

(19)日本国特許庁(JP)

## (12)特許公報(B2)

(11)特許番号  
特許第7482551号  
(P7482551)

(45)発行日 令和6年5月14日(2024.5.14)

(24)登録日 令和6年5月2日(2024.5.2)

(51)国際特許分類 F I  
G 0 6 T 7/00 (2017.01) G 0 6 T 7/00 3 5 0 C

請求項の数 12 (全33頁)

(21)出願番号	特願2022-500453(P2022-500453)	(73)特許権者	504176911 国立大学法人大阪大学 大阪府吹田市山田丘1番1号
(86)(22)出願日	令和3年2月10日(2021.2.10)	(74)代理人	100109210 弁理士 新居 広守
(86)国際出願番号	PCT/JP2021/005052	(72)発明者	内藤 智之 大阪府吹田市山田丘1番1号 国立大学 法人大阪大学内
(87)国際公開番号	WO2021/162055	(72)発明者	今井 亮太 大阪府吹田市山田丘1番1号 国立大学 法人大阪大学内
(87)国際公開日	令和3年8月19日(2021.8.19)	審査官	真木 健彦
審査請求日	令和6年2月5日(2024.2.5)		
(31)優先権主張番号	特願2020-21509(P2020-21509)		
(32)優先日	令和2年2月12日(2020.2.12)		
(33)優先権主張国・地域又は機関	日本国(JP)		

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 心的イメージ可視化方法、心的イメージ可視化装置及びプログラム

## (57)【特許請求の範囲】

## 【請求項1】

特徴を学習するための特徴学習用画像のデータセットを用いて学習されたDNN(Deep Neural Networks)に、前記特徴学習用画像に写る対象物と同一のカテゴリで異なる対象物が写る複数のサンプル画像を生成させるステップと、

前記DNNに、前記複数のサンプル画像を入力するステップと、

前記複数のサンプル画像それぞれの特徴ベクトルであって、前記DNNにより、対応するサンプル画像がn次元(nは100以上の整数)のベクトルに変換された特徴ベクトルを、前記DNNから取得するステップとを含み、

前記特徴ベクトルは、心的イメージを示す画像を生成するために用いられる、

心的イメージ可視化方法。

10

## 【請求項2】

さらに、

前記複数のサンプル画像に対する心理学的逆相関法による感性評価の結果に従って、前記複数のサンプル画像に対応する特徴ベクトルを重み付き加算平均して第1特徴ベクトルを得るステップと、

前記DNNを用いて、前記第1特徴ベクトルから前記心的イメージを示す画像を生成するステップとを含む、

請求項1に記載の心的イメージ可視化方法。

## 【請求項3】

20

前記DNNは、styleGAN (A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks) で構成され、

前記取得するステップでは、前記styleGANのマッピングネットワークの出力を取得することで、前記特徴ベクトルを取得し、

前記生成するステップでは、前記styleGANの合成ネットワークに前記第1特徴ベクトルを入力することで前記合成ネットワークに前記心的イメージを示す画像を生成させる、

請求項2に記載の心的イメージ可視化方法。

【請求項4】

さらに、

前記複数のサンプル画像に対する心理学的逆相関法による感性評価の結果に従って、前記複数のサンプル画像に対応する特徴ベクトルに重み付けした特徴ベクトルの分散共分散行列を、STC (Spike-triggered covariance) 分析により算出するステップと、

算出した前記分散共分散行列に対して特異値分解を実行して複数の固有値を得るステップと、

前記複数の固有値のうち、少なくとも2つの固有値を選択するステップと、

前記少なくとも2つの固有値のいずれかをそれぞれを有する少なくとも2つの固有ベクトルを導出するステップと、

前記DNNを用いて、前記少なくとも2つの固有ベクトルから、前記心的イメージを構成する前記少なくとも2つのサブ心的イメージであって互いに直交性を仮定するサブ心的イメージを示す画像を生成するステップとを含む、

請求項1に記載の心的イメージ可視化方法。

【請求項5】

さらに、

前記複数のサンプル画像に対する心理学的逆相関法による感性評価の結果に従って、前記複数のサンプル画像に対応する特徴ベクトルに重み付けした特徴ベクトルにDMD (Dynamic Mode Decomposition) を適用することで、複数の固有値を得るステップと、

前記複数の固有値のうちから少なくとも2つの固有値を選択して、前記少なくとも2つの固有値のいずれかをそれぞれを有する少なくとも2つの固有ベクトルを得るステップと、

前記DNNを用いて、前記少なくとも2つの固有ベクトルから、前記心的イメージを構成する前記少なくとも2つのサブ心的イメージであって互いに直交性を仮定しないサブ心的イメージを示す画像を生成するステップとを含む、

請求項1に記載の心的イメージ可視化方法。

【請求項6】

前記DNNは、styleGAN (A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks) で構成され、

前記取得するステップでは、前記styleGANのマッピングネットワークの出力を取得することで、前記特徴ベクトルを取得し、

前記生成するステップでは、前記styleGANの生成器に前記少なくとも2つの固有ベクトルを入力することで前記生成器に前記少なくとも2つのサブ心的イメージを示す画像を生成させる、

請求項4または5に記載の心的イメージ可視化方法。

【請求項7】

さらに、心理学的逆相関法を用いて用意された複数の画像と、前記心的イメージを持つ対象者が行った前記複数の画像に対する前記感性評価の結果とで構成される学習用データセットを用いて学習されたDCNN (Deep Convolution Neural Networks) に、前記複数のサンプル画像それぞれを入力し、前記複数のサンプル画像に対する前記感性評価の結果を予測させることにより、前記複数のサンプル画像に対する心理学的逆相関法による感性評価の結果を取得するステップを含む、

請求項2～6のいずれか1項に記載の心的イメージ可視化方法。

10

20

30

40

50

**【請求項 8】**

前記 D C N N は、  
事前学習済の C N N ( Convolution Neural Networks ) と、  
前記 C N N の後段に設けられた 1 層以上の畳み込み層と、  
前記 1 層以上の畳み込み層の後段に設けられた G A P ( Global Average Pooling ) 層  
とで構成され、  
前記 C N N は、複数の畳み込み層と複数のプーリング層とを有する、  
請求項 7 に記載の心的イメージ可視化方法。

**【請求項 9】**

心的イメージ可視化方法を実行するためのプログラムであって、  
特徴を学習するための特徴学習用画像のデータセットを用いて学習された D N N ( Deep  
Neural Networks ) に、前記特徴学習用画像に写る対象物と同一のカテゴリで異なる対象  
物が写る複数のサンプル画像を生成させるステップと、  
前記 D N N に、前記複数のサンプル画像を入力するステップと、  
前記複数のサンプル画像それぞれの特徴ベクトルであって、前記 D N N により、対応す  
るサンプル画像が  $n$  次元 (  $n$  は 1 0 0 以上の整数 ) のベクトルに変換された特徴ベクトル  
を、前記 D N N から取得するステップとを含み、  
前記特徴ベクトルは、心的イメージを示す画像を生成するために用いられる、  
プログラム。

10

**【請求項 1 0】**

特徴を学習するための特徴学習用画像のデータセットを用いて学習された D N N ( Deep  
Neural Networks ) と、  
前記 D N N に生成させた複数のサンプル画像であって前記特徴学習用画像に写る対象物  
と同一のカテゴリで異なる対象物が写る複数のサンプル画像を取得する取得部と、  
前記複数のサンプル画像を前記 D N N に入力する入力部と、を備え、  
前記取得部は、前記複数のサンプル画像それぞれの特徴ベクトルであって、前記 D N N  
により、対応するサンプル画像が、  $n$  次元 (  $n$  は 1 0 0 以上の整数 ) のベクトルに変換さ  
れた特徴ベクトルを、前記 D N N から取得し、  
前記特徴ベクトルは、心的イメージを示す画像を生成するために用いられる、  
心的イメージ可視化装置。

20

30

**【請求項 1 1】**

請求項 1 ~ 8 のいずれか 1 項に記載の心的イメージ可視化方法における前記 D N N の潜  
在空間を取得するステップと、  
複数のレコメンド候補画像それぞれを、前記 D N N の潜在空間内に embedding するステ  
ップと、  
前記 D N N の潜在空間内における前記心的イメージの位置と、 embedding した前記複数  
のレコメンド候補画像それぞれの位置との距離を算出するステップと、  
前記複数のレコメンド候補画像のうち、算出された前記距離のうち閾値以下の距離に対  
応する 1 以上のレコメンド候補画像を、前記心的イメージを持つ対象者に提示するステッ  
プとを含む、  
レコメンド方法。

40

**【請求項 1 2】**

請求項 1 0 に記載の心的イメージ可視化装置における前記 D N N と、  
複数のレコメンド候補画像それぞれを、前記 D N N の潜在空間内に embedding する Em  
bedding 実行部と、  
前記 D N N の潜在空間内における前記心的イメージの位置と、 embedding した前記複数  
のレコメンド候補画像それぞれの位置との距離を算出する距離算出部と、  
前記複数のレコメンド候補画像のうち、算出された前記距離のうち閾値以下の距離に対  
応する 1 以上のレコメンド候補画像を、前記心的イメージを持つ対象者に提示する提示部  
とを備える、

50

レコメンドシステム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本開示は、心的イメージ可視化方法、心的イメージ可視化装置及びプログラムに関する。

【背景技術】

【0002】

人は、心の中に存在する心的イメージと眼前のイメージ（視覚対象）との比較から感性判断を行うことが知られている。ここで、感性は、外界からの刺激を受け止める感覚的能力であり、視覚対象を観察した際に人が感じる特定の価値判断を伴う感覚である。心的イ  
10

【0003】

例えば、非特許文献1には、心的イメージを可視化する技術が開示されている。非特許文献1によれば、用意した顔画像であるベース画像にランダムなノイズを付加して種々の顔画像を得る。そして、心理学的逆相関法を利用して、種々の顔画像から、被験者が持つ人種の顔イメージに近い顔画像を選択することで、被験者の顔による人種判断に関する心的イメージを可視化する技術が開示されている。なお、心理学的逆相関法は、例えば美しいなど、ある感性が生じた際に提示されていた刺激が何であったかという関係性に注目することで、当該感性を生じさせることに寄与する画像特徴が何であるかを可視化する技術  
20

【先行技術文献】

【非特許文献】

【0004】

【文献】Visualising mental representations: A primer on noise-based reverse correlation in social psychology、L Brinkman, A Todorov, R Dotsch European Review of Social Psychology 28 (1), 333-361

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0005】

しかしながら、非特許文献1に開示される技術では、ベース画像にランダムなノイズを付加して得た種々の顔画像は、ベース画像から派生した画像である。つまり、種々の顔画像は、用意されたベース画像に強く規定される。このため、種々の顔画像から選択された顔画像は、選択した人の心的イメージに近いものの異なる可能性がある。また、非特許文献1に開示される技術では、用意されるベース画像は、データベースから取得した顔画像を平均化して得た顔画像であるものの、低品質であるという課題もある。  
30

【0006】

本開示は、上述の事情を鑑みてなされたもので、ヒトの心的イメージをより高品質な画像で可視化することができる心的イメージ可視化方法、心的イメージ可視化装置及びプログラムを提供することを目的とする。

【課題を解決するための手段】

【0007】

上記課題を解決するために、本開示の一態様に係る心的イメージ可視化方法は、特徴を学習するための特徴学習用画像のデータセットを用いて学習されたDNN（Deep Neural Networks）に、前記特徴学習用画像に写る対象物と同一のカテゴリで異なる対象物が写る複数のサンプル画像を生成させるステップと、前記DNNに、前記複数のサンプル画像を入力するステップと、前記複数のサンプル画像それぞれの特徴ベクトルであって、前記DNNにより、対応するサンプル画像がn次元（nは100以上の整数）のベクトルに変換された特徴ベクトルを、前記DNNから取得するステップとを含み、前記特徴ベクトルは、心的イメージを示す画像を生成するために用いられる。  
40

【0008】

また、上記課題を解決するために、本開示の一形態に係る心的イメージ可視化装置は、特徴を学習するための特徴学習用画像のデータセットを用いて学習されたDNN(Deep Neural Networks)と、前記DNNに生成させた複数のサンプル画像であって前記特徴学習用画像に写る対象物と同一のカテゴリで異なる対象物が写る複数のサンプル画像を取得する取得部と、前記複数のサンプル画像を前記DNNに入力する入力部と、を備え、前記取得部は、前記複数のサンプル画像それぞれの特徴ベクトルであって、前記DNNにより、対応するサンプル画像が、 $n$ 次元( $n$ は100以上の整数)のベクトルに変換された特徴ベクトルを、前記DNNから取得し、前記特徴ベクトルは、心的イメージを示す画像を生成するために用いられる。

【0009】

10

なお、これらの全般的または具体的な態様は、システム、方法、集積回路、コンピュータプログラムまたはコンピュータで読み取り可能なCD-ROMなどの記録媒体で実現されてもよく、システム、方法、集積回路、コンピュータプログラム及び記録媒体の任意な組み合わせで実現されてもよい。

【発明の効果】

【0010】

本開示の心的イメージ可視化方法等によれば、ヒトの心的イメージをより高品質な画像で可視化することができる。

【図面の簡単な説明】

【0011】

20

【図1】図1は、実施の形態1に係る心的イメージ可視化装置の構成の一例を示すブロック図である。

【図2】図2は、styleGANのGenerator部分の構造を示す図である。

【図3A】図3Aは、実施の形態1に係るサンプル画像の一例を示す図である。

【図3B】図3Bは、図3Aに示すサンプル画像の特徴ベクトルの一例を示す図である。

【図4】図4は、実施の形態1に係る心的イメージ可視化装置の機能をソフトウェアにより実現するコンピュータのハードウェア構成の一例を示す図である。

【図5】図5は、実施の形態1に係る心的イメージ可視化装置の動作を示すフローチャートである。

【図6】図6は、実施の形態1に係る2つのサンプル画像の特徴ベクトルの加算平均により得られる画像を示す図である。

30

【図7】図7は、実施の形態2に係る心的イメージ可視化システムの構成の一例を示すブロック図である。

【図8】図8は、図7に示すDCNNのネットワーク構造の一例を示す図である。

【図9】図9は、図8に示すDCNNの学習方法を説明するための図である。

【図10】図10は、実施の形態2に係る複数のサンプル画像に対する感性評価の結果の一例を示す図である。

【図11A】図11Aは、実施の形態2に係る加算平均部により算出された第1特徴ベクトルの一例を示す図である。

【図11B】図11Bは、図11Aに示す第1特徴ベクトルから生成された心的イメージを示す画像を示す図である。

40

【図12】図12は、実施の形態1及び2に係る美醜評価での心的イメージ可視化方法の全体像を示す図である。

【図13】図13は、実施の形態2の変形例1に係る心的イメージ可視化システムの構成の一例を示すブロック図である。

【図14】図14は、実施の形態2の変形例1に係る次元圧縮処理部の詳細構成の一例を示すブロック図である。

【図15】図15は、実施の形態2の変形例1に係る心的イメージ可視化システムの動作例を概観的に示す図である。

【図16A】図16Aは、図15に示す動作例に係る特異値分解を実行して得た複数の固

50

有値をランク順に並べたグラフの一例を示す図である。

【図 1 6 B】図 1 6 B は、図 1 6 A に示す表を用いてサブ心的イメージを示す画像と心的イメージを示す画像との関係を説明するための図である。

【図 1 7】図 1 7 は、実施の形態 2 の変形例 2 に係る次元圧縮処理部の詳細構成の一例を示すブロック図である。

【図 1 8】図 1 8 は、実施の形態 3 に係るレコメンドシステムの構成の一例を示すブロック図である。

【図 1 9】図 1 9 は、実施の形態 3 に係る心的イメージ或いはサブ心的イメージの一例を示す図である。

【図 2 0】図 2 0 は、実施の形態 3 に係る潜在空間の一例と、心的イメージ或いはサブ心的イメージの位置を示す図である。

10

【図 2 1】図 2 1 は、実施の形態 3 に係る潜在空間内における心的イメージ或いはサブ心的イメージの位置と 1 つのレコメンド候補画像の位置との距離の一例を示す図である。

【図 2 2 A】図 2 2 A は、実施の形態 3 に係るレコメンド画像生成 UI により提示されるレコメンド候補画像の一例を示す図である。

【図 2 2 B】図 2 2 B は、実施の形態 3 に係るレコメンド画像生成 UI により提示されるレコメンド候補画像の一例を示す図である。

【図 2 2 C】図 2 2 C は、実施の形態 3 に係るレコメンド画像生成 UI により提示されるレコメンド候補画像の一例を示す図である。

【図 2 3 A】図 2 3 A は、実施の形態 3 に係るレコメンドシステムの心的イメージ或いはサブ心的イメージの取得方法の一例を示す図である。

20

【図 2 3 B】図 2 3 B は、実施の形態 3 に係る対象者が評価するサンプル画像の提示と評価方法の一例を示す図である。

【発明を実施するための形態】

【0012】

以下で説明する実施の形態は、いずれも本開示の一具体例を示すものである。従って、以下の実施の形態で示される数値、形状、材料、構成要素、構成要素の配置及び接続形態等は、一例であって本開示を限定する主旨ではない。また、以下の実施の形態における構成要素のうち、本開示の一形態に係る実現形態を示す独立請求項に記載されていない構成要素については、任意の構成要素として説明される。本開示の実現形態は、現行の独立請求項に限定されるものではなく、他の独立請求項によっても表現され得る。

30

【0013】

(実施の形態 1)

以下では、図面を参照しながら、実施の形態 1 について説明する。

【0014】

[ 1 . 心的イメージ可視化装置 1 ]

図 1 は、実施の形態 1 に係る心的イメージ可視化装置 1 の構成の一例を示すブロック図である。心的イメージ可視化装置 1 は、DNN (Deep Neural Networks) を用いたコンピュータ等で実現される。より具体的には、心的イメージ可視化装置 1 は、DNN 10 を用いて複数のサンプル画像を生成する。また、心的イメージ可視化装置 1 は、DNN 10 を用いて、生成した複数のサンプル画像それぞれの特徴ベクトルを取得する。なお、以下では、サンプル画像は、例えば顔画像であり、心的イメージは、顔の美醜に関するものとして説明するがこれに限らない。例えば、サンプル画像は、自動車の外観を示す画像であってもよいし、家屋の外観を示す画像であってもよいし、商品を示す画像であってもよい。同様に、心的イメージは、感性形容詞に関するものであれば、顔の美醜に関するものでなくてよい。例えば心的イメージは、自動車の外観のよし悪しに関するものであってもよいし、家屋の外観のよし悪しに関するものであってもよいし、商品のよし悪しに関するものであってもよい。また現代的である、日本的である、など任意の形容詞を感性形容詞として使用可能である。

40

【0015】

50

本実施の形態では、心的イメージ可視化装置 1 は、図 1 に示すように、DNN 10 と、取得部 11 と、入力部 12 とを備える。以下、それぞれの構成要素の詳細について説明する。

【0016】

[ 1 - 1 . DNN 10 ]

DNN 10 は、特徴を学習するための特徴学習用画像のデータセットを用いて学習された多層ニューラルネットワークで構成される。DNN 10 は、特徴学習用画像に写る対象物と同一のカテゴリで異なる対象物が写る複数のサンプル画像を生成する。特徴学習用画像のデータセットは、既存のデータベース等から取得される種々の顔画像を含むデータセットでもよいし、自ら作成した種々の顔画像を含むデータセットでもよい。

10

【0017】

DNN 10 は、入力部 12 により複数のサンプル画像が入力されると、複数のサンプル画像それぞれの特徴ベクトルであって、対応するサンプル画像が  $n$  次元 ( $n$  は 100 以上の整数) のベクトルに変換された特徴ベクトルを生成する。 $n$  次元の特徴ベクトルは、心的イメージを示す画像を生成するために用いられる。

【0018】

ここで、DNN 10 は、例えば `styleGAN (A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks)` で構成されてもよい。なお、DNN 10 は、複数のサンプル画像を生成でき、さらに、入力したサンプル画像の  $n$  次元の特徴ベクトルを生成できるのであれば、`styleGAN` で構成される場合に限らず、他のGANまたは他の多層ニューラルネットワークで構成されていてもよい。

20

【0019】

< styleGAN >

`styleGAN` は、GAN (Generative Adversarial Networks) の 1 種であり、例えば  $1024$  画素  $\times$   $1024$  画素の高解像度の画像を生成することができる。また、`styleGAN` は、人物画像を生成する場合、人物画像の大局的な属性 (顔の輪郭、眼鏡の有無など) から局所的な属性 (しわ、肌質など) までを切り分けて制御した上で生成することができる。ここで、GAN は、学習用のデータを学習し、学習したデータと似たような新しいデータを生成するモデル (生成モデル) の一種である。換言すると、GAN は、Generator と Discriminator という 2 つのネットワークを有し、2 つのネットワークを競わせながら学習させるアーキテクチャであり、正解データを与えることなく特徴を学習する (教師なし学習を行う)。GAN は、データから特徴を学習することで、実在しないデータを生成したり、存在するデータに沿って変換したりすることができる。

30

【0020】

図 2 は、`styleGAN` の Generator 部分の構造を示す図である。

【0021】

`styleGAN` の Generator は、図 2 に示すようにマッピングネットワーク (Mapping network f) と、合成ネットワーク (Synthesis Network g) とで構成される。

【0022】

マッピングネットワークは、複数層 (図では 8 層) の全結合層 (前層と後層のニューロンが全て接続されている層) から構成されるネットワークである。マッピングネットワークの出力は、入力レイヤと同じサイズ ( $512 \times 1$ ) となっている。マッピングネットワークは、入力されたベクトル (潜在変数  $z$ ) を別の空間 (中間的な潜在空間  $W$ ) へと写像することで、中間潜在変数  $w$  ( $w \in W$ ) とも称される中間ベクトルを獲得する。

40

【0023】

合成ネットワークは、複数層 (図では 18 層) から構成されるネットワークである。合成ネットワークの最終レイヤの出力は、RGB に変換される。合成ネットワークは、AdaIN (Adaptive Instance Normalization) と、畳み込み層とを有する。

【0024】

ここで、人物画像の髪、シワなどの局所的な属性は、確率的とみなせる細部の局所的な

50

特徴として扱うことができることが知られている。合成ネットワークでは、各畳み込み層の直後に、ピクセル単位のノイズを直接加えることで、上記の局所的な特徴を制御する。AdaINは、各畳み込み層の出力にノイズが加えられて制御されたベクトルと、マッピングネットワークによって得られた中間ベクトルに対してアフィン変換が施されて得た画像用のベクトルとを合成させる。AdaINの処理は、各解像度スケール(4×4、8×8、・・・)の畳み込み層の出力に対して行われる。AdaINの処理は、特徴マップ単位(チャンネル単位)での正規化処理になっている。このように、AdaINの処理を行うことで、解像度スケール(4×4、8×8、・・・)毎に、画像全体にわたって大局的な属性(画像のスタイル)を変化させることができる。

#### 【0025】

図3Aは、実施の形態1に係るサンプル画像の一例を示す図である。図3Bは、図3Aに示すサンプル画像の特徴ベクトルの一例を示す図である。なお、図3Aに示されるサンプル画像は、グレースケールで表現されているが、これに限らずカラーで表現されていてもよく、同様のことが言える。

#### 【0026】

本実施の形態では、顔画像の特徴を学習するための複数の顔画像を特徴学習用画像として構成されるデータセットを用いて、DNN10を学習させる。これにより、DNN10は、styleGANのGeneratorを用いて、例えば顔画像である複数のサンプル画像を生成することができる。例えばDNN10は、図3Aに示すように、実在しない女性の顔画像を、サンプル画像として生成することができる。

#### 【0027】

ここで、顔画像の特徴を学習するための複数の顔画像を特徴学習用画像として構成されるデータセットを用いてstyleGANを学習させる。この場合において、学習済のstyleGANのマッピングネットワークに、特徴学習用画像と異なる顔画像を入力したとき、中間ベクトルとして、512次元のベクトルに変換された特徴ベクトルを獲得できることを見出した。換言すると、styleGANのマッピングネットワークは、例えば512画素×512画素または1024画素×1024画素などで構成される画像を512次元の特徴ベクトルに変換するニューラルネットワークとして機能することを見出した。

#### 【0028】

このため、DNN10は、生成した複数のサンプル画像のうちの一つのサンプル画像が入力されると、styleGANのGeneratorの一部すなわちマッピングネットワークを用いて、当該サンプル画像が512次元のベクトルに変換された特徴ベクトルを生成する。例えば、DNN10は、図3Aに示すサンプル画像から、図3Bに示す512次元の特徴ベクトルを生成することができる。

#### 【0029】

##### [1-2.取得部11]

取得部11は、入力部12によりDNN10に入力されたサンプル画像の特徴ベクトルをDNNから取得する。取得部11は、DNN10がstyleGANで構成される場合、styleGANのマッピングネットワークの出力を取得することで、特徴ベクトルを取得する。

#### 【0030】

##### [1-3.入力部12]

入力部12は、DNN10に、複数のサンプル画像を入力する。本実施の形態では、入力部12は、取得部11から出力されたサンプル画像を、DNN10に入力する。

#### 【0031】

##### [1-4.ハードウェア構成]

次に、本実施の形態に係る心的イメージ可視化装置1のハードウェア構成について、図4を用いて説明する。図4は、本実施の形態に係る心的イメージ可視化の機能をソフトウェアにより実現するコンピュータ1000のハードウェア構成の一例を示す図である。

#### 【0032】

10

20

30

40

50

コンピュータ1000は、図4に示すように、入力装置1001、出力装置1002、CPU及びGPU1003、内蔵ストレージ1004、RAM1005、読取装置1007、送受信装置1008及びバス1009を備えるコンピュータである。入力装置1001、出力装置1002、CPU及びGPU1003、内蔵ストレージ1004、RAM1005、読取装置1007及び送受信装置1008は、バス1009により接続される。

【0033】

入力装置1001は入力ボタン、タッチパッド、タッチパネルディスプレイなどといったユーザインタフェースとなる装置であり、ユーザの操作を受け付ける。なお、入力装置1001は、ユーザの接触操作を受け付ける他、音声での操作、リモコン等での遠隔操作を受け付ける構成であってもよい。

【0034】

内蔵ストレージ1004は、フラッシュメモリなどである。また、内蔵ストレージ1004は、心的イメージ可視化装置1の機能を実現するためのプログラム、及び、心的イメージ可視化装置1の機能構成を利用したアプリケーションの少なくとも一方が、予め記憶されている。

【0035】

RAM1005は、ランダムアクセスメモリ(Random Access Memory)であり、プログラムまたはアプリケーションの実行に際してデータ等の記憶に利用される。

【0036】

読取装置1007は、USB(Universal Serial Bus)メモリなどの記録媒体から情報を読み取る。読取装置1007は、上記のようなプログラムやアプリケーションが記録された記録媒体からそのプログラムやアプリケーションを読み取り、内蔵ストレージ1004に記憶させる。

【0037】

送受信装置1008は、無線または有線で通信を行うための通信回路である。送受信装置1008は、例えばネットワークに接続されたサーバ装置と通信を行い、サーバ装置から上記のようなプログラムやアプリケーションをダウンロードして内蔵ストレージ1004に記憶させる。

【0038】

CPU及びGPU1003は、中央演算処理装置(Central Processing Unit)とグラフィックスプロセッシングユニット(Graphics Processing Unit)であり、内蔵ストレージ1004に記憶されたプログラム、アプリケーションをRAM1005にコピーし、そのプログラムやアプリケーションに含まれる命令をRAM1005から順次読み出して実行する。

【0039】

[2. 心的イメージ可視化装置1の動作]

次に、上記のように構成された心的イメージ可視化装置1の動作について説明する。

【0040】

図5は、実施の形態1に係る心的イメージ可視化装置1の動作を示すフローチャートである。

【0041】

まず、心的イメージ可視化装置1は、学習済のDNN10に、複数のサンプル画像を生成させる(S10)。より具体的には、心的イメージ可視化装置1は、図1に示すDNN10を、特徴を学習するための特徴学習用画像のデータセットを用いて学習する。そして、心的イメージ可視化装置1は、このように学習させたDNN10に、特徴学習用画像に写る対象物と同一のカテゴリで異なる対象物が写る複数のサンプル画像を生成させる。

【0042】

次に、心的イメージ可視化装置1は、DNN10に、ステップS10で生成した複数のサンプル画像を入力する(S11)。

【0043】

10

20

30

40

50

次に、心的イメージ可視化装置 1 は、ステップ S 1 0 で生成した複数のサンプル画像それぞれの特徴ベクトルを、DNN 1 0 から取得する ( S 1 2 )。より具体的には、心的イメージ可視化装置 1 は、ステップ S 1 0 で生成した複数のサンプル画像それぞれの特徴ベクトルであって、DNN 1 0 により、対応するサンプル画像が  $n$  次元 ( $n$  は 1 0 0 以上の整数) のベクトルに変換された特徴ベクトルを、DNN 1 0 から取得する。

【 0 0 4 4 】

[ 3 . 効果等 ]

以上のように、本実施の形態によれば、特徴を学習するための特徴学習用画像のデータセットを用いて学習された DNN 1 0 に、特徴学習用画像に写る対象物と同一のカテゴリで異なる対象物が写る複数のサンプル画像を生成させることができる。さらに、DNN 1 0 に、複数のサンプル画像それぞれの特徴ベクトルであって、対応するサンプル画像が  $n$  次元 ( $n$  は 1 0 0 以上の整数) のベクトルとなる特徴ベクトルに変換させることができるので、DNN 1 0 から当該特徴ベクトルを取得することができる。

10

【 0 0 4 5 】

図 6 は、実施の形態 1 に係る 2 つのサンプル画像の特徴ベクトルの加算平均により得られる画像を示す図である。図 6 の ( a )、( b ) に示される女性の顔画像と特徴ベクトルは、2 つの異なるサンプル画像とそれぞれの特徴ベクトルの一例である。

【 0 0 4 6 】

本実施の形態の心的イメージ可視化装置 1 により生成される特徴ベクトルは、例えば 5 1 2 次元の特徴ベクトルであり、一定の線形性を有する。このため、例えば図 6 の ( a ) 及び ( b ) のような、2 つの異なるサンプル画像の特徴ベクトルを平均した特徴ベクトルから生成される画像は、図 6 の ( c ) に示す女性の顔画像のように、図 6 の ( a ) 及び ( b ) に示されるサンプル画像の特徴が平均的に含まれることになる。また、図 6 の ( c ) に示すように、図 6 の ( a ) 及び ( b ) に示されるサンプル画像の特徴が平均的に含まれる画像は、図 6 の ( a ) 及び ( b ) と同様に高画質な画像となるのがわかる。

20

【 0 0 4 7 】

このため、数百枚のサンプル画像について心理学的逆相関法で感性評価を行った結果から、例えば最もその感性評価のスコアが高いサンプル画像の特徴ベクトルを取得することができる。この場合、感性評価のスコアが高いサンプル画像の特徴ベクトルから生成した画像を、心的イメージを示す画像とすればよい。また、数百枚のサンプル画像について心理学的逆相関法で感性評価を行った結果から、比較的感性評価のスコアが高い複数のサンプル画像それぞれの特徴ベクトルを取得してもよい。この場合、比較的感性評価のスコアが高い複数のサンプル画像それぞれの特徴ベクトルを重み付き加算平均した特徴ベクトルに対する非線形変換  $F$  から生成した画像を、心的イメージを示す画像としてもよい。このようにして、本実施の形態の心的イメージ可視化装置 1 により生成される特徴ベクトルは、心的イメージを示す画像を生成するために用いることができる。

30

【 0 0 4 8 】

なお、特徴ベクトルから画像を生成する方法としては、DNN 1 0 を用いてもよい。例えば DNN 1 0 が styleGAN で構成される場合、styleGAN の合成ネットワークを用いることで、特徴ベクトルから画像を生成することができる。なお、多次元の特徴ベクトルから画像を生成できるニューラルネットワークであれば、styleGAN の合成ネットワークに限らない。

40

【 0 0 4 9 】

以上のように、本実施の形態の心的イメージ可視化装置 1 によれば、心理学的逆相関法で感性評価を行うサンプル画像を、上述したベース画像に依存せず、例えば 1 0 2 4 画素  $\times$  1 0 2 4 画素の高解像度で高画質に生成できる。また、本実施の形態の心的イメージ可視化装置 1 によれば、生成したサンプル画像の特徴ベクトルを生成できる。これにより、心理学的逆相関法で感性評価を行ったサンプル画像の特徴ベクトルを、評価結果に従って重み付き加算平均し、このように算出した特徴ベクトルから生成した画像を、心的イメージを示す画像として得ることができる。つまり、本実施の形態の心的イメージ可視化装置

50

1 によれば、ヒトの心的イメージをより高品質な画像で可視化することができる。

【 0 0 5 0 】

( 実施の形態 2 )

実施の形態 1 では、可視化対象の心的イメージを持つ対象者に複数 ( 数百枚 ) のサンプル画像について感性評価を行わせる場合を例に挙げて説明したが、これに限らない。可視化対象の心的イメージを持つ対象者の好みを予め学習させておいた DCNN ( Deep Convolution Neural Networks ) を用いて、複数 ( 数百枚 ) のサンプル画像について心理学的逆相関法で感性評価を行ってもよい。

【 0 0 5 1 】

以下では、実施の形態 2 として、心的イメージ可視化装置が生成したサンプル画像を感性評価する DCNN を備え、心的イメージを示す画像を生成する心的イメージ可視化システム 1 0 0 について説明する。

【 0 0 5 2 】

[ 1 . 心的イメージ可視化システム 1 0 0 ]

図 7 は、実施の形態 2 に係る心的イメージ可視化システム 1 0 0 の構成の一例を示すブロック図である。なお、図 1 と同様の要素には同一の符号を付しており、詳細な説明は省略する。また、心的イメージ可視化システム 1 0 0 の機能は、実施の形態 1 と同様に、図 4 に示すコンピュータ 1 0 0 0 を用いてソフトウェアにより実現される。

【 0 0 5 3 】

本実施の形態では、心的イメージ可視化システム 1 0 0 は、心的イメージ可視化装置 1 A と、DCNN 1 3 と、加算平均部 1 4 とを備える。以下、それぞれの構成要素の詳細について説明する。

【 0 0 5 4 】

[ 1 - 1 . 心的イメージ可視化装置 1 A ]

図 7 に示す心的イメージ可視化装置 1 A は、図 1 に示す心的イメージ可視化装置 1 と構成は同じである。心的イメージ可視化装置 1 A では、さらに DNN 1 0 が、加算平均部 1 4 により得られた第 1 特徴ベクトルから、心的イメージを示す画像を生成させる点を明示している。

【 0 0 5 5 】

より具体的には、DNN 1 0 は、第 1 特徴ベクトルから心的イメージを示す画像を生成する。本実施の形態では、DNN 1 0 は、入力部 1 2 により第 1 特徴ベクトルが入力される。DNN 1 0 は、入力された第 1 特徴ベクトルから心的イメージを示す画像を生成する。DNN 1 0 が styleGAN で構成される場合、DNN 1 0 は、styleGAN の合成ネットワークに第 1 特徴ベクトルを入力することで、合成ネットワークに心的イメージを示す画像を生成させる。詳細は、実施の形態 1 で説明した通りであるので、ここでの説明を省略する。

【 0 0 5 6 】

取得部 1 1 は、DNN 1 0 が生成した心的イメージを示す画像を取得する。

【 0 0 5 7 】

入力部 1 2 は、DNN 1 0 に、加算平均部 1 4 から得た第 1 特徴ベクトルを、DNN 1 0 に入力する。

【 0 0 5 8 】

なお、サンプル画像、及び、特徴ベクトルの生成等については、実施の形態 1 で説明した通りであるので、ここでの説明を省略する。

【 0 0 5 9 】

[ 1 - 2 . DCNN 1 3 ]

DCNN 1 3 は、心理学的逆相関法を用いて用意された複数の画像と、心的イメージを持つ対象者が行った複数の画像に対する感性評価の結果とで構成される学習用データセットを用いて学習された畳み込みニューラルネットワークで構成される。学習用データセットは、既存のデータベース等から取得される種々の顔画像を含むデータセットでもよいし

10

20

30

40

50

、自ら作成した種々の顔画像を含むデータセットでもよい。このようにして、DCNN13は、可視化対象の心的イメージを持つ対象者の好みを予め学習することができる。本実施の形態では、心理学的逆相関法を用いて用意された複数の画像は、実施の形態1と同様、例えば顔画像である。複数の画像に対する感性評価は、例えば、顔の美醜についての感性評価である。

【0060】

DCNN13は、心的イメージ可視化装置1Aにより生成された複数のサンプル画像それぞれが入力されると、複数のサンプル画像に対する感性評価の結果を予測し、複数のサンプル画像に対する心理学的逆相関法による感性評価の結果として出力する。

【0061】

ここで、DCNN13は、例えば、事前学習済のCNN(Convolution Neural Networks)と、CNNの後段に設けられた1層以上の畳み込み層と、1層以上の畳み込み層の後段に設けられたGAP(Global Average Pooling)層とで構成されてもよい。また、CNNは、複数の畳み込み層及び複数のプーリング層を有する畳み込みニューラルネットワークで構成される。

【0062】

図8は、図7に示すDCNN13のネットワーク構造の一例を示す図である。

【0063】

DCNN13は、例えば図8に示すように、事前学習済のVGG19と、3層の畳み込み層と、1層のGAP層とで構成される畳み込みニューラルネットワークである。事前学習済のVGG19は、DCNN13が有するCNNの一例である。なお、VGG19は、インターネットなど公開データベース等から取得することができる。DCNN13が有するCNNは、事前学習済のVGG19に限らない。また、DCNN13は、CNNの後段に1層以上の畳み込み層が構成されればよく、図8に示す3層の畳み込み層を構成する場合に限らない。

【0064】

図9は、図8に示すDCNN13の学習方法を説明するための図である。

【0065】

まず、心理学的逆相関法を用いて用意された複数の顔画像と、可視化対象の心的イメージを持つ対象者が行った当該複数の画像に対する感性評価の結果とで構成される学習用データセットを用意する。本実施の形態では、例えばそれぞれ女性の顔が写る複数の顔画像それぞれに対して、対象者がどのくらい美顔に感じるかを示す感性評価のスコアを付与したものを学習用データセットとしている。

【0066】

次に、学習用データセットの顔画像を一つずつ入力画像としてDCNN13に入力し、対象者が付与する感性評価のスコアを予測させ、差があれば差をなくすようにDCNN13にフィードバックする。このようにして、学習用データセットのすべての顔画像について、DCNN13が予測するスコアと、対象者が付与したスコアとの差を最小にするように学習させる。つまり、学習用データセットを用いて正解データを与える学習(教師あり学習)を、DCNN13に行う。

【0067】

これにより、DCNN13に対象者(個人)の感性評価を学習させることができるので、DCNN13は、任意の顔画像に対する感性評価を対象者に代わって行うことができる。

【0068】

ここで、メンタルプレートマッチング仮説によれば、美醜などの感性判定は、個人が心に持っているプレート(つまり心的イメージ)に基づいて行われる。そして、DCNN13は、そのパラメータを適切に学習することで、任意の顔画像に対する感性評価を対象者に代わって行うことができることから、発明者らは、DCNN13に、個人が心に持っている心的イメージを学習させることができることを見出した。

【0069】

10

20

30

40

50

これにより、DCNN13は、上記のような学習用データセットを準備して学習させることで、高名な芸術家またはデザイナーといった特殊技能を有する個人の感性（心的イメージ）をそのパラメータに保存することが可能となる。

【0070】

図10は、実施の形態2に係る複数のサンプル画像に対する感性評価の結果の一例を示す図である。

【0071】

図10に示される複数の女性の顔画像は、DCNN13により対象者に代わって感性評価が行われた複数のサンプル画像の一例である。例えば図10に示す3.7、2.2、4.2、3.1、...は、DCNN13が当該複数の女性の顔画像それぞれに対して、対象者に代わって予測した感性評価のスコアの一例である。

10

【0072】

なお、図10には、複数の女性の顔画像の特徴ベクトルも示されている。

【0073】

[1-3.加算平均部14]

加算平均部14は、複数のサンプル画像に対する心理学的逆相関法による感性評価の結果に従って、複数のサンプル画像に対応する特徴ベクトルを重み付き加算平均に対する非線形変換Fを行うことによって第1特徴ベクトルを得る。

【0074】

加算平均部14は、第1特徴ベクトルを入力部12に出力することで、第1特徴ベクトルをDNN10に入力する。

20

【0075】

図11Aは、実施の形態2に係る加算平均部14により算出された第1特徴ベクトルの一例を示す図である。図11Bは、図11Aに示す第1特徴ベクトルから生成された心的イメージを示す画像を示す図である。

【0076】

図11Aに示す第1特徴ベクトルは、図10に示す複数の女性の顔画像に対して予測された感性評価のスコアに基づいて、図10に示す複数の女性の顔画像の特徴ベクトルが加算平均された後に非線形変換されたものである。図11Aに示す第1特徴ベクトルは、入力部12によりDNN10に入力される。

30

【0077】

これにより、DNN10の合成ネットワークは、入力された図11Aに示す第1特徴ベクトルから、図11Bに示す画像を、心的イメージを示す画像として生成することができる。

【0078】

なお、本実施の形態では、図11Bに示す画像は、対象者（個人）が美顔に関する心的イメージに該当することになる。

【0079】

[2.効果等]

図12は、実施の形態1及び2に係る美醜評価での心的イメージ可視化方法の全体像を示す図である。図12では、個人による美醜評価を行わせて美醜評価での心的イメージ可視化方法が示されている。なお、心的イメージ可視化装置1Aに生成された複数のサンプル画像に対して、心的イメージを持つ対象者が感性評価を行ってもよいし、上述したようにDCNN13が感性評価を予測してもよい。

40

【0080】

以上のように、本実施の形態によれば、心的イメージ可視化システム100は、生成した複数のサンプル画像について感性評価を行った結果に従い、当該複数のサンプル画像の特徴ベクトルを加算平均した後に非線形変換を行った第1特徴ベクトルから、心的イメージを示す画像を生成することができる。

【0081】

50

心的イメージ可視化装置 1 A が生成した複数のサンプル画像は、可視化を試みる者等により選択または用意された実在する画像であるベース画像から派生した画像ではなく、実在しない画像または実在する画像に沿って変換された画像である。さらに、当該複数のサンプル画像の特徴ベクトルを加算平均した後に非線形変換を行った第 1 特徴ベクトルから生成した画像を、心的イメージを示す画像とすることができるので、心的イメージを示す画像は、用意したサンプル画像のみに規定されない。つまり、本実施の形態によれば、より対象者が持つ心的イメージに近いまたはそのものを示す画像を生成できる。

【 0 0 8 2 】

また、心的イメージ可視化装置 1 A が生成した複数のサンプル画像は、例えば 1 0 2 4 画素 × 1 0 2 4 画素の高解像度であり高画質な画像である。このため、複数のサンプル画像の特徴ベクトルから算出される第 1 特徴ベクトルから生成される心的イメージを示す画像も高品質な画像で生成できる。

10

【 0 0 8 3 】

よって、本実施の形態の心的イメージ可視化システム 1 0 0 によれば、ヒトの心的イメージをより高品質な画像で可視化することができる。

【 0 0 8 4 】

また、本実施の形態によれば、D C N N 1 3 に、個人ごとの感性評価（心的イメージ）を学習させることができる。これにより、高名な芸術家またはデザイナーといった特殊技能を有する個人の感性（心的イメージ）をそのパラメータに保存することが可能となる。

【 0 0 8 5 】

この結果、芸術家またはデザイナーは、ある時点での自身の感性を D C N N 1 3 という多層ニューラルネットワーク内にパラメータとして保存することができる。このため、芸術家またはデザイナーは、いつの時点でも過去の自分の感性を示す画像を参照して、作品またはデザインを作成することができる。

20

【 0 0 8 6 】

さらに、心理学的逆相関法を用いて用意された複数の画像と、当該複数の画像に対する、例えば 4 0 代男性かつ関西在住者などである特定集団による評価結果とで構成される学習用データセットを準備できれば、D C N N 1 3 に、特定集団の心的イメージを学習させることができる。

【 0 0 8 7 】

そして、特定対象者または特定集団の感性評価（心的イメージ）を学習した D C N N 1 3 を用いて、例えばあるデザインの是非について感性評価を予測させることもできる。これにより、当該デザインの是非について実際に大規模な市場調査を行う必要がなくなるという効果がある。さらに、当該デザインについて大規模市場調査を行うことなく販売対象者がどのような感性評価を行うかを、事前に把握できるという効果もある。

30

【 0 0 8 8 】

また、本実施の形態の心的イメージ可視化システム 1 0 0 によれば、デザイナーの心的イメージを示す画像を生成できるので、当該デザイナーの心的イメージを、例えば開発者または営業担当者など当該デザイナー以外の者が画像として共有することができる。例えば、製品イメージの開発段階で、デザイナーまたは開発者が持つデザインの心的イメージを可視化し、グループ内で共有することもできる。

40

【 0 0 8 9 】

また、本実施の形態の心的イメージ可視化システム 1 0 0 によれば、注文建築などを行う顧客が持つイメージ（心的イメージ）を可視化した画像を、短時間で生成することができる。これにより、顧客の求める商品デザインの開発を高精度で行えるといった効果もある。

【 0 0 9 0 】

また、本実施の形態の心的イメージ可視化システム 1 0 0 によれば、例えば、高所得者がイメージする家屋の理想的な外観を、具体的なイメージとして可視化することができるので、建築メーカ的设计に容易に反映させることができるという効果もある。

50

## 【 0 0 9 1 】

なお、本実施の形態の心的イメージ可視化システム 1 0 0 によれば、個人ごとの具体的な理想顔を高品質画像として可視化することもできる。これにより、化粧または美容整形の完成後のイメージであって個人ごとの理想顔のイメージを示す画像を他者と共有することができる。

## 【 0 0 9 2 】

( 変形例 1 )

実施の形態 2 では、D C N N 1 3 による複数のサンプル画像に対する心理学的逆相関法による感性評価の結果に従って、心的イメージ可視化装置 1 A により出力された複数のサンプル画像に対応する特徴ベクトルを重み付き加算平均する場合について説明した。重み付き加算平均することで、複数のサンプル画像に対応する 5 1 2 次元の特徴ベクトルから、1 次元に次元圧縮した第 1 特徴ベクトルを得ることになるが、次元圧縮は 1 次元にする場合に限らない。2 次元または 3 次元程度の次元に次元圧縮してもよい。以下では、実施の形態 2 の変形例 1 として、2 次元または 3 次元程度に次元圧縮する場合について説明する。

10

## 【 0 0 9 3 】

[ 1 . 心的イメージ可視化システム 1 0 0 B ]

図 1 3 は、実施の形態 2 の変形例 1 に係る心的イメージ可視化システム 1 0 0 B の構成の一例を示すブロック図である。なお、図 7 と同様の要素には同一の符号を付しており、詳細な説明は省略する。また、心的イメージ可視化システム 1 0 0 B の機能は、実施の形態 1 と同様に、図 4 に示すコンピュータ 1 0 0 0 を用いてソフトウェアにより実現される。

20

## 【 0 0 9 4 】

図 1 3 に示す心的イメージ可視化システム 1 0 0 B は、図 7 に示す心的イメージ可視化システム 1 0 0 と比較して、加算平均部 1 4 の代わりに次元圧縮処理部 1 4 B を備える点で構成が異なる。以下、それぞれの構成要素の詳細について、実施の形態 2 と異なる点を中心に説明する。

## 【 0 0 9 5 】

[ 1 - 1 . 次元圧縮処理部 1 4 B ]

次元圧縮処理部 1 4 B は、D C N N 1 3 による複数のサンプル画像に対する心理学的逆相関法による感性評価の結果に従い、心的イメージ可視化装置 1 B により出力された複数のサンプル画像に対応する特徴ベクトルを重み付けした特徴ベクトルを算出する。そして、次元圧縮処理部 1 4 B は、重み付けした特徴ベクトルを、S T C ( Spike-triggered covariance ) 分析による次元圧縮を行うことで得た複数の固有ベクトルを出力する。

30

## 【 0 0 9 6 】

図 1 4 は、実施の形態 2 の変形例 1 に係る次元圧縮処理部 1 4 B の詳細構成の一例を示すブロック図である。

## 【 0 0 9 7 】

次元圧縮処理部 1 4 B は、図 1 4 に示すように、分散共分散行列算出部 1 4 1 と、特異値分解実行部 1 4 2 と、固有値選択部 1 4 3 と、固有ベクトル導出部 1 4 4 とを備える。

## 【 0 0 9 8 】

分散共分散行列算出部 1 4 1 は、複数のサンプル画像に対する心理学的逆相関法による感性評価の結果に従って、複数のサンプル画像に対応する特徴ベクトルを重み付けする。分散共分散行列算出部 1 4 1 は、重み付けした特徴ベクトルの分散共分散行列を、S T C ( Spike-triggered covariance ) 分析により算出する。

40

## 【 0 0 9 9 】

特異値分解実行部 1 4 2 は、算出した分散共分散行列に対して特異値分解を実行して複数の固有値を得る。

## 【 0 1 0 0 】

本変形例では、重み付けされた特徴ベクトルの S T C 行列を算出し、特異値分解して複数の固有値を得てもよい。S T C 分析は、主成分分析と類似した分析手法である。S T C

50

分析は、例えば多次元ベクトルにランダムな値を与えることで得られる分布における注目すべき特徴の分布の分散を最大化させる空間の軸を、直交するように取り直す手法ともいえる。空間の軸を多次元で直交するように取り直すことは、S T C 行列の固有ベクトルを取ることで実現できる。そして、取り直した軸で、所望の特徴の分布を表現し直すことにより、多次元ベクトルの次元を絞り込んだ（圧縮した）形で表現することができる。

#### 【 0 1 0 1 】

固有値選択部 1 4 3 は、特異値分解実行部 1 4 2 により得られた複数の固有値のうち、少なくとも 2 つの固有値を選択する。例えば、固有値選択部 1 4 3 は、特異値分解実行部 1 4 2 により得られた複数の固有値のうち、ランク順に並べたときの平均よりも分散の値が高い固有値と低い固有値とを選択してもよい。本変形例では、固有値選択部 1 4 3 は、

10

#### 【 0 1 0 2 】

固有ベクトル導出部 1 4 4 は、固有値選択部 1 4 3 により選択された当該少なくとも 2 つの固有値のいずれかをそれぞれを有する少なくとも 2 つの固有ベクトルを導出する。固有ベクトル導出部 1 4 4 は、導出した少なくとも 2 つの固有ベクトルを心的イメージ可視化装置 1 B に出力する。本変形例では、固有ベクトル導出部 1 4 4 は、1 番目及び 2 番目に大きい固有値と、一番小さい固有値とを有する 3 つの固有ベクトルを導出する。この場合、固有ベクトル導出部 1 4 4 は、導出した 3 つの固有ベクトルを心的イメージ可視化装置 1 B の入力部 1 2 に出力する。

20

#### 【 0 1 0 3 】

[ 1 - 2 . 心的イメージ可視化装置 1 B ]

図 1 3 に示す心的イメージ可視化装置 1 B は、図 1 及び図 7 に示す心的イメージ可視化装置 1 及び 1 A と構成は同じである。心的イメージ可視化装置 1 B では、D N N 1 0 が、次元圧縮処理部 1 4 B により得られた少なくとも 2 つの固有ベクトルから、少なくとも 2 つのサブ心的イメージを示す画像を生成させる。少なくとも 2 つのサブ心的イメージはそれぞれ、上述した心的イメージを成分分解した 1 つのイメージに相当する。

#### 【 0 1 0 4 】

本変形例では、入力部 1 2 は、次元圧縮処理部 1 4 B から得た少なくとも 2 つの固有ベクトルを、D N N 1 0 に入力する。

30

#### 【 0 1 0 5 】

D N N 1 0 は、入力部 1 2 により少なくとも 2 つの固有ベクトルのそれぞれが入力される。すると、D N N 1 0 は、入力された少なくとも 2 つの固有ベクトルから、少なくとも 2 つのサブ心的イメージを示す画像を生成する。ここで、D N N 1 0 が s t y l e G A N で構成される場合、入力部 1 2 は、s t y l e G A N の生成器に、少なくとも 2 つの固有ベクトルのそれぞれを入力する。すると、s t y l e G A N の生成器により、心的イメージを構成する少なくとも 2 つのサブ心的イメージであって互いに直交性を仮定するサブ心的イメージを示す画像が生成される。

#### 【 0 1 0 6 】

なお、次元圧縮処理部 1 4 B で特異値分解を実行して得た複数の固有値のいずれかをそれぞれ有する固有ベクトルを足し合わせたベクトルを、D N N 1 0 に入力すると、ほぼ心的イメージを示す画像が生成される。ここで、ほぼと記載したのは、次元圧縮により削除された情報があるからである。このように、心的イメージを成分分解したもののそれぞれがサブ心的イメージに相当する。固有ベクトルからサブ心的イメージを生成することは、第 1 特徴ベクトルから心的イメージを生成することと同様であり、実施の形態 1 で説明した通りであるので、ここでの詳細は説明は省略する。

40

#### 【 0 1 0 7 】

取得部 1 1 は、D N N 1 0 が生成したサブ心的イメージを示す画像を取得する。

#### 【 0 1 0 8 】

なお、サンプル画像、及び、特徴ベクトルの生成等については、実施の形態 1 で説明し

50

た通りであるので、ここでの説明を省略する。

【 0 1 0 9 】

[ 2 . 心的イメージ可視化システム 1 0 0 B の動作例 ]

以上のように構成された心的イメージ可視化システム 1 0 0 B の動作例について説明する。本動作例では、心的イメージ可視化装置 1 B の D N N 1 0 は、s t y l e G A N で構成されているとして、実施の形態 2 と異なる点を中心に説明する。

【 0 1 1 0 】

図 1 5 は、実施の形態 2 の変形例 1 に係る心的イメージ可視化システム 1 0 0 B の動作例を概観的に示す図である。

【 0 1 1 1 】

図 1 5 に示す動作例では、自動車の外観の良し悪しに関するサブ心的イメージを示す画像を生成する場合が示されている。図 1 5 には、心的イメージ可視化装置 1 B により生成された、自動車の外観を示す複数のサンプル画像が、サンプル画像  $S_1$ 、 $S_2$ 、 $\dots$ 、 $S_{N-1}$ 、 $S_N$  として示されている。サンプル画像  $S_1$ 、 $S_2$ 、 $\dots$ 、 $S_{N-1}$ 、 $S_N$  はそれぞれ、心的イメージ可視化システム 1 0 0 B を用いることで、上述したように 5 1 2 次元のベクトルの特徴ベクトルで表現される。サンプル画像  $S_1$ 、 $S_2$ 、 $\dots$ 、 $S_{N-1}$ 、 $S_N$  の下には、心的イメージ可視化装置 1 B により生成されたサンプル画像  $S_1$ 、 $S_2$ 、 $\dots$ 、 $S_{N-1}$ 、 $S_N$  のそれぞれの特徴ベクトル  $W_1$ 、 $W_2$ 、 $\dots$ 、 $W_{N-1}$ 、 $W_N$  が示されている。

【 0 1 1 2 】

本動作例では、まず、D C N N 1 3 に、サンプル画像  $S_1$ 、 $S_2$ 、 $\dots$ 、 $S_{N-1}$ 、 $S_N$  に対する心理学的逆相関法による感性評価の結果を出力させる。

【 0 1 1 3 】

次に、次元圧縮処理部 1 4 B は、分散共分散行列 1 4 1 a を算出する。具体的には、次元圧縮処理部 1 4 B は、サンプル画像  $S_1$ 、 $S_2$ 、 $\dots$ 、 $S_{N-1}$ 、 $S_N$  に対する心理学的逆相関法による感性評価の結果に従って重み付けした特徴ベクトル  $W_1$ 、 $W_2$ 、 $\dots$ 、 $W_{N-1}$ 、 $W_N$  の分散共分散行列 1 4 1 a を、S T C 分析により算出している。

【 0 1 1 4 】

次に、次元圧縮処理部 1 4 B は、固有ベクトル分析 1 4 2 a を行っている。具体的には、次元圧縮処理部 1 4 B は、算出した分散共分散行列 1 4 1 a に対して、特異値分解を実行して 5 1 2 個の固有値を得ている。そして、次元圧縮処理部 1 4 B は、特異値分解を実行して得た 5 1 2 個の固有値をランク順に並べたグラフ、例えば図 1 6 A に示すようなグラフを作成する。

【 0 1 1 5 】

ここで、図 1 6 A は、図 1 5 に示す動作例に係る特異値分解を実行して得た複数の固有値をランク順に並べたグラフの一例を示す図である。図 1 6 A に示す縦軸は分散（ばらつき）を示している。図 1 6 A に示すように、点で表される固有値が重なって線のように見えているところと、線のように見えているところから離れた固有値とがあるのがわかる。この離れた点は、ランク順に並べたときの分散（ばらつき）の値が 1 番目及び 2 番目に大きい固有値と、分散（ばらつき）の値が一番小さい固有値となっており、それぞれ  $S_{ub 1}$ 、 $S_{ub 2}$  及び  $S_{ub 5 1 2}$  として示されている。

【 0 1 1 6 】

本動作例では、次元圧縮処理部 1 4 B に、ランク順に並べたときの 1 番目及び 2 番目に大きい固有値と、一番小さい固有値すなわち  $S_{ub 1}$ 、 $S_{ub 2}$  及び  $S_{ub 5 1 2}$  として示されている 3 つの固有値を選択させる。なお、この 3 つの固有値の選択は、心的イメージ可視化システム 1 0 0 B に対する操作または所定のアルゴリズムによりなされてもよい。

【 0 1 1 7 】

次に、次元圧縮処理部 1 4 B は、 $S_{ub 1}$ 、 $S_{ub 2}$  及び  $S_{ub 5 1 2}$  として示されている 3 つの固有値を有する 3 つの固有ベクトルを導出する。

【 0 1 1 8 】

そして、次元圧縮処理部 1 4 B により導出された 3 つの固有ベクトルから、心的イメー

10

20

30

40

50

ジ可視化装置 1 B に 3 つのサブ心的イメージを示す画像を生成させる。なお、この生成は、心的イメージ可視化システム 1 0 0 B に対する操作または所定のアルゴリズムによりなされてもよい。また、図 1 5 には、心的イメージ可視化装置 1 B により生成された 3 つのサブ心的イメージを示す画像 S u b 1、S u b 2 及び S u b 5 1 2 が示されている。なお、画像 S u b 1、S u b 2 及び S u b 5 1 2 は、本来、図 3 A で示したグレースケールで示されたサンプル画像と同様にカラーの画像であるが、便宜上線図にして示している。

【 0 1 1 9 】

図 1 6 B は、図 1 6 A に示す表を用いてサブ心的イメージを示す画像と心的イメージを示す画像との関係を説明するための図である。心的イメージを示す画像 T<sub>1</sub>も、本来、図 3 A で示したグレースケールで示されたサンプル画像と同様にカラーの画像であるが、図面上で比較しやすいように便宜上線図にして示している。

10

【 0 1 2 0 】

図 1 6 B に示すように、固有値が最も高い固有ベクトルから生成されたサブ心的イメージを示す画像 S u b 1 に示される自動車の外観等は、心的イメージを示す画像 T<sub>1</sub> に示される自動車の外観等に近いのがわかる。つまり、固有値が最も高い固有ベクトルから生成されたサブ心的イメージは、心的イメージを構成する寄与率が高く、対象者の好み（心的イメージ）に近いと言える。一方で、固有値が最も高い固有ベクトルから生成されたサブ心的イメージを示す画像 S u b 5 1 2 は、心的イメージを示す画像 T<sub>1</sub> から遠いのがわかる。つまり、固有値が最も低い固有ベクトルから生成されたサブ心的イメージは、心的イメージを構成する寄与率が低く、対象者の理想（心的イメージ）ではないと言える。しかしながら、発明者らは、自動車の外観の良し悪しに関するものも含め、対象者の心的イメージは、対象者の理想だけでなく、理想ではないものからも構成されていることに想到した。つまり、心的イメージは、対象者の理想（好み）と異なるものも抑制的であるが成分として持っていることがわかった。

20

【 0 1 2 1 】

[ 3 . 効果等 ]

以上のように、本変形例によれば、心的イメージ可視化装置 1 B により出力された複数のサンプル画像に対応する多次元の特徴ベクトルから得られた 2 つ以上の固有ベクトルから、心的イメージを成分分解したようなサブ心的イメージの画像を生成して可視化することができる。

30

【 0 1 2 2 】

なお、上述した変形例 1 に係る心的イメージ可視化システム 1 0 0 B において、D C N N 1 3 は必須ではない。心的イメージ可視化システム 1 0 0 B が生成したサンプル画像に対して、D C N N 1 3 の代わりに対象者が心理学的逆相関法による感性評価をし、その結果を次元圧縮処理部 1 4 B に入力するとしてもよい。

【 0 1 2 3 】

( 変形例 2 )

上述した変形例 1 では、S T C 分析による次元圧縮を行う場合の例について説明したが、これに限らない。D M D ( Dynamic Mode Decomposition ) を適用して次元圧縮を行ってもよい。以下では、変形例 1 と異なる点を中心に説明する。

40

【 0 1 2 4 】

[ 1 - 1 . 次元圧縮処理部 1 4 C ]

図 1 7 は、実施の形態 2 の変形例 2 に係る次元圧縮処理部 1 4 C の詳細構成の一例を示すブロック図である。なお、図 1 4 と同様の要素には同一の符号を付しており、詳細な説明は省略する。

【 0 1 2 5 】

次元圧縮処理部 1 4 C は、D C N N 1 3 による複数のサンプル画像に対する心理学的逆相関法による感性評価の結果に従い、心的イメージ可視化装置 1 B により出力された複数のサンプル画像に対応する特徴ベクトルを重み付けした特徴ベクトルを算出する。そして、次元圧縮処理部 1 4 B は、重み付けした特徴ベクトルに D M D を適用して次元圧縮を行

50

うことで得た複数の固有ベクトルを出力する。

【 0 1 2 6 】

本変形例では、次元圧縮処理部 1 4 C は、図 1 7 に示すように、DMD 適用部 1 4 1 C と、固有値選択部 1 4 3 と、固有ベクトル導出部 1 4 4 とを備える。

【 0 1 2 7 】

DMD 適用部 1 4 1 C は、複数のサンプル画像に対する心理学的逆相関法による感性評価の結果に従って、複数のサンプル画像に対応する特徴ベクトルに重み付けした特徴ベクトルに DMD を適用することで、複数の固有値を得る。

【 0 1 2 8 】

なお、S T C 分析により次元圧縮を行う場合、得られる複数の固有ベクトルは、独立す  
なわち直交性が仮定される。この直交性が強い制約となる場合がある。そこで、DMD を  
適用することで、直交性を仮定しない複数の固有ベクトルを得ることができる。DMD で  
は、例えばクープマン作用素といった何らかの線形作用素を用いることで、直交性を考慮  
に入れずに線形性を持たせることができる。その他については、S T C 分析による次元圧  
縮と同様となる。すなわち、DMD を適用することで、重み付けされた特徴ベクトルから  
、直交性を考慮に入れずに線形性を持たせたベクトルを算出して複数の固有値を得るこ  
とができる。これにより、S T C 分析による次元圧縮と同様に、DMD を適用して次元圧縮  
する場合も複数のサブ心的イメージを得ることができる。

10

【 0 1 2 9 】

[ 1 -2 . 心的イメージ可視化装置 1 B ]

本変形例でも、上記変形例 1 と同様に、入力部 1 2 は、次元圧縮処理部 1 4 C から得た  
少なくとも 2 つの固有ベクトルを、D N N 1 0 に入力する。

20

【 0 1 3 0 】

D N N 1 0 は、入力部 1 2 により少なくとも 2 つの固有ベクトルのそれぞれが入力され  
る。すると、D N N 1 0 は、入力された少なくとも 2 つの固有ベクトルから、少なくとも  
2 つのサブ心的イメージを示す画像を生成する。ここで、D N N 1 0 が s t y l e G A N  
で構成される場合、入力部 1 2 は、s t y l e G A N の生成器に、少なくとも 2 つの固有  
ベクトルのそれぞれを入力する。すると、s t y l e G A N の生成器により、心的イメ  
ージを構成する少なくとも 2 つのサブ心的イメージであって互いに直交性を仮定しないサブ  
心的イメージを示す画像が生成される。

30

【 0 1 3 1 】

なお、次元圧縮処理部 1 4 C で得た複数の固有値のいずれかをそれぞれ有する固有ベク  
トルを足し合わせたベクトルを、D N N 1 0 に入力しても、ほぼ心的イメージを示す画像  
が生成される。

【 0 1 3 2 】

[ 2 . 心的イメージ可視化システム 1 0 0 B の動作例 ]

本変形例では、図 1 5 に示す分散共分散行列 1 4 1 a と固有ベクトル分析 1 4 2 a とが  
S T C 分析の代わりに DMD が適用されて動作する。その他の動作は、変形例 1 と同じで  
あるので説明を省略する。

【 0 1 3 3 】

なお、本変形例に係る心的イメージ可視化システム 1 0 0 B において、D C N N 1 3 は  
必須ではない。心的イメージ可視化システム 1 0 0 B が生成したサンプル画像に対して、  
D C N N 1 3 の代わりに対象者が心理学的逆相関法による感性評価をし、その結果を次元  
圧縮処理部 1 4 C に入力するとしてもよい。

40

【 0 1 3 4 】

( 実施の形態 3 )

続いて、実施の形態 1 及び実施の形態 2 により生成できる心的イメージを用いた応用例  
として、心的イメージを用いたレコメンドシステム 2 0 0 について説明する。なお、心的  
イメージの代わりに、実施の形態 2 の変形例 1、2 で説明したサブ心的イメージを用いて  
もよい。

50

## 【 0 1 3 5 】

## [ 1 . レコメンドシステム 2 0 0 ]

図 1 8 は、実施の形態 3 に係るレコメンドシステム 2 0 0 の構成の一例を示すブロック図である。レコメンドシステム 2 0 0 の機能は、図 4 に示すコンピュータ 1 0 0 0 を用いてソフトウェアにより実現される。図 1 9 は、実施の形態 3 に係る心的イメージ或いはサブ心的イメージの一例を示す図である。なお、図 1 9 に示す心的イメージ画像或いはサブ心的イメージ画像の一例は、本来カラーの画像であるが、便宜上線図にして示している。図 2 0 は、実施の形態 3 に係る潜在空間の一例と、心的イメージ或いはサブ心的イメージの位置を示す図である。

## 【 0 1 3 6 】

本実施の形態では、レコメンドシステム 2 0 0 は、記憶部 2 0 と、レコメンド画像生成 UI ( User Interface ) 2 1 とを備える。以下、それぞれの構成要素の詳細について説明する。

## 【 0 1 3 7 】

## [ 1 - 1 . 記憶部 2 0 ]

記憶部 2 0 は、HDD ( Hard Disk Drive ) またはメモリ等で構成され、複数のレコメンド候補画像 2 0 1 などが記憶される。複数のレコメンド候補画像 2 0 1 は、複数の商品画像など、例えば数十から数百規模の既存製品の画像群で構成され、対象者 ( ユーザ ) にレコメンド ( お勧め ) したい製品候補の画像群である。なお、画像群の規模は一例であり、数百規模を超えた規模であってもよい。

## 【 0 1 3 8 】

本実施の形態では、一例であるが、複数のレコメンド候補画像 2 0 1 は、インテリアを構成する既存製品 ( インテリア製品 ) の画像群で構成されているとして説明する。

## 【 0 1 3 9 】

## [ 1 - 2 . レコメンド画像生成 UI 2 1 ]

レコメンド画像生成 UI 2 1 は、記憶部 2 0 に記憶されている複数のレコメンド候補画像 2 0 1 のうち、対象者の持つ心的イメージに近い既存製品が示されるレコメンド候補画像 2 0 1 を、対象者に提示する。例えば、レコメンド画像生成 UI 2 1 は、記憶部 2 0 に記憶されているそれぞれインテリア製品を示す複数のレコメンド候補画像 2 0 1 のうち、対象者の持つ心的イメージ ( 好み ) に近いインテリア製品を示すレコメンド候補画像 2 0 1 を対象者に提示する。

## 【 0 1 4 0 】

レコメンド画像生成 UI 2 1 は、図 1 8 に示すように、メモリ 2 1 0 と、取得部 2 1 1 と、Embedding 実行部 2 1 2 と、距離算出部 2 1 3 と、選択画像部 2 1 4 と、表示制御部 2 1 5 とを備える。

## 【 0 1 4 1 】

メモリ 2 1 0 は、DNN 2 1 0 1 と、心的イメージ画像 ( サブ心的イメージ画像 ) 2 1 0 2 とを格納している。

## 【 0 1 4 2 】

DNN 2 1 0 1 は、図 7 ( 図 1 3 ) に示す心的イメージ可視化システム 1 0 0 ( 1 0 0 B ) から取得された DNN 1 0 のコピーであってもよく、実施の形態 1 及び 2 で説明した学習済の style GAN であってもよい。DNN 2 1 0 1 は、DNN 1 0 における学習済の style GAN の潜在空間を利用できる形でメモリ 2 1 0 に格納されればその形態を問わない。本実施の形態では、当該 style GAN は、例えば複数の既存のインテリア画像を含むデータセットを用いて、予め学習されている。

## 【 0 1 4 3 】

心的イメージ画像 ( サブ心的イメージ画像 ) 2 1 0 2 は、例えば、図 7 ( 図 1 3 ) に示す心的イメージ可視化システム 1 0 0 ( 1 0 0 B ) により生成されたものであり、予め取得されてメモリ 2 1 0 に格納されている。本実施の形態では、予め取得されてメモリ 2 1 0 に格納されている心的イメージ画像 ( サブ心的イメージ画像 ) 2 1 0 2 は、例えば図 1

10

20

30

40

50

9 に示すインテリア製品の画像  $T_x$  である。

【0144】

取得部 211 は、記憶部 20 から、複数のレコメンド候補画像 201 を取得し、Embedding 実行部 212 に出力する。また、取得部 211 は、メモリ 210 から、心的イメージ画像（サブ心的イメージ画像）2102 を取得し、Embedding 実行部 212 に出力する。

【0145】

なお、取得部 211 は、前もって DNN 10 の潜在空間を取得して、メモリ 210 に格納している。本実施の形態では、取得部 211 は、心的イメージ可視化システム 100B（100）から、前もって DNN 10 のコピーを取得することで DNN 10 の潜在空間を取得している。例えば、取得部 211 は、図 20 に示されるような点（ベクトル位置）が分布する style GAN の潜在空間を取得する。

10

【0146】

Embedding 実行部 212 は、前もって、取得部 211 より取得された心的イメージ画像（サブ心的イメージ画像）2102 を DNN 2101 の潜在空間内に embedding し、心的イメージ画像（サブ心的イメージ画像）2102 の位置（ベクトル位置）を得ている。本実施の形態では、Embedding 実行部 212 は、例えば図 19 に示すインテリア製品の画像  $T_x$  を、DNN 2101 の潜在空間内に embedding し、例えば図 20 に示されるような当該画像  $T_x$  の位置（ベクトル位置）を得る。図 19 に示すインテリア製品の画像  $T_x$  は上述したように、心的イメージ画像（サブ心的イメージ画像）2102 の一例である。

【0147】

20

また、Embedding 実行部 212 は、取得部 211 により取得された複数のレコメンド候補画像 201 それぞれを、DNN 2101 の潜在空間内に embedding し、当該潜在空間内における複数のレコメンド候補画像 201 それぞれの位置（ベクトル位置）を得る。

【0148】

距離算出部 213 は、DNN 2101 の潜在空間内における心的イメージの位置（ベクトル位置）と、embedding した複数のレコメンド候補画像 201 それぞれの位置（ベクトル位置）との距離を算出する。

【0149】

図 21 は、実施の形態 3 に係る潜在空間内における心的イメージ或いはサブ心的イメージの位置と 1 つのレコメンド候補画像 201 a の位置との距離の一例を示す図である。図 21 には、図 20 に示す潜在空間内における図 19 に示すインテリア製品の画像  $T_x$  の位置と、図 20 に示す潜在空間内における 1 つのレコメンド候補画像 201 a の位置とが示されている。なお、1 つのレコメンド候補画像 201 a は、インテリア製品の一例であるカーテンの画像であるとして示されている。

30

【0150】

本実施の形態では、距離算出部 213 は、図 21 に示す潜在空間内において、例えば図 19 に示すインテリア製品の画像  $T_x$  の位置と 1 つのレコメンド候補画像 201 a の位置との距離  $d$  を算出する。同様にして、距離算出部 213 は、図 21 に示す潜在空間内において、例えば図 19 に示すインテリア製品の画像  $T_x$  の位置と複数のレコメンド候補画像 201 それぞれの位置との距離を算出する。

40

【0151】

選択画像部 214 は、取得部 211 により取得された複数のレコメンド候補画像 201 のうち、距離算出部 213 により算出された複数の距離のうち閾値以下の距離に対応する 1 以上のレコメンド候補画像 201 を選択する。

【0152】

本実施の形態では、選択画像部 214 は、距離算出部 213 により算出された複数の距離を用いて、対象者の心的イメージ画像（サブ心的イメージ画像）2102 である図 19 に示すインテリア製品の画像  $T_x$  に近い 1 以上のインテリア製品を選択する。

【0153】

表示制御部 215 は、選択画像部 214 により選択された 1 以上のレコメンド候補画像

50

201を、心的イメージ画像（サブ心的イメージ画像）2102を持つ対象者に提示する。つまり、表示制御部215は、表示装置300を制御して、お薦め商品を示す画像を表示装置300に表示させることで対象者にお薦め商品を提示する。

【0154】

本実施の形態では、表示制御部215は、選択画像部214により選択された例えば図22A～図22Cに示すレコメンド候補画像201を、表示装置300に表示させることで当該対象者に提示する。

【0155】

ここで、図22A～図22Cはそれぞれ、実施の形態3に係るレコメンド画像生成UI21により提示されるレコメンド候補画像の一例を示す図である。図22A～図22Cにはそれぞれ、実施の形態3に係るレコメンド画像生成UI21により提示されるレコメンド候補画像201とその説明文との一例が示されている。なお、図22A～図22Cに示されるレコメンド候補画像201a、201b、201cは、本来、カラーの画像であるが、説明の便宜上線図にして示している。図22A、図22B及び図22Cには、インテリア製品の一例としてのカーテンの画像であるレコメンド候補画像201a、201b及び201cと共にその説明文とが示されている。

【0156】

[1-3.表示装置300]

表示装置300は、画像または文字などを表示するディスプレイを有する。ここで、そのディスプレイは、例えば液晶ディスプレイ、プラズマディスプレイ、有機EL（Electro-Luminescence）ディスプレイなどである。また、表示装置300は、対象者による入力操作を受け付けるUIとしての機能を有し、例えばキーボード、マウス、タッチセンサ、タッチパッドなどを備える。

【0157】

[2.心的イメージ画像（サブ心的イメージ画像）2102の取得方法の一例]

本実施の形態に係るレコメンドシステム200は、例えば、図7（図13）に示す心的イメージ可視化システム100（100B）から、心的イメージ画像（サブ心的イメージ画像）2102を予め取得してメモリ210に格納するとして説明した。

【0158】

レコメンドシステム200は、図7（図13）に示す心的イメージ可視化システム100（100B）から、心的イメージ画像（サブ心的イメージ画像）2102を、受動的に取得してもよいが、これに限らない。

【0159】

レコメンドシステム200は、図7（図13）に示す心的イメージ可視化システム100（100B）と連携することで、心的イメージ画像（サブ心的イメージ画像）2102を、能動的に取得してもよい。つまり、レコメンドシステム200は、表示装置300を介した対象者とのやりとりを通じて、図7（図13）に示す心的イメージ可視化システム100（100B）に、心的イメージ画像（サブ心的イメージ画像）2102を生成させてもよい。

【0160】

以下、この場合の心的イメージ画像（サブ心的イメージ画像）2102の取得方法の一例について説明する。

【0161】

図23Aは、実施の形態3に係るレコメンドシステム200の心的イメージ或いはサブ心的イメージの取得方法の一例を示す図である。図23Bは、実施の形態3に係る対象者が評価するサンプル画像の提示と評価方法の一例を示す図である。図18等と同様の要素には同一の符号を付しており、詳細な説明は省略する。

【0162】

図23Aに示すように、レコメンドシステム200は、まず、心的イメージ可視化システム100（100B）が生成したインテリア製品に関する複数のサンプル画像を取得す

10

20

30

40

50

る。例えばレコメンドシステム 200 は、10 枚程度のサンプル画像を取得する。

【0163】

次に、レコメンドシステム 200 は、取得した複数のサンプル画像のそれぞれを順に、表示装置 300 に表示させ、表示させたサンプル画像に示されるインテリア製品がどの程度好みであるか対象者に入力させる心理学的逆相関法による感性評価を依頼する。図 23 B には、表示装置 300 に、評価用サンプル画像の一例として、椅子、机、カーテンなどがそろったインテリアの画像 Sx が示され、好みの程度を対象者に入力してもらうためのスコア入力ボタンが示されている。

【0164】

次に、レコメンドシステム 200 は、対象者により入力された画像 Sx を含む複数のサンプル画像に対するスコアを取得すると、それらスコアを、心理学的逆相関法による感性評価の評価結果として心的イメージ可視化システム 100 (100B) に入力する。

10

【0165】

すると、心的イメージ可視化システム 100 (100B) では、心理学的逆相関法による感性評価の評価結果であるスコアと、心的イメージ可視化装置 1A により出力された複数のサンプル画像に対応する特徴ベクトルとから、心的イメージ (サブ心的イメージ) を生成する。生成方法の詳細は、実施の形態 1 及び 2 で説明したのでここでの説明は省略する。

【0166】

次に、レコメンドシステム 200 は、心的イメージ可視化システム 100 (100B) により生成された心的イメージ画像 (サブ心的イメージ画像) を取得し、心的イメージ画像 (サブ心的イメージ画像) 2102 としてメモリ 210 に格納する。

20

【0167】

これにより、レコメンドシステム 200 は、10 枚程度のサンプル画像を用いて、心的イメージ可視化システム 100 (100B) から、不特定の対象者それぞれが持つ心的イメージ (サブ心的イメージ) の画像を取得することができる。

【0168】

[3. 効果等]

以上のように、本実施の形態によれば、レコメンドシステム 200 は、対象者が持つ心的イメージ (サブ心的イメージ) の画像を用いることで、心的イメージ (サブ心的イメージ) に近い既存製品をレコメンドすることができる。つまり、対象者が持つ心的イメージ (サブ心的イメージ) の画像を用いることで、従来のレコメンドエンジンで必要であった購買履歴などの対象者の行動履歴情報がない状態でも、対象者の好みにあった既存製品を選択して、レコメンドすることができる。

30

【0169】

また、レコメンドシステム 200 は、心的イメージ可視化システム 100 (100B) と連携することで、不特定の対象者それぞれが持つ心的イメージ (サブ心的イメージ) の画像を取得することができる。そして、不特定の対象者それぞれが持つ心的イメージ (サブ心的イメージ) 画像を用いることで、従来のレコメンドエンジンで必要であった購買履歴などの対象者の行動履歴情報がない状態でも、対象者の好みにあった既存製品を選択して、レコメンドすることができる。これにより、EC サイトに訪れる不特定の対象者に対しても、購買履歴などの対象者の行動履歴情報がない状態でも、対象者の好みにあった既存製品を選択して、レコメンドすることができる。

40

【0170】

なお、レコメンドシステム 200 は、心的イメージ可視化システム 100 (100B) と異なるシステムとして説明したが、これに限らない。レコメンドシステム 200 は、心的イメージ可視化システム 100 (100B) を内部に備えていてもよい。

【0171】

(他の実施態様の可能性)

以上、本開示の一態様に係る心的イメージ可視化方法、レコメンド方法等について、実

50

施の形態に基づいて説明したが、本開示は、これらの実施の形態に限定されるものではない。本開示の趣旨を逸脱しない限り、当業者が思いつく各種変形を本実施の形態に施したもの、あるいは異なる実施の形態における構成要素を組み合わせて構築される形態も、本開示の範囲内に含まれる。例えば、以下のような場合も本開示に含まれる。

【0172】

(1) 上記の心的イメージ可視化装置、心的イメージ可視化システムまたはレコメンドシステムを構成する構成要素の一部または全部は、具体的には、マイクロプロセッサ、ROM、RAM、ハードディスクユニット、ディスプレイユニット、キーボード、マウスなどから構成されるコンピュータシステムでもよい。前記RAMまたはハードディスクユニットには、コンピュータプログラムが記憶されている。前記マイクロプロセッサが、前記コンピュータプログラムにしたがって動作することにより、各装置は、その機能を達成する。ここでコンピュータプログラムは、所定の機能を達成するために、コンピュータに対する指令を示す命令コードが複数個組み合わせられて構成されたものである。

10

【0173】

(2) 上記の心的イメージ可視化装置、心的イメージ可視化システムまたはレコメンドシステムを構成する構成要素の一部または全部は、1個のシステムLSI (Large Scale Integration: 大規模集積回路) から構成されているとしてもよい。システムLSIは、複数の構成部を1個のチップ上に集積して製造された超多機能LSIであり、具体的には、マイクロプロセッサ、ROM、RAMなどを含んで構成されるコンピュータシステムである。前記RAMには、コンピュータプログラムが記憶されている。前記マイクロプロセッサが、前記コンピュータプログラムにしたがって動作することにより、システムLSIは、その機能を達成する。

20

【0174】

(3) 上記の心的イメージ可視化装置、心的イメージ可視化システムまたはレコメンドシステムを構成する構成要素の一部または全部は、各装置に脱着可能なICカードまたは単体のモジュールから構成されているとしてもよい。前記ICカードまたは前記モジュールは、マイクロプロセッサ、ROM、RAMなどから構成されるコンピュータシステムである。前記ICカードまたは前記モジュールは、上記の超多機能LSIを含むとしてもよい。マイクロプロセッサが、コンピュータプログラムにしたがって動作することにより、前記ICカードまたは前記モジュールは、その機能を達成する。このICカードまたはこのモジュールは、耐タンパ性を有するとしてもよい。

30

【0175】

(4) 上記の心的イメージ可視化装置、心的イメージ可視化システムまたはレコメンドシステムを構成する構成要素の一部または全部は、サーバ及びcloudストレージを含むネットワーク構造として分散して構成されるとしてもよい。データ入力装置と演算装置とは遠隔地に別個に存在することが可能であり、またそれぞれ複数の入力装置、演算装置が分散して存在するとしてもよい。

【産業上の利用可能性】

【0176】

本開示は、心的イメージ可視化方法、心的イメージ可視化装置及びプログラムに利用でき、特に、個人ごとまたは集団などの対象者の心的イメージを可視化するための心的イメージ可視化方法、心的イメージ可視化装置及びプログラムに利用できる。

40

【符号の説明】

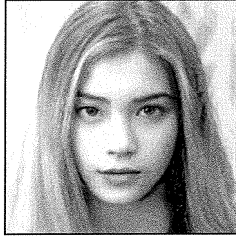
【0177】

- 1、1A、1B 心的イメージ可視化装置
- 10、2101 DNN
- 11 取得部
- 12 入力部
- 13 DCNN
- 14 加算平均部

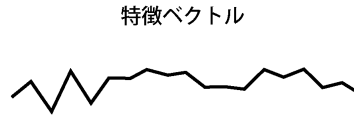
50



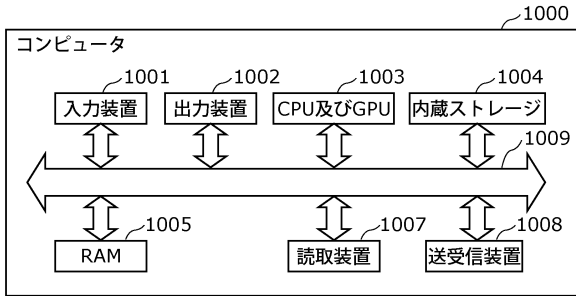
【図 3 A】



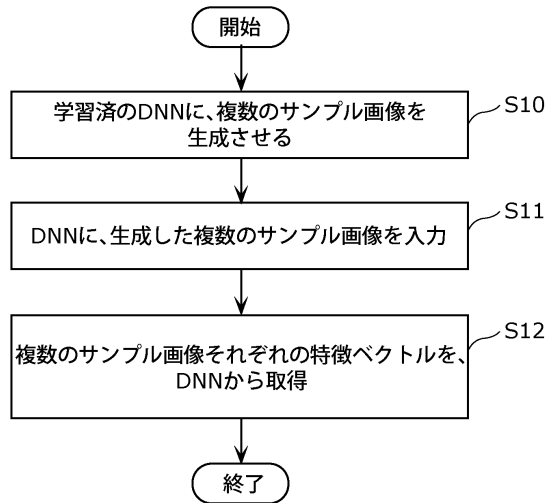
【図 3 B】



【図 4】



【図 5】



10

20

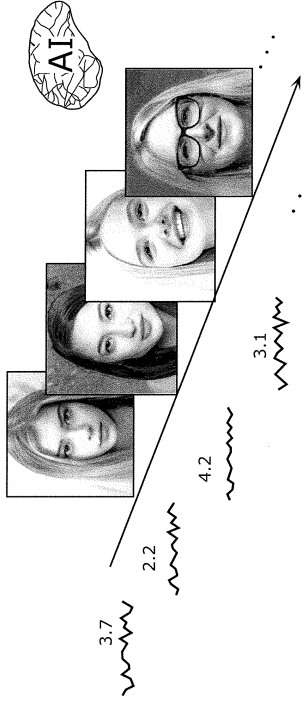
30

40

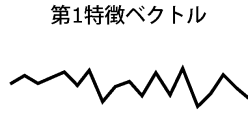
50



【図 1 0】



【図 1 1 A】

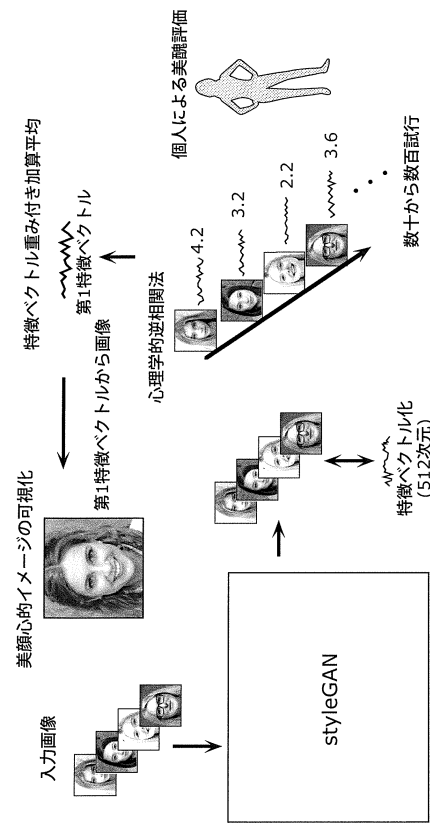


10

【図 1 1 B】



【図 1 2】

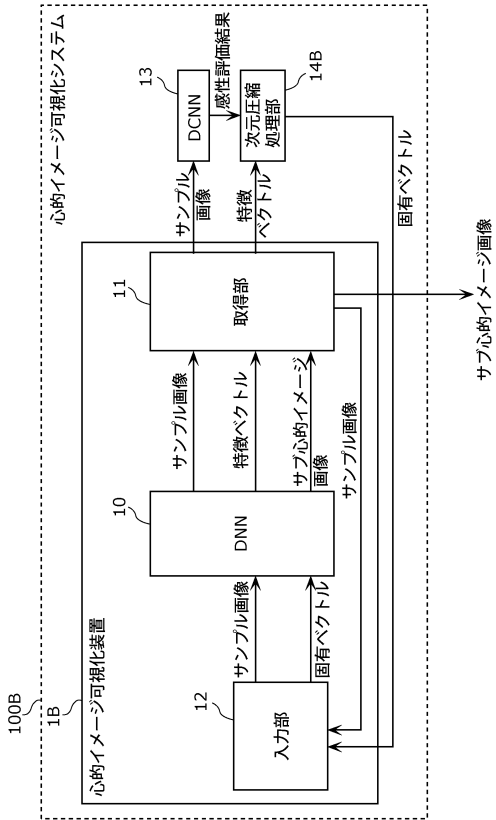


30

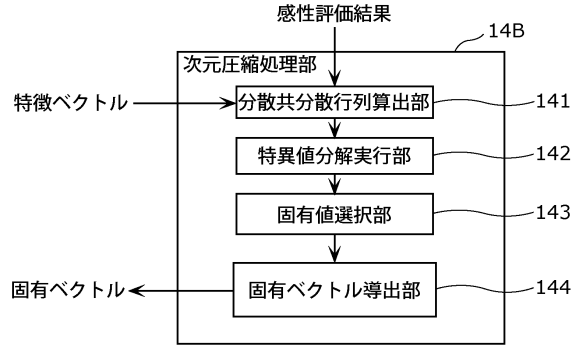
40

50

【図 1 3】



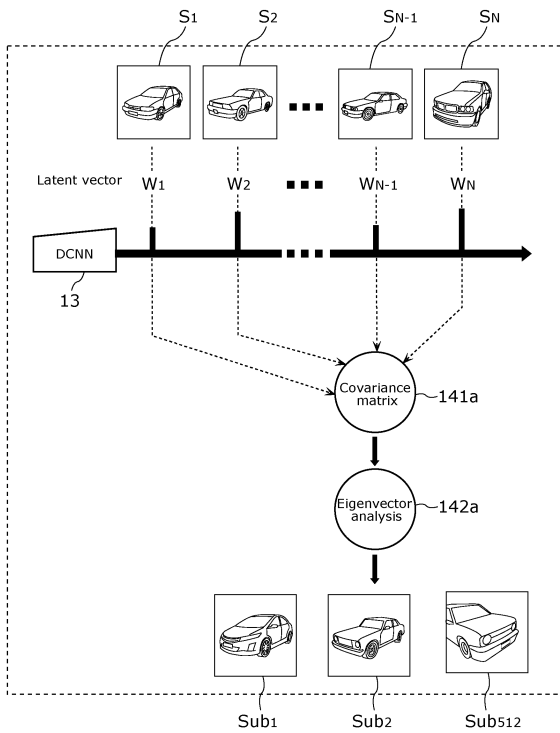
【図 1 4】



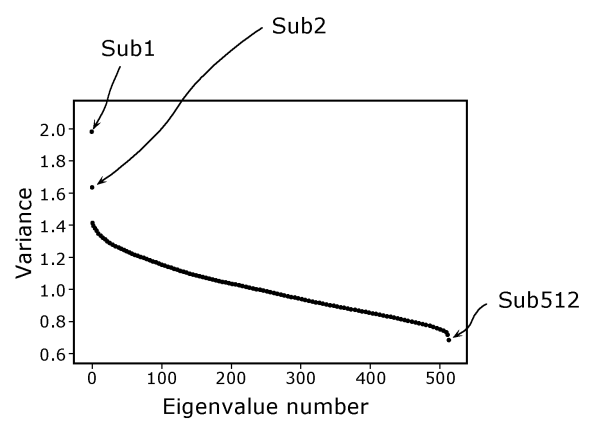
10

20

【図 1 5】



【図 1 6 A】

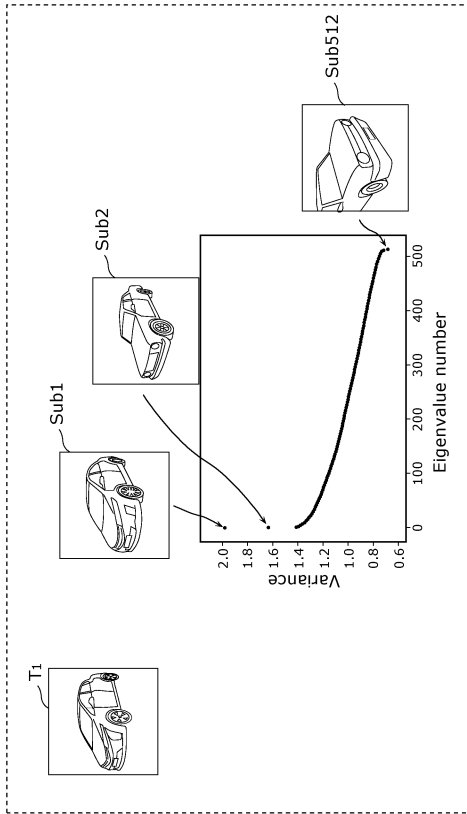


30

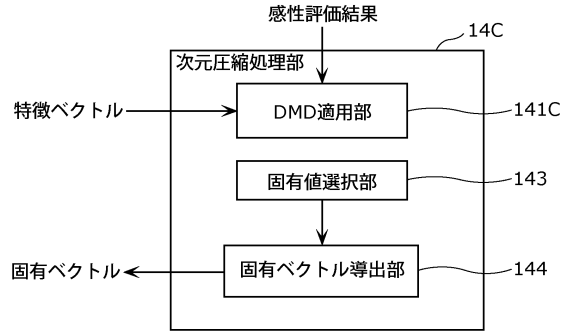
40

50

【図16B】



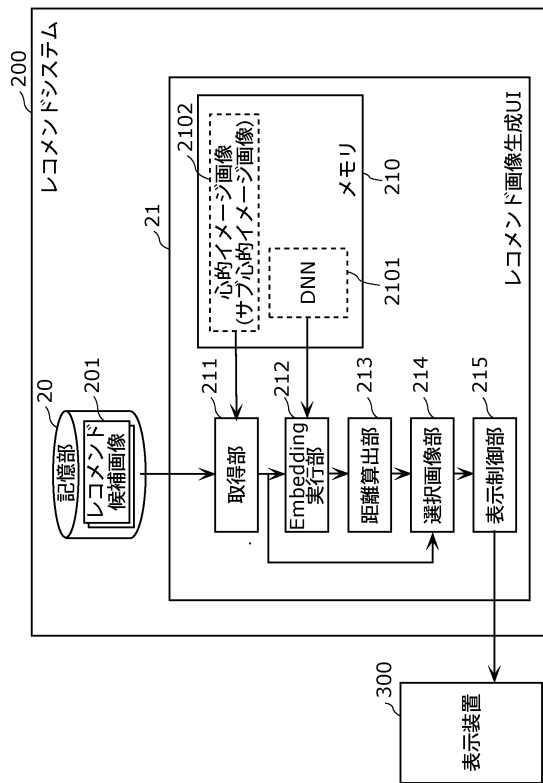
【図17】



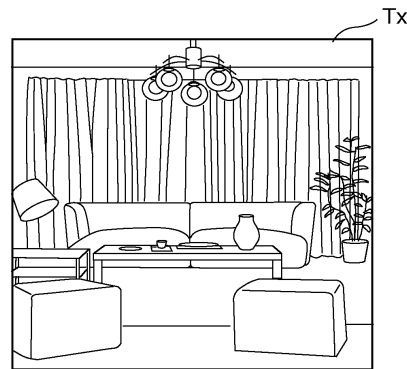
10

20

【図18】



【図19】

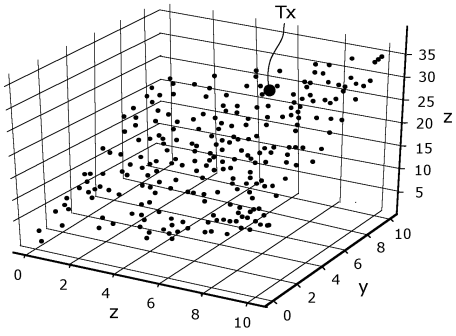


30

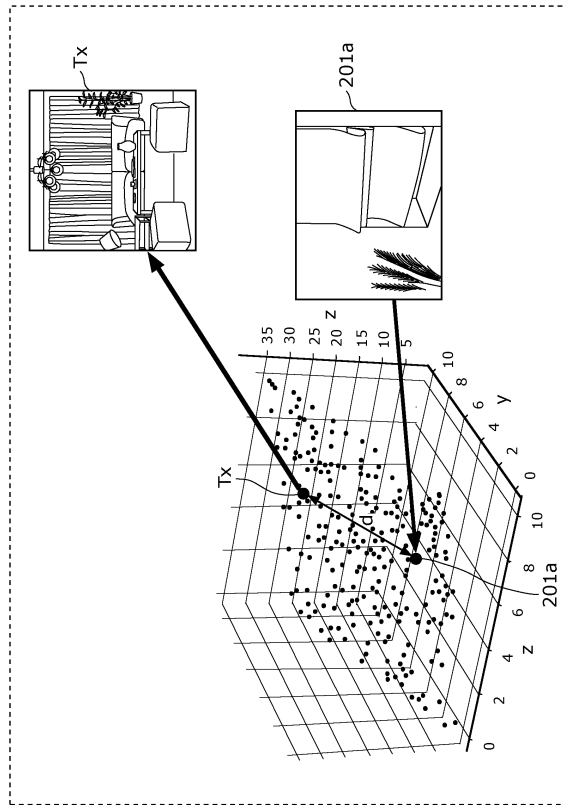
40

50

【図 2 0】



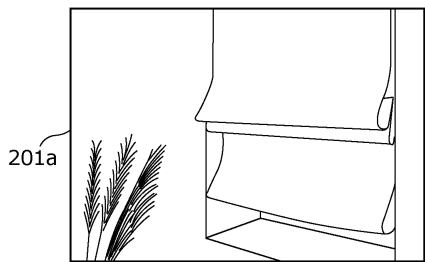
【図 2 1】



10

20

【図 2 2 A】

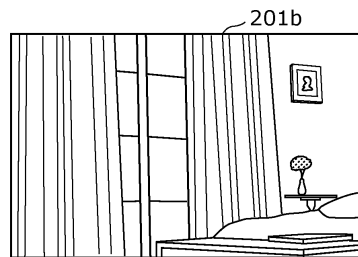


DA品名 AC5064  
 メーカー定価 ¥52600~  
 DA定価 ¥31560~

(1.5倍ヒダ\*巾2m\*丈2m価格)

コットン混ならではの風合いやらかなファブリック。ナチュラルな空間によく合う多色展開のカーテンです。

【図 2 2 B】



DA品名 AC5462  
 メーカー定価 ¥85300~  
 DA定価 ¥51180~

(1.5倍ヒダ\*巾2m\*丈2m価格)

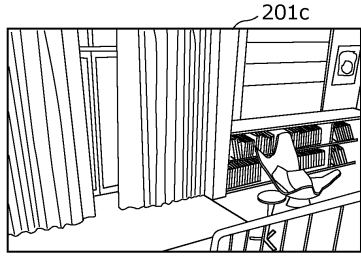
ダマスク柄を優しく深みのある色で表現。あらゆるインテリアシーンでもコーディネートしやすいカーテン。

30

40

50

【図 2 2 C】

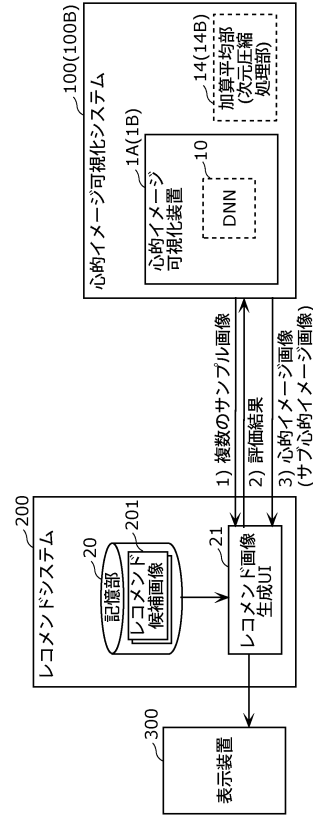


DA品名 OP7804  
 メーカー定価 ¥46700~  
 DA定価 ¥23350~

(1.5倍ヒダ\*巾2m\*丈2m価格)

織組織だけで表現した広幅のポスターは、どんな空間にもなじみやすいデザインです。

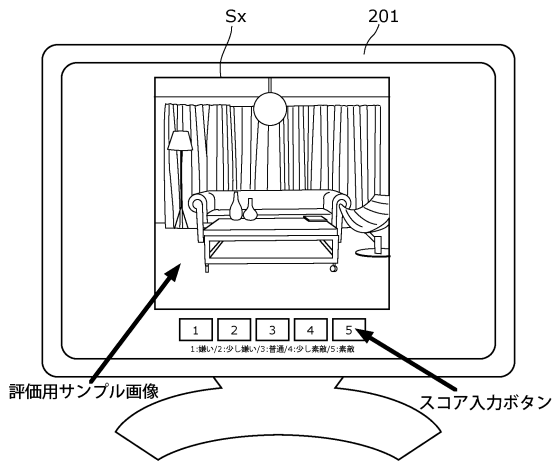
【図 2 3 A】



10

20

【図 2 3 B】



30

40

50

## フロントページの続き

- (56)参考文献 特開2018-063504(JP,A)  
特許第6448839(JP,B1)  
特開平09-101970(JP,A)  
特開2007-249319(JP,A)

- (58)調査した分野 (Int.Cl., DB名)
- |      |       |
|------|-------|
| G06T | 7/00  |
| G06T | 1/00  |
| G06N | 3/04  |
| G06N | 3/00  |
| G06N | 20/00 |
| G06F | 16/50 |
| G06F | 30/00 |