

超並列計算機 CP-PACS を用いた並列自己組織化マップによる 顔認証システム

富永憲一[†] 安永守利^{††}

生体を持つ固有情報である顔画像を、パスワードと併用して使うセキュリティシステムに関する研究が盛んに行なわれている。我々は PC と超並列計算機 CP-PACS を併用した顔認証システムの基礎開発を行なった。認証のための基本アルゴリズムとして、ニューラルネットワークの一つである自己組織化マップを用いた。システムは PC 上の GUI と超並列計算機上の登録エンジンから構成される。超並列計算機を用いることで、エンジンの処理を高速に行なう。自己組織化マップはニューロンマップ上でクラスタができる様子を視覚的に確認できるので、これを GUI を通して表示する。これにより、顔認証の状況を視覚的に知ることができる。また、一般にニューラルネットワークにおける繰返し学習は、計算量が膨大となり、多くの時間がかかる。そこで本報告では登録(学習)処理をより高速に行なうため、自己組織化マップでの勝者探索を階層的に行なう階層探索と並列入力自己組織化を併せた新しい学習アルゴリズムを提案し、その有効性を調べた。

Face Identification System Using Self-Organizing Map on The Massively Parallel Computer CP-PACS

KENICHI TOMINAGA[†] and MORITOSHI YASUNAGA^{††}

Recently, security systems using facial images with passwords are studied vigorously. We have developed a face identification system using a PC and a massively parallel computer. This system uses the self-organizing map which is one of the promising neural networks, for the basic algorithm in identification. By using the CP-PACS, execution time has been reduced considerably. Users can know results of identification through the GUI in the system. Generally, neural networks require very long learning time. To overcome this difficulty we propose new learning algorithm that has hierarchy search and parallel stimulus. We show the experimental results and its efficiency.

1. はじめに

近年、顔や音声、指紋など生体を持つ固有情報(Bio-metrics)をパスワードと併用することで、セキュリティを飛躍的に向上させる認識技術の研究が活発に行なわれている。今回我々はニューラルネットワークによる顔画像を使ったセキュリティシステムを PC と超並列計算機 CP-PACS を使って構築した。認証のためのアルゴリズムとしてニューラルネットワークが効果的であることが既に報告されている。一方で、ニューラルネットワークの学習(顔画像登録処理)には膨大な時間が必要でありその高速化が望まれている。今回 CP-PACS を使うことで登録を高速に処理する。我々は画

像の学習にニューラルネットワークの一手法である自己組織化マップを用いた。これまでも学習にニューラルネットワークはよく使われたが、それらの多くは初期においてはパーセプトロンモデル、最近ではバックプロパゲーションが主であり自己組織化マップを学習アルゴリズムに使った例は少ない。我々は自己組織化マップが視覚神経系の良いモデルであることから、従来手法より高い認識率が得られると期待している。さらに我々は今後認証率を向上させるためニューロン数や学習回数を増やす予定であるが、その場合必ず計算量の増加が問題となる。この対策のために我々は新しい学習アルゴリズムを提案する。この学習アルゴリズムの評価を Olivetti Research Limited 提供の顔画像データベースを使って行なった。

2. 顔認証システム

今回開発したシステムの全体構成を図 1 に示す。本システムは、画像撮影用の CCD Camera と GUI を実

[†] 筑波大学 大学院 理工学研究科
Master's Program of Science and Engineering, University of Tsukuba

^{††} 筑波大学 電子・情報工学系
Institute of Information Sciences and Electronics, University of Tsukuba

行させる PC(PentiumII 450 MHz), それに登録 (学習) のためのエンジンとなる超並列計算機 CP-PACS で構成される。GUI の開発には Visual Basic を使い、画像撮影以外は全て GUI で制御できる。

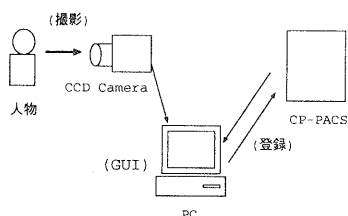


図 1 顔認証システムの全体構成図

本認証システムの処理は、大別すると登録用の顔画像データを登録する登録フェーズと、認証用画像による認証を行なう認証フェーズの二つに分けられる。各々のフェーズの詳細は次節で述べる。

図 2 に GUI の構成を示す。登録 (学習) と認証はそれぞれアイコンで実行する。主な表示部は登録者の画像を表示する画像表示部と、認証後の結果を表示する結果表示部、更に自己組織化マップによる学習過程と結果を表示する自己組織化マップの結果表示部で構成される。

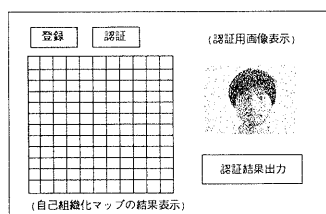


図 2 GUI 画面

図 3 に自己組織化マップの結果表示部とニューロンの関係を示す。結果を表示する各セルは自己組織化マップ上のニューロンに 1 対 1 対応している。今回使用したニューロンは 20×20 の計 400 ニューロンで、それらのニューロンは全て入力データ次元と同じ 64 個の重みを持つ。64 個の重みとは入力画像の $64(8 \times 8)$ 画素との結合係数のことである。また、ニューロン間に結合はない。自己組織化マップの結果表示部は、学習過程と終了時に入力画像に最も強く反応したニューロンに対応するセルの位置にその入力画像 (顔画像) を表示する。この表示部により自己組織化マップの学習過程を視覚的に確認できる。

2.1 登録

今回のシステムでは登録用のデータを正面像 10 ポーズとした。学習させるデータは本人以外の 4 人の正面

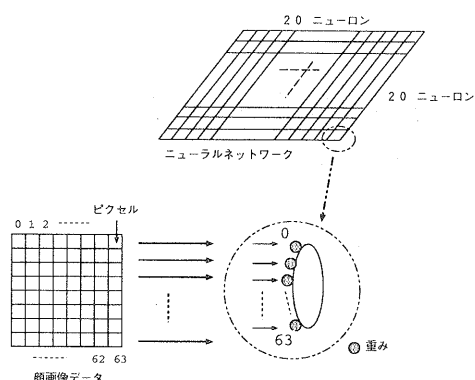


図 3 ニューラルネットワークの構成図

像 10 ポーズを加えた計 50 ポーズとした。これは、未登録の者が登録者として誤認識される、いわゆる、なりすましを防ぐためである。誤認証の確率を低減させる手法としてこの登録者以外の顔を学習させることが効果的であることが小杉等によって報告¹⁾されている。

顔画像のデータをそのまま使うと情報量が多い上に位置ずれなどに弱い等の問題がある。よって今回登録画像は 8×8 画素にモザイク化された白黒濃淡画像とした。このモザイク化の有効性はこれまで多くの報告がなされているのでそれらを参照されたい。²⁾ モザイク画像の大きさは顔認識で一般的に用いられている 8×8 を採用することにした。

登録用の画像は、まず CCD Camera によって正面像 10 ポーズを撮影する。サイズは 320×240 でフルカラービットマップ形式である。図 4 に示すように本システムでは一旦カラーからグレイ表示画像に変換し、その後サイズを 8×8 画素の大きさに変換する。この時同時に、自己組織化マップの学習結果を表示するために使うフルカラーの 24×24 画素の画像を作成する。モザイク化された登録用データはあらかじめ用意してある他人顔データセットと一緒にされ、自己組織化マップの学習用データとなる。ここまでは登録の前処理である。登録そのものは CP-PACS で行なうが、開始は PC 上の GUI 画面からコマンドボタンより行なう。登録ボタンがクリックされるとあらかじめ作ってあったソケットを使って、PC から CP-PACS へ前処理で生成された学習データが送られる。登録 (学習) が終了と CP-PACS は学習後の全ニューロンの重みと、それぞれの入力画像に最も強く反応したニューロンの位置を学習結果として PC へ送信する。この二つの結果を用いて認証を行なう。

2.2 認証

登録用の画像とは別に、新たに撮影された顔画像が本人か否かを判定する処理が認証である。撮影した画像は登録時同様にモザイク処理などの前処理を行な

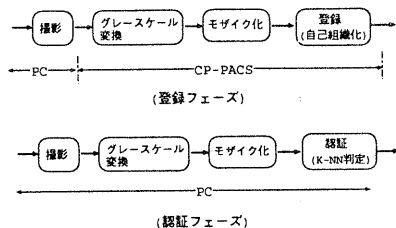


図4 システムの処理フロー

う。認証方法にはパターン認識で良く知られる K-NN を用いた。K-NN とは、認証データとカテゴリー分けされたデータ群と距離を計算し、その上位 K 個の中で最も多く現れたカテゴリーをその認証データが属するカテゴリーとするものである。本システムはこの内 1-NN を使用した。一般に K-NN では二乗誤差などの距離計算を全てのデータと行なうため計算量が多くなる。本システムでは自己組織化マップの 2 次元上で行なうため計算量を減らすことができ、高速な認証が行なえる。

2.3 自己組織化マップ

自己組織化マップは T.Kohonen によって提唱された学習アルゴリズムで、Hebb 則を改良した教師無し学習である。³⁾ 自己組織化マップは入力データの位相情報をニューラルネットワーク上に保存するので特徴マップとも呼ばれている。これは、例えば類似した画像が入力されると、各々に反応するニューロン同士がニューラルネットワーク上でも位置的に近いニューロンとなる。つまり、人が見て類似する顔があれば、自己組織化マップ上でも近い位置のニューロンが反応すると考えられる。自己組織化マップのアルゴリズムを以下に示す。

- (1) 学習データ ξ 入力
- (2) 各ニューロンの重み w と入力 ξ との距離 (類似度) $\sum |\xi - w|$ を計算
- (3) 勝者決定
- (4) 勝者とその近傍ニューロンの重みを学習則に従い更新
- (5) 1~4 を繰り返す

重みとは各ニューロンが持っている入力データとの結合係数のことで、今回は 64 個の重みを持っている。学習は重みの値を入力に近づけるように修正を加えることで、勝者とは入力データに最も近い重みを持つニューロンのことである。また学習則は

$$w(t+1) = w(t) + \eta(t) \cdot h(r) \cdot \{\xi - w(t)\} \quad (1)$$

と表せる。 ξ は学習データ、 $h(r)$ は近傍関数、 $\eta(t)$ は学習パラメータである。近傍関数は勝者ニューロンと同時に重みの値を更新するニューロンの範囲を決定する。図 5 に勝者ニューロンとその近傍関数の関係を示す。図に示すように重み更新するニューロンは、勝者ニューロンとその周囲の限られたニューロンである。学習の初

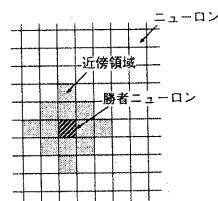


図5 自己組織化マップによる学習

期段階ではこの領域を大きく取り、学習が進むにつれ領域を狭めていく。近傍関数には、今回 Gaussian 関数

$$h(r) = \exp\left\{-\frac{r^2}{2\left(\frac{3}{0.005 \cdot t}\right)}\right\} \quad (2)$$

を用いた。 η は学習が進むにつれ (繰返し数の増加に伴い) 小さな値にしていく。 η には

$$\eta(t) = \frac{1}{(0.005 \cdot t)} \quad (3)$$

を用いている。

2.4 CP-PACS

CP-PACS⁴⁾⁵⁾⁶⁾ は 2048 台の PU を持つ MIMD 方式の分散メモリ型並列計算機である。プロセッサには Hewlett Packard 社 PA-RISC1.1 アーキテクチャを基本とし、PVP-SW(Pseudo Vector Processor based on Slide Windowed registers) 機構を付加したものを使用している。クロック周波数は 150MHz、2 命令同時発行可能スーバスカラ方式を採用している。主記憶容量は 64MB で、キャッシュメモリ容量は 1 次データ・命令用共に 16KB、2 次データ・命令用共に 512KB である。

PU 間相互結合網には、3 次元ハイパクロスバネットワーク (Hyper-Crossbar Network: HXB) を採用しており、HXB と PU は NIA(Network Interface Adapter) によって接続されている (図 6)。3 次元 HXB は 3 次元直交座標上の各格子点に PU を並べ、その間をクロスバスイッチ (XB) で結合したネットワークである。XB によって結合されない PU 間での転送は、エクスチェンジャー (EX) と呼ばれる小規模のクロスバスイッチにより複数次元の XB を経由して行われる。また、CP-PACS ではメッセージ転送に wormhole ルーティング、経路の選択は固定ルーティングを採用している。

さらに、PU 間での通信はリモート DMA 転送と呼ばれる PU の NIA がユーザメモリ空間のデータを直接 DMA アクセスして送受信を行う方式になっている。転送時に OS 領域のバッファを使用しないため、ネットワークのスループットを格段に上げることができる。

2.5 評価

本顔認証システムの処理時間について評価した結果を図 7 と図 8 に示す。図 7 は自己組織化マップの学習

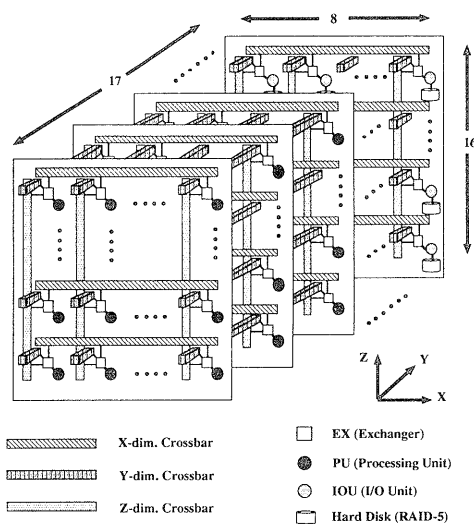


図 6 CP-PACS の構成図

に PC(OS:Linux,CPU:Pentium 166 MHz) と ethernet(10BaseT) を使った場合の処理時間内訳で、図 8 は学習に CP-PACS を使った場合の処理時間内訳である。双方とも C 言語の MPI(Message Passing Interface) ライブラリを使って並列処理を行なっている。図 7 に示すように、PC と 10BaseT を使った場合は並列処理による処理時間の短縮は 4 台程度で飽和している。これは 10BaseT における通信時間が原因であると考えられる。従ってこの環境下ではこれ以上の性能は期待できない。一方、CP-PACS のピーク転送速度は 300 Mbps と高速である。そのため図 8 に示すように学習時間を 8 台で 7 秒にまで短縮することできた。

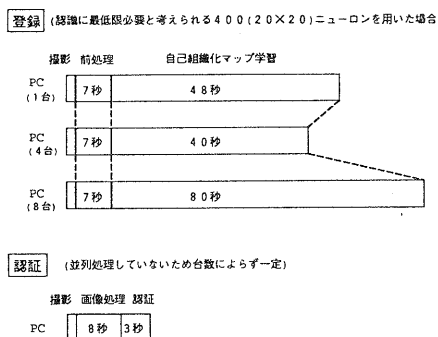


図 7 PC + Ether(10BaseT) を使った場合の処理時間内訳

我々が実験室内で撮影した 20 人に対する本システムの認証結果を表 1 に示す。比較として K-NN(1-NN) による測定結果も記す。本システムでは、最終的な認証にはニューラルネットワーク上の 1-NN 法と、重みと

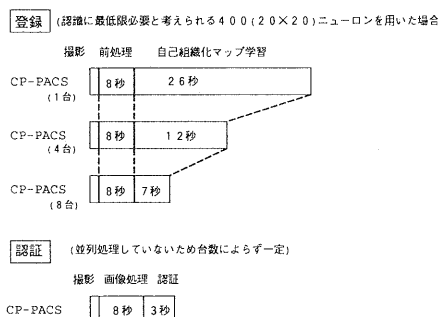


図 8 CP-PACS を使った場合の処理時間内訳

入力データとの誤差に閾値を設ける 2 つの認証を組み合わせている。従来の K-NN による認証には、距離計算の際の誤差に対してニューラルネットワークで使った同じ閾値を設けた場合と、閾値を設けなかった場合の 2 通りで行なった。結果を表 1 に示す。本システムは登録者 20 人に対し 100% の認証率であったのに対し、K-NN 法は閾値を定めた場合は 60%、定めない場合は 85% と本システムより低いに認証率であった。K-NN では閾値を定めると、本人と認証されても誤差が大きいため誤認証とされるケースがあった。この結果、自己組織化マップは入力から何らかの特徴を抽出し、効果的なクラスタリングを行なっていると予想される。

表 1 本システムと K-NN との認証率比較結果

	本システム	K-NN	k-NN(閾値あり)
認証率	100 %	85 %	60 %

* 同一年代被験者 20 人。また画像の縮小、回転等はない。

3. 並列自己組織化マップ

今回の顔認証システムには、ニューロン数、自己組織化マップの学習パラメータ、モザイク画像の大きさ、他人顔登録人数などたくさんのパラメータが存在する。中でもニューロン数は認証率に大きな影響を及ぼすものとするため、今後大規模なネットワークで認証結果を評価する予定である。しかし、自己組織化マップに限らずニューラルネットワークの学習は、ニューロン数が増えると計算量も増加し学習に多くの時間を必要とする。そこで我々は、自己組織化マップにおける学習を高速化するために勝者ニューロンを階層的に探索する階層探索法と、重み更新を並列に処理できる並列入力を組み合わせた学習アルゴリズムを提案しそれを検討した。

自己組織化マップでは勝者ニューロンを決定するに、重みと入力データとの二乗誤差のような類似度を計算する。しかし、この類似度の計算はネットワークの規模が大きくなると計算量が膨大となる。よって自己組

組織化マップではこの類似度の計算を高速に行なうことが高速化の鍵となる。高速な探索としては木構造による方法がこれまでに報告されているが、これらはネットワーク構造自身も木構造となっておりアルゴリズムが複雑である。⁷⁾⁸⁾⁹⁾ 今回用いた階層探索は、単純な二次元構造の自己組織化マップに対し2段階の探索を行なうだけである。図9にこの階層探索の例を示す。まず1回目の探索でネットワーク全体を粗く探索し、その中で1回目の勝者ニューロンを決定する。次にこの勝者ニューロンを中心に近傍領域を探索し、最終的な勝者を選ぶ。この最終勝者ニューロンとその近傍だけ学習則に従い重みの値を更新する。

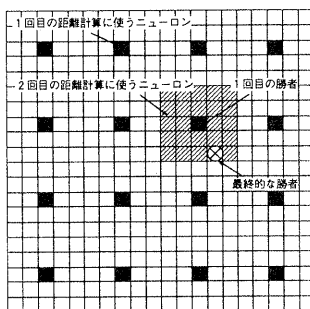


図9 自己組織化マップにおける階層探索

並列入力は学習データを同時に自己組織化マップに与える。同時に与えた入力それぞれに対し、勝者を決する。しかしそれら全ての入力を利用するのではなく、勝者ニューロン同士の位置的距離を計算し、入力を有効か無効かどうか判定する。例えば、プロセッサが担当するニューロンの領域より勝者ニューロン間の距離が大きければそれらの入力は学習に用い、もし小さければどちらか一方を使うようにする。すると各プロセッサでは異なる入力に対して同時に重み更新を行なうことができ効率よい分散処理を行なえる。ただし、このような並列入力によって自己組織化させた場合、当然のことながら学習が効率良く収束するかが問題となる。今後、この課題に対する解析を行なう予定である。今回は並列入力の有効判定条件を近傍関数の直径とし、並列入力数は学習データに含まれる5人のデータを同時に学習できるように5入力とした。以下にこの階層探索と並列入力を併用したアルゴリズムを記す。

- (1) 学習データ ξ を N 個入力
- (2) 粗く選ばれたニューロンの重み w と入力 ξ との(距離)類似度 $\sum |\xi - w|$ を N 個分計算
- (3) 1回目の勝者決定
- (4) 1回目の勝者の中から有効な入力を選ぶ
- (5) 有効な1回目の勝者ニューロンの近傍だけ類似度 $\sum |\xi - w|$ 計算

- (6) 2回目の勝者決定
- (7) 2回目の勝者の中から有効な入力を選ぶ
- (8) 有効な勝者ニューロンの近傍だけ更新則に従い重み値を更新
- (9) 1～8を繰り返す

3.1 評価

評価は Olivetti Research Limited 提供の顔画像を使い、実行時間と認証率を測定した。実行時間測定の条件は、自己組織化マップは 64×64 ニューロン、学習回数は100回とした。実行時間測定の結果を図10に示す。図10に示すように階層探索によって、実行時間が約1/7になった。また、従来の全探索に比較すると階層探索のみの場合は台数効果があまり無い。

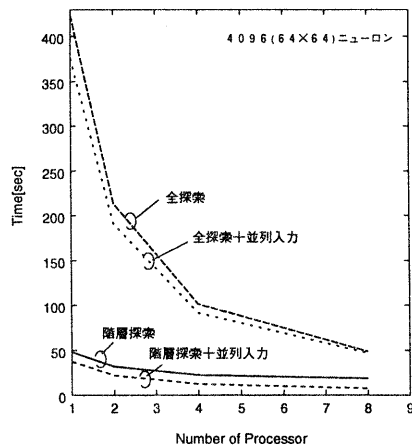


図10 学習時間の台数効果

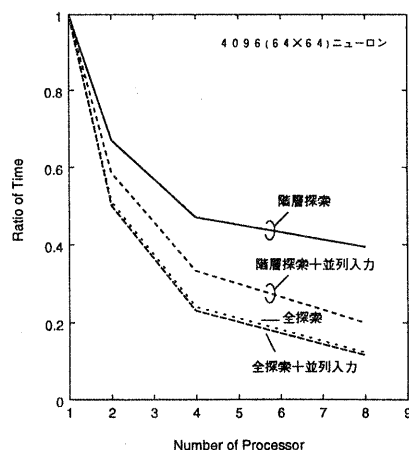


図11 学習時間の比による台数効果

しかしながら、階層探索に並列入力を併用すると並列

性は向上する。この原因として通信時間が並列入力によって抑えられたためだと考えられる。自己組織化マップにおける勝者決定の際、バタフライ転送によって最小値を求めている。階層探索の場合は、これを2回行なわなければならないので通信量が増える。しかし、並列入力すると1度に5入力を転送するため通信時間は短縮できる。

階層探索ならびに並列入力による収束性の変化を調べるため、学習後の認証率を評価した。表2に条件を、表3にその結果を示す。Olivetti Research Limited提供の顔画像は1人当たり10ポーズで40人分存在する。10ポーズの画像のうち9ポーズ分の画像を学習に使い、残りの1枚を認証用に使う。結果は40人の認証結果で、認証方法はニューラルネットワーク上での1-NNを用いた。結果は全探索の並列処理の場合だけ40人中3人の誤認証で、その他は40人中2人の誤認証であった。今回の認証率測定では大差は見られなかったが、今後更に収束性に関しては評価が必要である。

表2 認証率測定条件

条件	
使用PU数	8台
学習パターン数	45
学習繰返し数	100
ネットワークサイズ	20×20
判定	1-NN法

表3 認証率測定結果

	全探索	階層探索	全 + 並列	階層 + 並列
認証率	95 %	95 %	92.5 %	95 %

4. ま と め

自己組織化マップを用いた顔認識システムをPCと超並列計算機CP-PACSを使って構築した。登録処理時間はCP-PACSを8台用いた場合、約7秒で実行可能となった。認証率も現状での総登録人数20人に対して100%であった。また、ニューロン数や学習データを増加させた場合に問題となる学習の高速化に対して、階層探索と並列自己組織化マップを併用したアルゴリズムが効果的だとわかった。

5. 謝 辞

本研究のニューラルネットワークに関する研究の一部は平成11年度文部省科学研究補助金(基礎研究(B))による。また、超並列計算機を用いた研究の一部は日本学術振興会、未来開拓学術推進研究事業「計算科学」のプロジェクトによる。

参 考 文 献

- 1) 小杉信: モザイクとニューラルネットを用いた顔画像の認識, 信学論文誌, Vol.J76-D-II, No.6, pp.1132-1139, 1993.
- 2) 紙谷卓之, 市川朋子, 丸谷洋二: 濃淡画像マッチングによる個人識別における信頼性の向上, 信学技報, PRMU96-147, pp.47-54(1997-01).
- 3) T.Kohonen, "Self-Organizing Maps", Springer-Verlag Berlin Heidelberg New York, 1995.
- 4) 岩崎洋一, 中澤喜三郎ほか: 計算物理学と超並列計算機-CP-PACS計画-, 情報処理, Vol.37, No.1, pp.10-42, 1996.
- 5) T.Boku, K.Itakura, H.Nakamura, "CP-PACS: A massively parallel processor for large scale scientific calculations", Proceedings of ACM International Conference on Supercomputing'97, pp.108-115, 1997
- 6) <http://www.rccp.tsukuba.ac.jp>
- 7) P.Koikkalainen, E.Oja: In Proc. IJCNN-90, Int. Jpint Conf. on Neural Networks (IEEE Service Center, Piscataway, NJ 1990)pp.279.
- 8) P.Koikkalainen: In Proc. Symp. on Neural Networks in Finland, ed. by A.Bulasari, B.Saxen (Finnish Artificial Intelligence Society, Helsinki, Finland 1993) p.51
- 9) Timo Hamalainen, Hrri Klapuri, Jukka Saari-nen, Kimmo Kaski, "Mapping of SOM and LVQ algorithms on a tree shapese parallel computer system", Parallel, Computing 23(1997) pp.271-289. 1998.