距離空間と出現確率時系列の幾何学的性質に基づくセグメント高速探索法

杉 山 雅 英[†] 岡 本 知 子[†,☆]

時空間系列のセグメント高速探索を実現するためにクラスタリングによる枝刈り手法が提案されてきた．本論文では距離空間と出現確率時系列の幾何学的な性質に基づくセグメント探索法を述べその有効性を実験的に評価する．提案法は数学的な距離の公理である三角不等式を用いて枝刈り判定を行うものであり，区分化中心判定法（M1），クラスタ中心判定法（M2）および距離プルーニング法（M3）の 3 つから成り立っている．これらを用いて枝刈りが行えない場合には Active 探索法（AS）を適用する．探索評価実験の結果，提案法（M1+M3+AS）は Active 探索法に比べて距離計算回数において 12 – 20 倍程度，処理速度において 26 – 36 倍程度高速であること，M1+M3 は M1+M2 に比べて距離計算回数において 37 倍程度，処理速度において 5 倍程度高速であること，さらに提案法（M1+M3）と二分探索法を組み合わせることによりさらに高速化が可能であることを示す．

An Efficient Segment Search Method Based upon Geometric Properties of Metric Space and Output Probability Sequence

Masahide Sugiyama[†] and Tomoko Okamoto[†,☆]

Several studies on efficient segment search methods have been carried out. This paper proposes a new efficient segment searching method based on geometric properties of metric space and output probability sequence and evaluates the effectiveness of the proposed method through searching experiments. The new search method is based on the property of triangle inequality in mathematical distance. The efficient searching is implemented based on the following three components; determination using segmentation centers (M1), determination using clustering centers (M2), and distance pruning (M3). When the determination can not be performed using the above three components, the conventional Active search (AS) is applied. The experimental results show that the proposed method (M1+M3+AS) runs about 12 – 20 times less distance computation and 26 – 36 times faster than the conventional Active searching, M1+M3 is more efficient about 37 times less distance computation and 5 times faster than M1+M2, and a combination of M1+M3 and binary searching achieves much faster.

1. まえがき

IC レコーダ，デジカメ，ビデオカメラやカメラ付き携帯電話が普及し音声，画像や映像のデジタル情報の取り込みが容易になると同時に高速なインターネット通信を用いたネットワーク経由での音声，画像や映像のデジタル情報の入手が容易になってきている．一方，コンピュータは大容量のメモリと充実したマルチメディア機能を搭載し高速処理を可能としている．また各種の記憶デバイスはますます大容量化が進みデジタル情報の大規模な格納を可能としている．一般ユーザレベルでの音声，画像や映像のデジタル情報の蓄積量は爆発的に拡大している．しかしながら蓄積されているデータには検索のためのメタデータが必ずしも事前に与えられているわけではない．したがって，必要となるデータを大規模な蓄積データから探索，検索する技術が必要となる．

そのような背景から音声，画像やビデオの時空間系列データから指定の対象（たとえば人物）の開始時刻・開始位置を高速に検出するための研究を行ってきた[1)~3)]．現在構築されつつある電子図書館における大規模なマルチメディアデータベースや WEB 上に置かれるビデオデータ，個人的に所有するビデオデータなどにおいて指定の対象の検索技術はデータ検索エンジ

† 会津大学大学院
Graduate School, The University of Aizu
☆ 現在，株式会社野村総合研究所
Presently with Nomura Research Institute

ンに組み込まれて今後ますます使用が期待される．

時空間系列（以下ではデータベースと呼ぶ）において指定の特徴を持つ系列（以下ではクエリと呼ぶ）の探索はクエリとデータベースの間のベクトル間の距離（類似度）を求めることで判定を行うが，その距離計算回数を削減することで高速化を実現することになる．高速化の手法として柏野らは Active 探索法[4),5)]（AS と略する）を提案しその有効性を報告した．また木村ら，柏野らはそれをより高速化するためにクラスタリングと枝刈りを用いる方法[6),7)] を提案し大規模データベースに対してその有効性を報告した．柏野らの提案した方法[7)] ではクラスタリング，枝刈り，探索処理におけるベクトル間の差の計量に類似度（ヒストグラムインタセクション）を用いており，その上限や下限を評価する不等式の導出は技巧的で一般性がなく原理が難解であった．

本論文で提案する探索法はベクトル間の差の計量に距離（ノルム）を用いており，導出する不等式はすべて距離の公理（三角不等式）[8)] から導かれる．探索法は 3 つの部分から成り立っている[9)~11)]．まず時系列を距離基準で区分化しその区間の代表ベクトルで判定する方法（M1），区間の代表ベクトルをクラスタリングしクラスタの代表ベクトルで判定する方法（M2），さらにクラスタの代表ベクトル間の距離行列を用いて判定する方法（M3）である．これら 3 つの判定法で判定ができない場合に AS や二分探索（BS）などの時系列探索手法を適用する．提案法は探索問題に応じて M1+M2+AS，M1+M3+AS や M1+M2+M3+AS などと組み合わせることができる．柏野らの方法は M1+M2+AS と見ることができる．本論文では M1+M2+AS および M1+M3+AS を実現し評価する．

Active 探索におけるセグメントの類似性の評価基準として類似度が用いられてきた．Active 探索は性質 8 に示すように任意の実数 $p \geq 1$ に対する l_p ノルムで定義される l_p 距離に拡張可能である．本論文で提案する探索法は l_p 距離に拡張可能であるが，性質 4 の類似度と l_1 距離とは式 (9) の関係式が成り立つので，$p = 1$ に限定して探索実験による評価を行う．

本論文は以下のように構成されている．2 章で探索法を定式化するうえで必要となる距離空間と出現確率時系列の幾何学的性質を述べ，3 章で幾何学的性質に基づくセグメント高速探索法を提案する．4 章で評価実験とその結果について述べ，5 章で得られた結果をまとめ今後の課題について述べる．

2. 距離空間と出現確率時系列の幾何学的性質

本論文で提案するセグメント高速探索法の基礎となる数学的な距離空間の持つ幾何学的な性質と出現確率時系列の幾何学的な性質を述べる．

2.1 距離空間の幾何学的性質

距離空間は距離が定義された空間（集合）であり，距離は収束性などの位相を定義する最も基本的な方法である．距離は空間内の任意の 2 点に対して定義される関数であり，非負値性，対称性，三角不等式の公理を満たす[8)]．高速探索の定式化においては三角不等式が本質的な役割を持つ．距離を用いて球を定義することができ，三角不等式を用いて 2 つの球の包含関係は球の中心間の距離と各々の半径だけで決定することが可能である．この性質を用いて空間内の点が球に包含されるかを高速に判定可能となる．

M 次元ベクトル $\boldsymbol{x} = (x_m)$ の l_p $(1 \leq p < \infty)$ ノルムを以下で定義する．

$$||\boldsymbol{x}||_p = \left(\sum_{m=1}^{M} |x_m|^p \right)^{\frac{1}{p}}. \qquad (1)$$

ここで $p = \infty$ のときは以下で計算される．

$$||\boldsymbol{x}||_\infty = \max_{1 \leq m \leq M} |x_m|.$$

$p = 1$，2，∞ のとき，絶対値ノルム，2 乗ノルム，最大値ノルムと呼ばれる．これらのノルムには以下の大小関係が成り立つ[12)]．

性質 1 ノルムの大小関係

$$||\boldsymbol{x}||_\infty \leq ||\boldsymbol{x}||_2 \leq ||\boldsymbol{x}||_1 \leq M||\boldsymbol{x}||_\infty, \qquad (2)$$

$$||\boldsymbol{x}||_q \leq ||\boldsymbol{x}||_p \quad (p < q), \qquad (3)$$

$$||\boldsymbol{x}||_p \leq ||\boldsymbol{x}||_1 \leq M^{\frac{p-1}{p}} ||\boldsymbol{x}||_p. \qquad (4)$$

ノルムを用いて l_p 距離 $d_p(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) = ||\boldsymbol{x} - \boldsymbol{y}||_p$ $(p \geq 1)$ を定義する．さらに $\boldsymbol{x}$ を中心とし半径 $r \geq 0$ の球を $B_p(\boldsymbol{x}, r) = \{\boldsymbol{y} \in R^M \mid d_p(\boldsymbol{y}, \boldsymbol{x}) \leq r\}$ で定義する．一般にノルム空間の任意の球は凸である☆．式 (2) から球 $B_p(\boldsymbol{x}, r)$ に関して以下の包含関係が得られる[12)]．

$$\begin{cases} B_1(\boldsymbol{x}, r) \subset B_2(\boldsymbol{x}, r) \subset B_\infty(\boldsymbol{x}, r), \\ B_p(\boldsymbol{x}, r) \subset B_q(\boldsymbol{x}, r) \quad (p < q). \end{cases} \qquad (5)$$

距離の公理の三角不等式から任意の三点 $\boldsymbol{x}$，$\boldsymbol{y}$，$\boldsymbol{z} \in R^M$ に対して以下の不等式が成り立つ．

性質 2 距離の上限，下限

☆ ベクトル空間 E の部分集合 $F \subset E$ が $\forall \boldsymbol{x}$，$\boldsymbol{y} \in F$ に対して $t\boldsymbol{x} + (1-t)\boldsymbol{y} \in F$ $(\forall t \in [0, 1])$ を満たすとき F を凸と定義する．

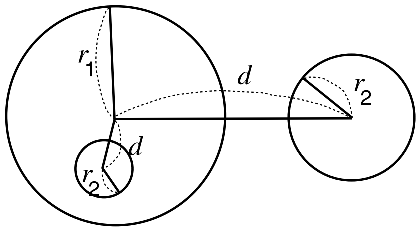


図 1　中心間の距離と半径による球の包含関係の判定
Fig. 1　Inclusion determination based on ball center distance and radii.

$$|d_p(\boldsymbol{x},\boldsymbol{z})-d_p(\boldsymbol{z},\boldsymbol{y})| \le d_p(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) \le d_p(\boldsymbol{x},\boldsymbol{z})+d_p(\boldsymbol{z},\boldsymbol{y}). \tag{6}$$

さらに**図 1** に示すように 2 つの球の包含関係を中心間の距離と各々の半径で判定できる．

性質 3　球の包含関係の判定

2 つの球 $B_p(\boldsymbol{x}_1, r_1)$，$B_p(\boldsymbol{x}_2, r_2)$ の中心間の距離を $d = d_p(\boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2)$ とする．

（1）　$d > r_1 + r_2$ であれば 2 つの球は共通部分を持たない（包含関係がない）．

（2）　$d < r_1 - r_2$ であれば一方の球 $B_p(\boldsymbol{x}_1, r_1)$ がもう一方の球 $B_p(\boldsymbol{x}_2, r_2)$ を包含する．

成分が非負で l_p ノルムが 1 であるベクトルの集合を $\boldsymbol{U}_p = \{\boldsymbol{x} = (x_m) \in R^M \mid x_m \ge 0, ||\boldsymbol{x}||_p = 1\}$ とする．$\boldsymbol{U}_p$ は M 次元ベクトル空間の l_p 単位球 $B_p(\boldsymbol{0}, 1)$ の成分が非負の球面であり式 (5) の第 2 の式から以下の包含関係が成り立つ．

$$\boldsymbol{U}_p \subset B_p(\boldsymbol{0},1) \subset B_q(\boldsymbol{0},1) \quad (p<q). \tag{7}$$

$\boldsymbol{x}$，$\boldsymbol{y} \in \boldsymbol{U}_1$ に対して類似度 $S_1(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})$ を式 (8) で定義する．

$$S_1(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) = \sum_{m=1}^{M} \min(x_m, y_m). \tag{8}$$

$S_1(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})$ と $d_1(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})$ との間に次の関係が成り立つ[6]．証明を付録 A.1 で述べる．

性質 4　$S_1(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})$ と $d_1(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})$ との関係

$$\forall \boldsymbol{x},\boldsymbol{y} \in \boldsymbol{U}_1, \quad S_1(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) = 1 - \frac{d_1(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})}{2}. \tag{9}$$

類似度と距離の値は以下の範囲となる．

性質 5　類似度と距離の値の範囲

$$\begin{cases} 0 \le d_p(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) \le 2 & (\forall \boldsymbol{x},\boldsymbol{y} \in B_p(\boldsymbol{0},1)), \\ 0 \le S_1(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) \le 1 & (\forall \boldsymbol{x},\boldsymbol{y} \in \boldsymbol{U}_1). \end{cases} \tag{10}$$

2.2　出現確率時系列の幾何学的な性質

音声やビデオなどの特徴ベクトルの時系列を $\boldsymbol{x}_t$ $(t = 0, \ldots, T-1)$ とする．特徴ベクトル $\boldsymbol{x}_t$ を $\boldsymbol{U}_1$ のベクトル $\boldsymbol{r}_t$ に変換する☆．さらに連続した L フレーム $\boldsymbol{x}_t\boldsymbol{x}_{t+1}\ldots\boldsymbol{x}_{t+L-1}$ をセグメントと呼びセグメントに対する $\boldsymbol{r}_t$ の相加平均を $\boldsymbol{p}_t$ とする．

$$\boldsymbol{p}_t = \frac{1}{L}\sum_{l=0}^{L-1} \boldsymbol{r}_{l+t}. \tag{11}$$

$\boldsymbol{U}_p$ は $p = 1$ のときに限り凸[12] であるので $\boldsymbol{p}_t \in \boldsymbol{U}_1 \subset B_p(\boldsymbol{0}, 1)$ となる．この時系列を $\boldsymbol{P} = (\boldsymbol{p}_t)$ $(t = 0, \ldots, T-L)$ と表す．したがって，特徴ベクトルの時系列 $\boldsymbol{x}_t$ は $\boldsymbol{U}_1 \subset B_p(\boldsymbol{0}, 1)$ 上のベクトル $\boldsymbol{p}_t$ に変換される．ここで任意の時系列 $\boldsymbol{P}$ の $\forall \boldsymbol{p}_t$ と $\forall \boldsymbol{q} \in \boldsymbol{U}_1$ に対して以下の幾何学的な性質が成り立つ．

性質 6　時刻差と距離との関係

$$d_p(\boldsymbol{p}_t, \boldsymbol{p}_{t+n}) \le \frac{2|n|}{L}. \tag{12}$$

性質 6 は $n = 1$ に対して式 (11) および $\boldsymbol{r}_t \in B_p(\boldsymbol{0}, 1)$ であるので $||\boldsymbol{r}_t||_p \le 1$ から示される．一般の n に対しては式 (6) の後半（三角不等式）から $n = 1$ に帰着される．これから $\boldsymbol{P} \subset \boldsymbol{U}_1 \subset B_p(\boldsymbol{0}, 1)$ 上のベクトルはゆっくり移動し急激に移動できないことが分かる．

性質 7　値の変化の上限

（1）　距離の変化の上限

$$|d_p(\boldsymbol{p}_t, \boldsymbol{q}) - d_p(\boldsymbol{p}_{t+n}, \boldsymbol{q})| \le \frac{2|n|}{L}. \tag{13}$$

（2）　類似度の変化の上限

$$|S_1(\boldsymbol{p}_t, \boldsymbol{q}) - S_1(\boldsymbol{p}_{t+n}, \boldsymbol{q})| \le \frac{|n|}{L}. \tag{14}$$

性質 7 の第 1 の不等式は式 (6) の前半と性質 6，第 2 の不等式は式 (9) と不等式 (13) を用いて示される．

性質 8　探索閾値 θ とスキップ幅 n との関係

（1）　$\forall |n| \le L|\theta - d_p(\boldsymbol{p}_t, \boldsymbol{q})|/2$ のとき[13]
$(d_p(\boldsymbol{p}_t, \boldsymbol{q}) - \theta)(d_p(\boldsymbol{p}_{t+n}, \boldsymbol{q}) - \theta) > 0.$

（2）　$\forall |n| \le L|\theta - S_1(\boldsymbol{p}_t, \boldsymbol{q})|$ のとき[5]
$(S_1(\boldsymbol{p}_t, \boldsymbol{q}) - \theta)(S_1(\boldsymbol{p}_{t+n}, \boldsymbol{q}) - \theta) > 0.$

性質 8 は性質 7 を用いて示される．これらの不等式は Active 探索のスキップ幅の上限を与える．ここでスキップ幅とは t から $t + n$ にスキップしても距離 d_p（類似度 S_1）の値が閾値 θ の外側，内側にある状態の継続を保証できる n のことである．したがって，包含関係の判定はスキップ幅の上限 +1 の位置のフレームで行うこととなる．性質 4 から類似度 S_1 と

☆ たとえば VQ により最近傍符号番号に対応するベクトルに変換する．$\boldsymbol{r}_t$ は単位ベクトルである必要はない．文献 13) で述べたように Fuzzy VQ を用いた Fuzzy 出現度数や線形識別関数などの出力でもよい．

l_1 距離 d_1 の Active 探索が同値であることが示される．性質 8 の条件式から明らかなようにスキップは正方向だけでなく負方向に対しても成り立つ．性質 7 の第 2 の不等式，性質 8 の第 2 の不等式は度数から計算される出現確率に限定されることはなく一般的な式 (11) で定義されるベクトルに対して成り立つ．

l_p 距離を用いた Active 探索のスキップ幅の上限値の自乗平均値 $W(\theta)$ は探索閾値 θ の関数として式 (15) で与えられる☆．

$$W(\theta) = \frac{L}{2}\sqrt{\frac{1}{T_0}\sum_t(\theta - d_t)^2} = \frac{L}{2}\sqrt{(\theta-\mu)^2+\sigma^2}, \quad (15)$$

$$\mu = \frac{1}{T_0}\sum_t d_t,\ \sigma^2 = \frac{1}{T_0}\sum_t d_t^2 - \mu^2. \quad (16)$$

ここで $T_0 = T - L + 1$，距離値 $d_t = d_p(\boldsymbol{p}_t, \boldsymbol{q})$ である．したがって平均スキップ回数（平均距離計算回数）は以下で与えられる．

$$\frac{T_0}{W(\theta)} = \frac{T_0}{\frac{L}{2}\sqrt{(\theta-\mu)^2+\sigma^2}}. \quad (17)$$

スキップ幅は距離値 d_t の平均 μ と分散 σ^2 で決定されることになる．性質 5 から距離値は $0 \le d_t \le 2$ であるので $0 \le \mu \le 2$ となる．$W(\theta)^2$ は下に凸な θ の 2 次関数であるので $\theta = \mu$ で最小化され，$\theta = 0$ $(\mu > 1)$ もしくは $\theta = 2$ $(\mu < 1)$ で最大化される．クエリ $\boldsymbol{q}$ が時系列中にほとんど出現しないのであれば $d_t \sim 2$ となり，$\mu \sim 2$ となるので W は $\theta = 0$ で最大化，すなわち最も探索効率が高くなりスキップ幅の最大値は以下で与えられる．

$$\max W(\theta) = \frac{L}{2}\sqrt{\frac{1}{T_0}\sum_t d_t^2}. \quad (18)$$

3. 幾何学的性質に基づくセグメント高速探索法

Active 探索をより高速化するために，文献 6) はグローバルな枝刈り法を，文献 7) は局所的大局的クラスタリングによる枝刈り法を提案した．本論文では幾何学的な定式化を用いて新しい高速探索手法を提案する[9]．その方法は距離空間の幾何学的性質と出現確率ベクトル時系列の幾何学的な性質を用いて枝刈りを行うことを特徴としている．数学的な距離の公理である三角不等式から導出されるので d_1 距離に限定されることなく式 (12) と同様の不等式が成り立つ一般の距離（ノルム）に拡張の可能性を持っている．提案する探索法は探索に距離の性質を用いる metric 探索と呼ばれる一連の手法と関連している[14)〜16)]．

metric 探索はベクトルの間の類似性の評価基準として数学的な公理を満たす距離を用いる探索法であり，距離行列を用いる方法として AESA 法[17]，LAESA 法[18]，木構造を用いる方法として GNAT 法[19] などが知られている．AESA は Approximating and Eliminating Search Algorithm の略であり，レンジサーチ[20] と呼ばれる手法，すなわち距離の値に対して上限と下限のレンジを用いて枝刈り（絞り込み）を行う．3.3 節で述べる距離プルーニング法（M3）の判定式 (29) は AESA 法の一方のレンジと見ることが可能である．提案手法は 3.1 節の M1 の前処理で区分化を行い時系列を小球で被覆しているので，半径を持つ小球と探索球の包含関係を判定するのに対して AESA 法では与えられた点の探索球への帰属を判定する点が異なっている．さらに M3 では式 (30) による判定条件を追加している点も AESA 法と異なる．探索閾値 θ が大きい場合には探索球の内部に含まれる小球があるので探索処理の削減効果が期待される．AESA 法を改良した LAESA 法は M1+M2+M3 に対応していると見ることが可能である．AESA 法との関連については 4.4 節で述べる[21]．一方 3.2 節の M2 は GNAT などで用いている木構造を作成することに対応している．さらに性質 7 から Active 探索法は探索対象を出現確率時系列に限定した metric 探索の一種であるといえる．本論文では探索問題を式 (19) で定式化するが，探索問題の別の定式化として最も距離の小さい要素を探索する最近傍探索がある[14]．文献 15) においてはディスク IO 時間を考慮した大規模なデータベースからの探索について検討されている．また文献 16) において若干の探索誤りを許容することで探索処理を高速化する近似 metric 探索の手法について検討されている．

探索問題は蓄積ベクトル $\boldsymbol{P} = (\boldsymbol{p}_t) \subset \boldsymbol{U}_1$ および探索ベクトル $\boldsymbol{q} \in \boldsymbol{U}_1$ に対して不等式 (19) を満たす集合 $\boldsymbol{p}_t$ を求めることと定式化される☆☆．

$$d_1(\boldsymbol{p}_t, \boldsymbol{q}) \le \theta. \quad (19)$$

☆ スキップ幅は計算値を切り捨てた自然数で与えられるが，本論文では解析しやすいように実数として扱っている．またすべてのフレーム $\boldsymbol{p}_t$ が等確率で出現すると仮定しているが，実際にはスキップ幅が大きいフレームはスキップされるため出現せず出現回数が減少する．それらの近傍のフレームは同様にスキップ幅も大きいと期待されるので $W(\theta)$ は実際の値よりも大きく推定される．

☆☆ 文献 4) では $S_1(\boldsymbol{p}_t, \boldsymbol{q}) \ge \theta'$ $(\theta' = 1 - \theta/2)$ が成り立ち，かつその区間内で類似度が最大の $\boldsymbol{p}_t$ を求める問題と定式化されている．

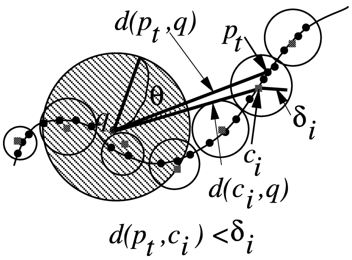


図 2　小球による被覆と球の中心による包含関係の判定
Fig. 2　Covering by small balls and inclusion determination using ball center distance and radii.

これは幾何学的には空間 $\boldsymbol{U}_1$ において**図 2** に示すような中心 $\boldsymbol{q}$ 半径 θ の球 $B_1(\boldsymbol{q},\theta)$ に含まれる $\boldsymbol{p}_t$ を求める問題となる．

$$\boldsymbol{P} \cap B_1(\boldsymbol{q},\theta) = \{\boldsymbol{p}_t \in \boldsymbol{P} \mid d_1(\boldsymbol{p}_t,\boldsymbol{q}) \leq \theta\}.$$

この球 $B_1(\boldsymbol{q},\theta)$ を θ 探索球と呼ぶ．提案する高速探索法は以下に述べる 3 つの部分（M1, M2, M3）から成り立っている．

3.1　区分化中心判定法（M1）

図 2 に示すように $\boldsymbol{P} = (\boldsymbol{p}_t)$ を I 個の区間に区分化し i 番目の区間 $\boldsymbol{P}_i = \{\boldsymbol{p}_t \in \boldsymbol{P} \mid t \in [b_i, b_{i+1}-1]\}$ の代表ベクトル $\boldsymbol{c}_i$ を用いて式 (20) のように評価できるとする．

$$\forall \boldsymbol{p}_t \in \boldsymbol{P}_i, \quad d_1(\boldsymbol{p}_t,\boldsymbol{c}_i) \leq \delta_i. \tag{20}$$

すなわち $\boldsymbol{p}_t \in \boldsymbol{P}_i$ が中心 $\boldsymbol{c}_i$，半径 δ_i の球 $B_1(\boldsymbol{c}_i,\delta_i)$ に含まれる（被覆される）ことを意味している．

$$\boldsymbol{P} = \boldsymbol{P}_0 \cup \boldsymbol{P}_1 \cup \ldots \cup \boldsymbol{P}_{I-1}, \tag{21}$$

$$\boldsymbol{P}_i \subset B_1(\boldsymbol{c}_i,\delta_i). \tag{22}$$

このような区間 $\boldsymbol{P}_i$ の作成法については 3.5 節で述べる．このとき，式 (19) の探索問題は 2 つの球 $B_1(\boldsymbol{q},\theta)$，$B_1(\boldsymbol{c}_i,\delta_i)$ の包含関係に帰着されるので，性質 3 で述べた球の中心 $\boldsymbol{c}_i$ と $\boldsymbol{q}$ との距離 $d_1(\boldsymbol{c}_i,\boldsymbol{q})$ および各々の球の半径 θ，δ_i を用いて以下で判定できる．

$$d_1(\boldsymbol{c}_i,\boldsymbol{q}) > \theta + \delta_i \rightarrow d_1(\boldsymbol{p}_t,\boldsymbol{q}) > \theta \ (\forall \boldsymbol{p}_t \in \boldsymbol{P}_i), \tag{23}$$

$$d_1(\boldsymbol{c}_i,\boldsymbol{q}) \leq \theta - \delta_i \rightarrow d_1(\boldsymbol{p}_t,\boldsymbol{q}) \leq \theta \ (\forall \boldsymbol{p}_t \in \boldsymbol{P}_i). \tag{24}$$

式 (23) を満たせば，すなわち $B_1(\boldsymbol{c}_i,\delta_i)$ が θ 探索球の外側にあれば，i 番目の小球に含まれるベクトル $\boldsymbol{p}_t \in \boldsymbol{P}_i$ はすべて式 (19) を満たさないので外側にあると判定可能である．一方，式 (24) を満たせば（$B_1(\boldsymbol{c}_i,\delta_i)$ が θ 探索球の内側），式 (19) を満たすので $\boldsymbol{p}_t \in \boldsymbol{P}_i$ は内側にあると判定可能である．さらに式 (23)，(24) のどちらも成り立たない場合，すなわち，小球が θ 探索球と交差する場合には AS を行うことにする．ここで中心間の距離 $d_1(\boldsymbol{c}_i,\boldsymbol{q})$ の計算回数は区間数 I である．

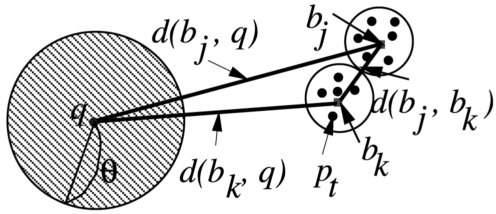


図 3　距離プルーニング法を用いた判定
Fig. 3　Determination using distance pruning algorithm.

3.2　クラスタ中心判定法（M2）

小球の中心（代表ベクトル）の集合 $\boldsymbol{C} = \{\boldsymbol{c}_i\}$ $(i = 0,\ldots,I-1)$ は近接したベクトルを含み式 (23)，(24) の判定には無駄が多い可能性がある．また蓄積ベクトルが大規模な場合，$\boldsymbol{c}_i$ の数が膨大になるので効率化を図るために $\boldsymbol{C}$ を $\boldsymbol{C} = \cup_j \boldsymbol{C}_j$ とクラスタリングして，よりコンパクトな集合 $\boldsymbol{B} = \{\boldsymbol{b}_j\}$ $(j = 0,\ldots,J-1)$ とする．ここで $J < I$ である．クラスタ $\boldsymbol{C}_j$ は $\boldsymbol{b}_j$ を中心とする球 $B_1(\boldsymbol{b}_j,\delta_j^*)$ に含まれるとする．

$$\boldsymbol{C}_j \subset B_1(\boldsymbol{b}_j,\delta_j^*). \tag{25}$$

$\boldsymbol{C}_j$ に含まれる $\boldsymbol{c}_i$ は半径 δ_i の球 $B_1(\boldsymbol{c}_i,\delta_i)$ に対応しているので $B_1(\boldsymbol{q},\theta)$ との包含関係を判定するには球 $B_1(\boldsymbol{b}_j,\delta_j^*)$ の半径を $\delta_j^* + \delta_i$ とする必要がある．したがって

$$d_1(\boldsymbol{b}_j,\boldsymbol{q}) > \theta + \delta_i + \delta_j^*. \tag{26}$$

のとき，$\boldsymbol{c}_i \in \boldsymbol{C}_j$ を中心とする球 $B_1(\boldsymbol{c}_i,\delta_i)$ に含まれるすべての $\boldsymbol{p}_t$ は探索球の外側にあると判定可能である．同様にして以下の不等式が成り立つとき，探索球の内側であると判定可能となる．

$$d_1(\boldsymbol{b}_j,\boldsymbol{q}) \leq \theta - (\delta_i + \delta_j^*). \tag{27}$$

ここで距離 $d_1(\boldsymbol{b}_j,\boldsymbol{q})$ の計算回数はクラスタの数 J である．式 (26) および (27) が成り立たない場合には 3.1 節の M1 で判定を行うことになる．

3.3　距離プルーニング法（M3）

図 3 に示すように性質 2 を適用して $d_1(\boldsymbol{b}_j,\boldsymbol{q})$ と $\boldsymbol{b}_j$，$\boldsymbol{b}_k$ 間の距離 $d_1(\boldsymbol{b}_j,\boldsymbol{b}_k)$ から $d_1(\boldsymbol{b}_k,\boldsymbol{q})$ の上限，下限を求めることが可能である．

$$|d_1(\boldsymbol{b}_j,\boldsymbol{q}) - d_1(\boldsymbol{b}_j,\boldsymbol{b}_k)| \leq d_1(\boldsymbol{b}_k,\boldsymbol{q}) \leq d_1(\boldsymbol{b}_j,\boldsymbol{q}) + d_1(\boldsymbol{b}_j,\boldsymbol{b}_k). \tag{28}$$

したがって，式 (28) の上限，下限が式 (26)，(27) を満たせば $d_1(\boldsymbol{b}_k,\boldsymbol{q})$ の包含関係の判定が可能となる．

$$d_1(\boldsymbol{b}_j,\boldsymbol{q}) - d_1(\boldsymbol{b}_j,\boldsymbol{b}_k) > \theta + \delta_i + \delta_j^*, \tag{29}$$

$$d_1(\boldsymbol{b}_j,\boldsymbol{q}) + d_1(\boldsymbol{b}_j,\boldsymbol{b}_k) \leq \theta - (\delta_i + \delta_j^*). \tag{30}$$

すなわち式 (29) を満たす $\boldsymbol{C}_k$ は式 (26) が成り立つので外側であると判定可能であり，同様に式 (30) を

満たす $\boldsymbol{C}_k$ は式 (27) が成り立つので内側であると判定可能である．

この方法を距離プルーニング法[22] と呼ぶ．距離プルーニング法では 3.2 節の M2 で計算した $d_1(\boldsymbol{b}_j, \boldsymbol{q})$ の値および距離行列 $d_1(\boldsymbol{b}_j, \boldsymbol{b}_k)$ の値を参照するだけであるので新たな距離計算を必要としない．距離行列は $J \times J$ の大きさであるが距離の対称性から行列作成で必要な距離計算回数は $J(J-1)/2$ であり，あらかじめクラスタリング後に計算しておく．本論文では $j = 0$ から順番に適用し式 (29)，(30) の判定を行うこととする．

3.4 提案法の処理手順

本論文での評価実験で用いる蓄積データの音声長は 4.1 節で述べるように 1 時間であり区分数 I が大きくないので，クラスタリング中心判定法（M2）を用いなくても，すなわち M1+M3 としても動作可能である．そこで本論文では M1+M2+AS およびクラスタリング中心判定法なしの M1+M3+AS を実現し比較を行う．

3.4.1 M1+M2+AS の探索処理手順

クラスタが枝刈りされているかを示す変数 pruning[j] および i 番目の小球の属するクラスタ番号を示す変数 cluster[i] を用いる．pruning[j] の値が 0 のときは未判定，+1 は探索球の外側，−1 は内側にあることを示している．実装を簡単化するため小球の半径 δ_i もクラスタの半径 δ^*_j も一定値とし，各々 δ，δ^* とする．J はクラスタ数，I は小球の数である．

初期設定

pruning[j]=0（$\forall j = 0, \ldots, J-1$），

(1) M2：クラスタの中心 $\boldsymbol{b}_j$ とクエリ $\boldsymbol{q}$ との距離計算
 if ($d_1(\boldsymbol{b}_j, \boldsymbol{q}) > \theta + \delta + \delta^*$)
 $\Rightarrow$ クラスタ j は外側（pruning[j]=+1），goto step (1)
 else if ($d_1(\boldsymbol{b}_j, \boldsymbol{q}) \leq \theta - (\delta + \delta^*)$)
 $\Rightarrow$ クラスタ j は内側（pruning[j]=−1），goto step (1)

(2) 小球 i が枝刈りされている，すなわち
 if (pruning[cluster[i]] $\neq 0$) $i++$;，else goto step (3)

(3) M1：小球の中心 $\boldsymbol{c}_i$ とクエリ $\boldsymbol{q}$ との距離計算
 (a) if ($d_1(\boldsymbol{c}_i, \boldsymbol{q}) > \theta + \delta$) $\Rightarrow$ 小球 i は外側，goto step (2)
  else if ($d_1(\boldsymbol{c}_i, \boldsymbol{q}) \leq \theta - \delta$) $\Rightarrow$ 小球 i は内側，goto step (2)
 (b) else（すなわち判定できない）$\Rightarrow$ goto step (4)

(4) AS; $i++$; goto step (2)

step (1) でクラスタの中心 $\boldsymbol{b}_j$ とクエリ $\boldsymbol{q}$ との距離を計算し枝刈りを行いクラスタに属する小球の中心 $\boldsymbol{c}_i$ との距離計算が必要であるかの判定を行うことにより距離計算回数を削減する．

3.4.2 M1+M3+AS の探索処理手順

区分化で得られる小球（区間）が枝刈りされているかを示す変数 pruning[i] を用いる．この値が 0 のときは未判定，+1 は探索球の外側，−1 は内側にあることを示している．

初期設定

pruning[i] = 0（$\forall i = 0, \ldots, I-1$）;

(1) 小球 i が枝刈りされている，すなわち
 if（pruning[i] $\neq 0$）
 処理をスキップ，i++;
 else goto step (2)

(2) M1：小球の中心 $\boldsymbol{c}_i$ とクエリ $\boldsymbol{q}$ との距離計算
 (a) if ($d_1(\boldsymbol{c}_i, \boldsymbol{q}) > \theta + \delta_i$) $\Rightarrow$ 小球 i は外側，goto step (3)
  else if ($d_1(\boldsymbol{c}_i, \boldsymbol{q}) < \theta - \delta_i$) $\Rightarrow$ 小球 i は内側，goto step (3)
 (b) else（すなわち判定できない）goto step (4)

(3) M3：距離プルーニング法
 ($\forall k \in (i, I)$ に対して)
 if ($d_1(\boldsymbol{c}_i, \boldsymbol{q}) - d_1(\boldsymbol{c}_i, \boldsymbol{c}_k) > \theta + \delta_i$)
 $\Rightarrow$ 小球 k は外側（pruning[k]=+1）
 else if ($d_1(\boldsymbol{c}_i, \boldsymbol{q}) + d_1(\boldsymbol{c}_i, \boldsymbol{c}_k) < \theta - \delta_i$)
 $\Rightarrow$ 小球 k は内側（pruning[k]=−1）
 i++; goto step (1)

(4) AS; i++; goto step (1)

step (2) で小球の中心 $\boldsymbol{c}_i$ とクエリ $\boldsymbol{q}$ との距離を計算するごとに step (3) で距離行列を用いて枝刈り処理を行い変数（pruning[i]）を更新し，step (1) の次の小球中心との距離計算が必要であるかの判定を行うことにより距離計算回数を削減する．

3.5 歪みに基づく区分化法

式 (20) を満たす時系列の区分化の手法として文献 11) において最大 l_1 歪み法，平均 l_2 歪み法，一定数区分化法の 3 つの方法を提案しそれらを探索性能において比較した．最大 l_1 歪み法では指定の半径の小球で区分化可能であるが，平均 l_2 歪み法では指定の半径を超える半径の球が若干生成され，一定数区分化法では指定の半径以下の小球で区分化される．実験結果から小球（区間）の数が同じになるように区分化

すれば最大 l_1 歪み法と平均 l_2 歪み法はほぼ同等の探索性能を与えること，一定数区分化法は若干探索性能が劣ることを示した．また区分化の処理速度については，平均 l_2 歪み法と一定数区分化法はほぼ同等であり，最大 l_1 歪み法は処理時間がきわめて遅いことを示した．平均 l_2 歪み法は最大 l_1 歪み法の近似的な解法であるが効率が良く有効であることが示されているので 4.2，4.3 節の M1+M3 の評価において区分化法として平均 l_2 歪み法を用いることにし，4.4 節の M1+M2，M1+M3 の比較評価において M2 の実装を簡単化するため区分化法として最大 l_1 歪み法を用いることとする．

4. 評価実験

4.1 実験条件

評価実験に CampusWave データベース[23] の第 1 回目のデータを用いた．これは会津若松市内の FM 局の音楽リクエスト番組であり，2 名の女性パーソナリティの対話音声，リクエスト曲，CM 音声などを含んでいる．音響分析条件などの実験条件を**表 1** に示す．音声長は約 1 時間である．探索用音声セグメント（クエリ）長を 10 秒とした．あらかじめ音響信号は LPC 分析により対数パワーと LPC ケプストラム係数ベクトルに変換しておく．実験では 10 秒のセグメントは**表 2** に示すようなデータの中の 1 度だけ出現するコマーシャル音声部分の 33 カ所とした．たとえば約 80 秒のコマーシャルは 10 秒ごとに区切り 8 個の探索セグメントとした．出現確率を求めるための VQ 符号帳の大きさを $M = 32$ とし同一の音声データから LBG 法で作成した．実験は Pentium4（2.66 GHz），メモリ 512 MB で OS Vine Linux 3.1 を載せたコンピュータを用いた．

表 1 実験条件
Table 1 Experimental condition.

標本化周波数	16 kHz
窓長	256 点（16 ms）
フレーム更新周期	256 点（16 ms）
窓関数	ハミング窓
高域強調	$(1 - 0.97\,z^{-1})$
LPC 分析	14
ケプストラム分析	16
VQ 符号帳サイズ	$M = 32$
音声長	約 1 時間（T = 22,1493 フレーム）
探索音声	10 秒（$L = 625$ フレーム）
探索個数	33 カ所

表 2 探索クエリの内容
Table 2 Contents of queries.

継続長（秒）	個数	内容
9.9994	1	FM 会津宣伝（1）
79.1592	8	駐車場，車，酒造，番組案内（1）
38.2664	4	酒造，ビル管理
19.9801	2	通信会社
19.8428	2	番組案内（2）
21.1520	2	斎場
16.9122	2	スーパーマーケット
38.9424	4	大相撲チケット，番組案内（3）
39.3579	4	時計店，コンサート案内
39.2145	4	FM 会津宣伝（2）

表 3 従来の Active 探索と提案法（M1+M3+AS）の探索性能の比較
Table 3 Comparison between Active Search (Full AS) and proposed search method (M1+M3+AS).

33 セグメント探索の平均値，処理時間：秒

探索閾値	Full AS		M1+M3+AS	
(θ)	距離計算	処理時間	距離計算	処理時間
0.01	641.555	1.122	30.970	0.031
0.05	673.000	1.175	45.091	0.043
0.10	713.000	1.250	57.697	0.047
0.20	806.273	1.411	95.061	0.067
0.40	1,106.485	1.935	261.182	0.122

4.2 提案法（M1+M3+AS）の評価

探索閾値 θ を変化させたときの Active 探索のみを用いた場合（Full AS と略記する）および提案法（M1+M3+AS）の距離計算回数と探索処理時間の比較を**表 3** に示す．各数値は 33 セグメント探索に対する平均値である．Full AS と比較すると $\theta = 0.10$ のとき，距離計算回数で 12.35（= 713.000/57.697）倍，処理時間で 26.60（= 1.250/0.047）倍の高速化が実現されている．$\theta = 0.05$，0.01 に対する距離計算回数の改善率は 14.93，20.72 であり，探索処理時間の改善率は 27.33，36.19 となる．式 (17) に示したように Full AS は探索閾値 θ が 0 に近づくにつれて距離計算回数，探索処理時間が単調に減少している．

提案法における M1+M3 と AS の平均距離計算回数，平均処理時間と処理フレーム数を**表 4** に示す．M1+M3 部の距離計算回数は AS 部に比べて約 2 倍でありながら約 3,000 倍のフレームを処理していること，一方処理時間は約 30%程度であることが分かる．これは未判定区間での距離の値 d_t が探索閾値 θ に近いため式 (15) で与えられるスキップ幅の上限値の自乗平均値 $W^2(\theta)$ が小さくなり効率が低くなるためである．AS 部で処理している小球に属する $\boldsymbol{p}_t$ の式 (19) の判定を行わないとすると 113.63（= 1.250/0.011）倍の高速化となる．

表 5 に M1 部，M3 部と AS 部の比較を示す．総区間（小球）数 I = 9,841 のうち，M1 が 35.576 区間（33.121（外側）+ 2.455（内側）），M3 が 9,802.515

表 4 提案法（M1+M3+AS）における M1+M3 部と AS 部の探索の比較

Table 4 Comparison of M1+M3 and AS in proposed search method.

$\theta = 0.10,\ \epsilon = 0.00005$（$\sqrt{\epsilon M} = 0.04$）

	M1+M3+AS		比
	M1 + M3	AS	$\frac{\text{M1+M3}}{\text{AS}}$
距離計算回数	38.485	19.212	2.003
処理時間（秒）	0.011	0.034	0.324
処理フレーム数	220,798.758	69.242	3,188.798

$T - L = 220{,}868,\ T = 221{,}493,\ L = 625$

表 5 提案法（M1+M3+AS）における M1，M3，AS 部の探索動作の比較

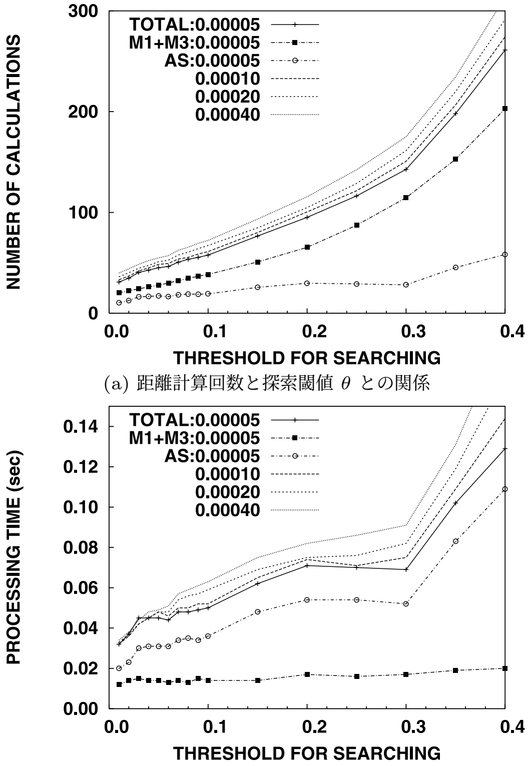
Table 5 Comparison of M1, M3 and AS.

処理部	処理区間数		
	外側	内側	計
M1	33.121	2.455	35.576
M3	9,801.515	1.000	9,802.515
AS	-	-	2.909
合計			9,841.000
処理部	処理フレーム数		
	外側	内側	計
M1	772.242	50.364	822.606
M3	219,952.667	23.485	219,976.152
AS	-	-	69.242
合計	220,724.909	73.849	220,868.000

区間，AS が 2.909 区間を処理している．総フレーム数 $T = 220{,}868$ のうち，M1 が 822.606，M3 が 219,976.152，AS が 69.242 を処理している．したがって区間数，フレーム数ともに 99.6%を M3 部，すなわち距離プルーニング法で処理しており高速化に貢献していることが分かる．

4.3 提案法における M1+M3 と AS の距離計算の比較

平均 l_2 歪み区分化法のいくつかの区分化閾値（ϵ）に対する M1+M3 部および AS 部の総距離計算回数と探索閾値との関係を**図 4** (a) に示す．ここで ϵ は小球の半径を制御する変数であり，$\sqrt{\epsilon M}$ が半径 δ に対応する[11]．探索閾値 θ，区分化閾値 ϵ が大きくなるにつれて総距離計算回数が増加する．$\epsilon = 0.00005$（$\sqrt{\epsilon M} = 0.04$）のときの M1+M3 部と AS 部の距離計算回数を比較すると θ の増加につれて AS（図中白丸）に比べて M1+M3（図中黒四角）における距離計算回数の増加が大きい．これは多くの処理対象を M1+M3 部で処理しており過渡部のみを AS で処理しているためであると考えられる．図 4 (b) に処理時間と探索閾値との関係を示す．$\epsilon = 0.00005$ のときの M1+M3 の処理時間（図中黒四角）は θ にかかわらずほぼ一定であり AS の処理時間（図中白丸）は θ が大きくなるにつれて増加することが分かる．AS の距離計算回数が緩やかに増加することを考えると探索処理における出現確率ベクトルの計算処理に膨大な時間を使っていることを示している．出現確率ベクトルの計算には 1 フレームの特徴ベクトルに対して，ベクトル量子化するために M 個のベクトルとの距離計算がセグメントの長さ L だけ，すなわち $M \times L$ の距離計算が必要となる．表 1 に示したように特徴ベクトルの次元は本論文では 16 次元でありセグメント長 $L = 625$ である．一方出現確率ベクトルの次元は $M = 32$ であるので，AS における 1 回の出現確率ベクトルの距離計算は $(M \times L)/2 = 10{,}000$ 回分程度の距離計算に対応することとなる．VQ 符号帳のサイズ M が大きくすると AS の処理時間はさら増加することになる．これを回避するためには特徴ベクトルの VQ 符号系列を保持する方法や高速 VQ の手法[22),24),25)] が有効である．



(a) 距離計算回数と探索閾値 θ との関係

(b) 探索処理時間と探索閾値 θ との関係

図 4 M1+M3+AS 法におけるいくつかの区分化閾値 ϵ に対する探索性能と探索閾値 θ との関係

Fig. 4 Relationship between search performance and searching threshold θ for various segmentation threshold ϵ in M1+M3+AS method.

全体の処理の処理時間およびその比率を**表 6** に示す．項目（4）探索処理は 33 カ所の探索に対する総和

の処理時間である．探索時に必要となるのは項目（4）探索処理および項目（5）その他となるので，項目（3）の距離行列計算に 76.4%と大きな時間がかかるが，事前処理であるので探索処理時には問題はない．ここで項目（4）探索処理には 33 個分の（a）探索クエリ（セグメント）の出現確率ベクトル計算，（b）M1+M3 処理，（c）AS 処理が含まれており，項目（5）その他は特徴ベクトルの読み込み処理などである．

表 6 提案法（M1+M3+AS）の各部の処理時間
Table 6 Processing time for each component in M1+M3+AS method.
$\theta = 0.10$, $\epsilon = 0.0005$（$\sqrt{\epsilon M} = 0.04$）

処理項目	処理時間（sec）	比率
（1）出現確率計算	2.400	0.114
（2）区分化処理	0.900	0.043
（3）距離行列計算	16.020	0.764
（4）探索処理	1.620	0.077
（5）その他	0.040	0.002
合計	20.980	1.000

4.4 M1+M2 と M1+M3 の比較

表 7 に M1+M2+AS のクラスタリング閾値 δ^* を変化させたときの AS 部と M1+M2 の処理時間および距離計算回数を示す．ここでクラスタリング法は文献 7) と同一である．探索閾値 $\theta = 0.10$，最大 l_1 歪み区分化法の区分化閾値を $\delta = 0.028$ と設定した．表 7 の結果から，クラスタリング閾値 δ^* が小さくなるとクラスタの数が増加し M1 のみの性能に近づくので距離計算回数は増加することが分かる．一方 δ^* が大きくなるとクラスタに属する小球の中心の数が多くなる反面クラスタの中心との距離が式 (26) を満たす可能性が低くなり，クラスタを用いる枝刈りが行えないので距離計算回数が増加する．探索閾値 $\theta = 0.10$ に対して $\delta^* = 0.48$ のとき M1+M2+AS の距離計算回数が約 538 回と最小になり，表 3 の Active 探索のみの場合の約 713 回と比べると約 1.325 倍の改善である．一方，処理時間に関しては約 29.256 倍の改善である．区分化法の条件が異なるとはいえ，距離計算回数の改善は大きくないにもかかわらず M1+M3+AS と同程度以上の処理時間の改善が得られている．

表 8 に M1+M2+AS および M1+M3+AS の探索処理時間および距離計算回数を示す．3 章で述べたように 3.3 節の M3 における式 (29) はレンジサーチとしての AESA の片方のみのレンジを用いていることになる．式 (29) において M2 を用いていないので $\delta_j^* = 0$ かつ $\boldsymbol{b}_j = \boldsymbol{c}_j$ であり式 (29) は $d_1(\boldsymbol{c}_i, \boldsymbol{c}_k)$ に関する式 (31) の第 1 の条件に対応する．ここでは ASEA に対応する式 (31) の有効性も評価する．

$$\begin{cases} d_1(\boldsymbol{c}_i, \boldsymbol{c}_k) < d_1(\boldsymbol{c}_i, \boldsymbol{q}) - (\theta + \delta), \\ d_1(\boldsymbol{c}_i, \boldsymbol{c}_k) > d_1(\boldsymbol{c}_i, \boldsymbol{q}) + (\theta + \delta). \end{cases} \tag{31}$$

M3 では 3.4.2 項の step (3) の距離の条件判定（式 (29)，式 (31) に対応）の結果に従ってそれぞれの点 $\boldsymbol{c}_k$ が探索球の内側か外側かを示す比較判定結果の値 ± 1 を変数 pruning[k] に格納していた．比較判定の回数を減らすため式 (32) の計算に置き換え直接変数に

表 7 クラスタリング閾値 δ^* を変化させたときの提案法（M1+M2+AS）の探索結果
Table 7 Relationship between search results using M1+M2+AS and clustering threshold δ^*.
区分化閾値：$\delta = 0.028$

クラスタリング閾値 (δ^*)	平均要素数	処理時間		距離計算回数			
		AS	M1+M2	M1	M2	AS	合計
0.10	2.805	0.0318	0.0139	13.636	3,614	18.606	3,646.243
0.20	6.167	0.0324	0.0112	22.636	1,644	18.606	1,684.789
0.48	24.973	0.0324	0.0103	113.455	406	18.606	538.062
0.60	41.215	0.0324	0.0103	393.333	246	18.606	657.940
0.80	102.414	0.0318	0.115	1,761.182	99	18.606	1,878.789

表 8 M1+M2 と M1+M3 の探索結果の比較
Table 8 Comparison between M1+M2 and M1+M3.
区分化閾値：$\delta = 0.028$

探索法	処理時間（秒）		距離計算回数		
M1+M2+AS	M1+M2	AS	M1+M2	AS	合計
$\delta^* = 0.48$	0.0103	0.0324	519.456	18.606	538.062
M1+M3+AS	M1+M3	AS	M1+M3	AS	合計
式 (29) のみ	0.0055	0.0348	39.455	18.606	58.061
式 (31)	0.0042	0.0355	14.121	18.606	32.727
式 (31) の第 2 の条件のみ	0.0176	0.0364	404.121	18.606	422.727
式 (31)+式 (32)	0.0021	0.0352	14.121	18.606	32.727

格納することにする．

$$\mathrm{pruning}[k] = \frac{d_1(\boldsymbol{c}_i, \boldsymbol{q}) - d_1(\boldsymbol{c}_i, \boldsymbol{c}_k)}{\theta + \delta}. \qquad (32)$$

式 (32) では式 (31) の第 1 の条件を満たす点は +1 以上の整数値を，第 2 の条件を満たす点には −1 以下の整数値を，両方をともに満たさない点には 0 を格納することになる．したがって，変数に 0 が格納されてる点に対してのみ step (2) の M1 の判定を行えばよいことになる．AESA では用いていない探索球の内側判定（式 (30)）の回数は $\theta = 0.10$ のとき，距離計算回数の劣化は 33 探索平均で 0.879 回である．

M2 と M3 を比較すると M1+M2+AS（クラスタリング閾値を最適値 $\delta^* = 0.48$ に設定）の距離計算回数が約 538 回に対し，式 (31) を用いた M1+M3+AS 距離計算回数は 32.727 回と 16.441 倍の改善である．また，AS 部の距離計算回数は M1+M2+AS，M1+M3+AS の両手法に対して同一であるので，それを除いた距離計算回数においては M1+M3 は M1+M2 の 36.786（= 519.456/14.121）倍，処理時間においては M1+M3 は M1+M2 の 4.905（= 0.0103/0.0021）倍高速であることが分かる．ここで AS は距離計算ごとに特徴ベクトルをベクトル量子化し出現確率ベクトルを計算しているので，処理時間が大きいが特徴ベクトルを事前に最近傍符号番号に変換しておけばより高速化され，全体の処理時間も短縮される．M3 は従来の式 (29) のみに比べて AESA に対応する式 (31) は有効であるが処理時間における改善はわずかである．さらに式 (31) の第 1 の条件と第 2 の条件を比較すると，第 1 の条件すなわち M3 における式 (29) が距離計算回数においても処理時間においても効果が大きいことが分かる．一方比較判定を計算で置き換える実装法（式 (32)）は距離計算回数の改善には無関係であるが処理時間を改善させることが分かる．M1+M2 と M1+M3 の処理時間の差は距離計算回数の差に比べると小さいが，これは M3 における距離行列の参照回数や比較判定の回数が多いことなどが原因と考えられる．VQ 符号帳のサイズ M を大きくすると出現確率ベクトルの次元が大きくなり l_1 距離計算の計算量は線形に増加するので，距離計算回数の削減効果は処理時間の向上により明確に対応すると考えられる．処理の高速化を実現できる実装法や距離行列をより小さくするための M1+M2+M3 の実現などを検討する必要がある．

4.5 二分探索法による探索性能の評価

3.4.2 項の step (4) で使われる Active 探索の代わりに二分探索法を提案する．二分探索法（BS と略す）は区間の両端点と中点での距離値を用いて閾値 θ との交点を探索する．これは端点の一方での距離値が閾値 θ 以上かつもう一方で θ 以下，すなわち小球が探索球と交差するとき，その小球内で $\boldsymbol{p}_t$ が θ 探索球と 1 度だけ交差すると仮定できる場合に適用可能な手法である．BS による探索処理の改善効果を**表 9** に示す．距離計算回数，処理時間が約半分になることが分かる．両端の点で球の交差判定ができるという性質は交点の近傍で成り立つと期待されるが，たとえば $\epsilon = 0.00005$，$\theta = 0.10$ のとき，AS が動作する 96 区間に対して外側 → 内側 → 外側となる例が 4 区間ある．両端で外側となっているので BS ではその区間（小球）を外側であると判断し探索誤りとなる．**図 5** にいくつかの区分化閾値 ϵ に対する BS の探索失敗率と探索閾値 θ との関係を示す．ϵ が大きくなるにつれて，すなわち小球の半径が大きくなるにつれて失敗率を最小化する探索閾値 θ は増加する．BS 探索で誤りとなる 4 区間に関して，正解の近傍でわき出している区間であり正解個所の検出は正しく行われている．

表 9 M1+M3 探索法における AS と BS の比較
Table 9 Comparison of AS and BS in M1+M3 method.
$\theta = 0.10$, $\epsilon = 0.00005$ ($\sqrt{\epsilon M} = 0.04$)

	M1+M3		比
	BS	AS	$\frac{\mathrm{BS}}{\mathrm{AS}}$
距離計算回数	8.939	19.212	0.465
処理時間（秒）	0.023	0.035	0.656

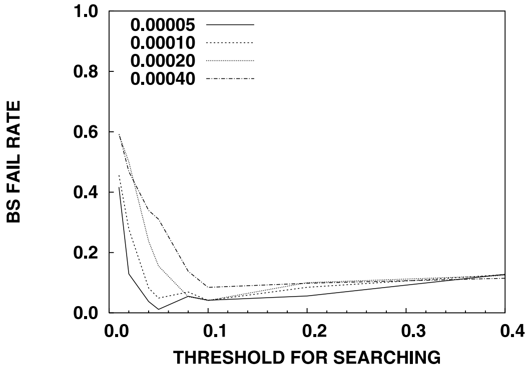


図 5 いくつかの区分化閾値に対する BS の失敗率と探索閾値 θ との関係
Fig. 5 Relationship between BS fail rates and searching threshold θ for various segmentation threshold ϵ.

5. むすび

距離空間と出現確率時系列の幾何学的な性質に基づく高速セグメント探索法を提案しその有効性を実験的に示した．提案法が幾何学的な原理から導き出さ

れることを示し，幾何学的にかつ直感的に理解できる方法となっている．さらに評価実験の結果，提案法（M1+M3+AS）は従来の Active 探索に比べて距離計算回数において 12 –20 倍程度，処理速度において 26 – 36 倍程度高速であることを示した．さらに M1+M3 は M1+M2 に比べて距離計算回数において 37 倍程度，処理速度において 5 倍程度高速であることを示し，さらに提案法（M1+M3+AS）において Active 探索の代わりに二分探索を用いる方法を提案しその有効性を示した．柏野らの方法は M1+M2+AS と見ることができ，大規模なデータベースからの探索を実現している．本論文では小中規模データベースからの探索に対して M1+M3+AS の有効性を示した．

今後の課題として，大規模な蓄積データからの探索を実現するための M1+M2+M3 の実装とその有効性の評価，より大規模な蓄積データベースに適用するための階層的なクラスタリングを用いた探索法，提案法の雑音環境下における評価，他の metric 探索法の適用，さらに本論文では類似度との関係式 (9) に基づいて $p = 1$ に限定して探索実験評価を行ったが，最適な l_p 距離，を検討する．

謝辞 評価実験の条件や類似度 S_1 と l_1 距離との関係式に関して有益な討論をいただいた柏野邦夫博士（NTT コミュニケーション科学基礎研究所）に感謝します．式 (32) の比較判定格納に関する助言をいただいた相川清明教授（東京工科大学），最近傍探索や metric 探索に関してご教示いただき有益な討論をいただいた和田俊和教授（和歌山大学）に感謝いたします．最後に日ごろ討論いただくヒューマンインタフェース学講座諸氏に感謝します．

参 考 文 献

1) Asano, T. and Sugiyama, M.: Object Location and Tracking in Video Data, *Proc. SPECOM98* (Oct. 1998).
2) 杉山雅英：ビデオデータにおける指定人物の検出と追跡—音声部分を用いた処理，映像情報メディア学会ヒューマンインフォメーション研究会，Vol.22, No.66, pp.7–12 (Nov. 1998).
3) Asano, T. and Sugiyama, M.: Segmentation and Classification of Auditory Scenes in Time Domain, *Proc.IWHIT98*, pp.13–18 (Nov.1998).
4) Smith, G.A., Murase, H. and Kashino, K.: Quick Audio Retrieval Using Active Search, *Proc. ICASSP98*, Vol.6, p.3777 (1998).
5) 柏野，スミス，G.A.，村瀬：ヒストグラム特徴系列に基づく長時間音響信号の高速探索，音学講論，2-9-24, pp.561–562 (Sep. 1998).
6) 木村，柏野，黒住，村瀬：グローバルな枝刈りを導入した音や映像の高速探索，信学論 D-II, Vol.J85-D-II, No.10, pp.1552–1562 (2002).
7) K. Kashino, A. Kimura, and T. Kurozumi: A Quick Video Search Method, *Proc. ICPR2004*, Vol.3, pp.894–897 (Aug. 2004).
8) J. Dieudonne, *Foundation of Modern Analysis*, p.30, Academic Press (1969).
9) 杉山雅英：区分化とクラスタリングによるセグメント探索の高速化，情報処理学会東北支部第 5 回研究会，1-3 (Mar. 2005).
10) 杉山雅英：時系列の歪み一定区分化法，情報処理学会東北支部第 6 回研究会，04-6-A2-4 (Mar. 2005).
11) 杉山雅英：時系列の歪み一定区分化法とセグメント探索における評価，音声研資，SP2005-6, pp.1–6 (May 2005).
12) 杉山雅英：セグメント探索のためのノルム及び集合の諸性質，情報処理学会東北支部第 1 回研究会，15 (Dec. 2005).
13) 杉山雅英：セグメントの高速探索法，音声研資，SP98-141, pp.39–45 (Feb. 1999).
14) 和田，武本：最近傍探索識別技術と画像理解，PRMU2004-201 (Feb. 2005).
15) Dohnal, V.: Indexing Structures for Searching in Metric Spaces, Ph.D. Thesis, Masaryk University (Feb. 2004).
16) Skopal, T.: Metric Indexing in Information Retrieval, Ph.D. Thesis, VSB Technical University of Ostrava (June 2004).
17) Vidal, R.: An Algorithm for Finding Nearest Neighbor in (Approximately) Constant Average Time, *Pattern Recognition Letters*, No.4, pp.145–158 (1986).
18) Mico, L., et al.: A New Version of the Nearest-Neighbor Approximating and Eliminating Search Algorithm (AESA) with Linear Preprocessing Time and Memory Requirements, *Pattern Recognition Letters*, No.15, pp.9–17 (1994).
19) Brin, S.: Near Neighbor Search in Large Metric Spaces, *Proc. 21st Conf. on Very Large Datavbase*, pp.574–584 (1995).
20) Sedgewick, R.: *Algorithms in C*, Addison-Wesley, p.373 (1990).
21) 岡本，杉山：セグメント高速探索法とその評価，音声研資，SP2005-97, pp.43–48 (Dec. 2005).
22) 佐藤，杉山：VQ 識別器による高速話者検索，情報処理学会東北支部第 2 回研究会，B1-3 (Jan. 2005).
23) 内田，杉山：CampusWave 音声データベースの作成，電気関係学会東北支部連合大会，2A-6 (Aug. 2000).
24) 小林，古川，新美：信号の連続性を用いたベク

トル量子化法の高速化，音声研資，SP88-139, pp.39–44 (Feb. 1988).
25) 三角，元石：動的探索法を用いた高速ベクトル量子化アルゴリズム，音声研資，SP89-59, pp.33–59 (Oct. 1989).

付　　録

A.1　$S_1(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})$ と l_1 距離 $d_1(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})$ との関係

$\forall \boldsymbol{x},\boldsymbol{y} \in \boldsymbol{U}_1$ に対して $S_1(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})$ と l_1 距離 $d_1(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) = ||\boldsymbol{x}-\boldsymbol{y}||_1$ との間に以下の関係が成り立つ．

$$S_1(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) = 1 - \frac{d_1(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})}{2}.$$

証明：$2(1-S_1(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})) = d_1(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})$ を示す．$\boldsymbol{x}$，$\boldsymbol{y} \in \boldsymbol{U}_1$ である，すなわち $\sum_m x_m = \sum_m y_m = 1$ であるので以下のように変形できる．

$$\begin{aligned}
&2(1-S_1(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})) = 2-2S_1(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})\\
&= \sum_m x_m - S_1(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) + \sum_m y_m - S_1(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})\\
&= \sum_m (x_m - \min(x_m,y_m) + y_m - \min(x_m,y_m)).
\end{aligned}$$

ここで補題を用いると以下のように簡単化され，証明が完了する．

$$= \sum_m |x_m - y_m| = d_1(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}).$$

補題：任意の 2 つの実数 a，b に対して以下の等式が成り立つ．

$$a - \min(a,b) + b - \min(a,b) = |a-b|.$$

証明：証明すべき式は a，b に対して対称であるので $a \geq b$ と仮定しても一般性を失わない．$a \geq b$ であるので左辺 $= a-b+b-b = a-b$ であり，右辺 $= a-b$ であるので証明された．

(平成 17 年 10 月 17 日受付)
(平成 18 年 4 月 4 日採録)

杉山　雅英（正会員）

1954 年生．1977 年東北大学理学部数学科卒業．1979 年同大学院理学研究科数学専攻修士課程修了．同年日本電信電話公社武蔵野電気通信研究所（現 NTT 武蔵野研究センター）入所．1985 年東北大学より工学博士号を取得．1986 年から米国 AT&T Bell 研究所滞在研究員，1987 年から NTT 基礎研究所主任研究員，1990 年から ATR 自動翻訳電話研究所主幹研究員の後，1993 年から会津大学コンピュータ理工学部ヒューマンインタフェース学講座教授．現在まで，LPC スペクトル距離尺度（歪み尺度），ベクトル量子化による音声認識，特徴ベースによる音声認識，教師なし話者適応，テキスト独立話者認識，音声スペクトル推定，情報幾何学（微分幾何学）による音声分析，音響特徴量による言語識別，音声特徴キーによる音声検索等の音声認識処理の研究に従事．日本音響学会，電子情報通信学会，IEEE 各会員．

岡本　知子

1981 年生．2004 年会津大学コンピュータ理工学部卒業．2006 年同大学院コンピュータ理工学研究科情報システム学専攻博士前期課程修了．現在，（株）野村総合研究所勤務．在学中，字幕表示プレーヤの開発，セグメントの高速探索法の研究を行った．日本音響学会学生会員．