

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7540509号
(P7540509)

(45)発行日 令和6年8月27日(2024.8.27)

(24)登録日 令和6年8月19日(2024.8.19)

(51)国際特許分類 F I
G 0 6 N 3/049(2023.01) G 0 6 N 3/049

請求項の数 10 (全39頁)

(21)出願番号	特願2022-568020(P2022-568020)	(73)特許権者	000004237 日本電気株式会社 東京都港区芝五丁目7番1号
(86)(22)出願日	令和2年12月11日(2020.12.11)	(74)代理人	100149548 弁理士 松沼 泰史
(86)国際出願番号	PCT/JP2020/046331	(74)代理人	100181135 弁理士 橋本 隆史
(87)国際公開番号	WO2022/123781	(72)発明者	酒見 悠介 東京都港区芝五丁目7番1号 日本電気 株式会社内
(87)国際公開日	令和4年6月16日(2022.6.16)	審査官	佐藤 実
審査請求日	令和5年6月1日(2023.6.1)		

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 ニューラルネットワーク装置、生成装置、情報処理方法、生成方法およびプログラム

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

信号入力時刻に応じて時間発展する内部状態量が閾値以上になると信号を出力する、漏れ電流無しの時間方式スパイキングニューロンモデル手段と、

前記時間方式スパイキングニューロンモデル手段の出力信号が基準時刻に対する相対時刻で示すスパイク時刻を、前記時間方式スパイキングニューロンモデル手段が計算対象の人工ニューロンモデルにおける入力信号に対する重み付け合計およびバイアスの付加に相当する計算を行うように、前記時間方式スパイキングニューロンモデル手段への入力信号に対する重みが設定されたときの、前記出力信号の遅延時間が負の時間にならないように同一の層内の時間方式スパイキングニューロンモデル手段に共通の遅延量として設定された時間だけ遅延させた信号を出力する遅延手段と、

を備えるニューラルネットワーク装置。

【請求項2】

前記時間方式スパイキングニューロンモデル手段への入力信号に対する重みを、その時間方式スパイキングニューロンモデル手段における全ての重みの合計で除算した値が、計算対象の人工ニューロンモデルにおける重みの値と等しくなるように、前記時間方式スパイキングニューロンモデル手段への入力信号に対する重みが設定される、

請求項1に記載のニューラルネットワーク装置。

【請求項3】

前記遅延手段の前記出力信号の出力時刻、または、前記基準時刻の何れか早い時刻に信

10

20

号を出力する時間方式ランブ関数手段

をさらに備える請求項 2 に記載のニューラルネットワーク装置。

【請求項 4】

前記時間方式スパイキングニューロンモデル手段への入力信号に依存しない時刻に、前記時間方式スパイキングニューロンモデル手段に信号を出力する設定スパイク供給手段

をさらに備える請求項 1 から 3 の何れか一項に記載のニューラルネットワーク装置。

【請求項 5】

前記時間方式スパイキングニューロンモデル手段、および、前記遅延手段のうち少なくとも何れかは、A S I C (Application Specific Integrated Circuit) または F P G A (Field-Programmable Gate Array) を用いて構成される、

請求項 1 に記載のニューラルネットワーク装置。

【請求項 6】

信号入力時刻に応じて時間発展する内部状態量が閾値以上になると信号を出力する、漏れ電流無しの時間方式スパイキングニューロンモデル手段と、前記時間方式スパイキングニューロンモデル手段の出力信号が基準時刻に対する相対時刻で示すスパイク時刻を、設定された時間だけ遅延させた信号を出力する遅延手段と、を備えるニューラルネットワークを生成するベースネットワーク生成手段と、

前記時間方式スパイキングニューロンモデル手段への入力信号に対する重みを、その時間方式スパイキングニューロンモデル手段における全ての重みの合計で除算した値が、計算対象の人口ニューロンモデルにおける重みの値と等しくなるように、前記時間方式スパイキングニューロンモデル手段への入力信号に対する重みを設定する、重み設定手段と、

前記遅延手段における前記設定された時間を、前記時間方式スパイキングニューロンモデル手段への入力信号に対する重みの前記設定のもとで、前記出力信号の遅延時間が負の時間にならないように同一の層内の時間方式スパイキングニューロンモデル手段に共通の遅延量として定められた時間に設定する遅延設定手段と、

を備える生成装置。

【請求項 7】

ニューラルネットワーク装置が、漏れ電流無しの時間方式スパイキングニューロンモデルの、信号入力時刻に応じて時間発展する内部状態量が閾値以上になると第一信号を出力することと、

前記第一信号が基準時刻に対する相対時刻で示すスパイク時刻を、前記時間方式スパイキングニューロンモデルが計算対象の人工ニューロンモデルにおける入力信号に対する重み付け合計およびバイアスの付加に相当する計算を行うように、前記時間方式スパイキングニューロンモデルへの入力信号に対する重みが設定されたときの、出力信号の遅延時間が負の時間にならないように同一の層内の時間方式スパイキングニューロンモデル手段に共通の遅延量として設定された時間だけ遅延させた第二信号を出力することと、

を含む情報処理方法。

【請求項 8】

信号入力時刻に応じて時間発展する内部状態量が閾値以上になると信号を出力する、漏れ電流無しの時間方式スパイキングニューロンモデル手段と、前記時間方式スパイキングニューロンモデル手段の出力信号が基準時刻に対する相対時刻で示すスパイク時刻を、設定された時間だけ変化させた信号を出力する遅延手段と、を備えるニューラルネットワークを生成することと、

前記時間方式スパイキングニューロンモデル手段への入力信号に対する重みを、その時間方式スパイキングニューロンモデル手段における全ての重みの合計で除算した値が、計算対象の人口ニューロンモデルにおける重みの値と等しくなるように、前記時間方式スパイキングニューロンモデル手段への入力信号に対する重みを設定することと、

前記遅延手段における前記設定された時間を、前記時間方式スパイキングニューロンモデル手段への入力信号に対する重みの前記設定のもとで、前記出力信号の遅延時間が負の時間にならないように同一の層内の時間方式スパイキングニューロンモデル手段に共通の

10

20

30

40

50

遅延量として定められた時間に設定することと、
を含むニューラルネットワーク生成方法。

【請求項 9】

コンピュータに、
漏れ電流無しの時間方式スパイクングニューロンモデルの、信号入力時刻に応じて時間発展する内部状態量が閾値以上になると第一信号を出力することと、

前記第一信号が基準時刻に対する相対時刻で示すスパイク時刻を、前記時間方式スパイクングニューロンモデルが計算対象の人工ニューロンモデルにおける入力信号に対する重み付け合計およびバイアスの付加に相当する計算を行うように、前記時間方式スパイクングニューロンモデルへの入力信号に対する重みが設定されたときの、出力信号の遅延時間が負の時間にならないように同一の層内の時間方式スパイクングニューロンモデル手段に共通の遅延量として設定された時間だけ遅延させた第二信号を出力することと、
を実行させるためのプログラム。

【請求項 10】

コンピュータに、
信号入力時刻に応じて時間発展する内部状態量が閾値以上になると信号を出力する、漏れ電流無しの時間方式スパイクングニューロンモデル手段と、前記時間方式スパイクングニューロンモデル手段の出力信号が基準時刻に対する相対時刻で示すスパイク時刻を、設定された時間だけ変化させた信号を出力する遅延手段と、を備えるニューラルネットワークを生成することと、

前記時間方式スパイクングニューロンモデル手段への入力信号に対する重みを、その時間方式スパイクングニューロンモデル手段における全ての重みの合計で除算した値が、計算対象の人工ニューロンモデルにおける重みの値と等しくなるように、前記時間方式スパイクングニューロンモデル手段への入力信号に対する重みを設定することと、

前記遅延手段における前記設定された時間を、前記時間方式スパイクングニューロンモデル手段への入力信号に対する重みの前記設定のもとで、前記出力信号の遅延時間が負の時間にならないように同一の層内の時間方式スパイクングニューロンモデル手段に共通の遅延量として定められた時間に設定することと、
を実行させるためのプログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、ニューラルネットワーク装置、生成装置、情報処理方法、生成方法およびプログラムに関する。

【背景技術】

【0002】

ニューラルネットワークの1つにスパイクングニューラルネットワークがある（例えば、特許文献1参照）。スパイクングニューラルネットワークでは、ニューロンモデルが膜電位と呼ばれる内部状態を有し、膜電位の時間発展に基づいてスパイクと呼ばれる信号を出力する。

例えばニューラルネットワークをハードウェア的に実装する場合、スパイクングニューラルネットワークのほうが、内部状態を有せず時間要素を含まない計算を行うニューロンモデルを用いたニューラルネットワーク（人工ニューラルネットワークと称する）よりも、計算時の消費電力が小さいことが期待される。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0003】

【文献】特表2013-546065号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【 0 0 0 4 】

人工ニューラルネットワークと同等のスパイクングニューラルネットワークを生成できれば、人工ニューラルネットワークを用いて高精度な学習を行った後、それと同等のスパイクングニューラルネットワークを生成する、といった運用が可能になる。これにより、高精度な処理と消費電力の低減との両立を図ることができる。

人工ニューラルネットワークと同等のスパイクングニューラルネットワークを生成する際、スパイクングニューラルネットワークの構成がなるべく簡単であることが好ましい。

【 0 0 0 5 】

本発明の目的の1つは、上述の課題を解決することのできるニューラルネットワーク装置、生成装置、情報処理方法、生成方法およびプログラムを提供することである。

【課題を解決するための手段】

【 0 0 0 6 】

本発明の第1の態様によれば、ニューラルネットワーク装置は、信号入力時刻に応じて時間発展する内部状態量が閾値以上になると信号を出力する、漏れ電流無しの時間方式スパイクングニューロンモデル手段と、前記時間方式スパイクングニューロンモデル手段の出力信号が基準時刻に対する相対時刻で示すスパイク時刻を、前記時間方式スパイクングニューロンモデル手段が計算対象の人工ニューロンモデルにおける入力信号に対する重み付け合計およびバイアスの付加に相当する計算を行うように、前記時間方式スパイクングニューロンモデル手段への入力信号に対する重みが設定されたときの、前記出力信号の遅延時間が負の時間にならないように同一の層内の時間方式スパイクングニューロンモデル手段に共通の遅延量として設定された時間だけ遅延させた信号を出力する遅延手段と、を備える。

【 0 0 0 7 】

本発明の第2の態様によれば、生成装置は、信号入力時刻に応じて時間発展する内部状態量が閾値以上になると信号を出力する、漏れ電流無しの時間方式スパイクングニューロンモデル手段と、前記時間方式スパイクングニューロンモデル手段の出力信号が基準時刻に対する相対時刻で示すスパイク時刻を、設定された時間だけ遅延させた信号を出力する遅延手段と、を備えるニューラルネットワークを生成するベースネットワーク生成手段と、前記時間方式スパイクングニューロンモデル手段への入力信号に対する重みを、その時間方式スパイクングニューロンモデル手段における全ての重みの合計で除算した値が、計算対象の人工ニューロンモデルにおける重みの値と等しくなるように、前記時間方式スパイクングニューロンモデル手段への入力信号に対する重みを設定する、重み設定手段と、前記遅延手段における前記設定された時間を、前記時間方式スパイクングニューロンモデル手段への入力信号に対する重みの前記設定のもとで、前記出力信号の遅延時間が負の時間にならないように同一の層内の時間方式スパイクングニューロンモデル手段に共通の遅延量として定められた時間に設定する遅延設定手段と、を備える。

【 0 0 0 8 】

本発明の第3の態様によれば、情報処理方法は、ニューラルネットワーク装置が、漏れ電流無しの時間方式スパイクングニューロンモデルの、信号入力時刻に応じて時間発展する内部状態量が閾値以上になると第一信号を出力することと、前記第一信号が基準時刻に対する相対時刻で示すスパイク時刻を、前記時間方式スパイクングニューロンモデルが計算対象の人工ニューロンモデルにおける入力信号に対する重み付け合計およびバイアスの付加に相当する計算を行うように、前記時間方式スパイクングニューロンモデルへの入力信号に対する重みが設定されたときの、出力信号の遅延時間が負の時間にならないように同一の層内の時間方式スパイクングニューロンモデル手段に共通の遅延量として設定された時間だけ遅延させた第二信号を出力することと、を含む。

【 0 0 0 9 】

本発明の第4の態様によれば、ニューラルネットワーク生成方法は、信号入力時刻に応じて時間発展する内部状態量が閾値以上になると信号を出力する、漏れ電流無しの時間方式スパイクングニューロンモデル手段と、前記時間方式スパイクングニューロンモデル手

10

20

30

40

50

段の出力信号が基準時刻に対する相対時刻で示すスパイク時刻を、設定された時間だけ変化させた信号を出力する遅延手段と、を備えるニューラルネットワークを生成することと、前記時間方式スパイクニューロンモデル手段への入力信号に対する重みを、その時間方式スパイクニューロンモデル手段における全ての重みの合計で除算した値が、計算対象の人口ニューロンモデルにおける重みの値と等しくなるように、前記時間方式スパイクニューロンモデル手段への入力信号に対する重みを設定することと、前記遅延手段における前記設定された時間を、前記時間方式スパイクニューロンモデル手段への入力信号に対する重みの前記設定のもとで、前記出力信号の遅延時間が負の時間にならないように同一の層内の時間方式スパイクニューロンモデル手段に共通の遅延量として定められた時間に設定することと、を含む。

10

【0010】

本発明の第5の態様によれば、プログラムは、コンピュータに、漏れ電流無しの時間方式スパイクニューロンモデルの、信号入力時刻に応じて時間発展する内部状態量が閾値以上になると第一信号を出力することと、前記第一信号が基準時刻に対する相対時刻で示すスパイク時刻を、前記時間方式スパイクニューロンモデルが計算対象の人工ニューロンモデルにおける入力信号に対する重み付け合計およびバイアスの付加に相当する計算を行うように、前記時間方式スパイクニューロンモデルへの入力信号に対する重みが設定されたときの、出力信号の遅延時間が負の時間にならないように同一の層内の時間方式スパイクニューロンモデル手段に共通の遅延量として設定された時間だけ遅延させた第二信号を出力することと、を実行させるためのプログラムである。

20

【0011】

本発明の第6の態様によれば、プログラムは、コンピュータに、信号入力時刻に応じて時間発展する内部状態量が閾値以上になると信号を出力する、漏れ電流無しの時間方式スパイクニューロンモデル手段と、前記時間方式スパイクニューロンモデル手段の出力信号が基準時刻に対する相対時刻で示すスパイク時刻を、設定された時間だけ変化させた信号を出力する遅延手段と、を備えるニューラルネットワークを生成することと、前記時間方式スパイクニューロンモデル手段への入力信号に対する重みを、その時間方式スパイクニューロンモデル手段における全ての重みの合計で除算した値が、計算対象の人口ニューロンモデルにおける重みの値と等しくなるように、前記時間方式スパイクニューロンモデル手段への入力信号に対する重みを設定することと、前記遅延手段における前記設定された時間を、前記時間方式スパイクニューロンモデル手段への入力信号に対する重みの前記設定のもとで、前記出力信号の遅延時間が負の時間にならないように同一の層内の時間方式スパイクニューロンモデル手段に共通の遅延量として定められた時間に設定することと、を実行させるためのプログラムである。

30

【発明の効果】

【0012】

上記したニューラルネットワーク装置、生成装置、情報処理方法、生成方法およびプログラムによれば、人工ニューラルネットワークと同等のスパイクニューラルネットワークの構成を、比較的簡単な構成とすることができる。

【図面の簡単な説明】

40

【0013】

【図1】実施形態に係るニューラルネットワーク生成装置の構成例を示す概略ブロック図である。

【図2】順伝搬型ニューラルネットワークの階層構造の例を示す図である。

【図3】順伝搬型ニューラルネットワークの構成例を示す図である。

【図4】ランプ関数を示す図である。

【図5】人工ニューロンモデルの構成例を示す概略ブロック図である。

【図6】スパイクニューロンの膜電位の時間発展の例を示す図である。

【図7】時間方式におけるスパイクの例を示す図である。

【図8】実施形態に係る人工ニューラルネットワークとスパイクニューラルネットワ

50

ークとの対応関係の例を示す図である。

【図 9】実施形態に係る t - R e L U 層の構成例を示す図である。

【図 10】実施形態に係る t - R e L U 層におけるスパイクの入出力時刻の例を示す図である。

【図 11】実施形態に係る時間調整型スパイクニューロンモデルの構成例を示す概略ブロック図である。

【図 12】実施形態に係る時間方式スパイクニューロンモデルの構成例を示す図である。

【図 13】実施形態に係るシナプス回路の構成例を示す概略構成図である。

【図 14】実施形態に係るニューラルネットワーク生成装置が人工ニューラルネットワークをスパイクニューラルネットワークに変換する処理手順の例を示すフローチャートである。

10

【図 15】実施形態に係るニューロンモデル生成装置の構成例を示す概略ブロック図である。

【図 16】実施形態に係るニューロンモデル生成装置が人工ニューロンモデルを時間調整型スパイクニューロンモデルに変換する処理手順の例を示すフローチャートである。

【図 17】実施形態に係るスパイクニューラルネットワークにおけるスパイクの出力時刻の例を示す図である。

【図 18】実施形態に係る人工ニューラルネットワークとスパイクニューラルネットワークとにおけるスパイクの出力時刻の例を示す図である。

20

【図 19】実施形態に係る遅延時間を反映させた場合の隠れ層のニューロンモデルの膜電位の時間発展の例を示す図である。

【図 20】実施形態に係る遅延時間を反映させない場合の隠れ層のニューロンモデルの膜電位の時間発展の例を示す図である。

【図 21】実施形態に係る遅延時間を反映させた場合の出力層のニューロンモデルの膜電位の時間発展の例を示す図である。

【図 22】実施形態に係る遅延時間を反映させない場合の出力層のニューロンモデルの膜電位の時間発展の例を示す図である。

【図 23】実施形態に係るニューラルネットワーク装置の構成例を示す図である。

【図 24】実施形態に係る生成装置の構成例を示す図である。

30

【図 25】実施形態に係る情報処理方法における処理手順の例を示す図である。

【図 26】実施形態に係る生成方法における処理手順の例を示す図である。

【図 27】少なくとも 1 つの実施形態に係るコンピュータの構成を示す概略ブロック図である。

【発明を実施するための形態】

【0014】

以下、本発明の実施形態を説明するが、以下の実施形態は請求の範囲にかかる発明を限定するものではない。また、実施形態の中で説明されている特徴の組み合わせの全てが発明の解決手段に必須であるとは限らない。

図 1 は、実施形態に係るニューラルネットワーク生成装置の構成例を示す概略ブロック図である。図 1 に示す構成で、ニューラルネットワーク生成装置 10 は、ベースネットワーク生成部 11 と、重み設定部 12 と、遅延設定部 13 とを備える。

40

ニューラルネットワーク生成装置を単に生成装置とも称する。

【0015】

ニューラルネットワーク生成装置 10 は、非記憶型ニューラルネットワーク (Non-memory type Neural Network) 110 の構成情報を取得して、その非記憶型ニューラルネットワークと同等のスパイクニューラルネットワーク (Spiking Neural Network; SNN) 120 を生成する。ニューラルネットワーク生成装置 10 が、スパイクニューラルネットワーク 120 としてスパイクニューラルネットワーク装置を生成するようにしてもよい。

50

【 0 0 1 6 】

ここでいう、2つのニューラルネットワークが同等であるとは、それら2つのニューラルネットワークが、同じ情報の入力に対して同じ情報を出力すると見做すことができることである。ここでいう「見做す」は、情報の表現形式が異なってもよいことを意味する。

【 0 0 1 7 】

また、ニューラルネットワークの形式の違いによる誤差、および、情報の表現形式の違いによる誤差は許容されるものとする。例えば、2つのニューラルネットワークが同等であるとは、それら2つのニューラルネットワークが、同じ内容の情報の入力に対して、理論的には同じ内容の情報を出力することであってもよい。

10

【 0 0 1 8 】

ここで、入力値の重み付け合計を算出し、算出された合計値またはその合計値にバイアス値を加えた値を活性化関数に入力し、得られる関数値を出力するニューロンモデルを、非記憶型ニューロンモデル (Non-memory type Neuron Model) と称する。非記憶型ニューロンモデルを用いて構成されたニューラルネットワークを、非記憶型ニューラルネットワークと称する。

非記憶型ニューラルネットワークを人工ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network ; ANN) とも称する。非記憶型ニューロンモデルを人工ニューロンモデル (Artificial Neuron Model) とも称する。

【 0 0 1 9 】

20

ここでいうスパイクングニューラルネットワークは、スパイクングニューロンモデル (Spiking Neuron Model) を用いて構成されたニューラルネットワークである。ここでいうスパイクングニューロンモデルは、時間発展する内部状態に基づいて、スパイクと呼ばれる二値信号を出力するニューロンモデルの総称である。ここでいう二値信号は、オン/オフによる信号であってもよい。スパイクングニューロンモデルにおける内部状態は、膜電位 (Membrane Potential) と称される。

【 0 0 2 0 】

ニューラルネットワーク生成装置 1 0 が生成するスパイクングニューラルネットワーク 1 2 0 は、後述するように人工ニューラルネットワーク 1 1 0 と同等のニューラルネットワークとするための構造を有している。人工ニューラルネットワーク 1 1 0 と同等のニューラルネットワークとするための構造を有するスパイクングニューラルネットワーク 1 2 0 を、時間調整型スパイクングニューラルネットワーク (Time Adjustment Type Spiking Neural Network) とも称する。時間調整型スパイクングニューラルネットワークに用いられるニューロンモデルを時間調整型スパイクングニューロンモデル (Time Adjustment Type Spiking Neuron Model) とも称する。

30

【 0 0 2 1 】

ここでいうニューラルネットワーク装置は、ニューラルネットワークが実装された装置である。ニューラルネットワークが、専用のハードウェアを用いて実装されていてもよいし、コンピュータ等を用いてソフトウェア的に実装されていてもよい。人工ニューラルネットワークが実装された装置を、人工ニューラルネットワーク装置とも称する。スパイクングニューラルネットワークが実装された装置を、スパイクングニューラルネットワーク装置とも称する。

40

【 0 0 2 2 】

(順伝搬型ニューラルネットワークについて)

ニューラルネットワーク生成装置 1 0 は、順伝搬型 (Feedforward) ニューラルネットワークを扱う。すなわち、ニューラルネットワーク生成装置 1 0 は、順伝搬型の人工ニューラルネットワーク 1 1 0 の構成情報を取得して、その人工ニューラルネットワーク 1 1 0 と同等の、順伝搬型のスパイクングニューラルネットワーク 1 2 0 を生成する。

【 0 0 2 3 】

順伝搬型とは、ネットワークの形態の一つであり、層から層への結合における情報伝達

50

が一方向のネットワークのことである。順伝搬型ニューラルネットワークの各層は1つ以上のニューロンモデルで構成されており、同じ層内のニューロンモデル間の結合は存在しない。

【0024】

図2は、順伝搬型ニューラルネットワークの階層構造の例を示す図である。図2に例示されるように順伝搬型ニューラルネットワーク200は階層構造に構成され、データの入力を受けて演算結果を出力する。ニューラルネットワークが出力する演算結果を予測値または予測とも称する。

【0025】

順伝搬型ニューラルネットワークの第1層は入力層と呼ばれ、最後の層は出力層と呼ばれる。入力層と出力層との間にある層は、隠れ層と呼ばれる。隠れ層の個数は0個以上であればよい。したがって、順伝搬型ニューラルネットワークが隠れ層を備えていなくてもよい。

10

図2の例では、順伝搬型ニューラルネットワーク200が、入力層211と、隠れ層212と、出力層213とを備える。入力層211と、隠れ層212と、出力層213とを総称して層210と表記する。

【0026】

図3は、順伝搬型ニューラルネットワーク200の構成例を示す図である。図3は、順伝搬型ニューラルネットワーク200が、入力層211と、2つの隠れ層212と、出力層213との4つの層210を備える場合の例を示している。2つの隠れ層212を区別する場合、上位層を隠れ層212-1と表記し、下位層を隠れ層212-2と表記する。ここでいう層の上位は、入力層211に近い側である。層の下位は、出力層213に近い側である。

20

【0027】

図3は、これら4つの層210が、それぞれ3つのノード220を有する場合の例を示している。但し、順伝搬型ニューラルネットワーク200が備えるノード220の個数は、特定の個数に限定されず、層210のそれぞれが1つ以上のノード220を備えていればよい。何れの層210も同じ個数のノード220を備えていてもよいし、層210によって異なる個数のノード220を備えていてもよい。

【0028】

30

図3に例示されるように、隣接する2つの層210のノードがエッジ230で接続される。エッジ230は、上位層のノードから下位層のノードへ信号を伝達する。

隣接する2つの層210間で、上位層のノード220と下位層のノード220との全ての組み合わせがエッジ230で接続されていてもよい。あるいは、エッジ230で接続されていない組み合わせがあってもよい。

【0029】

ノード220のうち、入力層211のノード220は、入力信号を次の層210のノード220へ分配する。入力層211のノード220を入力ノード221とも称する。

一方、隠れ層212のノード220および出力層213のノード220には、何れもニューロンモデルが用いられる。隠れ層212のノード220と、出力層213のノード220とを総称して、ニューロンモデルノード222とも表記する。隠れ層212と出力層213とを総称して、ニューロンモデル層214とも表記する。

40

【0030】

人工ニューラルネットワーク110では、ニューロンモデルノード222として人工ニューロンモデルが用いられる。スパイク型ニューラルネットワーク120では、ニューロンモデルノード222としてスパイク型ニューロンモデルが用いられる。

【0031】

以下、入力ノード221とニューロンモデルノード222とを区別する必要がない場合は、ノード220をニューロンモデルとして扱う。特に、下位層のノード220を構成するニューロンモデルが上位層のノード220から信号を取得する場合、上位層のノード2

50

2 0 が入力ノード 2 2 1 であってもニューロンモデルノード 2 2 2 であっても信号を出力する点で共通しており、説明上区別する必要は無い。この場合、上位層のノード 2 2 0 をニューロンモデルとして扱って説明する。

【 0 0 3 2 】

(人工ニューラルネットワークについて)

上述したように、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 は、人工ニューロンモデルを用いて構成されたニューラルネットワークである。人工ニューロンモデルは、入力値の重み付け合計を算出し、算出された合計値またはその合計値にバイアス値を加えた値を活性化関数に入力し、得られる関数値を出力するニューロンモデルである。

人工ニューロンモデルの出力値は、式 (1) のように示される。

10

【 0 0 3 3 】

【数 1】

$$x_i^{(l)} = f \left(\sum_j w_{ij}^{(l)} x_j^{(l-1)} + b_i^{(l)} \right) \quad \dots (1)$$

【 0 0 3 4 】

$x^{(1)}_i$ は、第 1 層の i 番目の人工ニューロンモデルの出力を表す。 $w^{(1)}_{ij}$ は、第 1 - 1 層の j 番目の人工ニューロンモデルから第 1 層の i 番目の人工ニューロンモデルへの結合の強さを示す係数であり、重みと呼ばれる。第 1 - 1 層の j 番目の人工ニューロンモデルと第 1 層の i 番目の人工ニューロンモデルとがエッジ 2 3 0 で接続されていない場合は、そのことを $w^{(1)}_{ij} = 0$ とすることで表す。

20

「 $\sum_j w^{(1)}_{ij} x^{(1-1)}_j$ 」は、上記の入力値の重み付け合計を表す。 $b^{(1)}_i$ はバイアス項と呼ばれ、上記のバイアス値を示す。f は活性化関数を表す。

【 0 0 3 5 】

学習フェーズでは、重み $w^{(1)}_{ij}$ の値、および、バイアス項 $b^{(1)}_i$ の値が、学習による更新の対象となる。

式 (1) に示される変換のうち活性化関数を除いた部分の変換は、アフィン変換 (Affine Transformation) として把握することができ、式 (2) のように示される。

30

【 0 0 3 6 】

【数 2】

$$Affine(x^{(l-1)}) = \sum_j w_{ij}^{(l)} x_j^{(l-1)} + b_i^{(l)} \quad \dots (2)$$

【 0 0 3 7 】

$x^{(1-1)}$ は、第 1 - 1 層の人工ニューロンモデルの出力のベクトル ($x^{(1-1)}_1, \dots, x^{(1-1)}_{N(1-1)}$) を表す。 $N^{(1-1)}$ は、第 1 - 1 層の人工ニューロンモデルの個数を示す。

40

「Affine」は、アフィン関数 (アフィン変換を示す関数) である。

以下では、活性化関数 f としてランプ関数 (Ramp Function) を用いる場合を例に説明する。ランプ関数は、正規化線形関数 (Rectified Linear Function) とも称される。

【 0 0 3 8 】

図 4 は、ランプ関数を示す図である。図 4 のグラフの横軸はランプ関数への入力、すなわちランプ関数の引数値を示す。縦軸は、ランプ関数の出力、すなわちランプ関数の関数値を示す。図 4 に示されるように、ランプ関数を ReLU で表す。また、図 4 では、ランプ関数への入力を x で表している。

50

図 4 に示されように、入力 x が $x \geq 0$ の場合は、 $\text{ReLU}(x) = x$ である。一方、入力 x が $x < 0$ の場合は、 $\text{ReLU}(x) = 0$ である。ランプ関数 ReLU は、式 (3) のように示される。

【0039】

【数3】

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x) \quad \dots (3)$$

【0040】

「 $\max$ 」は、引数のうち最大値を出力する関数である。

10

ただし、人工ニューロンモデルにおける活性化関数はランプ関数に限定されない。人工ニューロンモデルにおける活性化関数として、後述するような時間方式での表現が可能な、いろいろな関数を用いることができる。

【0041】

図 5 は、人工ニューロンモデルの構成例を示す概略ブロック図である。図 5 に示す構成で、人工ニューロンモデル 111 は、アフィン変換部 112 と、活性化関数部 113 とを備える。

アフィン変換部 112 は、人工ニューロンモデル 111 への入力の重み付け合計、および、得られた合計値へのバイアス値の加算を行う。例えば、アフィン変換部 112 は、上記の式 (2) に基づいて $\text{Affine}(x^{(1-1)})$ を算出する。

20

【0042】

活性化関数部 113 は、人工ニューロンモデル 111 における活性化関数の計算を行う。例えば、活性化関数部 113 は、アフィン変換部 112 が算出する $\text{Affine}(x^{(1-1)})$ をランプ関数 ReLU に入力した関数値 $\text{ReLU}(\text{Affine}(x^{(1-1)}))$ を算出する。

【0043】

(スパイキングニューラルネットワークについて)

上述したように、スパイキングニューラルネットワークは、スパイキングニューロンモデルを用いて構成されたニューラルネットワークである。スパイキングニューロンモデルは、時間発展する内部状態に基づいて、スパイクと呼ばれる二値信号を出力する。

30

【0044】

これにより、スパイキングニューロンモデルは、生物学的神経細胞の細胞体部による信号の統合およびスパイクの生成（発火）を模擬する。

例えば、スパイキングニューロンモデルの 1 つである漏れ積分発火ニューロンモデルでは、膜電位が式 (1) のような微分方程式に従って時間発展する。

【0045】

【数4】

$$\frac{d}{dt} v_i^{(n)}(t) = -\alpha_{leak} v_i^{(n)}(t) + I_i^{(n)}(t), \quad I_i^{(n)}(t) = \sum_j w'_{ij} r(t - t_j^{(n-1)}) \quad \dots (4)$$

40

【0046】

$v^{(n)}_i$ は、第 n 層の i 番目のスパイキングニューロンモデルにおける膜電位を示す。 α_{leak} は、漏れ積分発火モデルにおける漏れの大きさを示す定数の係数である。 $I^{(n)}_i$ は、第 n 層の i 番目のスパイキングニューロンモデルにおけるシナプス後電流を示す。 $w'^{(n)}_{ij}$ は、第 $n-1$ 層の j 番目のスパイキングニューロンモデルから第 n 層の i 番目のスパイキングニューロンモデルへの結合の強さを示す係数であり、重みと呼ばれる。

t は時刻を示す。 $t^{(n-1)}_j$ は第 $n-1$ 層の j 番目のニューロンの発火タイミング (

50

発火時刻)を示す。 $r(\cdot)$ は前段の層から伝達されたスパイクがシナプス後電流へ与える影響を示す関数である。

【0047】

膜電位が閾値 V_{th} に達すると、そのスパイクニューロンモデルはスパイクを出力する。閾値 V_{th} は、活動電位を模擬する閾値である。上述したように、スパイクは、スパイクニューロンモデルが出力する二値信号である。スパイクニューロンモデルがスパイクを出力することを発火とも称する。スパイクニューロンモデルの種類にもよるが、発火後は、膜電位がリセット値 V_{reset} へと戻るようにしてもよい。

スパイクニューロンモデルが出力したスパイクは、そのスパイクニューロンモデルと結合している下位層のスパイクニューロンモデルへと伝達される。

10

【0048】

図6は、スパイクニューロンの膜電位の時間発展の例を示す図である。図6のグラフの横軸は時刻を示し、縦軸は膜電位を示す。図6は、第 n 層の i 番目のスパイクニューロンの膜電位の時間発展の例を示しており、膜電位は、 $v^{(n)}_i$ と表されている。

【0049】

上記のように、 V_{th} は、膜電位の閾値を示す。 V_{reset} は、膜電位のリセット値を示す。 $t^{(n-1)}_1$ は第 $n-1$ 層の1番目のニューロンの発火タイミングを示す。 $t^{(n-1)}_2$ は第 $n-1$ 層の2番目のニューロンの発火タイミングを示す。 $t^{(n-1)}_3$ は第 $n-1$ 層の3番目のニューロンの発火タイミングを示す。

【0050】

時刻 $t^{(n-1)}_1$ における1番目の発火および時刻 $t^{(n-1)}_3$ における3番目の発火では、何れも膜電位 $v^{(n)}_i$ は閾値 V_{th} に達していない。一方、時刻 $t^{(n-1)}_2$ における2番目の発火では、膜電位 $v^{(n)}_i$ が閾値 V_{th} に達し、その後すぐに、リセット値である V_{reset} に低下している。

20

【0051】

スパイクニューラルネットワークはCMOS(Complementary MOS)などでハードウェア化したときに、深層学習モデルよりも消費電力を下げられると期待されている。その理由の一つは、人の脳は30ワット(W)相当の低消費電力な計算媒体であり、スパイクニューラルネットワークはそのような低消費電力の脳の活動を模倣することができるためである。

30

例えば、スパイクニューラルネットワークでは二値信号を用いる点で、人工ニューラルネットワークでアナログ信号を用いる場合よりも、信号による消費電力を低減することができる。

【0052】

(スパイクニューラルネットワークにおける情報伝達方式について)

ニューラルネットワーク生成装置10は、スパイクニューラルネットワーク120における情報伝達方式として時間方式を用いる。時間方式では、発火タイミングで情報を伝達する。

【0053】

図7は、時間方式におけるスパイクの例を示す図である。図7の横軸は時刻を示す。具体的には、横軸は、基準時刻となる時刻「0」に対する相対時刻を示す。縦軸は、信号値を示す。

40

図7では、時刻「1」に発火する場合の例と、時刻「3」に発火する場合の例と、時刻「5」に発火する場合の例の、3つの例が示されている。時間方式では、スパイクニューロンモデルは、発火時刻によって定量的な情報を示すことができる。例えば、時刻「3」に発火したスパイクが数値「3」を示すなど、スパイクが、発火時刻の数値を示すものとしてもよい。すなわち、スパイクニューロンモデルが、基準時刻と発火時刻との時間の長さで数値を示すようにしてもよい。

発火時刻は整数の時刻に限定されず、スパイクニューロンモデルが、発火時刻によって実数値を示すようにしてもよい。

50

【 0 0 5 4 】

図 7 では、スパイクとしてステップ信号を用いる場合を例に示しているが、これに限定されない。発火時刻を示すことのできるいろいろな形状のスパイクを用いることができる。例えば、立ち上がりから一定時間後に立ち下がるパルス信号をスパイクとして用いるようにしてもよい。この場合、信号がオフになることで、ステップ信号の場合よりもさらに、信号による消費電力を低減できると期待される。

【 0 0 5 5 】

また、時間方式では、スパイキングニューロンモデルの各々が高々 1 回のみ発火するものとしてもよい。これにより、スパイクの個数で数値を示す頻度方式の場合よりも、信号による消費電力を低減できる。

時間方式のスパイキングニューラルネットワークを時間方式スパイキングニューラルネットワークとも称する。時間方式のスパイキングニューロンを時間方式スパイキングニューロンとも称する。

【 0 0 5 6 】

(スパイキングニューラルネットワークの学習について)

上記のように、スパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 によれば、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 を用いる場合よりも消費電力を低減できると期待される。一方、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 のほうが、スパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 よりも、高精度な学習を容易に行えんと考えられる。

【 0 0 5 7 】

そこで、ニューラルネットワーク生成装置 1 0 が、学習済みの人工ニューラルネットワーク 1 1 0 と同等なスパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 を生成するようにしてもよい。例えば、ニューラルネットワーク生成装置 1 0 が、学習済みの人工ニューラルネットワーク 1 1 0 と同等なスパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 を、スパイキングニューラルネットワーク装置として生成するようにしてもよい。これにより、高精度な計算の実行と消費電力の低減との両立を図ることができる。

【 0 0 5 8 】

(人工ニューラルネットワークと同等のスパイキングニューラルネットワークについて)

図 8 は、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 とスパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 との対応関係の例を示す図である。人工ニューラルネットワーク 1 1 0 と同等のスパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 を生成するために、ニューラルネットワークの 1 つの層を、さらに複数の層に細分化する。

図 8 は、順伝搬型ニューラルネットワーク 2 0 0 におけるニューロンモデル層 2 1 4 の 1 層分の構成例を示している。上述したように、ニューロンモデル層 2 1 4 は、隠れ層 2 1 2 または出力層 2 1 3 である。

【 0 0 5 9 】

以下では、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 と同等のスパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 を生成することを、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 をスパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 に変換する、とも称する。人工ニューラルネットワーク 1 1 0 の部分に対応する、スパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 の部分を生成することも、(その部分を) 変換するとも称する。

【 0 0 6 0 】

また、以下では、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 における 1 つのニューロンモデル層 2 1 4 を対象層と称し、ニューラルネットワーク生成装置 1 0 が、対象層をスパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 のニューロンモデル層 2 1 4 に変換する場合について説明する。ニューラルネットワーク生成装置 1 0 は、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 に含まれる全てのニューロンモデル層 2 1 4 のそれぞれを、スパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 のニューロンモデル層 2 1 4 に変換する。

【 0 0 6 1 】

人工ニューラルネットワーク 1 1 0 の場合、1 つのニューロンモデル層 2 1 4 をさらに

10

20

30

40

50

アフィン変換層 2 3 1 と R e L U 層 2 3 2 との組み合わせとして把握することができる。

1つのニューロンモデル層 2 1 4 に含まれる全ての人工ニューロンモデル 1 1 1 のアフィン変換部 1 1 2 を纏めて層として捉えたものが、アフィン変換層 2 3 1 の例に該当する。

1つのニューロンモデル層 2 1 4 に含まれる全ての人工ニューロンモデル 1 1 1 の活性化関数部 1 1 3 を纏めて層として捉えたものが、R e L U 層 2 3 2 の例に該当する。

【 0 0 6 2 】

ニューラルネットワーク生成装置 1 0 は、アフィン変換層 2 3 1 に対して、設定スパイク生成器 2 4 1 と、時間方式スパイキングニューロン層 2 4 2 と、遅延層 2 4 3 とを設ける。また、ニューラルネットワーク生成装置 1 0 は、R e L U 層 2 3 2 に対して、t - R e L U 層 2 4 4 を設ける。

10

時間方式スパイキングニューロン層 2 4 2 は、時間方式スパイキングニューロンモデルを含む。ニューラルネットワーク生成装置 1 0 は、対象層に含まれる人工ニューロンモデル 1 1 1 の個数と同じ個数の時間方式スパイキングニューロンモデルを含む時間方式スパイキングニューロン層 2 4 2 を生成する。

【 0 0 6 3 】

以下では、式を見易くするために、対象層である第 1 層のニューロンモデルの個数が 1 つであり、第 1 - 1 層のニューロンモデルの個数が N 個である場合を想定する。そして、第何層かを示す l の表記、および、第 1 層の何番目のニューロンモデルかを示す i の表記を省略する。また、第 1 - 1 層の何番目のニューロンモデルかを、上記の j に代えて i で示す。

20

【 0 0 6 4 】

人工ニューラルネットワーク 1 1 0 の対象層の人工ニューロンモデルの個数が 2 個以上である場合、ニューラルネットワーク生成装置 1 0 が、以下で説明する処理を対象層の人工ニューロンモデルごとに行うようにすればよい。また、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 のニューロンモデル層 2 1 4 の個数が 2 個以上である場合、ニューラルネットワーク生成装置 1 0 が、ニューロンモデル層 2 1 4 のそれぞれを対象層として、以下で説明する処理を行うようにすればよい。

【 0 0 6 5 】

ニューラルネットワーク生成装置 1 0 が、漏れの大きさ (α l e a k) が 0 の時間方式スパイキングニューロンモデルを時間方式スパイキングニューロン層 2 4 2 に用いるものとし、式 (4) を式 (5) のように変形する。

30

【 0 0 6 6 】

【数 5】

$$\frac{d}{dt}v(t) = \sum_{i=0}^N w^i \theta(t - t_i) \quad \dots (5)$$

【 0 0 6 7 】

t は時刻を示す。v は膜電位を示す。w ^ i は、上位層の第 i 番目のスパイキングニューロンからの結合の重みを表す。

40

式 (5) では、式 (4) の関数 r としてステップ関数 θ を用いている。ステップ関数 θ は、式 (6) のように示される。

【 0 0 6 8 】

【数 6】

$$\theta(t) = \begin{cases} 0 & (t < 0) \\ 1 & (0 \leq t) \end{cases} \quad \dots (6)$$

【 0 0 6 9 】

50

図 8 に示すように、時間方式スパイキングニューロン層 2 4 2 の時間方式スパイキングニューロンモデルの各々は、上位層からのスパイクに加えてさらに、設定スパイク生成器 2 4 1 からの設定スパイクの入力を受ける。

式 (5) では、上位層からのスパイクが $i = 1, \dots, N$ で示され、設定スパイクが $i = 0$ で示されている。具体的には $t_1, \dots, t_N$ は、上位層からのスパイクの入力時刻を示す。 t_0 は、設定スパイクの入力時刻を示す。

設定スパイク生成器 2 4 1 は、スパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 への入力データの値に依存しない設定時刻 (時刻 t_0) に設定スパイクを出力する。設定時刻は、学習等によって更新可能であってもよい。

【 0 0 7 0 】

10

式 (5) を積分して式 (7) を得られる。

【数 7】

$$v(t) = \sum_{i=0}^N w^i(t - t_i)\theta(t - t_i) \quad \dots (7)$$

【 0 0 7 1 】

この時間方式スパイキングニューロンモデルの発火時刻は、式 (7) で $v(t) = V_{th}$ において式 (8) のように示される。

20

【 0 0 7 2 】

【数 8】

$$t = \frac{V_{th} + \sum_{i=0}^N w^i t_i}{\sum_{i=0}^N w^i} \quad \dots (8)$$

【 0 0 7 3 】

なお、発火時刻までにすべての入力スパイクが入力済みであるとする。

遅延層 2 4 3 は、時間方式スパイキングニューロンの出力スパイクを遅延させる。遅延層 2 4 3 での遅延時間を τ とすると、遅延層 2 4 3 のスパイク出力時刻は式 (9) のように示される。

30

【 0 0 7 4 】

【数 9】

$$t = \frac{V_{th} + \sum_{i=0}^N w^i t_i}{\sum_{i=0}^N w^i} + \tau \quad \dots (9)$$

【 0 0 7 5 】

40

遅延時間 τ は任意に設定できるものとする。

また、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 のアフィン変換層 2 3 1 について、式 (2) のアフィン関数「Affine」への入力を $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ と表記すると、出力は式 (1 0) のように示される。

【 0 0 7 6 】

【数 1 0】

$$Affine(x) = \sum_{i=1}^N w_i x_i + b \quad \dots (10)$$

50

【 0 0 7 7 】

式 (1 0) は、式 (2) で第何層の何番目のスパイキングニューロンかを示す l および i の表記を省略し、式 (2) の j を i と表記した式に相当する。

人工ニューラルネットワーク 1 1 0 と同等のスパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 として、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 のアフィン変換層 2 3 1 の出力値を、スパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 の遅延層 2 4 3 のスパイク出力時刻で示すことを考える。

具体的には、スパイキングニューロンモデルへのスパイク入力時刻が $-x = (-x_1, -x_2, \dots, -x_n)$ であるときに、スパイク出力時刻が $-\sum_{i=1}^N w_i x_i - b$ となるようにする。式 (9) で、 $t_i = -x_i$ ($i = 1, 2, \dots, N$)、および、 $t = -\sum_{i=1}^N w_i x_i - b$ として、式 (1 1) を得られる。

10

【 0 0 7 8 】

【数 1 1】

$$-\sum_{i=1}^N w_i x_i - b = \frac{V_{th} + w^0 t_0 - \sum_{i=1}^N w^i x_i}{\sum_{i=0}^N w^i} + \tau \quad \dots (11)$$

【 0 0 7 9 】

x_i の値によらず式 (1 1) が成り立てばよい。そのための w_i の条件は、式 (1 2) のように表される。

20

【 0 0 8 0 】

【数 1 2】

$$w_i = \frac{w^i}{\sum_{i=0}^N w^i} \quad \dots (12)$$

【 0 0 8 1 】

b の条件は、式 (1 3) のように表される。

30

【数 1 3】

$$-b = \frac{w^0 t_0 + V_{th}}{\sum_{i=0}^N w^i} + \tau \quad \dots (13)$$

【 0 0 8 2 】

式 (1 2) および式 (1 3) が満たされれば、 x_i の値によらず式 (1 1) が成り立つ。

式 (1 3) の遅延時間 τ は、任意の値をとることができる。遅延時間 τ の値を調整することで、式 (1 3) を満たすことは容易である。

40

また、式 (1 2) を変形すると、式 (1 4) のようになる。

【 0 0 8 3 】

【数 1 4】

$$w_i w^1 + w_i w^1 + \dots + (w_i - 1) w^i + \dots + w_i w^N = -w_i w^0 \quad \dots (14)$$

【 0 0 8 4 】

$i = 1, 2, \dots, N$ について式 (1 4) を纏めると、式 (1 5) のように表せる。

50

【 0 0 8 5 】

【 数 1 5 】

$$\begin{pmatrix} w_1 - 1 & w_1 & \dots & w_1 \\ w_2 & w_2 - 1 & \dots & w_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_N & \dots & \dots & w_N - 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w^{\wedge}_1 \\ w^{\wedge}_2 \\ \vdots \\ w^{\wedge}_N \end{pmatrix} = -w^{\wedge}_0 \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_N \end{pmatrix} \quad \dots (15)$$

10

【 0 0 8 6 】

ここで、行列 A を式 (1 6) のように定める。

【 0 0 8 7 】

【 数 1 6 】

$$\begin{pmatrix} w_1 - 1 & w_1 & \dots & w_1 \\ w_2 & w_2 - 1 & \dots & w_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_N & \dots & \dots & w_N - 1 \end{pmatrix} = A \quad \dots (16)$$

20

【 0 0 8 8 】

時間方式スパイキングニューロン層 2 4 2 における重み $w^{\wedge}_1$ 、 $w^{\wedge}_2$ 、 $\dots$ 、 $w^{\wedge}_N$ は、式 (1 7) のように計算することができる。

【 0 0 8 9 】

【 数 1 7 】

$$\begin{pmatrix} w^{\wedge}_1 \\ w^{\wedge}_2 \\ \vdots \\ w^{\wedge}_N \end{pmatrix} = -w^{\wedge}_0 A^{-1} \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_N \end{pmatrix} \quad \dots (17)$$

30

【 0 0 9 0 】

行列 A^{-1} は、行列 A の逆行列である。

式 (1 7) で計算される重み $w^{\wedge}_i$ の値を式 (1 8) に入力して遅延時間 τ を計算できる。

【 0 0 9 1 】

【 数 1 8 】

$$\tau = -\frac{w^{\wedge}_0 t_0 + V_{th}}{\sum_i w^{\wedge}_i} - b \quad \dots (18)$$

40

【 0 0 9 2 】

式 (1 8) に示されるように、遅延時間 τ は負の値になり得る。各層におけるスパイキングニューラルネットワークの情報は各ニューロンの時刻差にある。すなわち、ある層のニューロンがすべて同じ時刻遅延したとしても、ネットワーク全体の出力がその分だけ遅延するだけであり、遅延時刻の大きさにかかわらず同じ情報を表現できる。このことから、遅延時刻として、ある層に共通の量を任意に加えることができる。すなわち、式 (1 8

50

)で算出された遅延時刻 τ が負の場合は、その遅延時刻 τ が正になるように、対象の層に共通の遅延量を適宜くわえればよい。

【 0 0 9 3 】

上述したように、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 の対象層の人工ニューロンモデルの個数が 2 個以上である場合、ニューラルネットワーク生成装置 1 0 が、対象層の人工ニューロンモデルごとに処理を行うようにすればよい。また、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 のニューロンモデル層 2 1 4 の個数が 2 個以上である場合、ニューラルネットワーク生成装置 1 0 が、ニューロンモデル層 2 1 4 のそれぞれを対象層として、処理を行うようにすればよい。

対象層を第 1 層と表し、対象層における何番目のニューロンモデルかを i で表し、対象層の上位層における何番目のニューロンモデルかを j で表すと、式 (1 7) は式 (1 9) のように示される。

【 0 0 9 4 】

【数 1 9 】

$$\begin{pmatrix} w_{i1}^{(l)} \\ w_{i2}^{(l)} \\ \vdots \\ w_{iN}^{(l)} \end{pmatrix} = -w_{i0}^{(l)} \left(A_i^{(l)} \right)^{-1} \begin{pmatrix} w_{i1}^{(l)} \\ w_{i2}^{(l)} \\ \vdots \\ w_{iN}^{(l)} \end{pmatrix} \quad \dots (19)$$

10

20

【 0 0 9 5 】

$w_{ij}^{(1)}$ は、第 1 - 1 層の j 番目のスパイキングニューロンモデルから第 1 層の i 番目のスパイキングニューロンモデルへの結合の重みを示す。ただし、 $w_{i0}^{(1)}$ は、設定スパイクに対する重みを示す。

行列 $(A^{(1)})_i^{-1}$ は、式 (1 6) の左辺で重み w_j ($j = 1, 2, \dots, N$) を $w_{ij}^{(1)}$ と表記した行列 $A^{(1)}_i$ の逆行列である。

式 (1 8) は式 (2 0) のように示される。

【 0 0 9 6 】

【数 2 0 】

$$\tau_i^{(l)} = -\frac{w_{i0}^{(l)} t_0^{(l-1)} + V_{th(i)}^{(l)}}{\sum_{j=0}^N w_{ij}^{(l)}} - b_i^{(l)} \quad \dots (20)$$

30

【 0 0 9 7 】

$\tau_i^{(1)}$ は、第 1 層の時間方式スパイキングニューロン層 2 4 2 の i 番目の時間方式スパイキングニューロンモデルの出力スパイクに対する、遅延層 2 4 3 による遅延時間を示す。

40

$t_0^{(1-1)}$ は、設定スパイク生成器 2 4 1 から、第 1 層の時間方式スパイキングニューロン層 2 4 2 の i 番目の時間方式スパイキングニューロンモデルへの、スパイク入力時刻を示す。

$V_{th(i)}^{(1)}$ は、第 1 層の時間方式スパイキングニューロン層 2 4 2 の i 番目の時間方式スパイキングニューロンモデルにおける膜電位の閾値を示す。上述したように、この閾値は活動電位を模擬する。

【 0 0 9 8 】

図 9 は、 t -ReLU 層 2 4 4 の構成例を示す図である。

図 9 では、時間方式スパイキングニューロン層 2 4 2 に含まれる時間方式スパイキング

50

ニューロンの個数を M で表している。

遅延層 243 から t -ReLU層 244 に、 M 個のスパイクがそれぞれ時刻 t_1 、 t_2 、 $\dots$ 、 t_M で入力されている。さらに、時刻 t^{ReLU} に設定スパイクが入力されている。 t -ReLU層 244 における設定スパイクは、時間方式スパイクニューロン層 242 における設定スパイクとは別のスパイクである。 t -ReLU層 244 における設定スパイクを、 t -ReLUスパイクとも称する。

t -ReLU層のスパイク出力時刻は、 t'_1 、 t'_2 、 $\dots$ 、 t'_M となる。

【0099】

図9では、 t -ReLU層への入力スパイクの各々と、設定スパイクとのORをとっている。これにより、 t -ReLU層へのスパイク入力時刻 t_i と、設定スパイクの時刻 t^{ReLU} との何れか早い時刻に、 t -ReLU層がスパイクを出力する。

10

スパイク出力時刻 t'_i ($i = 1, 2, \dots, M$) は、式(21)のように示される。

【0100】

【数21】

$$t'_i = \min(t^{ReLU}, t_i) \quad \dots (21)$$

【0101】

図9および式(21)に示されるように、 t -ReLU層 244 は、時刻 t_i または時刻 t^{ReLU} の何れか早い方の時刻 t'_i にスパイクを出力する。

20

図10は、 t -ReLU層 244 におけるスパイクの入出力時刻の例を示す図である。図10のグラフの横軸は時刻を示し、縦軸は、上位層のノードの識別番号 i を示す。上位層のノードの識別番号は、スパイクの識別番号としても用いられる。

図10は、 t -ReLU層 244 への入力スパイクの個数が3個の場合を示している。

【0102】

図10の上側のグラフは、 t -ReLU層 244 へのスパイクの入力時刻 t_1 、 t_2 、 t_3 を示す。図10の下側のグラフは、 t -ReLU層 244 からのスパイクの出力時刻 t'_1 、 t'_2 、 t'_3 を示す。

上述したように、 t -ReLU層 244 は、時刻 t_i または時刻 t^{ReLU} の何れか早い方の時刻 t'_i にスパイクを出力する。図10の例で、時刻 t_1 および t_2 は、何れも時刻 t^{ReLU} よりも早いため、 $t'_1 = t_1$ 、 $t'_2 = t_2$ となっている。

30

【0103】

一方、時刻 t_3 は、時刻 t^{ReLU} よりも遅いため、 $t'_3 = t^{ReLU}$ となっている。

ここで $t^{ReLU} = 0$ とおく。すなわち、ReLUスパイクが、基準時刻 $t = 0$ に t -ReLU層 244 に入力されるようにする。これにより、式(21)の右辺は、入出力の符号が逆であることを除いてランプ関数(式(3)参照)と同じ関数となる。この点で、 t -ReLU層 244 は、スパイクの出力時刻に対してランプ関数を適用する、といえる。

【0104】

ニューラルネットワーク生成装置 10 が、人工ニューラルネットワーク 110 をスパイクニューラルネットワーク 120 に変換する際、人工ニューロンモデルごとに、スパイクニューラルネットワーク 120 のニューロンモデルを設けるようにしてもよい。上述したように、この場合のニューロンモデルを、時間調整型スパイクニューロンモデルとも称する。

40

【0105】

図11は、時間調整型スパイクニューロンモデルの構成例を示す概略ブロック図である。図11に示す構成で、時間調整型スパイクニューロンモデル 131 は、時間方式スパイクニューロンモデル 132 と、第一設定スパイク供給部 135 と、遅延部 136 と、 t -ReLU部 137 と、第二設定スパイク供給部 138 とを備える。時間方式スパイクニューロンモデル 132 は、膜電位計算部 133 と、スパイク生成部 134 とを備える。

50

【0106】

時間方式スパイキングニューロンモデル132は、上述した、時間方式スパイキングニューロン層242における時間方式スパイキングニューロンモデルの例に該当する。

膜電位計算部133は、時間方式スパイキングニューロンモデル132における膜電位を、式(5)に基づいて計算する。

スパイク生成部134は、膜電位計算部133が算出する膜電位と閾値とを比較する。膜電位が閾値以上であると判定した場合、スパイク生成部134は、スパイクを出力する。

【0107】

図12は、時間方式スパイキングニューロンモデル132の構成例を示す図である。図12に示す構成で、時間方式スパイキングニューロンモデル132は、N個のシナプス回路141-1から141-Nまでと、コンデンサ142と、閾値電源143と、比較器144とを備える。

10

シナプス回路141-1から141-Nまでを総称してシナプス回路141とも表記する。

【0108】

シナプス回路141は、上位層の時間調整型スパイキングニューロンモデル131からのスパイクに応じて、コンデンサ142への電流のオンオフ(On/Off)を切り替える。また、シナプス回路141は、コンデンサ142への電流に対する重み付けを行う。

【0109】

図13は、シナプス回路141の構成例を示す概略構成図である。図13に示す構成で、シナプス回路141は、スイッチング素子151と、可変抵抗152とを備える。また、シナプス回路141は、電源160に接続される。

20

図13の例で、電源160と、可変抵抗152と、スイッチング素子151とが直列に接続されている。

電源160は、シナプス回路141の出力電流のための電流を供給する。

【0110】

スイッチング素子151は、シナプス回路141の出力電流のオンオフを、入力信号に応じて切り替える。ここでいう入力信号は、上位層の時間調整型スパイキングニューロンモデル131からのスパイクである。

図13では、シナプス回路141-j(jは、0<j<Nの整数)への入力信号を電圧 $V_{in}(j)$ で示している。また、シナプス回路141-jからの出力電流を I_j で表している。

30

【0111】

スパイクとしてステップ信号を用いるようにしてもよい。そして、スイッチング素子151が、スパイクが入力されているときに電流をオンにし、スパイクが入力されていないときに電流をオフにするようにしてもよい。電流オンは、電流を流すこと(通電させること)であってもよい。電流オフは、電流を流さない(通電させない)ことであってもよい。

【0112】

可変抵抗152は、スイッチング素子151が電流をオンにするときの電流の流量を調整する。例えば、電源160の電位が一定であり、オームの法則に従って可変抵抗152の抵抗値に反比例する電流がシナプス回路141から出力されるようにしてもよい。

40

【0113】

コンデンサ142は、シナプス回路141の出力電流の蓄電によって電位を生じさせる。図12では、コンデンサの電位を V_m で表している。この電位 V_m は膜電位を表す。

閾値電源143は、膜電位(電位 V_m)との比較対象となる閾値電位を供給する。

【0114】

比較器144は、膜電位が閾値電位に達すると出力信号を変化させる。具体的には、比較器144は、膜電位が閾値電位以上になると比較器144自らの出力電圧を変化させることでスパイクを出力する。図12では、比較器144の出力信号を電圧 V_{out} で示している。

50

【 0 1 1 5 】

シナプス回路 1 4 1 と、コンデンサ 1 4 2 との組み合わせは、膜電位計算部 1 3 3 の例に該当する。閾値電源 1 4 3 と比較器 1 4 4 との組み合わせは、スパイク生成部 1 3 4 の例に該当する。

ただし、時間方式スパイクニューロンモデル 1 3 2 の実装方法は、特定の方法に限定されない。例えば、ニューラルネットワーク生成装置 1 0 が、時間方式スパイクニューロンモデル 1 3 2 をコンピュータ上でソフトウェア的に実装するようにしてもよい。

【 0 1 1 6 】

遅延部 1 3 6 は、時間方式スパイクニューロンモデル 1 3 2 の出力スパイクを、設定された遅延時間だけ遅延させる。これにより、遅延部 1 3 6 は、遅延層 2 4 3 におけるスパイクの遅延を実行する。

10

【 0 1 1 7 】

t - ReLU 部 1 3 7 は、遅延部 1 3 6 が出力するスパイクに対し、式 (2 1) で $t^{\text{ReLU}} = 0$ とした場合の処理を行う。具体的には、時刻 $t = 0$ となる基準時刻までに遅延部 1 3 6 からのスパイクの入力を受けた場合、 t - ReLU 部 1 3 7 は、スパイクの入力を受けたタイミングでそのままスパイクを出力する。一方、時刻 $t = 0$ までに遅延部 1 3 6 からのスパイクの入力が無かった場合、 t - ReLU 部 1 3 7 は、時刻 $t = 0$ に第二設定スパイク供給部 1 3 8 から入力されるスパイクを、入力を受けたタイミングでそのまま出力する。

これにより、 t - ReLU 部 1 3 7 は、 t - ReLU 層 2 4 4 における、スパイクの出力時刻に対するランプ関数の適用を実行する。

20

【 0 1 1 8 】

第二設定スパイク供給部 1 3 8 は、時刻 $t = 0$ にスパイクを出力する。上述したように、時刻 $t = 0$ までに遅延部 1 3 6 からのスパイクの入力が無かった場合、 t - ReLU 部 1 3 7 は、第二設定スパイク供給部 1 3 8 が出力するランプ関数をそのまま出力することで、時刻 $t = 0$ にスパイクを出力する。

【 0 1 1 9 】

ここで、スパイクニューラルネットワーク 1 2 0 の 1 つの層に含まれる全てのスパイクニューロンモデルにおける基準時刻を同じタイミングに揃えることで、下位層に入力されるスパイクの基準時刻を揃えることができる。そこで、スパイクニューラルネットワーク 1 2 0 が、1 つの層に 1 つずつ第二設定スパイク供給部 1 3 8 を備えるようにしてもよい。

30

【 0 1 2 0 】

スパイクニューラルネットワーク 1 2 0 が時間調整型スパイクニューロンモデル 1 3 1 を用いて構成される場合について考える。

この場合、第一設定スパイク供給部 1 3 5 が、設定スパイク生成器 2 4 1 の例に該当する。

【 0 1 2 1 】

また、1 つのニューロンモデル層 2 1 4 に含まれる全ての時間調整型スパイクニューロンモデル 1 3 1 の時間方式スパイクニューロンモデル 1 3 2 を纏めて層として捉えたものが、時間方式スパイクニューロン層 2 4 2 の例に該当する。

40

【 0 1 2 2 】

また、1 つのニューロンモデル層 2 1 4 に含まれる全ての時間調整型スパイクニューロンモデル 1 3 1 の遅延部 1 3 6 を纏めて層として捉えたものが、遅延層 2 4 3 の例に該当する。

また、1 つのニューロンモデル層 2 1 4 に含まれる全ての時間調整型スパイクニューロンモデル 1 3 1 の t - ReLU 部 1 3 7 を纏めて層として捉えたものが、 t - ReLU 層 2 4 4 の例に該当する。

【 0 1 2 3 】

ベースネットワーク生成部 1 1 は、時間方式スパイクニューロン層 2 4 2 における

50

重み、および、遅延層 2 4 3 における遅延時間を設定可能な状態のスパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 を生成する。この状態のスパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 をベースネットワークとも称する。

【 0 1 2 4 】

重み設定部 1 2 は、ベースネットワーク生成部 1 1 が生成したスパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 の時間方式スパイキングニューロン層 2 4 2 における重みを設定する。例えば、重み設定部 1 2 は、式 (1 9) に基づいて重み $w^{(1)}_{ij}$ を算出し、算出した重み $w^{(1)}_{ij}$ を時間方式スパイキングニューロン層 2 4 2 に設定する。

【 0 1 2 5 】

遅延設定部 1 3 は、ベースネットワーク生成部 1 1 が生成したスパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 の遅延層 2 4 3 における遅延時間を設定する。例えば、遅延設定部 1 3 は、式 (2 0) に基づいて遅延時間 $\tau^{(1)}_i$ を算出し、算出した遅延時間 $\tau^{(1)}_i$ を遅延層 2 4 3 に設定する。

10

【 0 1 2 6 】

図 1 4 は、ニューラルネットワーク生成装置 1 0 が人工ニューラルネットワーク 1 1 0 をスパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 に変換する処理手順の例を示すフローチャートである。

図 1 4 の処理で、ベースネットワーク生成部 1 1 は、時間方式スパイキングニューロン層 2 4 2 における重み、および、遅延層 2 4 3 における遅延時間を設定可能な状態のスパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 を生成する (ステップ S 1 1) 。

20

【 0 1 2 7 】

次に、重み設定部 1 2 は、ベースネットワーク生成部 1 1 が生成したスパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 の時間方式スパイキングニューロン層 2 4 2 における重みを設定する (ステップ S 1 2) 。

そして、遅延設定部 1 3 は、ベースネットワーク生成部 1 1 が生成したスパイキングニューラルネットワーク 1 2 0 の遅延層 2 4 3 における遅延時間を設定する (ステップ S 1 3) 。

ステップ S 1 3 の後、ニューラルネットワーク生成装置 1 0 は、図 1 4 の処理を終了する。

【 0 1 2 8 】

30

ニューロンモデル単位で人工ニューロンモデル 1 1 1 から時間調整型スパイキングニューロンモデル 1 3 1 への変換を行うようにしてもよい。

図 1 5 は、実施形態に係るニューロンモデル生成装置の構成例を示す概略ブロック図である。図 1 5 に示す構成で、ニューロンモデル生成装置 2 0 は、ベースモデル生成部 2 1 と、重み設定部 2 2 と、遅延設定部 2 3 とを備える。

【 0 1 2 9 】

ニューロンモデル生成装置 2 0 は、人工ニューロンモデル 1 1 1 の構成情報を取得して、その人工ニューロンモデル 1 1 1 と同等の時間調整型スパイキングニューロンモデル 1 3 1 を生成する。ニューロンモデル生成装置 2 0 が、時間調整型スパイキングニューロンモデル 1 3 1 として、時間調整型スパイキングニューロンモデル装置を生成するようにしてもよい。

40

【 0 1 3 0 】

ベースモデル生成部 2 1 は、時間方式スパイキングニューロンモデル 1 3 2 における重み、および、遅延部 1 3 6 における遅延時間を設定可能な状態の時間調整型スパイキングニューロンモデル 1 3 1 を生成する。この状態の時間調整型スパイキングニューロンモデル 1 3 1 をベースモデルとも称する。

【 0 1 3 1 】

重み設定部 2 2 は、ベースモデル生成部 2 1 が生成した時間調整型スパイキングニューロンモデル 1 3 1 の時間方式スパイキングニューロンモデル 1 3 2 における重みを設定する。例えば、重み設定部 2 2 は、式 (1 9) に基づいて重み $w^{(1)}_{ij}$ を算出し、算出

50

した重み $w^{(1)}_{ij}$ を時間方式スパイクニューロンモデル 132 に設定する。

【0132】

遅延設定部 23 は、ベースモデル生成部 21 が生成した時間方式スパイクニューロンモデル 132 の遅延部 136 における遅延時間を設定する。例えば、遅延設定部 23 は、式 (20) に基づいて遅延時間 $\tau^{(1)}_i$ を算出し、算出した遅延時間 $\tau^{(1)}_i$ を遅延部 136 に設定する。

【0133】

図 16 は、ニューロンモデル生成装置 20 が人工ニューロンモデル 111 を時間調整型スパイクニューロンモデル 131 に変換する処理手順の例を示すフローチャートである。

図 16 の処理で、ベースモデル生成部 21 は、時間方式スパイクニューロンモデル 132 における重み、および、遅延部 136 における遅延時間を設定可能な状態の時間調整型スパイクニューロンモデル 131 を生成する (ステップ S21)。

【0134】

次に、重み設定部 22 は、ベースモデル生成部 21 が生成した時間調整型スパイクニューロンモデル 131 の時間方式スパイクニューロンモデル 132 における重みを設定する (ステップ S22)。

そして、遅延設定部 23 は、ベースモデル生成部 21 が生成した時間方式スパイクニューロンモデル 132 の遅延部 136 における遅延時間を設定する (ステップ S23)。

ステップ S23 の後、ニューロンモデル生成装置 20 は、図 16 の処理を終了する。

【0135】

このように、ニューラルネットワーク生成装置 10 は、人工ニューラルネットワーク 110 と同等の、時間方式のスパイクニューラルネットワーク 120 を生成する。

ニューラルネットワーク生成装置 10 によれば、時間方式のスパイクニューラルネットワーク 120 を用いることで消費電力を低減させながら、人工ニューラルネットワーク 110 と同様の演算を行うことができる。

【0136】

ニューラルネットワーク生成装置 10 の全部または一部が、専用ハードウェアに実装されていてもよい。

ニューラルネットワーク生成装置 10 の全部または一部が ASIC (Application Specific Integrated Circuit) または FPGA (Field-Programmable Gate Array) に実装されていてもよい。

【0137】

ニューラルネットワーク生成装置 10 が生成するスパイクニューラルネットワーク 120 の全部または一部が、専用ハードウェアに実装されていてもよい。

スパイクニューラルネットワーク 120 の全部または一部が ASIC または FPGA に実装されていてもよい。

【0138】

時間方式スパイクニューロン層 242 は、時間方式スパイクニューロンモデル手段の例に該当し、時間方式スパイクニューロンモデルを用いて構成される。

遅延層 243 は、遅延手段の例に該当し、時間方式スパイクニューロン層 242 のスパイク出力時刻から設定された時間だけ変化させた時刻にスパイクを出力する。

【0139】

t-ReLU 層 244 は、時間方式ランブ関数手段の例に該当し、遅延層 243 のスパイク出力時刻または基準時刻の何れか早い時刻に信号を出力する。

設定スパイク生成器 241 は、設定スパイク供給手段の例に該当し、時間方式スパイクニューロン層 242 への入力信号に依存しない時刻に、時間方式スパイクニューロン層 242 にスパイクを出力する。

【0140】

時間方式スパイクニューロンモデル 132 は、時間方式スパイクニューロンモ

10

20

30

40

50

デル手段の例に該当し、時間方式スパイクニューロンモデルを用いて構成される。

遅延部 1 3 6 は、遅延手段の例に該当し、時間方式スパイクニューロンモデル 1 3 2 のスパイク出力時刻から設定された時間だけ変化させた時刻にスパイクを出力する。

【 0 1 4 1 】

t - ReLU部 1 3 7 は、時間方式ランプ関数手段の例に該当し、遅延部 1 3 6 のスパイク出力時刻または基準時刻の何れか早い時刻に信号を出力する。

第一設定スパイク供給部 1 3 5 は、設定スパイク供給手段の例に該当し、時間方式スパイクニューロンモデル 1 3 2 への入力信号に依存しない時刻に、時間方式スパイクニューロンモデル 1 3 2 にスパイクを出力する。

【 0 1 4 2 】

ベースネットワーク生成部 1 1 は、ベースネットワーク生成手段の例に該当し、時間方式スパイクニューロン層 2 4 2 と、遅延層 2 4 3 とを備えるスパイクニューラルネットワーク 1 2 0 を生成する。

重み設定部 1 2 は、重み設定手段の例に該当し、時間方式スパイクニューロン層 2 4 2 への入力スパイクの重みを、式 (1 7) または式 (1 9) に基づく重み $w^{(1)}_{ij}$ または $w^{(1)}_{ij}$ に設定する。

【 0 1 4 3 】

式 (1 7) または式 (1 9) は、時間方式スパイクニューロン層 2 4 2 への入力スパイクの入力時刻 t_i または $t^{(1-1)}_j$ が、その入力スパイクが示す数値の符号を逆にした時刻 $-x_i$ または $-x^{(1-1)}_j$ である場合に、遅延層 2 4 3 の出力スパイクの出力時刻 t または $t^{(1)}_i$ が、その出力スパイクが示す数値の符号を逆にした時刻 $\sum_{i=1}^N w_i x_i - b$ または $\sum_{j=1}^N w^{(1)}_{ij} x^{(1-1)}_j - b^{(1)}_i$ になるとした式の例に該当する。

【 0 1 4 4 】

遅延設定部 1 3 は、遅延設定手段の例に該当し、遅延層 2 4 3 における設定時間を、式 (1 8) または式 (2 0) に基づく遅延時間 τ または $\tau^{(1)}_i$ に設定する。

式 (1 8) または式 (2 0) は、時間方式スパイクニューロン層 2 4 2 への入力スパイクの入力時刻 t_i または $t^{(1-1)}_j$ が、その入力スパイクが示す数値の符号を逆にした時刻 $-x_i$ または $-x^{(1-1)}_j$ である場合に、遅延層 2 4 3 の出力スパイクの出力時刻 t または $t^{(1)}_i$ が、その出力スパイクが示す数値の符号を逆にした時刻 $\sum_{i=1}^N w_i x_i - b$ または $\sum_{j=1}^N w^{(1)}_{ij} x^{(1-1)}_j - b^{(1)}_i$ になるとした式の例に該当する。

【 0 1 4 5 】

ベースモデル生成部 2 1 は、ベースモデル生成手段の例に該当し、時間方式スパイクニューロンモデル 1 3 2 と、遅延部 1 3 6 とを備える時間調整型スパイクニューロンモデル 1 3 1 を生成する。

重み設定部 2 2 は、重み設定手段の例に該当し、時間方式スパイクニューロンモデル 1 3 2 への入力スパイクの重みを、式 (1 7) または式 (1 9) に基づく重み $w^{(1)}_{ij}$ または $w^{(1)}_{ij}$ に設定する。

遅延設定部 2 3 は、遅延設定手段の例に該当し、遅延部 1 3 6 における設定時間を、式 (1 8) または式 (2 0) に基づく遅延時間 τ または $\tau^{(1)}_i$ に設定する。

【 0 1 4 6 】

次に、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 からスパイクニューラルネットワーク 1 2 0 への変換の例について説明する。変換対象の人工ニューラルネットワーク 1 1 0 の構成は、4 - 3 - 3 の構成とする。すなわち、入力データの次元が 4 次元（入力データの個数が 4 つ）、隠れ層のニューロンモデルの個数が 3 つ、出力層のニューロンモデルの個数が 3 つである。

【 0 1 4 7 】

この人工ニューラルネットワーク 1 1 0 に対して、深層学習の一般的な手法で、アヤメのデータセットを学習させた。学習には、1 5 0 個の 4 次元ベクトルと、4 次元ベクトル

10

20

30

40

50

に一対一対応で紐付けられるラベルデータとで構成される、あやめ分類のデータセットを用いた。

そして、学習後の人工ニューラルネットワーク 110 をスパイキングニューラルネットワーク 120 に変換した。

【0148】

図 17 は、スパイキングニューラルネットワーク 120 におけるスパイクの出力時刻の例を示す図である。図 17 は、スパイキングニューラルネットワーク 120 への同一の入力データに対する処理における、入力層、隠れ層、出力層それぞれのスパイクの出力時刻を示している。図 17 の各グラフの横軸は時刻を示す。縦軸は、スパイクの識別番号 i を示す。上述したように、上位層のノードの識別番号がスパイクの識別番号としても用いられる。

10

【0149】

図 18 は、人工ニューラルネットワーク 110 とスパイキングニューラルネットワーク 120 とにおけるスパイクの出力時刻の例を示す図である。図 18 は、図 17 の例における入力データに対する処理における、隠れ層、出力層それぞれの出力値を、人工ニューラルネットワーク 110、スパイキングニューラルネットワーク 120 それぞれについて示している。図 18 の「#1」、「#2」、「#3」は、それぞれスパイクの識別番号 1、2、3 を示す。

【0150】

図 18 の例で、人工ニューラルネットワーク 110 の隠れ層におけるニューロンモデルの出力値は、1 番目のニューロンモデルから順に 3.794、0、1.772 となっている。これに対し、スパイキングニューラルネットワーク 120 の隠れ層におけるニューロンモデルのスパイク出力時刻は、1 番目のニューロンモデルから順に -3.794、0、-1.772 となっている。

20

【0151】

また、人工ニューラルネットワーク 110 の出力層におけるニューロンモデルの出力値は、1 番目のニューロンモデルから順に 12.263、5.605、18.239 となっている。これに対し、スパイキングニューラルネットワーク 120 の隠れ層におけるニューロンモデルのスパイク出力時刻は、1 番目のニューロンモデルから順に -12.263、-5.605、-18.239 となっている。

30

【0152】

このように、中間層および出力層の各ノードについて、人工ニューラルネットワーク 110 の出力値の符号を逆にした値が、スパイキングニューラルネットワーク 120 の出力値となっている。

この点で、スパイキングニューラルネットワーク 120 におけるニューロンモデルの出力値は、人工ニューラルネットワーク 110 におけるニューロンモデルの出力値と同等であることが示されている。

【0153】

図 19 は、遅延時間を反映させた場合の隠れ層のニューロンモデルの膜電位の時間発展の例を示す図である。図 19 は、図 17 の例における入力データに対する処理における、膜電位の時間発展の例を示す。

40

図 19 のグラフの横軸は時刻を示す。縦軸は、膜電位を示す。膜電位の値 1.0 が発火の閾値に設定されている。また、図 19 に示される時刻には、式 (18) または式 (20) に示される遅延時間 τ または $\tau^{(1)}_i$ が反映されている。

【0154】

線 L111 は、1 番目のニューロンモデルにおける膜電位の時間発展の例を示す。1 番目のニューロンモデルにおける膜電位は、図 18 に示される時刻 -3.7994 において閾値に達している。

線 L112 は、2 番目のニューロンモデルにおける膜電位の時間発展の例を示す。2 番目のニューロンモデルにおける膜電位は、図 18 に示される時刻 0 よりも後の時刻におい

50

て閾値に達している。

【 0 1 5 5 】

線 L 1 1 3 は、3 番目のニューロンモデルにおける膜電位の時間発展の例を示す。3 番目のニューロンモデルにおける膜電位は、図 1 8 に示される時刻 - 1 . 7 7 2 において閾値に達している。

このように、図 1 9 による場合の発火時刻は、人工ニューロンモデルの出力値の符号を逆にしたものになっている。

【 0 1 5 6 】

図 2 0 は、遅延時間を反映させない場合の隠れ層のニューロンモデルの膜電位の時間発展の例を示す図である。図 2 0 は、図 1 7 の例における入力データに対する処理における、膜電位の時間発展の例を示す。

10

図 2 0 のグラフの横軸は時刻を示す。縦軸は、膜電位を示す。膜電位の値 1 . 0 が発火の閾値に設定されている。また、図 2 0 に示される時刻には、式 (1 8) または式 (2 0) に示される遅延時間 τ または $\tau^{(1)}_i$ は、反映されていない。

【 0 1 5 7 】

線 L 1 2 1 は、1 番目のニューロンモデルにおける膜電位の時間発展の例を示す。線 L 1 2 2 は、2 番目のニューロンモデルにおける膜電位の時間発展の例を示す。線 L 1 2 3 は、3 番目のニューロンモデルにおける膜電位の時間発展の例を示す。

【 0 1 5 8 】

図 2 0 による場合の発火時刻は、図 1 9 による場合の発火時刻とは異なる。したがって、図 2 0 における発火時刻は、人工ニューロンモデルの出力値の符号を逆にしたものとはなっていない。

20

このように、図 1 9 と図 2 0 とを比較すると、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 と同等のスパイクニューラルネットワーク 1 2 0 を生成するために、遅延層 2 4 3 または遅延部 1 3 6 を設けることが有効であることが示されている。

【 0 1 5 9 】

図 2 1 は、遅延時間を反映させた場合の出力層のニューロンモデルの膜電位の時間発展の例を示す図である。図 2 1 は、図 1 7 の例における入力データに対する処理における、膜電位の時間発展の例を示す。

図 2 1 のグラフの横軸は時刻を示す。縦軸は、膜電位を示す。膜電位の値 1 . 0 が発火の閾値に設定されている。また、図 2 1 に示される時刻には、式 (1 8) または式 (2 0) に示される遅延時間 τ または $\tau^{(1)}_i$ が反映されている。

30

【 0 1 6 0 】

線 L 2 1 1 は、1 番目のニューロンモデルにおける膜電位の時間発展の例を示す。1 番目のニューロンモデルにおける膜電位は、図 1 8 に示される時刻 - 1 2 . 2 6 3 において閾値に達している。

線 L 2 1 2 は、2 番目のニューロンモデルにおける膜電位の時間発展の例を示す。2 番目のニューロンモデルにおける膜電位は、図 1 8 に示される時刻 - 5 . 6 0 5 において閾値に達している。

【 0 1 6 1 】

40

線 L 2 1 3 は、3 番目のニューロンモデルにおける膜電位の時間発展の例を示す。3 番目のニューロンモデルにおける膜電位は、図 1 8 に示される時刻 1 8 . 2 3 9 において閾値に達している。

このように、図 2 1 による場合の発火時刻は、人工ニューロンモデルの出力値の符号を逆にしたものになっている。

【 0 1 6 2 】

図 2 2 は、遅延時間を反映させない場合の出力層のニューロンモデルの膜電位の時間発展の例を示す図である。図 2 2 は、図 1 7 の例における入力データに対する処理における、膜電位の時間発展の例を示す。

図 2 2 のグラフの横軸は時刻を示す。縦軸は、膜電位を示す。膜電位の値 1 . 0 が発火

50

の閾値に設定されている。また、図 2 2 に示される時刻には、式 (1 8) または式 (2 0) に示される遅延時間 τ または $\tau^{(1)}_i$ は、反映されていない。

【 0 1 6 3 】

線 L 2 2 1 は、1 番目のニューロンモデルにおける膜電位の時間発展の例を示す。線 L 2 2 2 は、2 番目のニューロンモデルにおける膜電位の時間発展の例を示す。線 L 2 2 3 は、3 番目のニューロンモデルにおける膜電位の時間発展の例を示す。

【 0 1 6 4 】

図 2 2 による場合の発火時刻は、図 2 1 による場合の発火時刻とは異なる。したがって、図 2 2 における発火時刻は、人工ニューロンモデルの出力値の符号を逆にしたものとはなっていない。

10

このように、図 2 1 と図 2 2 とを比較すると、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 と同等のスパイクニューラルネットワーク 1 2 0 を生成するために、遅延層 2 4 3 または遅延部 1 3 6 を設けることが有効であることが示されている。

【 0 1 6 5 】

以上のように、時間方式スパイクニューロン層 2 4 2 は、信号入力時刻に応じて時間発展する内部状態量が閾値以上になると信号を出力する。遅延層 2 4 3 は、時間方式スパイクニューロン層 2 4 2 の出力信号が基準時刻に対する相対時刻で示すスパイク時刻を、設定された時間だけ変化させた信号を出力する。

【 0 1 6 6 】

スパイクニューラルネットワーク 1 2 0 によれば、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 と同等の処理をスパイクニューラルネットワークの方式で行うことができる。例えば、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 を用いて高精度な学習を行った後、それと同等のスパイクニューラルネットワーク 1 2 0 をハードウェア的に実装することで、高精度な処理と消費電力の低減との両立を図ることができる。

20

【 0 1 6 7 】

特に、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 と同等のスパイクニューラルネットワーク 1 2 0 が、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 が備える人工ニューロンモデル 1 1 1 の個数と同じ個数の時間調整型スパイクニューロンモデル 1 3 1 を用いて構成される。この点で、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 と同等のスパイクニューラルネットワーク 1 2 0 の構成を、比較的簡単な構成とすることができる。

30

【 0 1 6 8 】

スパイクニューラルネットワーク 1 2 0 の構成が簡単な構成であることで、スパイクニューラルネットワーク 1 2 0 の消費電力の軽減およびスパイクニューラルネットワーク 1 2 0 のコンパクト化を図ることができる。

【 0 1 6 9 】

また、時間方式スパイクニューロン層 2 4 2 への入力スパイクの重みが、時間方式スパイクニューロン層 2 4 2 へのスパイク入力時刻がその入力スパイクが示す数値の符号を逆にした時刻である場合に遅延層 2 4 3 のスパイク出力時刻がその出力スパイクが示す数値の符号を逆にした時刻になるとした式に基づく重みに設定される。

【 0 1 7 0 】

40

これにより、スパイクニューラルネットワーク 1 2 0 では、正の数値を負の時刻で表すことができる。したがって、スパイクニューラルネットワーク 1 2 0 では、例えばランプ関数等により数値の下限値を設定すると、待ち時間の最大値を限定することができる、入力信号の待ち時間による遅延を低減させることができる。

【 0 1 7 1 】

また、 $t - ReLU$ 層 2 4 4 は、遅延層 2 4 3 のスパイク出力時刻または基準時刻の何れか早い時刻に信号を出力する。

これにより、スパイクニューラルネットワーク 1 2 0 では、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 における活性化関数としてのランプ関数を模擬することができ、かつ、上記のように入力信号の待ち時間による遅延を低減させることができる。

50

【 0 1 7 2 】

また、設定スパイク生成器 2 4 1 は、時間方式スパイクングニューロン層 2 4 2 への入力スパイクに依存しない時刻に、時間方式スパイクングニューロン層 2 4 2 に信号を出力する。

これにより、時間方式スパイクングニューロン層 2 4 2 における重みおよび遅延層 2 4 3 における遅延時間を式 (1 7) から式 (2 0) までのような比較的簡単な式で表すことができる。

この点で、スパイクングニューラルネットワーク 1 2 0 によれば、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 と同等のスパイクングニューラルネットワークを比較的簡単に得られる。

【 0 1 7 3 】

また、時間方式スパイクングニューロンモデル 1 3 2 は、信号入力時刻に応じて時間発展する内部状態量が閾値以上になると信号を出力する。遅延部 1 3 6 は、時間方式スパイクングニューロンモデル 1 3 2 の出力信号が基準時刻に対する相対時刻で示すスパイクング時刻を、設定された時間だけ変化させた信号を出力する。

【 0 1 7 4 】

これにより、人工ニューロンモデル 1 1 1 と同等の処理を時間調整型スパイクングニューロンモデル 1 3 1 で行うことができる。人工ニューロンモデル 1 1 1 を用いて人工ニューラルネットワーク 1 1 0 を構成することができる。時間調整型スパイクングニューロンモデル 1 3 1 を用いてスパイクングニューラルネットワーク 1 2 0 を構成することができる。

例えば、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 を用いて高精度な学習を行った後、それと同等のスパイクングニューラルネットワーク 1 2 0 をハードウェア的に実装することで、高精度な処理と消費電力の低減との両立を図ることができる。

【 0 1 7 5 】

特に、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 と同等のスパイクングニューラルネットワーク 1 2 0 が、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 が備える人工ニューロンモデル 1 1 1 の個数と同じ個数の時間調整型スパイクングニューロンモデル 1 3 1 を用いて構成される。この点で、人工ニューラルネットワーク 1 1 0 と同等のスパイクングニューラルネットワーク 1 2 0 の構成を、比較的簡単な構成とすることができる。

【 0 1 7 6 】

スパイクングニューラルネットワーク 1 2 0 の構成が簡単な構成であることで、スパイクングニューラルネットワーク 1 2 0 の消費電力を軽減させ、また、スパイクングニューラルネットワーク 1 2 0 のコンパクト化を図ることができると期待される。

【 0 1 7 7 】

また、時間方式スパイクングニューロンモデル 1 3 2 への入力スパイクの重みが、時間方式スパイクングニューロンモデル 1 3 2 へのスパイク入力時刻がその入力スパイクが示す数値の符号を逆にした時刻である場合に遅延部 1 3 6 のスパイク出力時刻がその出力スパイクが示す数値の符号を逆にした時刻になるとした式に基づく重みに設定される。

【 0 1 7 8 】

これにより、時間調整型スパイクングニューロンモデル 1 3 1 では、正の数値を負の時刻で表すことができる。したがって、時間調整型スパイクングニューロンモデル 1 3 1 では、例えばランプ関数等により数値の下限値を設定すると、待ち時間の最大値を限定することができる、入力信号の待ち時間による遅延を低減させることができる。

【 0 1 7 9 】

また、 $t - ReLU$ 部 1 3 7 は、遅延部 1 3 6 のスパイク出力時刻または基準時刻の何れか早い時刻に信号を出力する。

これにより、時間調整型スパイクングニューロンモデル 1 3 1 では、人工ニューロンモデル 1 1 1 における活性化関数としてのランプ関数を模擬することができ、かつ、上記のように入力信号の待ち時間による遅延を低減させることができる。

【 0 1 8 0 】

10

20

30

40

50

また、第一設定スパイク供給部 135 は、時間方式スパイクニューロンモデル 132 への入力スパイクに依存しない時刻に、時間方式スパイクニューロンモデル 132 に信号を出力する。

これにより、時間方式スパイクニューロンモデル 132 における重みおよび遅延部 136 における遅延時間を式 (17) から式 (20) までのような比較的簡単な式で表すことができる。

この点で、時間調整型スパイクニューロンモデル 131 によれば、人工ニューロンモデル 111 と同等のスパイクニューロンモデルを比較的簡単に得られる。

【0181】

また、ベースネットワーク生成部 11 は、時間方式スパイクニューロン層 242 と、遅延層 243 とを備えるスパイクニューラルネットワーク 120 を生成する。重み設定部 12 は、時間方式スパイクニューロン層 242 への入力信号の重みを、式 (17) または式 (19) に基づく時間に設定する。遅延設定部 13 は、遅延層 243 における遅延時間を、式 (18) または式 (20) に基づく時間に設定する。

【0182】

ニューラルネットワーク生成装置 10 によれば、人工ニューラルネットワーク 110 と同等のスパイクニューラルネットワーク 120 を得られる。例えば、人工ニューラルネットワーク 110 を用いて高精度な学習を行った後、それと同等のスパイクニューラルネットワーク 120 をハードウェア的に実装することで、高精度な処理と消費電力の低減との両立を図ることができる。

【0183】

特に、人工ニューラルネットワーク 110 と同等のスパイクニューラルネットワーク 120 が、人工ニューラルネットワーク 110 が備える人工ニューロンモデル 111 の個数と同じ個数の時間調整型スパイクニューロンモデル 131 を用いて構成される。この点で、人工ニューラルネットワーク 110 と同等のスパイクニューラルネットワーク 120 の構成を、比較的簡単な構成とすることができる。

【0184】

スパイクニューラルネットワーク 120 の構成が簡単な構成であることで、スパイクニューラルネットワーク 120 の消費電力の軽減、および、スパイクニューラルネットワーク 120 のコンパクト化を図ることができる。

【0185】

また、ベースモデル生成部 21 は、時間方式スパイクニューロンモデル 132 と、遅延部 136 とを備える時間調整型スパイクニューロンモデル 131 を生成する。重み設定部 22 は、時間方式スパイクニューロンモデル 132 への入力信号の重みを、式 (17) または式 (19) に基づく時間に設定する。遅延設定部 23 は、遅延部 136 における遅延時間を、式 (18) または式 (20) に基づく時間に設定する。

【0186】

ニューロンモデル生成装置 20 によれば、人工ニューロンモデル 111 と同等の時間調整型スパイクニューロンモデル 131 を得られる。人工ニューロンモデル 111 を用いて人工ニューラルネットワーク 110 を構成することができる。時間調整型スパイクニューロンモデル 131 を用いてスパイクニューラルネットワーク 120 を構成することができる。

例えば、人工ニューラルネットワーク 110 を用いて高精度な学習を行った後、それと同等のスパイクニューラルネットワーク 120 をハードウェア的に実装することで、高精度な処理と消費電力の低減との両立を図ることができる。

【0187】

特に、ニューラルネットワーク 110 と同等のスパイクニューラルネットワーク 120 が、人工ニューラルネットワーク 110 が備える人工ニューロンモデル 111 の個数と同じ個数の時間調整型スパイクニューロンモデル 131 を用いて構成される。この点で、人工ニューラルネットワーク 110 と同等のスパイクニューラルネットワーク

10

20

30

40

50

１２０の構成を、比較的簡単な構成とすることができる。

【０１８８】

スパイクングニューラルネットワーク１２０の構成が簡単な構成であることで、スパイクングニューラルネットワーク１２０の消費電力を軽減させ、また、スパイクングニューラルネットワーク１２０のコンパクト化を図ることができると期待される。

【０１８９】

図２３は、実施形態に係るニューラルネットワーク装置の構成例を示す図である。図２３に示す構成で、ニューラルネットワーク装置６１０は、時間方式スパイクングニューロンモデル６１１と、遅延部６１２とを備える。

かかる構成で、時間方式スパイクングニューロンモデル６１１は、信号入力時刻に応じて時間発展する内部状態量が閾値以上になると信号を出力する。遅延部６１２は、時間方式スパイクングニューロンモデル６１１の出力信号が基準時刻に対する相対時刻で示すスパイク時刻を、設定された時間だけ変化させた信号を出力する。

【０１９０】

ニューラルネットワーク装置６１０によれば、人工ニューラルネットワークと同等の処理をスパイクングニューラルネットワークの方式で行うことができる。例えば、人工ニューラルネットワークを用いて高精度な学習を行った後、それと同等のニューラルネットワーク装置６１０にてスパイクングニューラルネットワークをハードウェア的に実装することで、高精度な処理と消費電力の低減との両立を図ることができる。

【０１９１】

特に、ニューラルネットワークと同等のニューラルネットワーク装置６１０が、人工ニューラルネットワークが備える人工ニューロンモデルの個数と同じ個数のニューロンモデルを用いて構成される。この点で、人工ニューラルネットワークと同等のスパイクングニューラルネットワークの構成を、比較的簡単な構成とすることができる。

ニューラルネットワーク装置６１０の構成が簡単な構成であることで、ニューラルネットワーク装置６１０の消費電力の軽減およびニューラルネットワーク装置６１０のコンパクト化を図ることができる。

【０１９２】

図２４は、実施形態に係る生成装置の構成例を示す図である。図２４に示す構成で、生成装置６２０は、ベースネットワーク生成部６２１と、重み設定部６２２と、遅延設定部６２３とを備える。

かかる構成で、ベースネットワーク生成部６２１は、信号入力時刻に応じて時間発展する内部状態量が閾値以上になると信号を出力する時間方式スパイクングニューロンモデルと、時間方式スパイクングニューロンモデル手段の出力信号が基準時刻に対する相対時刻で示すスパイク時刻を、設定された時間だけ変化させた信号を出力する遅延部と、を備えるニューラルネットワークを生成する。

【０１９３】

重み設定部６２２は、時間方式スパイクングニューロンモデルへの入力信号の重みを、入力信号の入力時刻がその入力信号が示す数値の符号を逆にした時刻である場合に遅延部の出力信号の出力時刻がその出力信号が示す数値の符号を逆にした時刻になるとした式に基づく重みに設定する。

遅延設定部６２３は、遅延部における設定時間を、時間方式スパイクングニューロンモデル手段への入力信号の入力時刻がその入力信号が示す数値の符号を逆にした時刻である場合に遅延部の出力信号の出力時刻がその出力信号が示す数値の符号を逆にした時刻になるとした式に基づく時間に設定する。

【０１９４】

生成装置６２０によれば、人工ニューラルネットワークと同等でスパイクングニューラルネットワークの方式のニューラルネットワーク装置を得られる。例えば、人工ニューラルネットワークを用いて高精度な学習を行った後、それと同等のニューラルネットワーク装置をハードウェア的に実装することで、高精度な処理と消費電力の低減との両立を図る

10

20

30

40

50

ことができる。

【 0 1 9 5 】

特に、人工ニューラルネットワークと同等のニューラルネットワーク装置が、人工ニューラルネットワークが備える人工ニューロンモデルの個数と同じ個数のスパイクニューロンモデルを用いて構成される。この点で、人工ニューラルネットワークと同等のスパイクニューラルネットワークの構成を、比較的簡単な構成とすることができる。

ニューラルネットワーク装置の構成が簡単な構成であることで、ニューラルネットワーク装置の消費電力を軽減させ、また、スパイクニューラルネットワーク 1 2 0 のコンパクト化を図ることができると期待される。

【 0 1 9 6 】

図 2 5 は、実施形態に係る情報処理方法における処理手順の例を示す図である。図 2 5 に示す方法は、第一信号を出力すること（ステップ S 6 1 1）と、第二信号を出力すること（ステップ S 6 1 2）とを含む。

第一信号を出力すること（ステップ S 6 1 1）では、信号入力時刻に応じて時間発展する内部状態量が閾値以上になると第一信号を出力する。第二信号を出力すること（ステップ S 6 1 2）では、第一信号が基準時刻に対する相対時刻で示すスパイク時刻を、設定された時間だけ変化させた第二信号を出力する。

【 0 1 9 7 】

図 2 5 に示す方法によれば、人工ニューラルネットワークと同等の処理をスパイクニューラルネットワークの方式で行うことができる。例えば、人工ニューラルネットワークを用いて高精度な学習を行った後、それと同等のスパイクニューラルネットワークをハードウェア的に実装して図 2 5 の処理を行うことで、高精度な処理と消費電力の低減との両立を図ることができる。

【 0 1 9 8 】

図 2 6 は、実施形態に係る生成方法における処理手順の例を示す図である。図 2 6 に示す方法は、ニューラルネットワークを生成すること（ステップ S 6 2 1）と、重みを設定すること（ステップ S 6 2 2）と、遅延を設定すること（ステップ S 6 2 3）とを含む。

【 0 1 9 9 】

ニューラルネットワークを生成すること（ステップ S 6 2 1）では、信号入力時刻に応じて時間発展する内部状態量が閾値以上になると信号を出力する時間方式スパイクニューロンモデル手段と、前記時間方式スパイクニューロンモデル手段の出力信号が基準時刻に対する相対時刻で示すスパイク時刻を、設定された時間だけ変化させた信号を出力する遅延手段と、を備えるニューラルネットワークを生成する。

【 0 2 0 0 】

重みを設定すること（ステップ S 6 2 2）では、前記時間方式スパイクニューロンモデル手段への入力信号の重みが、前記入力信号の入力時刻がその入力信号が示す数値の符号を逆にした時刻である場合に前記遅延手段の出力信号の出力時刻がその出力信号が示す数値の符号を逆にした時刻になるとした式に基づく重みに設定する。

【 0 2 0 1 】

遅延を設定すること（ステップ S 6 2 3）では、遅延手段における前記設定された時間を、前記時間方式スパイクニューロンモデル手段への入力信号の入力時刻がその入力信号が示す数値の符号を逆にした時刻である場合に前記遅延手段の出力信号の出力時刻がその出力信号が示す数値の符号を逆にした時刻になるとした式に基づく時間に設定する。

【 0 2 0 2 】

図 2 6 に記載の方法によれば、人工ニューラルネットワークと同等のスパイクニューラルネットワークを得られる。例えば、人工ニューラルネットワークを用いて高精度な学習を行った後、それと同等のスパイクニューラルネットワークをハードウェア的に実装することで、高精度な処理と消費電力の低減との両立を図ることができる。

【 0 2 0 3 】

特に、人工ニューラルネットワークと同等のスパイクニューラルネットワークが、

10

20

30

40

50

人工ニューラルネットワークが備える人工ニューロンモデルの個数と同じ個数のスパイキングニューロンモデルを用いて構成される。この点で、人工ニューラルネットワークと同等のスパイキングニューラルネットワークの構成を、比較的簡単な構成とすることができる。

【0204】

スパイキングニューラルネットワークの構成が簡単な構成であることで、スパイキングニューラルネットワークの消費電力の軽減、および、スパイキングニューラルネットワークのコンパクト化を図ることができる。

【0205】

図27は、少なくとも1つの実施形態に係るコンピュータの構成を示す概略ブロック図である。

10

図27に示す構成で、コンピュータ700は、CPU710と、主記憶装置720と、補助記憶装置730と、インタフェース740とを備える。

【0206】

ニューラルネットワーク生成装置10、スパイキングニューラルネットワーク120、時間調整型スパイキングニューロンモデル131、ニューロンモデル生成装置20、ニューラルネットワーク装置610、および、生成装置620のうち何れか1つ以上またはその一部が、コンピュータ700に実装されてもよい。その場合、上述した各処理部の動作は、プログラムの形式で補助記憶装置730に記憶されている。CPU710は、プログラムを補助記憶装置730から読み出して主記憶装置720に展開し、当該プログラムに従って上記処理を実行する。また、CPU710は、プログラムに従って、上述した各記憶部に対応する記憶領域を主記憶装置720に確保する。各装置と他の装置との通信は、インタフェース740が通信機能を有し、CPU710の制御に従って通信を行うことで実行される。

20

【0207】

ニューラルネットワーク生成装置10がコンピュータ700に実装される場合、ベースネットワーク生成部11、重み設定部12、および、遅延設定部13の動作は、プログラムの形式で補助記憶装置730に記憶されている。CPU710は、プログラムを補助記憶装置730から読み出して主記憶装置720に展開し、当該プログラムに従って上記処理を実行する。

30

【0208】

また、CPU710は、プログラムに従って、ニューラルネットワーク生成装置10が行う処理のための記憶領域を主記憶装置720に確保する。

ニューラルネットワーク生成装置10と他の装置との通信は、例えば、インタフェース740が通信機能を有し、CPU710の制御に従って動作することで実行される。

【0209】

ニューラルネットワーク生成装置10とユーザとのインタラクションは、例えば、インタフェース740が表示画面を有してCPU710の制御に従って各種画像を表示し、また、インタフェース740がキーボード等の入力デバイスを有してユーザ操作を受け付けることで実行される。

40

【0210】

スパイキングニューラルネットワーク120がコンピュータ700に実装される場合、設定スパイク生成器241、時間方式スパイキングニューロン層242、遅延層243、および、t-ReLU層244の動作は、プログラムの形式で補助記憶装置730に記憶されている。CPU710は、プログラムを補助記憶装置730から読み出して主記憶装置720に展開し、当該プログラムに従って上記処理を実行する。

【0211】

また、CPU710は、プログラムに従って、スパイキングニューラルネットワーク120が行う処理のための記憶領域を主記憶装置720に確保する。

スパイキングニューラルネットワーク120と他の装置との通信は、例えば、インタフ

50

エース 740 が通信機能を有し、CPU 710 の制御に従って動作することで実行される。

【0212】

スパイクニューラルネットワーク 120 とユーザとのインタラクションは、例えば、インタフェース 740 が表示画面を有して CPU 710 の制御に従って各種画像を表示し、また、インタフェース 740 がキーボード等の入力デバイスを有してユーザ操作を受け付けることで実行される。

【0213】

時間調整型スパイクニューロンモデル 131 がコンピュータ 700 に実装される場合、時間方式スパイクニューロンモデル 132、第一設定スパイク供給部 135、遅延部 136、t - ReLU 部 137、および、第二設定スパイク供給部 138 およびそれらの各部の動作は、プログラムの形式で補助記憶装置 730 に記憶されている。CPU 710 は、プログラムを補助記憶装置 730 から読み出して主記憶装置 720 に展開し、当該プログラムに従って上記処理を実行する。

10

【0214】

また、CPU 710 は、プログラムに従って、時間調整型スパイクニューロンモデル 131 が行う処理のための記憶領域を主記憶装置 720 に確保する。

時間調整型スパイクニューロンモデル 131 と他の装置との通信は、例えば、インタフェース 740 が通信機能を有し、CPU 710 の制御に従って動作することで実行される。

【0215】

20

時間調整型スパイクニューロンモデル 131 とユーザとのインタラクションは、例えば、インタフェース 740 が表示画面を有して CPU 710 の制御に従って各種画像を表示し、また、インタフェース 740 がキーボード等の入力デバイスを有してユーザ操作を受け付けることで実行される。

【0216】

ニューロンモデル生成装置 20 がコンピュータ 700 に実装される場合、ベースモデル生成部 21、重み設定部 22、および、遅延設定部 23 の各部の動作は、プログラムの形式で補助記憶装置 730 に記憶されている。CPU 710 は、プログラムを補助記憶装置 730 から読み出して主記憶装置 720 に展開し、当該プログラムに従って上記処理を実行する。

30

【0217】

また、CPU 710 は、プログラムに従って、ニューロンモデル生成装置 20 が行う処理のための記憶領域を主記憶装置 720 に確保する。

ニューロンモデル生成装置 20 と他の装置との通信は、例えば、インタフェース 740 が通信機能を有し、CPU 710 の制御に従って動作することで実行される。

【0218】

ニューロンモデル生成装置 20 とユーザとのインタラクションは、例えば、インタフェース 740 が表示画面を有して CPU 710 の制御に従って各種画像を表示し、また、インタフェース 740 がキーボード等の入力デバイスを有してユーザ操作を受け付けることで実行される。

40

【0219】

ニューラルネットワーク装置 610 がコンピュータ 700 に実装される場合、時間方式スパイクニューロンモデル 611、および、遅延部 612 の各部の動作は、プログラムの形式で補助記憶装置 730 に記憶されている。CPU 710 は、プログラムを補助記憶装置 730 から読み出して主記憶装置 720 に展開し、当該プログラムに従って上記処理を実行する。

【0220】

また、CPU 710 は、プログラムに従って、ニューラルネットワーク装置 610 が行う処理のための記憶領域を主記憶装置 720 に確保する。

ニューラルネットワーク装置 610 と他の装置との通信は、例えば、インタフェース 7

50

４０が通信機能を有し、ＣＰＵ７１０の制御に従って動作することで実行される。

【０２２１】

ニューラルネットワーク装置６１０とユーザとのインタラクションは、例えば、インタフェース７４０が表示画面を有してＣＰＵ７１０の制御に従って各種画像を表示し、また、インタフェース７４０がキーボード等の入力デバイスを有してユーザ操作を受け付けることで実行される。

【０２２２】

生成装置６２０がコンピュータ７００に実装される場合、ベースネットワーク生成部６２１、重み設定部６２２、および、遅延設定部６２３の各部の動作は、プログラムの形式で補助記憶装置７３０に記憶されている。ＣＰＵ７１０は、プログラムを補助記憶装置７３０から読み出して主記憶装置７２０に展開し、当該プログラムに従って上記処理を実行する。

10

【０２２３】

また、ＣＰＵ７１０は、プログラムに従って、生成装置６２０が行う処理のための記憶領域を主記憶装置７２０に確保する。

生成装置６２０と他の装置との通信は、例えば、インタフェース７４０が通信機能を有し、ＣＰＵ７１０の制御に従って動作することで実行される。

【０２２４】

生成装置６２０とユーザとのインタラクションは、例えば、インタフェース７４０が表示画面を有してＣＰＵ７１０の制御に従って各種画像を表示し、また、インタフェース７４０がキーボード等の入力デバイスを有してユーザ操作を受け付けることで実行される。

20

【０２２５】

なお、ニューラルネットワーク生成装置１０、スパイキングニューラルネットワーク１２０、時間調整型スパイキングニューロンモデル１３１、ニューロンモデル生成装置２０、ニューラルネットワーク装置６１０、および、生成装置６２０が行う処理の全部または一部を実行するためのプログラムをコンピュータ読み取り可能な記録媒体に記録して、この記録媒体に記録されたプログラムをコンピュータシステムに読み込ませ、実行することにより各部の処理を行ってもよい。なお、ここでいう「コンピュータシステム」とは、ＯＳや周辺機器等のハードウェアを含むものとする。

また、「コンピュータ読み取り可能な記録媒体」とは、フレキシブルディスク、光磁気ディスク、ＲＯＭ（Read Only Memory）、ＣＤ－ＲＯＭ（Compact Disc Read Only Memory）等の可搬媒体、コンピュータシステムに内蔵されるハードディスク等の記憶装置のことをいう。また上記プログラムは、前述した機能の一部を実現するためのものであってもよく、さらに前述した機能をコンピュータシステムにすでに記録されているプログラムとの組み合わせで実現できるものであってもよい。

30

【０２２６】

以上、この発明の実施形態について図面を参照して詳述してきたが、具体的な構成はこの実施形態に限られるものではなく、この発明の要旨を逸脱しない範囲の設計等も含まれる。

【産業上の利用可能性】

40

【０２２７】

本発明の実施形態は、ニューラルネットワーク装置、生成装置、情報処理方法、生成方法および記録媒体に適用してもよい。

【符号の説明】

【０２２８】

- １０ ニューラルネットワーク生成装置
- １１、６２１ ベースネットワーク生成部
- １２、２２、６２２ 重み設定部
- １３、２３、６２３ 遅延設定部
- ２０ ニューロンモデル生成装置

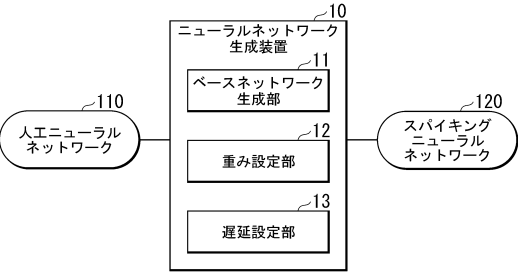
50

- 2 1 ベースモデル生成部
- 1 1 0 人工ニューラルネットワーク
- 1 2 0 スパイキングニューラルネットワーク
- 1 2 1 スパイキングニューロンモデル
- 1 3 1 時間調整型スパイキングニューロンモデル
- 1 3 2、6 1 1 時間方式スパイキングニューロンモデル
- 1 3 3 膜電位計算部
- 1 3 4 スパイク生成部
- 1 3 5 第一設定スパイク供給部
- 1 3 6、6 1 2 遅延部
- 1 3 7 t - R e L U 部
- 1 3 8 第二設定スパイク供給部
- 2 4 1 設定スパイク生成器
- 2 4 2 時間方式スパイキングニューロン層
- 2 4 3 遅延層
- 2 4 4 t - R e L U 層
- 6 1 0 ニューラルネットワーク装置
- 6 2 0 生成装置

10

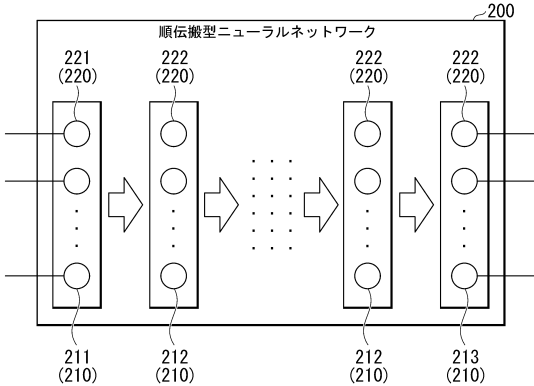
【図面】

【図 1】



【図 2】

20

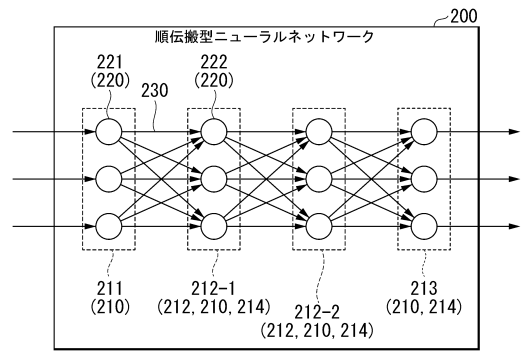


30

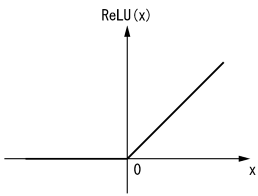
40

50

【図 3】

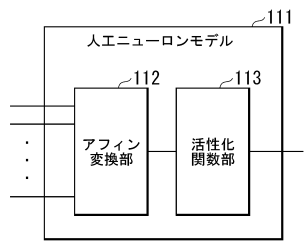


【図 4】

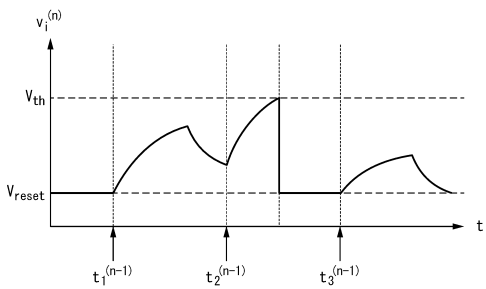


10

【図 5】

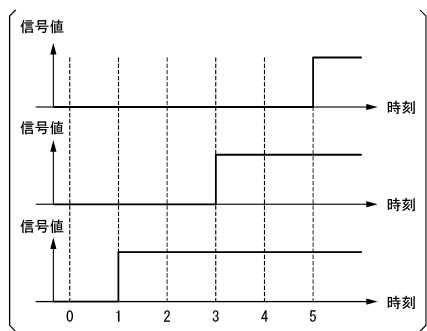


【図 6】

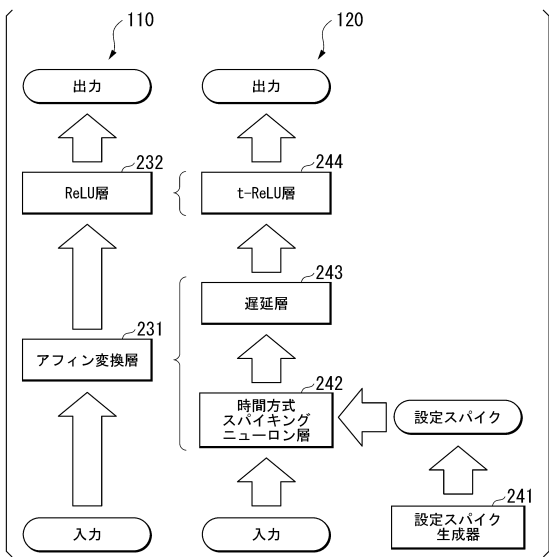


20

【図 7】



【図 8】

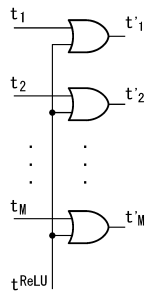


30

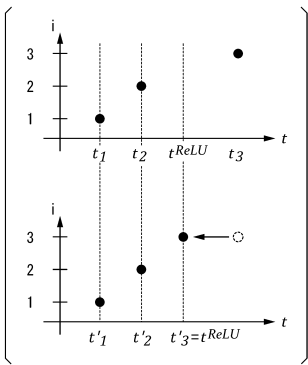
40

50

【図 9】

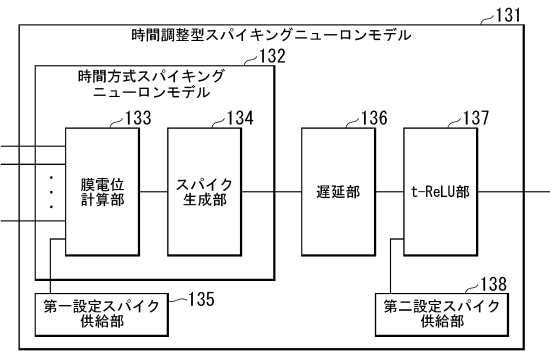


【図 10】

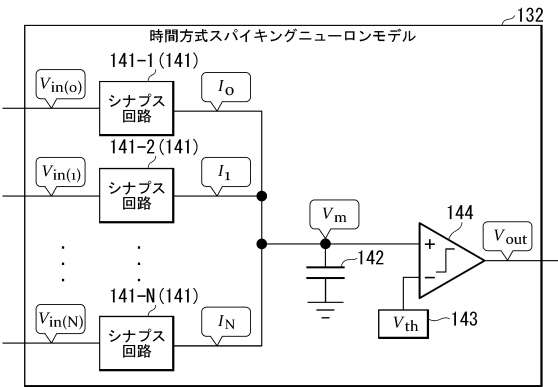


10

【図 11】

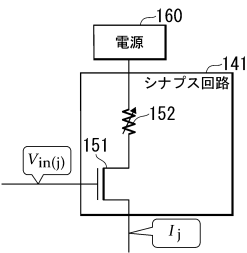


【図 12】

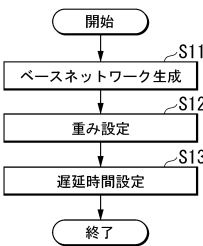


20

【図 13】



【図 14】

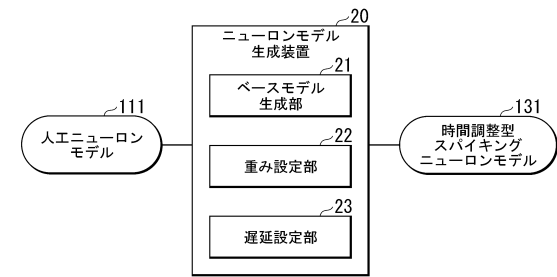


30

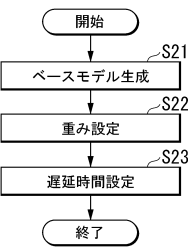
40

50

【図 15】

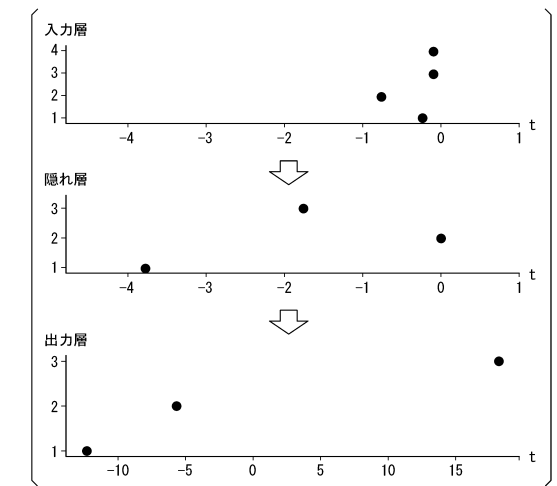


【図 16】



10

【図 17】

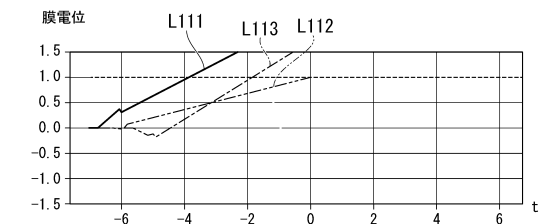


【図 18】

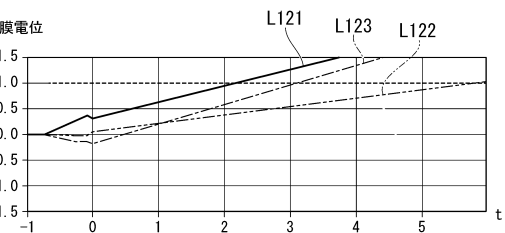
		#1	#2	#3
隠れ層	ANN	3.794	0	1.772
	SNN	-3.794	0	-1.772
出力層	ANN	12.263	5.605	18.239
	SNN	-12.263	-5.605	-18.239

20

【図 19】



【図 20】

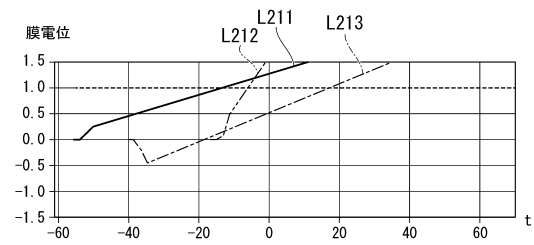


30

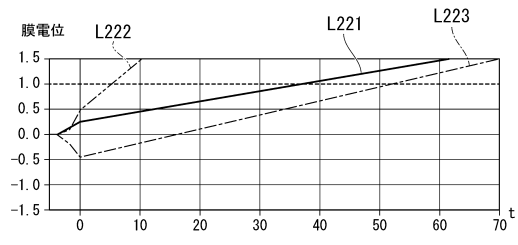
40

50

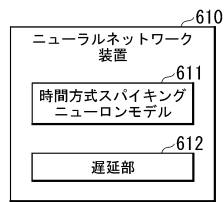
【図 2 1】



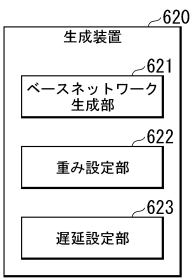
【図 2 2】



【図 2 3】

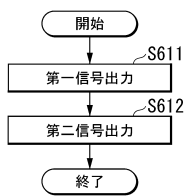


【図 2 4】

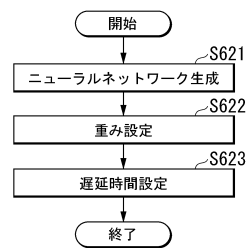


10

【図 2 5】

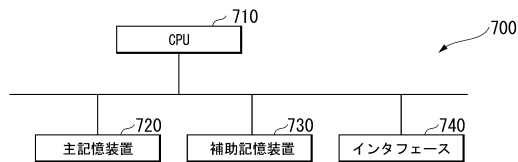


【図 2 6】



20

【図 2 7】



30

40

50

フロントページの続き

(56)参考文献 特開 2 0 1 0 - 1 4 6 5 1 4 (J P , A)
(58)調査した分野 (Int.Cl. , D B 名)
G 0 6 N 3 / 0 4