

I - A158 確率的探索手法における情報エントピーを用いた効率化の検討

(株)地崎工業 正会員 須藤 敦史

(株)篠塚研究所 正会員 望月 智也

武蔵工業大学 正会員 星谷 勝

1. はじめに

組み合わせ最適化問題は目的関数が多峰性を示すため、最適解を求めるには局所解への停留問題を解決しなければならない。そこで、Simulated annealing¹⁾、GA²⁾等の発見的手法と呼ばれる近似解法では局所解停留を回避するアルゴリズムを有している。また、著者らもインボータスサンプリング法を改良した確率的探索手法³⁾を提案し、サンプルの再抽出を行うことによる局所解の脱出アルゴリズムを有しているが、そのアルゴリズムが効率的に機能しているかは疑問である。そこで、本研究では提案手法をより安定した手法とするために、情報エントピーの概念を用いた効率的なサンプル再抽出方法の基礎を検討を行っている。

2. 情報エントピー - 4), 5)

エントピーという概念は、熱力学・統計力学では分子などの集合体のばらつき度合を示す量であり、情報理論においては、集合のばらつき度合いを組み合わせの多さで定義している。本研究ではこの情報エントピーを用いて解候補集合の多様性を測る尺度とするが、確率的最適化手法では得られたサンプルで次のサンプルのばらつき度を求めるため、条件付きエントピーや相互情報量のエントピーを用いている。また、個々の解候補に対してその親和度の評価にはハミング距離を用いる場合が多いが、これには確率変数を二進数で記述しなければならない。これによって確率変数の表現形式に依存せず解候補集合の多様性を評価することが可能となる。

3. 情報エントピーを用いた効果的なサンプルの再抽出

情報エントピーにより解の多様性を考慮し、効率的な再抽出を以下に示す簡単な関数の最小化を用いて行う。

$$Y(X) = 10 \sin\left(\frac{X}{15}\right) + \left(\frac{X}{10}\right) \sin\left(\frac{X}{30}\right) + 50, \quad 0 \leq X \leq 255 \quad (1)$$

ここで、 X は連続な値をとるが離散変数を有する最適化問題を検討するため、整数値の離散変数とする。加えて $Y(X)$ が表す曲線は2つの極小点を持った関数となる。ここで、 N 個の解候補を有する集合において、サンプルベクトルの各要素の取り得る値が S 個ある場合の情報エントピーと確率は p_{ij} は次式となる。

$$H_j(N) = \sum_{i=1}^S -p_{ij} \log p_{ij} \quad (2) \quad p_{ij} = \frac{T}{N} \quad (3)$$

p_{ij} : サンプルベクトル j 番目に i 番目の値が出現する確率

T : サンプルベクトル j 番目に i 番目の値が出現した個数

これより、解候補集合の条件付き情報エントピーが小さくなった場合には解候補集合の多様性が減少したものと判断してサンプルの再抽出を行う。ここで解析ではサンプル数は20、情報エントピーの評価基準値は1.4とした。この基準値は20サンプルの内5種類の異なった解を持つことを意味している($-\log(5/20) = 1.38\cdots$)。また、再抽出の効果を明確にするために初期の解候補集合は局所解を含む限定した許容領域($0 \leq X \leq 110$)から抽出し、再抽出される解候補集合は($0 \leq X \leq 255$)の許容領域全体から抽出する。再抽出数はサンプル数と同数としている。ここで目的関数の最小値と情報エントピーの変化を図-1、各探索ステップにおける解の分布状況を図-2に示す。

KEY WORDS : 最適設計, 確率的最適化手法, モンテカルロ法, 情報エントピー

連絡先: 〒105 東京都港区西新橋 2-23-1 TEL 03-3502-2591 FAX 03-3502-2646

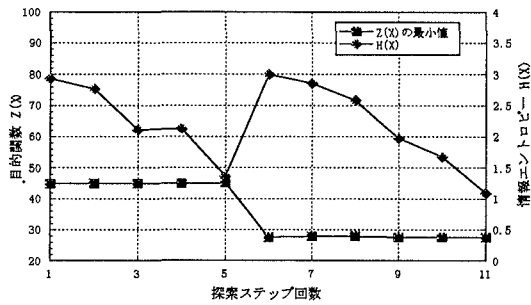


図-1 目的関数の最小値と情報エントロピー

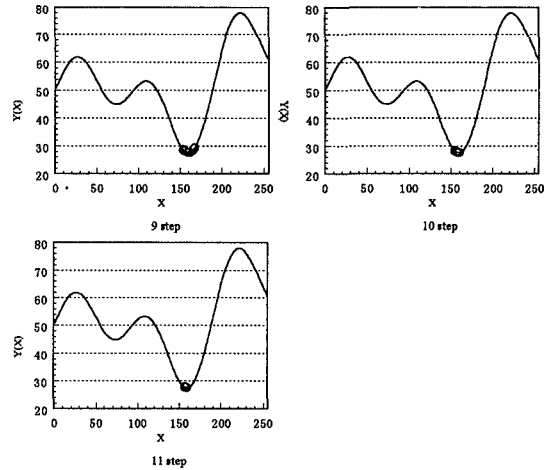


図-2(c) 各ステップにおける解の分布状況（9～11 step）

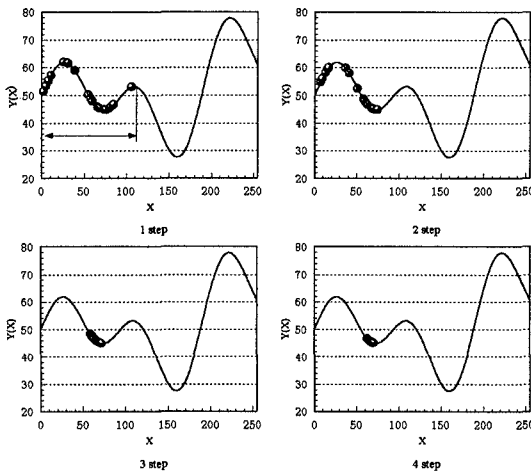


図-2(a) 各ステップにおける解の分布状況（1～4 step）

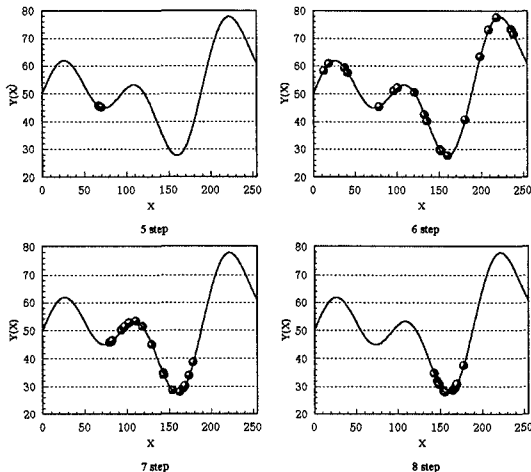


図-2(b) 各ステップにおける解の分布状況（5～8 step）

図-1 より、探索回数 5ステップまで条件付き情報エントロピーが減少し、6ステップで解の再抽出が行われている。そして 6ステップでは再抽出により条件付き情報エントロピーは増加し、解候補は前回の最小値もより小さい値を得ている。また図-2 より探索回数 1 から 5ステップまでは局所解付近の領域にサンプルが集中している。そして条件付き情報エントロピーが 5ステップで基準値以下になったため、6ステップで解の再抽出をおこない、以降のステップでは 5ステップ目に比べてより良い解候補を探索できたことから、提案手法のアルゴリズムではより最適解付近の集中的なサンプリングを行っていると言える。

以上より、条件付き情報エントロピーを用いることにより、抽出される解候補の多様性を把握することができ、その状態に基づきサンプルの再抽出を行うことの効果を示すことができた。

<参考文献>

- 1) E. Aarts and J. Korst: Simulated Annealing and Boltzmann Machines - A Stochastic Approach to Combinatorial Optimization and Neural Computing, John Wiley, 1989.
- 2) D. E. Goldberg: Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley, 1983.
- 3) 須藤敦史・星谷勝：修正インボータンスサンプリング法による離散変数の最適化，第 44 回応用力学連合講演会，pp. 413-414, 1995

4) 森 一之・築山 誠・福田豊生：多様性をもつ免疫的アルゴリズムの提案と負荷割当て問題への適用，T. IEE, Vol. 113-C, No. 10, 10993. 5) 有本卓：確率・情報エントロピー，森北出版，1992.