

要約

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。本論文では、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クスの新しいハイブリッド動的システムを提案した。本論文の主な結果として、粒子群最適化とニューラルネットワーク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、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した。

キーワード：：粒子群最適化, 勾配情報, 局所探索

1 はじめに

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[1]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は、[2]である。近年、コンピュータサイエンスの発展は、ハードウェアとソフトウェアの有効性が顕著に表れている。その中で大規模問題の最適化の重要性はますます高めている。ソーシャルネットワークサービスの登場により、ログやパスの問題も大規模になっている。最新のコンピュータでこれらの問題を解決するには時間がかかってしまう。本研究では数ステップでもっとも最適解が見つかる新しいハイブリッド動的システムを提供する。そこで連続PSOアルゴリズムから、ニューラルネットワークに同等の力学を定式化することができる。そこで、グローバル最適の補間探索を実現するための補強学習機構の適用を検討する。本研究は以下のように編成されている。2章では、PSOの概要について簡単に解説する。3章では、ハイブリッドPSOについての解説を行い、最急降下法を用いてそれを導出する。4章では、ハイブリッドPSOの有効性を示し、数値実験ならびに考察を行う。最後に、5章で結論を述べる。

2 PSOの概要

2.1 PSOアルゴリズム

PSOは群を成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。群をなす生物を粒子としてモデル化し、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(p_{best})とその集団の最適値(g_{best})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。以下にPSOの解説を示す(図1: 参照)。

ここで、PSOの探索モード図及び速度と位置の更新式(図1: 参照)より、 p_{best} に向かう $c_{1r1}(x_k d_b \bar{x}_d k)$ 、 g_{best} に向かう $c_{2r2}(x_k d_b \bar{x}_d k)$ 、これまでの進行方向へ向かう wv_k^d の3つのベクトルを合成して速度ベクトル $v_{i,k+1}$ を決定し、それを元に次に移動する位置 $x_k^d + 1$ を決定する。

PSOの探索式はランダム要素を含み、同時に最良解情報である p_{best} と g_{best} が探索に伴い変化するという時変性を有している[?]。このままの形では理論解析が困難であるので、一つのParticleに着目し、一次元の位置 x と速度 v について考え、さらに p_{best} と g_{best} を一つの点に縮約した簡略モデルが提案されている[?]。この簡略モデルは、確定的な線形時不変システムとして表現され、よく知られた固有値解析により、Particleが構成するシステムの安定・不安定が解析的に評価でき、その安定性を示す(図1参照)。

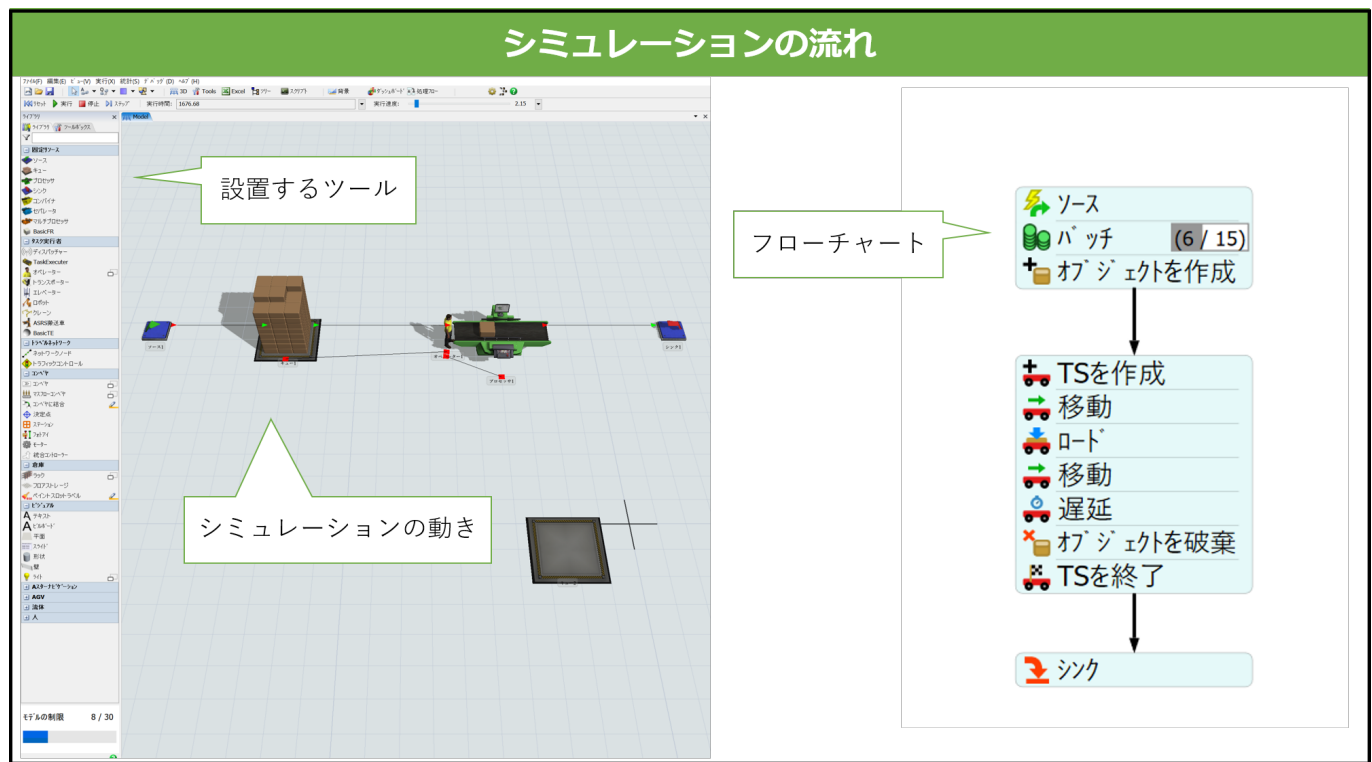


図1 FlexSimのシミュレーションの流れ

2.2 連続型PSOアルゴリズム

連続型PSOアルゴリズム(Continuous Particle Swarm Optimization; CPSO)について述べる。以下のベクトルおよび行列を以下のように定義する(図2参照)。

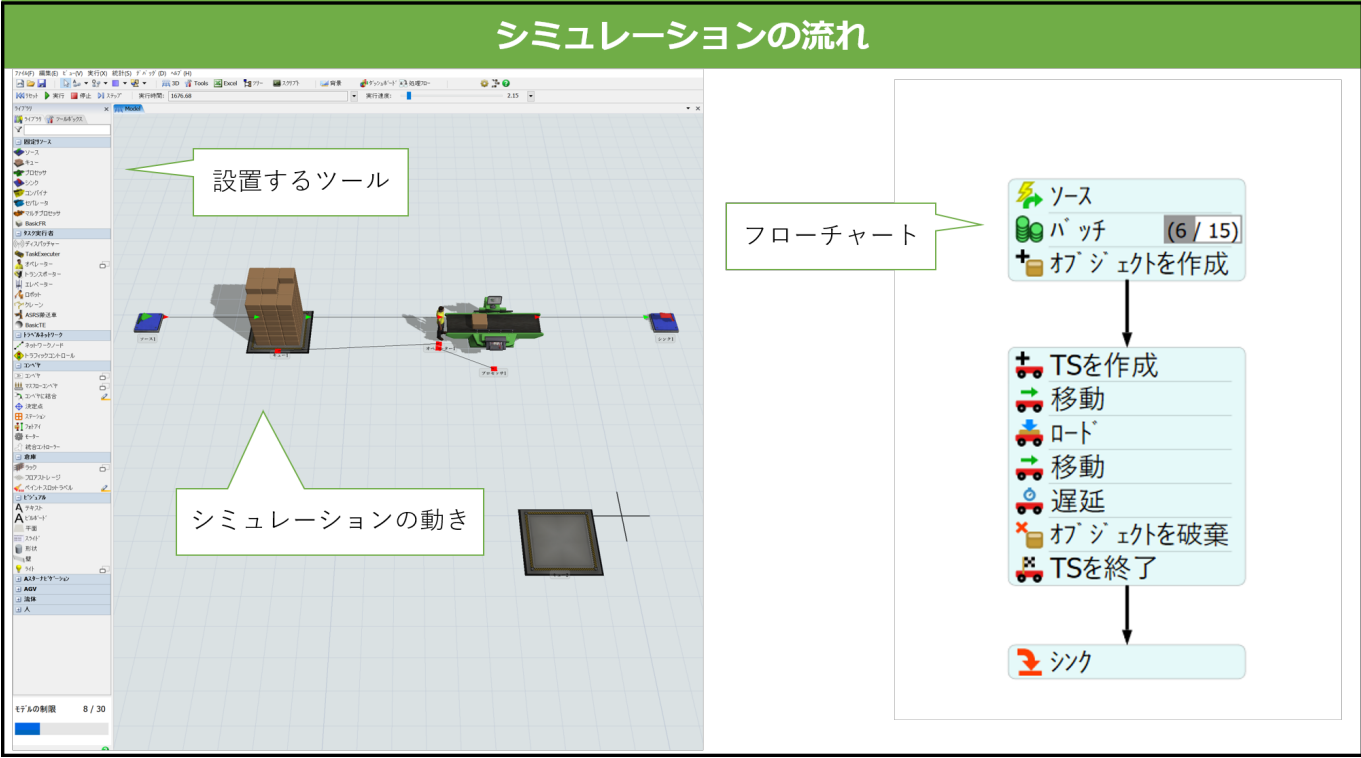


図2 FlexSimのシミュレーションの流れ

ベクトル y と $\text{sgn}(y)$ の要素によって与えられる対角要素を持つ対角行列を $\text{diag}[y]$ とする。 y の σ 関数を表す。すなわち、 $\text{sgn}(y) = 1$ if $y > 0$ の場合、 $\text{sgn}(y) = -1$ if $y < 0$ とする。したがって、正の定数であると仮定すると、最小化のために X の進化を近似することが提案される。また、CPSOの安定性解析も議論されている[?]。状態変数 X, V, X_{db} はベクトルではなく、以前に定義された適切な次元の行列であるため、上記の表記法は標準状態空間表記法ではない。この説明は、明瞭さを失うことなく提供する単純さとコンパクトさに動機付けられている。また以下にCPSOの位置と速度の更新式と、アルゴリズムについて示す(図3参照)。

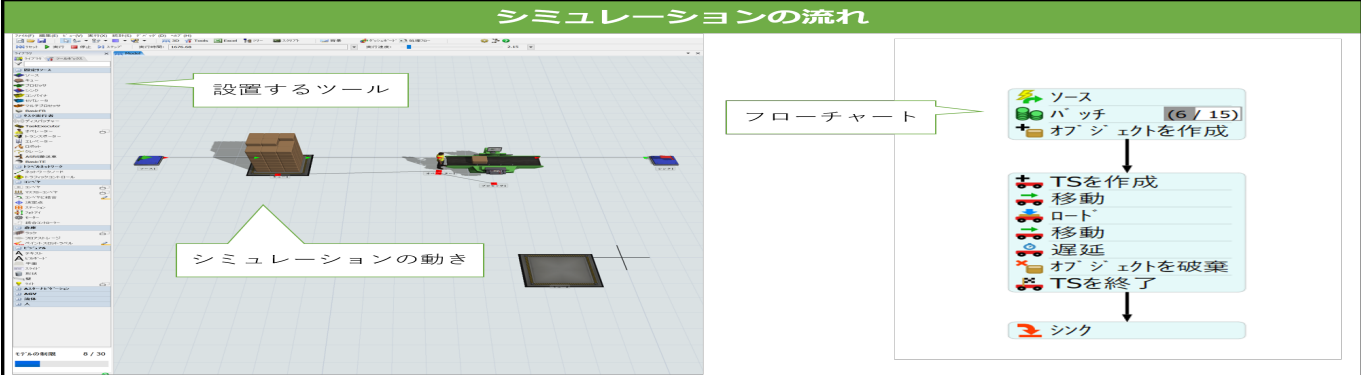


図3 FlexSimのシミュレーションの流れ

2.3 PSOの探索能力の向上

文献[5]ではオリジナルのPSOアルゴリズムに含まれる恣意性を少なくし、より効率的かつ高精度な探索を実現するために勾配法による速度評価を導入している。運動性素子が自分の置かれた近くの環境を知覚してより適合度の高い空間座標を獲得するために、以下のようなセンサリング・アルゴリズムを搭載する。

勾配によるスケールパラメータの導入を行う。素子が投入された探索空間 (ξ, η) には問題に応じた目的関数 Q が定義されており、素子はその最大値か最小値を探索するものとする。現在時間ステップ k における素子の位置座標を (ξ_k, η_k) とし、その座標における目的関数の値を Q_k とし、素子の移動に伴う目的関数の変化に注目すると次のような目的関数の離散的な勾配 α が得られる(図4参照)。

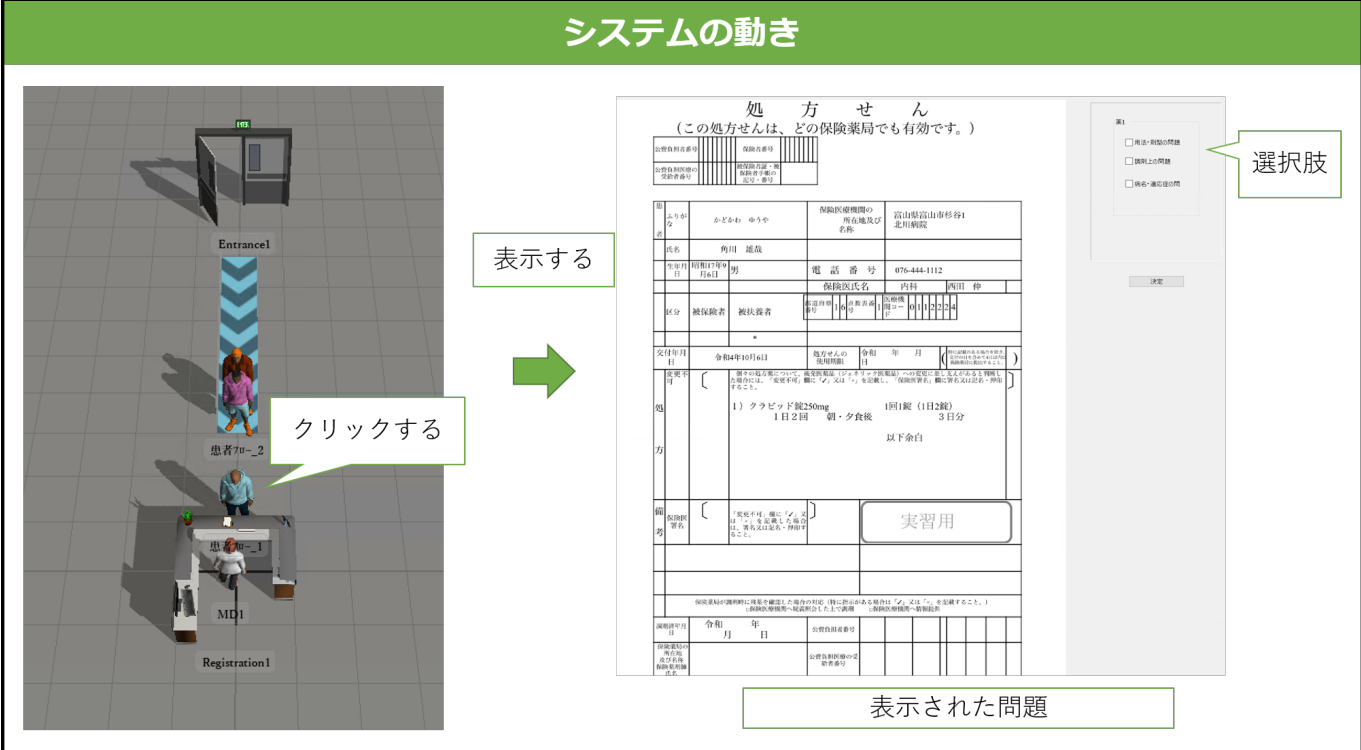


図4 FlexSimのシステムの動き

3 ハイブリッドPSOの提案

3.1 ハイブリッドPSO

本節では提案手法であるハイブリッドPSOについて解説する(図5参照)。PSOの応用法であるCPSOの応用法であり、 X, Y の二つの行列に加えて Z を加え、いくつかのパラメータを与えて再急降下法を用いる。

$\alpha, \beta, \gamma, \delta$ などの実数は、PSOとニューラルネットワークを調整するために重み付けするパラメータである。 X^*

はニューラルネットワークのダイナミクスに由来する新しい行列であり、 X^* は以下のダイナミクス[?]と定義する(図6参照)。

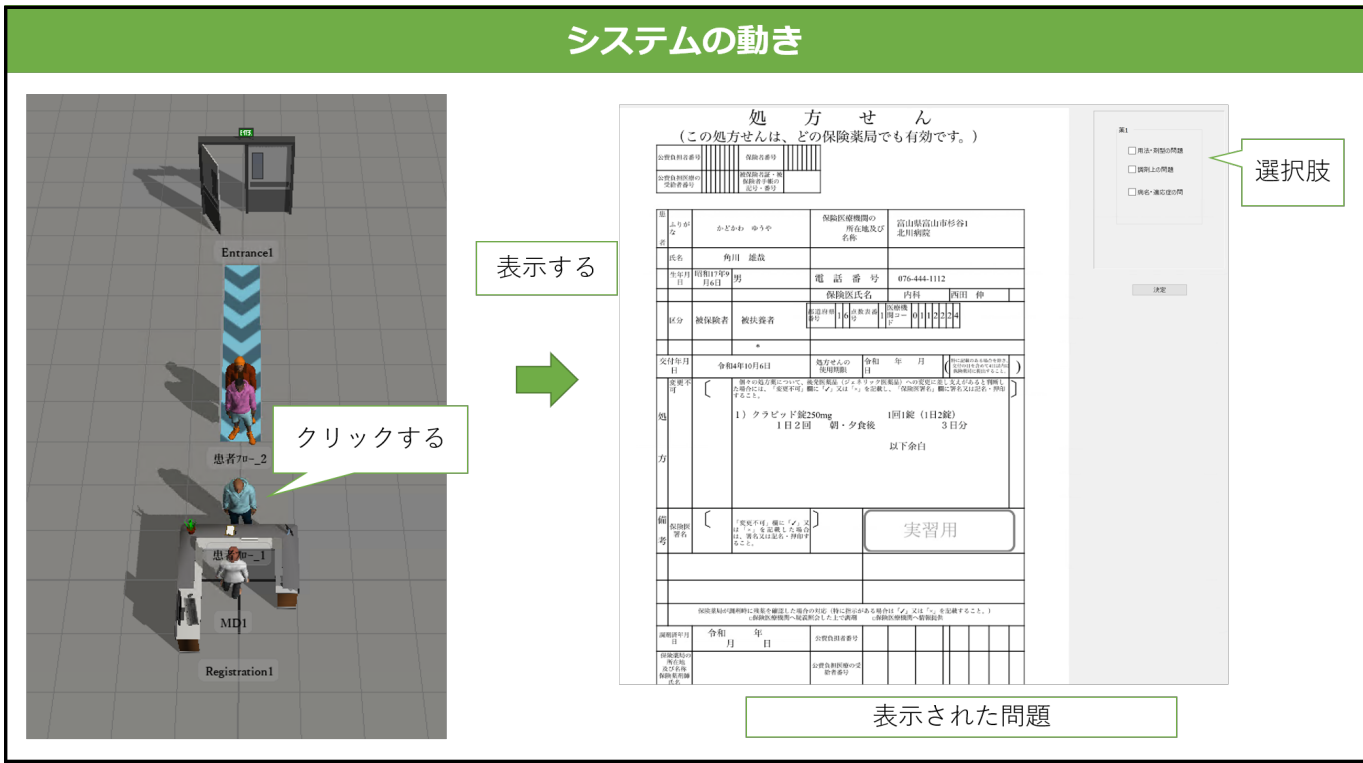


図5 FlexSimのシステムの動き

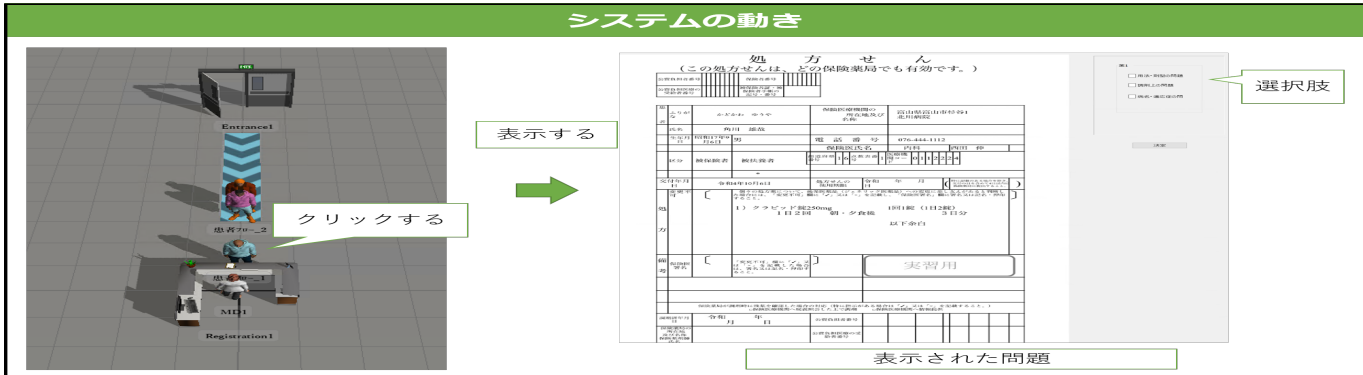


図6 FlexSimのシステムの動き

次に、差分法を適用する。理論的な分析の観点から、PSOの V と x_i は同等のものとみなす。 $(X_{db} - X) + (\bar{X}_{gb}^T - X)$ はPSOの速度を制御する。 (\bar{X}^*) はニューラルネットワークの速度を制御する。

理論的に提案されたハイブリッドでは、 $Z = (X_{db} - X) + (\bar{X}^*)$ があり、PSOが有するグローバル探索、ニューラルネットワークが持つ局所最急降下法などがある。連続時間モデルでは、PSOとニューラルネットワークの組み合わせの理論的アルゴリズムが考慮されるが、分散モデルによって数値シミュレーションが行われる。サンプリング時間の設定は、係数 (α, β, γ) の値によって変化する。したがって、 X^* を計算して取得する。

4 数値実験ならびに考察

000

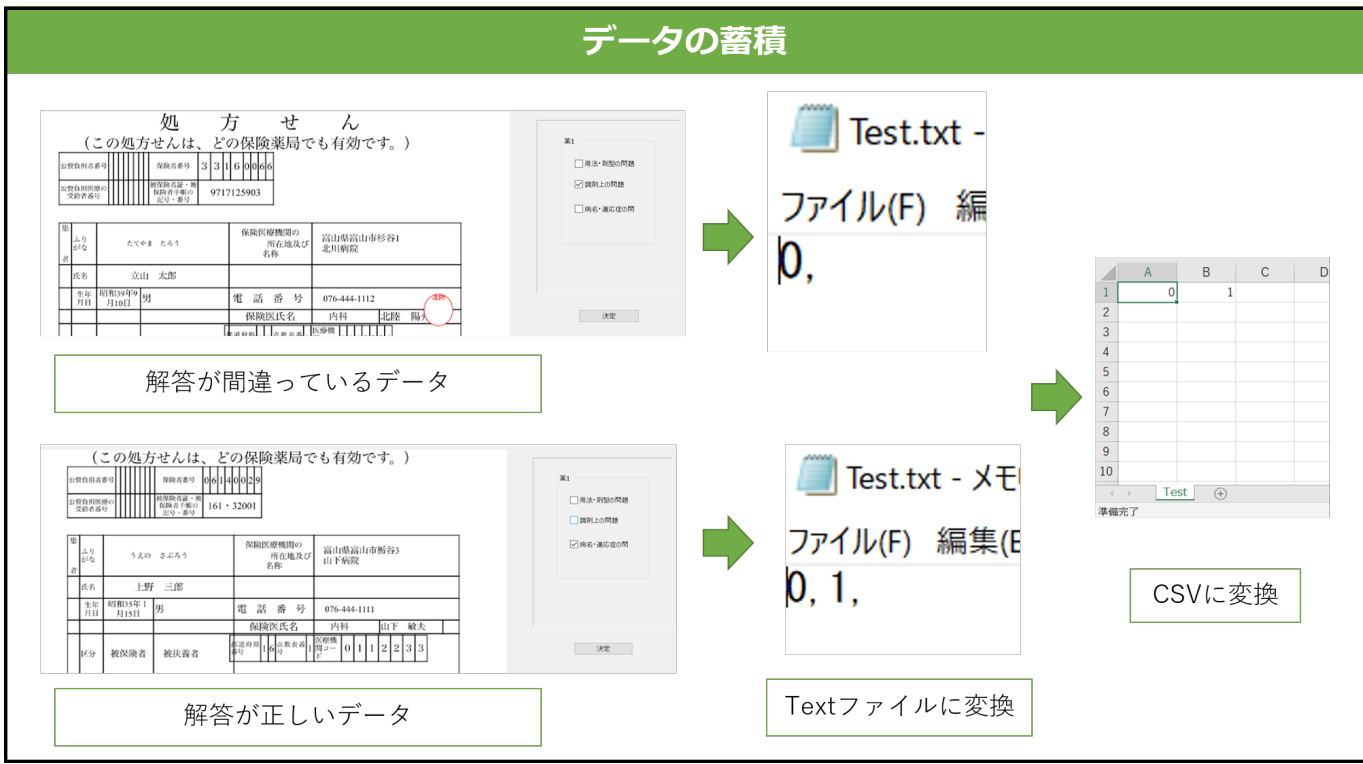


図7 データの蓄積の流れ

5 おわりに

本研究ではニューラルネットワークを用いたハイブリッドダイナミクスを提案し、連続時間PSOアルゴリズムからニューラルネットワークに等価力学を定式化した。また、PSOの簡単な数値実験を行った。しかし、提案手法はまだ実装には至っていない。よって今後は、まず提案手法を実装する。そしてPSOやその他の従来法と提案手法との比較を行い、提案手法の有効性を示すことが今後の課題となっている。

参考文献

[1] J. Kennedy, R.C. Eberhart: Particle swarm optimization, IEEE Conf. on Neural Networks, IV, Piscataway, NJ, pp. 1942-1948 (1995).

[2] J. Kennedy, R.C. Eberhart, Y. Shi: "Swarm intelligence," Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, CA, pp. 1942-1948, 2001.

[3] 石亀 敦司, 安田 恵一郎: "群れの知能: Particle Swarm Optimization," 知能と情報(日本知能情報ファジィ学会誌), Vol. 20, No. 6, pp. 829-839 (2008).

[4] H. M. Emara and H.A. Abdel Fattah: "Continuous swarm optimization technique with stability analysis," Proceedings of the 2004 American Control Conference, pp. 2811-2817 (2004).

[5] Ryuzaburo SUGINO, Anan National College of Technology: "Numerical Performance of PSO Algorithm Using Gradient Method."

[6] M. Jiang, Y. P. Luo and S. Y. Yang: "Stochastic convergence analysis and parameter selection of the standard particle swarm optimization algorithm," Information Processing Letters, vol. 102, No. 1, pp. 8-16 (2007).