進捗報告

柴原壮大
u120019@st.pu-toyama.ac.jp

富山県立大学 工学部情報システム工学科

October 28, 2024

はじめに

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．

ブロックチェーン
今後

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 の基本更新式

$$x_{k+1} = x_k d + v^d_{k+1} \tag{1}$$

$$v^d_{k+1} = w v^d_k + c_1 r_1 (x^b_k - x^d_k) + c_2 r_2 (x^g_k - x^d_k) \tag{2}$$

制約条件がある PSO

制約条件がある PSO

最初に連続時間 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、

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

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

またそれぞれの関数 F_p および C は以下のようになる。

$$F_p(x_p,t) = c_1(x_p(T_p(t) - x_p)) \tag{4.24}$$

$$C_p(x_p,t) = c_2(x_Q(t)(T_o(t) - x_p)) \tag{4.25}$$

制約条件がある PSO

制約条件がある PSO

また、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を、$u_p(t) = x_p(t)$、$v_p(t) = \frac{du_p(t)}{dt} + au_p(t)$ とおいて導入すると、離散時間系に対応した連続系の内部状態表現モデル、

$$\frac{du_p(t)}{dt} = -au_p(t) + v_p(t) \tag{4.26}$$

$$\frac{dv_p(t)}{dt} = c[F_p(u_p(t), t) + C(u_p(t), t)] \tag{4.27}$$

を得ることができる。

ハイブリッド 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．

TOYAMA Prefectural University

続き

ハイブリッド PSO

勾配情報を加えるとそのモデルは、

$$\frac{dx_p(t)}{dt} = c\int_0^t e^{-a(t-\tau)}\Big[F_p(x_p(\tau),\tau) + C(x_p(\tau),\tau) - \nabla E(x_p(\tau),\tau)\Big]d\tau \tag{5}$$

$$\frac{d^2x_p(t)}{dt^2} + a\frac{dx_p(t)}{dt} = c\Big[F_p(x_p(t),t) + C(x_p(t),t) - \nabla E(x_p(t),t)\Big] \tag{6}$$

ハイブリッドPSO

またそれぞれの関数は以下のようになる.

$$F_p(x_p, t) = c_1(x_p(T_p(t) - x_p)) \tag{4.30}$$

$$C_p(x_p, t) = c_2(x_Q(t)(T_o(t) - x_p)) \tag{4.31}$$

$$\nabla E(x_p, t) = c_3 \frac{\partial E(x_p, t)}{\partial x_p} \tag{4.32}$$

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：

$$\min E(x) \tag{4.33}$$

$$\text{s.t. } \top_i \leq x_i \leq q_i; \quad i = 1, \ldots, n \tag{4.34}$$

ハイブリッド PSO

これを直接解くために、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」を導入する。非線形変数変換モデルを作成するために、

$$x_i = f_i(y_i) = q_i + p_i \frac{e^{-y_i}}{1 + e^{-y_i}} \tag{4.35}$$

とおく。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、

$$\min E(f(y)) \tag{4.36}$$

を得ることができる。よって式 (4.29) に対応させると、

$$\frac{d^2 y_p(t)}{dt^2} + a\frac{dy_p(t)}{dt} = c[F_p(y_p(t), t) + C(y_p(t), t) - \nabla E(y_p(t), t)] \tag{4.37}$$

ハイブリッドPSO

またそれぞれの関数は以下のようになる。

$$F_p(y_p, t) = c_1(y_p(T_p(t) - y_p)) \tag{4.38}$$

$$C_p(y_p, t) = c_2(y_Q(t)(T_o(t) - y_p)) \tag{4.39}$$

$$\nabla E(y_p, t) = c_3 \frac{\partial E(y_p, t)}{\partial y_p} \tag{4.40}$$

次にプログラムへの実装を考えた時に，連続式のままではプログラムに実装することが難しいので，オイラー法を用いて連続式を離散化し非線形変数変換モデルの離散化 PSO を作成．それぞれに対応する式を以下に示す．

ハイブリッドPSO

ブロックチェーン
今後

式

$$u_p(k+1) = (1 - a\Delta T)u_p(k) + \Delta T v_p(k) \tag{7}$$

$$v_p(k+1) = v_p(k) + c\Delta T[F_p(u_p(k), k) + C(u_p(k), k)$$
$$-\nabla E(u_p(k), k)] \tag{8}$$

$$F_p(k, k) = c_1(u_p(l_p(k)) - u_p(k)) \tag{9}$$

$$C_p(k, k) = c_2(u_Q(k)(l_o(k)) - u_p(k)) \tag{10}$$

$$\nabla E(k, k) = c_3 \frac{\partial E(k, t)}{\partial k} \tag{11}$$

$$l_p(k) = \arg\min(E(x_p(l)) \mid l = 0, \ldots, k) \tag{12}$$

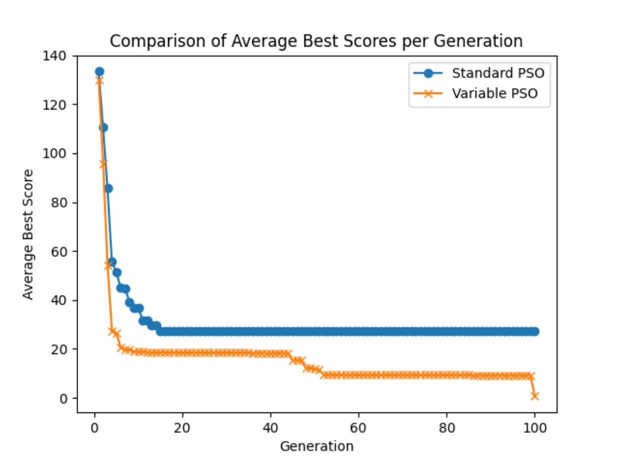
$$(Q(k), l_o(k)) = \arg\min(E(x_q(l)) \mid q = 1, 2, \ldots, P; l = 0, 1, \ldots, k) \tag{13}$$

$$x_{p_i}(k) = f_i(u_{p_i}(k)) = q_i + p_i \frac{e^{-u_{p_i}(k)}}{1 + e^{-u_{p_i}(k)}}; \quad i = 1, \ldots, n \tag{14}$$

ハイブリッド PSO

ブロックチェーン
今後

画像



今後

ポスターの調整を行う適応問題について学習する