

研究内容

視覚認識モデルとオンライン線形判別分析(吉澤グループ)

(1) 実施の内容

脳の情報処理にならった認識・判断技術の実現を目指し、三つのテーマについて研究を行なった。

第一のテーマである生体情報処理のモデリングに関する研究は、脳の情報処理のしくみを、神経細胞レベルおよび神経回路網レベルで解明するものである。現在の計算機が苦手としている柔軟な情報処理を実現している手本として、脳における実装を調査するという立場である。

第二のテーマは、認識技術に関する研究である。人間は、人が動いている様子を映した2次元動画像を見るだけで、3次元空間でどのように動いているのかを把握することができる。その仕組みの解明は未だ不完全ではあるが、おそらく、脳の内部に人体モデルを持っており、それを2次元動画像に当てはめ、より自然な動作を推定していると考えられる。本研究では、同様なアプローチで、2次元動画像から抽出された人体の関節位置に基づく3次元動作推定を試み、この手法の困難や問題点を明らかにすることを目的とする。

第三のテーマは、判別技術に関する研究である。画像などのセンサ情報に基づいて対象物の属するクラスを推定する問題は、パターン認識の基礎として数多くの研究が成されてきた。しかし未だに人間に匹敵する能力を達成するには至っておらず、現在も活発に研究が行われている。本研究では、学習能力を持ち学習途中で状況が変化してもそれに適応できる、高次元の入力情報から判別に有用な成分を抽出できる、などの特徴を持つ判別技術の開発を目標とする。

1. 生体情報処理のモデル シナプス増強と減弱のバランスした加法的なスパイクタイミング依存学習則には、入力シナプスパターンを競合させる効果と、シナプス全体のバランスを調節する効果があることが知られている。一方、ある種の乗法的な学習則ではどちらの効果も示さないことが知られている。本研究では、スパイクタイミングに依存するシナプス可塑性 (Spike-time-dependent synaptic plasticity, STDP) におけるシナプス競合と調整のメカニズムを明らかにし、競合・調節の有無の組合せ4通りをすべて実現する乗法的な学習則を提示した。

また、3次元知覚の一つの要素である両眼視が、生体において視覚処理のどのレベルで主に行われているかを調べるために両眼競合知覚の神経機構モデルを構成した。この結果は初期視覚野レベルで注視パターンが決定されていることを示している。

2. 認識技術 人間は、人が動いている様子を映した2次元動画像を見るだけで、その映っている人がどのように動いているのか把握することができる。このように人の動作情報を取得できるシステムを開発すれば、人と協調作業を行うようなロボットの実現に大きく寄与することになる。では、人間の脳はどのようにして、2次元

動画像のみから奥行き情報を含んだ動作の情報を把握することができるのだろうか。おそらく、脳の内部に人体モデルを持っており、それを2次元動画像に当てはめ、より自然な動作を推定していると考えられる。本研究では、同様なアプローチで人体の動作情報抽出を試み、この手法の困難や問題点を明らかにすることを目的とする。

ビデオカメラ1台による撮像(単視点画像)から動作情報抽出までの過程は、以下の2段階で構成される。

1. 画像処理から関節等あらかじめ定義した特徴点の2次元位置を抽出。
2. 特徴点の2次元位置に3次元の内部人体モデルをフィッティングし、3次元動作情報(関節回転量)を推定。

一般に1.の画像処理による特徴点抽出が最も困難な過程である。元画像から得られる情報は膨大であり、どのような情報が、どの程度の精度で必要なのか明確とされない限り、困難な作業を繰り返すことになる。そこで、本研究では、2.のモデルフィッティングの過程を検討することで、動作情報を得るために、どのような情報がどの程度の精度で必要なかを調べる。

人体モデルにはスティックモデルを発展させた人体の関節構造モデルを採用する。このモデルは14個の特徴点から構成される。各関節に可動範囲の制限がかけられている。このような人体モデルが、2次元平面に射影され、その射影された特徴点の2次元座標が与えられてると仮定する。モデルフィッティングは以下の手順で行われる。まず腰、及び肩を含む2つの三角形の射影から、スケールが特定され、各三角形の3次元回転角が4通りに限定される。特定されたスケールをもとに内部モデルをフィッティングすると、その他の関節の回転角が、関節ごとに2通りに限定される。このような単純な幾何学計算から、全体で2048通りの候補に絞られる。この中の候補のうち、各関節に与えられた可動範囲制限に合致するものだけを抽出する。次に時間的な連続性を課し、関節角空間の中で最も滑らかとなる候補を追跡する。瞬間の姿勢とその撮影角度によっては、候補が極めて少なくなる瞬間があるため、時間を追うごとに、動作の候補は減少する。追跡された動作の候補のうち、全体で最も連続性が高かった動作の候補を最終候補とする。

本研究では特徴点の2次元座標に対して付加されたノイズによって、モデルフィッティングによる動作候補の絞込みが、どのような影響を受けるのか評価する。そのため、以下の指標に注目する。

最大フレーム間距離：各フレーム間(時刻間)で各特徴点が動いた3次元上の距離の総和のうち、最大のフレーム間の距離総和。推定された動作の不連続性の度合いを表す。

最終候補数：追跡された動作のうち、最終フレームで残った候補数。

無候補フレーム率：ノイズによって歪んでしまったために姿勢の候補がなくなってしまふフレームの割合。

以上の指標は、当然個々の動画像によって変化する量である。したがって、その定量的な値に本質的な意味はない。ここで注目するのは、ノイズを大きくしていったと

きの定性的な変化である。題材として、映画のシーンをいくつか切り出し、人間の眼で特徴点の2次元座標を抽出した。その抽出された2次元座標に対しモデルフィッティングを行い、その動作候補の絞込みが、ノイズに対してどのような影響を受けるか調べた。第1段階として人間の眼で特徴点の2次元座標抽出を行っているため、最初からある程度のノイズが加わっていることになる。その各フレームの2次元座標に対して、特徴点ごとに独立で一定強度のガウスノイズを付加した。こうして、ノイズが付加された特徴点の2次元動画像から、モデルフィッティングによる絞込みを行い、上記の3つの量を測定した。この実験から、以下のことがわかった。

- ノイズ強度を大きくしていても、動作の不自然さを表す最大フレーム間距離はあまり変化しない
- 一方、無候補フレーム率はノイズ強度と共に徐々に増加し、その影響で、動作候補が0となってしまう。

すなわち、本実験で試した動作の範囲では、候補がなくなってしまうほどのノイズが付加されるまで、推定動作の不自然さは変化しないことがわかる。

3. 判別技術(1) — オンライン線形判別分析 オンライン線形判別分析(Online Linear Discriminant Analysis: OLDA)の提案, 実装, 評価, 応用を行なった。

線形判別分析(Linear Discriminant Analysis: LDA)は、顔画像認識などのパターン認識問題に広く用いられる統計手法である。しかし、LDAでは、データが一括して与えられるというバッチ型の処理を想定している。このため、データが時々刻々と追加されるような状況では、データが追加されるたびに大規模な計算を始めからやり直さねばならないという欠点がある。これを克服するために、このやり直しを不要とするオンライン型の線形判別分析(Online LDA: OLDA)アルゴリズムを提案した。提案アルゴリズムは、行列力学系を基礎としている。このため「新たなデータに応じて、少ない計算量で解の修正を行える」という意味での逐次学習が可能となり、環境変化への適応能力を得ることができる。その上、従来型線形判別分析と違い、画素数の大きいデータに対しても大規模な行列を保持・更新する必要がない、という利点を持つ¹。本研究の位置づけを表1にまとめる。主成分分析(PCA)も線形判別分析(LDA)も、与えられた高次元データを低次元特徴に変換する手法と見ることができ、PCAは「元の高次元データをできるだけ小さい自乗誤差で再現できること」という評価関数の最適化となっており、LDAは「同じクラスのデータはできるだけ近く、異なるクラスのデータはできるだけ遠く」という評価関数の最適化となっている。

当初は、行列力学系

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt}A(t) = & BA(t) - \frac{1}{2}BA(t)A(t)^TWA(t) \\ & - \frac{1}{2}WA(t)A(t)^TBA(t) \end{aligned} \quad (1)$$

¹従来提案された逐次型のLDAは、大規模行列を保持しなくてはならない点が不十分である。

表 1: 主成分分析 (PCA) と線形判別分析 (LDA) の逐次アルゴリズム

手法	目的	方程式	逐次版
PCA	データの再現	固有値問題	Oja[82]
LDA	データの判別	一般化固有値問題	本研究

を発見的に構成し，確率近似法を用いて OLDA アルゴリズムを構築した．その後，この力学系がポテンシャル関数で表現されることを見だし，本手法に理論的な根拠を与えた． $N = 2, L = 1$ の場合について，力学系 (1) のフローとポテンシャル関数の形状の例を，図 1 に示す．さらに，力学系 (1) の不動点をすべて特定し，それぞれの安定性を判別した．特に， \textcircled{a} LDA の判別行列は (1) の安定不動点となっていること，および， \textcircled{b} LDA の判別行列でないのに (1) の安定不動点であるような A (局所解) が存在すること，の 2 点を明らかにした．

ただし，力学系 (1) をそのまま離散化しただけでは，大規模な行列の保持・更新処理が避けられない．そこで，演算の順序を工夫することにより，大規模な行列を陽に生成せず少ない計算量で更新処理を行うアルゴリズムを設計した．提案アルゴリズムの基本形を以下に示す: ステップ $t = 1, 2, 3, \dots$ ごとに，データベクトル $\mathbf{x}(t)$ とそのクラス $c(t) \in \{1, \dots, M\}$ との組 $(\mathbf{x}(t), c(t))$ が提示されるとする．この組に基づき，判別行列 $A(t)$ を更新していく． $A(t)$ は $N \times L$ 行列であり，抽出する特徴の数 L はクラス数 M 未満に選んでおく． $A(t)$ の更新には，まず補助変数を次のように更新する．

$$t^c(t) = t^c(t-1) + \delta(c, c(t)), \quad \bar{\mathbf{x}}(t) = \left(1 - \frac{1}{t}\right) \bar{\mathbf{x}}(t-1) + \frac{1}{t} \mathbf{x}(t), \quad (2)$$

$$\bar{\mathbf{x}}^c(t) = \begin{cases} \left(1 - \frac{1}{t^c(t)}\right) \bar{\mathbf{x}}^c(t-1) + \frac{1}{t^c(t)} \mathbf{x}(t) & (c = c(t)), \\ \bar{\mathbf{x}}^c(t-1) & (c \neq c(t)), \end{cases} \quad (3)$$

$$\mathbf{v}^c(t) = \bar{\mathbf{x}}^c(t) - \bar{\mathbf{x}}(t), \quad \mathbf{w}(t) = \mathbf{x}(t) - \bar{\mathbf{x}}^{c(t)}(t), \quad (4)$$

$$\mathbf{y}^c(t) = A(t-1)^T \mathbf{v}^c(t), \quad \mathbf{z}(t) = A(t-1)^T \mathbf{w}(t), \quad (5)$$

$$F(t) = \frac{1}{M} \sum_{c=1}^M \mathbf{v}^c(t) \mathbf{y}^c(t)^T, \quad \mathbf{g}(t) = \frac{1}{M} \sum_{c=1}^M \mathbf{y}^c(t) (\mathbf{y}^c(t)^T \mathbf{z}(t)), \quad (6)$$

ここに， $c = 1, \dots, M$ である．更新された補助変数を用いて，判別行列 A を次のように更新する．

$$A(t) = A(t-1) + \eta \left(F(t) - \frac{1}{2} F(t) \mathbf{z}(t) \mathbf{z}(t)^T - \frac{1}{2} \mathbf{w}(t) \mathbf{g}(t)^T \right), \quad (7)$$

ここに， $\eta > 0$ は学習係数である．補助変数 $\mathbf{y}^c, \mathbf{z}, F, \mathbf{g}$ は， $B(t) = (1/M) \sum_{c=1}^M \mathbf{v}^c(t) \mathbf{v}^c(t)^T$ という $N \times N$ 行列の計算を避けるために導入された．また， $W(t) = (1/t) \sum_{\tau=1}^t \mathbf{w}(\tau) \mathbf{w}(\tau)^T$ は瞬間値 $\mathbf{w}(t) \mathbf{w}(t)^T$ でおきかえている．初期値については， $t^c(0) = 0$ ， $\bar{\mathbf{x}}(0)$ と $\bar{\mathbf{x}}^c(0)$ は任意， $A(0)$ は $\text{rank} A(0) = L$ を満たすように選ぶ．こうして得られた判別行列 A

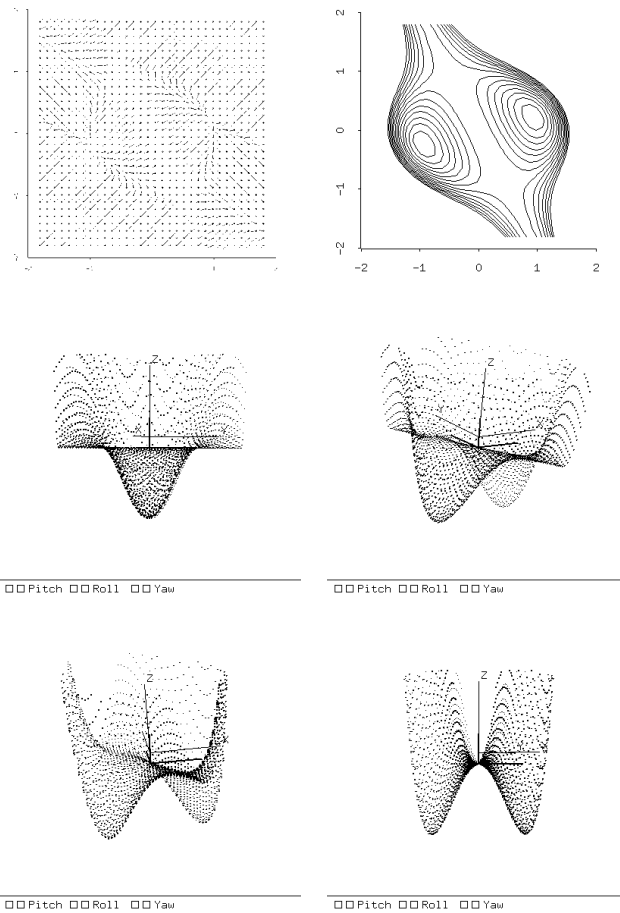


図 1: 力学系 (1) のフロー (上段左) とポテンシャル関数 (上段右: 等高線) の例. 中段および下段は, ポテンシャル関数の形状をいろいろな角度から示したもの.

を用いて, 与えられたデータベクトル x のクラスを推定するには, $y = A^T x$ および各クラス c に対する $y^c = A^T x^c$ を計算し, 自乗誤差

$$\|y - y^c\|^2 \tag{8}$$

が最小となる c を選べばよい.

また, 現実には, サンプル数が有限なことや離散化の影響により, 更新の過程で変数値が発散してしまうことがあった. そこで, クラス内分散に対して緩和法を用いて更新処理を安定化することを提案した. さらに, 先に述べたように, 本手法では局所解にとらわれてしまうことがありえる. そこで, 局所解の存在領域に関する知見に基づき「初期行列を零行列の近傍にとる」という対策を試みた. この対策の理論的根拠はまだ不十分であるが, 顔画像識別の実験では, 局所解への収束を完全に防ぐことができた. なお, 別策として, クラス間分散に対して緩和を用いる方法も考えられる. しかし, 前述手法で十分な効果が得られたため, 緩和法の実験的検

証は見送った．

本手法のような形式の逐次更新アルゴリズムには，一般に，学習係数の決定法に関する問題が生じる．本手法でも，学習係数の与え方によっては，判別行列が発散してしまうという現象が観測された．そこで，対策として，学習係数自動調整法を考案し，学習係数の許容範囲を拡大する効果を実験的に確認した．(7)の右辺第2項は A の3次式であるため， A の値に対して急激にその「大きさ」が変化してしまう．そこで， A の値に応じて学習係数 η を調節し発散を抑えることが，本提案の骨子である．ここで， A が所望の値に収束すれば

$$E[A^T \mathbf{w} \mathbf{w}^T A] = I \quad (9)$$

となることに着目する．このとき特に

$$\frac{1}{L} E[\mathbf{w}^T A A^T \mathbf{w}] = 1 \quad (10)$$

であるから，この量のアンサンブル平均 $E[\cdot]$ を (重みつき) 時間平均 $\langle \cdot \rangle$ で置き換えた

$$\rho(t) = \frac{1}{L} \langle \mathbf{w}^T A A^T \mathbf{w} \rangle \quad (11)$$

を A の「大きさ」の目安として利用する方法を考案した．具体的には，(7)の学習係数 η を変数 $\eta(t)$ に置き換え，次式により $\eta(t)$ を更新する．

$$\eta(t) = \frac{\eta_0}{\rho(t)} \quad (12)$$

$$\rho(t) = \rho(t-1) + \eta_\rho \left(\frac{1}{L} \mathbf{w}^T A A^T \mathbf{w} - \rho(t) \right) \quad (13)$$

ここに，基準値 η_0 と $\rho(t)$ の学習係数 η_ρ はいずれも正定数である．この η_0 と η_ρ が， η に代わって新たに導入されるパラメータとなる．提案方法を，顔画像からの個人識別タスクに適用し，その効果を確認した．実験の具体的手順は次のとおりである． $t = 0$ の時点で1人の人物を提示しておく． $t = 100, 200, 300$ の各時点において，判別すべき人物(クラス)を1人ずつ追加していき， $t = 400$ で停止する．結果を図2,3に示す．図2はクラス数3で，図3はクラス数4でそれぞれ100回学習を繰り返した直後の， η_0, η_ρ と平均認識率との関係を表している．平均認識率は，各 η_0, η_ρ ごとに100回実験し，テスト用データに対する認識率の平均値とした．認識率が，図2では33%，図3では25%となっている領域は，100回の試行すべてで A が発散したことを意味する．両図において， $\eta_\rho = 0$ の部分が従来法である．これらの結果から，提案手法は従来法に比べて以下の点で頑健性があると言える．

- 従来法 ($\eta_\rho = 0$) では，発散する η_0 の値の範囲が，図2に比べ図3では広がってしまっている．これに対して，提案手法 ($\eta_\rho > 0$) では，発散する η_0 の範囲にあまり変化はなく，両グラフの概形は変わらない．即ち，クラス数の変化に対して頑健になっている．

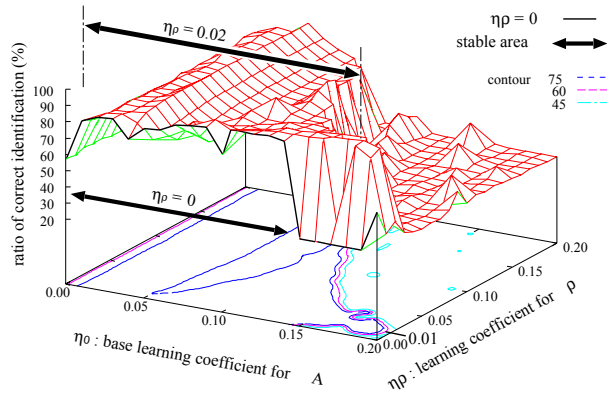


図 2: クラス数 3 における平均認識率 ($t = 300$)

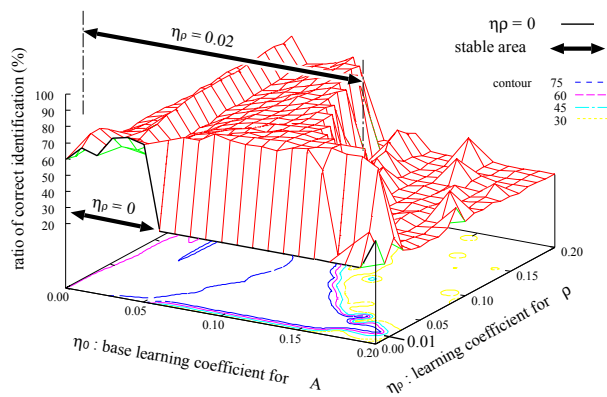


図 3: クラス数 4 における平均認識率 ($t = 400$)

- η_ρ を適切な値 (0.01 前後) に設定すれば, 発散しない η_0 の範囲が大幅に広がる. つまり, η_0 の設定の仕方に対して頑健になっている.

また, 基本形 (1) を元に, 種々の別形を考案した. 以下の別形は, それぞれ独立に組み合わせることが可能 (Sanger 濱平型, 等) である.

非対称型 (既存手法の直接拡張): オンライン principal component analysis (PCA) で用いられている行列力学系を直接拡張すれば, 力学系

$$\frac{d}{dt}A(t) = BA(t) - WA(t)A(t)^TBA(t) \quad (14)$$

が得られる. 力学系 (14) は局所解がないという利点を持つものの, (14) から導かれた OLDA の学習速度は, 対称型 (1) と比べて遅い. (1)(14) を一般化した混合型

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt}A(t) = & BA(t) - \alpha BA(t)A(t)^TWA(t) \\ & - (1 - \alpha)WA(t)A(t)^TBA(t) \end{aligned} \quad (15)$$

も提案した.

Sanger 型: これまで述べた手法は，単に，部分空間への射影行列を決定するものである．そのため，個々の座標成分が何に対応するかは不定となる．これに対し，「判別に最も有効な成分が A の 1 列目，次に有効な成分が 2 列目，…」のような対応を保証するアルゴリズムも提案した．この保証は，判別すべき人物を途中で削除する場合などに有効であると期待される．Sanger 型との対比においては，(14) を Oja 型と呼ぶことにする．

濱平型: 濱平が提案した別形

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt}A(t) = & BA(t) - \frac{1}{2}A(t)A(t)^T BWA(t) \\ & - \frac{1}{2}A(t)A(t)^T WBA(t) \end{aligned} \quad (16)$$

に基づく OLDA は，判別率の向上が速いものの，判別率が低いレベルで頭打ちになる，という実験結果が観察された．この性質から，(16) と (1) を組み合わせることで，速く高判別率に到達するアルゴリズムにつながると期待される．

これら別形の種々の組合せについて，顔画像判別を課題とする性能比較実験を行ない，次の結果を得た．

- 対称型と非対称型の比較では，対称型の方が高い判別成功率が得られた．
- Oja 型と Sanger 型の比較では，明確な差は見られなかった．
- 基本型と濱平型の比較では，濱平型の方が学習速度が速いものの，最終的に達成される判別成功率は基本型の方が高くなった．

以上の学術的な成果の応用として，OLDA を実際に利用可能なシステムとして実装し，次のような技術的成果を得た．

顔認識システム: OLDA を別途開発した顔発見器と組み合わせ実際に稼働する顔認識システムとして構築した．稼働中に，オンラインでクラス(氏名)とサンプル(画像)の登録，削除をリアルタイムに実行可能な点が特長である．視野のどこに顔があっても，また，顔の大きさが多少(面積で 7 ~ 8 倍)変化してもロバストに見つけ出し，教えられた誰であるかを見分けることができる．また，関連研究として，顔発見において要求される広視野と高解像度とを両立するために，カメラアレイを用いた顔発見システムの構築を行なった．

全身シルエット画像からの個人識別: 顔画像に基づく個人識別法の欠点である照明依存性などを補う目的で，全身シルエット画像からの個人識別を試み，その妥当性を確認した．

OLDA ベースの任意画像パターン認識システム: 上記の顔認識システムを改造し，顔以外の任意のパターンについても，オンラインで登録，認識できるように拡張した(図 4)．登録は，画像中の所望の箇所をマウス操作によって対話的に切

り出して行く。一端，登録してしまえば，以後，それを視野に呈示するたびクラス名（名前）を判別して返すというものである。また，顔発見器の部分に改造を施し，登録されたパターンを探索・発見できるようなモードも設けた。このような改造を施したパターン発見器を用いると，一旦画像パターンを登録後には，そのパターンを視野の中から探し出すことができる。

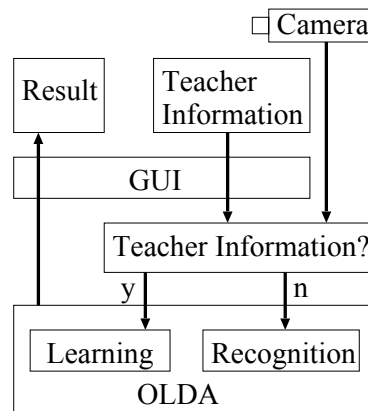


図 4: OLDA ベースの任意画像パターン認識システム

任意画像パターン認識システムを用いた人の歩行ピッチ抽出: 上記, 任意画像パターン認識システムを用い, 前を行く人の脚の踵の部分を連続的に認識・追跡させ, 歩行ピッチの抽出を行なった(図 6). こうして得られた歩行ピッチを外部刺激として神経振動子に入力することで, 振動子の周期を歩行者に同期させられることをシミュレーションで確認した. これは「人の歩行ピッチにロボットの動きを『同調』させ, 人の歩くテンポに合わせて歩行ロボットを歩かせる」というテーマの一環である. 神経振動子の外部刺激への引き込みの利用という点では琴坂・川人らのヒューマノイドによる太鼓叩きと本質的に同様であるが, 本研究では聴覚ではなく視覚を用いており, 視覚刺激の元となる対象をオンラインで対話的に教示可という点が特徴である.

4. 判別技術(2) — 次元圧縮 高次元データに対するパターン認識では, 前処理として次元圧縮が有用である. 汎用の次元圧縮手法としては主成分分析(PCA)が, 判別のための次元圧縮手法としては線形判別分析(LDA)がよく知られている. しかし, PCAには訓練データのクラスラベルを活用しないという欠点があり, LDAには圧縮後の次元数が制約されるなどの欠点がある. これらの欠点の克服をめざして, データ分布のクラス間での差異に基づく次元圧縮手法を提案した.

また, 顔画像に対する表情判別と個人判別のように複数の属性を持つデータの学習に関して, 多層ニューラルネットを用いて内部表現を生成することによるデータ補間, 競合素子を用いた教師なし分類, 情報幾何に基づく EM-like アルゴリズムによる教師あり判別などの種々のアプローチを試みた. 単一の属性にしか興味がない場合でも, 補助属性を考慮に入れることで性能の改善が期待される.

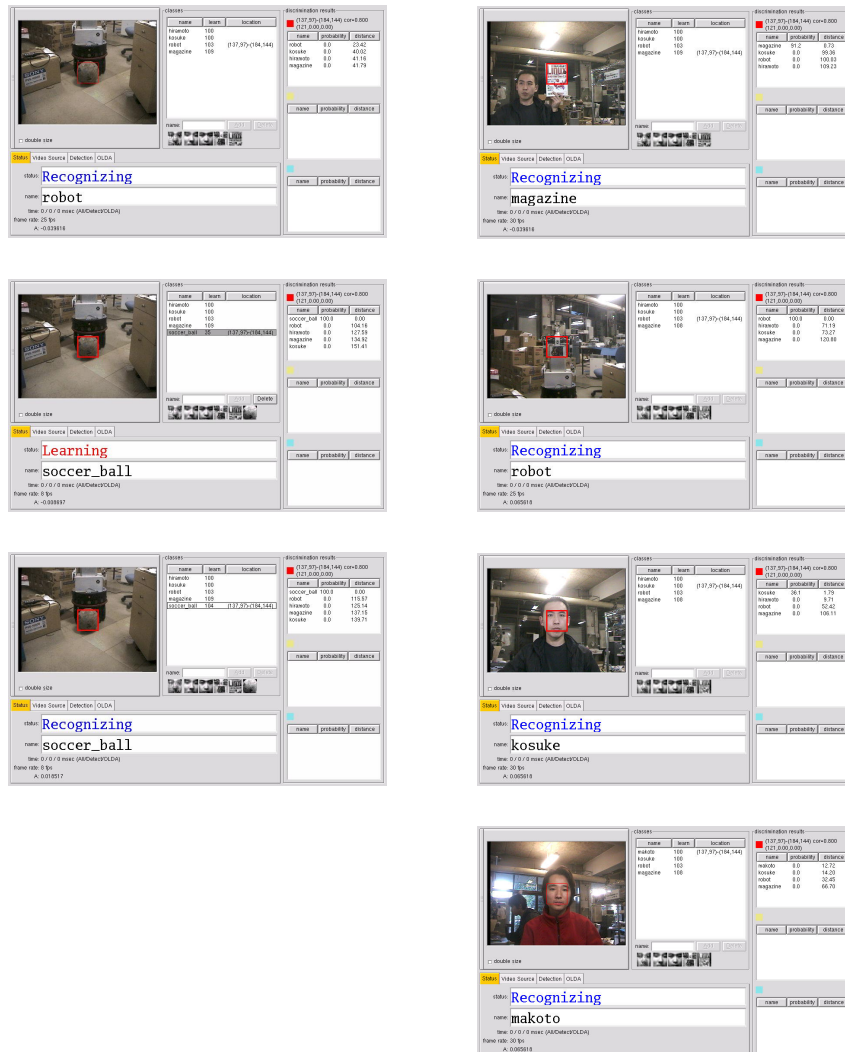


図 5: 認識システムの動作例

(2) 得られた研究成果の状況及び今後期待される効果

生体情報処理のモデルに関しては、シナプス競合と調整のメカニズムを明らかにし、競合・調節の有無の組合せ 4 通りをすべて実現する学習則を提示した。また、3 次元知覚の一つの要素である両眼視に関して、生体において視覚処理の初期視覚野レベルで注視パターンが決定されていることを示す結果を得た。これらの成果は、脳における情報処理方法の理解に貢献するものと期待される。

認識技術に関しては、標準的人体模型を用いたモーションキャプチャーによる 2 次元画像からの関節角の推定を試みた。本研究では、2 次元画像上に見えている関節の位置が特定できているとして、その動画から、関節の 3 次元位置、関節角の推定を行うこととした。2 次元のキャプチャーデータから 3 次元の運動パラメータを抽出する問題は、典型的な不良設定問題の一つである。これに対処するために、幾何学的な条件から関節角の候補を絞り、判別システム残る不定性については、あ

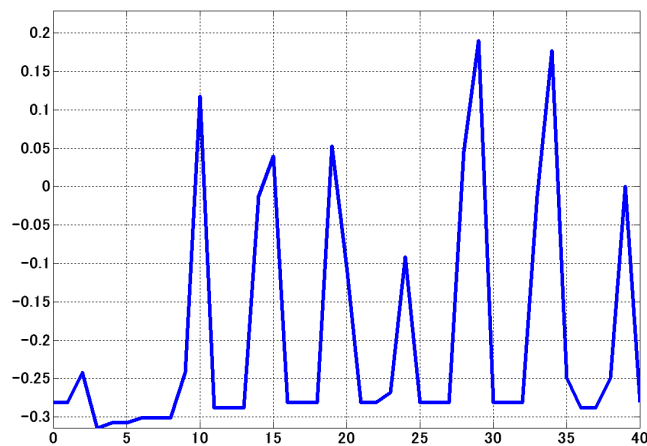
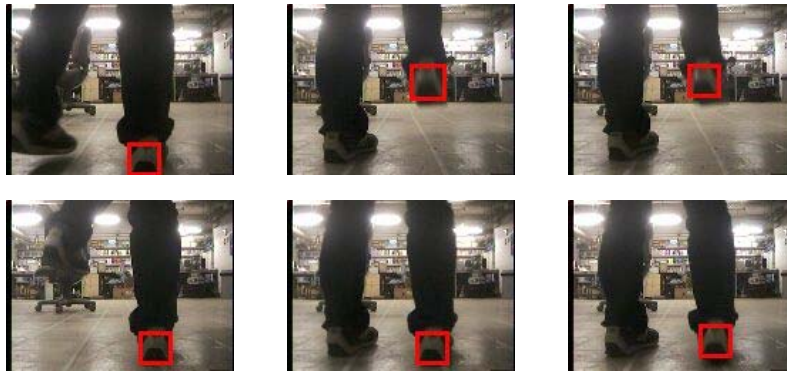


図 6: 右踵の追跡と歩行ピッチ抽出 (横軸: フレーム, 縦軸: 踵位置 (ラジアン))

り得ない動きや関節角を棄却することにより妥当な関節角を推定する．この手法に関して，2次元画像上に見えている関節位置の特定にノイズが加わったときの定性的な性質を調べ，姿勢の候補がなくなってしまうほどのノイズが付加されるまで推定動作の不自然さは変化しないという振舞いを観察した．現在，モーションキャプチャーを実施するためには，特別なセンサーなどを人体に装着する必要がある，人間の行動の監視には応用できない．人間の行動を通常のカメラで撮影し，その2次元動画画像から，人間の関節角を推定することができれば，有用である．本研究は，そのような手法の可能性を示したものである．

判別技術に関しては，従来の基本的手法の一つである線形判別分析に適応能力を持たせたオンライン線形判別分析(OLDA)アルゴリズムを考案し，その特性を理論およびシミュレーションで検証した．この成果は，状況の変化に対応でき，その場で対話的に新たなデータを学習することのできる柔軟な機械の実現につながると期待される．また，応用として，OLDAを用いて，顔画像認識システムや，それを拡張した任意画像パターン認識システムを実装した．さらに，この認識システムを利用して歩行者の踵を追跡することにより，歩行ピッチの抽出に成功した．こうして得られた歩行ピッチを外部刺激として神経振動子に入力することで，振動子の周期を歩行者に同期

させられることをシミュレーションで確認した。人間と共存可能なロボットを考える場合、人間と共に歩行することは重要な機能の一つとなる。上記のシステムにより実現される、人間に歩行ピッチを同期させてロボットが共に歩行するという能力は、その際の危険や違和感を取り除くために不可欠である。

参考文献

- [1] Y.Sakai : Neuronal Integration Mechanisms Have Little Effect on Spike Auto-correlations of Cortical Neurons, Neural Networks, Vol.14, No.9, pp.1145–1152, 2001.
- [2] 村岡, 酒井, 吉澤 : 二次元動画像からの動作情報の抽出, 第 11 回日本神経回路学会講演論文集, pp.115–116, 2001.
- [3] K.Hiraoka, S.Yoshizawa, K.Hidai, M.Hamahira, H.Mizoguchi, and T.Mishima : Convergence Analysis of Online Linear Discriminant Analysis, International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), III-387-391, 2000.
- [4] K.Hiraoka, M.Hamahira, K.Hidai, H.Mizoguchi, T.Mishima, and S.Yoshizawa : Fast algorithm for online linear discriminant analysis, IEICE Transactions on Fundamental of Electronics, Communications and Computer Science, Vol. E84-A, No. 6, pp.1431–1434, 2001.
- [5] 岡部, 日台, 平本, 溝口, 平岡, 重原, 三島, 吉澤 : 認識対象パターンの対話的教示が可能な OLDA ベース任意画像パターン認識システム, 計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 (SI2002) 講演論文集 (II), pp.159–160, 2002.