(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7243823号
(P7243823)

(45)発行日　令和5年3月22日(2023.3.22)

(24)登録日　令和5年3月13日(2023.3.13)

(51)国際特許分類
G06N 20/00 (2019.01)

FI
G06N 20/00 130

請求項の数 4 （全12頁）

(21)出願番号　特願2021-525448(P2021-525448)
(86)(22)出願日　令和1年6月11日(2019.6.11)
(86)国際出願番号　PCT/JP2019/023151
(87)国際公開番号　WO2020/250312
(87)国際公開日　令和2年12月17日(2020.12.17)
審査請求日　令和3年11月2日(2021.11.2)

(73)特許権者　000004226
日本電信電話株式会社
東京都千代田区大手町一丁目５番１号
(74)代理人　110001519
弁理士法人太陽国際特許事務所
(72)発明者　大川 真耶
東京都千代田区大手町一丁目５番１号
日本電信電話株式会社内
(72)発明者　戸田 浩之
東京都千代田区大手町一丁目５番１号
日本電信電話株式会社内
審査官　金沢 史明

最終頁に続く

(54)【発明の名称】　異常検知装置、異常検知方法、及び異常検知プログラム

(57)【特許請求の範囲】

【請求項１】

時系列のイベントデータである複数のイベント系列と、前記複数のイベント系列の各々の各イベントデータについての異常又は正常を示すラベルとに基づいて、前記時系列の各時刻におけるイベントの発生確率と前記複数のイベント系列の各々の異常度との関係を表す目的関数を最適化するように、異常度を予測する対象となるイベント系列である対象イベント系列を入力した場合に、前記対象イベント系列の異常度を出力するモデルのパラメータを学習する学習部

を含み、

前記発生確率は、点過程の強度関数で表され、

前記目的関数は、前記複数のイベント系列の各々についての前記点過程の尤度を用いて表される線形回帰モデルを含み、以下の式で表され、

前記学習部は、前記目的関数の値が最大となるように、前記モデルのパラメータを学習する異常検知装置。

$$\mathcal{L} = \sum_{i=1}^{n} D\left(y_i | f(Z_i; \beta)\right)$$

ここで、Z_iは、ｉ番目のイベント系列に対する点過程の尤度であり、Ｄ（Ａ｜Ｂ）は

ＡとＢの乖離度を表す規準であり、ｆ（・）は前記線形回帰モデルであり、βは前記線形回帰モデルのパラメータであり、y_iは、ｉ番目のイベント系列の各々の各イベントデータについての前記ラベルである。

【請求項２】

前記対象イベント系列の入力を受け付ける検索部と、

前記対象イベント系列と、前記モデルと、前記学習部により学習されたパラメータとに基づいて、前記対象イベント系列の異常度を算出する予測部と、

を更に含む請求項１記載の異常検知装置。

【請求項３】

学習部が、時系列のイベントデータである複数のイベント系列と、前記複数のイベント系列の各々の各イベントデータについての異常又は正常を示すラベルとに基づいて、前記時系列の各時刻におけるイベントの発生確率と前記複数のイベント系列の各々の異常度との関係を表す目的関数を最適化するように、異常度を予測する対象となるイベント系列である対象イベント系列を入力した場合に、前記対象イベント系列の異常度を出力するモデルのパラメータを学習する

ことを含み、

前記発生確率は、点過程の強度関数で表され、

前記目的関数は、前記複数のイベント系列の各々についての前記点過程の尤度を用いて表される線形回帰モデルを含み、以下の式で表され、

前記学習部は、前記目的関数の値が最大となるように、前記モデルのパラメータを学習する異常検知方法。

$$\mathcal{L} = \sum_{i=1}^{n} D\left(y_i | f(Z_i; \beta)\right)$$

ここで、Z_iは、ｉ番目のイベント系列に対する点過程の尤度であり、Ｄ（Ａ｜Ｂ）はＡとＢの乖離度を表す規準であり、ｆ（・）は前記線形回帰モデルであり、βは前記線形回帰モデルのパラメータであり、y_iは、ｉ番目のイベント系列の各々の各イベントデータについての前記ラベルである。

【請求項４】

学習部が、時系列のイベントデータである複数のイベント系列と、前記複数のイベント系列の各々の各イベントデータについての異常又は正常を示すラベルとに基づいて、前記時系列の各時刻におけるイベントの発生確率と前記複数のイベント系列の各々の異常度との関係を表す目的関数を最適化するように、異常度を予測する対象となるイベント系列である対象イベント系列を入力した場合に、前記対象イベント系列の異常度を出力するモデルのパラメータを学習する

ことを含み、

前記発生確率は、点過程の強度関数で表され、

前記目的関数は、前記複数のイベント系列の各々についての前記点過程の尤度を用いて表される線形回帰モデルを含み、以下の式で表され、

前記学習部は、前記目的関数の値が最大となるように、前記モデルのパラメータを学習する処理をコンピュータに実行させるための異常検知プログラム。

$$\mathcal{L} = \sum_{i=1}^{n} D\left(y_i | f(Z_i; \beta)\right)$$

ここで、Z_iは、ｉ番目のイベント系列に対する点過程の尤度であり、Ｄ（Ａ｜Ｂ）はＡとＢの乖離度を表す規準であり、ｆ（・）は前記線形回帰モデルであり、βは前記線形

回帰モデルのパラメータであり、y_iは、i番目のイベント系列の各々の各イベントデータについての前記ラベルである。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【０００１】

本開示は、異常検知装置、異常検知方法、及び異常検知プログラムに関する。

【背景技術】

【０００２】

従来から、イベントデータの異常度を判定する異常検知は、多くのドメインで必要不可欠な技術である。例えば、金融取引の系列データの異常が検知できれば、不正取引を自動で特定することができる。タクシーの乗降履歴の系列の異常が検知できれば、混雑が起きている場所を特定し迅速に事前措置を取ることができる。イベントデータは、ある事象の発生時刻・発生場所の系列からなるデータで、一般的に点過程を用いてモデル化される（非特許文献１）。

【０００３】

イベントデータの異常を検知するモデルは過去にいくつか提案されているが、異常であることを示す正解データが与えられていない場合を想定しているものが多い。一方、異常又は正常を示す正解ラベルが事前に与えられている場合については、例えば、離散化された特徴量に基づいて教師ありで交通需要の異常予測を行う技術が提案されている（非特許文献２）。

【先行技術文献】

【非特許文献】

【０００４】

【文献】Ihler, Alexander, Jon Hutchins, and Padhraic Smyth. "Adaptive event detection with time-varying poisson processes". Proceedings of the 12th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. ACM, 2006.

A. Vahedian, X. Zhou, L. Tong, W. N. Street, and Y. Li., "Predicting urban dispersal events: A two-stage framework through deep survival analysis on mobility data", AAAI Conference on Artificial Intelligence, IEEE, 2018.

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【０００５】

イベントデータの異常検知は、様々なドメインで大きな価値を持つ。しかし、既存の教師あり異常検知手法では、イベントデータを考慮することができない。例えば、非特許文献２の手法は、集計された特徴量を扱うものであるため、イベントデータに対して適用することができない。このため、精度よくイベントデータの異常検知をすることができない、という問題があった。

【０００６】

開示の技術は、上記の点に鑑みてなされたものであり、精度よくイベントデータの異常検知をすることができる異常検知装置、異常検知方法、及び異常検知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】

【０００７】

本開示の第１態様は、異常検知装置であって、時系列のイベントデータである複数のイベント系列と、前記複数のイベント系列の各々の各イベントデータについての異常又は正常を示すラベルとに基づいて、前記時系列の各時刻におけるイベントの発生確率と前記複数のイベント系列の各々の異常度との関係を表す目的関数を最適化するように、異常度を予測する対象となるイベント系列である対象イベント系列を入力した場合に、前記対象イベント系列の異常度を出力するモデルのパラメータを学習する学習部を含む。

【０００８】
本開示の第２態様は、異常検知方法であって、学習部が、時系列のイベントデータである複数のイベント系列と、前記複数のイベント系列の各々の各イベントデータについての異常又は正常を示すラベルとに基づいて、前記時系列の各時刻におけるイベントの発生確率と前記複数のイベント系列の各々の異常度との関係を表す目的関数を最適化するように、異常度を予測する対象となるイベント系列である対象イベント系列を入力した場合に、前記対象イベント系列の異常度を出力するモデルのパラメータを学習する。
【０００９】
本開示の第３態様は、異常検知プログラムであって、学習部が、時系列のイベントデータである複数のイベント系列と、前記複数のイベント系列の各々の各イベントデータについての異常又は正常を示すラベルとに基づいて、前記時系列の各時刻におけるイベントの発生確率と前記複数のイベント系列の各々の異常度との関係を表す目的関数を最適化するように、異常度を予測する対象となるイベント系列である対象イベント系列を入力した場合に、前記対象イベント系列の異常度を出力するモデルのパラメータを学習することをコンピュータに実行させるための異常検知プログラムである。
【発明の効果】
【００１０】
開示の技術によれば、精度よくイベントデータの異常検知をすることができる。
【図面の簡単な説明】
【００１１】
【図１】実施形態に係る異常検知装置として機能するコンピュータの概略構成を示すブロック図である。
【図２】実施形態に係る異常検知装置の機能構成の例を示すブロック図である。
【図３】検索履歴の一例を示す図である。
【図４】異常ラベルの一例を示す図である。
【図５】実施形態に係る異常検知装置の異常検知処理ルーチン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、開示の技術の実施形態の例を、図面を参照しつつ説明する。なお、各図面において同一又は等価な構成要素及び部分には同一の参照符号を付与している。また、図面の寸法比率は、説明の都合上誇張されており、実際の比率とは異なる場合がある。
【００１３】
＜本開示の技術の実施形態に係る異常検知装置の構成＞
図１は、本実施形態に係る異常検知装置１０のハードウェア構成を示すブロック図である。図１に示すように、異常検知装置１０は、ＣＰＵ（Ｃｅｎｔｒａｌ Ｐｒｏｃｅｓｓｉｎｇ Ｕｎｉｔ）１１、ＲＯＭ（Ｒｅａｄ Ｏｎｌｙ Ｍｅｍｏｒｙ）１２、ＲＡＭ（Ｒａｎｄｏｍ Ａｃｃｅｓｓ Ｍｅｍｏｒｙ）１３、ストレージ１４、入力部１５、表示部１６及び通信インタフェース（Ｉ／Ｆ）１７を有する。各構成は、バス１９を介して相互に通信可能に接続されている。
【００１４】
ＣＰＵ１１は、中央演算処理ユニットであり、各種プログラムを実行したり、各部を制御したりする。すなわち、ＣＰＵ１１は、ＲＯＭ１２又はストレージ１４からプログラムを読み出し、ＲＡＭ１３を作業領域としてプログラムを実行する。ＣＰＵ１１は、ＲＯＭ１２又はストレージ１４に記憶されているプログラムに従って、上記各構成の制御及び各種の演算処理を行う。本実施形態では、ＲＯＭ１２又はストレージ１４には、異常検知処理を実行するための異常検知プログラムが記憶されている。
【００１５】
ＲＯＭ１２は、各種プログラム及び各種データを記憶する。ＲＡＭ１３は、作業領域として一時的にプログラム又はデータを記憶する。ストレージ１４は、ＨＤＤ（Ｈａｒｄ

Ｄｉｓｋ　Ｄｒｉｖｅ）又はＳＳＤ（Ｓｏｌｉｄ　Ｓｔａｔｅ　Ｄｒｉｖｅ）により構成され、オペレーティングシステムを含む各種プログラム、及び各種データを記憶する。

【００１６】

入力部１５は、マウス等のポインティングデバイス、及びキーボードを含み、各種の入力を行うために使用される。

【００１７】

表示部１６は、例えば、液晶ディスプレイであり、各種の情報を表示する。表示部１６は、タッチパネル方式を採用して、入力部１５として機能しても良い。

【００１８】

通信インタフェース１７は、他の機器と通信するためのインタフェースであり、例えば、イーサネット（登録商標）、ＦＤＤＩ、Ｗｉ－Ｆｉ（登録商標）等の規格が用いられる。

【００１９】

次に、異常検知装置１０の機能構成について説明する。図２は、異常検知装置１０の機能構成の例を示すブロック図である。

【００２０】

図２に示すように、異常検知装置１０は、機能構成として、学習データ格納部１０１と、ラベル格納部１０２と、操作部１０３と、検索部１０４と、学習部１０５と、パラメータ格納部１０６と、対象データ格納部１０７と、予測部１０８と、出力部１０９と、を有する。各機能構成は、ＣＰＵ１１がＲＯＭ１２又はストレージ１４に記憶された異常検知プログラムを読み出し、ＲＡＭ１３に展開して実行することにより実現される。

【００２１】

学習データ格納部１０１には、時系列のイベントデータであるイベント系列が複数格納されている。具体的には、学習データ格納部１０１は、学習部１０５からの要求に従って、イベント系列を読み出し、読み出したイベント系列を学習部１０５に渡す。イベントデータはある事象（イベント）の発生時刻及び発生場所の系列からなるデータであり、例えば金融市場における取引の記録、タクシーの乗降履歴、Ｅ－ｃｏｍｍｅｒｃｅサイトにおける購買履歴、犯罪の履歴等である。より具体的には、イベントデータは、例えば、ルート検索アプリの検索ログであり、あるエリア（駅等）l_i、ある日にちd_i、ある時間h_i、を対象とする検索が行われた時刻χ_jにおけるイベント系列$x = \{\chi_1, \chi_2, \ldots\}$で定義される。なお、“イベント系列ｘ”の“ｘ”は、数式中は太字のｘで表す。本開示では、時刻Ｔまでに観測されたｎ個のイベント系列ｘからなるデータセット$X = \{x_i\}_{i=1}^{n}$が与えられた場合を考える。各イベント系列x_iの長さをn_iとおく。

【００２２】

図３に、イベントデータの例として、検索ログ（履歴）をイベントデータとした場合を示す。図３に示すように、検索対象のエリア、検索対象の日にち、検索対象の時間に紐づいて、検索ログが、学習データ格納部１０１に格納されている。図３中の検索ログは、例えば、検索対象のエリアl_iを“Ａ駅”、検索対象の日にちd_iを“２０１８／１／２”、検索対象の時間h_iを“１０：００”を対象とする検索が行われた時刻χ（１，３，１２等）が時系列に格納されている。

【００２３】

ラベル格納部１０２には、複数のイベント系列の各々の各イベントデータについての異常又は正常を示すラベルが格納されている。具体的には、ラベル格納部１０２は、学習部１０５からの要求に従って、異常又は正常を示すラベルを読み出し、読み出したラベルを学習部１０５に渡す。異常又は正常を示すラベルは、例えば金融取引であれば「不正取引が行われていたかどうか」、「株価の乱高下が発生していたかどうか」、タクシーの乗降履歴なら「乗降時に混雑が起きていたかどうか」等、手動又は自動で取得されたものである。本開示では、ｎ個のイベント系列ｘからなるデータセットＸと共に、エリアl_i、日にちd_i、時間帯h_iの各々に対応するラベル$Y = \{y_i\}_{i=1}^{n}$が与えられているものとする。ここでy_iは、例えばエリアl_i、日にちd_i、時間帯h_iにおいて混雑が起きているか否かを表す二値データ$y_i \in [0, 1]$である。

【００２４】
図４に、イベントデータが上記の検索ログである場合の、ラベルの例を示す。図４中の異常の項目が、ラベルである。図４の例において、ラベルは、異常である（混雑が発生した）場合、１（混雑あり）となり、正常である（混雑が発生していない）場合、０（混雑なし）となる。
【００２５】
なお、学習データ格納部１０１及びラベル格納部１０２は、Ｗｅｂサーバや、データベースを具備するデータベースサーバ等として構成することもできる。
【００２６】
操作部１０３は、学習データ格納部１０１及びラベル格納部１０２に格納されているデータに対する各種操作を受け付ける。各種操作とは、データを登録、修正、削除する操作等である。
【００２７】
検索部１０４は、対象イベント系列ｘ′ｉの入力を受け付ける。具体的には、検索部１０４は、まず、異常度の予測の対象となるイベント系列についての、時刻及び場所の情報を受け付ける。次に、検索部１０４は、受け付けた時刻及び場所に紐づく各イベントデータを、対象データ格納部１０７から取得し、対象イベント系列ｘ′ｉとする。そして、検索部１０４は、対象イベント系列ｘ′ｉを、予測部１０８に渡す。
【００２８】
学習部１０５は、複数のイベント系列ｘと、複数のイベント系列ｘの各々の各イベントデータについての異常又は正常を示すラベルｙとに基づいて、時系列の各時刻におけるイベントの発生確率と複数のイベント系列ｘの各々の異常度との関係を表す目的関数Ｌを最適化するように、異常度を予測する対象となるイベント系列である対象イベント系列ｘ′を入力した場合に、対象イベント系列ｘ′の異常度ｓ′を出力するモデルのパラメータを学習する。
【００２９】
具体的には、学習部１０５は、まず、学習データ格納部１０１からデータセットＸを、ラベル格納部１０２からラベルＹを取得する。次に、学習部１０５は、取得したデータセットＸ及びラベルＹに基づいて、イベント系列ｘと当該イベント系列ｘの異常度ｓとの関係を示すモデルのパラメータを学習する。
【００３０】
ここで、学習部１０５におけるパラメータの学習手順を説明する。学習部１０５では、過去のイベントをトリガーとして起こるイベントを、点過程を用いてモデル化する。一般的な点過程モデルの手続きに従い、まず強度関数の設計を行う。強度関数は、単位時間当たりにイベントが発生する確率である発生確率を表す関数である。以下にその一例を示す。
【００３１】
まず、イベント系列をモデル化するため、点過程の強度関数λ（ｘ｜θ）を導入する。ここで、強度関数λ（ｘ｜θ）は時刻χにおけるイベント（検索行動）の発生確率、θは強度関数のパラメータである。強度関数λ（ｘ｜θ）が与えられた下で、ｉ番目のイベント系列$x_i = \{\chi_1, \cdots, \chi_{n_i}\}$に対する点過程の尤度$Z_i$は、下記式（１）で表すことができる。
【００３２】
【数１】

$$Z_i \equiv \log p\left(\mathrm{x}_i|\lambda(x;\theta)\right) = \sum_{j=1}^{n_i} \lambda(x_j;\theta) - \int_0^T \lambda(x;\theta)dx \qquad \cdots (1)$$

【００３３】
一般的な点過程の枠組みでは、各イベント系列に対する尤度Z_iの和$\Sigma^{n}{}_{i=1} Z_i$を最

大化するθを求める。本開示では、当該尤度Ｚ$_i$の和を最大化する目的関数を下記式（２）で表す。

【００３４】

【数２】

$$\mathcal{L} = \sum_{i=1}^{n} D\left(y_i | f(Z_i; \beta)\right) \quad \cdots (2)$$

【００３５】

ここで、Ｄ（Ａ｜Ｂ）はＡとＢの乖離度を表す規準であり、例えば二乗誤差等を用いることができる。また、ｆ（・）は線形回帰モデル、βは線形回帰モデルのパラメータである。学習部１０５は、上記式（２）を最大化するように、パラメータθ及びβを学習する。当該最適化にはどのような方法を用いても良い。例えば、上記式（２）の目的関数を、勾配法を用いて最適化することができる。そして、学習部１０５は、学習したパラメータθ^（数式中は、θの上に“^”とする）及びβ^を、パラメータ格納部１０６に格納する。

【００３６】

パラメータ格納部１０６には、学習部１０５により学習されたパラメータθ^及びβ^の組を格納する。パラメータ格納部１０６は、推定したパラメータの組が保存され、復元可能なものであれば、なんでも良い。例えば、データベースや、予め備えられた汎用的な記憶装置（メモリやハードディスク装置）の特定領域に記憶される。

【００３７】

対象データ格納部１０７には、異常度を予測する対象となるイベント系列ｘ′が格納されている。イベントデータは、学習データ格納部１０１に格納されているイベントデータと同様、時刻Ｘ′$_j$のイベント系列ｘ′＝｛Ｘ′$_1$，Ｘ′$_2$，…｝で定義される。本開示では、時刻Ｔまでに観測されたｎ′個のイベント系列ｘ′からなるデータセットＸ′＝｛ｘ′$_i$｝$^{n'}_{i=1}$が与えられているものとする。また、各イベント系列ｘ′$_i$の長さをｎ′$_i$とおく。

【００３８】

予測部１０８は、対象イベント系列ｘ′$_i$と、モデルと、学習部１０５により学習されたパラメータθ^とに基づいて、対象イベント系列ｘ′$_i$の異常度を算出する。

【００３９】

具体的には、予測部１０８は、まず、パラメータ格納部１０６から学習済みパラメータθ^を取得する。次に、予測部１０８は、ｎ′$_i$個のイベントからなる新しいイベント系列｛Ｘ′$_1$，Ｘ′$_2$，…｝とパラメータの推定値θ^とに基づいて、対象イベント系列ｘ′の異常度ｓ′を、下記式（３）及び（４）を用いて算出する。

【００４０】

【数３】

$$Z' = \sum_{i=1}^{n'_i} \lambda(x'_i; \hat{\theta}) - \int_0^T \lambda(x; \hat{\theta}) dx \quad \cdots (3)$$

$$s' = f(Z') \quad \cdots (4)$$

【００４１】

そして、予測部１０８は、算出した異常度ｓ′を、出力部１０９に渡す。

【００４２】

出力部１０９は、予測部１０８により算出された異常度ｓ′を、予測結果として出力する。

【００４３】
＜本開示の技術の実施形態に係る異常検知装置の作用＞
次に、異常検知装置１０の作用について説明する。
図５は、異常検知装置１０による異常検知処理ルーチンの流れを示すフローチャートである。ＣＰＵ１１がＲＯＭ１２又はストレージ１４から異常検知プログラムを読み出して、ＲＡＭ１３に展開して実行することにより、異常検知処理ルーチンが行なわれる。
【００４４】
ステップＳ１０１において、ＣＰＵ１１は、学習部１０５として、学習データ格納部１０１からデータセットＸを、ラベル格納部１０２からラベルＹを取得する。
【００４５】
ステップＳ１０２において、ＣＰＵ１１は、学習部１０５として、上記ステップＳ１０１により取得したデータセットＸ及びラベルＹに基づいて、イベント系列ｘと当該イベント系列ｘの異常度ｓとの関係を示すモデルのパラメータを学習する。
【００４６】
ステップＳ１０３において、ＣＰＵ１１は、学習部１０５として、上記ステップＳ１０２により学習したパラメータθ＾及びβ＾を、パラメータ格納部１０６に格納する。
【００４７】
ステップＳ１０４において、ＣＰＵ１１は、検索部１０４として、対象イベント系列ｘ′ｉの入力を受け付ける。
【００４８】
ステップＳ１０５において、ＣＰＵ１１は、予測部１０８として、パラメータ格納部１０６から学習済みのパラメータθ＾を取得する。
【００４９】
ステップＳ１０６において、ＣＰＵ１１は、予測部１０８として、対象イベント系列ｘ′ｉと、モデルと、上記ステップＳ１０５により取得したパラメータθ＾とに基づいて、対象イベント系列ｘ′ｉの異常度を算出する。
【００５０】
ステップＳ１０７において、ＣＰＵ１１は、出力部１０９として、上記ステップＳ１０６により算出された異常度ｓ′を、予測結果として出力する。
【００５１】
以上説明したように、本開示の実施形態に係る異常検知装置によれば、時系列のイベントデータである複数のイベント系列と、複数のイベント系列の各々の各イベントデータについての異常又は正常を示すラベルとに基づいて、時系列の各時刻におけるイベントの発生確率と複数のイベント系列の各々の異常度との関係を表す目的関数を最適化するように、異常度を予測する対象となるイベント系列である対象イベント系列を入力した場合に、対象イベント系列の異常度を出力するモデルのパラメータを学習するため、精度よくイベントデータの異常検知をすることができる。
【００５２】
なお、本開示は、上述した実施形態に限定されるものではなく、この発明の要旨を逸脱しない範囲内で様々な変形や応用が可能である。
【００５３】
上記実施形態では、学習部及び予測部を含む各機能構成が１つのコンピュータで実現される場合について説明したが、学習部と予測部とは、それぞれ別のコンピュータで実現してもよい。この場合、学習部を含むコンピュータで学習されたパラメータをパラメータ格納部に格納しておき、予測部を含むコンピュータからパラメータ格納部に格納されたパラメータを読み出して、異常検知処理を実行すればよい。
【００５４】
なお、上記実施形態でＣＰＵがソフトウェア（プログラム）を読み込んで実行した異常検知プログラムを、ＣＰＵ以外の各種のプロセッサが実行してもよい。この場合のプロセッサとしては、ＦＰＧＡ（Ｆｉｅｌｄ－Ｐｒｏｇｒａｍｍａｂｌｅ　Ｇａｔｅ　Ａｒｒａｙ

）等の製造後に回路構成を変更可能なＰＬＤ（Ｐｒｏｇｒａｍｍａｂｌｅ Ｌｏｇｉｃ Ｄｅｖｉｃｅ）、及びＡＳＩＣ（Ａｐｐｌｉｃａｔｉｏｎ Ｓｐｅｃｉｆｉｃ Ｉｎｔｅｇｒａｔｅｄ Ｃｉｒｃｕｉｔ）等の特定の処理を実行させるために専用に設計された回路構成を有するプロセッサである専用電気回路等が例示される。また、異常検知プログラムを、これらの各種のプロセッサのうちの１つで実行してもよいし、同種又は異種の２つ以上のプロセッサの組み合わせ（例えば、複数のＦＰＧＡ、及びＣＰＵとＦＰＧＡとの組み合わせ等）で実行してもよい。また、これらの各種のプロセッサのハードウェア的な構造は、より具体的には、半導体素子等の回路素子を組み合わせた電気回路である。

【００５５】

また、上記各実施形態では、異常検知プログラムがＲＯＭ１２又はストレージ１４に予め記憶（インストール）されている態様を説明したが、これに限定されない。プログラムは、ＣＤ－ＲＯＭ（Ｃｏｍｐａｃｔ Ｄｉｓｋ Ｒｅａｄ Ｏｎｌｙ Ｍｅｍｏｒｙ）、ＤＶＤ－ＲＯＭ（Ｄｉｇｉｔａｌ Ｖｅｒｓａｔｉｌｅ Ｄｉｓｋ Ｒｅａｄ Ｏｎｌｙ Ｍｅｍｏｒｙ）、及びＵＳＢ（Ｕｎｉｖｅｒｓａｌ Ｓｅｒｉａｌ Ｂｕｓ）メモリ等の非一時的（ｎｏｎ－ｔｒａｎｓｉｔｏｒｙ）記憶媒体に記憶された形態で提供されてもよい。また、プログラムは、ネットワークを介して外部装置からダウンロードされる形態としてもよい。

【００５６】

以上の実施形態に関し、更に以下の付記を開示する。

（付記項１）

メモリと、

前記メモリに接続された少なくとも１つのプロセッサと、

を含み、

前記プロセッサは、

時系列のイベントデータである複数のイベント系列と、前記複数のイベント系列の各々の各イベントデータについての異常又は正常を示すラベルとに基づいて、前記時系列の各時刻におけるイベントの発生確率と前記複数のイベント系列の各々の異常度との関係を表す目的関数を最適化するように、異常度を予測する対象となるイベント系列である対象イベント系列を入力した場合に、前記対象イベント系列の異常度を出力するモデルのパラメータを学習する

ように構成されている異常検知装置。

【００５７】

（付記項２）

時系列のイベントデータである複数のイベント系列と、前記複数のイベント系列の各々の各イベントデータについての異常又は正常を示すラベルとに基づいて、前記時系列の各時刻におけるイベントの発生確率と前記複数のイベント系列の各々の異常度との関係を表す目的関数を最適化するように、異常度を予測する対象となるイベント系列である対象イベント系列を入力した場合に、前記対象イベント系列の異常度を出力するモデルのパラメータを学習する

ことをコンピュータに実行させる異常検知プログラムを記憶した非一時的記憶媒体。

【符号の説明】

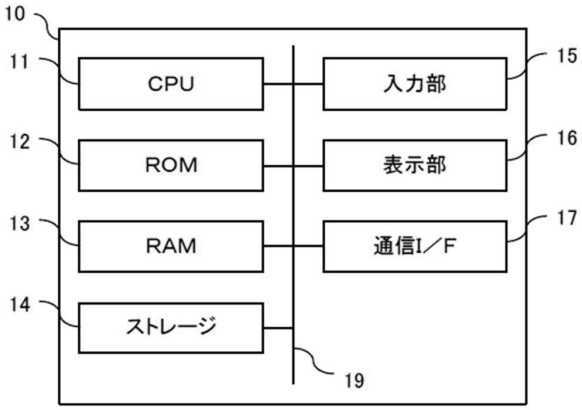
【００５８】

１０　異常検知装置
１１　ＣＰＵ
１２　ＲＯＭ
１３　ＲＡＭ
１４　ストレージ
１５　入力部
１６　表示部
１７　通信インタフェース

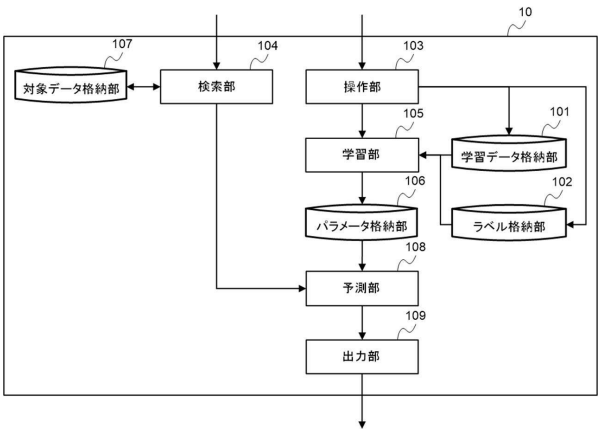
１９　バス
１０１ 学習データ格納部
１０２ ラベル格納部
１０３ 操作部
１０４ 検索部
１０５ 学習部
１０６ パラメータ格納部
１０７ 対象データ格納部
１０８ 予測部
１０９ 出力部

【図面】

【図１】



【図２】



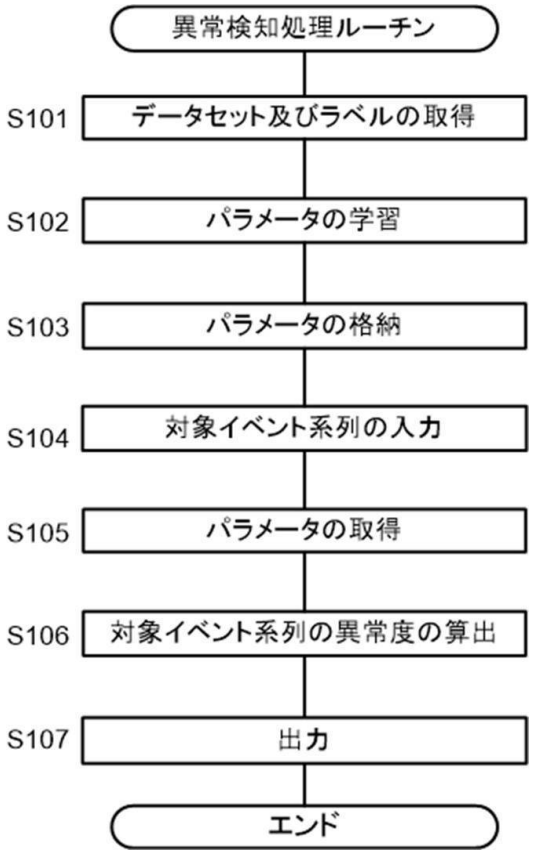
【図３】

検索対象のエリア	検索対象の日にち	検索対象の時間	検索ログ
A駅	2018/1/2	10:00	1,3,3,10,12,...
B駅	2018/1/4	12:00	5,10,10,12,,...
⋮		⋮	⋮
C駅	2018/12/30	21:00	1,1,2,3,5,...

【図４】

検索対象のエリア	検索対象の日にち	検索対象の時間	異常（混雑）
A駅	2018/1/2	10:00	1（混雑あり）
B駅	2018/1/4	12:00	0（混雑なし）
⋮		⋮	⋮
C駅	2018/12/30	21:00	0（混雑なし）

【図５】


異常検知処理ルーチン
S101
データセット及びラベルの取得
S102
パラメータの学習
S103
パラメータの格納
S104
対象イベント系列の入力
S105
パラメータの取得
S106
対象イベント系列の異常度の算出
S107
出力
エンド

フロントページの続き

(56)参考文献 特開２０１８－１３９０８５（ＪＰ，Ａ）
特開２０１６－０６２５４４（ＪＰ，Ａ）

(58)調査した分野 (Int.Cl.，ＤＢ名)
Ｇ０６Ｎ ２０／００