

位相限定相関法を用いた大規模高次元データ検索手法の提案

根本 祐介[†] 片山 薫[†]

[†] 首都大学東京システムデザイン研究科 〒191-0065 東京都日野市旭が丘 6-6

E-mail: [†]nemoto-yusuke@sd.tmu.ac.jp, ^{††}kaoru@tmu.ac.jp

あらまし 高次元データは医用画像処理などさまざまな分野で用いられている。高次元データはそのデータ量が膨大となるため、大量の高次元データを含むデータベースの中から特定のデータ構造を内部に有するようなデータを効率的に検索することは重要である。そこで、我々はパターン認識などに用いられる位相限定相関法を用いて、高速な大規模高次元データ検索を可能とする手法について研究を行った。我々の手法では、大規模データが入力されると前処理として大規模データをあらかじめ決められたサイズで分割し、分割データそれぞれのラドン変換による投影データを対象として検索処理を行う事により処理時間を短縮することが期待できる。提案手法では回転、拡大を許容した検索が可能となる。

キーワード データ検索, 高次元データ, 位相限定相関法

Retrieving large multidimensional data using phase-only correlation

Yusuke NEMOTO[†] and Kaoru KATAYAMA[†]

[†] Graduate School of System Design, Tokyo Metropolitan University

6-6 Asahigaoka, Hino, Tokyo, 191-0065 Japan

E-mail: [†]nemoto-yusuke@sd.tmu.ac.jp, ^{††}kaoru@tmu.ac.jp

1. はじめに

高次元データはその性質からデータ量が膨大なものに成り得る可能性を含んでおり、そのような膨大なデータ量を持つ大規模データがその内部に特定のデータ構造を含むことを高速に発見することは重要である。

位相限定相関法は2データ間の平行移動量を調べることができる手法である。また、位相限定相関法は2つのデータそれぞれのラドン変換による投影データを用いることで、その2データ間の回転角・拡大率についても調べることができる。そのため、位相限定相関法は印鑑照合やバイオメトリクス認証などへの応用が提案されている。[1][4]

本研究では大規模データや高次元データがある特定のデータ構造を内部に含んでいるかどうかを位相限定相関法を用いて高速に検索するための手法を提案する。具体的には、まず、あらかじめ検索対象である参照データのラドン変換による投影データを計算し、保存しておく。次に、クエリデータが入力されるとクエリデータについてもラドン変換による投影データを計算し、参照データ、クエリデータそれぞれの投影データのみを用いて検索を行う。あらかじめ参照データの投影データを計算しておくことで、回転角・拡大率推定の際のラドン変換の計算時

間を省略することが出来る。ラドン変換の計算時間はデータサイズが大きくなるほど線形的に増加していくため、参照データが大規模であればあるほど、本手法は有効であると考えられる。また、参照データをあらかじめ分割して処理する手法についても研究を行った。あらかじめデータを分割しておくことにより、処理時間の高速化、位相限定相関関数のピーク値の増加、検索処理におけるメモリ使用量の節約、などの利点が考えられる。

本論文では、まず2章で関連研究について述べる。次に、3章では位相限定相関法による平行移動量・回転角・拡大率推定、また、投影データの計算に必要なラドン変換や再構成アルゴリズムの一つである逆フーリエ変換法について紹介する。4章では我々の提案手法を紹介し、5章で実験結果について述べる。最後に6章で本研究により分かったことをまとめる。

2. 関連研究

投影データからの再構成手法は現在までに数多く提案されている。再構成手法は大きく分けて解析的手法と逐次近似的手法に分けられる。解析的手法の多くはラドン変換により計算される投影データを基に元データを再構成するものであり、代表的なものとして逆フーリエ変換法やフィルタ補正逆投影法、重畳積分法などがある。

位相限定相関法を用いたデータ検索手法は数多く存在する。有本ら [1] [2] はハフ変換やフーリエ変換を用いて2つの画像間の回転角と平行移動を推定するアルゴリズムを提案し、その印鑑照合への応用を紹介している。伊藤ら [4] はバイオメトリクス認証の一つである掌紋認証への位相限定相関法の利用を提案しており、Hogeら [6] は医用情報である3D MRIデータに対する位相限定相関法を用いた画像認識手法を提案している。また、3次元データであるボリュームデータに対して3次元位相限定相関法を用いたボリュームレジストレーション手法も多く存在する。田島ら [5] は3次元位相限定相関法を用いたボリュームレジストレーション手法を提案している。

3. 準備

ここでは位相限定相関法や再構成アルゴリズムについて紹介する。3.1.1, 3.1.2の位相限定相関法による平行移動量・回転角・拡大率推定に関しては有本ら [2] を、3.2.1, 3.2.2については橋本ら [3] をそれぞれ参考にした。

3.1 位相限定相関法

3.1.1 平行移動量推定 [2]

ある2つの2次元データ $f_0(x, y)$, $f_1(x, y)$ が与えられたとき、それぞれの2次元フーリエ変換を以下で定義する。

$$\begin{aligned} F_0(u, v) &= \iint f_0(x, y) e^{i2\pi(ux+vy)} dx dy \\ &= |F_0(u, v)| e^{-\phi_0(u, v)} \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} F_1(u, v) &= \iint f_1(x, y) e^{i2\pi(ux+vy)} dx dy \\ &= |F_1(u, v)| e^{-\phi_1(u, v)} \end{aligned} \quad (2)$$

ここで、 $|F_0(u, v)|$ は $F_0(u, v)$ の振幅スペクトルを表し、 $e^{-\phi_0(u, v)}$ は $F_0(u, v)$ の位相スペクトルを表している。 $F_0(u, v)$, $F_1(u, v)$ の相互相関を $C(u, v)$ とおくと、 $C(u, v)$ は以下のように計算できる。

$$\begin{aligned} C(u, v) &= \frac{F_1(u, v) F_0(u, v)^*}{|F_1(u, v) F_0(u, v)^*|} \\ &= e^{\phi_0(u, v) - \phi_1(u, v)} \end{aligned} \quad (3)$$

ここで $F_0(u, v)^*$ は $F_0(u, v)$ の複素共役を表す。次に、 $C(u, v)$ を2次元逆フーリエ変換することにより位相限定相関関数 $c(x, y)$ を導出する。

$$c(x, y) = \iint C(u, v) e^{i2\pi(ux+vy)} du dv \quad (4)$$

このとき、 $f_1(x, y)$ が $f_0(x, y)$ を $(\Delta x, \Delta y)$ だけ平行移動させたデータであるならば、式(4)の位相限定相関関数は $(x, y) = (\Delta x, \Delta y)$ でピーク値をとるデルタ関数に近い関数となる。そのため、 $c(x, y)$ 内のピーク値となる座標を調べることで $f_0(x, y)$, $f_1(x, y)$ の平行移動量を知ることができる。

この位相限定相関法は扱うデータを一般次元に拡張しても、同様に計算できる。

3.1.2 回転角・拡大率推定 [2]

次に、位相限定相関法による回転角・拡大率推定について述

べる。

2次元データ $f_0(x, y)$ を θ 回転させ、拡大率 k で拡大、さらに $(x, y) = (\Delta x, \Delta y)$ だけ平行移動させた $f_1(\tilde{x}, \tilde{y})$ を考える。このとき (\tilde{x}, \tilde{y}) は $k, \theta, \Delta x, \Delta y$ を用いて以下のように表せる。

$$\begin{pmatrix} \tilde{x} \\ \tilde{y} \end{pmatrix} = k \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix} \quad (5)$$

すると、 $f_0(x, y)$, $f_1(\tilde{x}, \tilde{y})$ のラドン変換 $g_0(s, \zeta)$, $g_1(s, \zeta)$ は以下のように表せる。ラドン変換の計算方法については3.2.1で述べる。

$$g_0(s, \zeta) = \iint_D f_0(x, y) \delta(s - x \cos \zeta - y \sin \zeta) dx dy \quad (6)$$

$$g_1(s, \zeta) = \iint_D f_1(\tilde{x}, \tilde{y}) \delta(s - \tilde{x} \cos \zeta - \tilde{y} \sin \zeta) d\tilde{x} d\tilde{y} \quad (7)$$

ここで、式(7)の積分の中身を展開する。

$$\begin{aligned} & f_1(\tilde{x}, \tilde{y}) \delta(s - \tilde{x} \cos \zeta - \tilde{y} \sin \zeta) d\tilde{x} d\tilde{y} \\ &= f_0(x, y) \delta(s - \{k(x \cos \theta - y \sin \theta) + \Delta x\} \cos \zeta \\ &\quad - \{k(x \sin \theta + y \cos \theta) + \Delta y\} \sin \zeta) d\tilde{x} d\tilde{y} \\ &= f_0(x, y) \delta(s - \Delta x \cos \zeta - \Delta y \sin \zeta \\ &\quad - kx(\cos \zeta \cos \theta + \sin \zeta \sin \theta) \\ &\quad - ky(-\cos \zeta \sin \theta + \sin \zeta \cos \theta)) d\tilde{x} d\tilde{y} \\ &= f_0(x, y) \delta\left(\frac{s - \alpha \cos(\zeta - \beta)}{k} - x \cos(\zeta - \theta) \right. \\ &\quad \left. - y \sin(\zeta - \theta)\right) k^2 \begin{vmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{vmatrix} dx dy \\ &= k^2 f_0(x, y) \delta\left(\frac{s - \alpha \cos(\zeta - \beta)}{k} - x \cos(\zeta - \theta) \right. \\ &\quad \left. - y \sin(\zeta - \theta)\right) dx dy \end{aligned} \quad (8)$$

ここでは α, β を以下のように定めている。

$$\begin{cases} \alpha = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2} \\ \beta = \tan^{-1}\left(\frac{\Delta y}{\Delta x}\right) \end{cases} \quad (9)$$

式(8)を式(7)に代入し、式(6)と比較することにより $g_1(s, \zeta)$ は $g_0(s, \zeta)$ を用いて以下のように表せることが分かる。

$$g_1(s, \zeta) = k^2 g_0\left(\frac{s - \alpha \cos(\zeta - \beta)}{k}, \zeta - \theta\right) \quad (10)$$

次に、それぞれの投影データを投影軸 s 方向に1次元フーリエ変換し、その絶対値であるパワースペクトルを求める。

$$G_0(\omega, \zeta) = \left| \int_{-\infty}^{\infty} g_0(s, \zeta) e^{-i2\pi\omega s} ds \right| \quad (11)$$

投影データ $g_1(s, \zeta)$ のパワースペクトルは、

$$s' = \frac{s - \alpha \cos(\zeta - \beta)}{k}$$

という変数変換を利用することで、以下のように表すことができる。

$$\begin{aligned}
G_1(\omega, \zeta) &= \left| \int_{-\infty}^{\infty} g_1(s, \zeta) e^{-i2\pi\omega s} ds \right| \\
&= \left| \int_{-\infty}^{\infty} k^2 g_0 \left(\frac{s - \alpha \cos(\zeta - \beta)}{s}, \zeta - \theta \right) e^{-i2\pi\omega s} ds \right| \\
&= k^2 \left| \int_{-\infty}^{\infty} g_0(s', \zeta - \theta) e^{-i2\pi\omega(k s' + \alpha \cos(\zeta - \beta))} k ds' \right| \\
&= k^3 G_0(k\omega, \zeta - \theta) \tag{12}
\end{aligned}$$

ここで、 ω 軸を対数変換し、 $\ln \omega = q, \ln k = -\varepsilon$ とおくと式 (12) は以下のように表せる。

$$G_1(\omega, \zeta) = k^3 G_0(q - \varepsilon, \zeta - \theta) \tag{13}$$

式 (11) と式 (13) を見比べると、実空間 (x, y) において角度回転・拡大関係にある 2 つのデータは、それぞれのデータからラドン変換による投影データをとり、パワースペクトルを計算することにより投影空間上 (ω, ζ) では平行移動関係に置き換わることが分かる。そこで、前節で述べた位相限定相関法による平行移動量推定を用いて 2 つのパワースペクトル $G_0(\omega, \zeta), G_1(\omega, \zeta)$ 間の平行移動量を求めることにより回転角 θ ・拡大率 k を推定することが出来る。

回転角 θ と拡大率 k が分かると、その値を用いて $f_1(\tilde{x}, \tilde{y})$ を補正した後、位相限定相関法を用いて平行移動量 $(\Delta x, \Delta y)$ を求める事ができる。

3.2 再構成アルゴリズム

本研究では再構成アルゴリズムとして解析的手法の一つである逆フーリエ変換法を用いる。

3.2.1 ラドン変換

[3] ここでは 2 次元データに対するラドン変換について述べる。まず、対象データ $f(x, y)$ のラドン変換 $g(s, \zeta)$ は以下の式より求められる。

$$\begin{aligned}
g(s, \zeta) &= \int_{-\infty}^{\infty} f(s \cos \zeta - t \sin \zeta, s \sin \zeta + t \cos \zeta) dt \\
&= \iint_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \delta(s - x \cos \zeta - y \sin \zeta) dx dy \tag{14}
\end{aligned}$$

ここで s, t は図 1 に示すような x 軸、 y 軸を角度 ζ だけ回転させた座標軸である。

$$\begin{cases} s = x \cos \zeta + y \sin \zeta \\ t = -x \sin \zeta + y \cos \zeta \end{cases} \tag{15}$$

たとえば、座標 $\mathbf{x} = (x, y, z)$ 上に定義される 3 次元データの

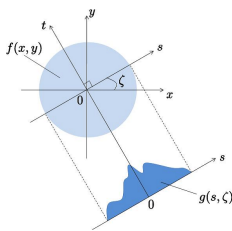


図 1 ラドン変換

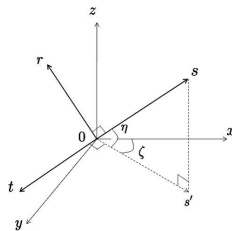


図 2 3次元ラドン空間

$$\begin{aligned}
g(s, \zeta, \eta) &= \iiint_{-\infty}^{\infty} f(s, t, r) dt dr \\
&= \iiint_{-\infty}^{\infty} f(\mathbf{x}) \tilde{\delta}(s, \mathbf{x}, \zeta, \eta) dx dy dz \tag{16} \\
\tilde{\delta}(s, \mathbf{x}, \zeta, \eta) &= \delta(s - x \cos \zeta \cos \eta - y \sin \zeta \cos \eta - z \sin \eta)
\end{aligned}$$

ここで、 (s, t, r) は座標 (x, y, z) を図 2 のように (ζ, η) だけ回転させた座標軸であり、以下のように表せる。

式 (14) の 2 次元ラドン変換はラドン変換 $g(s, \zeta)$ は s 軸に垂直な直線の線積分であると解釈することができ、式 (16) の 3 次元ラドン変換 $g(s, \zeta, \eta)$ は s 軸に垂直な面の面積分であると解釈することが出来る。

3.2.2 投影切断面定理 [3]

投影切断面定理とはラドン変換により求められた投影データと元データの関係を示した定理である。 $F(u, v)$ を $f(x, y)$ の 2 次元フーリエ変換とすると、投影切断面定理は以下の式で表される。

$$\begin{aligned}
F(u, v) &= F(\omega \cos \zeta, \omega \sin \zeta) \\
&= \iint_{-\infty}^{\infty} f(x, y) e^{-i\omega(x \cos \zeta + y \sin \zeta)} dx dy \\
&= \int_{-\infty}^{\infty} \left(\int_{-\infty}^{\infty} f(s \cos \zeta - t \sin \zeta, s \sin \zeta + t \cos \zeta) dt \right) \\
&\quad \times e^{-i\omega s} ds \\
&= \int_{-\infty}^{\infty} g(s, \zeta) e^{-i\omega s} ds \equiv G(\omega, \zeta)
\end{aligned}$$

つまり、投影切断面定理は、角 ζ における投影データ $g(s, \zeta)$ の投影軸 s についての 1 次元フーリエ変換 $G(\omega, \zeta)$ と、2 次元データ $f(x, y)$ の 2 次元フーリエ変換 $F(u, v)$ の u 軸となす角 ζ における成分が等しいことを示している。この関係を図 3 に示す。この投影データの投影軸についての 1 次元フーリエ変換を計算することにより得られるデータ $G(\omega, \zeta)$ をフーリエ投影データと呼ぶことにする。さまざまな角度から投影データを投影切断面定理に則りフーリエデータ $F(\zeta, \eta)$ を再構成し、再構成されたフーリエデータを逆フーリエ変換することにより元のデータ $f(x, y)$ を再構成することが出来る。この再構成手法を逆フーリエ変換法と呼ぶ。投影切断面定理の概略を図 3 に示す。

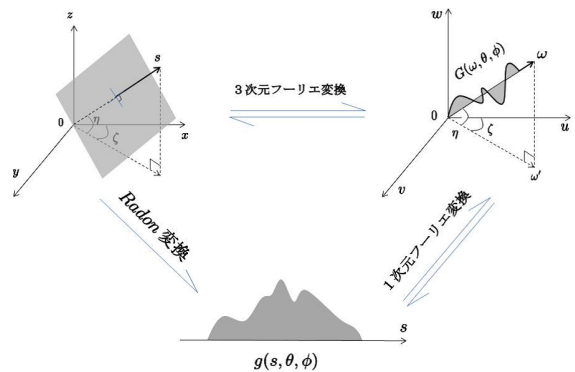


図 3 投影切断面定理

ラドン変換 $g(s, \zeta, \eta)$ は以下のように表すことができる。

4. 提案手法

ある大規模な参照データの内部にクエリデータと同じ構造を持つ部分が存在するかどうかを知りたいとする．そのとき，参照データのラドン変換による投影データをあらかじめ計算し，保存しておくことにより，クエリデータが入力されてからの検索処理時間を短縮する手法を提案する．

4.1 投影データを用いた回転，拡大，平行移動を許容した検索アルゴリズム

ここでは回転，拡大，平行移動を許容した検索を達成するためのアルゴリズムの枠組みを説明する．

クエリデータ f_1 が回転，拡大，平行移動された形で参照データ f_0 内部に存在しているかを調べたい．このとき参照データはラドン変換による投影データ の形で保存されているものとする．クエリデータが入力されると，まず，クエリデータのラドン変換による投影データを計算する．次に，クエリデータ f_1 と参照データ f_0 の間の回転，拡大関係を調べるのであるが，2次元データを対象する場合については3.1.2で述べた手法により調べることが出来る．3次元データを対象とした手法については次節で述べる．クエリデータ・参照データ間の回転角，拡大率が分かると，クエリデータの回転，拡大補正を行う．一般的にこの補正は実空間上での回転・縮小補正として行われる．クエリデータの回転・拡大補正を行った後，参照データ $f_0(x, y, z)$ と補正されたクエリデータ $f_1(x, y, z)$ それぞれのフーリエ変換を計算し，2つのフーリエデータの位相スペクトルを利用して位相限定相関関数を求める事で2データ間の平行移動量についても調べる事ができる．しかし，巨大なデータや高次元のデータを処理する場合，フーリエ変換にかかる時間が膨大なものになってしまう．そこで，我々はこの回転・拡大補正を実空間上ではなく投影空間上において実行する．実空間上での回転・拡大が投影空間上において平行移動で表されることは3.1.2で述べた．そして参照データと回転・拡大補正されたクエリデータのフーリエ投影データについて投影切断面定理に基く逆投影を行うことにより，参照データ，クエリデータのフーリエデータを求めることができる．再構成されたフーリエデータを用いて位相限定相関関数を計算することにより2データ間の平行移動量を知ることが出来る．

この手法の利点は実空間上では回転，縮小操作である補正を平行移動によって実現することが出来ることである．さらに，クエリデータの回転・拡大補正後の参照データ，クエリデータのフーリエ変換を省略すること出来るため，検索処理の高速化が期待できる．このアルゴリズムの概略を図4に示す．

4.1.1 3次元データの回転角・拡大率推定

ここでは位相限定相関法による3次元データの回転角推定について述べる．本研究では3.1.2で述べた2次元データを対象とした場合の単純な拡張では無く，以下に述べる手法で行った． $f_1(x, y, z)$ が $f_0(x, y, z)$ を回転行列

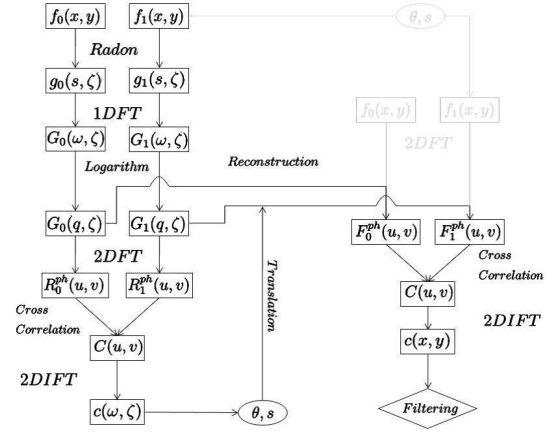


図4 検索アルゴリズム

$$\begin{aligned} \text{rot}(\theta, \phi) &= \begin{pmatrix} \cos \phi & 0 & -\sin \phi \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \phi & 0 & \cos \phi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \cos \theta \cos \phi & -\sin \theta \cos \phi & -\sin \phi \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ \cos \theta \sin \phi & -\sin \theta \sin \phi & \cos \phi \end{pmatrix} \quad (17) \end{aligned}$$

によって回転し， $(\Delta x, \Delta y, \Delta z)$ だけ平行移動させたデータであるとすると．それぞれのデータのラドン変換を以下のように定義する．

$$\begin{aligned} g_0(s, \zeta, \eta) &= \iiint_D f_0(x, y, z) \delta(s - x \cos \zeta \cos \eta \\ &\quad - y \sin \zeta \cos \eta - z \sin \eta) dx dy dz \\ g_1(s, \zeta, \eta) &= \iiint_D f_1(\tilde{x}, \tilde{y}, \tilde{z}) \delta(s - \tilde{x} \cos \zeta \cos \eta \\ &\quad - \tilde{y} \sin \zeta \cos \eta - \tilde{z} \sin \eta) d\tilde{x} d\tilde{y} d\tilde{z} \end{aligned}$$

ここで， $[\tilde{x} \ \tilde{y} \ \tilde{z}]^T = \text{rot}(\theta, \phi)[x \ y \ z]^T + [\Delta x \ \Delta y \ \Delta z]^T$ とする． $[x \ y \ z]^T$ は $[x \ y \ t]$ の転置を表す． $g_1(s, \zeta, \eta)$ において $\zeta = 0$ とすると， $g_1(s, \zeta, \eta)$ は $g_0(s, \zeta, \eta)$ を用いて以下のように表すことができる．

$$\begin{aligned} g_1(s, 0, \eta) &= \iiint_D f_0(x, y, z) \delta(s - \Delta x \cos \eta - \Delta z \sin \eta \\ &\quad - x \{ \cos \theta \cos \phi \cos \eta + \cos \theta \sin \phi \sin \eta \} \\ &\quad - y \{ -\sin \theta \cos \phi \cos \eta - \sin \theta \sin \phi \sin \eta \} \\ &\quad - z \{ -\sin \phi \cos \eta + \cos \phi \sin \eta \}) dx dy dz \\ &= g_0(s - \alpha \cos(\eta - \beta), -\theta, \eta - \phi) \quad (18) \end{aligned}$$

ここで， α, β は以下である．

$$\begin{cases} \alpha = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2} \\ \beta = \tan^{-1} \left(\frac{\Delta y}{\Delta x} \right) \end{cases} \quad (19)$$

さらに， $g_0(s, \zeta, \eta)$ の動径方向 s による1次元フーリエ変換の絶対値であるパワースペクトルを

$$G_0(\omega, \zeta, \eta) = \left| \int_{-\infty}^{\infty} g_0(s, \zeta, \eta) e^{-2\pi i \omega s} ds \right| \quad (20)$$

と定義すると, $g_1(s, \zeta, \eta)$ のパワースペクトル $G_1(\omega, \zeta, \eta)$ は $G_0(\omega, \zeta, \eta)$ を用いて以下のように表すことができる.

$$G_1(\omega, \zeta, \eta) = G_0(\omega, -\theta, \eta - \phi) \quad (21)$$

式 (21) より 投影データ $g_1(s, \zeta, \eta)$ のパワースペクトル $G_1(\omega, \zeta, \eta)$ における $\zeta = 0$ の部分のデータは $G_0(\omega, \zeta, \eta)$ における $\zeta = -\theta$ の部分のデータを η 方向に ϕ だけ平行移動したデータであることが分かる. そこで, $G_1(\omega, \zeta, \eta)$ とすべての $\theta = \{0, 1, \dots, 179\}$ における $G_0(\omega, \zeta, \eta)$ の平行移動量を位相限定相関法により求め, その相関値の中で最大の値をとる座標として拡大率・回転角 (k, θ, ϕ) を知る事ができる.

4.2 分割法

4.2.1 データ分割

多次元データに対する位相限定相関法の計算には多次元フーリエ変換を用いる必要があるため, 対象とするデータのサイズが大規模なものになるとその計算量も膨大なものとなる. そこで, 我々は大規模データとクエリデータが与えられた時, 大規模データを分割し, 分割されたデータそれぞれにクエリデータとの位相限定相関法を行う手法を提案する. データを分割する利点としては, まず, フーリエ変換の処理時間短縮が考えられる. また, 位相限定相関関数の最大値は比較するデータのサイズが大きくなるほど低くなり, 検索の際の閾値の設定が難しくなる. そこで, データを分割することでこの問題をある程度回避出来ると考えられる. ここでは扱うデータを 3 次元としている.

大規模データベースに対する検索を行うための前処理であるデータ分割手法について説明する.

ステップ1 データ $f(x, y, z) \in \mathbb{R}^3$ が入力されると, あらかじめ定められた分割サイズ $\mathbf{d} = (d_x d_y d_z)$ に応じて f をサイズが $d_x \times d_y \times d_z$ である分割データ $f_n(x, y, z) \in \mathbb{R}^3, (n = 1, \dots, N_f)$ に分割する. 分割データの数である N_f の値は f のサイズを $f_x \times f_y \times f_z$ であるとする $N_f = \lceil \frac{f_x}{d_x} \rceil \lceil \frac{f_y}{d_y} \rceil \lceil \frac{f_z}{d_z} \rceil$ である.

ステップ2 ステップ1で分割されたデータの各次元に重複部分 $\mathbf{e} = (e_x e_y e_z)$ を作る. 重複部分が無いと図5のように分割のライン上にクエリデータが存在する場合, 複数の分割データを横断してクエリデータが存在していることになり, 位相限定相関法を行った場合の相関値が本来の値より低くなってしまふ. これを避けるため, 図6のように分割データに重複部分を与える. クエリデータのサイズが重複部分よりも小さい場合, クエリデータは必ずどれかの分割データに完全に含まれることになる.

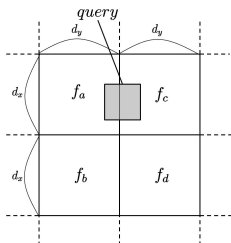


図5 重複なし

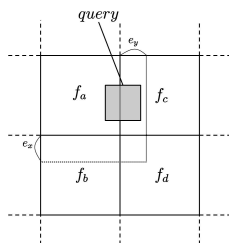


図6 重複あり

ステップ3 ステップ2により得られた分割データ f_n のラ

ドン変換による投影データ $g_n(s, \zeta, \eta)$ を計算し, $g_n(s, \zeta, \eta)$ の投影軸 s についての1次元フーリエ変換であるフーリエ投影データ $G_n(\omega, \zeta, \eta)$ を保存しておく.

Algorithm 4.1 提案手法: 大規模データ分割

- 1: 入力: $f(x, y, z), \mathbf{d} = (d_x d_y d_z)$
- 2: $N_f = \lceil \frac{f_x}{d_x} \rceil \lceil \frac{f_y}{d_y} \rceil \lceil \frac{f_z}{d_z} \rceil$ を計算する
- 3: $f(x, y, z)$ と \mathbf{d} から分割データ $f_n(x, y, z), (n = 1, \dots, N_f)$ を作成する
- 4: for $i = 1$ to N_f do
- 5: 分割データ f_n に重複部分 e_x, e_y, e_z の長さだけデータを拡張する
- 6: $f_n(x, y, z)$ のラドン変換を $g_n(s, \zeta, \eta)$ とおく
- 7: フーリエ投影データ $G_n(\omega, \zeta, \eta)$ を計算する
- 8: $G_n(\omega, \zeta, \eta)$ を保存する
- 9: end for

次に, クエリデータ $q(x, y, z)$ が与えられたときの検索処理について述べる.

ステップ1 クエリデータ $q(x, y, z)$ のフーリエ変換 $Q(u, v, w) \in \mathbb{C}^3$ より, 位相スペクトル $Q^\phi(u, v, w)$ を以下のように計算する.

$$Q^\phi(u, v, w) = \frac{Q(u, v, w)}{|Q(u, v, w)|} \quad (22)$$

ステップ2 大規模データ $f(x, y, z)$ とクエリデータ $q(x, y, z)$ を用いた位相限定相関法により得られる相関関数 $c(x, y, z)$ の最大値に適用する閾値 th を決定する. $c(x, y, z)$ の最大値が th を超えるならば $q(x, y, z)$ は $f(x, y, z)$ 内に存在する可能性があり, そうでなければ $q(x, y, z)$ は $f(x, y, z)$ 内に存在しないと言える. この閾値は扱うデータによって異なるため, 閾値の値を決定する手法については応用依存である. 本論文の実験における閾値の決定方法については5. 実験結果に記述する.

ステップ3 分割データの位相成分 $F_n^\phi(u, v, w)$ とクエリデータの位相成分 $Q^\phi(u, v, w)$ を用いて位相限定相関を行い, 相関関数 $c(x, y, z)$ を計算する.

ステップ4 $c(x, y, z)$ の最大値と th との比較を行う.

ステップ5 ステップ3・ステップ4の操作を全ての分割データに対して行う

Algorithm 4.2 提案手法: フィルタリング1

- 1: クエリデータと分割データのサイズより閾値 th を決定する
- 2: クエリデータ q をフーリエ変換し, その結果から位相成分 Q^ϕ を計算する
- 3: for $i = 1$ to N_f do
- 4: 分割データとクエリデータそれぞれの位相成分 F_i^ϕ, Q^ϕ を用いて位相限定相関を行い, 相関関数 c を求める
- 5: 相関関数 c の最大値と閾値 th によってフィルタリングを行う
- 6: end for

4.2.2 クエリデータのサイズが e より大きい場合

クエリデータのサイズが重複部分のサイズより大きい場合、図 5 のように重複部分を含む分割データを区切るラインを横断してクエリデータが存在する可能性があり、もしそのような場合はクエリデータと分割データの相関関数の最大値が本来よりも低くなり、上手くフィルタリングできなくなる恐れがある。そのような場合、クエリデータのサイズが重複部分のサイズより大きい場合はクエリデータを分割することによって対応する。

Algorithm 4.3 提案手法：フィルタリング 2

- 1: クエリデータを重複部分のサイズで分割し、 N_q 個の分割クエリデータ $q_n(x, y, z), (n = 1, \dots, N_q)$ を作成する
- 2: N_q の分割クエリデータをフーリエ変換し、その結果より位相成分 $Q_n^\phi(u, v, w)$ を計算する
- 3: for $i = 1$ to N_f do do
- 4: for $j = 1$ to N_q do do
- 5: 分割データ f_i と分割クエリデータ q_j のサイズより閾値 th を決定する
- 6: 分割データとクエリデータそれぞれの位相成分 F_i^ϕ, Q_j^ϕ を用いて位相限定相関を行い、相関関数 c を求める
- 7: 相関関数 c の最大値と閾値 th によってフィルタリングを行う
- 8: end for
- 9: end for

4.2.3 閾値の決定

4.2.1 でも述べたように位相限定相関法によって得られる相関関数の最大値は位相限定相関法に用いる 2 つのデータのサイズに依存する。そこでどのようなサイズのクエリデータが入力されてもフィルタリングが可能となるようにクエリデータのサイズに応じて閾値を決定することで検索精度の向上が期待できる。大規模データのサイズを 6000×6000 としたときクエリデータのサイズと相関関数の最大値の関係は以下のようになっている。

大規模データ	クエリデータ	相関関数の最大値
6000 × 6000	6000 × 6000	1.0000
	2000 × 2000	0.2600
	500 × 500	0.0650
	100 × 100	0.0130
	50 × 50	0.0065

表 1 データサイズと相関関数の最大値

上記表 1 より、大規模データとクエリデータのサイズをそれぞれ $\mathbf{a} = (a_1 \times a_2), \mathbf{b} = (b_1 \times b_2)$ とおくと相関関数の最大値は $TH = \frac{1}{\prod ab'}$ によって導かれる値 TH と似ている。そこで本実験では多少の誤差を考慮して TH よりも少し小さい値 $\frac{TH}{1.5}$ を閾値として定めて、実験を行った。

4.3 実装

ここでは、ここまで説明してきたアルゴリズムのいくつかについて我々がコンピュータ上でどのように実装したのかについて述べる。

4.3.1 ラドン変換

ラドン変換は 3.2.1 で示したように投影軸に垂直な直線の線積分、または 3 次元データを扱う場合は面積分として計算される。そこで、本研究ではラドン変換を計算する際に投影軸を回転させるのではなく、データ自身を回転させることにより線（面）積分の計算を常に一定の操作とできるようにラドン変換を実装した。図 7 は $\zeta = 0$ についてのラドン変換の計算方法を表している。このとき投影軸 s は x 軸と平行な直線であると考えられるため、投影データ $g(s, 0)$ の値は列方向の総和に等しい。 $\zeta \neq 0$ の場合は図 8 のようにデータ自身を ζ だけ回転させて考える。そうすることで投影データ $g(s, \zeta)$ も列方向の総和をとるだけで求める事が出来る。

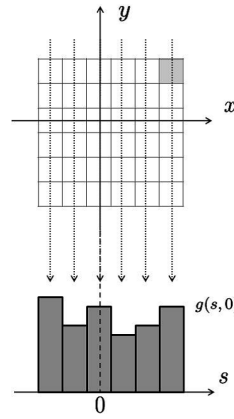


図 7 投影データ $g(s, 0)$

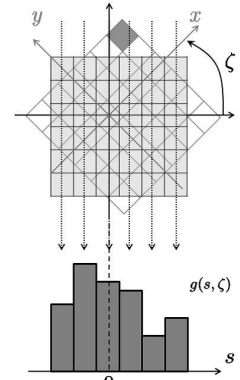


図 8 投影データ $g(s, \zeta)$

4.3.2 逆ラドン変換

切断面定理に基き投影データの 1 次元フーリエ変換 $G(\omega, \zeta)$ を 2 次元フーリエ空間 (u, v) に逆投影する逆ラドン変換の実装方法について述べる。我々の逆ラドン変換プログラムでは図 9 再構成データ $F(u, v)$ の各要素が投影空間上においてどの点に対応するのかを計算し、その投影空間上の点に対応する値 $G(\omega, \zeta)$ を代入する手法を用いている。フーリエ空間上の点 (u, v) が投影空間上のどの点に対応するかは以下の式で求めることができる。

$$\omega = \begin{cases} \sqrt{u^2 + v^2} & v > 0 \\ -\sqrt{u^2 + v^2} & v < 0 \end{cases} \quad (23)$$

$$\zeta = \begin{cases} \tan^{-1}\left(\frac{v}{u}\right) & v > 0 \\ \frac{\pi}{2} - \tan^{-1}\left(\frac{v}{u}\right) & v < 0 \end{cases} \quad (24)$$

5. 実験結果

5.1 分割手法

大規模データサイズを処理する際に分割した場合と分割しない場合の処理時間の違いを調べるために次の実験を行った。まず、データ分割のサイズは大規模データサイズの 4 分の 1 とする。また、クエリサイズは $10 \times 10 \times 10$ 、重複部分のサイズは $20 \times 20 \times 20$ とする。このとき大規模データのサイズを変更し

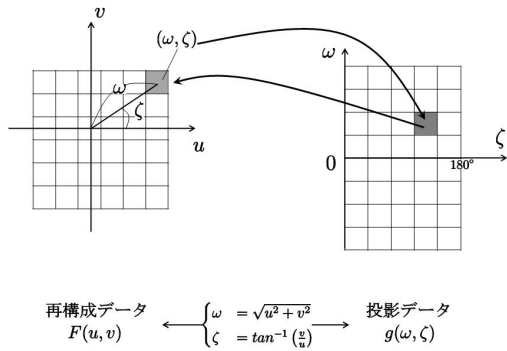


図 9 逆ラドン変換

ていった時の処理時間の推移を図 10 に示す．ここでは平行移動のみを許容した検索について考えている．図 10 を見ると分割

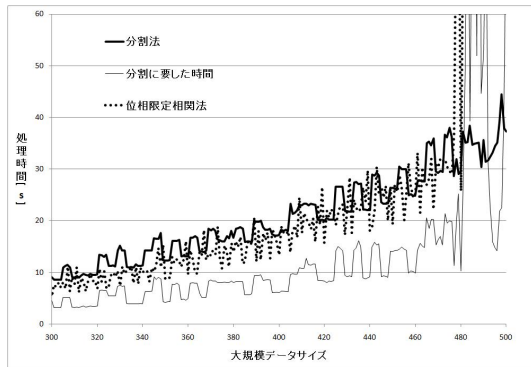


図 10 データ分割法

をしない位相限定相関法と分割法の処理時間に大きな差はないと言える．しかし、データサイズを大きくしていくと位相限定相関法の処理時間が急激に遅くなっている．これは、位相限定相関法の計算の途中でコンピュータ内のメモリが足りなくなったためであると考えられる．この現象は分割法の処理の最中には見られないため、分割手法の方がより少ないメモリ量で処理を実行することが出来ると考えられる．

次に、分割手法による検索処理の例として以下のような実験を行った．まず、参照データとして $40 \times 40 \times 40 \times 40$ のランダムデータを 20 個作成する．その中から一つのデータを選び、これを正解データと呼ぶことにする．この正解データから $5 \times 5 \times 5 \times 5$ のデータを取り出したものをクエリデータとおく．ここで、20 個のランダムデータからクエリデータを内部に含むデータを検索するという問題について、ランダムデータを分割して検索を行ったときと、分割せずに検索を行った時の処理時間および精度について考察を行った．このとき分割サイズは $10 \times 10 \times 10 \times 10$ 、重複部分のサイズは $5 \times 5 \times 5 \times 5$ としている．

実験結果は表 2 に示す通りである．

まず、処理時間は 20 個の参照データ全てについて検索処理を行った時の処理時間である．分割手法が分割しない場合よりも 2 倍ほど多くの時間がかかっていることを示している．これは分割手法において設定している重複部分の影響が大きいと考

表 2 分割手法による処理速度・精度の差

	処理速度	最大相関値		閾値
		正解	不正解	
分割なし	31.8[s]	0.017	0.003	0.0002
分割あり	76.9[s]	0.082	0.027	0.063

えられる．本実験における分割手法では一つの参照データに対して $15 \times 15 \times 15 \times 15$ のデータの検索処理を 16 回繰り返すことになっており、これは $40 \times 40 \times 40 \times 40$ のデータを一度に処理する場合よりも単純により多くのデータを処理していることになる．次に、最大相関値は一つの参照データとクエリデータの位相限定相関関数の最大値を表す．正解の最大相関関数とは正解データの最大相関値を表し、不正解データとは正解データでない 19 個の参照データの最大相関値の平均をとったものである．分割手法と分割なしの手法の最大相関値を比較すると、分割なしに比べて分割手法の方が正解と不正解の値の幅が大きいことが分かる．正解と不正解の値の幅が大きいと閾値設定の際に有利である．実際、本実験において閾値を 4.2.3 の手法で計算した値に設定すると、分割手法の場合は正解のデータと不正解のデータを一つずつ検索したのに対して、分割なしの手法だと 20 個の参照データ全てが検索される結果となった．以上より分割手法によって分割しない場合より処理時間は多くかかってしまうが、検索精度は向上することが出来ることが分かった．

5.2 投影データからの検索手法

5.2.1 2次元データ

ここでは 2 次元データを対象とした再構成アルゴリズム、および位相限定相関法を用いた回転・拡大・平行移動を許容した検索アルゴリズムについての実験結果について述べる．

まず、参照データ f_0 を 256×256 のランダムデータとして作成する．次に、 $f_0(x, y)$ を回転・拡大・平行移動したクエリデータ q_0, q_1, q_2, q_3 を作成した． q_0, q_1, q_2, q_3 の回転角 θ 、拡大率 k 、平行移動量 $(\Delta x, \Delta y)$ は以下の表 3 に示す通りである． q_4 は f_0 と関係のない新たに生成したランダムデータである．4.1 で述べた手法を用いて、これらのクエリデータと参照デー

表 3 クエリデータ

クエリデータ	$(\theta, k, \Delta x, \Delta y)$
q_0	(0, 1, 0, 0)
q_1	(0, 1, 30, 30)
q_2	(60, 0.8, 0, 0)
q_3	(60, 1.2, 30, 30)
q_4	random

タの比較を行い、推定された回転角、拡大率、平行移動量、および平行移動量推定の際の位相限定相関関数の最大値を表 4 にまとめた．

q_3, q_4 の平行移動量推定に関する位相限定相関関数を図 11, 12 にそれぞれ示す．これらの実験結果について考察を行う．まず、クエリデータ q_0 は参照データと同じデータであり、その結果はほぼ理想的なものである．拡大率として $k = 1$ ではなく $k = 0.99$ という値が推定されるのは、パワースペクトルの ω 軸

表 4 実験結果：2次元データ

クエリデータ	推定回転角・拡大率	推定平行移動量	最大相関値
q_0	(0, 0.99)	(0, 0)	1.00
q_1	(0, 0.99)	(30, 29)	0.073
q_2	(60, 0.79)	(1, 0)	0.053
q_3	(60, 1.20)	(29, 30)	0.039
q_4	(0, 0.99)	(0, 248)	0.021

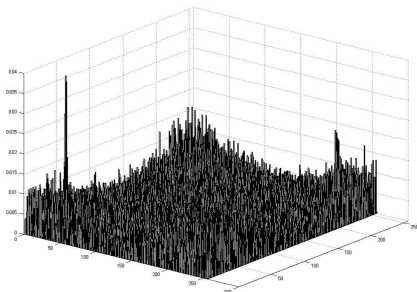


図 11 q_3 の位相限定相関関数

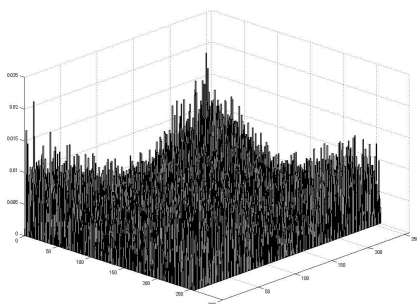


図 12 q_4 の位相限定相関関数

を対数変換した対数パワースペクトル空間上の拡大率に関する軸に、パワースペクトル空間上の1に対応する点が存在しないためである。 q_0 以外のクエリデータ q_1, q_2, q_3 についての実験結果を見ると、ほぼ表3と同様の値を推定することが出来る。拡大率推定の際に q_0 の場合と同様の問題が発生しているが、その原因も q_0 の場合と同様のものと考えられ、また、誤差は約0.01と非常に小さいものであるため、無視しても差し支えない。平行移動量推定についても1程度の誤差が発生しているが、これはフーリエ投影データからフーリエデータを再構成する際の再構成誤差が原因であると考えられる。次に平行移動量推定の際に計算した位相限定相関関数の最大値を見ると、クエリデータ q_0 のときに最も理想的な値である1が検出されている。 q_3 と q_4 の場合の最大相関値を比べると値としては大きく差がないが、図11,12を見ると、 q_3 の場合はピークが見て取れるのに対し、 q_4 ではピーク値が他のデータに埋もれてしまっている。しかし、閾値の設定方法は非常に難しいため、その設定方法についてはさらなる研究が必要である。

5.2.2 3次元データ

3次元データを対象に参照データを $30 \times 30 \times 30$ のランダムデータとして2次元の場合と同様の実験を行った。クエリデータ q_4 の回転角、拡大率、平行移動量は以下の表5に示すとお

りである。推定された回転角、拡大率、平行移動量は以下の表6に示した。このときの回転角推定手法は4.1.1で述べた手法を用いている。この結果より、3次元データを対象にしたとき

表 5 クエリデータ

クエリデータ	$(\theta, \phi, k, \Delta x, \Delta y, \Delta z)$
q_5	(90, 90, 1, 5, 5, 5)

表 6 実験結果：3次元データ

クエリデータ	推定回転角・拡大率	推定平行移動量	最大相関値
q_5	(90, 90, 0.99)	(1, 0, 1)	0.0185

に回転角は検出可能であったが、平行移動量は推定することが出来なかった。これは再構成アルゴリズムの実装上の問題のため、再構成の精度が低いことが原因であると考えられる。

6. ま と め

本論文では、投影データのエデータがあるクエリデータを含むかどうかを回転、拡大、平行移動を許容して検索するアルゴリズムにと、大規模または高次元のデータを高速に処理するための分割法を提案した。分割法については、分割しない場合と比べて処理速度の面ではそれほど違いは無かったが、分割しない場合にメモリが足りなくなるほど大きなデータでも、分割法では問題なく処理できることが分かった。今後は、検索精度の向上のための閾値設定手法や再構成アルゴリズムの改良等が必要である。検索アルゴリズムについては2次元データに関しては回転角、拡大率、平行移動量を正しく推定出来た。しかし、平行移動量推定における位相限定相関関数の最大値に閾値を設定するという我々の手法では、相関最大値が非常に小さい場合に上手く設定できない場合がある。そのため、閾値設定の手法についてさらなる研究が必要であることが分かった。また、3次元データについては期待していた結果が得られなかった。

文 献

- [1] 大西 弘之, 鈴木 寿, 有本 卓, 「ハフおよびフーリエ変換を用いた回転と平行移動の検出」, 電子情報通信学会論文誌, D-II, 情報システム, II-情報処理, J80-D-2(7), pp.1668-1675, 1997
- [2] 大西 弘之, 鈴木 寿, 有本 卓, 「ハフおよびフーリエ変換を用いた拡大・回転・平行移動検出法の部品位置決めへの応用」, 日本ロボット学会誌, Vol. 16, No. 2, pp.232-240, 1998
- [3] 橋本 雄幸, 篠原 広之, 「C言語による画像再構成の基礎」, 医療科学社, 2006
- [4] 伊藤 康一, 青木 孝文, 中島 寛, 小林 孝次, 樋口 龍雄, 「位相限定相関法を用いた掌紋認証アルゴリズム」, MIRU2006
- [5] 田島 裕一郎, 宮澤 一之, 青木 孝文, 勝亦 敦, 小林 孝次, 「3次元位相限定相関法に基づく高精度ポリリウムレジストレーション」, FIT2009
- [6] W.Scott Hoge, Dimitris Mitsouras, Frank J.Rybicki, Robert V.Mulkern, Carl-Fredrik Westin, "Registration of multi-dimensional image data via sub-pixel resolution phase correlation", p707-710 of Proc. IEEE Intl Conf Image Processing. 14-17 Sept 2003