

審決

不服 2019-10332

(省略)

請求人 富士通株式会社

(省略)

代理人弁理士 特許業務法人酒井国際特許事務所

特願 2018-236435 「データ構造」拒絶査定不服審判事件〔令和 2 年 6 月 25 日出願公開、特開 2020-98476、請求項の数(5)〕について、次のとおり審決する。

結論

原査定を取り消す。

本願の発明は、特許すべきものとする。

理由

第 1 手続の経緯

本願は、平成 30 年 12 月 18 日の出願であって、平成 31 年 1 月 28 日付けで拒絶理由通知がされ、平成 31 年 4 月 8 日付けで手続補正がされ、令和元年 6 月 28 日付けで拒絶査定(原査定)がされ、これに対し、令和元年 8 月 5 日に拒絶査定不服審判の請求と共に手続補正がされたものであって、当審において、令和 2 年 9 月 17 日付けで拒絶理由通知がされたところ、令和 2 年 11 月 12 日付けで手続補正がされたものである。

第 2 拒絶理由の概要

1 原査定の概要

この出願の請求項 1～5 に記載されたものは、特許法 29 条 1 項柱書に規定する要件を満たしていないから、特許を受けることができない。

2 当審の拒絶の理由の概要

この出願は、特許請求の範囲の記載が、特許法 36 条 6 項 2 号に規定する要件を満たしていない。

第 3 はじめに

特許法で「発明」とは、「自然法則を利用した技術的思想の創作のうち高度

なものをいう。」（2条1項）ことから、自然法則を利用していないものは、例えば、単なる精神活動、純然たる学問上の法則、人為的な取決めなどは、「発明」に該当しない。

そして、かかる「発明」は、一定の技術的課題の設定、その課題を解決するための技術的手段の採用、その技術的手段により所期の目的を達成し得るといふ効果の確認という段階を経て完成されることからすると、特許請求の範囲（請求項）に記載された「特許を受けようとする発明」が上記「発明」に該当するか否かは、それが、特許請求の範囲の記載や願書に添付した明細書の記載及び図面に開示された、「特許を受けようとする発明」が前提とする技術的課題、その課題を解決するための技術的手段の構成、その構成から導かれる効果等の技術的意義に照らして、全体として「自然法則を利用した」技術的思想の創作に該当するか否かによって判断すべきものである。

したがって、「特許を受けようとする発明」に何らかの技術的手段が提示されているとしても、全体として考察した結果、その発明の本質が、単なる精神活動、純然たる学問上の法則、人為的な取決めなど自体に向けられている場合には、上記「発明」に該当するとはいえない。

そこで、請求項1～6に係る発明が、全体として「自然法則を利用した」技術的思想に該当するか否かについて、以下検討する。

第4 請求項1について

令和2年11月12日付け手続補正書で補正された請求項1は次のとおりである。

【請求項1】

少なくとも日付、月度、従業員が出勤したか否かを示す出欠区分を各要素とする複数のレコードから構成される従業員の出勤簿データと、

前記出勤簿データの所定期間ごとを教師有学習の説明変数である1つの学習データとし、各学習データに対して設定された、前記所定期間から指定期間以内の間に前記出欠区分に療養が設定される療養期間がある場合に前記従業員が療養した経験がある体調不良者を示し、前記所定期間から指定期間以内の間に前記出欠区分に療養が設定される療養期間がない場合に前記従業員が療養したことがない通常者を示すと共に前記教師有学習の学習器による出力結果との分類誤差が最小化するようにニューラルネットワークのパラメータを変更させ且つ前記分類誤差に基づいてターゲットコアテンソルの特徴パターンを前記体調不良者の特徴パターンに類似するようにターゲットコアテンソルを変更させる目的変数である正解情報と、前記学習データ毎に設定される前記出勤簿データから生成されるテンソルデータの形状を変化させる重みを示す重み情報と、

を含むデータ構造であって、

前記ターゲットコアテンソルと、過去に療養期間があるが復職している従業員を示す既往者への重み付けルールとを記憶する記憶部と、前記出勤簿データから生成された各学習データに基づきテンソルデータを生成する生成部とを有

する学習装置が、前記従業員が前記既往者に該当する場合、前記重み情報と前記重み付けルールとにしたがって、前記従業員の前記出勤簿データから生成された各学習データのうち前記過去の療養期間後の学習データに対して、前記過去の療養期間後の学習データのいずれかの要素の重みを変更することで、重みを変更する前の学習データから生成された元のテンソルデータの形状を変化させたテンソルデータに前記テンソルデータを変更し、前記ターゲットコアテンソルと類似するように前記形状が変化されたテンソルデータからコアテンソルを生成し、前記学習器に前記コアテンソルを入力して、前記学習器による出力結果と前記過去の療養期間後の学習データに対して設定される前記目的変数である正解情報との分類誤差が最小化するようにニューラルネットワークのパラメータを変更すると共に前記分類誤差に基づいて前記ターゲットコアテンソルの特徴パターンを前記体調不良者の特徴パターンに類似するように前記ターゲットコアテンソルを変更する教師有学習を、前記学習データのうち未処理の学習データがなくなるまで繰り返し実行する処理に用いられる、データ構造。

第5 発明の詳細な説明の記載内容

発明の詳細な説明には、次の事項が記載されている。

1 発明が解決しようとする課題について

「【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

しかしながら、上記DTでは、コアテンソルで部分的な共通パターンを処理することができるが、部分的なテンソル上は類似しているが実はデータ全体で見ると特徴が異なるデータも同じ共通パターンとして処理される場合があり、予測精度が低下する。

【0005】

例えば、出勤簿データをDTで学習する場合、体調不良者の出勤簿データおよび通常者の出勤簿データをDTに入力して予測モデルを学習する。そして、学習済みの予測モデルに、判別対象者の出勤簿データを入力して、判別対象者が療養（休職）する可能性を予測する。

【0006】

このような学習では、過去にメンタル疾患などを発症して療養経験のある既往者の出勤簿データが、復職して通常勤務している状態であっても、休暇や遅刻が頻出するなど、乱れがあることがある。このとき、新規療養前の兆候である出勤の乱れがある出勤簿データと、部分的なテンソル上では似た状態になることがある。しかし、その後で療養が発生するとは限らない。よって、既往者の出勤簿データがノイズとなり、新規療養者の予測精度を低下させる。

【0007】

一つの側面では、予測精度の劣化を抑制することができるデータ構造を提供することを目的とする。」

2 課題を解決するための手段について

「【課題を解決するための手段】

【0008】

第1の案では、データ構造は、複数の要素から構成される従業員の出勤簿データと、前記従業員が療養した経験がある体調不良者または前記従業員が療養したことがない通常者かのいずれかを特定する正解情報と、を含む。学習装置は、ターゲットコアテンソルと、過去に療養経験があるが復職している従業員を示す既往者の出勤簿データへの重み付けルールとを記憶する記憶部と、前記出勤簿データからテンソルデータを生成する生成部とを有する。データ構造は、学習装置が、前記従業員が前記既往者に該当する場合、前記重み付けルールにしたがって、前記出勤簿データのいずれかの要素の重みを変更して前記テンソルデータを変更し、前記ターゲットコアテンソルと類似するように前記変更されたテンソルデータからコアテンソルを生成し、ディープテンソルを用いた学習器に前記コアテンソルを入力して教師有学習を実行する処理に用いられる。」

3 効果について

「【発明の効果】

【0009】

一実施形態によれば、予測精度の劣化を抑制することができる。」

4 発明を実施するための形態について

「【0012】

[全体例]

近年、従業員の体調管理などは、企業にとっても取り組むべき重要な事項に位置づけられており、従業員の出勤簿データから、数か月先のメンタル不調を予測し、カウンセリング等の対応を早期に実施することが行われている。一般的には、専任スタッフが、膨大な人数の従業員の出勤簿データを閲覧し、頻繁な出張、長時間残業、連続する欠勤、無断欠勤、これらの組合せなどの特徴的なパターンの勤務状態に該当する従業員を目視で探している。このような特徴的なパターンは、各専任スタッフにより基準が異なることもあり、明確に定義することが難しい。

【0013】

そこで、本実施例では、ディープテンソルを用いた深層学習の一例として、従業員等の出勤簿データを学習対象とし、体調不良者の出勤簿データおよび通常者の出勤簿データをディープテンソルに入力して従業員のメンタル不調を予測する予測モデルを学習する。

【0014】（省略）

【0015】

例えば、学習装置100は、複数の要素から構成される従業員の出勤簿データと、従業員が療養した経験がある体調不良者か療養したことがない通常者か否かを特定する従業員情報（ラベル）と、を含む学習データを記憶する。また、

学習装置100は、ターゲットコアテンソルと過去に療養経験があるが復職している従業員を示す既往者の出勤簿データへの重み付けルールとを記憶する。

【0016】

このような状態で、学習装置100は、既往者に該当しない学習データに対しては、テンソル化対象の出勤簿データに対する重みを変更することなく（例えば1のまま）、テンソル化を実行する。そして、学習装置100は、テンソル化されたテンソルデータをテンソル分解して、ターゲットコアテンソルに類似するようにコアテンソルを生成する。その後、学習装置100は、ディープテンソルを用いた学習器にコアテンソルを入力して教師有学習を実行する。

【0017】

一方、学習装置100は、既往者に該当する学習データに対しては、予め記憶する重みづけルールにしたがって、テンソル化対象の出勤簿データのいずれかの要素の重みを変更してテンソルデータを変更する。そして、学習装置100は、重みを変更されたデータをテンソル分解して、ターゲットコアテンソルと類似するようにコアテンソルを生成する。その後、学習装置100は、ディープテンソルを用いた学習器にコアテンソルを入力して教師有学習を実行する。

【0018】

ここで、ディープテンソルに入力する学習データについて説明する。図2は、学習データの例を説明する図である。学習データは、6か月ごとの出勤簿データと、その6か月以降から3か月以内に療養実績があるか否かを示すラベルとから構成される。図2の(a)は、ラベル（療養あり）が付される体調不良者の出勤簿データであり、図2の(b)は、療養しなかったラベル（療養なし）が付される通常者の出勤簿データである。図2に示すように、実施例1にかかる学習装置100は、「6か月分の出勤簿データ、ラベル（療養あり）」と、「6か月分の出勤簿データ、ラベル（療養なし）」とを学習データとして予測モデルを学習する。学習装置100は、学習後、ある人の6か月分の出勤簿データから3か月以内に療養するか否かを予測する。なお、図2内の網掛けは、休暇を示す。」

「【0024】

続いて、ディープテンソルの学習について説明する。図5は、ディープテンソルの学習例を説明する図である。図5に示すように、学習装置100は、療養ありなどの教師ラベル（ラベルA）が付された出勤簿データから入力テンソルを生成する。そして、学習装置100は、入力テンソルにテンソル分解を行って、初回にランダムに生成されたターゲットコアテンソルに類似するようにコアテンソルを生成する。そして、学習装置100は、コアテンソルをニューラルネットワーク（NN：Neural Network）に入力して分類結果（ラベルA：70%、ラベルB：30%）を得る。その後、学習装置100は、分類結果（ラベルA：70%、ラベルB：30%）と教師ラベル（ラベルA：100%、ラベルB：0%）との分類誤差を算出する。

【0025】

ここで、学習装置100は、誤差逆伝搬法を拡張した拡張誤差伝搬法を用い

て予測モデルの学習およびテンソル分解の方法の学習を実行する。すなわち、学習装置100は、NNが有する入力層、中間層、出力層に対して、分類誤差を下層に伝搬させる形で、分類誤差を小さくするようにNNの各種パラメータを修正する。さらに、学習装置100は、分類誤差をターゲットコアテンソルまで伝搬させ、予測に寄与するグラフの部分構造、すなわち体調不良者の特徴を示す特徴パターンもしくは通常者の特徴を示す特徴パターンに近づくように、ターゲットコアテンソルを修正する。

【0026】（省略）

【0027】

そして、学習装置100は、通常者と体調不良者のそれぞれの出勤簿データから生成されたテンソルを用いて学習する際に、1つの学習データとして切り出された期間（例えば、6か月+ラベル用の3か月）内に療養が含まれるか否かに関わらず、出勤簿データの全期間を参照し、過去に療養経験がある者（既往者）を特定する。そして、学習装置100は、コアテンソル化（部分パターン抽出）した際に、療養前の兆候となる乱れた出勤簿のパターンと部分的に類似のデータを持つ恐れがある既往者の療養明け（復職後）期間のデータについてのテンソルの重みを減らす。

【0028】

このようにすることで、学習装置100は、既往者の出勤簿データが、休暇や遅刻が頻発するなど、新規に療養に入る前の体調不良者の出勤簿データと部分的に類似していても、既往者と体調不良者（新規療養者）とを別々のコアテンソルと抽出することができる。よって、学習装置100は、体調不良者の特徴を正確に学習することができるので、新規療養の予測精度の劣化を抑制することができる。

【0029】

[機能構成]

図6は、実施例1にかかる学習装置100の機能構成を示す機能ブロック図である。図6に示すように、学習装置100は、通信部101、記憶部102、制御部110を有する。

【0030】（省略）

【0031】

記憶部102は、プログラムやデータを記憶する記憶装置の一例であり、例えばメモリやハードディスクなどである。この記憶部102は、重み情報DB103、出勤簿データDB104、学習データDB105、テンソルDB106、学習結果DB107、予測対象DB108を記憶する。

【0032】

重み情報DB103は、テンソルデータに設定する重みの設定内容を示す重み付けルールを記憶するデータベースである。図7は、重み情報DB103に記憶される重み情報の例を示す図である。図7に示すように、重み情報DB103は、「種別、設定値（重み）」を対応付けて記憶する。ここで記憶される「種別」は、データの種別を示し、「設定値（重み）」は、設定する値を示す。

【0033】

図7の例では、既往者の療養期間後のテンソルデータに対しては重み「0.5」を設定することを示し、それ以外のテンソルデータに対しては重み「1.0」を設定することを示す。なお、重み「1.0」とは、テンソルデータを変化させないと解釈することができるので、デフォルト値などを用いることができる。また、重み「0.5」とは、テンソルデータの重みの一部を変化させて重要度を下げることと解釈することができるので、デフォルト値よりも小さい値を採用することができる。なお、重みの設定は、月度や出欠区分などの要素ごとに設定することもできる。

【0034】【0035】（省略）

【0036】

学習データDB105は、テンソル化対象となる学習データを記憶するデータベースである。具体的には、学習データDB105は、出勤簿データを6か月の期間で切出されたデータと、ラベルの組となる各学習データを記憶する。

【0037】

例えば、6か月の出勤簿データを1つの学習データとし、その後の3か月以内に療養した療養期間がある場合に、ラベルとして「療養あり」が設定され、その後の3か月以内に療養期間がない場合に、ラベルとして「療養なし」が設定される。なお、6か月の出勤簿データに療養期間が含まれている場合、そのデータは学習データとして採用されない。これは、予測時に、予測元のデータ（入力）となる6か月分の出勤簿データにすでに「療養」が入っている人は、明らかに直近で療養しているとわかっており、この先3か月の療養予測の対象にはしないためである。

【0038】

図9は、学習データDB105に記憶される情報の例を示す図である。図9に示すように、学習データDB105は、「従業員、データ（説明変数）、ラベル（目的変数）」を対応付けて記憶する。ここで記憶される「従業員」は、学習データの生成元となった出勤簿データに対応する従業員であり、データを説明変数、ラベルを目的変数とする学習データが記憶される。

【0039】

図9の例では、従業員Aの1月から6月までの出勤簿データには、ラベルとして「療養なし」が設定されていることを示し、従業員Aの2月から7月までの出勤簿データには、ラベルとして「療養なし」が設定されていることを示す。また、従業員Aの3月から8月までの出勤簿データには、ラベルとして「療養あり」が設定されていることを示す。

【0040】～【0043】（省略）

【0044】

学習データ生成部111は、出勤簿データDB104に記憶される各出勤簿データから、始期の異なる一定期間のデータと、始期に対応したラベルの組となる学習データを生成する処理部である。具体的には、学習データ生成部111は、一人の出勤簿データから重複を許して、指定された期間のデータをサンプリングする。学習データ生成部111は、各出勤簿データから、期間のはじまり（始期）が異なる複数のデータを抽出し、各データについて、データの終

期から3か月以内に療養期間があればラベル「療養あり」を設定し、データの終期から3か月以内に療養期間がなければラベル「療養なし」を設定する。その後、学習データ生成部111は、抽出したデータと設定したラベルとを対応付けた学習データを学習データDB105に格納する。

【0045】

例えば、学習データ生成部111は、1月から12月の出勤簿データから、1月から6月の出勤簿データを抽出する。そして、学習データ生成部111は、7月から9月の3か月間に療養期間がない場合はラベル「療養なし」を、抽出した出勤簿データに付加して学習データを生成する。続いて、学習データ生成部111は、1月から12月の出勤簿データから、2月から7月の出勤簿データを抽出する。そして、学習データ生成部111は、8月から10月の3か月間に療養期間がある場合はラベル「療養あり」を、抽出した出勤簿データに付加して学習データを生成する。

【0046】

既往者判定部112は、各学習データの元となった出勤簿データに基づいて、該当する従業員が既往者か否かを判定する処理部である。例えば、既往者判定部112は、予測に用いる「6か月」などの区間切り出しではなく、該当従業員の全データ区間である出勤簿データを参照し、過去に「療養期間」がある場合は既往者と判定し、過去に「療養期間」がない場合は通常者と判定する。そして、既往者判定部112は、各学習データに対する判定結果を重み設定部113に通知する。

【0047】

なお、既往者とは、1つの学習データとして使用する期間に限らず、過去の出勤簿データ全体において療養期間がある従業員を指す。例えば、療養期間が学習時から2年前の場合、直近6か月のデータだけみると「体調不良者」ではないが、「既往者」に該当する場合がある。

【0048】

重み設定部113は、各学習データが既往者の療養明け期間に該当するか否かを判定し、その判定結果に応じてテンソルデータの重みの一部を変更する処理部である。具体的には、重み設定部113は、学習データDB105に記憶される各学習データに対して、重み情報DB103に記憶される重み付けルールにしたがって重みを設定する。そして、重み設定部113は、重みが設定された結果をテンソル生成部114に出力する。

【0049】

例えば、重み設定部113は、既往者判定部112によって既往者であると判定されるとともに療養期間後に該当する出勤簿データから生成された学習データに対して、重み「0.5」を設定する。また、重み設定部113は、「既往者かつ療養期間後」以外の各学習データに対しては、重み「1.0」を設定する。つまり、重み設定部113は、ある条件の一例である既往者の学習データについて、療養明けで復職した療養期間明けに該当するデータの重要度を減少させるために、重みを設定する。

【0050】

ここで、図10を用いて、療養区間と重みの設定について説明する。図10は、療養期間の判定と重み設定を説明する図である。図10に示すように、重み設定部113は、テンソル化に際して、各学習データが「療養期間」の前後のいずれに該当するかを判定する。図10の例では、重み設定部113は、「2015年8月24日」から「2015年10月4日」まで「療養期間」を検出すると、療養開始の「2015年8月24日」より前に該当する学習データについては重みを「1」に設定し、療養終了の「2015年10月4日」より後の学習データについては重みを「0.5」に設定する。

【0051】

つまり、療養期間より前の療養前期間は、療養要因となる部分パターンであるコアテンソル（予測に影響を与える部分パターン）として抽出するのに重要と判定され、重みとして「1」を設定する。一方で、療養期間より後の療養後期間は、療養要因となる部分パターンであるコアテンソルとして抽出する対象としては重要ではないと判定し、重みとして「0.5」を設定する。このようにして、既往者の療養期間後に該当する学習データについては、テンソルデータの重みの一部を変化させる。

【0052】

テンソル生成部114は、各学習データをテンソル化する処理部である。具体的には、テンソル生成部114は、学習データDB105に記憶される各学習データであって、重み設定部113による重み設定が完了した各学習データについて、各学習データに含まれる要素で構成されるテンソルを生成して、テンソルDB106に格納する。例えば、テンソル生成部114は、各学習データについて、各学習データに含まれる4要素で構成される4階テンソルを生成して、テンソルDB106に格納する。このとき、テンソル生成部114は、学習データに付加されるラベル（療養あり）またはラベル（療養なし）を、テンソルに対応付けて格納する。

【0053】

具体的には、テンソル生成部114は、療養する傾向を特徴づけると想定される各属性を各次元として、学習データからテンソルを生成する。例えば、テンソル生成部114は、月度、日付、出欠区分、出張有無の4要素を用いた4次元の4階テンソルを生成する。なお、6か月分のデータである場合は、月度の要素数は「6」、各月の日付数の最大値が31であることから日付の要素数は「31」、出欠の種類が出社・休暇・休日であれば出欠区分の要素数は「3」、出張はありとなしであることから出張有無の要素数は「2」となる。したがって、学習データから生成されるテンソルは、「 $6 \times 31 \times 3 \times 2$ 」のテンソルとなり、学習データの各月度、日付における出欠区分、出張有無に対応する要素の値が1、そうでない要素の値が0となる。

【0054】【0055】（省略）

【0056】

学習部115は、各学習データから生成された各テンソルおよびラベルを入力として、ディープテンソルによる予測モデルの学習およびテンソル分解の方法の学習を実行する処理部である。具体的には、学習部115は、ディープテ

ソルの「グラフ（テンソル）の部分構造を認識することができる」という性質を利用して、学習を実行する。例えば、学習部 115 は、図 5 で説明した手法と同様、入力対象のテンソル（入力テンソル）からコアテンソルを抽出して NN に入力し、NN からの分類結果と入力テンソルに付与されているラベルとの誤差（分類誤差）を算出する。そして、学習部 115 は、分類誤差を用いて、NN のパラメータの学習およびターゲットコアテンソルの最適化を実行する。その後、学習部 115 は、学習が終了すると、各種パラメータを学習結果として学習結果 DB 107 に格納する。

【0057】

なお、実施例 1 で説明するテンソル分解は、ターゲットコアテンソルに類似するようにコアテンソルを算出することにより、分類に重要な構造をコアテンソルの類似の位置に配置する。そして、このコアテンソルを用いて NN を学習することにより、精度の高い分類を実現する。」

「【0061】

〔重み変更の影響〕

次に、図 12 から図 16 を用いて、既往者の療養期間後の出勤簿データの重みが 0.5 に変更されることで、NN の学習に与える影響について説明する。図 12 は、テンソルデータの比較例を示す図である。図 13 は、既往者のテンソルデータ上における重み変更を説明する図である。図 14 は、重み変更の対象外である学習データを説明する図である。図 15 は、重み変更の対象である学習データを説明する図である。図 16 は、重み変更が与える影響を説明する図である。

【0062】

ここでは、ラベル「療養あり」が付与される体調不良者に該当する従業員 A の出勤簿データと、ラベル「療養なし」が付与される既往者に該当する従業員 B の出勤簿データとを例にして説明する。また、従業員 B の出勤簿データは、療養期間後の出勤簿データとする。

【0063】

また、図 6 等では、既往者かつ療養期間後の出勤簿データに対しては、すべての要素の一律に重み「0.5」を設定する例を説明したが、ここでは、1つの要素の重みを変更する例を説明する。すなわち、出勤簿データの日付、月度および出欠区分のうちの出欠区分の重みを 0.5 に変更して、出欠区分以外の重みを 1.0 とする例を説明する。なお、どの要素の重みを変更するかは、重み付けルールで設定することができる。

【0064】

図 12 に示すように、ラベル「療養あり」が付与される従業員 A（体調不良者）の出勤簿データから生成されたテンソルデータと、ラベル「療養なし」が付与される従業員 B（既往者）の出勤簿データから生成されたテンソルデータとは、1年や2年などの長い期間で比較すると、異なるデータである。しかし、6か月間などの短期間 P の範囲内に注目すると、類似するデータまたは同じデータとなり、特徴が区別できない。すなわち、本来、別々として扱われるべき

データが、学習データとして抽出される抽出対象の6か月間のデータでは同じ特徴量を持つ類似データとして扱われる。したがって、予測モデルの学習において、これらは同じ事例として処理されるので、既往者のデータがノイズとなり、ターゲットコアテンソルの最適化やNNの学習の精度劣化に繋がる結果、予測モデルの精度劣化が発生する。

【0065】

そこで、図13に示すように、重み設定部113による重み設定により、コアテンソル化（部分パターン抽出）した際に、部分的に類似のデータを持つ恐れがある既往者（従業員B）の療養明けのデータは、テンソルの重みの一部を変化させる。例えば、療養期間がある既往者であれば、療養後のデータ区間の重みの一部として、「出欠区分」のうち「年次休暇」や「準欠勤」などの休暇に該当するレコードの値を「0.5」にする。すなわち、エッジの長さを変えたり、ノードに設定する値を変更したりする。

【0066】

このように、既往者の療養期間後のデータの重みを変更することで、グラフ構造のエッジが変更され、結果としてテンソルデータを変更することになる。この結果、出勤簿データから抽出されるコアテンソルを差別化することができるので、既往者かつ療養期間後の出勤簿データの特徴を、それ以外の出勤簿データの特徴と区別することができる。

【0067】

具体的には、図14に示すように、学習装置100は、ラベル「療養あり」が付与される体調不良者に該当する従業員Aの出勤簿データに対しては、出欠区分に年次休暇等の休暇が含まれていたとしても、全部のレコードに対して重み「1.0」を設定する。このため、出勤簿データは、データ値そのままのグラフ構造となり、テンソル化される。

【0068】

一方、図15に示すように、ラベル「療養なし」が付与される従業員Bの出勤簿データに対しては、基本的に全部のレコードに対して重み「1.0」が設定されるが、そのうち出欠区分に年次休暇または準欠勤が含まれるレコード（データ）に対しては重みが「0.5」に変更される。このため、出勤簿データを表すグラフ構造の形状が重み「1.0」の場合とは異なる形状になるので、テンソル化後のテンソルデータも重み「1.0」の場合とは異なるものとなる。

【0069】

このように、重みを変更することで、出勤簿データ上では類似するデータであっても、異なるテンソルデータを生成することができる。したがって、コアテンソルの抽出元である出勤簿データが類似するデータ同士であっても、それぞれから別々のテンソルデータを生成できるので、別々の特徴としてNNを学習させることができる。

【0070】

具体的には、図16に示すように、重みの変更前後では、入力データとなる各グラフ構造の形状が変化することから、それぞれから生成されてコアテンソルの生成元となる各入力テンソル（テンソルデータ）の形状も変化する。この

とき、入力テンソルの主成分方向は確定しない不確かな状態であることから、重み変更前後で主成分方向が一致する可能性もある。

【0071】

ところが、その後に、入力テンソルからコアテンソルを抽出するテンソル分解を行うと、重みの変更前後において分解元である入力テンソルが異なることから、別々のコアテンソルが生成される。ここで、入力テンソルの特徴量を示すコアテンソルでは主成分方向が確定されることから、重み変更前後では、主成分方向が異なる別々のコアテンソルが抽出される。つまり、類似する出勤簿データであっても、重みを変更することにより、異なるコアテンソルの抽出が可能となる。この結果、既往者かつ療養期間後の出勤簿データを学習データと用いたとしても、予測モデルの精度低下を抑制できる。

【0072】

[学習処理の流れ]

図17は、学習処理の流れを示すフローチャートである。図17に示すように、学習データ生成部111は、出勤簿データを出勤簿データDB104から読み込み(S101)、学習対象の従業員1人を選択する(S102)。

【0073】

続いて、学習データ生成部111は、出勤簿データから6か月期間のデータを切出すとともに、続く3か月間の出勤簿データ内の療養期間の有無によって、切出された各データにラベルを付与して、学習データを生成する(S103)。なお、6か月のデータ内に療養が含まれている場合は学習データとして採用されない。

【0074】

その後、学習データ生成部111は、学習データを1つ選択し(S104)、当該学習データに対応する従業員の過去の全出勤簿データを参照して、療養期間が含まれるか否かを判定する(S105)。そして、学習データ生成部111は、療養期間が含まれる場合(S105:Yes)、学習データのラベルに「療養あり」を設定する(S106)。一方、学習データ生成部111は、療養期間が含まれない場合(S105:No)、学習データのラベルに「療養なし」を設定する(S107)。

【0075】

そして、未処理の学習データが存在する場合(S108:Yes)、S104以降を繰り返し、未処理の学習データが存在しなくなると(S108:No)、S109以降が実行される。

【0076】

具体的には、既往者判定部112は、学習データを1つ選択し(S109)、「条件：既往者かつ療養期間明け」に該当するか否かを判定する(S110)。ここで、重み設定部113は、条件に該当する学習データの場合(S110:Yes)、重み付けルールにしたがって、重みを「0.5」に変更し(S111)、条件に該当しない学習データの場合(S110:No)、重み「1.0」をそのまま設定する(S112)。

【0077】

そして、テンソル生成部114は、重み付けされた学習データのテンソル化を実行してテンソルデータを生成する(S113)。その後、未処理の学習データが存在する場合(S114: Yes)、S109以降が繰り返され、未処理の学習データがなくなると(S114: No)、S115以降が実行される。

【0078】

具体的には、未処理の学習対象の従業員が残っている場合(S115: Yes)、S102以降が繰り返される。一方、全ての従業員について処理が終了した場合(S115: No)、学習データを用いた学習部115による学習処理が実行される(S116)。」

「【0083】

[効果]

上述したように、体調不良者の特徴を学習させたい場合に、体調不良者の出勤簿データと既往者の療養期間明けの出勤簿データとが類似することから、ノイズを含む学習となり、予測モデルの精度低下が発生する。そこで、実施例1にかかる学習装置100は、既往者の療養期間明けの出勤簿データの重みを変更することで、出勤簿データのグラフ構造を変更することができるので、NNへ入力されるコアテンソルを差別化することができる。

【0084】

具体的には、学習装置100は、重み付けルールにしたがって、通常者に該当する学習データ(ラベル:療養なし)、体調不良者(療養あり)に該当する学習データ、既往者かつ療養期間前に該当する学習データ(ラベル:療養あり)には重みとして「1.0」を設定する。一方で、学習装置100は、既往者かつ療養期間後に該当する学習データ(ラベル:療養あり)に対しては、重みを「0.5」に変更する。

【0085】

このようにすることで、学習装置100は、各学習データの特徴量(コアテンソル)を明確に差別化する。この結果、学習装置100は、ディープテンソルの「予測に寄与するグラフの部分構造(テンソルの部分パターン)をコアテンソルとして抽出することができる」という性質を有効利用することができ、少ない学習データ量でも精度良く予測が可能である。」

第6 当審の判断

1 特許法29条1項柱書(発明該当性)について

(1) 請求項1について

ア 発明の詳細な説明に記載された技術的意義について

上記「第5」「1」のとおり、既往者の出勤簿データがノイズとなり、新規療養者の予測精度を低下させるとの課題を解決するために、上記「第5」「2」のとおり、学習装置が、ターゲットコアテンソルと、過去に療養経験があるが復職している従業員を示す既往者の出勤簿データへの重み付けルールとを記憶する記憶部とを有し、学習装置が、前記従業員が前記既往者に該当する場合、

前記重みづけルールにしたがって、前記出勤簿データのいずれかの要素の重みを変更して前記テンソルデータを変更し、前記ターゲットコアテンソルと類似するように前記変更されたテンソルデータからコアテンソルを生成し、ディープテンソルを用いた学習器に前記コアテンソルを入力して教師有学習を実行し、これらの処理に、複数の要素から構成される従業員の出勤簿データと、前記従業員が療養した経験がある体調不良者または前記従業員が療養したことがない通常者かのいずれかを特定する正解情報と、を含むデータ構造を用いるものである。そして、その効果は、上記「第5」「3」のとおり、予測精度の劣化を抑制することである。

具体的には、上記「第5」「4」のとおり、データ構造について、学習データは、6か月ごとの出勤簿データと、その6か月以降から3か月以内に療養実績があるか否かを示すラベルとから構成される（【0018】【0037】）。そして、各学習データに対して、重み情報DB103に記憶される重み付けルールにしたがって重み（重み情報）が設定される（【0048】）。

療養区間と重みの設定について、療養期間より前の療養前期間は、療養要因となる部分パターンであるコアテンソル（予測に影響を与える部分パターン）として抽出するのに重要と判定され、重みとして「1」を設定する。一方で、療養期間より後の療養後期間は、療養要因となる部分パターンであるコアテンソルとして抽出する対象としては重要ではないと判定し、重みとして「0.5」を設定する。このようにして、既往者の療養期間後に該当する学習データについては、テンソルデータの重みの一部を変化させる（【0050】【0051】）。

そして、学習処理の流れについて、ラベル「療養あり」及びラベル「療養なし」が付与される従業員の出勤簿データから生成されたテンソルデータは、互いに1年や2年などの長い期間で比較すると、異なるデータであるが、6か月間などの短期間Pの範囲内に注目すると、類似するデータまたは同じデータとなり、特徴が区別できない（【0064】）。

そこで、学習装置100は、既往者かつ療養期間後の出勤簿データに対して、出勤簿データの日付、月度および出欠区分のうちの出欠区分の重みを0.5に変更して、出欠区分以外の重みを1.0とすることを、重み付けルールで設定する。このように、重みを変更することで、グラフ構造のエッジが変更され、結果としてテンソルデータを変更することになる（【0063】

【0065】～【0068】）。そして、このように、重みを変更することで、出勤簿データ上では類似するデータであっても、異なるテンソルデータを生成することができる（【0069】）。

これにより、重み変更前後で、主成分方向が異なる別々のコアテンソルが抽出され、類似する出勤簿データであっても、重みを変更することにより、異なるコアテンソルの抽出が可能となり、予測モデルの精度低下を抑制できるとの効果奏するものである（【0071】）。

イ 請求項1に係る発明の構成について

(ア) 請求項1のデータ構造は、「従業員の出勤簿データ」と、出勤簿データ

の「所定期間」ごとを教師有学習の説明変数である1つの学習データとし、各学習データに対して設定された「正解情報」と、学習データ毎に設定される「重み情報」とからなるものである。

(イ) 学習装置は、「重み情報」と重み付けルールとにしたがって、学習データのいずれかの要素の重みを変更することで、重みを変更する前の学習データから生成された元のテンソルデータの形状を変化させたテンソルデータにテンソルデータを変更し、形状が変化されたテンソルデータからコアテンソルを生成し、学習器に生成されたコアテンソルを入力し、学習データを用いた学習処理を行う。

(ウ) これにより、学習データが類似又は同じであっても、予測モデルの精度低下を抑制できるとの効果を奏するものである。

(エ) このように、請求項1のデータ構造は、「所定期間」ごとの学習データのいずれかの要素に対する「重み情報」を有する構成であり、この「重み情報」によって、学習データが類似又は同じであっても、予測モデルの精度低下を抑制できるとの効果を奏するものである。

そして、請求項1のデータ構造の「重み情報」は、所定期間ごとの学習データ毎に設定される、学習データのいずれかの要素の重みであり、学習装置が実行する、学習データに基づくテンソルデータの生成処理において、テンソルデータの形状の変化を規定するものであるから、プログラムに準ずるものである。

そうすると、請求項1のデータ構造は、学習装置に提供されるデータ要素の内容を単に特定するにとどまるものではないから、人為的取決めとはいえず、自然法則を利用した「発明」に該当する。

ウ 小括

以上のとおりであるから、請求項1は、特許請求の範囲の記載や願書に添付した明細書の記載及び図面に開示された、「特許を受けようとする発明」が前提とする技術的課題、その課題を解決するための技術的手段の構成、その構成から導かれる効果等の技術的意義に照らして、全体として考察した結果、データ構造の発明の本質が、人為的な取決め自体などに向けられているとはいえず、上記「発明」に該当するものである。

(2) 請求項2～5について

請求項1を引用する請求項2～5についても、請求項1の「データ構造」を含むものであり、それにより、予測モデルの精度低下を抑制できるとの効果を奏するものである。

よって、請求項2～5についても、特許請求の範囲の記載や願書に添付した明細書の記載及び図面に開示された、「特許を受けようとする発明」が前提とする技術的課題、その課題を解決するための技術的手段の構成、その構成から導かれる効果等の技術的意義に照らして、全体として考察した結果、データ構

造の発明の本質が、人為的な取決め自体に向けられているとはいえ、上記「発明」に該当するものである。

2 特許法36条6項2号（明確性）について

令和2年11月12日付け手続補正書による補正により、補正前「学習データ対して」を「学習データに対して」としたことで、当該理由は解消した。

第7 むすび

以上のとおり、請求項1～5に係る発明は、「発明」に該当し、かつ、明確である。

したがって、原査定理由及び当審理由によっては、本願を拒絶することはできない。

また、他に本願を拒絶すべき理由を発見しない。

よって、結論のとおり審決する。

令和3年1月6日

審判長 特許庁審判官 渡邊 聡

特許庁審判官 松田 直也

特許庁審判官 相崎 裕恒

〔審決分類〕 P 1 8 . 1 - W Y (G 0 6 Q)
5 3 7

審判長 特許庁審判官 渡邊 聡 8622

特許庁審判官 相崎 裕恒 9290

特許庁審判官 松田 直也 9464