

NAIST-IS-MT9551004

修士論文

K-L 展開による  
正規化相互相関テンプレートマッチングの高速化

足立 一秀

1997年2月14日

奈良先端科学技術大学院大学  
情報科学研究科 情報システム学専攻

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科に  
修士(工学) 授与の要件として提出した修士論文である。

足立 一秀

指導教官： 横矢 直和 教授  
鹿野 清宏 教授  
竹村 治雄 助教授

# K-L 展開による 正規化相互相関テンプレートマッチングの高速化\*

足立 一秀

## 内容梗概

テンプレートマッチングの高速なアルゴリズムである残差逐次検定法 (SSDA) は, これまで限られた類似度評価尺度にしか適用されていなかった. 本研究では, 明度変化に対し安定な類似度評価尺度である正規化相互相関を用いたテンプレートマッチングへの SSDA の適用について検討する. まず最初に, ユークリッド距離での最近点探索に帰着することで, 正規化相互相関に対して SSDA を適用する手法を提案する. 次に, 正規直交基底への投影変換がユークリッド距離を保存することを利用して, 正確に探索候補の削減を行ない, SSDA を効率化する手法を提案する. この候補削減に最適な投影軸は, 部分画像集合の統計的な性質を反映しており, KL 展開によって求められる. また, 従来の正規化相互相関テンプレートマッチングと 2 つの提案手法の計算量を比較し, 実験によって高速化の程度を確認した. その結果, SSDA は正規化相互相関においても高速であること, また多数のテンプレートが重複した範囲を探索する場合, 2 つ目の提案手法を組み合わせることでさらに高速化できることが確認された.

## キーワード

テンプレートマッチング, 正規化相互相関, 残差逐次検定法, KL 展開, 判別分析

---

\*奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 情報システム学専攻 修士論文, NAIST-IS-MT9551004, 1997年2月14日.

# Fast Template Matching Based on the Normalized Cross-Correlation by Using K-L Expansion\*

Kazuhide Adachi

## Abstract

Searching a good match between an image and a template is a computationally expensive task. Although the sequential similarity detection algorithm (SSDA) is a class of algorithms to reduce expected computational cost of template matching, it only have been used with simple similarity measures. In this thesis, first it is pointed out that the normalized cross-correlation, which is a robust similarity measure, can be a basis for SSDA. Second, a method is proposed which can reduce candidates of matching exactly and effectively in a projected subspace. Because this projection is to maximize an expected distance of pixel values between the image and the template, the subspace can be obtained using K-L expansion. Analytic and experimental results show that SSDA is also effective for normalized cross-correlation and that the proposed method reduces much computational cost when a number of templates scan overlapped areas.

## Keywords:

template matching, normalized cross-correlation, SSDA, K-L expansion, discriminant analysis

---

\*Master's Thesis, Department of Information Systems, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, NAIST-IS-MT9551004, February 14, 1997.

# 目次

1. はじめに	1
2. 従来のテンプレートマッチング手法および本研究の位置付け	3
2.1 テンプレートマッチングによる対応探索	3
2.2 類似度評価尺度	5
2.2.1 正規化相互相関	5
2.2.2 2乗残差	6
2.2.3 絶対値残差	7
2.3 高速化の主な戦略	7
2.4 残差逐次検定法 (SSDA)	9
2.5 従来手法のまとめおよび本研究の目的	9
3. 正規化相互相関テンプレートマッチングへの SSDA の適用	11
3.1 部分画像のベクトル表現	11
3.2 正規化相互相関に対する SSDA の構成	12
3.3 正規化相互相関を用いた残差逐次検定アルゴリズム	13
4. 投影変換と対応候補削減による SSDA の効率化	16
4.1 候補削減が可能な投影変換とその特徴	16
4.2 KL 展開による候補削減に最適な投影軸の生成	17
4.3 投影空間の生成に関する考察	18
4.4 投影変換を用いた残差逐次検定アルゴリズム	22
5. 計算量に関する考察	24
5.1 提案手法の計算量削減の概要	24
5.2 従来手法との計算量の比較	28
5.3 実験方法	31
5.4 提案手法の評価実験	32
6. むすび	35

謝辭	37
參考文獻	38

## 目 次

2.1	テンプレートマッチング . . . . .	3
3.1	部分画像と特徴ベクトル . . . . .	12
4.1	画像 <code>yos.14</code> . . . . .	19
4.2	画像 <code>nasa.10</code> . . . . .	19
4.3	正規化画像ベクトルの分布とその投影後の分布 . . . . .	20
4.4	画像やウィンドウサイズを変えた場合の固有ベクトル . . . . .	21
5.1	テンプレートマッチング問題の規模 . . . . .	25
5.2	SSDA の計算効率の図解 . . . . .	26
5.3	PSSDA の計算効率の図解 . . . . .	27
5.4	実験方法 . . . . .	31
5.5	実験に用いた動画像中の 2 フレーム . . . . .	32

## 表 目 次

5.1	従来の正規化相互相関テンプレートマッチングの計算量 . . . . .	28
5.2	正規化相互相関SSDAの計算量 . . . . .	29
5.3	正規化相互相関PSSDAの計算量 . . . . .	29
5.4	探索時の計算量の比 . . . . .	30
5.5	全体の計算量の比 . . . . .	30
5.6	SSDAにおける $\bar{n}$ の実測値 . . . . .	32
5.7	PSSDAにおける $\bar{n}'$ の実測値( $m = 3$ ) . . . . .	33
5.8	PSSDA( $m = 3$ )のSSDAに対する計算量の比 . . . . .	34



## 1. はじめに

近年, 大規模な動画像を利用する機会が増大しており, 動画像圧縮や動き解析などの, 画素レベルの動き情報を用いる処理の需要が高まっている. 任意の動画像から, 信頼性の高い動き情報を抽出する方法として, 画像間で対応する部分画像を見つける, 部分画像の対応問題を解く方法がある.

一般的に, 部分画像の対応探索には, **テンプレートマッチング** と呼ばれる手法が用いられる. これは, 対応を見つけない部分画像をテンプレートとし, 対象画像の探索範囲内のあらゆる位置で画像の照合を行なう手法である. この際, テンプレートが最も良く一致する位置を対応位置として決定する. テンプレートマッチングでは, 全探索によって対応位置を決定すること, 画像の全ての画素を比較して類似度を評価することから, 信頼性の高い対応情報を得ることができる.

テンプレートマッチングで用いられる 2 つの画像の類似度を評価する尺度 (類似度評価尺度) には, いくつかの種類が存在する. 例えば 2 乗残差, 絶対値残差, 正規化相互相関などである [12]. 中でも **正規化相互相関** (Normalized Cross-Correlation, NCC) は, 画像の明度変化に対して安定な評価尺度として知られている [7, 12]. 現実の世界 (シーン) を撮った画像を対象とする場合, 照明条件, カメラの位置, 光学系の影響, アナログ信号の劣化など, 様々な要因によって画像の明度は変化する. このため, 同じカメラを用いた場合ですら, わずかな位置や時間の違いから対応する画像間の明度が異なる場合が多い. このため, 正規化相互相関を用いたテンプレートマッチングは, 動画像解析に基づく 3 次元情報の獲得や, ステレオ画像からの奥行き推定など, 現実のシーンから得られる画像に対して, 安定で信頼性の高い対応情報が要求される場面で用いられている [4, 7, 11, 12].

テンプレートマッチングは, 適切な類似度評価尺度を用いると良好な対応を求めることができる反面, 2 つの部分画像の全ての画素値をそれぞれ比較するため, 計算量が大きいという欠点がある. 単純な方法では, 計算量は (部分画像の画素数)  $\times$  (探索空間の大きさ)  $\times$  (求める対応の数) のオーダーとなる. これは, テンプレートの変形を許容し探索空間が拡大したり, 画像の解像度が高くなり部分画像の画素数が増加した場合に, 計算時間が爆発的に増加することを意味している. これまでに, テンプレートマッチングの計算量を減らす様々なアプローチが提案され

ている [1-3, 9, 10, 13, 15, 16]. これらの手法の中には, 計算量を削減する一方で, 単純な方法と結果が異なるものがあり, この場合, 対応の信頼性を損なってしまう.

高速化手法の一つ, **残差逐次検定法** (Sequential Similarity Detection Algorithms, SSDA)[1] は, 結果の同一性を保証したまま計算量を削減することが可能であり, 他の高速化手法との組み合わせも容易なため, 幅広く用いられている. しかし, SSDA は明度変化に不安定な, 限られた評価尺度を用いたテンプレートマッチングの高速化にしか適用できなかつた [1, 2, 12, 15].

そこで本研究では, 正規化相互相関のテンプレートマッチングにおいて, 結果の同一性を保証した計算量の削減に関する 2 つの提案を行なう. まず最初に, 正規化相互相関に対して SSDA を適用する方法を提案する. これにより, 従来の正規化相互相関テンプレートマッチングの計算量を削減できる.

次に, 前処理を用いて, SSDA の前に対処候補の大部分を正確に削減する手法を提案する. この前処理は, テンプレートと部分画像の差の期待値を最大化する画像のフィルタリング処理に相当し, その最適なフィルタは, 部分画像集合の KL 展開によって求められる. 本手法ではこの画像の前処理が必要であるが, 照合自体の計算量が引き下げられるため, 膨大な数の照合を行なう際に適している. 最後に, 2 つの提案手法の計算量について考察し, 実験によって効率化が実現されることを確認する [14].

## 2. 従来のテンプレートマッチング手法および本研究の位置付け

この章では、従来のテンプレートマッチング手法を、主に信頼性と計算量に注目して概観する。以降では、まず、テンプレートマッチングの定式化を行なう。また、テンプレートマッチングの信頼性を決定する、いくつかの類似度評価尺度について述べる。さらに、計算量の問題と、従来の高速化の戦略を概観する。

### 2.1 テンプレートマッチングによる対応探索

テンプレートマッチングは、図 2.1 のように、既知の画像パターン (テンプレート) を対象画像中の部分画像と照合し、画素値の比較に基づいて類似を評価することによって一致する部分画像を検出する手法である。

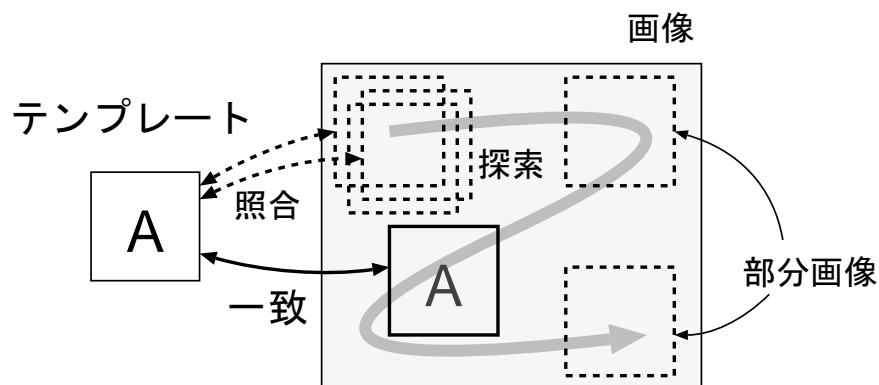


図 2.1 テンプレートマッチング

テンプレートマッチングは、画素値情報を直接利用する基本的な画像処理であり、次のような用途に用いられている。

**対応探索** 2 つ以上の画像間で、対応する部分画像を見つける処理。

動画像中の時刻の異なる 2 枚の画像からの画素の (見かけの) 動き情報の推定や、ステレオ画像対から奥行き情報を得る場合の視差推定に用いられる。

これらの場合、基準となる点の近傍の部分画像がテンプレートとして用いられ、他方の画像の探索範囲で最も大きな類似度を示す部分画像を対応とする。

また、動画像中の物体や面の追跡、画像全体の位置合わせなどでは、大きな部分画像がテンプレートとして用いられる。

**パターン検出** 画像内から、意味を持つ既知の画像 (パターン) を複数検出する処理。

画像からの顔の位置の検出や、文字や記号の検出、幾何学的な画像特徴の検出などに用いられる。検出したいパターンをテンプレートとして用い、画像中の類似度のピーク位置を複数検出する。

以上のように、テンプレートマッチングの応用分野は幅広いが、いずれの用途においてもテンプレートマッチングは以下のように定式化することができる。

照合を行なう領域形状 (画素位置の集合) を、ウィンドウ  $W$  とし、テンプレートとなる部分画像を  $f(x, y)$  とする ( $(x, y) \in W$ )。対象画像  $G$  の、ある位置  $(u, v)$  のウィンドウによって得られる部分画像を  $g(x, y; u, v)$  として表す。また、探索範囲  $S$  はウィンドウの位置  $(u, v)$  の集合とする。多くの場合、 $(u, v)$  は画素単位の座標として表現され、その場合  $g(x, y; u, v) = G(u + x, v + y)$  である。

テンプレートマッチングは、次のような処理である。

テンプレートと部分画像の間で、 $(x, y) \in W$  なる全ての画素値  $f(x, y)$  と  $g(x, y; u, v)$  を用いて類似度を評価し、類似度が最大となる  $(u, v)$  を探索範囲  $S$  から見つける。

これは、探索空間が  $(u, v)$  の 2 次元の場合である。用途によっては、ウィンドウの回転・拡大縮小などの変形を自由度として許容したり、解として求める場合もある。例えば、航空写真の位置合わせでは、平行移動  $u, v$  に加えて、回転  $\theta$  のパラメータを求める必要があり、この場合の探索空間は  $(u, v, \theta)$  の自由度を持つ。

2つの部分画像の類似の程度は、**類似度評価尺度** (類似度評価関数) によって決定される。この評価尺度にはいくつか種類があり、それぞれ明度変化に対する信頼性が異なっている。次節では、この評価尺度について概観する。

## 2.2 類似度評価尺度

本節では、テンプレートマッチングに用いられるいくつかの類似度評価尺度とその特徴について述べる。カメラから得られる画像では、同じシーンを撮影しても、照明条件、光学系、アナログ回路など、様々な要因によって明るさの変化が生じる。つまり、動画像やステレオ画像対の対応点探索問題では、画像の撮影時刻のわずかな差やカメラ位置の違い、あるいはカメラ特性の違いによって、対応する部分画像は明るさは変化すると考えるのが一般的である。また、文字、記号、顔といったパターン検出においては、類似を決定する重要な要素は明るさではなくその模様である。これらの用途では、部分画像の明るさが類似度に影響すると、検出すべき対応や模様を見落したり誤る可能性が高くなるため、明るさの変化に影響されない類似度評価尺度が必要となる。

さて、対応する 2 つの部分画像の間に、以下のような線形な明度変化とランダムノイズからなるモデルを仮定する。

$$f(x, y) = a \cdot g(x, y; u, v) + b + n_\sigma, \quad 1 \leq x, y \leq p \quad (1)$$

ここで、 $a$  は部分画像全体に生じる輝度の定数倍の変化を表し、 $b$  は輝度の定数のバイアス変化を表している。一般に  $a, b$  は  $u, v$  に依存する。また  $n_\sigma$  は、平均 0、分散  $\sigma$  のガウスノイズの項である。また簡単のため、ウィンドウは  $p \times p$  とする。

類似度評価尺度は、式 (1) の  $a$  や  $b$  の変化を許容するか否かによって分類され [12]、明度変化に対して安定な評価尺度ほど計算は複雑になっている。以後、各々の評価尺度とその特徴について、詳しく述べる。

### 2.2.1 正規化相互相関 (Normalized Cross-Correlation, NCC)

正規化相互相関は、式 (1) の線形な明度変化に影響されない類似度評価尺度であり、以下の式で定義される。

$$c(f, g; u, v) = \frac{\sum_y \sum_x (f(x, y) - \bar{f}) \cdot (g(x, y; u, v) - \bar{g}(u, v))}{\sqrt{\sum_y \sum_x (f(x, y) - \bar{f})^2} \sqrt{\sum_y \sum_x (g(x, y; u, v) - \bar{g}(u, v))^2}} \quad (2)$$

ここで、 $\bar{f}, \bar{g}(u, v)$  はウィンドウ内の画素値の平均であり、 $\bar{f} = 1/p^2 \sum_{y=1}^p \sum_{x=1}^p f(x, y)$  で与えられる。 $\bar{g}(u, v)$  も同様であるが、この値はウィンドウ位置  $(u, v)$  に依存す

る. 部分画像に対し, それぞれ平均を引くことで明度のバイアス変化を吸収し, それぞれの分散で割ることにより定数倍の明度変化を吸収している.

この評価関数の値は  $-1$  から  $1$  となり, 値が大きいほど画像が類似していることを表す. したがって, 正規化相互相関を用いた対応探索は  $c(f, g; u, v)$  を最大とする  $(u, v)$  を  $S$  から見つける処理となる. この処理は, 式 (1) の明度変化モデルに対して最尤推定となることが知られている [7, 12].

また, 以下は式 (2) と似た類似度評価尺度であるが, 画素値の平均によって正規化されていないため, 式 (1) のバイアスの項  $b$  を  $0$  に固定した明度変化モデルに対応する. すなわち定数倍の明度変化のみを許容する類似度評価尺度であり, バイアスの明度変化に対しては不安定である.

$$c'(f, g; u, v) = \frac{\sum_y \sum_x f(x, y) \cdot g(x, y; u, v)}{\sqrt{\sum_y \sum_x f(x, y)^2} \sqrt{\sum_y \sum_x g(x, y; u, v)^2}} \quad (3)$$

以後, 本論文中でこれらを区別する場合には, 前者を NCC2, 後者を NCC1 と呼ぶ.

### 2.2.2 2乗残差 (Sum of Squared Difference, SSD)

2乗残差は以下の式で定義される非類似度評価尺度であり, 画像が類似しているほど評価値は小さくなる. この場合, 対応探索は最小値を検出する処理となる. この尺度は, 式 (1) の  $a$  を  $1$  に固定した明度変化モデルに対応しており, バイアスの明度変化のみを許容する. つまり, 定数倍の明度変化に対しては不安定となる.

$$d(f, g; u, v) = \sum_{y=1}^p \sum_{x=1}^p ((f(x, y) - \bar{f}) - (g(x, y; u, v) - \bar{g}))^2 \quad (4)$$

また, 平均を引かない以下の式は, 式 (1) で  $a$  を  $1$ ,  $b$  を  $0$  に固定した場合, すなわち明度変化が全くないと仮定した場合の非類似度評価尺度となっている. このため, 明度変化に不安定である.

$$d'(f, g; u, v) = \sum_{y=1}^p \sum_{x=1}^p (f(x, y) - g(x, y; u, v))^2 \quad (5)$$

以後, 本論文中でこれらを区別する場合には, 前者を SSD2, 後者を SSD1 と呼ぶ.

### 2.2.3 絶対値残差 (Sum of Absolute value Difference, SAD)

絶対値残差は 2 乗残差の 2 乗計算の代わりに絶対値を用いた非類似度評価尺度であり、

$$d_A(f, g; u, v) = \sum_{y=1}^p \sum_{x=1}^p |(f(x, y) - \bar{f}) - (g(x, y; u, v) - \bar{g})| \quad (6)$$

または、平均で正規化されていない形、

$$d'_A(f, g; u, v) = \sum_{y=1}^p \sum_{x=1}^p |f(x, y) - g(x, y; u, v)| \quad (7)$$

で定義される。性質は 2 乗残差と良く似ているが、正規化相互相関や 2 乗残差と異なり、最小 2 乗誤差推定の枠組からは外れている。計算量が小さいため、テンプレートマッチングの最も簡易な実装として用いられる [1] が、以後、本論文では特に取り扱わない。

## 2.3 高速化の主な戦略

一つのテンプレートは、その探索範囲内のすべての部分画像と照合を行ない、一回の照合では部分画像の画素をすべて比較する。したがって、単純な方法では計算量は、(テンプレートの数) × (探索面積) × (部分画像の面積) のオーダーとなる。さらに、求めるパラメータの数 (一般には平行移動のみ) や、許容すべき変化 (回転, 拡大縮小など) の自由度は、探索空間の次元に相当する。テンプレートマッチングは基本的に全探索を行なうため、探索自由度の増加は計算量を爆発的に増大させてしまう。

この問題から、テンプレートマッチングの計算量を減らす様々な手法が提案されている。この高速化の戦略には、主に次のようなものが挙げられる。これらは組み合わせることで、さらに高速化が可能である [2, 16].

**比較する要素数を削減** 画像とテンプレートが一致しない場合に、すべての画素値を比較する前に不一致を判定する方法である。代表的な手法として、残差逐次検定法 (SSDA)[1, 15] が挙げられる。

**粗密探索** 解像度の粗いテンプレートと画像を用いて、大まかに対応を求め、徐々に細かい解像度で正確な対応位置を決定する方法である。代表的な手法に、画像ピラミッドによる粗密探索法がある [9, 16].

主な問題点としては、低解像度でのテンプレートマッチングの結果が、高解像度の場合の結果と一致するとは限らず、真の対応を見落す可能性があることが挙げられる。

**制約による探索範囲の限定** 対象に関する知識から予測などを用い探索範囲を限定する方法である。例えば、過去の動き情報に基づく運動予測から対応位置を予測し探索範囲を決定する方法や、対象の構造を仮定し少数の対応から幾何拘束を用いて他の対応位置の予測を行なう方法 [11], ステレオ画像における対応点のエピポーラ拘束などが挙げられる。

問題点としては、シーン、カメラ、対象に関する何らかのモデルを必要とすることが挙げられる。また、そのモデルが成り立つ状況以外では著しく不安定となるものが多く、他の方法と併用する必要がある [11].

**特徴検出による対応候補の削減** 画像から幾何学的な特徴点のみを簡単な方法で検出しておき、あらかじめテンプレートおよび対応の候補を減らしておく方法である。カメラや対象物体の 3 次元運動の推定などに用いられている [4]. 問題点として、画像によってはコーナーなどのシャープな幾何学的特徴を安定して得られないことなどが挙げられる [12]. この手法の安定性は、特徴点を選択する基準に大きく依存する。

**テンプレート集合を圧縮** テンプレートが意味を持つ画像の集合 (クラス) として与えられる場合に、そのクラス表現をあらかじめ求めておき、それをテンプレートとして用いる手法である。テンプレート集合が線形補間可能であることや正規分布に従うことを仮定してテンプレート数を減らす、(固有) 部分空間テンプレート表現などが挙げられる [5, 6, 10, 13].

問題点としては、クラスの学習が必要であること、クラスを簡単な分布として近似表現することなどが挙げられる。



このうち, SSDA および粗密探索法は, シーンに関する知識や制約を用いないため, 用途を選ばず, 他の戦略と組み合わせて用いることが比較的容易である. 特に, SSDA は, 単純計算と同じ結果となることを保証したまま高速化が可能であるという, 優れた性質を持っている. 次節では, 本研究の対象である, SSDA の特徴と問題点について述べる.

## 2.4 残差逐次検定法

残差逐次検定法 (Sequential Similarity Detection Algorithms, SSDA) は, 次のような手法である. SAD, SSD などの差異評価尺度は, ウィンドウ内で画素の差を逐次加算する計算になっている. この際, 部分画像が完全に一致すれば, この累積は 0 であるが, 一致していなければ累積は急激に増大する. SSDA ではこの性質を利用して, 少ない画素数を用いてしか差異評価を行っていない段階においても, その差異がある閾値を越えた場合に一致ではないと判定して計算を打ち切る [1].

SSDA を用いることで, 探索範囲の大部分の位置で計算量を削減することができる. SSDA の不一致の判定方法には予測を用いるものと用いないものがあり, 閾値の設定方法にも様々な種類がある. 中でも, 予測を用いず, 探索中に見つかった最小値を閾値として自動的に更新する方法 [15] では, 必ず最小値を検出できることが保証されている. 以後本論文では, 単に SSDA と記した場合この方法を指すものとする.

SSDA の問題点として, 正規化相互相関には適用されていないことが挙げられる. これは, 正規化相互相関の定義式である式 (2) では, 総和される各々の項が正值とは限らないために, 評価尺度の値が SAD や SSD のように単調増加しないからである [1, 2, 12, 15]. この問題については 3.2 節で詳しく述べる.

## 2.5 従来手法のまとめおよび本研究の目的

テンプレートマッチング手法そのものは, 画像の内容に関する仮定やを必要としない. これは, 対象を限定することなく任意の画像から信頼性の高い対応情報を抽出できることを意味している. とりわけ実環境での画像の解析においては, 明

度変化に安定な類似度評価尺度である 正規化相互相関を用いることで信頼性の高い対応情報を得ることができる. 正規化相互相関によって推定される動き情報は, 最も信頼できる最初の手がかりとして, 数多くの運動解析に関する研究で用いられている [4, 11, 12].

一方, テンプレートマッチングの高速化手法の中でも SSDA は, 画像内容に関する制約を用いず, また結果の信頼性を完全に保証する高速化の枠組を提供している. SSDA は, 2 乗残差や 絶対値残差といった簡単な類似度評価尺度に対して用いられているが, これまで正規化相互相関に対しては用いられていない [1, 2, 12, 15].

以上のような背景から, 本論文では正規化相互相関テンプレートマッチングの SSDA に基づく効率化に関して次の 2 つの提案を行う.

1. 正規化相互相関テンプレートマッチングへの SSDA の適用
2. 前処理と候補削減に基づく SSDA の効率化

2 つの提案手法はともに, 従来の正規化相互相関テンプレートマッチングと同一の結果を保証する. 1 では, 用途を限定することなく, 従来の 正規化相互相関テンプレートマッチングを高速化できることを示す. 2 では, KL 展開によって画像の統計的な性質を調べ, 画像のフィルタリングに相当する前処理によって, SSDA を効率化できる場合があることを示す.

### 3. 正規化相互相関テンプレートマッチングへの SSDA の適用

前章においても述べた通り、テンプレートマッチングの高速化アルゴリズム SSDA を構成するためには、用いる画像の非類似度の計算が、画素の走査に沿って単調増加（もしくは単調減少）な計算となっていることが必要である。通常、正規化相互相関の定義式はそのような形ではないため、これまで SSDA が適用されていなかった [12]。

この章では、正規化相互相関の計算を 2 乗残差に相当する計算に置き換えることで、SSDA を構成する手法を提案する。

#### 3.1 部分画像のベクトル表現

以降の説明を容易にするため、部分画像のベクトル表現を導入し、テンプレートマッチングを定式化し直す。2 つの部分画像の類似度の評価には  $n$  個の画素値が用いられる。以降では、画素値を特徴要素としてとらえ、部分画像を  $n$  次元ベクトルとして表記する。つまり、一つの部分画像は、 $n$  次元空間中の 1 点として表される (図 3.1)。したがって、テンプレートマッチングは、高次元空間中に分布する候補点集合の中から、与えた点に最も類似した点を探査する問題としてとらえられる。

以下、テンプレートおよび部分画像を、 $n = |W|$  次元ベクトル  $\mathbf{f}, \mathbf{g}(u, v)$  として表記する。ここで、ベクトルの要素の配置は、ウィンドウの画素位置  $(x, y) \in W$  と一意に対応するものとする。

ベクトル表現を用いると、2.2 節の式 (2)-(5) で挙げた評価尺度は、それぞれ以下のように書き直すことができる。

NCC2:

$$c(\mathbf{f}, \mathbf{g}(u, v)) = \frac{(\mathbf{f} - \bar{\mathbf{f}}\mathbf{I}) \cdot (\mathbf{g}(u, v) - \bar{\mathbf{g}}(u, v)\mathbf{I})}{\|\mathbf{f} - \bar{\mathbf{f}}\mathbf{I}\| \|\mathbf{g}(u, v) - \bar{\mathbf{g}}(u, v)\mathbf{I}\|} \quad (8)$$

NCC1:

$$c'(\mathbf{f}, \mathbf{g}(u, v)) = \frac{\mathbf{f} \cdot \mathbf{g}(u, v)}{\|\mathbf{f}\| \|\mathbf{g}(u, v)\|} \quad (9)$$

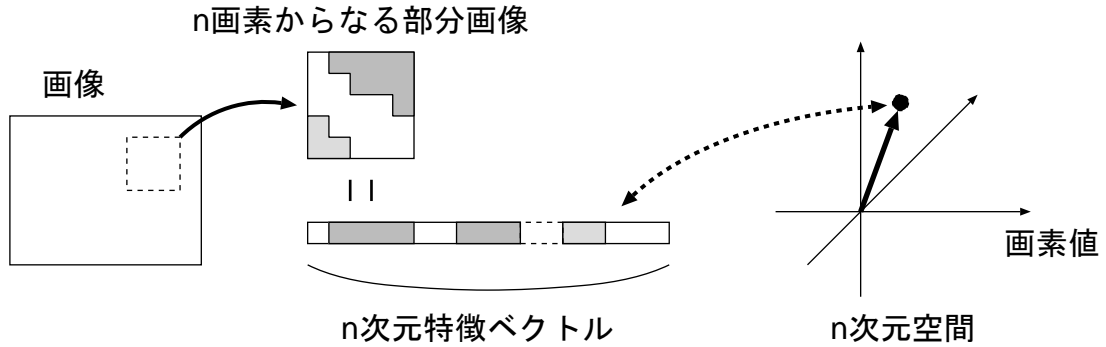


図 3.1 部分画像と特徴ベクトル

SSD2:

$$d(\mathbf{f}, \mathbf{g}(u, v)) = ((\mathbf{f} - \bar{f}\mathbf{I}) - (\mathbf{g}(u, v) - \bar{g}(u, v)\mathbf{I}))^2 \quad (10)$$

SSD1:

$$d'(\mathbf{f}, \mathbf{g}(u, v)) = (\mathbf{f} - \mathbf{g}(u, v))^2 \quad (11)$$

ただし,  $\mathbf{I}$  はすべての要素が 1 のベクトルである.

### 3.2 正規化相互相関に対する SSDA の構成

本節では, NCC2 の計算式を SSD1 に相当する 2 乗ユークリッド距離計算の式に変形することで, NCC2 に対し SSDA が適用可能であることを示す. なお, 簡単のため, あるウィンドウ位置  $(u, v)$  から得た部分画像を  $\mathbf{g}$  として表記し,  $(u, v)$  を省略する.

式 (8) は, 正規化されたベクトルの内積として次のように表せる.

$$c(\mathbf{f}, \mathbf{g}) = \mathbf{f}' \cdot \mathbf{g}' \quad (12)$$

ただし,

$$\mathbf{f}' = \frac{\mathbf{f} - \bar{f}\mathbf{I}}{\|\mathbf{f} - \bar{f}\mathbf{I}\|}, \quad \mathbf{g}' = \frac{\mathbf{g} - \bar{g}\mathbf{I}}{\|\mathbf{g} - \bar{g}\mathbf{I}\|} \quad (13)$$

正規化によって、 $\mathbf{f}'$ ,  $\mathbf{g}'$  は単位ベクトルとなっている。正規化相互相関は、平均を引いた 2 つのベクトル  $(\mathbf{f} - \bar{f}\mathbf{I})$  と  $(\mathbf{g} - \bar{g}\mathbf{I})$  がなす角  $\theta$  に対応した量  $\cos\theta$  であり、この値は  $-1$  から最大適合時に  $1$  となることが分かる。内積の計算は、ベクトルの各要素の積の総和として計算されるが、このベクトルの要素は非負とは限らないため、総和を計算する際に単調性が保証されない。このため、総和の計算途中で不一致の判定、すなわちある閾値より  $c(\mathbf{f}, \mathbf{g})$  が小さくなるといった予測や検定、が行なえず、前に述べたように SSDA を適用できない。

ここで、正規化したベクトル  $\mathbf{f}'$  と  $\mathbf{g}'$  のユークリッド 2 乗距離  $d_N(\mathbf{f}', \mathbf{g}') = (\mathbf{f}' - \mathbf{g}')^2$  を考えると、正規化相互相関  $c(\mathbf{f}, \mathbf{g})$  との次の様な関係が容易に導ける。

$$d_N(\mathbf{f}', \mathbf{g}') = (\mathbf{f}' - \mathbf{g}')^2 = (\mathbf{f}')^2 + (\mathbf{g}')^2 - 2(\mathbf{f}' \cdot \mathbf{g}') = 2 - 2c(\mathbf{f}, \mathbf{g}) \quad (14)$$

これは幾何学的には、単位超球面上の 2 点の、ユークリッド 2 乗距離と中心角の関係に相当し、 $d_N(\mathbf{f}', \mathbf{g}')$  は  $0$  から  $4$  の値を取る。2 乗距離の計算は、ベクトルの各要素の差の 2 乗の総和として計算される。したがって、総和の計算は単調増化となるため、SSDA を構成できる。この導出は単なる式変形によるものであり、計算方法が違っていても同じ結果が保証される。

すなわち正規化相互相関は、ベクトルの正規化をあらかじめ行なえば、2 乗ユークリッド距離によって計算が可能であり、計算方法を替えることで、2 乗残差の場合と同じ SSDA を構成できる。次節では、具体的な SSDA アルゴリズムの例を挙げる。

### 3.3 正規化相互相関を用いた残差逐次検定アルゴリズム

本節では前述の考察に基づき、正規化相互相関を用いた SSDA の例を示す。ここに示すアルゴリズムは、探索中に見つけた最小値を閾値として更新するものであり、探索時の閾値の上限  $d_{\max}$  を  $\infty$  とした場合は、必ず最小値を検出することが保証されている [15]。

以下に、1 つのテンプレート  $\mathbf{f}$  に対する対応探索処理手順を示す。テンプレート  $\mathbf{f}$ 、探索範囲  $S$ 、画像  $g$  を入力とし、最小残差  $d_{\min}$  およびその位置  $(u, v)$  を得る。 $d_{\max}$  は初期の閾値である。本アルゴリズムにおいては、同一の画像に対し

て複数のテンプレートマッチングを行なう場合, それぞれの探索範囲は重複することが多く, ある  $(u, v)$  について同じ計算が何度も行なわれる. 実際には, 求めた正規化の係数  $\bar{g}, \hat{g}$  を記憶しておくことで, 2 度目からの冗長な計算を省くものとする.

本アルゴリズムの概略を述べる. 以下に示すアルゴリズムのステップ 1,2 では, テンプレートの正規化を行ない, 3 では探索開始における閾値  $d_{\min}$  の初期化を行なっている. 4 は探索範囲のすべての部分画像との照合を行なうループ処理である. 5 で対応位置を得て終了する. さらに, 4(d) は逐次加算による 2 乗距離計算を行なうループであり, 4(d)ii における閾値判定によってこのループは打ち切られる.

**アルゴリズム:** 正規化相互相関 (NCC2) に基づく SSDA

1. 係数  $\bar{f}$  と,  $\hat{f} = \frac{1}{\|\mathbf{f} - \bar{f}\mathbf{I}\|}$  を求める.
2. 正規化  $\mathbf{f}' := \hat{f}(\mathbf{f} - \bar{f}\mathbf{I})$  を計算.
3.  $d_{\min} := d_{\max}$  で初期化.
4. ある探索候補位置  $(u, v) \in S$  を  $S$  から取り出し, 以下を繰り返す.  $S = \phi$  なら 5 へ.
  - (a) 画像  $g$  の, 位置  $(u, v)$  から, 画像ベクトル  $\mathbf{g}$  を取り出す.
  - (b) 係数  $\bar{g}$  と,  $\hat{g} = \frac{1}{\|\mathbf{g} - \bar{g}\mathbf{I}\|}$  を求める.
  - (c) 累積残差  $d$  を  $d := 0$  で初期化する.
  - (d)  $i = 1 \dots n$  について, 以下を繰り返す. 終れば 4(e) へ.
    - i.  $d := d + (f'_i - \hat{g}(g_i - \bar{g}))^2$  を計算.
    - ii.  $d > d_{\min}$  なら, 計算を打ち切り, 4 へ.
  - (e) 閾値を  $d_{\min} := d$  で更新, その位置  $(u, v)$  を記録.
5. 見つけた最小値  $d_{\min}$  とその位置  $(u, v)$  を得て終了.

一般に, SSDA には閾値の設定方法など様々なバリエーションがあるが, ある SSD1 を用いる SSDA に対して, ベクトルの正規化の処理を伴うだけで, 相当する NCC2 の SSDA を構成できる. NCC1 についても, 正規化の処理が異なるだけで同様に SSDA を構成できる.

本アルゴリズムでは, 4(d)i-4(d)ii の累積計算が省略されるため, ベクトルの次元数  $n$  に対し, より少ない回数で照合が行なわれる. この回数の平均を  $\bar{n}$  とする. 次章では, 前処理を用いて, より少ない計算量で対応を探索する手法を提案する.

## 4. 投影変換と対応候補削減による SSDA の効率化

本章では, テンプレートの対応候補を削減することにより, SSDA をさらに高速化する手法を提案する. 対応候補の削減は, KL 展開に基づいた低次元の空間において, テンプレートの画像ベクトルと距離の離れている部分画像を削除することにより実現される. この処理の後, 残された候補部分画像に対してのみ SSDA を適用することによって高速化が図られる.

以降では, 提案手法の原理となる部分空間投影の性質を述べる. また, 距離評価に最適な投影空間が KL 展開によって求まることを示す. さらに, 投影空間の生成に関して予備実験と共に考察を行ない, 最後に提案手法のアルゴリズムを示す.

### 4.1 候補削減が可能な投影変換とその特徴

本節では, 正規直交基底を用いた変換によって, 正確に候補削減が可能であることを示す. 3.2節で示したように, 正規化された 2 つの画像ベクトルにおいては, そのユークリッド距離が画像間の類似度を決定する. したがって, 正規化された画像ベクトルを用いると, テンプレートマッチングによる対応探索は,  $n$  という高次元空間中の候補点の集合から, テンプレートに最も近い点を見つける処理としてとらえられる.

このことから, 以下のようなユークリッド幾何学の定理は, 正規化された画像ベクトルにおいても成り立つ.

1. 正規直交行列による変換は, 回転変換と同一であり, 2 点間のユークリッド距離を保存する
2. 部分空間に投影された 2 点間のユークリッド距離は, 元の空間での距離と同じかそれより小さい

1 より, 正規化された画像ベクトルは, 任意の  $n$  次元正規直交行列による変換を行なっても, 元の空間と同じ非類似度を保つ. また, 2 から,  $n$  より小さい  $m$  個の正規直交基底への投影, すなわち  $m$  次元部分空間への投影変換を行なった場合, 2 点間のユークリッド距離は,  $n$  次元空間と同じかそれより小さくなる. した



がって,  $m$  次元空間での距離評価を用いて,  $n$  次元空間で 2 点間の距離が一定以上離れていること, すなわち部分画像の不一致を確実に判定できる.

次節では, 低い次元で最も効率良く距離を評価する空間を, 統計的に求める方法について述べる.

## 4.2 KL 展開による候補削減に最適な投影軸の生成

この節では, テンプレートと対応候補の距離の期待値を最大とする投影空間が, KL 展開 (Karhunen-Loève Expansion) によって求められることを示す. テンプレートと部分画像に対応する 2 点間の距離の期待値を考えるため, テンプレートとなり得る画像ベクトルの集合と, 対応の候補となり得る画像ベクトルの集合を考える. テンプレートや候補が, 特徴点検出によって検出された部分画像のみであるなど, 特殊な集合となる場合を除くと, 画像中のあらゆる位置における部分画像はテンプレートや対応の候補となる可能性がある. この様な場合には, テンプレートの集合と対応候補の集合は同一と考えることができる. したがって, 集合中の 2 点間の距離の期待値, すなわち分散を最大とする投影軸を求めることが, 本節の目的となる. ここで, 画像からランダムに選んだ画像ベクトルの集合を用い, この集合が  $n$  次元正規分布で近似できると仮定すると, 上述の投影軸は KL 展開もしくは主成分分析と呼ばれる方法によって求めることができる [17].

KL 展開は次のような手法である.  $K$  個の  $n$  次元ベクトルの集合  $\mathbf{v}'_i, i = 1 \dots K$  が与えられているとする. ( $\mathbf{v}'$  は NCC2 のため, 平均  $\mathbf{0}$ , 大きさ 1 に正規化されているとする.) この集合の平均ベクトル  $\bar{\mathbf{v}}'$  および共分散行列  $\mathbf{A}$  は次のように定義される.

$$\bar{\mathbf{v}}' = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \mathbf{v}'_i \quad (15)$$

$$\mathbf{A} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (\mathbf{v}'_i - \bar{\mathbf{v}}')(\mathbf{v}'_i - \bar{\mathbf{v}}')^T \quad (16)$$

$\mathbf{A}$  は,  $n \times n$  の対称行列である.  $\mathbf{A}$  の  $n$  個の固有値  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$  および固有ベクトル  $\mathbf{e}_j, j = 1 \dots n$  は, 以下のように定義される.

$$\mathbf{A}\mathbf{e}_j = \lambda_j \mathbf{e}_j, \quad j = 1 \dots n \quad (17)$$

$\lambda_j$  は,  $n$  次元正規分布の  $j$  番目の最大分散を表し, 対応する固有ベクトル  $\mathbf{e}_j$  はその分散方向を表している. ここで,  $\mathbf{e}_1 \dots \mathbf{e}_n$  は正規直交基底となっている. また, 独立に選んだ 2 点間の  $j$  番目の軸上での差を確率変数  $d_j$  とすると, これは, 平均 0, 分散  $\lambda_i$  の正規分布に従う.

したがって, 2 点間の距離を最大化する  $m$  次元部分空間は,  $\mathbf{e}_1 \dots \mathbf{e}_m$  が張る空間である. 任意の画像ベクトル  $\mathbf{v}'$  のこの空間への投影は,  $\mathbf{M} = (\mathbf{e}_1 \dots \mathbf{e}_m)^T$  なる  $m \times n$  の変換行列を用いて,  $\tilde{\mathbf{v}}' = \mathbf{M}\mathbf{v}'$  として表す. したがって,  $\|\tilde{\mathbf{v}}'\| \leq \|\mathbf{v}'\|$  である.

前述の通り, 本論文では, テンプレートと対応候補が同一の集団である一般的な場合について述べた. これに対し, 例えば特徴点の追跡を行なう場合などでは, 特徴点の選択基準によって, テンプレートとなり得る画像ベクトルは限定される. すなわち, 特徴点ではない部分画像がテンプレートとなる可能性はないが, 探索の候補には特徴点ではない部分画像も含まれる. この場合, テンプレートの集合は, 候補部分画像の集合に対する部分集合である. この例のように, テンプレートの集合と対応候補となる画像ベクトルの集合がそれぞれ別のクラスとして与えられる場合には, 2 クラス間の 2 点の距離の期待値が最大となる軸を求めることになる. この問題は, 判別分析 (Discriminant Analysis) として知られており, KL 展開の場合とほぼ同様に求めることができる [8].

さて, 以降で述べる提案手法では, 画像中の任意の部分画像が, テンプレートおよび対応候補となる場合を考え, 画像から部分画像をランダムサンプリングすることで, 投影軸を生成する. 次節では, この方法で生成した投影軸の性質について, 予備実験と共に考察を行なう.

### 4.3 投影空間の生成に関する考察

この節では, 画像中からランダムに部分画像をサンプルし, KL 展開によって得られる投影空間の性質について考察する. ただし, この節では, 画像ベクトルは NCC2 のためにすべて式 (13) によって正規化されているものとする. ここで検討

の対象とする画像<sup>1</sup>を図 4.1, 図 4.2 に示す.

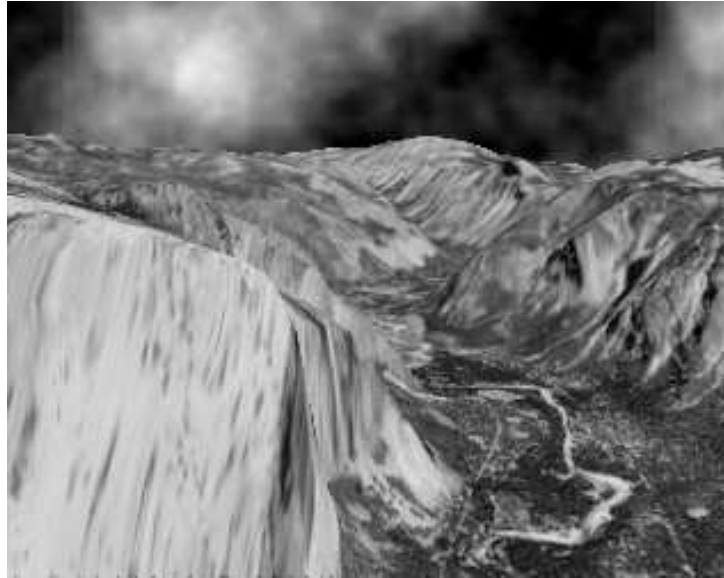


図 4.1 画像 yos.14

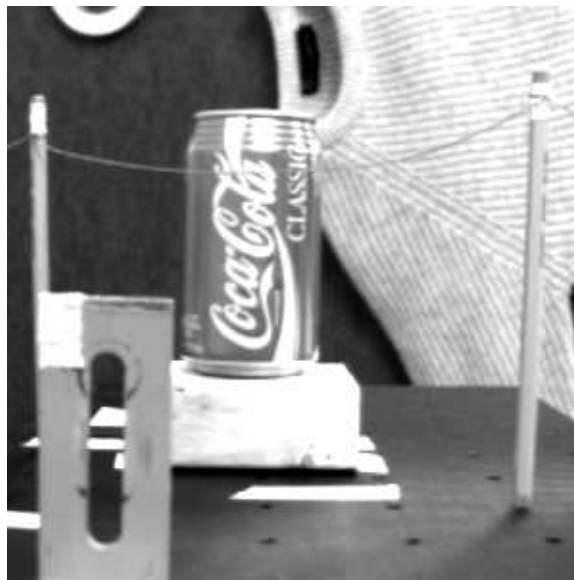


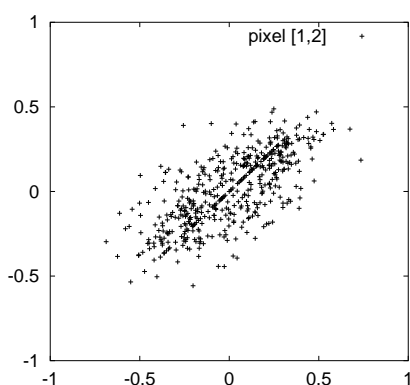
図 4.2 画像 nasa.10

---

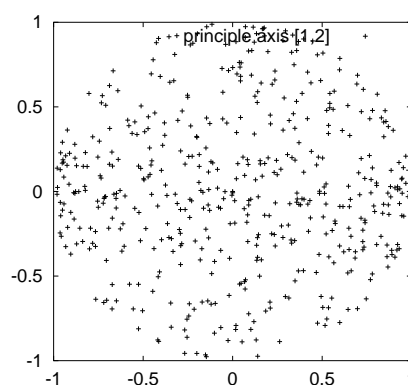
<sup>1</sup><ftp://csd.uwo.ca/pub/vision/TESTDATA/> より取得.

	$i = 1$	2	3	4
固有ベクトル $e_i$				
固有値 (分散) $\lambda_i$	0.304	0.225	0.104	0.070
標準偏差 $\sqrt{\lambda_i}$	0.551	0.474	0.322	0.264
寄与率	0.304	0.225	0.104	0.070

(a) 主要な分散の方向と大きさ



(b) 画素値  $v'$  の分布



(c) 投影された  $v'$  の分布

図 4.3 正規化画像ベクトルの分布とその投影後の分布. ウィンドウサイズは  $5 \times 5$ . (b), (c) の  $x, y$  軸はベクトルの 1, 2 番目の要素.

まず、実際に図 4.1 に対し、 $5 \times 5$  のウィンドウで画像中のすべての画像ベクトルをサンプリングし、KL 展開によって固有値、固有ベクトルを求めた結果を図 4.3 に示す。

図 4.3(a) の固有ベクトルは、0 を灰色、正值を白、負値を黒として、対応する画像表現によって示している。標準偏差は、その軸上での 2 点間の距離の期待値に相当する。寄与率は、分散をその総和で割ったものであるが、NCC2 の場合には分散の総和は 1 となるため、分散と全く同じである。

元の画像ベクトル  $v'$  の場合、各画素値の分散は等しいため寄与率は  $1/25 = 0.04$  程度である。このことから、画像ベクトルの分布は  $n$  次元空間中で著しく偏って

いることが分かる.

図 4.3(b), (c) は, 実際に 500 個のランダムサンプルを投影したものである. (b) は  $\mathbf{v}'$  の要素  $v'_1, v'_2$ , すなわち式 (13) で正規化された画素値を, それぞれ  $x, y$  軸にとっている. (c) は, 投影された  $\tilde{\mathbf{v}}'$  の要素,  $\tilde{v}'_1, \tilde{v}'_2$  を,  $x, y$  軸に表示したものである.

各ベクトルは大きさ 1 に正規化されているため, この分布は本来  $n$  次元空間では単位球面上に分布している. (b) では分からないが, (c) では球面上の分布であることが分かる. (b), (c) は, 別の言い方をすれば,  $n$  次元空間中の 500 点を, 単に異なる 2 つの方向から眺めたものに相当し, 同じ 2 次元の部分空間でも, 投影の方向によって各点間の距離が大きく異なることを示している. このことから, KL 展開によって求められた投影部分空間では 2 点間の距離の期待値が大きく, 同じ次元の画像ベクトル空間に比べてより多くの対応候補を削減できることが分かる.

図 4.4 は, 図 4.1, 図 4.2 の異なる画像と, 異なるウィンドウサイズを用いることによる, 固有ベクトルへの影響を調べたものである. いずれも, 主要な固有ベクトルは低周波成分を強く示している.

画像	ウィンドウ	$e_1$	$e_2$	$e_3$	$e_4$
yos	$8 \times 8$				
yos	$16 \times 16$				
nasa	$8 \times 8$				
nasa	$16 \times 16$				

図 4.4 画像やウィンドウサイズを変えた場合の固有ベクトル

他の画像においても, 主要な 2 つの固有ベクトルは類似した形状と高い分散を示した. これらの結果から, 画像全体からの部分画像のランダムサンプリングに

よる画像ベクトルの分布について、以下のことが考察できる。

1. 画像から小領域をランダムサンプリングした場合、画像の内容ではなく、画像信号そのものの性質が強く現れる。
2. ある画像のランダムサンプリングと KL 展開によって生成した投影部分空間は、他の画像においても同様に分散が大きく、候補削減の効率はそれほど変化しない。
3. 類似したフィルタリング処理<sup>2</sup>の結果を利用して、効率良く候補を削減することができる。

次節で述べる提案手法では 2 の考察に基づき、投影空間はあらかじめ計算して求められているものとする。また、提案手法には投影による計算量の増加が伴うが、3 の場合にはその計算量は無視できる。次節では、提案手法である投影変換を用いた SSDA のアルゴリズムを示す。

#### 4.4 投影変換を用いた残差逐次検定アルゴリズム

以下に、投影変換を用いた SSDA のアルゴリズムを示す。以後、このアルゴリズムを PSSDA(Projection-searched SSDA) と呼ぶ。前述の考察に基づき、あらかじめ  $m \times n$  の投影変換行列  $\mathbf{M} = (\mathbf{e}_1 \dots \mathbf{e}_m)^T$  が得られているものとする。また、投影の計算は、同じ  $(u, v)$  に対して重複する。このため、実際には 3 節と同様、投影および正規化した結果  $\tilde{g}$  を記憶しておくことで、2 度目からの冗長な計算を省くものとする。

PSSDA は、3.3 節で挙げた SSDA に、投影部分空間での候補削減を組み合わせたものである。以下に示すアルゴリズムのステップ 1,2 では、テンプレートの画像ベクトルの正規化を行なう。3 では、 $m$  次元空間に投影されたテンプレートのベクトルを求めている。4 は探索開始に伴う閾値の初期化であり、5 は探索範囲内

---

<sup>2</sup>固有ベクトルへの投影は、フィルタの畳み込み計算に相当するため、固有ベクトルはフィルタとしての性質を有する。特に、主要な 2 つの固有ベクトルは、2 方向の偏微分フィルタに類似している。

のすべての部分画像に対し照合を行なうループ処理である. 6 で対応位置を得て終了する. さらに, 5(c) では照合される候補部分画像の  $m$  次元への投影および正規化を行なっている. 5(d) では, この投影されたテンプレートと部分画像の距離を閾値と比べ, 離れていればその候補を除外する.

**アルゴリズム:** 正規化相互相関 (NCC2) に基づく PSSDA

1. 係数  $\bar{f}$  と,  $\hat{f} = \frac{1}{\|\mathbf{f} - \bar{f}\mathbf{I}\|}$  を求める.
2. 正規化  $\mathbf{f}' := \hat{f}(\mathbf{f} - \bar{f}\mathbf{I})$  を計算.
3. 投影により  $m$  次元投影ベクトル  $\tilde{\mathbf{f}}' = \mathbf{M}\mathbf{f}'$  を求める.
4.  $d_{\min} := d_{\max}$  で初期化.
5. ある探索候補位置  $(u, v) \in S$  を  $S$  から取り出し, 以下を繰り返す.  $S = \phi$  なら 6 へ.
  - (a) 画像  $g$  の, 位置  $(u, v)$  から, 画像ベクトル  $\mathbf{g}$  を取り出す.
  - (b) 係数  $\bar{g}$  と,  $\hat{g} = \frac{1}{\|\mathbf{g} - \bar{g}\mathbf{I}\|}$  を求める.
  - (c) 正規化された投影ベクトル,  $\tilde{\mathbf{g}}' = \hat{g}(\mathbf{M}\mathbf{g} - \bar{g}\mathbf{M}\mathbf{I})$  を求める.
  - (d)  $(\tilde{\mathbf{f}}' - \tilde{\mathbf{g}}')^2 > d_{\min}$  なら, 計算を打ち切り, 5 へ.
  - (e) 累積残差  $d$  を  $d := 0$  で初期化する.
  - (f)  $i = 1 \dots n$  について, 以下を繰り返す. 終れば 5(g) へ.
    - i.  $d := d + (f'_i - \hat{g}(g_i - \bar{g}))^2$  を計算.
    - ii.  $d > d_{\min}$  なら, 計算を打ち切り, 5 へ.
  - (g) 閾値を  $d_{\min} := d$  で更新, その位置  $(u, v)$  を記録.
6. 見つけた最小値  $d_{\min}$  と, その位置  $(u, v)$  を得て終了.

このアルゴリズムでは, 5(d) で候補が除外された場合, 5(f)i-5(f)ii は計算されない.  $m$  次元投影空間ではベクトルの差が大きく投影されるため, 同じ次元の画素値に比べて遥かに多くの候補が削減される. このため, 1回の照合当たりに評価される画素数の期待値  $\bar{n}'$  は,  $\bar{n}$  に比べて小さくなる.

## 5. 計算量に関する考察

本章では正規化相互相関(NCC2)に基づくテンプレートマッチングについて,

1. 従来の内積計算を用いる方法 (以下, 従来手法と記す)
2. 正規化相互相関による SSDA を用いる方法 (3.3 節に示した提案手法, 以下, SSDA と記す)
3. PSSDA を用いる方法 (4.4節に示した提案手法, 以下, PSSDA と記す)

の3つの手法を比較することで, 提案手法の効率を評価する.

以下ではまず, 2つの提案手法の計算量削減のメカニズムについて概観し, 従来手法および提案手法の計算量について考察する. また, この考察に基づき, 提案手法の計算量が削減されることを実験によって確かめる.

### 5.1 提案手法の計算量削減の概要

この節では, 提案手法の対応探索時の計算量について考察する. 具体的な計算量を示す前に, 2つの提案アルゴリズムが計算量を削減するメカニズムについて概観する. まず, テンプレートマッチング問題のうち, 計算量に影響するパラメータを図5.1に示す.

テンプレートマッチングの計算量は, ウィンドウの大きさ  $n$  (図では  $n = p^2$ ), 探索範囲の大きさ  $|S|$  (図では  $|S| = s^2$ ), テンプレートの数  $|T|$  に依存する. また, 提案手法は画像に対して前処理を行なうため, 各テンプレートの探索範囲の和集合  $S^*$  の大きさ  $|S^*|$  も, 計算量に影響する.



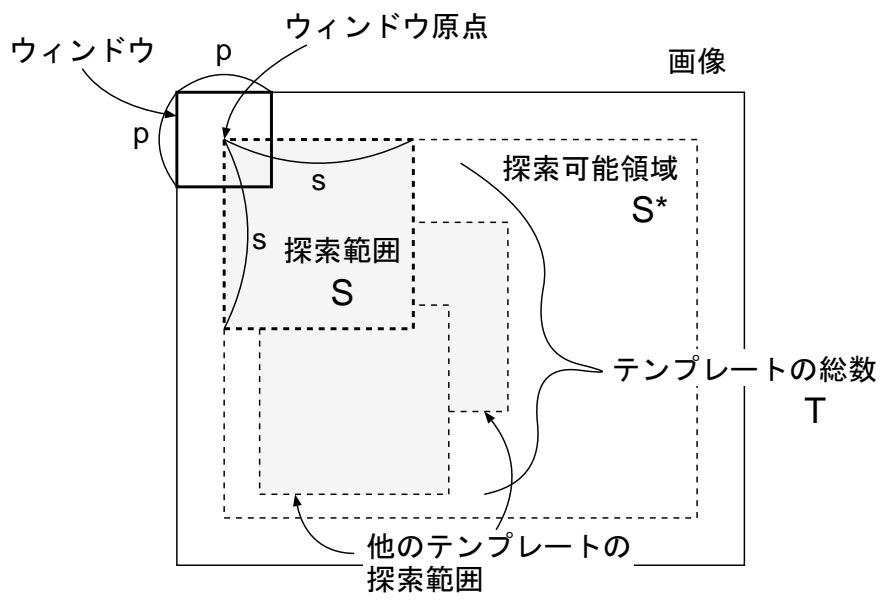


図 5.1 テンプレートマッチング問題の規模

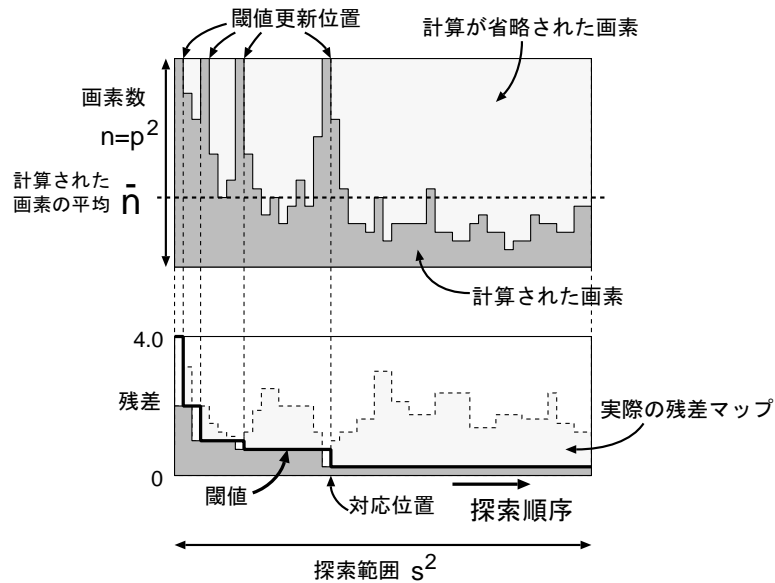


図 5.2 SSDA の計算効率の図解

まず、1 つめの提案手法である SSDA の計算量について概観する。図 5.2 は、3.3 節の SSDA アルゴリズムが、計算量を削減する概念図である。この図では、横軸は大きさ  $|S| = s^2$  の探索範囲を表しており、左から右の順に探索が行なわれる。図の下部は、探索範囲内の各点における残差の値 (テンプレートと候補部分画像の非類似度評価値) を縦軸に表したものである。対応探索は、この最小値を見つける処理である。最小値を見つけるには、実際の残差をすべて計算する必要はなく、過去の最小値を閾値として更新し、それより大きな残差は計算を途中で打ち切ればよい。

図の上部は、その計算量を示したものである。計算量は残差の計算に要した画素数に比例するため、縦軸にはウィンドウの画素数  $n = p^2$  を示している。閾値より大きな残差の場合、残差計算が打ち切られるため、比較累積される要素の数は  $n$  と同じかそれより少なくなる。閾値より小さい残差の場合、 $n$  個の画素すべてが計算され、閾値を更新する。閾値が低いほど、少ない要素数で計算が打ち切られる。本論文では、SSDA の計算量を評価する量として、計算された画素数の平均

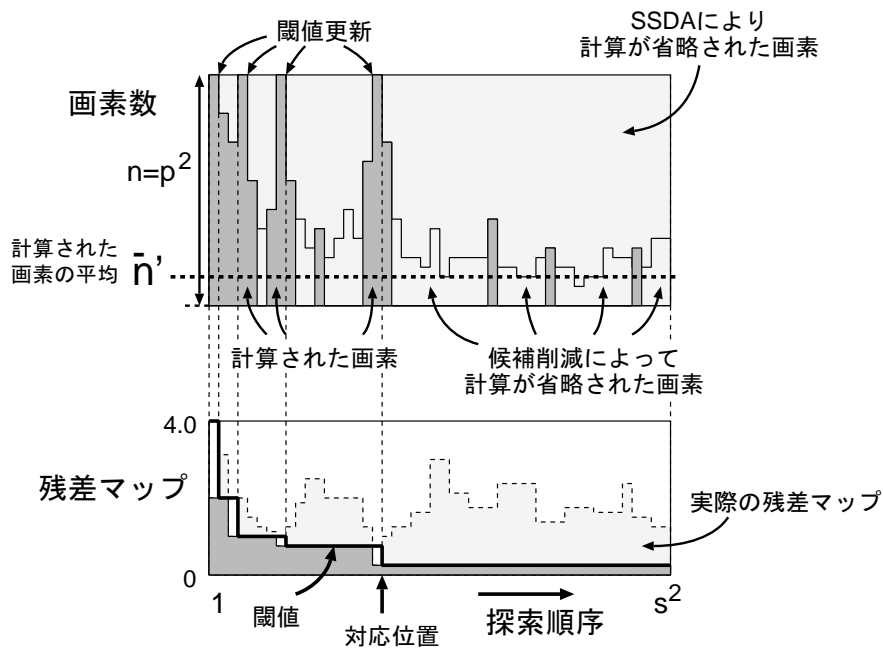


図 5.3 PSSDA の計算効率の図解

$\bar{n}$  を採用する.

次に、2 つめの提案手法である PSSDA の計算の概念図を図 5.3 に示す. この図は SSDA の場合 (図 5.2) と対比させている. PSSDA でも, SSDA の場合と同様に左から右に最小残差の探索が行なわれる. PSSDA では, 残差, すなわちテンプレートと部分画像の距離を計算する前に,  $m$  次元に投影されたベクトルの距離を求め, 閾値より大きい場合には計算を打ち切る. この場合, その候補については残差計算は全く行なわれない. したがって, PSSDA が計算する画素数の平均値  $\bar{n}'$  は, SSDA の  $\bar{n}$  に比べて低くなる. ただし, PSSDA では候補削減のため, 照合時に 2 つの  $m$  次元ベクトル間の距離計算が余分に必要である. しかし, KL 展開により適切な  $m$  次元部分空間が求められているため, 元の画像ベクトルの各要素に比べ投影されたベクトルの各要素は分散が大きく, ごくわずかな次元  $m$  で多くの探索候補が削減される.

本論文では, SSDA の場合と同様に PSSDA の計算量を評価する量として, 計算された画素数の平均  $\bar{n}'$  と, 投影空間の次元  $m$  ( $m \ll n$ ) を採用する.

## 5.2 従来手法との計算量の比較

この節では、従来手法と 2 つの提案手法について具体的な計算量を示す。以下の計算量の表では、テンプレートの数を  $|T|$ 、一つのテンプレートの探索範囲の大きさを  $|S|$  として表記する。また、各テンプレートの探索範囲の和集合を  $S^*$ 、その大きさを  $|S^*|$  とする ( $|S| \leq |S^*| \leq |T| \times |S|$ )。また、部分画像の画素数を  $n$ 、SSDA が評価する画素数の期待値を  $\bar{n}$ 、PSSDA が評価する画素数の期待値を  $\bar{n}'$ 、PSSDA の投影空間の次元数を  $m$  で表す。また、加算、乗算、除算、比較、平方根の計算量を、それぞれ  $add$ ,  $mult$ ,  $div$ ,  $cmp$ ,  $sqrt$  とする。

本節で示す計算量は、 $|S^*|$  オーダーのメモリを用い、ベクトルの正規化の係数  $\bar{g}$ ,  $\hat{g}$  および投影された  $m$  次元ベクトル  $\hat{g}'$  を保存することで、探索範囲の重複に対する冗長な計算を省いたものである<sup>3</sup>。簡単のため、これらの  $|S^*|$  回の計算を、画像に対する前処理としてあらかじめ行なうものとする。

以下の計算量の表は、計算処理の種類と回数によって分類し整理したものである。係数、投影は前処理として表の上段にまとめている。表の下段は、 $|T| \times |S|$  回の照合に必須となる、正規化、照合処理の計算量である。

表 5.1 従来の正規化相互相関テンプレートマッチングの計算量

計算	回数	部分画像当たりの計算量
係数	$ T  +  S^* $	$n \times (2add + mult) + 2div + sqrt$
正規化	$ T $	$n \times (add)$
	$ T  \times  S $	$n \times (add)$
照合	$ T  \times  S $	$n \times (add + mult) + 2mult$

表 5.1 は、従来の内積計算による正規化相互相関テンプレートマッチングの計算量をまとめたものである。係数の欄は、ベクトルの正規化に必要な係数  $\bar{v}$ ,  $\hat{v}$  の計算処理であり、前処理としてすべてのテンプレートと探索候補に対して行なわれる。一回の計算量は、 $\bar{v} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i$  および  $\hat{v} = 1/\sqrt{\sum_{i=1}^n (v_i - \bar{v})^2}$  の計算によ

<sup>3</sup>正規化したベクトルを記憶する方法も考えられるが、 $n \times |S^*|$  のオーダーのメモリが必要であり、テンプレートが大きい場合に非現実的となるため、本論文では扱わない。

る。また、正規化の計算量は、ベクトルの正規化  $\mathbf{v}' - \bar{v}\mathbf{I}$  の計算によるものであり、照合の前に計算される。照合処理は、テンプレート  $\mathbf{f}$  と照合される部分画像  $\mathbf{g}$  の類似度計算であり、計算量は  $\hat{f}\hat{g}(\mathbf{f}' \cdot \mathbf{g}')$  の計算による。

表 5.2 正規化相互相関 SSDA の計算量

計算	回数	部分画像当たりの計算量
係数	$ T  +  S^* $	$n \times (2add + mult) + 2div + sqrt$
正規化	$ T $	$n \times (add + mult)$
	$ T  \times  S $	$\bar{n} \times (add + mult)$
照合	$ T  \times  S $	$\bar{n} \times (2add + mult + cmp)$

表 5.2 は、3.3節の SSDA を用いた場合の計算量である。係数の計算処理は、従来手法と同じである。正規化は、テンプレートに対しては、 $\mathbf{f}' = \hat{f}(\mathbf{f} - \bar{f}\mathbf{I})$  で計算されるが、部分画像の正規化は照合と同時に行なわれる。部分画像の正規化および照合の計算量は、SSDA の計算画素数の平均  $\bar{n}$  を用い、 $(f'_i - \hat{g}(g_i - \bar{g}))^2$  の逐次加算と閾値との比較を、平均  $\bar{n}$  回繰り返す処理による。

表 5.3 正規化相互相関 PSSDA の計算量

計算	回数	部分画像当たりの計算量
係数	$ T  +  S^* $	$n \times (2add + mult) + 2div + sqrt$
投影	$ T  +  S^* $	$n \times m \times (add + mult) + m \times (add + 2mult)$
正規化	$ T $	$n \times (add + mult)$
	$ T  \times  S $	$\bar{n}' \times (add + mult)$
照合	$ T  \times  S $	$\bar{n}' \times (2add + mult + cmp) + m \times (2add + mult) + cmp$

表 5.3 は、4.4節の PSSDA を用いた場合の計算量である。SSDA の計算に加え、前処理には投影の計算処理が、照合時には候補削減の処理が増える。投影処理は  $m$  次元ベクトルの正規化を含み、その計算量は  $\hat{\mathbf{v}}' = \hat{v}(\mathbf{M}\mathbf{v} - \bar{v}(\mathbf{M}\mathbf{I}))$  の計算による。ただし、投影変換行列  $\mathbf{M}$  は  $m \times n$  の行列であり、 $m$  次元ベクトル  $\mathbf{M}\mathbf{I}$  と共にあらかじめ計算されているものとする。照合の際、候補削減に必要な  $m$  次元

ベクトル  $\tilde{\mathbf{f}}'$  および  $\tilde{\mathbf{g}}'$  の距離の計算量は,  $\sum_{i=1}^m (\tilde{f}'_i - \tilde{g}'_i)^2$  の計算によるもので, 加えて閾値との比較が一回行なわれる.

さて, 表 5.1-5.3 を基に, それぞれの手法の計算量の比について考察する. まず最初に, 最も大きな  $|T| \times |S|$  オーダーの計算量に着目する. おおまかに  $(2add + mult) = (add + mult + cmp)$  とすると, 前処理を除く探索時の計算量の比は, 表 5.4 の様にまとめられる. 前処理の計算量は,  $|S^*| \ll |T| \times |S|$  であれば全体の計算量に対して相対的に小さくなるため, 全体の計算量はこの比に近づく.

表 5.4 探索時の計算量の比

従来手法	$n$
SSDA	$2\bar{n}$
PSSDA	$2\bar{n}' + m$

次に, 前処理を含めた場合を考える. まず, 探索範囲の重複度を  $R = \frac{|T| \times |S|}{|S^*|}$  とする. 簡単のため, おおまかに  $(2add + mult) = (add + mult + cmp) = (add + mult) = 1/2(add + 2mult)$  とし, オーダーの小さい  $sqrt$  や  $div$  などの計算量を無視すると, 全体の計算量の比はおおよそ表 5.5 の様になる. 具体的には, 探索範囲の重複が  $R > \frac{mn + 2m}{2\bar{n} - 2\bar{n}' - m}$  の場合に, PSSDA は SSDA より高速となる.

表 5.5 全体の計算量の比

従来手法	$Rn + n$
SSDA	$R(2\bar{n}) + n$
PSSDA	$R(2\bar{n}' + m) + nm + 2m + n$

これらの計算量を決定する平均評価画素数  $\bar{n}, \bar{n}'$  は, 様々な要因が影響するため, 予測が困難である. 次節では, 提案手法の計算量のうち,  $\bar{n}, \bar{n}'$  を実測によって求め, 計算量の期待値が低減されることを確認する.

### 5.3 実験方法

実験では、前述の SSDA, PSSDA の計算量のうち、予測が困難な評価要素数の平均  $\bar{n}, \bar{n}'$  を実験によって測定する。この実験では、動画像中の 2 枚の画像間で、部分画像の対応を探索する問題を設定した。具体的には、以下のような設定にしたがって実験を行なった。

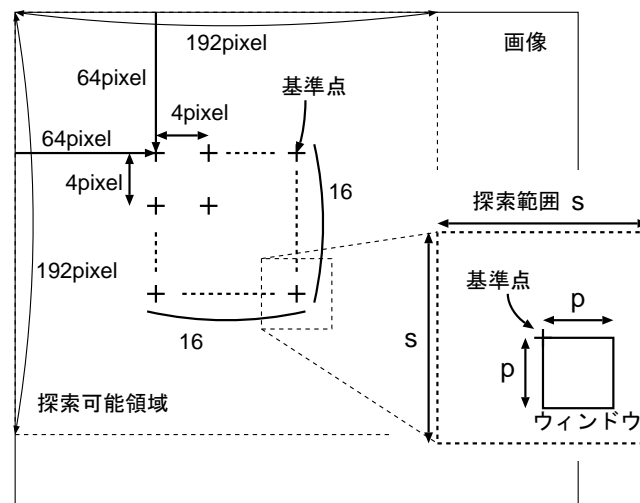


図 5.4 実験方法

**画像** 図 5.5 に示す動画像中の 2 フレーム, `yos.14`, `yos.16` を用いた。

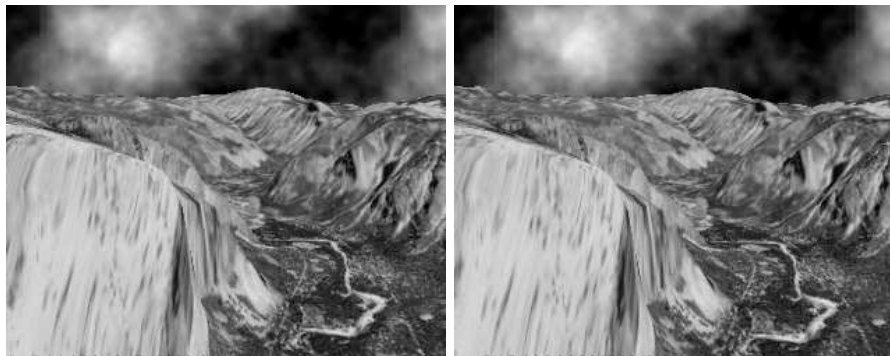
**パラメータ** 図 5.4 における、ウィンドウの大きさ  $p$  ( $p^2 = n$ ), 探索範囲  $s$  を変化させる。テンプレートの数は、探索時の計算量に対して線形に影響するため、固定で 256 とした。簡単のため、探索可能領域は図 5.4 のように  $192 \times 192$  に固定した。投影部分空間の次元  $m$  は 3 とした。

**アルゴリズム** 提案手法 SSDA, PSSDA のアルゴリズムは、それぞれ 3.3 節, 4.4 節のものを使用した。

**配置** 256 個のテンプレート原点は、図 5.4 のように配置した。探索範囲はテンプレート原点まわりの  $s \times s$  を用いた。探索範囲の探索順序はテンプレート

原点に近い順とした。部分画像をベクトル化する際の順序は左上から走査線順とした。

**投影軸の生成** 投影軸は、あらかじめ画像 `yos.14` の探索可能領域の中央付近  $128 \times 128$  から得られるすべての部分画像をサンプルとし、KL 展開によって求めた。



(a) 画像 `yos.14`

(b) 画像 `yos.16`

図 5.5 実験に用いた動画像中の 2 フレーム

## 5.4 提案手法の評価実験

前節の実験方法にしたがって、提案手法である 正規化相互相関 (NCC2) に基づく SSDA, PSSDA の、計算効率の指標となる平均評価画素数  $\bar{n}$ ,  $\bar{n}'$  を計測した結果を、それぞれ表 5.6, 表 5.7 に示す。

表 5.6 SSDA における  $\bar{n}$  の実測値

	$s^2 = 16^2$	$32^2$	$64^2$	$128^2$
$n = 256$	40.7	28.8	25.0	22.8
$n = 64$	10.8	8.3	7.6	7.4
$n = 16$	3.5	3.0	2.7	2.5

SSDA について見ると、表 5.6 では、ウィンドウの画素数  $n$  に比べて  $1/5$  から  $1/10$  程度の要素数で打ち切りが行なわれていることが分かる。また、この減少率



は、画素数  $n$  が大きいほど顕著である。また、探索範囲が広がるに従い平均評価画素数  $\bar{n}$  は減少するが、これは一定値に収束する。これは、閾値がある程度まで下がるとそれ以後ほとんど変化せず、計算量が安定するためである。

5.2節の考察結果から、内積計算を用いる従来手法に対する、SSDA を用いた場合の探索時の計算量の比は、およそ  $\frac{2\bar{n}}{n}$  で与えられる。したがって、この場合の提案手法の計算量は、従来手法に比べ  $1/2.5$  から  $1/5$  程度となる。前処理の計算量は従来手法と同じであることから、全体の計算量においても SSDA は従来手法より高速である。

表 5.7 PSSDA における  $\bar{n}'$  の実測値 ( $m = 3$ )

	$s^2 = 16^2$	$32^2$	$64^2$	$128^2$
$n = 256$	26.5	11.1	6.9	5.0
$n = 64$	5.4	2.6	1.9	1.5
$n = 16$	1.2	0.6	0.4	0.3

次に表 5.7 の PSSDA の結果について考察する。SSDA に比べ、より少ない要素数で計算が打ち切られていることが分かる。 $\bar{n}'$  も  $\bar{n}$  と同様、探索範囲の増加に対して漸的に減少している。探索の初期では閾値が大きく、 $m$  次元の距離評価では候補削減はあまり行なわれないが、閾値が低ければほとんどの候補を削減できることが分かる。また、SSDA と同様、 $n$  が大きいほど、PSSDA の効果は顕著である。

また、PSSDA の SSDA に対する探索時の計算量の比は  $\frac{2\bar{n}}{2\bar{n}' + m}$  で与えられるため、この場合、 $1/1.3$  から  $1/3.5$  程度の計算量となる。

このような PSSDA と SSDA の計算量の比をまとめた結果を、表 5.8 に示す。括弧内は、前処理を含んだ計算量の比であり、重複率  $R$  は 5.3節での条件に基づいている。この条件では PSSDA は、 $s < 64$  の場合に SSDA に比べ若干遅いが、テンプレート数 (この場合  $|T| = 256$ ) が増えれば前処理の計算量の影響は小さくなり、全体の計算効率探索時の計算効率に近づく。このため、PSSDA は膨大な数のテンプレートマッチングを行なう際に、SSDA より高速であると言える。

以上の結果から、次のようなことが確認できた。

表 5.8 PSSDA( $m = 3$ ) の SSDA に対する探索時の計算量の比 (SSDA/PSSDA). 括弧内は前処理を含めた場合.

	$s^2 = 16^2$	$32^2$	$64^2$	$128^2$
$n = 256$	1.5 (0.3)	2.3 (0.5)	3.0 (1.1)	3.5 (2.2)
$n = 64$	1.5 (0.3)	2.0 (0.5)	2.2 (1.1)	2.5 (1.8)
$n = 16$	1.3 (0.3)	1.4 (0.5)	1.4 (0.9)	1.4 (1.2)

- 従来の正規化相互相関は, SSDA を用いることで計算量を削減できる. テンプレートが大きいほどその効果は大きい.
- 画像全域の対応点探索による動き推定や, 画像全体から多数のパターン検出を行なう場合など, テンプレートの照合範囲が大きく重複する場合には, さらに PSSDA が有効である.

また, PSSDA は投影の次元  $m$  が 0 の場合には明らかに SSDA と同じであり,  $m$  が増えるにしたがって, 照合の計算量は下がるが, 画像に対する前処理の計算量が増加する. 問題の規模および画像ベクトルの分布に適応して  $m$  を決定する方法については, 今後検討の必要がある.

## 6. むすび

本研究の提案は、すべて正規化相互相関テンプレートマッチングに関する以下の事実の発見に基づいている。

正規化相互相関テンプレートマッチングの対応点探索は、正規化された画像ベクトルの空間では、**多次元空間中の点の集合から、ある与えられた点に最も近い点を見つける** という、幾何学的に単純な問題に帰着される。

この結果を基に、本研究では正規化相互相関テンプレートマッチングについて、結果の同一性を保証する 2 つの高速化手法を提案した。

1. 正規化相互相関を用いた SSDA の構成手法の提案。
2. フィルタ (投影軸) の畳み込みに相当する前処理を用い、SSDA の前に大部分の対応候補を正確に削減する手法の提案。

提案手法 2 では、あらかじめ KL 展開を用いて画像の統計的な性質を調べることで、候補削減に最適な投影軸を求める。この軸は画像信号の性質を強く反映しており、サンプルとする画像によらずほぼ同じであることを予備実験により確認した。また、2 つの提案手法と従来の計算方法を比較評価するため、計算量に関する考察と評価実験を行い、以下のことを確認した。

- 正規化相互相関においても SSDA は有効であり、2-5 倍程度の効率が得られた。テンプレートが大きい程その効果大きい。
- 多数のテンプレートが重複した探索を行なう場合、提案手法 2 によって、さらに 1-3.5 倍程度の高速化が可能である。テンプレートが大きい程その効果大きい。
- 正規化や投影の前処理の計算量の増加は照合回数に依存しないため、探索範囲が重複しているほど影響は小さくなる。

このことから, 本提案手法 1 は, 現実の動画像からの画素の見かけの動きの推定や, ステレオ画像対の奥行き情報の推定などを高速化できる. 中でもテンプレート数や探索範囲が膨大となる場合には, 提案手法 2 を組み合わせることでさらに高速化が可能である.

今後の課題として, 問題の規模に対して投影空間の次元数を決定する方法を検討する必要がある. また, 特徴点追跡処理などに応用していくことが考えられる.

## 謝辞

本研究の全過程を通して、直接懇切なる御指導、御鞭撻を賜った、ソフトウェア基礎講座 横矢 直和 教授 に心より感謝の意を表します。

本研究の遂行にあたり、終始有益な御助言を賜った、音情報処理学講座 鹿野 清宏 教授 に厚く御礼申し上げます。

本研究を通じて、終始有益な御助言を頂いた、ソフトウェア基礎講座 竹村 治雄 助教授 に厚く御礼申し上げます。

そして本研究を通じて、懇切丁寧なる御指導、御鞭撻を頂いた、ソフトウェア基礎講座 岩佐 英彦 助手、ならびに、終始有益な御助言を頂いた、ソフトウェア基礎講座 山澤 一誠 助手 に厚く感謝いたします。

最後に、物心両面において常に温かい御助言を頂いたソフトウェア基礎講座の諸氏、ならびに、ソフトウェア基礎講座事務補佐員 大隈 (旧姓 村上) 和代 女士に深く感謝します。

## 参考文献

- [1] D. I. Barnea and H. F. Silverman: “A class of algorithms for fast digital image registration”, *IEEE Trans. on Computers*, Vol.C-21, No. 2, pp.179–186, Feb. 1972.
- [2] L. G. Brown: “A survey of image registration techniques”, *ACM Computing Surveys*, Vol. 24, No. 4, pp.325–376, 1992.
- [3] A. Margalit and A. Rosenfeld: “Using feature probabilities to reduce the expected computational cost of template matching”, *CVGIP*, Vol. 52, No. 1, pp.110–123, 1990.
- [4] H. P. Moravec: “Rover visual obstacle avoidance”, *Proc. of the 7th IJCAI*, Vancouver, B.C., Canada, pp.785–790, Aug. 1981.
- [5] S. K. Nayar, S. Baker and H. Murase: “Parametric feature detection”, *Proc. of CVPR '96*, pp.471–477, 1996.
- [6] K. Ohba and K. Ikeuchi: “Recognition of the multi-specularity objects using the eigen-window”, *Proc. of ICPR '96*, pp.692–696, 1996.
- [7] T. W. Ryan: *The Prediction of Cross-Correlation Accuracy in Digital Stereo-Pair Images*, PhD thesis, University of Arizona, 1981.
- [8] D. L. Swets and J. Weng: “Using discriminant eigenfeatures for image retrieval”, *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 18, No. 8, pp.831–836, Aug. 1996.
- [9] S. L. Tanimoto: “Template matching in pyramids”, *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 16, pp.356–369, 1981.
- [10] M. Uenohara and T. Kanade: “Vision-based object registration for real-time image overlay”, *Proc. of CVRMed'95*, Nice, France, pp.13–22, Apr. 1995.

- [11] C. S. Wiles and M. Brady: “Closing the loop on multiple motions”, *Proc. of the 5th ICCV*, MIT, Cambridge, Massachusetts, pp.308–313, June 1995.
- [12] Q. X. Wu: “A correlation-relaxation-labeling framework for computing optical flow - template matching from a new perspective”, *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 17, No. 8, pp.843–853, Sept. 1995.
- [13] S. Yoshimura and T. Kanade: “Fast template matching based on the normalized correlation by using multiresolution eigenimages”, *Proc. of IROS'94*, Munchen, Germany, pp.2086–2093, 1994.
- [14] 足立, 岩佐, 竹村, 横矢: “正規化相互相関テンプレートマッチングの KL 展開を用いた SSDA 化”, 信学技報 PRMU96–173, 電子情報通信学会 パターン認識・メディア理解研究会, Mar. 1997.
- [15] 尾上, 前田, 斎藤: “逐次残差検定法による画像の重ね合わせ”, 情報処理, Vol. 17, No. 7, pp.634–640, July 1976.
- [16] 曾根, 寺田, 板内: “特徴量空間とピラミッド構造とを用いた画像の高速重ね合わせ法”, 信学論 (D), Vol.J71-D, No. 1, pp.102–109, Jan. 1988.
- [17] 長尾: 画像認識論, コロナ社, 1983.