

プラント内の直線を利用した 拡張現実感用リローカリゼーション手法の開発

木村 太郎^{*1} 徳丸 博紀^{*1} 石井 裕剛^{*1} 下田 宏^{*1} 香田 有哉^{*2}

Development of a Relocalization Method for Augmented Reality using Lines in Plants

Taro Kimura^{*1}, Hiroki Tokumaru^{*1}, Hirotake Ishii^{*1}, Hiroshi Shimoda^{*1} and Yuya Kouda^{*2}

Abstract – Nuclear power plants have a lot of complex objects. There are few relocalization methods that can deal with such environment. Information of lines such as edges of pipes may make methods more stable. Thus, we propose a relocalization method that conduct narrowing processing with line information. This type of relocalization methods search for a image similar with input image from database. The proposed method utilizes line information such as number, length, angle and so on in order to narrow candidates for similar image. The proposed method was evaluated in Fugen nuclear power plant. In the result, the proposed method showed quick and accurate performance.

Keywords : maintenance support, line segment detector, coarse-to-fine, tracking, RGB-D camera

1. 序論

運転を終了した原子力発電プラントは放射性物質が
残存しているため、解体作業は通常のプラント以上に
安全かつ効率的に実施する必要がある。一方、原子力
発電プラントの保守・解体作業を支援するために拡張
現実感 (Augmented Reality : AR) 技術を用いる研究
が行われている^[1]。AR は、通常では見ることで可
ない情報をユーザに知覚させたり、現実世界の位置や
方向をユーザに直感的に提示できるなどの特長を有し
ている。このような特長を有する AR を専門的な知識
と技術が必要な解体作業の支援に用いることで、効率
的かつ安全に作業を行えるようになる可能性がある。

AR を実現するためには、現実世界を撮影するカメ
ラの位置・方向を計算するトラッキングと呼ばれる技
術が必要である。カメラの位置を計算するトラッキ
ング手法としては、マーカを用いる手法もあるが、使
用する際の手間を考えた場合、環境に存在する点や線
などの自然特徴を利用する手法を用いることが望まし
い。自然特徴を利用したトラッキングでは、多くの場
合、現在と直前の連続する画像間のカメラの位置・方
向の変化は小さいと仮定し、直前の画像におけるカメ
ラの位置・方向を初期値として最適化問題を解き、現
在のカメラの位置・方向を求めることで、トラッキ
ングの安定性と計算速度の向上を図っている。しか
し、カメラが急峻に動くなどしてカメラの位置・方
向が大きく変化した場合は、直前のカメラの位置・方
向を初期値としたトラッキングを行うことができない。
この時、

現在の画像のみを利用してカメラの位置・方向を計
算する必要がある。この時に使用される方法をリロー
カリゼーションと呼ぶ。

原子力発電プラント内部は広域で複雑な形状の物
体が多く存在しており、そのような環境で十分高速かつ
高精度にリローカリゼーションできる手法はまだ開
発されていない。そこで本研究では、線分特徴を利用
した絞り込み処理によるリローカリゼーション手法の開
発と評価を目的とする。リローカリゼーションの速
度や安定性の向上により、原子力発電プラント内部
での AR を利用した作業の効率化が期待できる。

2. 既存手法の問題点と本研究の目的

AR 技術を実現するために必要なトラッキングには、
ジャイロセンサなどの慣性センサを用いたもの、全
地球測位システム (Global Positioning System : GPS)
を用いたもの、磁気センサや超音波センサを用いた
もの、カメラ等のビジョンセンサを用いたものがある。

原子力発電プラント内部のような複雑な形状の物
体が多く存在している広域な屋内環境では、利用可
するトラッキング技術に限られる。一方、ビジョン
センサは原子力発電プラント内部でも使用可能であ
る。ビジョンベースの手法は人工マーカを用いた手
法と、自然特徴を利用した手法に大別できる。人工
マーカを用いた手法では座標が既知である人工マ
ーカをカメラで撮影し、画像処理と幾何計算によ
りマーカを基準としたカメラの位置・方向を求め
る。照明の変化などの外乱に強く、安定して利用
できるという利点があるが、広域な原子力発電
プラント内部で使用する場合は、マーカの設置に
手間がかかる。実際に AR を利用して作業の効
率化を図る場合は、手間が少ない方が良い。その
ため、

^{*1}: 京都大学大学院 エネルギー科学研究科

^{*2}: 日本原子力研究開発機構

^{*1}: Graduate School of Energy Science, Kyoto University

^{*2}: Japan Atomic Energy Agency

事前準備の少ない自然特徴を利用したトラッキングを用いるのが望ましい。

自然特徴を利用したトラッキングでは、環境に存在する点や線などの自然特徴を認識し、これらを利用してカメラの位置・方向を計算する。環境中の自然特徴に関する情報を保存したデータベースを作成し、環境を撮影した画像から認識される自然特徴とデータベースに保存されている自然特徴を対応付けることで、カメラの位置・方向を計算する。一般的にはまず、リローカリゼーションなどにより最初のカメラの位置・方向を決定し、それ以降は現在の画像を撮影したときのカメラの位置・方向は直前の画像を撮影したときのカメラの位置・方向に近いと仮定し、データベース内に保存された自然特徴を現在のカメラの画像上に投影した際の2次元座標 p を求める。この p の周辺で、外見が最も似た自然特徴 p' を探索し、対応する自然特徴とする。そして、対応づけられた p と p' の間の距離の差を誤差として最小化する最適化問題を解くことにより、現在のカメラの位置・方向を求める。以上の処理を時系列に並んだ連続画像に対して繰り返し行う。

しかし、カメラが急峻に動くなどした場合、最適化問題を解いて算出されたカメラの位置・方向が、実際のカメラの位置・方向と大きく異なる可能性がある。最小化された誤差の値が、予め定めた閾値よりも大きくなった場合には、トラッキングが失敗したと判断する。

トラッキングが失敗した場合に、現在の画像のみの情報を利用してカメラの位置・方向を推定することをリローカリゼーションという。リローカリゼーションには様々な手法が提案されており、自然特徴を利用する方法もあるが、安定性が低い。そこで、トラッキングに成功している間に、カメラ画像から得られる自然特徴と縮小画像及びそのカメラ画像を取得した際のカメラの位置・方向の組をデータベース内に格納しておきリローカリゼーションの際に利用する、画像を用いたリローカリゼーション手法が多い。トラッキングに失敗したときに現在の入力画像とデータベースに格納した画像を比較し、入力画像と似ていると判断された画像がデータベースに存在すれば、現在のカメラの位置・方向は、その画像が撮影された時のカメラの位置・方向に近いと判断される。以下、データベース内の画像を候補画像と呼ぶ。

入力画像と候補画像の類似度を計算し、画像の類似度が設定した閾値以上であれば、入力画像と候補画像が類似していると判断される。この際、閾値以上の類似度の画像がデータベース内に見つからなかった場合には、現在の入力画像を用いたリローカリゼーションは失敗したものとし、次の入力画像を対象に同じ処理を繰り返す。一方、閾値以上の類似度の画像が複数見

つかった場合には、それらの画像の中で最も類似度が高い画像を1枚、もしくは上位複数枚を選出する。

そして、似ていると判断された候補画像を取得した際のカメラの位置・方向を初期値として誤差最小化の最適化問題を解くことにより再びトラッキングを試みる(類似画像を複数枚選出している場合には、それら全てを対象にトラッキングの再開を試みる)。ここで、候補画像と入力画像は、照明条件の変化や撮影位置のズレなどにより、完全に同じになることはない。そのため、ここでの類似画像の検索は全く同じ画像を見つけるのではなく、似た画像の検索となる。

単純に縮小画像を作成し、その画像を比較することにより類似画像を検索する方法は、実装が容易であるため、よく利用されるが、処理時間がかかる。しかし、画像を単に縮小して比較するのではなく、その画像の特徴を表す別の指標を求め、その指標を比較することにより類似画像を検索すれば、処理速度を向上させることができる可能性がある。

原子力発電プラント内部では画像の特徴を表す情報として自然特徴を利用することが有効であると考えられる。しかし、似た構造の物体が多いプラント内部では、3次元空間上での位置が異なる特徴点を同一の特徴点と誤認識してしまう場合がある。このような場合、その特徴点の情報を用いて類似画像検索を行うと、リローカリゼーションに失敗してしまう可能性がある。しかし、類似画像検索の精度を上げるため、特徴点だけでなくその周囲の領域も用いると、結果として精度は高いが処理時間が長くなる。

一方、原子力発電プラント内部に多く存在する配管などの人工物のエッジなどの線分特徴を利用することで、精度が高いリローカリゼーションが実現できる可能性がある。また、類似画像の候補を絞り込む際に、最初に絞込み性能は低い計算負荷が小さい処理を実行し、後に計算負荷が高く絞り込み性能が高い処理を実行することにより高速かつ高精度に類似画像を検索できる可能性がある。本研究では、このような線分特徴を利用した絞り込み処理によるリローカリゼーション手法の開発を目的とする。また、原子力発電プラント内部は広域であるため事前に撮影する画像の枚数が多く、データベースに格納される情報も膨大になる。したがって、入力画像と似た画像を膨大なデータベース内から探索する必要があり処理に時間がかかるが、提案手法はこの問題も解決できる。精度が高く処理時間の短いリローカリゼーションを実現できれば、ARを用いた作業支援システムが可能となり、結果として原子力発電プラント内部の保守・点検・解体作業の安全性や効率を向上させることができると期待される。

3. 線分特徴を用いた多段式スクリーニング法の提案

3.1 既存のリローカリゼーション手法の概要

画像間の類似度を計算する方法としては、Sum of Squared Difference(SSD：ユークリッド距離二乗和)、Sum of Absolute Difference(SAD：市街地距離和)、Normalized Cross-Correlation(NCC：正規化相互相関) などがある。SSD を正規化した Normalized SSD (NSSD) を用いたりローカリゼーション手法では、画像間の類似度を NSSD で表し、入力画像と類似した画像をデータベースから選出する。NSSD は、入力画像の輝度値の値を $T(x, y)$ 、候補画像の輝度値の値を $I(x, y)$ とすると式 1 で表される。

$$R = \frac{\sum_{x,y} (T(x, y) - I(x, y))^2}{\sqrt{(\sum_{x,y} T(x, y)^2 \sum_{x,y} I(x, y)^2)}} \quad (1)$$

式 (1) では、NSSD の値は 0 から 1 の値で表される。値が 0 に近いほど類似度が高く、1 に近い程類似度が低い。NSSD のみを用いたりローカリゼーション手法は、精度は高いが処理時間が長いという問題がある。

3.2 提案手法の概要

提案する線分特徴を用いた多段式スクリーニング法では、線分特徴を利用して候補画像を絞り込む。提案手法の概要を図 1 に示す。本手法は、事前準備としてデータベースを構築する処理と、データベースに保存された情報を利用して候補画像を絞り込み類似画像を検索する処理に分かれている。絞り込みでは、線分特徴に関する複数の情報を計算負荷が小さい順に利用し、候補を絞り込んだ後に計算負荷は高いが精度が高い処理を用いて正しい類似画像を求める。

事前準備の処理では、リアルタイムで行う類似画像検索の処理に必要な各種情報を予め取得しデータベースに保存しておく。本手法では 3 次元線分情報を得るために RGB-D カメラを用いる。環境を撮影し、RGB 画像上で線分特徴を認識した後、デプス画像を用いて認識された線分特徴の 3 次元座標を求める。その後、線分に関する各種情報を取得し、画像の識別番号及び縮小画像を組にしてデータベースに保存する。

候補画像の絞り込みに利用可能な線分情報として様々な情報が考えられるが、本研究では、処理負荷が比較的小さいと予想される、線分総数法、画面分割法、平行線法、2D 長さ法、3D 長さ法、2D 距離法、3D 距離法、2D 角度法、3D 角度法の 9 種類の方法を実装する。候補画像を絞り込んだ後、入力画像と候補画像の縮小画像の SAD を求めることにより類似画像を選出する。但し、スクリーニング処理を多段階とするにあたり、適用する絞り込み処理の順番によって最終的な処理時間が変化する可能性がある。また、絞り込みが

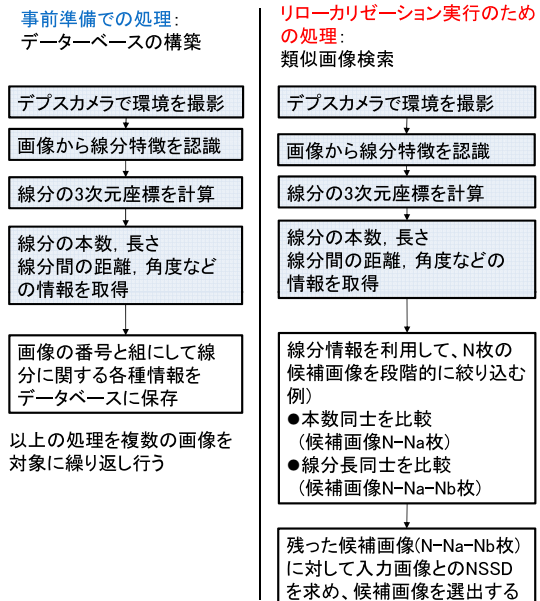


図 1 提案手法の概要
Fig. 1 Overview of Proposed Method

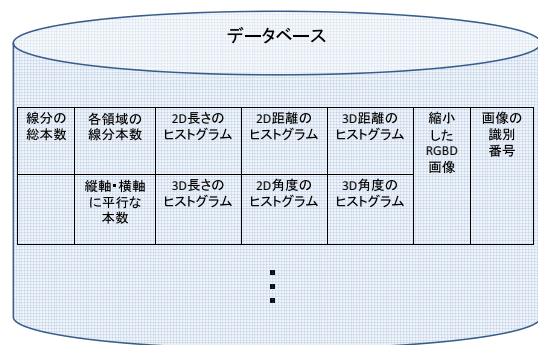


図 2 データベースの構造
Fig. 2 Structure of Database

進んだ段階で余分な絞り込み処理を追加すると、返って処理時間が長くなる可能性もある。そこで、本研究では、原子力発電プラント内を撮影して得た画像を対象に様々な順番・組み合わせで絞り込み処理を適用し、適切な処理の順番を検討する。

3.3 データベースの構築

本手法のデータベースには画像の識別番号毎に絞り込み処理で使用する 9 種類の線分情報と縮小画像が格納される。データベースの構造を図 2 に示す。

まず線分情報の取得方法を説明する。トラッキングを行う対象の環境を RGB-D カメラで撮影して RGB 画像とデプス画像を取得する。この時カメラはゆっくりと動かし、後の処理で線分特徴を認識しやすくするためにぼやけが少ない画像を撮影することが望ましい。次に、RGB 画像をグレースケール画像に変換する。次に、グレースケール画像に対して Line Segment Detector(LSD)^[2] を適用し線分を認識する。ここで、

認識された線分のうち画面上での長さが 20pixel 以下の線分は利用しない。20pixel 以下の短い線分は環境中に多く存在し、それらを利用するとデータベースの情報量が多くなり処理負荷がかかるためである。

以下に、提案手法における 9 種類の絞り込み処理で使用する情報について述べる。

線分総数法では、画面上で認識される線分の総本数をデータベースに保存する。

画面分割法では、画像を複数の領域に分割して、それぞれの領域内に存在する線分の本数を利用する。画像上での線分の偏りが反映されるため、画面全体の線分の数だけを利用した場合よりも画像間の違いを識別しやすくなることが期待できる。

平行線法では、画面上で認識される線分のうち、画面の横軸 (x 軸) に平行な線分と縦軸 (y 軸) に平行な線分の本数を利用する。これは、原子力発電プラント内部には人工物が多く、その大半が地面に対して水平・垂直に作られており、それらから認識された線分の画像の x 軸、y 軸に対する方向のずれの分布を類似画像検索の情報として利用できると期待されるためである。

次に 2D 距離法について述べる。LSD で線分を認識すると、線分の両端の画面上での 2 次元座標を得ることができる。ここでは、2 本の線分の最も近い 2 つの端点の間の距離を線分の全ての組み合わせで計算する。そして、線分間の距離に応じて複数のグループに分け (以下、グループをビンと称する) ビンごとに数を数え、ヒストグラムを作成する。

3D 距離法では各線分の両端の 3 次元座標を計算し、その両端を通る 3 次元の直線を求める。次に、全ての直線の組み合わせで直線間の最短距離を計算する。そして、2D 距離法と同様にヒストグラムを作成する。

2D 長さ法では、各線分の画面上での長さを計算する。この時、計算した線分の画面上での長さを予め定めたビンの閾値ごとに割り振り、ビン毎の数を求め、ヒストグラムを作成する。

3D 長さ法では、線分の両端の点の 3 次元座標を計算し、線分の実空間での長さを計算する。そして、2D 長さ法と同様に、ヒストグラムを求める。

2D 角度法では、各線分の両端を始点、終点とするベクトルを求め、そのベクトルのなす角度として、全ての線分の組み合わせで線分間の角度を求める。その際、求められた角度 a が 90 度を超える場合には、 $180 - a$ を求めることにより、全ての結果が 0 度から 90 度に収まるようにする。ここで、計算された角度を予め定めたビンの閾値毎に割り振り、ビン毎の数を求め、ヒストグラムを作成する。

3D 角度法では、各線分の両端の 3 次元座標を計算し、2D 角度法と同じように全ての線分の組み合わせ

で線分間の角度を求め、ヒストグラムを作成する。

最後に、環境を撮影した際の RGBD 画像を縮小した画像をそれぞれ画像の番号と組にしてデータベースに保存しておく。ただし、縮小画像はピクセルごとに R、G、B、D の 4 つの輝度値で表現されている。この縮小画像は入力画像の縮小画像の輝度値との SAD を求めて類似画像を選出する処理で利用する。

以上に述べた方法で、データベースに線分総数法、画面分割法、平行線法、2D 距離法、3D 距離法、2D 長さ法、3D 長さ法、2D 角度法、3D 角度法で必要な情報を、縮小した RGBD 画像と画像の番号とを組にして保存する。

3.4 類似画像検索

類似画像検索の処理では、最初に入力画像から線分情報を取得する。次に、入力画像から得られた線分に関する各種情報を利用して、データベース内にある候補画像を段階的に絞り込む処理を行う。提案手法の絞り込みの処理は前述のように 9 種類存在し、以下ではそれらを用いた絞り込み処理の詳細について述べる。

最初に、線分総数法を用いた候補画像の絞り込み処理について述べる。この処理では、入力画像から認識された線分の総数 $InLN$ とデータベースに保存されている候補画像から認識された線分の総数 $CaLN$ を比較する。この時、両者の線分の総数の差の絶対値が予め定めた閾値 $numABS$ 以内、または総数の差の絶対値の入力画像上での線分の総数に対する割合が予め定めた閾値 $numRAT$ 以内となる候補画像を探索する。ここで、線分の総数の差の割合を式 (2) に示す。

$$\text{総数の差の割合} = \frac{|CaLN - InLN|}{CaLN} \quad (2)$$

環境により検出される線分の総数は大きく変化する。環境の変化に対応するために、線分の総数の差だけでなく割合も用いて類似画像を探索する。

画面分割法では、画面を複数の領域に分割し、各領域の線分の本数を数え、入力画像における各領域毎の線分の本数と候補画像の各領域毎の線分の本数を比較する。このとき、両者の線分の本数の差の絶対値が予め定めた閾値 $areaABS$ 以内または、両者の線分の本数の差の絶対値の入力画像上の線分の総数に対する割合が予め定めた閾値 $areaRAT$ 以内になる領域を互いに似ている領域として、その数を数える。次に、似ていると判断された領域の数が予め定めた閾値 $sepaABS$ 以内または、似ていると判断された領域の数の全体の領域数に対する割合が予め定めた閾値 $sepaRAT$ 以内になる画像を候補画像として残す。 $sepaABS$ の閾値は式 (3) のように、画面の分割数に応じて決定する。縦の分割領域数を V 、横の分割領域数を H とする。

$$sepaABS = V \times H - 1 \quad (3)$$

平行線法では、入力画像の x 軸、y 軸に平行な線分の本数を数え、候補画像における x 軸、y 軸に平行な線分の本数とそれぞれ比較する。この時、入力画像と候補画像の x 軸に平行な線分の本数の差が予め定めた閾値 paraABS 以内、または y 軸に平行な線分の本数の差が paraABS 以内、または x 軸に平行な線分の本数の割合が予め定めた閾値 paraRAT 以内、または y 軸に平行な線分の本数の差の割合が paraRAT 以内となる画像を候補として残し、残りを候補から除外する。

2D 長さ法では、作成した候補画像と入力画像のヒストグラムをピン毎に比較する。ピンに含まれる数をそれぞれ比較する際に、数の差が予め定めた閾値 2DLenABS 以内、または数の差の割合が予め定めた閾値 2DLenRAT 以内のものを候補として残し、残りを候補から除外する。

3D 長さ法、2D 距離法、3D 距離法、2D 角度法、3D 角度法を用いた候補画像の絞り込み処理でも 2D 長さ法と同様にヒストグラムの比較を行う。

最後に、候補として残った画像のみを対象として、入力画像の縮小画像と候補画像の縮小画像の SAD を求め、最も類似した画像 1 枚を選出する。

以上が実際のリローカリゼーションを行う際の処理であり、類似画像として選出された候補と組になって保存されているカメラの位置・方向を現在のカメラの位置・方向の初期値としてトラッキングの再開を試みる。トラッキングが失敗すれば再び以上と同様のリアルタイムでの処理をトラッキングが成功するまで行う。

4. 提案手法の評価

4.1 評価方法の概要

本研究では、原子力発電プラント内で取得した画像を対象にリローカリゼーション手法を適用し、その成否と処理に要する時間で、その性能を評価する。ただし、リローカリゼーションの成否の判断は、カメラが正しい位置・方向に復帰できたか否かではなく、予め別の方法で求めておいた正解画像（以下、真値と呼ぶ）と一致しているかどうかで判断する。この場合、実際にはカメラの位置・方向が異なるにも関わらず外見は類似した画像を選出してしまふ可能性がある。しかし、本研究ではこのような状況が発生する画像の数は、作成するデータベースに含まれる画像の数と比べて非常に小さいと予想されるため、今回の評価では影響は考慮しないものとする。

リローカリゼーションの性能を評価するにあたり、絞り込みの元になる候補画像を格納する候補画像データベースと、リローカリゼーションが必要な時の現在のカメラからの入力画像に相当する画像（以下、問題画像と呼ぶ）を複数格納する問題画像データベースを

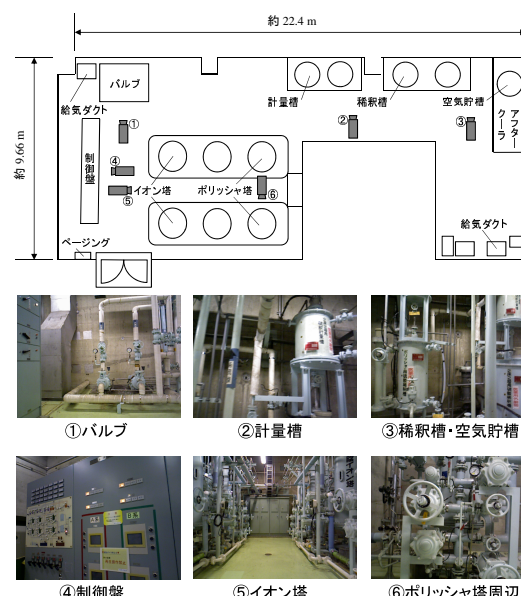


図 3 純粋装置室内の様子
Fig.3 Appearance of Water Purification Room

作成する。その際、先に候補画像データベースを作成し、その候補画像データベースからランダムに画像を抜き出すことにより問題画像データベースを作成する。なお、ランダムに抜き出した画像は、候補画像データベースからは削除するため、候補画像データベースと問題画像データベースで重複する画像はない。これは実際にリローカリゼーションを行う場合、リローカリゼーション用データベースを作成する時に取得した画像と完全に一致する画像がカメラから入力されることは非常に稀であることを模擬するためである。撮影を行ったふげんの純粋装置室の様子を図 3 に示す。

次に、評価に用いる真値の作成方法について述べる。本研究では、各問題画像に対する真値を求めるにあたり、計算負荷は大きいが高精度が高い NSSD を用いることにした。すなわち、問題画像データベースに含まれる各画像毎に、候補画像データベースに含まれる全ての画像と NSSD を求め、その結果が 0.1 以下となる全ての候補画像をその問題画像に対する真値とすることにした。したがって、1 つの問題画像に対して複数の真値となる画像の番号が存在する可能性がある。NSSD は式 (1) で表される。候補画像データベースは RGB 画像とデプス画像を合わせて 236,552 組のものを使用し、そこからランダムに 1,000 組の画像を抜き出し、問題画像データベースを作成した。画像のサイズは 320pixel × 240pixel とした。

本研究では、リローカリゼーション手法の性能を正答率と処理時間の 2 つの指標によって評価する。正答率をリローカリゼーションに成功した割合と定義し、

式 (4) に示す。ただし、リローカリゼーションを行った回数は本研究では問題画像の枚数とする。

$$\text{正答率} = \frac{\text{リローカリゼーションに成功した回数}}{\text{リローカリゼーションを行った回数}} \quad (4)$$

1 回の処理時間は、入力画像を読み込んだ後から類似画像が選出されるまでの時間とする。

4.2 提案手法の閾値の決定

本節では、線分特徴を用いた多段式スクリーニング法の 9 種類の絞り込み処理で使用する閾値の決定方法について述べる。9 種類の絞り込み処理の閾値は、リローカリゼーションの性能に影響を与えられ考えるが、最適な閾値は対象とする環境の複雑さに依存すると予想される。そのため、高い性能のリローカリゼーションを実現するためには、対象とする環境全体を事前に撮影して候補画像データベースを作成し、それを対象に最も高い性能となる閾値を見つける処理 (最適化処理) を実行することが望ましい。本研究では、対象の環境を撮影して得た画像の一部を用いて最適化処理を実行し、その結果得られた値を利用する。閾値を決定する際の候補画像データベースは、4.1 節で述べた 236,552 組の画像から合計 5,000 組の画像を使用した。作成した 5,000 組の候補画像から、RGB 画像とデプス画像をランダムに 100 組抜き出し問題画像データベースを作成した。問題画像を 100 組抜き取ったため、候補画像データベースの画像は 4,900 組となった。最適化処理を実行するにあたり、線分情報データベースに格納する縮小画像のサイズは事前検討でリローカリゼーションの精度が大きいくは低下しない最小のサイズであることが確認された $32\text{pixel} \times 24\text{pixel}$ とした。

各絞り込み処理における閾値決定の際には、9 種類の絞り込み処理をそれぞれ 1 種類ずつ実行し、その後 NSSD を用いて候補画像を 1 枚に絞り込み、正答率を求める。この時、各絞り込み処理における閾値をそれぞれ変化させる。その結果、提案手法の正答率が最も高いものの中で処理時間が最も短くなった各絞り込み処理における閾値を表 1 に示す。そのときの各絞り込み処理におけるヒストグラムのビンの設定を表 2 に示す。また、画面分割法での分割数は縦横共に 2 とした。平行線法で平行とみなす角度は水平方向は 0 度以上 10 度未満、垂直方向は 80 度以上 90 度未満とした。表 1 に示す閾値は、4,900 組の候補画像データベースで提案手法を実行したときのものであり、この閾値をそのまま使用した場合、候補画像データベースの枚数などが変化した場合、正答率が下がる可能性がある。そこで、本研究では表 1 に示す閾値の値よりも、数の差の閾値をそれぞれ 10 ずつ増やし、数の差の割合の閾値をそれぞれ 0.1 ずつ増やしたものを提案手法の各絞り込み処理における閾値とする。これは、閾値を緩

表 1 各絞り込み処理における正答率が最大になる閾値

Table 1 Thresholds that maximize Correct Answer Rate

絞り込み処理	数の差の閾値	数の差の割合の閾値
線分総数法	numABS=10	numRAT=0.05
画面分割法	areaABS=10	areaRAT=0.05
平行線法	paraABS=10	paraRAT=0.05
2D 長さ法	2DLenABS=10	2DLenRAT=0.05
3D 長さ法	3DLenABS=10	3DLenRAT=0.2
2D 距離法	2DDisABS=30	2DDisRAT=0.4
3D 距離法	3DDisABS=50	3DDisRAT=0.4
2D 角度法	2DAngABS=60	2DAngRAT=0.5
3D 角度法	3DAngABS=40	3DAngRAT=0.2

くすることで各絞り込み処理によって真値の画像が候補から除外される可能性を低くするためである。

4.3 絞り込み処理の順番の決定

提案手法の 9 種類の絞り込み処理の順番の決定方法について述べる。提案手法では 9 種類の絞り込み処理を処理の軽いものから順番に実行し、候補画像を段階的に絞り込み、最終的に残った候補画像と入力画像の SAD (市街地距離和) を求めることで、類似画像を 1 枚選出する。絞り込み処理の順番を決定する際の候補画像データベースは、4.2 節で述べた 4,900 組の候補画像データベースを用いた。また、絞り込み処理の順番を決定する際に使用した問題画像データベースも 4.2 節で述べた問題画像データベースを用いた。提案手法の絞り込み処理の順番の決定に用いた PC と使用した開発環境の仕様を表 3 に示す。線分情報データベースに格納する縮小画像のサイズは $32\text{pixel} \times 24\text{pixel}$ とした。

最初に、問題画像 100 組を入力画像として 9 種類の絞り込み処理をそれぞれ 1 種類ずつ実行し、処理時間を計測し、問題画像 100 組の処理時間の平均を求め、処理時間の平均が一番短かったものを 1 段階目の絞り込み処理とする。次に、2 段階目の絞り込み処理として残り 8 種類の絞り込み処理をそれぞれ 1 種類ずつ実行し、8 種類の処理時間の平均を比較し、一番処理時間の短かったものを 2 段階目の絞り込み処理として採用する。以上を絞り込み処理が残り 1 種類になるまで繰り返し行い、絞り込み処理の順番を決定する。

以上の方法で処理の順番を決定する場合、候補画像データベースと問題画像データベースが同じであれば、結果は常に同じになるはずであるが、処理を実行している間の OS のバックグラウンドの処理の影響などで実際には繰り返し実行すると結果が変動する。そこで本研究では、10 回処理を繰り返し順番の平均を求めることにした。結果を表 4 に示す。

表 4 に示した平均順位の結果より、提案手法の絞り込み処理の順番が決定された。ここで、処理段階毎の

表 2 各絞り込み処理におけるヒストグラムのビンの設定
Table 2 Settings of Bins of histograms for Each Narrowing Processing

2D 長さ法	0pixel 以上 1.5pixel 未満	1.5pixel 以上 100pixel 未満		
3D 長さ法	0m 以上 0.75m 未満	0.75m 以上 1.5m 未満	1.5m 以上 100m 未満	
2D 距離法	0pixel 以上 0.5pixel 未満	0.5pixel 以上 1.0pixel 未満	1.0pixel 以上 1.5pixel 未満	1.5pixel 以上 100pixel 未満
3D 距離法	0m 以上 0.5m 未満	0.5m 以上 1.0 未満	1.0m 以上 1.5m 未満	1.5m 以上 100m 未満
2D 角度法	0 度以上 22.5 度未満	22.5 度以上 45 度未満	45 度以上 67.5 度未満	67.5 度以上 90 度未満
3D 角度法	0 度以上 22.5 度未満	22.5 度以上 45 度未満	45 度以上 67.5 度未満	67.5 度以上 90 度未満

表 3 絞り込み処理の順番の決定に使用した PC の仕様と使用した開発環境

Table 3 PC Setting and Development Environment

プロセッサ	Intel Core i7-4700MQ 2.40 GHz
RAM	16 GB
OS	Windows7 Professional 64 bit
開発環境	Visual Studio 2010
開発言語	C++
使用ライブラリ	OpenCV2.4.9、boost1.5.9

表 4 各絞り込み処理の平均順位

Table 4 Average Order in Narrowing Processing

絞り込み処理	平均順位
2D 角度法	1.0
3D 長さ法	3.1
2D 長さ法	4.4
平行線法	4.7
3D 角度法	5.1
3D 距離法	5.4
2D 距離法	6.9
画面分割法	7.1
線分総数法	7.3

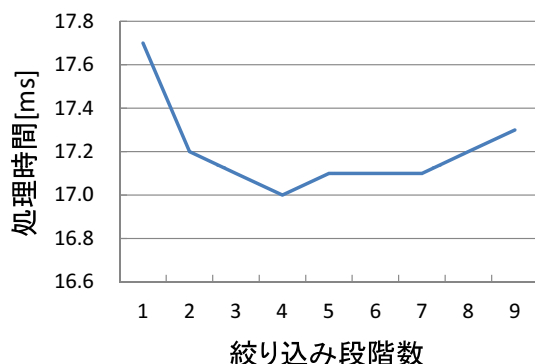


図 4 各処理段階の処理時間の平均の関係

Fig.4 Average Process Time in Each Narrowing Processing

処理時間の 10 回の平均を図 4 に示す。図 4 より、処理時間に注目すると 8 段階目と 9 段階目の処理時間は 7 段階目の処理時間より増加することが分かった。そこで、今回は 8 段階目以降の処理は除外する。以上より、提案手法の絞り込み処理は、1 段階目が 2D 角度法、2 段階目が 3D 長さ法、3 段階目が 2D 長さ法、4 段階目が平行線法、5 段階目が 3D 角度法、6 段階目

表 5 性能の評価に使用した PC の仕様

Table 5 PC Setting in Evaluation

プロセッサ	Intel Core i7-4700S 3.10 GHz
RAM	24 GB
OS	Windows7 Professional 64 bit
開発環境	Visual Studio 2010
開発言語	C++
使用ライブラリ	OpenCV2.4.9、boost1.5.9

表 6 提案手法の性能の評価結果

Table 6 Evaluation Result of proposed Method

処理時間 [ms]	正答率 [%]
67.2	95.5

が 3D 距離法、7 段階目が 2D 距離法となる。

4.4 提案手法の性能の評価

本節では、線分特徴を用いた多段式スクリーニング法の性能の評価について述べる。性能の評価には 236,552 組の候補画像データベースを使用した。また、問題画像は RGB 画像とデプス画像を合わせて 1,000 組とした。性能の評価に使用した PC の仕様を表 5 に示す。線分情報データベースに格納する縮小画像のサイズは $16pixel \times 12pixel$ とした。

決定した 7 種類の絞り込み処理の順番を適用した提案手法を、1,000 組の問題画像を入力として実行したときの正答率と処理時間の平均 (1 組あたりの所要時間) を表 6 に示す。

4.5 評価結果の考察

各絞り込み処理による候補画像のセット数の変化を図 5 に示す。図 5 から絞り込み処理により候補画像の枚数を大幅に減少させることができていたことが分かる。図 5 の赤色の部分を拡大したものを図 6 に示す。

表 6 に示した結果の際の提案手法の各処理毎の処理時間の平均を表 7 に示す。表 7 から分かるように、提案手法の処理のうち、最も処理時間が長い処理が最後に行う問題画像と候補画像の縮小画像を比較する処理で、全体の処理時間の約 44% を占めている。次に処理時間が長い処理が問題画像から線分を認識する処理などローカリゼーションに必要な情報を取得する処理で、全体の処理時間の約 23% を占めている。3 番目に重い処理が 2D 角度法の処理で、全体の約 19% を占め

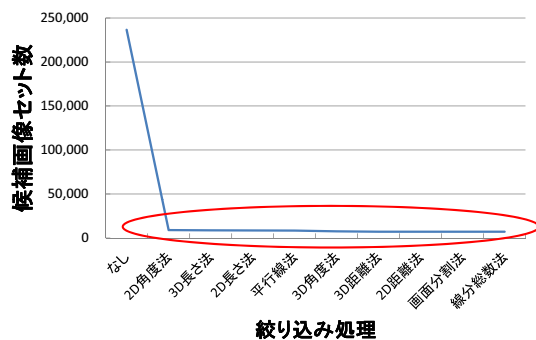


図5 提案手法の各絞り込み処理による候補画像のセット数の変化

Fig. 5 Number of Candidate Images with respect to Narrowing Processing

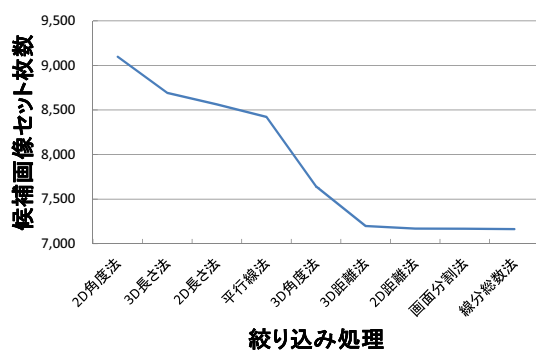


図6 提案手法の各絞り込み処理による候補画像のセット数の変化の拡大図

Fig. 6 Enlarge View of Red Circle in Fig. 5

ている。以上の3つの処理を合わせて約86%となる。最も処理時間が長い縮小画像比較の処理の時間を短くするためには、処理時間の短い9種類の絞り込み手法により候補画像をなるべく多く絞り込み、縮小画像を比較する処理の回数を減らす必要がある。3番目に処理時間が長い処理が2D角度法となっているが、これは、2D角度法は提案手法の絞り込み処理の1段階目の処理であり、絞り込む対象の候補画像の枚数が多いためであると考えられる。性能の評価の際に2D角度法が処理の対象とした画像はRGB画像とデプス画像を合わせて236,552組である。一方、1番処理時間が長かった縮小画像の比較の処理が対象とした画像の枚数の平均はRGB画像とデプス画像を合わせて約3585組であった。したがって、2D角度法は処理する画像の枚数が縮小画像の比較で処理する枚数の約66倍多い。しかし、2D角度法の処理時間は縮小画像の比較の処理に比べて約2.4分の1と短い。したがって、2D角度法は非常に高速で画像を処理していることが分かる。また、2D角度法以外の他の8種類の絞り込み処理も、全体の処理時間にほとんど影響を与えない。以上より、最も処理時間が長い縮小画像の処理を軽くできれば、提案手法の処理時間の短縮が期待できる。

表7 提案手法の各処理毎の処理時間
Table 7 Processing Time in Each Narrowing Processing

処理	処理時間 [ms](全体に対する割合)
線分情報を取得	15.7(23.4%)
(1段階目)2D 角度法	12.6(18.8%)
(2段階目)3D 長さ法	2.5(3.7%)
(3段階目)2D 長さ法	0.9(1.3%)
(4段階目) 平行線法	0.7(1.0%)
(5段階目)3D 角度法	1.9(2.8%)
(6段階目)3D 距離法	1.3(1.9%)
(7段階目)2D 距離法	1.8(2.7%)
縮小画像比較	29.8(44.4%)
全体処理時間	67.2(100%)

5. 結論

原子力発電プラント内部は広域で複雑な形状の物体が多数存在しており、そのような環境で十分高速かつ高精度にリローカリゼーションできる手法はまだ開発されていない。本研究では、原子力発電プラント内部に数多く存在する配管のエッジなどの線分を認識する手法を用いれば、リローカリゼーションの安定性を向上させられる可能性があることに着目し、線分特徴を利用した絞り込み処理によるリローカリゼーション手法を開発することを目的とした。

開発した提案手法の性能を評価した。評価する際に使用したリローカリゼーションの候補画像データベースには、新型転換炉ふげん発電所の純粋装置室の内部を撮影したRGB画像とデプス画像を合わせて236,552組の画像とした。結果として、処理時間が短く精度の高いリローカリゼーションが実現できた。

本研究では絞り込み処理のパラメータの決定と提案手法の性能の評価に使用した候補画像データベースは異なる。したがって、使用する環境ごとに提案手法の絞り込み処理における最適な閾値を決定することで、提案手法の性能はさらに向上すると考えられる。

今後は、原子力発電プラント内部の広域な環境下でデータベースの枚数に応じた最適な閾値を効率的に決定する方法を開発し、提案手法の準備作業の手間を最小限に抑えろと共に、計算負荷が小さく線分の認識を安定化させる処理を提案手法に組み込み、提案手法の安定性や速度を向上させる工夫が必要である。

6. 参考文献

- [1] W. Yan, S. Aoyama, H. Ishii, H. Shimoda, T. Sang, S. Inge, T. Lygren, Jo. Terje, M. Izumi: Development and Evaluation of a Temporary Placement and Conveyance Operation Simulation System Using Augmented Reality, Nuclear Engineering and Technology, 44(5), pp.507-522 (2010).
- [2] R. Gioi, J. Jakubowicz, J. Morel, G. Randall: LSD: a Line Segment Detector, Image Processing On Line on 2012, pp.35-55 (2012).