半導体ガスセンサの過渡応答出力の解析

正員 瀬戸 就一* 非会員 川辺 弘之**
 非会員 下村 有子** 正員 史 麗琴***
 正員 勝部 昭明*** 正員 大藪 多可志****

Chemical Analysis for Transient Response of Semiconductor Sensor by Autoregressive Model

Shuichi Seto*, Member, Hiroyuki Kawabe**, Non-member, Yuko Shimomura**, Non-member,
 Liqin Shi***, Member, Teruaki Katsube***, Member, Takashi Oyabu****, Member

The objective of this study is qualitative and quantitative analysis of chemical species reacting to surface of semiconductor sensors. In ordinal studies on detection of gas species by semiconductor sensors, researchers attach importance to the chemical sensitivity of sensors and notice the output value of sensors in the stationary state of the response characteristics. However, the response in the transient state, i.e., the region between the beginning of reaction and the equilibrium of reaction, has much information of chemical processes of gases reacting to surface of sensor. Hence, in this study, we adopt an autoregressive (AR) model in which the parameters describing exponential curves are looked for. As a procedure, we construct a model of reaction on the surface of sensor and assume it as the first order reaction in gas molecule. We simulate the chemical processes mathematically, and apply the AR model on the signal. Then, we reproduce the reaction rate constants and the initial amplitudes and identify the species of gases.

キーワード：半導体ガスセンサ，過渡応答，未定常領域，自己回帰モデル

Keywords: Semiconductor gas sensors, Transient response, Pre-stationary region, Autoregressive model

1. はじめに

半導体ガスセンサの研究の目的の1つに，特定化学種を選択的に検知するセンサ開発がある⁽¹⁾⁽²⁾。しかし，半導体ガスセンサによる1種類の特定化学種（ガス種）の検知にはセンサアレーを用いている^{(3)~(9)}。センサアレーから出

力される信号の相関関係を解析することで，特定の1種類のガス種を検知するのである。また，従来のガスセンサ出力によるデータ解析は，反応が平衡した状態が対象であった⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾。

しかし，反応の初期段階である反応が平衡するまでの過渡期間（未定常状態）のセンサ出力には，センサ表面で反応している気体の化学的過程に関する情報が多く含まれている。この観点から，積分変換を用いた解析手法を提案した⁽¹²⁾⁽¹³⁾。この方法は，解析のための計算に時間がかかることや解析精度が良くないことの課題が残った。

そこで，本研究では1個のセンサの未定常状態の時系列データに対して，自己回帰（Auto Regressive, 以下ではARと略す）モデルを採用し，半導体ガスセンサの表面で反応する気体の化学種を定量的に解析する。また，その有効性を実測データへの適用によって検証する。

ARモデルは，その高い精度と少ない演算量のため時系列信号の解析によく用いられる回帰分析手法であり，音声認識や制御等の信号処理のための基本的な道具の一つである⁽¹⁴⁾。さらに，物理現象によくみられる指数関数的に減衰する信号波形 $Aexp(-rt)$ や振動波形 $Aexp(-i\omega t)$ の解析

* 金城大学短期大学部

〒 924-8511 石川県松任市笠間町 1200

Kinjo College.

1200 Kasama, Mattou, Ishikawa, 924-8511 Japan

** 金城大学社会福祉学部

〒 924-8511 石川県松任市笠間町 1200

Faculty of Social Work, Kinjo University.

1200 Kasama, Mattou, Ishikawa, 924-8511 Japan

*** 埼玉大学工学部

〒 338-8570 埼玉県さいたま市桜区下大久保 255

Faculty of Engineering, Saitama University.

255 Shimo-Ookubo, Sakura-ku, Saitama, 338-8570 Japan

**** 金沢星稜大学地域経済システム研究科

〒 920-8620 石川県金沢市御所町丑 10-1

Graduate School of Regional Economic Systems,
 Kanazawa Seiryō University.

10-1 Ushi, Gosyo, Kanazawa, Ishikawa, 920-8620 Japan

も可能である。しかし、減衰波形を適用対象にした場合、適用現象が限られたり、解析精度が満足できないなどの不満があった。本手法は AR モデルに工夫を加えることで、減衰波形を満足行く精度で解析可能にした。

2. 反応モデル

典型的な半導体ガスの出力波形は指数関数的な飽和曲線である。そこで、希薄ガス近似の下で複数のガス種に対するセンサの出力 $R(t)$ を

$$R(t) = \sum_{i=1}^I C_i (1 - e^{-k_i t}) \dots \dots \dots (1)$$

とする⁽¹²⁾⁽¹³⁾。ここで、 i はガス種、 I は被検気体中のガス種の総数を表す。また、 k_i はセンサ表面におけるガス種 i の反応速度定数（減衰定数）であり、センサとガス種の組合せによって特異的である。 C_i はセンサにおけるガス種 i の定常出力であり、ガス種 i の初期濃度に比例する。

本研究では混合ガスに対するセンサ応答は、混合ガスの分圧に比例すると仮定している。この仮定はガス濃度が比較的低く、吸着サイトの総数が実際にガスに吸着するサイトの数よりも十分に大きければ成り立つと考えられる。本実験は比較的低濃度のガスで実験を行っており、この条件が成り立っていると思われる。ガスが高濃度となると、吸着に競合効果が生じることも考えられるので、その場合は吸着活性の違いなどを考慮して計算式を修正する必要がある。

また、近年のデジタルセンサシステムは、一定のサンプリング時間間隔 Δt でデータを出力する。したがって、時間を離散化したセンサ出力 R_n は、 $t = n\Delta t$ とすると次式のようにになる。

$$R_n = \sum_{i=1}^I C_i (1 - e^{-k_i n \Delta t}) \dots \dots \dots (2)$$

3. AR モデル

観測データを $\{R_n | n = 0, \dots, N-1\}$ とすると、 M 次の AR モデルは、 M 個前までのデータから現在の信号 $\hat{R}_n$ を線形予測するモデルであり、

$$\hat{R}_n = \sum_{m=1}^M a_m R_{n-m} \dots \dots \dots (3)$$

となる。ここで、 $\hat{R}_n$ 、 a_m 、 R_n 、 M はそれぞれ、推測値、AR 係数、測定値、AR モデルの次数である。そして、三角関数型や指数関数型信号の重ね合わせの場合は、雑音が無ければ、推測値と測定値は常に一致する。

$$\hat{R}_n = R_n \dots \dots \dots (4)$$

雑音が無いならば、AR 係数の推定には、Yule-Walker 法、Burg 法および Levinson-Durbin 法などが有効な推定手法として広く知られている⁽¹⁵⁾⁽¹⁶⁾。しかし、雑音が存在する

場合に AR 係数を正確に決定するには非線形最小二乗法を用いなければならない。この手法は演算量が膨大なため計算時間の短縮が課題である。計算時間を短縮するために、精度を多少犠牲にしてもかまわないのなら、Yule-Walker 法を信号の自己相関関数に適用する拡張 Yule-Walker 法が利用できる。この観点から、本手法は、拡張 Yule-Walker 法を採用する。

以下において、指数関数的に飽和するセンサ出力信号を拡張 Yule-Walker 法で処理するための前処理を行う。まず、飽和型指数関数波形を減衰型に変換する。その後、推定誤差を低減するための処理を行う。

3・1 指数関数型減衰波形への変換 AR モデルで

は、式 (2) の飽和型指数関数の解析は原理的に可能である。しかし、式 (2) は n と独立な定数項を含み、その項は結果として減衰定数が 0 のベースラインとして振舞う。AR モデルで解析するにあたり、既知の項の寄与をできるだけ除いておいた方が解析精度は上がる。そこで、式 (2) のセンサ出力 R_n から定数項を除きつつ、指数関数型減衰波形へ変換する。

今、 R_n の階差データ出力 $x_n (0 \leq n \leq N-l-1)$ を定義する。

$$x_n \equiv R_{n+l} - R_n \quad l \geq 1 \dots \dots \dots (5)$$

$$= \sum_{i=1}^I C_i (1 - e^{-k_i l \Delta t}) e^{-k_i n \Delta t} \dots \dots \dots (6)$$

$$\equiv \sum_{i=1}^I C_i(l) e^{-k_i n \Delta t} \dots \dots \dots (7)$$

x_n は指数関数型の減衰波形を表している（図 1 参照）。ここで、 l は雑音低減幅である。 l が小さいと、

$$C_i(l) \simeq C_i k_i l \Delta t \ll C_i$$

となり、変換後の振幅は変換前の振幅よりずっと小さい。したがって、 $C_i(l)$ は雑音よりも小さくなるかもしれない。

図 1 指数関数型減衰曲線への変換

Fig. 1. Conversion to exponential damping curve.

一方, l を大きくすると $C_i(l) \simeq C_i$ となり, 雑音レベルより十分大きく雑音の影響を回避できるが, x_n の定義域 ($0 \leq n \leq N-l-1$) が狭くなるので, 解析に利用できるデータの個数が少なくなる。これらのことにより, l 及び $C_i(l)$ は小さ過ぎると雑音の影響を受け, 大き過ぎると有効なデータ点数の減少となる。したがって, これらの変数は小さ過ぎても大き過ぎてもいけない。変換前の振幅, 6.0 が変換後には, その $1/2$ になるよう l を決定した様子が図 1 である。

3.2 推定誤差の低減 隣接している計測データから AR 係数を推定する場合, 推定値は雑音に大きく左右される。 $M=1$ のときの推定の様子を図 2(a) に示す。推定曲線は ① から ② の間に存在することになる。したがって, 推定曲線の範囲は相当広い。この場合でも, 振動型信号を取り扱うのならば, 信号の山や谷で推定することで, 推定曲線の存在範囲を最終的に狭めることができる。しかし, 単調に減衰する曲線の場合, 推定曲線の範囲は広いままである。これが, 指数関数型減衰曲線を AR モデルで精度良く

解析できなかった理由である。

今, 式 (3) に推定誤差低減幅, d を導入する。

$$\hat{x}_n = \sum_{m=1}^M a_m x_{n-m \times d} \cdots \cdots \cdots (8)$$

$d=1$ は従来の AR モデル方程式である。 $d=5$ の場合の推定の様子を図 2(b) に示す。①' から ②' の間に推定曲線が存在することになる。推定曲線の存在範囲が図 2(a) より狭まり, 指数関数型減衰曲線でも推定精度の向上が期待できる。しかし, 測定点の時間間隔は実質 d 倍になるので, 解析できる減衰定数の時間分解能は $1/d$ に悪化する。

拡張 Yule-Walker 法に, 推定誤差低減幅の概念を導入する。自己相関関数 X_n を次式で定義する。

$$X_n = \frac{1}{N-l} \sum_{k=0}^{N-l-n-1} x_k x_{k+n} \cdots \cdots \cdots (9)$$

自己相関関数に推定誤差低減幅付きの AR モデルを適用すると, 次式となる。

$$\hat{X}_n = \sum_{m=1}^M a_m X_{n-m \times d} \cdots \cdots \cdots (10)$$

なお, 拡張 Yule-Walker 法では, $n \geq 1$ である。

4. 数値シミュレーション結果

本手法の有効性を確認するために数値シミュレーションを行う。センサ出力モデルは 3 つの指数関数型出力の重ね合わせに雑音 e_n を加えた関数である。

$$R_n = \sum_{i=1}^3 C_i (1 - e^{-k_i n \Delta t}) + e_n \cdots \cdots \cdots (11)$$

表 1 に減衰定数 k_i と振幅 C_i の値を示す。

サンプリング時間間隔 Δt は 0.025 秒, データ点数 N は 65536 点で, 雑音低減幅 l , 推定誤差低減幅 d , 雑音レベル e を変えて数値シミュレーションを行った。雑音低減幅は 1 と 2204 (雑音なしの場合) である。 R_n から x_n に変換した際, 変換後の全振幅が初期の振幅, 4.0000 の $1/2$ になるよう l を調整した結果, 後者の 2204 を得た。推定誤差低減幅は 1 と 449 (雑音なしの場合) である。 X_d/X_1 が 0.85 になるような d を探し 449 を得た。(X_d/X_1 を 0.85 とした理由は後述する。) 雑音レベルは 0, 0.001, 0.01 とした。これらは R_n の初期の振幅, 4.0000 に対する相対値で, 例えば, 0.01 ならば, ± 0.04 の範囲の一樣乱数を雑音とした。AR 次数の決定には最小二乗誤差を用いた。用いた計算機はごく普通のパソコン (Celeron M@1.2GHz, メモリは 768MB, OS は MS-Windows XP) である。用い

(a) In the case of a width of reduction of estimation error $d = 1$

(b) In the case of a width of reduction of estimation error $d = 5$

図 2 推定曲線の存在範囲

Fig. 2. Existence area of fitting curve.

表 1 センサ出力モデルのパラメータ

Table 1. Parameters for simulation model.

k_1	C_1	k_2	C_2	k_3	C_3
0.0050	1.0000	0.0100	1.0000	0.0200	2.0000

たコンパイラは Digital Visual Fortran Version 6 である。

各雑音レベルごとの数値シミュレーション結果を表 2 から 4 に示す。これらの表には、数値シミュレーション結果のうち、振幅が大きなデータのみを掲載している。これらの結果において、 $l = 1, d = 1$ の場合が従来の AR モデルに相当する。表 2 からわかるように、本手法の工夫を加えた AR モデルはセンサ出力モデルのパラメータを精度良く

表 2 数値シミュレーション結果 - 雑音なし
($\Delta t = 0.025, N = 65536, X_d/X_1 = 0.85$)

Table 2. Results of simulation for ideal signal.

l	d	k_1	C_1	k_2	C_2	k_3	C_3
1	1	0.0060	1.6339	0.0191	2.3661	-	-
2204	1	0.0055	1.5107	0.0186	2.5045	-	-
2204	449	0.0050	1.0000	0.0100	1.0003	0.0200	1.9999

表 3 結果 - 雑音レベル : 0.001

($\Delta t = 0.025, N = 65536, X_d/X_1 = 0.85$)

Table 3. Results of simulation for signal with noise (1/1000).

l	d	k_1	C_1	k_2	C_2	k_3	C_3
1	1	0.0140	3.7080	6.8148	0.0684	-	-
2201	1	0.0063	1.6692	0.0192	2.3141	-	-
2201	449	0.0050	1.0107	0.0101	1.0089	0.0201	1.9807

表 4 結果 - 雑音レベル : 0.01

($\Delta t = 0.025, N = 65536, X_d/X_1 = 0.85$)

Table 4. Results of simulation for signal with noise (1/100).

l	d	k_1	C_1	k_2	C_2	k_3	C_3
1	1	0.0448	1.8340	6.6666	0.5476	-	-
2176	1	0.0102	2.8689	0.0276	0.9960	2.2119	0.0031
2176	448	0.0052	1.1496	0.0119	1.1925	0.0212	1.6617

表 5 結果 - 推定誤差低減幅 d

($\Delta t = 0.025, N = 65536, e = 0.01, l = 2176$)

Table 5. Results of simulation by changing width of reduction of estimation error with noise (1/100).

$d (X_d/X_1)$	k_1	C_1	k_2	C_2	k_3	C_3
141 (0.95)	0.0060	1.5750	-	-	0.0187	2.4063
289 (0.90)	0.0056	1.3672	0.0145	1.3343	0.0217	1.2962
448 (0.85)	0.0052	1.1496	0.0119	1.1925	0.0212	1.6617
619 (0.80)	0.0052	1.1308	0.0120	1.2728	0.0217	1.6170
804 (0.75)	0.0052	1.1671	0.0131	1.6813	0.0251	1.2173
1003 (0.70)	0.0053	1.2794	-	-	0.0213	1.6973
1219 (0.65)	0.0055	1.3393	-	-	0.0172	2.6369

表 6 減衰定数 k の分解能 - 雑音レベル : 0.01

($\Delta t = 0.025, N = 65536, X_d/X_1 = 0.85,$

$C_1 = 1.0, C_2 = 1.0$)

Table 6. Resolution of reaction rate constant k with noise (1/100).

k_1	k_2	k_1	C_1	k_2	C_2
0.01	0.016	0.009943	0.962581	0.015782	1.033722
0.01	0.015	0.009592	0.745122	0.013769	1.177148
0.01	0.014	0.009421	0.622667	0.012917	1.342008

再現している。一方、本手法の工夫がないと、雑音の無い信号であるにもかかわらず減衰曲線の分離に失敗している。表 3 と 4 は雑音を含んだ信号を解析した結果である。ここでも、本手法の工夫を加えた AR モデルはセンサ出力モデルのパラメータを精度良く再現している。一方、本手法の工夫がないと、減衰曲線の分離に失敗するか、精度の悪い解析結果しか与えていない。

一般に推定誤差低減幅 d が小さいと推定誤差が大きくなり、また大きくなり過ぎると、時間分解能の悪化により解析精度が悪くなる。小さ過ぎず、大き過ぎない d が必要である。表 5 は d を変えたときの計算結果である ($\Delta t = 0.025, N = 65536, e = 0.01, l = 2176$)。 X_d/X_1 が 0.75 ~ 0.90 で良好な解析結果を与えている。このことを理由に、 X_d/X_1 を 0.85 として上の計算を行った。また、本実験の数値シミュレーションでは減衰定数 k が 2 倍異なった場合、良好な結果が得られた。しかしながら、減衰定数 k が接近していると分離能力が低下する。その結果を表 6 に示す。減衰定数 k が 1.5 倍以下から徐々に能力低下していることがわかる。

5. 実験データへの適用結果

以上の方法を実験データに適用する。化学種はホルムアルデヒド (600ppb) と二酸化窒素 (300ppb) で、流速 500sccm の混合気ガスフロー中で測定した。ガスはフローメータ (AERA 社製: Model SG-7 の Type S1-8P0, Type S1-800) で、空気と測定ガスの混合比を調整して作成した。単体のガスと混合ガスをそれぞれ測定した結果が図 3 である。この測定装置では半導体センサがガスフロー中に置かれているため、センサ応答の平衡部分に影響が生じた。すなわち、静止ガス中では横軸に平行になるグラフが、直線的に増加 (減少) している。この「直線的な増加 (減少)」効果を除去した後、AR モデルで解析した。その結果得られた減衰定数を表 7 に、実測データとの比較を図 4 に示す。なお、この図において、混合ガスの計算結果 $Mixture(calc.)$

図 3 エアフロー中の混合ガスのセンサ応答

Fig.3. Response signal of the mixed gases in air flow.

表 7 解析結果

 $(\Delta t = 0.02, N = 42400, X_d/X_1 = 0.85)$

Table 7. Rate constants and amplitudes due to AR model.

Gas	k_1	C_1	k_2	C_2
HCHO(600ppb)	0.028034	0.493381	-	-
NO ₂ (300ppb)	-	-	0.016444	-1.105810
Mixture	0.040600	0.150000	0.010300	-0.799871

図 4 実測データと再現曲線

Fig. 4. Fitting curves.

は 2 つの単体のガスの計算結果の和である。単体のガスの結果は満足いくものであるが、混合ガスでの結果には不満が残る。このことは、表 7 の減衰定数における不一致にもあらわれている。

6. 考 察

表 2 に示したように、雑音の無い信号でも単調に減少する指数関数型減衰曲線を単純な AR モデルで解析することができない。それは、従来の AR モデルが指数関数型減衰曲線の解析に適用されていないからである。したがって、本研究では AR モデルに推定誤差を低減する工夫を 2 つ提案することで、指数関数型減衰曲線に対して減衰定数と初期振幅とが決定可能となった。この結果から、AR モデルを指数関数型減衰曲線の解析に適用できた。

1 つ目の工夫は、雑音低減幅 l の導入である。これは、指数関数型曲線を減衰曲線に変換する際に変換後の振幅が変換前の振幅よりもずっと小さくなる。そこで、雑音レベルよりも大きく、データ個数も極端に少なくならないような l を決定することで解析精度を向上した。2 つ目の工夫は、表 2 から 4 でわかるように推定誤差低減幅 d の導入である。 d の大きさの決定は、経験的な要素を含む。 d は小さ過ぎても、大き過ぎても解析結果が悪くなる。雑音の大きさを考慮し、適当な d を選択する必要がある。

このように改良した AR モデルを実際の実験データに適用した。その結果が表 7 である。2 種のガスの反応速度定数と初期濃度が得られたが、十分な一致は得られなかった。この原因は、混合気体の応答で立ち上がり時にピーク（コブ）が観測されている。このピークが生じる起源は不明だ

が、ピークの大きさは実験ごとに少しずつ異なる。本実験では、混合気体を均一にする装置を特別に備えていない。このため測定開始初期には均一な混合が十分に行われず、一方のガス（今回は NO₂ ガス）の影響が始めに大きくあらわれたということも考えられる。今後実験プロセスの改良などにより、この原因を明らかにする必要がある。

7. おわりに

これまでの半導体ガスセンサによる微量多成分混在物の分析は、特異的に反応するセンサとセンサアレーで行われてきた。しかしながら、センサは測定環境（温度、湿度、気圧）に影響されやすく、また、信号の解析ではデータを統計的に処理することがほとんどである。正確な成分分析を行うには、質量分析スペクトルとガスクロマトグラフィーを利用する方法もあるが、キャリア・ガスを除去する手段や分析条件等をうまく整える必要があり、装置や実験には多大な費用がかかる。

本研究では半導体センサの未定常領域における信号に注目した。時系列データを指数関数的に減衰する信号に変換した後、AR モデルを適用したところ、センサ出力パラメータを各成分へ分解することができた。今回の実験データではまだまだ検証が不十分だが、本手法を用いれば、混合気体の反応速度定数（時定数）が抽出可能である。従来、雑音が存在する時系列データに対して、非線形最小二乗法による膨大な計算によって時定数を求めていたが、線形解法の拡張 Yule-Walker 法で精度良く高速で解析可能になった。

本手法で減衰定数が決定可能になったことから、AR モデルを指数関数型減衰曲線の解析に適用する可能性が開けたわけだが、本手法を幅広く適用するにはまだ課題が残っている。まず、本手法における推定パラメータの分解能を調べることである。推定誤差低減幅の導入により解析結果の時間分解能が悪化することは述べたが、どの程度悪化するかは解析精度の限界を知る上で重要である。多数の指数関数の重ね合わせからなる信号解析や大きな雑音レベルの信号解析、時間分解能の維持のためには、信号データが多ければよい。また、多数のデータ点を処理するためには時間効率の良いアルゴリズムを用いた計算が必要になる。例えば、時間効率の良い Levinson-Durbin アルゴリズム等を導入することも残された課題のひとつである。

従来、指数関数の重ね合わせからその減衰定数を精度良く抽出することは困難であった。本手法はその困難を可能とし、また、指数関数的減衰を特徴とするすべての現象に適用できる。本手法の適用可能範囲は広いと思われる。

（平成 16 年 6 月 28 日受付，平成 16 年 9 月 8 日再受付）

文 献

- (1) 大藪多可志・勝部昭明・木村春彦（著）：化学センサシステムとソフトコンピューティング，海文堂（2001）
- (2) Y. Nakamoto, T. Oyabu, and H. Kimura: "Thermal Index and Gas Sensor Output Characteristics for Human Life Style

in a Domicile”, 5th International Conference on Engineering Design and Automation, No.525, pp.1110-1115, Las Vegas, USA, Aug. (2001)

- (3) J.W.Gardner: “Microsensors: Principles and Applications”, John Wiley & Sons, New York (1994)
- (4) K. Toko: “Biomimetic Sensor Technology”, Cambridge University Press, Cambridge (2000)
- (5) 元木澤文昭: においの科学, 中央印刷 (1998)
- (6) 栗岡 豊・外池光雄: 匂いの応用工学, 朝倉書店 (1997)
- (7) J.D. Winefordner: “Principles of Chemical and Biological Sensors”, John Wiley & Sons, New York (1998)
- (8) R. Joshi and A.C. Sanderson: “Multisensor Fusion: A Minimal Representation Framework”, World Scientific Publishing, London (1999)
- (9) G.O. Mutambara: “Decentralized Estimation and Control for Multisensor Systems”, CRC Press LLC, New York (1998)
- (10) 大藪多可志・沢田史子・瀬戸就一・下村有子・蔡 奎千・中野康英: 「ガスセンサによる口臭検知システムの開発と福祉分野への応用」, 電気学会ケミカルセンサ研究会, CHS-01-37, pp.53-58 Nov. (2001)
- (11) 瀬戸就一・大藪多可志・蔡 奎千・勝部昭明: 「ニオイセンサを用いた嗜好飲食物の口臭消臭特性」, 電学論誌 E, Vol.123, No.8, pp.300-305 (2003-8)
- (12) 川辺弘之・瀬戸就一・下村有子・大藪多可志・勝部昭明: 「固体センサの過渡応答による化学分析」, 信学会(有機エレクトロニクス研究会), pp.35-40 (2002)
- (13) H. Kawabe, S. Seto, Y. Shimomura, and T. Oyabu: “Transient Technique in Solid-State Sensor”, 6th International Conference on Engineering Design and Automation, No.6k167, pp.699-704, Hawaii, USA, Aug. (2002)
- (14) 河田 聡・南 茂夫: 科学計測のためのデータ処理入門, CQ 出版社 (2002)
- (15) 中溝高好: 信号解析とシステム同定, コロナ社 (1988)
- (16) 高橋進一・島村徹也: 一次元デジタル信号処理の基礎, 培風館 (2001)

瀬戸 就一 (正員) 1985 年金沢工業大学情報処理工学科卒, 87 年同大学大学院情報工学専攻修士課程修了。同年, 金城短期大学講師 01 年同大学助教授。02 年埼玉大学大学院理工学研究科情報数理学専攻博士後期課程に入学, 現在に至る。化学センサを用いた介護支援システムの研究に従事。電子情報通信学会, 情報処理学会, 日本設備管理学会各会員。

川 辺 弘 之 (非会員) 1989 年金沢大学大学院博士課程自然科学研究科単位取得退学, 1991 年学術博士。1992 年金城短期大学講師, 1999 年-2000 年 CEA(France) 研究出張, 2000 年より金城大学社会福祉学部講師, 2004 年同大学助教授, 現在に至る。主な研究分野は, 計算化学, 量子化学, 表面化学。日本化学会, 日本物理学会各会員。

下 村 有 子 (非会員) 1997 年金沢工業大学大学院情報工学専攻博士課程修了。84 年金城短期大学秘書学科講師, 01 年金城大学社会福祉学部助教授, 2004 年同大学教授, 現在に至る。視覚障害者補助システム, 色覚障害者システムなど視覚障害を中心とした福祉分野に関する研究に従事。博士(工学)。電子情報通信学会, 情報処理学会, ヒューマンインターフェース学会, ACM 各会員。

史 麗 琴 (正員) 1999 年中国北方工業大学工学科卒業, 2003 年埼玉大学大学院情報システム専攻修士課程修了。同年, 埼玉大学大学院理工学研究科情報数理学専攻博士後期課程に入学し, 現在に至る。化学センサを用いた室内環境モニタリングの研究に従事。

勝 部 昭 明 (正員) 1965 年名工大電気卒, 1974 年東大博士課程修了。工博。同年, 埼玉大・工・助教授。1980-1981 年米国ペンシルバニア大研究員。現在は埼玉大情報システム工学科教授。主な研究分野は半導体表面物性, 電子情報デバイス, 化学・バイオセンサ。

大 藪 多可志 (正員) 1973 年工学院大学修士課程修了。75 年早稲田大学第二文学部英文科卒業。80 年金沢女子短期大学講師, 助教授, 教授を経て 94 年富山国際大学人文学部教授。98 年金沢星稜大学経済学部教授。現在, 植物の環境浄化能力の評価に関する研究に従事(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, 日本設備管理学会各会員。