(12) 特許協力条約に基づいて公開された国際出願

(19) 世界知的所有権機関
国際事務局

(43) 国際公開日
2021年8月26日(26.08.2021)

WIPO | PCT

(10) 国際公開番号
WO 2021/166243 A1

(51) 国際特許分類:
*G06N 20/00* (2019.01)

(21) 国際出願番号： PCT/JP2020/007198

(22) 国際出願日： 2020年2月21日(21.02.2020)

(25) 国際出願の言語： 日本語

(26) 国際公開の言語： 日本語

(71) 出願人: 日本電気株式会社 (**NEC CORPORATION**) [JP/JP]; 〒1088001 東京都港区芝五丁目７番１号 Tokyo (JP).

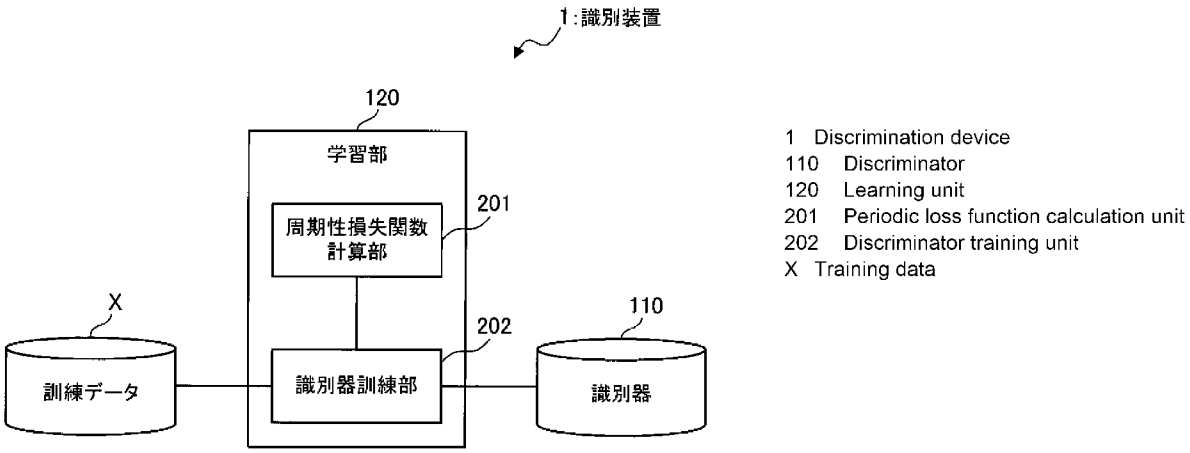
(72) 発明者: 越仲 孝文 (**KOSHINAKA, Takafumi**); 〒1088001 東京都港区芝五丁目７番１号 日本電気株式会社内 Tokyo (JP). 鈴木 隆之 (**SUZUKI, Takayuki**); 〒1088001 東京都港区芝五丁目７番１号 日本電気株式会社内 Tokyo (JP). 阿部 太郎 (**ABE, Taro**); 〒1088001 東京都港区芝五丁目７番１号 日本電気株式会社内 Tokyo (JP). 鈴木 克明 (**SUZUKI, Katsuaki**); 〒1088001 東京都港区芝五丁目７番１号 日本電気株式会社内 Tokyo (JP).

(74) 代理人: 江上 達夫, 外 (**EGAMI, TATSUO** et al.); 〒1040031 東京都中央区京橋一丁目１６番１０号 オークビル京橋３階 東京セントラル特許事務所内 Tokyo (JP).

(81) 指定国(表示のない限り、全ての種類の国内保護が可能): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY,

(54) **Title:** DISCRIMINATION DEVICE, LEARNING METHOD FOR DISCRIMINATION DEVICE, AND COMPUTER PROGRAM

(54) 発明の名称： 識別装置、識別装置の学習方法、及びコンピュータプログラム




(57) **Abstract:** A discrimination device (1) is provided with: a discriminating means (110) for discriminating signals; and a learning means (120) for employing training data (X) having periodicity to execute machine learning so that discrimination results from the discriminating means indicate periodicity. According to the foregoing discrimination device, suitably executing machine learning in order to discriminate signals is possible. This makes it possible to suitably discriminate signals having periodicity, such as radar waves and sound waves, emanating from a plurality of transmission sources, for example.

(57) 要約：識別装置（１）は、信号を識別する識別手段（１１０）と、周期性を有する訓練データ（Ｘ）を用いて、識別手段の識別結果が周期性を示すように機械学習を実行する学習手段（１２０）とを備える。このような識別装置によれば、信号を識別するための機械学習を適切に実行することが可能である。これにより、例えば複数の発信源から発信されるレーダ波や音波等の周期性を有する信号を適切に識別することが可能となる。

WO 2021/166243 A1

[続葉有]

MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW.

**(84)** 指定国(表示のない限り、全ての種類の広域保護が可能): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), ユーラシア (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), ヨーロッパ (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

添付公開書類:

一 国際調査報告 (条約第21条(3))

# 明　細　書

## 発明の名称 ：

# 識別装置、識別装置の学習方法、及びコンピュータプログラム

## 技術分野

[0001] 本発明は、信号を識別する識別装置、識別装置の学習方法、及びコンピュータプログラムの技術分野に関する。

## 背景技術

[0002] この種の装置として、複数の信号を識別する（言い換えれば、分類する）ものが知られている。例えば特許文献１では、複数の送信装置から送信された電波を解析し、送信装置の個別識別及び分類を行う技術が開示されている。特許文献２では、レーダパルスのパルス幅、パルス繰り返し周期、パルス振幅等に基づいて、パルスをグループ毎に分離する技術が開示されている。特許文献３では、パルス到来周期を基準にして、レーダパルスを信号毎に分離する技術が開示されている。特許文献４では、レーダ波の局所周期成分を、その特徴に基づいて所定数のカテゴリに分類する技術が開示されている。

[0003] その他の関連する技術として、特許文献５では、訓練サンプルに摂動処理を施して、追加用訓練サンプルとする技術が開示されている。

## 先行技術文献

## 特許文献

[0004] 特許文献1：特開２０１６－１５８２０９号公報

特許文献2：特開２００８－１３９０５６号公報

特許文献3：特開２００５－２８３２７６号公報

特許文献4：特開２００２－３０３６６７号公報

特許文献5：特開２０１２－０１４２７０号公報

## 発明の概要

## 発明が解決しようとする課題

[0005] 複数のレーダ波を識別する場合、例えばレーダパルスの周波数ごとの信号

の強さ等を用いて識別する手法が考えられる。しかしながら、このような手法を採用する識別装置には比較的大きなコストがかかってしまう。特に、機械学習によって識別装置（例えば、ニューラルネットワーク等）を最適化する場合には、訓練データのラベル付与が高コストになってしまう。上述した各特許文献では、このような問題について想定されておらず、改善の余地がある。

[0006] 本発明は、上記問題点に鑑みてなされたものであり、信号を識別するための機械学習を適切に実行することが可能な識別装置、識別装置の学習方法、及びコンピュータプログラムを提供することを課題とする。

## 課題を解決するための手段

[0007] 本発明の識別装置の一の態様は、信号を識別する識別手段と、周期性を有する訓練データを用いて、前記識別手段の識別結果が周期性を示すように機械学習を実行する学習手段とを備える。

[0008] 本発明の識別装置の学習方法の一の態様は、信号を識別する識別装置の学習方法であって、周期性を有する訓練データを用いて、前記識別装置の識別結果が周期性を示すように機械学習を実行する。

[0009] 本発明のコンピュータプログラムの一の態様は、信号を識別する識別装置の学習方法であって、周期性を有する訓練データを用いて、前記識別装置の識別結果が周期性を示すように機械学習を実行するようにコンピュータを動作させる。

## 発明の効果

[0010] 上述した識別装置、識別装置の学習方法、及びコンピュータプログラムのそれぞれの一の態様によれば、信号を識別するための機械学習を適切に実行することが可能である。これにより、例えば複数の発信源から発信される信号を適切に識別することが可能となる。

## 図面の簡単な説明

[0011] [図1]第1実施形態に係る識別装置のハードウェア構成を示すブロック図である。

[図2]第１実施形態に係る識別装置の機能的構成を示すブロック図である。

[図3]第１実施形態に係る識別装置の学習動作の流れを示すフローチャートである。

[図4]第１実施形態に係る識別器における入力及び出力の一例を示す概念図である。

[図5]自己相関関数が周期性を示す場合の一例を示すグラフである。

[図6]第２実施形態に係る識別装置の機能的構成を示すブロック図である。

[図7]第２実施形態に係る識別装置の学習動作の流れを示すフローチャートである。

[図8]第３実施形態に係る識別装置の機能的構成を示すブロック図である。

[図9]第３実施形態に係る識別装置の学習動作の流れを示すフローチャートである。

[図10]第４実施形態に係る識別装置の機能的構成を示すブロック図である。

[図11]第４実施形態に係る識別装置の学習動作の流れを示すフローチャートである。

## 発明を実施するための形態

[0012] 以下、図面を参照しながら、識別装置、識別装置の学習方法、及びコンピュータプログラムの実施形態について説明する。

[0013] ＜第１実施形態＞

第１実施形態に係る識別装置について、図１から図５を参照して説明する。以下では、識別装置がレーダ波を識別する装置として適用される場合を例にして説明する。

[0014] （ハードウェア構成）

まず、図１を参照しながら、第１実施形態に係る識別装置のハードウェア構成について説明する。図１は、第１実施形態に係る識別装置のハードウェア構成を示すブロック図である。

[0015] 図１に示すように、第１実施形態に係る識別装置１は、ＣＰＵ（Ｃｅｎｔｒａｌ Ｐｒｏｃｅｓｓｉｎｇ Ｕｎｉｔ）１１と、ＲＡＭ（Ｒａｎｄｏｍ

Ａｃｃｅｓｓ　Ｍｅｍｏｒｙ）１２と、ＲＯＭ（Ｒｅａｄ　Ｏｎｌｙ　Ｍｅｍｏｒｙ）１３と、記憶装置１４とを備えている。識別装置１は更に、入力装置１５と、出力装置１６とを備えていてもよい。ＣＰＵ１１と、ＲＡＭ１２と、ＲＯＭ１３と、記憶装置１４と、入力装置１５と、出力装置１６とは、データバス１７を介して接続されている。

[0016] ＣＰＵ１１は、コンピュータプログラムを読み込む。例えば、ＣＰＵ１１は、ＲＡＭ１２、ＲＯＭ１３及び記憶装置１４のうちの少なくとも一つが記憶しているコンピュータプログラムを読み込むように構成されている。或いは、ＣＰＵ１１は、コンピュータで読み取り可能な記録媒体が記憶しているコンピュータプログラムを、図示しない記録媒体読み取り装置を用いて読み込んでもよい。ＣＰＵ１１は、ネットワークインタフェースを介して、識別装置１の外部に配置される不図示の装置からコンピュータプログラムを取得してもよい（つまり、読み込んでもよい）。ＣＰＵ１１は、読み込んだコンピュータプログラムを実行することで、ＲＡＭ１２、記憶装置１４、入力装置１５及び出力装置１６を制御する。本実施形態では特に、ＣＰＵ１１が読み込んだコンピュータプログラムを実行すると、ＣＰＵ１１内には、識別装置１の学習を行うための機能ブロックが実現される。

[0017] ＲＡＭ１２は、ＣＰＵ１１が実行するコンピュータプログラムを一時的に記憶する。ＲＡＭ１２は、ＣＰＵ１１がコンピュータプログラムを実行している際にＣＰＵ１１が一時的に使用するデータを一時的に記憶する。ＲＡＭ１２は、例えば、Ｄ－ＲＡＭ（Ｄｙｎａｍｉｃ　ＲＡＭ）であってもよい。

[0018] ＲＯＭ１３は、ＣＰＵ１１が実行するコンピュータプログラムを記憶する。ＲＯＭ１３は、その他に固定的なデータを記憶していてもよい。ＲＯＭ１３は、例えば、Ｐ－ＲＯＭ（Ｐｒｏｇｒａｍｍａｂｌｅ　ＲＯＭ）であってもよい。

[0019] 記憶装置１４は、識別装置１が長期的に保存するデータを記憶する。記憶装置１４は、ＣＰＵ１１の一時記憶装置として動作してもよい。記憶装置１４は、例えば、ハードディスク装置、光磁気ディスク装置、ＳＳＤ（Ｓｏｌ

ｉｄ　Ｓｔａｔｅ　Ｄｒｉｖｅ）及びディスクアレイ装置のうちの少なくとも一つを含んでいてもよい。

[0020] 入力装置１５は、識別装置１のユーザからの入力指示を受け取る装置である。入力装置１５は、例えば、キーボード、マウス及びタッチパネルのうちの少なくとも一つを含んでいてもよい。

[0021] 出力装置１６は、識別装置１に関する情報を外部に対して出力する装置である。例えば、出力装置１６は、識別装置１に関する情報を表示可能な表示装置（例えば、ディスプレイ）であってもよい。

[0022] （学習用の機能的構成）

次に、図２を参照しながら、第１実施形態に係る識別装置１の学習用の機能的構成について説明する。図２は、第１実施形態に係る識別装置の学習用の機能的構成を示すブロック図である。

[0023] 図２に示すように、第１実施形態に係る識別装置１は、その機能を実現するための機能ブロック又は処理回路として、識別器１１０と、学習部１２０とを備えている。

[0024] 識別器１１０は、複数の信号を識別可能に構成されている。例えば、識別器１１０は、ニューラルネットワーク等を含んで構成されており、相異なる発信源から発信される複数の信号を、発信源毎に識別可能に構成されている。識別器１１０が識別する信号の一例としては、レーダ波や音波等の周期性を有する信号が挙げられる。ただし、識別器１１０は、周期性を有しない信号についても識別可能であってよい。

[0025] 学習部１２０は、訓練データＸを読み込んで、識別器１１０の学習動作（具体的には、機械学習）を実行可能に構成されている。学習部１２０は、周期性損失関数計算部２０１と、識別器訓練部２０２とを備えている。

[0026] 周期性損失関数計算部２０１は、学習部１２０に読み込まれる訓練データＸから、周期性損失関数（以下、適宜「第１の損失関数」と称する）を計算する。第１の損失関数は、識別器１１０の識別結果が周期性を示す場合に小さくなる関数である。第１の損失関数については、後に詳しく説明する。周

期性損失関数計算部２０１で計算された第１の損失関数の値は、識別器訓練部２０２に出力される構成となっている。

[0027] 識別器訓練部２０２は、周期性損失関数計算部２０１で計算される第１の損失関数に基づいて、識別器１１０を訓練する。具体的には、識別器訓練部２０２は、第１の損失関数が小さくなるように学習動作を実行する。例えば、識別器訓練部２０２は、第１の損失関数が小さくなるように、誤差逆伝搬法などの公知の方法によりニューラルネットワークのパラメタを調整する。

[0028] なお、上述した例では、学習部１２０が第１の損失関数（即ち、周期性損失関数）を利用して学習動作を実行する構成を挙げたが、学習部１２０は、損失関数を利用せずに学習動作を実行するようにしてもよい。即ち、学習部１２０による学習動作は、信号の周期性を利用するものであれば、その手法が特に限定されるものではない。

[0029] （動作の流れ）

次に、図３を参照しながら、第１実施形態に係る識別装置１の動作の流れ（特に、識別器１１０を訓練する動作の流れ）について説明する。図３は、第１実施形態に係る識別装置の学習動作の流れを示すフローチャートである。

[0030] 図３に示すように、第１実施形態に係る識別装置１の動作時には、まず学習部１２０が、識別器１１０のパラメタ（即ち、学習動作によって変更される値）を初期化する（ステップＳ１０１）。なお、学習動作を繰り返し実行する場合には、このステップＳ１０１の処理は適宜省略されてもよい。

[0031] 続いて、学習部１２０は、訓練データＸを読み込む（ステップＳ１０２）。なお、訓練データＸは、周期性を有するデータであるものの、その具体的な周期については未知であってよい。即ち、訓練データＸは正解ラベルが付与されていないデータであってよい。

[0032] 続いて、周期性損失関数計算部２０１が、読み込まれた訓練データＸを用いて第１の損失関数を計算する（ステップＳ１０３）。そして、識別器訓練部２０２は、第１の損失関数が小さくなるように識別器１１０のパラメタを

更新（即ち、変更）する（ステップＳ１０４）。

[0033] その後、学習部１２０は、識別器１１０の識別結果が収束しているか否かを判定する（ステップＳ１０５）。学習部１２０は、例えば損失関数の絶対値あるいは減少幅が予め設定したしきい値以下に収まっているか否かによって収束を判定する。識別結果が収束している場合（ステップＳ１０５：ＹＥＳ）、一連の処理は終了する。一方で、識別結果が収束していない場合（ステップＳ１０５：ＮＯ）、再びステップＳ１０３から処理が開始される。よって、ステップＳ１０３及びＳ１０４の処理は、識別結果が収束するまで、繰り返し実行されることになる。

[0034] （具体的な動作例）

次に、図４及び図５を参照しながら、第１実施形態に係る識別装置１の具体的な動作例（即ち、学習動作の具体例）について説明する。図４は、第１実施形態に係る識別器における入力及び出力の一例を示す概念図である。図５は、自己相関関数が周期性を示す場合の一例を示すグラフである。

[0035] 図４に示すように、識別器１１０が、第１層から第Ｎ層までの層を有するニューラルネットワークとして構成されているとする。この場合、信号のスペクトル系列(スペクトログラム)を示す訓練データＸ（$x_1$、$x_2$、…、$x_t$…）を識別器１１０に入力すると、その出力として、識別結果ｙ（$y_1$、$y_2$、…、$y_t$…）が得られる。なお、識別結果ｙは、クラス事後確率系列を示すものであり、図中に例示するように、分類される各クラスに対する確からしさを示す値として出力される。図中の例では、１番目のクラスである確率が“０．８”、２番目のクラスである確率が“０．０１”、３番目のクラスである確率が“０．０５”である。なお、ここでの識別結果ｙは、ｓｏｆｔｍａｘ関数によって総和が１となるように調整されている。

[0036] 上述した識別器１１０を訓練する場合には、例えば自己相関関数のエントロピーを用いることができる。自己相関関数Ｒ（$\tau$）、及びそのエントロピー$L_1$は、それぞれ下記式（１）及び（２）のように表すことができる。

[0037]

[数1]

$$R(\tau) = E_t[(y_t - \bar{y})^T(y_{t+\tau} - \bar{y})] \quad \cdots (1)$$

[0038] [数2]

$$L_1 = -E_\tau[\log R(\tau)] \quad \cdots (2)$$

ただし、$\bar{y}$は$y_t$の平均、即ち$\bar{y} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} y_t$

Ｔは観測信号（スペクトログラム）の時間長。

[0039] また、上記式（１）及び（２）における期待値Ｅ［・］は、平均、或いは簡便的に総和であってもよい。この場合、自己相関関数Ｒ（τ）、及びそのエントロピーＬ$_1$は、それぞれ下記式（３）及び（４）のように表すことができる。

[0040] [数3]

$$R(\tau) = \sum_t (y_t - \bar{y})^T(y_{t+\tau} - \bar{y}) \quad \cdots (3)$$

[0041] [数4]

$$L_1 = -\sum_\tau \log R(\tau) \quad \cdots (4)$$

[0042] なお、訓練データＸに複数の観測信号ｉ＝１，２、…が含まれる場合は、それらについても総和をとればよい。この場合、上記式（３）及び（４）は、それぞれ下記式（５）及び（６）のようになる。

[0043] [数5]

$$R_i(\tau) = \sum_t \left(y_{i,t} - \bar{y}_i\right)^T \left(y_{i,t+\tau} - \bar{y}_i\right) \quad \cdots (5)$$

[0044]

[数6]

$$L_1 = -\sum_i T_i \sum_t \log R_i(\tau) \quad \cdots (6)$$

Ｔｉはｉ番目の観測信号の時間長（ただし、時間長にばらつきがなければ不要）。

[0045] 図５に示すように、自己相関関数Ｒ（τ）のエントロピーＬ$_1$が小さくなると、自己相関関数Ｒ（τ）に明確なピーク（図中のピークＡ、及びピークＢ）が見られるようになる。これらのピークＡ及びＢは、それぞれ別の周期性を有する信号に起因するものである。よって、自己相関関数Ｒ（τ）のエントロピーＬ$_1$を小さくするように学習動作を進めていけば、周期性に応じて信号を識別することが可能となる。なお、上記式（３）や式（５）については、自己相関関数と同様の性質を有する関数であれば、自己相関関数に限られない。即ち、自己相関関数に代えて、自己相関関数以外の他の関数を利用することも可能である。例えば、識別結果ｙに離散フーリエ変換を適用した結果として得られる関数を用いることが可能である。

[0046] （技術的効果）

次に、第１実施形態に係る識別装置１によって得られる技術的効果について説明する。

[0047] 図１から図５で説明したように、第１実施形態に係る識別装置１では、識別器１１０の識別結果が周期性を示すように機械学習が実行される。このように学習した識別装置１によれば、周期性を有する信号を適切に識別することができる。また、本実施形態では特に、学習動作に用いる訓練データＸの周期は未知であってよい。つまり、訓練データＸに正解ラベルを付与することなく、適切な機械学習が行える。よって、訓練データＸを用意するのにかかるコストを低く抑えることができる。

[0048] ＜第２実施形態＞

次に、第２実施形態に係る識別装置１について、図６及び図７を参照して説明する。なお、第２実施形態は、すでに説明した第１実施形態と一部の構

成及び動作が異なるのみであり、他の部分については概ね同様である。このため、以下では第１実施形態と異なる部分について詳しく説明し、重複する部分については適宜説明を省略するものとする。

[0049] （学習用の機能的構成）

まず、図６を参照しながら、第２実施形態に係る識別装置１の学習用の機能的構成について説明する。図６は、第２実施形態に係る識別装置の学習用の機能的構成を示すブロック図である。なお、図６に示す構成要素のうち、図２で示した構成要素と同様のものについては同一の符号を付している。

[0050] 図６に示すように、第２実施形態に係る識別装置１は、第１実施形態の構成要素（図２参照）に加えて、データ拡張部１３０を備えている。また、学習部１２０が、クラス整合性損失関数計算部２０３を備えている。

[0051] データ拡張部１３０は、訓練データＸに対して摂動（ノイズ）を付加することにより、訓練データを拡張可能に構成されている。なお、摂動の付加については、既存の技術を適宜採用することができるため、ここでの詳細な説明は省略する。

[0052] クラス整合性損失関数計算部２０３は、データ拡張部１３０で拡張された訓練データＸから、クラス整合性損失関数（以下、適宜「第２の損失関数」と称する）を計算する。第２の損失関数は、拡張後の訓練データＸの識別結果であるクラスが、拡張前の訓練データＸのクラスと同じになる場合に小さくなる関数である。なお、具体的にどのクラスに属するかは未知であってよい。第２の損失関数については、後に詳しく説明する。クラス整合性損失関数計算部２０３で計算された第２の損失関数の値は、識別器訓練部２０２に出力される構成となっている。

[0053] （動作の流れ）

次に、図７を参照しながら、第２実施形態に係る識別装置１の動作の流れ（特に、識別器１１０を訓練する動作の流れ）について説明する。図７は、第２実施形態に係る識別装置の学習動作の流れを示すフローチャートである。なお、図７に示す処理のうち、図３で示した処理と同様のものについては

同一の符号を付している。

[0054] 図７に示すように、第２実施形態に係る識別装置１の動作時には、まず学習部１２０が、識別器１１０のパラメタを初期化し（ステップＳ１０１）、訓練データＸを読み込む（ステップＳ１０２）。

[0055] 続いて、第２実施形態では、データ拡張部１３０が、訓練データＸにノイズを付加する（ステップＳ２０１）。これによって訓練データＸが拡張される。

[0056] 続いて、周期性損失関数計算部２０１が拡張後の訓練データＸを用いて第１の損失関数を計算する（ステップＳ１０３）。また、クラス整合性損失関数計算部２０３が、拡張後の訓練データＸを用いて第２の損失関数を計算する（ステップＳ２０２）。第２の損失関数は、例えば下記式（７）又は（８）のように表すことができる。

[0057] [数7]

$$L_2 = \sum_t \sum_n (y_{t,n} - y_t)^T (y_{t,n} - y_t) \quad \cdots (7)$$

[0058] [数8]

$$L_2 = \sum_t \sum_n \left(1 - \frac{y_t^T y_{t,n}}{|y_t||y_{t,n}|}\right) \quad \cdots (8)$$

[0059] 続いて、識別器訓練部２０２は、第１の損失関数及び第２の損失関数に基づいて、識別器１１０のパラメタを更新（即ち、変更）する（ステップＳ１０４）。この際、識別器訓練部２０２は、例えば$L_1 + \lambda L_2$（$\lambda$は所定の係数）が小さくなるように識別器１１０のパラメタを更新する。

[0060] その後、学習部１２０は、識別器１１０の識別結果が収束しているか否かを判定する（ステップＳ１０５）。識別結果が収束している場合（ステップＳ１０５：ＹＥＳ）、一連の処理は終了する。一方で、識別結果が収束していない場合（ステップＳ１０５：ＮＯ）、再びステップＳ１０３から処理が開始される。

[0061] （技術的効果）

次に、第２実施形態に係る識別装置１によって得られる技術的効果について説明する。

[0062] 図６及び図７で説明したように、第２実施形態に係る識別装置１では、拡張前の訓練データＸと、拡張後の訓練データＸとが同じクラスに属するように識別器１１０の機械学習が実行される。このように学習すれば、訓練データＸを拡張した場合でも、周期性を利用した学習が適切に行える。よって、コストの増加を抑制しつつ、周期性を有する信号を適切に識別することが可能となる。

[0063] ＜第３実施形態＞

次に、第３実施形態に係る識別装置１について、図８及び図９を参照して説明する。なお、第３実施形態は、すでに説明した第１及び第２実施形態と一部の構成及び動作が異なるのみであり、他の部分については概ね同様である。このため、以下では第１及び第２実施形態と異なる部分について詳しく説明し、重複する部分については適宜説明を省略するものとする。

[0064] （学習用の機能的構成）

まず、図８を参照しながら、第３実施形態に係る識別装置１の学習用の機能的構成について説明する。図８は、第３実施形態に係る識別装置の学習用の機能的構成を示すブロック図である。なお、図８に示す構成要素のうち、図２で示した構成要素と同様のものについては同一の符号を付している。

[0065] 図８に示すように、第３実施形態に係る識別装置１は、第１実施形態の構成要素（図２参照）に加えて、学習部１２０が誤差損失関数計算部２０４を備えている。なお、第１及び第２実施形態では、識別器１１０がニューラルネットワークを用いて信号を識別する例を挙げたが、第３実施形態に係る識別器１１０は、非負値行列因子分解（Ｎｏｎ－ｎｅｇａｔｉｖｅ　Ｍａｔｒｉｘ　Ｆａｃｔｏｒｉｚａｔｉｏｎ：ＮＭＦ）を用いて信号を識別する。ＮＭＦについては既存の技術であるため、ＮＭＦを用いた識別手法については詳しい説明を省略する。

[0066] 誤差損失関数計算部２０４は、訓練データＸから、ＮＭＦに用いる再現誤差の損失関数（以下、適宜「基本損失関数」と称する）を計算する。ＮＭＦにおける基本損失関数は、例えば訓練データＸを基底スペクトルＨと、アクティベーションＵに分解する場合、下記式（９）のように表すことができる。

[0067] [数9]

$$\|X - UH\|^2 \quad \cdots (9)$$

[0068] 誤差損失関数計算部２０４で計算された基本損失関数の値は、識別器訓練部２０２に出力される構成となっている。

[0069] （動作の流れ）

次に、図９を参照しながら、第３実施形態に係る識別装置１の動作の流れ（特に、識別器１１０を訓練する動作の流れ）について説明する。図９は、第３実施形態に係る識別装置の学習動作の流れを示すフローチャートである。なお、図９に示す処理のうち、図３で示した処理と同様のものについては同一の符号を付している。

[0070] 図９に示すように、第３実施形態に係る識別装置１の動作時には、まず学習部１２０が、識別器１１０のパラメタを初期化し（ステップＳ１０１）、訓練データＸを読み込む（ステップＳ１０２）。

[0071] 続いて、第３実施形態では、誤差損失関数計算部２０４が、訓練データＸから基本損失関数を計算する（ステップＳ３０１）。そして、周期性損失関数計算部２０１が、訓練データＸを用いて第１の損失関数を計算する（ステップＳ１０３）。ここでの第１の損失関数（自己相関関数Ｒ（τ）及びエントロピー$L_1$）は下記式（１０）及び（１１）のように表すことができる。

[0072] [数10]

$$R(\tau) = E_t[(u_t - \bar{u})^T(u_{t+\tau} - \bar{u})] \quad \cdots (10)$$

[0073] [数11]

$$L_1 = -E_\tau[\log R(\tau)] \quad \cdots (11)$$

[0074] また、上記式（１０）及び（１１）における期待値Ｅ［・］は、第１実施形態で説明したように、平均、或いは簡便的に総和であってもよい（数式（３）及び（４）を参照）。

[0075] 続いて、識別器訓練部２０２は、基本損失関数及び第１の損失関数に基づいて、識別器１１０のパラメタを更新（即ち、変更）する（ステップＳ１０４）。この際、識別器訓練部２０２は、例えば下記式（１２）が小さくなるように識別器１１０のパラメタを更新する。

[0076] [数12]

$$\|X - UH\|^2 + \kappa L_1 \quad \cdots (12)$$

ただし、$\kappa$は所定の係数。

[0077] その後、学習部１２０は、識別器１１０の識別結果が収束しているか否かを判定する（ステップＳ１０５）。識別結果が収束している場合（ステップＳ１０５：ＹＥＳ）、一連の処理は終了する。一方で、識別結果が収束していない場合（ステップＳ１０５：ＮＯ）、再びステップＳ１０３から処理が開始される。

[0078] （技術的効果）

次に、第３実施形態に係る識別装置１によって得られる技術的効果について説明する。

[0079] 図８及び図９で説明したように、第３実施形態に係る識別装置１では、ＮＭＦの基本損失関数に第１の損失関数を加味して学習動作が実行される。このようにすれば、ＮＭＦを用いた識別器１１０に対して、信号の周期性に関する制約を入れた状態で学習が行える。よって、ＮＭＦを用いる識別器１１０においても、周期性を有する信号を適切に識別することが可能となる。

[0080] ＜第４実施形態＞

次に、第４実施形態に係る識別装置１について、図１０及び図１１を参照して説明する。なお、第４実施形態は、すでに説明した第１から第３実施形態と一部の構成及び動作が異なるのみであり、他の部分については概ね同様である。このため、以下では第１から第３実施形態と異なる部分について詳しく説明し、重複する部分については適宜説明を省略するものとする。

[0081] （学習用の機能的構成）

まず、図１０を参照しながら、第４実施形態に係る識別装置１の学習用の機能的構成について説明する。図１０は、第４実施形態に係る識別装置の学習用の機能的構成を示すブロック図である。なお、図１０に示す構成要素のうち、図６及び図８で示した構成要素と同様のものについては同一の符号を付している。

[0082] 図１０に示すように、第４実施形態に係る識別装置１は、第３実施形態の構成要素（図２参照）に加えて、データ拡張部１３０を備えている。また、学習部１２０が、クラス整合性損失関数計算部２０３を備えている。即ち、第４実施形態に係る識別装置１は、実質的に第２実施形態と第３実施形態とを組み合わせた構成となっている。なお、第４実施形態に係る識別器１１０は、第３実施形態と同様にＮＭＦを用いて信号を識別する。

[0083] （動作の流れ）

次に、図１１を参照しながら、第４実施形態に係る識別装置１の動作の流れ（特に、識別器１１０を訓練する動作の流れ）について説明する。図１１は、第４実施形態に係る識別装置の学習動作の流れを示すフローチャートである。なお、図１１に示す処理のうち、図７及び図９で示した処理と同様のものについては同一の符号を付している。

[0084] 図１１に示すように、第４実施形態に係る識別装置１の動作時には、まず学習部１２０が、識別器１１０のパラメタを初期化し（ステップＳ１０１）、訓練データＸを読み込む（ステップＳ１０２）。

[0085] 続いて、第４実施形態では、データ拡張部１３０が、訓練データＸにノイ

ズを付加する（ステップＳ２０１）。これによって訓練データＸが拡張される。

[0086] 続いて、誤差損失関数計算部２０４が、訓練データＸから基本損失関数を計算する（ステップＳ３０１）。そして、周期性損失関数計算部２０１が、訓練データＸを用いて第１の損失関数を計算する（ステップＳ１０３）。また、クラス整合性損失関数計算部２０３が、拡張後の訓練データＸを用いて第２の損失関数を計算する（ステップＳ２０２）。

[0087] 続いて、識別器訓練部２０２は、基本損失関数、第１の損失関数及び第２の損失関数に基づいて、識別器１１０のパラメタを更新（即ち、変更）する（ステップＳ１０４）。即ち、識別器訓練部２０２は、すでに説明した第２実施形態の学習動作と第３実施形態の学習動作とを組み合わせた学習動作を実行する。

[0088] その後、学習部１２０は、識別器１１０の識別結果が収束しているか否かを判定する（ステップＳ１０５）。識別結果が収束している場合（ステップＳ１０５：ＹＥＳ）、一連の処理は終了する。一方で、識別結果が収束していない場合（ステップＳ１０５：ＮＯ）、再びステップＳ１０３から処理が開始される。

[0089] （技術的効果）

次に、第４実施形態に係る識別装置１によって得られる技術的効果について説明する。

[0090] 図１０及び図１１で説明したように、第４実施形態に係る識別装置１では、ＮＭＦの基本損失関数に対して、第１の損失関数及び第２の損失関数を加味して学習動作が実行される。このようにすれば、ＮＭＦを用いた識別器１１０に対して、信号の周期性に関する制約を入れた状態で学習が行える。また、訓練データＸを拡張した場合でも、周期性を利用した学習が適切に行える。よって、コストの増加を抑制しつつ、周期性を有する信号を適切に識別することが可能となる。

[0091] ＜付記＞

以上説明した実施形態に関して、更に以下の付記を開示する。

[0092] （付記１）

付記１に記載の識別装置は、信号を識別する識別手段と、周期性を有する訓練データを用いて、前記識別手段の識別結果が周期性を示すように機械学習を実行する学習手段と

を備えることを特徴とする識別装置である。

[0093] （付記２）

付記２に記載の識別装置は、前記学習手段は、前記識別手段の識別結果が周期性を示す場合に小さくなる第１の損失関数を用いて前記機械学習を実行することを特徴とする付記１に記載の識別装置である。

[0094] （付記３）

付記３に記載の識別装置は、前記訓練データの周期は未知の値であることを特徴とする請求項１又は２に記載の識別装置である。

[0095] （付記４）

付記４に記載の識別装置は、前記訓練データに摂動を付与して拡張する拡張手段を更に備え、前記学習手段は、拡張後の前記訓練データの識別結果が、拡張前の前記訓練データの識別結果と同じクラスになるように前記機械学習を実行することを特徴とする請求項１から３のいずれか一項に記載の識別装置である。

[0096] （付記５）

付記５に記載の識別装置は、前記学習手段は、拡張後の前記訓練データの識別結果が、拡張前の前記訓練データの識別結果と同じクラスになる場合に小さくなる第２の損失関数を用いて前記機械学習を実行することを特徴とする付記４に記載の識別装置である。

[0097] （付記６）

付記６に記載の識別装置は、前記識別手段は、ニューラルネットワークを用いて前記信号を識別することを特徴とする付記１から５のいずれか一項に記載の識別装置である。

[0098] （付記７）

付記７に記載の識別装置は、前記識別手段は、非負値行列因数分解を用いて前記信号を識別することを特徴とする付記１から５のいずれか一項に記載の識別装置である。

[0099] （付記８）

付記８に記載の識別装置は、前記信号は、レーダ波又は音波であることを特徴とする付記１から７のいずれか一項に記載の識別装置である。

[0100] （付記９）

付記９に記載の識別装置の学習方法は、信号を識別する識別装置の学習方法であって、周期性を有する訓練データを用いて、前記識別装置の識別結果が周期性を示すように機械学習を実行することを特徴とする識別装置の学習方法である。

である。

[0101] （付記１０）

付記１０に記載のコンピュータプログラムは、信号を識別する識別装置の学習に用いるコンピュータプログラムであって、周期性を有する訓練データを用いて、前記識別装置の識別結果が周期性を示すように機械学習を実行するようにコンピュータを動作させることを特徴とするコンピュータプログラムである。

[0102] （付記１１）

付記１１に記載の識別装置は、前記学習手段は、前記第１の損失関数として自己相関関数を用いることを特徴とする付記２に記載の識別装置である。

[0103] （付記１２）

付記１２に記載の識別装置は、前記学習手段は、前記第１の損失関数のエントロピーを用いて前記機械学習を実行することを特徴とする付記２に記載の識別装置である。

[0104] （付記１３）

付記１３に記載の識別装置は、前記学習手段は、前記第２の損失関数とし

て自己相関関数を用いることを特徴とする付記５に記載の識別装置である。

[0105] （付記１４）

付記１４に記載の識別装置は、前記学習手段は、前記第２の損失関数のエントロピーを用いて前記機械学習を実行することを特徴とする付記５に記載の識別装置である。

[0106] 本発明は、請求の範囲及び明細書全体から読み取ることのできる発明の要旨又は思想に反しない範囲で適宜変更可能であり、そのような変更を伴う識別装置、識別装置の学習方法、及びコンピュータプログラムもまた本発明の技術思想に含まれる。

## 符号の説明

[0107] １　識別装置

１１０　識別器

１２０　学習部

１３０　データ拡張部

２０１　周期性損失関数計算部

２０２　識別器訓練部

２０３　クラス整合性損失関数計算部

２０４　誤差損失関数計算部

Ｘ　訓練データ

# 請求の範囲

[請求項1] 信号を識別する識別手段と、

周期性を有する訓練データを用いて、前記識別手段の識別結果が周期性を示すように機械学習を実行する学習手段と

を備えることを特徴とする識別装置。

[請求項2] 前記学習手段は、前記識別手段の識別結果が周期性を示す場合に小さくなる第１の損失関数を用いて前記機械学習を実行することを特徴とする請求項１に記載の識別装置。

[請求項3] 前記訓練データの周期は未知の値であることを特徴とする請求項１又は２に記載の識別装置。

[請求項4] 前記訓練データに摂動を付与して拡張する拡張手段を更に備え、

前記学習手段は、拡張後の前記訓練データの識別結果が、拡張前の前記訓練データの識別結果と同じクラスになるように前記機械学習を実行する

ことを特徴とする請求項１から３のいずれか一項に記載の識別装置。

[請求項5] 前記学習手段は、拡張後の前記訓練データの識別結果が、拡張前の前記訓練データの識別結果と同じクラスになる場合に小さくなる第２の損失関数を用いて前記機械学習を実行することを特徴とする請求項４に記載の識別装置。

[請求項6] 前記識別手段は、ニューラルネットワークを用いて前記信号を識別することを特徴とする請求項１から５のいずれか一項に記載の識別装置。

[請求項7] 前記識別手段は、非負値行列因数分解を用いて前記信号を識別することを特徴とする請求項１から５のいずれか一項に記載の識別装置。

[請求項8] 前記信号は、レーダ波又は音波であることを特徴とする請求項１から７のいずれか一項に記載の識別装置。

[請求項9] 信号を識別する識別装置の学習方法であって、

周期性を有する訓練データを用いて、前記識別装置の識別結果が周期性を示すように機械学習を実行する

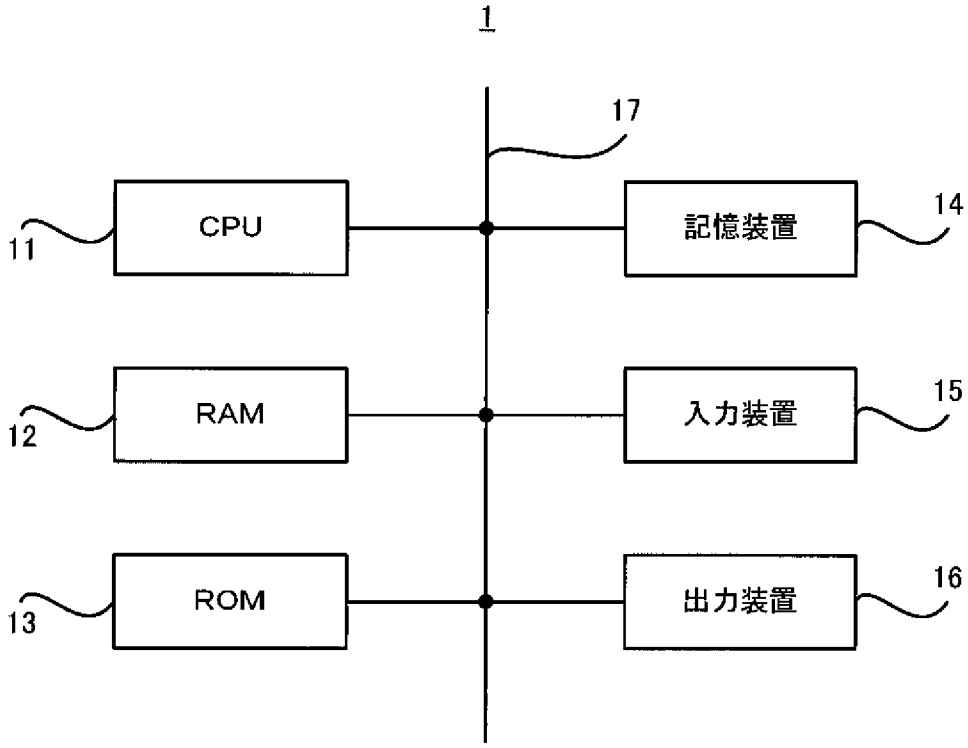
ことを特徴とする識別装置の学習方法。

[請求項10] 信号を識別する識別装置の学習に用いるコンピュータプログラムであって、

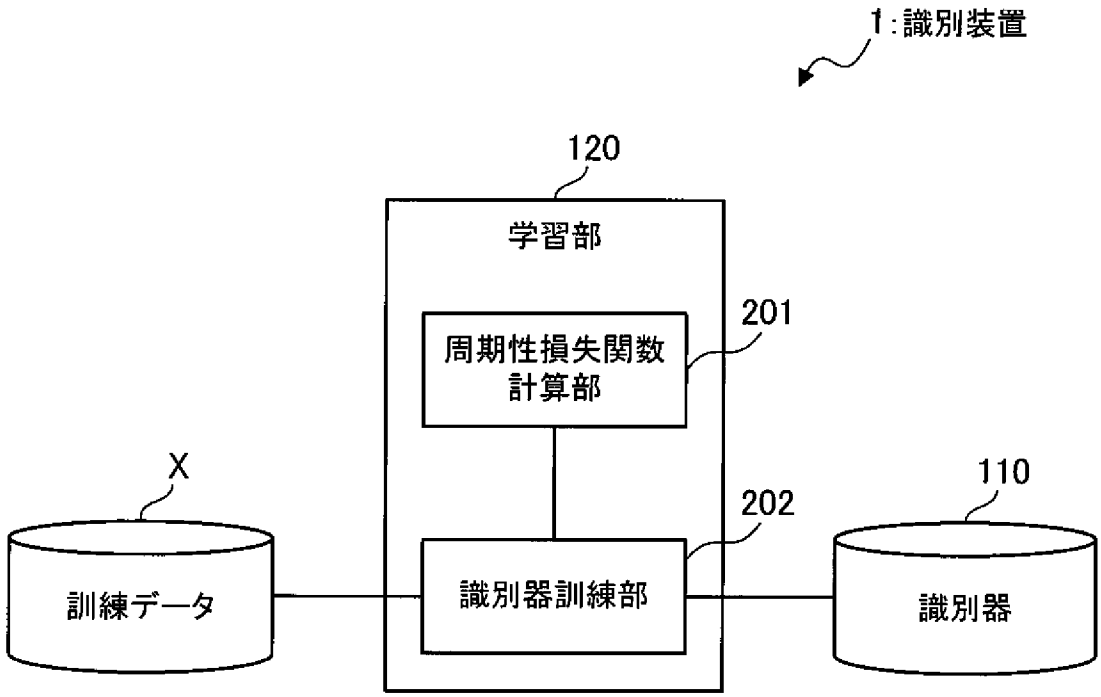
周期性を有する訓練データを用いて、前記識別装置の識別結果が周期性を示すように機械学習を実行する

ようにコンピュータを動作させることを特徴とするコンピュータプログラム。

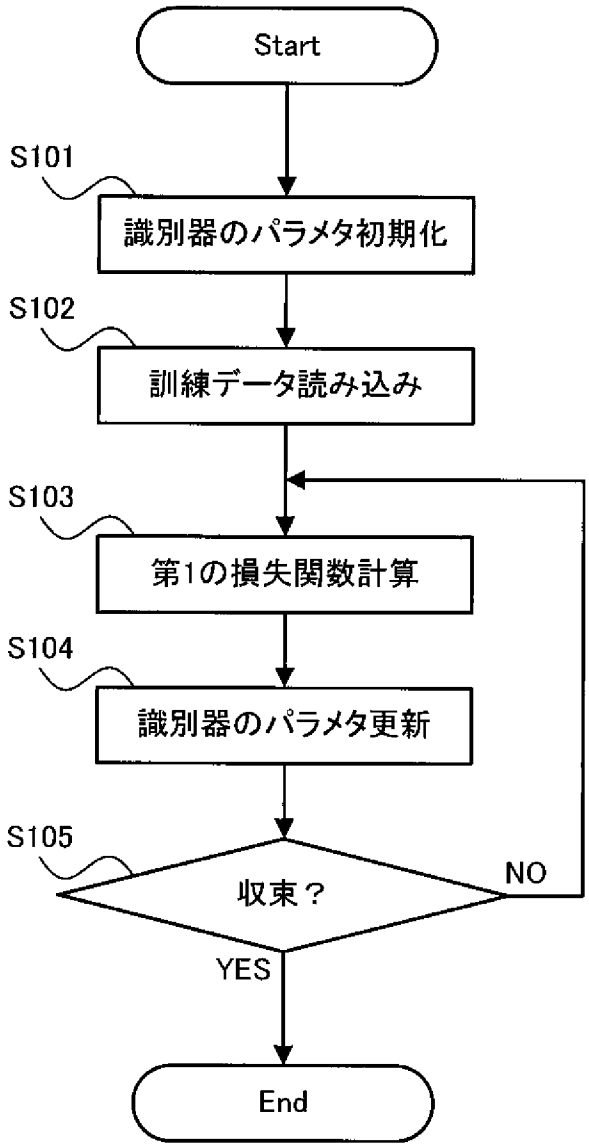
[図1]



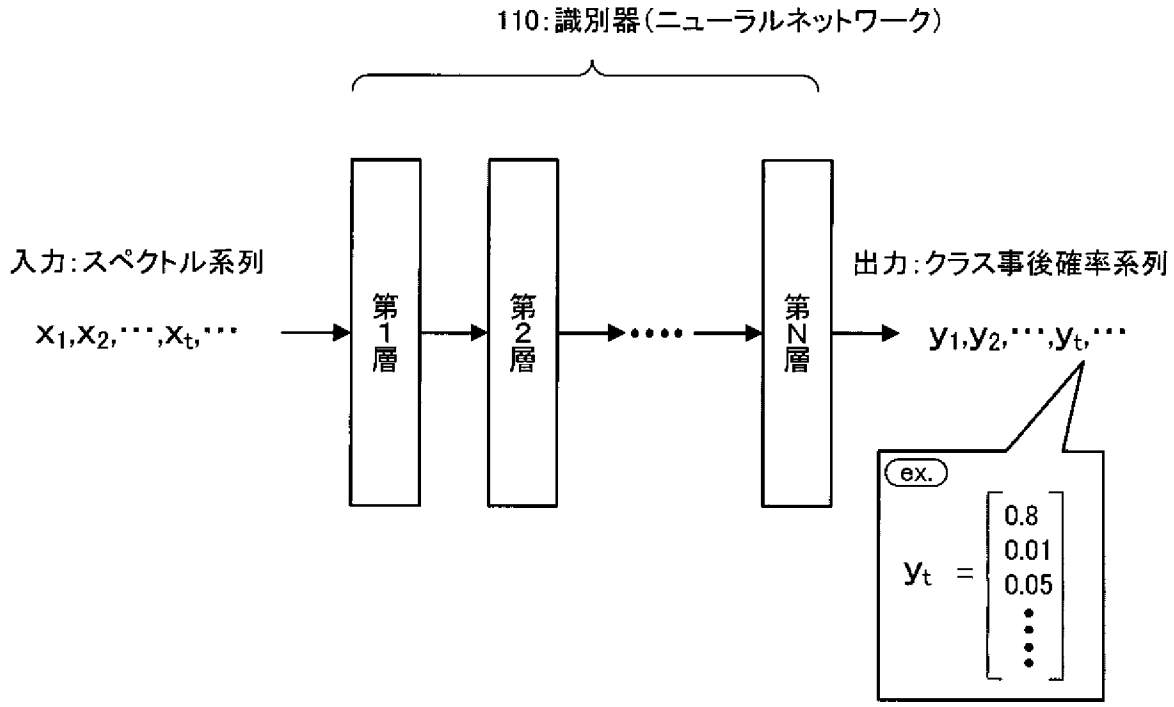
[図2]



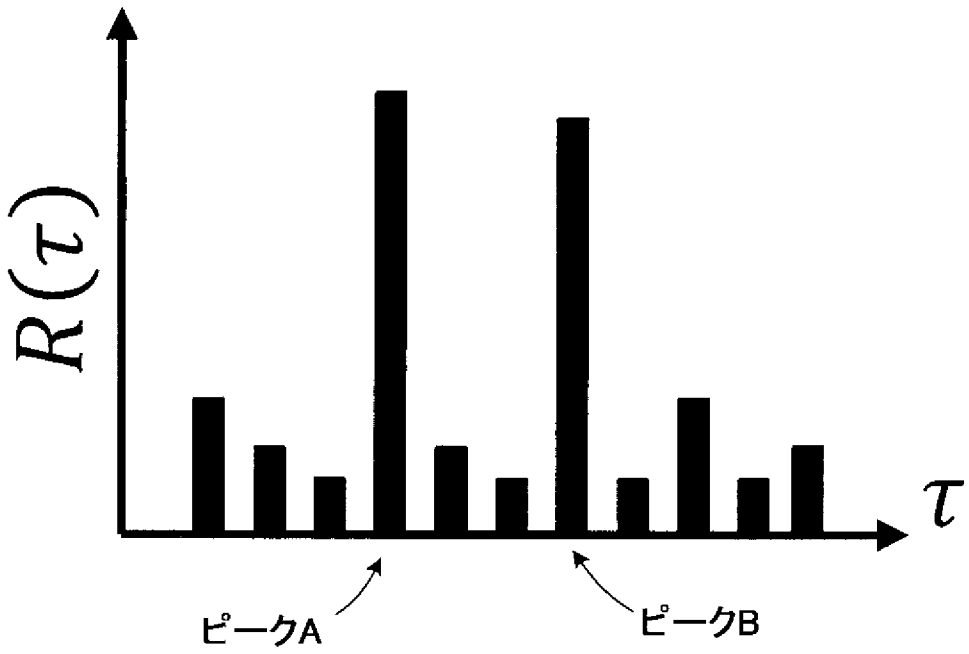
[図3]


Start
S101
識別器のパラメタ初期化
S102
訓練データ読み込み
S103
第1の損失関数計算
S104
識別器のパラメタ更新
S105
収束？
NO
YES
End

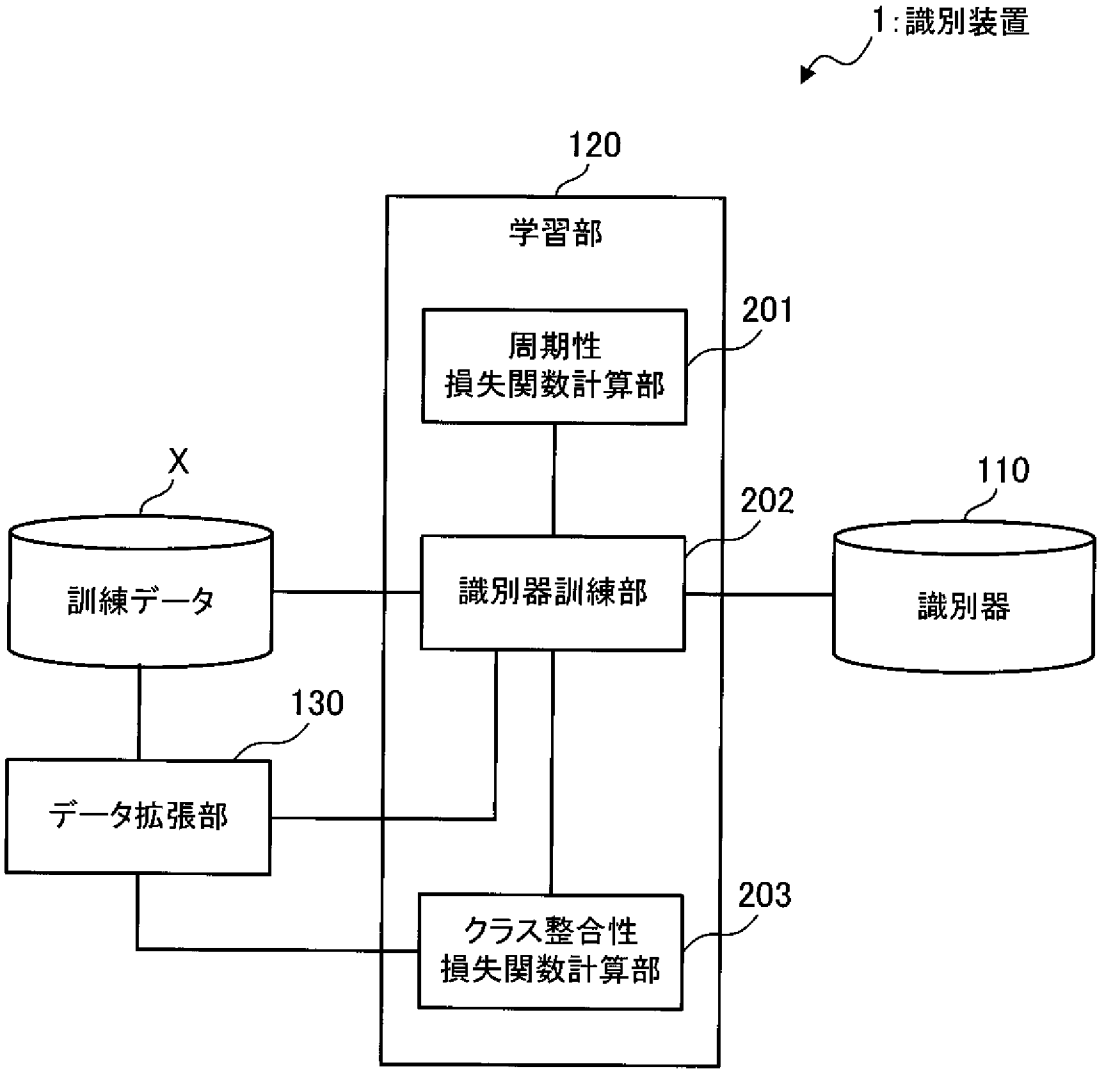
[図4]


110:識別器(ニューラルネットワーク)
入力:スペクトル系列
$x_1, x_2, \cdots, x_t, \cdots$
第1層
第2層
第N層
出力:クラス事後確率系列
$y_1, y_2, \cdots, y_t, \cdots$
ex.
$y_t$ =
0.8
0.01
0.05

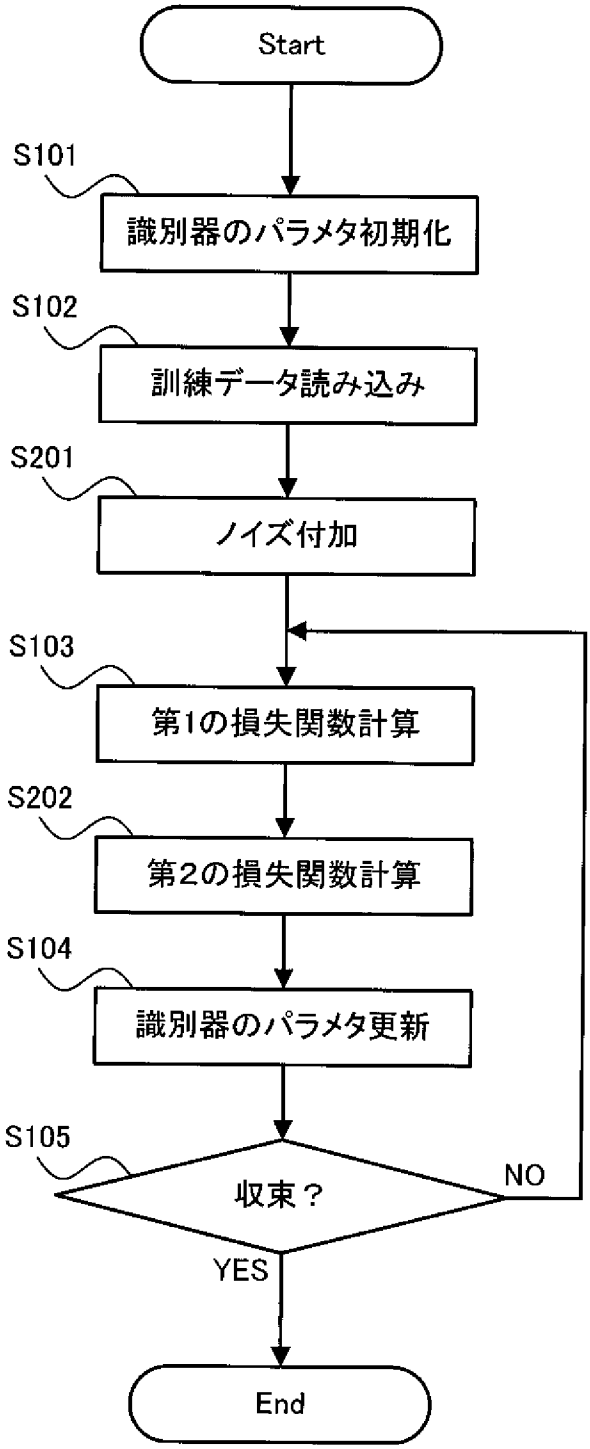
[図5]



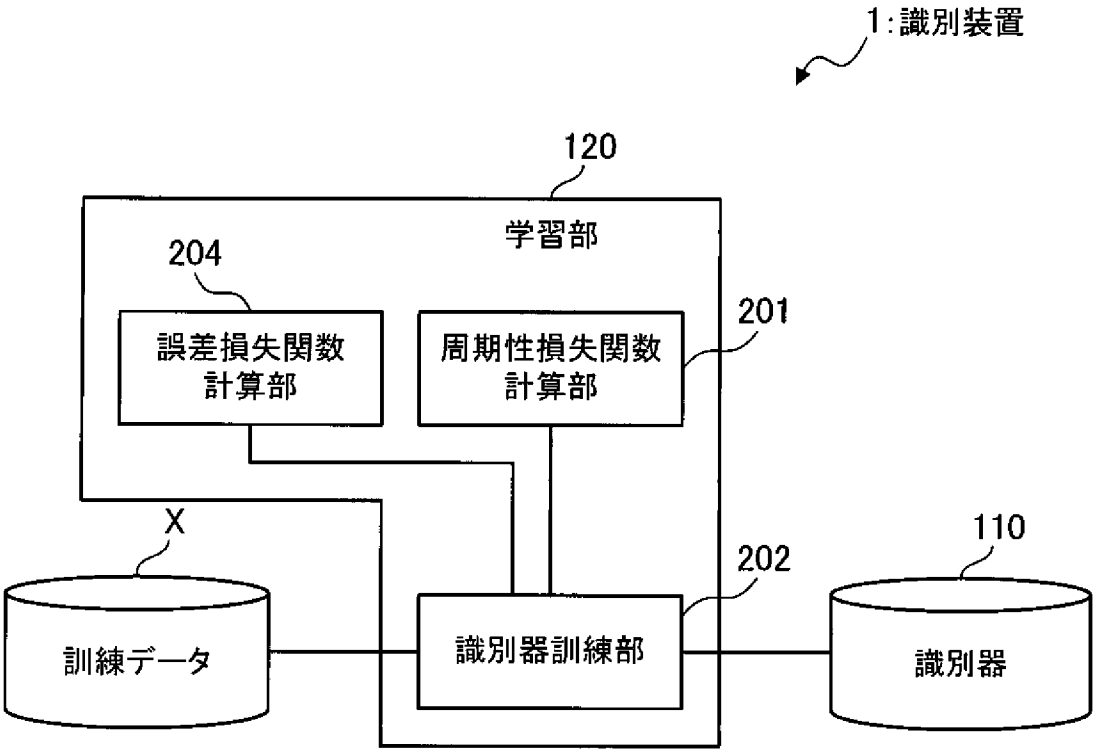
[図6]


1:識別装置
120
学習部
201
周期性
損失関数計算部
X
訓練データ
202
識別器訓練部
110
識別器
130
データ拡張部
203
クラス整合性
損失関数計算部

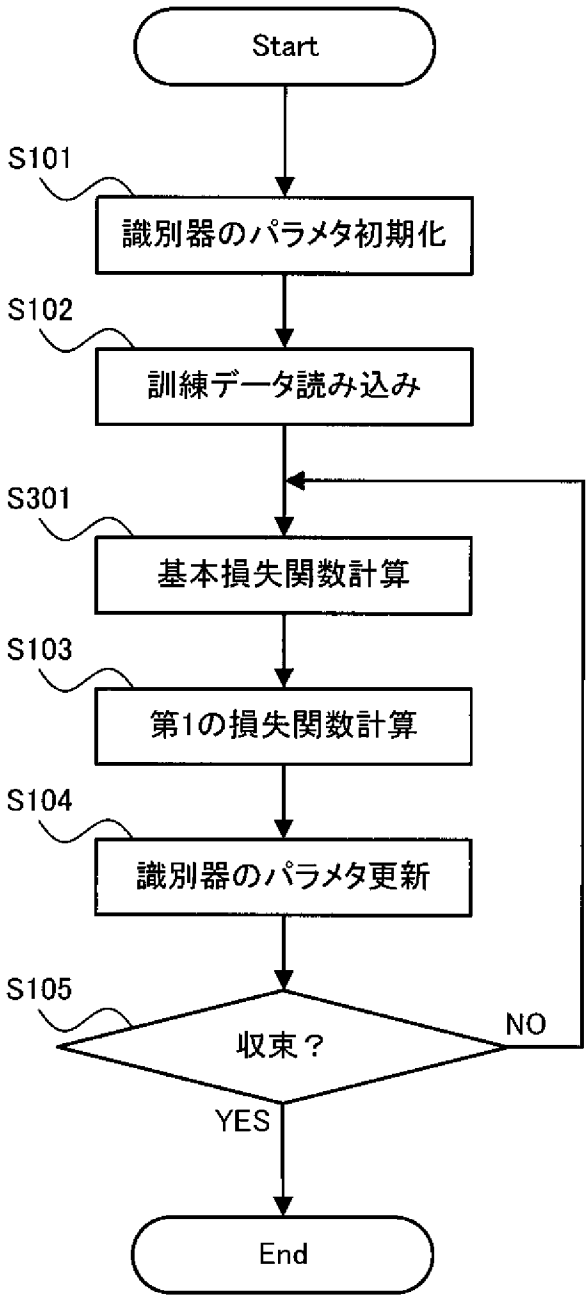
[図7]


Start
S101
識別器のパラメタ初期化
S102
訓練データ読み込み
S201
ノイズ付加
S103
第1の損失関数計算
S202
第2の損失関数計算
S104
識別器のパラメタ更新
S105
収束？
NO
YES
End

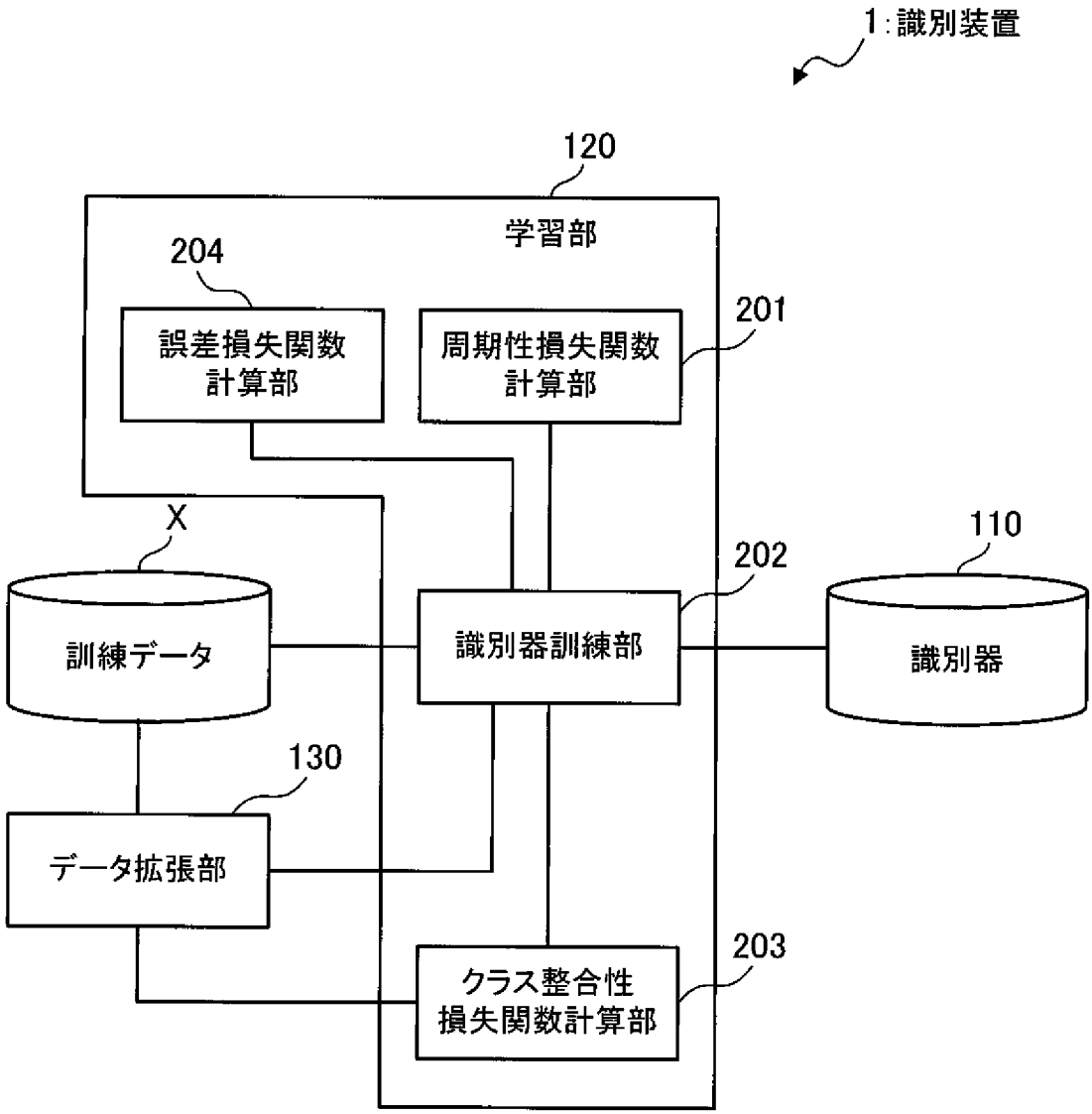
[図8]


1:識別装置
120
学習部
204
誤差損失関数
計算部
周期性損失関数
計算部
201
X
訓練データ
識別器訓練部
202
110
識別器

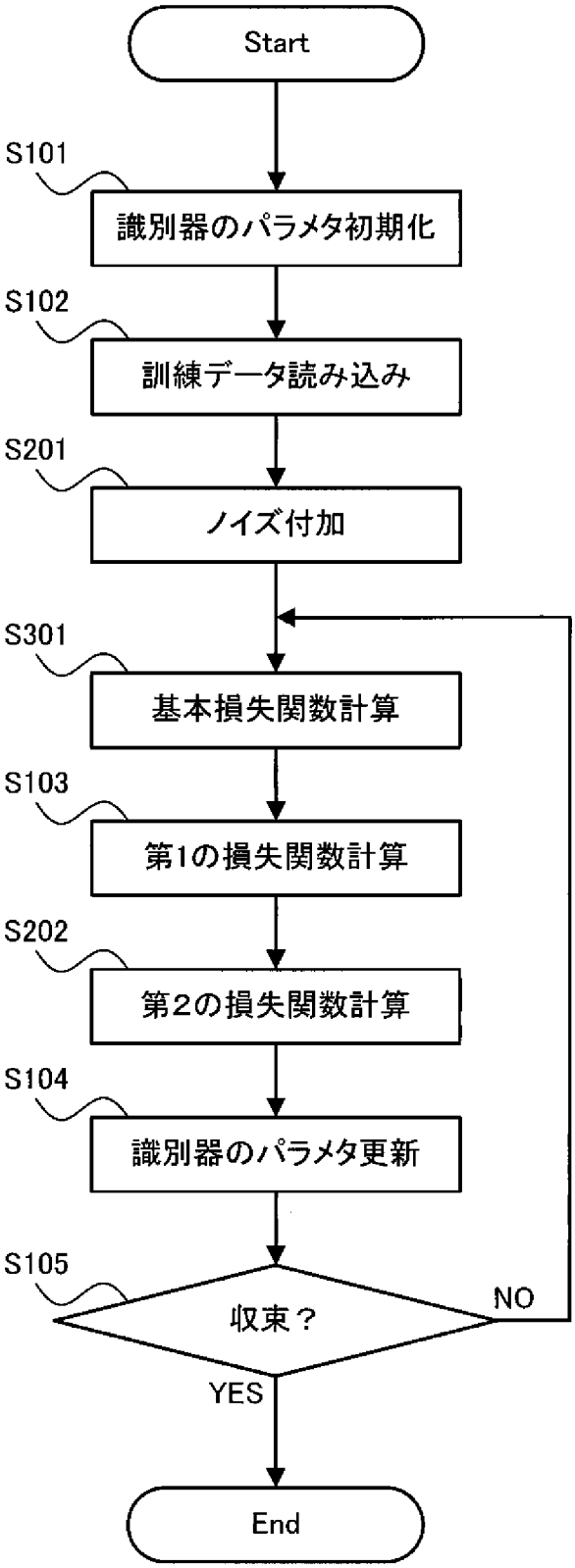
[図9]


Start
S101
識別器のパラメタ初期化
S102
訓練データ読み込み
S301
基本損失関数計算
S103
第1の損失関数計算
S104
識別器のパラメタ更新
S105
収束？
NO
YES
End

[図10]


1:識別装置
120
学習部
204
誤差損失関数
計算部
201
周期性損失関数
計算部
X
訓練データ
202
識別器訓練部
110
識別器
130
データ拡張部
203
クラス整合性
損失関数計算部

[図11]


Start
S101
識別器のパラメタ初期化
S102
訓練データ読み込み
S201
ノイズ付加
S301
基本損失関数計算
S103
第1の損失関数計算
S202
第2の損失関数計算
S104
識別器のパラメタ更新
S105
収束？
NO
YES
End

# INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/JP2020/007198

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER
Int. Cl. G06N20/00(2019.01)i
FI: G06N20/00

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)
Int. Cl. G06N20/00

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched
Published examined utility model applications of Japan 1922-1996
Published unexamined utility model applications of Japan 1971-2020
Registered utility model specifications of Japan 1996-2020
Published registered utility model applications of Japan 1994-2020

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

| Category* | Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages | Relevant to claim No. |
|---|---|---|
| X | JP 2019-124596 A (YOKOGAWA ELECTRIC CORP.) 25 July 2019, paragraphs [0045], [0051], [0075]-[0078], fig. 5 | 1-10 |
| A | JP 2003-308092 A (MITSUBISHI ELECTRIC CORP.) 31 October 2003, abstract | 1-10 |
| A | JP 2019-185580 A (AZBIL CORP.) 24 October 2019, fig. 3 | 1-10 |

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C.

☒ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:
"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date
"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed
"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
"&" document member of the same patent family

| Date of the actual completion of the international search | Date of mailing of the international search report |
|---|---|
| 01.07.2020 | 14.07.2020 |
| Name and mailing address of the ISA/<br>Japan Patent Office<br>3-4-3, Kasumigaseki, Chiyoda-ku,<br>Tokyo 100-8915, Japan | Authorized officer<br><br>Telephone No. |

**INTERNATIONAL SEARCH REPORT**
Information on patent family members

International application No.
PCT/JP2020/007198

| Patent Documents referred to in the Report | Publication Date | Patent Family | Publication Date |
|---|---|---|---|
| JP 2019-124596 A | 25.07.2019 | (Family: none) | |
| JP 2003-308092 A | 31.10.2003 | (Family: none) | |
| JP 2019-185580 A | 24.10.2019 | (Family: none) | |

国際調査報告

国際出願番号
PCT/JP2020/007198

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（ＩＰＣ））

G06N 20/00(2019.01)i
FI: G06N20/00

B. 調査を行った分野

調査を行った最小限資料（国際特許分類（ＩＰＣ））

G06N20/00

最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの

| | |
|---|---|
| 日本国実用新案公報 | １９２２－１９９６年 |
| 日本国公開実用新案公報 | １９７１－２０２０年 |
| 日本国実用新案登録公報 | １９９６－２０２０年 |
| 日本国登録実用新案公報 | １９９４－２０２０年 |

国際調査で使用した電子データベース（データベースの名称、調査に使用した用語）

C. 関連すると認められる文献

| 引用文献のカテゴリー* | 引用文献名　及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示 | 関連する請求項の番号 |
|---|---|---|
| X | JP 2019-124596 A (横河電機株式会社) 25.07.2019 (2019-07-25)<br>段落［００４５］、［００５１］、［００７５］－［００７８］、第５図 | 1-10 |
| A | JP 2003-308092 A (三菱電機株式会社) 31.10.2003 (2003-10-31)<br>要約 | 1-10 |
| A | JP 2019-185580 A (アズビル株式会社) 24.10.2019 (2019-10-24)<br>第３図 | 1-10 |

☐ Ｃ欄の続きにも文献が列挙されている。

☑ パテントファミリーに関する別紙を参照。

* 引用文献のカテゴリー
"A" 特に関連のある文献ではなく、一般的技術水準を示すもの
"E" 国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの
"L" 優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献（理由を付す）
"O" 口頭による開示、使用、展示等に言及する文献
"P" 国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願の日の後に公表された文献
"T" 国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と抵触するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの
"X" 特に関連のある文献であって、当該文献のみで発明の新規性又は進歩性がないと考えられるもの
"Y" 特に関連のある文献であって、当該文献と他の１以上の文献との、当業者にとって自明である組合せによって進歩性がないと考えられるもの
"&" 同一パテントファミリー文献

| 国際調査を完了した日 | 国際調査報告の発送日 |
|---|---|
| 01.07.2020 | 14.07.2020 |

名称及びあて先
日本国特許庁(ISA/JP)
〒100-8915
日本国
東京都千代田区霞が関三丁目４番３号

権限のある職員（特許庁審査官）
塚田　肇 5B 3652
電話番号 03-3581-1101 内線 3545

国際調査報告
パテントファミリーに関する情報

国際出願番号
PCT/JP2020/007198

| 引用文献 | 公表日 | パテントファミリー文献 | 公表日 |
|---|---|---|---|
| JP 2019-124596 A | 25.07.2019 | （ファミリーなし） | |
| JP 2003-308092 A | 31.10.2003 | （ファミリーなし） | |
| JP 2019-185580 A | 24.10.2019 | （ファミリーなし） | |