

Grid 計算環境における実数型確率モデル遺伝的アルゴリズムを用いた構造最適化システム
下坂久司

1 はじめに

近年, Grid に関する様々な研究が盛んに行われている¹⁾. 本研究では, Grid 計算環境において, 実数型確率モデル遺伝的アルゴリズムを用いた, 構造物の最適化計算を行う. そのため, 本研究は大きく 3 つの柱からなる.

- GridRPC を用いた汎用最適化計算システムの研究
- 高性能な分散確率モデル遺伝的アルゴリズムの研究
- 構造物最適化のための, 制約付き最適化問題を解く遺伝的アルゴリズムの研究

これらについて, 以下に詳細を述べる.

2 GridRPC を用いた汎用最適化計算システム

近年の計算機の発達および最適化手法の高性能化により, 大規模かつ複雑な最適化問題を解くことが可能となった. 一方で, 広域ネットワークの発達によって, Grid が注目されている. Grid とは, 広域ネットワーク上に分散した計算資源や情報資源を積極的に活用し, 科学技術計算に代表されるような大規模な計算を高速に処理できる環境を指す¹⁾. Grid 技術の発達により, 複数の計算資源を利用することによる処理速度の高速化のみならず, 仮想的な組織を構成することによる, 開発者同士のコラボレーションを促進できる.

Grid では種々のサービスが広域に接続された状態で, 安全かつ効率的に計算資源を利用するために, ユーザ認証やスケジューリング, 通信, セキュリティ, フォールトトレランス, 情報サービスなど, 多岐にわたる点を考慮しなければならない. そのため, Grid に関する研究は初期の頃より, 上記の問題を解決する Grid のミドルウェアの開発が数多くなされている.

本研究では, Grid における汎用最適化計算システムを構築するために, Grid ミドルウェアの一つである, GridRPC に注目する. GridRPC とは, RPC(Remote Procedure Call) に基づく Grid ミドルウェアの規格であり, ユーザビリティに優れるという特徴を持つ.

本研究で提案する GridRPC を用いた汎用最適化計算システムの概要を, Fig. 1 に示す. 本研究では, 提案システムを利用するための API(Application Programming Interface) を検討し, また GridRPC を実装したミドル

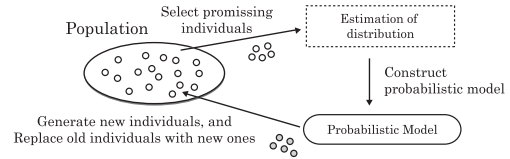


Fig. 2 Overview of PMBGA

ウェアの一つである NetSolve を用いて, プロトタイプを実装する.

3 分散確率モデル遺伝的アルゴリズム

近年, 確率モデル遺伝的アルゴリズム (Probabilistic Model-Building GA:PMBGA) と呼ばれる, 新しいタイプの GA が注目されている²⁾. PMBGA では, 適合度の高い親個体の分布から子個体を発生させるために確率モデルを作成し, そのモデルから確率的に子個体を生成する. このため, PMBGA は親個体の形質を受け継いだ子個体を生成でき, PMBGA により, 複雑な最適化問題を効率的に解くことができることを期待されている.

Fig. 2 は, PMBGA の処理の概要を示したものである. PMBGA では, まず最初に母集団からいくらかの個体を抽出する. この時抽出される個体は, 適合度の高い個体を選択する機会が多い. そして, 抽出した個体群から効率的に探索を行える確率分布のモデルを構築する. 次にこのモデルを使用し, 新しい個体群を生成し, 母集団の個体を入れ替える. 以上のような操作を繰り返し行い最適化を行うのが PMBGA である.

本研究では, 確率分布のモデル構築の際に, 主成分分析 (Principal Component Analysis:PCA) を用いて個体群の分布を変換する, 新しい実数型確率モデル遺伝的アルゴリズムを提案する. PCA 変換を用いることにより, 多変量の設計変数間の依存関係を考慮した確率モデルを構築し, 新しい個体を生成することができる. これにより, 従来の GA では解くことの難しい設計変数に依存関係のある問題も, 効果的に解くことができることを期待できる.

しかしながら, 提案する PMBGA の欠点の一つとして, 母集団の多様性の喪失が挙げられる. そのため探索が局所解に陥る可能性がある. それを避けるためには母集団の多様性を維持するなんらかの仕組みが必要となる. そこで本研究では提案した PCA 変換を用いた

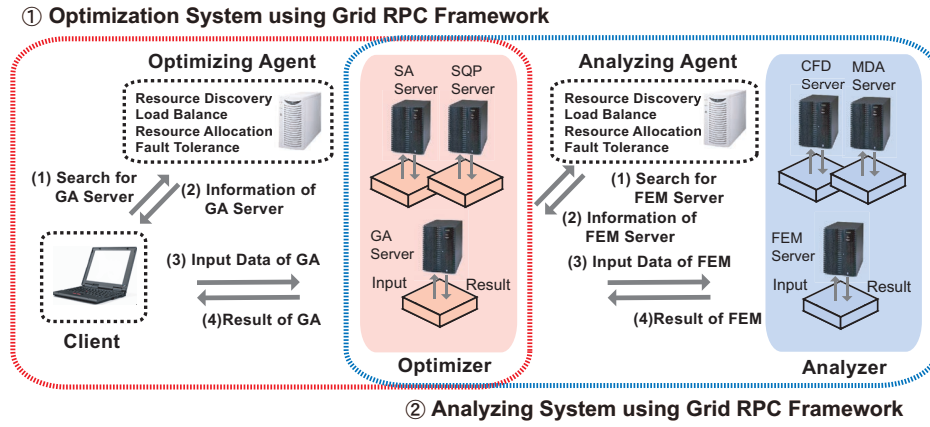


Fig. 1 Overview of Optimization Problem Solving System using GridRPC

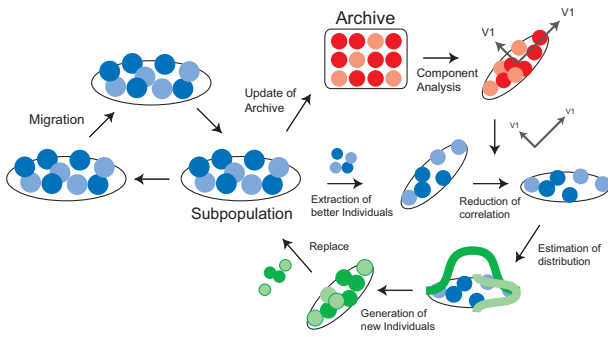


Fig. 3 Overview of DPMBGA

PMBGA に分散遺伝的アルゴリズムを適用し、島ごとに PMBGA を適用する．このモデルを、分散確率モデル 遺伝的アルゴリズム (Distributed PMBGA:DPMBGA) と呼ぶ．DPMBGA の概要を Fig. 3 に示す．

4 構造物最適化のための遺伝的アルゴリズム

実際的な最適化問題は多くの場合、いくつかの制約条件を有している制約条件付きの最適化問題である．また、本研究で対象とする構造物最適化問題も制約条件付きの最適化問題である．このような問題では、目的関数の最適化だけでなく、解の実行可能性も考慮しなければならない．しかしながら、GA は一般的に制約条件を陽に扱わない．このため実行可能領域を外れた解候補には制約条件を扱うための何らかの処理が必要となる．

本研究では、構造物最適化のために GA の解探索中に実行可能領域を外れた解候補を、最も近い実行可能領域内に引き戻す処理を提案する．この処理は、古典的最適化手法を用いて行われる．

例えば、以下のような制約条件付きの最適化問題があるとするとする．

$$\begin{aligned} & \text{minimize } f(\mathbf{x}) \\ & \text{such that } g_j(\mathbf{x}) \leq 0 \quad j = 1..m \end{aligned}$$

実行可能領域を外れた解候補の座標を \mathbf{x}_{out} とした場合、引き戻し処理は次のように定式化できる．

$$\begin{aligned} & \text{minimize } f(\mathbf{x}) = \sqrt{(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{\text{out}})^2} \\ & \text{such that } \nabla g_j(\mathbf{x}_{\text{out}})(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{\text{out}}) + g_j(\mathbf{x}_{\text{out}}) \leq 0 \\ & \quad j = 1, \dots, m \end{aligned}$$

目的関数は、制約条件を外れた解候補と設計変数空間上の任意の点との距離である．線形に近似した制約条件を満たす領域との、最短距離を求めることで、制約条件を外れた個体から最も近い実行可能領域の点 \mathbf{x}_{opt} を求めることができる．

このように定式化された問題は 2 次計画問題であるため、適当な古典的最適化手法によって解くことができる．またこの引き戻し操作を GA の評価オペレータの直前に行うことにより、実行可能領域を外れた解候補を、そこから最も近い実行可能領域に引き戻し、全解候補が制約条件を満たした状態で評価が行える．このことは、制約付き最適化問題においても、効率的な探索が期待できることを意味する．

参考文献

- 1) Carl Kesselman Ian Foster. *The Grid : Blueprint for a New Computing Infrastructure*. Morgan Kaufmann, 1998.
- 2) Pelikan, M. and Goldberg, D.E. and Fernando Lobo, *A Survey of Optimization by Building and Using Probabilistic Models*, illiGAL Report No.99018, 1999.