

複雑な環境における多群による複数の動的目標追跡のための 移動制御の導入と評価

Introduction and evaluation of movement control for multiple dynamic targets tracking by multiple swarms in complex environment

堀内 準[†] 水野 秀之[†]
Horiuchi Jun Mizuno Hideyuki

1. はじめに

近年、群知能を用いることで、ドローン群などの複数のロボットを制御し様々な環境下で所望の目的を達成可能であることが報告されている。[1][2] 群知能の一つである粒子群最適化(PSO)においても、各粒子をロボットと見做して障害物を回避しつつ目標探索を行う Repulsion-based Robotic Darwinian PSO (RbRDPSO) [3]などが提案されている。しかし、障害物が存在する環境下での多群による複数目標探索の検討はなされていない。

本研究では、単群を対象にした複数目標の探索メカニズムである Adaptive Local Information Sharing (ALIS) と、Jumping Over toward Future Best (JOFB) [4]を多群に対応可能なように拡張して RbRDPSO に導入するとともに、シミュレーション実験により障害物存在下における複数目標探索及び追跡性能の比較と評価を行った。

2. RbRDPSO

RbRDPSO は、Darwinian PSO[5] をマルチロボットシステムに適応させた RDPSO[6]に反発力に基づく拡張を行ったもので、その挙動は次の離散方程式で定義される。

$$v_n[t+1] = \alpha v_n[t] + \frac{1}{2}\alpha(1-\alpha)v_n[t-1] + \frac{1}{6}\alpha(1-\alpha)(2-\alpha)v_n[t-2] + \frac{1}{24}\alpha(1-\alpha)(2-\alpha)(3-\alpha)v_n[t-3] + \sum_{i=1}^4 \rho_i r_i (X_i[t] - x_n[t]) \quad (1)$$

$$x_n[t+1] = x_n[t] + v_n[t+1] \quad (2)$$

x_n はロボット (以下、個体) n の位置、 v_n は個体 n の速度、 α は慣性係数、 $X_i[t]$ はそれぞれ t 時刻目におけるグローバルベストの位置(X_1)、ローカルベストの位置(X_2)、障害物を回避するための最良位置(X_3)、個体の情報共有を維持するための最良位置(X_4)、個体の探索領域の重複を解消する位置(X_5)を示す。 ρ_i は $[0, 1]$ で定義される係数であり、 r_i は $[0, 1]$ の一様乱数を表す。

3. ALIS

ALIS は、各個体に適応的に変化する共有範囲 d を導入し、個体間の情報共有を制限することで群れが探索空間上の特定の目標へと収束するのを抑制し、さらに探索範囲内の個体数を概ね一定数になるよう確率的に制約するメカニズムである。

まず、目標との距離が改善されない時間が閾値を超えた場合、現在の場所から目標への距離に基づいて各個体のラ

ンク付けを行う。これは自身を含めた共有範囲 d 内の全個体へのランク付けであり、 i 番目の個体のランクを $localrank_i$ として算出する。次に、シグモイド関数に基づく(3)式により、ランク付けされた個体が現在の目標を捕捉している状態から新たな目標を探索する状態へと変化する変化確率 P_i を算出する。

$$P_i = 1 / (1 + e^{2(-localrank_i + N_i)}) \quad (3)$$

ここで、 N_i は目標を捕捉し続ける平均的な個体数を表す任意の値である。

各個体の共有範囲 d は以下の 4 つのルールに基づいて探索段階に応じて適応的に変更する。

ルール 1 : 探索の初期段階に適用され、 $localrank \neq 1$ を満たし、近接範囲 λ 内に他の個体が存在しない場合、 d_i を任意の値 β だけ増加する。

ルール 2 : 個体が近傍の他の個体と情報を共有し、目標を探索している中期段階に適用され、 d_i を $localrank_i = 1$ の個体が持つ共有範囲と同じ値に設定する。ルール 3 : λ 内に異なる目標を捕捉している群れが存在しているような探索の後期段階において適用される。この群れが d_i 内に存在している場合、 d_i を β ずつ減少する。

ルール 4 : ルール 3 と同様に、探索の後期段階に適用される。この群れが一つの目標を捕捉している時に、他の目標を捕捉している群れが存在するまで d_i を β ずつ増加することで、異なる目標を捕捉している群れが存在しない最も大きな値が設定される。

4. JOFB

JOFB は、JO (Jumping Over current best) と FB (Mechanism based on searching toward Future Best) という 2 つのメカニズムから構成される。JO は PSO のような多点探索型の群知能で定義される、ある目的関数に対して最も目標との距離が近い個体(以下、最良個体)へと近づく移動ベクトルの係数に対し、取り得る値の範囲を $[0, 1]$ から $[0, \lambda]$ に拡張するメカニズムであり、最良個体を越えた先の位置を他の個体が探索するようにするための方法である。また、 $t+1$ のステップにおける目標の位置を x_{gbest}^{t+1} として、次式によって予測する。

$$x_{gbest}^{t+1} = x_{gbest}^t + (x_{gbest}^t - x_{gbest}^{t-1}) \quad (4)$$

これにより、目標が移動すると考えられる方向へと指向性を持って移動することが可能となり、目標が均一に移動する場合、目標の位置をより正確に捕捉可能となる。

[†] 公立諏訪東京理科大学 Suwa University of Science

5. ALIS の拡張

5.1 多群対応

通常の単群対応の ALIS をそのまま RbRDPSO に導入を行った場合、目標毎に捕捉する個体数に偏りが生じ未発見の目標探索が困難になる問題があった。そこで、ALIS のメカニズムをベースに多群に対応するために簡易的に共有範囲内のすべての群れを対象としたランク付けを行った。しかし特定の目標にのみ個体が偏ってしまう問題が残っているため、さらに変化確率 P_i を算出する(3)式の拡張を行い群れの数の調整を行った。群れのある個体 x_i のランク付けが行われた後、 x_i の共有範囲 d_i 内に存在する最も目標に近い個体 x_{best} が同じ群れに所属しているかという条件に基づいて異なる処理を実行する。同じ群れに所属している場合は、通常通り(3)式によって P_i を算出する。所属していない場合は、 x_{best} が所属している群れの個体数が共有範囲の個体数に占める割合 R を用いた次式によって算出する。

$$P_i = \frac{1/1 + e^{2(-localrank_i + N_i)} + (1 - R)}{2 - R} \quad (5)$$

これにより、 x_{best} が所属していない群れに所属する個体はランクが優れている場合でも P_i が高くなるため、目標を追跡する群れの数の最適化が期待できる。

5.2 共有範囲の最適化

ALIS を RbRDPSO に導入した場合に探索段階に応じた適応的な共有範囲の調整に時間がかかることで、探索時間が増加してしまう問題があった。そのため、探索の初期段階においては、共有範囲 d の初期値を所属する群れの他の個体との距離の最小値を用いることで、初期配置に近い位置にある目標への探索の初動を早めた。また、探索の過程で群れから除外された個体の共有範囲を、他の除外されていない個体が存在しない最大値とすることで、RbRDPSO の処理を妨げること無く、除外された個体による新しい群れの生成を促すようにした。

6. 実験及び評価方法

RbRDPSO に ALIS 及び JOFB を導入することによる移動目標への追従性に関する有効性を検証するため、シミュレーションを用いた実験を行った。実験では、円形に配置され円周軌道を描く複数の目標に対して、RbRDPSO に JOFB に加え簡易的に多群対応した ALIS を導入したもの(方法 1)と群れ数の最適化まで考慮した ALIS を導入したもの(方法 2)の 2 つを比較した。まず、パラメータの最適化の有無による性能の変化を確認した。次に、障害物の有無で条件を変えてシミュレーションを行った。障害物有の場合、障害物は 2 種類の大きさのものを実行時にランダムに配置し、個体が通過できない空間として設定した。評価尺度としては、シミュレーション時間中に目標がいずれかの個体により捕捉されていた時間の割合(捕捉率)と各目標が捕捉されるまでに経過した時間(収束時間)を用いた。捕捉率については目標毎に算出して平均を取り、シミュレーション毎の最大値と最小値、平均値によって比較した。また、それぞれ 10 回ずつシミュレーションを行い各値の平均値を用いて比較評価した。

7. 実験結果

7.1 共有範囲の最適化

ALIS の共有範囲の最適化の有無による収束時間の差異について表 1 に示す。

結果から、最適化を行うことによって目標を捕捉するまでの時間を約 12% 短縮可能であることが確認できたため、以降のシミュレーションでは全て最適化を行った。

表1共有範囲の最適化における評価

	有	無
平均収束時間 [s]	146.25	164.89

7.2 多群対応

障害物が存在しない場合と存在する場合におけるシミュレーションの結果を、表 2、3 にそれぞれ示す。

表2 障害物が存在しない環境における評価

	平均捕捉率			平均収束時間 [s]
	平均	最大	最小	平均
方法1	0.35	0.68	0.03	274.99
方法2	0.57	0.80	0.25	181.31

表3 障害物が存在する環境における評価

	平均捕捉率			平均収束時間 [s]
	平均	最大	最小	平均
方法1	0.38	0.72	0.05	133.65
方法2	0.51	0.75	0.29	122.33

表 2 と表 3 より、障害物の存在の有無に関わらず、平均捕捉率、平均収束時間のいずれにおいても方法 1 の値と比較して方法 2 の値が向上しており、方法 2 の有効性が確認できる。

これらの結果から、ALIS への群れの数の最適化の導入によって新たな目標を探索する能力が向上していることが分かる。しかしながら障害物が存在する場合に、平均捕捉率の平均値と最大値が若干低下していることから、障害物による影響を受けやすくなっていることも分かった。

8. おわりに

本研究では、単群の群知能を対象にした複数目標の探索を可能なように拡張するメカニズムである ALIS の多群への対応方法及び ALIS の共有範囲の最適化について検討した。シミュレーション実験の結果から、提案方法による収束時間の短縮及び目標の探索能力の向上が確認できた。

参考文献

- [1] Chao, M.T. et al., "Visually-guided obstacle avoidance." ICONIP'99. 99EX378, Vol. 2. 1999.
- [2] Bonabeau, E., et al. "Swarm Intelligence." Oxford, 1999.
- [3] Dadgar, M., et al. "RbRDPSO: Repulsion-based RDPSO for robotic target searching." IJSTE 44.1, pp.551-563. 2020.
- [4] 高野諒, 佐藤寛之, 高玉圭樹, "評価値軸・設計変数上の解の継続変化に対する群知能アルゴリズムのためのメカニズムの設計とその追従性の評価.", 進化計算学会論文誌 11.3 (2020)
- [5] Tillett, J. et al. "Darwinian Particle Swarm Optimization." IICAI-5, pp. 1474-1487, 2005.
- [6] Couveiro, M.S., et al., "A novel multi-robot exploration approach based on particle swarm optimization algorithms.", SSR2011, 2011.