $y_2$ 、 $y_3$  及び  $y_5$  を出力する出力ユニットにそれぞれ対応する「体重」、「体脂肪」及び「年齢」ラベルである。

【0146】

50

荷重調整部 233 は、「身長」、「体重」、「体脂肪」、「体水分量」及び「年齢」ラベルのうち、「体重」、「体脂肪」及び「年齢」ラベルのみを用いる教師付き学習によって、ニューラルネットワーク装置 100 における荷重  $W$  を調整する。

【0147】

回帰問題での前記教師付き学習では、全ての転移前データが用いられる。

【0148】

また、前記教師付き学習では、例えば、入力データ  $X$ 、荷重  $W$ 、並びに「体重」、「体脂肪」及び「年齢」ラベルを用いて、「体重」、「体脂肪」及び「年齢」ラベルと出力データ  $Y$  の要素値  $[y_2, y_3, y_5]$  との誤差を表す損失関数を定義し、勾配降下法により当該損失関数を減少させる勾配に沿って荷重  $W$  を更新してもよい。

10

【0149】

前記教師付き学習は、ニューラルネットワーク装置 100 から「身長」及び「体水分量」カテゴリの出力ユニットが削除された、図 17 のニューラルネットワーク装置 100 で学習を行うことと、実質的に等しい。すなわち、「身長」及び「体水分量」ラベルによる拘束なしに荷重  $W$  が更新されるので、「身長」及び「体水分量」ラベルがノイズとなることで生じる認識精度の低下を抑制する効果が得られる。当該効果は、出力層調整部 220 によって割り当てられなかった出力ユニットの数が多いほど、つまり、ノイズになり得るラベルの数が多いほど、より顕著に発揮される。

【0150】

なお、分類問題及び回帰問題の何れの場合も、実施の形態 1 で説明したように、ニューラルネットワーク装置 100 に入力される入力データに、正規化、しきい値処理、ノイズ除去及びデータサイズの統一などを含むデータ整形処理を行ってもよい。正規化は、入力データに限らず、ラベルに対して行ってもよい。データ整形処理は、ニューラルネットワーク装置 100 及び転移学習装置 203 の何れが行ってもよい。

20

【0151】

また、上述の関連ラベルのみを用いる教師付き学習を行う際に、ニューラルネットワーク装置 100 の構成情報を変更することにより、出力層調整部 220 によって割り当てられなかった出力ユニットを削除しても構わない。

【0152】

以上説明したように、実施の形態 3 に係る転移学習装置 203 によれば、複数の転移元データで学習済みの荷重値を、転移先データの評価項目との関連性が高い転移元データのラベルのみを用いた再学習によって更新することができる。これにより、転移元データの評価項目との関連性が低い転移元データのラベルがノイズとなることで生じる認識精度の低下を抑制することができる。

30

【0153】

なお、上述した転移元データの関連ラベルのみを用いた再学習に、実施の形態 1 で説明した出力ユニットの割り当てと、実施の形態 2 で説明した転移先データでの学習とを組み合わせてもよい。例えば、転移元データで学習済みのニューラルネットワークで転移先データを評価することによって出力ユニットの割り当てを行った上で、転移元データの関連ラベルのみを用いた再学習を行い、その後、転移先データでの学習を行ってもよい。

40

【0154】

(実施の形態 4)

実施の形態 4 に係る転移学習装置は、実施の形態 1 で説明した出力ユニットの割り当て、及び実施の形態 2 で説明した転移先データでの学習に加えて、前記ニューラルネットワーク装置において、少なくとも転移先データに適応するための転移学習が不足していることを検出する転移学習装置である。実施の形態 4 では、学習不足が検出されたときに行われる追加学習についても説明する。

【0155】

前記学習不足の検出及び前記追加学習は、一例として、前記出力ユニットの割り当て及び前記転移先データでの学習の後、カテゴリや属性値を評価するために与えられる新たな

50

ラベルなし転移先データに対して行われてもよい。

【0156】

図18は、実施の形態4に係る転移学習装置の機能的な構成の一例を示すブロック図である。図18には、転移学習装置204と共に、転移学習装置204を用いて構成される転移学習システム304、複数のラベルなし転移先データを転移学習装置204から取得可能に保持しているラベルなし転移先データ保持部430、及びユーザーにデータを提示しユーザーからデータを受け付けるためのユーザーインターフェース部440が示されている。

【0157】

図18に示されるように、転移学習装置204では、実施の形態2の転移学習装置202と比べて、荷重調整部234が変更され、学習不足検出部240及び正解取得部250が追加される。以下では、実施の形態1及び実施の形態2と同一の構成要素には同一の符号を付して適宜説明を省略し、主として実施の形態1及び実施の形態2から追加された事項について説明する。

【0158】

学習不足検出部240は、1以上のラベルなし転移先データをニューラルネットワーク装置100に入力することにより、出力層調整部220によって割り当てられなかった出力ユニットである、非関連ユニットから出力された評価値を取得する。そして、当該評価値が基準範囲から逸脱することにより学習不足を検出する。

【0159】

前記基準範囲には、前記非関連ユニットの出力値と矛盾する値の範囲が用いられ得る。前記学習不足を検出する前に、例えば、前記転移先データでの学習の際に、前記非関連ユニットの出力値が0などの特定の値になるように、ニューラルネットワーク装置100を学習しておいてもよい。その場合、前記評価値が当該特定の値を含む基準範囲から逸脱する(例えば、所定のしきい値を上回る)ことにより、学習不足が検出される。

【0160】

正解取得部250は、学習不足検出部240によって、ラベルなし転移先データについて学習不足が検出された場合、ユーザーインターフェース440を介して、前記ラベルなし転移先データ、又は後述する前記ラベルなし転移先データの連想データをユーザーに提示し、前記ラベルなし転移先データに対応するラベルをユーザーから受け付ける。正解取得部250は、前記ラベルなし転移先データにユーザーから受け付けた前記ラベルを付してラベル付き転移先データとし、ラベル付き転移先データ保持部410に記録してもよい。

【0161】

荷重調整部234は、ユーザーから受け付けたラベルとラベルなし転移先データとを用いた教師付き学習によってニューラルネットワーク装置100の荷重値を更新する。

【0162】

ユーザーインターフェース部440は、例えば、ディスプレイ、タッチパネル、キーボード、マウスなどを用いて構成されてもよい。

【0163】

次に、上述のように構成された転移学習装置203の動作の一例について説明する。

【0164】

図19は、転移学習装置204において実行される転移学習の一例を示すフローチャートである。

【0165】

図19に示されるように、ステップS101~S104で、転移先データの評価項目ごとに出力ユニットが割り当てられ、ステップS205で、転移先データでの学習が行われる。

【0166】

学習不足検出部240は、ラベルなし転移先データ保持部430から1以上の転移先デ

10

20

30

40

50

ータを取得してニューラルネットワーク装置 100 に入力することにより、非関連ユニットから出力された評価値を取得する (S406)。そして、当該評価値が基準範囲から逸脱することによりニューラルネットワーク装置 100 の学習不足を検出する (S407)。

#### 【0167】

正解取得部 250 は、前記評価値の前記基準範囲からの逸脱 (つまり学習不足) が検出された場合 (S407 で YES)、ユーザーインターフェース部 440 を介して、前記評価値が逸脱した前記転移先データ又は前記転移先データの連想情報をユーザーに提示することにより、ユーザーから転移先データに対応するラベルを受け付ける (S408)。

#### 【0168】

荷重調整部 234 は、ユーザーから受け付けた前記ラベルと、前記ラベルなし転移先データとを用いた教師付き学習によってニューラルネットワーク装置 100 の荷重値を更新する (S409)。

#### 【0169】

図 20 は、ユーザーインターフェース部 440 を介してユーザーに提示される選択画面の一例を示す図である。画像群 503、505 には、それぞれラベル付き転移先データ保持部 410 に保持されている病変画像、非病変画像が含まれる。また、画像 504、506 は、画像群 503、505 の中からそれぞれ 1 つずつ、ユーザーによって選択された画像の拡大画像である。画像 502 は、非関連ユニットでの評価値が基準範囲から逸脱したラベルなし転移先データ (以下、入力画像 502 とする) である。

#### 【0170】

ユーザーは、入力画像 502 と同じカテゴリに分類されると考えられる画像を画像群 503、505 の中から選択し、決定ボタン 507 を押下する。決定ボタン 507 が押下されると、入力画像 502 に、選択された画像に付されているラベルを付したラベル付き転移先データが、ラベル付き転移先データ保持部 410 に保持される。

#### 【0171】

また、再学習ボタン 508 が押下されると、ラベル付き転移先データ保持部 410 に保持されたラベル付き転移先データを利用して、ニューラルネットワーク装置 100 における荷重の再調整が実施される。

#### 【0172】

決定ボタン 507 を押下することによって、新たなラベル付き転移先データがラベル付き転移先データ保持部 410 に保持されるため、再学習ボタン 508 を押下して荷重の再調整を実施することにより、これまで分類に失敗していたラベルなし転移先データについても、より正確な分類ができるようになる。

#### 【0173】

次に、ラベルなし転移先データが、前述したライフログデータのような加速度や角速度などの時系列値である場合について説明する。ライフログデータは、上述の画像情報とは異なり、ユーザーに提示しても、ユーザーが「筋力レベル」、「バランス力」、及び「持久力」などのラベル値を直接指定することは困難である。

#### 【0174】

そこで、ラベル付き転移先データ保持部 410 に、ラベル以外にもユーザーが転移先データのラベルを推測するために参照する連想データを付したライフログデータを保持しておき、当該連想データをユーザーに提示することで、ユーザーによるラベルの指定を支援する。

#### 【0175】

連想データとしては、一例として、ワークフローデータが利用される。ワークフローデータとは、例えば、医療機関のリハビリテーション業務において計測される、バランススケールなどの評価値のことを指す。

#### 【0176】

図 21 は、ワークフローデータの一例を示す図である。図 21 のワークフローデータは

10

20

30

40

50

、患者の運動機能に関する複数のテスト項目で構成され、これらのテスト項目の結果に応じて患者の転倒リスクなどが評価される。

【0177】

ライフログデータのような、ユーザーがラベルを直接指定することが困難な転移先データには、ワークフローデータの各テスト項目の結果値（例えば「はい」又は「いいえ」）のような連想データを付して、ラベル付き転移先データ保持部410に保持しておく。

【0178】

図22は、ユーザーインターフェース部440を介してユーザーに提示される選択画面の一例を示す図である。図22の例では、学習不足が検出された1つのラベルなし転移先データに関する情報が表示されている。前記ラベルなし転移先データは、例えばライフログデータであってもよいが、当該ライフログデータ自体は画面には表示されていない。

10

【0179】

テスト項目601は、前記ワークフローデータのテスト項目の中からユーザーによって選択された1以上のテスト項目である。ユーザーは、前記ラベルなし転移先データが測定された患者に、例えば、テスト項目601の各々を実施してもらうか、又は問診を行うことにより、各テスト項目の結果値604を連想データとして入力する。

【0180】

例えば「第1項目：はい」、「第2項目：はい」、「第3項目：いいえ」が入力されたとする。

【0181】

当該入力に応じて、正解取得部250は、ラベル付き転移先データ保持部410に保持されているラベル付き転送先データの中から、入力されたテスト項目の結果値604と同一の連想データが付されている1以上のラベル付き転移先データを取得する。正解取得部250は、入力されたテスト項目の結果値604と近似の（つまり、差分が所定のしきい値よりも小さい）連想データが付されている1以上のラベル付き転移先データを取得してもよい。

20

【0182】

正解取得部250は、取得された転移先データに付されたラベルを含むラベル群605を、ユーザーインターフェース部440を介して、ユーザーに提示する。ラベルチャート606には、ラベル群605の中からユーザーによって選択されたラベルがチャートの形式で表示される。

30

【0183】

項目追加ボタン602を押下するとテスト項目601が追加され、項目削除ボタン603ボタンを押下するとテスト項目601が削除される。これらは、表示されているテスト項目601に従って表示されるラベル群605に過不足がある場合に利用する。

【0184】

ユーザーは、学習不足が検出されたラベルなし転移先データの正しい属性値に最も近いと考えられるラベルを、ラベル群605の中から選択し、決定ボタン607を押下する。決定ボタン607が押下されると、前記ラベルなし転移先データに、選択されたラベルを付したラベル付き転移先データが、転移先データ保持部410に保持される。

40

【0185】

また、再学習ボタン608が押下されると、ラベル付き転移先データ保持部410に保持されたラベル付き転移先データを利用して、ニューラルネットワーク装置100における荷重の再調整が実施される。

【0186】

決定ボタン607を押下することによって、新たなラベル付き転移先データがラベル付き転移先データ保持部410に保持されるため、再学習ボタン608を押下して荷重の再調整を実施することにより、これまで回帰に失敗していたラベルなし転移先データについても、より正確な回帰ができるようになる。

【0187】

50

以上説明したように、学習不足が検出された1つのラベルなし転移先データ、又は当該1つのラベルなし転移先データの連想データをユーザーに提示して、ユーザーから当該1つのラベルなし転移先データのラベルを受け付けることにより、学習不足に対処するための追加的な学習を行うことが可能になる。

【0188】

特に、ラベルなし転移先データのラベルを直接的に指定することが困難な場合に、ユーザーは、前記連想データに基づいて転移先データのラベルを指定することによって、当該ラベルと前記ラベルなし転移先データとを用いて追加的な学習を行うことができる。

【0189】

次に、学習不足が検出された複数のラベルなし転移先データに一括して、共通のラベルを指定する場合について説明する。以下では、同じ1つの非関連ユニットから出力された評価値が前記基準範囲から逸脱した複数のラベルなし転移先データ、又は当該複数のラベルなし転移先データの連想データをユーザーに提示して、ユーザーから当該複数のラベルなし転移先データに共通するラベルを受け付ける例について説明する。

10

【0190】

図23は、ユーザーインターフェース部440を介してユーザーに提示される選択画面の一例を示す図である。画像群501には、同じ1つの非関連ユニットから出力された評価値が前記基準範囲から逸脱した画像が含まれる。画像群503、505には、それぞれラベル付き転移先データ保持部410に保持されている病変画像、非病変画像が含まれる。また、画像502、504、506は、画像群501、503、505の中からそれぞれ1つずつ、ユーザーによって選択された画像の拡大画像である。

20

【0191】

これらの画像をユーザーが観察し、画像群501に含まれるすべての画像が、単一のカテゴリに分類されると判断できる場合、当該カテゴリの画像を画像群503、505の中から選択し、決定ボタン507を押下する。決定ボタン507が押下されると、画像群501に含まれる画像の各々に、選択された画像のラベルを付したラベル付き転移先データが、転移先データ保持部410に保持される。

【0192】

また、再学習ボタン508が押下されると、ラベル付き転移先データ保持部410に保持されたラベル付き転移先データを利用して、ニューラルネットワーク装置100における荷重の再調整が実施される。このとき、出力層調整部220にて、画像群501に含まれる画像に対して前記基準範囲から逸脱した評価値を出力した非関連ユニットを削除し、その後、荷重の再調整を行ってもよい。

30

【0193】

上記の内容は分類問題の場合である。次に、回帰問題の場合について説明する。

【0194】

図24は、ユーザーインターフェース部440を介してユーザーに提示される選択画面の一例を示す図である。図24の例では、同じ1つの非関連ユニットから出力された評価値が前記基準範囲から逸脱した2つのラベルなし転移先データに関する情報が、画面の左右に並べて表示されている。前記ラベルなし転移先データは、例えばライフログデータであってもよいが、当該ライフログデータ自体は画面には表示されていない。

40

【0195】

テスト項目611、621は、前記ワークフローデータのテスト項目の中からユーザーによって選択された1以上のテスト項目であり、連想データの一例である。ユーザーは、各々のラベルなし転移先データが測定された患者に、例えば、テスト項目611、621の各々を実施してもらうか、又は問診を行うことにより、各テスト項目の結果値614、624を入力する。

【0196】

当該入力に応じて、入力されたテスト項目の結果値614と同一又は近似の連想データが付されている1以上のラベル付き転移先データが取得され、当該1以上の転移先データ

50

に付されたラベルを含むラベル群 6 1 5 が表示される。また、入力されたテスト項目の結果値 6 2 4 と同一又は近似の連想データが付されている 1 以上のラベル付き転移先データが取得され、当該 1 以上の転移先データに付されたラベルを含むラベル群 6 2 5 が表示される。

【 0 1 9 7 】

ラベルチャート 6 1 3、6 2 3 には、それぞれ、ラベル群 6 1 5、6 2 5 の中からユーザーによって選択されたラベルがチャートの形式で表示される。

【 0 1 9 8 】

ユーザーは、前記 2 つのラベルなし転移先データに共通する正しい属性値に最も近いと考えられる 1 つのラベルを、ラベル群 6 1 5、6 2 5 の中から選択し、決定ボタン 6 0 7 を押下する。決定ボタン 6 0 7 が押下されると、前記 2 つのラベルなし転移先データの各々に、選択されたラベルを付したラベル付き転移先データが、転移先データ保持部 4 1 0 に保持される。

10

【 0 1 9 9 】

また、再学習ボタン 6 0 8 が押下されると、ラベル付き転移先データ保持部 4 1 0 に保持されたラベル付き転移先データを利用して、ニューラルネットワーク装置 1 0 0 における荷重の再調整が実施される。このとき、出力層調整部 2 2 0 にて、前記 2 つのラベルなし転移先データに対して前記基準範囲から逸脱した評価値を出力した非関連ユニットを削除し、その後、荷重の再調整を行ってもよい。

【 0 2 0 0 】

このような構成によれば、ユーザーは、学習不足が検出された際に提示される、ラベルなし転移先データ、又は当該転移先データの連想データを見ながら、インタラクティブに正しいラベルを指定することができる。そして、当該ラベルを用いた追加学習による荷重値の再調整を行い、また、誤った特徴抽出が行われている可能性がある非関連項目を逐次的に削除することもできる。

20

【 0 2 0 1 】

以上、本発明の実施の形態に係る転移学習装置について説明したが、本発明はこれら実施の形態に限定されるものではない。

【 0 2 0 2 】

例えば、転移学習システム 3 0 1 は、コンピュータを利用して実現することも可能である。図 2 5 は、転移学習システム 3 0 1 を実現するためのハードウェア構成を示すブロック図である。

30

【 0 2 0 3 】

転移学習システム 3 0 1 は、コンピュータ 7 0 0 とコンピュータ 7 0 0 に指示を与えるためのキーボード 7 1 1 およびマウス 7 1 2 と、コンピュータ 7 0 0 の演算結果等の情報を提示するためのディスプレイ 7 1 0 と、コンピュータ 7 0 0 で実行されるプログラムを読み取るための ODD (Optical Disk Drive) 7 0 8 とを含む。

【 0 2 0 4 】

転移学習システム 3 0 1 が実行するプログラムは、コンピュータで読み取り可能な光記憶媒体 7 0 9 に記憶され、ODD 7 0 8 で読み取られる。または、コンピュータネットワークを通じて NIC 7 0 6 で読み取られる。

40

【 0 2 0 5 】

コンピュータ 7 0 0 は、CPU (Central Processing Unit) 7 0 1 と、ROM (Read Only Memory) 7 0 4 と、RAM (Random Access Memory) 7 0 3 と、HDD (Hard Disk Drive) 7 0 5 と、NIC (Network Interface Controller) 7 0 6 と、バス 7 0 7 とを含む。

【 0 2 0 6 】

さらに、コンピュータ 7 0 0 は、高速演算を行うために GPU (Graphics Processing Unit) 7 0 2 を含んでもよい。

50

## 【0207】

CPU701とGPU702は、ODD708またはNIC706を介して読み取られたプログラムを実行する。ROM704は、コンピュータ700の動作に必要なプログラムやデータを記憶する。RAM703は、プログラム実行時のパラメータなどのデータを記憶する。HDD705は、プログラムやデータなどを記憶する。NIC706は、コンピュータネットワークを介して他のコンピュータとの通信を行う。バス707は、CPU701、ROM704、RAM703、HDD705、NIC706、ディスプレイ710、キーボード711、マウス712およびODD708を相互に接続する。なお、コンピュータ700に接続されているキーボード711、マウス712およびODD708は、例えばディスプレイ710がタッチパネルになっている場合やNIC706を利用する場合には、取り外してもよい。

10

## 【0208】

さらに、上記の各装置を構成する転移学習システム301の構成要素の一部または全ては、1個のシステムLSI(Large Scale Integration:大規模集積回路)から構成されているとしてもよい。システムLSIは、複数の構成部を1個のチップ上に蓄積して製造された超多機能LSIであり、具体的には、マイクロプロセッサ、ROM、RAMなどを含んで構成されるコンピュータシステムである。RAMには、コンピュータプログラムが記憶されている。マイクロプロセッサが、コンピュータプログラムに従って動作することにより、システムLSIは、その機能を達成する。

20

## 【0209】

さらにまた、上記の各装置を構成する構成要素の一部または全ては、各装置に着脱可能なICカードまたは単体モジュールから構成されているとしてもよい。ICカードまたはモジュールは、マイクロプロセッサ、ROM、RAMなどから構成されるコンピュータシステムである。ICカードまたはモジュールは、上記の超多機能LSIを含むとしてもよい。マイクロプロセッサが、コンピュータプログラムに従って動作することにより、ICカードまたはモジュールは、その機能を達成する。このICカードまたはこのモジュールは、耐タンパ性を有するとしてもよい。

## 【0210】

また、本発明は、上記に示す方法であるとしてもよい。また、これらの方法をコンピュータにより実現するコンピュータプログラムを含んでもよいし、前記コンピュータプログラムからなるデジタル信号を含んでもよい。

30

## 【0211】

さらに、本発明は、上記コンピュータプログラムまたは上記デジタル信号をコンピュータ読み取り可能な非一時的な記憶媒体、例えば、フレキシブルディスク、ハードディスク、CD-ROM、MO、DVD、DVD-ROM、DVD-RAM、BD(Blu-ray(登録商標)Disc)、半導体メモリなどに記憶したものを含んでもよい。また、これら非一時的な記憶媒体に記録されている上記デジタル信号を含んでもよい。

## 【0212】

また、本発明は、上記コンピュータプログラムまたは上記デジタル信号を、電気通信回線、無線または有線通信回路、インターネットを代表とするネットワーク、データ放送等を経由して伝送するものとしてもよい。

40

## 【0213】

また、上記プログラムまたは上記デジタル信号を上記非一時的な記憶媒体に記録して移送することにより、または上記プログラムまたは上記デジタル信号は上記ネットワーク等を経由して移送することにより、独立した他のコンピュータシステムにより実施するとしてもよい。

## 【0214】

また、本発明は、図26のように、コンピュータ700以外にも別途データサーバ800を構築し、そのサーバ上にメモリ等の保存すべきデータを置き、上記ネットワーク等を経由してその情報をコンピュータ700が読み出してもよい。また、データサーバ800

50



から情報を読み出す、コンピュータ700は1台である必要はなく、複数であってもよい。その際、各コンピュータ700が転移学習システム301の構成要素の一部をそれぞれ実施してもよい。

【0215】

さらに、上記実施の形態および上記変形例をそれぞれ組み合わせるとしてもよい。

【0216】

今回開示された実施の形態は全ての点で例示であって制限的なものではないと考えられるべきである。本発明の範囲は上記した説明ではなく、請求の範囲によって示され、請求の範囲と均等の意味および範囲内での全ての変更が含まれることが意図される。

【産業上の利用可能性】

10

【0217】

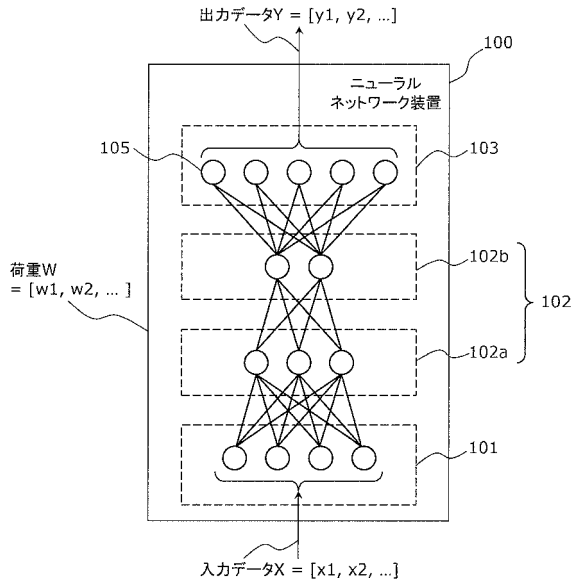
本発明によると、過学習とデータセットの組み合わせによる負の転移に左右されないデータ学習を実施することができる。このため、本発明は、画像やセンサ値を認識・分類するデータ学習装置に利用可能である。

【符号の説明】

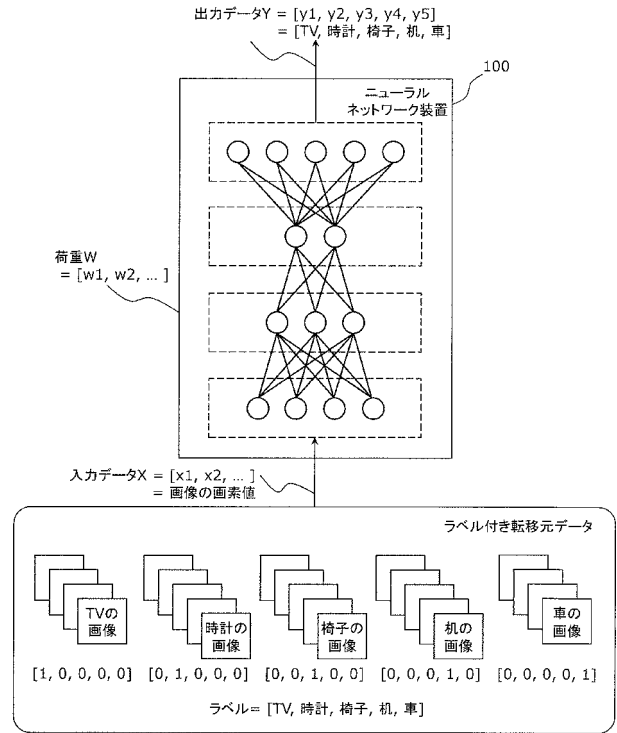
【0218】

100	ニューラルネットワーク装置	
101	入力層	
102、102a、102b	隠れ層	
103	出力層	20
105	ユニット	
110	構成情報保持部	
120	荷重保持部	
130	データ入力部	
140	データ演算部	
150	データ出力部	
201、202、203、204	転移学習装置	
210	転移先データ評価部	
220	出力層調整部	
230、232、233、234	荷重調整部	30
240	学習不足検出部	
250	正解取得部	
301、302、303、304	転移学習システム	
410	ラベル付き転移先データ保持部	
420	ラベル付き転移元データ保持部	
430	ラベルなし転移先データ保持部	
440	ユーザーインターフェース部	

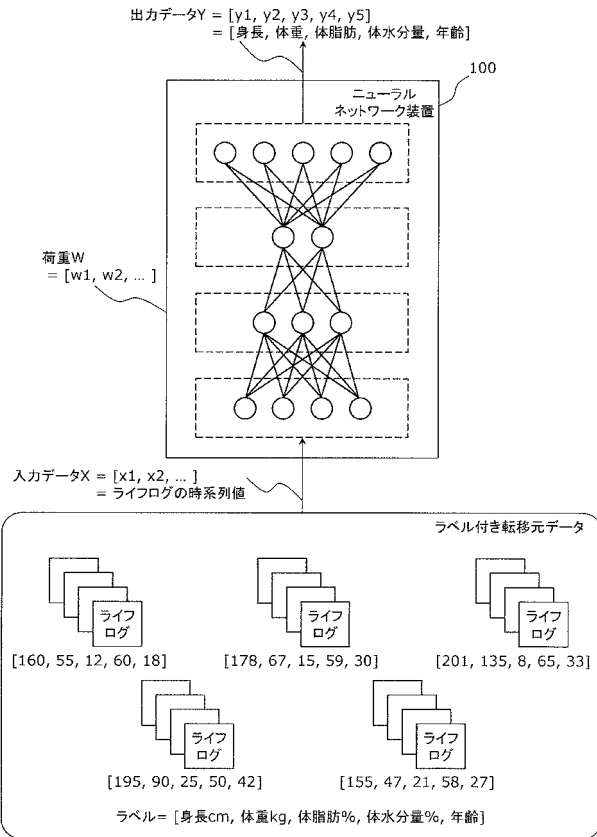
【図1】



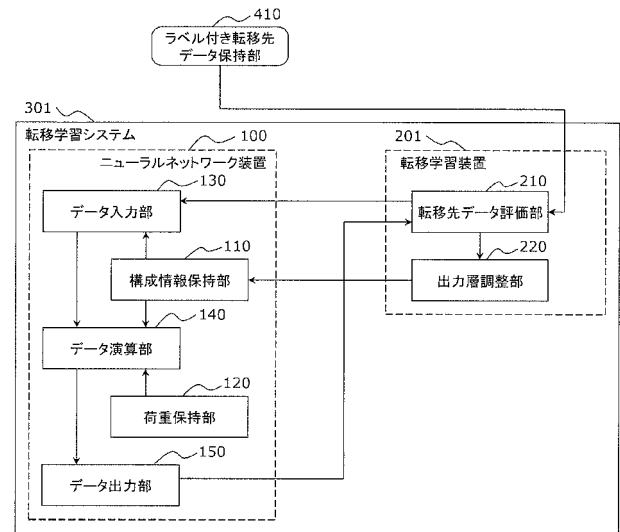
【図2】



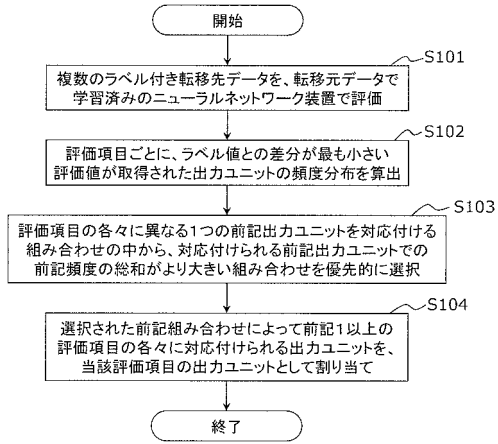
【図3】



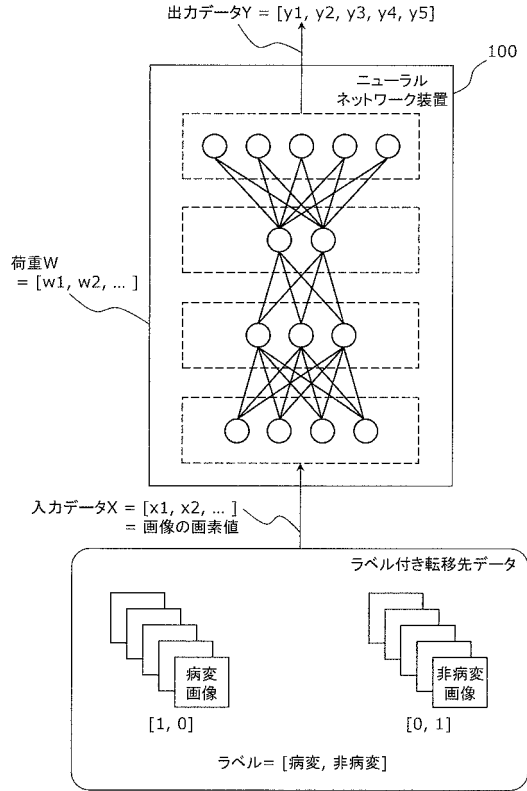
【図4】



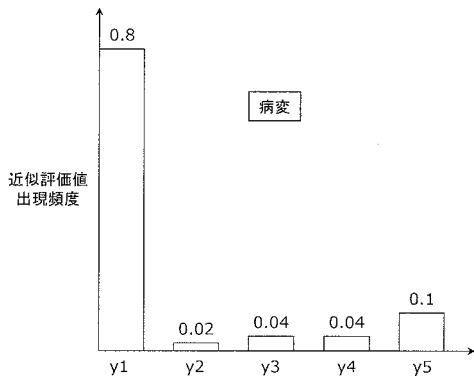
【 図 5 】



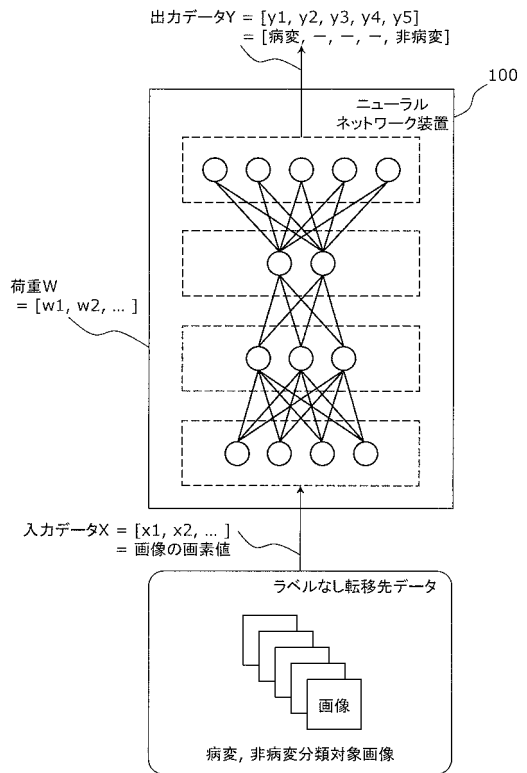
【 図 6 】



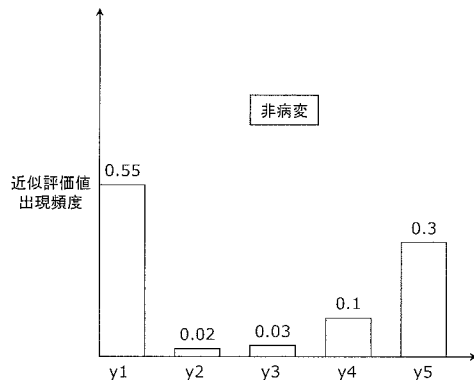
【 図 7 A 】



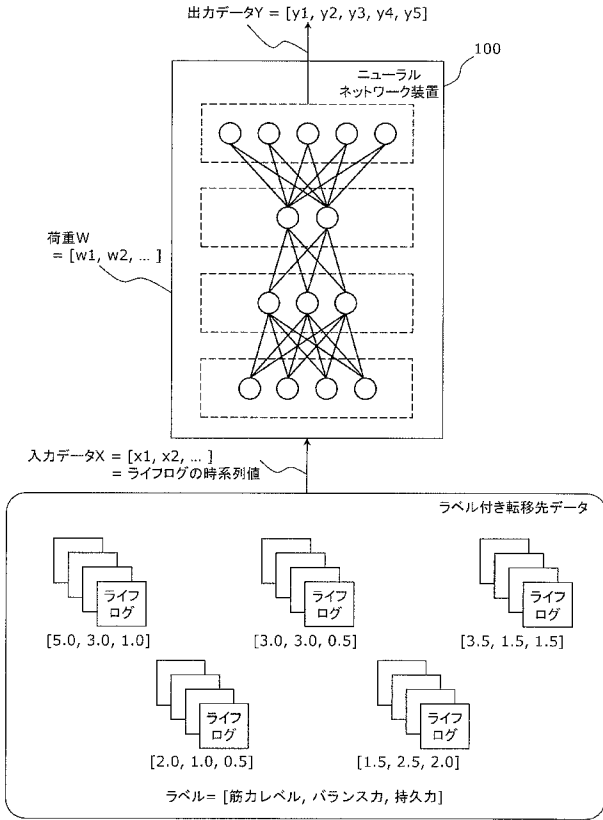
【 図 8 】



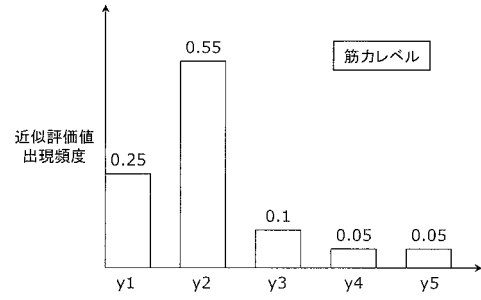
【 図 7 B 】



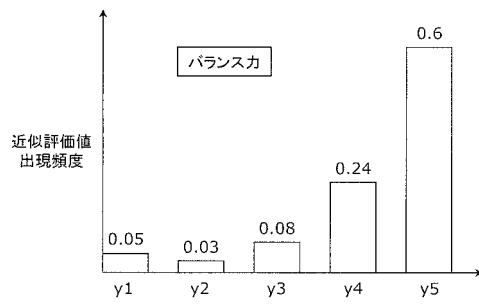
【図9】



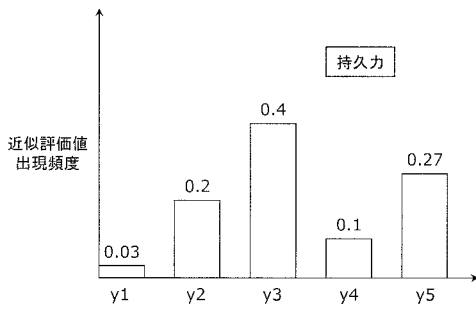
【図10A】



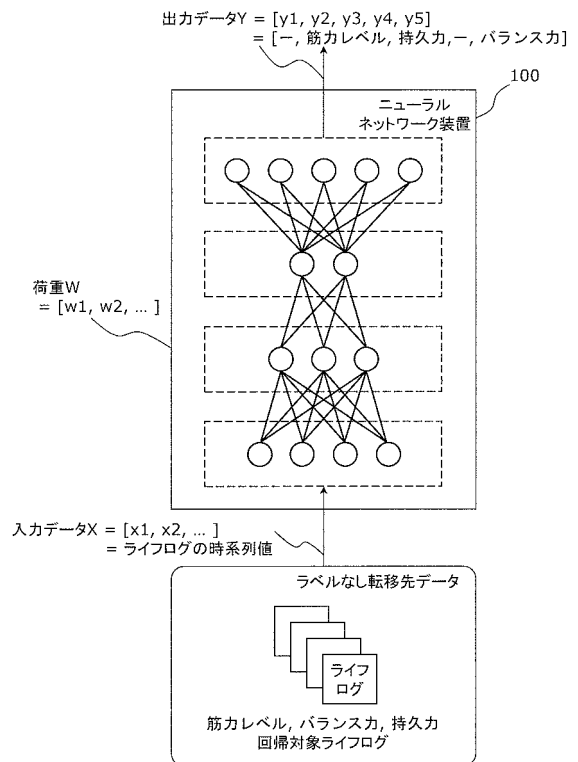
【図10B】



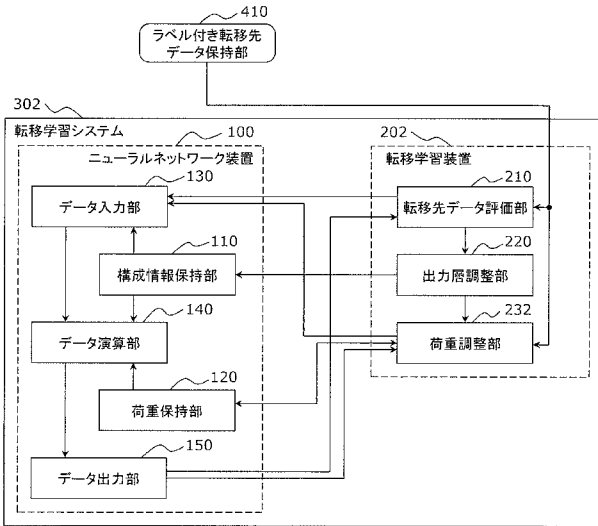
【図10C】



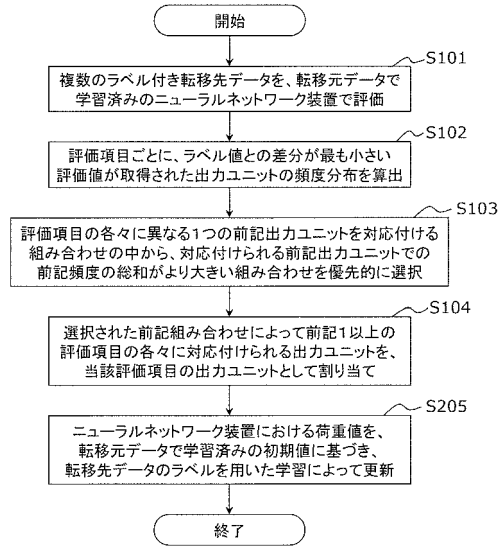
【図11】



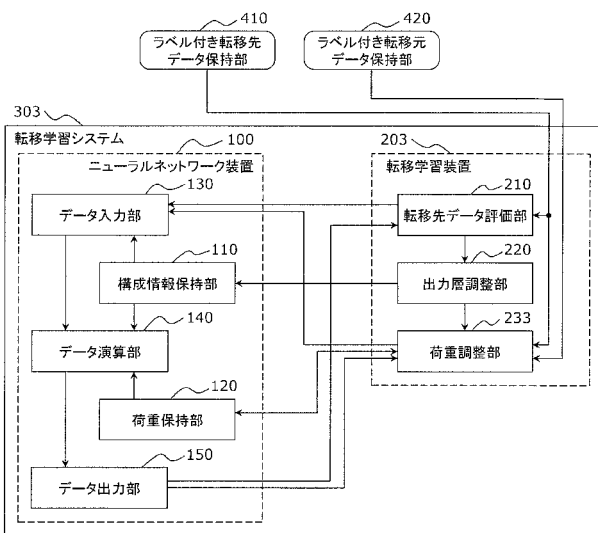
【図 1 2】



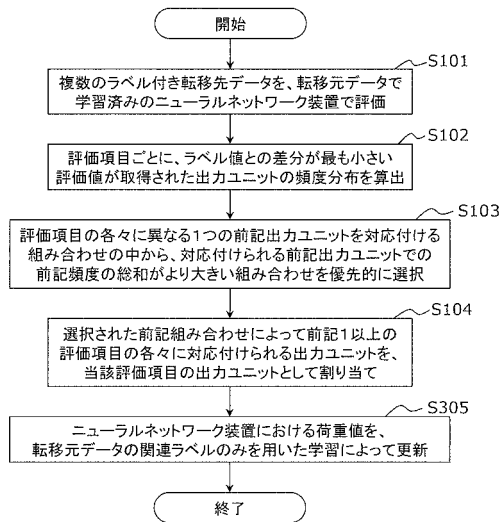
【図 1 3】



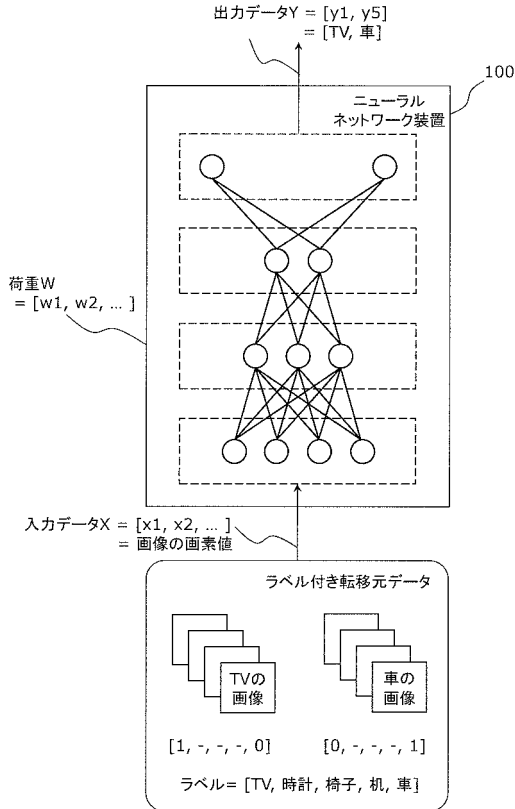
【図 1 4】



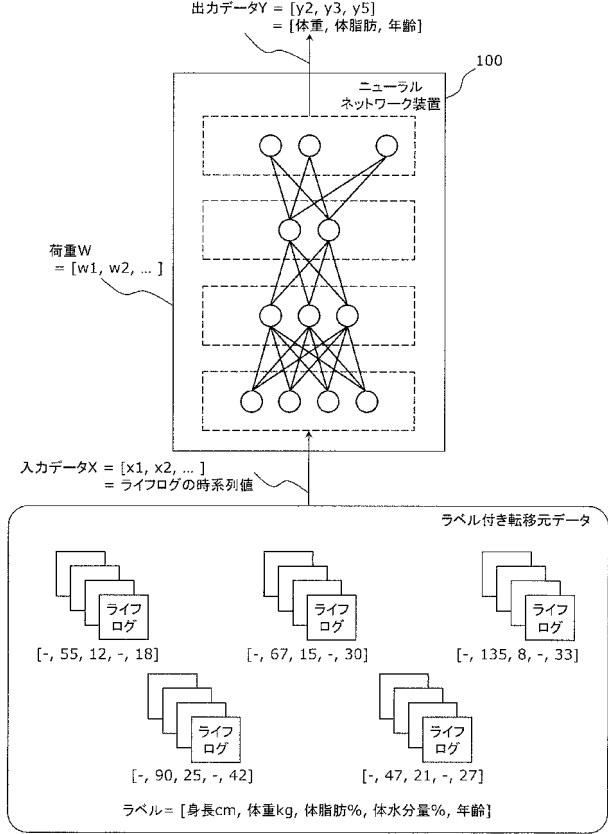
【図 1 5】



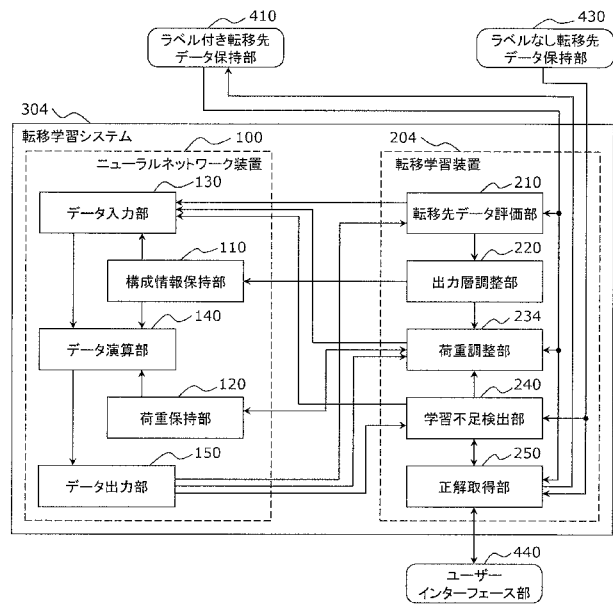
【図16】



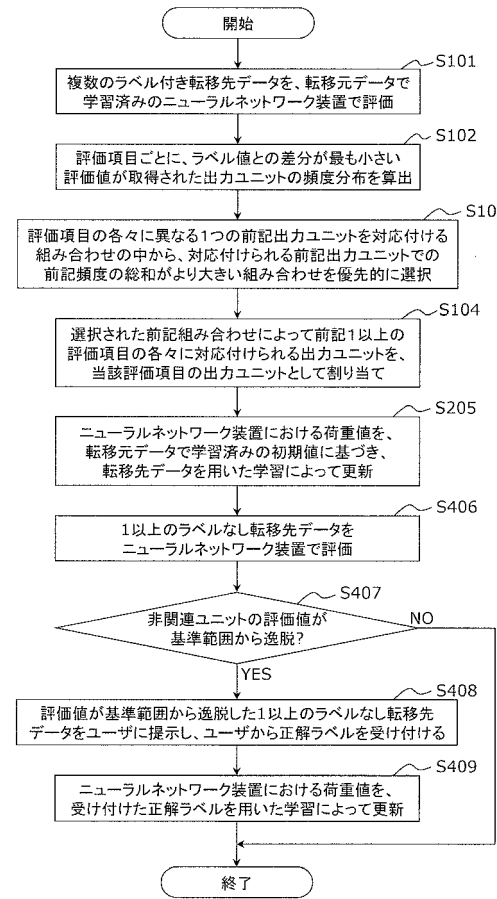
【図17】



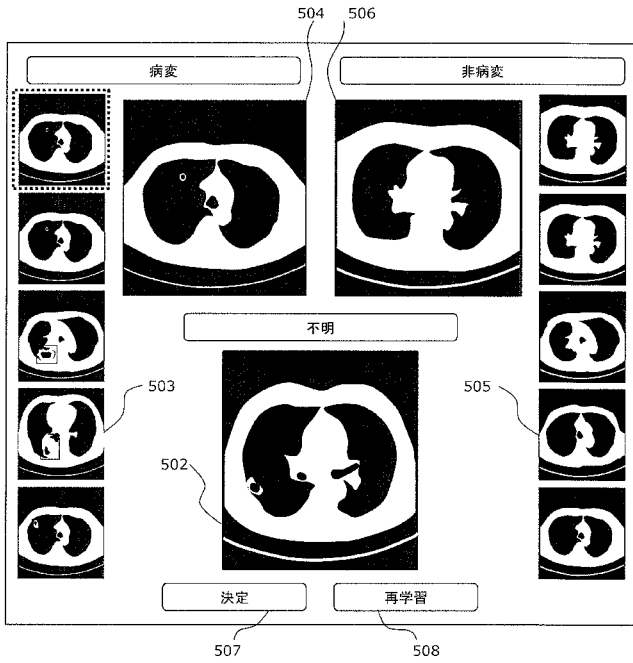
【図18】



【図19】



【図20】

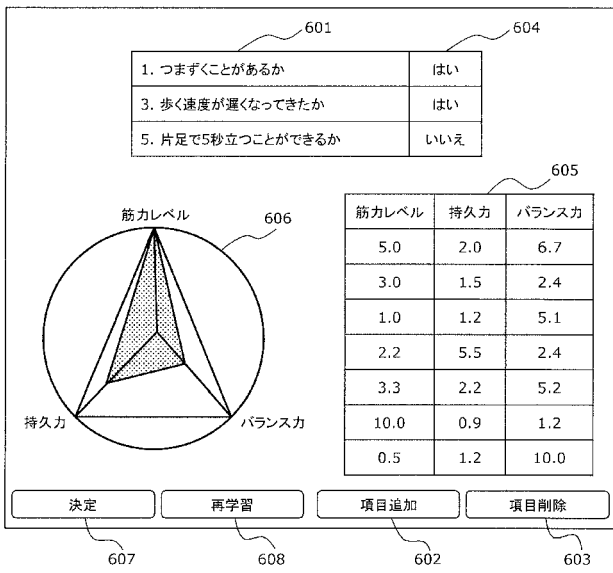


【図21】

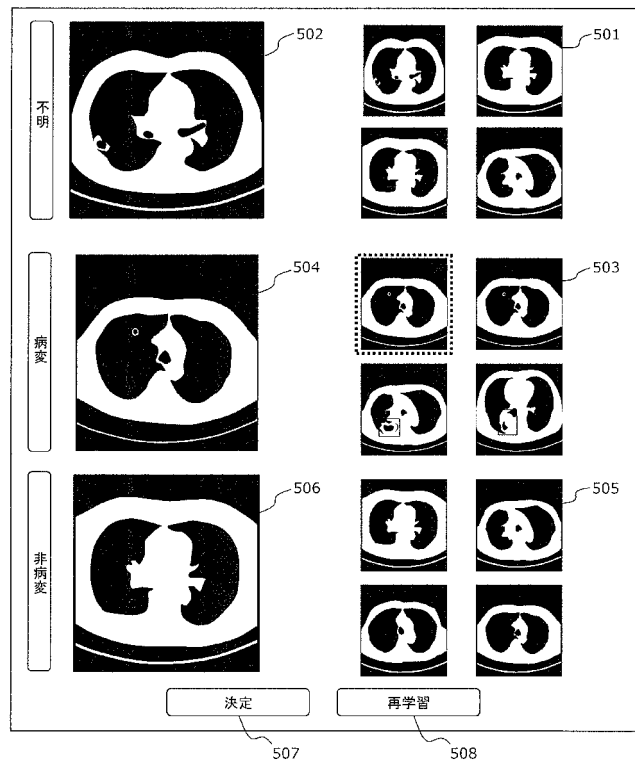
600

1. つまずくことがあるか	はい	いいえ
2. 手すりにつかまらずに階段の昇り降りができるか	はい	いいえ
3. 歩く速度が遅くなってきたか	はい	いいえ
4. 物忘れが気になるか	はい	いいえ
5. 片足で5秒立つことができるか	はい	いいえ
6. めまい、ふらつきがあるか	はい	いいえ
7. タオルを固く絞れるか	はい	いいえ
8. ひざが痛むか	はい	いいえ
9. 杖をつかっているか	はい	いいえ
10. 目が見えにくくなってきたか	はい	いいえ

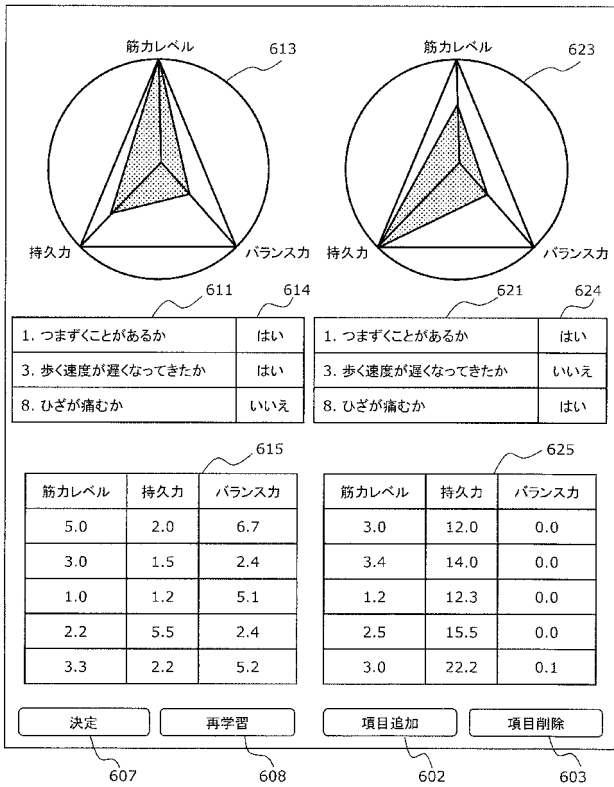
【図22】



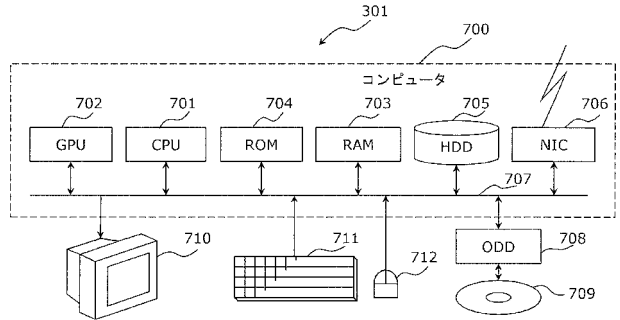
【図23】



【図 2 4】



【図 2 5】



【図 2 6】

