

遺伝的アルゴリズムによるガスセンサ応答からの 室内ガス発生源稼働情報の抽出

非会員 林 貴宏 (金沢大学)

非会員 木村春彦 (金沢大学)

正員 大藪多可志 (金沢経済大学)

正員 西川龍彦 (金沢市立工業高等学校)

Extraction of Information of Driving-State from a Gas Sensor Response by Genetic Algorithm

Takahiro Hayashi, Non-member, Haruhiko Kimura, Non-member (Kanazawa University), Takashi Oyabu, Member (Kanazawa University of Economics), Tatsuhiko Nishikawa, Member (Kanazawa Municipal Senior High School of Technology)

In this paper, we tried to extract information of driving-state of gas generating sources which are located in an indoor space (e.g. oil stoves, gas ranges and so on) for recognition of human activities and environmental changes. It is necessary for extracting information of driving-state of gas generating sources that not only a signal of gas concentration in an indoor space but also signals of components in gas concentration which depend on each gas generating source are estimated. In this paper, we proposed methods to find appropriate combination of component signals of gas generating sources using Genetic Algorithm (GA). Then, uniqueness and robustness theorem in estimation by our methods are shown in computing simulations. And we shown it is possible to extract information of driving-state of gas generating sources from a gas sensor response in an actual experiment.

キーワード：ガスセンサ, 知的センサ, 室内環境認知, 信号分離, 遺伝的アルゴリズム

1. はじめに

近年, ガスセンサを利用した福祉やホームセキュリティのための知的センサシステムに関する研究が注目されている⁽¹⁾. これまでガスセンサによる知的センサシステムに関する研究には, 室内発生ガスの種類の同定⁽²⁾, ガス発生源位置の探知⁽³⁾, 室内の人間の活動検知⁽⁴⁾⁽⁵⁾などがある.

本研究は, ガスセンサの観測信号から, 室内に設置されたガス発生源の稼働情報を抽出することを目的とする. また, 室内のガス発生源の稼働情報を抽出することで, 人間の活動パターンの検知や火災などの家庭内災害の未然防止のための室内環境認知などを行う知的センサシステムの開発を目指す.

人間の活動検知を目指した研究として, 文献(4)は, 可燃性ガスセンサの出力値やNDV値⁽⁶⁾に示される成長曲線から, 人間の振舞いを経験的に同定することを行っている. しかし, 同定のためのフレーム時間が長いことや, ガス濃度の変動が激しい場合にはセンサ応答信号の重畳による解析精度の低下等の問題が生じてきた. そこで, 文献(5)で

は, ガスの発生地点からガスセンサに至る経路を数学的にモデル化し, 観測信号から伝達場の影響を取り除くことにより同定精度の改善を試みている. この手法によって伝達場の影響を取り除いた室内のガス濃度変化信号を抽出することができる.

本研究は, 人間の活動検知や室内環境認知のために, 室内のそれぞれのガス発生源の稼働状況の情報を知ることを目標の一つとしているが, そのためには, 室内のガス濃度変化を知るだけでなく, ガス発生源毎に発生するガスに関する個別の濃度変化信号(成分信号)を推定することが必要となる. つまり, ガス発生源ごとの成分信号への分離処理が必要となる.

本論文では, 遺伝的アルゴリズム(GA)⁽⁷⁾によって, 適切な成分信号の組合せを見つけだし, ガス発生源稼働情報を抽出する手法を提案する. また, 本手法により, ガス発生源の稼働情報を抽出できることを計算機シミュレーション及び実測実験により明らかにする.

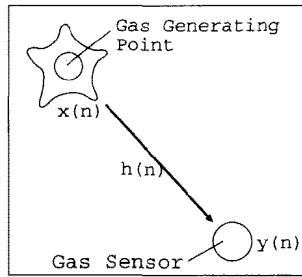


図1 伝達系モデル

Fig. 1. Transfer Model for Gas Generating Point and Gas Sensor.

2. 室内空間のモデル化

本研究における室内空間のモデル化は文献(8)で提案されたものと同様である。以下に概略を示す。

〈2・1〉線形モデル 一般にガスに代表される流体場は Navier Stokes の方程式で表される。この方程式では慣性項が非線形、粘性項が線形な系で表され、主に流体場の非線形性は慣性項に起因することが明らかになっている⁽⁹⁾。しかし、流体速度が小さい場合には慣性項が粘性項に比べて小さくなり、線形な系で近似できることも明らかになっている⁽¹⁰⁾。そこで、線形な系を有する粘性項に着目し、流体場を線形システムで近似する。室内におけるセンサ応答 $y(n)$ は、図1のようにガス発生源で $x(n)$ なる駆動量を与えれば、その駆動量が伝播路 $h(n)$ を経て観測される信号となる。そこで理想空間を仮定し、線形システムによって室内の伝達系のモデル化を行う。 $x(n), y(n), h(n)$ はサンプリングされた時系列信号とする。ただし n は整数である。このとき、以下の関係式が成立している。

$$y(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(k)h(n-k) = x(n) * h(n) \quad (1)$$

(* : convolution)

線形モデルは、発生したガスが低濃度であれば誤差が小さくなる。しかし、高濃度になるにつれ成立しなくなってくる。つまり、線形モデルが適用可能な条件は、発生するガスが低濃度の場合である。室内で生活する上で一般的に(家庭内災害以外)高濃度になることは無いことがわかっている⁽¹¹⁾⁽¹²⁾。本論文では、室内において発生するガスが低濃度であることを前提とする。

〈2・2〉室内伝達特性 次に、ガス伝播路のモデル化を行う。一般に流体伝播は主にガス発生点から観測地点へ直接到来する減衰関数(主成分)と角周波数 ω_m で回転する渦成分(副成分)の和として表せる。

一般に非線形場では $h(n)$ が時間的に揺らいでいる。しかし、文献(5)では、室内伝播路の時不変性を、エネルギー誤差を評価することにより定量的に示しており、周波数帯

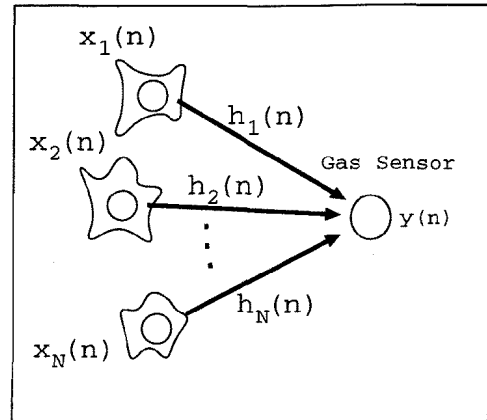


図2 複数のガス発生源に対する観測信号

Fig. 2. Observed Signal in Environment of Plural Gas Generating Points.

域の誤差から伝達系において高周波成分の影響が少ないことを明らかにしている。したがって、角周波数 ω_m で回転する渦成分に対する項を0にできる ($m \neq 0$)。つまり、主成分のみ残る。よって、伝達関数 $h(n)$ は減衰関数となり以下のように表すことができる。

$$h(n) = e^{-\alpha n} \dots \dots \dots (2)$$

ここで、 α は系の減衰定数である。よって、(1)式は、以下のように変形できる。

$$\begin{aligned} y(n) &= x(n) * h(n) \\ &= \sum_{k=0}^n x(k)h(n-k) \\ &= \sum_{k=0}^{n-1} x(k)h(n-k) + x(n)h(0) \\ &= \sum_{k=0}^{n-1} x(k)e^{-\alpha(n-1-k)}e^{-\alpha} + x(n)e^0 \\ &= \sum_{k=0}^{n-1} x(k)h(n-1-k)e^{-\alpha} + x(n) \end{aligned}$$

よって、

$$y(n) = y(n-1)e^{-\alpha} + x(n) \dots \dots \dots (3)$$

となる。ただし、 $n < 0$ の領域で $x(n) = 0, h(n) = 0$ であるとする。

〈2・3〉複数のガス発生源に対するセンサ駆動信号 伝達関数が指数関数で近似できる場合、部屋のガス発生源による伝達関数の違いは、ガス発生源と観測地点の距離に依存する時間遅延 d と大きさ A にあられる。ガス発生源 k に対する、観測信号 y_k 、伝達関数 h_k 、入力駆動信号 x_k の関

係は以下の式で表すことができる。

$$\begin{aligned}
 y_k(n) &= x_k(n) * h_k(n) \\
 &= x_k(n) * Ah(n-d) \\
 &= Ae^{\alpha d} x_k(n) * e^{-\alpha n} \\
 &= \hat{x}_k(n) * h(n)
 \end{aligned}$$

ただし、 $\hat{x}_k(n) = Ae^{\alpha d} x_k(n)$ である。

よって、図 2 の観測信号は以下のようにあらわすことができる。

$$\begin{aligned}
 y(n) &= \sum_{k=1}^N y_k(n) \\
 &= \sum_{k=1}^N x_k(n) * h_k(n) \\
 &= \sum_{k=1}^N \hat{x}_k(n) * h(n) \dots\dots\dots (4)
 \end{aligned}$$

このことから、上式のように観測点による伝達関数の違いは抽出信号の振幅値と時間遅延に反映される。

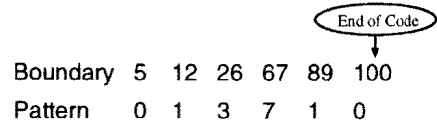
〈2・4〉 ガス発生源成分信号と入力事象信号 (4) 式におけるガス発生源ごとの駆動信号 $\hat{x}_k(n)$ を本論文では、ガス発生源 k に対する成分信号と呼ぶことにする。成分信号は石油ストーブやガスレンジなどのガス発生源の点火の有無によって発生する信号を想定している。本研究で対象とするガス発生源は、石油ストーブやガスレンジなどの室内に固定されたものであり、稼働時間内ではほぼ一様にガスを発生すると考える。つまり、成分信号はガス発生源が稼働中であれば一定の振幅値を示す信号としてモデル化される⁽¹³⁾。

(3) 式の右辺第 1 項は、1 サンプル前の時点のガス成分の現時点での残留した成分を表し、第 2 項は、新規に追加される成分を表している。本論文では新規に追加される成分を入力事象信号⁽¹³⁾と呼ぶ。入力事象信号はすべてのガス発生源成分信号を合成した信号である。よって、入力事象信号の振幅値は稼働しているガス発生源の組合せによって決まる。

3. 信号分離問題における GA の導入

本章では、GA を用いて、適切な成分信号の組合せを見つけだし、ガス発生源の稼働状況情報を抽出する手法を示す。具体的には、GA 個体が持つ染色体とガス発生源毎の成分信号とを対応させ、遺伝的操作の繰り返し処理を行う過程で染色体の再構成による最適化を進めていき、最終的に適切なガス発生源稼働情報が得られるような手法を提案する。

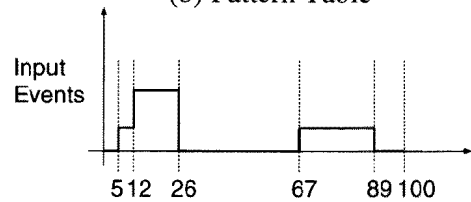
〈3・1〉 染色体の構成方法 入力事象信号は、振幅値が一定レベルで継続するいくつかの区間に分解できる。また、振幅値のレベルは区間内で稼働しているガス発生源の組合



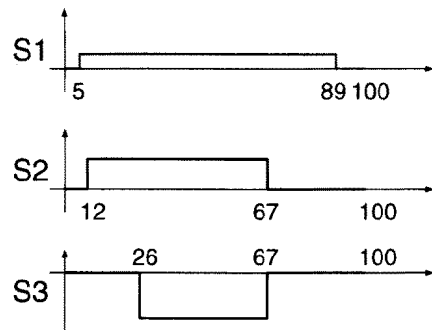
(a) Chromosome

S1	S2	S3	Pattern	Level
OFF	OFF	OFF	0	0
ON	OFF	OFF	1	1
OFF	ON	OFF	2	2
ON	ON	OFF	3	3
OFF	OFF	ON	4	-3
ON	OFF	ON	5	-2
OFF	ON	ON	6	-1
ON	ON	ON	7	0

(b) Pattern Table



(c) Input Events Signal



(d) Component Signals

図 3 染色体と表現型

Fig. 3. Chromosome and Phenotype.

せによって決まる。このことから、入力事象信号は、区間の区切り目位置と、各区間内の稼働しているガス発生源の組合せの情報があれば一意に表現できる。そこで、GA における個体の染色体の構成方法を説明する。染色体は可変長であり、各遺伝子座には、区間を決定する仕切り位置情報 (Boundary) と、仕切り位置までの区間において稼働中のガス発生源の組合せパターン情報 (Pattern) を持った遺伝子が記述される (図 3(a))。ここで、パターン情報を表す数字は稼働中のガス発生源の組合せを表したパターンテーブルに対応している (図 3(b))。図はガス発生源が 3 つ (S1~S3) の場合の例である。染色体の終端は、仕切り位置情報の値が時系列データのサンプル数である遺伝子 (終端遺伝子) とする。すべての染色体は、この終端遺伝子を持ち、仕切り位

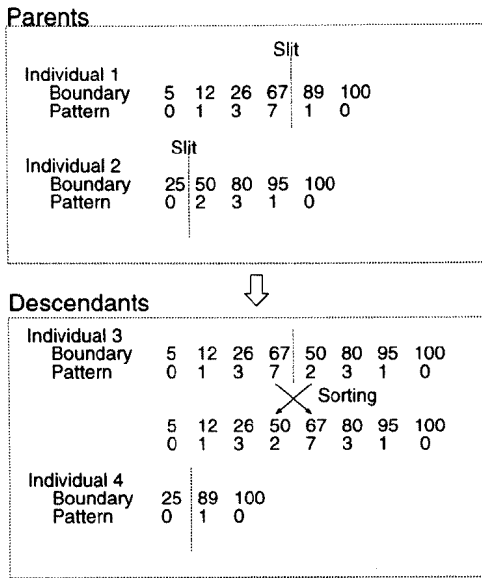


図 4 交叉

Fig. 4. Crossover.

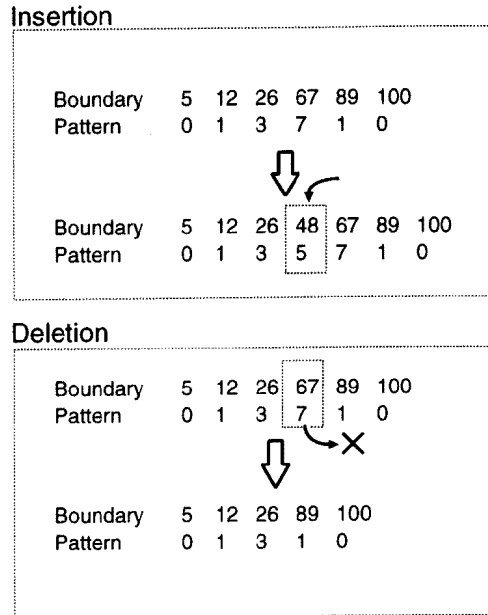


図 5 突然変異

Fig. 5. Mutation.

置情報の数字が小さいものから順にソーティングされているものとする。このように染色体を表現することで、各時点での新規に追加される成分である入力事象信号を表現することができる(図3(c))。また、入力事象信号を構成するガス発生源ごとの成分信号は、染色体のパターン情報をパターンテーブルを元にガス発生源ごとに分解することで表現できる(図3(d))。本手法は、このような染色体をGAにより再構築していきながら最適化を進めていくことで、適切な成分信号を推定しようとするものである。

〈3・2〉 遺伝的操作 GAは交叉や突然変異という遺伝的操作を必要とする。本論文で扱うGA個体の染色体は、可変長である点や、遺伝子情報がビット情報ではない点など、従来のものと異なっており、交叉や突然変異の方法がこれまでと若干異なるので説明する。

交叉は基本的な一点交叉を利用する。図4のように2つの親個体の染色体をそれぞれある一点で切り、切り取った遺伝子列を交換することにより新たな子個体の染色体を構成する。ただし、遺伝子列の交換により仕切り位置情報が前後する可能性があるため組換え後にソートする。

突然変異は、遺伝子の挿入(Insertion)と削除(Deletion)の2種類の操作がある(図5)。挿入による突然変異は、仕切り位置情報とパターン情報をランダムで生成した遺伝子を染色体に挿入する処理を行う。また、削除による突然変異は染色体中の遺伝子の一つを削除する処理を行う。これらの処理は、1つの区間を2つに分けたり、2つの区間を1つにまとめたりする処理に該当する。挿入による突然変異は、区間をより細かく分けることで、探索点周辺のより良い解への収束に貢献することが期待できる。また、削除による突然変異は、区間幅を大きくするので、大域的な探索

を進めることができ、探索空間中の別の「山」を探す効果が期待できる。

〈3・3〉 評価関数の設計 ここでは、GAの最適化の方向を決める上で最も重要な評価関数の設計方法について説明する。

提案する評価関数には、室内の伝播路特性の指数関数近似式の減衰定数 α が用いられる。そこで、最初に、指数関数の近似式を得るための一つの方法を示す。室内の伝播路特性は、文献(13)で提案されたケプストラム処理を利用する手法によって求めることができる。この手法は伝達関数のケプストラムがロータイム部に集中することから、ロータイムウィンドウ処理により伝達関数を抽出できる性質を利用するものである。次に、ケプストラム処理により得られた伝播路特性を最小二乗法によって指数関数近似式を求めることができる。

次に、具体的に、GAの個体を評価する方法を説明する。染色体によって表現される入力事象信号 $x(n)$ から想定されるセンサ応答信号を(3)式により求める。このとき、予め求めておいた伝播路特性の指数関数近似式の減衰定数 α を用いて計算する。

実際に観測された信号と染色体を元に計算されたセンサ応答との二乗誤差平均の逆数を個体の適応度とすることを考える。すなわち、個体 i の染色体を元に計算された推定センサ応答を $y_i(n)$ 、実際に観測されたセンサ応答を $o(n)$ とすると、個体 i の適応度は、以下で定義される評価関数 F_1 により決定されることになる。

$$F_1(i) = \frac{1}{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \{o(k) - y_i(k)\}^2} \dots\dots\dots (5)$$

GAは適応度がより高くなるように染色体が再構成されていくので、この評価関数を用いることにより、 $y_i(n)$ は世代を経るにつれ次第に $o(n)$ に近づいていく。 $y_i(n)$ は入力事象信号と一対一に対応しているため、GAは、入力事象信号を最適化する方向に作用する。しかし、入力事象信号が最適化されても、それを構成するガス発生源成分信号は最適化されない場合がある。例えば、前に示した図3(c)の入力事象信号の例では、時刻26から67にかけて入力事象信号のレベルが0になる部分があるが、このときのガス発生源の組合せは、図3(b)のテーブルから、3種類のガス発生源がすべてONのときか、あるいは、3種類のガス発生源がすべてOFFの2つの場合が考えられる。つまり図3(a)の染色体と同じ適応度を示す別の型の染色体が存在することになる。このことは、成分信号の組合せが一意に決まらないことを表している。このことから、解の一意性を保証するためには、 $y_i(n)$ を $o(n)$ に近づけるための F_1 とは別の拘束条件が必要となる。

そこで、成分信号自体の評価を拘束条件として評価関数に取り入れることを考える。具体的には、予めガス発生源毎の稼働時間を何度か測定し、その平均と標準偏差を求めておく。次に、染色体が表す成分信号が、求めておいた統計的な性質からどの程度ずれているかを評価することで、推定した成分信号が適切なものであるかどうかを判断する。以下に成分信号を評価するために必要なパラメタについて説明する。

個体*i*の染色体が表すガス発生源*j*に対応する成分信号における*k*回目の稼働の稼働時間を t_{ijk} とする。また、予め求めておいたガス発生源*j*における稼働時間の統計的な平均と標準偏差をそれぞれ、 μ_j, σ_j とする。このとき、外れ度 g_{ijk} を以下のように定義する。

$$g_{ijk} = \frac{|t_{ijk} - \mu_j|}{\sigma_j} \dots\dots\dots (6)$$

g_{ijk} は、 t_{ijk} が μ_j からどの程度ずれているかを表す量であり、ずれの割合が大きい程値は大きくなる。ただし、すべてのガス発生源で評価尺度を統一するため σ_j で割ることで正規化している。

個体*i*の染色体が表すガス発生源*j*の稼働時間の中で最もずれの大きいものの外れ度を g_{ij} とする。すなわち、

$$g_{ij} = \max[g_{ij1}, g_{ij2}, \dots, g_{ijM_{ij}}] \dots\dots\dots (7)$$

となる。ここで、 M_{ij} は個体*i*の染色体が表すガス発生源*j*の稼働回数である。

この、外れ度 g_{ij} が大きい程、統計的な性質から外れていることになるので、個体の適応度を小さくなるように調整することを考える。そこで、外れ度に応じて個体の適応度に掛けられるペナルティ係数 p_i を以下のように定義する。

表1 発生源毎の稼働時間の平均 μ と標準偏差 σ
Table 1. Means and Standard Deviations of Driving Time of the Sources.

Source	μ	σ
S1	49.970	6.325
S2	30.030	3.220
S3	11.050	3.083

Sample 100

表2 ガス発生源稼働時の入力事象信号レベル
Table 2. Level of Input Events Signals while Driving of Gas Generating Sources.

組合せ	レベル
No active Source	0
S1	1
S2	1
S3	-1
S1+S2	2
S1+S3	0
S2+S3	0
S1+S2+S3	1

$$p_i = \prod_j p_{ij} \dots\dots\dots (8)$$

ただし、

$$p_{ij} = \begin{cases} 1 & (g_{ij} \leq 1 \text{ のとき}) \\ \frac{1}{g_{ij}^2} & (g_{ij} > 1 \text{ のとき}) \end{cases}$$

である。このペナルティ係数 p_i を(5)式で表される個体の評価関数 F_1 に掛けることにより評価関数を補正する。すなわち、新たに評価関数 F_2 を以下のように定義する。

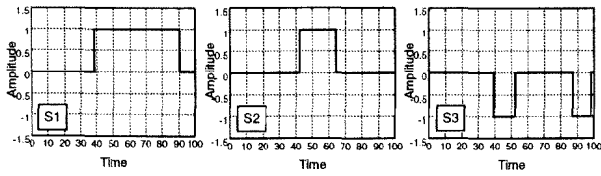
$$F_2(i) = p_i \cdot F_1(i) = \frac{p_i}{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \{o(k) - y_i(k)\}^2} \dots\dots\dots (9)$$

この評価関数を用いることで、GAは入力事象信号だけでなく、それを構成する成分信号も最適化する方向に作用する。ここで、成分信号の最適化と言っているのは、GAにより推定する成分信号が、過去の稼働時間の統計的な性質に適合していくように再構成されていくことを意味する。このように成分信号を直接評価することにより、単純に観測信号と推定センサ応答との誤差を評価するだけの(5)式の評価関数よりも成分信号分離の一意性が向上することが期待できる。

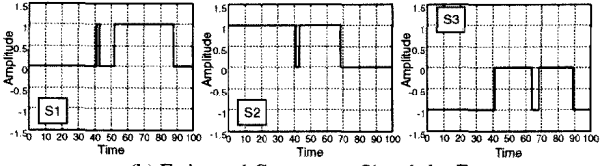
4. 計算機シミュレーション

本章では計算機シミュレーションにより、提案手法による成分信号分離の一意性を評価する。また、雑音と、成分信号分離の精度の観点から提案手法のロバスト性を評価する。

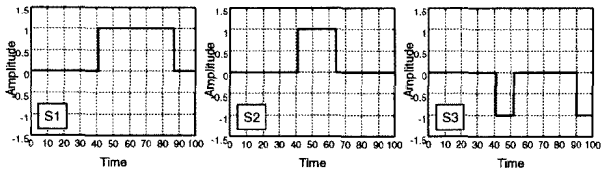
〈4・1〉分離の一意性の検証 最初に、提案手法を用いてセンサ観測信号から分離される成分信号の一意性を検証



(a) Original Component Signals



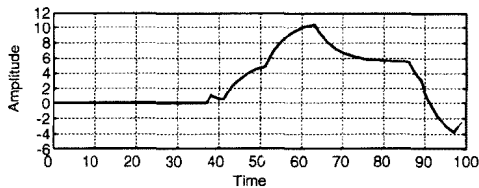
(b) Estimated Component Signals by F_1



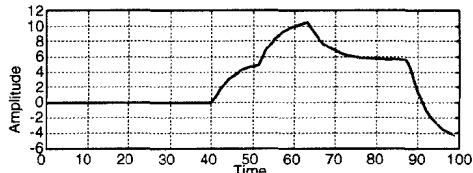
(c) Estimated Component Signals by F_2

図6 元になった成分信号と推定した成分信号

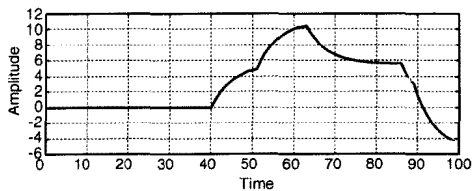
Fig. 6. Original Component Signals and Estimated Component Signals.



(a) Target Sensor Output Signal



(b) Estimated Sensor Output Signal by F_1



(c) Estimated Sensor Output Signal by F_2

図7 ターゲットセンサ応答信号と推定したセンサ応答信号

Fig. 7. Target Sensor Response and Estimated Sensor Response.

するためのシミュレーションを行う。シミュレーションでは、ガス発生源が3つ(S1~S3)があると仮定し、それぞれの

表3 GAのパラメータ
Table 3. Parameters in GA.

個体数	40
世代数	5000
突然変異の確率	0.01
交叉率	0.8
選択戦略	トーナメント戦略
トーナメントサイズ	4

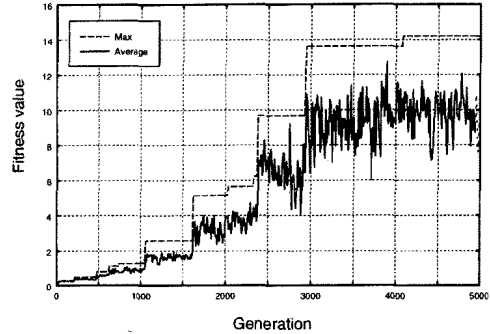


図8 最大適応度と平均適応度の推移

Fig. 8. Transition of Maximum and Mean Fitness Values of Population.

ガス発生源は表1で示す稼働時間の分布に従う成分信号を生成するものとする。また、各ガス発生源の稼働時の入力事象信号レベルは表2のようにになっているものとする。この時、ガス発生源の組合せにより入力事象信号レベルが等しくなる場合がある。例えば、レベルが0になるものは、どのガス発生源も稼働していないとき、S1とS3が同時に稼働しているとき、S2とS3が同時に稼働しているときのいずれかの場合である。また、入力事象信号のレベルが1になるときはS1が単独で稼働しているとき、S2が単独で稼働しているとき、そしてS1, S2, S3が同時に稼働しているときのいずれかの場合である。このことから、入力事象信号の振幅値を時系列方向に推定できたとしても、それを構成する成分信号の時系列を決めるためには、分離の手がかりとなる何らかの拘束条件が必要である。そこで、評価関数 F_2 は、連続稼働時間に対する統計量を拘束条件として導入しているのである。

シミュレーションでは、成分信号に対する拘束条件のない評価関数 F_1 を使った場合と、拘束条件のある評価関数 F_2 を用いる場合との分離の一意性について比較検討する。具体的には、最初に、仮想的にそれぞれのガス発生源の成分信号と伝達関数を生成し、それらから計算されるセンサ出力信号を求め、このセンサ出力信号を実際の観測信号(ターゲットセンサ応答信号と呼ぶ)と仮定し、元の成分信号を評価関数 F_1 あるいは F_2 を使い分離するものである。シミュレーションで用いた伝達関数の減衰定数は0.2(時定数5)であり、生成したガス発生源毎の成分信号とそれから計算されるセンサ出力信号はそれぞれ、図6(a)と、図7(a)のよ

うになっている。また、シミュレーションで用いるGAパラメータを表3に示す。各パラメータの詳細は文献(14)などを参考にされたい。

以上の条件で、評価関数 F_1 と F_2 を用いて、遺伝的操作を繰り返し適用し、最適化を進めて行った結果、推定センサ応答は、 F_1 を用いた場合は図7(b)、 F_2 を用いた場合は図7(c)のようになった。図から、ターゲットセンサ応答と推定センサ応答は、 F_1 、 F_2 のどちらを用いる場合でも、最終的にほぼ一致することがわかった。このことは、 F_1 と F_2 のいずれを用いても入力事象信号が最適化される方向へGAが作用することを意味している。しかし、このときの、分離された各成分信号は、 F_1 を用いた場合は図6(b)、 F_2 を用いた場合は図6(c)のようになっており、図6(a)のオリジナルの成分信号に比べて、 F_2 を用いた場合は、よく一致しているのに対し、 F_1 を用いた場合は、大きな違いが生じている。これは F_1 が入力事象信号を一意に分離できないことを表している。また、 F_1 は乱数のシードを変える度に、収束の結果が変わるのに対し、 F_2 は乱数のシードを変えても安定してほぼ同じ収束結果が得られた。このことから、 F_1 を用いる場合は、局所最適解が探索空間の至る所に存在し、安定した結果が得られないと考えられる。一方、 F_2 を用いる場合は、成分信号そのものを評価する拘束条件により局所最適解が限定されるので安定した解が得られると考えられる。よって F_2 を用いることにより分離の一意性は向上していることがわかる。

F_2 を用いた場合に、GAがどのように働いているかを示すために世代毎の個体集団の適応度の平均と、各世代で得られた適応度の最大値を図8に示す。世代を重ねるたびに適応度が上昇しており、GAによる探索が効果的に行われていることがわかる。

〈4・2〉ロバスト性の検証 現実世界のセンサ観測信号には様々な雑音が含まれている。そのため、雑音を加った環境下であっても正確な分離がロバストに行われることが重要である。そこで、次に、雑音に対して提案手法がどの程度ロバストに分離が行えるかを評価するシミュレーションを行った。評価関数としては F_2 を用いる。

シミュレーションの方法は、様々な大きさのガウス雑音を加えたセンサ応答信号をターゲット信号として、提案手法により分離された成分信号の精度を検証するものである。分離精度を計る基準として一致率 r_m を定義する。

$$r_m = \frac{\sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N d_j(k)}{MN} \dots\dots\dots (10)$$

ただし、

$$d_j(k) = \begin{cases} 1 & (s'_j(k) = s_j(k)) \\ 0 & (s'_j(k) \neq s_j(k)) \end{cases}$$

である。ここで、 M はガス発生源の数、 N は時系列データのサンプル数、 $s'_j(k)$ はガス発生源 j の推定成分信号、 $s_j(k)$

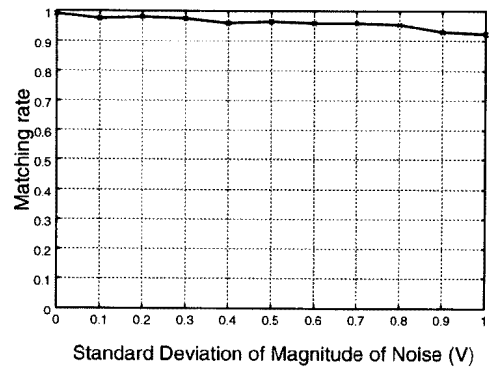


図9 雑音の標準偏差と一致率の関係
Fig. 9. Relations Between Standard Deviation of Noise and Matching Rate.

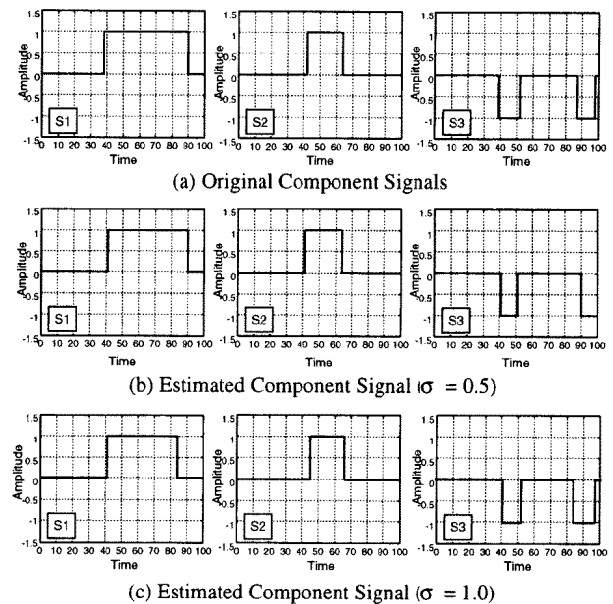


図10 様々な大きさの雑音付加時の分離結果
Fig. 10. Results of Separation in Adding Several Magnitudes of Noise.

は実際の成分信号である。一致率は0から1の値を取り、推定信号が実際の信号と一致しているほど1に近づいていき、完全に一致する時に1となる。

加える雑音の標準偏差 σ を0から1の間で変化させたときの、一致率 r_m の推移を測定した結果を図9に示す。 $\sigma = 1.0$ の雑音は、センサ応答信号の出力レベルの範囲の約6%程度の雑音である。図から、雑音が大きくなるにつれ一致率は下がってくる傾向を示した。具体的に一致率と分離精度との対応を調べるために、 $\sigma = 0.5$ のときと、 $\sigma = 1.0$ の分離結果を図10に示す。 $\sigma = 0.5$ のときは、 $r_m = 0.964$ であり信号の立上り(稼働開始時間)や立ち下がり(稼働終了時間)に1~2サンプル程度の時間的なずれが生じたが、稼働回数は正確に抽出されており、稼働時間に関しても実

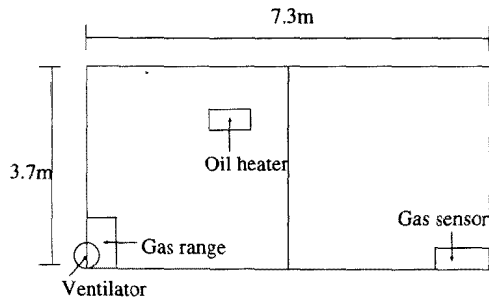


図 11 室内の間取り

Fig. 11. Layout of the room in which the experiment is carried out.

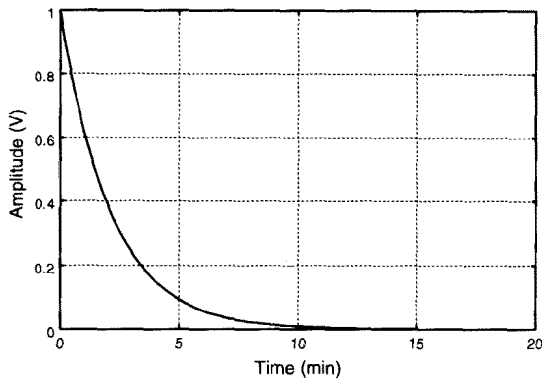


図 12 室内伝播路特性

Fig. 12. Characteristics of Indoor Transfer Route.

表 4 原因事象

Table 4. Source Events.

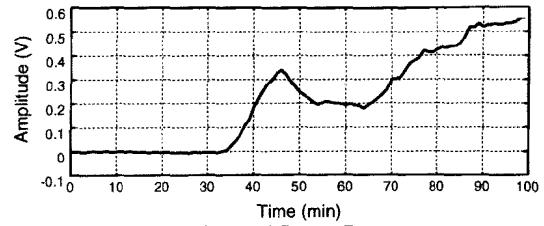
6:35	石油ストーブ	ON
6:40	ガスレンジ	ON
6:51	換気扇	ON
6:53	ガスレンジ	OFF
6:55	ガスレンジ	ON
7:03	ガスレンジ	OFF
7:08	換気扇	OFF
7:11	ガスレンジ	ON
7:13	ガスレンジ	OFF

際のものとはほぼ一致している。また、 $\sigma = 1.0$ のときは、 $r_m = 0.924$ となり、 $\sigma = 0.5$ のときに比べて小さく、立ち上り立ち下がり時間のずれは大きくなるものの稼働回数は一致していた。このことから雑音が6%程度以下であれば提案手法によりほぼ正確な分離が可能であることがわかった。

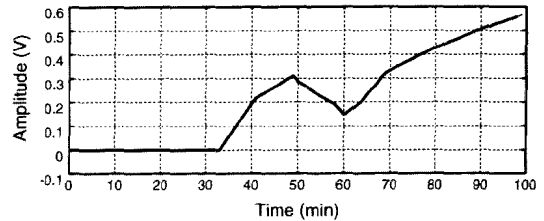
5. 実験

本章では、実際に人が生活する一般家庭環境で行った実験について述べる。

〈5・1〉 実験方法 実験では、ガスセンサの観測信号を元に、室内におけるガス発生源の稼働情報の抽出を行う。実験を行った被験者宅の間取りを図 11 に示す。室内における



(a) Observed Sensor Response



(b) Estimated Sensor Response by the Proposed Methods

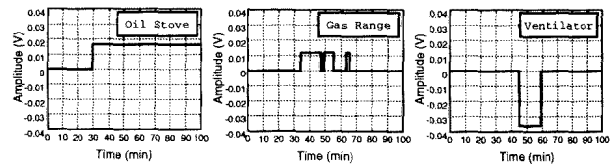
図 13 センサ観測信号と推定センサ応答信号

Fig. 13. Observed Sensor Response and Estimated Sensor Response.

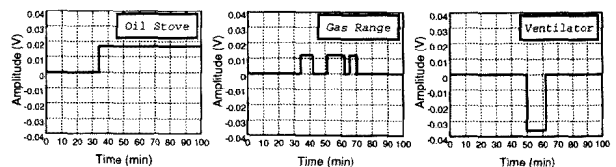
表 5 実験に用いた GA パラメータ

Table 5. GA parameter which used for the experiment.

個体数	40
世代数	5000
突然変異率	0.05
交叉率	0.7
選択戦略	トーナメント戦略
トーナメントサイズ	4



(a) Estimated Component Signals from the Records of Actions



(b) Estimated Component Signals by the Proposed Method.

図 14 成分信号の分離結果

Fig. 14. Result of Separation to Component Signals.

ガス発生源は石油ストーブ、ガスレンジ、換気扇の3種類である。用いたガスセンサは可燃性ガスを検出する目的で開発されたガスセンサ(フィガロ技研:TGS#800)である。

室内伝播特性は図 12 で示す時定数 2.1 分の減衰関数となった。これは、〈3・3〉節の最初に示したケプストラム処理を用いた手法により求めた。センサ観測データは午前 6

表 6 発生源毎の稼働時間の平均と標準偏差
Table 6. Means and Standard Deviations of Driving Time of the Sources.

Source	μ	σ
石油ストーブ	115.13	21.79
ガスレンジ	7.63	4.31
換気扇	5.67	2.87

Sample 34

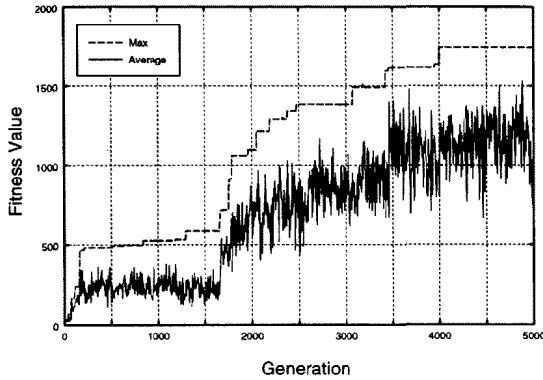


図 15 適応度の推移

Fig. 15. Transition of Fitness Values.

時からの 100 分間のものを用いる。その間の観測データを図 13(a) に示す。実験では、その間の室内ガス発生源の稼働状況の検出を評価関数 F_2 を用いて試みる。モニタリングに際して、被験者には各ガス発生源の使用ログを記録してもらった(表 4)。この活動ログから推定されるガス発生源成分信号を図 14(a) に示す。以後この成分信号をオリジナルの成分信号と呼ぶ。縦軸はセンサ応答レベルを表し、稼働中であればガス発生源ごとに固有の出力値を示す。この値の導出は文献(13)に従った。簡単に説明すると、各ガス発生源のみ稼働する時間帯で測定したセンサ観測信号の平均値を各ガス発生源のセンサ応答レベルとする方法である。実験では、分離のための評価関数として F_2 を用いるので、過去のガス発生源毎の駆動時間に関する統計量が必要となるので、モニタリング被験者の活動ログを一定期間取ってもらい予め調べておいた。各ガス発生源の駆動時間に関する統計的な平均 μ と標準偏差 σ を表 6 に示す。また、実験に用いる GA パラメータは表 5 の通りである。

〈5・2〉 実験結果 評価関数として F_2 を用いて GA による最適化が進んでいった様子を図 15 に示す。図は各世代において、個体集団の中で最も優秀な個体の適応度と、集団の平均の適応度の推移を示したものである。図から GA が効果的に働いていることが分かる。GA により最終的に得られた推定センサ応答は図 13(b) のようになった。また、推定成分信号は図 14(b) のようになった。活動記録から生成したオリジナルの成分信号に比べると、提案手法により推定した成分信号は若干の立ち上りや立ち下がり時間のずれがあるが、稼働回数は一致した。

〈5・3〉 結果の検証 成分信号の立ち上りや立ち下がりのずれの原因はいくつか考えられる。一つはセンサ観測信号に加わる雑音による影響が考えられる。センサ応答が増加あるいは減少を開始する時点の前後に雑音加わった場合、信号の立ち上りや立ち下がりが見かけ上早くなったり遅くなったりするので、その影響が成分信号の立ち上りや立ち下がり時間の数サンプルのずれとなって現れると考えられる。また、別の原因として、ガス発生源の場所によるガス伝播の遅延による影響が考えられる。提案手法では、(4)式のように発生源の場所による遅延や出力値の違いを入力信号に吸収させているので、実際にガス発生源を稼働した時間からのずれが生じる可能性があると考えられる。また、途中で換気扇が稼働しているので、気流の乱れにより伝達場に歪みが生じたことによる影響も当然考えられる。実際に、換気扇稼働時以降のずれは、以前のものと比べても大きい。

しかし、分離した成分信号に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。前に示したように、GA により推定するセンサ応答波形はターゲットのセンサ応答信号に近付いていく性質があるのでターゲットのセンサ応答信号に雑音が含まれている場合、雑音も含めた信号に近似していく。しかし、ターゲットセンサ応答信号に突発的な雑音加わった場合であっても、評価関数 F_2 を用いることで、突発的な短時間の稼働状態などが含まれる成分信号は、稼働時間の統計量に従わない場合淘汰されるので、このような影響はほぼ取り除くことができ、ガス発生源の稼働状況を把握することが可能となったと考えられる。

6. まとめ

本論文では、室内におけるガス発生源の稼働状態を検出するために、室内に設置されたガスセンサの応答信号を元にして、GA を用いてガス発生源毎の個別の成分信号を推定分離する手法を提案した。また、提案手法の有効性を示すために計算機シミュレーションによって信号分離の一意性とロバスト性の検証を行った。また、現実の室内環境においてガス発生源成分信号の分離を試みた結果、ガス発生源の稼働状況をほぼ認知できることを示した。

本論文では GA を用いることでガス発生源の稼働情報を抽出することができた。GA は多点同時探索による最適化手法の枠組であり、従来解くことが困難であった膨大な探索空間を有する様々な問題に適用され効果を挙げている⁽¹⁵⁾。これは GA の多点の同時探索という特徴だけからくるものではなく、GA の流れをコントロールする評価関数に様々な知識や経験を反映させた拘束条件を採り入れることができる柔軟性にあると考える。今回の研究では、GA の評価関数に稼働時間に関する統計量を導入することにより、従来の逆変換などの手法ではできなかった信号分離が可能となった点が一つの成果と考える。

室内におけるガス発生源の稼働状態を知ることは、室内

の環境変化を認知するだけでなく、人間の活動パターン認知へとつながると考えられる。近年増加している独居老人世帯を始めとする様々な室内環境認知を行う知的センサシステムの構築に対し、本研究の有効性が期待できる。

謝 辞

本研究に際し、富山大学工学部知能情報工学科広林茂樹助教授には有益な御助言を頂きました。ここに謝意を表します。

(平成12年02月23日受付, 同12年06月09日再受付)

文 献

- (1) T. Oyabu, H. Nanto, H. Kasahara, T. Onodera, N. Nakata, "Odor sensing characteristics in residential space and its application to welfare", Proceeding of 3rd International Conference on Engineering Design and Automation, pp. 321-328(1999)
- (2) T. Seiyama, "Chemical sensor-current state and future outlook", Chemical Sensor Technology, vol. 1, pp. 1-13, Kodansha Ltd and Elsevier, 1988.
- (3) 石田寛, 柳田直也, 山中高夫, 中本高道, 森泉豊栄, "パルス型半導体ガスセンサアレイを用いた匂い・ガス流可視化システムの研究", 電気学会論文誌, vol. 119-E, no. 4, pp. 194-200(1999)
- (4) 大藪多可志, 広林茂樹, 木村春彦, "複数の酸化スズ系ガスセンサによる独居老人世帯モニタリング", 電気学会論文誌, vol.117-E, no.6, pp.314-320(1997)
- (5) S. Hirobayashi, H. Kimura, T. Oyabu, "Detection of Human Activities by Inverse Filtration of Gas Sensor Response", Sensors and Actuators B, vol. 56, pp.144-150(1999)
- (6) T. Oyabu, C. Kuiuqian, S. Ishizuka, Y.Matsuura, and H. Kimura, "The detection of gaseous indoor air pollutants using a multi-sensor system", East Asia Conference on Chemical Sensor, no. 1G04, pp. 22-26(1995)
- (7) D. E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning", Addison-Wesley(1989)
- (8) 広林茂樹, 小阪友裕, 木村春彦, 大藪多可志, "ガスセンサ応答信号における流体伝達場の線形性", 電気学会論文誌, Vol.118-E, No.2, pp.106-112(1998)
- (9) 木田重雄, "流体方程式の解き方入門", 共立出版, pp. 66-96(1994)
- (10) 沢田康次, "非平衡系の秩序の乱れ-非線形物理学序論", 朝倉書店, pp.1-28(1993)
- (11) 大藪多可志, 木村春彦, "プロダクションシステムを用いた相対的室内空気汚染度の測定", 電気学会論文誌, Vol.117-E, No.5, pp.243-249(1997)
- (12) 大藪多可志, 広林茂樹, 木村春彦, "マルチガスセンサシステムによる室内空気汚染ガス種認知と濃度測定", 電気学会論文誌, Vol.118-E, No.2, pp.92-99(1998)
- (13) 広林茂樹, 木村春彦, 東山三樹夫, 大藪多可志, "ケブストラム処理による室内ガス発生事象信号の復元", 電子情報通信学会論文誌, Vol.J81-A No.11 pp.1600-1610(1998)
- (14) 伊庭斉志, "遺伝的アルゴリズムの基礎", オーム社, pp.59-104(1994)
- (15) 北野宏明, "遺伝的アルゴリズム", 産業図書, pp.3-39(1993)

林 貴 宏 (非会員) 1998年金沢大学工学部電気情報工学科卒業。2000年同大学院自然科学研究科電子情報システム工学専攻博士前期課程修了。現在同数理情報科学専攻博士後期課程在学。電子情報通信学会会員。



木 村 春 彦 (非会員) 1974年東京電機大学工学部応用理化学科卒業, 79年東北大学工学研究科博士(情報工学)課程修了, 同年富士通(株)勤務。80年金沢女子短期大学講師, 84年金沢大学経済学部助教授を経て現在金沢大学工学部情報システム工学科教授。工学博士。電子情報通信学会, 情報処理学会, 人工知能学会各会員。



大 藪 多 可 志 (正員) 1973年工学院大学工学研究科修士課程修了。75年早稲田大学第二文学部英文科卒業。73年電気音響(株)技術部研究所勤務。80年金沢女子短期大学講師, 助教授, 教授を経て91年富山国際大学人文学部社会学科助教授, 94年教授を経て98年金沢経済大学教授。工学博士。電子情報通信学会, 計測自動制御学会, 電気化学会各会員。



西 川 龍 彦 (正員) 1966年東京工業大学工業教員養成所電気工学科卒業。同年神奈川県立小田原城北工業高校教諭, 69年川崎工業高校教諭, 72年石川県立工業高校教諭, 79年金沢市立工業高校教諭, 99年金沢大学大学院自然科学研究科数理情報科学専攻博士後期課程修了。博士(工学)。電気学会, 画像電子学会各会員。

