

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7582307号
(P7582307)

(45)発行日 令和6年11月13日(2024.11.13)

(24)登録日 令和6年11月5日(2024.11.5)

(51)国際特許分類

F I

G 0 6 N 20/00 (2019.01)

G 0 6 N 20/00

請求項の数 10 (全22頁)

(21)出願番号	特願2022-519894(P2022-519894)	(73)特許権者	000002185
(86)(22)出願日	令和2年8月19日(2020.8.19)		ソニーグループ株式会社
(86)国際出願番号	PCT/JP2020/031356		東京都港区港南1丁目7番1号
(87)国際公開番号	WO2021/225008	(74)代理人	110002147
(87)国際公開日	令和3年11月11日(2021.11.11)		弁理士法人酒井国際特許事務所
審査請求日	令和5年6月26日(2023.6.26)	(72)発明者	赤間 健人
(31)優先権主張番号	63/019,515		東京都品川区東五反田3丁目14番13
(32)優先日	令和2年5月4日(2020.5.4)		号 株式会社ソニーコンピュータサイエ
(33)優先権主張国・地域又は機関	米国(US)		ンス研究所内
		審査官	新井 則和

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 情報処理方法、情報処理装置及び情報処理プログラム

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

結合関係にない複数の特徴量と、学習済みモデルとを用いて、変更された前記複数の特徴量から得られる新規データを生成する情報処理方法であって、

前記学習済みモデルは、前記複数の特徴量が入力されると、変更された前記複数の特徴量を出力し、

前記複数の特徴量は、いずれも、前記新規データのデータ長よりも短いデータ長を有する部分データから抽出された特徴量であり、

前記新規データは、前記複数の特徴量それぞれに対応する部分データの合計データ長と同じデータ長を有し、

前記新規データ及び前記部分データは、いずれも、小節単位のデータ長を有する音楽データであり、

前記新規データのデータ長の小節数は、前記複数の特徴量それぞれに対応する部分データのデータ長の小節数の合計数である、

情報処理方法。

【請求項2】

前記学習済みモデルの出力結果と、前記学習済みモデルとを用いて、さらに変更された前記複数の特徴量から得られる前記新規データを生成する、

請求項1に記載の情報処理方法。

【請求項3】

生成した前記新規データと、前記学習済みモデルによって前記複数の特徴量に変更された回数とを対応づけて表示する、

請求項 2 に記載の情報処理方法。

【請求項 4】

前記複数の特徴量の変更の方向性を与える追加特徴量も用いて、前記新規データを生成し、

前記学習済みモデルは、前記複数の特徴量及び前記追加特徴量が入力されると、変更された前記複数の特徴量を出力する、

請求項 1 に記載の情報処理方法。

【請求項 5】

生成した前記新規データと、前記追加特徴量によって与えられる前記変更の方向性とを対応づけて表示する、

請求項 4 に記載の情報処理方法。

【請求項 6】

生成した前記新規データに対応する前記追加特徴量以外の前記追加特徴量を指定可能な態様で表示する、

請求項 4 に記載の情報処理方法。

【請求項 7】

前記複数の特徴量は、標準正規分布からサンプルされた特徴量を含む、

請求項 1 に記載の情報処理方法。

【請求項 8】

前記標準正規分布からサンプルされた特徴量を、前記新規データのデータ長よりも短いデータ長を有する部分データから抽出された特徴量の代わりに用いる、

請求項 7 に記載の情報処理方法。

【請求項 9】

結合関係にない複数の特徴量と、学習済みモデルとを用いて、変更された前記複数の特徴量から得られる新規データを生成する生成部を備える情報処理装置であって、

前記学習済みモデルは、前記複数の特徴量が入力されると、変更された前記複数の特徴量を出力し、

前記複数の特徴量は、いずれも、前記新規データのデータ長よりも短いデータ長を有する部分データから抽出された特徴量であり、

前記新規データは、前記複数の特徴量それぞれに対応する部分データの合計データ長と同じデータ長を有し、

前記新規データ及び前記部分データは、いずれも、小節単位のデータ長を有する音楽データであり、

前記新規データのデータ長の小節数は、前記複数の特徴量それぞれに対応する部分データのデータ長の小節数の合計数である、

情報処理装置。

【請求項 10】

コンピュータを機能させるための情報処理プログラムであって、

結合関係にない複数の特徴量と、学習済みモデルとを用いて、変更された前記複数の特徴量から得られる新規データを生成すること、

を前記コンピュータに実行させ、

前記学習済みモデルは、前記複数の特徴量が入力されると、変更された前記複数の特徴量を出力し、

前記複数の特徴量は、いずれも、前記新規データのデータ長よりも短いデータ長を有する部分データから抽出された特徴量であり、

前記新規データは、前記複数の特徴量それぞれに対応する部分データの合計データ長と同じデータ長を有し、

前記新規データ及び前記部分データは、いずれも、小節単位のデータ長を有する音楽デー

10

20

30

40

50

タであり、

前記新規データのデータ長の小節数は、前記複数の特徴量それぞれに対応する部分データのデータ長の小節数の合計数である、

情報処理プログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本開示は、情報処理方法、情報処理装置及び情報処理プログラムに関する。

【背景技術】

【0002】

例えば特許文献1は、一つの曲の各部分データの特徴量を変更することによって別の曲を生成する手法を開示する。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0003】

【文献】国際公開第2020/080268号

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

生成の元となるデータとして、生成されるデータと同程度のデータ量を有するデータを準備することが困難な場合もある。

【0005】

本開示の一側面は、データ準備負担を軽減することのできる情報処理方法、情報処理装置及び情報処理プログラムを提案する。

【課題を解決するための手段】

【0006】

本開示の一側面に係る情報処理方法は、結合関係にない複数の特徴量と、学習済みモデルとを用いて、変更された複数の特徴量から得られる新規データを生成し、学習済みモデルは、複数の特徴量が入力されると、変更された複数の特徴量を出力する。

【0007】

本開示の一側面に係る情報処理装置は、結合関係にない複数の特徴量と、学習済みモデルとを用いて、変更された複数の特徴量から得られる新規データを生成する生成部を備え、学習済みモデルは、複数の特徴量が入力されると、変更された複数の特徴量を出力する。

【0008】

本開示の一側面に係る情報処理プログラムは、コンピュータを機能させるための情報処理プログラムであって、結合関係にない複数の特徴量と、学習済みモデルとを用いて、変更された複数の特徴量から得られる新規データを生成すること、をコンピュータに実行させ、学習済みモデルは、複数の特徴量が入力されると、変更された複数の特徴量を出力する。

【図面の簡単な説明】

【0009】

【図1】実施形態に係る情報処理装置の概略構成の例を示す図である。

【図2】入力画面の例を示す図である。

【図3】出力画面の例を示す図である。

【図4】情報処理装置の機能ブロックの例を示す図である。

【図5】複数の部分データの例を示す図である。

【図6】学習済みモデルの概略構成の例を示す図である。

【図7】エンコーダの事前学習の例を示す図である。

【図8】識別器及び生成器の事前学習の例を示す図である。

【図9】新規データの例を示す図である。

10

20

30

40

50

【図 1 0】情報処理装置において実行される処理（情報処理方法）の例を示すフローチャートである。

【図 1 1】学習済みモデルの生成の例を示すフローチャートである。

【図 1 2】学習済みモデルの概略構成の例を示す図である。

【図 1 3】入力画面の例を示す図である。

【図 1 4】複数の部分データの例を示す図である。

【図 1 5】新規データの例を示す図である。

【図 1 6】出力画面の例を示す図である。

【図 1 7】学習済みモデルの概略構成の例を示す図である。

【図 1 8】入力画面の例を示す図である。

【図 1 9】情報処理装置のハードウェア構成の例を示す図である。

【発明を実施するための形態】

【0010】

以下に、本開示の実施形態について図面に基づいて詳細に説明する。なお、以下の各実施形態において、同一の部位には同一の符号を付することにより重複する説明を省略する。

【0011】

以下に示す項目順序に従って本開示を説明する。

1. 実施形態
2. 変形例
3. 効果

【0012】

1. 実施形態

以下では、主に、実施形態に係る情報処理方法に用いることのできる情報処理装置を例に挙げて説明する。処理対象となる情報の例は、音楽データ、言語データ、DNA配列データ、画像データ等である。音楽データの例は、シンボリック音楽（シンボル系列）のような音楽シーケンス、オーディオ等である。言語の例は、文書、詩、プログラミング言語等である。

【0013】

情報処理装置は、結合関係にない複数の特徴量から新規データを生成する。結合関係にない複数の特徴量とは、例えば、それらの特徴量をそのまま結合（連続して並べてつなげる等）した場合に不連続性等の不自然さが生ずる関係をいう。結合関係にない複数の特徴量の例は、各特徴量の抽出元のデータ（以下、「部分データ」という。）どうしが結合関係になかった特徴量である。例えば、同じデータ中に連続して存在していた複数の部分データは、結合関係にあったといえる。同じデータ中でも、連続性がなかったりそのままつなげると不自然さが生じたりする程度に離れて存在していた複数の部分データは、結合関係になかったといえる。別々のデータ中に存在していた複数の部分データは、結合関係になかったといえる。なお、生成される新規データのデータ長は部分データのデータ長よりも長い。換言すれば、部分データは、新規データのデータ長よりも短いデータ長を有する。特徴量の別の例は、抽出元の部分データが存在しない特徴量であり、後に図 1 6 を参照して説明するような標準正規分布 $N(0, I)$ からサンプルされた特徴量である。

【0014】

結合関係にない複数の特徴量それぞれの準備は、例えば新規データと同程度のデータ量を有するデータの特徴量を準備するよりも容易な場合も少なくない。したがって、データ準備負担を軽減することができる。

【0015】

新規データは、変更された複数の特徴量から得られるデータである。変更された複数の特徴量は、変更前の複数の特徴量それぞれの特徴を残しつつも、変更前の各特徴量をそのまま結合するだけでは得ることのできない斬新な特徴量となりうる。変更前の各特徴量をそのまま結合した場合に生じうる不連続性等の不自然さも低減されうる。

【0016】

10

20

30

40

50

例えば複数の特徴量のいずれにも抽出元の部分データが存在する場合、新規データは、融合性が高められるように変更された複数の部分データが結合されたデータとなる（系列の結合的融合）。このような結合的融合によって生成された新規データは、変更前の部分データの特徴を残しつつ、変更前の部分データをそのまま結合するだけでは得られない斬新なデータとなりうる。変更前の各部分データをそのまま結合した場合に生じうる不連続性等の不自然さも低減されうる。例えばアイデアの断片を部分データとして用いることで、アイデアの断片から新しいアイデアを生み出せる可能性がある。

【 0 0 1 7 】

以下、抽出元の部分データが存在する特徴量の例について、図 1 ～ 図 1 6 を参照して説明する。その後、抽出元の部分データが存在しない特徴量の例について、図 1 7 及び図 1 8 を参照して説明する。部分データの例として、音楽シーケンスを用いて説明する。

10

【 0 0 1 8 】

図 1 は、実施形態に係る情報処理装置の外観の例を示す図である。情報処理装置 1 は、例えば汎用のコンピュータにおいて所定のプログラム（ソフトウェア）を実行させることによって実現される。図 1 に示される例では、情報処理装置 1 は、ユーザ U が使用するラップトップである。情報処理装置 1 の表示画面を、表示画面 1 a と称し図示する。ラップトップ以外にも、P C、スマートフォンといった種々の装置によって情報処理装置 1 が実現されうる。

【 0 0 1 9 】

図 2 は、入力画面の例を示す図である。この例では、ユーザ U は、2 つの音楽シーケンスを入力する。項目「シーケンス 1」において、ユーザ U は、フォルダ等を参照してファイル選択する。選択されたファイルに示される音楽シーケンスが、可視化表示される。同様に、項目「シーケンス 2」において、ユーザ U は、フォルダ等を参照してファイル選択する。選択されたファイルに示される音楽シーケンスが、可視化表示される。

20

【 0 0 2 0 】

さらに、項目「iteration 数」において、ユーザ U は、iteration 数を設定する。iteration 数は、2 つの音楽シーケンスの融合性の程度（融合度）に関連し、詳細については後に図 6 を参照して説明する。この例では、iteration 数は、自動設定又は指定可能である。ここでは、iteration 数が 3 に設定されるものとする。

【 0 0 2 1 】

30

図 3 は、出力画面の例を示す図である。上述の iteration 数 3 に応じて、iteration 数が 1 ～ 3 それぞれに対応する 3 つの新規シーケンスが可視化表示される。新規シーケンスは、シーケンス 1 及びシーケンス 2 をそのまま結合するだけでは得られない斬新なシーケンスとなりうる。シーケンス 1 及びシーケンス 2 をそのまま結合した場合に生じうる不連続性等の不自然さも低減されうる。

【 0 0 2 2 】

なお、以上説明した図 1 ～ 図 3 は情報処理装置 1 の外観及び入出力画面の構成の例示に過ぎず、以降に説明する内容も含めさまざまな入出力態様に対応可能なあらゆる構成が採用されてよい。

【 0 0 2 3 】

40

図 4 は、情報処理装置の機能ブロックの例を示す図である。情報処理装置 1 は、入力部 1 0 と、記憶部 2 0 と、生成部 3 0 と、出力部 4 0 とを含む。

【 0 0 2 4 】

入力部 1 0 には、複数の部分データが入力される。複数の部分データは、冒頭で述べたように、結合関係になかった複数の部分データである。データの例について、図 5 を参照して説明する。

【 0 0 2 5 】

図 5 は、複数の部分データの例を示す図である。この例では、複数の部分データは、時刻及び音高値（MIDI pitch）で表される 2 つの音楽シーケンスである。time(bars)は小節番号を示す。各部分データの有するデータ長（この例では 4 小節）は、生成される新規

50

データのデータ（後述の図 9 の例では 8 小節）よりも短い。

【 0 0 2 6 】

図 4 に戻り、入力部 1 0 には、先に図 3 を参照して説明した iteration 数を示すデータ、また、後に図 1 3 を参照して説明するスタイルの有無（図 1 3 等を参照）を示すデータ、図 1 6 を参照して説明する特徴量 S の設定データ等も入力される。

【 0 0 2 7 】

記憶部 2 0 は、情報処理装置 1 で用いられる種々の情報を記憶する。このうち、学習済みモデル 2 1 及び情報処理プログラム 2 2 が例示される。学習済みモデル 2 1 については後述する。情報処理プログラム 2 2 は、情報処理装置 1 において実行される処理を実現するためのプログラムである。

10

【 0 0 2 8 】

生成部 3 0 は、入力部 1 0 の入力結果に応じて、複数の特徴量と、学習済みモデル 2 1 とを用いて、新規データを生成する。複数の特徴量それぞれは、複数の部分データそれぞれの特徴量であり、結合関係にない特徴量である。学習済みモデル 2 1 について、図 6 ~ 図 8 を参照して説明する。

【 0 0 2 9 】

図 6 は、学習済みモデルの概略構成の例を示す図である。学習済みモデル 2 1 は、エンコーダ q_{θ} と、生成器 G_{ψ} と、デコーダ p_{θ} とを含む。

【 0 0 3 0 】

エンコーダ q_{θ} は、部分データ X_L 及び部分データ X_R の特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R を抽出する。エンコーダ q_{θ} は、部分データ X_L 及び部分データ X_R を特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R に変換する変換関数ともいえる。特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R は、多次元空間中の位置（点）を示す。このような多次元空間は、潜在空間、潜在特徴空間等とも称され、以下では潜在空間と称する。特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R はベクトルであってよい。エンコーダ q_{θ} は、デコーダ p_{θ} とともに事前学習を行うことによって生成される。これについて、図 7 を参照して説明する。

20

【 0 0 3 1 】

図 7 は、エンコーダ及びデコーダの事前学習の例を示す図である。図 7 に示されるエンコーダ q_{θ} 及びデコーダ p_{θ} は、学習が完了する前の（暫定の）エンコーダ及びデコーダであり、上述の図 6 に示される学習済みのエンコーダ及びデコーダとは異なる点に留意されたい。

30

【 0 0 3 2 】

図 7 を参照して、エンコーダ q_{θ} 及びデコーダ p_{θ} は、いずれもニューラルネットワークであり、部分データ X の特徴量 Z すなわち潜在空間中の位置を VAE (Variational Auto Encoder) で学習することによって生成される。ここでの部分データ X 並びに特徴量 Z は、先に図 6 を参照して説明した部分データ X_L 及び部分データ X_R 並びに特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R に相当しうる。VAE のエンコーダ q_{θ} 及びデコーダ p_{θ} は、例えば RNN (Recurrent Neural Network) を用いて実装される。エンコーダ q_{θ} は、部分データ X の特徴量 Z を抽出する。デコーダ p_{θ} は、特徴量 Z を部分データ X' として再構成する。

【 0 0 3 3 】

図 7 には、損失関数として、損失 L_{rec} 及び損失 L_{pri} が例示される。損失 L_{rec} は、部分データ X' を部分データ X に近づけるために用いられる再構成誤差である。損失 L_{pri} は、エンコーダ q_{θ} によって抽出された特徴量の分布すなわち多次元空間中の位置の分布を標準正規分布 $N(0, I)$ に近づけるために用いられるブライア誤差である。

40

【 0 0 3 4 】

図 6 に戻り、生成器 G_{ψ} は、特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R が入力されると、特徴量 Z'_L 及び特徴量 Z'_R を生成（出力）する。特徴量 Z'_L 及び特徴量 Z'_R は、変更された特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R である。なお、特徴量を変更することは、潜在空間中の特徴量の位置を移動させることに相当する。生成器 G_{ψ} は、識別器とともに事前学習を行うことによって生成される。これについて、図 8 を参照して説明する。

50

【 0 0 3 5 】

図 8 は、識別器及び生成器の事前学習の例を示す図である。図 8 に示される生成器 G_{ψ} は、学習が完了する前の（暫定の）生成器であり、上述の図 6 に示される学習済みの生成器 G_{ψ} とは異なる点に留意されたい。

【 0 0 3 6 】

図 8 を参照して、生成器 G_{ψ} は、特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R を入力とし、特徴量 Z'_L 及び特徴量 Z'_R を出力（生成）する。識別器 D_{ψ} は、生成器 G_{ψ} によって生成された特徴量 Z'_L 及び特徴量 Z'_R の結合特徴量（結合ベクトル）を識別する。生成器 G_{ψ} 及び識別器 D_{ψ} は、GAN（Generative Adversarial Networks）を用いて実装される。アーキテクチャの例は、多層パーセプトロン、RNN 及び Transformer 等である。

10

【 0 0 3 7 】

図 8 には、損失関数として、損失 L^{Pdis} 、損失 L^{Ndis} 、損失 L^{Pgen} 及び損失 L^{sim} が例示される。損失 L^{Pdis} は、識別器 D_{ψ} の正例に関する損失関数である。損失 L^{Ndis} は、識別器 D_{ψ} の負例に関する損失関数である。損失 L^{Pgen} は、生成器 G_{ψ} に関する損失関数である。損失 L^{sim} は、特徴量 Z'_L 及び特徴量 Z'_R を、特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R に近づけるための損失関数である。これらの損失関数を用いることにより、特徴量 Z'_L に特徴量 Z_L との関連性が残り、特徴量 Z'_L と特徴量 Z_R との類似性が担保される。また、特徴量 Z'_R に特徴量 Z_R との関連性が残り、特徴量 Z'_R と特徴量 Z_L との類似性が担保される。この類似性の担保により、生成された新規データに、部分データ X_L 及び部分データ X_R の特徴が残る。

20

【 0 0 3 8 】

識別器 D_{ψ} の学習についてさらに述べる。識別器 D_{ψ} の学習では、正例と負例を識別するように勾配降下を用いられる。誤差関数には、クロスエントロピーが用いられてよい。正例及び負例について順に説明する。

【 0 0 3 9 】

正例の例は、2つの部分データ全体のデータ長（例えば 8 小節）と同じデータ長を有するデータの前半部分（例えば前半の 4 小節）の特徴量及び後半部分（例えば後半の 4 小節）の特徴量の結合特徴量（結合ベクトル）である。このような結合特徴量は、結合関係にあった部分データの特徴量すなわち結合関係にある特徴量が結合された特徴量であり、生成目的として適切である。

30

【 0 0 4 0 】

負例として、4つの例を挙げる。第 1 の例は、ランダムにサンプルされた 2つの部分データそれぞれの特徴量の結合特徴量である。第 2 の例は、標準正規分布からサンプルされた 2つの特徴量の結合特徴量である。これらの結合特徴量を負例とするのは、これらの結合特徴量が、結合関係になかった 2つの部分データの特徴量すなわち結合関係にない特徴量をそのまま結合したに過ぎず、生成目的に反するからである。

【 0 0 4 1 】

第 3 の例は、上述の第 1 の例においてサンプルされた 2つの部分データそれぞれの特徴量を暫定の生成器 G_{ψ} に入力することによって生成された特徴量の結合特徴量である。第 4 の例は、上述の第 2 の例においてサンプルされた 2つの部分データそれぞれの特徴量を暫定の生成器 G_{ψ} に入力することによって生成された特徴量の結合特徴量である。これらの結合特徴量を負例とするのは、GAN における敵対的学習のためである。

40

【 0 0 4 2 】

生成器 G_{ψ} の学習についてさらに述べる。生成器 G_{ψ} の学習では、上述の第 1 の例における結合特徴量、及び、上述の第 2 の例における結合特徴量を生成器 G_{ψ} に入力する。生成器 G_{ψ} の出力を識別器 D_{ψ} に入力し、識別器 D_{ψ} の出力を正例とするようなクロスエントロピー誤差関数を計算する。さらに、特徴量 Z と特徴量 Z' との類似度誤差関数、及び、特徴量 Z_R と特徴量 Z'_R との類似度誤差関数を計算する。類似度誤差関数の例は、両特徴量の二乗誤差である。ただし、他の類似度誤差関数を用いられてもよい。上述のクロスエントロピー誤差関数、特徴量 Z_L と特徴量 Z'_L との類似度誤差関数、及び、特徴量 Z_R

50

と特徴量 Z'_R との誤差関数の 3 つの誤差関数の加算結果を最終誤差関数とし、生成器 G_ψ のパラメータを勾配法で更新する。

【 0 0 4 3 】

図 6 に戻り、デコーダ p_θ は、特徴量 Z'_L 及び特徴量 Z'_R を、部分データ X'_L 及び部分データ X'_R として再構成する。デコーダ p_θ は特徴量 Z'_L 及び特徴量 Z'_R を部分データ X'_L 及び部分データ X'_R に変換する変換関数ともいえる。

【 0 0 4 4 】

生成部 30 は、部分データ X'_L 及び部分データ X'_R を結合することによって、新規データを生成する。

【 0 0 4 5 】

図 6 における「optionally iterate」は、生成部 30 が、生成器 G_ψ の出力結果を、新規データの生成に用いるだけでなく、任意選択的に生成器 G_ψ の入力に戻してよいことを示す。生成器 G_ψ による生成を繰り返し実行することで、特徴量をさらに変更することができる。生成器 G_ψ が生成を行う回数をiterate数とすると、iterate数が増加するにつれて、特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R に対する特徴量 Z'_L 及び特徴量 Z'_R の融合度の程度が大きくなり、新規データにおける部分データ X'_L 及び部分データ X'_R の融合度が高くなる。したがって、iteration数と同じ数の異なる新規データが生成される。

【 0 0 4 6 】

図 2 に戻り、出力部 40 は、生成部 30 によって生成された新規データを出力する。データの例について、図 9 を参照して説明する。

【 0 0 4 7 】

図 9 は、新規データの例を示す図である。この例では、3 通りのiterate数に対応する 3 つの新規データが例示される。各新規データは、8 小節のデータ長、すなわち入力された複数の部分データ（図 5）全体のデータ長と同じデータ長を有する。前半 4 小節の音楽シーケンスは、もとの音楽シーケンス（図 5 の左側）が変更された音楽シーケンスである。後半 4 小節の音楽シーケンスは、もとの音楽シーケンス（図 5 の右側）が変更された音楽シーケンスである。上下方向に並んで表示された 3 つの新規データのiterate数は、上から下に向かうにつれて増加し、例えばもとの音楽シーケンスからの変更の度合いも大きくなり、融合度が高められる。

【 0 0 4 8 】

出力部 40 は、先に図 3 を参照しても説明したように、新規データとiterate数とを対応付けて表示してよい。これにより、iterate数を確認することができ、また、別のiterate数を用いた新規データの生成を行うことができる。

【 0 0 4 9 】

図 10 は、情報処理装置において実行される処理（情報処理方法）の例を示すフローチャートである。

【 0 0 5 0 】

ステップ S1 において、複数の部分データを入力する。例えば先に図 2 を参照して説明したように、2 つの音楽シーケンスが入力され、入力部 10 がそれらを受け付ける。入力された 2 つの音楽シーケンスは、これまで説明した部分データ X_L 及び部分データ X_R に相当する。なお、iterate数等の他のデータも入力部 10 に入力されてよい。

【 0 0 5 1 】

ステップ S2 において、特徴量を抽出する。例えば、生成部 30 が、学習済みモデル 21 のエンコーダ q_θ を用いて、先のステップ S1 で入力された部分データ X_L 及び部分データ X_R の特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R を抽出する。

【 0 0 5 2 】

ステップ S3 において、変更された特徴量を生成する。例えば、生成部 30 が、学習済みモデル 21 の生成器 G_ψ を用いて、先のステップ S2 で抽出された特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R から変更された特徴量 Z'_L 及び特徴量 Z'_R を生成する。

【 0 0 5 3 】

10

20

30

40

50

ステップ S 4 において、変更された特徴量を部分データとして再構成する。例えば、生成部 30 が、学習済みモデル 21 のデコーダ $p\theta$ を用いて、先のステップ S 3 で生成された特徴量 Z'_L 及び特徴量 Z'_R を、部分データ X'_L 及び部分データ X'_R として再構成する。

【0054】

ステップ S 5 において、新規データを生成する。例えば、生成部 30 が、先のステップ S 4 で得られた部分データ X'_L 及び部分データ X'_R を結合することによって、新規データを生成する。

【0055】

ステップ S 6 において、新規データを出力する。例えば、出力部 40 が、先に図 3 及び図 9 を参照して説明したように、新規データを出力する。後に図 16 等を参照して説明するような出力態様もありうる。

10

【0056】

ステップ S 6 の処理が完了した後、フローチャートの処理は終了する。例えばこのようにして新規データを生成することができる。

【0057】

学習済みモデル 21 の生成手順の例について、図 11 を参照して説明する。

【0058】

図 11 は、学習済みモデルの生成の例を示すフローチャートである。

【0059】

ステップ S 11 において、部分データを用いた VAE の学習を行う。例えば、先に図 7 を参照して説明したように、部分データ X を用いた学習を行い、エンコーダ $q\theta$ 及びデコーダ $p\theta$ を生成する。

20

【0060】

ステップ S 12 において、変数 i の値を 1 に設定する。変数 i は、後述のステップ S 13 及びステップ S 14 の処理を、決められた iteration 数だけ繰り返すために用いられる。iteration 数は、想定される iteration 数の範囲内で適宜設定されてよい。

【0061】

ステップ S 13 において、1 バッチ分のサンプルを取得する。サンプルは例えばミニバッチサンプルであり、先に識別器 $D\psi$ 及び生成器 $G\psi$ の学習に用いる訓練データの一例である。例えば 1 バッチが 100 個のデータに相当する場合、先に図 8 を参照して説明したような正例及び負例のグループを 100 個準備する。

30

【0062】

ステップ S 14 において、識別器及び生成器の学習を行う。すなわち、先のステップ S 11 で学習した VAE と、先のステップ S 12 で取得した 1 バッチ分のサンプルとを用いて、識別器 $D\psi$ 及び生成器 $G\psi$ の学習を行う。標準正規分布 $N(0, I)$ からサンプルされた特徴量も学習に用いられてよい。これにより、例えば人間が作ったデータからでは得られにくい特徴量にも対応可能な生成器 $G\psi$ が生成される。このような特徴量は、iteration 数が 2 以上の場合に生成器 $G\psi$ に入力される可能性が高く、とくにこの意味において学習に用いる意義がある。

40

【0063】

ステップ S 15 において、変数 i が、決められた iteration 数以上であるか否かを判断する。変数 i が決められた iteration 数以上の場合（ステップ S 15：Yes）、フローチャートの処理は終了する。そうでない場合（ステップ S 15：No）、ステップ S 16 に処理が進められる。

【0064】

ステップ S 16 において、変数 i の値が 1 だけ増加され、ステップ S 13 に処理が戻される。

【0065】

例えば以上のようにして、学習済みモデル 21 を生成することができる。

50

【 0 0 6 6 】

以上、本開示の一実施形態について説明した。本開示は、上記実施形態に限定されない。いくつかの変形例について述べる。

【 0 0 6 7 】

2. 変形例

上記実施形態では、特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R のみが用いられる例について説明した。ただし、特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R に加えて、特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R の変更の方向性を与える追加特徴量も用いられてよい。これについて、図 1 2 ~ 図 1 5 を参照して説明する。

【 0 0 6 8 】

図 1 2 は、学習済みモデルの概略構成の例を示す図である。図 1 2 に示される学習済みモデル 2 1 A は、学習済みモデル 2 1 (図 6) と比較して、特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R だけでなく、特徴量 S も生成器 G_ψ に入力される点において相違する。特徴量 S は、多次元分布 $u(0, 1)^{d_s}$ からサンプルされた特徴量 (ベクトル) であり、特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R と同様に、潜在空間中の位置 (点) を示す。なお、多次元分布 $u(0, 1)^{d_s}$ の d_s は次元数を示す。

10

【 0 0 6 9 】

生成器 G_ψ に特徴量 S が入力されたことに起因して、特徴量 Z'_L 及び特徴量 Z'_R に変化が表れる。部分データ X'_L 及び部分データ X'_R 、さらにはこれらの結合データである新規データにも変化が表れる。例えば、特徴量 S の潜在空間中の或る方向に特徴量 S の位置を移動させると、新規データに現れる或る変化の傾向が顕在化したり潜在化したりする。潜在空間中の別の方向に特徴量 S を移動させると、新規データに現れる別の変化の傾向が顕在化したり潜在化したりする。このような特徴量 S は、生成される新規データのスタイルにバリエーションを与える特徴量 (スタイル空間のベクトル) ともいえる。

20

【 0 0 7 0 】

学習済みモデル 2 1 A の学習は、学習済みモデル 2 1 の生成と比較して、特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R とともに特徴量 S も生成器 G_ψ に入力する点において相違する。すなわち、学習の際、先に説明した第 1 の例における結合特徴量に、多次元分布 $u(0, 1)^{d_s}$ からサンプルされた特徴量を結合したうえで、生成器 G_ψ に入力する。また、先に説明した第 2 の例における結合特徴量に、多次元分布 $u(0, 1)^{d_s}$ からサンプルされた特徴量を結合したうえで、生成器 G_ψ に入力する。先に説明した図 1 1 に示されるフローチャートでいうと、ステップ S 1 4 が上述の学習済みモデル 2 1 A の学習に適合するように変更される。生成された学習済みモデル 2 1 A は、特徴量 Z_L 、特徴量 Z_R 及び特徴量 S が入力されると、特徴量 Z'_L 及び特徴量 Z'_R を出力する。

30

【 0 0 7 1 】

生成部 3 0 による新規データの生成手順も、学習済みモデル 2 1 A の使用に適合するように変更される。先に説明した図 1 0 に示されるフローチャートでいうと、ステップ S 3 において、生成部 3 0 が、学習済みモデル 2 1 A の生成器 G_ψ 、特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R の他に、特徴量 S も用いて、特徴量 Z'_L 及び特徴量 Z'_R を生成する。

【 0 0 7 2 】

学習済みモデル 2 1 A を用いた場合の入出力の例について、図 1 3 ~ 図 1 6 を参照して説明する。

40

【 0 0 7 3 】

図 1 3 は、入力画面の例を示す図である。先に説明した図 2 と比較して、項目「スタイル」が追加されている。ユーザ U は、スタイルの有無を選択する。先にも述べたが、このスタイルの有無を示すデータも入力部 1 0 (図 4) に入力される。スタイル有りが選択された場合、例えば予め定められた数の上述の特徴量 S が用いられ、新規データが生成される。この例では、9 つの特徴量 S が用いられるものとする。

【 0 0 7 4 】

図 1 4 は、複数の部分データの例を示す図である。これまでと同様に、2 つの音楽シーケンスが例示される。各音楽シーケンスのデータ長は 4 小節である。

50

【 0 0 7 5 】

図 1 5 は、新規データの例を示す図である。異なる特徴量 S に対応する 9 つの新規データが例示される。各新規データは、8 小節のデータ長を有する音楽シーケンスである。このデータ長 8 小節は、入力された 2 つの音楽シーケンスそれぞれのデータ長の合計データ長である。前半 4 小節の音楽シーケンスは、もとの音楽シーケンス（図 1 4 の左側）が変更された音楽シーケンスである。後半 4 小節の音楽シーケンスは、もとの音楽シーケンス（図 1 4 の右側）が変更された音楽シーケンスである。

【 0 0 7 6 】

学習済みモデル 2 1 A が用いられる場合、出力部 4 0（図 4）は、新規データと特徴量 S とを対応づけて表示してよい。これにより、ユーザ U は、新規データに現れる変化と特徴量 S との関係を知ることができる。出力部 4 0 は、ユーザ U が特徴量 S を指定可能な態様で、新規データと特徴量 S とを対応づけて表示してよい。これにより、ユーザ U は、表示されている新規データの特徴量 S 以外の特徴量 S を用いた新規データの生成を行うことができる。出力画面の例を、図 1 6 を参照して説明する。

10

【 0 0 7 7 】

図 1 6 は、出力画面の例を示す図である。9 つの新規データは、特徴量 S 、より具体的には潜在空間中の或る 2 次元平面上の特徴量 S の位置に対応付けて表示される。左右方向に延在する矢印の両端には、ラベル $A A A$ 及びラベル $B B B$ が表示される。ラベル $A A A$ は、特徴量 S を 2 次元平面上の左方向に移動させた場合に新規データに現れる変化の傾向を示す。ラベルの内容の例は、音楽の雰囲気（明るい、寂しい等）、コード進行等である。このようなラベルの内容は、例えば各新規データを解析することによって取得される。解析は、出力部 4 0 又は生成部 3 0 によって行われてよい。

20

【 0 0 7 8 】

他のラベルについて述べると、ラベル $B B B$ は、特徴量 S を 2 次元平面上の右方向に移動させた場合の変化の傾向を示す。同様に、上下方向に延在する矢印の両端には、ラベル $C C C$ 及びラベル $D D D$ が表示される。ラベル $C C C$ は、特徴量 S を 2 次元平面上の下方向に移動させた場合の変化の傾向を示す。ラベル $D D D$ は、特徴量 S を 2 次元平面上の上方向に移動させた場合の変化の傾向を示す。

【 0 0 7 9 】

潜在空間中の別の 2 次元平面上の特徴量 S に対応する新規データも生成されている場合には、それらの新規データを特徴量 S と対応付けた表示への切り替えが行われてもよい。

30

【 0 0 8 0 】

図 1 6 に示される例では、2 次元平面を区画するグリッド線 $G R$ が表示される。ユーザ U は、グリッド線 $G R$ で区間された部分をポイント P で選択することで、その位置に対応する特徴量 S を設定することができる。この特徴量 S の設定データも、入力部 1 0（図 4）に入力される。これにより、設定された特徴量 S を用いて新たに新規データを生成し、出力することができる。

【 0 0 8 1 】

新規データが、特徴量 S 及び $iterate$ 数の両方のファクタに対応付けられてもよい。この場合、両ファクタの対応付けが一度に表示されてよい。例えば、一方のファクタを画面平面方向に対応させ、他方のファクタを画面奥行き方向に対応させる等の表示が行われてよい。

40

【 0 0 8 2 】

上記実施形態では、部分データ X_L 及び部分データ X_R の特徴量を生成器 G_ψ に入力する例について説明した。ただし、部分データ X_L 及び / 又は部分データ X_R の代わりに、標準正規分布からサンプルされた特徴量が用いられてよい。これについて、図 1 7 を参照して説明する。

【 0 0 8 3 】

図 1 7 は、学習済みモデルの概略構成の例を示す図である。図 1 7 に示される学習済みモデル 2 1 B は、学習済みモデル 2 1 A（図 1 2）と比較して、部分データ X_L の特徴量

50

及び部分データ X_R の特徴量の少なくとも一方に代えて標準正規分布 $N(0, I)$ からサンプルされた特徴量を用いることが可能となっている点において相違する。

【0084】

標準正規分布 $N(0, I)$ からサンプルされた特徴量を特徴量 Z_L 及び / 又は特徴量 Z_R として用いることで、部分データ X_L 及び / 又は部分データ X_R が入力されない場合でも、新規データを生成することができる。学習済みモデル 21B の学習は、先に説明した図 11 のステップ S14 で述べたように、標準正規分布 $N(0, I)$ からサンプルされた特徴量も生成器 G_ψ に入力することによって行われる。

【0085】

生成部 30 による新規データの生成手順は、学習済みモデル 21B の使用に適合するように変更される。先に説明した図 10 に示されるフローチャートでいうと、ステップ S2 において、部分データ X_L 及び / 部分データ X_R の特徴量を抽出する代わりに、標準正規分布 $N(0, I)$ から特徴量がサンプルされうる。

10

【0086】

学習済みモデル 21B を用いた場合の入力画面の例について、図 18 を参照して説明する。

【0087】

図 18 は、入力画面の例を示す図である。先に説明した図 2 と比較して、項目「シーケンス 1」及び項目「シーケンス 2」において、ファイルを選択する以外に、ファイル無しを選択することもできるようになっている。これらの選択結果も、入力部 10 (図 4) に入力される。項目「シーケンス 1」においてファイル無しが選択されると、特徴量 Z_L として、標準正規分布 $N(0, I)$ からサンプルされた特徴量が用いられる。項目「シーケンス 2」においてファイル無しが選択されると、特徴量 Z_R として、標準正規分布 $N(0, I)$ からサンプルされた特徴量が用いられる。その分、部分データの準備が不要となる。

20

【0088】

最後に、情報処理装置 1 のハードウェア構成について、図 19 を参照して説明する。

【0089】

図 19 は、情報処理装置のハードウェア構成の例を示す図である。この例では、情報処理装置 1 は、コンピュータ 1000 によって実現される。コンピュータ 1000 は、CPU 1100、RAM 1200、ROM (Read Only Memory) 1300、HDD (Hard Disk Drive) 1400、通信インターフェイス 1500、及び入出力インターフェイス 1600 を有する。コンピュータ 1000 の各部は、バス 1050 によって接続される。

30

【0090】

CPU 1100 は、ROM 1300 又は HDD 1400 に格納されたプログラムに基づいて動作し、各部の制御を行う。例えば、CPU 1100 は、ROM 1300 又は HDD 1400 に格納されたプログラムを RAM 1200 に展開し、各種プログラムに対応した処理を実行する。

【0091】

ROM 1300 は、コンピュータ 1000 の起動時に CPU 1100 によって実行される BIOS (Basic Input Output System) 等のブートプログラムや、コンピュータ 1000 のハードウェアに依存するプログラム等を格納する。

40

【0092】

HDD 1400 は、CPU 1100 によって実行されるプログラム、及び、かかるプログラムによって使用されるデータ等を非一時的に記録する、コンピュータが読み取り可能な記録媒体である。具体的には、HDD 1400 は、プログラムデータ 1450 の一例である本開示に係る情報処理プログラムを記録する記録媒体である。

【0093】

通信インターフェイス 1500 は、コンピュータ 1000 が外部ネットワーク 1550 (例えばインターネット) と接続するためのインターフェイスである。例えば、CPU 1100 は、通信インターフェイス 1500 を介して、他の機器からデータを受信したり、

50

CPU1100が生成したデータを他の機器へ送信したりする。

【0094】

入出力インターフェイス1600は、入出力デバイス1650とコンピュータ1000とを接続するためのインターフェイスである。例えば、CPU1100は、入出力インターフェイス1600を介して、キーボードやマウス等の入力デバイスからデータを受信する。また、CPU1100は、入出力インターフェイス1600を介して、ディスプレイやスピーカーやプリンタ等の出力デバイスにデータを送信する。また、入出力インターフェイス1600は、所定の記録媒体（メディア）に記録されたプログラム等を読み取るメディアインターフェイスとして機能してもよい。メディアとは、例えばDVD（Digital Versatile Disc）、PD（Phase change rewritable Disk）等の光学記録媒体、MO（Magneto-Optical disk）等の光磁気記録媒体、テープ媒体、磁気記録媒体、または半導体メモリ等である。

10

【0095】

例えば、コンピュータ1000が情報処理装置1として機能する場合、コンピュータ1000のCPU1100は、RAM1200上にロードされた情報処理プログラムを実行することにより、生成部30等の機能を実現する。また、HDD1400には、本開示に係るプログラム（記憶部20の情報処理プログラム22）、記憶部20内のデータが格納される。なお、CPU1100は、プログラムデータ1450をHDD1400から読み取って実行するが、他の例として、外部ネットワーク1550を介して、他の装置からこれらのプログラムを取得してもよい。

20

【0096】

上記実施形態では、複数の特徴量として、2つの特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R が用いられる例について説明した。ただし、3つ以上の特徴量が用いられてもよい。部分データの数も3以上であってよい。

【0097】

上記実施形態では、標準正規分布 $N(0, I)$ からサンプルされた特徴量を選択的に用いる形態（図17）において、特徴量 S も用いる例について説明した。ただし、特徴量 S を用いない形態（図6等）において、標準正規分布 $N(0, I)$ からサンプルされた特徴量を選択的に用いてもよい。

【0098】

上記実施形態では、音楽シーケンスを生成する例について説明した。ただし、これ以外にも、冒頭で述べたような、オーディオ等の音楽、文書、詩、プログラミング言語等の言語、DNA配列、画像等、あらゆるデータが生成されてよい。

30

【0099】

情報処理装置1の一部の機能は、情報処理装置1の外部（例えば外部サーバ）で実現されてもよい。その場合、情報処理装置1は、記憶部20及び生成部30の一部又は全部の機能を、外部サーバに備えていてよい。情報処理装置1が外部サーバと通信することにより、これまで説明した情報処理装置1の処理が同様に実現される。

【0100】

3. 効果

40

以上説明した実施形態は、例えば次のように特定される。図4、図6及び図10等を参照して説明したように、情報処理方法は、結合関係にない複数の特徴量（特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R ）と、学習済みモデル21とを用いて、変更された複数の特徴量（特徴量 Z'_L 及び特徴量 Z'_R ）から得られる新規データを生成する（ステップS2～ステップS5）。学習済みモデル21（の生成器 G_ψ ）は、複数の特徴量が入力されると、変更された複数の特徴量を出力する。

【0101】

上記の情報処理方法によれば、結合関係にない複数の特徴量と、学習済みモデルとを用いて新規データが生成される。結合関係にない複数の特徴量それぞれの準備は、例えば新規データと同程度のデータ量を有するデータの特徴量を準備するよりも容易な場合も少な

50

くない。したがって、データ準備負担を軽減することができる。また、変更された複数の特徴量は、変更前の複数の特徴量それぞれの特徴を残しつつ、変更前の各特徴量をそのまま結合するだけでは得られない斬新な特徴量となりうる。変更前の各特徴量をそのまま結合した場合に生じうる不連続性等の不自然さも低減されうる。

【0102】

図5、図6及び図9等を参照して説明したように、複数の特徴量は、新規データのデータ長よりも短いデータ長を有する部分データ（部分データ X_L 及び/又は部分データ X_R ）から抽出された特徴量（特徴量 Z_L 及び/又は特徴量 Z_R ）を含んでよい。複数の特徴量は、いずれも、新規データのデータ長よりも短いデータ長を有する部分データ（部分データ X_L 及び部分データ X_R ）から抽出された特徴量（特徴量 Z_L 及び/又は特徴量 Z_R ）であってもよく、この場合、新規データは、複数の特徴量それぞれに対応する部分データの合計データ長と同じデータ長を有してよい。これにより、部分データの準備負担を軽減することができる。生成される新規データは、部分データの特徴を残しつつ、変更前の部分データをそのまま結合するだけでは得られない斬新なデータとなりうる。各部分データをそのまま結合した場合に生じうる不連続性等の不自然さも低減されうる。

10

【0103】

図6等を参照して説明したように、学習済みモデル21（の生成器 G_ψ ）の出力結果と、学習済みモデル21（の生成器 G_ψ ）とを用いて、さらに変更された複数の特徴量から得られる新規データを生成してよい。これにより、新規データにおける融合度、例えば部分データ X'_L 及び部分データ X'_R の融合性をさらに高めることができる。

20

【0104】

図3及び図9等を参照して説明したように、生成した新規データと、学習済みモデル21（の生成器 G_ψ ）によって複数の特徴量に変更された回数（iteration数）とを対応付けて表示してよい。これにより、iterate数を確認し、例えば別のiterate数を用いた新規データの生成を行うことができる。

【0105】

図12等を参照して説明したように、複数の特徴量（特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R ）の変更の方向性を与える追加特徴量（特徴量 S ）も用いて、新規データを生成してよい。この場合に用いられる学習済みモデル21Aは、複数の特徴量及び追加特徴量が入力されると、変更された複数の特徴量（特徴量 Z'_L 及び特徴量 Z'_R ）を出力する。これにより、生成される新規データのスタイルにバリエーションを与えることができる。

30

【0106】

図16等を参照して説明したように、生成した新規データと、追加特徴量（特徴量 S ）によって与えられる変更の方向性とを対応づけて表示してよい。また、生成した新規データに対応する追加特徴量以外の前記追加特徴量を指定可能な態様で表示してよい。これにより、追加特徴量を用いたさらなる新規データの生成を行うことができる。

【0107】

図17等を参照して説明したように、複数の特徴量（特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R ）は、標準正規分布 $N(0, I)$ からサンプルされた特徴量を含んでよい。標準正規分布 $N(0, I)$ からサンプルされた特徴量を、新規データのデータ長よりも短いデータ長を有する部分データ（部分データ X_L 及び部分データ X_R ）から抽出された特徴量の代わりに用いてもよい。これにより、部分データ X_L 及び部分データ X_R が入力されない場合でも、新規データを生成することができる。したがって、データ準備負担をさらに軽減することができる。

40

【0108】

図4等を参照して説明した情報処理装置1も、本開示の一態様である。すなわち、情報処理装置1は、結合関係にない複数の特徴量（特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R ）と、学習済みモデル21とを用いて、変更された複数の特徴量（特徴量 Z'_L 及び特徴量 Z'_R ）から得られる新規データを生成する生成部30とを備える。また、図4及び図19等を参照して説明した情報処理プログラム22も、本開示の一態様である。すなわち、情報処理プロ

50

グラム 22 は、コンピュータ 1000 を機能させるための情報処理プログラムであって、結合関係にない複数の特徴量（特徴量 Z_L 及び特徴量 Z_R ）と、学習済みモデル 21 とを用いて、変更された複数の特徴量（特徴量 Z'_L 及び特徴量 Z'_R ）から得られる新規データを生成すること、をコンピュータ 1000 に実行させる。これらの情報処理装置 1 及び情報処理プログラム 22 によっても、上述の情報処理方法と同様に、データ準備負担を軽減することができる等の効果が奏される。

【0109】

なお、本開示に記載された効果は、あくまで例示であって、開示された内容に限定されない。他の効果があってもよい。

【0110】

以上、本開示の実施形態について説明したが、本開示の技術的範囲は、上述の実施形態そのままに限定されるものではなく、本開示の要旨を逸脱しない範囲において種々の変更が可能である。また、異なる実施形態及び変形例にわたる構成要素を適宜組み合わせてもよい。

【0111】

なお、本技術は以下のような構成も取ることができる。

(1)

結合関係にない複数の特徴量と、学習済みモデルとを用いて、変更された前記複数の特徴量から得られる新規データを生成し、

前記学習済みモデルは、前記複数の特徴量が入力されると、変更された前記複数の特徴量を出力する、
情報処理方法。

(2)

前記複数の特徴量は、前記新規データのデータ長よりも短いデータ長を有する部分データから抽出された特徴量を含む、

(1) に記載の情報処理方法。

(3)

前記複数の特徴量は、いずれも、前記新規データのデータ長よりも短いデータ長を有する部分データから抽出された特徴量であり、

前記新規データは、前記複数の特徴量それぞれに対応する部分データの合計データ長と同じデータ長を有する、

(1) 又は (2) に記載の情報処理方法。

(4)

前記学習済みモデルの出力結果と、前記学習済みモデルとを用いて、さらに変更された前記複数の特徴量から得られる前記新規データを生成する、

(1) ~ (3) のいずれかに記載の情報処理方法。

(5)

生成した前記新規データと、前記学習済みモデルによって前記複数の特徴量に変更された回数とを対応づけて表示する、

(4) に記載の情報処理方法。

(6)

前記複数の特徴量の変更の方向性を与える追加特徴量も用いて、前記新規データを生成し、

前記学習済みモデルは、前記複数の特徴量及び前記追加特徴量が入力されると、変更された前記複数の特徴量を出力する、

(1) ~ (5) のいずれかに記載の情報処理方法。

(7)

生成した前記新規データと、前記追加特徴量によって与えられる前記変更の方向性とを対応づけて表示する、

(6) に記載の情報処理方法。

10

20

30

40

50

(8)

生成した前記新規データを表示するとともに、表示されている前記新規データに対応する前記追加特徴量以外の前記追加特徴量を指定可能な態様で表示する、

(6) 又は (7) に記載の情報処理方法。

(9)

前記複数の特徴量は、標準正規分布からサンプルされた特徴量を含む、

(1) ~ (8) のいずれかに記載の情報処理方法。

(1 0)

前記標準正規分布からサンプルされた特徴量を、前記新規データのデータ長よりも短いデータ長を有する部分データから抽出された特徴量の代わりに用いる、

(9) に記載の情報処理方法。

10

(1 1)

結合関係にない複数の特徴量と、学習済みモデルとを用いて、変更された前記複数の特徴量から得られる新規データを生成する生成部を備え、

前記学習済みモデルは、前記複数の特徴量が入力されると、変更された前記複数の特徴量を入力する、

情報処理装置。

(1 2)

コンピュータを機能させるための情報処理プログラムであって、

結合関係にない複数の特徴量と、学習済みモデルとを用いて、変更された前記複数の特徴量から得られる新規データを生成すること、

を前記コンピュータに実行させ、

前記学習済みモデルは、前記複数の特徴量が入力されると、変更された前記複数の特徴量を入力する、

情報処理プログラム。

20

【符号の説明】

【 0 1 1 2 】

1 情報処理装置

1 a 表示画面

1 0 入力部

2 0 記憶部

2 1 学習済みモデル

2 2 情報処理プログラム

3 0 生成部

4 0 出力部

30

40

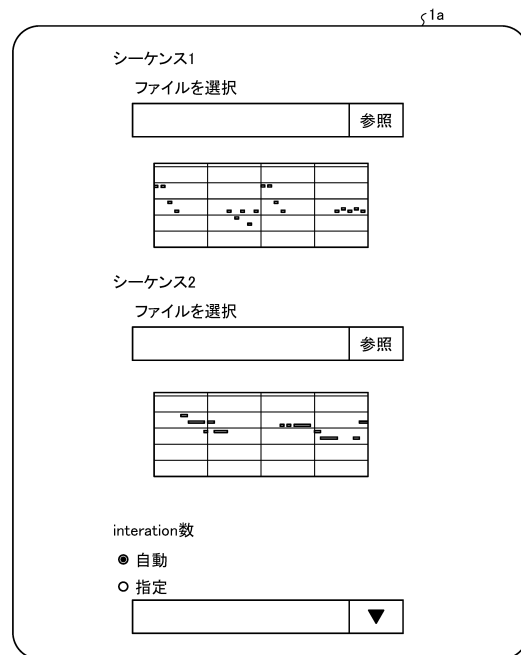
50

【図面】

【 図 1 】



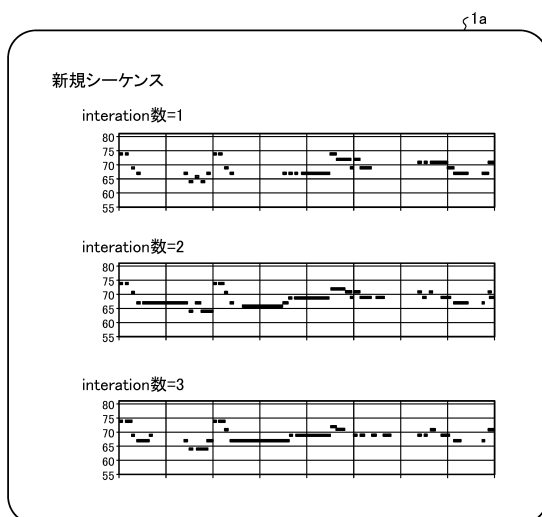
【圖 2】



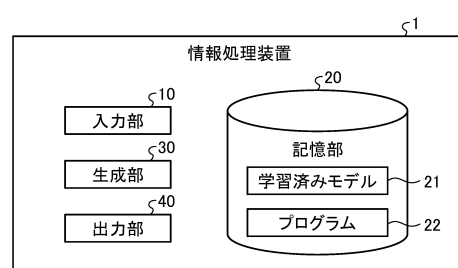
10

20

【 図 3 】



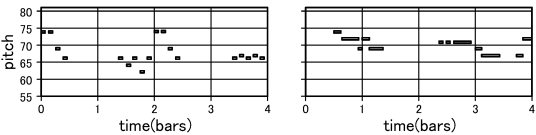
【圖 4】



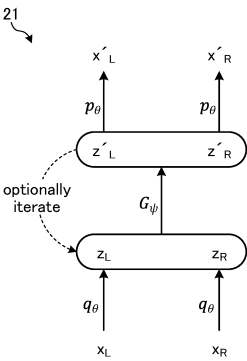
30

40

【 5 】

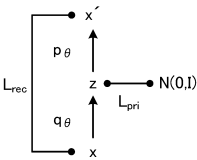


【 6 】

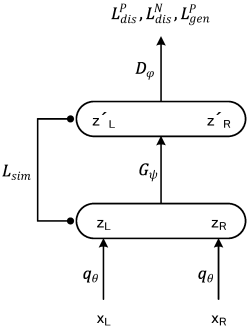


10

【 7 】



【 8 】



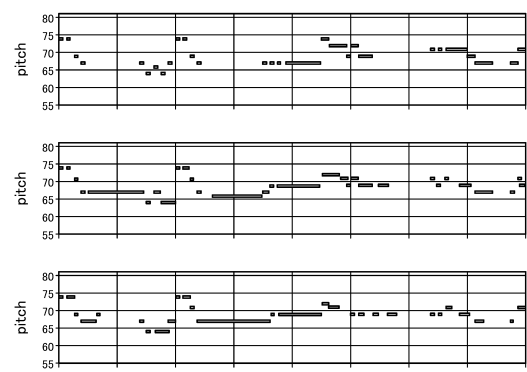
20

30

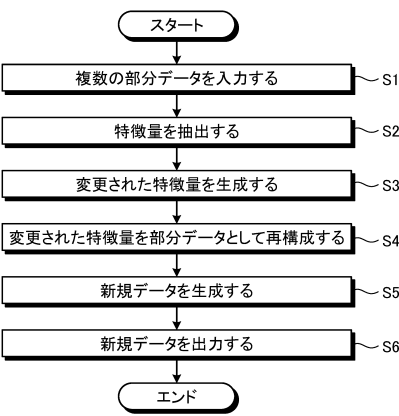
40

50

【図 9】



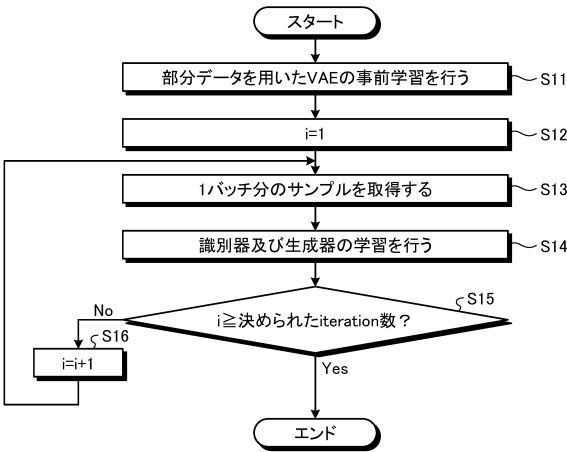
【図 10】



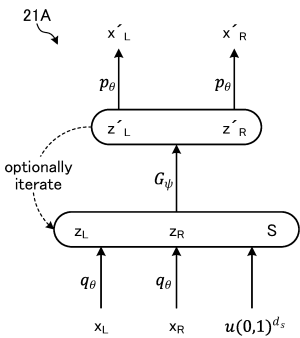
10

20

【図 11】



【図 12】

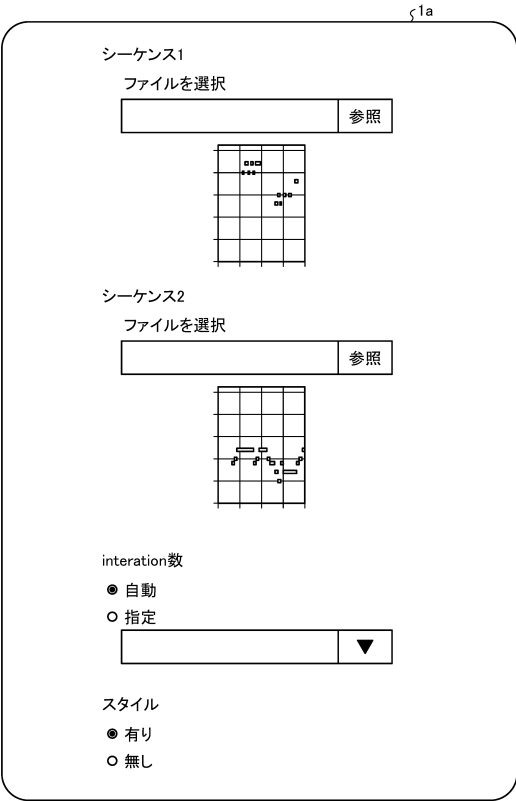


30

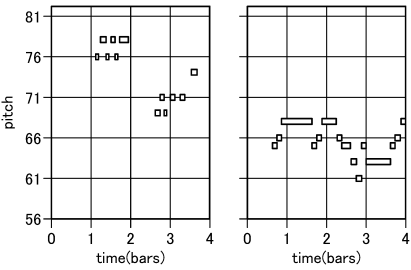
40

50

【図 1 3】



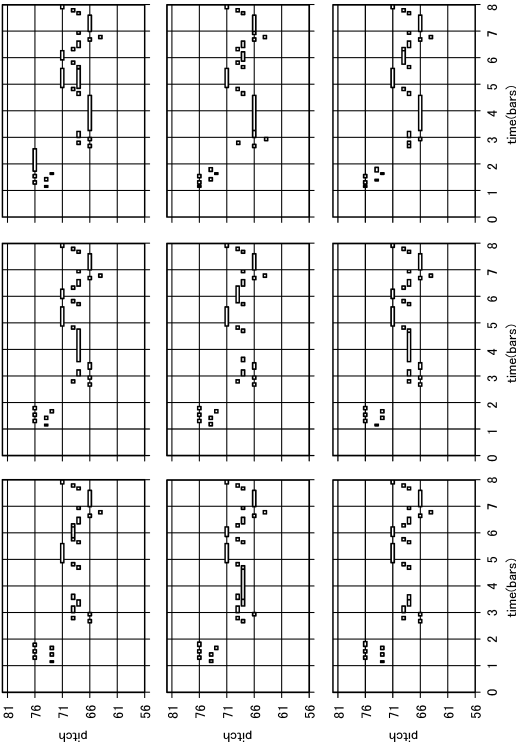
【図 1 4】



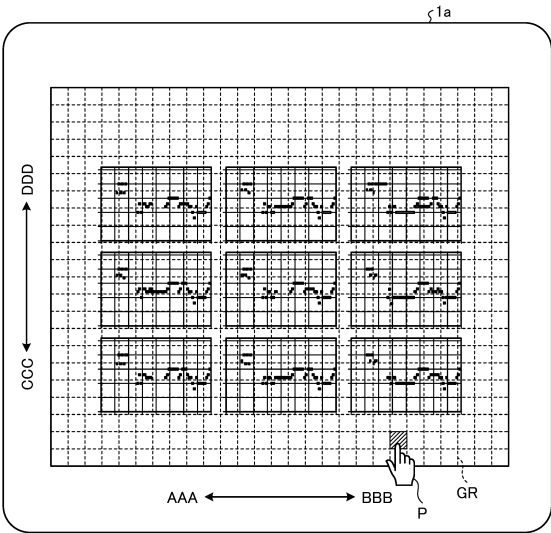
10

20

【図 1 5】



【図 1 6】

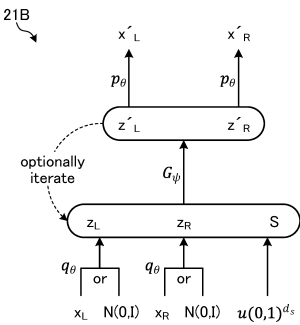


30

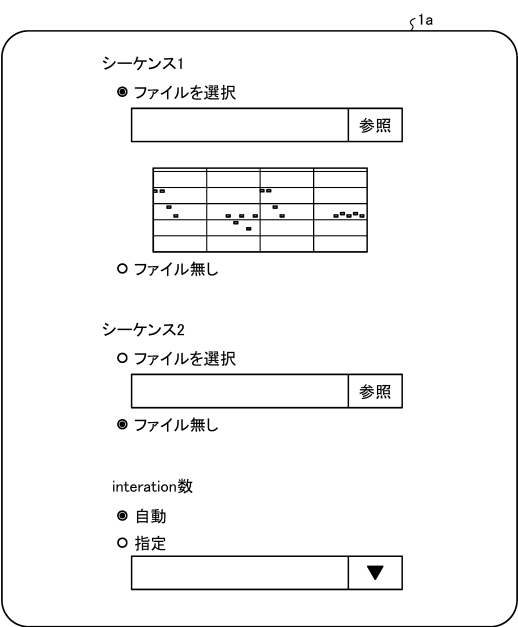
40

50

【図 1 7】



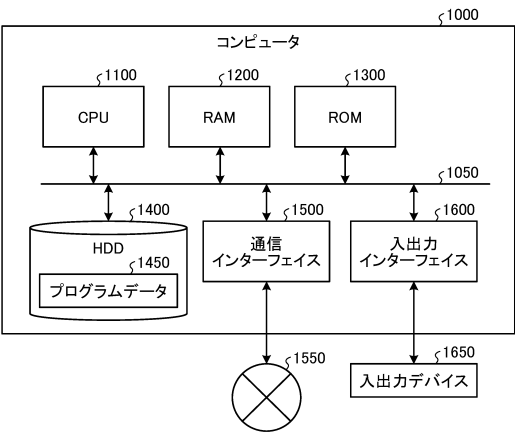
【図 1 8】



10

20

【図 1 9】



30

40

50

フロントページの続き

(56)参考文献 特開 2 0 0 2 - 0 3 2 0 7 7 (J P , A)
佐々木 真菜, ほか, メロディの自動補間によるメロディ編集手法の検討, 情報処理学会研究報告 音声言語情報処理 (S L P), 2018年06月16日, Vol. 2018-SLP-122 No. 24
GINO, B., et al. , MIDI-VAE: Modeling Dynamics and Instrumentation of Music with Applications to Style Transfer , [online], , 2018年09月20日, [検索日 2024.06.20], Internet: URL: <https://arxiv.org/pdf/1809.07600.pdf>
JUNYAN, J., et al , Stylistic Melody Generation with Conditional Variational Auto-Encoder , [online] , 2019年, [検索日 2024.06.20], Internet: URL: <https://sailinglab.github.io/pgm-spring-2019/assets/project/final-reports/project8.pdf>
ADAM, R., et al. , MusicVAE: Creating a palette for musical scores with machine learning , [online] , 2018年03月15日 , [検索日 2024.06.20], Internet: URL: <https://magenta.tensorflow.org/music-vae>
Style Transfer for Creative Art , [online], Internet Archive , 2019年05月29日 , [検索日 2024.06.20], Internet: URL:<https://web.archive.org/web/20190529204812/http://wolfram.com/language/12/machine-learning-for-images/style-transfer-for-creative-art.html>
映像をゴッホなどの画風にリアルタイムで変化させる技術をGoogleが開発中 , [online], Gigazine , 2016年10月27日 , [検索日 2024.06.20], Internet: URL:<https://gigazine.net/news/20161027-style-transfer-pastiche/>
杉山 普, ほか, Variational Autoencoderによる話者ベクトル空間の構築とそれに基づくパラレルデータフリー話者変換, 情報処理学会 研究報告 音楽情報科学 (M U S) , 2018年06月16日 , Vol. 2018-MUS-119 No.28
(58)調査した分野 (Int.Cl. , D B 名)
G 0 6 N 2 0 / 0 0