

## ケプストラムを用いたガスセンサ応答からの人間活動量の復元

広林 茂樹† 山崎 雅和† 木村 春彦† 大藪 多可志††  
†金沢大学 工学部 電気情報工学科  
〒920 石川県金沢市小立野2-40-20  
††富山国際大学 人文学部 社会学科  
〒930-12 富山県大山町東黒牧65-1  
E-mail:hiro@ec.t.kanazawa-u.ac.jp Fax:076-234-4870

あらまし 本報告は、ガスセンサにおける流体伝達場をモデル化し、室内環境の変化を解析する。1日の観測応答から複素ケプストラムのロータイムウインドによって伝達系を抽出し、推定空間伝達関数の逆フィルタリングにより人の行動に伴う活動量を復元する。これらを、一般家庭における実測実験にて確認し、本提案手法の有効性を示す。

キーワード ブラインド・デコンボリューション、ケプストラム、ガスセンサ、人間活動量、逆フィルタリング、室内伝達関数

## Detection of Human Activity using Cepstrum of Gas Sensor Responses.

Shigeki Hirobayashi† Masakazu Yamazaki† Haruhiko Kimura†  
Takashi Ohyabu††

†Department of Electrical & Computer Engineering, Kanazawa University  
2-40-20, Kodatsuno, Kanazawa, Ishikawa 〒920

††Faculty of Humanities, Toyama University of International Studies  
65-1, Higashikuromaki, Ohyama, Toyama 〒930-12

**Abstract** We modeled fluid transfer field at gas sensor responses, and analyzed changes in the indoor environment. The results of this analysis indicate that transfer characteristics can be extracted by blind deconvolution using the low time windowing of complex cepstrum, and inverse filtration of the thus estimated space transfer characteristics allows us to extract drive signals proportional to the amounts of human activity. In an experiment in which the indoor environmental changes during daily life were measured, and drive signals were obtained. These results suggest that the detection of human actions can be improved by eliminating the residual components from the gas sensor responses.

**key words** Blind Deconvolution, Cepstrum, Gas Sensor, Human Activity, Inverse Filtering, Room Transfer Function

## 1 はじめに

室内の環境制御で、ガス状室内空気汚染度の調査や、室内空間における人の振る舞いを認知することは重要である [1]。人間の振る舞いの認知に関して、既に監視カメラや小型マイクロホン等の視聴覚情報によって環境の変化をモニタリングすることは実用化されつつある。しかし、モニタリング対象者のプライバシー等、実用化にはまだ問題が多いように思われる。本研究では、視聴覚情報を用いず、室内空間のガス濃度変化のみから環境変化を認知することに着目した。

これまでの研究では、可燃性ガスセンサの出力値やNDV値 [4] に示される応答信号の成長曲線から、人間の振る舞いを経験的に同定することが行われてきた。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も生じてきた。そこで、ガスの発生地点からガスセンサに至るまでの経路をモデル化し人の活動量に起因する駆動信号の抽出を試みる。観測信号より残留成分を除去すれば、同定精度の改善が期待できる。本報告では、室内空間のガス伝達特性を測定することなく、ガスセンサの出力信号から抽出された駆動信号を用いて、人の振る舞い認知の可能性を検討する。特にガスの伝達特性が、複素ケプストラム領域でロータイムに分布し、ロータイムウインドウングによって伝達特性を抽出できることを数値計算及び実測実験より明らかにする。

## 2 室内空間のモデル化

### 2.1 ガスセンサにおける伝達系

室内空間におけるガスの伝播は、一般に乱流拡散で複雑であり、非線形場である。非線形の要因には、熱力学的力と散逸的流束との間の線形関係が破れることに起因する。また、境界条件あるいは運動方程式の非線形性によるものもある。その例は、よく知られている Navier-Stoke 方程式中の慣性項が不安定性を有することである。しかし、この方程式中の粘性応力については、線形応答であること明らかになっており、流体速度が小さい場合（レイノルズ数が小さい場合）には慣性項が粘性項に比べ小さくなり線形な系を有する [6]。図1の室内空間ではセンサ応答  $y(t)$  が、ガス発生点での駆動量  $x(t)$  と  $h(t)$  を得て観測される信号となる。ただし、駆動量はガスの発生量である。連続信号  $x(t)$ ,  $y(t)$ ,  $h(t)$  に対しサンプリングされた時系列をそれぞれ  $x(n)$ ,  $y(n)$ ,  $h(n)$  とする。ただし、 $n$  は整数である。時間領域で、各信号は

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

(\* : convolution)

の関係が成立している。また周波数領域で

$$Y(\omega) = X(\omega)H(\omega) \quad (2)$$

の関係が成立する。ただし、 $\omega = 2\pi f$  (rad/s),  $f$  は周波数 (Hz) である。したがって、駆動関数  $X(\omega)$  は

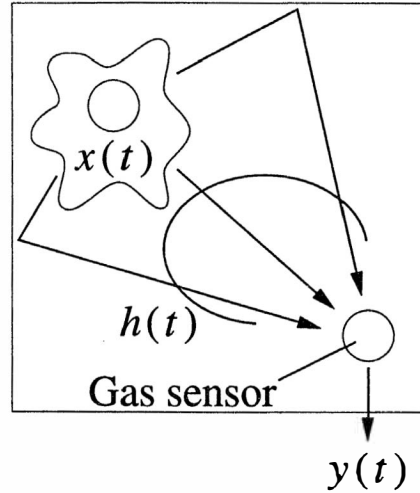


図1 室内空間のモデル図

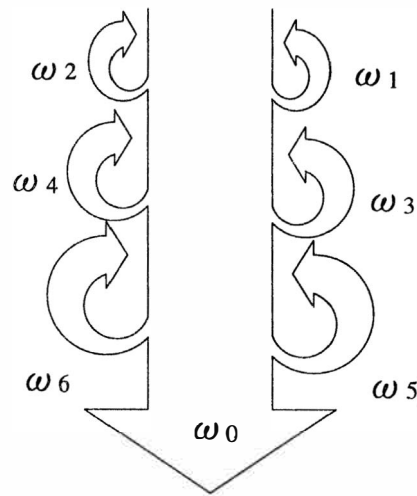


図2 流体伝達経路

$$X(\omega) = Y(\omega)H^{-1}(\omega) = \frac{Y(\omega)}{H(\omega)} \quad (3)$$

で表される [5]。

### 2.2 室内伝達関数の特徴

室内空間におけるガス伝播路は、流体速度が遅く線形場と近似する。図2のように流体場をモデル化すると、観測地点に移動する減衰関数（主成分）と固有周波数  $\omega_m$  で回転する渦成分（副成分）の和として表現できる。したがって、流体伝達関数は

$$H(\omega) = \text{const} \sum_m \frac{\psi_m(P_s)\psi_m(P_o)}{(\omega - \omega_m)(\omega + \omega_m^*)} \quad (4)$$

で表される。一般に渦運動は減衰を伴う回転ベクトルで表される  $\omega_m$  は複素数である。ここで、駆動座標は  $P_s$ 、観測座標は  $P_o$ 、 $\psi_m$  波動関数、 $\omega_m$  の実部は損失が無いときの固有周波数 (rad/s)、 $\omega_m$  の虚部は減衰係数である。

ここで、渦成分が小さい場合を考える。渦成分が少なく無視できれば、(4)式は拡散モデルで表現され、次式に

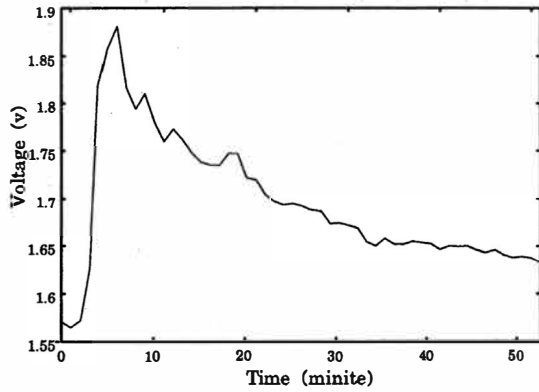


図3 可燃性ガスセンサの応答信号

示す指数関数になる。

$$H(\omega) = Az^{-n} \sum_{k=0}^{\infty} (az^{-k}) = \frac{Az^{-n}}{1 - az^{-1}} \quad (5)$$

$$z = e^{j\omega T}$$

$a$  はサンプリング周期  $T = 1/f_s$  (s) における系の拡散係数 (減衰係数),  $f_s$  はサンプリング周波数 (Hz),  $n$  はガス発生点とセンサ間の距離に依存する遅延係数,  $A$  は大きさを示す定数である。図3(a)は一般家庭でパルスの駆動信号源を与えた時のセンサ応答信号の一例である。実測伝達特性は指数関数的に減衰する。

### 2.3 駆動信号の特徴

式(2)より周波数領域で観測信号  $y(n)$  は伝達関数  $h(n)$  と駆動信号  $x(n)$  で表される。1日以上連続駆動信号は朝食や夕食などの習慣的な行動のため相関性は高いが、その周期は長い。習慣的な行動を除けば駆動信号は日周行動に依存せず相関性が低下する。すなわち、習慣的な行動を除いた駆動信号  $x(n)$  は

$$\langle x(n) \cdot x(n+k) \rangle = \delta(k) \quad (6)$$

無相関であると仮定できる [8]。ただし、 $\langle * \rangle$  は集合平均である。

## 3 複素ケプストラムにおける伝達系の分離

### 3.1 伝達系の分布

本報告では、伝達特性を測定することなく、センサ出力信号から空間伝達特性と駆動信号を分離するため複素ケプストラムを用いる [9]-[12]。複素ケプストラムは対数スペクトルの逆フーリエ変換によって求められる。式(2)より複素ケプストラムを求めると

$$\begin{aligned} \mathcal{F}^{-1}\{Y(\omega)\} &= \mathcal{F}^{-1}\{\ln S(\omega) + \ln H(\omega)\} \\ &= \mathcal{F}^{-1}\{\ln S(\omega)\} + \mathcal{F}^{-1}\{\ln H(\omega)\} \quad (7) \\ \mathcal{F}^{-1}\{*\} &: \text{Inverse Fourier Transform} \end{aligned}$$

となり、駆動信号と伝達関数の各ケプストラムの和となる。ただし、右辺第一項は駆動信号のケプストラムであり、第2項は伝達関数のケプストラムである。実時間間

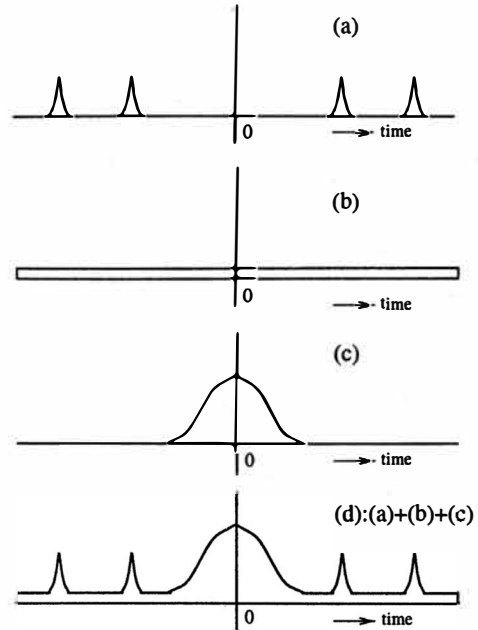


図4 複素スペクトラム領域における伝達関数の分布 (a) 伝達関数, (b) 駆動信号の周期的成分, (c) 駆動信号の無相関成分, (d) ガスセンサ観測信号

数の複素ケプストラムは実関数となる。図4に各信号のケプストラム分布を示す。前述したように、駆動信号の主成分である習慣に伴う周期は長く、駆動信号の習慣成分のケプストラムはハイタイムに分布 (図4(a)) する。他の無相関成分はロータイムからハイタイムに広く分布する。しかし、無相関成分は広範囲に分布することで波形のエネルギーが分散され、時間軸上の値そのものは小さくなる (図4(b))。一方、一般に伝達関数の残留時間は習慣に伴う周期より短く、伝達関数のケプストラムはロータイムに存在する (図4(c))。したがって、ガスセンサ観測信号 (図4(d)) のケプストラムのロータイムウィンドウイング処理によって、伝達関数の抽出復元が期待できる。

ガスセンサ出力応答から空間伝達関数を推定する本手法は、通常の測定実験で困難な空間インパルス応答の測定が必要なく、一般家庭における駆動信号の抽出に有効性が期待できる。

## 4 人間の活動量の抽出

### 4.1 実験環境

本報告では、可燃性ガスセンサの出力値から最小位相ケプストラムのロータイムウィンドウイング処理によって室内伝達関数を推定する。次に推定伝達関数の逆フィルタを構成し、可燃性ガスセンサの出力値から駆動信号を抽出する。駆動信号とは、人の活動や環境変化に起因する特徴量であり、本報告では、ガスレンジ・石油ストーブの点火や、食事の有無、換気扇の開閉等によって発生する信号を想定した。可燃性ガスセンサの応答信号を測定した被験者宅の間取りを図5に示す。被験者は両親2人

に子供2人である。

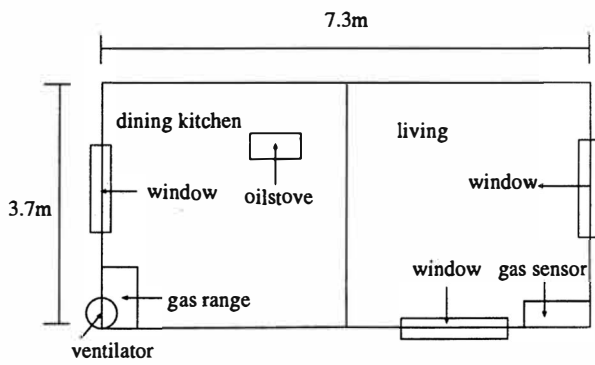


図5 被験者宅の間取り

#### 4.2 ケプストラムによる伝達関数の推定

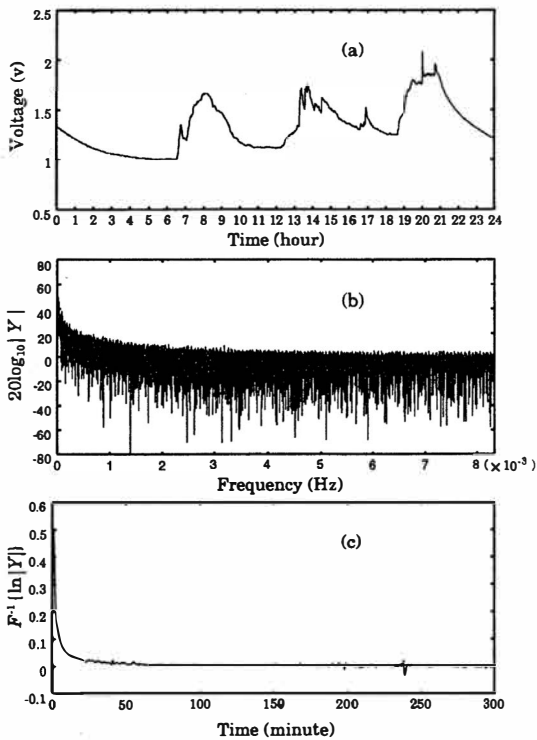


図6 ガスセンサ観測信号の特性 (a) 時間信号, (b) 振幅特性, (c) ケプストラム

図6(a)は1日分のセンサ観測信号の例である。図6(b)は図7(a)の振幅特性, 図6(c)はケプストラムである。ケプストラム領域におけるロータイム(0~40分)とハイタイム(40分以降)では明らかに分布が異なることがわかる。駆動信号は相関性が低く, 全帯域にわたってほぼ一様に分布している。一方, 伝達関数はロータイムにケプストラムのエネルギーが集中し, 駆動信号の分布とは異なる。図7はケプストラム領域のロータイムウィンドウ

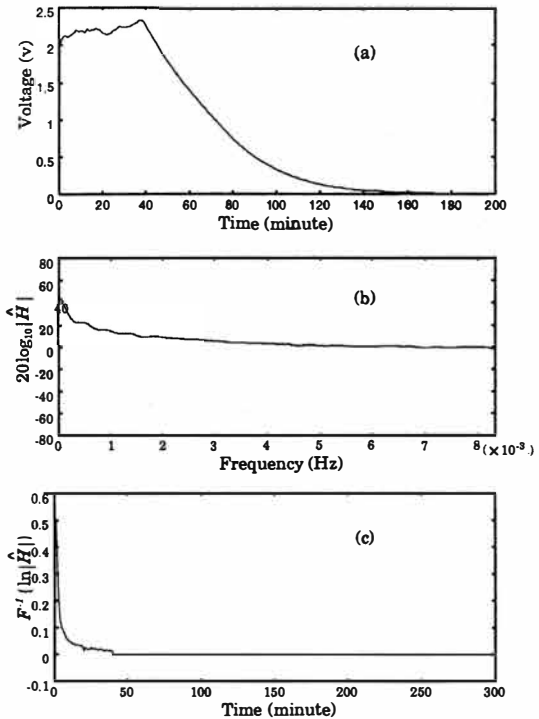


図7 抽出伝達関数の特性 (a) 時間信号, (b) 振幅特性, (c) ケプストラム

イング処理(方形窓)によって40分以降を削除して, 伝達特性を抽出した例である。図9は図7と同様に図8の観測信号から伝達特性を抽出したものである。部屋の形状が一定ならば伝達特性の変動が少ないことがわかる。これはケプストラム処理によって, 抽出伝達関数が平均化されることに起因する。すなわち, ケプストラムのロータイムウィンドウ処理によって抽出した伝達関数はバラツキが少なく, 一般家庭における逆フィルタリングも安定なものとなる。

#### 4.3 逆フィルタリングによる駆動信号の抽出

図7の伝達特性の逆フィルタリング処理によって駆動信号を推定した。図10, 11に朝食前後3時間のセンサ信号変動量の一例を示す。測定した可燃性ガスセンサの出力値を図10, 出力図10から伝達特性の逆フィルタリングによって抽出した駆動信号を図11にそれぞれ示す。また, 図10, 11に図示される環境変動の要因を表1に示す。図10では残留成分のため埋れていた信号(例えば, 表1-2, 4, 5, 6, 7番の行動に起因する信号)が復元されていることが確認できる。図11に示される駆動信号の各振幅成分は, ガスの発生に伴い正の値を, ガスの減少に伴い負の値をそれぞれとることがわかる。ガスは, 石油ストーブやガスレンジの稼働・食事等の行動によって発生し, 換気扇の稼働によって強制浄化される。

抽出駆動信号を検討する。石油ストーブ, ガスレンジ, 換気扇の各可動時間と図11の駆動信号の関係を図12に示す。それぞれの機器において, ガスの発生点と観測点は固定されており, 可動時間内でほぼ一様にガスを

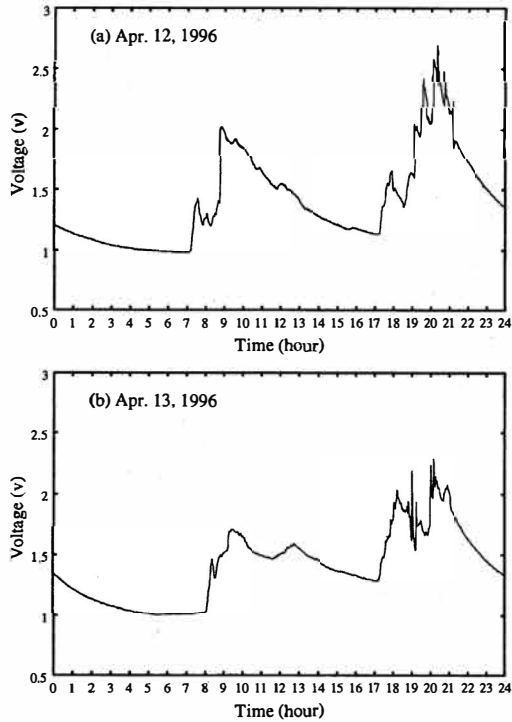


図 8 ガスセンサ出力値 (a) 1996 年 4 月 12 日, (b) 1996 年 4 月 13 日

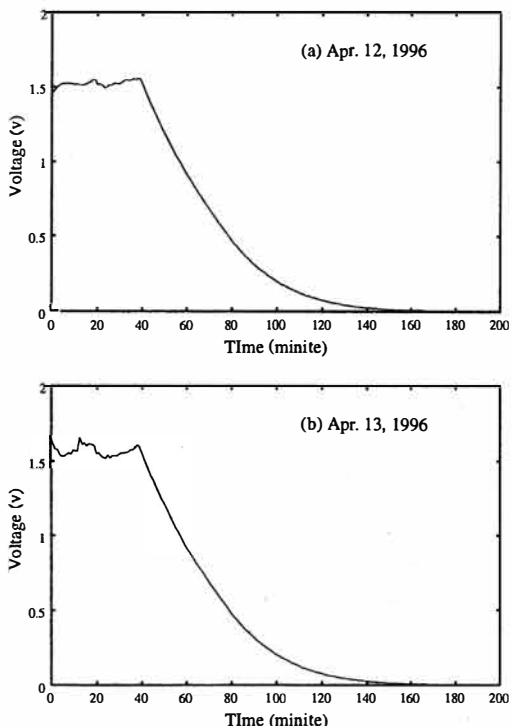


図 9 時間領域における伝達特性 (a) 1996 年 4 月 12 日, (b) 1996 年 4 月 13 日

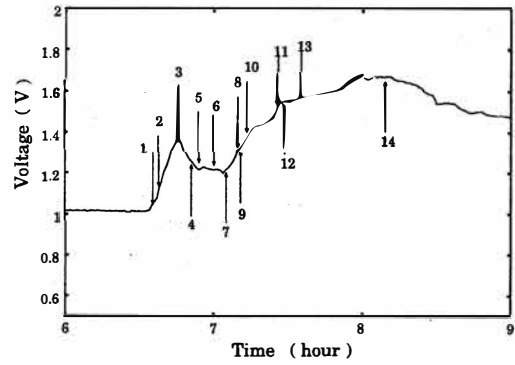


図 10 可燃性ガスセンサの出力応答

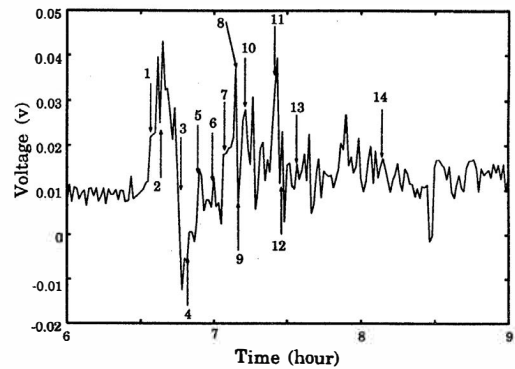


図 11 逆フィルタリングにより抽出された駆動信号

発生すると考える。図 12(a) は表 1 から推定される石油ストーブの稼働信号である。可動時間の振幅値を石油ストーブのみ稼働する時間帯の平均値 0.02(V) 非稼働時間の振幅値を 0 (V) とする。同様に、図 12(b) にガスレンジ、図 12(c) に換気扇の各稼働信号を示す。センサ応答はガス濃度に比例し、複数の行動に起因するセンサ応答は各行動によって発生したセンサ応答の和に等しい。したがって、表 1 から推定される駆動信号はこれら 3 つの関数の和になる。図 12(d) に推定駆動信号を示す。ただし、換気扇運転時には一定量の定常空気が室内に入ってくるものとして推定した。食事の時間で突発的な変動があるものの、概ね表 1 に示す行動と同期して図 11 の駆動信号が構成される。さらに、図 12(d) の推定駆動信号  $\hat{x}(n)$  と図 7(a) の抽出伝達関数  $\hat{h}(n)$  を用いてセンサ応答信号を推定した。

$$\hat{y}(n) = \hat{x}(n) * \hat{h}(n) \quad (8)$$

推定応答信号  $\hat{y}(n)$  を図 13 に示す。図 10 の測定信号  $y(n)$  と比べると全体に細かな誤差があるものの概ね包絡線情報が復元されている。抽出伝達特性  $\hat{h}(n)$  と推定駆動信号  $\hat{x}(n)$  がほぼ正確に求められている。

## 5 まとめ

本報告では、伝達特性を測定することなく、ガスセンサ観測信号のケプストラム処理によって推定した。また、推定伝達特性の逆フィルタリングから、人の活動量に起

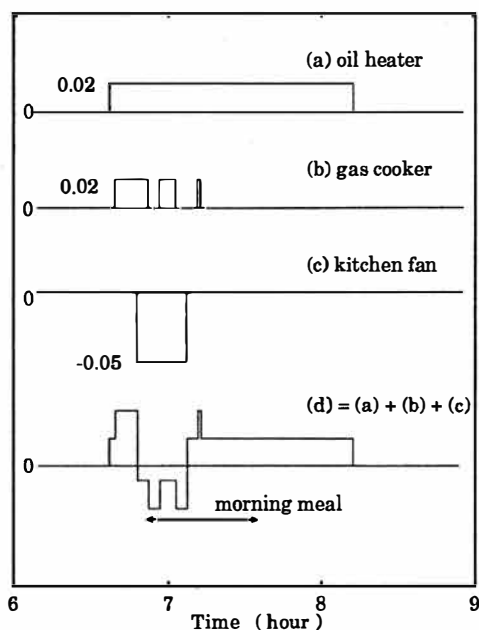


図 12 推定駆動信号

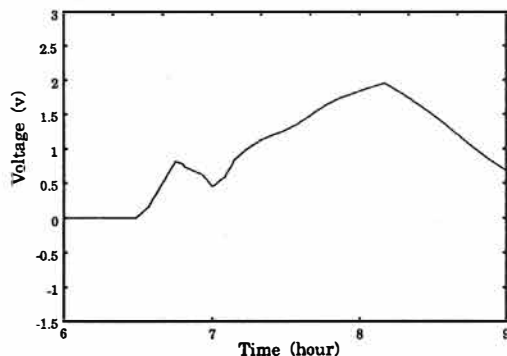


図 13 推定観測信号

表 1 出力応答の変動要因

番号	時刻	行動名
1	6:30	石油ストーブ ON
2	35	ガスレンジ点火し, 朝食準備
3	46	換気扇 ON
4	48	ガスレンジ OFF, D が食事
5	50	ガスレンジ ON
6	56	ガスレンジ OFF
7	7:00	換気扇 OFF
8	06	ガスレンジ ON
9	09	ガスレンジ OFF
10	11	C が食事
11	22	A が食事
12	25	B が食事
13	35	食事終了
14	8:10	石油ストーブ OFF, 無人となる

(A: 父親, B: 母親, C, D: 子供)

因する駆動信号を抽出した。その結果、ガス伝達系がセンサ応答信号から重畳成分を除去できることが明らかになった。また、残留成分のためこれまで抽出できなかった微細な活動信号が得られることが確認された。一般家庭における実測実験でも、概ね人の行動に伴う駆動信号が得られた。抽出された活動信号はほぼ人の行動と同期し、活動同定に有効性が期待できる。

本研究に際し、室内伝達関数のモデル化に関して有意義な御討論を頂いた工学院大学 東山三樹夫教授、流体伝達場の非線形性について御討論を頂いた東京工業大学 森泉豊栄教授に謝意を表す。

### 参考文献

- [1] T. Oyabu, H. Kimura, T. Nishikawa and S. Ishizuka, "Indoor Air-Pollution Detector using Tin Oxide Gas Sensor," Proceeding of the 4th Conference on Sensor Technology, Vol.4, No.1, pp.173-178 (1993)
- [2] T. Seiyama, A. Kato, K. Fujiishian, and M. Nagatani, "A New Detector for gaseous components using Semiconductiv thin films," Anal. Chem. 34, pp1502-1503 (1962)
- [3] T. Seiyama, "Chemical Sensor-Current State and Future Outlook," Chemical Sensor Technology, Vol.1, pp.1-13, Kodansha Ltd and Elsevier (1988)
- [4] T. Oyabu, C. Kuiqian, S. Ishizuka, Y. Matsuura, and H. Kimura, "The Detection of Gaseous Indoor Air Pollutants using a Multi-Sensor System," East Asia Conference on Chemicalsensors '95, No. 1G04, pp.23-26 (1995)
- [5] M. Tohyama, R. Lyon, and T. Koike, "Inverse Filtering for Reverberant Transfer Functions," IUTAM Symposium '92 pp.39-48 Springer-Verlag (1992)
- [6] 例えば, 木田重雄, "流体方程式の解き方入門," 共立出版 (1994)
- [7] P. M. Morse and R. H. Bolt, "Sound Waves in Rooms," Rev. Mod. Phys 16, pp.69-150 (1944)
- [8] M.R. Schroeder, "Modulation Transfer Functions: Definition and Measurement," ACUSTICA, 49, pp.179-182 (1981)
- [9] A.V. Oppenheim et al., "Nonlinear Filtering of Multiplied and Convolved Signals," Proc. IEEE 56, pp.1264-1291 (1968)
- [10] M. Tohyama, R. Lyon, and T. Koike, "Pulse Waveform Recovery in a Reverberant Condition," J. Acoust. Am. 91(5) 2805-2812 (1992)
- [11] M. Tohyama, R. Lyon, and T. Koike, "Reverberant Transfer Functions and Cepstrum Dereverberation," J. Acoust. Am. 92(4) part 2 1pPA64 (1992)
- [12] M. Tohyama, R. Lyon, and T. Koike, "Inverse Filtering for Reverberant Transfer Functions and Cepstrum Dereverberation," ICASSP'93, pp.157-160 (1993)