

(12) 特許協力条約に基づいて公開された国際出願

(19) 世界知的所有権機関
国際事務局

(43) 国際公開日
2020年12月3日(03.12.2020)



(10) 国際公開番号

WO 2020/240671 A1

(51) 国際特許分類:
G06N 20/00 (2019.01)

東京都武蔵野市緑町三丁目9番11号 NTT 知的財産センタ内 Tokyo (JP).

(21) 国際出願番号: PCT/JP2019/020951

(22) 国際出願日: 2019年5月27日(27.05.2019)

(25) 国際出願の言語: 日本語

(26) 国際公開の言語: 日本語

(71) 出願人: 日本電信電話株式会社 (NIPPON TELEGRAPH AND TELEPHONE CORPORATION) [JP/JP]; 〒1008116 東京都千代田区大手町一丁目5番1号 Tokyo (JP).

(72) 発明者: 山口 正隆 (YAMAGUCHI, Masataka); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町三丁目9番11号 NTT 知的財産センタ内 Tokyo (JP). 入江 豪 (IRIE, Go); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町三丁目9番11号 NTT 知的財産センタ内 Tokyo (JP). 川西 隆仁 (KAWANISHI, Takahito); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町三丁目9番11号 NTT 知的財産センタ内 Tokyo (JP). 柏野 邦夫 (KASHINO, Kunio); 〒1808585

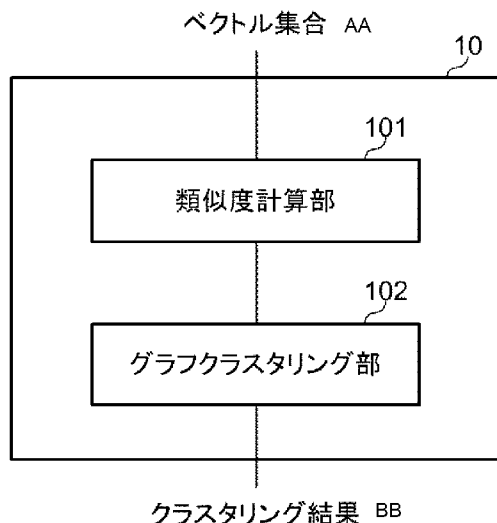
(74) 代理人: 特許業務法人太陽国際特許事務所 (TAIYO, NAKAJIMA & KATO); 〒1600022 東京都新宿区新宿4丁目3番17号 Tokyo (JP).

(81) 指定国(表示のない限り、全ての種類の国内保護が可能): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW.

(84) 指定国(表示のない限り、全ての種類の広域保護が可能): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM,

(54) Title: CLUSTERING DEVICE, CLUSTERING METHOD, AND CLUSTERING PROGRAM

(54) 発明の名称: クラスタリング装置、クラスタリング方法、及びクラスタリングプログラム



101 Similarity calculation unit
102 Graph clustering unit
AA Vector set
BB Clustering result

(57) Abstract: According to the present invention, the accuracy of subspace clustering based on graph clustering is improved. A similarity calculation unit (101) calculates, for each pair of a plurality of input vectors, a similarity based on whether two vectors included in the pair belong to the same low-dimensional space, and a graph clustering unit (102) clusters a plurality of vectors so as to maximize an objective function that is for graph-clustering a graph including a node corresponding to each of the vectors and an edge connecting the nodes with an intensity according to the similarity between the vectors, and includes a first term of which the value increases as the similarity between the vectors belonging to the same cluster increases, and a second term of which the value increases as the likelihood that vectors belonging to the same cluster belong to the same low-dimensional space increases.

ZW), ユーラシア (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), ヨーロッパ (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

添付公開書類：

- 一 国際調査報告（条約第21条(3)）

(57) 要約：グラフクラスタリングに基づいた部分空間クラスタリングの精度を向上させる。類似度計算部（101）が、入力された複数のベクトルの各ペアについて、ペアに含まれる2つのベクトルが同一の低次元空間に属するか否かに基づく類似度を計算し、グラフクラスタリング部（102）が、ベクトルの各々に対応するノードと、ベクトル間の類似度に応じた強度でノード間を接続するエッジとを含むグラフをグラフクラスタリングするための目的関数であって、同じクラスタに属するベクトル間の類似度が高いほど値が大きくなる第1の項と、同じクラスタに属するベクトルが同一の低次元空間に属する尤度が高いほど値が大きくなる第2の項とを含む目的関数を最大化するように、複数のベクトルをクラスタリングする。

明 細 書

発明の名称：

クラスタリング装置、クラスタリング方法、及びクラスタリングプログラム

技術分野

[0001] 開示の技術は、クラスタリング装置、クラスタリング方法、及びクラスタリングプログラムに関する。

背景技術

[0002] ベクトルデータ（以下、単に「ベクトル」ともいう）が多数与えられて、“似た”傾向を持つベクトル同士をまとめあげるタスクであるクラスタリングにおいて、どういうベクトルを“似た”ベクトルとするかによってクラスタリング問題の種類及び手法が異なる。例えば、近い位置にあるデータを“似た”ベクトルとするクラスタリング問題は、セントラルクラスタリングと呼ばれる問題になり、*k-means*と呼ばれるアルゴリズムなどを用いて解かれる。また、他には、同じ低次元部分空間に存在するベクトル同士を“似た”ベクトルとするクラスタリング問題も存在する。

[0003] このように、同じクラスタに属するベクトルの集合は同じ部分空間上に存在するという仮定が成り立つとしてクラスタリングを行う手法を部分空間クラスタリングという。例えば、同じ物体を照明条件だけを変えながら撮影し続けて画像を多数集めた場合、各画像の画素値を並べたベクトルの集合は9次元の部分空間上に存在すると近似できる、ということが示唆されている。部分空間クラスタリングの入力及び出力は、以下のとおりである。

[0004] [入力（１）] ベクトルデータの集合 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$

[入力（２）] クラスタ数 K

[出力] クラスタリングにより得られた K セットのベクトルデータの集合。なお、各クラスタに属するベクトルデータが同一の低次元部分空間上やその近くに存在するようにより分けられる。

先行技術文献

非特許文献

[0005] 非特許文献1: Stella X. Yu, Jianbo Shi, "Multiclass Spectral Clustering", ICCV 2003

非特許文献2: Ehsan Elhamifar, Rene Vidal, "Sparse Subspace Clustering", CVPR 2009

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0006] 部分空間クラスタリングは見かけ以上に困難な問題であり、それゆえ過去多数の手法が提案されてきており、近年では、グラフクラスタリングに基づいた部分空間クラスタリングの手法が提案されている。具体的には、ベクトルのペアに関して、その2つのベクトルが同じ部分空間に属していそうかどうかの観点で類似度を計算し、全てのベクトルのペアに関して計算した類似度を用いて、ベクトルの集合から構築されるグラフを示す隣接行列を計算する。そして、得られた隣接行列を、グラフクラスタリング法を用いてクラスタリングする。

[0007] この場合、実際には、2つのベクトルのペアが同じ部分空間に属していそうかどうかを評価することは難しく、計算される隣接行列はノイジーなものになってしまう場合がある。ノイジーな隣接行列に対して、そのままグラフクラスタリングを行うと、クラスタリングの精度自体も低下してしまう。

[0008] 開示の技術は、上記の点に鑑みてなされたものであり、グラフクラスタリングに基づいた部分空間クラスタリングの精度を向上させることを目的とする。

課題を解決するための手段

[0009] 本開示の第1態様は、クラスタリング装置であって、入力された複数のベクトルの各ペアについて、前記ペアに含まれる2つのベクトルが同一の低次元空間に属するか否かに基づく類似度を計算する類似度計算部と、前記ベク

トルの各々に対応するノードと、前記類似度計算部で計算されたベクトル間の類似度に応じた強度で前記ノード間を接続するエッジとを含むグラフをグラフクラスタリングするための目的関数であって、同じクラスタに属するベクトル間の類似度が高いほど値が大きくなる第1の項と、同じクラスタに属するベクトルが同一の低次元空間に属する尤度が高いほど値が大きくなる第2の項とを含む前記目的関数を最大化するように、前記複数のベクトルをクラスタリングするグラフクラスタリング部と、を含む。

[0010] 本開示の第2態様は、クラスタリング装置であって、前記第2の項は、各クラスタに属するベクトルを前記各クラスタに相当するガウス分布に当てはめた場合の尤度とすることができる。

[0011] 本開示の第3態様は、クラスタリング装置であって、前記グラフクラスタリング部は、クラスタリングの解の定義域が離散的な集合から連続的な集合になるように定義された前記目的関数を最大化することにより前記連続的な集合の解を求め、前記連続的な集合の解を前記離散的な集合の解に変換することができる。

[0012] 本開示の第4態様は、類似度計算部と、グラフクラスタリング部とを含むクラスタリング装置において実行されるクラスタリング方法であって、前記類似度計算部が、入力された複数のベクトルの各ペアについて、前記ペアに含まれる2つのベクトルが同一の低次元空間に属するか否かに基づく類似度を計算し、前記グラフクラスタリング部が、前記ベクトルの各々に対応するノードと、前記類似度計算部で計算されたベクトル間の類似度に応じた強度で前記ノード間を接続するエッジとを含むグラフをグラフクラスタリングするための目的関数であって、同じクラスタに属するベクトル間の類似度が高いほど値が大きくなる第1の項と、同じクラスタに属するベクトルが同一の低次元空間に属する尤度が高いほど値が大きくなる第2の項とを含む前記目的関数を最大化するように、前記複数のベクトルをクラスタリングする方法である。

[0013] 本開示の第5態様は、クラスタリングプログラムであって、コンピュータ

を、上記のクラスタリング装置を構成する各部として機能させるためのプログラムである。

発明の効果

[0014] 開示の技術によれば、グラフクラスタリングに基づいた部分空間クラスタリングの精度を向上させることができる。

図面の簡単な説明

[0015] [図1]グラフクラスタリングを説明するための図である。

[図2]グラフクラスタリングに基づいた部分空間クラスタリングを説明するための図である。

[図3]従来手法と比較した、本実施形態におけるグラフクラスタリングに基づいた部分空間クラスタリングを説明するための図である。

[図4]本実施形態に係るクラスタリング装置のハードウェア構成を示すブロック図である。

[図5]本実施形態に係るクラスタリング装置の機能構成の例を示すブロック図である。

[図6]本実施形態におけるクラスタリング処理の流れを示すフローチャートである。

発明を実施するための形態

[0016] 以下、開示の技術の実施形態の一例を、図面を参照しつつ説明する。なお、各図面において同一又は等価な構成要素及び部分には同一の参照符号を付与している。また、図面の寸法比率は、説明の都合上誇張されており、実際の比率とは異なる場合がある。

[0017] まず、実施形態の詳細を説明する前に、本実施形態の背景となる技術として、「グラフクラスタリングに基づいた部分空間クラスタリング手法」について説明する。以下では、「グラフクラスタリングに基づいた部分空間クラスタリング手法」を説明するために、「グラフクラスタリング」とは何かを説明した上で、「グラフクラスタリングに基づいた部分空間クラスタリング手法」とは何かを説明する。

[0018] グラフとは、図1のAに示すように、ノードの集合と、2つのノードがどの程度の強度で結合されているかを表すエッジの集合とにより定義される。このようなグラフの表現方法として、図1のBに示すような隣接行列がよく用いられる。隣接行列とは、グラフのノードが N 個である場合に、 $N \times N$ のサイズの行列を定義して、行列の (i, j) 番目の要素に i 番目のノードと j 番目のノードとを結合するエッジの強度を格納したデータ構造である。図1のBの例では、 i 番目のノードと j 番目のノードとがエッジで結合されている場合に行列の (i, j) 番目の要素に「1」を、結合されていない場合には「0」を格納している。

[0019] グラフのクラスタリングは、ノードの集合を複数のノード集合に分割するというタスクであり、この際に、同じノード集合内のノード同士がなるべく強く結合し合っているようにノード集合を分割することを目指す。簡単のために、図1のAに示すグラフを2クラスに分割したい場合を考える。図1のBに示す隣接行列は、図1のCの太線枠で示す左上のブロック内及び右下のブロック内の各々のノード同士が高い割合で結合し合っている。このような場合に、左上及び右下のブロックに相当するノード、つまり $\{1, 2, 3, 4\}$ と $\{5, 6, 7, 8, 9\}$ との集合に分割することを目指すのがグラフクラスタリングである。

[0020] グラフクラスタリングを行う場合、スペクトラルクラスタリング法と呼ばれる手法がよく用いられる。スペクトラルクラスタリング法で N 個のベクトルを K 個のクラスタに分割する場合、下記(1)式に示す目的関数が大きくなるようなグラフ分割を求める。なお、(1)式内の $\varepsilon(G, M)$ は下記(2)式で表され、 G の定義域 g は下記(3)式で表される。

[0021]

[数1]

$$\max_G \epsilon(G, M) \text{ subject to } G \in \mathcal{G}, \quad (1)$$

$$\epsilon(G, M) = \sum_{l=1}^K \frac{g_l^T M g_l}{g_l^T D g_l}, \quad (2)$$

$$\mathcal{G} = \{G | G \in \{0, 1\}^{N \times K}, G \mathbf{1}_K = \mathbf{1}_N\} \quad (3)$$

[0022] ここで、 M は N 個のベクトルの類似度行列（隣接行列）、 D は対角行列で、 $D_{ii} = \sum_j M_{ij}$ 、 g_l は $G = [g_1, \dots, g_K]$ を満たすような N 次元ベクトルである。また、 G は $N \times K$ のサイズの行列で、各ベクトルのクラスタ割り当てを管理するために用いられる。具体的には、 i 番目のノードを j 番目のクラスタに割り振る場合は $G_{ij} = 1$ 、それ以外は $G_{ij} = 0$ と定める。スペクトラルクラスタリング法では、(1)式を最大化するような G を求めることを目指す。そのような G を求めるためのアルゴリズムは、従来既知の手法を適用することができるため、ここでは説明を省略する。

[0023] 部分空間クラスタリングは、上述のグラフクラスタリングを応用することで解くことができる。グラフクラスタリングに基づいた部分空間クラスタリング法では、ベクトルそれぞれをグラフのノードとみなす。そして、それぞれのノードのペアに対し、そのペアが同じ低次元部分空間に属していそうであればそのペアの間のエッジの強度を大きく、そうでなければ小さくなるようにしてグラフを構成し、構成されたグラフに対してグラフクラスタリングを行う。

[0024] すなわち、グラフクラスタリングに基づいた部分空間クラスタリング手法は、大きく分けて、類似度計算及びグラフクラスタリングの2つのステップでクラスタリングを行う手法である。

[0025] 具体的には、類似度計算のステップでは、 i 番目のベクトルと j 番目のベクトルとのペアに関して、2つのベクトルが同じ部分空間に属していそうか

どうかを評価して、その評価関数の大きさを i 番目と j 番目のベクトル間の類似度として計算する。ベクトルのペアが同じ部分空間に属していそうかどうかの評価は、例えば2つのベクトルの成す角についてのコサインの絶対値など、従来既知の手法を適用することができる。

[0026] 例えば、図2のDに示すように、2次元の部分空間に存在する入力されたベクトルの各々（図2のDの黒丸）が存在するとする。図2のPで示すベクトルのペアは、同じ部分空間に属していそうであるので、そのペアに対応するノード間のエッジの強度を大きめにする。一方、図2のQで示すベクトルのペアは、異なる部分空間に属していそうであるので、そのペアに対応するノード間のエッジの強度を小さめにする。

[0027] 上記の類似度を全てのベクトルのペアに関して行って、図2のEに示すように、 (i, j) 番目の要素に、 i 番目のノードと j 番目のノード間の類似度（エッジの強度）を格納した類似度行列を計算する。

[0028] グラフクラスタリングのステップでは、図2のFに示すように、得られた類似度行列を、例えば上述したスペクトラルクラスタリング法を用いたグラフクラスタリングによってクラスタリングを行う。

[0029] 上述したグラフクラスタリングに基づいた部分空間クラスタリング手法では、図3の上図に示す従来手法のように、グラフクラスタリングのステップで、類似度計算のステップで得られた類似度行列の情報だけしか考慮されない。類似度行列が精度良く計算できていれば問題ないが、実際には、2つのベクトルのペアが同じ部分空間に属していそうかどうかを評価することは難しい。そのため、同じ部分空間に属しているベクトルのペアに対して類似度を小さく見積もってしまったり、また異なる部分空間に属するベクトルのペアに対して類似度を大きく見積もってしまったりすることがある。その結果として、類似度行列は大抵ノイジーであり、ノイジーな類似度行列をそのままスペクトラルクラスタリングにかけると望ましくない結果が得られる恐れがある。

[0030] 本実施形態では、ノイジーな類似度行列が入力された場合にも、精度良く

グラフクラスタリングを行う。そのために、図3の下図に示す提案手法のように、グラフクラスタリングを実行する際に、類似度行列の情報だけでなく、入力されたベクトル集合そのものの情報も用いる。以下、本実施形態について詳述する。

[0031] 図4は、クラスタリング装置10のハードウェア構成を示すブロック図である。

[0032] 図4に示すように、クラスタリング装置10は、CPU (Central Processing Unit) 11、ROM (Read Only Memory) 12、RAM (Random Access Memory) 13、ストレージ14、入力部15、表示部16、及び通信I/F (インタフェース) 17を有する。各構成は、バス19を介して相互に通信可能に接続されている。

[0033] CPU 11は、中央演算処理ユニットであり、各種プログラムを実行したり、各部を制御したりする。すなわち、CPU 11は、ROM 12又はストレージ14からプログラムを読み出し、RAM 13を作業領域としてプログラムを実行する。CPU 11は、ROM 12又はストレージ14に記憶されているプログラムに従って、上記各構成の制御及び各種の演算処理を行う。本実施形態では、ROM 12又はストレージ14には、後述するクラスタリング処理を実行するためのクラスタリングプログラムが格納されている。

[0034] ROM 12は、各種プログラム及び各種データを格納する。RAM 13は、作業領域として一時的にプログラム又はデータを記憶する。ストレージ14は、HDD (Hard Disk Drive) 又はSSD (Solid State Drive) により構成され、オペレーティングシステムを含む各種プログラム、及び各種データを格納する。

[0035] 入力部15は、マウス等のポインティングデバイス、及びキーボードを含み、各種の入力を行うために使用される。

[0036] 表示部16は、例えば、液晶ディスプレイであり、各種の情報を表示する。表示部16は、タッチパネル方式を採用して、入力部15として機能して

もよい。

[0037] 通信 I / F 1 7 は、他の機器と通信するためのインタフェースであり、例えば、イーサネット（登録商標）、F D D I、W i - F i（登録商標）等の規格が用いられる。

[0038] 次に、クラスタリング装置 1 0 の機能構成について説明する。

[0039] 図 5 は、クラスタリング装置 1 0 の機能構成の例を示すブロック図である。

[0040] 図 5 に示すように、クラスタリング装置 1 0 は、機能構成として、類似度計算部 1 0 1 と、グラフクラスタリング部 1 0 2 とを有する。各機能構成は、C P U 1 1 が R O M 1 2 又はストレージ 1 4 に記憶されたクラスタリングプログラムを読み出し、R A M 1 3 に展開して実行することにより実現される。

[0041] 類似度計算部 1 0 1 は、入力として、ベクトル集合を受け付ける。類似度計算部 1 0 1 は、入力されたベクトル集合の各ペアについて、ペアに含まれる 2 つのベクトルが同一の低次元空間に属するか否かに基づく類似度を計算する。類似度計算部 1 0 1 は、ベクトル集合の各ペアの類似度を用いて、ベクトルの各々に対応するノードと、ベクトルのペア間の類似度に応じた強度でノード間を接続するエッジとを含むグラフを示す類似度行列を作成する。類似度計算部 1 0 1 は、作成した類似度行列をグラフクラスタリング部 1 0 2 へ受け渡す。

[0042] グラフクラスタリング部 1 0 2 は、類似度計算部 1 0 1 から受け渡された類似度行列について、後述する目的関数を最大化するようにグラフクラスタリングを行い、入力されたベクトル集合をクラスタリングしたクラスタリング結果を出力する。目的関数は、同じクラスに属するベクトル間の類似度が高いほど値が大きくなる第 1 の項と、同じクラスに属するベクトルが同一の低次元空間に属する尤度が高いほど値が大きくなる第 2 の項とを含む。

[0043] すなわち、従来のスペクトラルクラスタリングは、（i）同じクラスに属するベクトル（つまりノード）同士が強く結合し合っているようにクラス

タリングすることを目指す手法である。本実施形態では、上記（i）と同時に、（i i）同じクラスタに属するベクトルが同じ低次元部分空間に属するようにクラスタリングすることを目指す。これにより、ノイジーな類似度行列が入力された場合でも、入力されたベクトル集合の情報を直接考慮することで、類似度行列のノイズの影響が緩和されたクラスタリング結果が得られる。

[0044] 以下、グラフクラスタリング部102の処理について、より具体的に説明する。

[0045] 上述したように、従来手法のスペクトラルクラスタリング法に基づくグラフクラスタリングでは、上記（1）式の目的関数を最大化するようにグラフクラスタリングを行う。しかしながら、（1）式の目的関数では、クラスタリングを行う上で類似度行列M及び対角行列Dの情報だけを考慮してクラスタリングを行うため、類似度行列Mがノイジーである場合に、その影響を直接受けてしまい、望ましいクラスタリング結果が得られない恐れがある。

[0046] そこで、本実施形態におけるグラフクラスタリング部102では、（1）式の目的関数に、下記（4）式に示すように、新たに（i i）同じクラスタに属するベクトルが同じ低次元部分空間に属するようにクラスタリングするための項 $r(G, X)$ を追加した目的関数を用いる。

[0047] [数2]

$$\max_G (1 - \lambda)c(G, M) + \lambda r(G, X) \text{ subject to } G \in \mathcal{G}, \quad (4)$$

[0048] λ は第1の項と第2の項とのバランスを取るためのハイパーパラメータである。また、 $r(G, X)$ は、例えば、下記（5）式とすることができる。なお、（5）式中のSは下記（6）式であり、 $N(x; 0, \Sigma)$ は多変量ガウス分布である。

[0049]

[数3]

$$r(G, X) = - \max_{\Sigma_1, \dots, \Sigma_K \in \mathcal{S}} \sum_i^N \log \sum_k^K G_{ik} \mathcal{N}(x_i; 0, \Sigma_k), \quad (5)$$

$$\mathcal{S} = \{\Sigma | \Sigma \in \mathcal{R}^{D \times D}, \Sigma = \Sigma^T, \Sigma \succeq \sigma I\} \quad (6)$$

[0050] $r(G, X)$ は、それぞれのクラスタに含まれるベクトルでガウス分布フィッティングした場合の対数尤度である。以下、より具体的に説明する。まず、(5) 式の一部を切り取った下記 (7) 式は、 i 番目のベクトル（すなわちノード）をそのベクトルが割り振られたクラスタに相当するガウス分布に当てはめた際の尤度に相当する。

[0051] [数4]

$$\sum_k^K G_{ik} \mathcal{N}(x_i; 0, \Sigma_k), \quad (7)$$

[0052] これは、 $G_{i1}, \dots, G_{iK}$ は、その定義から、 i 番目のベクトルが t 番目のクラスタに割り振られていれば $G_{it} = 1$ 、そうでなければ $G_{it} = 0$ が成り立つ。そのため、 t 番目のクラスタに相当するガウス分布に対してのみ当てはめた尤度だけが選択されるからである。

[0053] そして、(5) 式の一部を切り取った下記 (8) 式は、(7) 式の尤度の対数を取って N 個のベクトル全てで足し合わせたものに相当する。

[0054] [数5]

$$\sum_i^N \log \sum_k^K G_{ik} \mathcal{N}(x_i; 0, \Sigma_k), \quad (8)$$

[0055] したがって、(5) 式は、(8) 式の N 個分のベクトルの対数尤度の和を最大化させるように共分散行列 $\Sigma_1, \dots, \Sigma_K$ をフィッティングさせた際に得られる対数尤度の和に相当する。

[0056] 次に、グラフクラスタリング部 102 が、どのようにして G を求めるかを説明する。

[0057] Gの定義域が上記（３）式の場合、（５）式の目的関数を最大化させるGを求めることは、離散最適化問題と呼ばれる問題を解くことに相当する。離散最適化問題は一部の場を除いて解くのが難しい問題として知られている。そこで、本実施形態では、離散最適化問題を直接解くのではなく、Gの定義域を離散的な集合から、下記（９）式に示すように、連続的な集合に拡張する。

[0058] [数6]

$$\mathcal{H} = \{\mathcal{R}^{N \times K}, 0 \leq G_{ij} \leq 1, G\mathbf{1}_K = \mathbf{1}_N\} \quad (9)$$

[0059] 具体的には、定義域をこのように連続的にすることで比較的解き易い問題にし、グラフクラスタリング部102は、この定義域のなかで連続解を求めた後に、求めた連続解を離散化する、という２つのステップで解を求める。

[0060] はじめに、グラフクラスタリング部102がどのように連続解を求めるかについて説明する。本実施形態では、連続解を求める上で、EMアルゴリズムに基づくアルゴリズムを採用する。まず、（４）式の目的関数は、下記（10）式に示すように変形できる。

[0061] [数7]

$$\begin{aligned} & \max_{G \in \mathcal{H}} (1 - \lambda)\epsilon(G, M) + \lambda r(G, X) \\ &= \max_{G \in \mathcal{H}} (1 - \lambda)\epsilon(G, M) + \\ & \quad \max_{\Sigma_1, \dots, \Sigma_K \in \mathcal{S}} \lambda \sum_i^N \log \sum_k^K G_{ik} \mathcal{N}(x_i; 0, \Sigma_k) \\ &= \max_{\substack{G \in \mathcal{H} \\ \Sigma_1, \dots, \Sigma_K \in \mathcal{S}}} (1 - \lambda)\epsilon(G, M) + \lambda \sum_i^N \log \sum_k^K G_{ik} \mathcal{N}(x_i; 0, \Sigma_k) \end{aligned} \quad (10)$$

[0062] （10）式の最後の式は、下記（11）式に示す不等号の式に変形することができる。

[0063]

[数8]

$$\begin{aligned}
& (1 - \lambda)\epsilon(G, M) + \lambda \sum_i^N \log \sum_k^K G_{ij} \mathcal{N}(x_i; 0, \Sigma_k), \\
& = (1 - \lambda)\epsilon(G, M) + \lambda \sum_i^N \log \sum_k^K q(Z_{ik} = 1) \frac{G_{ik} \mathcal{N}(x_i; 0, \Sigma_k)}{q(Z_{ik} = 1)} \\
& \geq (1 - \lambda)\epsilon(G, M) + \lambda \sum_i^N \sum_k^K q(Z_{ik} = 1) \log \frac{G_{ik} \mathcal{N}(x_i; 0, \Sigma_k)}{q(Z_{ik} = 1)} \\
& = L(q, G, \Sigma_1, \dots, \Sigma_K)
\end{aligned}
\tag{11}$$

[0064] グラフクラスタリング部102は、 $L(q, G, \Sigma_1, \dots, \Sigma_K)$ を大きくすることで、(10)式を大きくするような G 及び Σ を求める。このために、グラフクラスタリング部102は、新しく出てきた確率分布 $q(Z)$ と、パラメータ G 及び Σ とを交互に最適化する。ここで、確率分布 $q(Z)$ は、 $\sum_k q(Z_{ik} = 1) = 1$ 、 $q(Z_{ik} = 1) \geq 0$ であり、変分分布と呼ばれる。

[0065] 上記(11)式の変形は、EMアルゴリズムに基づいており、確率分布 $q(Z)$ の更新はE-Step、パラメータ G 及び Σ の更新はM-Stepで行われる。グラフクラスタリング部102は、このE-StepとM-Stepとを交互に行うことで、パラメータを更新する。

[0066] グラフクラスタリング部102は、E-Stepにおいて、 Σ 及び G を固定させた状態で、下記(12)式に示すように確率分布 $q(Z)$ を設定することで、(11)式の L を最大化する。

[0067] [数9]

$$q(Z_{ij} = 1) = \frac{G_{ij} \mathcal{N}(x_i; 0, \Sigma_j)}{\sum_k^K G_{ik} \mathcal{N}(x_i; 0, \Sigma_k)} \tag{12}$$

[0068] グラフクラスタリング部102は、M-Stepにおいて、確率分布 $q(Z)$ を固定させた状態で $\Sigma_1, \dots, \Sigma_K$ 、及び G を更新する。このステッ

プは下記（１３）式の最大化問題に相当する。

[0069] [数10]

$$\begin{aligned}
 & \max_{\substack{G \in \mathcal{H} \\ \Sigma_1, \dots, \Sigma_K \in \mathcal{S}}} L(q, G, \Sigma_1, \dots, \Sigma_K) \\
 &= \max_{\substack{G \in \mathcal{H} \\ \Sigma_1, \dots, \Sigma_K \in \mathcal{S}}} (1 - \lambda) \epsilon(G, M) + \lambda \sum_i^N \sum_k^K q(Z_{ik} = 1) \log \frac{G_{ik} \mathcal{N}(x_i; 0, \Sigma_k)}{q(Z_{ik} = 1)} \\
 &= \max_{\substack{G \in \mathcal{H} \\ \Sigma_1, \dots, \Sigma_K \in \mathcal{S}}} (1 - \lambda) \epsilon(G, M) + \lambda \sum_i^N \sum_k^K q(Z_{ik} = 1) (\log G_{ik} + \log \mathcal{N}(x_i; 0, \Sigma_k))
 \end{aligned} \tag{13}$$

[0070] 本実施形態では、グラフクラスタリング部１０２は、 G 及び $\Sigma_1, \dots, \Sigma_K$ を同時に最大化させるのではなく、先に $\Sigma_1, \dots, \Sigma_K$ だけを最大化させ、その後に G を最大化させてE-Stepに戻る。具体的には、グラフクラスタリング部１０２は、はじめに G が固定された状態で $\Sigma_1, \dots, \Sigma_K$ を更新する。このとき、（１３）式が最大化されるのは、下記（１４）式に示すように $\Sigma_1, \dots, \Sigma_K$ を設定した場合である。

[0071] [数11]

$$\Sigma_k = \frac{1}{\sum_i^N q(Z_{ik} = 1)} \sum_i^N q(Z_{ik} = 1) x_i x_i^T \tag{14}$$

[0072] 次に、グラフクラスタリング部１０２は、 $\Sigma_1, \dots, \Sigma_K$ が固定された状態で G を更新する。このとき、（１３）式の最大化問題は下記（１５）式に示す最大化問題に帰着される。

[0073] [数12]

$$\begin{aligned}
 & \max_{\substack{G \in \mathcal{H} \\ \Sigma_1, \dots, \Sigma_K \in \mathcal{S}}} \frac{1 - \lambda}{\lambda} \epsilon(G, M) + \sum_i^N \sum_k^K q(Z_{ik} = 1) \log G_{ik} \\
 &= \max_{\substack{G \in \mathcal{R}^{N \times D} \\ \Sigma_1, \dots, \Sigma_K \in \mathcal{S}}} \frac{1 - \lambda}{\lambda} \epsilon(G, M) + \sum_i^N \sum_k^K q(Z_{ik} = 1) \log G_{ik} - \nu_{\mathcal{H}}(G)
 \end{aligned} \tag{15}$$

[0074] ここで、(15)式の2行目最後の $\tau_H(G)$ は、 $G \in H$ なら $\tau_H(G) = 0$ 、そうでなければ $\tau_H(G) = \infty$ となるような関数である。(15)式の最大化は、例えば近接勾配法を用いることができる。具体的には、グラフクラスタリング部102は、下記(16)式及び(17)式に示す手順を収束まで繰り返すことで G を求める。

[0075] [数13]

$$G_{new} = \text{prox}_{\gamma, \iota_H}(G + \lambda \gamma \frac{\partial \epsilon(G, M)}{\partial G}) \quad (16)$$

where

$$\text{prox}_{\gamma, \iota_H}(G) = \arg \min_{\hat{G}} \frac{1}{2\gamma} \|G - \hat{G}\|_F^2 + \iota_H(\hat{G}). \quad (17)$$

[0076] ここで、 γ は更新式のステップ幅、 $\|a\|_F$ は a のフロベニウスノルムである。グラフクラスタリング部102は、上記のように求めた連続解を離散解に変換する。ここでは単純に、それぞれのベクトル毎に、最もクラスタ割り当ての値が大きいクラスタに割り当てるという方針を採用する。具体的には、グラフクラスタリング部102は、下記(18)式を用いて連続解を離散解に変換し、各ベクトルのクラスタ割り当てを決定する。

[0077] [数14]

$$G_{ij}^{\dagger} = \langle j = \arg \max_{j' \in \{1, \dots, K\}} G_{ij'} \rangle, \quad (18)$$

[0078] ここで、 $\langle A = B \rangle$ は、 A と B が同じであれば1を、そうでなければ0を返す関数である。これは、ベクトル毎に連続解 G_{ij} の値が最も大きいクラスタに割り当てるようにすることに相当する。

[0079] 次に、クラスタリング装置10の作用について説明する。

[0080] 図6は、クラスタリング装置10によるクラスタリング処理の流れを示すフローチャートである。CPU11がROM12又はストレージ14からクラスタリングプログラムを読み出して、RAM13に展開して実行すること

により、クラスタリング処理が行なわれる。

[0081] ステップS101で、CPU11が、類似度計算部101として、ベクトル集合 $X = [x_1, \dots, x_N]$ 、及び確率分布 $q(Z)$ の初期値を受け付ける。

[0082] 次に、ステップS102で、CPU11が、類似度計算部101として、ベクトル集合 X の各ペアについて、ペアに含まれる2つのベクトルが同一の低次元空間に属するか否かに基づく類似度を計算する。CPU11は、類似度計算部101として、ベクトル集合の各ペアの類似度を用いて、ベクトルの各々に対応するノードと、ベクトルのペア間の類似度に応じた強度でノード間を接続するエッジとを含むグラフを示す類似度行列 M を作成する。類似度計算部101は、作成した類似度行列 M をグラフクラスタリング部102へ受け渡す。

[0083] 次に、ステップS103で、CPU11が、グラフクラスタリング部102として、収束判定に用いる変数 L_{max} に $-\infty$ を設定する。

[0084] 次に、ステップS104で、CPU11が、グラフクラスタリング部102として、EMアルゴリズムのM-Stepを実行する。具体的には、CPU11が、グラフクラスタリング部102として、(14)式に示すように $\Sigma_1, \dots, \Sigma_K$ を設定する。そして、CPU11が、グラフクラスタリング部102として、 $\Sigma_1, \dots, \Sigma_K$ が固定された状態で、(16)式及び(17)式により G を更新する。

[0085] 次に、ステップS105で、CPU11が、グラフクラスタリング部102として、EMアルゴリズムのE-Stepを実行する。具体的には、CPU11が、グラフクラスタリング部102として、上記ステップS104で更新した Σ 及び G を固定させた状態で、(12)式に示すように確率分布 $q(Z)$ を設定することで、(11)式の L を最大化する。

[0086] 次に、ステップS106で、CPU11が、グラフクラスタリング部102として、上記ステップS105で最大化された L と L_{max} とを比較し、EMアルゴリズムが収束したか否かを判定する。具体的には、CPU11が、グ

ラフクラスタリング部102として、 L と L_{max} とに変化がない場合には収束したと判定し、処理はステップS107へ移行し、 L が L_{max} より大きければ、 L を新たな L_{max} に設定し、処理はステップS104に戻る。なお、 L と L_{max} とに変化がない場合とは、 $L = L_{max}$ の場合に限らず、 L と L_{max} との差が所定値以下の場合を含むようにしてもよい。

[0087] 次に、ステップS107で、CPU11が、グラフクラスタリング部102として、直近の上記ステップS104で更新された連続解の G を、(18)式を用いて離散解に変換し、変換した離散解の G をクラスタリング結果として出力する。そして、クラスタリング処理は終了する。

[0088] 以上説明したように、本実施形態に係るクラスタリング装置は、同じクラスタに属するベクトル間の類似度が高いほど値が大きくなる第1の項と、同じクラスタに属するベクトルが同一の低次元空間に属する尤度が高いほど値が大きくなる第2の項とを含む目的関数を最大化するように、グラフクラスタリングを実行する。これにより、グラフクラスタリングに基づいた部分空間クラスタリングの精度を向上させることができる。

[0089] なお、部分空間クラスタリングの技術は、識別器の半教師有り学習のためにも利用することができるため、本実施形態に係るクラスタリング装置を、識別器の学習に適用することができる。また、本実施形態に係るクラスタリング装置を、異常検知の文脈にも利用することもできる。また、根本に立ち返って、教師なし分類に利用することも可能である。

[0090] 上記のような識別器の学習、異常検知、教師なし分類等に本実施形態に係るクラスタリング装置を適用する場合、クラスタリング対象のデータとしては、画像信号、音響信号、生体信号等を扱うことができる。

[0091] より具体的な例では、クラスタリング対象のデータを画像信号とする場合、本実施形態に係るクラスタリング装置を、物体や顔の画像の分類、映像中で動き方が同じ物体をより分けること、すなわち移動物体セグメンテーション、似たような領域を分割すること、すなわち画像のセグメンテーション等のために使うことができる。

[0092] また、クラスタリング対象のデータを音響信号とする場合、環境音認識や音声認識などを行いたい場合に、音響信号を特徴量に変換した上で識別器により識別するという枠組みが用いられる場合がある。この場合に使う識別器を学習する際に本実施形態に係るクラスタリング装置を利用することができる。具体的には、異常音検知をしたい場合、音響信号の教師なし分類等に利用することができる。

[0093] また、クラスタリング対象のデータを生体信号とする場合、生体信号からの健康状態の識別や遺伝子データからの病気予測などを行いたい場合に、生体信号や遺伝子データを特徴量に変換した上で識別器により識別するという枠組みが用いられる場合がある。この場合に使う識別器を学習する際に本実施形態に係るクラスタリング装置を利用することができる。具体的には、生体信号の異常検知をしたい場合、生体信号の教師なし分類等に利用することができる。

[0094] なお、上記実施形態でCPUがソフトウェア（プログラム）を読み込んで実行したクラスタリング処理を、CPU以外の各種のプロセッサが実行してもよい。この場合のプロセッサとしては、FPGA（Field-Programmable Gate Array）等の製造後に回路構成を変更可能なPLD（Programmable Logic Device）、及びASIC（Application Specific Integrated Circuit）等の特定の処理を実行させるために専用に設計された回路構成を有するプロセッサである専用電気回路等が例示される。また、クラスタリング処理を、これらの各種のプロセッサのうちの1つで実行してもよいし、同種又は異種の2つ以上のプロセッサの組み合わせ（例えば、複数のFPGA、及びCPUとFPGAとの組み合わせ等）で実行してもよい。また、これらの各種のプロセッサのハードウェア的な構造は、より具体的には、半導体素子等の回路素子を組み合わせた電気回路である。

[0095] また、上記各実施形態では、クラスタリングプログラムがROM12又はストレージ14に予め記憶（インストール）されている態様を説明したが、

これに限定されない。プログラムは、CD-ROM (Compact Disk Read Only Memory)、DVD-ROM (Digital Versatile Disk Read Only Memory)、及びUSB (Universal Serial Bus) メモリ等の非一時的 (non-transitory) 記憶媒体に記憶された形態で提供されてもよい。また、プログラムは、ネットワークを介して外部装置からダウンロードされる形態としてもよい。

[0096] 以上の実施形態に関し、更に以下の付記を開示する。

[0097] (付記項1)

メモリと、

前記メモリに接続された少なくとも1つのプロセッサと、

を含み、

前記プロセッサは、

入力された複数のベクトルの各ペアについて、前記ペアに含まれる2つのベクトルが同一の低次元空間に属するか否かに基づく類似度を計算し、

前記ベクトルの各々に対応するノードと、計算したベクトル間の類似度に応じた強度で前記ノード間を接続するエッジとを含むグラフをグラフクラスタリングするための目的関数であって、同じクラスタに属するベクトル間の類似度が高いほど値が大きくなる第1の項と、同じクラスタに属するベクトルが同一の低次元空間に属する尤度が高いほど値が大きくなる第2の項とを含む前記目的関数を最大化するように、前記複数のベクトルをクラスタリングする

ように構成されているクラスタリング装置。

[0098] (付記項2)

クラスタリング処理を実行するようにコンピュータによって実行可能なプログラムを記憶した非一時的記録媒体であって、

前記クラスタリング処理は、

入力された複数のベクトルの各ペアについて、前記ペアに含まれる2つの

ベクトルが同一の低次元空間に属するか否かに基づく類似度を計算し、

前記ベクトルの各々に対応するノードと、計算したベクトル間の類似度に応じた強度で前記ノード間を接続するエッジとを含むグラフをグラフクラスタリングするための目的関数であって、同じクラスタに属するベクトル間の類似度が高いほど値が大きくなる第1の項と、同じクラスタに属するベクトルが同一の低次元空間に属する尤度が高いほど値が大きくなる第2の項とを含む前記目的関数を最大化するように、前記複数のベクトルをクラスタリングする

ことを含む非一時的記録媒体。

符号の説明

- [0099] 1 0 クラスタリング装置
- 1 1 CPU
- 1 2 ROM
- 1 3 RAM
- 1 4 ストレージ
- 1 5 入力部
- 1 6 表示部
- 1 7 通信 I/F
- 1 9 バス
- 1 0 1 類似度計算部
- 1 0 2 グラフクラスタリング部

請求の範囲

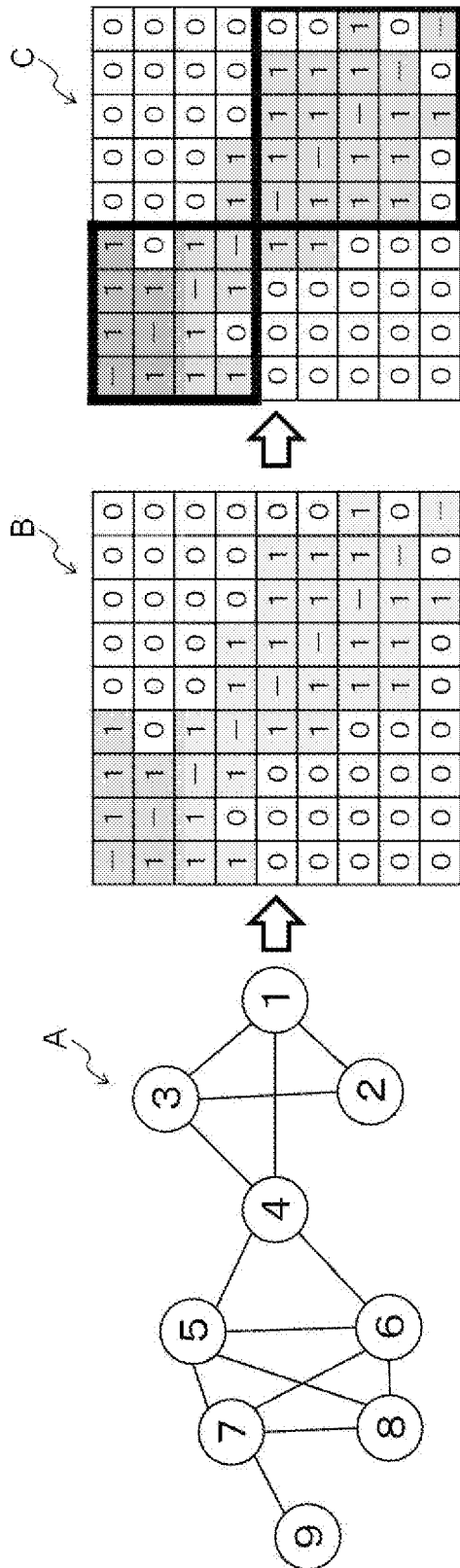
- [請求項1] 入力された複数のベクトルの各ペアについて、前記ペアに含まれる2つのベクトルが同一の低次元空間に属するか否かに基づく類似度を計算する類似度計算部と、
- 前記ベクトルの各々に対応するノードと、前記類似度計算部で計算されたベクトル間の類似度に応じた強度で前記ノード間を接続するエッジとを含むグラフをグラフクラスタリングするための目的関数であって、同じクラスタに属するベクトル間の類似度が高いほど値が大きくなる第1の項と、同じクラスタに属するベクトルが同一の低次元空間に属する尤度が高いほど値が大きくなる第2の項とを含む前記目的関数を最大化するように、前記複数のベクトルをクラスタリングするグラフクラスタリング部と、
- を含むクラスタリング装置。
- [請求項2] 前記第2の項は、各クラスタに属するベクトルを前記各クラスタに相当するガウス分布に当てはめた場合の尤度である請求項1に記載のクラスタリング装置。
- [請求項3] 前記グラフクラスタリング部は、クラスタリングの解の定義域が離散的な集合から連続的な集合になるように定義された前記目的関数を最大化することにより前記連続的な集合の解を求め、前記連続的な集合の解を前記離散的な集合の解に変換する請求項1又は請求項2に記載のクラスタリング装置。
- [請求項4] 類似度計算部と、グラフクラスタリング部とを含むクラスタリング装置において実行されるクラスタリング方法であって、
- 前記類似度計算部が、入力された複数のベクトルの各ペアについて、前記ペアに含まれる2つのベクトルが同一の低次元空間に属するか否かに基づく類似度を計算し、
- 前記グラフクラスタリング部が、前記ベクトルの各々に対応するノードと、前記類似度計算部で計算されたベクトル間の類似度に応じた

強度で前記ノード間を接続するエッジとを含むグラフをグラフクラスタリングするための目的関数であって、同じクラスタに属するベクトル間の類似度が高いほど値が大きくなる第1の項と、同じクラスタに属するベクトルが同一の低次元空間に属する尤度が高いほど値が大きくなる第2の項とを含む前記目的関数を最大化するように、前記複数のベクトルをクラスタリングする

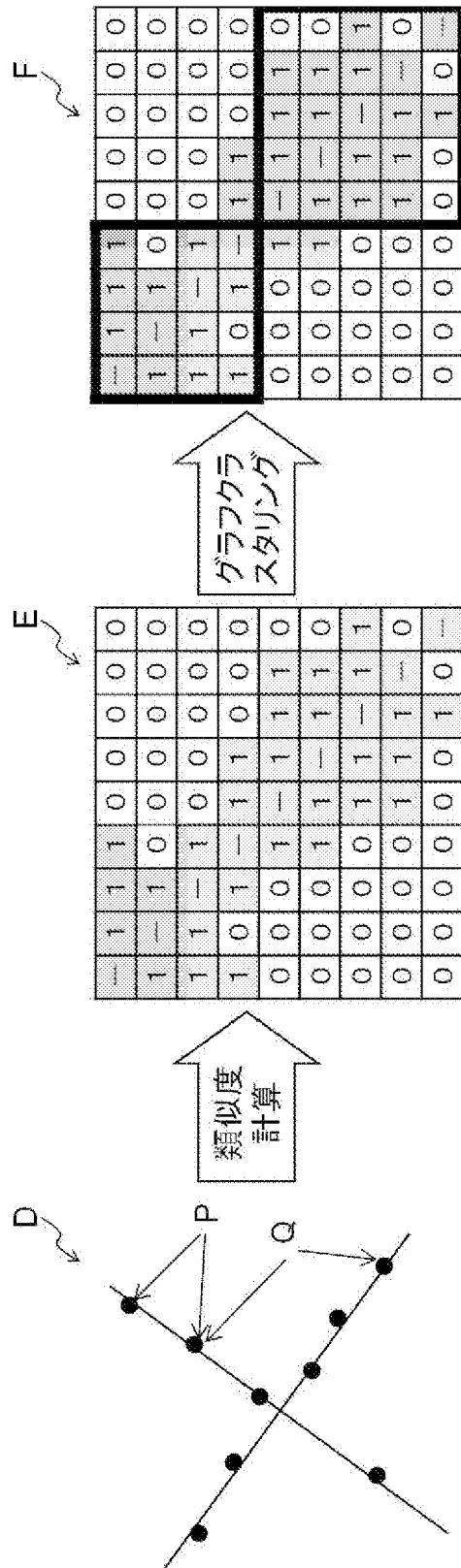
クラスタリング方法。

[請求項5] コンピュータを、請求項1～請求項3の何れか1項に記載のクラスタリング装置を構成する各部として機能させるためのクラスタリングプログラム。

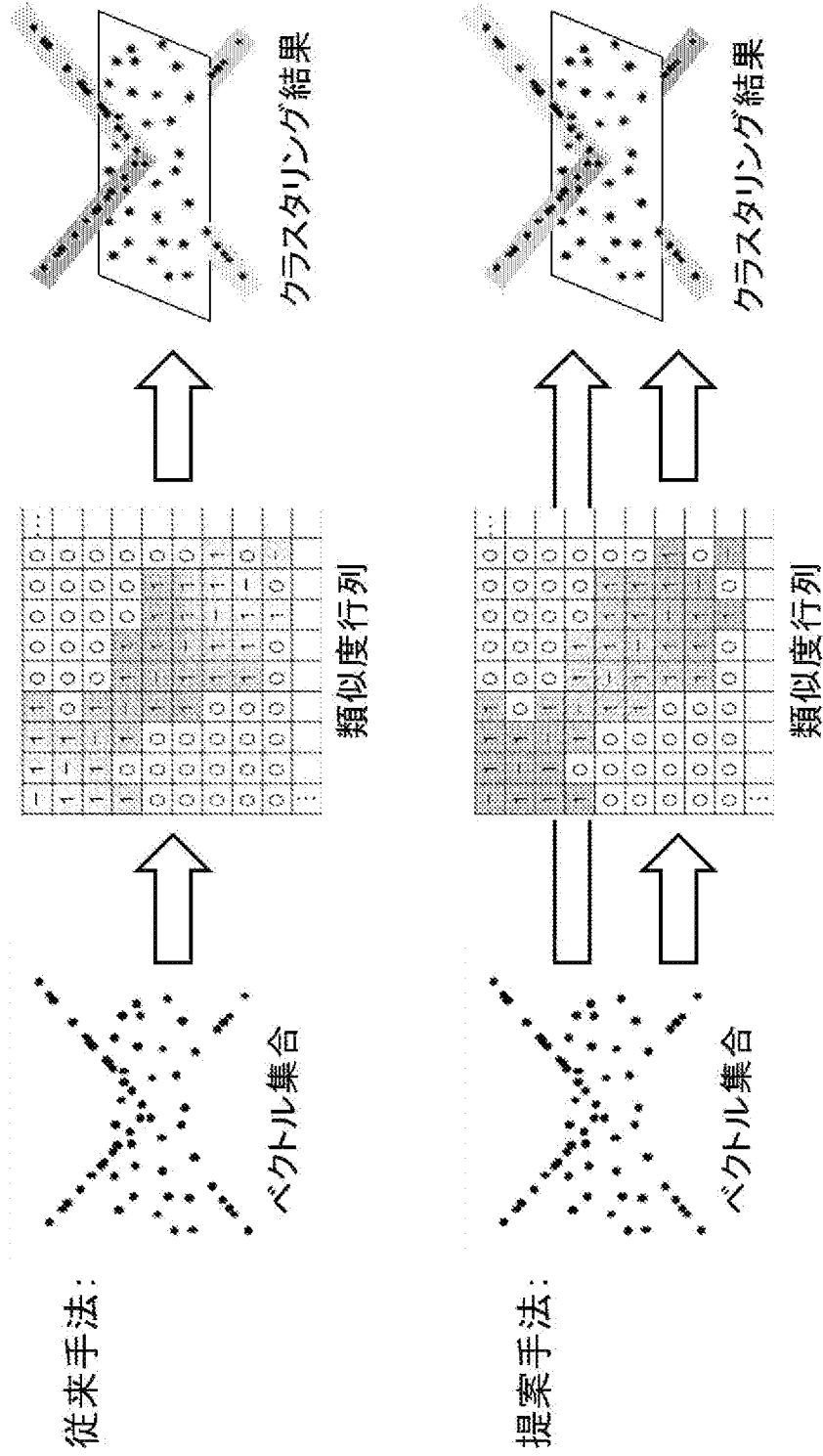
[図1]



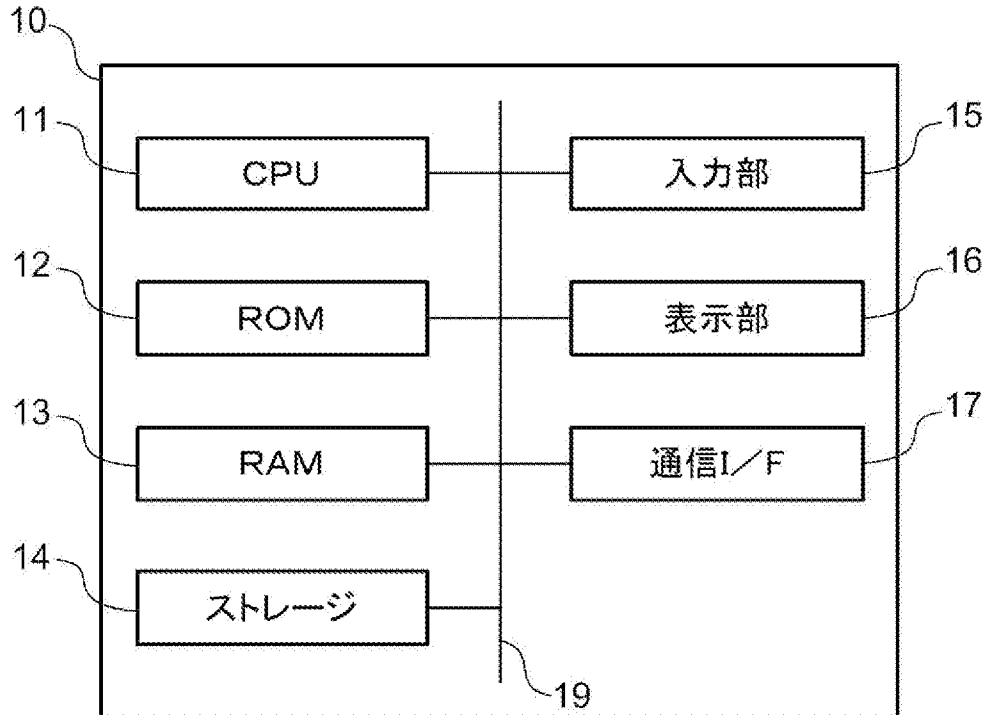
[図2]



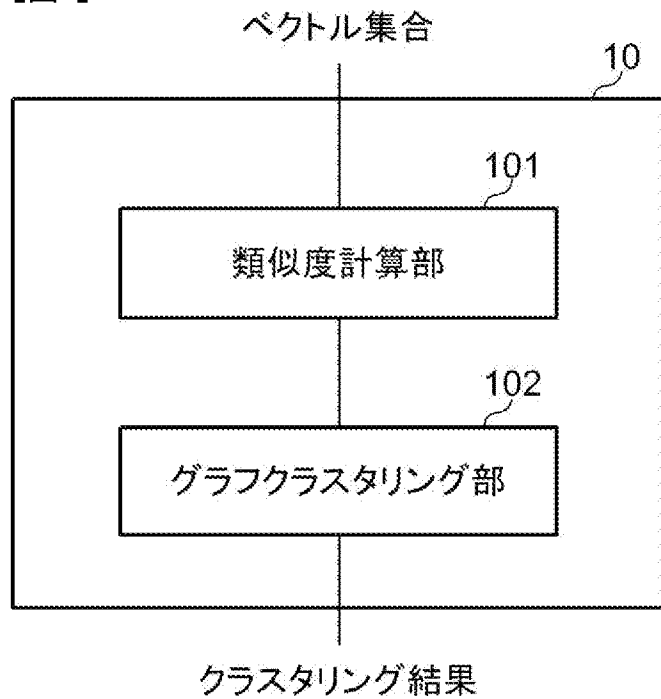
[図3]



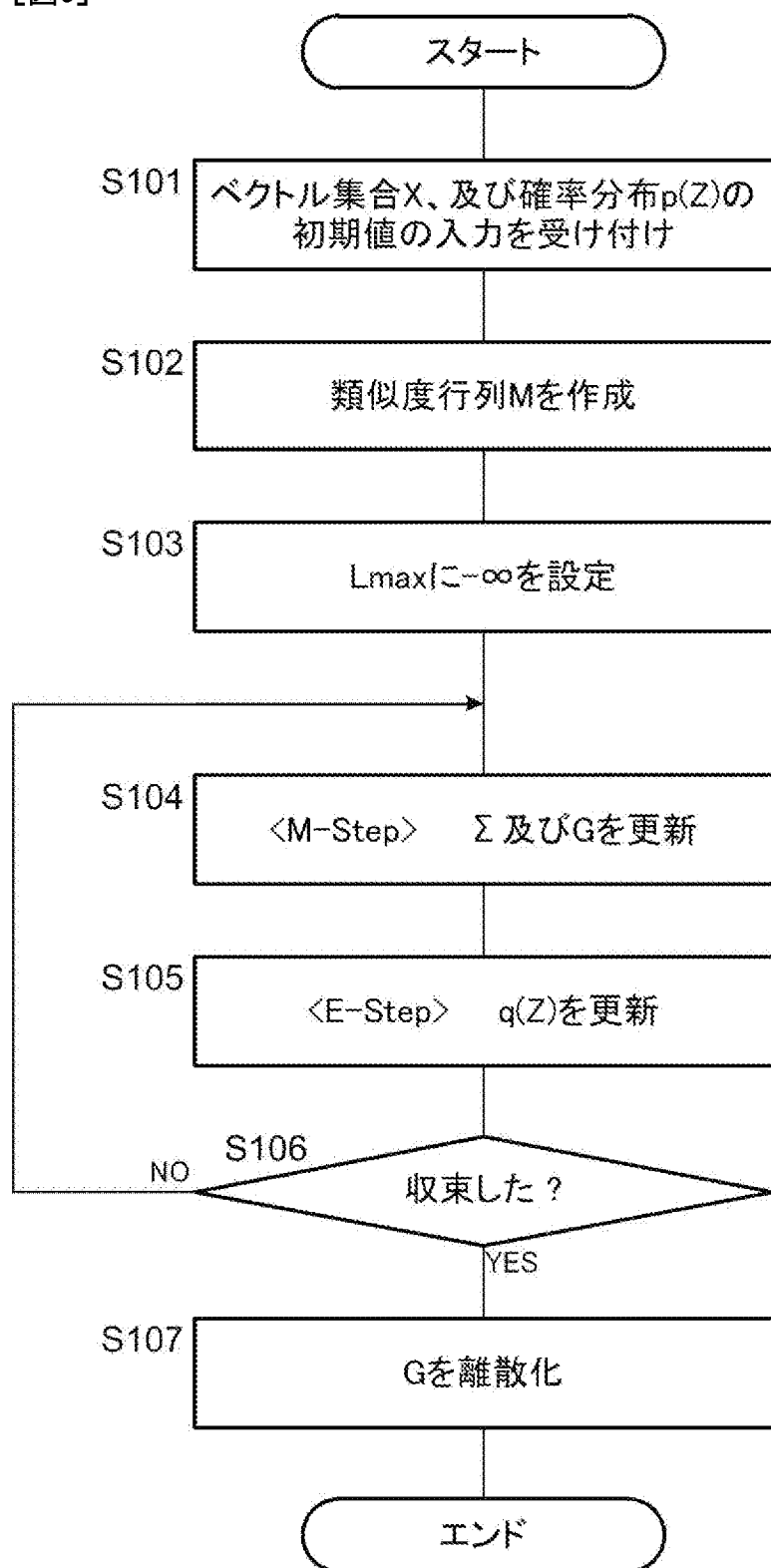
[図4]



[図5]



[図6]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2019/020951

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

Int. Cl. G06N20/00 (2019.01) i

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

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

Int. Cl. G06N20/00

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Published examined utility model applications of Japan 1922-1996

Published unexamined utility model applications of Japan 1971-2019

Registered utility model specifications of Japan 1996-2019

Published registered utility model applications of Japan 1994-2019

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

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	ELHAMIFAR, Ehsan et al., Sparce Subspace Clustering: Algorithm, Theory, and Applications, [online], 05 February 2013 [retrieved on 05 July 2019], Retrieved from the Internet: <URL:https://arxiv.org/abs/1203.1005>, pp. 1-19, entire text	1-5

☐ 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
05.07.2019

Date of mailing of the international search report
23.07.2019

Name and mailing address of the ISA/
Japan Patent Office
3-4-3, Kasumigaseki, Chiyoda-ku,
Tokyo 100-8915, Japan

Authorized officer

Telephone No.

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC））

Int.Cl. G06N20/00(2019.01)i

B. 調査を行った分野

調査を行った最小限資料（国際特許分類（IPC））

Int.Cl. G06N20/00

最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの

日本国実用新案公報	1922-1996年
日本国公開実用新案公報	1971-2019年
日本国実用新案登録公報	1996-2019年
日本国登録実用新案公報	1994-2019年

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

C. 関連すると認められる文献

引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号
A	ELHAMIFAR, Ehsan et al., Sparse Subspace Clustering: Algorithm, Theory, and Applications, [online], 2013.02.05 [retrieved on 2019.07.05], Retrieved from the Internet: <URL:https://arxiv.org/abs/1203.1005>, pp.1-19, 全文	1-5

C欄の続きにも文献が列挙されている。

パテントファミリーに関する別紙を参照。

* 引用文献のカテゴリー

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

国際調査を完了した日

05.07.2019

国際調査報告の発送日

23.07.2019

国際調査機関の名称及びあて先

日本国特許庁（ISA/J P）

郵便番号100-8915

東京都千代田区霞が関三丁目4番3号

特許庁審査官（権限のある職員）

今城 朋彬

5B

7888

電話番号 03-3581-1101 内線 3545