

画像からの周期ジェスチャ認識

- 濃淡値の時系列変化に対する FFT の適用 -

高橋 真人[†] 入江 耕太[†] 荻島 秀敏^{††} 寺林 賢司^{†††} 梅田 和昇^{†††}

[†] 中央大学理工学研究科

〒 112-8551 東京都文京区春日 1-13-27

^{††} 中央大学理工学部

^{†††} 中央大学理工学部/JST CREST

E-mail: [†]{takaha,kotairie,ogishima}@sensor.mech.chuo-u.ac.jp, ^{††}{terabayashi,umeda}@mech.chuo-u.ac.jp

あらまし 本論文では、濃淡値の時系列変化を利用した画像からの周期ジェスチャ認識手法を提案している。提案手法では、低解像度化した濃淡画像の各画素に対して時間軸方向の FFT を行うことにより得られるパワースペクトルを用いて周期運動を検出し、さらに周期運動領域から手の動作領域を抽出し、その領域内の位相スペクトルを用いて周期ジェスチャの識別を行う。色情報を用いず画素の濃淡情報を用いることで、照明環境や肌色の個人差に対してロバストに周期ジェスチャを認識できる。評価実験を行い、提案手法の有効性、および、周期運動を検出するためのパターン認識手法として SVM が有効であることを示している。

キーワード ジェスチャ認識, 周期ジェスチャ, FFT, 画像処理, 判別分析, サポートベクターマシン

Periodic Gesture Recognition From Images

- Application of FFT to Time Series of Intensity Values -

Masahito TAKAHASHI[†], Kota IRIE[†], Hidetoshi OGISHIMA^{††}, Kenji TERABAYASHI^{†††}, and
Kazunori UMEDA^{†††}

[†] Graduate School of Science and Engineering, Chuo University

1-13-27 Kasuga, Bunkyo-ku, Tokyo 112-8551, Japan

^{††} Faculty of Science and Engineering, Chuo University

^{†††} Faculty of Science and Engineering, Chuo University/JST CREST, JST

E-mail: [†]{takaha,kotairie,ogishima}@sensor.mech.chuo-u.ac.jp, ^{††}{terabayashi,umeda}@mech.chuo-u.ac.jp

Abstract In this paper, we propose a method to recognize periodic gestures from images. The proposed method uses power spectrum and phase spectrum that are obtained by applying FFT to time series of intensity images. FFT is applied to each pixel of the low-resolution images. The method is consisted of 2 steps. First, the method detects periodic motion regions from power spectrum. Second, the method uses the phase spectrum in the detected periodic motion region to classify the gestures. The proposed method is also robust to lighting condition and individual difference of skin color, because it does not use color information. To demonstrate the effectiveness of the proposed method, we have conducted several experiments and show that support vector machines are well suited for obtaining discriminate hyperplanes for recognition of periodic motion.

Key words Gesture Recognition, Periodic Gestures, FFT, Image Processing, Discriminant Analysis, Support Vector Machine

1. はじめに

ロボットを始めとする機械が我々人間のパートナーとなった安心・安全・豊かな暮らしを実現するために、人間から機械への意思伝達を自然に行える柔軟な HMI(Human

Machine Interface) が重要である。我々の日常的なコミュニケーションを考えた場合、意識的あるいは無意識的に身振り、手振りなどのジェスチャを頻繁に用いている [1]。そこで、直感的かつ非接触での操作を可能にする HMI の一つとして、ジェスチャを用いることが考えられる。

これまでに、ジェスチャ認識に関する研究が、人工現実感やコンピュータビジョンなどの分野で数多く報告されている [2] ~ [5]。人工現実感では、3 次元位置センサや加速度センサを搭載したグローブ型のデバイスを用いることにより空間的な手の配置や動きを検出して、ジェスチャを認識する手法が提案されている [6], [7]。ほかにも、情報機器や情報家電機器の操作を実現する指装着型のウェアラブルデバイスが提案されている [8]。このような装着型の入力デバイスは人工現実感システムにおける重要な入力手段として用いられてきたが、自然なインタラクションという観点からは、着脱の手間やケーブルなどによって動きに制約があるなどの問題から必ずしも適しているとはいえない。このようなことから、ケーブルなどを必要としない非接触型のアプローチとして画像処理に基づく手法が研究されてきた [9] ~ [11]。画像処理に基づくジェスチャ認識の手法は、マーカを利用する手法と利用しない手法に分けられる。前者のマーカを利用する手法は、例えばユーザの手足に装着したマーカの位置をステレオ法などにより 3 次元的に追跡し、ジェスチャを認識する [12]。しかし、マーカなどを手足に装着することは、自然なインタラクションを実現するうえでは望ましくない。これに対して、後者のマーカを利用しない手法では、入力画像から抽出された手などの領域に対して、動き、形状変化などからマッチングを行い、ジェスチャを認識している [13]。手などの領域を抽出するためには、2 つの手法が一般的に用いられている。1 つは、カラー画像からユーザの肌の色に近い色領域を抽出することにより手領域を特定する手法である [14]。しかしこの手法では、光源環境の変化によりユーザの肌色も変化するため、安定した領域抽出は困難である。もう 1 つは、画像間の差分を利用する手法である [15]。この手法では、背景が複雑である、背景が一定でない、対象領域と背景が同様の色を持つ、などの場合には対象領域だけを安定して抽出することが困難となる。そのため、背景を一定の状態や色に制限する必要がある、使用可能な環境が限定されるという問題が生じる。マーカなどを用いず、かつユーザの手に対応する画像領域を抽出するという前処理を行うことなくジェスチャを認識する手法 [16], [17] も提案されているが、人物が複数存在するなど移動領域が複数の場合、適用が困難である。

上述した研究では、身体の複雑な動きや多様な手のジェスチャを認識できる反面、特殊なデバイスを装着しなければならない、実用環境によって認識が不安定であるといった課題が残る。一方、イエスやノー等の単純な意思伝達や単純な機械を操作するうえで、必ずしも身体の複雑な動きや、多様な手のジェスチャを認識する必要はない。このような観点から、我々は単純な周期的動作である手振り動作に着目し、動作者の位置を機械に伝えることを目的とした画像からの手振り動作認識手法を構築した [18]。しかしながら、この手法は手を左右に振る

などの繰り返し動作の有無を認識するのみで、伝達可能なジェスチャは 1 種類のみである。

本論文では、この手法を拡張し、複数の単純な意志伝達を可能にする周期ジェスチャ認識手法を提案する。具体的には、低解像度化した濃淡画像の各画素に対して時間軸方向の FFT [19] を行うことにより得られるパワースペクトルを用いて周期運動を検出する。周期運動の検出には Vapnik によって提案され、近年分類学習モデルの一つとして注目を集めている SVM (Support Vector Machine) [20] を適用する。さらに周期運動領域から手の動作領域を抽出し、その領域内の位相スペクトルを用いて周期ジェスチャの種類を識別する。提案手法は、直感的かつ非接触での操作を可能にし、濃淡画像を用いることで、照明環境や肌色の個人差に対してロバストに周期ジェスチャを認識できる。さらに、あらかじめ肌色情報を用いて手領域を抽出するといった画像処理は必要なく、極めて簡潔な処理を実現できる。したがって、システムの小型化、ハードウェア化が期待でき、汎用性のあるインタフェースが実現できると考えられる。

以下、2 章で提案する周期ジェスチャ認識手法について述べる。3 章で提案手法についての評価実験結果を述べ、4 章でまとめと今後の展望を述べる。

2. 周期ジェスチャ認識手法

周期性を伴う時系列ジェスチャを認識するため、まず画像から周期運動を検出する (2.1 節)。次に、その周期運動領域から手の動作領域を抽出する (2.2 節)。最後に手の動作領域からジェスチャの種類を識別する (2.3 節)。

2.1 周期運動の検出

周期ジェスチャを行った場合、濃淡画像中の動作領域の画素において、動作部分の濃淡値と背景の濃淡値とで変化が生じる。この濃淡変化は、一定の周期を持つため、FFT を用いて定量化することで周期運動の検出を実現できる。また、色情報を用いず画素の濃淡情報を用いることで、照明環境や肌色の個人差に対してロバストな処理が可能となる。

2.1.1 濃淡値の時系列変化に対する FFT

低解像度化した濃淡画像の各画素の濃淡値の時系列変化に対して FFT を行うことで、周期ジェスチャを特徴づけるパワースペクトルと位相スペクトルを取得できる。

具体的にはまず、取得した濃淡画像を $m \times n$ 画素に低解像度化し、全画素の濃淡値 $I(i, j, t)$ を時系列で取得する (図 1 参照)。ただし、 $i = 1, 2, \dots, m$, $j = 1, 2, \dots, n$ は画像座標、 t はフレーム数である。画像の低解像度化は、計算量の軽減やノイズに対するロバスト性の向上、滑らかな濃淡変化パターンが得られるといった効果が期待できる。図 2(a) に取得画像、図 2(b) に低解像度化した画像の例を示す。

つぎに、取得した各画素における濃淡値の時系列変化

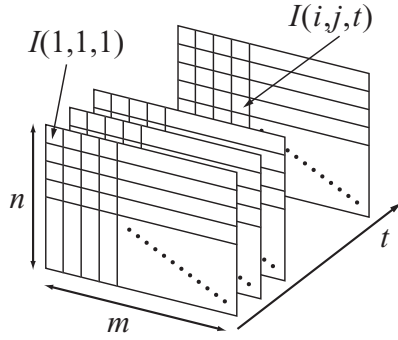
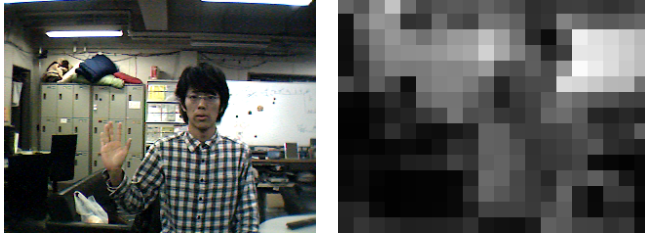


図 1 時系列低解像度画像



(a)Original image (b)Low-resolution image

図 2 画像の低解像度化

に対して、前 u フレームにおける最大値と最小値の差を用いて正規化処理を施す．さらに、正規化した濃淡値変化に対して FFT を行い、パワースペクトルと位相スペクトルを取得する．図 3(a) に、周期ジェスチャを行った場合の、濃淡画像中の手の動作領域における 1 画素の濃淡値の時系列変化を示す．図 3(b) に、図 3(a) の正規化後の濃淡値変化を示す．また、図 3(c) にパワースペクトル、図 3(d) に位相スペクトルを示す．

2.1.2 SVM を利用した周期運動検出

得られたスペクトルを用いてパターン認識を行い、周期運動領域を画素毎に抽出できる．パターン認識には SVM を適用する．SVM は近年、顔認識 [21], [22]、動作認識 [23] など様々な分野に適用され、優れた認識性能を持つことが示されている．また、SVM は基本的には 2 クラスを識別する識別器を構成するための学習法である．周期運動の検出は、周期運動とそれ以外の動作に分類する 2 クラスの識別問題に帰着されるので、SVM に基づく認識手法の利用に適している．

周期運動の検出には特徴量として、2.1.1 節で得たパワースペクトル G の最大値、平均値などの要約統計量を用いる． G は式 (1) で与えられる．

$$G = \sum_{k=1}^{N-1} I_k \mathbf{W}_N^k \quad (1)$$

N はサンプリングフレーム数、 $\mathbf{W}$ は DFT(Discrete Fourier Transform) における回転子を表す．図 4 に、周期運動とそれ以外の動作を行って得られたパワースペクトルの最大値と平均値のデータを示す．周期運動の検出問題では、図 4 に示すように学習データが線形分離不可

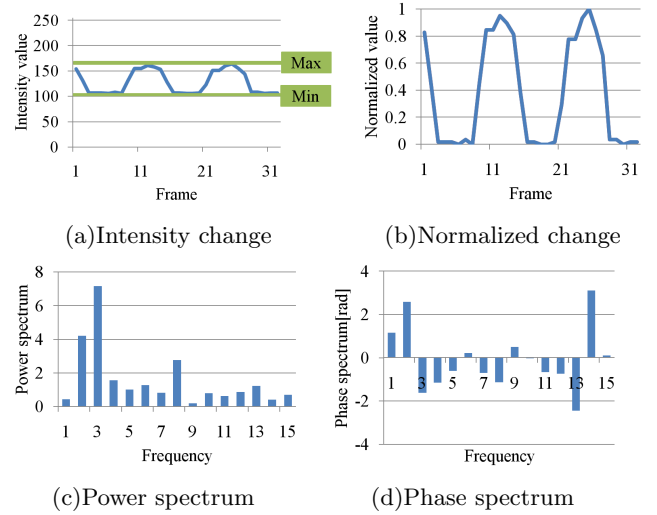


図 3 濃淡値の時系列変化に対する FFT

能であるため、特徴空間において非線形の識別面が必要となる．そこで本手法では、ソフトマージン法を SVM に適用する [24]．周期運動とそれ以外の動作の特徴空間を分離する超平面は以下の条件付き最適化問題の最適解から求める．

$$\text{minimize } L(\mathbf{w}, \zeta) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \gamma \sum_{a=1}^l (\zeta_a) \quad (2)$$

subject to $\zeta_a \geq 0$,

$$s_a(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_a + b) \geq 1 - \zeta_a, \quad (3)$$

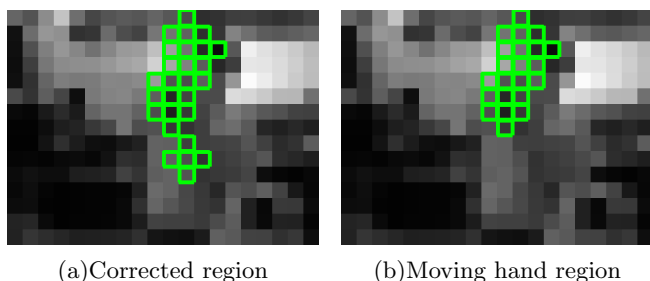
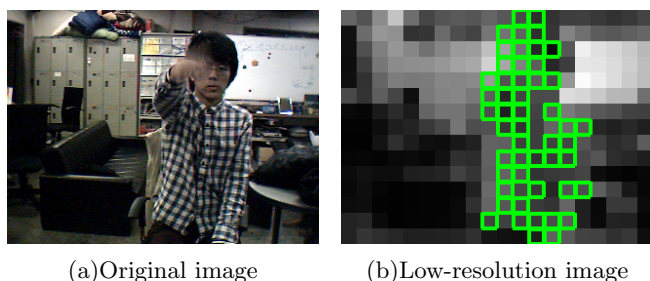
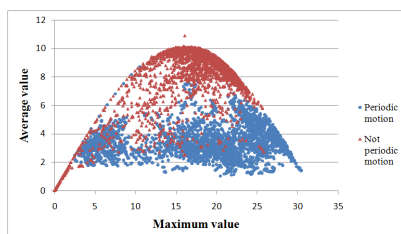
$$(a = 1, 2, \dots, M)$$

$\mathbf{w}$ は重みベクトル、 γ は識別エラーに対するペナルティ、 M は特徴量数、 $\zeta_i (\geq 0)$ は不完全な分離を許容するパラメータ、 s_a はクラスラベル、 $\mathbf{x}$ は特徴空間内の点、 b はバイアス項と呼ばれるパラメータである．求められた値を用いて周期運動が行われているか否かの判別を行う．図 5 に周期運動を検出した画像の例を示す．図 5(b) において、画素毎に四角の枠で囲われた領域が周期運動の検出された領域である．ジェスチャの動作領域とそれに伴い周期的に振動している領域が検出されている．

2.2 手の動作領域抽出

画素毎に抽出された周期運動領域には、手振り動作領域以外にジェスチャを行う際同時に振動してしまう頭や肩、服なども含まれる (図 5(b) 参照)．このため、ジェスチャを行っている手の動作領域が的確に抽出できず、ジェスチャの識別が困難である．そこで、抽出された周期運動領域を補正する．

具体的にはまず、周期運動が認識された全画素に対してモルフォロジー処理を施すことで、頭や肩などのジェスチャを識別するうえで不要な周期運動領域を除去する．さらに、ラベリング処理で最大連結領域のみ選択することで、服などの振動領域を除去する．このように補正さ



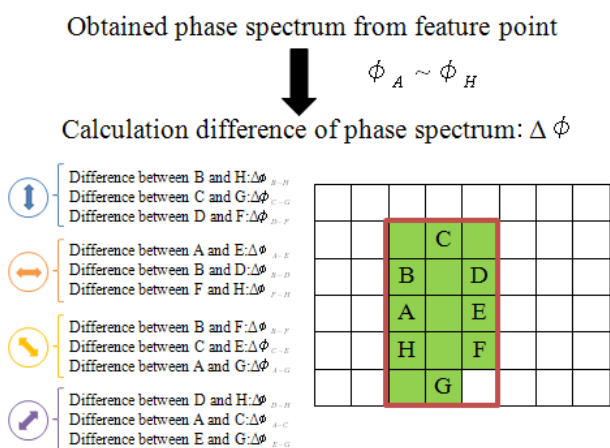
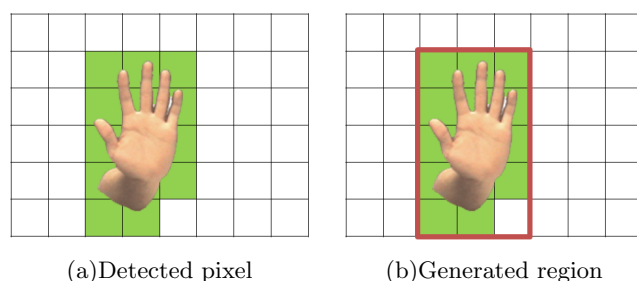
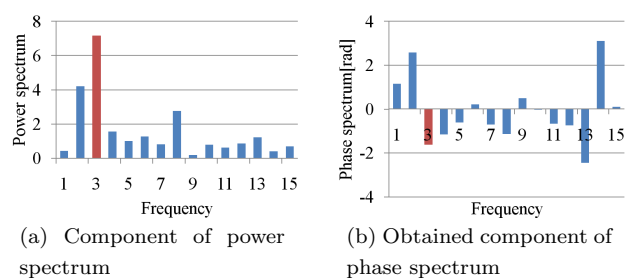
れた周期運動領域を手の動作領域とする．図 6(a) に図 5(b) に対してモルフォロジー処理を施した結果を，図 6(b) に図 6(a) に対してラベリング処理を施し，手の動作領域を抽出した結果を示す．

2.3 周期ジェスチャの識別

抽出された手の動作領域内の位相スペクトルを利用して，周期運動からジェスチャの種類を識別する．

まず，抽出された手の動作領域の全画素を内包する矩形領域を生成する．その矩形領域に内接する楕円周上の 8 点の画素の位相スペクトルを取得する．8 点は楕円周を 8 等分する画素とする．この 8 点の画素間の位相スペクトル差を算出する．識別に用いる位相スペクトルは図 7 に示すように，パワースペクトルが最大となるピーク周波数の位相スペクトルとする．図 8 に手の動作領域から矩形領域を生成する例を，図 9 に位相スペクトル差算出の様子を示す．

つぎに，この位相スペクトル差を特徴量とし，パターン認識を行い周期ジェスチャを識別する．多クラスの識別であるため，ここではパターン認識手法にマハラノビス距離による識別法を用いる．より確実な認識を行うために， l フレーム以上同一のジェスチャが識別された場合に最終結果として周期ジェスチャの種別を確定する．



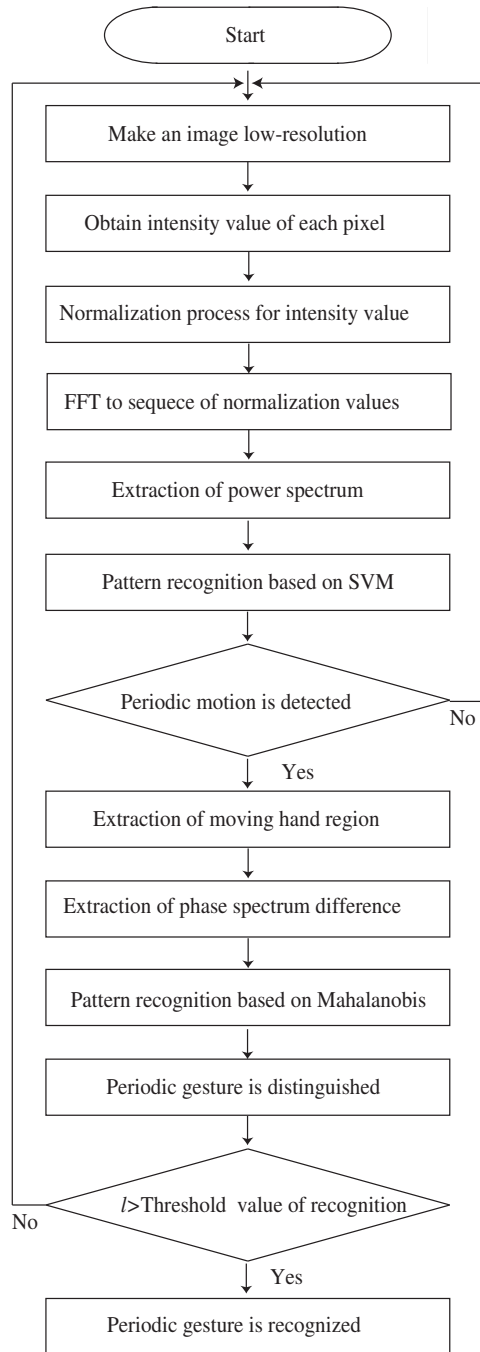


図 10 周期ジェスチャ認識処理の流れ

以上で述べた周期ジェスチャ認識処理の流れを図 10 に示す．

3. 実 験

提案手法の有効性を検証するため，実験を行った．実験環境は大学の研究室とし，大学生 4 名を被験者とした．本実験で扱う周期ジェスチャは，手を横や縦に振る動作，時計回りや反時計回りに回転させる動作の 4 種類とした．これらは，簡単な機械を操作することを想定し，決定や中止，可変量の変更などの意味を表現できると仮定し決定した．図 11 に実験で扱った 4 種類の周期ジェスチャを示す（Horizontal: H, Vertical: V, Clockwise:

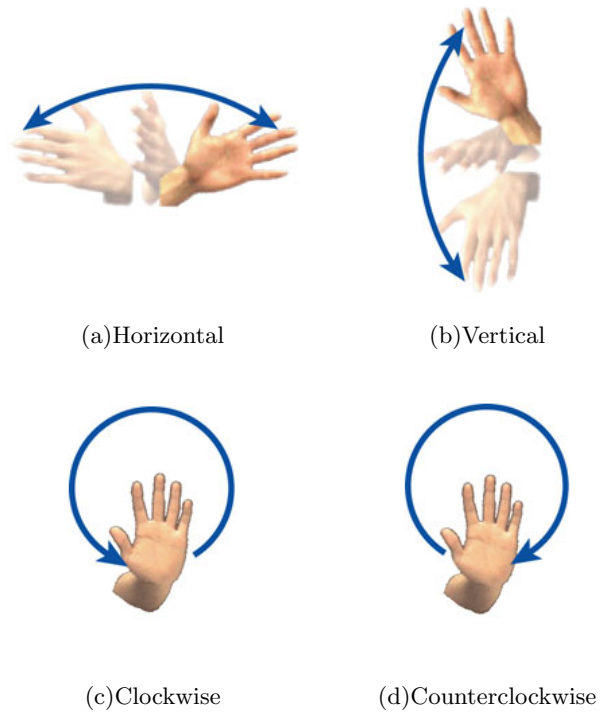


図 11 4 種類の周期ジェスチャ

CW, Counterclockwise: CCW)．

3.1 節で，本実験の条件及び提案手法で用いる SVM のパラメータの設定について述べる．3.2 節で，提案手法が照明環境と肌色の個人差に対してロバストに周期運動を検出することを確認する．また周期運動の検出に用いるパターン認識手法として，SVM とは異なる他の基準，判別分析の代表的な手法などと性能を比較し，識別性能の観点から SVM を利用する妥当性を検証する．3.3 節で，位相スペクトルを用いた周期ジェスチャの識別手法の有効性を検証する．

3.1 実験条件およびパラメータの設定

実験システムは PC(DELL Intel Core2Quad Q6600)，USB カメラ (ELECOM UCAM-E130)，キャプチャソフト (Microsoft DirectShow)，画像処理ソフト (Intel OpenCV) により構成される．

ジェスチャは自然な動作とするため 0.3～0.5[m] の振り幅とした．カメラから被験者までの距離は 2[m] とした．カメラから被験者までの距離は，周期ジェスチャを行った場合，画像中の動作領域が画像の水平方向または垂直方向に 1/2 以上となるように決定した．画像の解像度は，位相スペクトル取得領域を考慮し，画像中の動作領域が水平方向または垂直方向に 5 画素以上取得できるよう 20 × 15 とした．FFT を行う際に用いるサンプリングフレーム数 N は周波数分解能を考慮し決定する．周波数分解能は R_f は式 (4) で与えられる．

$$R_f = \frac{R_t}{N} \quad (4)$$

R_t はフレームレートである．本論文では，ゆっくりとし

たジェスチャ動作にも対応させるため、1[Hz] 以下の周波数分解能が必要となる。本論文で用いるカメラのフレームレートは 30[fps] であり、FFT を行うためのサンプリング数は 2 の累乗でなければならない。よって、サンプリングフレーム数 N は 32 とした。正規化フレーム数 u も 32、周期ジェスチャの種別を確定するためのフレーム数 l は 10 とした。

本手法では、カーネルトリック [25] を SVM に適用し学習する際、次式に示す Gauss カーネルを用いた。

$$K(x_1, x_2) = \exp\left(\frac{-\|x_1 - x_2\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

ここで、ソフトマージン法で用いる、学習データが逸脱する範囲を決める定数である式 (2) の γ と、カーネルトリックで用いる式 (5) Gauss カーネルの σ の 2 つの未知数を決定する方法として Grid Search を適用した。特に本手法では、学習にかかる時間の削減のため、最初は粗く次第に細かく値を求めていく Coarse Grid Search を適用した。また、オーバーフィッティングを防ぐために、学習データを 5 グループに分け、Cross Validation [26] を用いてパラメータを決定した。

3.2 周期運動の検出

異なる照明環境、異なる被験者で、周期ジェスチャとそれ以外の動作のパワースペクトルデータをそれぞれ取得し、周期運動検出シミュレーション実験を行った。

まず、異なる照明環境に対してロバストに周期運動を検出できることを確認することにより、提案手法の有効性を検証した。つぎに、被験者を 2 つのグループ A, B にわけて実験を行い、肌色の個人差に対してもロバストに周期運動を検出できることを確認することにより、提案手法の有効性を検証した。同時に、周期運動を検出するためのパターン認識手法として SVM と、判別分析の代表的な手法である線形判別法 [27]、マハラノビス距離による識別法 [28] を比較し、検討を行った。線形判別法は、クラス間をよく識別する特徴を選択する手法であり、マハラノビス距離による識別法は学習用データの分布を考慮した手法である。シミュレーション実験を行うための SVM ツールとして LIBSVM [29] を利用した。

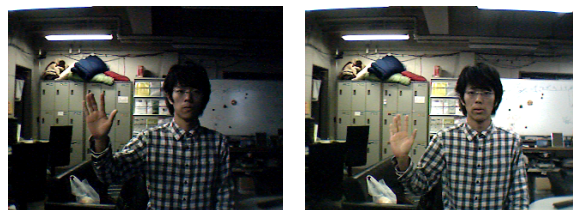
周期運動検出における検証ポイントは、以下の 3 点である。

- ・照明環境に対するロバスト性
- ・肌色の個人差に対するロバスト性
- ・周期運動検出における SVM の有効性

3.2.1 異なる照明環境での周期運動検出

本節では、異なる照明環境に対してもロバストに周期運動を検出できることを確認するため、グループ A の被験者で実験を行った。

まず、2 名の被験者に 4 種類の周期ジェスチャと室内を前後左右に歩行する動作や室内における無造作な動作



(a)Dark room

(b)Bright room

図 12 異なる照明環境

表 1 異なる照明環境での周期運動の検出率

Method	60-190[lx]	250-315[lx]
LD	95.0%	88.7%
MD	93.9%	88.9%
SVM	95.2%	90.1%

を行ってもらい、周期運動とそれ以外の動作に対してそれぞれ 4000 フレーム分のパワースペクトルを取得し学習用データとした。実験環境は室内の照明をすべてつけた状態で行った。

つぎに、2 パターンの照明環境下で、周期ジェスチャを行ってもらい、それぞれ 1000 フレーム分のパワースペクトルを取得しテスト用データとした。実験環境は蛍光灯のみの照明とし、手領域付近の鉛直面照度は約 60 ~ 190[lx] (室内の照明を約 1/3 にした場合) と約 250 ~ 315[lx] (室内の照明をすべてつけた場合) で行った。図 12 に室内の照明をすべてつけた場合と約 1/3 にした場合の様子を示す。

表 1 に異なる照明環境での周期運動検出実験の結果を示す。異なる照明環境においても高い精度で周期動作が認識されていることがわかる。このことから、照明環境に左右されることなく周期運動を認識可能であることが確認できる。室内の照明が明るい場合と暗い場合の認識率を比較すると、どの手法を用いた場合でも照明を暗くした方が認識率が高い。提案手法は、低解像度化した画素毎の濃淡値変化を用いて周期運動を検出しているため、動作領域と背景領域に濃淡値の差がない場合、周期運動を検出できない。照明が明るい場合、壁面が十分に照らされ手の動作領域と背景領域で濃淡の差が生じなかったことが考えられる。また、SVM が線形判別法やマハラノビス距離による識別法より優れていることがわかる。以上のことから、異なる照明環境での周期運動検出に関して、提案手法が有効であり、周期運動を検出するためのパターン認識の手法として、SVM が有効であるといえる。

3.2.2 異なる被験者での周期運動検出

本節では、肌色の個人差に対してもロバストに周期運動を検出できることを確認するため、4 名の被験者を 2 つのグループ A, B にわけ実験を行った。

本節では、3.2.1 節で取得した室内の照明をすべてつけた場合のグループ A のデータを利用する。まず、3.2.1 節で取得したグループ A の学習データを本節の実験の学

表 2 異なる被験者での周期運動の検出率

Method	Group A	Group B
LD	88.7%	89.9%
MD	88.9%	91.5%
SVM	90.1%	91.6%

習にも用いた。つぎに、グループ B の 2 名の被験者に周期ジェスチャを行ってもらい、それぞれ 1000 フレーム分のパワースペクトルを取得しテスト用データとした。さらに、3.2.1 節で取得したグループ B の室内の照明をすべてつけた場合のテスト用データを本節のテストにも利用した。実験環境は室内の照明をすべてつけた状態でを行った。

表 2 に異なる被験者での周期運動検出実験の結果を示す。異なる被験者においても高い精度で周期動作が認識されていることがわかる。このことから、被験者の肌色に左右されることなく周期運動を認識可能であることが確認できる。グループ A とグループ B の認識率を比較すると、どの手法を用いた場合でも同様の認識率であるが、グループ B の方が若干認識率が高い。これは、グループ A の動作領域と背景領域に濃淡値の差が少なく、周期的な濃淡差が生じなかった生じなかったことが考えられる。また、3.2.1 節と同様に SVM が線形判別法やマハラノビス距離による識別法より優れていることがわかる。以上のことから、周期運動の検出に関して、提案手法は被験者の肌色に左右されることなく有効であり、周期運動を検出するためのパターン認識の手法として、SVM が有効であるといえる。

3.3 周期ジェスチャの認識

被験者 4 名を対象に、4 種類の周期ジェスチャ認識実験を行った。周期ジェスチャ認識精度を確認することにより、提案手法の有効性を検証した。ただし、周期ジェスチャ識別の前処理である周期運動検出には、前節で有効性を示した SVM を用いた。検証ポイントは、位相スペクトルを用いた提案手法により異なる種類の周期ジェスチャを識別できるかである。

まず、2 名の被験者に 4 種類の周期ジェスチャを行ってもらい、各ジェスチャに対して 1000 フレーム分の位相スペクトル差を取得した。このようにして集めた合計 4000 フレーム分の位相スペクトル差を用いて学習を行った。

つぎに、学習データを提供した 2 名を含む 4 名の被験者により、各周期ジェスチャの認識実験を行った。各被験者が各ジェスチャを 25 回ずつ行い、4 種類のジェスチャで合計 100 回の動作を行った。各被験者は 4 つの周期ジェスチャを行うように求められ、求められたジェスチャと本システムにより判別されたジェスチャの一致度で評価を行った。実験環境は学習データ取得時、ジェスチャ試行時、ともに室内の照明をすべてつけた状態でを行った。

表 3 に周期ジェスチャの判別結果を示す。各周期ジェスチャを正しく認識する確率 (Probability of correct recognition: PCR) は 80% である。PCR は表の対角要素の平均である。横動作に関しては、96% と高い認識率が得られていることがわかる。さらに、同じ回転動作である時計回りと反時計まわりに関しても高い認識率が得られていることから、各周期ジェスチャを識別するうえで位相スペクトル差を用いることが有効であると確認できる。反時計まわりの回転動作の方が若干認識率が低くなっているが、これは個人により利き手があるように回転させる方向にも得意、不得意などの個人差があったと考えられる。縦動作の認識率が他のジェスチャと比較し低いことがわかる。これは、周期運動検出後に精度良く手の動作領域を抽出できなかったため、的確に位相スペクトル差を取得出来なかったことが原因と考えられる。また、画像中の任意の場所でジェスチャを始めてから認識されるまでにかかる時間の平均は 1.7 秒であった。この時間に関しては、ジェスチャを行う人間に負担や不快感を与えることなく、かつ自然なインタラクションを実現できる時間であると考えられる。

表 3 周期ジェスチャの認識率

Input \ Output	H	V	CW	CCW
H	96%	0%	1%	3%
V	11%	68%	18%	3%
CW	14%	1%	82%	3%
CCW	13%	0%	12%	75%

4. おわりに

本論文では、画像からの周期ジェスチャ認識手法を提案した。提案手法は、低解像度化した濃淡画像の各画素に対して時間軸方向の FFT を行うことにより得られるパワースペクトルと位相スペクトルを用いることで、照明環境に対してロバストに周期ジェスチャを認識することができる。また、色情報を用いていないため、肌色の個人差に対してもロバストである。周期運動を検出するためのパターン認識手法として、SVM、線形判別法、マハラノビス距離による識別法について比較検討を行い、その結果 SVM が有効であることを示した。

今後の展望として、インテリジェントルーム [30] などのジェスチャ認識を利用したシステムへの応用が挙げられる。また、距離画像センサなどを用いることにより人間がさらに直感的に利用できるような 3 次元ジェスチャの認識について検討する。

文 献

- [1] 黒川隆夫, “ノンバーバルインタフェース,” オーム社, 1994.
- [2] D. J. Sturman, D. Zeltzer, “A survey of glove-based

- input,” IEEE Computer Graphics and Applications, vol.14, pp.30-39, 1994.
- [3] T. Starner, J. Weaver, and A. Pentland, “Real-time american sign language recognition using desk and wearable computer based video,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.20, pp.1371-1375, 1998.
 - [4] A. Wilson and A. Bobick, “parametric hidden Markov models for gesture recognition,” IEEE Transaction Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.21, no.9, pp.884-900, 1999.
 - [5] P. Hong, M. Turk, T. S. Huang, “Gesture Modeling and Recognition Using Finite State Machines,” IEEE Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, pp.691-694, 2000.
 - [6] C. Vogler, and D. Metaxas, “ASL recognition based on a coupling between HMMs and 3D motion analysis,” Sixth International Conference on Computer Vision, pp.363-369, 1998.
 - [7] 澤田秀之, 橋本周司, 松島俊明, “運動特徴と形状特徴に基づいたジェスチャ認識と手話認識への応用,” 情報処理学会論文誌, vol.39, no.5, pp.1325-1333, 1998.
 - [8] 塚田浩二, 安村通晃, “Ubi-Finger : モバイル指向ジェスチャ入力デバイスの研究,” 情報処理学会論文誌, vol.43, no.12, pp.3675-3684, 2002.
 - [9] H. Wu, T. Shioyama, and H. Kobayashi, “Spotting Recognition of Head Gestures from Color Image Series,” Proc. of the International Conference on Pattern Recognition, pp.83-85, 1998.
 - [10] R. Cutler and L. Davis, “View-based Detection and analysis of Periodic Motion,” Proc. of the International Conference on Pattern Recognition, 1998.
 - [11] R. Cutler and L. Davis, “Robust Real-Time Periodic Motion Detection, Analysis, and Applications,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.22, no.8, pp.781-796, 2000.
 - [12] 仁野裕一, 古川 久雄, 丸家 誠, “ユーザ位置によらないジェスチャ認識手法の提案と仮想空間インタフェースへの応用,” 電子情報通信学会, 信学技報 PRMU, pp.1-8, 1999.
 - [13] J. Martin, J.-B. Durand, “Automatic handwriting gestures recognition using hidden Markov models,” Proc. of IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition,” pp.403-409, 2000.
 - [14] Y. Sato, M. Saito, H. Koike, “Real-time input of 3D pose and gestures of a user’s hand and its applications for HCI,” The 2001 IEEE Virtual Reality Conference, pp.79-86, 2001.
 - [15] J. Segen, S. Kumar, “Shadow gestures: 3D hand pose estimation using a single camera,” Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.479-485, 1999.
 - [16] J. Yamato, J. Ohya, K. Ishii, “Recognizing Human Action in Time-Sequential Images using Hidden Markov Model,” In Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.379-385, 1992.
 - [17] 西村拓一, 十河卓司, 小木しのぶ, 岡隆一, 石黒浩, “動き変化に基づく View-based Aspect Model による動作認識,” 電子情報通信学会論文誌, vol.J84-D-II, No.10, pp.2212-2223, 2001.
 - [18] 入江耕太, 梅田和昇, “濃淡値の時系列変化を利用した画像からの手振り検出,” 日本ロボット学会誌, vol.21, no.8, pp.923-931, 2003.
 - [19] W. Press, S. Teukolsky, W. Vetterling and B. Flannery, “Numerical Recipes in C,” Cambridge University Press, 1988.
 - [20] V. Vapnik, “Statistical learning theory,” John Wiley and Sons, New York 1998.
 - [21] T. Okabe and Y. Sato, “Support Vector Machines for Object Recognition under Varying Illumination Conditions,” Asian Conf. Computer Vision, pp. 724-729, January 2004.
 - [22] G. Guo, S.Z. Li and K. Chan, “ Face Recognition by Support Vector Machines,” Proceedings of the 4th IEEE Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, pp.195-201, 2000.
 - [23] 森武俊, 下坂正倫, 原田達也, 佐藤知正, “マージンに基づく問い合わせ学習を用いたオンライン動作認識,” 日本ロボット学会誌, vol.24, no.7, pp.861-872, 2006.
 - [24] T. Kurita, “Support vector machine and generalization,” Journal of Advanced Computational Intelligence, vol.8, no.2, pp.84-91, 2004.
 - [25] 前田英作, 村瀬 洋, “カーネル非線形部分空間法によるパターン認識,” 電子情報通信学会論文誌, Vol.J82-D-II, No.4, pp.600-612, 1999.
 - [26] Kohavi, Ron, “A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection,” Proceedings of the Fourteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence 2 (12), pp.1137-1143, 1995.
 - [27] R. O. Duda and P. E. Hart, “Pattern Classification and Scene Analysis,” John Wiley and Sons, 1973.
 - [28] B. Ripley, Pattern Recognition and Neural Networks, Cambridge University Press.
 - [29] C.-C. Chang, C.-J. Lin, LIBSVM, “A Library for Support Vector Machines.” <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>.
 - [30] 入江耕太, 若村直弘, 梅田和昇, “ジェスチャ認識に基づくインテリジェントルームの構築,” 日本機械学会論文集 C 編, Vol.73, No.725, pp.258-265, 2007.