

(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2025-110316  
(P2025-110316A)

(43)公開日

令和7年7月28日(2025.7.28)

(51)Int. Cl.

G 0 6 N 3/09 (2023.01)

F I

G 0 6 N 3/09

テーマコード(参考)

審査請求 未請求 請求項の数 10 O L (全 16 頁)

(21)出願番号 特願2024-4188(P2024-4188)

(22)出願日 令和6年1月15日(2024.1.15)

(71)出願人 503360115

国立研究開発法人科学技術振興機構  
埼玉県川口市本町四丁目1番8号

(74)代理人 100147485

弁理士 杉村 憲司

(74)代理人 230118913

弁護士 杉村 光嗣

(74)代理人 100164471

弁理士 岡野 大和

(72)発明者 藤田 昌宏

東京都文京区本郷七丁目3番1号 国立大  
学法人東京大学内

(72)発明者 サンジツ サイ

東京都文京区本郷七丁目3番1号 国立大  
学法人東京大学内

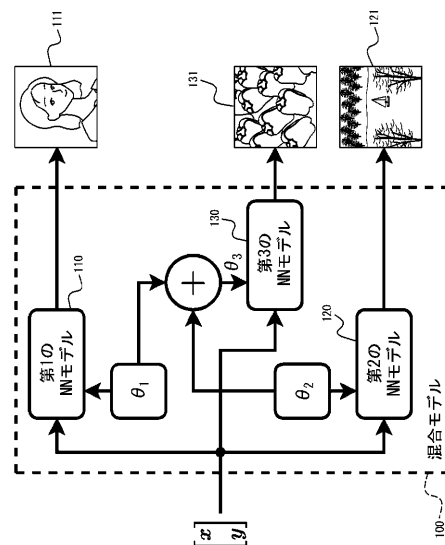
(54)【発明の名称】 データ処理方法、情報処理装置、及びプログラム

## (57)【要約】

【課題】ニューラルネットワークモデルを用いたデータ処理に関する技術を改善する。

【解決手段】情報処理装置が実行するデータ処理方法であって、第1データ、第2データ、及び第3データを教師データとして用いて、それぞれ第1のニューラルネットワークモデル、第2のニューラルネットワークモデル、及び第3のニューラルネットワークモデルを、第1のニューラルネットワークモデルに係る第1重み係数、第2のニューラルネットワークモデルに係る第2重み係数、及び第3のニューラルネットワークモデルに係る第3重み係数が第1制約条件を満たすように学習させるステップと、を含み、第1制約条件は、第3データを、第1重み係数及び第2重み係数に基づき表現するように学習させる条件である。

【選択図】図4



**【特許請求の範囲】****【請求項 1】**

情報処理装置が実行するデータ処理方法であって、

第 1 データ、第 2 データ、及び第 3 データを教師データとして用いて、それぞれ第 1 のニューラルネットワークモデル、第 2 のニューラルネットワークモデル、及び第 3 のニューラルネットワークモデルを、前記第 1 のニューラルネットワークモデルに係る第 1 重み係数、前記第 2 のニューラルネットワークモデルに係る第 2 重み係数、及び前記第 3 のニューラルネットワークモデルに係る第 3 重み係数が第 1 制約条件を満たすように学習させるステップと、

を含み、

前記第 1 制約条件は、前記第 3 データを、前記第 1 重み係数及び前記第 2 重み係数に基づき表現するように学習させる条件である、データ処理方法。

**【請求項 2】**

請求項 1 に記載のデータ処理方法であって、

第 3 重み係数が、前記第 1 重み係数と前記第 2 重み係数との平均値である、データ処理方法。

**【請求項 3】**

請求項 1 に記載のデータ処理方法であって、

第 3 重み係数が前記第 1 重み係数と前記第 2 重み係数との重み付け平均値である、データ処理方法。

**【請求項 4】**

請求項 1 に記載のデータ処理方法であって、さらに

第 4 データを教師データとして用いて第 4 のニューラルネットワークモデルを、前記第 1 重み係数、及び前記第 2 重み係数、及び前記第 4 のニューラルネットワークモデルに係る第 4 重み係数が第 2 制約条件を満たすように学習させるステップと、

前記第 2 制約条件は、前記第 4 データを、前記第 1 重み係数及び前記第 2 重み係数に基づき表現するように学習させる条件である、データ処理方法。

**【請求項 5】**

前記第 1 のニューラルネットワークモデル、前記第 2 のニューラルネットワークモデル、及び前記第 3 のニューラルネットワークモデルの活性化関数は、Sine関数である、請求項 1 に記載のデータ処理方法。

**【請求項 6】**

前記学習させるステップにおいて、前記第 1 重み係数の初期値と、前記第 2 重み係数の初期値とが同一である、請求項 1 に記載のデータ処理方法。

**【請求項 7】**

前記第 1 のニューラルネットワークモデルの層数と、前記第 2 のニューラルネットワークモデルの層数と、前記第 3 のニューラルネットワークモデルの層数とが同一である、請求項 1 に記載のデータ処理方法。

**【請求項 8】**

情報処理装置が実行するデータ処理方法であって、

第 1 データ、第 2 データ、及び第 3 データを教師データとして用いて、それぞれ第 1 のニューラルネットワークモデル、第 2 のニューラルネットワークモデル、及び第 3 のニューラルネットワークモデルを、前記第 1 のニューラルネットワークモデルに係る第 1 重み係数、前記第 2 のニューラルネットワークモデルに係る第 2 重み係数、及び前記第 3 のニューラルネットワークモデルに係る第 3 重み係数が第 1 制約条件を満たすように学習させ、前記第 1 制約条件は、前記第 3 データを、前記第 1 重み係数及び前記第 2 重み係数に基づき表現するように学習させる条件であるような、前記第 1 重み係数および前記第 2 重み係数を取得するステップと、

前記第 1 重み係数および前記第 2 重み係数に基づき前記第 3 重み係数を生成するステップと、

10

20

30

40

50

前記第 3 重み係数に基づいてデータ処理を行うステップと、  
を含むデータ処理方法。

【請求項 9】

制御部を備える情報処理装置であって、  
前記制御部は、

第 1 データ、第 2 データ、及び第 3 データを教師データとして用いて、それぞれ第 1 のニューラルネットワークモデル、第 2 のニューラルネットワークモデル、及び第 3 のニューラルネットワークモデルを、前記第 1 のニューラルネットワークモデルに係る第 1 重み係数、前記第 2 のニューラルネットワークモデルに係る第 2 重み係数、及び前記第 3 のニューラルネットワークモデルに係る第 3 重み係数が第 1 制約条件を満たすように学習させ

10

、  
前記第 1 制約条件は、前記第 3 データを、前記第 1 重み係数及び前記第 2 重み係数に基づき表現するように学習させる条件である情報処理装置。

【請求項 10】

コンピュータに、

第 1 データ、第 2 データ、及び第 3 データを教師データとして用いて、それぞれ第 1 のニューラルネットワークモデル、第 2 のニューラルネットワークモデル、及び第 3 のニューラルネットワークモデルを、前記第 1 のニューラルネットワークモデルに係る第 1 重み係数、前記第 2 のニューラルネットワークモデルに係る第 2 重み係数、及び前記第 3 のニューラルネットワークモデルに係る第 3 重み係数が第 1 制約条件を満たすように学習させることと、

20

を実行させるプログラムであって、

前記第 1 制約条件は、前記第 3 データを、前記第 1 重み係数及び前記第 2 重み係数に基づき表現するように学習させる、

プログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本開示は、データ処理方法、情報処理装置、及びプログラムに関する。

【背景技術】

30

【0002】

従来から、Implicit Neural Representations ( I N R ) 等の、ニューラルネットワークモデルを用いたデータ処理・変換技術が知られている（例えば非特許文献 1）。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0003】

【非特許文献 1】 Vincent Sitzmann et al. "Implicit Neural Representations with Periodic Activation Functions" arXiv (2000)

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

40

【0004】

ニューラルネットワークモデルは同じ事柄を学習する場合でも、学習過程、重み係数の初期値の設定等により、学習の結果得られる重み係数の組み合わせパターンが様々な存在する等、冗長性が極めて高い。しかしながら従来の I N R では当該冗長性を活用することは一切検討されてこなかった。他方で冗長性を活用することで、例えば複数の学習モデル間の重み係数の間に一定の関係性を持たせること等が考えられる。このようにニューラルネットワークモデルを用いたデータ処理・変換に係る技術には改善の余地があった。

【0005】

かかる事情に鑑みてなされた本開示の目的は、ニューラルネットワークモデルを用いたデータ処理・変換に関する技術を改善することにある。

50

**【課題を解決するための手段】****【0006】**

(1) 本開示の一実施形態に係るデータ表現方法は、  
情報処理装置が実行するデータ処理方法であって、  
第1データ、第2データ、及び第3データを教師データとして用いて、それぞれ第1のニューラルネットワークモデル、第2のニューラルネットワークモデル、及び第3のニューラルネットワークモデルを、前記第1のニューラルネットワークモデルに係る第1重み係数、前記第2のニューラルネットワークモデルに係る第2重み係数、及び前記第3のニューラルネットワークモデルに係る第3重み係数が第1制約条件を満たすように学習させるステップと、  
を含み、

10

前記第1制約条件は、前記第3データを、前記第1重み係数及び前記第2重み係数に基づき表現するように学習させる条件である。

**【0007】**

(2) 本開示の一実施形態に係るデータ処理方法は、(1)に記載のデータ処理方法であって、

第3重み係数が前記第1重み係数と前記第2重み係数の平均値である。

**【0008】**

(3) 本開示の一実施形態に係るデータ処理方法は、(1)に記載のデータ処理方法であって、

第3重み係数が前記第1重み係数と前記第2重み係数との重み付け平均値である。

20

**【0009】**

(4) 本開示の一実施形態に係るデータ処理方法は、(1)乃至(3)のいずれか一項に記載のデータ処理方法であって、さらに

第4データを教師データとして用いて第4のニューラルネットワークモデルを、前記第1重み係数、及び前記第2重み係数、及び前記第4のニューラルネットワークモデルに係る第4重み係数が第2制約条件を満たすように学習させるステップと、  
を含み、

前記第2制約条件は、前記第4データを、前記第1重み係数及び前記第2重み係数に基づき表現するように学習させる条件である。

30

**【0010】**

(5) 本開示の一実施形態に係るデータ処理方法は、(1)乃至(3)のいずれか一項に記載のデータ処理方法であって、

前記第1のニューラルネットワークモデル、前記第2のニューラルネットワークモデル、及び前記第3のニューラルネットワークモデルの活性化関数は、Sine関数である。

**【0011】**

(6) 本開示の一実施形態に係るデータ処理方法は、(1)乃至(5)のいずれか一項に記載のデータ表現方法であって、

前記学習させるステップにおいて、前記第1重み係数の初期値と、前記第2重み係数の初期値とが同一である。

40

**【0012】**

(7) 本開示の一実施形態に係るデータ処理方法は、(1)乃至(6)のいずれか一項に記載のデータ処理方法であって、

前記第1のニューラルネットワークモデルの層数と、前記第2のニューラルネットワークモデルの層数と、前記第3のニューラルネットワークモデルの層数とが同一である。

**【0013】**

(8) 本開示の一実施形態に係るデータ処理方法は、  
情報処理装置が実行するデータ処理方法であって、

第1データ、第2データ、及び第3データを教師データとして用いて、それぞれ第1のニューラルネットワークモデル、第2のニューラルネットワークモデル、及び第3のニュー

50

ーラルネットワークモデルを、前記第1のニューラルネットワークモデルに係る第1重み係数、前記第2のニューラルネットワークモデルに係る第2重み係数、及び前記第3のニューラルネットワークモデルに係る第3重み係数が第1制約条件を満たすように学習させ、前記第1制約条件は、前記第3データを、前記第1重み係数及び前記第2重み係数に基づき表現するように学習させる条件であるような、前記第1重み係数および前記第2重み係数を取得するステップと、

前記第1重み係数および前記第2重み係数に基づき前記第3重み係数を生成するステップと、

前記第3重み係数に基づいてデータ処理を行うステップと、を含む。

#### 【0014】

(9) 本開示の一実施形態に係る情報処理装置は、

制御部を備える情報処理装置であって、

前記制御部は、

第1データ、第2データ、及び第3データを教師データとして用いて、それぞれ第1のニューラルネットワークモデル、第2のニューラルネットワークモデル、及び第3のニューラルネットワークモデルを、前記第1のニューラルネットワークモデルに係る第1重み係数、前記第2のニューラルネットワークモデルに係る第2重み係数、及び前記第3のニューラルネットワークモデルに係る第3重み係数が第1制約条件を満たすように学習させ、

前記第1制約条件は、前記第3データを、前記第1重み係数及び前記第2重み係数に基づき表現するように学習させる条件である。

#### 【0015】

(10) 本開示の一実施形態に係るプログラムは、

コンピュータに、

第1データ、第2データ、及び第3データを教師データとして用いて、それぞれ第1のニューラルネットワークモデル、第2のニューラルネットワークモデル、及び第3のニューラルネットワークモデルを、前記第1のニューラルネットワークモデルに係る第1重み係数、前記第2のニューラルネットワークモデルに係る第2重み係数、及び前記第3のニューラルネットワークモデルに係る第3重み係数が第1制約条件を満たすように学習させることと、を実行させるプログラムであって、

前記第1制約条件は、前記第3データを、前記第1重み係数及び前記第2重み係数に基づき表現するように学習させる条件である。

#### 【発明の効果】

#### 【0016】

本開示の一実施形態によれば、ニューラルネットワークモデルを用いたデータ処理・変換に関する技術が改善される。

#### 【図面の簡単な説明】

#### 【0017】

【図1】本開示の一実施形態に係るシステムの概略構成を示すブロック図である。

【図2】情報処理装置の概略構成を示すブロック図である。

【図3】情報処理装置10aの動作を示すフローチャートである。

【図4】第1のニューラルネットワークモデル、第2のニューラルネットワークモデル、及び第3のニューラルネットワークモデルを含む混合モデルの概略構成である。

【図5】図4の混合モデルの学習過程を示す概念図である。

【図6】第3重み係数が第1重み係数と第2重み係数との平均値であることが第1制約条件である混合モデルを示す概要図である。

【図7】情報処理装置10bの動作を示すフローチャートである。

【図8】第1のニューラルネットワークモデル、第2のニューラルネットワークモデル、第3のニューラルネットワークモデル、及び第4のニューラルネットワークモデルを含む

混合モデル概略構成である。

【図9】図8の混合モデルにおいて、各教師データの画像が、それぞれ元画像を4分割した部分画像である場合を示す図である。

【発明を実施するための形態】

【0018】

以下、本開示の実施形態について説明する。

【0019】

(実施形態の概要)

図1を参照して、本実施形態に係るシステム1の概要及び構成を説明する。

【0020】

本実施形態に係るシステム1は、情報処理装置10aと、情報処理装置10bと、を備える。情報処理装置10aと情報処理装置10bとは、例えば移動体通信網及びインターネット等を含むネットワーク20と通信可能に接続されている。情報処理装置10aと、情報処理装置10bとは、常に通信可能に接続されている必要はなく、例えばメモリなどの情報記憶媒体によりデータを伝達させてもよい。本明細書において、情報処理装置10aと、情報処理装置10bとを区別しない場合には、これらをまとめて情報処理装置10と記載する。

【0021】

情報処理装置10は、ユーザによって使用される任意の装置である。汎用のコンピュータ、又は専用のコンピュータが、情報処理装置10として採用可能である。なお図1においてシステム1が備える情報処理装置10が1台である例を示しているが、これに限られない。システム1は、2台以上の情報処理装置10を備えてもよい。

【0022】

はじめに、情報処理装置10a、及び情報処理装置10bが、それぞれ符号化装置、復号化装置として機能する場合について、本技術の概要を説明する。例えば情報処理装置10aは、画像等のデータを符号化し、情報処理装置10bは、符号化された信号から、テキスト、画像、音声等のデータを復号化する。ここで本実施の形態において画像とは、静止画像及び動画像を含む。

【0023】

本実施形態にかかる符号化処理及び復号化処理において、ニューラルネットワークモデルを用いたデータ表現技術が用いられる。例えば情報処理装置10aは、画像データを教師データとして用いて、ニューラルネットワークモデル30aを学習させる。図1では、一例として $256 \times 256$ のサイズの画像を教師データとしている。各ピクセルの座標 $(x, y)$ を例えば、 $[-1, 1]$ の範囲に正規化した値 $(p_x, p_y)$ がニューラルネットワークモデル30aに入力される。ニューラルネットワークモデル30aの重み係数 $w_i$  ( $w_i$ には、重み自身とバイアス $b_i$ が含まれ、ニューラルネットワークのパラメータ全体を指す。以下同じ)は、教師データである画像の画素値(RGB)を出力するように学習過程に基づき更新される。

【0024】

情報処理装置10bは、重み係数 $w_i$ を用いて画像データを復号する。換言すると画像データは重み係数 $w_i$ により表現される。重み係数 $w_i$ のデータは、情報処理装置10aからネットワーク20を介して情報処理装置10bに送信される。図1では、一例として $1024 \times 1024$ のサイズの画像に拡大して復号する例を示している。各ピクセルの座標 $(x, y)$ を $[-1, 1]$ の範囲に正規化した値 $(p_x, p_y)$ がニューラルネットワークモデル30bに入力される。重み係数 $w_i$ を用いることで、情報処理装置10aの学習に用いられた教師データの画像データが拡大されて復号される。なおここでは情報処理装置10bが拡大して復号する例にして説明したがこれに限られない。情報処理装置10bは元の画像データと同一サイズ( $256 \times 256$ のサイズ)の画像を復号してもよいし、また縮小してもよい。

【0025】

10

20

30

40

50

本実施形態に係るシステム 1 は上述の技術に関し、ニューラルネットワークモデルを用いたデータ表現技術を改良したものである。概略として情報処理装置 10 は、第 1 データ、第 2 データ、及び第 3 データを教師データとして用いて、それぞれ第 1 のニューラルネットワークモデル、第 2 のニューラルネットワークモデル、及び第 3 のニューラルネットワークモデルを、第 1 のニューラルネットワークモデルに係る第 1 重み係数、第 2 のニューラルネットワークモデルに係る第 2 重み係数、及び第 3 のニューラルネットワークモデルに係る第 3 重み係数が第 1 制約条件を満たすように学習させる。以下、本実施の形態では、第 1 のニューラルネットワークモデル、第 2 のニューラルネットワークモデル、及び第 3 のニューラルネットワークモデルを含む全体の学習モデルを、混合モデルともいう。ここで第 1 制約条件は、第 3 データを、第 1 重み係数及び第 2 重み係数に基づき表現するように学習させる条件である。換言すると本実施形態に係る情報処理装置 10 は、第 3 データを、第 1 重み係数及び第 2 重み係数に基づき表現する。

10

#### 【0026】

このように、本実施形態によれば、第 1 のニューラルネットワークモデル、第 2 のニューラルネットワークモデル、及び第 3 のニューラルネットワークモデルを、第 1 重み係数、第 2 重み係数、及び第 3 重み係数が第 1 制約条件を満たすように学習される。つまり本実施形態では、ニューラルネットワークモデルの冗長性を利用し、第 1 重み係数、第 2 重み係数、及び第 3 重み係数に所定の関係性を持たせる。これにより第 3 データが第 1 重み係数及び第 2 重み係数に基づき表現される。そのため例えば、第 1 重み係数及び第 2 重み係数のみを復号側の情報処理装置に送信すれば第 3 データが復号可能であり、データ伝送の効率化等の観点で利点がある。換言すると、第 1 データの重み係数、及び第 2 データの重み係数を送信すれば、第 3 データが復号可能である等の点でニューラルネットワークモデルを用いたデータ表現に関する技術が改善される。

20

#### 【0027】

(情報処理装置の構成)

図 2 に示されるように、情報処理装置 10 は、制御部 11 と、記憶部 12 と、入力部 13 と、出力部 14 と、通信部 15 とを備える。

#### 【0028】

制御部 11 には、少なくとも 1 つのプロセッサ、少なくとも 1 つの専用回路、又はこれらの組合せが含まれる。プロセッサは、CPU (central processing unit) 若しくは GPU (graphics processing unit) などの汎用プロセッサ、又は特定の処理に特化した専用プロセッサである。専用回路は、例えば、FPGA (field-programmable gate array) 又はASIC (application specific integrated circuit) である。制御部 11 は、情報処理装置 10 の各部を制御しながら、情報処理装置 10 の動作に関わる処理を実行する。

30

#### 【0029】

記憶部 12 には、少なくとも 1 つの半導体メモリ、少なくとも 1 つの磁気メモリ、少なくとも 1 つの光メモリ、又はこれらのうち少なくとも 2 種類の組合せが含まれる。半導体メモリは、例えば、RAM (random access memory) 又はROM (read only memory) である。RAM は、例えば、SRAM (static random access memory) 又はDRAM (dynamic random access memory) である。ROM は、例えば、EEPROM (electrically erasable programmable read only memory) である。記憶部 12 は、例えば、主記憶装置、補助記憶装置、又はキャッシュメモリとして機能する。記憶部 12 には、情報処理装置 10 の動作に用いられるデータと、情報処理装置 10 の動作によって得られたデータとが記憶される。

40

#### 【0030】

入力部 13 には、少なくとも 1 つの入力用インタフェースが含まれる。入力用インタフェースは、例えば、物理キー、静電容量キー、ポインティングデバイス、ディスプレイと一体的に設けられたタッチスクリーンである。また入力用インタフェースは、例えば、音声入力を受け付ける音センサ、又はジェスチャー入力を受け付けるカメラ等であってもよ

50

い。入力部 13 は、情報処理装置 10 の動作に用いられるデータを入力する操作を受け付ける。入力部 13 は、情報処理装置 10 に備えられる代わりに、外部の入力機器として情報処理装置 10 に接続されてもよい。接続方式としては、例えば、U S B ( Universal Serial Bus )、H D M I ( 登録商標 ) ( High-Definition Multimedia Interface )、又は Bluetooth ( 登録商標 ) などの任意の方式を用いることができる。

#### 【 0 0 3 1 】

出力部 14 は、少なくとも 1 つの出力用インタフェースが含まれる。出力用インタフェースは、例えば、情報を映像で出力するディスプレイ、又は情報を音声で出力するスピーカ等である。ディスプレイは、例えば、L C D ( liquid crystal display ) 又は有機 E L ( electro luminescence ) ディスプレイである。出力部 14 は、情報処理装置 10 の動作によって得られるデータを表示出力する。出力部 14 は、情報処理装置 10 に備えられる代わりに、外部の出力機器として情報処理装置 10 に接続されてもよい。接続方式としては、例えば、U S B、H D M I ( 登録商標 )、又は Bluetooth ( 登録商標 ) などの任意の方式を用いることができる。

10

#### 【 0 0 3 2 】

通信部 15 には、少なくとも 1 つの外部通信用インタフェースが含まれる。通信用インタフェースは、有線通信又は無線通信のいずれのインタフェースであってよい。有線通信の場合、通信用インタフェースは例えば L A N ( Local Area Network ) インタフェース、U S B ( Universal Serial Bus ) である。無線通信の場合、通信用インタフェースは例えば、L T E ( Long Term Evolution )、4 G ( 4th generation )、若しくは 5 G ( 5th generation ) などの移動通信規格に対応したインタフェース、Bluetooth ( 登録商標 ) などの近距離無線通信に対応したインタフェースである。通信部 15 は情報処理装置 10 の動作に用いられるデータを受信し、また情報処理装置 10 の動作によって得られるデータを送信する。

20

#### 【 0 0 3 3 】

情報処理装置 10 の機能は、本実施形態に係るプログラムを、情報処理装置 10 に相当するプロセッサで実行することにより実現される。すなわち、情報処理装置 10 の機能は、ソフトウェアにより実現される。プログラムは、情報処理装置 10 の動作をコンピュータに実行させることで、コンピュータを情報処理装置 10 として機能させる。すなわち、コンピュータは、プログラムに従って情報処理装置 10 の動作を実行することにより情報処理装置 10 として機能する。

30

#### 【 0 0 3 4 】

本実施形態においてプログラムは、コンピュータで読取り可能な記録媒体に記録しておくことができる。コンピュータで読取り可能な記録媒体は、非一時的なコンピュータ読取り可能な媒体を含み、例えば、磁気記録装置、光ディスク、光磁気記録媒体、又は半導体メモリである。プログラムの流通は、例えば、プログラムを記録した D V D ( digital versatile disc ) 又は C D - R O M ( compact disc read only memory ) などの可搬型記録媒体を販売、譲渡、又は貸与することによって行う。またプログラムの流通は、プログラムを外部サーバのストレージに格納しておき、外部サーバから他のコンピュータにプログラムを送信することにより行ってもよい。またプログラムはプログラムプロダクトとして提供されてもよい。

40

#### 【 0 0 3 5 】

情報処理装置 10 の一部又は全ての機能が、制御部 11 に相当する専用回路により実現されてもよい。すなわち、情報処理装置 10 の一部又は全ての機能が、ハードウェアにより実現されてもよい。

#### 【 0 0 3 6 】

( 情報処理装置の動作 )

図 3 および図 7 を参照して、本実施形態に係る情報処理装置 10 の動作について説明する。まず図 3 を参照して情報処理装置 10 a において画像を符号化するステップについて説明する。

50

## 【 0 0 3 7 】

ステップ S 1 0 0 : 情報処理装置 1 0 a の制御部 1 1 は、第 1 データ、第 2 データ、及び第 3 データを教師データとして用いて、それぞれ第 1 のニューラルネットワークモデル、第 2 のニューラルネットワークモデル、及び第 3 のニューラルネットワークモデルを、第 1 重み係数、第 2 重み係数、及び第 3 重み係数が第 1 制約条件を満たすように学習させる。つまり制御部 1 1 は、第 1 のニューラルネットワークモデル、第 2 のニューラルネットワークモデル、及び第 3 のニューラルネットワークモデルをそれぞれ制約条件付きで訓練する。第 1 制約条件は、第 3 データ 1 3 1 を、第 1 重み係数及び第 2 重み係数に基づき表現するように学習させる条件である。ここで第 1 重み係数、第 2 重み係数、及び第 3 重み係数には、重み自身とバイアスが含まれ、ニューラルネットワークのパラメータ全体を指す。

10

## 【 0 0 3 8 】

第 1 データ、第 2 データ、及び第 3 データは、いずれもテキスト、画像、音声等の任意のデータであってよい。以下、本実施の形態では、第 1 データ、第 2 データ、及び第 3 データが、いずれも画像データであるものとして説明するがこれに限られない。

## 【 0 0 3 9 】

第 1 制約条件は、例えば第 3 重み係数が、第 1 重み係数と第 2 重み係数との平均値であるように学習させることであってよい。あるいは第 1 制約条件は、第 3 重み係数が第 1 重み係数と第 2 重み係数との重み付け平均値であるように学習させることであってよい。または、また第 1 制約条件は、第 3 重み係数が、第 1、第 2 の重み係数に関数を適用して得られる値であるように学習させることであってよい。第 1 制約条件は、第 3 重み係数を第 1 重み係数と第 2 重み係数とにより表すように学習させるものであれば、任意の条件であってよい。

20

## 【 0 0 4 0 】

図 4 に本実施形態に係る混合モデル 1 0 0 の概略構成を示す。図 4 に示すように、本実施形態にかかる混合モデル 1 0 0 は、第 1 のニューラルネットワークモデル 1 1 0 と、第 2 のニューラルネットワークモデル 1 2 0 と、第 3 のニューラルネットワークモデル 1 3 0 とを含む。第 1 のニューラルネットワークモデル 1 1 0、第 2 のニューラルネットワークモデル 1 2 0、及び第 3 のニューラルネットワークモデル 1 3 0 は、それぞれ教師データとして第 1 データ 1 1 1、第 2 データ 1 2 1、及び第 3 データ 1 3 1 により、各重み係数  $\theta_1$ 、 $\theta_2$ 、及び  $\theta_3$  が第 1 制約条件を満たすように学習される。本実施形態において各重み係数  $\theta_1$ 、 $\theta_2$ 、及び  $\theta_3$  が第 1 制約条件を満たすとは、 $\theta_3$  が  $\theta_1$ 、 $\theta_2$  の関数により定められることに相当する。例えば第 3 重み係数が、第 1 重み係数と第 2 重み係数との平均値である場合には、 $\theta_3$  は以下の数式 ( 1 ) により表される。

30

## 【 0 0 4 1 】

## 【 数 1 】

$$\theta_3 = F(\theta_1, \theta_2) = \frac{\theta_1 + \theta_2}{2} \dots \dots \dots (1)$$

## 【 0 0 4 2 】

また例えば第 3 重み係数が、第 1 重み係数と第 2 重み係数との重み付け平均値である場合には、 $\theta_3$  は以下の数式 ( 2 ) により表される。

40

## 【 0 0 4 3 】

## 【 数 2 】

$$\theta_3 = F(\theta_1, \theta_2) = \frac{e_1 \theta_1 + e_2 \theta_2}{e_1 + e_2} \dots \dots \dots (2)$$

ここで  $e_1$ 、 $e_2$  第 1 重み係数と第 2 重み係数との重み平均に係る重み係数である。

## 【 0 0 4 4 】

具体的には学習処理は、ニューラルネットワークモデルに各ピクセルの座標 ( x , y )

50

を入力し、学習を所定回数（エポック数）繰り返し行ってロス関数が最小化するように重み係数  $w_1$ 、 $w_2$ 、及び  $w_3$  を繰り返し更新することにより実行される。図 5 に学習過程の概念図を示す。第 1 のニューラルネットワークモデル 110 には、各ピクセルの座標（ $x, y$ ）が入力されて得られた出力と、教師データである第 1 データ 111 との誤差に基づき、第 1 のニューラルネットワークモデル 110 に対応するロス関数の値が定められる。第 2 のニューラルネットワークモデル 120 には、各ピクセルの座標（ $x, y$ ）が入力されて得られた出力と、教師データである第 2 データ 121 との誤差に基づき、第 2 のニューラルネットワークモデル 120 に対応するロス関数の値が定められる。また第 3 のニューラルネットワークモデル 130 には、各ピクセルの座標（ $x, y$ ）が入力されて得られた出力と、教師データである第 3 データ 131 との誤差に基づき、第 3 のニューラルネットワークモデル 130 に対応するロス関数の値が定められる。これらの 3 つのロス関数の値から計算される値が最小になるように、重み係数  $w_1$ 、 $w_2$ 、 $w_3$  が更新される。3 つのロス関数の値から計算される値は、例えば 3 つのロス関数の値の平均値であるが、これに限られない。ここで第 1 重み係数及び第 2 重み係数の初期値（ $w_1$ 、 $w_2$  の初期値）はランダムに定められる。なお第 1 重み係数の初期値と、第 2 重み係数の初期値とは同一である場合が多いがこれに限られない。他方で第 3 重み係数の初期値（ $w_3$  の初期値）は、第 1 制約条件を満たすように定められる。かかる学習処理において重み係数  $w_1$ 、 $w_2$  の更新は誤差逆伝播法（バックプロパゲーション）に基づき実行される。重み係数  $w_3$  については、第 1 制約条件を満たすように更新される。

10

【0045】

20

学習処理の結果、第 1 重み係数  $w_1$  及び第 2 重み係数  $w_2$  が更新され、第 3 重み係数は、更新された第 1 重み係数  $w_1$  及び第 2 重み係数  $w_2$  に基づき定められる。かかる混合モデル 100 を構成する各ニューラルネットワークモデルに、それぞれ各ピクセルの座標（ $x, y$ ）が入力されると、第 1 のニューラルネットワークモデル 110、第 2 のニューラルネットワークモデル 120、及び第 3 のニューラルネットワークモデル 130 から、それぞれ第 1 データ 111、第 2 データ 121、及び第 3 データ 131 に対応するデータが出力される。なお第 1 データ 111、第 2 データ 121、及び第 3 データ 131 に対応するデータとは、教師データである第 1 データ 111、第 2 データ 121、及び第 3 データ 131 を再現したデータである。換言すると第 1 データ 111、第 2 データ 121、及び第 3 データ 131 に対応するデータとは、教師データである第 1 データ 111、第 2 データ 121、及び第 3 データ 131 と同一又は類似のデータである。

30

【0046】

図 6 は、第 3 重み係数が第 1 重み係数と第 2 重み係数との平均値であることが第 1 制約条件である混合モデルを示す概要図である。図 6 では第 1 制約条件が関数  $F$  として表されている。図 6 に示す混合モデルでは、第 3 重み係数  $w_3$  が以下の式（3）により表される。

【数 3】

$$\theta_3 = F_\alpha(\theta_1, \theta_2) = \frac{\theta_1 + \theta_2}{2} \dots \dots \dots (3)$$

【0047】

以上で説明したように、情報処理装置 10a は、第 1 データ、第 2 データ、および第 3 データを、第 1 重み係数及び第 2 重み係数に符号化することができる。

【0048】

図 3 に戻り、情報処理装置 10a の動作を説明する。  
ステップ S110：情報処理 10a の出力部 14 は、ステップ S100 で生成された第 1 重み係数および第 2 重み係数を出力する。

【0049】

次に、図 7 を参照にして、情報処理装置 10b の動作について説明する。情報処理装置 10b は、情報処理装置 10a で符号化されたデータを復号化する。

50

ステップS200：情報処理装置10bの入力部13は、情報処理装置10aで生成された第1重み係数および第2重み係数を取得する。

【0050】

ステップS210：次に制御部11は、第1重み係数および第2重み係数に基づいて第3重み係数を生成する。情報処理装置10bで生成される第3重み係数は、情報処理装置10aで第3重み係数の生成と同じように生成される。例えば、情報処理装置10aで第1重み係数と第2重み係数を平均して第3重み係数を算出した場合には、情報処理装置10bにおいても、第1重み係数と第2重み係数を平均して第3重み係数を算出する。

ステップS220：次に制御部11は、ニューラルネットワークモデルにそれぞれ第1重み係数、第2重み係数、および第3重み係数を設定し、各ピクセルの座標(x, y)を入力し、得られた出力がそれぞれ第1データ、第2データ、及び第3データに対応するデータとなり、復号化が行われる。

【0051】

以上述べたように、本実施形態に係る情報処理装置10は、第1のニューラルネットワークモデル、第2のニューラルネットワークモデル、及び第3のニューラルネットワークモデルを、第1重み係数、第2重み係数、及び第3重み係数が制約を満たすように学習させる。かかる構成によれば、第3データが第1重み係数及び第2重み係数に基づき表現される。そのため例えば、第1重み係数及び第2重み係数のみを復号側の情報処理装置に送信すれば第3データが復号可能であり、データ伝送の効率化等の観点で利点がある。換言すると、第1データの重み係数、及び第2データの重み係数を送信すれば、第3データが復号可能である等の点でニューラルネットワークモデルを用いたデータ表現に関する技術が改善される。

【0052】

なお本実施の形態では、混合モデルが3つのニューラルネットワークモデルを含む場合を示したが、混合モデルに含まれるニューラルネットワークモデルは4つ以上であってもよい。図7は、混合モデルが4つのニューラルネットワークモデルを含む場合の構成の一例を示す概要図である。図7に示す混合モデル100Bは、第1のニューラルネットワークモデル110と、第2のニューラルネットワークモデル120と、第3のニューラルネットワークモデル130と、第4のニューラルネットワークモデル140とを含む。第1のニューラルネットワークモデル110、第2のニューラルネットワークモデル120、第3のニューラルネットワークモデル130、及び第4のニューラルネットワークモデル140は、それぞれ教師データとして第1データ111、第2データ121、第3データ131、第4データ141により、重み係数 $\theta_1$ 、 $\theta_2$ 、及び $\theta_B$ が第1制約条件を満たすように学習される。上述のように第1制約条件は、第3データ131を、第1重み係数及び第2重み係数に基づき表現するように学習させる条件である。また重み係数 $\theta_1$ 、 $\theta_2$ 、及び $\theta_C$ が第2制約条件を満たすように学習される。第2制約条件は、第4データ141を、第1重み係数及び第2重み係数に基づき表現するように学習させる条件である。図7では第1制約条件が関数Fとして表されている。各重み係数 $\theta_1$ 、 $\theta_2$ 、及び $\theta_B$ が第1制約条件を満たすとは、 $\theta_B$ が $\theta_1$ 、 $\theta_2$ の関数により定められることに相当する。図7に示す混合モデル100Bの重み係数 $\theta_B$ は以下の数式(4)により表される。

【数4】

$$\theta_B = F_{\beta}(\theta_1, \theta_2) = \frac{2\theta_1 + \theta_2}{3} \dots \dots \dots (4)$$

【0053】

また図7では第1制約条件が関数Fとして表されている。各重み係数 $\theta_1$ 、 $\theta_2$ 、及び $\theta_C$ が第2制約条件を満たすとは、 $\theta_C$ が $\theta_1$ 、 $\theta_2$ の関数により定められることに相当する。図7に示す混合モデル100Bの重み係数 $\theta_C$ は以下の数式(5)により表される。

【数 5】

$$\theta_C = F_Y(\theta_1, \theta_2) = \frac{\theta_1 + 2\theta_2}{3} \dots \dots \dots (5)$$

【0054】

このように、本実施形態において、第1のニューラルネットワークモデル、第2のニューラルネットワークモデル、第3のニューラルネットワークモデル、及び第4のニューラルネットワークモデルを、各重み係数が制約を満たすように学習させてもよい。かかる構成によれば、第3データ及び第4データが第1重み係数及び第2重み係数に基づき表現される。そのため例えば、第1重み係数及び第2重み係数のみを復号側の情報処理装置に送信すれば第3データ及び第4データが復号可能であり、データ伝送の効率化等の観点で利点がある。等の利点がある。換言すると、第1データの重み係数、及び第2データの重み係数を送信すれば、第3データ及び第4データが復号可能である等の点でニューラルネットワークモデルを用いたデータ表現に関する技術が改善される。

10

【0055】

図8は、混合モデル100Bにおいて、各教師データが、それぞれ全体画像200を4分割した部分画像である場合を示す概要図である。例えばこのような場合において、4つの部分画像（部分画像211、部分画像221、部分画像231、及び部分画像241）が第1重み係数及び第2重み係数に基づき表現される。そのため例えば、第1重み係数及び第2重み係数のみを復号側の情報処理装置に送信すればすべての部分画像を復号でき、その結果、全体画像200を復号可能である等の利点がある。なお、画像を4つ以外に分割する場合も、上記同様に処理できる。

20

【0056】

なお本実施形態では、混合モデルに含まれるニューラルネットワークモデルの数は3又は4である例を説明したがこれに限られない。混合モデルに含まれるニューラルネットワークモデルの数は5以上であってもよい。本開示の技術を用いて、重み係数の関係性を持たせることで、一般的に、異なる重み係数  $w_1, \dots, w_n$  に基づき、 $m$ 個のデータ（ここで  $m > n$ ）を表現することができる。ここで混合モデルに含まれる各ニューラルネットワークモデルの層数は同一であってもよく、同一でなくてもよい。各ニューラルネットワークモデルの層数が同一である場合、重み係数間の制約条件が簡素化される点で利点がある。例えば混合モデルが3つのニューラルネットワークモデルを含む場合には、第1のニューラルネットワークモデルの層数と、前記第2のニューラルネットワークモデルの層数と、前記第3のニューラルネットワークモデルの層数とが同一であればよい。このようにすることで、各ニューラルネットワークモデルの重み係数の制約条件を容易に設定することができる。他方で、各ニューラルネットワークモデルの層数が同一でない場合であっても、 $w_i$  が  $w_j$  と  $w_k$  から計算から求まるような制約式を定めればよい。

30

【0057】

なお混合モデルに含まれる各ニューラルネットワークモデルの活性化関数は、画像データを符号化する場合、Sine関数であることが望ましい。活性化関数としてSine関数を採用することで、精度よく教師データを再現することができる。なお活性化関数は、符号化する対象に合わせて適宜変更されてよい。例えば活性化関数は、ReLU関数、シグモイド関数等、任意の関数であってもよい。

40

【0058】

本開示を諸図面及び実施例に基づき説明してきたが、当業者であれば本開示に基づき種々の変形及び改変を行ってもよいことに注意されたい。したがって、これらの変形及び改変は本開示の範囲に含まれることに留意されたい。例えば、各構成部又は各ステップ等に含まれる機能等は論理的に矛盾しないように再配置可能であり、複数の構成部又はステップ等を1つに組み合わせたり、或いは分割したりすることが可能である。

また、本開示を静止画像に基づいて説明してきたが、画像データに限らず、ニューラルネットワークモデルで符号化できるデータであれば、本開示に基づき符号化、復号化でき

50

る。また、一般のニューラルネットワークを用いた画像分類等においても本開示の技術を応用することが考えられる。例えば、第1のニューラルネットワーク及び第2のニューラルネットワークに対応する第3のニューラルネットワークを利用することで、adversarial attack耐性を向上させることも考えられる。

【産業上の利用可能性】

【0059】

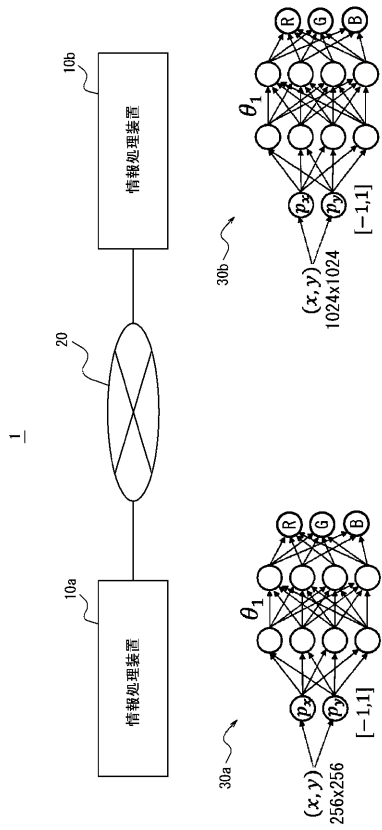
本開示の技術は、画像等のデータ表現技術、データ符号化技術の他、セキュリティ技術等にも利用可能である。

【符号の説明】

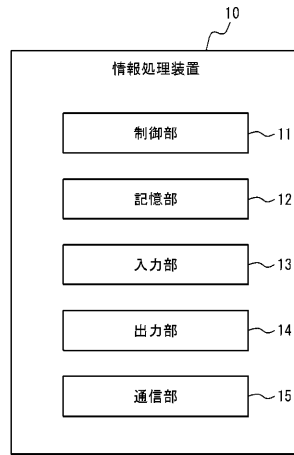
【0060】

1	システム	
10、10a、10b	情報処理装置	
11	制御部	
12	記憶部	
13	入力部	
14	出力部	
15	通信部	
20	ネットワーク	
30a、30b	ニューラルネットワークモデル	
100、100B	混合モデル	20
110	第1のニューラルネットワークモデル	
120	第2のニューラルネットワークモデル	
130	第3のニューラルネットワークモデル	
140	第4のニューラルネットワークモデル	
111	第1データ	
121	第2データ	
131	第3データ	
141	第4データ	
200	全体画像	
211、221、231、241	部分画像データ	30

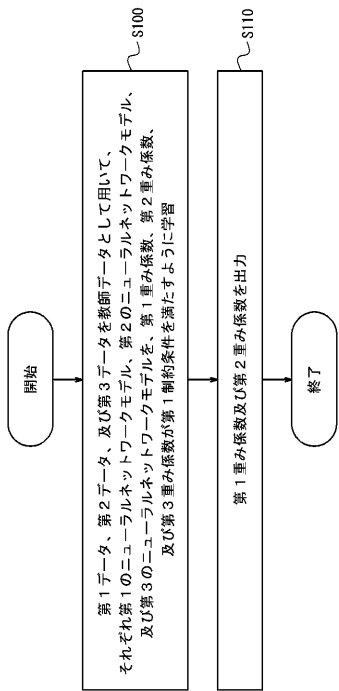
【 図 1 】



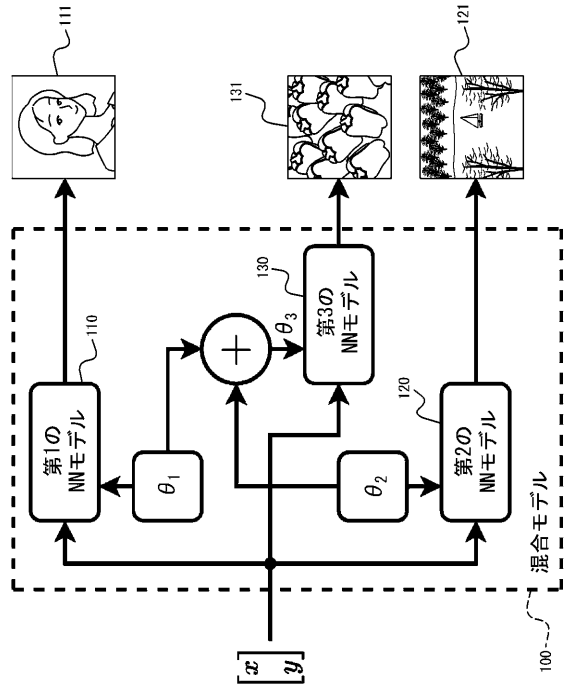
【 図 2 】



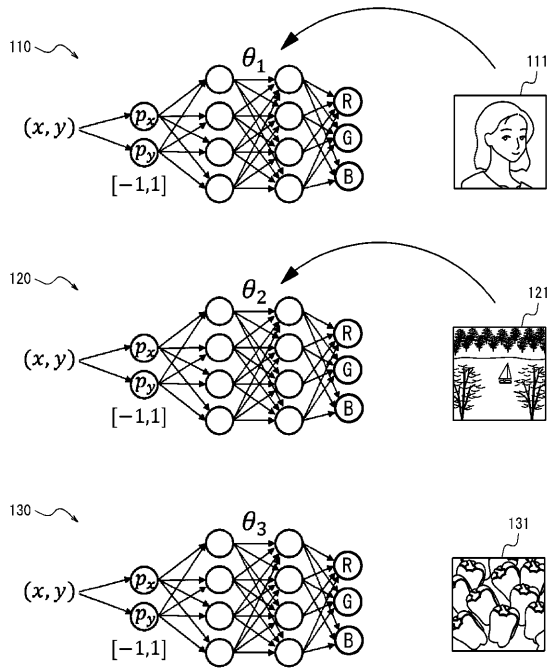
【 図 3 】



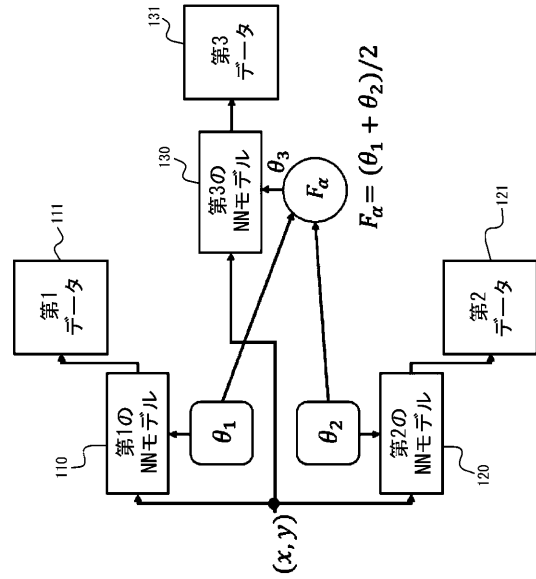
【 図 4 】



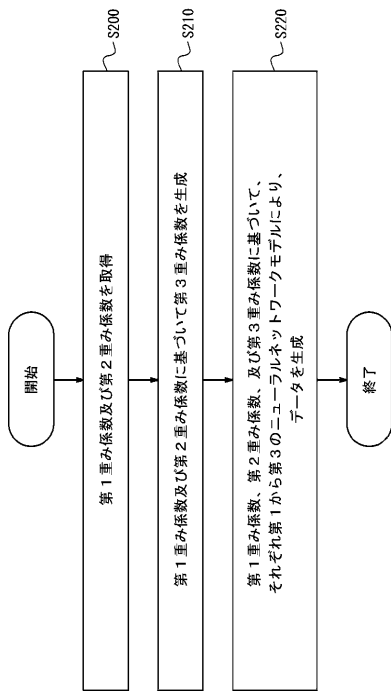
【 図 5 】



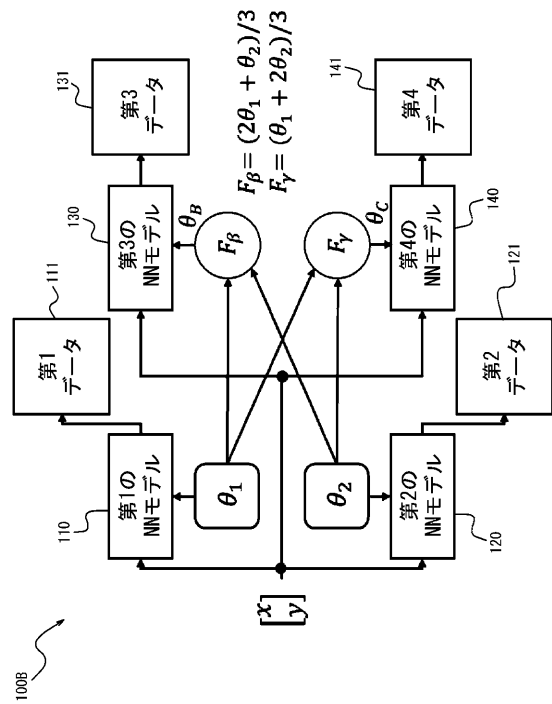
【 図 6 】



【 図 7 】



【 図 8 】



【図9】

