

(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2018-97407  
(P2018-97407A)

(43) 公開日 平成30年6月21日(2018.6.21)

(51) Int.Cl. F I テーマコード(参考)  
 G06E 1/00 (2006.01) G06E 1/00  
 G06N 99/00 (2010.01) G06N 99/00 153

審査請求 未請求 請求項の数 3 O L (全 10 頁)

(21) 出願番号 特願2016-238304 (P2016-238304)  
 (22) 出願日 平成28年12月8日(2016.12.8)

(71) 出願人 000004226  
 日本電信電話株式会社  
 東京都千代田区大手町一丁目5番1号  
 (74) 代理人 100083806  
 弁理士 三好 秀和  
 (74) 代理人 100129230  
 弁理士 工藤 理恵  
 (72) 発明者 鴻野 晃洋  
 東京都千代田区大手町一丁目5番1号 日  
 本電信電話株式会社内  
 (72) 発明者 小仁所 志栞  
 東京都千代田区大手町一丁目5番1号 日  
 本電信電話株式会社内

最終頁に続く

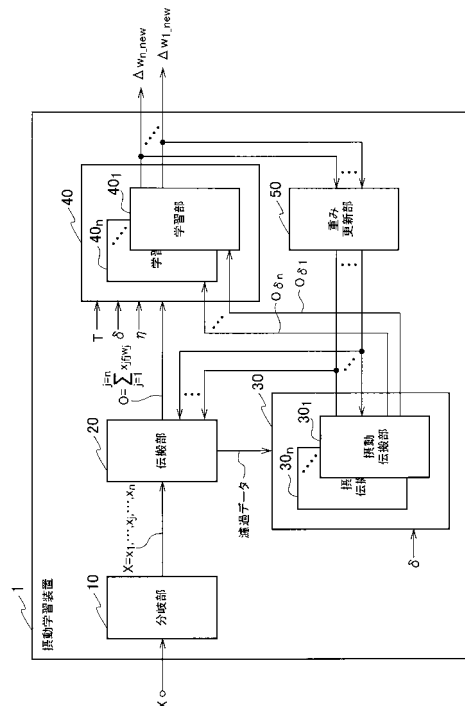
(54) 【発明の名称】 摂動学習装置とその方法

(57) 【要約】

【課題】 重み学習を高速に処理できる摂動学習装置を提供する。

【解決手段】 学習データを要素ごとに分岐する分岐部10と、学習データのカテゴリによって要素の位置ごとの重みが異なるフィルタ係数を、要素のそれぞれに乗じて濾過データを求め、濾過データの要素ごとに強調重み乗じた値を加算した第1出力値Oを求める伝搬部20と、強調重みを補正する摂動係数を加えた摂動重みを生成し、濾過データのそれぞれに対応して設けられ、濾過データに摂動重みを乗じて第2出力値O<sub>j</sub>を求める摂動伝搬部30と、第1出力値から学習目標を表す教師値を減じた第1コスト値O、第2出力値O<sub>j</sub>のそれぞれから教師値を減じた第2コスト値、前記摂動係数、及び学習速度の傾きを表す学習係数から、強調重みを更新する変化量を求める計算を繰り返す学習部40とを備える。

【選択図】 図1



**【特許請求の範囲】****【請求項 1】**

複数の要素から成る学習データを前記要素ごとに分岐する分岐部と、  
前記学習データのカテゴリによって前記要素の位置ごとの重みが異なるフィルタ係数を、前記要素のそれぞれに乗じて濾過データを求め、該濾過データを強調する強調重みを、前記濾過データの要素ごとに乗じた値を加算した第 1 出力値を求める伝搬部と、

前記強調重みに、該強調重みを補正する摂動係数を加えた摂動重みを生成し、前記濾過データのそれぞれに対応して設けられ、前記濾過データに前記摂動重みを乗じて第 2 出力値を求める摂動伝搬部と、

前記摂動伝搬部と同じ数設けられ、前記第 1 出力値から学習目標を表す教師値を減じた第 1 コスト値、前記第 2 出力値のそれぞれから前記教師値を減じた第 2 コスト値、前記摂動係数、及び学習速度の傾きを表す学習係数から、前記強調重みを更新する変化量を求める計算を繰り返す学習部と、

前記強調重みのそれぞれに、前記変化量を加算して強調重みを求める重み更新部とを備えることを特徴とする摂動学習装置。

**【請求項 2】**

前記第 1 コスト値の大きさを判定する判定部を備え、

前記判定部は、前記第 1 コスト値が閾値より小さい場合に前記学習データのカテゴリが前記フィルタ係数のカテゴリと一致していることを表す一致信号を出力し、前記第 1 コスト値が前記閾値より大きい場合に前記学習データのカテゴリが前記フィルタ係数のカテゴリと不一致であることを表す不一致信号を出力することを特徴とする請求項 1 に記載の摂動学習装置。

**【請求項 3】**

摂動学習装置が行う摂動学習方法であって、

複数の要素から成る学習データを前記要素ごとに分岐し、

前記学習データのカテゴリによって前記要素の位置ごとの重みが異なるフィルタ係数を、前記要素のそれぞれに乗じて濾過データを求め、該濾過データを強調する強調重みを、濾過データの要素ごとに乗じた値を加算した第 1 出力値を求め、

前記強調重みに、該強調重みを補正する摂動係数を加えた摂動重みを生成し、前記濾過データのそれぞれに対応して設けられ、前記濾過データに前記摂動重みを乗じて第 2 出力値を求め、

前記第 1 出力値から学習目標を表す教師値を減じた第 1 コスト値、前記第 2 出力値のそれぞれから前記教師値を減じた第 2 コスト値、前記摂動係数、及び学習速度の傾きを表す学習係数から、前記強調重みを更新する変化量を求める計算を繰り返す、

前記強調重みのそれぞれに、前記変化量を加算して強調重みを求めることを特徴とする摂動学習方法。

**【発明の詳細な説明】****【技術分野】****【0001】**

本発明は、学習演算を高速処理する摂動学習装置とその方法に関する。

**【背景技術】****【0002】**

近年、インターネットや様々なセンサから大量のデータを取得する環境が構築されるに伴い、そのデータを解析して高精度な知識処理や未来予測を行う研究及びビジネスが活発に行われている。この潮流の中で特に注目を集めている解析技術のひとつに、ディープラーニング（深層学習）と称されるものがある。

**【0003】**

ディープラーニングとは、ニューラルネットワークを基本とした機械学習技術であり、ニューロンを多層に配置した人工神経回路網にデータを学習させることで、識別や判断を行う機能を有している。

10

20

30

40

50

## 【0004】

一般に、ニューラルネットワークの学習とは、ニューロン同士を連結したシナプスの重みを更新することによって行われるが、昨今のディープラーニングでは学習データ数もシナプス数も大規模化しているため、学習に莫大な時間が掛かる。

## 【0005】

このような背景の下、CPUやGPUなどのデジタル演算器に代替するアナログ演算器が注目されている。特に、光を信号の伝送媒体として用いる光コンピューティングは、ディープラーニングを高速化するアナログ演算器として有力と考えられている。

## 【0006】

アナログ演算器用の学習アルゴリズムとしては、摂動学習法が提案されている。摂動学習法とは、シナプスの重み等の学習すべきパラメータを微量変化させ、誤差関数に及ぼす影響をモニタすることで、パラメータの修正量を算出する方法である。

## 【0007】

例えば非特許文献1に同時摂動最適化法が開示されている。

## 【先行技術文献】

## 【非特許文献】

## 【0008】

【非特許文献1】前田裕ほか1名、「同時摂動学習則を用いたニューラルネットワークによる2軸駆動型ロボットアームの追値制御」、電学論C、123巻、9号、2003年

## 【発明の概要】

## 【発明が解決しようとする課題】

## 【0009】

しかしながら、従来の摂動学習法で計算する装置の構成は、出力値と教師値との比較を行い、誤差関数を最小化するように、重みを1つずつ逐次的に学習させる方式である。そのため、ニューラルネットワークの規模が大きい場合には、収束に膨大な時間を要するという課題がある。

## 【0010】

本発明は、この課題に鑑みてなされたものであり、重み学習を高速に処理できる摂動学習装置とその方法を提供することを目的とする。

## 【課題を解決するための手段】

## 【0011】

本実施形態の一態様に係る摂動学習装置は、複数の要素から成る学習データを前記要素ごとに分岐する分岐部と、前記学習データのカテゴリによって前記要素の位置ごとの重みが異なるフィルタ係数を、前記要素のそれぞれに乗じて濾過データを求め、該濾過データを強調する強調重みを、前記濾過データの要素ごとに乗じた値を加算した第1出力値を求める伝搬部と、前記強調重みに、該強調重みを補正する摂動係数を加えた摂動重みを生成し、前記濾過データのそれぞれに対応して設けられ、前記濾過データに前記摂動重みを乗じて第2出力値を求める摂動伝搬部と、前記摂動伝搬部と同じ数設けられ、前記第1出力値から学習目標を表す教師値を減じた第1コスト値、前記第2出力値のそれぞれから前記教師値を減じた第2コスト値、前記摂動係数、及び学習速度の傾きを表す学習係数から、前記強調重みを更新する変化量を求める計算を繰り返す学習部と、前記強調重みのそれぞれに、前記変化量を加算して強調重みを求める重み更新部とを備えることを要旨とする。

## 【0012】

本実施形態の一態様に係る摂動学習方法は、上記の摂動学習装置が行う摂動学習方法であって、複数の要素から成る学習データを前記要素ごとに分岐し、前記学習データのカテゴリによって前記要素の位置ごとの重みが異なるフィルタ係数を、前記要素のそれぞれに乗じて濾過データを求め、該濾過データを強調する強調重みを、濾過データの要素ごとに乗じた値を加算した第1出力値を求め、前記強調重みに、該強調重みを補正する摂動係数を加えた摂動重みを生成し、前記濾過データのそれぞれに対応して設けられ、前記濾過データに前記摂動重みを乗じて第2出力値を求め、前記第1出力値から学習目標を表す教師

10

20

30

40

50

値を減じた第1コスト値、前記第2出力値のそれぞれから前記教師値を減じた第2コスト値、前記摂動係数、及び学習速度の傾きを表す学習係数から、前記強調重みを更新する変化量を求める計算を繰り返し、前記強調重みのそれぞれに、前記変化量を加算して強調重みを求めることを要旨とする。

【発明の効果】

【0013】

本発明によれば、重み学習を高速に処理できる摂動学習装置とその方法を提供することができる。

【図面の簡単な説明】

【0014】

【図1】本発明の第1実施形態に係る摂動学習装置の機能構成例を示す図である。

【図2】本実施形態に係る摂動学習装置の動作フローを示す図である。

【図3】図1に示す摂動学習装置の伝搬部の構成を模式的に示す図である。

【図4】図1に示す摂動学習装置の学習部を構成する1個の学習部の構成例を示す図である。

【図5】本発明の第2実施形態に係る摂動学習装置の機能構成例を示す図である。

【発明を実施するための形態】

【0015】

以下、本発明の実施形態について図面を用いて説明する。複数の図面中同一のものには同じ参照符号を付し、説明は繰り返さない。

【0016】

〔第1実施形態〕

図1に、第1実施形態に係る摂動学習装置1の機能構成例を示す。図2に、摂動学習装置1の動作フローを示す。

【0017】

摂動学習装置1は、分岐部10、伝搬部20、摂動伝搬部30、学習部40、及び重み更新部50を備える。摂動学習装置1は、例えば階層型ニューラルネットワークの学習演算を高速に処理する。

【0018】

分岐部10は、複数の要素から成る学習データXを要素ごとに分岐する(ステップS1)。学習データXは、例えばコヒーレント光源で与えられる。分岐部10は、この例では光分岐器を用いた。

【0019】

学習データXは、例えば100ピクセルの特定の人の顔の画像データであると仮定する。分岐部10は、例えば100ピクセルの学習データを1×100個(n個)に分岐する。

【0020】

分岐部10は、例えば石英平面光導波路(PLC)、フレキシブルポリマー光導波路などで構成する。分岐部10から出射する光信号は、各分岐出力に設けられたコリメータレンズによって平行光となって伝搬部20に入力される。なお、図1において、コリメータレンズの表記は省略している。光信号の波長は、例えば1550nmである。

【0021】

伝搬部20は、学習データXのカテゴリによって要素の位置ごとの重みが異なるフィルタ係数を、要素のそれぞれに乗じて濾過データを求め、該濾過データを強調する強調重みを、濾過データの要素ごとに乗じた値を加算した第1出力値Oを求める(ステップS2)。濾過データは、摂動伝搬部30に出力される。学習データXのカテゴリは、学習データXが例えば画像データの場合の当該画像の種別(例えば人、猫、犬等)である。

【0022】

要素の位置ごととは、分岐した学習データ $x_1, \dots, x_j, \dots, x_n$ の(以降n個を代表して添え字jで表記する場合がある。他の表記も同様である。)それぞれのことである。分岐部10の分岐出力のそれぞれは、学習データXの要素(ピクセル)と一対一で対応

10

20

30

40

50

する。

【0023】

フィルタ係数は、学習データ $X$ が例えば人の顔であれば、人の顔の目、鼻、口、及び耳等の位置ごとに重みが異なり、それらの特徴部分を強調する係数 $f_1, \dots, f_j, \dots, f_n$ である。つまり、 $x_j \times f_j$ は、学習対象の特徴部分を濾過し易くした濾過データである。

【0024】

伝搬部20は、濾過データの要素ごとに、当該濾過データを強調する強調重み $w_j$ を乗じた値を加算した第1出力値 $O$ を求める。伝搬部20について詳しくは後述する。

【0025】

摂動伝搬部30は、強調重み $w_j$ に、該強調重み $w_j$ を補正する摂動係数を加えた摂動重み $w_j +$ を生成し、濾過データ( $x_j \times f_j$ )のそれぞれに対応して設けられる。つまり、摂動伝搬部30は、 $n$ 個の摂動伝搬部 $30_1 \sim 30_n$ で構成される。以降において摂動伝搬部30の参照符号は、 $30_j$ と表記する。

【0026】

摂動伝搬部 $30_j$ は、濾過データ( $x_j \times f_j$ )のそれぞれに摂動重み $w_j +$ を乗じて第2出力値 $O_j$ を求める(ステップS3)。 $n$ 個の第2出力値 $O_j$ は、学習部40に出力される。

【0027】

学習部40は、摂動伝搬部 $30_j$ と同じ数の学習部 $40_1 \sim 40_n$ で構成される。学習部 $40_j$ は、第1出力値 $O$ から学習目標を表す教師値 $T$ を減じた第1コスト値 $E$ 、第2出力値 $O_j$ のそれぞれから教師値 $T$ を減じた第2コスト値 $E_j$ 、摂動係数、及び学習速度の傾きを表す学習係数から、強調重み $w_j$ を更新する変化量 $w_{j\_new}$ を求める(ステップS4)。この強調重み $w_j$ を更新する変化量 $w_{j\_new}$ を求める処理は、図示しない制御部によって強調重み $w_j$ が収束するまで繰り返される(ステップS5のNO)。

【0028】

重み更新部50は、強調重み $w_j$ のそれぞれに、変化量 $w_{j\_new}$ を加算して強調重み $w_{j\_new}$ を求める(ステップS6)。ステップS6の計算は、強調重み $w_j$ が収束するまで繰り返される。

【0029】

以上説明した本実施形態の摂動学習装置1によれば、重み更新の計算を並列に処理するので重み学習を高速に処理できる。以降、図面を参照して各機能構成部を更に詳しく説明する。

【0030】

(伝搬部)

図3に、伝搬部20のより具体的な構成例を示す。伝搬部20は、入力フィルタ21、強調フィルタ22、光結合器23、及び受光部24を備える。

【0031】

入力フィルタ21は、学習データ $w_j$ の各々の光強度を、フィルタの透過率によって $f_j$ 倍に変換する。この作用は、例えば液晶を用いた光減衰フィルタを用いることで実現できる。光減衰フィルタの透過率は、1以上であることは原理的に不可能であるから、 $f_j > 1$ の場合、変換係数 $a > 1$ を用い、 $1 > f_j / a$ と変換すれば良い。この場合、後段の例えば学習部 $40_j$ 等で $a$ 倍に変換すれば良い。

【0032】

入力フィルタ21は、光減衰器である電気光学変調器、音響光学変調器、及びMEMSミラー等で構成することができる。また、光増幅器を用いても良い。その場合は、光増幅器である半導体光増幅器(SOA)を用いることができる。

【0033】

入力フィルタ21は、学習データ $X$ のカテゴリによって学習データの要素の位置ごとに

10

20

30

40

50

重みが異なるフィルタ係数  $f_j$  を、学習データ  $x_j$  に乗じた濾過データを出力する。入力フィルタ 2 1 は、学習するデータ  $X$  のカテゴリに対応させて予め伝搬部 2 0 内に設けておく。又は、電気光学変調器の減衰率を、学習する度に設定するようにしても良い。

【0034】

強調フィルタ 2 2 は、入力フィルタ 2 1 と同様に光減衰器である電気光学変調器等で構成することができる。強調フィルタ 2 2 の強調重み  $w_j$  は、重み更新部 5 0 で求めた変化量  $w_{j\_new}$  を、1 回前の強調重み  $w_{j\_old}$  に加算した値である。

【0035】

初期値の強調重み  $w_j$  は予め設定されている。初期値の強調重み  $w_j$  は、繰り返し更新され、収束値まで変化する。

10

【0036】

光結合器 2 3 は、強調フィルタ 2 2 が出力する濾過データを強調（積演算）したデータ（ $x_j \times f_j \times w_j$ ）を和演算する。この場合は、例えば LCOS（Liquid Crystal On Silicon）を用いて波面結合により積演算したデータを光結合しても良い。又は、PLC などの光導波路を用いて結合しても良い。

【0037】

光結合器 2 3 は、次式に示す第 1 出力値  $O$  を出力する。

【0038】

【数 1】

$$O = \sum_{j=1}^{j=n} x_j f_j w_j \quad (1)$$

20

【0039】

受光器 2 4 は、第 1 出力値  $O$  を電流値に変換する。

【0040】

摂動伝搬部 3 0  $_j$  は、伝搬部 2 0 の入力フィルタ 2 1 と光結合器 2 3 を削除して構成できる。つまり、摂動伝搬部 3 0  $_j$  は、濾過データのそれぞれに摂動重み  $w_{j+}$  を乗じて第 2 出力値  $O_j$  を求めるものである。よって、摂動伝搬部 3 0  $_j$  は、強調フィルタ 2 2 と受光部 2 4 の組みで構成できる。図 3 に対応する摂動伝搬部 3 0  $_j$  の表記は省略する。

30

【0041】

（学習部）

図 4 に、学習部 4 0  $_j$  のより具体的な構成例を示す。学習部 4 0  $_j$  は、例えばアナログ電気回路で構成することができる。

【0042】

学習部 4 0  $_j$  は、3 個の差動増幅器 4 1  $_j$ 、4 2  $_j$ 、4 3  $_j$ 、及び計算部 4 4  $_j$  を備える。学習部 4 0  $_j$  は、 $j$  の参照符号から明らかなように摂動伝搬部 3 0  $_j$  と同じ数だけ設けられる。

【0043】

40

差動増幅器 4 1  $_j$  は、伝搬部 2 0 が出力する第 1 出力値  $O$  と、外部から入力される学習目標を表す教師値  $T$  との差分である第 1 コスト値  $E(O - T)$  を算出する。差動増幅器 4 2  $_j$  は、摂動伝搬部 3 0  $_j$  が出力する第 2 出力値  $O_j$  と、教師値  $T$  との差分である第 2 コスト値  $E_j$  を算出する。差動増幅器 4 3  $_j$  は、第 1 コスト値  $E$  と第 2 コスト値  $E_j$  の差分  $E - E_j$  を算出する。

【0044】

計算部 4 4  $_j$  は、外部から入力される強調重み  $w_j$  を補正する摂動係数 と学習速度の傾きを表す学習係数、及び差動増幅器 4 3  $_j$  が出力する差分  $E - E_j$  を入力として、強調重み  $w_j$  を更新する変化量  $w_{j\_new}$  を次式で計算する。

【0045】

50

【数 2】

$$\Delta w_{j\_new} = \eta \frac{E - E_{\delta j}}{\delta} \quad (2)$$

【0046】

〔第2実施形態〕

図5に、第2実施形態に係る摂動学習装置2の機能構成例を示す。摂動学習装置2は、摂動学習装置1（図1）に対して判定部60を備える点で異なる。

10

【0047】

判定部60は、第1コスト値0が閾値より小さい場合に学習データXのカテゴリがフィルタ係数 $f_j$ のカテゴリと一致していることを表す一致信号を出力し、第1コスト値0が閾値より大きい場合に学習データXのカテゴリがフィルタ係数 $f_j$ のカテゴリと不一致であることを表す不一致信号を出力する。

【0048】

摂動学習装置2によれば、入力した学習データXが、学習する対象のカテゴリと一致しているか否かの判定を行うことができる。したがって、摂動学習装置2は、例えば画像識別に用いることができる。

【0049】

（学習速度シミュレーション）

本実施形態の効果を確認する目的で、比較例と摂動学習装置1（図1）の学習速度の比較を行った。学習速度の比較は、ニューラルネットワークのハードウェアにおいて、1秒間に書き換え可能なパラメータの更新回数CUPS（Connections Updated Per Second）を比較することで行った。

20

【0050】

シミュレーションの条件は、ニューラルネットワークの規模を、入力数1000ニューロン、総数10層の10000ニューロンと仮定した。また、四則演算を実行するために必要なクロック数は、和演算で2クロック、減演算で2クロック、積演算で4クロック、除演算で8クロック、指数演算で16クロックと仮定した。比較例のCPUによる重み書き換え数は、1.8M CUPSと試算された。

30

【0051】

一方、学習部40<sub>j</sub>を10個とし、入力フィルタ21の遅延時間を0.1ns、強調フィルタ22の遅延時間を0.1ns、受光部24の遅延時間を1ns、学習部40<sub>j</sub>の遅延時間を0.1ns、及び繰り返し演算を制御する制御部の遅延時間を1nsと仮定した。この場合の摂動学習装置1による学習速度は、100MCUPSと試算された。

【0052】

このように本実施形態の摂動学習装置1は、学習速度を約55倍に高速化することができた。

【0053】

以上説明したように本実施形態の摂動学習装置1によれば、重み学習を高速に処理できる。また、本実施形態の摂動学習装置2によれば、学習データXが所定のカテゴリに一致しているか否かを判定することができる。

40

【0054】

摂動学習装置1, 2は、光部品を用いて構成した例で説明を行った。光をキャリアとして用いると、3次元空間に光配線を形成することができ、ショート恐れや配線の取り回しといったデメリットが少ない。

【0055】

なお、本発明はこの例に限定されない。光部品を用いずに本実施形態の摂動学習装置1, 2を構成しても良い。光は電磁波の一種である。よって、例えば分岐部10は、電磁波

50

分岐器で構成することが可能である。また、光結合器 2 3 も電磁波結合器で構成することが可能である。このように本発明は、上記の実施形態に限定されるものではなく、その要旨の範囲内で変形が可能である。

【産業上の利用可能性】

【0056】

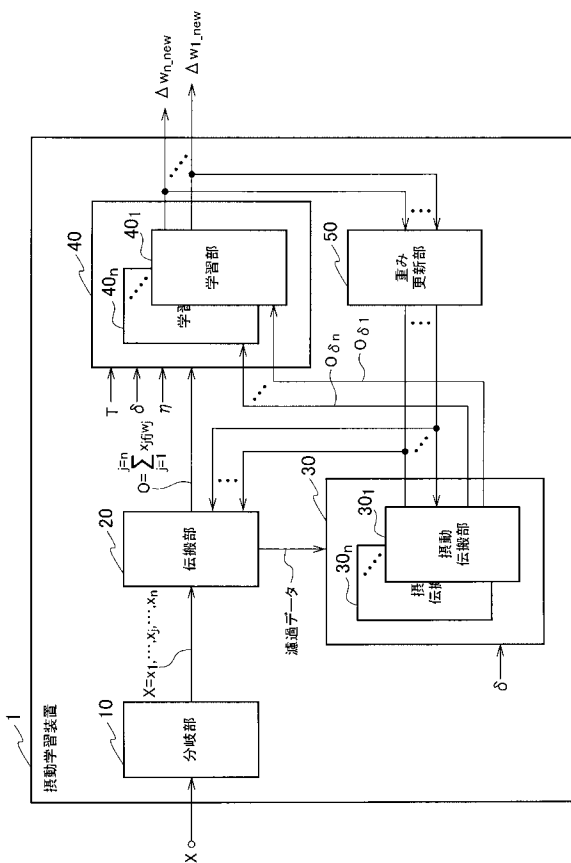
本実施の形態は、例えば階層型ニューラルネットワークの学習装置に適用することができる、光コンピューティングなどの分野に利用可能である。

【符号の説明】

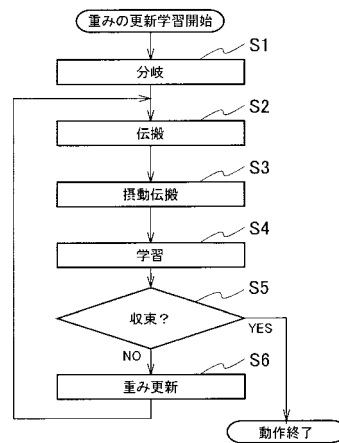
【0057】

- 1、2：摂動学習装置
- 10：分岐部
- 20：伝搬部
- 21：入力フィルタ
- 22：重みフィルタ
- 23：光結合器
- 24：受光部
- 30、30<sub>1</sub>、30<sub>j</sub>、30<sub>n</sub>：摂動伝搬部
- 40、40<sub>1</sub>、40<sub>j</sub>、40<sub>n</sub>：学習部
- 50：重み更新部

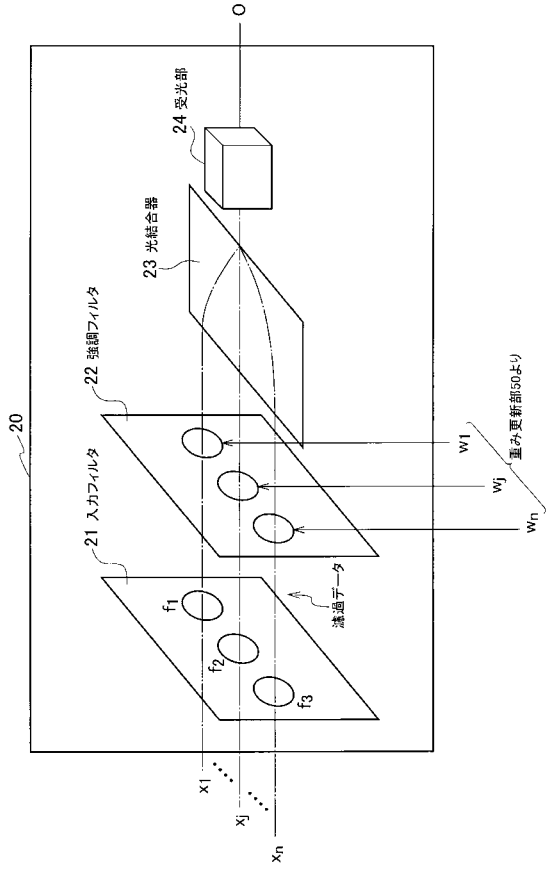
【図1】



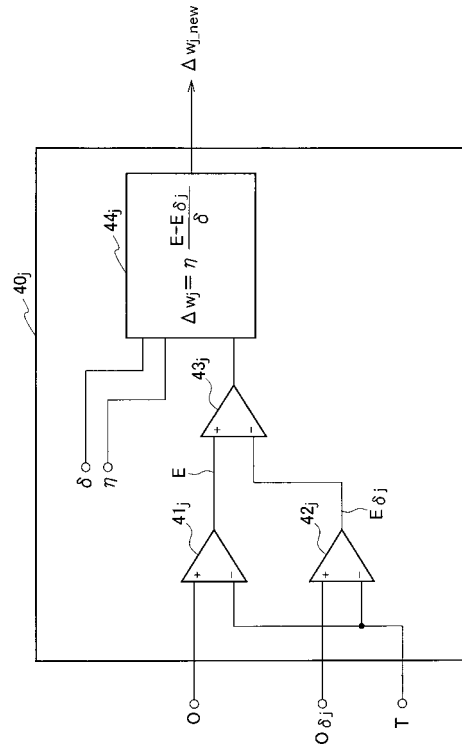
【図2】



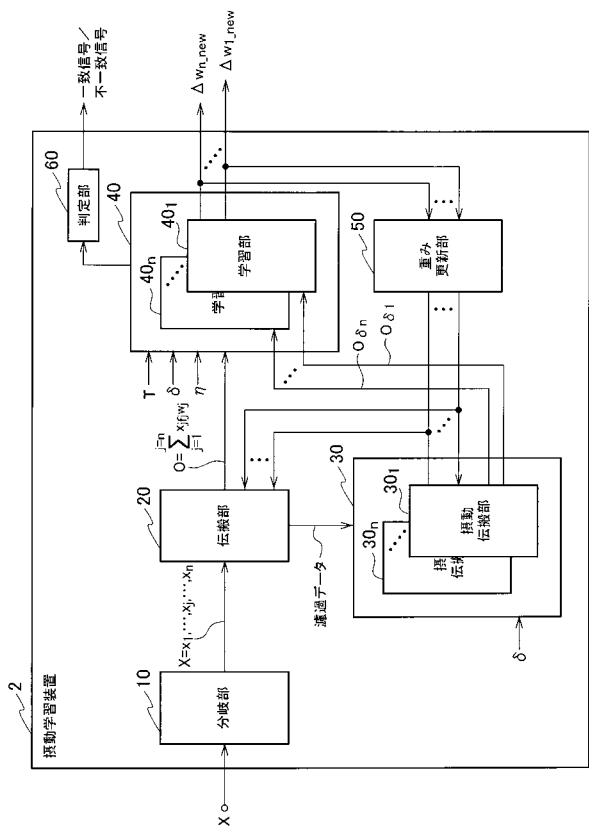
【図3】



【図4】



【図5】



---

フロントページの続き

- (72)発明者 岡 宗一  
東京都千代田区大手町一丁目5番1号 日本電信電話株式会社内
- (72)発明者 枚田 明彦  
東京都千代田区大手町一丁目5番1号 日本電信電話株式会社内