解説

ニューラルネットワーク最新事情(5): 脳型コンピュータに向けて[†]

萩原 将文*

1. はじめに

これまでの本特集.

- 1) ニューラルネットワーク概論
- 2) ニューラルネットワークの数理
- 3) 脳科学からの概説-神経回路の実態と特性
- 4) こころの情報処理に学ぶ新たなVLSIプロセッサにて、概論、数理、脳科学、実装の面からの解説をいただいた。本稿は特集の最終回ということで、脳型コンピュータに向けての総合的な解説と今後の展望を述べる。

情報系で残されている大きなチャレンジは、脳機能の工学的実現であろう。日本のお家芸ともなっているロボットを見ても、その姿や正確で柔軟な動きなどは人間に相当近づいている。脳型コンピュータをめざす方向の研究も着実に行われている[1-2]。また、情報論的学習理論や機械学習[3]など、近年の学習理論はめざましく発展している。しかしながら、自律的で知的なロボット脳の実現には至っていない。

以前よりロボット産業が自動車産業に匹敵するようになるという予測があるが、そのキーは頭脳部にあると考えられる。その知的レベルが一定の水準に達すると、介護ロボットや家事ロボット、秘書ロボットなどに加え、ロボットの形をしていない通常のさまざまなインタフェースも質的に大幅に変わる。携帯電話やWebなど、数十年前の夢のいくつかは実現している。二足歩行ですら70年代には、「鉄でできた機械で二足歩行は不可能」とも言われていた。脳型コンピュータの実現は、現在は夢に近いようにも思われるかもしれないが、基盤となるさまざまな技術はかなり揃っていると考えられる。

脳型コンピュータの研究には、単一の研究分野のみからのアプローチでは不可能である。少なくとも、図1に示すような情報工学、半導体工学、認知科学、心理



図1 脳型コンピュータへのアプローチ

学,脳科学,生理学からのアプローチは不可欠と思われる。本稿では、特に認知科学と工学からのアプローチに焦点をあてる。なお、いくつかの切り口での解説を試みているため、文献の紹介は文脈に応じた箇所となっている。

2. 認知科学からのアプローチ

2.1 コネクショニストモデル

認知科学(Cognitive science)は、情報処理の観点から知能の本質や知的なシステムを理解しようとする研究分野である。心理学、人工知能、言語学、神経科学、哲学などの学際領域でもある。

日本認知科学会では、2003年に「高次認知機能の創発とコネクショニストモデル」(認知科学の分野では、ニューラルネットワークはコネクショニストモデルと呼ばれる。)の特集が組まれ、その内容が書籍として刊行されている[4]。

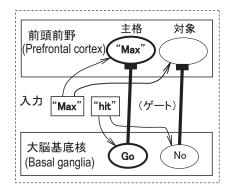
他の成書として、文献[5]は書名の通り、ニューロサイエンスやニューラルネットワーク、脳科学の基礎から、知覚、記憶、言語、高次認知機能まで広い範囲の解説があり、さらにコンピュータ実習もサポートされている。文献[6]は日本語でしかもイラストが多く用いられており、大変わかりやすいテキストである。

認知科学の分野では、最近はfMRI解析などによる 脳科学的なアプローチが盛んになっている。文献[7, 8]では、生物学的な知見に基づく高次認知機能のモデ ルが提案されている。前頭前野での活性をロバストに

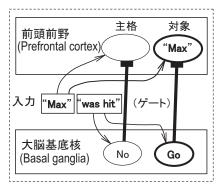
2011/2

[†] Toward brain-style computer Masafumi HAGIWARA

^{*} 慶應義塾大学理工学部情報工学科 Faculty of Science and Technology, Keio University



(a)能動的文脈



(b) 受動的文脈

図2 前頭前野と大脳基底核モデル

管理し、かつ必要に応じて迅速に更新することは重要である。このような機能は動的なゲート機能で実現できると主張している。

図2にその例を示す。同図(a)では、動詞"hit"から 文脈は能動的と判断され、大脳基底核(Basal ganglia) からGo(更新)指令が発生し、前頭前野(Prefrontal cortex)にて、主格として"Max"が採用される。同図 (b)はその逆である。動詞"was hit"から文脈は受動的 と判断され、大脳基底核から対象として"Max"を採用 するような信号が発せられる。

大脳基底核によるメカニズムは、ドーパミン(神経 伝達物質の一種で、快の感情、意欲、学習などに関わ ると言われている)による作用に近く、ゲート作用に 比べると長い時定数で働くと主張している.動的な ゲート機能は、これに比べると高速に動く. 同文献で はさらに前頭前野と大脳基底核での学習モデルとし て、作業記憶モデルの詳細な説明がなされている.

脳のモデリングも高次機能に近づくと、制御機能が必要となり、このようなゲート機能あるいは論理演算に近いような処理が必要になると考えられる。このような機能の必要性が脳科学的な研究からも示唆されているのが、近年の特徴の一つである。

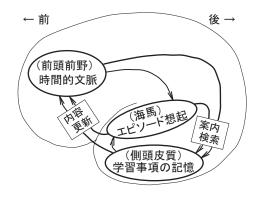


図3 前頭前野,海馬,側頭皮質モデル

他の領野を考慮したものとして、図3に示すような、

- · Prefrontal cortex(前頭前野) 時間的文脈
- · Hippocampus(海馬)
- エピソード想起
- ・Temporal cortex (側頭皮質) 学習事項の記憶の3部位からなるモデルが提案されている[9].

側頭皮質の活動は学習事項の特徴を表現し,前頭前野での時間的な文脈の表現を変える。海馬は両領域からの入力を受け取り,エピソードの記憶が行われる.

機械学習の分野で盛んに研究されているベイズ的ア プローチが、認知科学においても注目されている [10].

2.2 言語情報処理 -認知科学的なアプローチー

知識情報処理としては、言語の扱いが重要なポイントとなる。ここでは、コネクショニストモデル言語処理をいくつか紹介する。

2.2.1 LISAモデル

Hummel[11, 12]らは事象間の関係の推論と一般化をめざし、シンボル操作とコネクショニストモデルを組み合わせた大変興味深いモデルを提案している。例えば、

"太郎は花子が好き"

のような関係をニューラルネットワーク型で表現する ことは難しくない. ところが,

"「太郎は花子が好き」ということを花子は知っている"

を表現しようとするとどうなるであろうか、さらに、

"「『太郎は花子が好き』ということを花子が知っている」ことを次郎は知っている"

のように入れ子が多重になったらどうなるであろうか。Hummelらはシンボル処理をうまく組み合わせることにより上記のような複雑な関係を表現する構造を提案している。

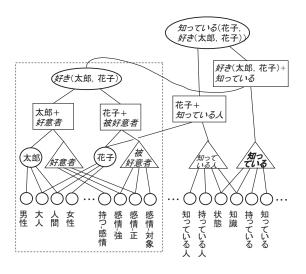


図4 スキーマと類推を用いた学習・推論モデル

図4において、波線内が"太郎は花子が好き"を表し、図全体で、"「太郎は花子が好き」ということを花子は知っている"を表している。それぞれ最下層は意味特徴や関係役割を表すノードである。例えば"太郎"は"男性"、"大人"、"人間"という意味特徴から表現されている。次の層の大きい円は"太郎"などのオブジェクトを、三角は"好意者"などの関係を表す。次層の四角形は、"太郎+好意者"などの小命題を表す。下から4層目で"太郎は花子が好き"という命題を表している。波線の外側では、同様にして"知っている人(knower)"と"知っている(known)"の定義があり、それらを利用して"花子+知っている人"、"好き(太郎、花子)+知っている"が表現されて、最終的に最上層で"「太郎は花子が好き」ということを花子は知っている"が表現されている。

なお本モデルは、LISA(Learning and Inference with Schemas and Analogies)と名付けられており、スキーマと類推を用いた学習や推論を行なうことができ、2つの論文で合わせて80ページを超える分量で、詳しい説明や議論が行なわれている。また付録には詳しい学習式やパラメータ、用いた文例などが記されている。

2.2.2 DISPARモデル

Miikkulainenらは、スクリプト(典型的な状況で、 人間が想起する一連の手続きを表現する方法)で表現 できる文章を、記憶・想起できるモデルを提案してい る[13, 14].

図 5 にDISPAR (DIStributed PARaphraser)の構成を示す。 4 つのモジュールとLexicon(単語のベクトル

表現のための辞書)からなる。図の上側2つのストーリ読込ネットワークで文章は単語毎に読み込まれ、各単語は分散表現される。下側2つのストーリ言換ネットワークでは、その逆の処理により文章を生成することができる。各モジュールは、中間層の出力を次時刻の入力に用いることにより時系列の記憶ができるエルマン型のリカレントネットワーク[15]からなる。バックプロパゲーション学習則を用いているという点でやや新鮮さに欠けるようではあるが、スクリプトの記憶と一般化ができるというユニークな特徴を有している。

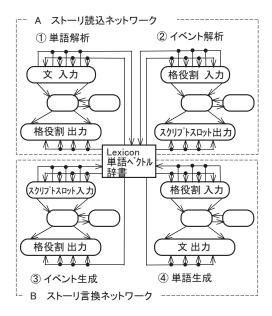
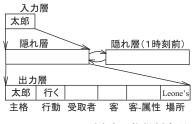


図5 DISPARの構成



(a) 文の格役割表現

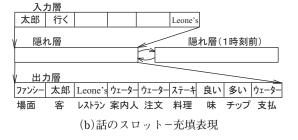


図6 DISPARによるスクリプトの処理モデル

2011/2

図5の①の単語解析ネットワークでは、格に基づいた文章の学習が行われる。図 6(a) に、"太郎がLeone's(レストランの名前)へ行く"という文章を学習する例を示す。入力層には最初の単語である"太郎"が与えられ、文章の内容に対応するように格の役割の学習が行われる。この場合は、動作主は"太郎"、行動は"行く"、場所は"Leone's"である。

図5の①のネットワークでの学習された出力層の内容は、次の②のイベント分析ネットワークの入力となり、さらに詳細な学習が行われる。図6(b)に示すように、スクリプトに対応するいくつかのスロットがあり、それらに適切な内容が入るように学習が行われる。ここでは、場面が"ファンシー"、客は"太郎"、レストランは"Leone's"、席への案内は"ウェーター"、料理は"ステーキ"、などの学習が行われる。

図5③, ④のネットワークは, 以上のネットワーク の逆の学習が行われ, いわば状況からイベントの内容 が想起できるようになっている.

なおエルマンネットのような中間層の内容のコピーを用いない新しいネットワークが提案されている [16.17].

2.2.3 概念のローカル表現と分散表現

概念,あるいは知識の表現は重要である。ニューラルネットワークにおける知識表現としては、ローカル表現と分散表現がある。ローカル表現は、例えば図4に示されるように、"太郎"、"男性"などの概念が一つのニューロンで表現されている。

2.2.2 でのDISPARモデルでは、図5中央部のLexicon-単語ベクトル辞書-にて、複数ニューロンの発火パターンによって表現された概念が管理されている。これが分散表現である。

概念の分散表現は、脳との類似性以外にも、故障に対してロバストであり、パターンによって概念の類似性の表現が可能など、工学的にも有利な点が多い。文献[18]では、ニューラルネットワークのための単語間の関連情報を用いた単語のベクトル化の手法が提案されている。

2.3 人工知能的なアプローチ

二種類の優れたサーベイ論文がある。一つは, [19, 20]であり, 特にロボット関連の優れた文献が紹介されている。

文献[21]ではAIの代わりにartificial general intelligence (AGI) という用語が用いられ、図 7 に示すように認知(知的) アーキテクチャは 3 種類に分類され、多くの優れた文献が紹介されている。

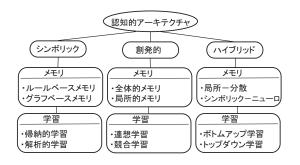


図7 認知(知的)アーキテクチャの三分類

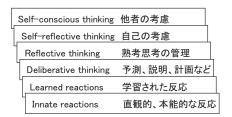


図8 6層からなる「心」システム

2.3.1 シンボリックなアプローチ

まずシンボリックなアプローチでは、高次のシンボルや宣言的知識を用い、トップダウン的で解析的ないわゆる伝統的な人工知能に基づいている。

文献[22]では、マルチエージェントを用いて日常的な常識を扱っている。「心」システムは図に示すように6層からなり、層間での並列的なコミュニケーションが行われる。

2.3.2 創発的なアプローチ

創発的なアプローチは、低次のニューロンのような 処理要素がネットワーク構造をなし、ボトムアップ的 な処理を行うという、ニューラルネットワークによる 方法である。連想機能や自己組織化などが重要とな る。

2.3.3 ハイブリッドなアプローチ

ハイブリッドな方法は,文字通り人工知能および ニューラルネットワーク的な手法を融合するアプロー チである.

3. 工学からのアプローチ

人間の五感には言うまでもなく、視覚、聴覚、嗅覚、触覚、味覚がある.特に重要な情報処理としては、視覚情報処理と言語の情報処理、そして人間性などにも関係する感性情報処理があると考えられる.こ

こでは、特に視覚情報処理と言語情報処理について述べた後、脳型コンピュータへ向けたいくつかのアプローチを示す.

3.1 視覚情報処理

ニューラルネットワークを用いた視覚情報処理の研究は歴史があり、言語情報処理に比べると多くの研究がなされてきた。 先駆的な研究として、ネオコグニトロン [23] がある。 これは、単純型細胞層と複雑型細胞層の階層から構成される多層構造ニューラルネットワークである。

近年では、HONDA Research Institute Europeの Körner[24]ら、MITのPoggio[25]らが、入力で線分情報検出にGaborフィルタを用い、ネオコグニトロン型の構造を有する物体認識ネットワークを提案している。Körnerらはさらに、大脳新皮質のトップダウンとボトムアップの双方向処理を行なうカラム構造からなるモデルの提案を行なっている。視覚野のV1、V2、ITなどを詳細にモデル化したシミュレーションを行なっている[26]。

Poggioらの物体認識ネットワーク[24]の構造は、ネオコグニトロンと良く似ている。入力画像はグレースケールに変換され、S1層(Sは単純型細胞層の意味)でサイズの異なるGaborフィルタを通る。これは、V1(第一次視覚野)の単純型細胞の特性を模擬するものであり、画像の局所的な濃淡情報を取り出す。次のC1層(Cは複雑型細胞層の意味)では、大きさの異なるセルをオーバーラップさせながら、位置ずれや大きさの変動に対してロバストな物体の検出を行う。S2層は主にRBF(Radial basis function)ユニットからなり、それぞれのユニットに適する入力に反応する。

ハードウェア化に関して岩田らは、低電力化のためにパルス幅変調(PWM)とデジタル回路の混成から成る階層型の物体認識LSIの実装を行なっている[27].

3.2 言語情報処理 -工学的なアプローチー

菅野先生の言語コンピュータに関する解説[28]は必読であろう。選択体系機能言語学という言語学に基づく計算論的理解モデルや脳内の理解モデルについての解説が行われている。

Sagaraら[29]は、自然言語の文書から知識を学習し、想起と推論を行う言語処理ニューラルネットワークを提案している。図9にそのネットワーク構造を示す

自然言語の文が入力されると、まず前処理として、 文の知識への分解と単語の深層格推定が行われる。こ の前処理に基づき、ネットワークが作成される。ネッ



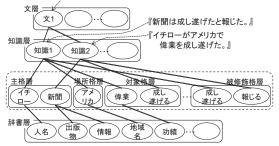


図9 言語処理ニューラルネットワーク

トワークは文層、知識層、10種の深層格からなる深層格層、辞書層から成る。10種の深層格層とは、対象格や場所格などの単語の意味的役割のニューロンが格納される層である。知識層の導入により、複雑な文章の扱いが、深層格層の導入により正確な意味的処理が可能となっている。学習させる文章のみでは、知識量が著しく少ない。そこで、学習文章に含まれない未知の知識を推測できるように、辞書層が導入されている。辞書層では日本語語彙大系[30]が用いられ、単語が属している概念が検索される。このように検索された概念が格納されることで、脳の長期記憶部の役割を果たしている。

ネットワークの学習では、ヘブの学習則に則り、結合を強化する学習が行われる。gooの国語辞書やWikipediaでの文章を入力として用いた実験が行われ、自然言語の文書から知識を学習し、想起と推論が可能なことが示されている。

また文献[31]では、線条体、視床、そして言語野で特に統語に関して重要な部位であるブローカ野に着目した言語処理モデルが提案・検討されている。

3.3 脳型コンピュータへの他のアプローチ

ー杉[32]は、図10に示すBESOM(BidirEctional Self-Organizing Map)モデルという脳型情報処理モデルを提案している。ネオコグニトロン型の構造を利用し、4種類の機械学習のアルゴリズム(自己組織化マップ、ベイジアンネット、独立成分分析、強化学習)が統合されている。特徴として、大脳皮質の主要な解剖学的構造とよく一致している点があげられる。具体的なシミュレーションとして文字認識への応用がある[33]。

文献[34]は、ハンドヘルドコンピュータPalmを開発し大成功を収めた著者によるものである。一般書籍ではあるが、広範な知識と洞察に基づいた非常にわかりやすい説明となっている。その主旨の一つは、記憶による予測である。脳が100ステップ程度で解くこと

2011/2 **103**

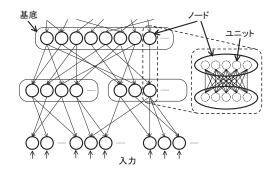


図10 BESOMの構造

ができる問題でも、スーパーコンピュータでは何億、何兆というステップをかけても解けないことが多い. これは脳が問題の答えを「計算」するのではなく、記憶から取り出しているからである、という説を提唱している.

文献[35]は40年に渡り「知能」について研究して来られた第一人者の迫力ある書籍である。言語学、生体の情報処理、文法、言語創生、ニューラルネットワークによる推論、そして知能、と論理が展開されている。ニューラルネットワークを遺語論理との比較を行い、ニューラルネットワークが普遍文法としての述語論理の範囲をほぼカバーしていると述べている。また、ニューラルネットワークの発生・成長・相互結合・学習機能そのものが潜在的な普遍文法であり、ニューラルネットワークで実現された構造は普遍文法に従う言語表現と等価であると説明されている。ニューラルネットワークを基本として人工頭脳をめざす研究の方向に対して、力強い後ろ盾となっている。

4. おわりに

半導体技術の進歩はめざましく、数cm²の面積のシリコンに10億以上のトランジスタを持つプロセッサがすでに実現されている。一方で速度に関しては、脳の動作速度は1秒あたりk(キロ)のオーダーであるのに対し、プロセッサはG(ギガ)のオーダーである。1ニューロンが1トランジスタに匹敵する訳ではないし、ニューロン間の膨大な結合を考慮しなければならない点はあるが、コンピュータで脳機能を模擬することが夢物語ではない時代に入っていることは事実である[36]。

脳といわゆる計算機であるコンピュータは、その目的や動作原理が大きく異なる。精密でしなやかな動きが可能なロボットに残されている大きな課題は、頭脳部である。脳を模擬するニューラルネットワークはその筆頭候補である。そこで解決しなければならない重

要なテーマは、知識表現と時間の扱いであろう。また 想起や発想などは、カオスに代表される非線形ダイナ ミクスの適用が重要な鍵を握っていると考えられる。

世界に目を向けると、少子化、高齢化が進んでいる 国は多い。知的機能を持つ頭脳を備えたロボットの開 発は、工学のみならず社会へのさまざまな面で大きな 貢献となろう。

参考文献

- [1] 甘利俊一編著: 脳型コンピュータの実現に向けて, サイエンス社, 2003.
- [2] 理化学研究所脳科学総合研究センター編:脳研究の最前線(上・下),講談社,2007.
- [3] C. M. ビショップ:パターン認識と機械学習(上・下) ーベイズ理論による統計的予測,シュプリンガー・ ジャパン株式会社,2007,2008.
- [4] 都築誉史, 楠見孝(編著):高次認知のコネクショニストモデルーニューラルネットワークと記号的コネクショニズム, 共立出版, 2005.
- [5] R.C.O' Reilly, Y.Munakata, Computational Explorations in Cognitive Neuroscience: Understanding of the Mind by Simulating the Brain, Cambridge, MIT Press, 2000.
- [6] 村上郁也編: イラストレクチャー認知神経科学, オーム社, 2010.
- [7] R.C.O' Reilly, Biologically based computational models of high-level cognition, *Science*, 314, pp.91-94, 2006
- [8] M.J.Frank, R.C.O' Reilly, Making working memory work: A computational model of learning in the prefrontal cortex and basal ganglia, *Neural Computation*, 18, pp.283-328, 2006.
- [9] S.M.Polyn and M.J.Kahana, Memory search and the neural representation of context, *Trends in Cognitive Sciences*, vol.12, no.1, pp.24-30, 2008.
- [10] 中村國則:認知科学におけるベイズ的アプローチに関する文献の紹介,認知科学,日本認知科学会,16:44,pp.523-529,2009.
- [11] J.Hummel, K.Holyoak, Distributed representations of structure: A theory of analogical access and mapping, Psychological Review, vol.104, no.3, pp.427-466, 1997.
- [12] J.Hummel and K.Holyoak, A symbolic-connectionist theory of relational inference and generalization, Psychological Review, vol.110, no.2, pp.220-264, 2003.
- [13] R.Miikkulainen and M.G.Dyer, A modular neural network architecture for sequential paraphrasing of scriptbased stories. *In proc. IJCNN*, II, pp.49–56, 1989.
- [14] R.Miikkulainen and M.G.Dyer, Natural language processing with modular PDP networks and distributed lexicon, *Cognitive Science*, vol.15, no.3, pp.343-399, 1991.
- [15] J.L.Elman, Distributed representations, simple recurrent networks, and grammatical structure, *Machine Learning*, 7, pp.195-224, 1991.

- [16] H.Jaeger, H.Haas, Harnessing nonlinearity: predicting chaotic systems and saving energy in wireless communication, *Science*, vol.304, no.5667, pp.78-80, 2004.
- [17] W.Maass, T.Natschläger, H.Markram, Real-time computing without stable states: a new framework for neural computation based on perturbations, *Neural Computation*, vol.14, no.11, pp.2531-60, 2002.
- [18] 堀田創, 橘高正薫, 萩原将文: "ニューラルネットワークのための単語間の関連情報を用いた単語のベクトル化", 電気学会論文誌C, vol.130-C, no.1, pp.75-82, 2010.
- [19] D.Vernon, G.Metta, G.Sandini, A survey of artificial cognitive systems: Implications for the autonomous development of mental capabilities in computational agents, *IEEE Transactions on Evolutionary Com*putation, vol.11, no.2, pp.151-180, 2007.
- [20] M.Asada, K.Hosoda et al., Cognitive developmental robotics: A Survey, *IEEE Trans. on Autonomous Mental Development*, vol.1, No.1, pp.12-34, 2009.
- [21] W.Duch, R.J.Oentaryo, M.Pasquier, Cognitive architectures: Where do we go from here?, Frontiers in Artificial Intelligence and Applications, vol.171, IOS Press, pp.122-136, 2008.
- [22] P.Singh, M.Minsky and I.Eslick, Computing commonsense, BT Technology Journal, vol.22, no.4, pp.201-210, 2004.
- [23] K.Fukushima, Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position, *Biological Cybernetics*, vol.36, no.4, pp.193-202, 1980.
- [24] H.Wersing and E.Körner, Learning optimized features for hierarchical models of invariant recognition, *Neu*ral Computation, vol.15, no.7, pp.1559-1588, 2003.
- [25] T.Serre, L.Wolf, S.Bileschi, M.Riesenhuber, and T.Poggio, Robust object recognition with cortex-like mechanisms, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.29, no.3, pp.411-426, 2007.
- [26] S.Schrader, M.Gewaltig, U.Körner, E.Körner, Cortext: A columnar model of bottom - up and top - down processing in the neocortex, *Neural Networks*, vol.22, pp.1055 - 1070, 2009.

- [27] K.Korekado, T.Morie, O.Nomura, T.Nakano, M.Matsugu and A.Iwata, An image filtering processor for face/object recognition using merged/mixed analog digital architecture, *IEEE Symp. VLSI Circuits Dig. Tech. Papers*, pp. 220-223, 2005.
- [28] 菅野道夫,脳型コンピューティングにおけるテクスト理解,知能と情報,vol.17, no.1, pp.19-28, 2005.
- [29] T.Sagara and M.Hagiwara, Natural language processing neural network for recall and inference, *Interna*tional Conference on Artificial Neural Networks, LNCS 6354, pp.286-289, 2010.
- [30] 白井諭,大山芳史,池原悟,宮崎正弘,横尾昭男,日本語語彙大系について,情報処理学会研究報告,IM,98, No.106, pp.47-52, 1998.
- [31] P.F.Dominey, T.Inui, and M.Hoen, Neural network processing of natural language: II. Towards a unified model of corticostriatal function in learning sentence comprehension and non-linguistic sequencing, *Brain & Language*, vol. 109, pp.80-92, 2009.
- [32] 一杉裕志, 大脳皮質のアルゴリズムBESOM, 産業技 術総合研究所テクニカルレポート, AIST09-J00006, 2009.
- [33] H.Hasegawa and M.Hagiwara: "Visual shape recognition neural network using BESOM model," *International Conference on Artificial Neural Networks*, LNCS 6354, pp.102 105, 2010 09.
- [34] ジェフ・ホーキンス, 伊藤文英訳, 考える脳 考える コンピュータ, ランダムハウス講談社, 2005.
- [35] 大須賀節雄, 言語と知能, オーム社, 2010.
- [36] M.Versace, B.Chandler, The brain of a new machine, *Spectrum*, IEEE, vol.47, Issue.12, pp.30-37, 2010.

(2010年12月20日 受付)

[問い合わせ先]

〒223-8522 横浜市港北区日吉 3-14-1 慶應義塾大学理工学部情報工学科

萩原 将文

TEL: 045 - 566 - 1762

FAX: 045-566-1747

E-mail: hagiwara@soft.ics.keio.ac.jp

2011/2 **105**

著者紹介-



はぎわら **さふみ **萩原 将文** [正会員]

1982 慶大・工・電気卒。1987 同大 学院博士課程了. 工博. 同年同大助 手. 以来, ニューラルネットワーク, ファジィシステム, 進化計算, 感性工 学の研究に従事. 現在, 同大教授. 1991-92年度スタンフォード大学訪 問研究員. 1986年丹羽記念賞, 1987年 電子情報通信学会学術奨励賞, 1990 年 IEEE Consumer Electronics Society 論文賞, 1994年安藤博記念学術奨 励賞,1996年日本ファジィ学会著述 賞,2003年日本感性工学会技術賞, 2004年日本感性工学会論文賞, 2005 年日本知能情報ファジィ学会貢献賞受 賞. 電子情報通信学会,情報処理学 会,日本知能情報ファジィ学会,人工 知能学会, 電気学会, 日本神経回路学 会, 日本感性工学会, 日本デザイン学 会各会員。IEEE シニアメンバ.