

令和 2 年 9 月 1 7 日現在

機関番号： 3 4 3 2 3

研究種目： 基盤研究(C) (一般)

研究期間： 2015 ~ 2019

課題番号： 1 5 K 0 0 3 4 7

研究課題名 (和文) 遺伝的アルゴリズムにおける集団の多様性の測定と淘汰戦略への応用手法の研究

研究課題名 (英文) Diversity Measurement and its Application to Selection Strategies in Genetic Algorithms

研究代表者

高橋 良英 (Takahashi, Ryouei)

京都情報大学院大学・その他の研究科・教授

研究者番号： 1 0 3 4 7 8 4 1

交付決定額 (研究期間全体) : (直接経費) 3,500,000 円

研究成果の概要 (和文) : 社会で発生する問題は関数最小値探索問題として捉えられることが多い。この関数は、予測値と観測値の誤差 (偏差) の二乗や、確率分布のエントロピーの誤差として表現される。この誤差関数が最小となるように予測モデルの未定パラメータを決定する問題が関数最小値探索問題である。本検討では、関数最小値探索問題を解く最適手法として、蟻の餌採集行動を模したアントコロニー最適化法 (ACO)、ダーウィンの自然淘汰説を模した遺伝的アルゴリズム (GA)、突然変異による進化を模した進化的計算手法 (CMA-ES) のCプログラミング実験を行い、その有効性を検証してきた。研究成果はWCCI, ANTS, ICMLAに発表してきた。

研究成果の学術的意義や社会的意義

情報通信技術の進展により、世界中に張り巡らされた膨大なコンピュータネットワークシステムを介して、多種多様な人間の要求や行動が各種センサ等により感知・観測できるようになり、世界中どこにいても即座にタイムリィにそれらの情報を収集・蓄積できるようになった。このネットワークに収集蓄積されたビッグデータを解析し、人工知能と人間が共存して社会の問題や産業の問題を解決していく社会Society5.0が望まれている。例えば、心電図、血液検査、レントゲン撮影等の情報から患者の異常を検出する医療診断に人工知能を導入する等である。その際人工知能は、教師あり学習という方法で関数最小値問題を解き、医師の知能を学習する。

研究成果の概要 (英文) : We can recognize that almost of social problems are represented by function minimization problems(FMP). This function is expressed as the square of errors between the predicted values and the observed values, or the distance between the entropy of the real probability distribution and that of the predicted model's probability distribution. FMP is the problem to determine unknown parameters of predicted models to such an extent that the function has its minimum value. In this study, we mainly investigated three optimization methods to solve FMP. They are Genetic algorithms which are based on Darwin's evolutionary theory, Ant Colony optimization which simulates ants' behavior of searching for feeds between nest and foods, and CMA-ES which searches for solutions based on mutation operations. Results of our C experiments say that they are good optimizers to solve FMP. We are successively reporting our experimental results on the international conference such as WCCI, ANTS, and ICMLA.

研究分野： 情報学

キーワード： ACO GA Neural Network CMA-ES Classification Function Optimization Diversity measurement
s 段階的探索空間局所化機能

科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属されます。

様 式 C - 19、F - 19 - 1、Z - 19 (共通)

1. 研究開始当初の背景

(1) 遺伝的アルゴリズム (GA: Genetic Algorithm) の課題は集団の多様性を確保しながら、効率的な解探索を続行する手法を開発することである。

(2) これを実現するために、遺伝子構造の類似度の違う個体を選んで (HpS: Heterogeneous pairing Selection) 遺伝子交叉させる等、様々な手法が検討されてきた。

(3) 本研究では、GA が生成した個体群を次世代の個体として追加するか否かの判断を、その個体を追加した場合に集団の多様性と適応度がどの程度向上するかを定量的に測定して決定する新しい最適化手法を研究する。

(4) これまで、そのような手法として、以下が開発されてきた。

自由エネルギー最小化の原理に基づく最適化モデルである熱力学的遺伝アルゴリズム (TDGA: Thermo Dynamical Genetic Algorithms)

Jerne のイディオタイプネットワーク仮説に基づく免疫恒常システムを応用した最適化モデルである免疫遺伝アルゴリズム (immune-GA: immune Genetic Algorithm),

「多様な解を生成する能力の高い蟻の餌採集行動を模した最適化手法であるアントコロニー最適化法 (ACO: Ant Colony Optimization)」と「解探索効率が良い GA」を協調させ解探索を続行させる遺伝子交叉オペレータ交代法 (CXO: iterative Extended Changing Crossover Operators) CXO (ACO→GA) 等が開発されている。

(4) 本研究では、上記「GA」、「ACO」、「CXO」、「TDGA」、「immune-GA」を統合して次世代の個体の淘汰制御を行う新しい最適化手法を研究する。

(5) 集団の「多様性」を TDGA における集団を構成する個体群のエントロピー H で定量的に測定する手法を研究する。

2. 研究の目的

(1) GA はダーウィンの自然淘汰説に基づく最適化モデルである。

(2) GA は機械学習システム (画像や文字認識等のクラス分類モデル)、航空機のパラメトリック設計、通信ネットワーク設計、VLSI レイアウト設計等、工学・非工学の多様な分野に応用されている。

(3) GA により最適解を求める際の課題は、適応度の低い個体の生存を許すルーレット選択を許しても、進化過程の比較的早期の段階で局所最適解に陥るという「早期収束」の問題である。

(4) 「早期収束」の問題を解決するためには、染色体構造の異なる多様な個体をバランス良く集団内に混在させ、遺伝子交叉により多様な解が生成させる必要がある。

(5) 本研究では集団の多様性を定量的に測定し測定結果を次世代の個体の淘汰戦略に応用する新しい最適化手法を開発する。

3. 研究の方法

(1) 関数最小値探索問題

y を実数空間 R に値を取る目的変数、 $x_i (i=1,2,\dots,n)$ を実数 R に値を取る n 個の説明変数とする関数 f は $y=f(x_1,\dots,x_n)$ と表現され、 n 次元の実数の直積空間 R^n から実数空間 R への写像を表す。

関数 $y=f(x_1,\dots,x_n)$ の最小値探索問題とは、関数 f の従属変数 y の最小値 f_{min} を実数空間 R 内で求めること、そして関数 f が最小値 f_{min} をとった時の n 個の独立変数 $x_i (i=1,2,\dots,n)$ の値 x_{i0} を n 個の実数の直積空間 R^n におけるある閉領域 R^n_0 (定義域) 内で求める問題である。

最適化手法を評価するために使った標準関数は DeJong の 5 つの標準関数と 10 個の多峰性関数 (Schwefel's test function, Griewank's test function, Ackley's test function, Shubert's test function, Six-hump camel back function, Easom's function, Michaelwicz's function, Perm function type (D,BETA), Perm functions type (0, D, BETA), Xin-She Yang's functions) である (表 1 参照)。

表 1 には、本研究で使ったテスト関数の定義、定義域、今回のテストで探索した関数最小値探索、説明変数数を示している。

表 1. 本研究でテスト関数の定義、定義域、探索できた関数最小値探索、説明変数数

NO	name	definition	domains	the minimum values found through our tests	#NO Var.(n)
1	Schwefel's test function	$-\sum_{i=1}^n x_i \times \sin \sqrt{ x_i }$	$-500 \leq x_i \leq 500$	-4189.828872724338	10
2	Griewank's test function	$\frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos \left(\frac{x_i}{\sqrt{i}} \right) + 1$	$-600 \leq x_i \leq 600$	0.0	10
3	Ackley's test function	$-20 \times \exp \left(-0.2 \times \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \right) - \exp \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i) \right) + 20 + e$	$-32 \leq x_i \leq 32$	0.44409×10^{-15}	10
4	Shubert's test function	$\sum_{i=1}^5 i \times \cos(i + (i+1)x_1) \times \sum_{i=1}^5 i \times \cos(i + (i+1)x_2)$	$-10 \leq x_i \leq 10$	-186.73090883102398	2
5	Six-hump camel back function	$\left(4 - 2.1x_1^2 + \frac{1}{3}x_1^4 \right) x_1^2 + x_1x_2 + 4(x_2^2 - 1)x_2^2$	$-3 \leq x_1 \leq 3, -2 \leq x_2 \leq 2$	-1.03162845348987741723	2
6	Easom's function	$-(-1)^n \left(\prod_{i=1}^n \cos(x_i) \right) \exp \left(-\sum_{i=1}^n (x_i - \pi)^2 \right)$	$-100 \leq x_i \leq 100$ $-2\pi \leq x_i \leq 2\pi$	-1.0 -1.0	2 10
7	Michaelwicz's function	$-\sum_{i=1}^n \sin(x_i) \cdot \left[\sin \left(\frac{ix_i^2}{\pi} \right)^{2m} \right], m=10$	$0 \leq x_i \leq 2\pi$	-1.80130341009855365897 -9.66015171564134966786	2 10
8	Perm function type (D,BETA)	$\sum_{j=1}^n \left(\sum_{i=1}^n (i^j + \beta) \left[\left(\frac{x_i}{i} \right)^j - 1 \right] \right)^2, \beta=0.5$	$-n \leq x_i \leq n$	0.0 0.00258877904512366374	2 5
9	Perm functions type (O,D,BETA)	$\sum_{j=1}^n \left(\sum_{i=1}^n (i + \beta) \left[(x_i)^j - \left(\frac{1}{i} \right)^j \right] \right)^2, \beta=10$	$-1 \leq x_i \leq 1$	$0.1374139896037 \times 10^{-7}$	10
10	Xin-She Yang's functions	$\left(\sum_{i=1}^n x_i \right) \exp \left[-\sum_{i=1}^n \sin(x_i^2) \right]$	$-2\pi \leq x_i \leq 2\pi$	$0.56606799135206409 \times 10^{-3}$	10

(2) 熱力学的遺伝アルゴリズム TDGA による関数最小値探索問題の解法の研究^[1]

独立変数は連続値であるが、それを二進固定小数点データで近似して解を表現する。

TDGA では、固定小数点の各ビット毎に計算された on(=1)/off(=0)の状態確率分布が従うシャノンの情報量(エントロピー)の総和で、集団の多様性を測定する。

TDGA は、自由エネルギー $F = \langle E \rangle - TH$ が最小となるように個体群を選択する方法である。

エントロピー H が最大となるように、かつ平均エネルギー $\langle E \rangle$ が最小となるように個体群を選択する。

関数最小値探索問題では、 $\langle E \rangle$ は関数値の平均、 H は染色体を構成する第 j 番目の遺伝子座にある遺伝子の値の確率分布から計測されるシャノンのエントロピー情報量 H_j の総和として測定する($j=0,1,\dots,L$ (染色体長)-1)。

T は温度係数と呼ばれる調整パラメータである。

以下の4つの世代交代方式について、10個のテスト関数に各々15回の独立な試験を行なった。

- ・ **Non-Scaling GA(Non-SW)** ・ スケーリングウィンドウを持たない単純 **GA: 0.55 (=166/300)**
- ・ **Scaling Window GA(SW-GA)** ・ スケールリングウィンドウを有する **GA: 0.53 (=160/300)**
- ・ **Immune-GA with scaling window** ・ スケールリングウィンドウを有する **Immune-GA: 0.58 (=173/300)**

- ・ **TDGA with scaling window** ・ スケールリングウィンドウを有する **TDGA: 0.82 (=245/300)**

最小値探索回数で4方式を比較した結果、TDGA が最も優れていることを実験で検証した。

遺伝子交叉オペレータは2X(二点交叉)と、CXO(2X→BLX(Blend Crossover)-α)である。

(3) 遺伝子交叉オペレータ交代法 CXO による関数最小値探索問題の解法^[2]

CXO (A→B) は、集団の多様性を世代更新時の度に測定し、その値に応じて遺伝子交叉オペレータを広域的探索法 A から局所的探索法 B、局所的探索法 B から広域的探索法 A へと動的に切り替えて解探索する方法である。

CXO の解は実数を2進数で近似し、集団の多様性を TDGA のエントロピー H で計測する。

本実験では、生成した個体群の多様性が閾値(初期値の0.9または0.5)の時の CXO (2X→BLX-

α))と CXO(SPX (Simplex Crossover)→BLX- α)が、2X や BLX- α や SPX 等の単独の交叉法と比較した。

実験により、遺伝子オペレ - タ交代法により、単独の遺伝子交叉オペレ - タの中で最も探索解精度の高い BLX- α に比較して、探索解の精度 RE(Relative Error)を約 6%向上できることを小規模実験で検証した。

(4) 段階的の局所化機能を有するアントコロニー最適化手法 ACO_Bの有効性の検証^{[3], [4]}

ACO_Bは巡回セールスマン問題を解くエリートシステム(EAS)の改良版である。

ACO_Bは、実数空間上の解を離散値(二進数)で近似して求める。

探索解の精度を向上させるために、解探索空間の段階的の局所化機能を有する。

そこでは、前段階で確率的に探索した最良解 β の近傍で最適解を再帰的に探索する。

4. 研究成果

(1) 段階的の探索領域局所化機能を有する ACO_Bの開発

ACO_Bは巡回セールスマン問題を解く ACO の解法の応用である。

実数解 $X=(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)$ を実現する各独立変数 x_i の値を遺伝子列長 l の二進数列で近似して表現する。

独立変数 x_i の j 番目の遺伝子座にある(二進数)の遺伝子を x_{ij} で表現すると、 x_{ij} は、二進数で数値を表現した時の 2^{j-1} の係数であり、0 か 1 の値を取る。

観測データ間隔 d_i は一定であり、 $d_i=a_i/2^{l-1}$ である。

これは解探索空間の精度を示し、解候補 x_i が $x_i = -a_i + k \times a_i / 2^{l-1} (k=0, 1, \dots, 2^{l-1})$ と計算できることを示す。

全体の二進列長(染色体長) L は $L=nl$ となる。

FOP は、 2^L 個の離散値の中から、最適解を探索する組み合わせ最適化問題となる。

ACO_B では、各蟻は遺伝子(二進数)列のオン・オフを先達が残したフェロモン量により確率的に決定する。

蟻が旅を終えた後に、蟻が探索した関数値の小ささの程度に応じたフェロモン量 ($1/(\text{関数値} + \gamma)$ 相当情報: γ は(関数値 + γ) > 0 とする固定定数) を、各遺伝子のオンまたはオフの判断に落とす。

ACO_B は探索領域を段階的に局所化する機能を有する。

探索領域段階的の局所化機能では、局所化回数 $g+1$ における解探索は、局所化回数 g で ACO が探索した最良解 $X(g)=(x_1(g), \dots, x_i(g), \dots, x_n(g))$ の近傍を探索する。

局所化回数($g+1$)における各独立変数 x_i の探索領域幅 $R_i(g+1)$ を $R_i(g+1)=R_i(0) \times (1/2)^{(g+1) \times \log(g+1)}$ 倍で縮小させる。 $R_i(0)=a_i$ である。

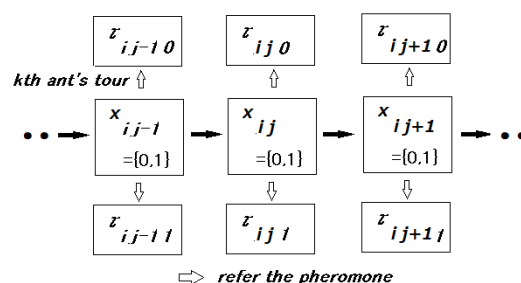


図 1. ACO_Bの解の構造

各独立変数の定義域 $D_i(g+1)=[x_i(g)-R_i(g+1), x_i(g)+R_i(g+1)]$ は段階を追って小さくなるが、観測点の個数は l 桁の二進数で表現できる個数は 2^l 個と変わらないので、解の精度（探索解の間隔 $d_i(g)$ ）を $d_i(g)=R_i(0) \times (1/2)^{(g \times \log l) + l - 1}$ と大幅に向上できる。

（２）ACO_Bで扱う問題の解の構造（二進固定小数点データによる表現）（図１参照）

図１は、蟻 k が x_{ij} が 0 をとるか 1 をとるかを、フェロモン量 τ_{ijv} を参照して確率的に決める様子を示している（ $v=0,1$ ）。 x_{ij} は説明変数 x_i の第 j 遺伝子座である（ $j=1, 2, \dots, l$ ）。 τ_{ijv} は $x_{ij}=v$ の値を取った時のフェロモン量である。

（３）最適化手法の評価結果

最良最適化手法 ($METHOD_{BEST}$: 関数最小値を探索した最適化法) は関数によって異なること。

$METHOD_{BEST}$ は、ACO_R が 6 回、ACO_B が 4 回、2X が 2 回、BLX- α が 1 回であり、ACO が優れていること。

段階的探索領域局所化機能を有する BLX- α は精度（最適解探索率 ($Ratio(\#OPT)$): 総最適解探索回数/(テスト関数数(13)×独立な試験回数(15))や最適モデル率 $Ratio(METHOD_{ALMOST_BEST})$: 有意水準 5% の T 検定の結果、当最適化法が最良最適化法で探索した関数最小値と有意差がないと判断されたテスト関数数の割合) の観点から 0.44(=86/195)、0.85(=11/13) と最も優れていること。

ACO_R は最適解探索率や最適モデル率の観点から 2 番目に優れていること。

ACO_B は最小メモリサイズ（集団サイズ (Pop_size): 各世代で生成する個体数。）最小の平均個体生成数 ($E.AVG\#IND$) で最適解を探索できていること。

CMA-ES が最小 $E.COMP$: 最適解を探索するまでに要した平均コンピュータ時間(=2.8 sec.) で最適解を探索できていること。

（４）「図 2. コンピュータ時間 ($E.COMP$) と最適解探索率 ($Ratio(\#OPT)$)」からわかること

探索解の精度が高く、かつ性能（時間/メモリ容量）も良いという両方の要求を満足する最適化手法はないこと。

段階的探索機能を有する最適化手法 ACO_B が解の精度と性能（時間/メモリ容量）の観点からバランスのとれた手法であること。

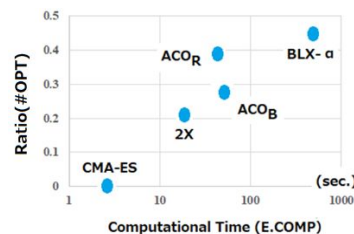


図 2. $E.COMP$ と $Ratio(\#OPT)$

（引用文献）

- [1] Ryouei Takahashi, Verification of Thermo-dynamical Genetic Algorithm to Solve the Function Optimization Problem through Diversity Measurement, Proceedings of the 2016 IEEE Congress on Evolutionary Computation (IEEE CEC 2016), 2016, pp. 168–177, DOI: **10.1109/CEC.2016.7743792**
- [2] Ryouei Takahashi, Empirical Evaluation of Changing Crossover Operators to Solve Function Optimization Problems,” Proceedings of the 2016 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (IEEE SSCI 2016), 2016, pp. 1–10, DOI: 10.1109 / SSCI.2016.7850141.
- [3] Ryouei Takahashi and Y. Nakamura, Ant Colony Optimization with Stepwise Localization of the Discrete Search Space to Solve Function Optimization Problems, Proceedings of 16th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA17), 2017, pp.701-706, DOI: 10.1109/ICMLA.2017.00-78.
- [4] Ryouei Takahashi, Yukihiro Nakamura, and Toshihide Ibaraki, Experimental Evaluation of ACO for Continuous Domains to Solve Function Optimization Problems, @Springer Nature Switzerland AG 2018 M. Dorigo et al. (Eds.): ANTS 2018, LNCS 11172, 2018, pp. 360-367, DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-00533-7_30.

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計4件（うち査読付論文 4件／うち国際共著 0件／うちオープンアクセス 0件）

1. 著者名 Ryouei Takahashi, Yukihiro Nakamura, Toshihide Ibaraki	4. 巻 11172
2. 論文標題 Experimental Evaluation of ACO for Continuous Domains to Solve Function Optimization Problems	5. 発行年 2018年
3. 雑誌名 @Springer Nature Switzerland AG 2018 M. Dorigo et al. (Eds.): ANTS 2018, LNCS	6. 最初と最後の頁 pp. 360-367
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） https://doi.org/10.1007/978-3-030-00533-7_30	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

1. 著者名 Ryouei Takahashi and Yukihiro Nakamura	4. 巻 16
2. 論文標題 Ant Colony Optimization with Stepwise Localization of the Discrete Search Space to Solve Function Optimization	5. 発行年 2017年
3. 雑誌名 Proceedings of 16th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA), 2017	6. 最初と最後の頁 pp. 701-706
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1109/ICMLA.2017.00-78	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

1. 著者名 Ryouei Takahashi	4. 巻 第6回
2. 論文標題 Empirical Evaluation of Changing Crossover Operators to Solve Function Optimization Problems	5. 発行年 2016年
3. 雑誌名 Proceedings of the 2016 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence(IEEE SSCI 2016)	6. 最初と最後の頁 pp.1-10
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1109/SSCI.2016.7850141	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

1. 著者名 Ryouei Takahashi	4. 巻 第9回WCCI
2. 論文標題 Verification of Thermo-dynamical Genetic Algorithm to Solve the Function Optimization Problem through Diversity Measurement	5. 発行年 2016年
3. 雑誌名 Proceeding of IEEE CEC 2016	6. 最初と最後の頁 168-177
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1109/CEC.2016.7743792	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計0件

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

高橋 良英 (RYouei Takahashi)
http://www.kcg.edu/faculty/professor/ry_takahashi.html

6 . 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
--	---------------------------	-----------------------	----