環境適応型遺伝的アルゴリズムと最適化問題への応用に関する研究

メタデータ	言語: jpn 出版者: 公開日: 2017-10-05 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 林, 貴宏 メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/2297/16573

氏　　名	林　　貴　宏
生　年　月　日	
本　　籍	石川県
学位の種類	博士（工学）
学位記番号	博甲第579号
学位授与の日付	2003年3月25日
学位授与の要件	課程博士（学位規則第4条第1項）
学位授与の題目	環境適応型遺伝的アルゴリズムと最適化問題への応用に関する研究
論文審査委員(主査)	木村　春彦（工学部・教授）
論文審査委員(副査)	船田　哲男（工学部・教授）西川　　清（工学部・教授） 中山　謙二（工学部・教授）村本健一郎（工学部・教授）

学位論文要旨

In this paper, two novel evolutionary algorithms are presented to solve ill-posed problem and non-stationary problem. Ill-posed and non-stationary are features often found in the real world application. In ill-posed problems, solution is not decided uniquely, and in non-stationary problems, a criterion for evaluating a solution depends on time. Traditional evolutionary algorithms cannot deal with such problems and it becomes a serious problem for practical use. To solve an ill-posed problem, a method for combining GA and heuristics without losing generality of GA is proposed. Effectiveness of the methodology has been examined by an experiment which attempts to estimate gas concentration signal from gas-generating sources located in an indoor space by using the proposed method and output signal of gas-sensor installed in the space. To solve non-stationary problem, new evolutionary methods, search-scale control and block identification, are proposed and effectiveness of the methods is examined by an computer simulation using a changing knapsack problem.

遺伝的アルゴリズム (GA) や遺伝的プログラミング (GP) に代表される進化的計算は解の表現形式、評価方式に制約がないことから広範囲な分野で適用され成果をあげている。しかし、進化的計算を現実世界の問題へと適用する際に、不良設定性と非定常性という二つの性質が問題となる。不良設定性は逆問題において生じる性質であり、逆演算が非有界で不連続であることなどから復元が不安定になり、解が一意に定まらない性質であり、非定常性とは、動的最適化問題においての生じる性質であり、時間によって解の評価基準が変化する性質である。いずれも従来の単純な進化的計算では扱うことができなかった問題である。そこで本研究ではこれら実問題で発生する不良設定性と非定常性に対処可能な新しい進化的計算の方法を提案し、進化的計算が適用できる問題のクラスを拡大することを目的とする。

最初に逆問題における不良設定性の問題点の解決するために、GA の評価関数において複数の拘束条件を同時に取り入れることができる点に着目し、拘束条件の一つとしてヒューリスティックスを取り入れる方法を提案する。この方法は GA の一般性を損なうことなくヒューリスティックスを取り入れることができるため様々な逆問題を解決できる。また、この方法の利点として逆関数が不要である点、拡張性が高い点などが挙げられる。よって本手法は多くの逆問題の一般的な解決方法として利用可能であると考えられる。そこで、本手法の有効性を確認するために、室内に設置したガスセンサの出力信号から、室内のガス発生源 (ガスストーブやガスコンロなど) の稼働情報を抽出するという具体的な逆問題に対して本手法を適用する。

センサ出力信号が未知で，室内伝搬路特性 $h(n)$ が既知であるとき，センサ出力の原因となった各ガス発生源から発生するガス濃度変化信号 (成分信号) を探す作業を本手法を用いて行う．まず，ガス発生源ごとの成分信号を推定し，それらを合成したものを推定センサ入力信号とする．GA における個体は，成分信号を表現するための 1 または 0 の遺伝子から構成される遺伝子列を対象とするガス発生源の数だけ持っている．遺伝子の意味はガスが発生していれば 1，発生していなければ 0 の値をとると考える．個体 i の遺伝子列から得られる推定センサ入力信号 $x_i(n)$ と推定センサ出力信号 $y(n)$ は以下のようになる．

$$x_i(n) = \sum_j s_{ij}(n) \tag{1}$$

$$y_i(n) = x_i(n) * h(n) \tag{2}$$

ここで、$s_{ij}(n)$ は個体 i の遺伝子列が表すガス発生源 j の成分信号、$h(n)$ は室内の伝搬路特性である。GA 個体を評価するための評価関数 F_1 を，個体が表す推定センサ出力信号 $y_i(n)$ と実際のセンサ出力信号 $o(n)$ との二乗誤差和の逆数で定義する．すなわち，

$$F_1(i) = \frac{1}{\sum_{k=0}^{N} |o(k) - y_i(k)|^2} \tag{3}$$

とする．$F_1(i)$ を用いることで GA は $x_i(n)$ を最適化するが、$x_i(n)$ を構成する成分信号 $s_{i,j}$ は最適化されるとは限らない．これは，成分信号の組合せを一意に決めることができないからである。そこで，推定成分信号の妥当性を評価するヒューリスティックスを評価関数に取り入れることを考える。用いるヒューリスティックスは、遺伝子列が表す成分信号の連続ガス発生時間が、予め測定しておいたガス発生時間の平均からどの程度ずれているかを評価するというものである。個体 i が表すガス発生源 j の成分信号における連続ガス発生時間を t_{ij} とする．また，予め求めておいたガス発生源 j の連続ガス発生時間の平均と標準偏差を μ_j, σ_j とする．このとき、ペナルティ係数 p_i を以下のように定義する．

$$p_i = \begin{cases} 1 & (a \leq 1 \text{のとき}) \\ \dfrac{1}{a^2} & (a > 1 \text{のとき}) \end{cases} \tag{4}$$

ただし、

$$a = \frac{|t_{ij} - \mu_j|}{\sigma_j}$$

である．このペナルティ係数 p_i を F_1 に掛けることにより評価関数を補正し、新たに評価関数 F_2 を以下のように定義する．

$$F_2(i) = p_i \cdot F_1(i) \tag{5}$$

この評価関数を用いることでヒューリスティックスを考慮でき、適切な成分信号を推定することが可能となる。そこで、本手法の有効性を確認するために実際に人が生活する一般家庭環境で行った実証実験について述べる．本実験において対象となるガス発生源は石油ストーブ，ガスレンジ，換気扇の 3 つである．各ガス発生源の成分信号と本手法によって

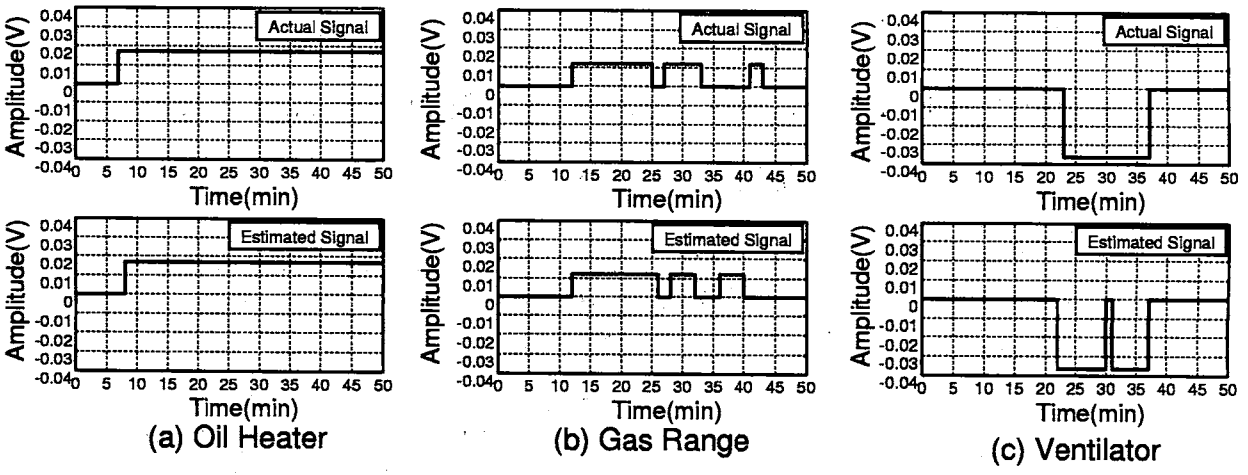

図 1: 実際の成分信号と推定成分信号

得られた推定成分信号を図 1 に示す。成分信号に最大 3 分程度のずれは生じるものの，稼働回数は一致しており，モニタリング期間中の室内のガス発生源の稼働状況は把握できる．以上より、不良設定性の問題が克服できることが示された。

次に動的最適化問題における非定常性の対処方法について説明する。非定常環境での探索に必要とされる性質として、環境の急激な変化に対処できる能力 (大域的な環境追従性) と，連続的な変化に対処できる性能 (局所的な環境追従性) が考えられる．大域的な環境追従性と局所的な環境追従性の間には探索スケール (表現型空間における個体の分散) に関してトレードオフがあるためこれらの性能を同時に向上させることには限界がある．そこで，各時点で環境変動がないか監視し，環境変動が発生した場合はその規模を同定し，変動規模に応じて適切に探索スケールを制御していくことを考える．提案する GA は，(i) 環境状態検出モジュール，(ii) ブロック同定モジュール，(iii) 探索スケール制御モジュールで構成されており，GA ループ中にこれらのモジュールが順次呼び出されて実行される．

(i) 環境状態検出モジュールは，環境状態を調べ，環境状態に応じて適切な探索スケールを設定することを目的とする．時刻 t での探索スケールを $S(t)$ で表す．$S(t)$ は段階的に定義され，1 ～ R のいずれかの整数値を取る．値が大きくなる程より大域的に探索を行うこ

とを表す．ここで，R は探索スケールの段階数を表すパラメータである。環境状態を検出するために以下の指標値 r を用いる．

$$r = \frac{f_{max}(t) - f_{max}(t-1)}{f_{max}(t-1)} \tag{6}$$

ここで $f_{max}(t)$ は世代 t での GA 集団における最良個体の適応度である．ただし，適応度は 0 以上になるようにスケーリングされているものとする．この指標値 r を用いて探索スケール $S(t)$ を表 1のように設定する。

(ii) ブロック同定モジュールは，(i) において環境変動を検出した場合に各遺伝子座の影響度の再同定処理を行うことを目的とする．第 i ビット目の遺伝子座の影響度 e_i を以下のように定義する．

$$e_i = \max_{s \in P} |p(s_i) - p(s)| \tag{7}$$

ここで，P は個体集団，s は P における任意の個体の遺伝子列，s_i は s の第 i ビット目を

表 1: 各環境状態における操作

Conditions	Operations
$r > T_{inc}, S(t) > 1$	$S(t) \leftarrow S(t) - 1$
$\lvert r \rvert > T_{dec}, S(t) < L$	$S(t) \leftarrow S(t) + 1$
$r = 0$	**if** $f(i_{Rmax}) < f(i_{GAmax})$ **then** $swap(i_{Rmax}, i_{GAmax})$

i_{Rmax} and i_{GAmax} are the best individuals in the Random and the GA Populations, $f(i)$ is the fitness of individual i, $swap(i,j)$ is an operator for swapping indviduals i and j

反転させた遺伝子列．$p(s)$ は s の表現型値を表す．次に、影響度を基準に遺伝子座を R 段階にグループ分けしておく (R は制御したい探索スケールの段階数)．また，影響度の小さいグループから大きいグループの順に 1 ~ R までの通し番号を付けておく．ここで，各グループをブロックと呼ぶ．このとき，ブロックの番号が大きくなるほど，そのブロック内で多様性を発生させたときに表現型空間中で個体が大きく広がることになる．

(iii) 探索スケール制御モジュールは，GA 操作 (評価，選択，交叉・突然変異など) によって (i) で設定された探索スケールを実現することを目的とする．(i) によって設定された探索スケールを S とする．このとき S 番のブロックを選びそのブロック内で多様性を発生させる処理を行うことで所望の探索スケールを実現する．特定のブロック内で多様性制御を行い，探索スケール制御を行うため評価関数を以下のように定義する。

$$f = a_1 f_1 + a_2 f_2 \tag{8}$$

ここで，f_1 および f_2 はそれぞれ目的関数値および希少度で，a_1, a_2 は f_1, f_2 のバランスを取るための係数である．個体の希少度 f_2 は次式のように定義する．

$$f_2 = \frac{1}{M(i)} \tag{9}$$

ここで，$M(i)$ は，対象ブロック内で自分の遺伝子パターン i と同じ遺伝子パターンを持つ個体数である．

本手法の有効性を確認するために変動ナップザック問題を用いた実験を行った。変動ナップザック問題とはナップザック問題における制限重量 W が時間によって変化する問題である。実験では W の変化パターンとして断続的で急激な変化と連続的で緩やかな変化の 2 つのパターンが表れるとする．断続的で急激な変化として 100 世代経過ごとに W を直前の世代の 80% に減少させる．また連続的で緩やかな変化としては各世代ごとに $W(t)$ を 1 ずつ減らしていく．荷物の数は $N = 15$ とする．各荷物の重さ w_i，価値 v_i は $1 - 500$ の範囲でランダムに設定する．制限重量の初期値は $W(0) = 2000$ とする．また，本手法の比較対象としてシェアリング法，超突然変異型 GA(HGA) を用いる。

実験結果を図 2に示す．提案手法，シェアリング法，HGA のそれぞれを適用した時の最適解 (optimum)，各時点での最良個体の適応度 (best)，各時点での平均適応度 (average) の推移を示している．HGA では 100 世代ごとに一時的に大きく最良個体の適応度が減少しているが，このとき超突然変異が適用されるためその後の回復スピードは比較的良好であった．しかし、最適解までたどり着いておらず進化的に停滞していることが分かる．シェアリング法は恒常的に多様性を維持するため適応度の低下は比較的小さいが、近傍探索の性能が劣るため HGA と同様最適解までたどり着いていないことが分かる。提案手法は環境変化にうまく追従できており最適解にたどり着けている。また、追従スピードも良好であった．このことから探索スケール制御によって大域的探索と局所的探索がうまく切り替わっており、従来手法に比べて効果的な探索が行われることがわかる。

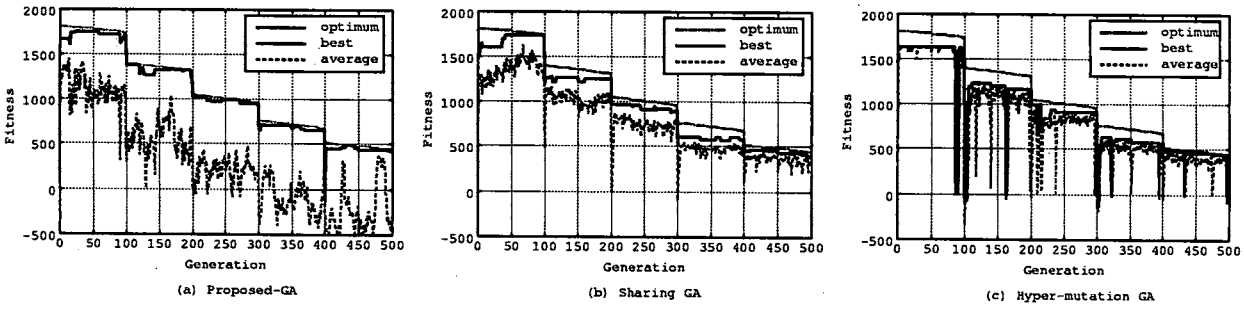

図 2: 適応度の比較

本論文では現実世界の様々な最適化問題において発生する不良設定性や非定常性の問題を解決するために、GA とヒューリスティックスを組み合わせる方法と、探索スケール制御とブロック同定を組み込む新しい GA を提案した。また、これらの有効性を実験により示した。これらの手法は進化的計算の一般性を損なうことなく、不良設定性、非定常性を扱えるようにした点で従来の問題に依存した手法に比べて優れている。本手法により進化的計算が扱える問題のクラスが拡大した点が本研究の成果であると考える。

学位論文審査結果の要旨

平成 15 年 1 月 22 日に第 1 回学位論文審査委員会を開催，1 月 30 日に口頭発表，その後に第 2 回審査委員会を開催し，慎重審議の結果，以下の通り判定した。なお，口頭発表における質疑を最終試験に代えるものとした。

本研究は，遺伝的アルゴリズム（GA）や遺伝的プログラミングに代表される進化的計算を様々な実問題へ適用する際に生じる不良設定性と非定常性という 2 つの問題点を克服するための新しい進化的計算方法を提案した。不良設定性は逆問題において生じる問題であり，逆演算が非有界で不連続であることなどから復元が不安定になり，解が一意に定まらない性質である。この問題点を解決するために，GA の評価関数の拘束条件にヒューリスティックスを取り入れる方法を開発した。また，具体的な応用例として，室内の空気汚染度から人間の振る舞いを認知するシステムを開発した。一方，非定常性とは，動的最適化問題において生じる問題であり，時間によって解の評価基準が変化する性質である。従来，評価関数が連続性や希少性のあるものに限定されていたが，探索スケール制御とブロック同定と呼ぶ新しい処理を導入することにより，評価関数の自由度を高めている。

以上の研究成果は，進化的計算方法に関する学術的かつ実用的貢献が多大であり，本論文は博士（工学）に値するものと判定した。