

区分線形写像に基づく音や映像の高速探索 — 特徴系列の分割による次元削減の導入 —

木村 昭悟[†] 柏野 邦夫[†] 黒住 隆行[†] 村瀬 洋[†]

[†] NTT コミュニケーション科学基礎研究所, 日本電信電話株式会社, 厚木市

E-mail: †{akisato,kunio,kurozumi,murase}@eye.brl.ntt.co.jp

あらまし 探したい音や映像が具体的に与えられ, それとほぼ同じ信号の区間が蓄積された長時間の音や映像の中のどこにあるかを高速に探索するための新しい手法を提案する. 提案法は, 特徴系列を分割し分割ごとに異なる写像を用いる区分線形写像によって特徴の次元削減を実現し, 照合に要する時間を削減する. 特徴系列の分割方法は, 等分割法と動的分割法について検討する. 動的分割法はより効率的な次元削減を実現可能であるが, 事前処理に膨大な計算を必要とする. 本稿では, 膨大な計算を回避する動的分割の高速化手法の提案も併せて行う. 実験により, 提案法が, 提案法の基礎となる時系列アクティブ探索法に比べて, 約 2 倍高速な探索が実現できることを示す.

キーワード マルチメディア処理, 時系列アクティブ探索法, 次元削減, 区分線形写像, 射影距離, 動的分割

A Quick Search Method for Multimedia Signals Based on Piecewise Linear Maps

— Introducing Dimension Reduction by Partitioning Feature Sequences —

Akisato KIMURA[†], Kunio KASHINO[†], Takayuki KUROZUMI[†], and Hiroshi MURASE[†]

[†] NTT Communication Science Laboratories, NTT Corporation, 3-1 Morinosato Wakamiya, Atsugi-shi, Kanagawa, 243-0198, Japan

E-mail: †{akisato,kunio,kurozumi,murase}@eye.brl.ntt.co.jp

Abstract We propose a new method for quick search through a long audio/video signal stream to detect and locate a known audio/video signal based on signal similarity. The main technique in the algorithm is dimension reduction based on piecewise linear representation of sequential feature trajectories. For partitioning feature trajectories, we consider equi-partition and dynamic segmentation. While dynamic segmentation reduces the average dimensionality and accelerates the search more than equi-partition, it requires huge amount of calculation. Thus, we also propose a suboptimal partitioning that reduces the computational cost. The experiment shows that our method detects the signals approximately 2 times faster than and as accurate as an existing fast method.

Key words multimedia processing, Time-Series Active Search, dimension reduction, piecewise linear maps, projection distance, dynamic segmentation

1. ま え が き

近年, 大量の音や映像のデータベースの中から目的の音や映像を高速かつ正確に探し出す技術が強く求められている.

これまで, 我々は, 探したい音や映像 (参照信号) が具体的に与えられ, それとほぼ同じ信号の区間が蓄積された膨大な音や映像 (蓄積信号) の中のどこに存在するかを高速かつ正確に検出する手法について検討してきた. このような手法は, テレビ放送やラジオ放送を蓄積したデータに対する特定のコマーシャル・楽曲等の検出や統計情報の作成, インターネットにおける音楽・

映像著作物の不正利用防止など, 幅広い応用が考えられる.

このような問題において, 探索の高速化は最も重要な課題の一つである. 木構造を利用した多次元インデックス手法 [1], [2] が高速化の手段としてよく用いられるが, 音や映像の探索に用いられる特徴はしばしば高次元となり, これらの手法は必ずしも有効ではなくなる. そこで本稿では, 特徴の次元削減により照合に要する時間を削減することを考える.

高次元特徴の次元削減手法として, 固有空間法が広く知られている. しかし, 特徴空間全体を一つの固有空間で表現すると, 一般的に次元の削減効果は小さい. そのため, 局所領域毎

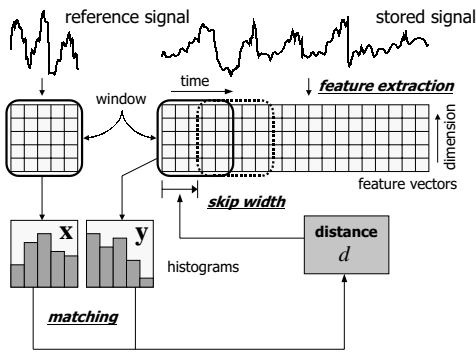


図1 時系列アクティブ探索法の概要

Fig. 1 Overview of Time-Series Active Search

に特徴的な成分を抽出する手法が各種提案されている [3] ~ [6] . しかし, これらの手法は, 成分の抽出に必要な計算量が膨大であったり, 逆に十分な次元削減性能が得られないという問題点があった .

そこで本稿では, 特徴時系列を分割し, 各分割に存在する局所的な相関を利用して特徴の次元を削減する手法を提案する . この操作には繰り返しや再帰などの計算は必要がなく, 実時間で完了することができる . 特徴の分割方法は, 最も単純な等分割法, 及び分割境界を動的に決定する動的分割法について検討する . 動的分割法はより効率的な次元削減が実現可能だが, 膨大な計算が必要となる . 本稿では, それらを回避する動的分割法の高速度化手法の提案も併せて行う .

Keogh ら [7], [8], Wang ら [9] は, これまでに, 時系列の分割による次元削減を導入した高速信号探索手法を提案している . これらの手法はいずれも, 波形の類似する信号を検出することを目的としており, 本稿で取り扱う非常に高次元の特徴系列に対して直接適用することは困難である .

以下, 2. で提案法の基礎となる時系列アクティブ探索法 [10] の処理について述べた後, 3. で提案法について具体的に説明し, 4. で提案法の効果を実験で示す . 5. をむすびとする .

2. 時系列アクティブ探索法

提案法の基礎となる時系列アクティブ探索法 (TAS) の処理の概要を図 1 に示す . アルゴリズムの詳細は [10] に記載されているので, ここでは要点のみを記す .

まず, 参照信号と蓄積信号からそれぞれ特徴ベクトルを計算する . 特徴ベクトル $a(k)$ は以下で与えられる .

$$a(k) = (a_1(k), a_2(k), \dots, a_N(k))$$

ただし, N は特徴ベクトルの次元数, k はサンプリングにおける時刻である . 特徴として, 具体的には, 音響信号に対しては正規化された周波数帯域ごとの短時間パワースペクトル, 映像信号に対しては各フレームをいくつかのサブ画像に分割したときの各サブ画像に含まれる全ピクセルの RGB 値の平均などを用いる . 次に, 参照信号と蓄積信号の双方に対して同じ長さの時間窓をかけ, 窓内の特徴ベクトルを分類してヒストグラムを作る . そして, ヒストグラム同士の距離値が予め設定した値 (探索閾値) を下回るかどうかで, 参照信号の有無を判定する .

距離値 d と探索閾値 θ_1 から, false dismissal を起こさずに照合を省略できる時間幅 (スキップ可能幅) を求めることができ, その分だけ蓄積信号にかかる窓をずらして探索を進める . TAS では距離尺度として各種のものを用いることができるが, 本稿ではユークリッド距離

$$d_2 = d_2(x_R, x_S) \stackrel{\text{def}}{=} \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{Ri} - x_{Si})^2}. \quad (1)$$

を用いる . ただし, x_R 及び x_S は, それぞれ参照信号と蓄積信号に対するヒストグラム, x_{Ri} 及び x_{Si} はそれぞれのヒストグラムの i 番目の次元に含まれる特徴ベクトルの度数, n はヒストグラムの次元数である .

ヒストグラムは特徴ベクトルの時系列を分類し累積したものである . 時間窓が 1 単位移動したとき, 特徴ベクトルが 1 つ時間窓外に出て, 新たに別の特徴ベクトルが 1 つ時間窓内に入る . よって, ヒストグラム同士の距離値は, 時間窓の移動に伴って急激に変化することはない, 時間窓の 1 特徴ベクトル分の移動当たりの距離値の変化率の絶対値は, 決して $\sqrt{2}$ を越えない . すなわち, 蓄積信号に対する時間窓の先頭が m_1 番目の特徴ベクトルであるときのヒストグラム同士の距離値を $d(x_R, x_S(m_1))$, ヒストグラムの総度数を D とするとき, 時間窓が m_2 番目の特徴ベクトルまで移動したときの距離値の下限 $\underline{d}(x_R, x_S(m_2))$ は, $m_1 < m_2 < m_1 + D$ のとき, 以下の式で与えられる .

$$\underline{d}(x_R, x_S(m_2)) = d(x_R, x_S(m_1)) - \frac{m_2 - m_1}{\sqrt{2}}. \quad (2)$$

距離値は 0 を下回らないので, 式 (2) で与えられる下限値が 0 を下回るときには, $\underline{d} = \underline{d}(x_R, x_S(m_2)) = 0$ となる . 下限値を探索閾値 θ_1 で, $m_2 - m_1$ をスキップ可能幅 w で置き換えることにより, スキップ可能幅を以下のように求めることができる .

$$w = \begin{cases} \lfloor \sqrt{2}(d - \theta_1) \rfloor + 1 & (\text{if } d > \theta_1) \\ 1 & (\text{otherwise}) \end{cases}. \quad (3)$$

ただし, $\lfloor x \rfloor$ は x を越えない最大の整数を表す .

3. 提案手法

3.1 アルゴリズムの概要

本稿で提案する手法は, 時系列アクティブ探索法と全く同一の探索結果を出力することを保証したまま, 1 回の照合に要する時間を削減して高速化するものである .

提案法の概要を図 2 に示す . TAS と同様の手順で作成されたヒストグラムを, 蓄積信号から作成された区分線形写像を用いて圧縮し, 圧縮特徴を作成する . 圧縮特徴同士を照合することにより, ヒストグラム同士の距離の下限値を得ることができる . 計算された下限値が探索閾値を下回ったとき, 対応するヒストグラム同士で改めて照合する . このため, false dismissal が生じないのはもちろんのこと, false alarm が生じることもない . ヒストグラム同士の距離値が探索閾値を下回る場合に, 蓄積信号の当該箇所参照信号が存在するものと判断する . スキップ幅は, 圧縮特徴同士の照合によって得られた距離値に基づいて計

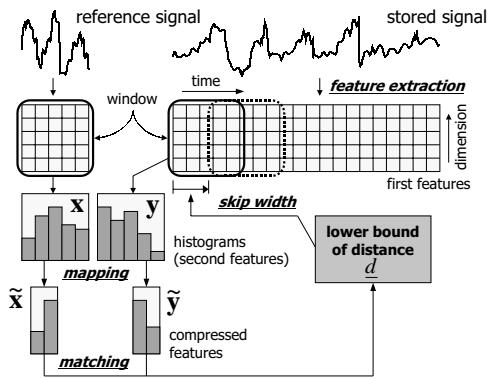


図2 提案法の概要

Fig. 2 Overview of the proposed method

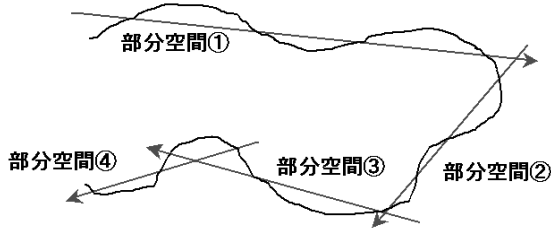


図3 系列の描く軌跡の区分線形表現

Fig. 3 Piecewise representation of the histogram trajectory

算される。

蓄積信号における特徴抽出から圧縮特徴作成までの処理、及び区分線形写像の決定は、参照信号と独立であり、探索に先立って事前に行うことができる。

3.2 区分線形写像の抽出

概要を図3に示す。蓄積信号にかかる時間窓の移動に伴ってヒストグラムが急激に変化することはないので、蓄積ヒストグラム系列は、ヒストグラム空間内で連続的な軌跡を描く。この軌跡の緩やかな動きを捉え、複数の低次元線形部分空間列で表現し、部分空間へヒストグラムを射影することでヒストグラムを圧縮する。

処理手順を以下に示す。

まず、蓄積ヒストグラム系列をあらかじめ与えられた数 (M 個) の系列に分割する。分割の方法は各種考えられるが、ここでは等分割法及び動的分割法を考える。動的分割法の詳細は、3.4 節にて説明する。以下では、分割された各ヒストグラム系列をセグメントと呼ぶ。

次に、セグメントごとに KL 展開を行う。各固有ベクトルに対応する固有値を全固有値の合計で除算した値を、その固有ベクトルの寄与率と呼ぶ。寄与率が大きい順に固有ベクトルを選択し、寄与率の合計値が、予め与えられた値である寄与閾値を上回った時点で固有ベクトルの選択を終了する。

続いて、選択された固有ベクトルを基底とする部分空間を形成し、部分空間への射影によって各セグメントに対応する線形写像を決定する。すなわち、選択された固有ベクトルを列ベクトルとして持つ行列 $P_j (j = 1, 2, \dots, M)$ を作成し、ヒストグラム x に対する写像 $p_j(x)$ を以下のように定める。

$$p_j(x) = P_j^t(x - \bar{x}_j). \quad (4)$$

ただし、 \bar{x}_j は j 番目のセグメントにおけるヒストグラムの重心、 P_j^t は P_j の転置行列をそれぞれ表す。

最後に、各蓄積ヒストグラムを、セグメントごとに対応する線形写像を用いて圧縮する。参照信号に対しては、各セグメント内の蓄積ヒストグラムと初めて照合する際に、その都度圧縮する。

以下では、圧縮されたヒストグラム $p_j(x)$ を圧縮ヒストグラムと呼ぶ。また、ヒストグラム x と圧縮ヒストグラム $p_j(x)$ との距離を以下の式で定義し、これを射影距離と呼ぶ。

$$d(x, p_j(x)) \stackrel{\text{def}}{=} d_2(x, q_j(p_j(x))) \quad (5)$$

ただし、 $q_j(\cdot)$ は $p_j(\cdot)$ に対応する(一般化)逆写像であり、以下のように定義される。

$$q_j(z) = P_j z + \bar{x}_j. \quad (6)$$

$q_j(p_j(x))$ は、ヒストグラム x が写像 p_j に対応する部分空間への射影による元の空間での移動先を示しており、以下、 $q_j(p_j(x))$ をヒストグラム x の写像 p_j に対する射影点と呼ぶ。射影距離は、すなわちヒストグラムと射影点との距離を指す。

3.3 圧縮特徴の構成

KL 展開の性質より、圧縮ヒストグラム同士の距離とヒストグラム同士の距離の間に、以下の関係が成り立つ。

$$d_2(p_j(x_R), p_j(x_S)) \leq d_2(x_R, x_S) \quad \forall j = 1, 2, \dots, M. \quad (7)$$

式(7)より、圧縮ヒストグラムを圧縮特徴として照合することにより、ヒストグラム同士の距離の下限値を得ることができる。しかし、参照信号の射影距離は一般的に長くなる傾向にあるため、圧縮ヒストグラム同士の距離とヒストグラム同士の距離との差が大きくなり、スキップ幅の減少や再照合の増加という問題が生じる。

そこで、射影距離を圧縮特徴に埋め込むことを考える。すなわち圧縮特徴 y は、圧縮ヒストグラム $z = p(x) = (z_1, z_2, \dots, z_K)$ 及び射影距離 $d(x, z)$ から、次のように構成する。

$$y = (z_1, z_2, \dots, z_K, d(x, z)).$$

圧縮特徴 y_R と y_S との距離は以下で計算される。

$$d_2(y_R, y_S)^2 = d_2(z_R, z_S)^2 + \{d_2(x_R, z_R) - d_2(x_S, z_S)\}^2.$$

このことから、圧縮特徴同士の距離は以下の性質を持つ。

$$d_2(z_R, z_S) \leq d_2(y_R, y_S) = \min\{d_2(x_R, x_S)\} \leq d_2(x_R, x_S). \quad (8)$$

ただし、式(8)中の最小値は、圧縮ヒストグラム z_R, z_S 及び射影距離 $d(x_R, z_R), d(x_S, z_S)$ が与えられたときの全てのヒストグラムの組 (x_R, x_S) に対して取る。

また、蓄積信号の射影距離が参照信号のそれに対して十分小さい場合、圧縮特徴同士の距離は、圧縮ヒストグラム同士の距離と比較してよりヒストグラム同士の距離に近く、かつその誤差が平均的に極めて小さくなる (cf. 付録)。

σ	寄与閾値
t_j	j 番目のセグメントと $j+1$ 番目のセグメントとの境界の位置 ($j = 1, 2, \dots, M$)
t_j^0	t_j の初期値
t_j^*	t_j の決定値
$c(t_i, t_j, \sigma)$	σ を与えたときのセグメント (t_i, t_j) の次元数

表 1 記号の意味

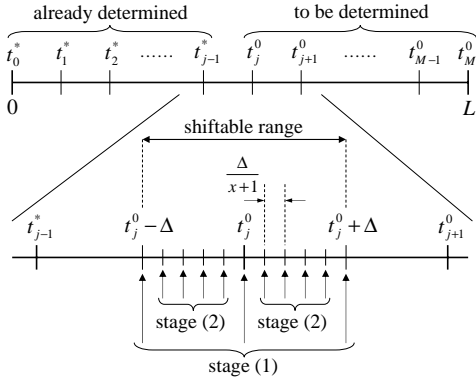


図 4 提案の動的分割法の概要

Fig. 4 Outline of the proposed method for dynamic segmentation

3.4 ヒストグラム系列の動的分割

3.4.1 概要

系列を単純に等分割するだけでも大きな次元削減効果を得ることができるが、セグメント長を可変にすることにより、さらなる次元削減性能の向上が見込める。

本稿では、与えられたセグメント境界の初期位置 t_j^0 ($j = 0, 1, \dots, M$) に対して、前後に移動可能幅 Δ を持つような移動可能範囲 $T_j = \{t_j | t_j^0 - \Delta \leq t_j \leq t_j^0 + \Delta\}$ の中で平均次元数が最少となるようなセグメント境界 t_j^* の探索及び決定を行う手法を考える。すなわち、以下の式で与えられる T^* を求めることが目的となる。

$$T^* = \{t_j^*\}_{j=0}^M$$

$$= \arg \min_{t_j \in T_j \forall j} \frac{1}{L} \sum_{i=1}^M (t_i - t_{i-1}) c(t_{i-1}, t_i, \sigma) \quad (9)$$

ただし、記号の意味は表 1 に示す通りで、 $t_0^* = 0$ 、 $t_M^* = L$ である。最適な分割を動的に決定するためにはある種の最適化問題を解く必要があり、膨大な計算量が必要となる。それに対し本節で提案する手法では、局所探索による準最適解の導出と次元変化の離散性に基づく解の絞り込みにより、高速な動的分割を実現する。図 4 に本手法の概要を示す。

3.4.2 局所探索による準最適解の導出

動的分割は動的計画法 (DP) の枠組を用いて定式化でき、単純な全探索法に比べ高速に最適解を求めることができる。しかし、最適解を得るために必要な計算量は依然膨大である。計算量を線形写像決定に伴う KL 展開の回数で評価すると、DP の

計算量は $\mathcal{O}(M\Delta^2)$ となる。

そこで、より少ない計算量で良質な準最適解を導出するために、局所探索を用いる。すなわち、以下の式によって先頭の境界から順にセグメント境界を決定する。

$$t_j^* = \arg \min_{t_j \in T_j} \frac{(t_j - t_{j-1}^*) c(t_{j-1}^*, t_j, \sigma) + (t_{j+1}^0 - t_j) c(t_j, t_{j+1}^0, \sigma)}{t_{j+1}^0 - t_{j-1}^*} \quad (10)$$

ただし、

$$t_0^0 = t_0^* = 0, \quad t_M^0 = t_M^* = L$$

である。式 (10) は、境界を共有する 2 つのセグメントの平均次元数が最少となるようにセグメント境界を決定することを示している。局所探索の導入により、計算量は $\mathcal{O}(M\Delta)$ に削減される。

3.4.3 次元変化の離散性に基づく解の絞り込み

さらに高速な分割を行うために、最適な分割境界の位置 t_j^* が境界を共有するいずれかのセグメントで次元数が変化した箇所、すなわち、 $c(t_{j-1}, t_j - 1, \sigma) \neq c(t_{j-1}, t_j, \sigma)$ あるいは $c(t_j - 1, t_{j+1}, \sigma) \neq c(t_j, t_{j+1}, \sigma)$ を満たす箇所には存在しないことに注目する。このことを利用して、coarse-to-fine アプローチにより動的分割をさらに高速化する。手順は以下の通りである。

(1) 境界を初期位置及び移動可能範囲の両端に置いて KL 展開、次元数を計算

(2) 移動可能範囲内のいくつかの箇所で同様に KL 展開

(3) 次元数の変化が見られる部分でのみ全箇所でも KL 展開を行い、最適な境界位置を決定

計算量を評価するために、手順 (2) における KL 展開の実施箇所の数の半分 x をパラメータとして、上記全手順での KL 展開の回数の最少値を求める。KL 展開の実施箇所を移動可能範囲内で等間隔に取るものとする、セグメント境界の位置 t_j^* を決定するために必要な総計算回数 $f_j(x_j)$ は、移動可能範囲内で次元数が変化する箇所の合計数 K_j を用いて、以下で与えられる。

$$f_j(x_j) = 2 \left\{ 2 + (2x_j + 1) + K_j \frac{\Delta}{x_j + 1} \right\} \quad (11)$$

右辺第 1 項、第 2 項、第 3 項は、それぞれ手順 (1)、手順 (2)、手順 (3) に対応する計算回数である。 $f_j(x_j)$ の最小値は $4\sqrt{2K_j\Delta} + 1$ となる。 K_j は、対象とする信号がセグメント長にしたがって次元が単調に増加するという仮定をおくと、手順 (1) の計算結果からほぼ正確に見積もることが可能である。

以上のことから、本節で提案した高速化手法を適用することにより、計算量は $\mathcal{O}(M\sqrt{K\Delta})$ となる。ただし、 $K = E(K_j)$ 、すなわち K_j の期待値である。 K は Δ に対して十分小さく、計算量の削減が期待される。

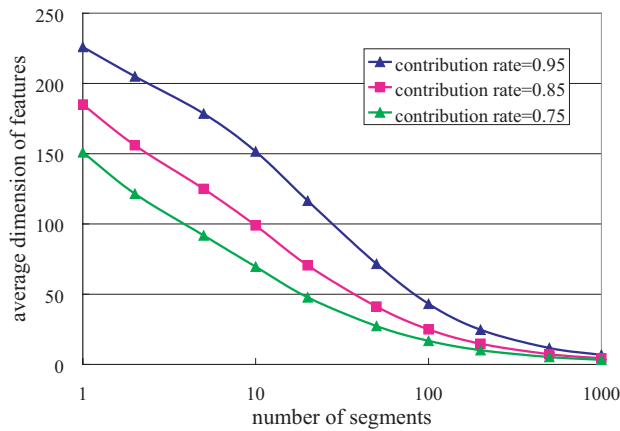


図5 等分割法の圧縮性能

Fig. 5 Compression performance of equi-partition

4. 実験

4.1 実験条件

まず、家庭用ビデオデッキで録画した24時間分のテープ(VHS HiFi, 3倍モード)を再生して、映像をPCに取り込んだ。取り込みは、蓄積信号用として24時間分を1回取り込んだ他、参照信号用として同じテープから無作為に15秒の異なる信号を10本選択して再生し、蓄積信号用とは別に取り込んだ。いずれの場合も、取り込みはフレームレート29.97Hz, Motion JPEG, 画面サイズ320×240で行った。

取り込んだ各映像信号から特徴抽出を行った。本実験では、映像の各フレームを6個のサブ画像(横方向3等分割, 縦方向2等分割)に分割し, 各分割画像に含まれる全ピクセルのRGB値の平均を求めて, 18次元の特徴ベクトルとしたものである。ヒストグラムのビン数は $L = 256$, 探索閾値 θ_1 は, TASを用いたときにfalse alarmとfalse dismissalが共に0になるように, $\theta_1 = 50$ とした。

4.2 圧縮性能

まず, 等分割法を採用したときの圧縮性能について, 寄与閾値を変化させて実験を行った。結果を図5に示す。横軸はセグメント数, 縦軸は圧縮ヒストグラムの平均次元数を表す。いずれの閾値においても, セグメント数の対数に対してほぼ線形に平均次元数が減少している。例えば, 分割数が1000のときには, 平均次元数が約1/30程度まで削減されている。

次に, 動的分割法について同様に実験を行った。セグメント境界の初期位置は等分割法におけるセグメント境界の位置, セグメント数は1000, 寄与閾値は0.75とした。結果を図6に示す。横軸は境界の移動可能幅 Δ , 縦軸は等分割法($\Delta = 0$)と比べてときの次元数の比を表す。DPを用いた場合に最も圧縮性能が高いが, 提案法もDPとほぼ同等の圧縮性能を示している。 $\Delta = 500$ とすると, 提案法は等分割法の87.6%にまで次元数が削減されている。

図7に, 最適境界の探索に必要な計算量について評価を行った結果を示す。セグメント数は1000, 寄与閾値は0.75とした。

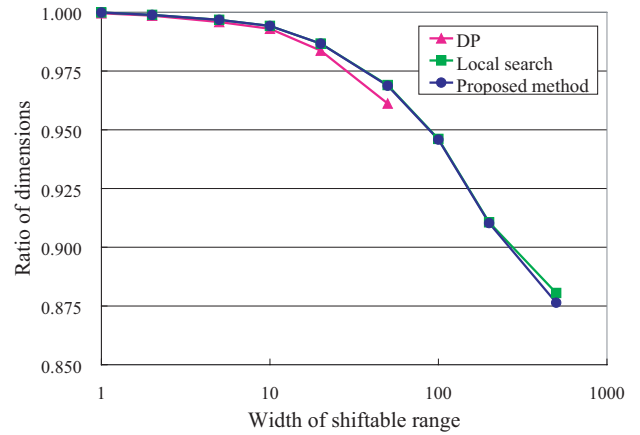


図6 動的分割法の圧縮性能

Fig. 6 Compression performance of dynamic segmentation

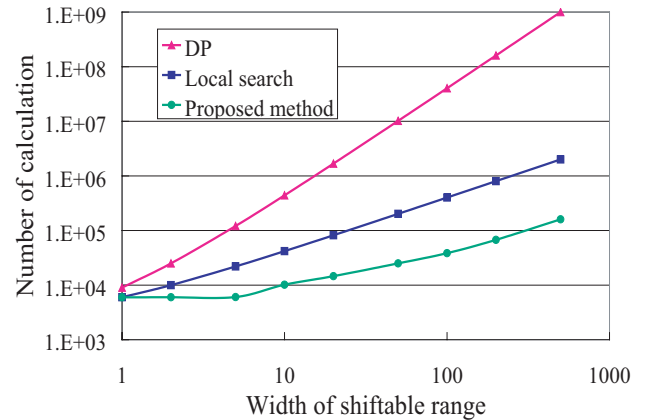


図7 動的分割法の計算量

Fig. 7 Amount of computation for dynamic segmentation

提案手法の計算回数は式(11)に基づいて決定した。横軸は境界の移動可能幅 Δ , 縦軸は計算回数を表す。提案法は計算回数が大幅に削減されており, 特に $\Delta = 500$ のとき, 局所探索の導入により30倍, 解の絞り込みにより10倍高速化されている。

4.3 探索性能

次に, 探索時間及び探索回数について測定を行った。ここで探索時間は参照信号が与えられてからの処理に必要なCPU時間(PC, PentiumIII 966MHz)を指す。分割法は等分割法を用いており, 寄与閾値は0.975, 蓄積信号の分割数は100とした。ここでは, 以下の手法について比較を行った。

- (i) 時系列アクティブ探索法(TAS)
- (ii) 提案法において, 時間窓のスキップの代わりにSSDA [11] (1次元ずつ距離計算を行い, 距離値が探索閾値を越えた時点で計算を打ち切る手法)を用いた場合
- (iii) 提案法において, 射影距離を圧縮特徴に埋め込まず, 圧縮ヒストグラムのみで照合を行う手法
- (iv) 提案法

結果を表2に示す。探索時間及び照合回数は10本の参照信号について測定を行った平均値を示している。(i)と(iv)の比較により, 提案法は照合回数こそ若干増加しているものの, 次元

	探索時間 [msec]	照合回数
TAS	165.1	19443
SSDA	2092.0	2592604
射影距離なし	95.2	29876
提案手法	84.1	22721

表2 探索性能

Table 2 Search performance

削減により照合1回に要する時間を大幅に削減し、結果として2倍程度探索速度を向上させていることがわかる。また、(iii)と(iv)の比較により、射影距離を圧縮特徴に埋め込むことで照合回数・探索実行時間共に削減されていることがわかる。

5. むすび

本稿では、蓄積信号から区分線形写像を決定し、写像によって圧縮されたヒストグラムと射影距離とで構成された圧縮特徴を照合に用いることにより、映像信号探索手法として有効なTASと同一の探索結果を保証したまま高速化する手法を提案した。区分線形写像の構成について、ヒストグラム系列の動的分割を高速化する手法を提案した。実験によって、提案法の有効性を示した。今後は、より効率的な圧縮手法及びインデックス手法の併用について検討を行う予定である。

謝辞 日頃御指導を頂くNTTコミュニケーション科学基礎研究所の石井健一郎所長、管村昇部長に感謝する。本研究に関して有益な御助言を頂いた同研究所白木善尚主任研究員に感謝する。また、日頃御協力を頂く同研究所メディア認識研究グループの諸氏に感謝する。

文 献

- [1] S. Berchtold et al.: "The X-tree: An index structure for high-dimensional data", *Proc. of VLDB96*, pp. 28-39, 1996.
- [2] 片山紀生 他: "SR-Tree: 高次元点データに対する最近接探索のためのインデックス構造の提案", *信学論 D-I*, Vol. J80-D-I, No.8, pp. 703-717, Aug. 1997.
- [3] B. Kégl et al.: "Learning and design of principal curves", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.22, No.3, pp. 281-297, Mar 2000.
- [4] N. Kambhatla et al.: "Fast non-linear dimension reduction", *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol.6, pp. 152-159, Morgan Kaufmann Publisher Inc., 1994.
- [5] C. C. Aggarwal et al.: "Fast algorithms for projected clustering", *Proc. of ACM SIGMOD 99*, pp. 61-72, 1999.
- [6] B. Mittapalli et al.: "Adaptive local feature based classification for multispectral data", *Proc. of ICASSP2000*, Vol.4, pp. 2322-2325, 2000.
- [7] E. Keogh et al.: "Dimensionality reduction for fast similarity search in large time series databases", *Knowledge and Information Systems Journal*, Vol.3, No.3, pp. 263-286, Aug 2001.
- [8] E. Keogh et al.: "Locally adaptive dimensionality reduction for indexing large time series databases", *Proc. of ACM SIGMOD 2001*, 2001.
- [9] C. Wang et al.: "Supporting content-based searches on time series via approximation", *Proc. of SSDBM2000*, pp. 69-81, 2000.
- [10] 柏野邦夫 他: "ヒストグラム特徴を用いた音響信号の高速探索法", *信学論 D-II*, Vol. J82-D-II, No.9, pp. 1365-1373, Sep. 1999.
- [11] D. I. Barnea et al.: "A class of algorithms for fast digital image registration", *IEEE Trans. on Computer*, Vol. C-21, pp. 179-186, 1972.

付 録

圧縮特徴同士の距離の性質

圧縮ヒストグラム z_R, z_S 及び射影距離

$$d_R \stackrel{\text{def}}{=} d(\mathbf{x}_R, \mathbf{z}_R) \quad (\text{A.1})$$

$$d_S \stackrel{\text{def}}{=} d(\mathbf{x}_S, \mathbf{z}_S) \quad (\text{A.2})$$

が与えられているとき、ヒストグラム同士の距離は以下の式で求められる。

$$\begin{aligned} d_2(\mathbf{x}_R, \mathbf{x}_S)^2 &= d_2(\mathbf{z}_R, \mathbf{z}_S)^2 + d_R^2 + d_S^2 \\ &\quad - (\mathbf{x}_R - q(\mathbf{z}_R)) \cdot (\mathbf{x}_S - q(\mathbf{z}_S)) \\ &= d_2(\mathbf{z}_R, \mathbf{z}_S)^2 + d_R^2 + d_S^2 - 2d_R d_S \cos \theta. \end{aligned} \quad (\text{A.3})$$

ただし、 θ は $\mathbf{x}_R - q(\mathbf{z}_R)$ と $\mathbf{x}_S - q(\mathbf{z}_S)$ のなす角である。ヒストグラム \mathbf{x}_R 及び \mathbf{x}_S が与えられた条件の下で一様分布にしたがって発生するとき、ヒストグラム同士の距離 $d(\mathbf{x}_R, \mathbf{x}_S)$ と圧縮ヒストグラム同士の距離 $d(\mathbf{z}_R, \mathbf{z}_S)$ との差は、以下のように計算される。

$$\begin{aligned} E [d_2(\mathbf{x}_R, \mathbf{x}_S)^2 - d_2(\mathbf{z}_R, \mathbf{z}_S)^2] &= \int_0^\pi (d_R^2 + d_S^2 - 2d_R d_S \cos \theta) \\ &\quad \frac{S_{n-K-1}(d_S \sin \theta)}{S_{n-K}(d_S)} |d(d_S \cos \theta)|. \end{aligned} \quad (\text{A.4})$$

ただし、 $S_m(R)$ は半径 R の m 次元超球の表面積を表し、

$$S_m(R) = m \frac{\pi^{m/2}}{(m/2)!} R^{m-1} \quad (\text{A.5})$$

で与えられる。式 (A.4) に (A.5) を代入して計算することにより、

$$\begin{aligned} E [d_2(\mathbf{x}_R, \mathbf{x}_S)^2 - d_2(\mathbf{z}_R^{(j)}, \mathbf{z}_S^{(j)})^2] &= \frac{n - K_j - 1}{n - K_j} \left\{ d(\mathbf{x}_R, \mathbf{z}_R^{(j)})^2 + d(\mathbf{x}_S, \mathbf{z}_S^{(j)})^2 \right\} \\ &\approx \frac{n - K_j - 1}{n - K_j} d(\mathbf{x}_R, \mathbf{z}_R^{(j)})^2 \end{aligned} \quad (\text{A.6})$$

を得る。また、

$$d_2(\mathbf{x}_R, \mathbf{x}_S)^2 - d_2(\mathbf{y}_R, \mathbf{y}_S)^2 = 2d_R d_S (1 - \cos \theta) \quad (\text{A.7})$$

であることから、式 (A.6) と同様にして

$$\begin{aligned} E [d_2(\mathbf{x}_R, \mathbf{x}_S)^2 - d_2(\mathbf{y}_R^{(j)}, \mathbf{y}_S^{(j)})^2] &= 2 \frac{n - K_j - 1}{n - K_j} d(\mathbf{x}_R, \mathbf{z}_R^{(j)}) d(\mathbf{x}_S, \mathbf{z}_S^{(j)}) \\ &\ll E [d_2(\mathbf{x}_R, \mathbf{x}_S)^2 - d_2(\mathbf{z}_R^{(j)}, \mathbf{z}_S^{(j)})^2] \end{aligned} \quad (\text{A.8})$$

を得る。