

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B2)

(11) 特許番号

特許第4803419号
(P4803419)

(45) 発行日 平成23年10月26日(2011.10.26)

(24) 登録日 平成23年8月19日(2011.8.19)

(51) Int.Cl. F I
G06N 3/00 (2006.01) G06N 3/00 550C

請求項の数 4 (全 15 頁)

(21) 出願番号	特願2005-146722 (P2005-146722)	(73) 特許権者	304026696 国立大学法人三重大学 三重県津市栗真町屋町1577
(22) 出願日	平成17年5月19日(2005.5.19)	(73) 特許権者	393031586 株式会社国際電気通信基礎技術研究所 京都府相楽郡精華町光台二丁目2番地2
(65) 公開番号	特開2006-323657 (P2006-323657A)	(74) 代理人	100064746 弁理士 深見 久郎
(43) 公開日	平成18年11月30日(2006.11.30)	(74) 代理人	100085132 弁理士 森田 俊雄
審査請求日	平成19年11月5日(2007.11.5)	(74) 代理人	100083703 弁理士 仲村 義平
		(74) 代理人	100096781 弁理士 堀井 豊

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 概念型情報処理装置

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

入力データに対する出力値の生成を学習により行なうための概念型情報処理装置であって、

前記入力データを取得するための複数の入力素子と、

前記複数の入力素子に入力されたデータに基づいて内部出力信号を各々算出するための相互に接続された複数のエージェントとを備え、

前記複数のエージェントは、複数のコロニーに離隔されており、

各前記コロニーごとに1つ設けられ、前記エージェントからの前記内部出力信号に応じて活性化する概念素子と、

前記概念素子のうち対応する概念素子の活性化に応じて、各々の入力が所定のしきい値を超えることに応じて活性化する複数の出力素子とを備え、

前記コロニーからの出力は、前記概念素子を経由して、他の前記コロニー内の前記エージェントまたは前記出力素子に参照され、

各前記エージェントまたは各前記コロニーの評価値を格納するための記憶手段と、

前記概念型情報処理装置の学習処理を制御するための学習処理手段とをさらに備え、

前記学習処理手段は、

前記入力素子に入力された学習データに基づき現れる前記出力素子の活性化パターンに応じて、各前記エージェントまたは各前記コロニーの前記評価値を更新する評価値更新手段と、

前記更新された評価値に基づいて、前記コロニーを選択的に残存させる処理を行なうコロニー選択処理手段とを含み、前記コロニー選択処理手段は、

前記評価値に基づいて、前記コロニーを分裂させることにより動的に離隔させる動的離隔手段を含む、概念型情報処理装置。

【請求項 2】

前記動的離隔手段は、前記コロニーの前記評価値が所定のしきい値を超えることに応じて、前記コロニーを分裂させることにより動的に離隔させる、請求項 1 記載の概念型情報処理装置。

【請求項 3】

前記学習処理手段は、

前記エージェントの前記評価値が所定のしきい値を超えることに応じて、前記エージェントを分裂させるエージェント分裂手段をさらに含み、

前記動的離隔手段は、

前記コロニー内のエージェント数が所定のしきい値を超えることに応じて、前記コロニーを分裂させることにより動的に離隔させる、請求項 1 記載の概念型情報処理装置。

【請求項 4】

前記評価値更新手段は、

前記出力素子への出力が正解である場合に、当該出力素子に結合するコロニーにおいて、当該出力素子へ正の荷重で出力する前記概念素子に、正または負の荷重で出力するエージェントに対して、それぞれ正の評価または負の評価となるように前記評価値を更新する第 1 の手段と、

前記出力素子への出力が不正解である場合に、当該出力素子に結合するコロニーにおいて、当該出力素子へ負の荷重で出力する前記概念素子に、正または負の荷重で出力するエージェントに対して、それぞれ正の評価または負の評価となるように前記評価値を更新する第 2 の手段と、

各前記コロニーにおいて、i) 前記第 1 または前記第 2 の手段により正の評価を受けた前記エージェントに、正または負の荷重で出力する前記エージェントに対して、それぞれ正の評価または負の評価となるように、または、ii) 前記第 1 または前記第 2 の手段により負の評価を受けた前記エージェントに、負または正の荷重で出力する前記エージェントに対して、それぞれ正の評価または負の評価となるように、前記評価値を更新する第 3 の手段とを含む、請求項 3 記載の概念型情報処理装置。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、遺伝的アルゴリズムによるマルチエージェントを用いた学習により出力を生成することが可能な情報処理装置、より特定的には概念に対応した情報処理による出力が可能な概念型情報処理装置に関する。

【背景技術】

【0002】

従来、砂時計型ニューラルネットワーク(Neural Network: 以下、「NN」と略す)では、中間層の少数ノードに高度に概念化された空間が現れる事が知られている。

【0003】

図 8 は、このような従来の砂時計型 NN の構成を示す概念図である。入力素子の個数に比べて第 1 中間層のニューロ素子の個数が少なく、さらに、第 1 中間層のニューロ素子の個数よりも第 2 中間層のニューロ素子(中央)の個数がさらに少ない。一方、第 2 中間層のニューロ素子の個数よりも第 3 中間層のニューロ素子の個数は増加して、最終的に出力素子に出力が与えられる構成である。各ニューロン素子は、接続先と接続強度、しきい値という属性をそれぞれ有している。

【0004】

たとえば、 16×16 次元からなる顔画像入力を、砂時計型 NN の学習を用いて感情抽

10

20

30

40

50

出する研究（非特許文献1を参照）では、5層NNにおける中間層の2つのノード値で、“喜び”、“悲しみ”、“嫌悪”、“怒り”、“恐れ”、“驚き”、“ニュートラル”の7つの分布が現れることが確認されている。

【0005】

さらに、特許文献1には、いわゆる「ニューラルネット」を用いて、特徴を表す信号群からなる概念を生成し、関連のある概念間を結びつけて連想を可能とし、処理系が外界に対して行なう動作を概念をベースとして学習する反応型情報処理装置について開示がある。

【0006】

ここで、人間の頭脳の働きをコンピュータ上で実現する人工知能（AI）研究において、人間の頭脳の働きはさまざまに分類され、さまざまな視点から研究されている。なかでも、知識の表現方法や論理構造モデルを自己組織的に構築していく研究や、概念や感情など表現が難しい問題に対する研究がひとつの流れをつくりつつある。

10

【0007】

従来の学習手法の一つであるQ学習では、予め状態空間を分割したQテーブルを用いる。このとき、環境からの入力、どの分割されたテーブルであるかによって入力を同類と認識する。しかし、状態空間の分割を自律的に再構成する研究は少ない（たとえば、非特許文献2を参照）。

【0008】

また、学習分類システム（クラシファイアシステム）では、予め入力区分が区別される候補が設定されており、その組み合わせの変更はできる。しかし、予め設定していない入力区分を新たに設定する研究は始まったばかりである。

20

【0009】

このように、環境からの入力を同類と認識して新たな概念を生成し、その概念に基づき学習を進めていく手法の研究は少ない。概念を生成できない手法では、予め全ての概念やその候補を設定する必要があり、高度な知能の実現を目指す上でボトルネックになる可能性がある。なぜなら、人が用いる全ての概念を予め定義することは困難であるからである。

【0010】

一方で、個々のエージェントが、システムの大域的目的やその達成度などの一部しか知覚できないため、エージェントが知覚できる範囲に基づく学習を、いかにシステム全体の大域的目的と整合させるかという問題に関しては、たとえば、エージェントが知覚できる範囲の情報である利得や報酬、評価などを個体最適性と定義し、システムの大域的目的として、すべてのエージェントがそれぞれの行動から得る利得の総和をシステム最適性とそれぞれ定義したときに、エージェント学習によるシステム最適性の向上をシミュレート可能な「動的離隔型遺伝的アルゴリズム（Dynamically Separating Genetic Algorithms、以下、DS-GAと記す）」の提案がなされている（たとえば、非特許文献3を参照）。

30

【0011】

このDS-GAは、個体数に応じて個体を「コロニー」と呼ぶグループに動的に離隔する遺伝的アルゴリズム（以下、GA）である。個体を離隔する遺伝的アルゴリズムとしては、他に島モデルGAなどがあるが、DS-GAは離隔状態が個体数に応じて動的に変化する点で異なる。

40

【0012】

ただし、非特許文献3に記載されるようなDS-GAについては、エージェントをコロニーに並列に離隔することを前提としており、このような遺伝的アルゴリズムをいかにして、概念を用いた情報処理に対して適用するかについては開示がない。

【特許文献1】特開2002-304617号公報明細書

【非特許文献1】石田与志，市村匠，寺内睦博，高濱徹行，磯道義典：「砂時計型ニューラルネットワークを用いた表情画像の分類」，日本ファジィ学会第10回インテリジェント・システム・シンポジウム講演論文集，pp.201-204（2000.10）

50

【非特許文献2】浅田稔，野田彰一，細田耕：「ロボットの行動獲得のための状態空間の自律的構成」日本ロボット学会誌，Vol. 15，No. 6，pp. 886-892(1997)

【非特許文献3】中山 功一、松井博和、野村由司彦著：動的離隔型GA (DS-GA) の提案、情報処理学会誌：数理モデル化と応用，Vol.43，No.SIG10(TOM7)，pp.95-109，Nov.2002

【発明の開示】

【発明が解決しようとする課題】

【0013】

したがって、従来は、概念を情報処理の基礎として、遺伝的アルゴリズムを用いたマルチエージェントの学習をいかに実施して情報処理装置を実現するかという点が必ずしも明らかでない、という問題があった。

10

【0014】

本発明は、上記のような問題を解決するためになされたものであって、その目的は、遺伝的アルゴリズムによるマルチエージェントを用いた学習により概念を基礎とした情報処理を実行することが可能な概念型情報処理装置を提供することである。

【課題を解決するための手段】

【0015】

このような目的を達成するために、本発明の概念型情報処理装置は、入力データに対する出力値の生成を学習により行なうための概念型情報処理装置であって、入力データを取得するための複数の入力素子と、複数の入力素子に入力されたデータに基づいて内部出力信号を各々算出するための相互に接続された複数のエージェントとを備え、複数のエージェントは、複数のコロニーに離隔されており、各コロニーごとに1つ設けられ、エージェントからの内部出力信号に応じて活性化される概念素子と、概念素子のうち対応する概念素子の活性化に応じて、各々の入力が所定のしきい値を超えることに応じて活性化される複数の出力素子とを備え、コロニーからの出力は、概念素子を經由して、他のコロニー内のエージェントまたは出力素子に参照され、各エージェントまたは各コロニーの評価値を格納するための記憶手段と、概念型情報処理装置の学習処理を制御するための学習処理手段とをさらに備え、学習処理手段は、入力素子に入力された学習データに基づき現れる出力素子の活性化パターンに応じて、各エージェントまたは各コロニーの評価値を更新する評価値更新手段と、更新された評価値に基づいて、コロニーを選択的に残存させる処理を行なうコロニー選択処理手段とを含み、コロニー選択処理手段は、評価値に基づいて、コロニーを分裂させることにより動的に離隔させる動的離隔手段を含む。

20

30

【0016】

好ましくは、動的離隔手段は、コロニーの評価値が所定のしきい値を超えることに応じて、コロニーを分裂させることにより動的に離隔させる。

【0018】

好ましくは、学習処理手段は、エージェントの評価値が所定のしきい値を超えることに応じて、エージェントを分裂させるエージェント分裂手段をさらに含み、動的離隔手段は、コロニー内のエージェント数が所定のしきい値を超えることに応じて、コロニーを分裂させることにより動的に離隔させる。

40

【0019】

好ましくは、評価値更新手段は、出力素子への出力が正解である場合に、当該出力素子に結合するコロニーにおいて、当該出力素子へ正の荷重で出力する概念素子に、正または負の荷重で出力するエージェントに対して、それぞれ正の評価または負の評価となるように評価値を更新する第1の手段と、出力素子への出力が不正解である場合に、当該出力素子に結合するコロニーにおいて、当該出力素子へ負の荷重で出力する概念素子に、正または負の荷重で出力するエージェントに対して、それぞれ正の評価または負の評価となるように評価値を更新する第2の手段と、各コロニーにおいて、i)第1または第2の手段により正の評価を受けたエージェントに、正または負の荷重で出力するエージェントに対して、それぞれ正の評価または負の評価となるように、または、ii)第1または第2の手

50

段により負の評価を受けたエージェントに、負または正の荷重で出力するエージェントに対して、それぞれ正の評価または負の評価となるように、評価値を更新する第3の手段とを含む。

【発明を実施するための最良の形態】

【0020】

以下、図面を参照して本発明の実施の形態について説明する。

本明細書においては、「概念」を人間の知能の基礎と捉え、AIシステムにおいても、「概念」を生成・操作することに適した知能ネットワークシステム(INS: Intelligence Network System)による概念型情報処理装置の実現のための手法を以下説明する。

【0021】

ここで、「概念」とは、(1)複数のものを同類と認識することにより、同類のものそれぞれについての表象から共通部分をぬき出して得た表象、及び(2)複数のものを同類と認識する基準、または基準となる集団や集合、と定義する。

【0022】

(本発明の概要)

図1は、本発明の概念型情報処理装置の概念を説明するための概念図である。

【0023】

図1を参照して、本発明の概念型情報処理装置は、従来のニューラルネットワークと同様に、入力層と中間層、出力層を持つ。ただし、従来のニューラルネットワークとは、中間層の構造が異なる。

【0024】

本発明の概念型情報処理装置では、中間層ニューロンはコロニーに離隔され、コロニー内でエージェントがネットワークで接続される。各コロニーは、それぞれ一つの概念素子を持つ。

【0025】

また、学習手法は、学習単位がエージェントまたはコロニーであり、エージェントが分裂しコロニーが離隔する上述したDS-GAを用いることができる。

【0026】

すなわち、概念型情報処理装置では、主として以下のような点が特徴的である。

1) エージェントをコロニーに離隔する。

【0027】

2) 各コロニーは、それぞれ一つの概念素子を持つ。

3) 一つのコロニーが一つの概念を表す。

【0028】

4) 各コロニーが個々に概念を学習する。

5) ある入力に対して複数の概念が同時に発火する。

【0029】

なお、コロニー内のネットワークは、階層がないワイヤレスネットワークを用いることもできる。

【0030】

さらに、学習手法としては、主として以下のような点が特徴的である。

A) コロニーを選択単位としたGA、またはDS-GAを用いることもできる。

【0031】

B) エージェントを選択単位としたDS-GAを用いることもできる。

[発明の実施の形態]

(実施の形態1)

以下では、本発明の概念型情報処理装置をコンピュータ10上で動作するソフトウェアにより実現する場合について説明する。しかしながら、本発明は、必ずしもこのような構成に限定される訳ではなく、その機能の少なくとも一部を専用のハードウェア等により実現することも可能なものである。

【 0 0 3 2 】

まず、本発明の概念型情報処理装置を実現するためのコンピュータシステムの概要について説明する。

【 0 0 3 3 】

図 2 は、このコンピュータ 1 0 の外観を示す図である。

図 2 を参照して、このコンピュータ 1 0 は、C D - R O M (Compact Disc Read-Only Memory) 上の情報を読み込むための C D - R O M ドライブ 1 0 8 およびフレキシブルディスク (Flexible Disk、以下 F D) 1 1 6 に情報を読み書きするための F D ドライブ 1 0 6 を備えたコンピュータ本体 1 0 2 と、コンピュータ本体 1 0 2 に接続された表示装置としてのディスプレイ 1 0 4 と、同じくコンピュータ本体 1 0 2 に接続された入力装置としてのキーボード 1 1 0 およびマウス 1 1 2 とを含む。なお、学習用の入力データは、コンピュータ 1 0 内で仮想的に作成してもよいし、コンピュータ 1 0 に接続されたセンサ (図示せず) により現実の観測データを入力することとしてもよい。

10

【 0 0 3 4 】

図 3 は、このコンピュータ 1 0 の構成をブロック図形式で示す図である。

図 3 に示されるように、このコンピュータ 1 0 を構成するコンピュータ本体 1 0 2 は、C D - R O M ドライブ 1 0 8 および F D ドライブ 1 0 6 に加えて、それぞれバス B S に接続された C P U (Central Processing Unit) 1 2 0 と、R O M (Read Only Memory) および R A M (Random Access Memory) を含むメモリ 1 2 2 と、直接アクセスメモリ装置、たとえば、ハードディスク 1 2 4 と、外部の装置、たとえばセンサとデータの授受を行なうための通信インタフェース 1 2 8 とを含んでいる。C D - R O M ドライブ 1 0 8 には C D - R O M 1 1 8 が装着される。F D ドライブ 1 0 6 には F D 1 1 6 が装着される。

20

【 0 0 3 5 】

なお、C D - R O M 1 1 8 は、コンピュータ本体に対してインストールされるプログラム等の情報を記録可能な媒体であれば、他の媒体、たとえば、D V D - R O M (Digital Versatile Disc) やメモリカードなどでもよく、その場合は、コンピュータ本体 1 0 2 には、これらの媒体を読み取ることが可能なドライブ装置が設けられる。

【 0 0 3 6 】

本発明の概念型情報処理装置の主要部は、コンピュータハードウェアと、C P U 1 2 0 により実行されるソフトウェアとにより構成される。一般的にこうしたソフトウェアは C D - R O M 1 1 8、F D 1 1 6 等の記憶媒体に格納されて流通し、C D - R O M ドライブ 1 0 8 または F D ドライブ 1 0 6 等により記憶媒体から読取られてハードディスク 1 2 4 に一旦格納される。または、当該装置がネットワークに接続されている場合には、ネットワーク上のサーバから一旦ハードディスク 1 2 4 にコピーされる。そうしてさらにハードディスク 1 2 4 からメモリ 1 2 2 中の R A M に読出されて C P U 1 2 0 により実行される。なお、ネットワーク接続されている場合には、ハードディスク 1 2 4 に格納することなく R A M に直接ロードして実行するようにしてもよい。

30

【 0 0 3 7 】

図 2 および図 3 に示したコンピュータのハードウェア自体およびその動作原理は一般的なものである。したがって、本発明の最も本質的な部分は、概念型情報処理装置をソフトウェアで構成する場合、F D 1 1 6、C D - R O M 1 1 8、ハードディスク 1 2 4 等の記憶媒体に記憶されたソフトウェアである。

40

【 0 0 3 8 】

なお、一般的な傾向として、コンピュータのオペレーティングシステムの一部として様々なプログラムモジュールを用意しておき、アプリケーションプログラムはこれらモジュールを所定の配列で必要な時に呼び出して処理を進める方式が一般的である。そうした場合、当該概念型情報処理装置を実現するためのソフトウェア自体にはそうしたモジュールは含まれず、当該コンピュータでオペレーティングシステムと協働してはじめて概念型情報処理装置が実現することになる。しかし、一般的なプラットフォームを使用する限り、そうしたモジュールを含ませたソフトウェアを流通させる必要はなく、それらモジュールを

50

含まないソフトウェア自体およびそれらソフトウェアを記録した記録媒体（およびそれらソフトウェアがネットワーク上を流通する場合のデータ信号）が実施の形態を構成すると考えることができる。

【0039】

なお、メモリ122は、ROMおよびRAMを含んでおり、ROMには上述した概念型情報処理装置を実現するためのプログラムの少なくとも一部が記憶されており、RAMは、このプログラムの動作のための一時記憶メモリとして動作する。したがって、後に説明する各エージェントまたは概念素子の属性や評価値、各コロニーの属性や評価値は、このRAM（または必要に応じてハードディスク124）に格納される。より厳密には、ROMには、制御プログラムを走らせるためのOS（Operating System）が記憶されており、概念型情報処理装置を実現するためのプログラムは、ハードディスク124からRAMに読み込まれて実行される。

10

【0040】

[概念獲得ネットワークを用いる概念型情報処理装置]

図4は、概念獲得ネットワークを用いる概念型情報処理装置の構成を説明するための概念図である。

【0041】

図4を参照して、概念型情報処理装置は、 N_I 個の入力素子200を備える。たとえば、入力素子200は、外界の状態を知覚するセンサと同数とする。

【0042】

さらに、概念型情報処理装置は、 N_C 個のコロニー210に分けられた N_N 個のエージェント220を備える。ここで、各コロニーには、1個ずつの概念素子222が存在する。

20

【0043】

加えて、概念型情報処理装置は、 N_O 個の出力素子230を備える。例えば、出力素子230は、外界に対する行動数と同数とする。

【0044】

各入力素子は、外界からのセンサ入力に反映された内部状態 U_I （スカラー量）を持つ。

【0045】

各コロニーには、それぞれ多数の中間層エージェント220が存在する。なお、後に説明するように、学習手法として中間層エージェントを選択単位とする遺伝的アルゴリズムを用いる場合、各コロニーは、限界個体数（動的離隔が起こる基準）を持つ。または、学習手法として、コロニーを選択単位とする遺伝的アルゴリズムを用いる場合、コロニー自らの累積評価値 U_C を持つ。

30

【0046】

中間層エージェント220は、1)入力素子、2)同一コロニー内の他のエージェント、3)他のコロニーの概念素子の3つを参照できる。一般のNNにおけるニューロンと同様に、各中間層エージェント220は、その属性として、接続先と接続強度、しきい値 V_{TA} を持つ。参照先の値と重み（接続強度）、自らのしきい値に応じて自らの発火（励起、活性化、興奮と同義）の有無が決定される。各中間層エージェント220は、自らの所属するコロニーの概念素子に、発火に対応する出力値を出力できる。各中間層エージェント220は、さらに、その属性として、内部状態 U_A （発火の有無を示すビット量）を有する。また、後に説明するように、学習手法として中間層エージェントを選択単位とする遺伝的アルゴリズムを用いる場合、中間層エージェント220は自らの累積評価 U_C を持つ。

40

【0047】

概念素子222は、発火するしきい値 V_{TC} と、コロニー内の中間層エージェントの出力に反映された内部状態 U_O （発火の有無を示すビット量）を持つ。

【0048】

50

出力素子 230 は、発火するしきい値 V_{TO} と、接続される概念素子 222 の出力が反映された内部状態 U_o (発火の有無を示すビット量) を持つ。出力素子 230 が発火することで出力とする。

【学習のアルゴリズム】

従来の NN のバックプロパゲーション (BP) 学習では、教師信号 (入力に対する正しい出力) に基づいて差分を減らすようにネットワークの荷重やニューロンのしきい値を変更する事で学習する。これに対して、以下に説明するとおり、遺伝的アルゴリズム (GA) や DS - GA による学習では、入出力に対して評価 (例えば、その出力が正解か不正解か) をするのみで、教師信号は必要ない。

【0049】

(コロニーを選択単位とした DS - GA による学習)

図 5 は、概念型情報処理装置に対するコロニーを選択単位とした DS - GA による学習手法を説明するためのフローチャートである。

【0050】

図 5 を参照して、まず、以下のような初期設定の処理が行われる (ステップ 100)。

すなわち、CPU 120 は、各コロニーの評価値 $U_c(i; j)$ (i は、コロニーを識別し、 j は処理経過を示すステップ数を表す) 等の値を初期化する。 $U_c(i; 0)$ がコロニー i に対する初期値を表す。

【0051】

さらに、コロニーの個数 N_c は、初期値 N_1 に設定され、総数 N_N 個のエージェントが、各コロニーに分配される (ステップ S102)。なお、特に限定されないが、各エージェントの属性 (接続先と接続強度、しきい値 V_{TA}) については、この際にランダムに生成させることができる。 i 番目のコロニーに含まれる中間エージェントの組の個数を $N_{ant}(i)$ と表す。

【0052】

さらに、初期設定として、変数 N_L の値が、1 に設定される (ステップ S104)。

続いて、各エージェントは、以下に説明するような行動と相互作用を行なう。

【0053】

まず、学習データが入力素子 200 に与えられる (ステップ S106)。

続いて、出力素子 230 に出力された値が正解であるか否かが判断される (ステップ S108)。

【0054】

出力素子 230 に出力された値が正解 (正の評価) である場合には、正解である出力素子 k に、正の荷重で出力する概念素子を持つコロニー i (正の評価) と、負の荷重で出力する概念素子を持つコロニー j (負の評価) との評価値を以下のとおり減衰率 で更新する (ステップ S110)。

【0055】

$$U_c(i; N_L) = U_c(i; N_L - 1) + V_1 \quad (\text{正の評価})$$

$$U_c(j; N_L) = U_c(j; N_L - 1) - V_2 \quad (\text{負の評価})$$

ここで、 V_1 、 V_2 は所定の定数である。

【0056】

一方、出力素子 230 に出力された値が不正解 (負の評価) である場合には、不正解である出力素子 k に、負の荷重で出力する概念素子を持つコロニー i (正の評価) と、正の荷重で出力する概念素子を持つコロニー j (負の評価) との評価値を、ステップ S110 と同様に以下のとおり減衰率 で更新する (ステップ S120)。

【0057】

$$U_c(i; N_L) = U_c(i; N_L - 1) + V_1 \quad (\text{正の評価})$$

$$U_c(j; N_L) = U_c(j; N_L - 1) - V_2 \quad (\text{負の評価})$$

続いて、変数 m の値を 2 とした (ステップ S112) 後に、以下の処理を行なう (ステップ S114)。

10

20

30

40

50

【 0 0 5 8 】

1) 直前のステップで正の評価を受けたコロニーに、正の荷重で出力する概念素子を持つコロニー p (正の評価)と、負の荷重で出力する概念素子を持つコロニー q (負の評価)との評価値の更新、または、

2) 直前のステップで負の評価を受けたコロニーに、負の荷重で出力する概念素子を持つコロニー p (正の評価)と、正の荷重で出力する概念素子を持つコロニー q (負の評価)との評価値の更新を以下の式により減衰率 m で行なう。

【 0 0 5 9 】

$$Uc(p;NL)=Uc(p;NL-1)+ mV1(正の評価)$$

$$Uc(q;NL)=Uc(q;NL-1)- mV2(負の評価)$$

10

続いて、全てのコロニーについて、評価値の更新が行われた否かの判断が行われ(ステップS116)、未更新のコロニーがある場合は、 m の値を1だけインクリメントして(ステップS118)処理はステップS114に復帰する。一方、全てのコロニーについて評価値の更新が行われている場合、処理はステップS130へ移行する。

【 0 0 6 0 】

(コロニーの動的離隔)

ステップS130においては、CPU120は、コロニーのうちで評価の累積が第1の基準値を超えたものがあるか否かを判断し、基準値を超えたコロニーがある場合は、そのコロニーについて動的離隔処理を行なう(ステップS132)。動的離隔処理では、コロニーが分裂(同じコロニーの複製)することにより、2つのコロニーに離隔される。

20

【 0 0 6 1 】

さらに、ステップS134においては、CPU120は、コロニーのうちで評価の累積が第2の基準値を下回るものがあるか否かを判断し、基準値を下回るコロニーがある場合は、そのコロニーを消滅させる(ステップS136)。

【 0 0 6 2 】

なお、コロニーの総数が一定となるような制約(例えば、評価の合計をコロニー数に反比例させるなど)を加えても良い。

【 0 0 6 3 】

さらに、変数 N_L の値が、1だけインクリメントされ(ステップS138)、変数 N_L の値が、試行回数 N 以下の場合は(ステップS148)、処理はステップS106に復帰する。一方、変数 N_L の値が、試行回数 N を超える場合は、処理は終了する。

30

【 0 0 6 4 】

以上のような処理により、1つのコロニー内のエージェントは、1つの概念素子からの出力に基づいて評価値が更新されることになるため、外部からの学習データについて、各コロニー(各概念素子)が、1つの概念に相当するように動的離隔が行われていく。

【 0 0 6 5 】

(実施の形態1の変形例1)

以上の説明では、各コロニーは動的に離隔されるようなDS-GAにより学習が行われるものとした。ただし、コロニーの選択については、従来の遺伝的アルゴリズムを用いることも可能である。

40

【 0 0 6 6 】

図6は、このような実施の形態1の変形例1の学習手法を説明するためのフローチャートである。

【 0 0 6 7 】

図6においては、ステップS100～ステップS116までの処理については、原則として、図5に示した実施の形態1と同様の処理が行われる。ただし、ステップS104では、変数 N_L の他に、時間変数 t についても初期化される。

【 0 0 6 8 】

その上で、ステップS116の後に行われるステップS140では、変数 N_L の値が、1だけインクリメントされ、かつ時間 t が t_c だけインクリメントされる。

50

【 0 0 6 9 】

時間 t が所定の時間 T_0 以上である場合は、コロニーは、ルーレット選択などの一般的な GA のアルゴリズムを用いて、より高い評価を受けるコロニーのみが選択されるように選択され (ステップ S 1 4 4)、時間 t がリセットされて (ステップ S 1 4 6) 処理はステップ S 1 4 8 に移る。

【 0 0 7 0 】

一方、時間 t が所定の時間 T_0 未満である場合は、変数 N_L の値が、試行回数 N 以下の場合は (ステップ S 1 4 8)、処理はステップ S 1 0 6 に復帰する。一方、変数 N_L の値が、試行回数 N を超える場合は、処理は終了する。

【 0 0 7 1 】

(実施の形態 1 の変形例 2)

実施の形態 1 では、各コロニーが評価値を有し、学習の各ステップでこの各コロニーの評価値が更新されることで、コロニーが動的離隔・消滅をするという構成であった。

【 0 0 7 2 】

しかしながら、各中間エージェントが評価値を有し、学習の各ステップでこの各中間エージェントの評価値が更新されることで、中間エージェントが分裂または消滅し、各コロニーは、コロニー内の中間エージェントの個数に応じて動的離隔・消滅をするという構成も可能である。

【 0 0 7 3 】

図 7 は、このような実施の形態 1 の変形例 2 の学習手法を説明するためのフローチャートである。

【 0 0 7 4 】

図 7 を参照して、まず、以下のような初期設定の処理が行われる (ステップ 1 0 0)。

すなわち、CPU 1 2 0 は、各中間エージェントの評価値 $U_e(i; j)$ (i は、中間エージェントを識別し、 j は処理経過を示すステップ数を表す) 等の値を初期化する。 $U_e(i; 0)$ が中間エージェント i に対する初期値を表す。

【 0 0 7 5 】

さらに、中間エージェントの個数 N_c は、初期値 N_1 に設定され、総数 N_N 個の中間エージェントが、各コロニーに分配される (ステップ S 1 0 2)。この場合も、特に限定されないが、各エージェントの属性 (接続先と接続強度、しきい値 VTA) については、この際にランダムに生成させることができる。 i 番目のコロニーに含まれる中間エージェントの組の個数を $N_{agnt}(i)$ と表す。

【 0 0 7 6 】

さらに、初期設定として、変数 N_L の値が、1 に設定される (ステップ S 1 0 4)。

続いて、各中間エージェントは、以下に説明するような行動と相互作用を行なう。

【 0 0 7 7 】

まず、学習データが入力素子 2 0 0 に与えられる (ステップ S 1 0 6)。

続いて、出力素子 2 3 0 に出力された値が正解であるか否かが判断される (ステップ S 1 0 8)。

【 0 0 7 8 】

出力素子 2 3 0 に出力された値が正解 (正の評価) である場合には、出力素子と結合する各コロニーで、正解である出力素子 k に、正の荷重で出力する概念素子に正の荷重で出力するエージェント i (正の評価) と、負の荷重で出力するエージェント j (負の評価) との評価値が減衰率 α で以下のとおり更新される (ステップ S 1 1 0)。

【 0 0 7 9 】

$$U_e(i; N_L) = U_e(i; N_L - 1) + V_3 \quad (\text{正の評価})$$

$$U_e(j; N_L) = U_e(j; N_L - 1) - V_4 \quad (\text{負の評価})$$

ここで、 V_3 、 V_4 は所定の定数である。

【 0 0 8 0 】

一方、出力素子 2 3 0 に出力された値が不正解 (負の評価) である場合には、出力素子

10

20

30

40

50

と結合する各コロニーで、不正解である出力素子 k に、負の荷重で出力する概念素子に正の荷重で出力するエージェント i (正の評価) と、負の荷重で出力するエージェント j (負の評価) との評価値が減衰率 α で以下のとおり更新される (ステップ S 1 2 0)。

【 0 0 8 1 】

$$Ue(i;N_L)=Ue(i;N_L-1)+ \alpha V3 \quad (\text{正の評価})$$

$$Ue(j;N_L)=Ue(j;N_L-1)- \alpha V4 \quad (\text{負の評価})$$

続いて、変数 m の値を 2 とした (ステップ S 1 1 2) 後に、以下の処理を行なう (ステップ S 1 1 4)。

【 0 0 8 2 】

1) 直前のステップで各コロニーで正の評価を受けたエージェントに、正の荷重で出力するエージェント p (正の評価) と、負の荷重で出力するエージェント q (負の評価) との評価値の更新、または、

2) 直前のステップで各コロニーで負の評価を受けたエージェントに、負の荷重で出力するエージェント p (正の評価) と、正の荷重で出力するエージェント q (負の評価) との評価値の更新を以下の式により減衰率 α^m で行なう。

【 0 0 8 3 】

$$Ue(p;NL)=Ue(p;NL-1)+ \alpha^m V3 \quad (\text{正の評価})$$

$$Ue(q;NL)=Ue(q;NL-1)- \alpha^m V4 \quad (\text{負の評価})$$

続いて、全ての中間エージェントについて、評価値の更新が行われた否かの判断が行われ (ステップ S 1 1 6)、未更新の中間エージェントがある場合は、 m の値を 1 だけインクリメントして (ステップ S 1 1 8) 処理はステップ S 1 1 4 に復帰する。一方、全ての中間エージェントについて評価値の更新が行われている場合、処理はステップ S 1 3 0 へ移行する。

【 0 0 8 4 】

(エージェントの分裂と消滅)

ステップ S 1 3 0 においては、CPU 1 2 0 は、中間エージェントのうちで評価の累積が第 3 の基準値を超えたものがあるか否かを判断し、基準値を超えた中間エージェントがある場合は、その中間エージェントについて分裂を行なう (ステップ S 1 3 2)。このとき、各エージェントは、分裂前の評価値を半分ずつ持つ 2 個体に分裂し、それぞれ遺伝子を引き継ぐ。

【 0 0 8 5 】

さらに、ステップ S 1 3 4 においては、CPU 1 2 0 は、中間エージェントのうちで評価の累積が第 4 の基準値を下回るものがあるか否かを判断し、基準値を下回る中間エージェントがある場合は、その中間エージェントを消滅させる (ステップ S 1 3 6)。

【 0 0 8 6 】

なお、中間エージェントの総数が一定となるような制約 (例えば、評価の合計を中間エージェント数に反比例させるなど) を加えても良い。

【 0 0 8 7 】

(コロニーの動的離隔)

続いて、コロニーの動的離隔処理が行われる (ステップ S 1 3 7)。動的離隔処理では、コロニー内の中間エージェント数が所定の限界数を超えていた場合には、コロニーが分裂することにより、1 つのコロニー内に存在するエージェントは、2 つのコロニーに離隔される。ただし、2 つのコロニーの個体数の差は、たとえば、1 以下とする。なお、このときコロニーをランダムに消滅させてもよい。

【 0 0 8 8 】

さらに、変数 N_L の値が、1 だけインクリメントされ (ステップ S 1 3 8)、変数 N_L の値が、試行回数 N 以下の場合には (ステップ S 1 4 8)、処理はステップ S 1 0 6 に復帰する。一方、変数 N_L の値が、試行回数 N を超える場合は、処理は終了する。

【 0 0 8 9 】

以上のような処理によっても、1 つのコロニー内のエージェントは、1 つの概念素子が

10

20

30

40

50

らの出力に基づいて評価値が更新されることになるため、外部からの学習データについて、各コロニー（各概念素子）が、1つの概念に相当するように動的離隔が行われていく。

【0090】

さらに、図7に示した実施の形態1の変形例2において、ステップS130～ステップS136までのエージェントの分裂・消滅の代わりに、一般的な遺伝アルゴリズムと同様に、一定の単位時間毎に、中間層エージェントは、より高い評価を受ける中間層エージェントのみが選択されるように、ルーレット選択などの一般的なGAのアルゴリズムを用いて選択される構成としてもよい。

【0091】

今回開示された実施の形態はすべての点で例示であって制限的なものではないと考えられるべきである。本発明の範囲は上記した説明ではなくて特許請求の範囲によって示され、特許請求の範囲と均等の意味および範囲内でのすべての変更が含まれることが意図される。

【図面の簡単な説明】

【0092】

【図1】本発明の概念型情報処理装置の概念を説明するための概念図である。

【図2】コンピュータ10の外観を示す図である。

【図3】コンピュータ10の構成をブロック図形式で示す図である。

【図4】概念獲得ネットワークを用いる概念型情報処理装置の構成を説明するための概念図である。

【図5】概念型情報処理装置に対するコロニーを選択単位としたDS-GAによる学習手法を説明するためのフローチャートである。

【図6】な実施の形態1の変形例1の学習手法を説明するためのフローチャートである。

【図7】な実施の形態1の変形例2の学習手法を説明するためのフローチャートである。

【図8】従来の砂時計型NNの構成を示す概念図である。

【符号の説明】

【0093】

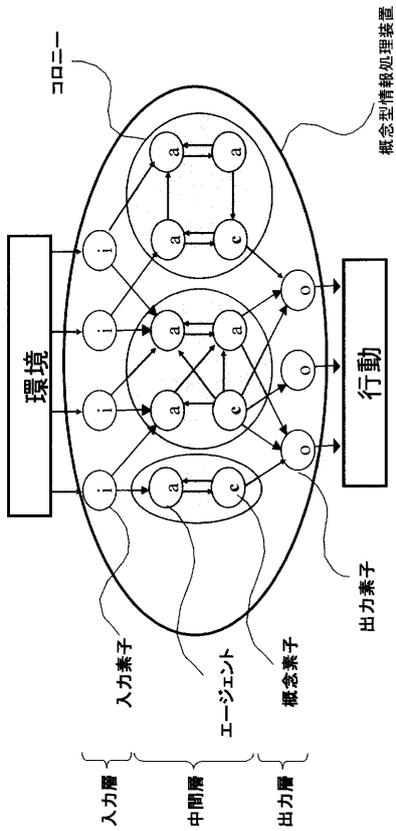
10 コンピュータ、102 コンピュータ本体、104 ディスプレイ、106 FDドライブ、108 CD-ROMドライブ、110 キーボード、112 マウス、118 CD-ROM、120 CPU、122 メモリ、124 ハードディスク、128 通信インタフェース。

10

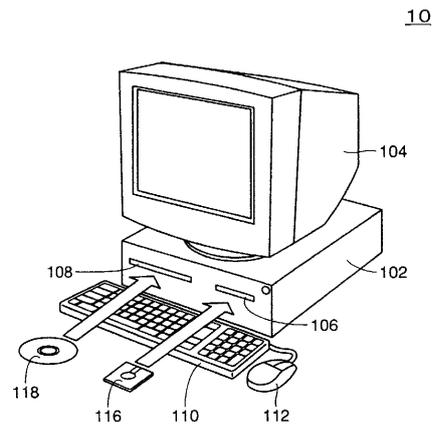
20

30

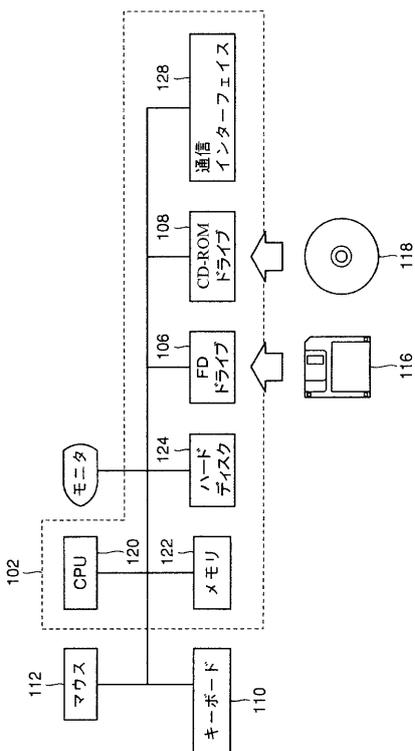
【図1】



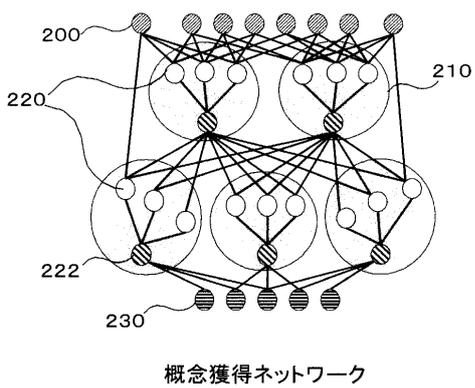
【図2】



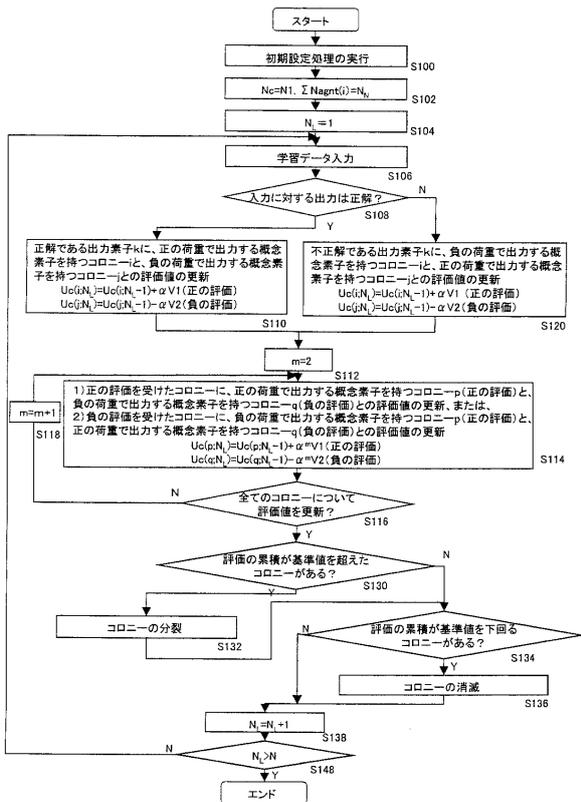
【図3】



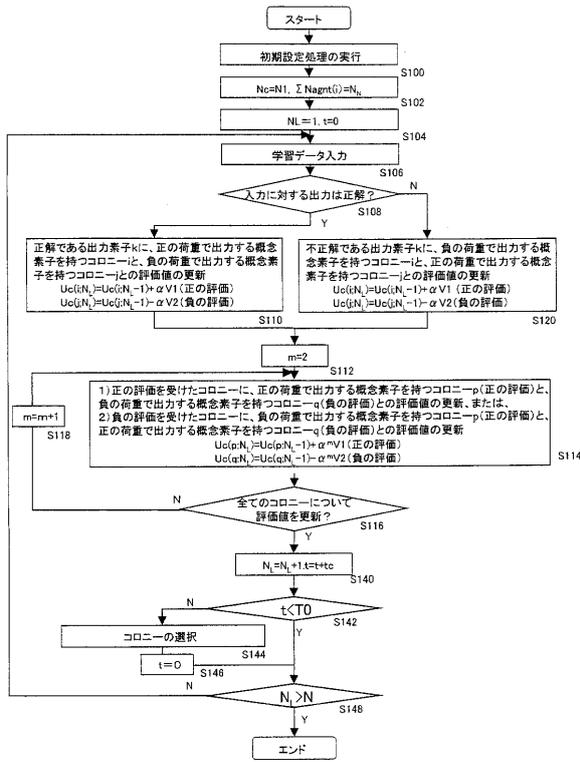
【図4】



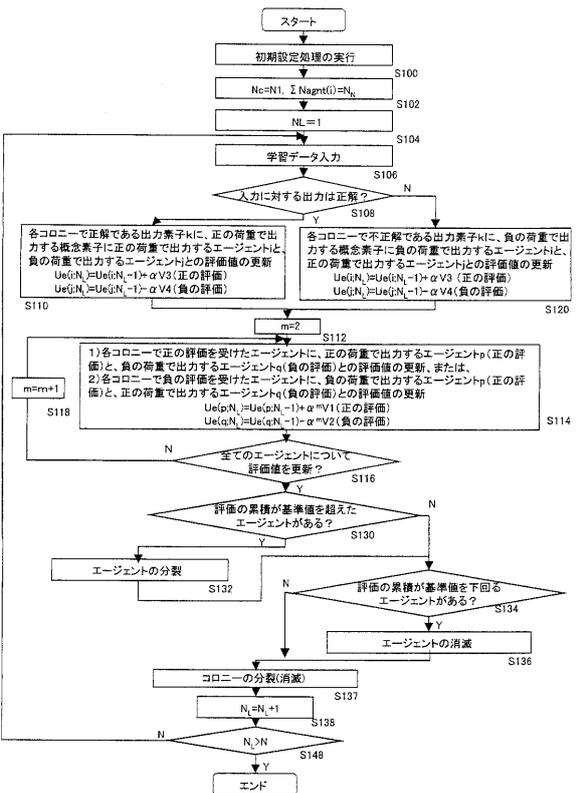
【図5】



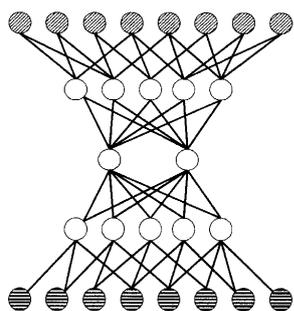
【図6】



【図7】



【図8】



フロントページの続き

- (74)代理人 100098316
弁理士 野田 久登
- (74)代理人 100109162
弁理士 酒井 將行
- (72)発明者 松井 博和
三重県安芸郡河芸町大字上野 1 4 9
- (72)発明者 中山 功一
京都府相楽郡精華町光台二丁目 2 番地 2 株式会社国際電気通信基礎技術研究所内
- (72)発明者 下原 勝憲
京都府相楽郡精華町光台二丁目 2 番地 2 株式会社国際電気通信基礎技術研究所内

審査官 長谷川 篤男

- (56)参考文献 特開平 0 6 - 3 4 8 6 7 6 (J P , A)
安居院 猛、高木 淳司、長橋 宏、遺伝的アルゴリズムを用いたマルチモジュールニューラルネットワークの構造学習，電子情報通信学会ソサイエティ大会講演論文集，社団法人電子情報通信学会，1995年 9月 5日，第13頁
中山 功一、松井 博和、野村 由司彦，動的離隔型GA (DS - GA) の提案，情報処理学会論文誌，社団法人情報処理学会，2002年11月15日，第43巻，第95-109頁
望月 正幸、大隈 智春、梶浦 正浩、安西 祐一郎，モジュールの追加に適したマルチモジュール連想ネットワークの提案，電子情報通信学会技術研究報告，日本，社団法人電子情報通信学会，1994年 4月22日，Vol . 9 4 No . 1 5 ，第63-70頁
中山 功一、下原 勝憲、片井 修，「概念を獲得する知能ネットワークシステム (INS) の提案」，MYCOM2003資料，2003年 5月26日，第95-102頁，URL ，<http://www2.aife.cs.is.nagoya-u.ac.jp/mycom2003/proceedings/6-1-nakayama.pdf>

(58)調査した分野(Int.Cl. , DB名)

G 0 6 N 3 / 0 0
J S T P l u s (J D r e a m I I)
I E E E X p l o r e