

(19)日本国特許庁(JP)

(12)公表特許公報(A)

(11)公表番号
特表2025-512750
(P2025-512750A)

(43)公表日 令和7年4月22日(2025.4.22)

(51)国際特許分類	F I	テーマコード (参考)
G 0 6 N 3/0895(2023.01)	G 0 6 N 3/0895	5 B 1 7 5
G 0 6 N 3/0455(2023.01)	G 0 6 N 3/0455	
G 0 6 F 16/906(2019.01)	G 0 6 F 16/906	
G 0 6 F 16/908(2019.01)	G 0 6 F 16/908	

審査請求 未請求 予備審査請求 未請求 (全53頁)

(21)出願番号	特願2024-554924(P2024-554924)	(71)出願人	502303739
(86)(22)出願日	令和4年11月21日(2022.11.21)		オラクル・インターナショナル・コーポレーション
(85)翻訳文提出日	令和6年10月15日(2024.10.15)		アメリカ合衆国 9 4 0 6 5 カリフォルニア州 レッドウッド ショアーズ, メール ストップ 5 オーピー 7 オラクル パークウェイ 5 0 0
(86)国際出願番号	PCT/US2022/050531	(74)代理人	110001195
(87)国際公開番号	WO2023/177426		弁理士法人深見特許事務所
(87)国際公開日	令和5年9月21日(2023.9.21)	(72)発明者	レザイーアン, アミール・ホセイン
(31)優先権主張番号	17/654,891		アメリカ合衆国、9 4 0 6 5 カリフォルニア州、レッドウッド・シティ、オラクル・パークウェイ、5 0 0
(32)優先日	令和4年3月15日(2022.3.15)	(72)発明者	ポッレーリ, アルベルト
(33)優先権主張国・地域又は機関	米国(US)		アメリカ合衆国、9 4 0 6 5 カリフォルニア州、レッドウッド・シティ、オラクル・パークウェイ、5 0 0
(81)指定国・地域	AP(BW,CV,GH,GM,KE,LR,LS,MW,MZ,NA,RW,SD,SL,ST,SZ,TZ,UG,ZM,ZW),EA(AM,AZ,BY,KG,KZ,RU,TJ,TM),EP(AL,AT,BE,BG,CH,CY,CZ,DE,DK,EE,ES,FI,FR,GB,GR,HR,HU,IE,IS,IT,LT,LU,LV		

最終頁に続く

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 対照学習を使用する異常イベント予測

(57)【要約】

さまざまな技術は、データ処理システムにおいて対照学習を使用して異常イベントを予測するためのシステムおよび方法を含むことができる。本方法は、非構造化データファイルと、非構造化データファイルに関連付けられたコンテキストデータとにアクセスすることを含むことができる。本方法は、非構造化データファイルのためのイベントデータ入力要素を生成することも含むことができる。イベントデータ入力要素は、特徴ベクトルの集合を含むことができる。特徴ベクトルの集合は、第1のエンコーダを使用して非構造化ファイル进行处理することによって生成された第1の特徴ベクトルと、第2のエンコーダを使用してコンテキストデータを処理することによって生成された第2の特徴ベクトルとを含むことができる。本方法は、機械学習モデルを使用してイベントデータ入力要素を処理することによって、非構造化データファイルの分類結果を生成することも含むことができ、分類結果は、特定のイベントが異常イベントに対応するか否かの予測を含む。

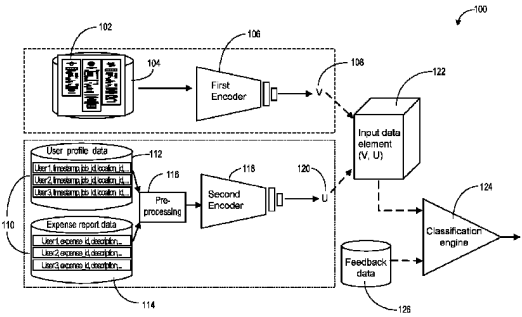


FIG. 1

【特許請求の範囲】

【請求項 1】

方法であって、

非構造化データファイルにアクセスすることを含み、前記非構造化データファイルは特定のイベントの発生を特定し、

前記方法は、前記非構造化データファイルに関連付けられたコンテキストデータにアクセスすることをさらに含み、前記コンテキストデータは、前記特定のイベントが発生した環境を記述する情報を含み、

前記方法は、前記非構造化データファイルのためのイベントデータ入力要素を生成することをさらに含み、前記イベントデータ入力要素は、特徴ベクトルの集合を含み、

前記イベントデータ入力要素は、前記非構造化データファイルを処理するために第 1 のエンコーダを使用することにより前記特徴ベクトルの集合の第 1 の特徴ベクトルを生成すること、および、前記コンテキストデータを処理するために第 2 のエンコーダを使用することにより前記特徴ベクトルの集合の第 2 の特徴ベクトルを生成することによって生成され、

前記第 1 の特徴ベクトルは、第 1 の特徴空間において前記非構造化データファイルを表し、前記第 2 の特徴ベクトルは、第 2 の特徴空間において前記コンテキストデータを表し、

前記第 1 のエンコーダの 1 つまたは複数のパラメータおよび前記第 2 のエンコーダの前記 1 つまたは複数のパラメータは、以下の処理により学習されており、

前記以下の処理は、(i) 前記第 1 の特徴空間において第 1 のトレーニング特徴ベクトルを変換して、共有特徴空間においてトレーニング非構造化データファイルを表す第 1 のトレーニング変換特徴ベクトルを生成することを含み、前記トレーニング非構造化データファイルはトレーニングイベントを特定し、

前記以下の処理は、(i i) 前記第 2 の特徴空間において第 2 のトレーニング特徴ベクトルを変換して、前記共有特徴空間においてトレーニングコンテキストデータを表す第 2 のトレーニング変換特徴ベクトルを生成することを含み、前記トレーニングコンテキストデータは前記トレーニングイベントと同じトレーニングイベントを特定し、

前記以下の処理は、(i i i) 前記第 1 のトレーニング変換特徴ベクトルおよび前記第 2 のトレーニング変換特徴ベクトルに基づいて、前記共有特徴空間においてベクトルを生成することを含み、前記共有特徴空間においてベクトルを生成することは、前記第 1 のトレーニング変換特徴ベクトルおよび前記第 2 のトレーニング変換特徴ベクトルからの情報を組み合わせて、単独での前記第 1 のトレーニング特徴ベクトルまたは前記第 2 のトレーニング特徴ベクトルのいずれか一方の場合よりも、射影された予測性が向上した前記ベクトルをもたらすことを含み、

前記方法は、機械学習モデルを使用して前記イベントデータ入力要素を処理することによって、前記非構造化データファイルの分類結果を生成することをさらに含み、前記分類結果は、前記特定のイベントが異常イベントに対応するか否かの予測を含み、

前記方法は、前記非構造化データファイルの前記分類結果を出力することをさらに含む、方法。

【請求項 2】

前記第 1 の特徴ベクトルまたは前記第 2 の特徴ベクトルが期待ベクトル値から逸脱していると判定することと、

前記第 1 の特徴ベクトルまたは前記第 2 の特徴ベクトルが前記期待ベクトル値から逸脱していると判定することに応じて、前記コンテキストデータに関連付けられたフィードバックデータを受け取ることをさらに含み、

前記分類結果を生成することは、前記機械学習モデルを使用して前記フィードバックデータを処理することをさらに含む、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 3】

前記第 1 のエンコーダは、トレーニング非構造化データファイルのセットを使用してト

10

20

30

40

50

レーニングされており、前記第 1 のエンコーダの前記トレーニングは、

前記トレーニング非構造化データファイルのセットのトレーニング非構造化データファイルを拡張して、第 1 のトレーニング拡張非構造化データファイルおよび第 2 のトレーニング拡張非構造化データファイルを生成することと、

前記第 1 の特徴空間において、前記第 1 のトレーニング拡張非構造化データファイルの第 3 のトレーニング特徴ベクトルを生成することと、

前記第 1 の特徴空間において、前記第 2 のトレーニング拡張非構造化データファイルの第 4 のトレーニング特徴ベクトルを生成することと、

前記第 3 のトレーニング特徴ベクトルと前記第 4 のトレーニング特徴ベクトルとの間の損失を決定することと、

決定された前記損失に基づいて、前記第 1 のエンコーダの 1 つまたは複数のパラメータを調整することを含む、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 4】

前記第 2 のエンコーダは、トレーニングコンテキストデータオブジェクトのセットを使用してトレーニングされており、前記第 2 のエンコーダの前記トレーニングは、

前記トレーニングコンテキストデータオブジェクトのセットのトレーニングコンテキストデータオブジェクトを拡張して、第 1 のトレーニング拡張コンテキストデータオブジェクトおよび第 2 のトレーニング拡張コンテキストデータオブジェクトを生成することと、

前記第 2 の特徴空間において、前記第 1 のトレーニング拡張コンテキストデータオブジェクトの第 5 のトレーニング特徴ベクトルを生成することと、

前記第 2 の特徴空間において、前記第 2 のトレーニング拡張コンテキストデータオブジェクトの第 6 のトレーニング特徴ベクトルを生成することと、

前記第 5 のトレーニング特徴ベクトルと前記第 6 のトレーニング特徴ベクトルとの間の別の損失を決定することと、

前記別の損失に基づいて前記第 2 のエンコーダの 1 つまたは複数のパラメータを調整することを含む、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 5】

前記第 1 のエンコーダは畳み込みニューラルネットワークを含む、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 6】

前記機械学習モデルはツリーベースの分類器を含む、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 7】

前記コンテキストデータは、第 1 のデータストアからアクセスされるデータレコードの第 1 のセットと、第 2 のデータストアからアクセスされるデータレコードの第 2 のセットとを含み、前記コンテキストデータは、1 つまたは複数の前処理操作を適用して、前記データレコードの第 1 のセットと前記データレコードの第 2 のセットとの 1 つまたは複数の重複するデータレコードをマージすることによって生成される、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 8】

前記分類結果は、前記特定のイベントの重大度スコアをさらに含み、前記重大度スコアは、前記特定のイベントが前記異常イベントの特定のタイプに対応するか否かを予測する、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 9】

1 つまたは複数のデータプロセッサに動作を実行させるように構成された命令を含む、非一時的機械可読記憶媒体に有形に具現化されたコンピュータプログラム製品であって、

前記動作は、非構造化データファイルにアクセスすることを含み、前記非構造化データファイルは特定のイベントの発生を特定し、

前記動作は、前記非構造化データファイルに関連付けられたコンテキストデータにアクセスすることを含み、前記コンテキストデータは、前記特定のイベントが発生した環境を記述する情報を含み、

前記動作は、前記非構造化データファイルのためのイベントデータ入力要素を生成する

10

20

30

40

50

ことを含み、前記イベントデータ入力要素は、特徴ベクトルの集合を含み、

前記イベントデータ入力要素は、前記非構造化データファイル进行处理するために第1のエンコーダを使用することにより前記特徴ベクトルの集合の第1の特徴ベクトルを生成すること、および、前記コンテキストデータ进行处理するために第2のエンコーダを使用することにより前記特徴ベクトルの集合の第2の特徴ベクトルを生成することによって生成され、

前記第1の特徴ベクトルは、第1の特徴空間において前記非構造化データファイルを表し、前記第2の特徴ベクトルは、第2の特徴空間において前記コンテキストデータを表し、

前記第1のエンコーダの1つまたは複数のパラメータおよび前記第2のエンコーダの前記1つまたは複数のパラメータは、以下の処理により学習されており、

前記以下の処理は、(i)前記第1の特徴空間において第1のトレーニング特徴ベクトルを変換して、共有特徴空間においてトレーニング非構造化データファイルを表す第1のトレーニング変換特徴ベクトルを生成することを含み、前記トレーニング非構造化データファイルはトレーニングイベントを特定し、

前記以下の処理は、(ii)前記第2の特徴空間において第2のトレーニング特徴ベクトルを変換して、前記共有特徴空間におけるトレーニングコンテキストデータを表す第2のトレーニング変換特徴ベクトルを生成することを含み、前記トレーニングコンテキストデータは前記トレーニングイベントと同じトレーニングイベントを特定し、

前記以下の処理は、(iii)前記第1のトレーニング変換特徴ベクトルおよび前記第2のトレーニング変換特徴ベクトルに基づいて、前記共有特徴空間においてベクトルを生成することを含み、前記共有特徴空間においてベクトルを生成することは、前記第1のトレーニング変換特徴ベクトルおよび前記第2のトレーニング変換特徴ベクトルからの情報を組み合わせて、単独での前記第1のトレーニング特徴ベクトルまたは前記第2のトレーニング特徴ベクトルのいずれか一方の場合よりも、射影された予測性が向上した前記ベクトルをもたらすことを含み、

前記動作は、機械学習モデルを使用して前記イベントデータ入力要素进行处理することによって、前記非構造化データファイルの分類結果を生成することを含み、前記分類結果は、前記特定のイベントが異常イベントに対応するか否かの予測を含み、

前記動作は、前記非構造化データファイルの分類結果を出力することを含む、コンピュータプログラム製品。

【請求項10】

前記命令は、さらに、1つまたは複数のデータプロセッサに動作を実行させ、前記動作は、

前記第1の特徴ベクトルまたは前記第2の特徴ベクトルが期待ベクトル値から逸脱していると判定することと、

前記第1の特徴ベクトルまたは前記第2の特徴ベクトルが前記期待ベクトル値から逸脱していると判定することに応じて、前記コンテキストデータに関連付けられたフィードバックデータを受け取ることを含み、

前記分類結果を生成することは、前記機械学習モデルを使用して前記フィードバックデータを进行处理することをさらに含む、請求項9に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項11】

前記第1のエンコーダは、トレーニング非構造化データファイルのセットを使用してトレーニングされており、前記第1のエンコーダの前記トレーニングは、

前記トレーニング非構造化データファイルのセットのトレーニング非構造化データファイルを拡張して、第1のトレーニング拡張非構造化データファイルおよび第2のトレーニング拡張非構造化データファイルを生成することと、

前記第1の特徴空間において、前記第1のトレーニング拡張非構造化データファイルの第3のトレーニング特徴ベクトルを生成することと、

前記第1の特徴空間において、前記第2のトレーニング拡張非構造化データファイルの

10

20

30

40

50

第 4 のトレーニング特徴ベクトルを生成することと、

前記第 3 のトレーニング特徴ベクトルと前記第 4 のトレーニング特徴ベクトルとの間の損失を決定することと、

決定された前記損失に基づいて、前記第 1 のエンコーダの 1 つまたは複数のパラメータを調整することを含む、請求項 9 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 1 2】

前記第 2 のエンコーダは、トレーニングコンテキストデータオブジェクトのセットを使用してトレーニングされており、前記第 2 のエンコーダの前記トレーニングは、

前記トレーニングコンテキストデータオブジェクトのセットのトレーニングコンテキストデータオブジェクトを拡張して、第 1 のトレーニング拡張コンテキストデータオブジェクトおよび第 2 のトレーニング拡張コンテキストデータオブジェクトを生成することと、

前記第 2 の特徴空間において、前記第 1 のトレーニング拡張コンテキストデータオブジェクトの第 5 のトレーニング特徴ベクトルを生成することと、

前記第 2 の特徴空間において、前記第 2 のトレーニング拡張コンテキストデータオブジェクトの第 6 のトレーニング特徴ベクトルを生成することと、

前記第 5 のトレーニング特徴ベクトルと前記第 6 のトレーニング特徴ベクトルとの間の別の損失を決定することと、

前記別の損失に基づいて前記第 2 のエンコーダの 1 つまたは複数のパラメータを調整することを含む、請求項 9 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 1 3】

前記第 1 のエンコーダは畳み込みニューラルネットワークを含む、請求項 9 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 1 4】

前記分類結果は、前記特定のイベントの重大度スコアをさらに含み、前記重大度スコアは、前記特定のイベントが前記異常イベントの特定のタイプに対応するか否かを予測する、請求項 9 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 1 5】

1 つまたは複数のデータプロセッサと、

前記 1 つまたは複数のデータプロセッサで実行されると、前記 1 つまたは複数のデータプロセッサに動作を実行させる命令を含む、非一時的コンピュータ可読記憶媒体とを備え、

前記動作は、非構造化データファイルにアクセスすることを含み、前記非構造化データファイルは特定のイベントの発生を特定し、

前記動作は、前記非構造化データファイルに関連付けられたコンテキストデータにアクセスすることを含み、前記コンテキストデータは、前記特定のイベントが発生した環境を記述する情報を含み、

前記動作は、前記非構造化データファイルのためのイベントデータ入力要素を生成することを含み、前記イベントデータ入力要素は、特徴ベクトルの集合を含み、

前記イベントデータ入力要素は、前記非構造化データファイルを処理するために第 1 のエンコーダを使用することにより前記特徴ベクトルの集合の第 1 の特徴ベクトルを生成すること、および、前記コンテキストデータを処理するために第 2 のエンコーダを使用することにより前記特徴ベクトルの集合の第 2 の特徴ベクトルを生成することによって生成され、

前記第 1 の特徴ベクトルは、第 1 の特徴空間において前記非構造化データファイルを表し、前記第 2 の特徴ベクトルは、第 2 の特徴空間において前記コンテキストデータを表し、

前記第 1 のエンコーダの 1 つまたは複数のパラメータおよび前記第 2 のエンコーダの 1 つまたは複数のパラメータは、以下の処理により学習されており、

前記以下の処理は、(i) 前記第 1 の特徴空間において第 1 のトレーニング特徴ベクトルを変換して、共有特徴空間においてトレーニング非構造化データファイルを表す第 1 の

10

20

30

40

50

トレーニング変換特徴ベクトルを生成することを含み、前記トレーニング非構造化データファイルはトレーニングイベントを特定し、

前記以下の処理は、(i i) 前記第 2 の特徴空間において第 2 のトレーニング特徴ベクトルを変換して、前記共有特徴空間におけるトレーニングコンテキストデータを表す第 2 のトレーニング変換特徴ベクトルを生成することを含み、前記トレーニングコンテキストデータは前記トレーニングイベントと同じトレーニングイベントを特定し、

前記以下の処理は、(i i i) 前記第 1 のトレーニング変換特徴ベクトルおよび前記第 2 のトレーニング変換特徴ベクトルに基づいて、前記共有特徴空間においてベクトルを生成することを含み、前記共有特徴空間においてベクトルを生成することは、前記第 1 のトレーニング変換特徴ベクトルおよび前記第 2 のトレーニング変換特徴ベクトルからの情報を組み合わせて、単独での前記第 1 のトレーニング特徴ベクトルまたは前記第 2 のトレーニング特徴ベクトルのいずれか一方の場合よりも、射影された予測性が向上した前記ベクトルをもたらすことを含み、

前記動作は、機械学習モデルを使用して前記イベントデータ入力要素を処理することによって、前記非構造化データファイルの分類結果を生成することを含み、前記分類結果は、前記特定のイベントが異常イベントに対応するか否かの予測を含み、

前記動作は、前記非構造化データファイルの前記分類結果を出力することを含む、システム。

【請求項 16】

前記命令は、さらに、1つまたは複数のデータプロセッサに動作を実行させ、前記動作は、

前記第 1 の特徴ベクトルまたは前記第 2 の特徴ベクトルが期待ベクトル値から逸脱していると判定することと、

前記第 1 の特徴ベクトルまたは前記第 2 の特徴ベクトルが前記期待ベクトル値から逸脱していると判定することに応じて、前記コンテキストデータに関連付けられたフィードバックデータを受け取ることを含み、前記分類結果を生成することは、前記機械学習モデルを使用して前記フィードバックデータを処理することをさらに含む、請求項 15 に記載のシステム。

【請求項 17】

前記第 1 のエンコーダは、トレーニング非構造化データファイルのセットを使用してトレーニングされており、前記第 1 のエンコーダの前記トレーニングは、

前記トレーニング非構造化データファイルのセットのトレーニング非構造化データファイルを拡張して、第 1 のトレーニング拡張非構造化データファイルおよび第 2 のトレーニング拡張非構造化データファイルを生成することと、

前記第 1 の特徴空間において、前記第 1 のトレーニング拡張非構造化データファイルの第 3 のトレーニング特徴ベクトルを生成することと、

前記第 1 の特徴空間において、前記第 2 のトレーニング拡張非構造化データファイルの第 4 のトレーニング特徴ベクトルを生成することと、

前記第 3 のトレーニング特徴ベクトルと前記第 4 のトレーニング特徴ベクトルとの間の損失を決定することと、

決定された前記損失に基づいて、前記第 1 のエンコーダの 1つまたは複数のパラメータを調整することを含む、請求項 15 に記載のシステム。

【請求項 18】

前記第 2 のエンコーダは、トレーニングコンテキストデータオブジェクトのセットを使用してトレーニングされており、前記第 2 のエンコーダの前記トレーニングは、

前記トレーニングコンテキストデータオブジェクトのセットのトレーニングコンテキストデータオブジェクトを拡張して、第 1 のトレーニング拡張コンテキストデータオブジェクトおよび第 2 のトレーニング拡張コンテキストデータオブジェクトを生成することと、

前記第 2 の特徴空間において、前記第 1 のトレーニング拡張コンテキストデータオブジェクトの第 5 のトレーニング特徴ベクトルを生成することと、

10

20

30

40

50

前記第 2 の特徴空間において、前記第 2 のトレーニング拡張コンテキストデータオブジェクトの第 6 のトレーニング特徴ベクトルを生成することと、

前記第 5 のトレーニング特徴ベクトルと前記第 6 のトレーニング特徴ベクトルとの間の別の損失を決定することと、

前記別の損失に基づいて前記第 2 のエンコーダの 1 つまたは複数のパラメータを調整することを含む、請求項 15 に記載のシステム。

【請求項 19】

前記第 1 のエンコーダは畳み込みニューラルネットワークを含む、請求項 15 に記載のシステム。

【請求項 20】

前記分類結果は、前記特定のイベントの重大度スコアをさらに含み、前記重大度スコアは、前記特定のイベントが前記異常イベントの特定のタイプに対応するか否かを予測する、請求項 15 に記載のシステム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

関連出願の相互参照

本出願は、2022年3月15日に出願された「Anomalous Event Prediction Using Contrastive Learning」と題する米国仮特許出願第17／654,891号に対する優先権を主張するものであり、その出願の内容はあらゆる目的のために参照によりその全体が本明細書に組み込まれる。

【0002】

技術分野

本開示は、概して、データ処理システムにおいて異常イベントを予測することに関し、より詳細には、データ処理システムにおいて対照学習を使用して異常イベントを予測するための技術に関する。

【背景技術】

【0003】

背景

異常イベントは、システムによって既に認識されているいかなる既存のカテゴリまたは分類にも関連付けられていないイベントを指す場合がある。異常イベント（例えば、認識できないトランザクション）は、イベントが発生した場所および時間、イベントをトリガしたエンティティに関する情報、およびイベント中に交換された通信の内容など、さまざまな要素に基づいて予測することができる。しかしながら既存の機械学習技術を用いて異常イベントを予測することは困難である可能性がある。既存の機械学習技術は、対応するトレーニングラベルによって識別されるトレーニングデータを使用して機械学習モデルをトレーニングすることを含む場合がある。所与のドメインにさまざまなタイプの異常イベントが存在する場合、トレーニングラベルは、それらすべてのタイプの異常イベントを表すとは限らない。実際には、機械学習モデルの予測精度が最適でなくなる可能性がある。

【発明の概要】

【課題を解決するための手段】

【0004】

概要

いくつかの実施形態では、データ処理システムにおいて対照学習を使用して異常イベントを予測するためのシステムおよび方法が提供される。本方法は、非構造化データファイルにアクセスすることを含むことができる。非構造化データファイルは、特定のイベントの発生を特定することができる。本方法は、非構造化データファイルに関連付けられたコンテキストデータにアクセスすることも含むことができる。コンテキストデータは、特定のイベントが発生した環境を記述する情報を含むことができる。

【0005】

10

20

30

40

50

本方法は、非構造化データファイルのためのイベントデータ入力要素を生成することも含むことができる。イベントデータ入力要素は、特徴ベクトルの集合を含むことができる。イベントデータ入力要素は、(1) 第1のエンコーダを使用して非構造化データファイル进行处理することによって、特徴ベクトルの集合の第1の特徴ベクトルを生成することと、(2) 第2のエンコーダを使用してコンテキストデータを処理することによって、特徴ベクトルの集合の第2の特徴ベクトルを生成することとによって、生成することができる。場合によっては、第1の特徴ベクトルは、第1の特徴空間において非構造化データファイルを表し、第2の特徴ベクトルは、第2の特徴空間においてコンテキストデータを表す。

【0006】

第1のエンコーダの1つまたは複数のパラメータおよび第2のエンコーダの1つまたは複数のパラメータは、(i) 第1の特徴空間において第1のトレーニング特徴ベクトルを変換して、共有特徴空間においてトレーニング非構造化データファイルを表す第1のトレーニング変換特徴ベクトルを生成し、トレーニング非構造化データファイルはトレーニングイベントを特定することと、(ii) 第2の特徴空間において第2のトレーニング特徴ベクトルを変換して、共有特徴空間においてトレーニングコンテキストデータを表す第2のトレーニング変換特徴ベクトルを生成し、トレーニングコンテキストデータはトレーニングイベントと同じトレーニングイベントを特定することと、(iii) 第1のトレーニング変換特徴ベクトルおよび第2のトレーニング変換特徴ベクトルに基づいて、共有特徴空間においてベクトルを生成することとによって学習することができる。ベクトルを生成することは、第1のトレーニング変換特徴ベクトルおよび第2のトレーニング変換特徴ベクトルからの情報を組み合わせて、単独での第1のトレーニング特徴ベクトルまたは第2のトレーニング特徴ベクトルのいずれか一方の場合よりも、射影された予測性が向上したベクトルをもたらすことを含むことができる。

【0007】

本方法は、機械学習モデルを使用してイベントデータ入力要素を処理することによって、非構造化データファイルの分類結果を生成することも含むことができる。分類結果は、特定のイベントが異常イベントに対応するか否かの予測を含むことができる。本方法は、非構造化データファイルの分類結果を出力することも含むことができる。

【0008】

本開示のいくつかの実施形態は、1つまたは複数のデータプロセッサを含むシステムを含む。いくつかの実施形態では、本システムは、1つまたは複数のデータプロセッサで実行されると、1つまたは複数のデータプロセッサに、本明細書に開示する1つまたは複数の方法の一部もしくははすべておよび／または1つまたは複数のプロセスの一部もしくははすべてを実行させる命令を含む、非一時的コンピュータ可読記憶媒体を含む。本開示のいくつかの実施形態は、1つまたは複数のデータプロセッサに、本明細書に開示する1つまたは複数の方法の一部もしくははすべておよび／または1つまたは複数のプロセスの一部もしくははすべてを実行させるように構成された命令を含む、非一時的機械可読記憶媒体に有形に具現化されたコンピュータプログラム製品を含む。

【0009】

上述したことは、他の特徴および実施形態とともに、以下の明細書、特許請求の範囲、および添付図面を参照することにより、より明らかとなるう。

【図面の簡単な説明】

【0010】

【図1】いくつかの実施形態による、対照学習を使用する異常イベント予測のためのコンピューティング環境例を示す図である。

【図2】いくつかの実施形態による、畳み込みニューラルネットワークを使用して非構造化ファイルの特徴ベクトルを生成するための概略図例である。

【図3】いくつかの実施形態による、対照学習を使用して第1のエンコーダをトレーニングするための概略図である。

10

20

30

40

50

【図 4】いくつかの実施形態による、回帰型ニューラルネットワークの概略図例である。

【図 5】いくつかの実施形態による、対照学習を使用して第 2 のエンコーダをトレーニングするための概略図である。

【図 6】いくつかの実施形態による、対照学習を使用して第 1 のエンコーダおよび第 2 のエンコーダをさらにトレーニングするための概略図である。

【図 7】いくつかの実施形態による、異常イベントを予測するための分類エンジンをトレーニングするための概略図である。

【図 8】いくつかの実施形態による、対照学習を使用して異常イベントを予測するための方法の一例を示すフローチャートである。

【図 9】実施形態のうちの 1 つを実施するための分散システムを示す簡略化された図である。

【図 10】システム環境の 1 つまたは複数のコンポーネントを示す簡略化されたブロック図である。

【図 11】本発明のさまざまな実施形態を実行することができる例示的なコンピュータシステムを示す図である。

【0011】

さまざまな図面における同様の参照符号、記号は、いくつかの実施態様例に従って、同様の要素を示す。加えて、要素の複数のインスタンスは、要素に対する第 1 の番号の後に文字またはハイフンおよび第 2 の番号を続けることによって示すことができる。

【発明を実施するための形態】

【0012】

詳細な説明

I. 概要

以下の説明では、実施形態が完全に理解されるように具体的な詳細を示す。しかしながら、実施形態は、これらの具体的な詳細なしに実施することができることが理解されよう。例えば、回路、システム、ネットワーク、プロセス、および他の構成要素は、不必要な詳細で実施形態を不明瞭にしないために、ブロック図の形態で構成要素として示す場合がある。他の例では、周知の回路、プロセス、アルゴリズム、構造、および技術は、実施形態を不明瞭にするのを回避するために、不必要な詳細なしに示す場合がある。

【0013】

また、個々の実施形態について、フローチャート、フロー図、データフロー図、構造図、またはブロック図として描かれるプロセスとして記述する場合があることに留意されたい。フローチャートまたはダイアグラムは、動作を逐次プロセスとして記述している可能性があるが、動作の多くは、並列にまたは同時に実行することができる。加えて、動作の順序を並べ替えることもできる。プロセスは、その動作が完了したときに終了するが、図に含まれない追加のステップを有する場合がある。プロセスは、メソッド、関数、プロシージャ、サブルーチン、サブプログラムなどに対応する場合がある。プロセスが関数に対応する場合、その終了は、呼び出し元の関数またはメイン関数への関数の戻りに対応する場合がある。

【0014】

続く説明は、単に好ましい例示的な実施形態を提供するものであり、本開示の範囲、適用可能性、または構成を限定するようには意図されていない。むしろ、好ましい例示的な実施形態の続く説明は、さまざまな実施形態を実施することを可能にする説明を当業者に提供する。添付の特許請求の範囲に示す趣旨および範囲から逸脱することなく、要素の機能および配置においてさまざまな変更を行うことができることが理解される。

【0015】

以下の説明では、実施形態が完全に理解されるように具体的な詳細を示す。しかしながら、実施形態は、これらの具体的な詳細なしに実施することができることが理解されよう。例えば、回路、システム、ネットワーク、プロセス、および他の構成要素は、不必要な詳細で実施形態を不明瞭にしないために、ブロック図の形態で構成要素として示す場合が

10

20

30

40

50

ある。他の例では、周知の回路、プロセス、アルゴリズム、構造、および技術は、実施形態を不明瞭にするのを回避するために、不必要な詳細なしに示す場合がある。

【0016】

また、個々の実施形態について、フローチャート、フロー図、データフロー図、構造図、またはブロック図として描かれるプロセスとして記述する場合があることに留意されたい。フローチャートまたはダイアグラムは、動作を逐次プロセスとして記述する可能性があるが、動作の多くは、並列にまたは同時に実行することができる。加えて、動作の順序を並べ替えることもできる。プロセスは、その動作が完了したときに終了するが、図に含まれない追加のステップを有する場合がある。プロセスは、メソッド、関数、プロシージャ、サブルーチン、サブプログラムなどに対応する場合がある。プロセスが関数に対応する場合、その終了は、呼び出し元の関数またはメイン関数への関数の戻りに対応する場合がある。

10

【0017】

対照学習を使用して異常イベントを予測するための技術、システム、および方法が提供される。対照学習は、ラベル付けもアノテーションもされていないトレーニングデータを使用して機械学習モデルをトレーニングすることができる、自己教師あり機械学習技術である。トレーニングデータの各トレーニング要素に対して、データ拡張を適用して、変換を適用することにより「類似する」トレーニング要素を生成することができる。次いで、エンコーダをトレーニングして、各個々のトレーニング要素について特徴ベクトルを生成することができ、そこでは、損失は、所与の特徴空間内で類似するトレーニング要素の特徴ベクトルの位置が離れているインスタンス、および／または、所与の特徴空間内で異なるトレーニング要素の特徴ベクトルの位置が互いに近いインスタンスにペナルティを科すように定義されている。次いで、トレーニングされたエンコーダを使用して、1つまたは複数の非トレーニングデータ要素の各々について特徴ベクトルを生成することができ、特定の特徴ベクトルと既存の特徴ベクトルの各々との間の損失に基づいて、各個々のトレーニングデータ要素が異常イベントを表すか否かを判定することができる。対照学習は、機械学習モデルをトレーニングするためのターゲットラベルを生成する追加の必要性を低減させながら、さまざまなタイプの異常イベントを予測することができるという点で有利である可能性がある。

20

【0018】

異常イベント予測システムは、特定のイベントの発生を特定する非構造化データファイルにアクセスすることができる。異常イベント予測システムは、非構造化データファイルにアクセスするために、同じかまたは異なる通信ネットワークにおける他のシステムおよび／またはクライアントデバイスと通信するコンピュータサーバとすることができる。非構造化データファイルは、非構造化データを含むことができる。非構造化データは、予め定義されたデータモデルを有しないか、または予め定義された方法で編成されていない、情報を含むことができる。非構造化データファイルは、電子メールファイル形式、画像ファイル形式、ウェブページ形式、文書ファイル形式、オーディオファイル形式、ビデオファイル形式、および当業者が企図することができる他のタイプのファイル形式などの特定のファイル形式に対応することができる。

30

40

【0019】

次に、異常イベント予測システムは、非構造化データファイルからのコンテンツを構文解析するかまたは他の方法で分析して、特定のイベントの発生を特定することができる。場合によっては、異常イベント予測システムは、光学文字認識を使用して画像を処理することによってテキストデータを抽出し、そこでは、このテキストデータは、特定のイベントの発生を特定する。特定のイベントは、エンティティ（例えば、組織の従業員）が関与する1つまたは複数のアクションを特定する、任意のタイプのイベントとすることができる。例えば、特定のイベントは、エンティティによる特定の品目の購入とすることができる。非構造化データファイルは、そのような購入に関連付けられた領収書の画像とすることができる。別の例では、特定のイベントは、エンティティと別のエンティティとの間の電

50

話での会話の発生を特定することができ、非構造化データファイルは、そのような電話での会話の音声録音とすることができる。

【0020】

異常イベント予測システムは、非構造化データファイルに関連付けられたコンテキストデータにもアクセスすることができる。コンテキストデータは、特定のイベントが発生した環境を記述する任意の情報を含む。コンテキストデータは、非構造化テキストを含む非構造化データを含むことができる。場合によっては、コンテキストデータは、対応するデータベーススキーマまたはドキュメントオブジェクトモデルに従ってフォーマットされた構造化データを含む。コンテキストデータは、機械学習モデルの精度をさらに向上させるために、非構造化データとともに使用することができ、それは、コンテキストデータが、異常イベントを予測することに関連することができる追加のデータポイントを提供するためである。コンテキストデータは、トレーニングデータ（例えば、トレーニング非構造化データファイル）に対してターゲットラベルを生成する必要なく、異常イベントの予測を容易にすることもできる。異常イベント予測システムは、特定のイベントに関与したエンティティのユーザプロファイルデータを格納するユーザプロファイルデータストアを含む、1つまたは複数のデータストアからのコンテキストデータにアクセスすることができる。コンテキストデータは、限定されないが、異常イベント検知システムがアクセスすることができる以下の情報を含むことができる。すなわち、(i) 特定のイベントが発生した場所、(ii) 特定のイベントに関与したエンティティ、(iii) 特定のイベントに関連すると予測される別の先行イベントまたは後続イベント、および／または(iv) 特定のイベントに関連付けられたトランザクションに関連付けられたタイプまたはカテゴリである。

10

20

【0021】

次いで、異常イベント予測システムは、イベントデータ入力要素を生成することができる。イベントデータ入力要素は、特定のイベントが異常イベントに対応するか否かを予測するために使用することができる特徴ベクトルの集合を含むデータ構造（例えば、タプル）とすることができる。異常イベント予測システムは、非構造化データファイルおよびコンテキストデータを処理するために1つまたは複数の機械学習モデルを使用することによって、イベントデータ入力要素の特徴ベクトルの集合を生成することができる。

【0022】

30

いくつかの実施形態では、異常イベント予測システムは、第1のエンコーダを使用して非構造化データファイルを処理することによって、第1の特徴空間において非構造化データファイルを表す第1の特徴ベクトルを生成する。エンコーダは、入力を処理して対応する特徴空間で表すことができる特徴ベクトルを生成する、機械学習モデルを含むことができる。場合によっては、第1のエンコーダは、畳み込みニューラルネットワークまたは多層パーセプトロンニューラルネットワークである。本明細書で用いる場合の特徴ベクトルは、オブジェクトをまとめて表す値のn次元ベクトルを指す。特徴空間は、特徴ベクトルをその対応する位置によって特定することができる、n次元空間とすることができる。例えば、第1の特徴ベクトルは、非構造化データファイルを表す値の集合を含むn次元ベクトルとすることができる、そこでは、集合の各値は、第1の特徴空間の次元における第1の特徴ベクトルの対応する位置を特定する。第1のエンコーダの1つまたは複数のパラメータは、第1の特徴空間内において、トレーニング特徴ベクトルの第1の集合の2つのトレーニング特徴ベクトルの間で決定される損失に基づいて学習することができ、そこでは、トレーニング特徴ベクトルの第1の集合のトレーニング特徴ベクトルは、第1の集合の別のトレーニング特徴ベクトルのものと同一であるかまたは類似するトレーニング非構造化データファイルを表すことができる。したがって、第1のエンコーダのトレーニングは、第1の特徴ベクトルとトレーニング特徴ベクトルの第1の集合の各々との間で決定される損失に基づいて、非構造化データファイルの特徴の特定を容易にすることができる。場合によっては、第1のエンコーダは、損失を決定するための第1の対照損失関数を含み、ここでは、この損失を使用して、第1のエンコーダの1つまたは複数のパラメータを調整す

40

50

ることができる。

【0023】

異常イベント予測システムは、第2のエンコーダを使用してコンテキストデータを処理することによって、第2の特徴空間においてコンテキストデータを表す第2の特徴ベクトルも生成することができる。第2の特徴ベクトルは、コンテキストデータを表す値の集合を含むn次元ベクトルとすることができ、そこでは、集合の各値は、第2の特徴空間の次元における第2の特徴ベクトルの対応する位置を特定する。第2のエンコーダは、第1のエンコーダのものと同じかまたは異なるアーキテクチャを有することができる。したがって、第1のエンコーダおよび第2のエンコーダの各々は、それらのそれぞれの特徴空間において特徴ベクトルを生成するようにトレーニングすることができ、第1のエンコーダおよび第2のエンコーダは、いかなるパラメータも共有しない可能性がある。第2のエンコーダの1つまたは複数のパラメータは、第2の特徴空間内において、トレーニング特徴ベクトルの第2の集合の2つのトレーニング特徴ベクトルの間で決定される別の損失に基づいて学習することができ、そこでは、トレーニング特徴ベクトルの第2の集合のトレーニング特徴ベクトルは、第2の集合の別のトレーニング特徴ベクトルのものと同じかまたは類似するトレーニングコンテキストデータを表すことができる。したがって、第2のエンコーダのトレーニングは、第2の特徴ベクトルとトレーニング特徴ベクトルの第1の集合の各々との間の損失に基づいて、コンテキストデータの特徴の特定を容易にすることができる。第2のエンコーダは、トレーニング特徴ベクトルの第2の集合の2つのトレーニング特徴ベクトルの間の他の損失を決定するために使用することができる第2の対照損失関数を含むことができ、このとき、この他の損失を使用して、第2のエンコーダの1つまたは複数のパラメータを調整することができる。

【0024】

しかしながら、各特徴ベクトルに対して別個の特徴空間を使用することにより、さまざまな問題が引き起こされる可能性がある。例えば、いくつかの特徴ベクトルが、それぞれの特徴空間において「類似している」とみなされることがあるが、これは、それらが類似するイベントに対応するからではなく、関連性の薄い特性（例えば、類似する購入店、類似する日時）を共有しているからである。第1の特徴ベクトルおよび第2の特徴ベクトルが、それらのそれぞれの特徴空間において同じ特定のイベントを表すことを確実にするために、共有特徴空間を実施することができる。第1のエンコーダおよび第2のエンコーダのトレーニングは、さらに、共有特徴空間において、同じイベントを特定する2つのトレーニング特徴ベクトルの間で決定される損失に基づいて実行することができる。共有特徴空間における第1のエンコーダおよび第2のエンコーダの対照学習により、関連性の薄い特性に依存する特徴ベクトルのオーバーフィッティングを低減させることができる。加えて、共有特徴空間における対照学習により、異常イベントを示す特定のデータ項目（例えば、非構造化データファイル、コンテキストデータ）の予測を容易にすることができる。

【0025】

いくつかの実施形態では、第1のエンコーダの1つまたは複数のパラメータおよび第2のエンコーダの1つまたは複数のパラメータは、第1のトレーニング変換特徴ベクトルおよび第2のトレーニング変換特徴ベクトルに基づいて共有特徴空間におけるベクトルを生成するように、さらに学習されている。ベクトルを、第1のトレーニング変換特徴ベクトルおよび第2のトレーニング変換特徴ベクトルからの情報を組み合わせることによって生成し、単独での第1のトレーニング特徴ベクトルまたは第2のトレーニング特徴ベクトルのいずれか一方の場合よりも、射影された予測性が向上したベクトルをもたらすことができる。第1のトレーニング変換特徴ベクトルは、トレーニングイベントを特定するトレーニング非構造化データファイルを表す第1のトレーニング特徴ベクトルに、第1の射影関数を適用することによって生成することができる。同様に、第2のトレーニング変換特徴ベクトルは、同じトレーニングイベントを特定するトレーニングコンテキストデータを表す第2のトレーニング特徴ベクトルに、第2の射影関数を適用することによって生成することができる。場合によっては、第1の対照損失関数および第2の対照損失関数は、結合

され、1つまたは複数の重み付け係数によって重み付けされ、結合された損失関数を使用して損失を決定することができるようになる。次いで、決定された損失を使用して、第1のエンコーダおよび第2のエンコーダのそれぞれのパラメータを調整することができる。重み付け係数は、第1のエンコーダおよび第2のエンコーダのトレーニング中に調整することができるハイパーパラメータとすることができる。したがって、第1のエンコーダおよび第2のエンコーダの対照学習により、共有特徴空間内で決定された損失に基づいて、非構造化データファイルおよびコンテキストデータに関連付けられた特徴ベクトルが同じ特定のイベントに対応することを確実にすることができる。

【0026】

異常イベント予測システムは、機械学習モデルを使用してイベントデータ入力要素を処理することによって、分類結果を生成することができる。分類結果は、特定のイベントが異常イベントに対応するか否かの予測を含む。場合によっては、機械学習モデルは、ニューラルネットワークまたはツリーベースの分類器モデルである。分類結果はまた、信頼区間を伴う異常イベントの重大度スコアも含むことができる。重大度スコアは、特定のイベントが、後続するアクション（例えば、監査）を必要とする異常イベントの特定のタイプに対応するか否かを予測することができる。次いで、重大度スコアを使用して、予測された異常イベントを分類またはクラスタ化することができる。例えば、異常イベントをクラスタ化して、予測された重大度スコアに基づいて異常イベントをランク付けすることができる。下流のパイプラインタスクは、後続するアクションのためにこの情報を使用することができる。これにより、エンコーダおよび機械学習モデルがラベル付けされたトレーニングデータなしにトレーニングされた場合でも、異常イベント予測システムは、さまざまなタイプの異常イベントを予測することができる。場合によっては、異常イベント予測システムは、分類結果を予測する機械学習モデルの精度を向上させるために、フィードバックデータをさらに処理する。場合によっては、フィードバックデータを使用して、第1の特徴ベクトルおよび／または第2の特徴ベクトルの値が調整される。異常イベント予測システムは、分類結果を出力することができる。出力された分類結果を別のデータ処理システムが使用して、非構造化データファイルにおいて特定された特定のイベントの監査プロセスを開始するための後続するアクションを実行することができる。場合によっては、他のデータ処理システムは、出力された分類結果を使用して、非構造化データファイルのさらなる処理を拒否するか、またはさもなければ中断する。

【0027】

II. 対照学習を使用する異常イベント予測のためのコンピューティング環境

図1は、いくつかの実施形態による、対照学習を使用する異常イベント予測のためのコンピューティング環境の一例を示す。このコンピューティング環境は、非構造化データファイルで特定された特定のイベントが異常イベントに対応するか否かを予測するために1つまたは複数の動作を実行する異常イベント予測システム100を含むことができる。異常イベント予測システム100は、非構造化データファイルにアクセスするために他のシステムおよび／またはクライアントデバイスと通信するコンピュータサーバとすることができる。

【0028】

例示的な例として、異常イベント予測システム100は、企業資源計画（ERP）経費監査システムとインタラクトするか、または他の方法で通信することができる。ERPシステムは、さまざまなデータソースからフラッシュメモリデバイスの購入に関連付けられたデータにアクセスすることができる。データソース例は、複数の領収書画像を格納する画像リポジトリとすることができる。別のデータソース例は、スキャンされた複数の発注書を保管する文書リポジトリとすることができる。したがって、ERPシステムは、アクセスされたデータを処理して、フラッシュメモリデバイスの購入を承認するか、拒否するか、またはさらに処理するかを判定することができる。

【0029】

異常イベント予測システム100は、非構造化データファイル102にアクセスするこ

とができる。非構造化データファイル102は、非構造化データを含むことができる。非構造化データは、予め定義されたデータモデルを有していないか、または予め定義された方法で編成されていない、情報を含むことができる。非構造化データファイル102は、電子メールファイル形式（例えば、MSG）、画像ファイル形式（例えば、JPG、JPEG、PNG、BMP）、ウェブページ形式（例えば、HTML）、文書ファイル形式（例えば、DOC、PDF、XPS、EPUB）、オーディオファイル形式（例えば、MP3、M4A）、ビデオファイル形式（例えば、MP EG、MOV）、および当業者が企図することができる他のタイプのファイル形式を含む、特定のファイル形式に対応することができる。例を続けると、非構造化データファイル102は、エンティティによるフラッシュメモリデバイスの購入を特定する領収書画像ファイルとすることができる。異常イベント検出システムは、画像リポジトリ104に格納されている他の領収書画像からこの領収書画像にアクセスすることができる。

10

【0030】

異常イベント予測システム100は、非構造化データファイルからのコンテンツを構文解析または他の方法で分析して、特定のイベントの発生を特定することができる。上記の例を続けると、異常イベント予測システム100は、光学文字認識を使用して非構造化データファイル102を処理することによって、テキストデータを抽出することができる。テキストデータは、購入の場所、購入の日時、およびフラッシュメモリデバイスの購入に使用された支払い情報を含む、購入の発生を特定することができる。

【0031】

異常イベント予測システム100の第1のエンコーダ106は、第1の特徴空間において非構造化データファイル102を表す第1の特徴ベクトル108を生成することができる。第1のエンコーダ106は、非構造化データファイル102を処理して第1の特徴ベクトル108を生成する第1のエンコーダを含むことができる。第1のエンコーダ106は、非構造化データファイル102に対して特徴ベクトル108を生成するようにトレーニングすることができ、そこでは、損失は、第1の特徴空間において類似するトレーニング要素（例えば、トレーニング非構造化データファイル）の特徴ベクトルの位置が離れているインスタンス、および／または、第1の特徴空間において異なるトレーニング要素の特徴ベクトルの位置が互いに近いインスタンスにペナルティを科すように定義されている。

20

30

【0032】

第1のエンコーダ106は、畳み込みニューラルネットワークまたは多層パーセプトロンニューラルネットワークとすることができる。第1の特徴ベクトル108は、非構造化データファイル102を表す値の集合を含むn次元ベクトルとすることができる。集合の各値は、第1の特徴空間の次元における第1の特徴ベクトル108の対応する位置を特定する。第1のエンコーダは、第1の特徴ベクトル108と第1の特徴空間におけるトレーニング特徴ベクトルの第1の集合の各々との間の損失に基づいて、非構造化データファイル102の特徴の特定を容易にするようにトレーニングすることができる。上記の例を続けると、第1のエンコーダ106は、非構造化データファイル102から抽出されたテキストデータを処理することによって第1の特徴ベクトル108を生成する畳み込みニューラルネットワークとすることができる。

40

【0033】

異常イベント予測システム100は、非構造化データファイル102に関連付けられたコンテキストデータ110にもアクセスすることができる。コンテキストデータ110は、特定のイベントが発生した環境（例えば、特定のイベントが発生した場所、特定のイベントに関連すると予測される別の先行イベントまたは後続イベント）を記述する任意の情報を含む。コンテキストデータ110は、異常イベントを予測するために非構造化データファイル102を処理するのに関連することができる追加のデータポイントを提供することができる。

【0034】

50

上記の例を続けると、コンテキストデータ110は、ユーザプロファイルデータストア112からアクセスされる1つまたは複数のデータレコードを含むことができ、そこでは、1つまたは複数のデータレコードは、フラッシュメモリデバイスの購入を承認したエンティティを特定する。コンテキストデータ110は、経費報告書データストア114からアクセスされる1つまたは複数のデータレコードも含むことができ、そこでは、1つまたは複数のデータレコードは、フラッシュメモリデバイスの購入を承認したエンティティの代わりに提出された経費報告書を含む。いくつかの実施形態では、ユーザプロファイルデータストア112からアクセスされるデータレコードは、経費報告書データストア114からアクセスされるデータレコードにおいても特定することができる情報（例えば、エンティティ識別子）を含む。

10

【0035】

場合によっては、コンテキストデータ110は、対応するデータベーススキーマまたはドキュメントオブジェクトモデルに従ってフォーマットされた構造化データを含む。例えば、コンテキストデータ110は、ユーザプロファイルデータストア112のSQLデータベーススキーマに従ってフォーマットすることができ、そこでは、スキーマは、「user_id」、「timestamp」、「job_id」、「location_id」、「role_id」、「duty_id」、「previlage_id」、および「assignment_id」などの1つまたは複数のデータフィールドを定義する。別の例では、コンテキストデータ110は、経費報告書データストア114のXMLドキュメントオブジェクトモデルに従ってフォーマットすることができ、そこでは、ドキュメントオブジェクトモデルは、「user_id」、「expense_id」、および「description」、「justification」、「expense_type」、および「expense_category」などの1つまたは複数のデータフィールドを定義する。

20

【0036】

場合によっては、コンテキストデータ110は、異常イベント予測システム100の前処理モジュール116によってさらに処理される。前処理モジュール116は、コンテキストデータ110を処理するエンコーダの性能を向上させるために、1つまたは複数のデータ操作（例えば、正規化、フィルタリング）をコンテキストデータ110に適用することができる。例えば、前処理モジュール116は、1つまたは複数のデータストア（例えば、ユーザプロファイルデータストア112、経費報告書データストア114）からアクセスされるデータレコードを単一のまたは数の減少したテーブルにマージし、いかなる冗長データも削除することによって、コンテキストデータ110を処理する、平坦化操作を含むことができる。上記の例を続けると、前処理されたコンテキストデータ110は、ユーザプロファイルデータストア112および経費報告書データストア114からのデータレコードをマージする情報を含むことができる。マージされたデータレコードからの情報は、「user_id」、「timestamp」、「job_id」、「location_id」、「role_id」、「duty_id」、「previlage_id」、「assignment_id」、「expense_id」、および「description」、「justification」、「expense_type」、「expense_category」などの1つまたは複数のデータフィールドを含む異なるデータベーススキーマによって定義することができる。

30

【0037】

異常イベント予測システム100の第2のエンコーダ118は、コンテキストデータ110を処理することによって、第2の特徴空間においてコンテキストデータ110を表す第2の特徴ベクトル120を生成することができる。第2のエンコーダ118は、コンテキストデータ110に対して特徴ベクトル120を生成するようにトレーニングすることができ、ここで、別の損失が、第2の特徴空間において類似するトレーニング要素（例えば、トレーニングコンテキストデータ）の特徴ベクトルの位置が離れているインスタンス、および／または、第2の特徴空間において異なるトレーニング要素の特徴ベクトルの位置が互いに近いインスタンスにペナルティを科すように定義されている。したがって、第2のエンコーダ118のトレーニングによって、第2の特徴ベクトル120とトレーニング特徴ベクトルの第1の集合の各々との間の損失に基づいて、コンテキストデータ110

40

50

の特徴の特定を容易にすることができる。

【0038】

第2のエンコーダ118は、畳み込みニューラルネットワークまたは多層パーセプトロンニューラルネットワークとすることができる。第2のエンコーダ118は、第1のエンコーダ106のものと同じかまたは異なるアーキテクチャを有することができる。したがって、第1のエンコーダ106および第2のエンコーダ118の各々は、それらのそれぞれの特徴空間において特徴ベクトル108および120を生成するようにトレーニングすることができ、そこでは、第1のエンコーダ106および第2のエンコーダ118は、いかなるパラメータも共有しない可能性がある。

【0039】

第2の特徴ベクトル120は、コンテキストデータ110を表す値の集合を含むn次元ベクトルとすることができる。そこでは、集合の各値は、第2の特徴空間の次元における第2の特徴ベクトル120の対応する位置を特定する。第2のエンコーダ118は、第2の特徴ベクトル120と第2の特徴空間におけるトレーニング特徴ベクトルの第1の集合の各々との間の損失に基づいて、コンテキストデータ110の特性の特定を容易にするようにトレーニングすることができる。上記の例を続けると、第2のエンコーダ118は、前処理されたコンテキストデータ110を処理することによって第2の特徴ベクトル120を生成する多層パーセプトロンニューラルネットワークとすることができる。

【0040】

第1のエンコーダ106および第2のエンコーダ118は、第1の特徴ベクトル108および第2の特徴ベクトル120がそれらのそれぞれの特徴空間において同じ特定のイベントを表すように、さらにトレーニングすることができる。例えば、第1のエンコーダ106および第2のエンコーダ118は、共有特徴空間においてそれらのそれぞれのベクトルを生成することによって、さらにトレーニングすることができる。第1のエンコーダ106および第2のエンコーダ118のトレーニングは、共有特徴空間において、同じイベントを特定する2つのトレーニング特徴ベクトルの間の損失に基づいて、さらに実行することができる。場合によっては、トレーニングは、(i)第1の特徴ベクトル108に第1の射影関数を適用することによって生成された第1のトレーニング変換特徴ベクトルと、(ii)第2の特徴ベクトル110に第2の射影関数を適用することによって生成された第2のトレーニング変換特徴ベクトルとに基づいて、共有特徴空間においてベクトルを生成することを含む。ベクトルを、第1のトレーニング変換特徴ベクトルおよび第2のトレーニング変換特徴ベクトルからの情報を組み合わせることによって生成し、単独での第1のトレーニング特徴ベクトルまたは第2のトレーニング特徴ベクトルのいずれか一方の場合よりも、射影された予測性が向上したベクトルをもたらすことができる。共有特徴空間における第1のエンコーダおよび第2のエンコーダの対照学習によって、関連性の薄い特性に依存する特徴ベクトルのオーバーフィッティングを低減させることができる。したがって、第1のエンコーダ106および第2のエンコーダ118の対照学習により、非構造化データファイル102およびコンテキストデータ110に関連付けられた特徴ベクトルが同じイベント（例えば、フラッシュメモリデバイスの購入）に対応することを確実にすることができる。

【0041】

異常イベント予測システム100は、第1の特徴ベクトル108および第2の特徴ベクトル120に基づいて、非構造化データファイル102のイベントデータ入力要素122を生成することができる。非構造化データファイル102のイベントデータ入力要素122は、非構造化データファイル102において特定された特定のイベントが異常イベントに対応するか否かを予測するために機械学習モデル（例えば、分類器モデル）によって処理することができる。少なくとも第1の特徴ベクトル108および第2の特徴ベクトル120を含むデータ構造（例えば、タプル）とすることができる。例を続けると、イベントデータ入力要素122は、「event(u,v)」によって定義されるタプルによって特定することができる。そこでは、(1)変数名「event」は、イベントデータ入力要素が非構造化

10

20

30

40

50

データファイル 102 に対応することを特定し、(2)「u」は第1の特徴ベクトル 108 を表し、(3)「v」は第2の特徴ベクトル 120 を表す。したがって、イベントデータ入力要素 122 の第1の特徴ベクトル 108 および第2の特徴ベクトル 120 は、非構造化データファイル 102 に関連付けられた特定のイベント（例えば、フラッシュメモリデバイスの購入）に関連付けられた1つまたは複数の特性を表すことができる。

【0042】

分類エンジン 124 は、別の機械学習モデルを使用してイベントデータ入力要素 122 を処理して、分類結果を生成するように構成することができる。分類結果は、非構造化データファイル 102 において特定された特定のイベントが異常イベントに対応するか否かの予測を含むことができる。分類結果は、信頼区間を伴う異常イベントの重大度スコアも含むことができる。次いで、重大度スコアを使用して、予測された異常イベントを分類するかまたはクラスタ化することができる。例えば、異常イベントをクラスタ化して、予測された重大度スコアに基づいて異常イベントをランク付けすることができる。下流のパイプラインタスクは、後続するアクションのためにこの情報を使用することができる。場合によっては、機械学習モデルは、ニューラルネットワークまたはツリーベースの分類器モデルである。

【0043】

場合によっては、分類エンジン 124 の機械学習モデルは、分類結果を予測する分類エンジン 124 の機械学習モデルの精度を向上させるために、フィードバックデータ 126 をさらに処理する。場合によっては、フィードバックデータ 126 は、異常イベント予測システム 100 が、第1の特徴ベクトル 108 および第2の特徴ベクトル 120 のうちの一方が期待ベクトル値から逸脱すると予測することに応じて、別のユーザによって手動で入力されたデータを含む。例えば、第1の特徴ベクトルの第1の期待ベクトル値からの第1の逸脱は、(1)第1の特徴空間の第1のトレーニング特徴ベクトルの分布を生成することと、(2)第1の特徴ベクトルが生成された分布の外れ値に対応すると判定することと、(3)第1の特徴ベクトルが期待ベクトル値から逸脱すると判定することとに基づいて、予測することができる。

【0044】

分類エンジン 124 は、分類結果を出力することができる。出力された分類結果を別のデータ処理システムが使用して、非構造化データファイル 102 において特定された特定のイベントの監査プロセスを開始するための後続するアクションを実行することができる。例えば、監査システムが、フラッシュメモリデバイスの購入の再調査を実行して、そのような購入が承認されたトランザクションであったか否かを判定することができる。場合によっては、他のデータ処理システムは、出力された分類結果を使用して、非構造化データファイル 102 のさらなる処理を拒否するか、さもなければ中断する。

【0045】

III. 異常イベント予測のためのトレーニング技術

異常イベントを予測するための機械学習モデルのトレーニングは、(1)所与の非構造化データファイルを表すイベントデータ入力要素を生成するように1つまたは複数のエンコーダをトレーニングするプロセスと、(2)非構造化データファイルにおいて特定された特定のイベントが異常イベントに対応するか否かを予測するように、別の機械学習モデルをトレーニングするプロセスとの2つのプロセスを含むことができる。第1の段階に関して、1つまたは複数のエンコーダは、非構造化データファイル（例えば、画像領収書、ビデオファイル）において特定された特定のイベントに関連付けられた1つまたは複数の特性を符号化するそれぞれの特徴ベクトルを生成するように、トレーニングすることができる。エンコーダの各々は、トレーニングデータがラベル付けもアノテーションもされていない教師なし学習を使用して、トレーニングすることができる。エンコーダの各々は、対応するデータソース（例えば、画像リポジトリ、ユーザプロフィールデータストア）からのトレーニングデータを使用して、トレーニングすることができる。特徴ベクトルを使用して、イベントデータ入力要素を生成することができる。

【0046】

第2段階に関して、機械学習モデルは、分類結果を生成するようにイベントデータ入力要素を処理するようにトレーニングすることができる。分類結果は、特定のイベントが異常イベントに対応するか否かに関する予測を含む。場合によっては、機械学習モデルのトレーニングは、他の機械学習モデルの予測精度を向上させるために、イベントデータ入力要素にフィードバックデータを付加することを含む。

【0047】

エンコーダおよび機械学習モデルは、さまざまなドメインにおいて異常イベントを予測するために、異なるタイプのトレーニングデータを使用してトレーニングすることができる。例えば、エンコーダおよび機械学習モデルは、領収書画像および経費報告書を使用して、経費監査システムの異常イベントを予測するようにトレーニングすることができる。別の例では、エンコーダおよび機械学習モデルは、センサデータ（例えば、テキスト、音声、画像）を使用して、ビデオ監視システムの異常イベントを予測するようにトレーニングすることができる。他の例としては、（1）音声録音を使用してコールセンターシステムの異常イベントを予測するように、エンコーダおよび機械学習モデルをトレーニングすること、および（2）電子メールファイルを使用して、カスタマーサポートシステムの異常イベントを予測するように、エンコーダおよび機械学習モデルをトレーニングすることを挙げることができる。

【0048】

A．非構造化データファイルを処理するための第1のエンコーダ

第1のエンコーダは、ラベル付けされていないトレーニングデータを使用して、特定の非構造化データファイルを処理し、特徴ベクトルを生成するように、トレーニングすることができる。特徴ベクトルは、第1の特徴空間において非構造化データファイルを表すことができる。例えば、第1の特徴ベクトルは、特定の非構造化データファイルを表す値の集合を含む n 次元ベクトルとすることができ、そこでは、集合の各値は、第1の特徴空間の次元における第1の特徴ベクトルの対応する位置を特定する。トレーニングされた第1のエンコーダによって生成された第1の特徴ベクトルは、非構造化データファイルにおいて特定された特定のイベントに関連付けられた1つまたは複数の特性を符号化するかまたは他の方法で表すことができる。

【0049】

1．トレーニングデータ

いくつかの実施形態では、第1のエンコーダのトレーニングデータは、非構造化データファイルの第1のトレーニングセットを含む。第1のトレーニングセットの各非構造化データファイルは、予め定義されたデータモデルを有していないかまたは予め定義された方法で編成されていない情報を含む、非構造化データを含むことができる。場合によっては、第1のトレーニングセットの各非構造化データファイルは、いかなるトレーニングラベルもアノテーションも含まない。したがって、第1のエンコーダのトレーニングプロセスは、ラベル付けされていないトレーニングデータを使用して第1のエンコーダをトレーニングすることを含む。

【0050】

第1のトレーニングセットの非構造化データファイルは、電子メールファイル形式（例えば、MSG）、画像ファイル形式（例えば、JPG、JPEG、PNG、BMP）、ウェブページ形式（例えば、HTML）、文書ファイル形式（例えば、DOC、PDF、XPS、EPUB）、オーディオファイル形式（例えば、MP3、M4A）、ビデオファイル形式（例えば、MPEG、MOV）、および当業者が企図することができる他のタイプのファイル形式を含む、特定のファイル形式に対応することができる。ファイル形式に基づいて、第1のトレーニングセットの各非構造化データファイルに対して、1つまたは複数のデータ前処理を実行することができる。例えば、第1のトレーニングセットの非構造化データファイルが音声録音ファイル形式に対応する場合、第1のトレーニングセットの各非構造化データファイルに音声テキスト変換アルゴリズムを適用して、オーディオデー

10

20

30

40

50

タをテキストデータに変換することができる。別の例では、第1のトレーニングセットの非構造化データファイルがビデオファイル形式に対応する場合、第1のトレーニングセットの各非構造化データファイルにビデオフレーム抽出アルゴリズムを適用して、ビデオデータから画像データを生成することができる。

【0051】

第1のトレーニングセットの各非構造化データファイルは、特定のドメインの対応するイベントの発生を特定することができる。例えば、経費報告書作成ドメインのための第1のトレーニングセットの非構造化データファイルは、ネットワークモニタリングサービスへのエンティティのサブスクリプションを特定することができる。別の例では、ビデオ監視ドメインのための第1のトレーニングセットの非構造化データファイルは、ビデオファイルから1つまたは複数のオブジェクトの出現を特定することができる。

10

【0052】

2. 機械学習モデルの選択

次に、第1のエンコーダの1つまたは複数の機械学習モデルを、トレーニングのために選択することができる。第1のエンコーダの機械学習モデルは、畳み込みニューラルネットワーク、インセプションニューラルネットワーク、残差ニューラルネットワーク、回帰型ニューラルネットワーク、長短期記憶モデル、ゲート付き回帰型ユニットモデル、またはディープニューラルネットワーク（Deep Neural Network）の他の変形形態とすることができる。機械学習モデルはまた、ナイーブベイズ分類器、線形分類器、サポートベクターマシン、ランダムフォレストモデルなどのバギングモデル、ブースティングモデル、浅いニューラルネットワーク、またはそのような技術のうちの1つまたは複数の組合せ、例えば、マルチスケール畳み込みニューラルネットワークなど、非構造化データファイルから特徴ベクトルを生成するためにトレーニングすることができる、他の任意の好適なモデルとすることもできる。場合によっては、第1のエンコーダはシャムネットワークアーキテクチャを有し、そこでは、機械学習モデルは、第1の特徴空間において類似するトレーニング特徴ベクトルの位置が離れているインスタンスと、第1の特徴空間において異なるトレーニング特徴ベクトルの位置が互いに近いインスタンスとにペナルティを科するように、各反復で2回トレーニングされる。

20

【0053】

第1のエンコーダは、畳み込みニューラルネットワークを含むことができる。図2は、いくつかの実施形態による、非構造化ファイルの特徴ベクトルを生成するために畳み込みニューラルネットワークを使用するための概略図例200を示す。例示の目的で、概略図200に実装されているプロセスについて、図1に示す構成要素を参照して説明するが、他の実施態様も可能である。例えば、非一時的コンピュータ可読媒体に格納される図1の第1のエンコーダ106のプログラムコードは、1つまたは複数の処理デバイスによって実行され、デバイスに本明細書に記載する動作を実行させる。

30

【0054】

深層畳み込みニューラルネットワークモデルの1つまたは複数の層を適用するように構成された第1のエンコーダに、非構造化データファイル205を提供することができる。非構造化データファイル205は、ピクセルのセットによって表すことができる領収書の画像ファイルであってもよく、そこでは、各ピクセルは、カラー値（例えば、RGB値）のセットを含む。場合によっては、所与のピクセルに対応するカラー値は、（例えば）一般的な輝度値、および／または1つもしくは複数の色の各々に関連するような輝度値と関連付けられる。

40

【0055】

第1のエンコーダは、非構造化データファイル205に対応するピクセル値に対して一連の演算を実行することができる。これは、いくつかのタイプの畳み込みニューラルネットワークアーキテクチャ、すなわち、（1）畳み込み、（2）非線形変換（例えば、ReLU）、（3）プーリングまたはサブサンプリング、および（4）全結合層に対して、単一の畳み込み層を形成する。場合によっては、第1のエンコーダの畳み込み演算は、入力デ

50

ータの小さい正方形を使用して画像特徴を学習することにより、ピクセル間の空間的関係を保持する。例えば、非構造化データファイル 205 はピクセル値の行列とみなされ、そこでは、行列の各ピクセル領域に値を割り当てることができる。加えて、非構造化データファイル 205 は、0 から 1 の範囲のピクセル値を有する白黒画像とすることができる。非構造化データファイル 205 は、代替的にまたはさらに、各々が 0 から 255 の範囲の 3 つの割り当てられた RGB 値を有するカラー画像を含むことができる。

【0056】

非構造化データファイル 205 がアクセスされた後、第 1 のエンコーダは、非構造化データファイル 205 に基づいて特徴マップ 210 を生成することができる。いくつかの実施形態では、特徴抽出器は、特徴マップ 210 を生成するように、非構造化データファイル 205 に対応する行列を「スライドオーバー」することができる値の行列を含む 1 つまたは複数のカーネルまたはフィルタを含む。例えば、カーネルは、データを前処理し、分類器の画像分析に関連する詳細を提供するために、エッジを検出し、画像を鮮明にし、または対象を表すピクセルのセットを特定するように構成されている。場合によっては、特徴抽出に対応するハイパーパラメータのセットは、（例えば、手動入力に基づいて）予め定義される。特徴抽出ハイパーパラメータは、（例えば）各フィルタのストライド（例えば、1 ステップ、2 ステップ）、パディングサイズ、カーネルサイズ、および／またはカーネル形状を特定することができる。

【0057】

図 2 の例を続けると、第 1 のエンコーダは、特徴マップ 210 内のすべての負のピクセル値をゼロに置き換える非線形（例えば、ReLU）変換を実行する可能性がある。第 1 のエンコーダの ReLU 演算は、畳み込み演算が非構造化データファイル 205 を表す行列値から出力される線形関数を生成するため、畳み込みニューラルネットワークモデルに非線形性を導入する可能性がある。非線形変換は、さらにまたは代替的に、シグモイド関数および／または tanh 関数を使用することを含んでもよい。

【0058】

ReLU 演算の後、第 1 のエンコーダは、特徴マップ 210 の空間サイズを低減させ、続いて、プールされた特徴マップ 215 を生成するために、特徴マップ 210 に対してプーリング演算を実行することができる。いくつかの実施形態において、プーリングにより、特徴抽出器のカーネルによって生成された各特徴マップの次元が低減するが、非構造化データファイル 205 において取り込まれた画像定義特徴（例えば、画像のエッジ）は保持される。場合によっては、第 1 のエンコーダは、特徴マップ内の領域（例えば、特徴マップ内の 5 × 5 行列）にアクセスする最大プーリング演算を実行し、最高値に関連付けられた要素を選択する。この演算は、特徴マップ 210 の全体を横断するように反復することができ、横断すると、最大プーリング演算は、プールされた特徴マップ 215 の生成を完了する。第 1 のエンコーダは、代替的にまたはさらに、特徴マップ 210 内の領域で取り込まれた要素の合計値または平均値を選択する最大プーリング演算の代わりに、平均プーリング演算を実行してもよい。プーリング演算を実行することにより、第 1 のエンコーダは、畳み込みニューラルネットワークモデル内のパラメータおよび計算の数の削減を可能にする非構造化データファイル 205 の入力表現を生成する能力とともに、非構造化データファイル 205 の不変表現のスケーリングを含む、いくつかの技術的利点を達成することができる。

【0059】

図 2 の例を続けると、第 1 のエンコーダは、非構造化データファイル 205 に対して 1 つまたは複数の追加の畳み込み層を適用し続けることができ、ここでは、プールされた特徴マップ 215 に対して、畳み込み、ReLU、およびプーリング演算を実行することができる。場合によっては、第 2 の畳み込み層は、特徴マップ 220、プールされた特徴マップ 225 などを生成する。これらの演算は、抽出された特徴が全結合層のスケールおよび平行移動に対して同変となるまで繰り返される。

【0060】

10

20

30

40

50

いくつかの畳み込み層を適用した後、第1のエンコーダは、出力層235において、ソフトマックス活性化関数または他のタイプの線形もしくは非線形関数を組み込んだ多層パーセプトロンネットワークであり得る、全結合層230を適用することができる。いくつかの実施形態では、第1のエンコーダは、抽出された特徴にアクセスし、非構造化データファイル205を表す第1の特徴ベクトルを生成する、全結合層を使用する。場合によっては、第1の特徴ベクトルは、非構造化データファイル205から特定される特定のイベントに関連付けられた1つまたは複数の特性（例えば、時間、場所、価格）を符号化する。第1の特徴ベクトルを使用して、非構造化データファイル205において特定された特定のイベントが異常イベントに対応するか否かを予測する別の機械学習モデルによって後に処理される、イベントデータ入力要素を生成することができる。

10

【0061】

場合によっては、第1の特徴ベクトルは、第1の特徴空間における非構造化データファイルの位置（例えば、位置座標）を特定するためのグラフ座標を含む。場合によっては、第1の特徴ベクトルに埋め込み層が適用されて、その次元が低減する。例えば、第1の特徴ベクトルは、20次元を有する値と関連付けることができ、そこでは、埋め込み層は、値の次元を10まで低減させることができる。

【0062】

図2は、非構造化データファイル205を処理するために2つの畳み込み層を使用することを示すが、異なる数の畳み込み層を使用してもよい（例えば、これには、第1のエンコーダによってこれらの演算を1回または複数回繰り返すことができる、という繰り返しの効果がある可能性がある）ことが理解されよう。例えば、出力は、非構造化データファイル205から特徴を抽出するために10個以上の畳み込み層を適用することによって決定される。いくつかの実施形態では、分類器によって適用される1つまたは複数の畳み込み層に対して、プーリング演算が省略される。いくつかの実施形態では、分類器によって、限定されないが、AlexNet、ZFNet、GoogLeNet、VGGNet、ResNets、DenseNetなどを含む、畳み込みニューラルネットワークモデルアーキテクチャの異なるバージョンが使用される。

20

【0063】

3. 機械学習モデルのトレーニング

機械学習モデルを選択した後、トレーニングデータを使用して第1のエンコーダをトレーニングすることができる。第1のエンコーダは、対照学習を使用して、非構造化データファイルを表す第1の特徴ベクトルを生成するようにトレーニングすることができる。したがって、対照学習により、ラベル付けもアノテーションもされていないトレーニングデータを使用して、第1のエンコーダをトレーニングすることができる。

30

【0064】

図3は、いくつかの実施形態による、対照学習を使用して第1のエンコーダをトレーニングするための概略図300を示す。図3に示すように、第1のエンコーダのトレーニングは、少なくとも以下の段階、すなわち、（1）トレーニング非構造化データファイルを拡張して、第1のトレーニング拡張非構造化データファイルおよび第2のトレーニング拡張非構造化データファイルを生成する段階と、（2）第1の特徴空間において、第1のトレーニング拡張非構造化データファイルの第1のトレーニング特徴ベクトルを生成する段階と、（3）第1の特徴空間において、第2のトレーニング拡張非構造化データファイルの第2のトレーニング特徴ベクトルを生成する段階と（4）第1のトレーニング特徴ベクトルと第2のトレーニング特徴ベクトルとの間の損失を決定する段階と、（5）決定された損失に基づいて、第1のエンコーダの1つまたは複数のパラメータを調整する段階とを含む。

40

【0065】

第1のエンコーダのトレーニングは、トレーニングデータのトレーニング非構造化データファイル304にデータ拡張302を適用して、第1の拡張トレーニング非構造化データファイル306および第2の拡張トレーニング非構造化データファイル308を生成す

50

ることによって開始することができる。データ拡張 302 は、トレーニング非構造化データファイル 304 を変換して、トレーニング非構造化データファイルの 2 つ以上の変更バージョンを生成することを含むことができる。データ拡張により、2 つ以上の変更バージョンがトレーニング非構造化データファイル 304 と「類似する」ことが確実にできる。

【0066】

この変更バージョンを使用して、第 1 のエンコーダ 310 の対照学習を実行することができる。例えば、トレーニング画像（例えば、領収書画像）のデータ拡張は、幾何学的変換、反転、色変更、クロッピング、回転、ノイズ注入、およびランダム消去を含むことができる。別の例では、トレーニングオーディオファイル（例えば、顧客担当者の音声録音）のデータ拡張は、ノイズ注入、タイムシフト、ピッチ変更、および再生速度変更を含むことができる。さらに別の例では、トレーニングビデオファイルのデータ拡張は、区分的アフィン変換、スーパーピクセル処理、ガウスぼかし、色反転、ランダム回転、ランダムサイズ変更、平行移動、フレーム追加、フレームシフト、反転、ダウンサンプリング、およびアップサンプリングを含むことができる。図 3 において、第 1 の拡張トレーニング非構造化データファイル 306 は、トレーニング非構造化データファイル 304 の回転バージョンを示し、第 2 の拡張トレーニング非構造化データファイル 308 は、トレーニング非構造化データファイル 304 の色反転バージョンを示す。

10

【0067】

第 1 のエンコーダ 310 は、第 1 の拡張トレーニング非構造化データファイル 306 を処理して、第 1 の特徴空間 316 における第 1 のトレーニング特徴ベクトル 312 にすることができる。第 1 のトレーニング特徴ベクトル 312 は、第 1 の拡張トレーニング非構造化データファイル 306 を集合的に表す値の n 次元ベクトルとすることができる。第 1 の特徴空間 316 は、第 1 のトレーニング特徴ベクトル 312 をその対応する位置によって特定することができる n 次元空間とすることができる。場合によっては、第 1 の拡張トレーニング非構造化データファイル 306 に第 1 のエンコーダの畳み込みニューラルネットワークが適用されて、第 1 のトレーニング特徴ベクトル 312 が生成される。

20

【0068】

第 1 のエンコーダ 310 はまた、第 2 の拡張トレーニング非構造化データ 308 ファイルを処理して、第 1 の特徴空間 316 における第 2 のトレーニング特徴ベクトル 314 にすることもできる。第 1 のトレーニング特徴ベクトル 312 と同様に、第 2 のトレーニング特徴ベクトル 314 は、第 2 の拡張トレーニング非構造化データファイル 308 を集合的に表す値の n 次元ベクトルとすることができる。場合によっては、第 2 の拡張トレーニング非構造化データファイル 308 にも第 1 のエンコーダ 310 の畳み込みニューラルネットワークが適用されて、第 2 のトレーニング特徴ベクトルが生成される。第 1 のエンコーダのトレーニングは、第 1 のトレーニング特徴ベクトル 312 および第 2 のトレーニング特徴ベクトルがともにトレーニング非構造化データファイルの 1 つまたは複数の特性を符号化することができるように実行することができる。

30

【0069】

第 1 のトレーニング特徴ベクトル 312 と第 2 のトレーニング特徴ベクトル 314 との間で、損失 318 を決定することができる。決定された損失 318 は、トレーニング段階中の第 1 のエンコーダ 310 の性能レベルを特定することができる。例えば、第 1 のエンコーダが、第 1 のトレーニング特徴ベクトル 312 と第 2 のトレーニング特徴ベクトル 314 とが互いに類似していると予測する場合、決定された損失 318 は減少する可能性がある。逆に、第 1 のエンコーダが、第 1 のトレーニング特徴ベクトル 312 と第 2 のトレーニング特徴ベクトル 314 とが互いに異なると予測する場合、決定された損失 318 は増加する可能性がある。損失は、(1) 第 1 のトレーニング特徴ベクトルと第 2 のトレーニング特徴ベクトルとの間の損失（例えば、コサイン類似度、距離）を決定することと、(2) 決定された損失に第 1 の対照損失関数を適用することとにより、決定することができる。場合によっては、第 1 の対照損失関数は、第 1 の特徴空間 316 において第 1 のトレーニング特徴ベクトル 312 と第 2 のトレーニング特徴ベクトル 314 との位置が離れ

40

50

ているインスタンスにペナルティを科すように定義された、交差エントロピー損失関数である。

【0070】

第1のエンコーダは、決定された損失318に基づいて、そのパラメータ320のうちの1つまたは複数を調整することができる。第1のエンコーダのパラメータの調整は、第1の特徴空間316内において、第1のトレーニング特徴ベクトルと第2のトレーニング特徴ベクトルとの間の損失を最小化するように実行することができる。ラベルもアノテーションもない「類似する」非構造化データファイルを特定することにより、第1のエンコーダのトレーニングによって、特定の非構造化データファイルの特性の特定を容易にすることができる。

10

【0071】

B. コンテキストデータを処理する第2のエンコーダ

第1のエンコーダと同様に、第2のエンコーダは、ラベル付けされていないトレーニングデータを使用して、コンテキストデータを処理し、別の特徴ベクトルを生成するように、トレーニングすることができる。他の特徴ベクトルは、第2の特徴空間においてコンテキストデータを表すことができる。例えば、第2の特徴ベクトルは、コンテキストデータを表す値の集合を含むn次元ベクトルとすることができ、ここでは、集合の各値は、第2の特徴空間の次元における第2の特徴ベクトルの対応する位置を特定する。したがって、トレーニングされた第2のエンコーダによって生成された第2の特徴ベクトルは、対応する非構造化データファイルにおいて特定された同じイベントに関連付けられた1つまたは複数の特徴を符号化するかまたは他の方法で表すことができる。

20

【0072】

1. トレーニングデータ

いくつかの実施形態において、第2のエンコーダのためのトレーニングデータは、コンテキストデータオブジェクトの第2のトレーニングセットを含む。コンテキストデータは、第1のトレーニングセットの対応する非構造化データファイルによって特定される特定のイベントに関連付けられた環境を記述する、任意の情報を含む。トレーニングコンテキストデータオブジェクトは、非構造化テキストを含む非構造化データを含むことができる。場合によっては、第2のトレーニングセットのコンテキストデータオブジェクトは、対応するデータベーススキーマまたはドキュメントオブジェクトモデルに従ってフォーマットされた構造化データを含む。第2のトレーニングセットのコンテキストデータオブジェクトは、トレーニングラベルまたはアノテーションの代わりに使用することができる追加のデータポイントを提供する。第2のトレーニングセットのコンテキストデータオブジェクトを使用して、第2の特徴空間において特徴ベクトルを生成するように第2のエンコーダをトレーニングすることができる。異常イベント検出システムは、第2の特徴空間における特徴ベクトルを使用して、トレーニングデータに対してターゲットラベルを生成する必要なしに異常イベントを予測することができる。

30

【0073】

第2のトレーニングセットのコンテキストデータオブジェクトは、1つまたは複数のデータストア（例えば、ユーザプロファイルデータストア）から取得することができる。第2のトレーニングセットのコンテキストデータオブジェクトは、限定されないが、異常イベント検出システムがアクセスすることができる以下の情報、すなわち、(i) 特定のイベントが発生した場所、(ii) 特定のイベントに関与したエンティティ、(iii) 特定のイベントに関連すると予測される別の先行イベントまたは後続イベント、および／または(iv) 特定のイベントに関連付けられたトランザクションに関連付けられたタイプまたはカテゴリを含むことができる。

40

【0074】

2. 機械学習モデルの選択

次に、第2のエンコーダの1つまたは複数の機械学習モデルをトレーニングのために選択することができる。第1のエンコーダと同様に、第2のエンコーダの機械学習モデルは

50

、畳み込みニューラルネットワーク、インセプションニューラルネットワーク、残差ニューラルネットワーク、回帰型ニューラルネットワーク、長短期記憶モデル、ゲート付き回帰型ユニットモデル、またはディープニューラルネットワークの他の変形形態とすることができる。機械学習モデルはまた、ナイーブベイズ分類器、線形分類器、サポートベクターマシン、ランダムフォレストモデルなどのバギングモデル、ブースティングモデル、浅いニューラルネットワーク、またはそのような技術のうちの1つまたは複数の組合せ、例えば、マルチスケール畳み込みニューラルネットワークなど、非構造化データファイルから特徴ベクトルを生成するためにトレーニングすることができる、他の任意の好適なモデルとすることもできる。場合によっては、第2のエンコーダはシャムネットワークアーキテクチャを有し、そこでは、機械学習モデルは、類似するトレーニング特徴ベクトルの位置が第2の特徴空間内で離れているインスタンスと、異なるトレーニング特徴ベクトルの位置が第2の特徴空間内で互いに近いインスタンスとにペナルティを科すように、各反復で2回トレーニングされる。

10

【0075】

場合によっては、第2のエンコーダは、第1のエンコーダのアーキテクチャと同じかまたは異なるアーキテクチャを有する。したがって、第1のエンコーダおよび第2のエンコーダの各々は、それらのそれぞれの特徴空間において特徴ベクトルを生成するようにトレーニングすることができ、そこでは、第1のエンコーダおよび第2のエンコーダは、パラメータを共有しない可能性がある。

【0076】

20

第2のエンコーダは、畳み込みニューラルネットワークまたは多層パーセプトロンニューラルネットワークとすることができる。場合によっては、第2のエンコーダは回帰型ニューラルネットワークである。図4は、いくつかの実施形態による、回帰型ニューラルネットワークの概略図例400を示す。回帰型ニューラルネットワークは、ニューラルネットワークの繰り返しモジュール（「セル」）の連鎖を含む。具体的には、回帰型ニューラルネットワークの動作は、コンテキストデータオブジェクトのテキストセクション内のテキストセクション（ t ）の位置によってインデックス付けされた単一のセルを繰り返すことを含む。回帰型ニューラルネットワークは、その回帰挙動を提供するために、隠れ状態 s_t を維持し、これはネットワークの次の反復への入力として提供される。図4の左部分に示すように、回帰型ニューラルネットワークは、テキストセクション x_t の特徴表現と、先行するテキストセクションの入力特徴のセットを使用して決定された隠れ状態値 s_{t-1} とを受け取る。以下の式は、隠れ状態 s_t がどのように決定されるかを提供し、

30

【0077】

【数1】

$$s_t = \phi(Ux_t + Ws_{t-1}),$$

【0078】

式中、 U および W は、それぞれ x_t および s_{t-1} に適用される重み値であり、

【0079】

40

【数2】

ϕ

【0080】

は、 $\tanh$ または ReLU などの非線形関数である。

回帰型ニューラルネットワークの出力は、

$$o_t = \text{softmax}(Vs_t)$$

として表され、式中、 V は、隠れ状態値 s_t に適用される重み値である。

【0081】

したがって、隠れ状態 s_t は、ネットワークのメモリと称することができる。隠れ状態

50

s_t は、使用された、または、1つまたは複数の先行するテキストセクションから導出された、入力および出力に関連付けられた情報によって決まる可能性がある。ステップo_tにおける出力は、テキストセクションのセクション識別子を特定するために使用される値のセットであり、それは、少なくとも一部には、テキストセクション位置 t におけるメモリに基づいて、計算される。

【0082】

3. 機械学習モデルのトレーニング

機械学習モデル（例えば、畳み込みニューラルネットワーク、回帰型ニューラルネットワーク）を選択した後、トレーニングデータを使用して第2のエンコーダをトレーニングすることができる。第1のエンコーダと同様に、第2のエンコーダは、対照学習を使用して、コンテキストデータを表す第2の特徴ベクトルを生成するようにトレーニングすることができる。対照学習により、ラベル付けもアノテーションもされていない第2のトレーニングセットを使用して、第2のエンコーダをトレーニングすることができる。

10

【0083】

図5は、いくつかの実施形態による、対照学習を使用して第2のエンコーダをトレーニングするための概略図500を示す。図5に示すように、第2のエンコーダのトレーニングは、少なくとも以下の段階、すなわち、（1）トレーニングコンテキストデータオブジェクトを拡張する段階と、（2）第2の特徴空間において第1のトレーニング特徴ベクトルを生成する段階と、（3）第2の特徴空間において第2のトレーニング特徴ベクトルを生成する段階と、（4）第1のトレーニング特徴ベクトルと第2のトレーニング特徴ベクトルとの間の損失を決定する段階と、（5）決定された損失に基づいて第2のエンコーダの1つまたは複数のパラメータを調整する段階とを含む。

20

【0084】

第2のエンコーダのトレーニングは、トレーニングデータセットのトレーニングコンテキストデータオブジェクト504にデータ拡張502を適用して、第1の拡張トレーニングコンテキストデータオブジェクト506および第2の拡張トレーニング非構造化コンテキストデータオブジェクト508を生成することによって開始することができる。データ拡張502は、トレーニングコンテキストデータオブジェクト504を変換して、トレーニングコンテキストデータオブジェクトの2つ以上の変更バージョンを生成することを含むことができる。データ拡張により、2つ以上の変更バージョンがトレーニングコンテキストデータオブジェクト504と「類似する」ことが確実になる。この変更されたバージョンを使用して、第2のエンコーダ510の対照学習を実行することができる。例えば、コンテキストデータオブジェクトのデータ拡張は、テキストデータのバックトランスレーションを含むことができ、そこでは、コンテキストデータオブジェクトを、元のソース言語（例えば英語）からターゲット言語（例えばドイツ語）に翻訳し、元のソース言語に再び翻訳することができる。コンテキストデータオブジェクトのテキスト拡張の他の例としては、トレーニングコンテキストデータオブジェクト504内の1つまたは複数の単語のランダムな交換、およびコンテキストデータオブジェクト504内の1つまたは複数の単語のランダムな同義語の置換を挙げることができる。

30

【0085】

第2のエンコーダ510は、第1の拡張トレーニングコンテキストデータオブジェクト506を処理して、第2の特徴空間516における第1のトレーニング特徴ベクトル512にすることができる。第1のトレーニング特徴ベクトル512は、第1の拡張トレーニングコンテキストデータオブジェクト506を集散的に表す値の n 次元ベクトルとすることができる。第2の特徴空間516は、トレーニングコンテキストデータオブジェクトの第1のトレーニング特徴ベクトル512をその対応する位置によって特定することができる n 次元空間とすることができる。場合によっては、第1の拡張トレーニングコンテキストデータオブジェクト506に第2のエンコーダの残差ニューラルネットワークが適用されて、第1のトレーニング特徴ベクトル512が生成される。

40

【0086】

50

第2のエンコーダ510はまた、第2の拡張トレーニングコンテキストデータオブジェクト508を処理して、第2の特徴空間516における第2のトレーニング特徴ベクトル514にすることができる。第1のトレーニング特徴ベクトル512と同様に、第2のトレーニング特徴ベクトル514は、第2の拡張トレーニングコンテキストデータオブジェクト508を集散的に表す値の n 次元ベクトルとすることができる。場合によっては、第2の拡張トレーニングコンテキストデータオブジェクト508にも第2のエンコーダ510の残差ニューラルネットワークが適用されて、第2のトレーニング特徴ベクトル514が生成される。第2のエンコーダ510のトレーニングは、第1のトレーニング特徴ベクトル512および第2のトレーニング特徴ベクトル514がともにトレーニングコンテキストデータオブジェクト504の1つまたは複数の特性を符号化することができるように実行することができる。

10

【0087】

第1のトレーニング特徴ベクトル512と第2のトレーニング特徴ベクトル514との間で、損失518を決定することができる。決定された損失518は、トレーニング段階中の第2のエンコーダ510の性能レベルを特定することができる。例えば、第2のエンコーダ510が、第1のトレーニング特徴ベクトル512と第2のトレーニング特徴ベクトル514とが互いに類似していると予測する場合、決定された損失518は減少する可能性がある。逆に、第2のエンコーダ510が、第1のトレーニング特徴ベクトル512と第2のトレーニング特徴ベクトル514とが互いに異なると予測する場合、決定された損失518は増加する可能性がある。損失518は、(1)第1のトレーニング特徴ベクトル512と第2のトレーニング特徴ベクトル514との間の損失(例えば、コサイン類似度、距離)を決定することと、(2)決定された損失に第2の対照損失関数を適用することにより、決定することができる。場合によっては、第2の対照損失関数は、第2の特徴空間において第1のトレーニング特徴ベクトル512および第2のトレーニング特徴ベクトル514の位置が離れているインスタンスにペナルティを科すように定義された、交差エントロピー損失関数である。

20

【0088】

第2のエンコーダは、決定された損失に基づいて、そのパラメータ520のうちの1つまたは複数进行调整することができる。第2のエンコーダ510のパラメータ520の調整は、第2の特徴空間516内で、第1のトレーニング特徴ベクトル512と第2のトレーニング特徴ベクトル514との間の決定された損失を最小化するように実行することができる。ラベルもアノテーションもない「類似する」コンテキストデータオブジェクトを特定することによって、第2のエンコーダ510のトレーニングによって、コンテキストデータの特性の特定を容易にすることができる。

30

【0089】

C. 第1のエンコーダおよび第2のエンコーダの追加のトレーニング

第1のエンコーダと第2のエンコーダとを別々にトレーニングすることに加えて、トレーニング段階は、共有特徴空間において第1のエンコーダと第2のエンコーダとをともにトレーニングすることをさらに含むことができる。追加のトレーニングにより、第1の特徴ベクトルおよび第2の特徴ベクトルが、それらのそれぞれの特徴空間において同じ特定のイベントを表すことを確実にすることができる。したがって、第1のエンコーダおよび第2のエンコーダのトレーニングは、共有特徴空間における、第1のエンコーダによって生成された第1のトレーニング特徴ベクトルと、第2のエンコーダによって生成された第2のトレーニング特徴ベクトルとの間で決定された損失に基づいて、実行することができる。場合によっては、トレーニングは、(i)第1の特徴ベクトル108に第1の射影関数を適用することによって生成された第1のトレーニング変換特徴ベクトルと、(ii)第2の特徴ベクトル110に第2の射影関数を適用することによって生成された第2のトレーニング変換特徴ベクトルとに基づいて、共有特徴空間においてベクトルを生成することを含む。ベクトルを、第1のトレーニング変換特徴ベクトルおよび第2のトレーニング変換特徴ベクトルからの情報を組み合わせることによって生成し、単独での第1のトレー

40

50

ニング特徴ベクトルまたは第2のトレーニング特徴ベクトルのいずれか一方の場合よりも、射影された予測性が向上したベクトルをもたらすことができる。

【0090】

図6は、いくつかの実施形態による、対照学習を使用して第1のエンコーダおよび第2のエンコーダをさらにトレーニングするための概略図600を示す。図6に示すように、第1のエンコーダおよび第2のエンコーダのトレーニングは、少なくとも以下の段階、すなわち、(1)一致するトレーニング非構造化データファイルおよびトレーニングコンテキストデータオブジェクトを選択する段階と、(2)共有特徴空間においてトレーニング非構造化データファイルの第1の変換トレーニング特徴ベクトルを生成する段階と、(3)共有特徴空間においてトレーニングコンテキストデータオブジェクトの第2の変換トレーニング特徴ベクトルを生成する段階と、(4)第1の変換トレーニング特徴ベクトルと第2の変換トレーニング特徴ベクトルとの間の損失を決定する段階と、(5)決定された損失に基づいて、第1のエンコーダの1つまたは複数のパラメータおよび第2のエンコーダの1つまたは複数のパラメータを調整する段階とを含むことができる。

10

【0091】

追加のトレーニングは、一致するトレーニング非構造化データファイル602およびトレーニングコンテキストデータオブジェクト604を選択することによって開始することができる。選択は、一致するトレーニング非構造化データファイル602とトレーニングコンテキストデータオブジェクト604との間に重複するデータがあると判定することを含むことができる。例えば、トレーニングコンテキストデータオブジェクト604において特定される経費報告書データは、購入説明、エンティティ情報、データ、および購入時刻を含むことができ、それらの多くは、トレーニング非構造化データファイル602において特定される対応する情報と一致する。場合によっては、一致する情報は、光学文字認識を使用してトレーニング非構造化データファイル602からテキストデータを抽出することによって特定することができる。

20

【0092】

第1のエンコーダ606は、トレーニング非構造化データファイル602を処理して、第1の特徴空間における第1のトレーニング特徴ベクトル610にすることができる。第2のエンコーダ608は、トレーニングコンテキストデータオブジェクト604を処理して、第2の特徴空間における第2のトレーニング特徴ベクトル612にすることができる。トレーニング非構造化データファイル602およびトレーニングコンテキストデータオブジェクト604が同じ特定のイベントに対応することを認識するように第1のエンコーダ606をトレーニングするために、第1の射影関数614を適用して、第1の特徴ベクトル610を共有特徴空間622における第1の変換トレーニング特徴ベクトル618に変換することができる。同様に、トレーニング非構造化データファイル602およびトレーニングコンテキストデータオブジェクト604が同じ特定のイベントに対応することを認識するように第2のエンコーダ608をトレーニングするために、第2の射影関数616を適用して、第2の特徴ベクトル612を共有特徴空間622における第2の変換トレーニング特徴ベクトル620に変換することができる。共有特徴空間622は、第1の変換トレーニング特徴ベクトル618および第2の変換トレーニング特徴ベクトル620の両方をそれらのそれぞれの位置によって特定することができる、n次元空間とすることができる。第1の射影関数614および第2の射影616は、トレーニング特徴ベクトルを、対照学習中に変換特徴ベクトルを同じ共有特徴空間622内で直接比較できるように、変換することができる。

30

40

【0093】

第1の変換トレーニング特徴ベクトル618と第2の変換トレーニング特徴ベクトル620との間の損失624。決定された損失624は、トレーニング非構造化データファイルおよびトレーニングコンテキストデータオブジェクトが同じ特定のイベントを特定するか否かを予測する際の、第1のエンコーダ606および第2のエンコーダ608の両方の性能レベルを特定することができる。例えば、第1の変換トレーニング特徴ベクトル61

50

8と第2の変換トレーニング特徴ベクトル620とが互いに類似するように生成されることが予測される場合、決定された損失624は減少する可能性がある。逆に、第1の変換トレーニング特徴ベクトル618と第2の変換トレーニング特徴ベクトル620とが互いに異なることが予測される場合、決定された損失618は増加する可能性がある。損失624は、(1)第1の変換トレーニング特徴ベクトル618と第2の変換トレーニング特徴ベクトル620との間の損失(例えば、コサイン類似度、距離)を決定することと、(2)決定された損失に結合された対照損失関数を適用することとによって、決定することができる。場合によっては、結合された対照損失関数は、第1の変換トレーニング特徴ベクトル618および第2の変換トレーニング特徴ベクトル620の位置が共有特徴空間622において離れているインスタンスにペナルティを科すように定義された、交差エントロピー損失関数である。

10

【0094】

場合によっては、第1の対照損失関数と第2の対照損失関数とは結合され、1つまたは複数の重み付け係数によって重み付けされて、追加のトレーニング中に結合された損失関数を使用することができるようにする。重み付け係数は、第1のエンコーダ606および第2のエンコーダ608の追加のトレーニング中に調整することができる、ハイパーパラメータとすることができる。したがって、第1のエンコーダ606および第2のエンコーダ608の対照学習により、共有特徴空間622内で決定された損失に基づいて、非構造化データファイルおよび対応するコンテキストデータが同じ特定のイベントを特定するのを確実にすることができる。

20

【0095】

例えば、第1の変換トレーニング特徴ベクトル618に適用されている第1の重み付け係数は、第2の変換トレーニング特徴ベクトル620に適用されている第2の重み付け係数に対して増加させることができる。第1の重み付け係数の増加は、非構造化データファイルはイベントの予測性がより高いという判定に応じて実行することができる。逆に、第2の重み付け係数は、第1の重み付け係数に対して増加させることができる。第2の重み付け係数の増加は、コンテキストデータはイベントの予測性がより高いという別の判定に応じて実行することができる。重み付け係数の調整は、第1のエンコーダおよび第2のエンコーダのトレーニング前またはトレーニング中に実行することができる。その結果、結合された損失関数は、第1のエンコーダおよび第2のエンコーダが異常イベントを検出するその予測性を向上させることができるように、第1のエンコーダおよび第2のエンコーダのパラメータを調整するために使用することができる、重み付けされた損失を決定することができる。

30

【0096】

別の例では、第1の重み付け係数および第2の重み付け係数は、同じ値であるように構成することができる。第1の重み付け係数および第2の重み付け係数の構成により、第1のエンコーダおよび第2のエンコーダを監視なしでトレーニングすることができる。加えて、この構成は、異常イベントを検出するための予測性が意図された結果(例えば、所定の閾値未満になるように最小化された損失)に達することができるまで実行することができる。

40

【0097】

さらにまたは代替的に、1つまたは複数の重み付け係数は、結合された損失関数によって決定された損失に基づいて調整することができるパラメータである。事実上、1つまたは複数の重み付け係数は、第1のエンコーダおよび第2のエンコーダのパラメータとともに学習することができる。トレーニング中の重み付け係数の学習は、監視なしで行うことができる。加えて、重み付け係数の学習は、当初は関連性が薄いとみなされた可能性がある情報に基づく、異常イベントの改善された予測を促進することができる。

【0098】

そして、第1のエンコーダ606は、決定された損失624に基づいて、そのパラメータ626のうちの1つまたは複数の調整することができる第2のエンコーダ608は、決

50

定された損失 6 2 4 に基づいて、そのパラメータ 6 2 8 のうちの 1 つまたは複数を調整することができる。第 1 のエンコーダ 6 0 6 のパラメータ 6 2 6 の調整および第 2 のエンコーダ 6 0 8 のパラメータ 6 2 8 の調整は、ともに、共有特徴空間 6 2 2 内で、第 1 の変換トレーニング特徴ベクトル 6 1 8 と第 2 の変換トレーニング特徴ベクトル 6 2 0 との間で決定された損失を最小化するように実行することができる。事実上、「類似する」イベントを学習することにより、第 1 のエンコーダ 6 0 6 および第 2 のエンコーダ 6 0 8 の追加のトレーニングによって、ラベルもアノテーションもないイベントの特性の特定を容易にすることができる。

【0099】

D. 異常イベントを予測する機械学習技術

第 1 のエンコーダによって生成された第 1 の特徴ベクトルと第 2 のエンコーダによって生成された第 2 の特徴ベクトルとを、別の機械学習モデルが使用して、非構造化データファイルにおいて特定された特定のイベントが異常イベントに対応するか否かを予測することができる。場合によっては、分類エンジン（例えば、図 1 の分類エンジン 1 2 4）は、（1）特定のイベントに関連付けられたトレーニングコンテキストデータオブジェクトおよび／またはトレーニング非構造化データファイルを処理して、中間出力を生成することと、（2）中間出力と、第 1 のトレーニング特徴ベクトルおよび第 2 のトレーニング特徴ベクトルを含むイベントデータ入力要素との間の損失を決定することと、（3）決定された損失に基づいて、分類エンジンの機械学習モデルの 1 つまたは複数のパラメータを調整することとによって、分類結果を生成するようにトレーニングされる。イベントデータ入力要素は、コンテキストデータオブジェクトのターゲットラベルとして構成することができる。場合によっては、分類エンジンのトレーニング中、第 1 のエンコーダおよび第 2 のエンコーダのパラメータは変更されないままである。場合によっては、分類エンジンはさらに、分類結果を予測する機械学習モデルの精度を向上させるために、フィードバックデータを処理する。場合によっては、フィードバックデータを使用して、イベントデータ入力要素の第 1 の特徴ベクトルおよび／または第 2 の特徴ベクトルの値が調整される。

【0100】

1. トレーニングデータ

いくつかの実施形態では、分類エンジンのためのトレーニングデータは、ラベル付けされたコンテキストデータオブジェクトの第 3 のトレーニングセットを含む。トレーニングコンテキストデータオブジェクトは、第 1 のトレーニングセットの対応するトレーニング非構造化データファイルによって特定された特定のイベントに関連付けられた環境を記述する、任意の情報を含む。トレーニングコンテキストデータオブジェクトは、非構造化テキストを含む非構造化データを含むことができる。場合によっては、トレーニングコンテキストデータオブジェクトは、対応するデータベーススキーマまたはドキュメントオブジェクトモデルに従ってフォーマットされた構造化データを含む。さらにまたは代替的に、各ラベル付けされたコンテキストデータオブジェクトは、対応するトレーニング非構造化データファイルに関連付けることもできる。

【0101】

場合によっては、第 3 のトレーニングセットの各トレーニングコンテキストデータオブジェクトは、対応するイベントデータ入力要素でラベル付けされる。イベントデータ入力要素は、特定のイベントが異常イベントに対応するか否かを予測するために使用することができる特徴ベクトルの集合を含むデータ構造（例えば、タプル）とすることができる。特徴ベクトルの集合は、第 1 のエンコーダによってトレーニング非構造化データファイルを処理することによって生成された第 1 の特徴ベクトルと、第 2 のエンコーダによってトレーニングコンテキストデータオブジェクトを処理することによって生成された第 2 の特徴ベクトルとを含むことができる。イベントデータ入力要素は、コンテキストデータオブジェクトのターゲットラベルとして使用することができ、各トレーニングコンテキストデータオブジェクトに手動でラベル付けもアノテーションもすることなく、異常イベントを予測するように分類エンジンをトレーニングすることができる。

【0102】

さらにまたは代替的に、第3のトレーニングセットの各トレーニングコンテキストデータオブジェクトは、トレーニングコンテキストデータオブジェクトに対するフィードバックデータと関連付けることができる。フィードバックデータは、イベントデータ入力要素の第1の特徴ベクトルおよび／または第2の特徴ベクトルの値を調整するためにユーザによって手動で入力された、データを含むことができる。フィードバックデータは、対応するトレーニングコンテキストデータオブジェクトのトレーニングラベルを強化または更新するように構成することができる。トレーニングコンテキストデータオブジェクトは、イベントデータ入力要素の第1のトレーニング特徴ベクトルおよび第2のトレーニング特徴ベクトルのうちの一方が期待ベクトル値から逸脱するという別の予測に応じて、フィードバックデータに関連付けることができる。

10

【0103】

2. 機械学習モデルの選択

次に、分類エンジンの1つまたは複数の機械学習モデルを、トレーニングのために選択することができる。第1のエンコーダの機械学習モデルは、人工ニューラルネットワーク、畳み込みニューラルネットワーク、インセプションニューラルネットワーク、残差ニューラルネットワーク、回帰型ニューラルネットワーク、長短期記憶モデル、ゲート付き回帰型ユニットモデル、またはディープニューラルネットワークの他の変形形態とすることができる。機械学習モデルは、ナイーブベイズ分類器、線形分類器、サポートベクターマシン、ランダムフォレストモデルなどのバギングモデル、ブースティングモデル、浅いニューラルネットワーク、またはそのような技術のうちの1つまたは複数の組合せ、例えば、マルチスケール畳み込みニューラルネットワークなど、非構造化データファイルから特徴ベクトルを生成するためにトレーニングすることができる、他の任意の好適なモデルとすることもできる。場合によっては、分類エンジンはマルチクラス分類器モデルを有し、そこでは、分類結果は最高の予測スコアに関連付けられたクラスに対応する。

20

【0104】

3. 機械学習モデルのトレーニング

図7は、いくつかの実施形態による、異常イベントを予測するための分類エンジンをトレーニングするための概略図700を示す。図7に示すように、分類エンジンの機械学習モデルのトレーニングは、入力として、第3のトレーニングセットのトレーニングコンテキストデータオブジェクトおよび対応するイベントデータ入力要素を使用することを含むことができる。トレーニングコンテキストデータオブジェクトおよび対応するイベントデータ入力要素を処理することにより、機械学習モデルから中間出力を生成することができる。中間出力は、トレーニングコンテキストデータオブジェクトによって特定されたイベントが特定のタイプのイベント（例えば、正常イベント、異常イベント）に対応する確率を予測することができる。中間出力と、トレーニングコンテキストデータオブジェクトのターゲットラベルとして構成されるイベントデータ入力要素とに、損失関数（例えば、交差エントロピー損失関数）を適用することによって、損失を決定することができる。決定された損失を使用して、分類エンジンの機械学習モデルのパラメータを調整することができる、トレーニングデータを使用することによって損失を最小化することができるようになる。

30

40

【0105】

分類エンジンのトレーニングは、トレーニングコンテキストデータオブジェクト702およびトレーニングイベントデータ入力要素706にアクセスすることによって開始することができる。トレーニングイベントデータ入力要素706は、第1のトレーニング特徴ベクトル708および第2のトレーニング特徴ベクトル710を含む。第1のトレーニング特徴ベクトル708は、第1のエンコーダ（例えば、図4の第1のエンコーダ410）を使用して、対応するトレーニング非構造化データファイルを処理することによって生成することができる。加えて、第2のトレーニング特徴ベクトル710は、第2のエンコーダ（例えば、図6の第2のエンコーダ610）を使用してコンテキストデータオブジェク

50

ト 7 0 2 を処理することによって生成することができる。イベントデータ入力要素は、コンテキストデータオブジェクトのターゲットラベルとして使用することができ、各トレーニングコンテキストデータオブジェクトに手動でラベル付けもアノテーションもすることなく、異常イベントを予測するように分類エンジンをトレーニングすることができるようになる。

【 0 1 0 6 】

場合によっては、トレーニングコンテキストデータオブジェクト 7 0 2 は、フィードバックデータ 7 0 4 と関連付けることができる。フィードバックデータの関連付けは、イベントデータ入力要素 7 0 6 の第 1 のトレーニング特徴ベクトル 7 0 8 および第 2 のトレーニング特徴ベクトル 7 1 0 のうちの一方が、期待ベクトル値から逸脱するという別の予測に応じて、実行することができる。例えば、第 1 の特徴ベクトル 7 0 8 の第 1 の期待ベクトル値からの第 1 の逸脱は、(1) 第 1 の特徴空間の第 1 のトレーニング特徴ベクトルの分布を生成することと、(2) 第 1 の特徴ベクトル 7 0 8 が生成された分布の外れ値に対応すると判定することと、(3) 第 1 の特徴ベクトル 7 0 8 が期待ベクトル値から逸脱すると判定することとによって、予測することができる。場合によっては、外れ値は、生成された分布の四分位範囲値を決定することと、第 1 の特徴ベクトルが四分位範囲間値を下回るかまたは超えると判定することとによって、決定される。外れ値はまた、(1) 第 1 の特徴ベクトルの z スコアを決定することと、(2) z スコアが第 1 の所定の閾値 (例えば、- 3) を下回るかまたは第 2 の所定の閾値 (例えば、3) を超えると判断することとによっても決定することができる。

【 0 1 0 7 】

分類エンジン 7 1 2 は、トレーニングコンテキストデータオブジェクト 7 0 2 を処理して、中間結果 7 1 4 を生成することができる。中間結果 7 1 4 は、トレーニングコンテキストデータオブジェクト 7 0 2 を表す 1 つまたは複数の値を含むことができる。場合によっては、分類エンジンは、中間結果 7 1 4 を生成する人工ニューラルネットワークを含むことができる。

【 0 1 0 8 】

中間結果 7 1 4 とトレーニングイベントデータ入力要素 7 0 6 との間で、損失 7 1 6 を決定することができる。決定された損失 7 1 6 は、分類エンジン 7 1 2 が、特定のイベントが異常イベントに対応するか否かを予測できるか否かに関する、分類エンジン 7 1 2 の性能レベルを特定することができる。例えば、分類エンジン 7 1 2 が、中間結果 7 1 4 とトレーニングイベントデータ入力要素 7 0 6 とが互いに類似していると予測する場合、決定された損失 7 1 6 は減少する可能性がある。逆に、分類エンジン 7 1 2 が、中間結果 7 1 4 とトレーニングイベントデータ入力要素 7 0 6 とが互いに異なると予測する場合、決定された損失 7 1 6 は増加する可能性がある。

【 0 1 0 9 】

分類エンジンは、決定された損失に基づいて、そのパラメータ 7 1 8 のうちの 1 つまたは複数の調整することができる。分類エンジン 7 1 2 のパラメータ 7 1 8 の調整は、中間結果 7 1 4 とトレーニングイベントデータ入力要素 7 0 6 との間の決定された損失 7 1 6 を最小化するように実行することができる。イベントデータ入力要素を使用して「類似する」コンテキストデータオブジェクトを特定することによって、分類エンジン 7 1 2 のトレーニングを使用して、所与のコンテキストデータと対応するイベントデータ入力要素との決定された損失が所定の閾値を超える場合に、特定のイベントが異常イベントに対応することを予測することができる。

【 0 1 1 0 】

Ⅴ．対照学習を使用して異常イベントを予測する

図 8 は、いくつかの実施形態による、対照学習を使用して異常イベントを予測するための方法の一例を示すフローチャート 8 0 0 を含む。フローチャート 8 0 0 に記載する動作のうちのいくつかは、コンピュータシステムによって実行することができる。フローチャート 8 0 0 は、動作を逐次プロセスとして記述している可能性があるが、さまざまな実施

形態において、動作の多くは、並列にまたは同時に実行することができる。加えて、動作の順序を並べ替えることもできる。動作は、図には示さない追加のステップを有することができる。さらに、本方法のいくつかの実施形態は、ハードウェア、ソフトウェア、ファームウェア、ミドルウェア、マイクロコード、ハードウェア記述言語、またはそれらの任意の組合せによって実装することができる。ソフトウェア、ファームウェア、ミドルウェア、またはマイクロコードで実装される場合、関連付けられたタスクを実行するためのプログラムコードまたはコードセグメントは、記憶媒体などのコンピュータ可読媒体に格納することができる。

【0111】

ステップ802において、異常イベント予測システム（例えば、異常イベント予測システム100）は、非構造化データファイルにアクセスすることができる。非構造化データファイルは、特定のイベントの発生を特定する。非構造化データファイル102は、電子メールファイル形式（例えば、MSG）、画像ファイル形式（例えば、JPG、JPEG、PNG、BMP）、ウェブページ形式（例えば、HTML）、文書ファイル形式（例えば、DOC、PDF、XPS、EPUB）、オーディオファイル形式（例えば、MP3、M4A）、ビデオファイル形式（例えば、MPEG、MOV）、および他のタイプのファイル形式を含む、特定のファイル形式に対応することができる。

【0112】

ステップ804において、異常イベント予測システムは、非構造化データファイルに関連付けられたコンテキストデータにアクセスすることができる。コンテキストデータは、特定のイベントが発生した環境を記述する情報を含む。例えば、コンテキストデータは、特定のイベントが発生した場所、または特定のイベントに関連すると予測される別の先行イベントまたは後続イベントを特定することができる。場合によっては、異常イベント予測システムは、コンテキストデータに1つまたは複数の前処理操作（例えば、正規化、フィルタリング）を適用して、コンテキストデータを処理するエンコーダの性能を向上させる。例えば、1つまたは複数のデータストアからアクセスされるデータレコード（例えば、重複するデータレコード）を単一または減少した数のテーブルにマージし、いかなる冗長なデータも削除することによって、コンテキストデータに平坦化操作を適用することができる。

【0113】

ステップ806において、異常イベント予測システムは、第1のエンコーダを使用して非構造化データファイルを処理することによって、特徴ベクトルの集合の第1の特徴ベクトルを生成することができる。第1の特徴ベクトルは、第1の特徴空間において非構造化データファイルを表す。場合によっては、第1のエンコーダは、残差ニューラルネットワークまたは畳み込みニューラルネットワークを含む。第1のエンコーダは、非構造化データファイルのための第1の特徴ベクトルを生成するようにトレーニングすることができ、そこでは、損失は第1の特徴空間において、類似するトレーニング要素（例えば、トレーニング非構造化データファイル）の特徴ベクトルの位置が離れているインスタンス、および／または、第1の特徴空間において異なるトレーニング要素の特徴ベクトルの位置が互いに近いインスタンスにペナルティを科すように定義されている。

【0114】

ステップ808において、異常イベント予測システムは、第2のエンコーダを使用してコンテキストデータを処理することによって、特徴ベクトルの集合の第2の特徴ベクトルを生成することができる。第2の特徴ベクトルは、第2の特徴空間においてコンテキストデータを表す。第2のエンコーダは、コンテキストデータのための第2の特徴ベクトルを生成するようにトレーニングすることができ、ここで、別の損失が、第2の特徴空間において類似するトレーニング要素（例えば、トレーニングコンテキストデータ）の特徴ベクトルの位置が離れているインスタンス、および／または、第2の特徴空間において異なるトレーニング要素の特徴ベクトルの位置が互いに近いインスタンスにペナルティを科すように定義されている。

【0115】

場合によっては、第2のエンコーダは、別の畳み込みニューラルネットワークを含む。第2のエンコーダは、第1のエンコーダのものと同じかまたは異なるアーキテクチャを有することができる。したがって、第1のエンコーダおよび第2のエンコーダの各々を、それらのそれぞれの特徴空間において特徴ベクトルを生成するようにトレーニングすることができ、そこでは、第1のエンコーダおよび第2のエンコーダは、パラメータを共有しない可能性がある。

【0116】

場合によっては、第1のエンコーダの1つまたは複数のパラメータおよび第2のエンコーダの1つまたは複数のパラメータは、(i) 第1の特徴空間において第1のトレーニング特徴ベクトルを変換して、共有特徴空間においてトレーニング非構造化データファイルを表す第1のトレーニング変換特徴ベクトルを生成し、そこでは、このトレーニング非構造化データファイルはトレーニングイベントを特定することと、(ii) 第2の特徴空間において第2のトレーニング特徴ベクトルを変換して、共有特徴空間においてトレーニングコンテキストデータを表す第2のトレーニング変換特徴ベクトルを生成し、そこでは、このトレーニングコンテキストデータは同じトレーニングイベントを特定することと、(iii) 第1のトレーニング変換特徴ベクトルおよび第2のトレーニング変換特徴ベクトルに基づいて、共有特徴空間において第3のトレーニングベクトルを生成し、この生成することは、第1のトレーニング変換特徴ベクトルおよび第2のトレーニング変換特徴ベクトルからの情報を組み合わせて、単独での第1のトレーニング特徴ベクトルまたは第2のトレーニング特徴ベクトルのいずれか一方の場合よりも、射影された予測性が向上した第3のトレーニングベクトルをもたらすこととを含むことによって、学習されている。

【0117】

場合によっては、第1のエンコーダおよび第2のエンコーダのトレーニングは、結合された損失関数を使用して、第1の変換トレーニング特徴ベクトルと第2の変換トレーニング特徴ベクトルとの間の損失を決定することと、決定された損失に基づいて、第1のエンコーダの1つまたは複数のパラメータおよび第2のエンコーダの1つまたは複数のパラメータを調整することとを含む。結合された損失関数は、第1の対照損失関数および第2の対照損失関数を含むことができる。結合された損失関数は、1つまたは複数の重み付け係数によって重み付けすることができ、この重み付け係数は、トレーニング非構造化データファイルおよび／またはコンテキストデータの相対的な予測性に基づいて調整することができる。

【0118】

ステップ810において、異常イベント予測システムは、非構造化データファイルのためのイベントデータ入力要素を生成することができる。イベントデータ入力要素は、特徴ベクトルの集合を含むことができる。特徴ベクトルの集合は、非構造化データファイルにおいて特定された特定のイベントが異常イベントに対応するか否かを予測するために機械学習モデル（例えば、分類器モデル）によって処理される第1の特徴ベクトルおよび第2の特徴ベクトルを含むことができる。

【0119】

ステップ812において、異常イベント予測システムは、機械学習モデルを使用してイベントデータ入力要素を処理することによって、非構造化データファイルの分類結果を生成することができる。場合によっては、分類結果は、特定のイベントが異常イベントに対応するか否かの予測を含む。分類結果はまた、信頼区間を伴う異常イベントの重大度スコアも含むことができる。次いで、重大度スコアを使用して、予測された異常イベントを分類またはクラスタ化することができる。例えば、異常イベントをクラスタ化して、予測された重大度スコアに基づいて異常イベントをランク付けすることができる。下流のパイプラインタスクは、後続するアクションのためにこの情報を使用することができる。機械学習モデルは、コンテキストデータおよび／または非構造化データファイルを処理して中間出力を生成するようにトレーニングすることができる。中間出力を、ターゲットラベルと

10

20

30

40

50

して使用されているイベントデータ入力要素と比較することができる。比較に基づいて、機械学習モデルは、特定のイベントが異常イベントに対応するか否かの予測を生成することができる。機械学習モデルは、人工ニューラルネットワークまたはツリーベースの分類器を含むことができる。

【0120】

場合によっては、異常イベント予測システムは、第2の特徴空間において、第2の特徴ベクトルと別の特徴ベクトルとの間の別の損失が所定の閾値を超えると判定する。他の損失が所定の閾値を超えると判定することに応じて、異常イベント予測システムは、コンテキストデータに関連付けられたフィードバックデータを受け取ることができる。フィードバックデータは、機械学習モデルを使用して処理されて、分類結果を生成することができる。

10

【0121】

ステップ814において、異常イベント予測システムは、分類結果を出力することができる。例えば、分類結果は、ローカルに提示するか、または別のデバイスに送信することができる。結果は、非構造化データファイルの識別子とともに出力することができる。プロセス800は、その後終了する。

【0122】

V. 例示的なシステム

図9は、実施形態のうちの1つを実装するための分散システム900の簡略化された図を示す。図示する実施形態では、分散システム900は、1つまたは複数のネットワーク910を介して、ウェブブラウザ、プロプライエタリクライアント（例えば、Oracle Forms）などのクライアントアプリケーションを実行し動作させるように構成されている、1つまたは複数のクライアントコンピューティングデバイス902、904、906、および908を含む。サーバ912は、ネットワーク910を介して、リモートクライアントコンピューティングデバイス902、904、906、および908と通信可能に接続することができる。

20

【0123】

さまざまな実施形態において、サーバ912は、システムのコンポーネントのうちの1つまたは複数によって提供される1つまたは複数のサービスまたはソフトウェアアプリケーションを実行するように適合させることができる。いくつかの実施形態では、これらのサービスは、クライアントコンピューティングデバイス902、904、906、および／または908のユーザに対して、ウェブベースまたはクラウドサービスとして、またはサービスとしてのソフトウェア（SaaS：Software as a Service）モデルの下で提供することができる。クライアントコンピューティングデバイス902、904、906、および／または908を操作するユーザは、次いで、1つまたは複数のクライアントアプリケーションを利用して、サーバ912とインタラクトして、これらのコンポーネントによって提供されるサービスを利用することができる。

30

【0124】

図に示す構成では、システム900のソフトウェアコンポーネント918、920、および922は、サーバ912上に実装されているものとして示されている。他の実施形態では、システム900のコンポーネントのうちの1つもしくは複数、および／またはこれらのコンポーネントによって提供されるサービスは、クライアントコンピューティングデバイス902、904、906、および／または908のうちの1つもしくは複数によっても実装してもよい。次いで、クライアントコンピューティングデバイスを操作するユーザは、1つまたは複数のクライアントアプリケーションを利用して、これらのコンポーネントによって提供されるサービスを使用することができる。これらのコンポーネントは、ハードウェア、ファームウェア、ソフトウェア、またはそれらの組合せで実装することができる。分散システム900とは異なる場合がある、さまざまな異なるシステム構成が可能であることが理解されるべきである。したがって、図に示す実施形態は、実施形態のシステムを実装するための分散システムの1つの例であり、限定するものであるようには意

40

50

図されていない。

【0125】

クライアントコンピューティングデバイス902、904、906、および／または908は、Microsoft Windows Mobile（登録商標）などのソフトウェア、および／またはiOS、Windows Phone、Android、BlackBerry 10、Palm OSなどの種々のモバイルオペレーティングシステムを実行し、インターネット、電子メール、ショートメッセージサービス（SMS）、Blackberry（登録商標）、または他の通信プロトコルに対応している、ポータブルハンドヘルドデバイス（例えば、iPhone（登録商標）、携帯電話、iPad（登録商標）、コンピューティングタブレット、携帯情報端末（PDA））またはウェアラブルデバイス（例えば、Google Glass（登録商標）ヘッドマウントディスプレイ）であり得る。クライアントコンピューティングデバイスは、例として、Microsoft Windows（登録商標）、Apple Macintosh（登録商標）、および／またはLinux（登録商標）オペレーティングシステムのさまざまなバージョンを実行する、パーソナルコンピュータおよび／またはラップトップコンピュータを含む、汎用パーソナルコンピュータとすることができる。クライアントコンピューティングデバイスは、限定されないが、例えばGoogle Chrome OSなどの種々のGNU／Linuxオペレーティングシステムを含む、種々の市販のUNIX（登録商標）またはUNIX系オペレーティングシステムのうちの任意のものを実行するワークステーションコンピュータとすることができる。代替的に、または加えて、クライアントコンピューティングデバイス902、904、906、および908は、ネットワーク910を介して通信することができる、シンクライアントコンピュータ、インターネット対応ゲームシステム（例えば、Kinect（登録商標）ジェスチャ入力デバイス付きまたはなしのMicrosoft Xboxゲームコンソール）、および／またはパーソナルメッセージングデバイスなどの他の任意の電子デバイスであってもよい。

10

20

【0126】

例示的な分散システム900は、4つのクライアントコンピューティングデバイスとともに示されているが、任意の数のクライアントコンピューティングデバイスをサポートしてもよい。センサを有するデバイスなど、他のデバイスがサーバ912とインタラクトしてもよい。

【0127】

分散システム900におけるネットワーク910は、限定されないが、TCP／IP（伝送制御プロトコル／インターネットプロトコル）、SNA（システムネットワークアーキテクチャ）、IPX（インターネットパケットエクステンジ）、AppleTalkなどを含む、種々の市販のプロトコルのうちの任意のものを使用してデータ通信をサポートすることができる、当業者によく知られている任意のタイプのネットワークであり得る。単に例として、ネットワーク910は、Ethernet（登録商標）、トークンリングなどに基づくものなどのローカルエリアネットワーク（LAN）とすることができる。ネットワーク910は、広域ネットワークおよびインターネットとすることができる。ネットワーク910は、限定されないが、仮想プライベートネットワーク（VPN）、イントラネット、エクストラネット、公衆交換電話網（PSTN）、赤外線ネットワーク、無線ネットワーク（例えば、電気電子学会（IEEE）802.11プロトコルスイート、Bluetooth（登録商標）、および／または他の任意の無線プロトコルのうちの任意のものに基づいて動作するネットワーク）、ならびに／またはこれらおよび／もしくは他のネットワークの任意の組合せを含む、仮想ネットワークを含むことができる。

30

40

【0128】

サーバ912は、1つまたは複数の汎用コンピュータ、専用サーバコンピュータ（例として、PC（パーソナルコンピュータ）サーバ、UNIX（登録商標）サーバ、ミッドレンジサーバ、メインフレームコンピュータ、ラックマウントサーバなどを含む）、サーバファーム、サーバクラスタ、または他の任意の適切な配置および／または組合せから構成することができる。さまざまな実施形態において、サーバ912は、前述の開示で記載し

50

た1つもしくは複数のサービスまたはソフトウェアアプリケーションを実行するように適合させることができる。例えば、サーバ912は、本開示の一実施形態に従って上述した処理を実行するためのサーバに対応してもよい。

【0129】

サーバ912は、上述したもののうちの任意のもの、および市販の任意のサーバオペレーティングシステムを含むオペレーティングシステムを実行することができる。サーバ912は、HTTP（ハイパーテキスト転送プロトコル）サーバ、FTP（ファイル転送プロトコル）サーバ、CGI（コモンゲートウェイインターフェース）サーバ、JAVA（登録商標）サーバ、データベースサーバなどを含む、種々の追加のサーバアプリケーションおよび／または中間層アプリケーションのうちの任意のものを実行することもできる。例示的なデータベースサーバとしては、限定されないが、Oracle、Microsoft、Sybase、IBM（International Business Machines）などから市販されているものが挙げられる。

【0130】

いくつかの実施態様において、サーバ912は、クライアントコンピューティングデバイス902、904、906、および908のユーザから受信したデータフィードおよび／またはイベントアップデートを分析および統合するための1つまたは複数のアプリケーションを含むことができる。一例として、データフィードおよび／またはイベントアップデートは、限定されないが、Twitter（登録商標）フィード、Facebook（登録商標）アップデート、または1つもしくは複数のサードパーティ情報ソースおよび連続したデータストリームから受信されるリアルタイムアップデートを含む場合があり、データフィードおよび／またはイベントアップデートとしては、センサデータアプリケーション、金融ティッカー、ネットワークパフォーマンス測定ツール（例えば、ネットワーク監視およびトラフィック管理アプリケーション）、クリックストリーム分析ツール、自動車交通監視などに関連するリアルタイムイベントを挙げることができる。サーバ912は、クライアントコンピューティングデバイス902、904、906、および908の1つまたは複数の表示デバイスを介してデータフィードおよび／またはリアルタイムイベントを表示するための1つまたは複数のアプリケーションも含むことができる。

【0131】

分散システム900は、1つまたは複数のデータベース914および916も含むことができる。データベース914および916は、種々の場所に存在することができる。例として、データベース914および916のうちの1つまたは複数は、サーバ912に対してローカルな（かつ／またはサーバ912内に存在する）非一時的記憶媒体に存在してもよい。代替的に、データベース914および916は、サーバ912からリモートにあって、ネットワークベース接続または専用接続を介してサーバ912と通信してもよい。一組の実施形態では、データベース914および916は、ストレージエリアネットワーク（SAN）に存在していてもよい。同様に、サーバ912に帰属する機能を実行するために必要ないかなるファイルも、適宜、サーバ912上にローカルに格納し、かつ／または、リモートに格納してもよい。一組の実施形態では、データベース914および916は、Oracleによって提供されるデータベースなど、SQLフォーマットのコマンドに回答してデータを格納し、更新し、取り出すように適合した、リレーショナルデータベースを含んでもよい。

【0132】

図10は、本開示の一実施形態による、システム環境1000の1つまたは複数のコンポーネントの簡略化されたブロック図であり、このシステム環境1000により、実施形態のシステムの1つまたは複数のコンポーネントによって提供されるサービスをクラウドサービスとして提供することができる。図示する実施形態では、システム環境1000は、ユーザが、クラウドサービスを提供するクラウドインフラストラクチャシステム1002とインタラクトするために使用することができる、1つまたは複数のクライアントコンピューティングデバイス1004、1006、および1008を含む。クライアントコン

ピューティングデバイスは、クラウドインフラストラクチャシステム1002によって提供されるサービスを使用するために、クライアントコンピューティングデバイスのユーザがクラウドインフラストラクチャシステム1002とインタラクトするために使用することができる、ウェブブラウザ、プロプライエタリクライアントアプリケーション（例えば、Oracle Forms）、または他の何らかのアプリケーションなどのクライアントアプリケーションを動作させるように構成することができる。

【0133】

図に示すクラウドインフラストラクチャシステム1002は、図示するコンポーネント以外のコンポーネントを有していてもよいことが理解されるべきである。さらに、図に示す実施形態は、本発明の一実施形態を組み込むことができるクラウドインフラストラクチャシステムの単なる1つの例である。他のいくつかの実施形態では、クラウドインフラストラクチャシステム1002は、図に示すものよりも多いかまたは少ないコンポーネントを有していてもよく、2つ以上のコンポーネントを組み合わせてもよく、またはコンポーネントの異なる構成もしくは配置を有していてもよい。

【0134】

クライアントコンピューティングデバイス1004、1006、および1008は、902、904、906、および908について上述したものと同様のデバイスであり得る。

【0135】

例示的なシステム環境1000は、3つのクライアントコンピューティングデバイスとともに示されているが、任意の数のクライアントコンピューティングデバイスをサポートしてもよい。センサを有するデバイスなどの他のデバイスが、クラウドインフラストラクチャシステム1002とインタラクトしてもよい。

【0136】

ネットワーク1010は、クライアント1004、1006、および1008とクラウドインフラストラクチャシステム1002との間の通信およびデータ交換を容易にすることができる。各ネットワークは、ネットワーク910について上述したものを含む、種々の市販のプロトコルのうちの任意のものを使用してデータ通信をサポートすることができる、当業者によく知られている任意のタイプのネットワークであり得る。

【0137】

クラウドインフラストラクチャシステム1002は、サーバ912について上述したものを含むことができる1つもしくは複数のコンピュータおよび／またはサーバを含むことができる。

【0138】

いくつかの実施形態では、クラウドインフラストラクチャシステムによって提供されるサービスは、オンラインデータストレージおよびバックアップソリューション、ウェブベースの電子メールサービス、ホストされたオフィススイートおよびドキュメントコラボレーションサービス、データベース処理、管理された技術サポートサービスなど、クラウドインフラストラクチャシステムのユーザがオンデマンドで利用することができるようになるサービスのホストを含むことができる。クラウドインフラストラクチャシステムによって提供されるサービスは、そのユーザのニーズを満たすように動的にスケーリングすることができる。クラウドインフラストラクチャシステムによって提供されるサービスの特定のインスタンス化を、本明細書では「サービスインスタンス」と称する。一般に、クラウドサービスプロバイダのシステムからインターネットなどの通信ネットワークを介してユーザが利用することができるようになるいかなるサービスも、「クラウドサービス」と称する。通常、パブリッククラウド環境では、クラウドサービスプロバイダのシステムを構成するサーバおよびシステムは、顧客自身のオンプレミスサーバおよびシステムとは異なる。例えば、クラウドサービスプロバイダのシステムはアプリケーションをホストすることができ、ユーザは、インターネットなどの通信ネットワークを介して、オンデマンドでこのアプリケーションをオーダーし、使用することができる。

10

20

30

40

50

【0139】

いくつかの例では、コンピュータネットワークのクラウドインフラストラクチャにおけるサービスは、ストレージ、ホストされたデータベース、ホストされたウェブサーバ、ソフトウェアアプリケーション、またはクラウドベンダによってユーザに提供されるかもしくはは本技術分野において他の方法で既知であるような他のサービスへの、保護されたコンピュータネットワークアクセスを含む場合がある。例えば、サービスは、インターネットを介してクラウド上のリモートストレージへのパスワードで保護されたアクセスを含むことができる。別の例として、サービスは、ネットワーク接続された開発者が私的に使用するための、ウェブサービススペースのホストされたリレーショナルデータベースおよびスクリプト言語ミドルウェアエンジンを含むことができる。別の例として、サービスは、クラウドベンダのウェブサイト上でホストされている電子メールソフトウェアアプリケーションへのアクセスを含むことができる。

10

【0140】

いくつかの実施形態では、クラウドインフラストラクチャシステム1002は、セルフサービスの、サブスクリプションベースの、エラスティックにスケラブルで、信頼性が高く、可用性が高く、かつセキュアな方法で顧客に提供される、アプリケーション、ミドルウェア、およびデータベースサービス提供物一式を含むことができる。このようなクラウドインフラストラクチャシステムの一例は、本出願の譲受人が提供するOracle Public Cloudである。

【0141】

さまざまな実施形態において、クラウドインフラストラクチャシステム1002は、クラウドインフラストラクチャシステム1002によって提供されるサービスに対する顧客のサブスクリプションを自動的にプロビジョニングし、管理し、追跡するように適合させることができる。クラウドインフラストラクチャシステム1002は、異なるデプロイメントモデルを介してクラウドサービスを提供することができる。例えば、サービスは、（例えば、Oracleが所有する）クラウドサービスを販売する組織がクラウドインフラストラクチャシステム1002を所有し、一般大衆または異なる業界企業がサービスを利用することができるようになる、パブリッククラウドモデルの下で提供してもよい。別の例として、クラウドインフラストラクチャシステム1002が単一の組織のためのみに運用され、その組織内の1つまたは複数のエンティティにサービスを提供することができる、プライベートクラウドモデルの下で、サービスを提供してもよい。クラウドサービスは、クラウドインフラストラクチャシステム1002およびクラウドインフラストラクチャシステム1002によって提供されるサービスが、関連コミュニティ内のいくつかの組織によって共有される、コミュニティクラウドモデルの下で提供してもよい。クラウドサービスは、2つ以上の異なるモデルの組合せであるハイブリッドクラウドモデルの下で提供してもよい。

20

30

【0142】

いくつかの実施形態では、クラウドインフラストラクチャシステム1002によって提供されるサービスは、サービスとしてのソフトウェア（SaaS：Software as a Service）カテゴリ、サービスとしてのプラットフォーム（PaaS：Platform as a Service）カテゴリ、サービスとしてのインフラストラクチャ（IaaS：Infrastructure as a Service）カテゴリ、またはハイブリッドサービスを含む他のカテゴリのサービスの下で提供される、1つまたは複数のサービスを含むことができる。顧客は、サブスクリプションオーダーを介して、クラウドインフラストラクチャシステム1002によって提供される1つまたは複数のサービスをオーダーすることができる。その後、クラウドインフラストラクチャシステム1002は、この顧客のサブスクリプションオーダーのサービスを提供するための処理を実行する。

40

【0143】

いくつかの実施形態において、クラウドインフラストラクチャシステム1002によって提供されるサービスは、限定されないが、アプリケーションサービス、プラットフォー

50

ムサービス、およびインフラストラクチャサービスを含むことができる。いくつかの例において、アプリケーションサービスは、SaaSプラットフォームを介してクラウドインフラストラクチャシステムによって提供することができる。SaaSプラットフォームは、SaaSカテゴリに含まれるクラウドサービスを提供するように構成してもよい。例えば、SaaSプラットフォームは、統合された開発およびデプロイメントプラットフォーム上でオンデマンドのアプリケーション一式を構築および提供する機能を提供することができる。SaaSプラットフォームは、SaaSサービスを提供するための基礎となるソフトウェアおよびインフラストラクチャを管理および制御することができる。SaaSプラットフォームによって提供されるサービスを利用することにより、顧客は、クラウドインフラストラクチャシステム上で実行されるアプリケーションを利用することができる。顧客は、別個のライセンスおよびサポートを購入する必要なしに、アプリケーションサービスを取得することができる。さまざまな異なるSaaSサービスを提供することができる。例としては、限定されないが、大規模組織向けの販売実績管理、企業統合、および柔軟性のためのソリューションを提供するサービスが挙げられる。

10

【0144】

いくつかの実施形態において、プラットフォームサービスは、PaaSプラットフォームを介してクラウドインフラストラクチャシステムによって提供することができる。PaaSプラットフォームは、PaaSカテゴリに含まれるクラウドサービスを提供するように構成することができる。プラットフォームサービスの例としては、限定されないが、組織（Oracleなど）が既存のアプリケーションを共有の共通アーキテクチャ上に統合することを可能にするサービス、およびプラットフォームによって提供される共有サービスを活用する新しいアプリケーションを構築する能力を挙げることができる。PaaSプラットフォームは、PaaSサービスを提供するための基礎となるソフトウェアおよびインフラストラクチャを管理および制御することができる。顧客は、別個のライセンスおよびサポートを購入する必要なしに、クラウドインフラストラクチャシステムによって提供されるPaaSサービスを取得することができる。プラットフォームサービスの例としては、限定されないが、Oracle Java Cloud Service（JCS）、Oracle Database Cloud Service（DBCS）などが挙げられる。

20

【0145】

PaaSプラットフォームによって提供されるサービスを利用することによって、顧客は、クラウドインフラストラクチャシステムによってサポートされるプログラミング言語およびツールを採用することができるとともに、デプロイされたサービスを制御することもできる。いくつかの実施形態において、クラウドインフラストラクチャシステムによって提供されるプラットフォームサービスとしては、データベースクラウドサービス、ミドルウェアクラウドサービス（例えば、Oracle Fusion Middlewareサービス）、およびJavaクラウドサービスを挙げることができる。1つの実施形態では、データベースクラウドサービスは、組織がデータベースリソースをプールし、データベースクラウドの形態で顧客にサービスとしてのデータベース（Database as a Service）を提供することを可能にする、共有サービスデプロイメントモデルをサポートすることができる。ミドルウェアクラウドサービスは、顧客がさまざまなクラウドアプリケーションを開発しかつデプロイするためのプラットフォームを提供することができ、Javaクラウドサービスは、クラウドインフラストラクチャシステムにおいて顧客がJavaアプリケーションをデプロイするためのプラットフォームを提供することができる。

30

40

【0146】

クラウドインフラストラクチャシステムにおいて、IaaSプラットフォームによって、さまざまな異なるインフラストラクチャサービスを提供してもよい。インフラストラクチャサービスは、ストレージ、ネットワークなどの基礎となるコンピューティングリソース、ならびに、SaaSプラットフォームおよびPaaSプラットフォームによって提供されるサービスを利用する顧客のための他の基本的なコンピューティングリソースの管理および制御を容易にする。

50

【0147】

いくつかの実施形態では、クラウドインフラストラクチャシステム1002は、クラウドインフラストラクチャシステムの顧客にさまざまなサービスを提供するために使用されるリソースを提供するためのインフラストラクチャリソース1030も含むことができる。1つの実施形態では、インフラストラクチャリソース1030は、PaaSプラットフォームおよびSaaSプラットフォームによって提供されるサービスを実行するための、サーバ、ストレージ、およびネットワークリソースなどのハードウェアの、事前に統合されかつ最適化された組合せを含むことができる。

【0148】

いくつかの実施形態では、クラウドインフラストラクチャシステム1002におけるリソースは、複数のユーザが共有し、要求ごとに動的に再割り当てすることができる。さらに、リソースは、異なるタイムゾーンのユーザに割り当ててもよい。例えば、クラウドインフラストラクチャシステム1030は、第1のタイムゾーンにいる第1の組のユーザが、指定された時間数だけクラウドインフラストラクチャシステムのリソースを利用することができるようにし、その後、異なるタイムゾーンにいる別の組のユーザに対して同じリソースを再割り当てすることができるようにし、それによってリソースの利用率を最大化することができる。

【0149】

いくつかの実施形態では、クラウドインフラストラクチャシステム1002の異なるコンポーネントまたはモジュールによって共有されるとともに、クラウドインフラストラクチャシステム1002によって提供されるサービスによって共有される、複数の内部共有サービス1032を提供することができる。これらの内部共有サービスとしては、限定されないが、セキュリティおよびアイデンティティサービス、統合サービス、企業リポジトリサービス、企業マネージャサービス、ウイルススキャンおよびホワイトリストサービス、高可用性、バックアップおよびリカバリサービス、クラウドサポートを可能にするためのサービス、電子メールサービス、通知サービス、ファイル転送サービスなどを挙げることができる。

【0150】

いくつかの実施形態では、クラウドインフラストラクチャシステム1002は、クラウドインフラストラクチャシステムにおけるクラウドサービス（例えば、SaaS、PaaS、およびIaaSサービス）の包括的な管理を提供することができる。1つの実施形態では、クラウド管理機能は、クラウドインフラストラクチャシステム1002によって受信された顧客のサブスクリプションなどをプロビジョニング、管理、および追跡する機能を含むことができる。

【0151】

1つの実施形態では、図に示すように、クラウド管理機能は、オーダー管理モジュール1020、オーダーオーケストレーションモジュール1022、オーダープロビジョニングモジュール1024、オーダー管理および監視モジュール1026、ならびにアイデンティティ管理モジュール1028などの1つまたは複数のモジュールによって提供することができる。これらのモジュールは、汎用コンピュータ、専用サーバコンピュータ、サーバファーム、サーバクラスタ、または他の任意の適切な配置および／もしくは組合せであり得る、1つもしくは複数のコンピュータおよび／またはサーバを含むか、またはそれらを使用して提供することができる。

【0152】

例示的な動作1034において、クライアントデバイス1004、1006、または1008などのクライアントデバイスを使用する顧客は、クラウドインフラストラクチャシステム1002によって提供される1つまたは複数のサービスを要求し、クラウドインフラストラクチャシステム1002によって提供される1つまたは複数のサービスのサブスクリプションのオーダーを行うことによって、クラウドインフラストラクチャシステム1002とインタラクトすることができる。いくつかの実施形態では、顧客は、クラウドユ

10

20

30

40

50

ーザインターフェース（UI）、クラウドUI 1012、クラウドUI 1014、および／またはクラウドUI 1016にアクセスし、これらのUIを介してサブスクリプションのオーダーを行うことができる。顧客がオーダーを行うことに応じてクラウドインフラストラクチャシステム1002が受信するオーダー情報は、顧客を識別する情報と、顧客がサブスクライブする予定のクラウドインフラストラクチャシステム1002によって提供される1つまたは複数のサービスとを含むことができる。

【0153】

顧客によってオーダーが行われた後、オーダー情報は、クラウドUI 1012、1014、および／または1016を介して受信される。

【0154】

動作1036において、オーダーは、オーダーデータベース1018に格納される。オーダーデータベース1018は、クラウドインフラストラクチャシステム1018によって運用され、他のシステム要素とともに運用されるいくつかのデータベースのうちの1つとすることができる。

【0155】

動作1038において、オーダー情報は、オーダー管理モジュール1020に転送される。場合によっては、オーダー管理モジュール1020は、オーダーを確認し、確認後にオーダーを登録するなど、オーダーに関連する課金および会計機能を実行するように構成してもよい。

【0156】

動作1040において、オーダーに関する情報は、オーダーオーケストレーションモジュール1022に伝達される。オーダーオーケストレーションモジュール1022は、オーダー情報を利用して、顧客によって行われたオーダーのためのサービスおよびリソースのプロビジョニングをオーケストレーションすることができる。場合によっては、オーダーオーケストレーションモジュール1022は、リソースのプロビジョニングをオーケストレーションして、オーダープロビジョニングモジュール1024のサービスを使用するサブスクライブされたサービスをサポートしてもよい。

【0157】

いくつかの実施形態では、オーダーオーケストレーションモジュール1022は、各オーダーに関連付けられたプロセスの管理を可能にし、ロジックを適用して、オーダーがプロビジョニングに進むべきか否かを判定する。動作1042において、新規のサブスクリプションに対するオーダーを受けると、オーダーオーケストレーションモジュール1022は、サブスクリプションオーダーを遂行するために必要なリソースを割り当てて構成することを求める要求を、オーダープロビジョニングモジュール1024に送る。オーダープロビジョニングモジュール1024は、顧客がオーダーしたサービスのためのリソースの割り当てを可能にする。オーダープロビジョニングモジュール1024は、クラウドインフラストラクチャシステム1000によって提供されるクラウドサービスと、要求されたサービスを提供するためのリソースをプロビジョニングするために使用される物理的な実装層との間の抽象化レベルを提供する。したがって、サービスおよびリソースが実際にオンザフライでプロビジョニングされるか否か、または予めプロビジョニングされ、要求時にのみ割り付け／割り当てられるか否かなどの実施態様の詳細から、オーダーオーケストレーションモジュール1022を隔離することができる。

【0158】

動作1044において、サービスおよびリソースがプロビジョニングされると、提供されたサービスの通知を、クラウドインフラストラクチャシステム1002のオーダープロビジョニングモジュール1024によって、クライアントデバイス1004、1006、および／または1008の顧客に送信することができる。

【0159】

動作1046において、顧客のサブスクリプションオーダーは、オーダー管理および監視モジュール1026によって管理および追跡することができる。場合によっては、オー

10

20

30

40

50

ダー管理および監視モジュール１０２６は、使用されたストレージの量、転送されたデータの量、ユーザの数、ならびにシステムの稼働時間およびシステムのダウンタイムの量など、サブスクリプションオーダーにおけるサービスの使用統計を収集するように構成してもよい。

【０１６０】

いくつかの実施形態では、クラウドインフラストラクチャシステム１０００は、アイデンティティ管理モジュール１０２８を含むことができる。アイデンティティ管理モジュール１０２８は、クラウドインフラストラクチャシステム１０００におけるアクセス管理および認可サービスなどのアイデンティティサービスを提供するように構成することができる。いくつかの実施形態では、アイデンティティ管理モジュール１０２８は、クラウドインフラストラクチャシステム１００２によって提供されるサービスの利用を希望する顧客に関する情報を管理することができる。このような情報は、そのような顧客のアイデンティティを認証する情報と、それらの顧客が、さまざまなシステムリソース（例えば、ファイル、ディレクトリ、アプリケーション、通信ポート、メモリセグメントなど）に関していずれの動作を行うことが許可されているかを記述する情報とを含むことができる。アイデンティティ管理モジュール１０２８は、各顧客に関する記述情報、およびその記述情報を誰がどのようにアクセスし、変更することができるかに関する記述情報の管理も含むことができる。

【０１６１】

図１１は、本発明のさまざまな実施形態を実装することができる、例示的なコンピュータシステム１１００を示す。システム１１００は、上述したコンピュータシステムのうちの任意のものを実装するために使用することができる。図に示すように、コンピュータシステム１１００は、バスサブシステム１１０２を介して複数の周辺サブシステムと通信する処理ユニット１１０４を含む。これらの周辺サブシステムは、処理加速ユニット１１０６、Ｉ／Ｏサブシステム１１０８、ストレージサブシステム１１１８、および通信サブシステム１１２４を含むことができる。ストレージサブシステム１１１８は、有形のコンピュータ可読記憶媒体１１２２とシステムメモリ１１１０とを含む。

【０１６２】

バスサブシステム１１０２は、コンピュータシステム１１００のさまざまなコンポーネントおよびサブシステムに、意図されたように互いに通信させるための機構を提供する。バスサブシステム１１０２は、単一のバスとして概略的に示されているが、バスサブシステムの代替実施形態は、複数のバスを利用してもよい。バスサブシステム１１０２は、種々のバスアーキテクチャのうちの任意のものを使用し、メモリバスまたはメモリコントローラ、周辺バス、およびローカルバスを含む、いくつかのタイプのバス構造のうちの任意のものであってもよい。例えば、そのようなアーキテクチャとしては、業界標準アーキテクチャ（ＩＳＡ：Industry Standard Architecture）バス、マイクロチャネルアーキテクチャ（ＭＣＡ：Micro Channel Architecture）バス、拡張ＩＳＡ（ＥＩＳＡ：Enhanced ISA）バス、ビデオエレクトロニクス規格協会（ＶＥＳＡ：Video Electronics Standards Association）ローカルバス、およびＩＥＥＥ Ｐ１３８６．１規格に準拠して製造されたメザニン（Mezzanine）バスとして実装することができるペリフェラルコンポーネントインターコネクト（ＰＣＩ：Peripheral Component Interconnect）バスを挙げることができる。

【０１６３】

１つまたは複数の集積回路（例えば、従来のマイクロプロセッサまたはマイクロコントローラ）として実装することができる処理ユニット１１０４は、コンピュータシステム１１００の動作を制御する。処理ユニット１１０４に、１つまたは複数のプロセッサを含めることができる。これらのプロセッサは、シングルコアプロセッサまたはマルチコアプロセッサを含むことができる。いくつかの実施形態では、処理ユニット１１０４は、各処理ユニットに含まれるシングルコアまたはマルチコアプロセッサを有する１つまたは複数の独立した処理ユニット１１３２および／または１１３４として実装することができる。他

の実施形態では、処理ユニット 1104 は、2つのデュアルコアプロセッサを単一のチップに統合することによって形成されるクアッドコア処理ユニットとして実装してもよい。

【0164】

さまざまな実施形態において、処理ユニット 1104 は、プログラムコードに応じて種々のプログラムを実行することができ、複数の同時に実行しているプログラムまたはプロセスを維持することができる。任意の所与の時点で、実行されるべきプログラムコードの一部またはすべてが、プロセッサ 1104 にかつ／またはストレージサブシステム 1118 に存在することができる。好適なプログラミングを通して、プロセッサ 1104 は、上述したさまざまな機能を提供することができる。コンピュータシステム 1100 は、さらに、処理加速ユニット 1106 を含むことができ、この処理加速ユニット 1106 は、デジタル信号プロセッサ (DSP)、専用プロセッサなどを含むことができる。

10

【0165】

I/O サブシステム 1108 は、ユーザインターフェース入力デバイスおよびユーザインターフェース出力デバイスを含むことができる。ユーザインターフェース入力デバイスは、キーボード、マウスまたはトラックボールなどのポインティングデバイス、ディスプレイに組み込まれたタッチパッドまたはタッチスクリーン、スクロールホイール、クリックホイール、ダイヤル、ボタン、スイッチ、キーパッド、音声コマンド認識システムを有する音声入力デバイス、マイクロフォン、および他のタイプの入力デバイスを含むことができる。ユーザインターフェース入力デバイスは、例えば、ジェスチャおよび発話コマンドを使用するナチュラルユーザインターフェースを通して、ユーザが、Microsoft Xbox (登録商標) 360 ゲームコントローラなどの入力デバイスを制御し、それとインタラクトするのを可能にする、Microsoft Kinect (登録商標) モーションセンサなどのモーションセンシングおよび／またはジェスチャ認識デバイスを含むことができる。ユーザインターフェース入力デバイスは、ユーザから目の活動 (例えば、写真撮影中および／またはメニュー選択中の「まばたき」) を検出し、目のジェスチャを入力デバイス (例えば、Google Glass (登録商標)) への入力として変換する、Google Glass (登録商標) まばたき検出器などのアイジェスチャ認識デバイスも含むことができる。さらに、ユーザインターフェース入力デバイスは、ユーザが音声コマンドを介して音声認識システム (例えば、Siri (登録商標) ナビゲータ) と対話するのを可能にする音声認識センシングデバイスを含んでもよい。

20

30

【0166】

ユーザインターフェース入力デバイスはまた、限定されないが、3次元 (3D) マウス、ジョイスティックまたはポインティングスティック、ゲームパッドおよびグラフィックタブレット、ならびにスピーカ、デジタルカメラ、デジタルビデオカメラ、ポータブルメディアプレーヤ、ウェブカメラなどのオーディオ／ビジュアルデバイス、イメージスキャナ、指紋スキャナ、バーコードリーダ 3D スキャナ、3D プリンタ、レーザ測距装置、ならびに視線追跡デバイスを含んでもよい。さらに、ユーザインターフェース入力デバイスは、例えば、コンピュータ断層撮影装置、磁気共鳴画像装置、位置放射断層撮影装置、医療用超音波検査装置などの医療用画像入力装置を含んでもよい。ユーザインターフェース入力デバイスはまた、例えば、MIDI キーボード、デジタル楽器などの音声入力装置を含んでもよい。

40

【0167】

ユーザインターフェース出力デバイスは、ディスプレイサブシステム、インジケータライト、または音声出力デバイスなどの非視覚的ディスプレイなどを含むことができる。ディスプレイサブシステムは、陰極線管 (CRT)、液晶ディスプレイ (LCD) またはプラズマディスプレイを使用するようなフラットパネル装置、投影装置、タッチスクリーンなどであってもよい。一般に、「出力デバイス」という用語の使用は、コンピュータシステム 1100 からユーザまたは他のコンピュータに情報を出力するためのすべてのあり得るタイプのデバイスおよび機構を含むように意図されている。例えば、ユーザインターフェース出力デバイスは、限定されないが、モニタ、プリンタ、スピーカ、ヘッドフォン、

50

自動車用ナビゲーションシステム、プロッタ、音声出力デバイス、およびモデムなど、テキスト、グラフィック、およびオーディオ／ビデオ情報を視覚的に伝える種々の表示デバイスを含むことができる。

【0168】

コンピュータシステム1100は、現在システムメモリ1110内に位置しているように示されているソフトウェア要素を含む、ストレージサブシステム1118を含むことができる。システムメモリ1110は、処理ユニット1104にロード可能であり処理ユニット1104で実行可能なプログラム命令と、これらのプログラムの実行中に生成されるデータとを格納することができる。

【0169】

コンピュータシステム1100の構成およびタイプに応じて、システムメモリ1110は、揮発性（ランダムアクセスメモリ（RAM）など）および／または不揮発性（リードオンリメモリ（ROM）、フラッシュメモリなど）であってもよい。RAMは、典型的には、処理ユニット1104が即座にアクセス可能でありかつ／または現在操作し実行している、データおよび／またはプログラムモジュールを含む。いくつかの実施態様では、システムメモリ1110は、スタティックランダムアクセスメモリ（SRAM）またはダイナミックランダムアクセスメモリ（DRAM）などの複数の異なるタイプのメモリを含むことができる。いくつかの実施態様では、ROMには、典型的には、起動中などでコンピュータシステム1100内の要素間で情報を転送するのに役立つ基本ルーチンを含む基本入出力システム（BIOS）を格納することができる。限定ではなく例として、システムメモリ1110はまた、クライアントアプリケーション、ウェブブラウザ、中間層アプリケーション、リレーショナルデータベース管理システム（RDBMS）などを含むことができるアプリケーションプログラム1112と、プログラムデータ1114と、オペレーティングシステム1116とを示す。例として、オペレーティングシステム1116は、さまざまなバージョンのMicrosoft Windows（登録商標）、Apple Macintosh（登録商標）、および／またはLinuxオペレーティングシステム、種々の市販のUNIX（登録商標）もしくはUNIX系オペレーティングシステム（限定されないが、種々のGNU／Linuxオペレーティングシステム、Google Chrome（登録商標）OSなどを含む）、および／またはiOS、Windows（登録商標）Phone、Android（登録商標）OS、BlackBerry（登録商標）10 OS、およびPalm（登録商標）OSオペレーティングシステムなどのモバイルオペレーティングシステムを含むことができる。

【0170】

ストレージサブシステム1118は、いくつかの実施形態の機能を提供する基本的なプログラミングおよびデータ構成を格納するための、有形のコンピュータ可読記憶媒体も提供することができる。ストレージサブシステム1118には、プロセッサによって実行されると上述した機能を提供するソフトウェア（プログラム、コードモジュール、命令）を格納することができる。これらのソフトウェアモジュールまたは命令は、処理ユニット1104が実行することができる。ストレージサブシステム1118は、本発明に応じて使用されるデータを格納するためのリポジトリも提供することができる。

【0171】

ストレージサブシステム1100は、コンピュータ可読記憶媒体1122にさらに接続することができるコンピュータ可読記憶媒体リーダ1120も含むことができる。システムメモリ1110とともに、任意選択的に組み合わせて、コンピュータ可読記憶媒体1122は、リモート、ローカル、固定、および／またはリムーバブル記憶デバイスに加えて、コンピュータ可読情報を一時的にかつ／またはより恒久的に収容し、格納し、伝送し、取得するための記憶媒体を包括的に表すことができる。

【0172】

コード、またはコードの一部を含むコンピュータ可読記憶媒体1122は、限定されないが、情報の格納および／または伝送のための任意の方法または技術で実装される、揮発性および不揮発性、リムーバブルおよび非リムーバブル媒体などの記憶媒体および通信媒体

10

20

30

40

50

を含む、本技術分野において既知であるかまたは使用されている任意の適切な媒体も含むことができる。これは、RAM、ROM、電子的に消去可能なプログラマブルROM（EEPROM）、フラッシュメモリまたは他のメモリ技術、CD-ROM、デジタル多用途ディスク（DVD）、もしくは他の光学記憶装置、磁気カセット、磁気テープ、磁気ディスク記憶装置もしくは他の磁気記憶デバイス、または他の有形のコンピュータ可読媒体などの有形のコンピュータ可読記憶媒体を含むことができる。これは、所望の情報を伝送するために使用することができ、コンピューティングシステム1100がアクセスすることができる、データ信号、データ伝送、または他の任意の媒体などの、非有形のコンピュータ可読媒体も含むことができる。

【0173】

例として、コンピュータ可読記憶媒体1122は、非リムーバブル不揮発性磁気媒体から読み出すかまたは非リムーバブル不揮発性磁気媒体に書き込むハードディスクドライブ、リムーバブル不揮発性磁気ディスクから読み出すかまたはリムーバブル不揮発性磁気ディスクに書き込む磁気ディスクドライブ、および、CD-ROM、DVD、Blu-Ray（登録商標）ディスク、または他の光学媒体などのリムーバブル不揮発性光ディスクから読み出すかまたはリムーバブル不揮発性光ディスクに書き込む光ディスクドライブを含むことができる。コンピュータ可読記憶媒体1122としては、限定されないが、Zip（登録商標）ドライブ、フラッシュメモリカード、ユニバーサルシリアルバス（USB）フラッシュドライブ、セキュアデジタル（SD）カード、DVDディスク、デジタルビデオテープなどを挙げることができる。コンピュータ可読記憶媒体1122としては、フラッシュメモリベースのソリッドステートドライブ（SSD）、エンタープライズフラッシュドライブ、ソリッドステートROMなどの不揮発性メモリに基づくSSD、ソリッドステートRAM、ダイナミックRAM、スタティックRAM、DRAMベースのSSD、磁気抵抗RAM（MRAM）SSDなどの揮発性メモリに基づくSSD、およびDRAMとフラッシュメモリベースのSSDとの組合せを使用するハイブリッドSSDも挙げることができる。ディスクドライブおよびそれらの関連するコンピュータ可読媒体は、コンピュータシステム1100のためのコンピュータ可読命令、データ構造、プログラムモジュール、および他のデータの非揮発性ストレージを提供することができる。

【0174】

通信サブシステム1124は、他のコンピュータシステムおよびネットワークへのインターフェースを提供する。通信サブシステム1124は、コンピュータシステム1100からデータを受信し、コンピュータシステム1100から他のシステムにデータを送信するためのインターフェースとして機能する。例えば、通信サブシステム1124は、コンピュータシステム1100がインターネットを介して1つまたは複数のデバイスに接続するのを可能にすることができる。いくつかの実施形態では、通信サブシステム1124は、（例えば、携帯電話技術、3G、4GもしくはEDGE（enhanced data rates for global evolution）などの高度データネットワーク技術、Wi-Fi（IEEE 802.11ファミリー規格、または他のモバイル通信技術、またはそれらの任意の組合せ）を使用する）無線音声および／またはデータネットワークにアクセスするための無線周波数（RF）トランシーバコンポーネント、全地球測位システム（GPS）受信機コンポーネント、および／または他のコンポーネントを含むことができる。いくつかの実施形態では、通信サブシステム1124は、無線インターフェースに加えてまたはその代わりに、有線ネットワーク接続性（例えば、Ethernet）を提供することができる。

【0175】

いくつかの実施形態では、通信サブシステム1124は、コンピュータシステム1100を使用することができる1人または複数のユーザに代わって、構造化および／または非構造化データフィード1126、イベントストリーム1128、イベントアップデート1130などの形態の入力通信を受け取ることもできる。

【0176】

例として、通信サブシステム1124は、Twitter（登録商標）フィード、Fa

10

20

30

40

50

cebook（登録商標）アップデート、リッチサイトサマリー（RSS：Rich Site Summary）フィードなどのウェブフィード、および／または1つまたは複数のサードパーティ情報源からのリアルタイムアップデートなど、ソーシャルネットワークおよび／または他の通信サービスのユーザからデータフィード1126をリアルタイムで受信するように構成してもよい。

【0177】

さらに、通信サブシステム1124は、明確な終わりがなく本質的に連続的または無限である可能性がある、リアルタイムイベントのイベントストリーム1128および／またはイベントアップデート1130を含むことができる、連続データストリームの形態のデータを受信するように構成することもできる。連続データを生成するアプリケーションの例としては、例えば、センサデータアプリケーション、金融ティッカー、ネットワークパフォーマンス測定ツール（例えば、ネットワーク監視およびトラフィック管理アプリケーション）、クリックストリーム分析ツール、自動車交通監視などを挙げることができる。

10

【0178】

通信サブシステム1124は、構造化および／または非構造化データフィード1126、イベントストリーム1128、イベントアップデート1130などを、コンピュータシステム1100に連結された1つまたは複数のストリーミングデータソースコンピュータと通信することができる1つまたは複数のデータベースに出力するように構成することもできる。

【0179】

20

コンピュータシステム1100は、ハンドヘルドポータブルデバイス（例えば、iPhone（登録商標）携帯電話、iPad（登録商標）コンピューティングタブレット、PDA）、ウェアラブルデバイス（例えば、Google Glass（登録商標）ヘッドマウントディスプレイ）、PC、ワークステーション、メインフレーム、キオスク、サーバラック、または他の任意のデータ処理システムを含む、さまざまなタイプのうちの1つとすることができる。

【0180】

コンピュータおよびネットワークの性質は常に変化するため、図に示すコンピュータシステム1100の説明は、単に具体的な一例として意図されている。図に示すシステムよりも多いかまたは少ないコンポーネントを有する他の多くの構成が可能である。例えば、カスタマイズされたハードウェアを使用してもよく、かつ／または、特定の要素を、ハードウェア、ファームウェア、ソフトウェア（アプレットを含む）、または組合せで実装してもよい。さらに、ネットワーク入出力デバイスなどの他のコンピューティングデバイスへの接続を採用してもよい。本明細書で提供する開示および教示に基づいて、当業者であれば、さまざまな実施形態を実装するための他の様式および／または方法を理解するであろう。

30

【0181】

前述の明細書では、本発明の態様をその具体的な実施形態を参照して説明したが、当業者であれば、本発明はそれらに限定されないことを認識するであろう。上述した本発明のさまざまな特徴および態様は、個々にまたは共同で使用することができる。さらに、実施形態は、本明細書のより広い趣旨および範囲から逸脱することなく、本明細書に記載したものを超える任意の数の環境および用途において利用することができる。したがって、本明細書および図面は、制限的ではなく例示的なものとみなされるべきである。

40

【図面】
【図 1】

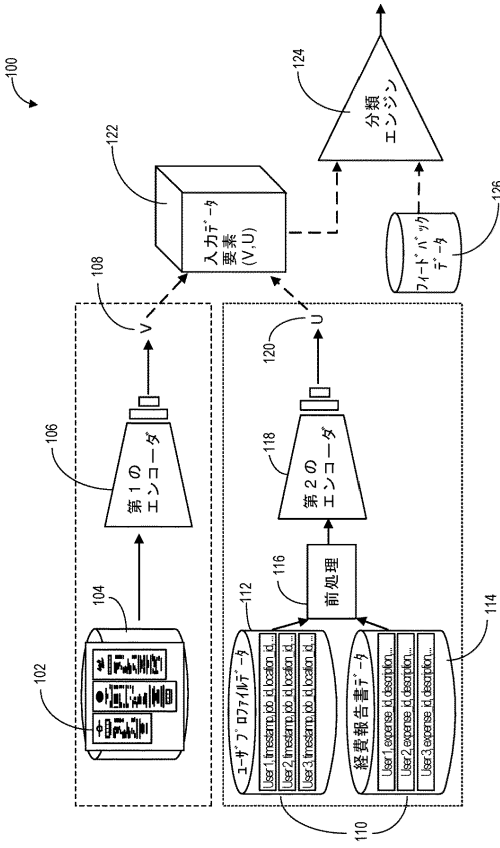


FIG. 1

【図 2】

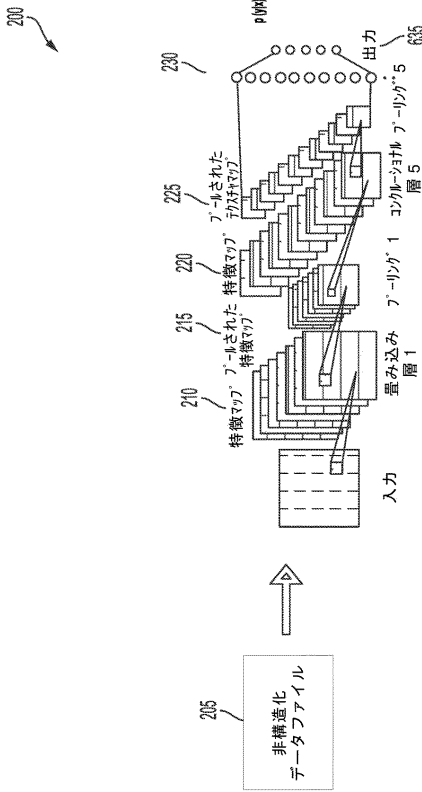


FIG. 2

【図 3】

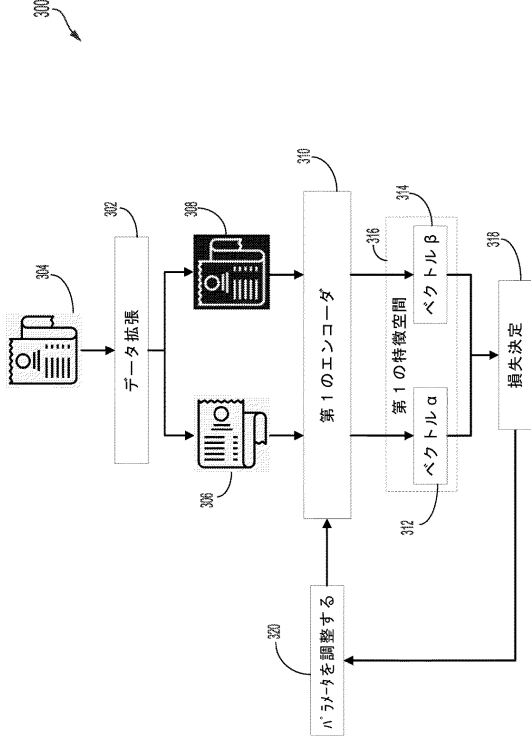


FIG. 3

【図 4】

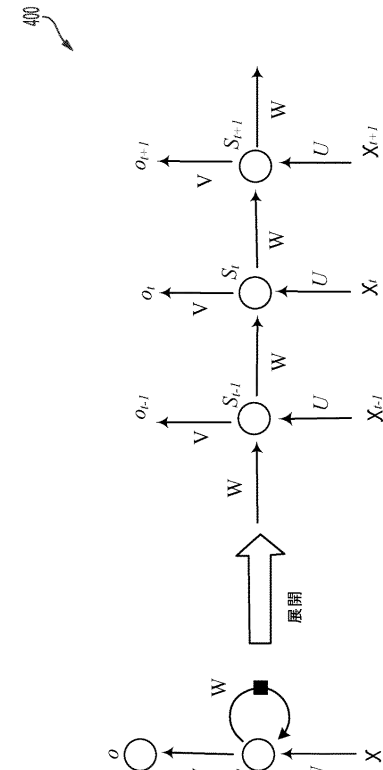
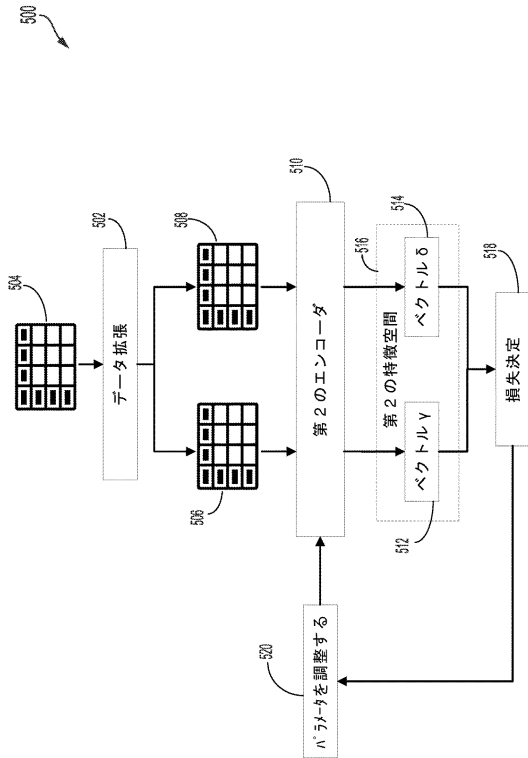
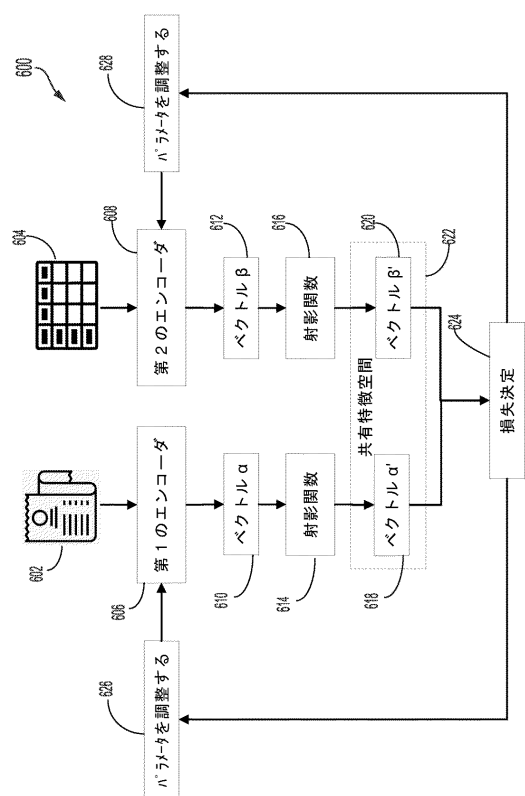


FIG. 4

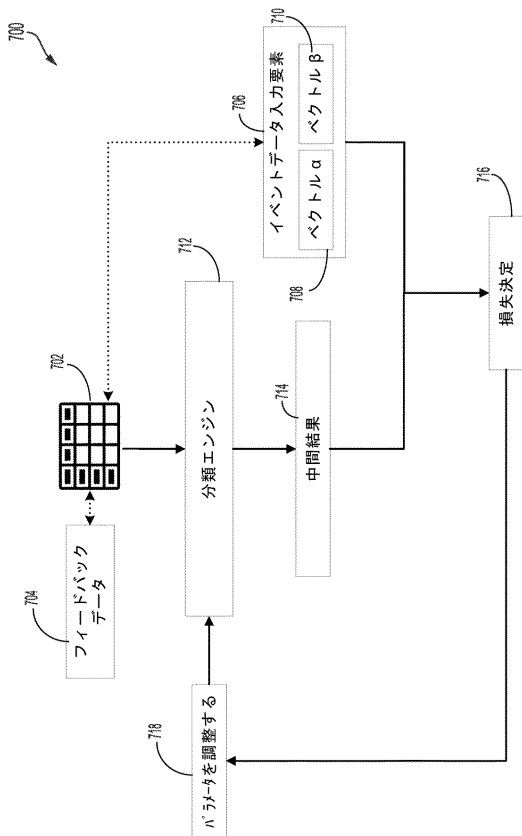
【図 5】



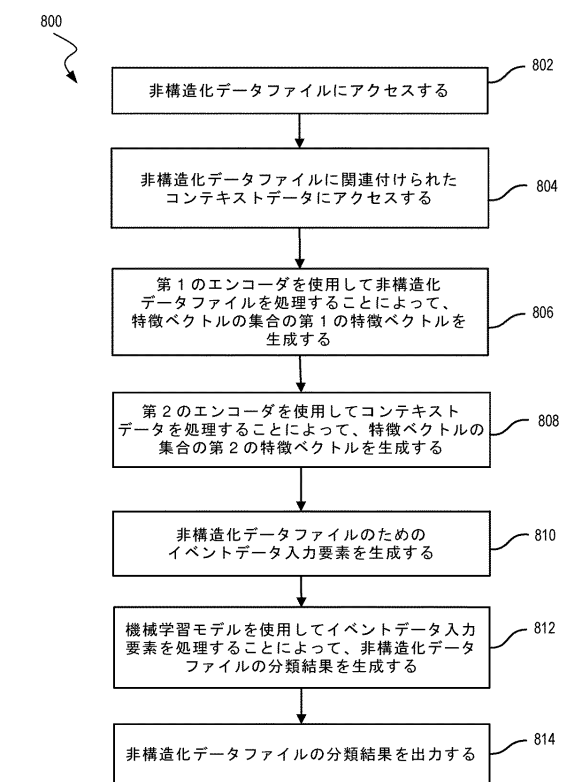
【図 6】



【図 7】



【図 8】



10

20

30

40

50

【図 9】

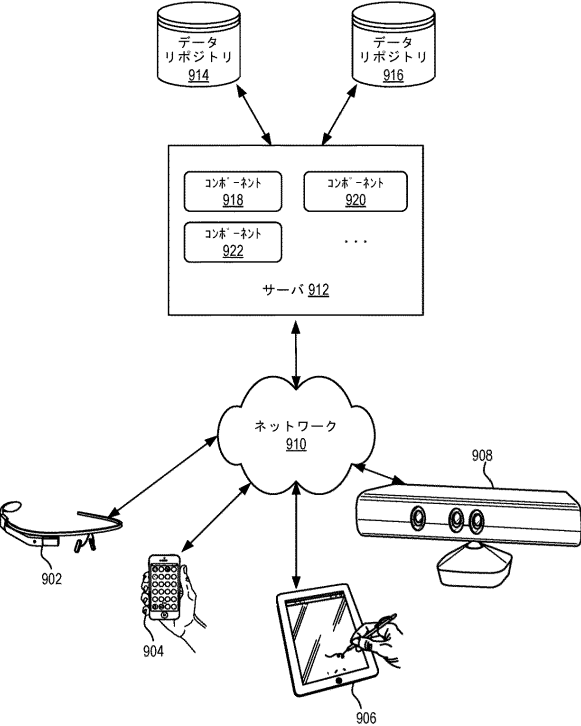


FIG. 9

【図 10】

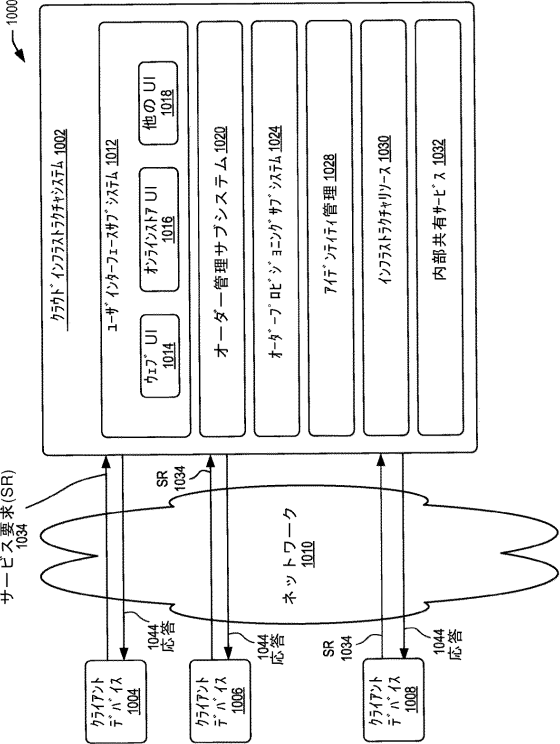


FIG. 10

【図 11】

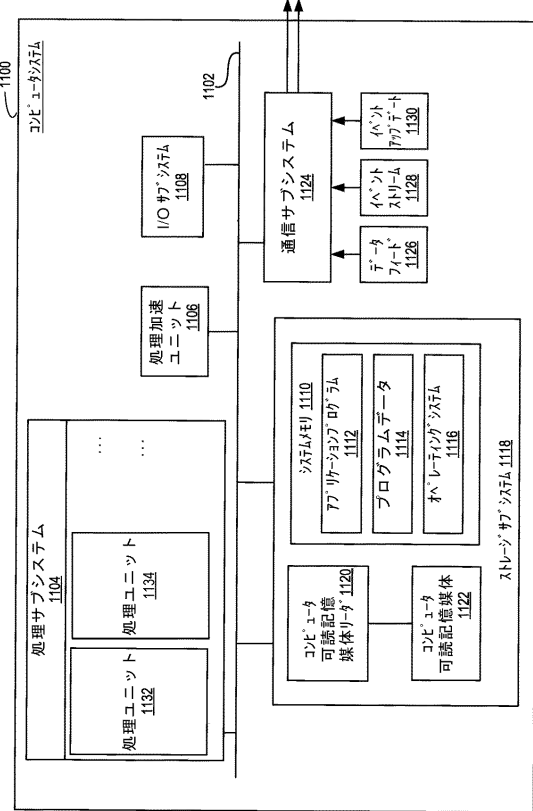


FIG. 11

【国際調査報告】

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No
PCT/US2022/050531

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER INV. G06N3/0895 G06N3/044 G06N3/045 G06N3/0464 G06N3/084 ADD.		
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) G06N		
Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched		
Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used) EPO-Internal, WPI Data		
C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	SNEHASHIS MAJHI ET AL: "Two-Stream CNN Architecture for Anomalous Event Detection in Real World Scenarios : 4th International Conference, CVIP 2019, Jaipur, India, September 27&#8211;29, 2019, Revised Selected Papers, Part II", COMPUTER VISION, PATTERN RECOGNITION, IMAGE PROCESSING, AND GRAPHICS : 7TH NATIONAL CONFERENCE, NCVPRIPG 2019, HUBBALLI, INDIA, DECEMBER 22-24, 2019, REVISED SELECTED PAPERS, vol. 1148, 29 March 2020 (2020-03-29), pages 343-353, XP055709379, DE DOI: 10.1007/978-981-15-4018-9_31 ISBN: 978-981-1586-97-2 the whole document ----- -/--	1-20
☒ 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 8 March 2023		Date of mailing of the international search report 20/03/2023
Name and mailing address of the ISA/ European Patent Office, P.B. 5818 Patentlaan 2 NL - 2280 HV Rijswijk Tel. (+31-70) 340-2040, Fax: (+31-70) 340-3016		Authorized officer Malatesta, Lori

Form PCT/ISA/210 (second sheet) (April 2005)

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No
PCT/US2022/050531

C(Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	JIHOON TACK ET AL: "CSI: Novelty Detection via Contrastive Learning on Distributionally Shifted Instances", ARXIV.ORG, CORNELL UNIVERSITY LIBRARY, 201 OLIN LIBRARY CORNELL UNIVERSITY ITHACA, NY 14853, 21 October 2020 (2020-10-21), XP081791554, the whole document -----	1-20
A	US 2021/374570 A1 (CHENG JOSEPH Y [US] ET AL) 2 December 2021 (2021-12-02) the whole document -----	1-20

INTERNATIONAL SEARCH REPORT			
Information on patent family members			International application No PCT/US2022/050531
Patent document cited in search report	Publication date	Patent family member(s)	Publication date
US 2021374570 A1	02-12-2021	NONE	

フロントページの続き

,MC,ME,MK,MT,NL,NO,PL,PT,RO,RS,SE,SI,SK,SM,TR),OA(BF,BJ,CF,CG,CI,CM,GA,GN,GQ,GW,KM,
ML,MR,NE,SN,TD,TG),AE,AG,AL,AM,AO,AT,AU,AZ,BA,BB,BG,BH,BN,BR,BW,BY,BZ,CA,CH,CL,CN,C
O,CR,CU,CV,CZ,DE,DJ,DK,DM,DO,DZ,EC,EE,EG,ES,FI,GB,GD,GE,GH,GM,GT,HN,HR,HU,ID,IL,IN,IQ,I
R,IS,IT,JM,JO,JP,KE,KG,KH,KN,KP,KR,KW,KZ,LA,LC,LK,LR,LS,LU,LY,MA,MD,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,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
ルニア州、レッドウッド・シティー、オラクル・パークウェイ、5 0 0

F ターム (参考) 5B175 FA01 FA03