

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 公開特許公報(A)

(11) 特許出願公開番号

特開2018-142278
(P2018-142278A)

(43) 公開日 平成30年9月13日(2018.9.13)

(51) Int.Cl.	F I	テーマコード (参考)
G06N 7/00 (2006.01)	G06N 7/00 150	
G10L 19/02 (2013.01)	G10L 19/02 160Z	

審査請求 未請求 請求項の数 6 O L (全 20 頁)

(21) 出願番号 特願2017-37640 (P2017-37640)
(22) 出願日 平成29年2月28日 (2017.2.28)

(71) 出願人 504133110
国立大学法人電気通信大学
東京都調布市調布ヶ丘一丁目5番地1

(71) 出願人 504202472
大学共同利用機関法人情報・システム研究
機構
東京都立川市緑町10番3号

(74) 代理人 110000925
特許業務法人信友国際特許事務所

(72) 発明者 中鹿 亘
東京都調布市調布ヶ丘一丁目5番地1 国
立大学法人電気通信大学内

最終頁に続く

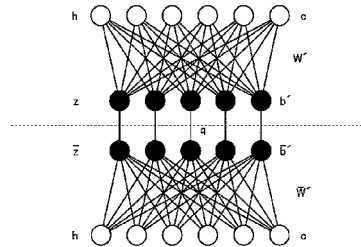
(54) 【発明の名称】 符号化装置、符号化方法およびプログラム

(57) 【要約】

【課題】複素数データにRBMを適応することで精度の良い特徴抽出を行って、良好な符号化ができるようにする。

【解決手段】パラメータ学習ユニットと符号化ユニットとを備える。パラメータ学習ユニットは、入力データを表現する可視素子と、潜在的な情報を表現した隠れ素子との間に結合重みが存在すると仮定した制限ボルツマンマシンによる確率モデルを適用して、学習用データに対して、隠れ素子および結合重みを推定する処理を行う。符号化ユニットは、符号化用入力データに対して、パラメータ学習ユニットで推定した確率モデルを適用して、隠れ素子を推定し、推定した隠れ素子を符号化データとして出力する。ここで、学習用データおよび符号化用入力データは複素数データであり、制限ボルツマンマシンによる確率モデルが持つ可視素子および隠れ素子は、実部と虚部を持つようにした。

【選択図】 図3



複素RBMのグラフ表現

【特許請求の範囲】

【請求項 1】

入力データを表現する可視素子と、潜在的な情報を表現する隠れ素子との間に結合重みが存在すると仮定した制限ボルツマンマシンによる確率モデルを適用して、学習用データに対して、前記隠れ素子および前記結合重みを推定する処理を行うパラメータ学習ユニットと、

符号化用入力データに対して、前記パラメータ学習ユニットで推定した前記制限ボルツマンマシンによる確率モデルを適用して、前記隠れ素子を推定し、推定した前記隠れ素子を符号化データとして出力する符号化ユニットとを備え、

前記学習用データおよび前記符号化用入力データは複素数データであり、前記制限ボルツマンマシンによる確率モデルが持つ前記可視素子および前記隠れ素子は、実部と虚部を持つようにした

符号化装置。

【請求項 2】

前記制限ボルツマンマシンによる確率モデルは、 I 次元のデータ $z \in \mathbb{C}^I$ で構成される可視素子 z と隠れ素子 h を持ち、モデルのパラメータ集合を θ 、そのパラメータ集合 θ を構成するパラメータを b, c, W 、および $\bar{b}, \bar{c}, \bar{W}$ 、可視素子のバイアスを $b \in \mathbb{C}^I$ 、隠れ素子のバイアスを $c \in \mathbb{R}^J$ 、可視素子と隠れ素子との間の複素結合重みを $W \in \mathbb{C}^{I \times J}$ 、各符号のオーバーラインを複素共役、 H はエルミート転置としたとき、以下の式によって定義される

$$p(z; \theta) = \sum_h p(z, h; \theta)$$

$$p(z, h; \theta) = \frac{1}{U(\theta)} e^{-E(z, h; \theta)}$$

$$E(z, h; \theta) = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} z \\ \bar{z} \end{bmatrix}^H \Phi^{-1} \begin{bmatrix} z \\ \bar{z} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} b \\ \bar{b} \end{bmatrix}^H \Phi^{-1} \begin{bmatrix} z \\ \bar{z} \end{bmatrix} - 2c^T h - \begin{bmatrix} z \\ \bar{z} \end{bmatrix}^H \Phi^{-1} \begin{bmatrix} W \\ \bar{W} \end{bmatrix} h$$

$$U(\theta) = \int \sum_h e^{-E(z, h; \theta)} dz$$

請求項 1 に記載の符号化装置。

【請求項 3】

前記制限ボルツマンマシンによる確率モデルは、実部と虚部の前記隠れ素子を連結させたモデルである

請求項 1 または 2 に記載の符号化装置。

【請求項 4】

さらに、前記符号化ユニットで得られた符号化データを復号化する復号化処理ユニットを備えた

請求項 1 ~ 3 のいずれか 1 項に記載の符号化装置。

【請求項 5】

10

20

30

40

50

入力データを表現する可視素子と、潜在的な情報を表現した隠れ素子との間に結合重みが存在すると仮定した制限ボルツマンマシンによる確率モデルを適用して、学習用データに対して、前記隠れ素子および前記結合重みを推定する処理を演算処理部が実行するパラメータ学習処理と、

符号化入力データに対して、前記パラメータ学習処理で推定した前記制限ボルツマンマシンによる確率モデルを適用して、前記隠れ素子を推定する処理を演算処理部が実行し、推定した前記隠れ素子を符号化データとして出力する符号化処理と、
を含み、

前記パラメータ学習処理で得られる前記学習用データと前記符号化処理で得られる前記符号化入力データは複素数データであり、前記制限ボルツマンマシンによる確率モデルが持つ前記可視素子および前記隠れ素子は、実部と虚部を持つようにした
符号化方法。

【請求項 6】

入力データを表現する可視素子と、潜在的な情報を表現した隠れ素子との間に結合重みが存在すると仮定した制限ボルツマンマシンによる確率モデルを適用して、前記入力データに対して、前記隠れ素子および前記結合重みを推定する処理を行い、複素数データである学習用データを得るパラメータ学習ステップと、

前記入力データに対して、前記パラメータ学習ステップで推定した制限ボルツマンマシンによる確率モデルを適用して、前記隠れ素子を推定し、推定した前記隠れ素子を、複素数データである符号化データとして出力する符号化ステップとを、含み、

前記制限ボルツマンマシンによる確率モデルが持つ前記可視素子および前記隠れ素子は、実部と虚部を持つようにして

前記各ステップをコンピュータに実行させるプログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、符号化装置および符号化方法、並びに符号化方法を実行するプログラムに関する。

【背景技術】

【0002】

近年、ディープラーニングを用いた手法が飛躍的に高い精度を上げ、画像認識や音声認識など、幅広い分野において盛んに研究され、利用が進んでいる。これまでに数多くのディープラーニング手法が提案されているが、最も代表的なモデルとして、制限ボルツマンマシン (restricted Boltzmann machine: 以下、「RBM」と称する) が用いられている。また、RBMを多層に積み重ねたDeep Belief Net (以下、「DBN」と称する) も用いられている。さらに、様々なRBMの拡張モデルも提案されている。

【先行技術文献】

【非特許文献】

【0003】

【非特許文献 1】“Lending Direction to Neural Networks”: Neural Networks Vol.8. No4. pp503-512, 1995 (Richard S. Zemel, Christopher K. Williams, Michael C. Mozer)

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

従来、RBMを利用した特徴量抽出処理としては、いずれのアプローチでも入力特徴量はバイナリまたは実数値が使用されていた。

例えば音声認識や音声合成などの音声処理を行う場合には、メル周波数ケプストラム係数 (Mel-Frequency Cepstrum Coefficients: MFCC)、メルケプストラム特徴量、STRAIGHTスペクトルなどの振幅スペクトルに基づいた音響特徴量が利用されている

10

20

30

40

50

。ところが、振幅スペクトルに基づいた音響特徴量抽出では、位相情報が欠落しており、元の複素数表現された音声データに対して少なからず情報の損失が存在する。

ここでは音声処理を例に説明したが、その他の複素数情報から特徴量抽出をする場合にも、情報の損失が存在するという問題があった。

【0005】

なお、非特許文献1には、ボルツマンマシンで複素数を使って特徴量を抽出する技術が記載されているが、この技術は、上述したRBMやDBNを適用したものではないため、特徴量の抽出がより精度よく行うことができる手法の開発が望まれていた。

【0006】

本発明は、複素数に対してRBMを適用し、精度の良い特徴抽出を行うことで、その特徴量抽出に基づいた良好な符号化ができる符号化装置、符号化方法およびプログラムを提供することを目的とする。

10

【課題を解決するための手段】

【0007】

本発明の符号化装置は、パラメータ学習ユニットと符号化ユニットとを備える。

パラメータ学習ユニットは、入力データを表現する可視素子と、潜在的な情報を表現した隠れ素子との間に結合重みが存在すると仮定した制限ボルツマンマシンによる確率モデルを適用して、学習用データに対して、隠れ素子および結合重みを推定する処理を行う。

符号化ユニットは、符号化用入力データに対して、パラメータ学習ユニットで推定した制限ボルツマンマシンによる確率モデルを適用して、隠れ素子を推定し、推定した隠れ素子を符号化データとして出力する。

20

ここで、学習用データおよび符号化用入力データは複素数データであり、制限ボルツマンマシンによる確率モデルが持つ可視素子および隠れ素子は、実部と虚部を持つようにしたことを特徴とする。

【0008】

また本発明の符号化方法は、パラメータ学習処理と符号化処理とを含む。

パラメータ学習処理は、入力データを表現する可視素子と、潜在的な情報を表現した隠れ素子との間に結合重みが存在すると仮定した制限ボルツマンマシンによる確率モデルを適用して、学習用データに対して、隠れ素子および結合重みを推定する処理を行う。

符号化処理は、符号化用入力データに対して、パラメータ学習処理で推定した制限ボルツマンマシンによる確率モデルを適用して、隠れ素子を推定し、推定した隠れ素子を符号化データとして出力する。

30

ここで、パラメータ学習処理で得られる学習用データと符号化処理で得られる符号化用入力データは複素数データであり、制限ボルツマンマシンによる確率モデルが持つ可視素子および隠れ素子は、実部と虚部を持つようにしたことを特徴とする。

【0009】

また本発明のプログラムは、複素数データで構成される学習用データおよび符号化用入力データを入力として、上述した符号化方法のパラメータ学習処理を実行するステップと、符号化処理を実行するステップをコンピュータに実行させるものである。

【発明の効果】

40

【0010】

本発明によると、制限ボルツマンマシン(RBM)を複素数に拡張した複素RBMによる特徴量の抽出を行うことができ、高い精度で入力データから特徴量を抽出して符号化することが可能になるので、効率の良い符号化が行えるようになる。

【図面の簡単な説明】

【0011】

【図1】本発明の一実施の形態例による符号化装置の構成例を示すブロック図である。

【図2】図1の符号化装置のハードウェア構成例を示すブロック図である。

【図3】本発明の一実施の形態例に適用される確率モデルである、複素RBM(Restricted Boltzmann machine)を模式的に示す図である。

50

【図 4】本発明の一実施の形態例によるパラメータ学習の流れを示すフローチャートである。

【図 5】本発明の一実施の形態例による符号化の流れを示すフローチャートである。

【図 6】図 4 のステップ S 1 3 の複素 R B M の学習処理を示すフローチャートである。

【図 7】図 5 のステップ S 2 3 の符号化処理を示すフローチャートである。

【図 8】本発明の一実施の形態例により符号化されたデータを復号化する復号化装置の構成例を示すブロック図である。

【図 9】本発明の一実施の形態例による復号化の流れを示すフローチャートである。

【図 10】図 9 のステップ S 5 2 の復号化処理を示すフローチャートである。

【図 11】オリジナルデータ（図 11 A）と、本発明の一実施の形態例を適用した符号化データ（図 11 B）との例を示す図である。

【図 12】本発明を適用した複素 R B M による再構築エラーと、従来例（G B - R B M）による再構築エラーとを比較した特性図である。

【図 13】本発明の一実施の形態例に適用される複素 R B M を多層化した例を模式的に示す図である。

【発明を実施するための形態】

【0012】

以下、本発明の好適な一実施の形態例について説明する。

【0013】

[1. 符号化装置の構成例]

図 1 は、本発明の一実施の形態例にかかる符号化装置の構成例を示す図である。図 1 に示すように、コンピュータ（P C）等により構成される符号化装置 1 は、パラメータ学習ユニット 1 1 と符号化処理ユニット 1 2 とを備える。

パラメータ学習ユニット 1 1 は、符号化を行うデータと同じ種類のデータについて事前に学習処理を行い、符号化に必要なパラメータを得る。符号化処理ユニット 1 2 は、その学習処理で得たパラメータを使って、入力データ（符号化用データ）の符号化を行う。

符号化を行う入力データとしては、音声データ、画像データなど様々なデータが適用可能である。但し、後述するように本実施の形態例で扱う学習データおよび入力データは複素数データである。

【0014】

パラメータ学習ユニット 1 1 は、複素数データ取得部 1 1 1 と前処理部 1 1 2 とパラメータ推定部 1 1 3 とを備える。複素数データ取得部 1 1 1 には、学習用複素数データが供給される。複素数データ取得部 1 1 1 で取得した学習用複素数データは、前処理部 1 1 2 で前処理が行われた後、パラメータ推定部 1 1 3 に供給される。

例えば、複素数データ取得部 1 1 1 で取得される学習用複素数データが音声データの場合には、前処理部 1 1 2 は、学習用の音声データを単位時間ごと（以下、フレームという）に切り出して、M F C C（Mel-Frequency Cepstrum Coefficients：メル周波数ケプストラム係数）やメルケプストラム特徴量などのフレームごとの音声信号のスペクトル特徴量を計算し、これを正規化する。なお、この前処理部 1 1 2 での処理で学習用データを複素数データに変換してもよい。

【0015】

パラメータ推定部 1 1 3 は、可視素子推定部 1 1 3 1 と隠れ素子推定部 1 1 3 2 とによって構成される確率モデルを持つ。本実施の形態例では、可視素子推定部 1 1 3 1 および隠れ素子推定部 1 1 3 2 で構成される確率モデルとして、R B M を複素数に拡張した複素 R B M（Complex RBM）を使用する。なお、複素 R B M の確率モデルは、可視素子および隠れ素子の他に、素子間の結合重みの情報についても有し、パラメータ推定部 1 1 3 は、この結合重みの情報についても推定して持つ。この複素 R B M の詳細については後述する。

【0016】

符号化処理ユニット 1 2 は、複素数データ取得部 1 2 1 と前処理部 1 2 2 と符号化部 1

10

20

30

40

50

23とを備える。

複素数データ取得部121には、符号化用複素数データが供給される。複素数データ取得部121で取得された符号化用複素数データは、前処理部122で前処理が行われた後、符号化部123に供給される。

前処理部122は、パラメータ学習ユニット11の前処理部112と同じ構成である。この前処理部122における処理により、符号化用データを複素数データに変換してもよい。

【0017】

符号化部123は、パラメータ学習ユニット11のパラメータ推定部113と同じ構成であり、可視素子推定部1231で得た可視素子と隠れ素子推定部1232で得た隠れ素子とによって構成される複素RBMの確率モデルを備える。可視素子推定部1231および隠れ素子推定部1232で、可視素子および隠れ素子を推定する際には、パラメータ学習ユニット11のパラメータ推定部113で推定したパラメータが利用される。

10

【0018】

符号化装置1は、符号化部123の隠れ素子推定部1232で推定された隠れ素子を、符号化データとして外部に出力する。

なお、図1に示す構成では、学習処理を行うパラメータ推定部113と、入力データの符号化処理を行う符号化部123を個別の構成としたが、パラメータ推定部113と符号化部123は、ほぼ同じ機能を有しており、パラメータ推定部113で符号化部123の処理を行うようにしてもよい。複素数データ取得部111、121や前処理部112、122についても共通化してもよい。

20

【0019】

図2は、符号化装置1のハードウェア構成例を示す図である。ここでは、符号化装置1をコンピュータ(PC)で構成した例を示す。

図2に示すように、符号化装置1は、バス107を介して相互に接続されたCPU(中央制御ユニット: Central Processing Unit)101、ROM(Read Only Memory)102、RAM(Random Access Memory)103、HDD(Hard Disk Drive)/SSD(Solid State Drive)104、接続I/F(Interface)105、通信I/F106を備える。CPU101は、RAM103をワークエリアとしてROM102またはHDD/SSD104等に格納されたプログラムを実行することで、符号化装置1の動作を統括的に制御する。接続I/F105は、符号化装置1に接続される機器とのインターフェースである。通信I/Fは、ネットワークを介して他の情報処理機器と通信を行うためのインターフェースである。

30

【0020】

学習用データや符号化用データの入出力および設定は、接続I/F105または通信I/F106を介して行われる。図1で説明した符号化装置1の機能は、CPU101において所定のプログラムが実行されることで実現される。プログラムは、記録媒体を経由して取得してもよく、ネットワークを経由して取得してもよく、ROMに組み込んで使用してもよい。また、一般的なコンピュータとプログラムの組合せでなく、ASIC(Application Specific Integrated Circuit)やFPGA(Field Programmable Gate Array)などの論理回路を組むことで、符号化装置1の構成を実現するためのハードウェア構成にしてもよい。

40

【0021】

[2. 複素RBMの定義]

次に、パラメータ推定部113および符号化部123が持つ確率モデルである、複素RBMについて説明する。

RBMは、入力データを表現する可視素子と、潜在的な情報を表現する隠れ素子の間に双方向の接続重みが存在する(ただし可視素子間または隠れ素子間には接続はない)と仮定した確率モデルであり、複素RBMは、実部と虚部を持つ複素数にRBMを拡張したものである。

50

図3は、本実施の形態例の複素RBMのグラフ表現例を示す。

図3の例は、複素数となるI次元のデータ $z \in \mathbb{C}^I$ を可視素子とする複素RBMのモデルを示す。

図3において、 z は可視素子、 h は隠れ素子、 W は可視素子 z と隠れ素子 h との間の双方向結合重みであり、 b は可視素子 z のバイアス、 c は隠れ素子 h のバイアス、 q は共役を示す。また、各符号の上に付けた線（オーバーライン）は複素共役を示す。

【0022】

この複素RBMは、次の[数1]式～[数4]式で定義される。ここでは、I次元のデータ $z \in \mathbb{C}^I$ を可視素子とし、確率モデルのパラメータの集合を θ とし、上付きのHはエルミート転置を示す。

【0023】

【数1】

$$p(z; \theta) = \sum_h p(z, h; \theta)$$

【0024】

【数2】

$$p(z, h; \theta) = \frac{1}{U(\theta)} e^{-E(z, h; \theta)}$$

【0025】

【数3】

$$E(z, h; \theta) = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} z \\ \bar{z} \end{bmatrix}^H \Phi^{-1} \begin{bmatrix} z \\ \bar{z} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} b \\ \bar{b} \end{bmatrix}^H \Phi^{-1} \begin{bmatrix} z \\ \bar{z} \end{bmatrix} - 2c^T h - \begin{bmatrix} z \\ \bar{z} \end{bmatrix}^H \Phi^{-1} \begin{bmatrix} W \\ \bar{W} \end{bmatrix} h$$

【0026】

【数4】

$$U(\theta) = \int \sum_h e^{-E(z, h; \theta)} dz$$

【0027】

また、[数3]式の Φ は、[数5]式で定義され、[数5]式で定義される複素数 Z の分散と疑似分散（共役複素数との共分散）を表すパラメータは、[数6]式で定義される。ただし、 Φ は入力されたベクトルが対角成分となる対角行列を返す関数である。

【0028】

【数5】

$$\Phi \triangleq \begin{bmatrix} \Gamma & C \\ C^H & \Gamma^H \end{bmatrix}$$

【0029】

10

20

30

40

【数 6】

$$\Gamma \triangleq \Delta(\gamma), \quad \gamma \in \mathbb{R}^I$$

$$\mathbf{C} \triangleq \Delta(\delta), \quad \delta \in \mathbb{C}^I$$

【0030】

結局、複素 RBM のパラメータは、 $\theta = \{b, c, W, \gamma, \delta\}$ となる。ここで、[数 7] 式および [数 8] 式を導入する。但し、[数 7] 式および [数 8] 式において、分数線は要素除算を表す。

【0031】

【数 7】

$$p \triangleq \frac{\gamma}{\gamma^2 - |\delta|^2} \in \mathbb{R}^I$$

【0032】

【数 8】

$$q \triangleq -\frac{\delta}{\gamma^2 - |\delta|^2} \in \mathbb{C}^I$$

【0033】

これより、[数 9] 式となる。

【0034】

【数 9】

$$\Phi^{-1} = \begin{bmatrix} \Delta(p) & \Delta(q) \\ \Delta(\bar{q}) & \Delta(p) \end{bmatrix}$$

【0035】

[数 3] 式で定義されるエネルギー関数は、[数 10] 式に書き直すことができる。R は入力された複素数の実部を返す関数である。

【0036】

【数 10】

$$z^H \Delta(p) z + \Re(z^H \Delta(q) \bar{z}) - 2\Re(z^H \Delta(p) b)$$

$$- 2\Re(z^H \Delta(q) \bar{b}) - 2c^T h - 2\Re(z^H \Delta(p) W) h$$

$$- 2\Re(z^H \Delta(q) \bar{W}) h$$

【0037】

ここで、エネルギー関数は実数値となる。複素可視素子 z の各次元は共役複素数との結合が存在するが、通常の RBM (複素でない RBM) のように次元間の結合は存在しないことが確認できる。さらに、次の [数 11] 式および [数 12] 式を用いることで、[数 3] 式は [数 13] 式となる。

【0038】

【数 11】

$$b' \triangleq \Delta(p) b + \Delta(q) \bar{b}$$

【0039】

10

20

30

40

【数 1 2】

$$\mathbf{W}' \triangleq \Delta(\mathbf{p})\mathbf{W} + \Delta(\mathbf{q})\bar{\mathbf{W}}$$

【0 0 4 0】

【数 1 3】

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2}z^H \Delta(\mathbf{p})z + \frac{1}{2}\bar{z}^H \Delta(\mathbf{p})\bar{z} + \frac{1}{2}z^H \Delta(\mathbf{q})\bar{z} \\ & + \frac{1}{2}\bar{z}^H \Delta(\bar{\mathbf{q}})z - z^H \mathbf{b}' - \bar{z}^H \bar{\mathbf{b}}' - 2\mathbf{c}^\top \mathbf{h} \\ & - z^H \mathbf{W}' \mathbf{h} - \bar{z}^H \bar{\mathbf{W}}' \mathbf{h} \end{aligned}$$

10

【0 0 4 1】

この [数 1 3] 式から、図 3 に示すように、 z と h 、 $z(\cdot)$ と h の関係性は、互いに共役空間を挟んで鏡像の関係にあることが分かる。なお、本明細書中に示す「 $z(\cdot)$ 」の「 (\cdot) 」は、複素共役を示すオーバーラインであり、本来は、図 2 に示すように「 $\bar{\cdot}$ 」が「 z 」の上に付加されるものであるが、本明細書では記載上の制約から「 $z(\cdot)$ 」と記載することとする。他の記号に付加されるオーバーラインについても、本明細書では同様に記載する。

以上の定義から、隠れ素子を与えられたときの可視素子の条件付き確率、および可視素子を与えられたときの隠れ素子の条件付き確率は、それぞれ [数 1 4] 式および [数 1 5] 式で表すことができる。

20

【0 0 4 2】

【数 1 4】

$$p(\mathbf{z}|\mathbf{h}) = \mathcal{CN}(\mathbf{z}; \mathbf{b} + \mathbf{W}\mathbf{h}, \mathbf{\Gamma}, \mathbf{C})$$

【0 0 4 3】

【数 1 5】

$$p(\mathbf{h}|\mathbf{z}) = \mathcal{B}(\mathbf{h}; f(2\mathbf{c} + 2\Re(\mathbf{W}'^H \mathbf{z})))$$

30

【0 0 4 4】

但し、 $\mathcal{CN}(\cdot; \mu, \mathbf{\Gamma}, \mathbf{C})$ は平均 μ 、分散共分散行列 $\mathbf{\Gamma}$ 、疑似分散共分散行列 \mathbf{C} の多変量複素正規分布である [数 1 6] 式および [数 1 7] 式で定義される。 $\mathcal{B}(\cdot; \cdot)$ は成功確率 \cdot の多次元ベルヌーイ分布を表す。 $f(\cdot)$ は要素ごとのシグモイド関数を表す。 D は z の次元数である。

【0 0 4 5】

【数 1 6】

$$\begin{aligned} p(\mathbf{z}) = & \frac{1}{\pi^D \sqrt{\det(\mathbf{\Gamma}) \det(\mathbf{Q})}} \\ & \cdot \exp \left\{ -\frac{1}{2} \begin{bmatrix} \mathbf{z} - \boldsymbol{\mu} \\ \bar{\mathbf{z}} - \bar{\boldsymbol{\mu}} \end{bmatrix}^H \begin{bmatrix} \mathbf{\Gamma} & \mathbf{C} \\ \mathbf{C}^H & \mathbf{\Gamma}^H \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{z} - \boldsymbol{\mu} \\ \bar{\mathbf{z}} - \bar{\boldsymbol{\mu}} \end{bmatrix} \right\} \end{aligned}$$

40

【0 0 4 6】

【数 1 7】

$$\mathbf{Q} = \bar{\mathbf{\Gamma}} - \mathbf{C}^H \mathbf{\Gamma}^{-1} \mathbf{C}$$

50

【 0 0 4 7 】

[3 . 学習処理動作および符号化処理動作]

次に、本実施の形態例の複素 R B M を適用して行われる符号化処理について説明する。

図 4 は、パラメータ学習ユニット 1 1 が行うパラメータ学習動作の流れを示すフローチャートである。

まず、複素数データ取得部 1 1 1 が学習用の複素数データを取得し (ステップ S 1 1)、前処理部 1 1 2 がその複素数データの前処理を実行する (ステップ S 1 2)。例えば、複素数データ取得部 1 1 1 は、学習用のデータが音声データである場合には、学習用音声データをフレームごと (例えば、5 m s e c ごと) に切り出し、切り出された学習用音声信号に F F T 処理などを施すことでスペクトル特徴量 (例えば、M F C C やメルケプストラム特徴量) を算出する。なお、この前処理にて学習用データを複素数データとしてもよい。

10

【 0 0 4 8 】

次に、前処理が施された複素数データがパラメータ推定部 1 1 3 に供給され、パラメータ推定部 1 1 3 は、複素数データのパラメータ学習処理を行う (ステップ S 1 3)。ステップ S 1 3 で行われるパラメータ学習処理の詳細については後述する (図 6)。

このパラメータ学習処理で複素 R B M のモデルが持つ各パラメータが決定され、記憶される。そして、記憶されたパラメータが、パラメータを符号化部 1 2 3 に引き渡されて、符号化部 1 2 3 で符号化される (ステップ S 1 4)。

【 0 0 4 9 】

図 5 は、符号化処理ユニット 1 2 が行う符号化処理の流れを示すフローチャートである。

20

まず、複素数データ取得部 1 2 1 が符号化用複素数データを取得し (ステップ S 2 1)、前処理部 1 2 2 がその複素数データの前処理を実行する (ステップ S 2 2)。ここでの前処理は、前処理部 1 1 2 が行うステップ S 1 2 での前処理と同じである。なお、先に前処理部 1 1 2 の構成で述べたように、この前処理によって、入力データを複素数データとしてもよい。

【 0 0 5 0 】

前処理が施された複素数データは符号化部 1 2 3 に供給され、符号化部 1 2 3 は、ステップ S 1 4 で引き渡された複素 R B M のモデルが持つパラメータを使って隠れ素子を推定するとともに、符号化処理を行う (ステップ S 2 3)。ステップ S 2 3 で行われる符号化処理の詳細については後述する (図 7)。そして、符号化処理ユニット 1 2 は、ステップ S 2 3 で得られた隠れ素子を符号化データとして出力する (ステップ S 2 4)。

30

【 0 0 5 1 】

図 6 は、図 4 のステップ S 1 3 で行われるパラメータ学習処理の詳細を示すフローチャートである。

まず、パラメータ推定部 1 1 3 は、複素 R B M のモデルが持つパラメータとして任意の値を設定する (ステップ S 3 1)。次に、パラメータ推定部 1 1 3 の可視素子推定部 1 1 3 1 に、前処理が施された学習用複素数データを入力する (ステップ S 3 2)。

その後、パラメータ推定部 1 1 3 は、複素 R B M のモデルの隠れ素子の確率値を計算し、計算値をサンプリングする (ステップ S 3 3)。なお、ここで「サンプリングする」とは、条件付き確率密度関数に従うデータをランダムに 1 つ生成することをいい、以下、同じ意味で用いる。

40

【 0 0 5 2 】

また、パラメータ推定部 1 1 3 は、複素 R B M のモデルの可視素子の確率値を計算し、計算値をサンプリングし (ステップ S 3 4)、その後、複素 R B M のモデルの隠れ素子の確率値を再度計算し、計算値を再サンプリングする (ステップ S 3 5)。そして、パラメータ推定部 1 1 3 は、ここまでの計算で得られた各種パラメータを、複素 R B M のモデルを構成するパラメータとして更新し、更新値を記憶する (ステップ S 3 6)。

【 0 0 5 3 】

50

ステップ S 3 6 でパラメータを更新した後、パラメータ推定部 1 1 3 は、パラメータ学習処理の終了条件を満足したか否か判断し（ステップ S 3 7）、終了条件を満足しないと判断した場合には（ステップ S 3 7 の N O）、ステップ S 3 1 に戻り、ここまでの処理を繰り返す。また、ステップ S 3 7 で終了条件を満足したと判断した場合には（ステップ S 3 7 の Y E S）、パラメータ推定部 1 1 3 は、パラメータ学習処理を終了する。なお、ステップ S 3 7 での終了条件としては、例えば、これら一連のステップの繰り返し数が挙げられる。

【 0 0 5 4 】

図 7 は、図 5 のステップ S 3 3 で行われる符号化処理の詳細を示すフローチャートである。

まず、符号化部 1 2 3 は、パラメータ推定部 1 1 3 から引き渡されたパラメータを設定する（ステップ S 4 1）。次に、符号化部 1 2 3 の可視素子推定部 1 2 3 1 に、前処理が施された符号化用複素数データを入力する（ステップ S 4 2）。

その後、符号化部 1 2 3 の隠れ素子推定部 1 2 3 2 は、複素 R B M のモデルの隠れ素子を計算し、推定した隠れ素子を符号化データとして出力する（ステップ S 4 3）。

【 0 0 5 5 】

次に、具体的な学習処理および符号化処理で行われる、複素 R B M のモデルのパラメータ推定処理を、数式を用いて説明する。

パラメータ推定では、次の [数 1 8] 式で示される、入力データ（可視データ） z の対数尤度 L （ ）を最大化するように、複素 R B M のパラメータを複素勾配法によって更新する。チルダ付きの変数は、チルダ無しの変数と区別するために導入した。

【 0 0 5 6 】

【 数 1 8 】

$$\begin{aligned} L(\theta) &= \log p(z; \theta) \\ &= \log \sum_{\mathbf{h}} p(z, \mathbf{h}; \theta) \\ &= \log \sum_{\mathbf{h}} e^{-E(z, \mathbf{h}; \theta)} - \log \int \sum_{\tilde{\mathbf{h}}} e^{-E(\tilde{z}, \tilde{\mathbf{h}}; \theta)} d\tilde{\mathbf{z}} \end{aligned}$$

【 0 0 5 7 】

複素勾配法は、学習率 $\alpha > 0$ を用いて、[数 1 9] 式の計算を繰り返し実行することでパラメータを更新する。

【 0 0 5 8 】

【 数 1 9 】

$$\theta^{(\text{new})} \leftarrow \theta^{(\text{old})} + \alpha \cdot 2 \frac{\partial L}{\partial \theta}$$

【 0 0 5 9 】

但し、[数 1 9] 式における複素数の偏微分は、[数 2 0] 式に示すウェルティンガーの微分である。ここでの i は、虚数単位である。[数 2 0] 式右辺第一項、第二項はそれぞれ、対数尤度 L の、パラメータ θ の実部に関する偏微分、虚部に関する偏微分を表す。

【 0 0 6 0 】

【 数 2 0 】

$$\frac{\partial L}{\partial \theta} = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial L}{\partial \Re(\theta)} - i \frac{\partial L}{\partial \Im(\theta)} \right)$$

【 0 0 6 1 】

各パラメータの偏微分には、観測データ（入力データ）に対する期待値およびモデルの期待値の項が含まれる。モデルの期待値は、計算困難であるため、従来の R B M で計算す

10

20

30

40

50

る場合と同様に、CD法(Contrastive Divergence法)を用いて近似計算する。

エネルギー関数に対するパラメータの偏微分は、解析的に求めることができ、それぞれ [数21]式~[数25]式に示すようになる。

【0062】

【数21】

$$-\frac{\partial E}{\partial \mathbf{b}} = \Delta(\mathbf{p})\bar{\mathbf{z}} + \Delta(\bar{\mathbf{q}})\mathbf{z}$$

【0063】

【数22】

$$-\frac{\partial E}{\partial \mathbf{c}} = \mathbf{h}$$

【0064】

【数23】

$$-\frac{\partial E}{\partial \mathbf{W}} = (\Delta(\mathbf{p})\bar{\mathbf{z}} + \Delta(\bar{\mathbf{q}})\mathbf{z})\mathbf{h}^\top$$

【0065】

【数24】

$$-\frac{\partial E}{\partial \gamma} = (\mathbf{p}^2 + |\mathbf{q}|^2) \circ \frac{\partial E}{\partial \mathbf{p}} + 2\Re(\mathbf{p} \circ \mathbf{q} \circ \frac{\partial E}{\partial \mathbf{q}})$$

【0066】

【数25】

$$-\frac{\partial E}{\partial \delta} = \mathbf{p}^2 \circ \frac{\partial E}{\partial \mathbf{q}} + \bar{\mathbf{q}}^2 \circ \frac{\partial E}{\partial \bar{\mathbf{q}}} + 2\mathbf{p} \circ \bar{\mathbf{q}} \circ \frac{\partial E}{\partial \mathbf{p}}$$

【0067】

但し、 \cdot , $|\cdot|$, \cdot^2 は、それぞれ要素ごとの積、絶対値、および二乗を表し、次の [数26]式および[数27]式で示される。

【0068】

【数26】

$$\frac{\partial E}{\partial \mathbf{p}} = \frac{1}{2}|\mathbf{z}|^2 - \Re(\mathbf{z} \circ (\bar{\mathbf{b}} + \bar{\mathbf{W}}\mathbf{h}))$$

【0069】

【数27】

$$\frac{\partial E}{\partial \mathbf{q}} = \frac{1}{2}\bar{\mathbf{z}}^2 - \bar{\mathbf{z}} \circ (\bar{\mathbf{b}} + \bar{\mathbf{W}}\mathbf{h})$$

【0070】

分散および疑似分散の更新は、他のパラメータと比較してスケールが異なるため、安定して学習させるために、実際には、[数28]に示すように置き換え、 r および s でパラメータ更新を行う。

【0071】

【数28】

$$\gamma \triangleq e^r, \quad \delta \triangleq e^s$$

10

20

30

40

50

【 0 0 7 2 】

[4 . 復号化装置の構成および動作]

図 8 は、本発明の一実施形態例に係る符号化装置 1 に対応する復号化装置 2 の構成例を示したものである。

復号化装置 2 は、符号化装置 1 で得られた符号化データを復号化するものであり、例えばコンピュータで構成される。なお、復号化装置 2 は、符号化装置 1 と一体化してもよい。

復号化装置 2 は、パラメータ学習ユニット 1 1 と復号化処理ユニット 1 3 とを備える。

パラメータ学習ユニット 1 1 は、符号化装置 1 のパラメータ学習ユニット 1 1 と同じであり、パラメータ推定部 1 1 3 として、学習処理で得た可視素子および隠れ素子推定する可視素子推定部 1 1 3 1 および隠れ素子推定部 1 1 3 2 を備える。

10

【 0 0 7 3 】

復号化処理ユニット 1 3 には、符号化装置 1 で得られた符号化データが供給される。復号化処理ユニット 1 3 は、復号化部 1 3 1 を備える。復号化部 1 3 1 は、可視素子推定部 1 3 1 1 と隠れ素子推定部 1 3 1 2 とを有し、複素 R B M のモデルのパラメータをパラメータ推定部 1 1 3 から取得する。

隠れ素子推定部 1 3 1 2 は、入力した符号化データを隠れ素子とする。そして、可視素子推定部 1 3 1 1 は、複素 R B M のモデルのパラメータを使った演算により、可視素子の推定値を得る。この可視素子の推定値は、後処理部 1 3 2 に供給され、後処理部 1 3 2 で後処理が行われる。後処理部 1 3 2 では、例えば符号化装置 1 の前処理部 1 2 2 での前処理を元に戻す処理が行われる。

20

そして、出力部 1 3 3 は、後処理が行われた復号化データを出力する。

【 0 0 7 4 】

図 9 は、復号化装置 2 での復号化の流れを示すフローチャートである。

復号化装置 2 は、復号化する符号化データを取得すると (ステップ S 5 1)、復号化処理ユニット 1 3 が復号化処理を行う。復号化処理の詳細は後述する (図 1 0)。

復号化処理ユニット 1 3 での処理で得られたデータは、後処理部 1 3 2 に供給されて後処理が行われ (ステップ S 5 2)、後処理されたデータが出力部 1 3 3 から復号化データとして出力される (ステップ S 5 3)。

30

【 0 0 7 5 】

図 1 0 は、図 9 のフローチャートのステップ S 5 2 での復号化処理の詳細を示す。

まず、復号化部 1 3 1 は、パラメータ学習ユニット 1 1 から引き渡された複素 R B M のモデルの各種パラメータを設定する (ステップ S 6 1)。ここでは、復号化する符号化データを符号化する際に用いたパラメータ (図 1 に示す符号化装置 1 での符号化時に使用したパラメータ) をパラメータ学習ユニット 1 1 から取得して設定する。そして、復号化部 1 3 1 の隠れ素子推定部 1 3 1 2 に、符号化データを入力する (ステップ S 6 2)。そして、可視素子推定部 1 3 1 1 が、複素 R B M のモデルを使って可視素子 (復号化データ) を推定する (ステップ S 6 3)。

このようにして、符号化とは逆の流れで、符号化データの復号化が可能となる。

40

【 0 0 7 6 】

[5 . 複素 R B M と従来手法 (G B - R B M) との相違]

複素数 $z = x + i y$ は、実部と虚部の連結ベクトルである $z = [x^T y^T]^T \in \mathbb{R}^2$ を用いることで、従来手法の一つである G B - R B M (Gaussian-Bernoulli R B M) で表現することもできる。G B - R B M は、次の [数 2 9] 式 ~ [数 3 2] 式で示される。

【 0 0 7 7 】

【数 2 9】

$$p(\mathbf{x}, \mathbf{y}; \boldsymbol{\theta}) = \sum_{\mathbf{h}} p(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{h}; \boldsymbol{\theta})$$

【0 0 7 8】

【数 3 0】

$$p(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{h}; \boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{U(\boldsymbol{\theta})} e^{-E(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{h}; \boldsymbol{\theta})}$$

10

【0 0 7 9】

【数 3 1】

$$\begin{aligned} E(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{h}; \boldsymbol{\theta}) = & \frac{1}{2} \mathbf{x}^\top \boldsymbol{\Sigma}_x^{-1} \mathbf{x} + \frac{1}{2} \mathbf{y}^\top \boldsymbol{\Sigma}_y^{-1} \mathbf{y} \\ & - \mathbf{b}_x^\top \boldsymbol{\Sigma}_x^{-1} \mathbf{x} - \mathbf{b}_y^\top \boldsymbol{\Sigma}_y^{-1} \mathbf{y} - \mathbf{c}^\top \mathbf{h} \\ & - \mathbf{x}^\top \boldsymbol{\Sigma}_x^{-1} \mathbf{W}_x \mathbf{h} - \mathbf{y}^\top \boldsymbol{\Sigma}_y^{-1} \mathbf{W}_y \mathbf{h} \end{aligned}$$

【0 0 8 0】

20

【数 3 2】

$$U(\boldsymbol{\theta}) = \iint \sum_{\mathbf{h}} e^{-E(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{h}; \boldsymbol{\theta})} d\mathbf{x} d\mathbf{y}$$

【0 0 8 1】

但し、 $\mathbf{x} = (\mathbf{x}^2)$ 、 $\mathbf{y} = (\mathbf{y}^2)$ である。この場合、例えばエネルギー関数に対する実部および虚部のバイアスパラメータの偏微分はそれぞれ、[数 3 3]式および[数 3 4]式で示される。

【0 0 8 2】

30

【数 3 3】

$$-\frac{\partial E}{\partial \mathbf{b}_x} = \frac{\mathbf{x}}{\sigma_x^2}$$

【0 0 8 3】

【数 3 4】

$$-\frac{\partial E}{\partial \mathbf{b}_y} = \frac{\mathbf{y}}{\sigma_y^2}$$

40

【0 0 8 4】

一方で、 $\mathbf{z} = \mathbf{x} + i \mathbf{y}$ 、 $\mathbf{b} = \mathbf{b}^R + i \mathbf{b}^I$ 、 $\mathbf{W} = \mathbf{W}^R + i \mathbf{W}^I$ 、 $\mathbf{q} = \mathbf{q}^R + i \mathbf{q}^I$ とし、複素 RBM のエネルギー関数 ([数 3] 式の右辺) を書き換えると、[数 3 5] 式となる。

【0 0 8 5】

【数 3 5】

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2} \mathbf{x}^\top \boldsymbol{\Sigma}_x^{-1} \mathbf{x} + \mathbf{x}^\top \boldsymbol{\Sigma}_{xy}^{-1} \mathbf{y} + \frac{1}{2} \mathbf{y}^\top \boldsymbol{\Sigma}_y^{-1} \mathbf{y} \\ & - \mathbf{b}_x^\top \boldsymbol{\Sigma}_x^{-1} \mathbf{x} - \mathbf{b}_y^\top \boldsymbol{\Sigma}_y^{-1} \mathbf{y} - 2\mathbf{c}^\top \mathbf{h} \\ & - \mathbf{x}^\top \boldsymbol{\Sigma}_x^{-1} \mathbf{W}_x \mathbf{h} - \mathbf{y}^\top \boldsymbol{\Sigma}_y^{-1} \mathbf{W}_y \mathbf{h} \end{aligned}$$

【0086】

但し、次の【数 3 6】式～【数 4 2】式で示す条件を設定した。

10

【0087】

【数 3 6】

$$\boldsymbol{\Sigma}_x = \Delta \left(\frac{1}{2(p + q^R)} \right)$$

【0088】

【数 3 7】

$$\boldsymbol{\Sigma}_y = \Delta \left(\frac{1}{2(p - q^R)} \right)$$

20

【0089】

【数 3 8】

$$\boldsymbol{\Sigma}_{xy} = \Delta \left(\frac{1}{2q^I} \right)$$

【0090】

【数 3 9】

$$\mathbf{b}_x = \mathbf{b}^R + \frac{q^I}{p + q^R} \circ \mathbf{b}^I$$

30

【0091】

【数 4 0】

$$\mathbf{b}_y = \mathbf{b}^I + \frac{q^I}{p - q^R} \circ \mathbf{b}^R$$

40

【0092】

【数 4 1】

$$\mathbf{W}_x = \mathbf{W}^R + \Delta \left(\frac{q^I}{p + q^R} \right) \mathbf{W}^I$$

【0093】

【数 4 2】

$$W_y = W^I + \Delta \left(\frac{q^I}{p - q^R} \right) W^R$$

【0094】

ここで、[数 3 1]式と[数 3 5]式を比較すると、本実施の形態例による複素 R B M によるモデル化では、 x と y のクロスターム ($x^T x y^{-1} y$) が含まれていることが分かる。すなわち、複素 R B M では、従来手法の 1 つである G B - R B M による複素表現に加えて、特徴量次元ごとに実部と虚部との関係性を考慮した拡張表現であると言える。

さらに、G B - R B M による複素表現では、[数 3 3]式、[数 3 4]式で示されるように、観測データの実部と虚部のバイアスがそれぞれ独立して計算（例えば実部バイアスの更新では実部のみの情報が用いられ）されるのに対して、複素 R B M のバイアスパラメータの更新式（[数 2 1]式）では、実部と虚部の両方が用いられて更新される。そのため、本実施の形態例による複素 R B M によるモデル化では、複素数のデータ構造を保ったまま学習を行うことができる。

【0095】

[6 . 実験例]

次に、本実施の形態例による複素 R B M によるモデルの有効性を検証するために実験した例について説明する。

ここでは、本実施の形態例による複素 R B M によるモデルの有効性を確認するため、音声データの符号化を行い、その符号化音声の品質評価実験を行った。具体的には、Repeated Harvard Sentence Prompts (REHASP)²コーパスを用いた再構築音声の品質評価実験を行い、同コーパスから 1 リピート分の音声（30 センテンス、約 20 秒、サンプリングレート 16 kHz）を使用した。そして、窓幅 256、64 サンプルオーバーラップの短時間フーリエ変換を施した複素スペクトル（129 次元）を可視素子として、隠れ素子数 200 の複素 R B M を学習させた。この際、学習率 0.01、モーメント係数 0.1、バッチサイズ 100、繰り返し回数 100 の確率的勾配法を用いた。また、比較手法として、同じ複素スペクトルデータの実部と虚部を連結したベクトルを可視素子とした G B - R B M（隠れ素子数は 200）を、同様の条件で学習させた。

【0096】

図 1 1 は、符号化前のオリジナルの振幅スペクトル（図 1 1 A）と、本実施の形態例による複素 R B M によるモデルによって復元されたスペクトル（図 1 1 B）とを比較した図である。図 1 1 において、それぞれ縦軸は周波数、横軸は時間を示す。この図 1 1 から分かるように、本実施の形態例による複素 R B M によるモデルによって復元されたスペクトルは、オリジナルのスペクトルに近く、本実施の形態例による複素 R B M は、高い精度で音声スペクトルのエンコードおよびデコードが可能であることが確認できる。

【0097】

図 1 2 は、本実施の形態例による複素 R B M（Comp RBM）と、従来の R B M（G B - R B M）とを、学習中の再構築エラーによって比較した様子を示し、縦軸は再構築エラーの数、横軸は時系列の変化を示す。「Adam」または「Ada Grad」は最適化手法にそれぞれ Adam または Ada Grad を使用した場合の結果であり、表記のないものは最適化手法に確率的勾配法を用いた場合の結果を示す。

図 1 2 では、複素 R B M（Comp RBM）を単独で適用した例と、他の方式と組み合わせた例（Comp RBM + Ada Grad、Comp RBM + Adam）と、従来の R B M を単独で適用した例と、他の方式と組み合わせた例（RBM + Ada Grad、RBM + Adam）との 6 つの例を示す。

例えば、複素 R B M に Adam を組み合わせた例 [Comp RBM + Adam：太い実線] の特性は、従来の R B M に Adam を組み合わせた例 [RBM + Adam：細い実線] の特性よりも早く収束し、収束時のエラーも低いことが分かる。複素 R B M のみを適用した例 [Comp RBM：2 点鎖線] の特性についても、従来の R B M のみを適用した例 [RBM：1 点鎖線] の特性よりも早く収束し、収束時のエラーも低いことが分かる。

10

20

30

40

50

【 0 0 9 8 】

[7 . 変形例]

なお、図 3 に示す複素 R B M のモデルは、1 層の R B M の構成を示したが、R B M を多層に積み重ねた D B N (Deep Belief Net) に、本発明の複素 R B M を適用してもよい。

図 1 3 は、複素 R B M を 3 層化した例を示す。

実部は、可視素子 z から 1 層目の隠れ符号 h_1 と、その隠れ素子 h のバイアス c_1 を得る。虚部は、可視素子 z ($\bar{\cdot}$) から 1 層目の隠れ符号 h_1 と、その隠れ素子 h のバイアス c_1 を得る。 W_1 および W_1 ($\bar{\cdot}$) は、可視素子 z と隠れ素子 h_1 との間の双方向結合重みである。

1 層目の実部の隠れ符号 h_1 およびバイアス c_1 から、2 層目の隠れ符号 h_2 およびバイアス c_2 を得、1 層目の実部の隠れ符号 h_1 およびバイアス c_1 から、2 層目の隠れ符号 h_2 およびバイアス c_2 を得る。 W_2 および W_2 ($\bar{\cdot}$) は隠れ素子 h_1 と隠れ素子 h_2 との間の双方向結合重みである。

さらに、2 層目の実部の隠れ符号 h_2 およびバイアス c_2 から、3 層目の隠れ符号 h_3 およびバイアス c_3 を得、2 層目の実部の隠れ符号 h_2 およびバイアス c_2 から、3 層目の隠れ符号 h_3 およびバイアス c_3 を得る。 W_3 および W_3 ($\bar{\cdot}$) は隠れ素子 h_2 と隠れ素子 h_3 との間の双方向結合重みである。

このように、多層化した複素 R B M によっても、同様に符号化および復号化ができるようになる。

【 0 0 9 9 】

また、上述した実施の形態例では、実験例として音声データに適用した場合を説明したが、本発明による複素 R B M は、他の様々の信号の符号化および復号化に適用が可能である。例えば画像データの符号化および復号化に本発明による複素 R B M を適用してもよい。さらに、本発明による複素 R B M は、音声データや画像データ以外のデータの符号化および復号化に適用してもよい。

【 符号の説明 】

【 0 1 0 0 】

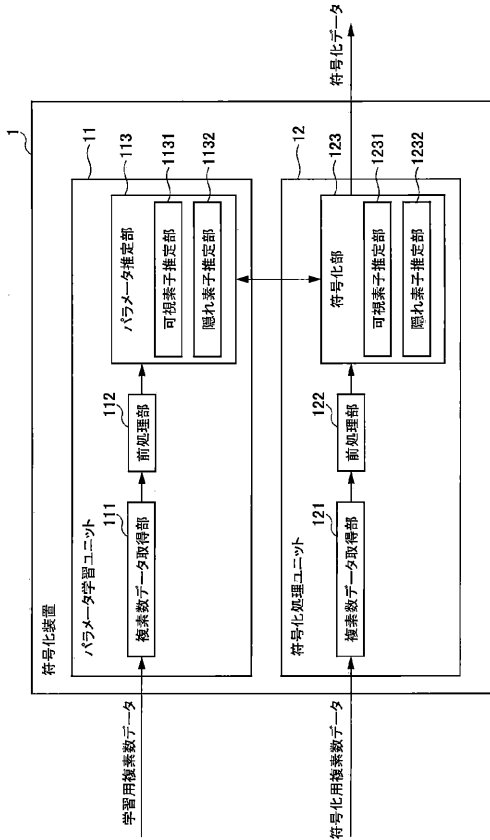
1 . . . 符号化装置、2 . . . 復号化装置、1 1 . . . パラメータ学習ユニット、1 2 . . . 符号化処理ユニット、1 3 . . . 復号化処理ユニット、1 0 1 . . . C P U (中央制御ユニット)、1 0 2 . . . R O M、1 0 3 . . . R A M、1 0 4 . . . H D D / S D D、1 0 5 . . . 接続 I / F、1 0 6 . . . 通信 I / F、1 1 1 , 1 2 1 . . . 複素数データ取得部、1 1 2 , 1 2 2 . . . 前処理部、1 1 3 . . . パラメータ推定部、1 2 3 . . . 符号化部、1 3 1 . . . 復号化部、1 3 2 . . . 後処理部、1 3 3 . . . 出力部、1 1 3 1 , 1 2 3 1 , 1 3 1 1 . . . 可視素子推定部、1 1 3 2 , 1 2 3 2 , 1 3 1 2 . . . 隠れ素子推定部

10

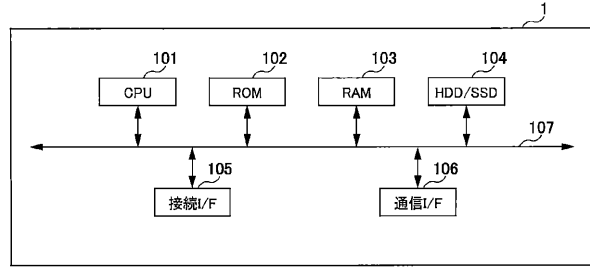
20

30

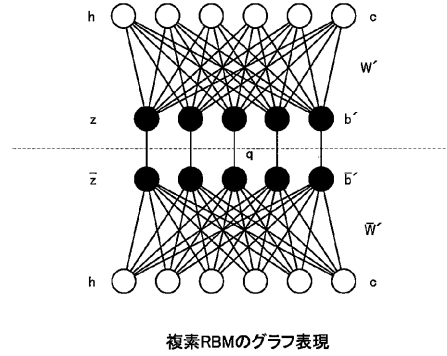
【図1】



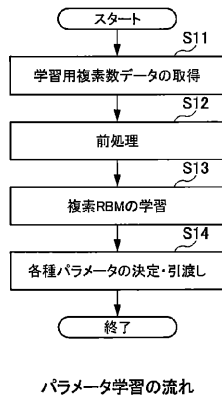
【図2】



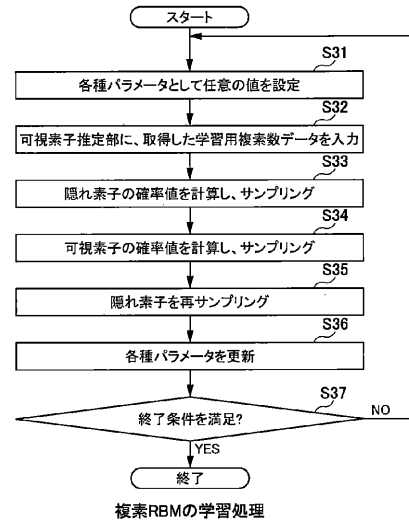
【図3】



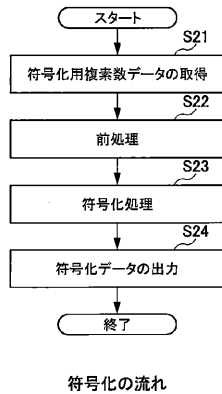
【図4】



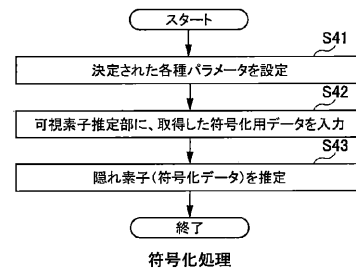
【図6】



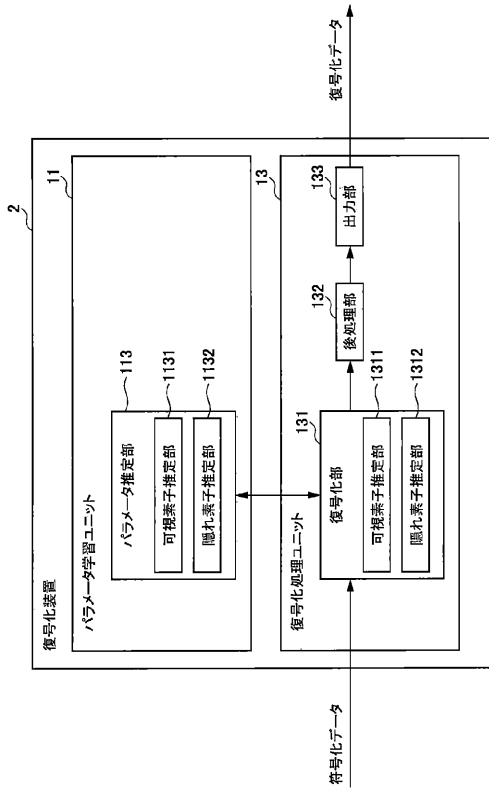
【図5】



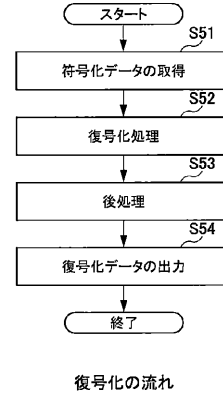
【図7】



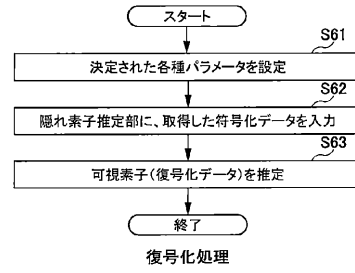
【 図 8 】



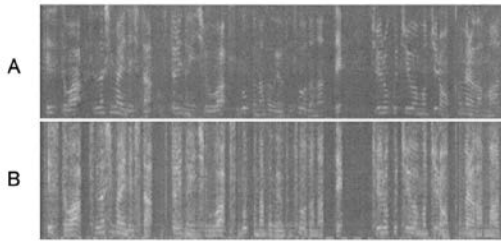
【 図 9 】



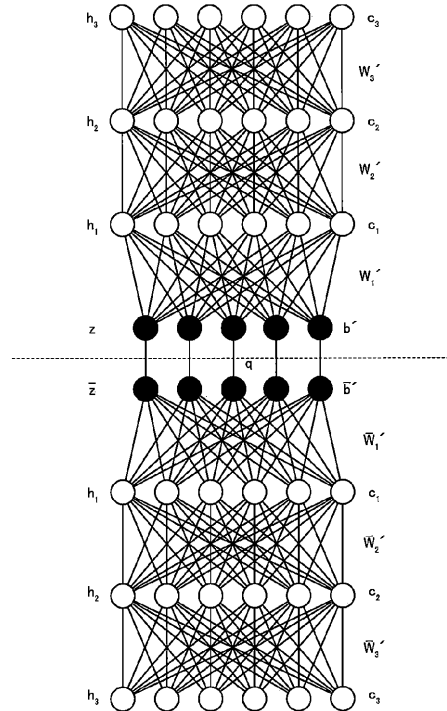
【 図 10 】



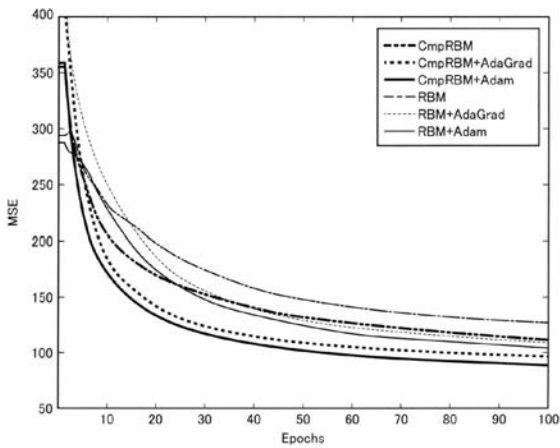
【 図 11 】



【 図 13 】



【 図 12 】



フロントページの続き

(72)発明者 高木 信二

東京都千代田区一ツ橋二丁目1番2号 大学共同利用機関法人情報・システム研究機構 国立情報学研究所内

(72)発明者 山岸 順一

東京都千代田区一ツ橋二丁目1番2号 大学共同利用機関法人情報・システム研究機構 国立情報学研究所内