

(株)地崎工業 技術開発部 正会員 須藤 敦史
武藏工業大学 工学部 正会員 星谷 勝

1.はじめに

組み合わせ最適化問題は、多数の解の中から制約条件に適合する特殊な組み合わせを見つけだす確定的な問題であり、連続変数問題のように目的関数の情報を直接用いることができないため、最適解の探索は難しい。このような状況下、生物体の進化現象や熱力学現象を離散最適化理論に応用した探索法^{1),2)}が提案されている。これらの探索法は確率的な考え方をアルゴリズムに取り入れているため、確率化は効率的な探索アルゴリズムを構成する上で重要である。そこで本研究では、組み合わせ最適化問題を確率化する利点を考察し、加えて著者らが提案した確率的探索法³⁾(修正イントンス・サンプリング法)の理論背景を離散マルコフ過程により解説している。

2.組み合わせ最適化問題の特徴

組み合わせ最適化問題が実数目的関数 $f(x)$ を用いて式(1)のように定義されるとする。

$$f(x) \rightarrow \min_{\{x\}} \quad (1)$$

ここで、 x は離散的な状態変数とし、状態空間 X は有限集合とする。この問題はFig. 1に示すように制約条件を満足する特殊な組み合わせを見つける確定的な問題となる。このような問題連続変数の最適化問題のように接線勾配の情報等を用いることができないため最適解の探索は極めて難しい。

そこで、提案されている多くの探索法はそのアルゴリズムに確率的な考え方を取り入れることで、これらの問題を解決している。この確率的探索法はFig. 2に示すように、数多くの組み合わせを解集合と定義し、その分布特性や期待値・分散値に着目している。しかし、解集合の分布特性は未知であるため、修正イントンス・サンプリング法やGAではランダムサンプリングにより解集合の分布特性を把握し、制約条件に適合する部分集合を漸化的に推定するアルゴリズムを構成している。このように探索法を確率化する利点は、解集合の確率・統計的性質に着目するため扱う変数が少なく、かつ多点探索を行うため、目的関数の接線勾配などの情報を用いることなく最適解の探索が行える点である。

3.離散マルコフ過程による考察⁴⁾

式(1)の組み合わせ最適化問題を定式化する場合に確率が導入される。基本空間 Ω ($\Omega \subset X$)、最適な組み合わせが出現する確率分布を P とすると、式(2)のように確率変数 $x(\omega)$ の期待値 $g(x)$ を可能領域 H ($x \in H$)において最大化する問題となる。

$$g(x) = \int_{\Omega} x(\omega) P(d\omega) \quad (2)$$

上記では解集合の確率分布が既知でないため、何らかの方法でその期待値を推定しながら最適解を求める必要が生じる。

そこで、解空間 Ω にサブルを発生させることにより解集合の分布特性を把握し、かつ制約条件を満たす部分集合を離散変数の領域

として漸化的に祝せようしてゆき、より良い解で構成される部分集合を求める方法が修正イントンス・サンプリング法であり、この手法の探索概念図をFig. 3に示す。

修正イントンスサンプリングでは、ステップ k 回目のサブルベクトルはサブル領域 D_k より抽出され、この領域は $k-1$ 回目のサブルベクトルにより決定される。したがって、この過程はマルコフ過程となり条件付き確率の式(3)となる。

$$f(y_{(k)}^t | y_{(0)}^t, y_{(1)}^t, \dots, y_{(k-1)}^t) = f(y_{(k)}^t | y_{(k-1)}^t) \quad (3)$$

離散マルコフ過程では、要素 P_i から構成される推移確率行列 P を用いて、個々の確率変数の状態分布 π_t から π_{t+1} への状態推移として式(4)のように表す。

$$\pi_{t+1} = \pi_t \cdot P \quad (4)$$

$$\pi_t: \text{時刻 } t \text{ における状態確率分布}(1 \times N), \quad \pi_0 = [y_1, y_2, \dots, y_N], \quad N: \text{解候補数}, \quad P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \cdots & P_{1N} \\ P_{21} & P_{22} & \cdots & P_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{N1} & P_{N2} & \cdots & P_{NN} \end{bmatrix}$$

ここで、推移確率行列において最適解に位置する要素が1、それ以外の要素が0になれば、サブルベクトルは最適解のみが得られる唯一の分布状態となる。しかし、組み合わせ最適化問題では推移確率行列のどの要素が最適解であるかは不明であるため、得られたサブルベクトルを情報源として推移確率行列を推定する方法を考える。

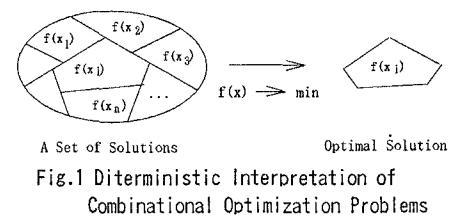


Fig.1 Deterministic Interpretation of Combinatorial Optimization Problems

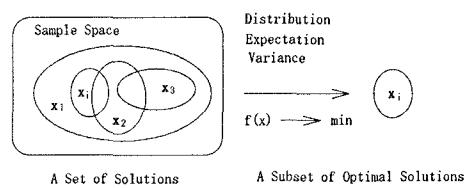


Fig.2 Stochastic Interpretation of Combinatorial Optimization Problems

いま推移確率 $P = P_y$ をもつマルコフ連鎖の時刻0からTまでの状態確率分布の履歴が y_0, y_1, \dots, y_T となる確率を考えると式(5)となる。

$$P_{y_0, y_1} \cdot P_{y_1, y_2} \cdots P_{y_{T-1}, y_T} = \prod_{i=1}^S \prod_{j=1}^S P_{ij}^{n_{ij}} \quad (5)$$

n_{ij} :状態 i から j への推移回数, y_i :Given (サンプル)

上式で推移確率行列 P_y は未知量であるが、サンプル値が得られているため、このサンプル(推移)個数 n_{ij} より推移確率行列を推定する。ここで、 P_y を未知パラメータとして式(5)の対数尤度関数を求めるところ式となる。

$$\log L = \sum_{i=1}^S \sum_{j=1}^S n_{ij} \log P_{ij} \quad (6)$$

上式を最大にする推移確率 P_y を求める問題となるが、以下の式に示す制約条件を満たす。

$$P_{ij} \geq 0, i, j = 1, 2, \dots, S \quad (7.a)$$

$$\sum_j P_{ij} = 1, i = 1, 2, \dots, S \quad (7.b)$$

したがって、次式のように問題は制約条件付きの最大値問題となる。

$$F = \log L + \sum_{i=1}^S \lambda_i (\sum_{j=1}^S P_{ij} - 1) = \sum_{i=1}^S [\sum_{j=1}^S n_{ij} \log P_{ij} + \lambda_i (\sum_{j=1}^S P_{ij} - 1)] \quad (8)$$

λ_i :ラグランジ常数, $i = 1, 2, \dots, S$

ここで、上式の $\log L$ を最大にする P_y は F を P_y と λ_i について偏微分し、両者を連立させて解けばよい。

$$\frac{\partial F}{\partial P_{ij}} = \frac{n_{ij}}{P_{ij}} + \lambda_i \quad (9)$$

上式の左辺を0にすると式(10)となり、これを式(7.b)に代入すると式(11)となる。

$$P_{ij} = -\lambda_i^{-1} n_{ij} \quad (10)$$

$$1 = \sum_{j=1}^S P_{ij} = -\lambda_i^{-1} \sum_{j=1}^S n_{ij} = -\lambda_i^{-1} n_i \quad (11)$$

式(10), (11)より、推移確率行列における要素の推定値は式(12)のように求められる。

$$P_{ij} = n_{ij} / n_i \quad (12)$$

$$\therefore n_i = \sum_{j=1}^S n_{ij}$$

したがって、推移確率行列における要素の推定値は、制約条件を満足したサンプルの各要素数を総数で割った値となる。しかし、サンプルは限られた数であるため式(12)により推定された推移確率行列の要素は、正確な値を示すとは限らない。そこで、求められた各要素の範囲を次回のサンプル領域として設定しサンプルを行う。この操作を繰り返し、制約条件を満足する解集合を推定する手法である。

以上のように、修正イントーサンプリング法は組み合わせ最適化問題を確率過程と考え、解集合の分布をサンプルペクトルより把握する。次に制約条件を満たすサンプル個数により唯一の推移確率行列を離散マルコフ過程により漸化的に推定し、最適解のみで構成される部分集合を求めるものである。

4. 結論

本研究では、組み合わせ最適化問題における特徴と探索法を確率化する利点の考察した。次に修正イントーサンプル法における理論背景の解説を行い、以下に示す結論が得られた。

1)組み合わせ最適化問題は確定的問題であり、この問題を確率的に考えると解候補集合の確率・統計的特性(分布特性)を扱う問題に置き換えられる。

2)修正イントーサンプル法は、解候補集合において確率分布の対数尤度を最大にする解を最適解とし、その漸化的な推定を離散マルコフ過程により行っている。

参考文献

- 1)Goldberg, D. E.: Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley Publishing Company, 1989.
- 2)深尾毅:最適化問題の確率化と熱力学、計測と制御、Vol. 29, No. 12, pp. 11-17, 1990.
- 3)須藤敦史・星谷勝・宮沢和樹:遺伝的要素を考慮したイントーサンプルによる離散型変数を有するシステムの最適化、土木学会論文集、No. 519/I-32, pp. 223-232, 1995.
- 4)森村英典・高橋幸雄:マルコフ解析、日科技連, 1995.

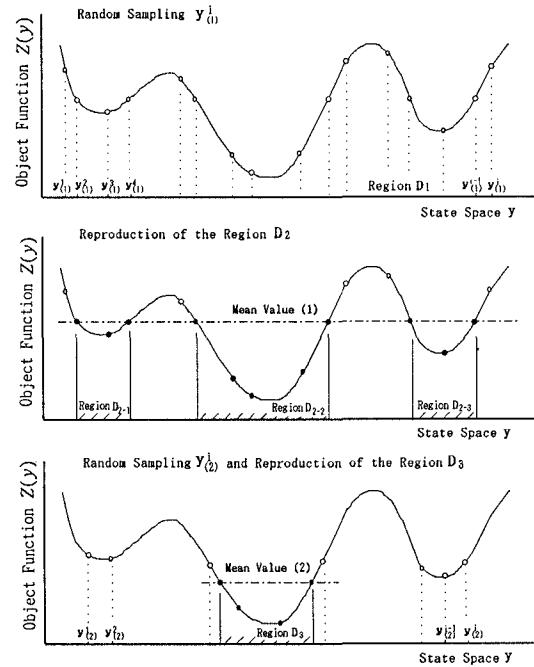


Fig.3 Processes of
Modified Importance Sampling