進捗状況

柴原　壮大

富山県立大学　情報システム工学科

2024 年 8 月 9 日

はじめに

制約がある場合の PSO

Swarm Intelligence（群知能）は，鳥や魚，アリのコロニーなどのグループの行動に基づく最適化手法である． この技術の一つである粒子群最適化が開発され，様々な研究に応用されている．しかし，粒子群最適化の収束は根拠がない． 本研究では，より良い最適解を求めるための群知能とニューラルネットワークダイナミックスの新しいハイブリッド動的システムを提案した．本節では主な結果として、粒子群最適化と勾配法のメカニズムを理論的にどのように組み合わせるかを示し，今後は提案システムが客観的な環境のグローバルな情報に基づいて補間探索を実現できることを確認する．

PSO

粒子群最適化 (Particle Swarm Optimization : PSO) は，群の中の固体（粒子）が持つ最良の情報とそのグループの最適値から過去の探索から考慮した確率的最適化手法であり，ケネディが社会的行動に基づいて開発した並列進化計算技術である． 社会的方法と計算方法の両方を扱う PSO に関する標準的な研究がある．

PSO

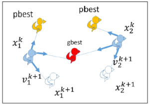
背景知識

PSO

PSO は群をなして移動する生物の行動を模範したアルゴリズムである．群をなす生物をモデル化し，粒子は最適化問題における候補解を示している．PSO は群の中の粒子がもつ最良の情報 (pbest) とその集団の最適値 (gbest) から過去の探索を考慮し，さらにその集団の各粒子の位置および速度を更新することによって計算される．

$$\mathbf{x}_d^{k+1} = \mathbf{x}_d^k + \mathbf{v}_d^{k+1} \tag{1}$$

$$\mathbf{v}_d^{k+1} = w\mathbf{v}_d^k + c_1 r_1(\mathbf{x}_{db}^k - \mathbf{x}_d^k) + c_2 r_2(\mathbf{x}_{gb}^k - \mathbf{x}_d^k) \tag{2}$$



PSO

制約条件がある PSO

．本節では制約条件を加える．連続時間 PSO アルゴリズムについて述べる．PSO の更新式を力学系モデルとみなし，その連続化を試みると，

$$\frac{dx_p(t)}{dt} = c\int_0^t e^{-a(t-\tau)}\left[F_p(x_p(\tau);\tau) + C(x_p(\tau);\tau)\right]d\tau \tag{3}$$

$$\frac{d^2x_p(t)}{dt^2} + a\frac{dx_p(t)}{dt} = c\left[F_p(x_p(t);t) + C(x_p(t);t)\right] \tag{4}$$

また，それぞれの関数 Fp;C は以下のようになる．

$$F_p(x_p;t) = c_1\left(x_p(T_p(t)) - x_p\right) \tag{5}$$

$$C_p(x_p;t) = c_2\left(x_Q(t)\left(T_o(t) - x_p\right)\right) \tag{6}$$

PSO

PSO

制約がある PSO

状態変数表現モデルを次のように導入します：

$$u_p(t) = x_p(t) \tag{7}$$

$$v_p(t) = \frac{du_p(t)}{dt} + au_p(t) \tag{8}$$

これにより、2 階微分方程式で表される連続時間系モデルの状態変数表現は次のように表されます：

$$\frac{du_p(t)}{dt} = -au_p(t) + v_p(t) \tag{9}$$

$$\frac{dv_p(t)}{dt} = c\left[F_p(u_p(t);t) + C(u_p(t);t)\right] \tag{10}$$

PSO

制約のある PSO

次に提案手法であるハイブリッド PSO について解説する．PSO の応用法である連続時間 PSO アルゴリズムの応用法であり，勾配情報を加えることにより，精密な探索を行うことを狙いとしている．勾配情報を加えると，そのモデルは，

$$\frac{dx_p(t)}{dt} = c\int_0^t e^{-a(t-\tau)}\left[F_p(x_p(\tau);\tau) + C(x_p(\tau);\tau) - \nabla E(x_p(\tau);\tau)\right]d\tau \tag{11}$$

$$\frac{d^2x_p(t)}{dt^2} + a\frac{dx_p(t)}{dt} = c\left[F_p(x_p(t);t) + C(x_p(t);t) - \nabla E(x_p(t);t)\right] \tag{12}$$

ハイブリットPSO

はじめに
PSO
ハイブリット PSO
まとめ

ハイブリット PSO

次に提案手法であるハイブリッド PSO について解説する．PSO の応用法である連続時間 PSO アルゴリズムの応用法であり，勾配情報を加えることにより，精密な探索を行うことを狙いとしている．勾配情報を加えると，そのモデルは，

$$\frac{dx_p(t)}{dt} = c \int_0^t e^{-a(t-\tau)} \left[F_p(x_p(\tau);\tau) + C(x_p(\tau);\tau) - \nabla E(x_p(\tau);\tau)\right] d\tau \tag{13}$$

$$\frac{d^2x_p(t)}{dt^2} + a\frac{dx_p(t)}{dt} = c\left[F_p(x_p(t);t) + C(x_p(t);t) - \nabla E(x_p(t);t)\right] \tag{14}$$

ハイブリットPSO

ハイブリット PSO

次に、それぞれの関数は以下のようになります.

$$F_p(x_p;t) = c_1\left(x_p(T_p(t)) - x_p\right) \tag{15}$$

$$C_p(x_p;t) = c_2\left(x_Q(t)\left(T_o(t) - x_p\right)\right) \tag{16}$$

$$\nabla E(x_p;t) = c_3\frac{\partial E(x_p;t)}{\partial x_p} \tag{17}$$

解説したままのモデルでは無制約ですが、制約条件に対応したモデルである上下限制約連続時間 PSO モデルを以下の式に示します.
上下限制約付最適化問題は次のように表されます：

ハイブリットPSO

ハイブリット PSO

$$\min E(x) \tag{18}$$

$$\text{subject to } p_i \leq x_i \leq q_i,\ i = 1, \ldots, n \tag{19}$$

この上下限制約領域内に問題の変数を変換して無制約化した新たな変数空間に無制約 PSO モデルを適用した「変数変換モデル」を導入します.
非線形変数変換モデルを作成するために,

$$x_i = f_i(y_i) = \frac{q_i + p_i \exp(-y_i)}{1 + \exp(-y_i)} \tag{20}$$

とおきます. この変換式を制約条件付き問題に代入して変数 x を消去すると,

$$\min E(f(y)) \tag{21}$$

を得ることができます.

ハイブリッドPSO

よって式 に対応させると,

$$\frac{d^2 y_p(t)}{dt^2} + a\frac{dy_p(t)}{dt} = c\left[F_p(y_p(t);t) + C(y_p(t);t) - \nabla E(y_p(t);t)\right] \tag{22}$$

それぞれの関数は以下のようになります.

$$F_p(y_p;t) = c_1\left(y_p(T_p(t)) - y_p\right) \tag{23}$$

$$C_p(y_p;t) = c_2\left(y_Q(t)\left(T_o(t) - y_p\right)\right) \tag{24}$$

$$\nabla E(y_p;t) = c_3\frac{\partial E(y_p;t)}{\partial y_p} \tag{25}$$

ハイブリット PSO

$$u_p(k+1) = (1 - a\Delta T)u_p(k) + \Delta T v_p(k) \tag{26}$$

$$v_p(k+1) = v_p(k) + c\Delta T \left[F_p(u_p(k); k) + C(u_p(k); k) - \nabla E(u_p(k); k) \right] \tag{27}$$

$$F_p(k; k) = c_1 \left(u_p(l_p(k)) - u_p(k) \right) \tag{28}$$

$$C_p(k; k) = c_2 \left(u_Q(k) \left(l_o(k) - u_p(k) \right) \right) \tag{29}$$

$$\nabla E(k; k) = c_3 \frac{\partial E(k; t)}{\partial k} \tag{30}$$

$$l_p(k) = \arg\min_l \left(E(x_p(l)) \mid l = 0, \ldots, k \right) \tag{31}$$

ハイブリット PSO

$$l_p(k) = \arg\min_{l} \left(E(x_p(l)) \mid l = 0, \ldots, k \right) \tag{34}$$

$$(Q(k), l_o(k)) = \arg\min_{j,l} \left(E(x_q(j)) \mid j = 1, 2, \ldots, P;\ l = 0, 1, \ldots, k \right) \tag{35}$$

$$x_{p_i}(k) = f_i(u_{p_i}(k)) = \frac{q_i + p_i \exp(-u_{p_i}(k))}{1 + \exp(-u_{p_i}(k))} \quad \text{for } i = 1, \ldots, n \tag{36}$$

まとめ

まとめ

- ハイブリット PSO について学習中である
- 本論 2 章執筆
- ポスター作成中