

生活支援ロボットの実用化を目的とする清掃動作の開発

Development of Cleaning Motion for Practical Use of Life Support Robot

知能機械工学コース

知能ロボティクス研究室 1265004 大賀 陸司

1. 緒言

少子高齢化に伴い、要介護者の人口は年々増加している。主な介護者の構成割合は配偶者や子供といった家族が約8割を占めており⁽¹⁾、ここから自宅での介護が多いと読み取れる。生産人口が減少している現在、如何に介護の負担を低減できるかは社会的な難題である。

要介護者の日常生活を支援するために、様々な生活支援ロボットが開発されているが、多くの課題が未解決であり、まだ普及には至っていない。

本研究では室内の床掃除として、7軸アームを搭載した人型生活支援ロボットを用いて掃除機を操作する。室内を清掃するには清掃場所を認識、移動した後、アームを任意に動作させる必要がある。そのために清掃範囲を指定したときのロボットの予備動作と操作動作を提案する。先行研究⁽²⁾では、事前に設定した複数の目標座標と傾度によりアームを制御するため、遺伝的アルゴリズム⁽³⁾を用いて、アーム先端の座標と傾度から各関節の角度を導く逆運動学解析プログラムを提案した。本研究では可動域拡張のため、先行研究で提案した逆運動学解析プログラムの制御対象にリフトと腰関節を追加した。本報告では提案したプログラムを利用するための目標値の生成手法を提案する。最後にシミュレーション実験により、本提案手法の有用性を示す。

2. 生活支援ロボット

本報告で使用する生活支援ロボットの外観を図1に示す。アームは7自由度あり、人に近い動作を実現できる。ハンドは親指のみを操作でき、残りの指は親指に掛かった荷重に合わせて開閉する。手首にはx, y, z軸方向に荷重センサを搭載している。移動機構にはオムニホイールが採用されており、平面において任意の方向に移動できる。頭部、胸部にはカメラ、下半身土台の上部には測域センサを搭載している。



Fig.1 Life support robot

3. ロボットアームの制御

3.1 順運動学

ロボットアームモデルを図2に示す。順運動学を用いてロ

ボットアームを数式モデルに変換する。アームの回転は四元数⁽⁴⁾で表現し、オイラー角を用いて数式化した。四元数とは複素数を拡張した表現であり、任意のベクトルを回転軸とし、指定した角度分他方のベクトルを回転させることができる。またオイラー角とは回転させる物体に付随した座標系を用いて物体を回転させる手法である。原点から順に各部位で回転後の座標を計算し、それらを加算することでアームの先端座標を算出した。本数式ではアームの先端座標を親指の付根とした。また単位ベクトルを用いて各部位の回転後の座標を計算することでアームの先端傾度を算出した。四元数を式(1)、回転四元数を式(2)、先端座標の計算式を式(3)(4)、先端傾度の計算式を式(5)に示す。

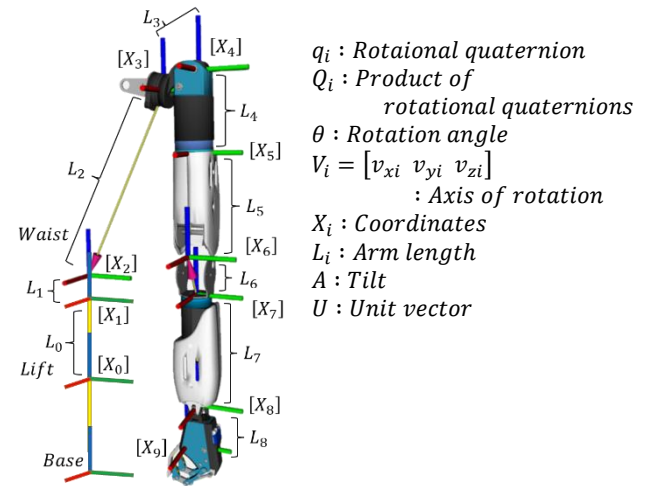


Fig.2 Robot arm model (Left)

$$q_i = \left[\cos \frac{\theta}{2}, v_{xi} \sin \frac{\theta}{2}, v_{yi} \sin \frac{\theta}{2}, v_{zi} \sin \frac{\theta}{2} \right], i = 1, 2, \dots, 8 \quad (1)$$

$$Q_i = \prod_{n=0}^i q_n \quad (2)$$

$$X_1 = L_0 + X_0 \quad (3)$$

$$X_{i+1} = Q_i L_i Q_i + X_i \quad (4)$$

$$A = Q_i U Q_i \quad (5)$$

3.2 逆運動学解析プログラム

7軸アーム先端の座標と傾度から各関節の角度を解析的に算出することは困難である。よって遺伝的アルゴリズムを用いて式(1)~(5)から逆運動学を求める。遺伝的アルゴリズムとは、生物の進化を模したアルゴリズムである。ランダムに生成したデータ群の中から評価の高い個体を選別し、交叉、変異を施す。これを繰り返すことによって最も評価の高い個体を生成する手法である。逆運動学解析プログラムのフローチャートを図3に示す。本プログラムでは評価値が小さいもののほど評価が高い個体とした。個体数を2000、世代閾値は300世代、交叉と変異を行う確率はそれぞれ60%(0.6)、60%(0.6)とした。

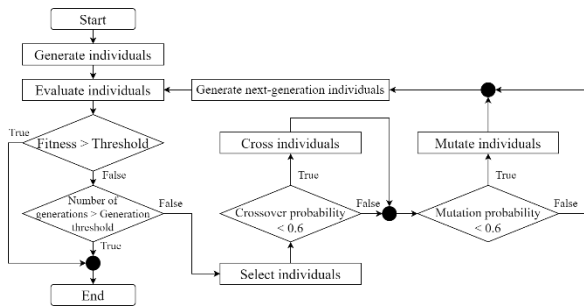


Fig.3 Inverse kinematics analysis using genetic algorithm

3.3 評価関数

アーム先端の座標と傾度により制御を行うため、評価関数には目標座標と算出座標の絶対誤差、目標傾度と算出傾度の絶対誤差、各関節の移動量の3つに重みを掛けたものを用いた。また各関節の可動域を逸脱した個体に対しては評価値にペナルティを加算した。評価関数を式(5)に示す。シミュレーションではペナルティを $1e16$ とした。

G_{pos} : Target coordinates
 G_{ang} : Target inclination
 I_{old} : One previous individuals
 I_{new} : New Individuals
 $W_{i \sim k}$: Weight
 $fitness$: Evaluation value
 p : Penalty

$$fitness = \begin{cases} W_i |G_{pos} - X_i| + W_j |G_{ang} - A_i| + W_k |I_{new} - I_{old}| \\ W_i |G_{pos} - X_i| + W_j |G_{ang} - A_i| + W_k |I_{new} - I_{old}| + p \end{cases} \quad (5)$$

4. 目標値生成

先に提案したプログラムを利用するためにARマーカーを用いて人間から床掃除の動作を抽出した。今回は左手の甲にARマーカーを貼り付け、カメラを用いて床掃除中のマーカーの位置と角度を測定した。測定した結果から近似曲線を求め、初期位置と体格差を考慮して結果に修正を加えた。測定結果から作成したy軸の近似曲線と修正前の目標値を図4に示す。

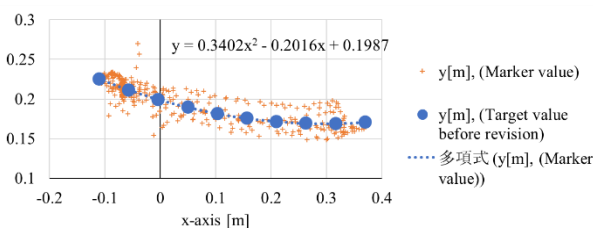


Fig.4 Approximate curve and target value before correction (y-axis)

5. シミュレーション

5.1 シミュレーション環境

提案したプログラムの有用性を検証するために数値実験を行った。生成した目標値とシミュレーションでの測定値を比較し、床掃除動作の精度を確認した。先行研究からシミュレーションでの測定値と逆運動学解析プログラムの結果はほぼ同値のため、ここでの比較は省略した。生成した目標値を逆運動学解析プログラムに入力し、出力された結果をシミュレーションに入力した。目標値を表1に示す。表1の目標傾度は固定角で表している。

Table1 Target coordinates and target inclination

point	Target coordinates[m]			Target inclination[rad]		
	x	y	z	roll	pitch	yaw
1	-0.121046	0.1970894	0.731378	0.300076	-0.719499	-0.347638
2	-0.072266	0.1844894	0.7232829	0.3473391	-0.711468	-0.382741
3	-0.023485	0.1736596	0.7153798	0.3875235	-0.706566	-0.411056
4	0.0252951	0.1645999	0.7076686	0.4206293	-0.704794	-0.432582
5	0.0740756	0.1573103	0.7001495	0.4466563	-0.706152	-0.447319
6	0.1228561	0.1517909	0.6928224	0.4656047	-0.710638	-0.455268
7	0.1716366	0.1480416	0.6856873	0.4774744	-0.718254	-0.456428
8	0.2204171	0.1460625	0.6787441	0.4822654	-0.729	-0.4508
9	0.2691976	0.1458535	0.671993	0.4799777	-0.742875	-0.438384
10	0.317978	0.1474147	0.6654339	0.4706113	-0.75988	-0.419178

5.2 シミュレーション結果

シミュレーションの結果として生成した目標値と測定した先端の座標、傾度を図5に示す。座標の誤差について、最大誤差はy軸10点目で 0.8899 [mm]、最小誤差はz軸3点目で 0.003987 [mm]であった。誤差の平均は 0.1683 [mm]であった。傾度で生じた目標値との誤差を比較したとき大きな誤差は見られなかったが、8~9点目の移動でrollに局所的な曲線が見られた。誤差をすべて 1 [mm]未満に抑えられたことから、十分な精度で動作の再現が出来ていると考えられる。

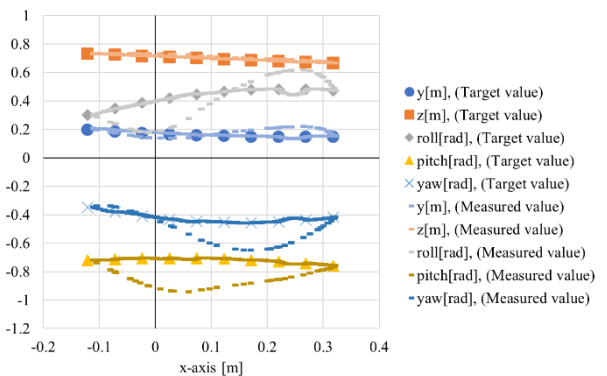


Fig.5 Trajectory of the tip of the arm

6. 結言

本報告では、目標値の生成手法を提案してシミュレーションによって有用性を検証した。結果、目標値の生成に成功した。しかし、生成するまでの工程は長く、各動作に合わせて修正を行う必要がある。よって、生成までの工程をプログラムにまとめ、新規のアルゴリズム等を用いた補正の自動化を行う必要があると考える。

文献

- (1) 厚生労働省, “国民生活基礎調査の概況 平成 28 年度” pp. 30.
- (2) 大賀陸司, “生活支援ロボットを用いた室内清掃動作の開発”, 高知工科大学学士論文, (2022)
- (3) Fortin, F.A., De Rainville, F.M., Gardner, M.A., Parizeau, M., Gagne, C., “DEAP: Evolutionary Algorithms Made Easy”, Journal of Machine Learning Research, Vol. 13, (2012), pp. 2171-2175.
- (4) 坂上志之, 杉本浩一, “位置・姿勢誤差補償によるロボットの高精度軌道制御”, 日本機械学会論文集 C 編, 52 巻, 474 号 (1986), pp. 507-514.