

要旨

センサによって取得した3次元点群を照合することで対象物体の位置や姿勢を把握する手法を提案する。この手法ではLCPD (Local Consistency of Point Dispersion) という密度情報に基づく照合法を3次元点群に適用し、実験から従来手法と比較しどのような有用性を持つかを評価する。また点群の密度分布について定義し、密度分布が照合においてどのような影響を及ぼすかを評価する。

1 緒言

ロボット技術の発達に伴いロボットに対象を正確に認識させる需要が高まっている。物体を把握するにはその物体の位置と姿勢の情報を得なければならない。本研究では3次元点群照合を行うことにより物体の位置と姿勢の把握を試みる。点群照合法にはICP [1] やMICPなどの従来手法があるが、本研究では点群の密度情報を用いたLCPD [2] を用い、ロバストかつ高精度な照合法について研究する。

2 LCPD

LCPDの評価方法は一方の点群分布における粗密の状態が他方の点群と一致しているとき、点群間の一致性が高いと判断する。粗密状態は双方の点群の包含状態を比較することにより観測する。

まず2つの点群を対象点群 $\mathbf{F} = [f_1, f_2, \dots, f_M]$ 、参照点群 $\mathbf{G} = [g_1, g_2, \dots, g_N]$ とし、 \mathbf{F} と \mathbf{G} の照合を行う。ここで、点群 \mathbf{F} の各点 f_m の近傍に存在する点の集合 Ω_m を以下と定義する。

$$\Omega_m = \{x \mid \|x - f_m\| \leq r_{th}\} \quad (1)$$

この Ω_m は双方の点群において定義される点 f_m を基準とする球領域を意味し、その半径はパラメータ r_{th} によって定義される。次式によって各点近傍の評価値 d を定義する。

$$d_m = \left| \sum_{\Omega_m} (1/M \cdot c_m^f) - \sum_{\Omega_m} (1/N \cdot c_m^g) \right| \quad (2)$$

また $1/M$, $1/N$ は総点数に基づく重みである。ここで c_m^f , c_m^g は次式によって定義される。

$$c_m^f = \begin{cases} 1: f_l \in \Omega_m \\ 0: otherwise \end{cases}, c_m^g = \begin{cases} 1: g_n \in \Omega_m \\ 0: otherwise \end{cases} \quad (3)$$

このようにして求まる評価値 d を累積してLCPDを評価するための評価関数 D を次のように定義する。

$$D = \frac{1}{M} \sum_m d_m \quad (4)$$

D の値は2点群間の変位量により変化する。したがって D を最小とするような並進距離、及び回転角度を決定することを目標とする。また関数の最小化手法としては滑降シプレックス法を用いる。本論文では反射パラメータ $\alpha = 1.0$ 、縮小パラメータ $\beta = 0.5$ 、拡大パラメータ $\gamma = 2.0$ を用いる。

3 PA-LCPD

3.1 アルゴリズム

局所領域パラメータ r の大きさによりLCPDは照合性能に違いを持つ。 r が大きい場合は収束域を大きくすることができ、照合時に局所解に陥りにくくなると考えられる。一方 r を小さくすると収束域は狭くなるが照合時の精度は向上し、最小領域ではICPと同等の精度が得られると考えられる。このトレードオフの関係を利用した照合法がPA-LCPD (Parameter Adaptive-LCPD) [3] である。この手法では照合段階に応じて局所領域の大きさを変化させることにより広い収束域と高い精度を持たせることができる。したがってこれを3次元点群照合へ拡張し適用した。Table 1 にアルゴリズムを示す。

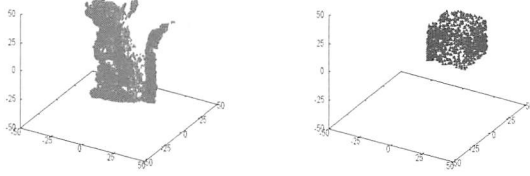
Table1 Refining local area in PA-LCPD.

PA-LCPD algorithm
$\hat{\theta} \leftarrow 0[\text{deg}]$
$\theta_r \leftarrow 90[\text{deg}]$
$r \leftarrow 2r_a \sin(\theta_r/2)$
for $i = 1$ to T
Renewed simplex is calculated by downhill simplex method.
$\hat{\theta} \leftarrow \hat{\theta}_{new}$
$\theta_r \leftarrow \theta_r/2$
$r \leftarrow 2r_a \sin(\theta_r/2)$
end for

この手法においても最小化手法として滑降シプレックス法を用い、反射、縮小、拡大パラメータはLCPDと同様とした。滑降シプレックス法による計算はシプレックスの移動回数が100回を超える、評価値0が出現する、収縮処理が行われるのいずれかを満たした時に終了と判断することにする。また初期シプレックスは $(\pm r, 0, 0, 0, 0, 0)$, $(0, \pm r, 0, 0, 0, 0)$, $(0, 0, \pm r, 0, 0, 0)$, $(0, 0, 0, \pm r, 0, 0)$, $(0, 0, 0, 0, \pm r, 0)$, $(0, 0, 0, 0, 0, \pm r)$, $(0, 0, 0, 0, 0, 0)$ の13点とし、それぞれ x , y , z , $roll$, $pitch$, yaw を表す。また $roll$, $pitch$, yaw はオイラー角であり、それぞれ z 軸回転, x 軸回転, z 軸回転を表す。

3.2 性能比較実験

PA-LCPD, LCPD 及びMICPを用いた場合の3次元点群照合の性能比較実験を行った。3次元点群はFig.1で示すリス型・筒型の2種類を使用し、成功率と精度により比較する。精度は対応点間距離の2乗平均とし、その値が1以下である場合照合成功とみなす。また変位については1パラメータのみおよびすべてのパラメータに同一の数値を-30~30まで与えた場合の326通りで実験した。Table2~5に実験結果を示す。まずリス型の点群を使用した場合の実験結果を述べる。1パラメータのみに変位を与えた場合LCPDやMICPを使用した方が成功率が高く、PA-LCPDを使用した場合は成功率が若干劣るという結果になった。一方精度については $pitch$ 角に変位を加えた場合以外でPA-LCPDが最も優れていた。全パラメータに変位を与えた場合は3つの手法で成功率や精度に大きな差は見られなかった。続いて筒型の点群を使用した場合の実験結果について述べる。こちらについてもPA-LCPDの成功率は他の2つの手法に比べ劣るという結果が見られた。しかし精度は概ねPA-LCPDがすぐれているという結果となった。以上から局所領域を照合段階に応じて変化させることで高い精度の照合を行うことはできた。しかし広い収束域を持つという特徴は今回の実験結果からは見られなかった。原因としてはPA-LCPDの局所領域の大きさや形状が3次元点群照合に適していないことが考えられる。今回の手法では点群座標の原点からの平均距離と θ_r の値によってアルゴリズムの通り初期の局所領域を設定しているが、その大きさは50以上である。したがって真値と違うパラメータでも評価値が0となる場合がある。そのパラメータが局所解の近くであった場合、照合するにつれ局所解へ向かい収束していき真値と全く異なる推定値を求めてしまうことがある。次節では局所領域の大きさと照合性能について考察する。



(a)Squirrel (b)Tube

Fig.1 Dot cloud data

Table2 Result of squirrel (success rate)

	PA-LCPD	LCPD($r = 10$)	MICP
x	67.2%	83.6%	98.4%
y	63.9%	65.6%	91.8%
z	73.8%	93.4%	98.4%
$roll$	88.5%	98.4%	93.4%
$pitch$	75.4%	95.1%	93.4%
all	37.7%	36.1%	41.0%

Table3 Result of squirrel (accuracy)

	PA-LCPD	LCPD($r = 10$)	MICP
x	0.123	0.305	0.178
y	0.152	0.271	0.246
z	0.0993	0.234	0.155
$roll$	0.0506	0.123	0.0896
$pitch$	0.247	0.161	0.170
all	0.282	0.318	0.273

Table4 Result of tube (success rate)

	PA-LCPD	LCPD($r = 10$)	MICP
x	62.3%	63.9%	70.5%
y	41.0%	67.2%	65.6%
z	44.3%	77.0%	86.9%
$roll$	90.2%	82.0%	73.8%
$pitch$	39.3%	70.5%	63.9%
all	18.0%	27.9%	27.9%

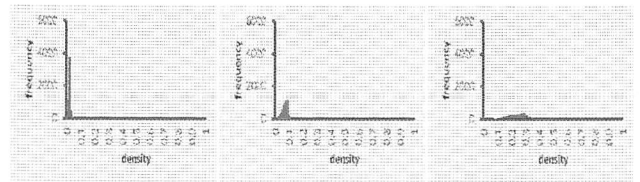
Table5 Result of tube (accuracy)

	PA-LCPD	LCPD($r = 10$)	MICP
x	0.179	0.231	0.259
y	0.182	0.186	0.265
z	0.127	0.279	0.147
$roll$	0.0804	0.237	0.263
$pitch$	0.311	0.333	0.298
all	0.202	0.290	0.311

4 照合難易度

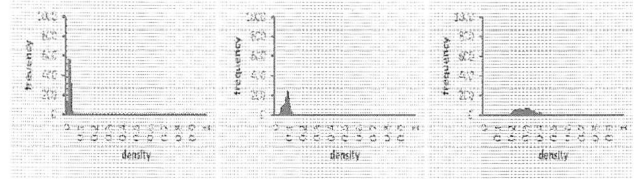
4.1 密度分布ヒストグラム

LCPD は密度情報を利用した照合手法である。そのため対象とする点群データの密度的特徴により照合難易度が変化すると考えられる。ここで密度分布ヒストグラムを定義する。これはそれぞれの局所領域内にどのくらいの点が含まれているかを示すヒストグラムになっており、横軸が密度、縦軸が頻度を表す。同一点群データであっても局所領域の大きさによりヒストグラムは変化する。Fig.1 を使用し、局所領域の大きさを変化させた場合の密度分布に関するヒストグラムを Fig.2, 3 で示す。LCPD の性質からそれぞれの密度が一定である場合照合が難しいことが予想される。したがって密度の濃い部分と薄い部分が明確である点群データや局所領域の取り方が望ましいと考えられる。



(a) $r = 5$ (b) $r = 10$ (c) $r = 20$

Fig.2 Density distribution of squirrel data



(a) $r = 5$ (b) $r = 10$ (c) $r = 20$

Fig.3 Density distribution of tube data

4.2 密度分布別照合実験

密度分布と LCPD の照合性能にはどのような関係があるか調査するため大きさの異なる 3 つの局所領域を用いた場合の照合実験を行った。また実験に使用する点群は Fig.1 とし、変位はすべてのパラメータに $-30 \sim 30$ を与えた場合の 61 通りとした。実験結果を Table6, 7 に示す。実験前はヒストグラムが平たく、密度の濃い部分と薄い部分が明確である $r = 20$ の場合に高い成功率となると考えていた。しかし結果は $r = 10$ の場合が最も優れた成功率を示していた。サンプルが少ないためヒストグラムと成功率の明確な関係は不明だが、関係が認められた場合、局所領域の大きさや形状の検討や評価に利用できると考えられる。

Table6 Result of squirrel

	$r = 5$	$r = 10$	$r = 20$
Success rate	27.9%	36.1%	23.0%
Accuracy	0.183	0.318	0.344

Table7 Result of tube

	$r = 5$	$r = 10$	$r = 20$
Success rate	26.2%	27.9%	13.1%
Accuracy	0.303	0.290	0.237

5 結言

PA-LCPD による 3 次元点群照合を提案した。しかし PA-LCPD による 2 次元点群の照合法を単純に拡張した 3 次元点群照合では強い効果は見られなかった。したがって局所領域の取り方や点群を照合前に加工するなどの処理により成功率を上げる工夫が必要であると考えられる。また実際に利用する際対象物体の点群の一部しかデータをとれない場合や、対象物体以外の点をセンサで取得してしまうことも考えられる。そのため部分点群や総点数の不一致点群を利用した場合での照合手法を検討する必要がある。

参考文献

- [1] P.J. Besl and N.D. McKay, "A Method for Registration of 3-D shapes", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.14, No.2, pp.673-689, 1992.
- [2] 浦野貴裕, 金子俊一, 高氏秀則, 田中孝之, 前田俊二, 渋谷久恵, 吉田実, 「局所一貫性による点群の回転照合法と欠陥パターン照合への応用」, 電子情報通信学会, Vol.J90-D- , No.10, pp2798-2806, 2007.
- [3] 近藤正一, 高氏秀則, 渋谷久恵, 前田俊二, 吉田実, 中川泰夫, 金子俊一, 「不均衡点群データを対象としたロバスト点群照合」, ViEW2009 ビジョン技術の実用ワークショップ講演論文集, C-40, pp.300-305, 2009.