

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 26 年 6 月 6 日現在

機関番号：12608

研究種目：基盤研究(C)

研究期間：2011～2013

課題番号：23500273

研究課題名(和文)大域的多峰性に着目した未知解探索アルゴリズムの構築

研究課題名(英文)Constructing Search Algorithms Taking Account of Global Multimodality

研究代表者

小野 功(Ono, Isao)

東京工業大学・総合理工学研究科(研究院)・准教授

研究者番号：00304551

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 4,000,000円、(間接経費) 1,200,000円

研究成果の概要(和文)：本研究では、大域的多峰性を有する探索空間において効率よく良好な解を発見するため、新たな探索アルゴリズムを提案した。大域的多峰性を有する探索空間においては、有力な大谷を効率よく発見し、発見された大谷において最良解を効率よく探索することが求められる。そこで、本研究では、大谷を想定して設計された実数値進化計算を繰り返し実行し、過去の探索履歴を用いることにより、新たな大谷を発見する探索の枠組みを提案し、既存の実数値進化計算手法では発見することができなかった最適解を発見することに成功した。また、大谷内の探索のための新たな実数値進化計算手法を提案し、既存手法をよりも効率よく最適解を発見することに成功した。

研究成果の概要(英文)：In this study, we proposed new search algorithms to efficiently find good solutions in globally multimodal space. It is required that, in the globally multimodal space, search algorithms efficiently find promising big valleys and efficiently search the best solution in each big valley. In order to achieve this requirement, we proposed a framework for finding big valleys and several real-coded evolutionary algorithms for searching in a big valley. The proposed framework iteratively executes real-coded evolutionary algorithms and efficiently find new big valleys by using a history of search regions. We confirmed that the proposed framework with a real-coded genetic algorithm called AREX/JGG succeeded in finding the optima that the conventional methods failed to find on globally multimodal benchmark functions. We also confirmed that the proposed real-coded evolutionary algorithms for searching in a big valley outperform ed state-of-the-art algorithms on well-known benchmark functions.

研究分野：総合領域

科研費の分科・細目：情報学 感性情報学・ソフトコンピューティング

キーワード：大域的最適化 進化計算 大域的多峰性 大谷構造 関数最適化 実数値進化計算

1. 研究開始当初の背景

進化計算 (Evolutionary Computation, EC) は、多峰性を有する探索空間において、効率よく良好な解を発見できることから多くの注目を集めている。申請者らは、多峰性に加えて、困難な実問題にしばしば現れる景観の性質として、変数間の依存性および悪スケール性に着目し、前者を克服した UNDX+MGG [小野 99]、前者と後者の両方を克服した AREX/JGG [秋本 09] などの手法を提案し、その有効性を示してきた。

しかし、近年、進化計算の実問題への応用が進むにつれて、既存の多くの進化計算手法の性能が劇的に劣化する大域的多峰性 (Globally Multimodal) の問題クラスが存在が明らかになってきた。大域的多峰性とは、複数の大谷 (Big Valley) を有する景観を指す。ここで、大谷とは、微視的には多くの局所解が存在するが、巨視的には1つの大きな谷となっている景観のことを指し、既存の多くの進化計算手法が対象としていた問題クラスである。

困難な実問題を解決するためには、大谷関数での探索性能のさらなる向上に加えて、大域的多峰性においても効率よく良好な解を探索できる手法の構築が急務であった。

2. 研究の目的

(1) 本研究の第一の目的は、大域的多峰性を考慮した新たな進化計算手法を構築し、その有効性を確認することである。

(2) 本研究の第二の目的は、大域的多峰性関数の構成要素である大谷関数において、探索効率の高い新たな進化計算手法を提案し、その有効性を確認することである。

3. 研究の方法

(1) 大域的多峰性を有する探索空間における新たな探索シナリオを考案し、それを実現するための手法を構築する。提案手法の有効性を確認するため、既存手法では最適解を発見することができない大域的多峰性のベンチマーク問題へ提案手法を適用し、最適解を高い確率で発見できることを確認する。さらに、既存手法で解決可能な大谷のベンチマーク関数へも提案手法を適用し、提案手法が大谷関数も解決可能であることを確認する。

(2) 大谷関数を想定した既存の進化計算手法の問題点を明らかにし、その問題点を克服する新たな手法の提案を行う。具体的には、既存の自然進化戦略 (Natural Evolution Strategies, NESs) [Wierstra 08] において最も性能が優れる手法の一つである xNES [Glasmachers 10]、および、既存の実数値遺伝アルゴリズム (Real-Coded Genetic Algorithms, GCGAs) において最も性能が優れる手法の一つである AREX/JGG [秋本 09] に着目する。ベンチマーク問題への適用を通じて、提案手法が既存手法よりも優れた探索性能を示すことを確認する。

4. 研究成果

(1) 大域的多峰性空間において良好な解を効率よく探索するための新たな進化計算手法を提案した。提案手法のアルゴリズムは、以下の通りである：1) 探索空間全体を覆うように初期集団を生成する、2) 大谷を想定して設計された実数値進化計算 (Real-Coded Evolutionary Computation for Big Valleys, RCEC-BV) を適用して集団を収束させる、3) 集団が収束した点を含む大谷の領域を推定し、既探索領域として記憶する、4) なるべく未探索領域のみから構成される領域を広く覆うように初期集団を生成する、5) ステップ 2 へ戻る (ただし、RCEC-BV による探索において既探索領域は実行不可能領域として扱う)。提案手法の有効性を検証するため、大域的多峰性の中でも最も困難な問題クラスである UV 構造を有するベンチマーク関数と、大谷構造を有する既存のベンチマーク関数を用いて、単純なマルチスタート戦略、ISM [池田 02] との性能比較を行った。ISM は大域多峰性空間に対して有効とされる既存手法である。ここで、探索エンジンとしては、最も高性能な実数値 GA の一つである AREX+JGG [秋本 09] を共通に用いた。表 1 に結果を示す。表 1 より、提案手法は、大域的多峰性関数において、単純なマルチスタート戦略、ISM よりも高い確率で最適解の発見に成功した。さらに、大谷関数においても、ISM よりも高い確率で最適解の発見に成功し、単純なマルチスタート戦略と同等の性能を示した。

関数	MS	ISM	Pr.
DoubleCone	0	10	46
DoubleRastrigin	0	2	36
DoubleRosenbrock	0	11	48
Rastrigin	50	20	49

表 1: マルチスタート戦略 (MS), ISM, 提案手法 (Pr.) の最適解発見試行数 (50 試行中)。上から 3 つの関数が UV 関数。下 1 つが大谷関数。

(2) 既存の NESs において最も優れた探索性能を示す xNES [Glasmachers 10] の問題点を克服した新たな NES として、DX-NES (Distance-based eXponential Natural Evolution Strategy) を提案した。xNES は、各反復において、現在の確率分布に従う解を生成・評価したのち、期待評価値の自然勾配 [Amari 98] を用いて確率分布のパラメータを更新する。このとき、期待評価値の自然勾配は、評価値の情報を使って重みづけされた解に基づいて推定される。xNES は、最適解を覆っていない領域に初期化領域を設定すると、最適解が存在する領域に子個体生成分布を効率的に移動させることができず、探索性能が劣化するという問題点をもつ。本問題を克服するため、DX-NES では、確率分布が最適解を覆っていないと考えられる場合、解の評価値の情報に加えて、確率分布の中心からのマハラノビス距離も考慮して解の重みづけを行うことにより、確率分布の最適解領域への

移動を促進する。確率分布が最適解を覆っているか否かの判定には、進化パス [Hansen 06] を用いている。DX-NES では、探索状況を移動期、停滞期、収束期に分類し、それぞれで適応的に確率分布のパラメータの学習率を設定することにより、探索を加速している。DX-NES の有効性を確認するため、既存手法 xNES との性能比較実験を行った。結果を表 2 に示す。表 2 により、DX-NES は xNES よりも早く最適解を発見できていることがわかる。

Name	Sphere	Rosenbrock	Ellipsoid	k-Tablet
DX-NES	4.76e3(8)	9.17e4(32)	4.62e4(32)	4.65e4(40)
xNES	1.21e5(8)	2.39e5(16)	3.18e5(32)	1.56e5(8)

Name	Ackley	bohachevsky	Schaffer	Rastrigin
DX-NES	9.12e3(14)	1.63e4(112)	1.09e5(224)	2.01e5(1120)
xNES	2.88e5(14)	3.79e5(40)	2.67e6(80)	5.06e6(452)

表 2: DX-NES と xNES が最適解発見までに要した評価回数の 100 試行平均。括弧内は集団サイズ。

(3) 最適解周辺で非対称性を有する目的関数における DX-NES の性能低下に対処するため、DX-NES を拡張した Asymmetric DX-NES (ADX-NES) を提案した。DX-NES において最適解の探索が効率的に進行するためには、正規分布の確率密度が高い領域と最適解付近の評価値の良い領域が一致することが必要となる。そのため、探索終盤で分布を最適解へ素早く収束させるためには、平均ベクトルはマハラノビス距離の意味で最適解の近くにあることが望ましい。しかし、非対称関数では、探索終盤においても正規分布の平均ベクトルは最適解から離れた位置にあることが多い。これは、対称性を有する正規分布の平均ベクトルが最適解に接近すると、悪い評価値を有する領域に大きな確率密度が割り当てられることで期待評価値を大幅に悪化させるためと考えられる。また、非対称関数では平均ベクトルからみて最適解とは反対方向にも有望な領域が存在しており、DX-NES の distance-weight がその領域に生成された解に対して大きな重みを与えてしまうことも原因と考えられる。そこで、ADX-NES では、非対称性関数に DX-NES を適用した場合に、進化パスが平均ベクトルから見て最適解方向を向き続けることに着目し、進化パスが指す位置の近くにある解に大きな重みを与える新たな distance-weight を採用している。図 1 に、非対称性を有する関数に DX-NES と ADX-NES を適用した結果を示す。これにより、ADX-NES が DX-NES よりも少ない評価回数で最適解を発見できていることが確認できる。

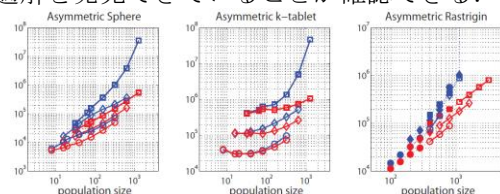


図 1: DX-NES(青)と ADX-NES(赤)を 20(○), 40(◇), 80(□)次元ベンチマーク関数に適用した時の成功試行中の平均評価回数。

(4) 非明示制約付き black-box 関数最適化における DX-NES の性能低下に対処するため、DX-NES を拡張した implicit asymmetric DX-NES (iADX-NES) を提案した。非明示制約とは、制約関数が明示的に与えられず、目的関数から分離不能である制約を指す。非明示制約の下では、実行不可能解が意味のある目的関数値を持たず、制約関数から得られる情報は解が制約に違反するか否かの二値情報のみである。非明示制約付き black-box 関数最適化問題を解くにあたっては、原問題を無制約 black-box 関数最適化問題へと緩和した後に、その緩和問題を解く接近法をとる。本緩和問題に DX-NES を適用すると、上述した非対称関数における性能低下に加えて、発散現象が発生し、探索性能が劣化する。そこで、iADX-NES では、非対称関数へ対処した ADX-NES に発散現象を防ぐ工夫を導入している。具体的には、実行不可能解が生成された場合を考慮した新たな順序関係を導入した上で、実行可能解の数に応じて学習率などの内部パラメータを適応させている。非明示制約付きのベンチマーク関数における iADX-NES, DX-NES, CMA-ES [Hansen 06] の探索性能を比較した結果を表 3 に示す。これより、iADX-NES が最も早く最適解を発見できていることがわかる。

function	Constraint Sphere			Constraint n/4-tablet		
	λ	n	4n	n	4n	16n
⊕ DX-NES	- (0)	110 (9)	590 (15)	- (0%)	140 (9)	1039 (2)
⊕ iADX-NES	9.98 (50)	15.72 (50)	49.9 (50)	75.3 (50)	58.4 (50)	92.1 (50)
= CMA-ES	12.3 (50)	36.1 (50)	142 (50)	62.8 (49)	68.1 (50)	181 (50)
⊕ DX-NES	- (0)	- (0)	- (0)	- (0)	- (0)	- (0)
⊕ iADX-NES	25.5 (50)	50.6 (50)	169 (50)	320 (50)	239 (50)	365 (50)
= CMA-ES	36.7 (50)	122 (50)	616 (50)	323 (50)	301 (50)	799 (50)
⊕ DX-NES	- (0)	- (0)	- (0)	- (0)	- (0)	- (0)
⊕ iADX-NES	67.0 (50)	171 (50)	602 (50)	1454 (50)	1187 (50)	1677 (50)
= CMA-ES	112 (49)	413 (48)	2571 (50)	1786 (49)	1501 (49)	3894 (50)

表 3: iADX-NES, DX-NES, CMA-ES が成功試行時に最適解発見までに要した評価回数の試行平均。 λ は集団サイズ、nは次元数、括弧内は 50 試行中の成功試行数を表す。

(5) 実数値遺伝アルゴリズム (Real-Coded Genetic Algorithms, RCGAs) において最も探索性能に優れる手法の一つである AREX/JGG [秋本 09] の問題点を解決した新たな RCGA として PARCGA (Population-distribution Adapting Real-Coded Genetic Algorithm) を提案した。AREX/JGG は、集団分布が最適解を覆っていない場合に、必ずしも集団分布において最適解に近い方に子個体が生成され、かつ、集団分布において最適解から遠い個体が削除されるとは限らない、2) 集団分布が最適解を覆っている場合に、必ずしも集団分布において中心部の最適解周辺に子個体が生成され、かつ、集団分布において最適解から遠い外縁部の個体が削除されるとは限らない、という探索効率を悪化させる二つの問題点をもつ。この二つの問題点を克服するため、PRCGA は、加重平均ベクトルの評価値が集団中の個体の評価値に比べて優れている場合、探索を加速させるため、加重平均ベクトル付近に重点的に子個体を生成する。一方、加重平均ベクトルの評価値が集団中の個体

の評価値に比べて劣っている場合、探索を慎重に行うため、集団からランダムに選択した $n+1$ 個の個体の加重平均ベクトル付近に重点的に子個体を生成する。表 4 に、PARCGA と AREX/JGG の性能比較実験を行った結果を示す。これより、PARCGA は、AREX/JGG に比べて少ない評価回数で最適解を発見できていることがわかる。

f	次元数	AREX/JGG	PARCGA	比率
f_1	20	2.25e4 (5n, 4n)	1.16e4 (5n, 3n)	52%
	40	8.69e4 (5n, 4n)	5.17e4 (8n, 3n)	59%
	80	3.11e5 (10n, 4n)	2.16e5 (8n, 3n)	69%
f_2	20	3.25e4 (6n, 3n)	1.57e4 (6n, 3n)	48%
	40	1.30e5 (6n, 3n)	6.20e4 (8n, 3n)	48%
	80	4.16e5 (10n, 3n)	2.60e5 (8n, 3n)	63%
f_3	20	5.12e4 (6n, 3n)	3.17e4 (6n, 3n)	62%
	40	1.75e5 (6n, 3n)	1.15e5 (8n, 3n)	66%
	80	6.68e5 (10n, 3n)	4.37e5 (10n, 3n)	65%
f_4	20	5.96e4 (9n, 3n)	2.69e4 (8n, 3n)	45%
	40	1.93e5 (10n, 3n)	9.75e4 (12n, 3n)	51%
	80	6.57e5 (10n, 3n)	3.87e5 (12n, 3n)	59%
f_5	20	1.06e5 (5n, 4n)	6.51e4 (5n, 3n)	61%
	40	6.30e5 (5n, 4n)	3.56e5 (6n, 3n)	57%
	80	4.26e6 (10n, 4n)	2.72e6 (16n, 2n)	64%
f_6	20	4.20e4 (6n, 3n)	1.98e4 (6n, 3n)	47%
	40	1.56e5 (6n, 3n)	7.64e4 (8n, 3n)	49%
	80	4.64e5 (10n, 3n)	3.35e5 (8n, 3n)	72%
f_7	20	4.32e4 (9n, 3n)	1.65e4 (8n, 3n)	38%
	40	1.02e5 (9n, 3n)	6.61e4 (10n, 3n)	65%
	80	3.78e5 (12n, 3n)	2.61e5 (10n, 3n)	69%
f_8	20	2.08e5 (16n, 3n)	8.90e4 (18n, 5n)	43%
	40	5.96e5 (16n, 3n)	3.07e5 (18n, 5n)	52%
	80	2.16e6 (16n, 3n)	1.38e6 (18n, 5n)	64%
f_9	20	1.83e5 (25n, 4n)	9.78e4 (45n, 3n)	53%
	40	5.12e5 (25n, 4n)	2.85e5 (45n, 3n)	56%
	80	1.53e6 (25n, 4n)	9.34e5 (45n, 3n)	61%

表 4: AREX/JGG と PARCGA (提案手法) の最適解発見までの平均評価回数。括弧内の数字は(集団サイズ, 生成子個体数), n は次元数を表す。

(6) DX-NES をステップ関数に適用した場合に探索効率が劣化するという問題があることを指摘し、その原因を考察した上で、問題点を克服するための方法についての初期検討を行った。ステップ関数は、決定変数が離散値に制約される関数最適化問題において、各解の近傍で評価値が一定となるように変数空間を連続値に緩和することにより得られる問題である。本問題は、工業分野において規格部品を組み合わせることによって設計を行う場合などに現れる重要な問題である。DX-NES は、滑らかな景観を有する連続関数最適化を想定して設計されている。そのため、ステップ関数最適化へ適用した場合、同一評価値をもつ個体が多く生成される探索終盤において、誤った確率分布の更新がしばしば起こるといった問題をもつ。そこで、本問題を克服するため、1) 同一評価値をもつ個体に同一ランクを与える、2) ランクに対して線形な重みづけを行う、3) 集団内の全個体の評価値が同じになった場合に分布を拡大する、という工夫を導入した拡張 DX-NES を提案した。拡張 DX-NES (提案手法) とオリジナルの DX-NES (既存手法) を n 次元 Step Sphere 関数に適用した際に、最適解が得られるまでの評価回数を表 5 に示す。これにより、

提案手法が既存手法よりも少ない評価回数で最適解を発見できていることがわかる。

n	提案手法	既存手法	比率
40	1.21 ± 0.25 (12)	1.36 ± 0.16 (24)	×1.12
80	2.66 ± 0.4 (20)	3.08 ± 0.31 (36)	×1.16
160	5.68 ± 1.8 (24)	7.07 ± 1 (48)	×1.25

表 5: 提案手法と既存手法を n 次元 Step Sphere 関数へ適用した時の最適解発見までの平均評価回数。括弧内の数字は集団サイズを表す。

(7) 大域的多峰性問題において最も困難な問題クラスである UV 構造を有する探索空間において、既存の実数値 GA や進化戦略による発見が困難な最適解を、一度の探索で発見するための新たな実数値進化計算手法についての初期検討を行った。UV 構造は、U 谷と V 谷の 2 種類の谷から構成される。U 谷は、間口が広く、探索序盤において期待評価値の観点から有望に見えるが、局所解しか存在しない大谷である。一方、V 谷は、間口が狭く、探索序盤では期待評価値の観点から有望でないように見えるが、最適解が存在する大谷である。既存の実数値 GA や進化戦略は、生成された複数の子個体のうち、上位個体が多く存在する領域が有望であると考え、有望領域の子個体生成確率が高くなるように子個体生成分布を更新する。U 谷と V 谷の両方をまたぐ子個体生成分布に従って子個体が生成されると、U 谷に生成される子個体が多くなるため、上位個体のほとんどが U 谷から選択されることになると考えられる。たとえ V 谷に子個体が生成されたとしても、数が非常に少なくなると考えられる。そのため、子個体生成分布は、U 谷に大きく引き込まれることになり、探索に失敗すると考えられる。そこで、ある基準評価値よりも評価値の小さい個体が存在する領域を有望領域として考え、有望領域を囲うなるべく小さな超楕円体の表面付近から子個体をサンプルし、徐々に基準評価値を下げていくことにより最適解の探索を行う手法を構築した。UV 構造を有するベンチマーク関数に、DX-NES と提案手法を適用した結果を表 6 に示す。これより、DX-NES がすべての問題において最適化の発見に失敗にしたのに対して、提案手法はすべての問題において最適解の発見に成功していることがわかる。

関数	DX-NES		提案手法	
	成功回数	評価回数[$\times 10^5$]	成功回数	評価回数[$\times 10^5$](N_s)
Double-Sphere	0	-	30	7.17 ± 0.10(200)
Double-Rosenbrock	0	-	30	145 ± 1.12(450)
Quad-Sphere	0	-	30	5.20 ± 0.10(150)
Skew-Rastrigin	0	-	30	1784 ± 48.3(1150)

表 6: DX-NES と提案手法の最適解発見試行数 (30 試行中) と最適解発見までの平均評価回数。

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計 2 件)

- ① 福島信純, 永田裕一, 小林重信, 小野功: Distance-weighted Exponential Natural Evolution Strategy の提案と性能評価, 進化計算学会論文誌, Vol. 4, No. 2, pp. 57-73, (2013) (査読有), <http://dx.doi.org/10.11394/tjpnsec.4.57>.
- ② 上村健人, 木下峻一, 永田裕一, 小林重信, 小野功: 大域的多峰性関数最適化のための実数値 GA の枠組み Big-valley Explorer の提案, 進化計算学会論文誌, Vol. 4, No. 1, pp. 1-12 (2013) (査読有), <http://dx.doi.org/10.11394/tjpnsec.4.1>.

[学会発表] (計 15 件)

- ① 佐山雄一, 永田裕一, 小野功: 生成有望個体の囲い込みに着目した新たな実数値進化計算手法の提案, 進化計算シンポジウム 2013 講演論文集, pp. 162-169, 鹿児島, 2013 年 12 月 14 日-15 日.
- ② 稲盛徹, 永田裕一, 小野功: ステップ関数最適化のための DX-NES の重み設計, 進化計算シンポジウム 2013 講演論文集, pp. 170-176, 鹿児島, 2013 年 12 月 14 日-15 日.
- ③ 中島直敏, 上村健人, 永田裕一, 小野功: 集団の振る舞いを重視した実数値 GA の提案, システム・情報部門学術講演会 2013 講演資料集, pp. 343-348, 大津, 2013 年 11 月 18 日-20 日.
- ④ 小野功: 実数値進化計算とその光学系設計への応用, 第 38 回光学シンポジウム講演予稿集, pp. 35-40, 東京, 2013 年 6 月 27 日-28 日 (招待講演).
- ⑤ 佐山雄一, 上村健人, 永田裕一, 小野功: Big-valley Explorer のための超楕円体更新アルゴリズムの効率化, 第 4 回進化計算学会研究会資料集, pp. 58-63, 横須賀, 2013 年 3 月 18 日-19 日.
- ⑥ 福島信純, 永田裕一, 小野功: 非明示制約付きブラックボックス関数最適化のための自然進化戦略の提案, 第 48 回システム工学部会研究会資料, pp. 47-54, 東京, 2013 年 3 月 6 日.
- ⑦ Nakashima N., Nagata, Y., Ono, I.: A Real-Coded Genetic Algorithm Taking Account of the Weighted Mean of the Population, Proc. Artificial Life And Robotics (AROB 2013), pp. 325-328, Daejeon, 2013 年 1 月 30 日-2 月 1 日.
- ⑧ 福島信純, 永田裕一, 小野功: 非対称関数最適化のための Natural Evolution Strategy の提案, 進化計算シンポジウム 2012 講演資料, pp. 148-155 長野, 2012

年 12 月 15 日-16 日.

- ⑨ 中島直敏, 永田裕一, 小野功: 集団の加重平均に着目した実数値 GA の提案と性能評価, 電気学会研究会資料, システム研究会, ST-12-029, pp. 41-46, 大阪, 2012 年 12 月 2 日.
- ⑩ 福島信純, 永田裕一, 小野功: 高次元関数最適化への DX-NES の適用, 第 2 回コンピュータショナル・インテリジェンス研究会「CI における高次元化, 高次元表現」講演論文集, pp. 107-114, 岡山, 2012 年 9 月 28 日.
- ⑪ 小野功, 永田裕一, 福島信純, 上村健人: 実数値進化計算における初期化領域問題への取り組み, 平成 24 年電気学会電子・情報・システム部門講演論文集, pp. 57-62, 弘前, 2012 年 9 月 5 日-7 日.
- ⑫ Uemura, K., Kinoshita, S., Nagata, Y., Kobayashi, S., and Ono, I.: A New Framework taking account of Multi-funnel Functions for Real-coded Genetic Algorithms, Proc. 2011 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), In CD-ROM, 8 pages, New Orleans, 2011 年 6 月 5 日-8 日.
- ⑬ Fukushima, N., Nagata, Y., Kobayashi, S., and Ono, I.: Proposal of Distance-weighted Exponential Natural Evolution Strategies, Proc. 2011 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), In CD-ROM, 8 pages, New Orleans, 2011 年 6 月 5 日-8 日.
- ⑭ 福島信純, 永田裕一, 小林重信, 小野功: 重心移動を考慮した Natural Evolution Strategies に関する一考察, 第 7 回進化計算フロンティア研究会講演論文集, pp. 92-103, 東京, 2011 年 9 月 9 日-10 日.
- ⑮ 福島信純, 永田裕一, 小林重信, 小野功: 関数最適化のための重心移動を考慮した Natural Evolution Strategy の提案, 電気学会電子・情報・システム部門大会講演論文集 (CD-ROM), 6 ページ, 富山, 2011 年 9 月 7 日-9 日.

6. 研究組織

(1) 研究代表者

小野 功 (ONO, Isao)

東京工業大学・大学院総合理工学研究科・准教授

研究者番号: 00304551