

平成 21 年 4 月 27 日現在

研究種目：若手研究（スタートアップ）  
 研究期間：2007～2008  
 課題番号：19800028  
 研究課題名（和文）時空間伸縮可能な逐次的自己組織化写像に関する研究と  
 実時間人体姿勢計測への応用  
 研究課題名（英文）Incremental Self-Organizing Map and its Application for  
 Real-time Human Posture Analysis  
 研究代表者  
 島田 敬士（SHIMADA ATSUSHI）  
 九州大学・大学院システム情報科学研究院・助教  
 研究者番号：80452811

研究成果の概要：自己組織化写像の追加学習法を確立し、逐次的に入力されるデータを追加学習できることを確認した。その学習法をビジョンベース人体姿勢計測の頑健化のために利用した。具体的には、姿勢計測に成功しているときは逐次的にその姿勢を追加学習し、一方で姿勢計測に失敗しているときは過去の事例から類似姿勢を取り出すことで、システムの頑健化を図った。また、自己組織化写像を階層的に配置した階層型自己組織化写像を利用した動作認識手法も開発した。

## 交付額

(金額単位：円)

	直接経費	間接経費	合計
2007年度	1,330,000	0	1,330,000
2008年度	1,340,000	402,000	1,742,000
年度			
年度			
年度			
総計	2,670,000	402,000	3,072,000

## 研究分野：

科研費の分科・細目：情報学，感性情報学・ソフトコンピューティング

キーワード：自己組織化写像，追加学習，想起，モーションキャプチャ，動作認識

## 1. 研究開始当初の背景

人工神経回路網は、顔画像認識や音声認識をはじめとする複雑な問題に対して利用されている。なかでも、SOM は、似た特徴をマップ上のニューロンに自己組織的に記憶することができるという利点があり、多次元情報の可視化という点からも注目され、工学の分野のみならず、医学、農学、さらには社会科学といった幅広い分野に応用されている。SOM を様々な分野で応用するために、その学習法や構造についてこれまでに数多

くの研究が行われている。たとえば、学習データの次元数が大きくなるにつれ、データ識別は困難になるため、教師あり学習法や、階層型 SOM などが考案されてきた。また、時間軸方向の情報、つまり時系列データをうまく学習する方法として、Recursive SOM や Dynamic Based SOM が考案されてきた。

上記のように、SOM はこれまでに様々な研究が行われてきた。しかし、今後より複雑で一般的な問題に SOM を応用するためには以下に挙げる課題を解決する必要がある。

課題(1) 逐次的に入力される学習データを追加学習する。

課題(2) データの一部が欠落した学習データを取り扱う。

課題(3) 時間軸方向の情報を含めた学習データを取り扱う。

これまでに提案されている SOM の多くは、すべての学習データが揃った後に学習を開始する一括学習型のものである。これは、学習データ数が既知であることが前提条件であり、学習後に新たに学習データが入力されることは想定されていない。しかし、SOM を利用して大量の学習データを扱うことや、時間軸方向の情報も扱うことを考えると、追加学習(課題(1))は解決すべき問題のひとつである。また、SOM で学習するデータの一部が欠損している場合(課題(2))や、SOM で時間軸方向の情報を扱うこと(課題(3))を考えると、学習データをどのように SOM に入力するかということが問題になる。この問題は、あるパターンを表現する学習データの次元数が他のパターンを表現する学習データの次元数とはいつも同じとは限らず、次元数の異なる学習データを学習しなければならないという問題として捉えることができる。

## 2. 研究の目的

本研究では、上記に挙げた SOM の3つの課題を解決することを目的とし、SOM の応用事例として人物の全身のビジョンベース実時間モーションキャプチャシステム(以下、MCS)のロバスト化を提案する。実時間 MCS は、近年映画やコンピュータゲームなどに広く応用され実用化が進んでいる。MCS は、光学式、磁気式、機械式の3つの方式に分類される。近年注目されているのは、利用者に機材装着の負担が少なく導入が容易な光学式 MCS である。特に、複数台のカメラを利用した人体に特別なマーカの装着を必要としないビジョンベースの MCS に関するさまざまな研究が行われている。光学式の実時間 MCS に求められるものは、画像特徴から実時間で姿勢情報を獲得することである。画像特徴として、手足やその関節、頭部の位置(以下、特徴点)などが利用されるが、これらの特徴点を常に安定して観測することは難しく、各カメラからの見えの違いや、特徴点の隠れによる観測誤差が生じてしまう。そこで本研究では、MCS と SOM を組み合わせることで、誤って観測された特徴点を修正・補完することを考える。MCS で全特徴点の観測に成功しているときは、その特徴点を列挙した特徴ベクトルを SOM で学習する。一方、特徴点の一部の観測誤差が大きかったり、観測できなかつたりしたときは、正しく観測で

きた特徴点情報のみを用いて SOM に記憶された特徴ベクトルから類似した特徴を検索することで、特徴点を修正・補完する。従って、ニューロンに特徴ベクトルを次々と記憶する場合(以下、追加学習フェーズ)と、ニューロンに記憶された特徴ベクトルを検索し類似情報を取り出す場合(以下、想起フェーズ)を適宜切り替えて SOM を利用する必要がある。追加学習フェーズでは、SOM の追加学習法の確立はもちろんのこと、特徴ベクトルが十分に学習するに値するかどうかの判定を行わなければならない。SOM の追加学習法についてはこれまでも研究代表者らにより研究が行われているため、本研究では、これまでに研究代表者らが提案している追加学習法を改良することと、学習する特徴ベクトルに信頼度を設けることで、追加学習フェーズか想起フェーズかを選択する方法について研究を行う。

一方、ニューロンにも信頼度を設け、想起フェーズで修正・補完された特徴点情報がどれだけ観測された特徴ベクトルに類似したものであるかを表現する。これにより、MCS と SOM 間は特徴ベクトルとその信頼度によって情報のやり取りが行われ、追加学習・想起フェーズを切り替えて頑健に特徴点情報を獲得することができるようになる。

また、MCS では時系列情報を利用して「動作」としての情報を利用することが多い。たとえば、舞踊のように同じ動作が何度も繰り返されるような場合は、基本となる動作(以下、基本動作)単位で学習をする方が望ましい。基本動作の類似性を記憶したり、検索したりできるという観点からも SOM は非常に有効に働くと考えられる。しかし、ひとつの動作に要する時間は動作によって異なるものである。さらに同じ動作であっても、その時間が常に一定ということはないため、単に一定時間の特徴ベクトルを列挙したデータを学習するのでは動作の類似性をニューロンに記憶させることが難しい。従って、時間間隔の異なるデータ、すなわち次元数の異なる入力データを SOM で学習しなければならない。これまでに時系列情報を扱うことができる SOM として、Recursive SOM や Dynamic Based SOM が考案されているが、これらは前時刻から次時刻への変化を予測しているものであり、学習データの次元数は固定されている。一連の「動作」をマップ上に記憶するのではなく、動作の変化を記憶するため、基本動作としてラベルを付けることが難しい。そこで本研究では、次元数の異なる学習データ間の類似性を SOM で学習する方法を考案する。

## 3. 研究の方法

### (1) 追加学習法の確立

SOMの追加学習には、ニューロンの枯渇、ニューロン間の連続性の破壊、過去に学習したデータの忘却、といった問題が生じてしまう。これまでに我々が提案しているSOMの追加学習法を利用することで、これらの問題を解決することができるが、ニューロンの数は追加学習過程で増加する一方で、ニューロンを削除するような手続きは取り込まれていない。モーションデータのような莫大な数のデータを学習することを考えると、単にニューロンを追加するだけではなく、不要なニューロンを削除したり、類似性が高いニューロンを統合したりするなど情報量を圧縮する必要がある。そこで本研究では、追加学習過程での参照回数が少ないニューロンの削除や、隣り合うニューロンの類似度が高い場合は、それらのニューロンをひとつに統合するなどの処理を施すことで、これまでの追加学習法をさらに改良することを目指す。

#### (2) 次元数の異なる学習データへの対応

SOMの学習は、学習ベクトルの各ニューロンが持つ結合係数ベクトルとの距離計算が基本要素である。次元数の異なるベクトル間の距離を求める方法としてDPマッチングが考えられる。本研究でもDPマッチングの原理を学習データと結合係数ベクトル間や、ニューロン間の類似性の計算に取り入れることで、次元数の異なる学習データにも対応可能なSOMの学習法の確立を目指す。

#### (3) 類似データの想起法

SOMの想起フェーズでは、特徴点の一部が欠落していたり、隠れなどによって観測できなかったりしたときなど信頼度が低い特徴点情報を過去に学習したデータを検索することで類似度の高いニューロンを想起させ、特徴点情報を修正・補完する。その際に、信頼度の低い特徴点以外の特徴点情報のみを利用して類似度の計算をする必要がある。本研究では、類似度計算に利用する特徴点の数に応じて、修正・補完した特徴点情報に付加する信頼度の計算法を確立する。

#### (4) SOMとMCSの融合

SOMとMCSを利用して、頑健なMCSを構築する。MCSに限らずSOMとのデータ受け渡しを円滑に行うためのインタフェースを設計・構築する。SOMを利用することで従来よりもMCSが頑健に行えることと、SOMが大量の学習データならびに次元数の異なる学習データに対しても頑健に利用できることを示すための実証実験を行う。

#### (5) 基本動作とそれらを組み合わせた動作の学習

MCSで獲得した身体の時系列特徴点情報から得られる基本動作をもとに、人物が実際にどのような「動作」をしているのかを理解することは重要なことである。人間の「動作」は基本動作の組み合わせで表現できること

が多いため、本研究でもSOMで学習した基本動作を組み合わせることで、MCSで得られる「動作」の学習・認識を行う。時系列データがSOMに入力されると、そのデータはSOM上では基本動作として学習されている。時系列データが連続して入力されると、基本動作を記憶したニューロンが次々に活性化することになる。本研究では、このように連続して活性化するニューロンの組み合わせを、基本SOMの上位に別に設置したSOMで学習する方法を確立する。これにより、階層型のSOMを利用して、下位の層では「基本動作」を、上位の層では基本動作を組み合わせた「動作」を学習することが可能になる。SOMとMCSを融合した頑健なMCSの実証実験に加えて、階層型SOMによる動作の学習ならびに認識実験を行い、SOMの実用性を証明する。

## 4. 研究成果

### (1) 追加学習法の確立

SOMの追加学習に関して、従来法ではニューロンの増加に伴い、計算時間も増加傾向にあった。MCSに応用する際には計算時間の安定化が求められるので、SOMの学習法に局所探索法と局所更新法を確立させた。

また、マップの位相誤差を評価して、誤差エネルギーが最小となるように不要なニューロンを削除する方法を開発した。

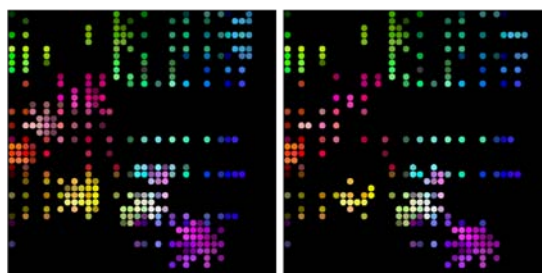


図 1 不要ニューロン削除前後のマップの様子 (左: 削除前, 右: 削除後)

### (2) 次元数の異なる学習データへの対応

SOMに入力されるデータの次元数が異なる場合(例えば、MCSで一部の特徴点抽出に失敗した場合など)を想定し、SOMを階層的に配置することで、下位の層で次元数の違いを吸収する仕組みを開発した。

### (3) 類似データの想起法

MCSにおいて特徴点の一部が欠落していたり、隠れなどによって観測できなかったりしたときなど信頼度が低い特徴点情報を過去に学習したデータを検索することで類似度の高いニューロンを想起させ、特徴点情報を修正・補完する想起法を確立した。

### (4) SOMとMCSの融合

MCSにおいて実際に人体の姿勢を推定した結果の各部位の3次元特徴点に、人体モデル

に基づいて信頼度を付加し、3次元特徴点の追加学習と想起を信頼度に基づいて切り替えて実験を行い、追加学習と想起が適切に行えていることを確認した。

ステレオカメラから成るオンラインモーションキャプチャシステムを構築し、人体の特徴点追跡の頑健化のためにSOMを利用した。具体的には、特徴点追跡に成功しているときはSOMに特徴点情報を追加学習させ、一方で特徴点追跡に失敗したときは、SOMが追加学習した過去の事例から類似データを想起させることで、特徴点追跡を継続させる仕組みを確立した。特徴点追跡に成功しているかどうかは、特徴点追跡手法のひとつであるパーティクルフィルタの尤度を利用して判定を行った。実験により、SOMがMCSの頑健化に利用できることが確認できた。



図 2 左手追跡失敗時に過去の追加学習結果から正しく左手の位置を想起できた例

(5) 基本動作とそれらを組み合わせた動作の学習

SOMを階層的に配置することで、効率よく動作の学習ならびに認識を行う手法を開発した。具体的には、階層化されたSOMにおいて、最下位層のSOMでは、動作の最小構成要素である姿勢を学習させた。つまり、SOM上の個々のニューロンは、姿勢情報を記憶していることになる。この最下位層のSOMに動作構成する姿勢を連続的に入力すると、各姿勢に最も類似した情報を記憶したニューロンが次々と活性化する。この連続した活性化パターンを動作を表すパターンとして、上位の層に配置されたSOMに学習させることで、動作認識を可能にした。本手法の利点は、動作長が異なるパターンが入力されても、その動作をSOM上のニューロンの活性化パターンとして表現できるため、動作長に影響を受けずに動作認識を達成できる点である。本手法の有効性は、実際の動作認識実験でも確認できた。

## 5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

〔雑誌論文〕(計1件)

(1) 島田 敬士, 谷口 倫一郎 密度可変型自己組織化マップによる追加学習の実現法, 日本神経回路学会誌, 査読有, Vol.14, No.2, pp. 71-78, 2007.

〔学会発表〕(計14件)

(1) 川島 学, 島田 敬士, 谷口 倫一郎 自己組織化写像のスパースコードを利用した動作の早期認識 火の国情報シンポジウム, 2009.03, 福岡.

(2) Atsushi Shimada, Rin-ichiro Taniguchi Gesture Recognition Using Sparse Code of Hierarchical SOM CD-ROM Proc. of International Conference on Pattern Recognition, 2008.12, USA.

(3) 島田 敬士, 谷口 倫一郎 追加学習型自己組織化マップにおける不要ニューロンの削除法 日本神経回路学会 JNNS2008 第18回全国大会, 2008.09, 茨城.

(4) 島田 敬士, 谷口 倫一郎 特徴点信頼度に基づく学習と想起の切り替えによる実時間身体姿勢計測の頑健化 信学技報パターン認識・メディア理解(PRMU2008-84), 2008.09, 神奈川.

(5) 島田 敬士, 谷口 倫一郎 階層型自己組織化写像のスパースコードを利用した時系列動作パターンの認識 画像の認識・理解シンポジウム2008, 2008.07, 長野.

(6) 叶内 円, 島田 敬士, 有田 大作, 谷口 倫一郎 高速密度可変型自己組織化写像による実時間人体姿勢計測の頑健化 画像の認識・理解シンポジウム2008, 2008.07, 長野.

(7) Atsushi Shimada, Madoka Kanouchi, Daisaku Arita, Rin-ichiro Taniguchi Robust Estimation of Human Posture Using Incremental Learnable Self-Organizing Map Proc. of International Joint Conference on Neural Networks, 2008.06, Hong Kong.

他7件.

〔その他〕

ホームページ等

<http://limu.ait.kyushu-u.ac.jp>

## 6. 研究組織

(1) 研究代表者

島田 敬士 (SHIMADA ATSUSHI)

九州大学・大学院システム情報科学研究  
院・助教

研究者番号：80452811