

熱システムの負荷推定と擬似データを用いた基準群作成法

鈴木 新*・杉本 謙 二**

Load Estimation of Thermal Systems and Unit Space Formation from Virtual Data

Arata SUZUKI* and Kenji SUGIMOTO**

This paper proposes a estimation method of thermal system's load which is based on Mahalanobis-Taguchi systems (MTS). Proposed estimation method is performed with respect to distances from database. This database of MTS also called unit-space, it have necessary a vast amount of data. Hence, making unit-space has a long time, it takes developing cost raising. Proposed method reduces a development period by virtual data which is made from acquired a few actual data in noise factor environment of Taguchi method. The effectiveness of this method shows through experiment with a cooking household appliance.

Key Words: Mahalanobis-Taguchi system, controlled load, system estimation, temperature measurement

1. はじめに

容器内の対象を一定温度にて保温したり、あらかじめ決められた熱履歴を与えることで対象を利用可能な状態に変換する熱システムが、家庭内や工場内で広く利用されている。たとえば、前者はジャーボットやチョコレートウォーマー、恒温釜、後者は炊飯器、反応釜などである。特に家庭内で用いられる熱システムに調理器具がある。調理器具の目的は家事の自動化であり、一般的には家庭内での使用となるためにオペレータが存在しない。そのため対象の容量を自動で推定し、容量にしたがって制御パラメータや調理フローを変化させなければならず、容量の推定は非常に重要な技術のひとつとなっている。

このような容量推定に対して、筆者らは多変量解析の適用を試み、その手法の有効性を確認した^{1),2)}。これらの手法はマハラノビス・タグチシステム (MTS)³⁾を利用したものである。MTSは、均質な集団から作られた基準群をもとに異常を判定する手法であり、マハラノビス空間を用いた群判別と類似した手法である。群判別が複数の群を作成し、それらのどの群に属するのかを判定するのに対して、MTSはひとつの群からの距離によって判別を行なうことを特徴とする。このような群は基準群と呼ばれ、評価の物差しとなる。特に品質検査においては、様々な特徴を持った不良品毎に群を作成

するよりも、均質な良品群からの距離によって良否判定を行なうMTSは有効性が高いといえる。さらに、近年では利用される分野も拡大し、品質検査⁴⁾以外にパターンマッチングや予測、診断などの多方面に利用されている^{5)~8)}。

前述のようにMTSでは評価の物差しとなる基準群によって対象の状態を推定するために、基準群は文字通り評価の基準(物差し)となり、その作成は非常に重要な作業となる。つまり、どのようなデータを収集し基準群を形成したのか、その収集されたデータの信頼性が重要であり、非常に多くのサンプル数が必要とされる。そのため基準群の作成には、相当な労力を要することとなる。これはMTSの性質上やむを得ないことではあるが、このような基準群作成のための労力を減らすことが出来れば、開発期間がタイトな家電製品への応用にもさらに弾みがつくと考えられる。

基準群作成の労力を削減するための方法として、2水準直交表を用いた擬似データ作成法⁹⁾や乱数によるデータ増殖法¹⁰⁾などが提案されている。これらの方法は、取得した複数個のデータをもとにして、擬似的なデータを作成しているが、そのもととなるデータに関する指針が示されていない。また適当な数%の誤差を与えているが、どの程度の誤差があれば評価に有効に働くのかが明確ではない。

そこで本論文では、タグチメソッド¹¹⁾の誤差因子の考え方を用いて、評価対象から得られる特性値が大きくなる条件、小さくなる条件、標準条件の3種類のデータから擬似データを増殖し、基準群を作成する方法を提案する。誤差因子環境のもとで得られた特性値は、基準群を構成するデータの両端に位置すると考えられる。このように誤差因子を導入し、意図的にばらつかせたデータから基準群を作成することで、基準群作成のためのデータ収集の労力削減を目指す。

以下、2で提案手法の説明、3で提案手法と実データを用い

* 象印マホービン(株) 大阪市北区天満 1-20-5

** 奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科 生駒市高山町 8916-5

* ZOJIRUSHI Corporation, 1-20-5, Kitaku tenma, Osaka

** Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, 8916-5, Takayama-cho, Ikoma, Nara

(Received February 26, 2009)

Table 1 Unit space's original data (item, sample, average, standard deviation).

	Item 1	Item 2	...	Item J
Sample 1	Z_{11}	Z_{12}	...	Z_{1J}
Sample 2	Z_{21}	Z_{22}	...	Z_{2J}
...
Sample I	Z_{I1}	Z_{I2}	...	Z_{IJ}
m	m_1	m_2	...	m_J
σ	σ_1	σ_2	...	σ_J

た従来の方法との比較, 4 でまとめを行う.

2. 提案手法

本章では提案する基準群作成方法を説明する. 2.1 では, その準備として MTS についての説明, 2.2 で熱システムへの適用方法についての説明, 2.3 で従来の方法についての説明, 2.4 で提案手法についての説明を行なう.

2.1 MTS

MTS で最初に行なうことは, 基準となる対象を設定し, その特性値データを取得することである. 特性値は幾つかの項目から成り, この項目を特徴量とする. このとき, 特性値のサンプル数が多いほど基準群の信頼性は向上することになる. 通常の群判別では, 基準とならない対象からも同様にデータを取得して複数の群を作成するが, MTS ではただひとつの群を作成し, それを基準群とする. 基準群の作成手順について, 以下に説明する.

(1) 基準となる対象から J 個の特徴量を計測し, これらを I サンプル取得する. ここで $I \geq J$ であり, 計測された特徴量を Z_{ij} として, 平均を m_j , 標準偏差を σ_j とすると Table 1 が得られる. $i = 1, \dots, I, j = 1, \dots, J$ とする.

(2) つぎに特徴量 Z_{ij} を, 平均 m_j と標準偏差 σ_j によって規格化する.

$$z_{ij} = \frac{Z_{ij} - m_j}{\sigma_j}.$$

規格化されたデータセットの i 番目を行ベクトルとして,

$$z_i^r = (z_{i1} \ z_{i2} \ \dots \ z_{iJ}),$$

とし, 特徴量の j 番目のデータをサンプル順に並べた物を列ベクトルとして,

$$z_j^c = (z_{1j} \ z_{2j} \ \dots \ z_{Ij})^T,$$

とする. さらに, 平均ベクトル m , 標準偏差ベクトル σ を,

$$m = (m_1 \ m_2 \ \dots \ m_J),$$

$$\sigma = (\sigma_1 \ \sigma_2 \ \dots \ \sigma_J),$$

とする.

(3) z_j^c を用いて相関行列 R を,

$$\frac{1}{I} \begin{pmatrix} z_1^c T z_1^c & z_1^c T z_2^c & \dots & z_1^c T z_J^c \\ z_2^c T z_1^c & z_2^c T z_2^c & \dots & z_2^c T z_J^c \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_J^c T z_1^c & z_J^c T z_2^c & \dots & z_J^c T z_J^c \end{pmatrix} \quad (1)$$

として求め, その逆行列を A とする.

(4) 基準群を構成する i 番目のデータベクトル z_i^r のマハラノビスの距離 D_i は,

$$D_i = \sqrt{\frac{z_i^r A z_i^{rT}}{J}}, \quad (2)$$

によって求められる.

(5) 評価は対象が基準群に対して, どれだけ離れているのかによって行われる. 評価対象から得られたデータベクトルを $(Z_1 \ Z_2 \ \dots \ Z_J)$ とすると, 平均ベクトル m と標準偏差ベクトル σ によって規格化し, その結果得られたデータベクトル $z^r = (z_1 \ z_2 \ \dots \ z_J)$ を, (2) 式にあてはめて距離を計算する. 計算に必要なデータベースは A, m, σ となる. 基準群の作成に用いたデータベクトル群のマハラノビスの距離を平均すれば 1 になるため, おおむね 3 以上になれば基準の対象と異なると考えられるが, 実際に基準群に属さない対象のマハラノビスの距離から閾値を設定する場合が多い. また, 距離の大小によって基準との差を推定することもできる. 本論文では, この性質を利用して最小負荷 (もしくは最大負荷) を基準群として, 負荷 (容量) を精度良く推定している.

2.2 MTS の熱システムへの適用法

つぎに MTS を熱システムへ適用するための方法を説明する.

熱システムでは, 対象の熱容量を C , ある一定時間の温度上昇を ΔT , 印加する熱量を ΔQ とすれば,

$$\Delta T = \frac{\Delta Q}{C}, \quad (3)$$

の関係が成立する. ここで C は対象の質量 m , 比熱 c の積 $C = mc$ と表され, c は材料により決まる定数なので m と C には正比例の関係がある. (3) 式より対象への入力となる印可熱量が一定の場合, ΔT の差から熱容量 C , すなわち質量 m の変化が読みとれることとなる. この関係はステップ入力を与えたときの立上がり時間を求めることと等価である. このように ΔT を特性値として用いることで, 対象の負荷推定が可能となる.

つぎに基準群を考える. 基準群は推定の基準単位となるために, 最小もしくは最大のどちらか端に位置する必要がある. つまり最小容量を基準とすれば容量の増加にともない立上がり時間が長くなり, 最大容量を基準とすればその逆に容量の減少にともない立上がり時間は短くなる. 本研究で取り扱う熱システムは, 調理器具を主眼に置いているため, 容器形状やその用途から扱える最小, 最大容量が決定できる. そこで調理器具が扱える最小もしくは最大容量の特性値データから基準群を作成すれば, 負荷の推定が可能になる. 最小容量か

最大容量のどちらを基準とするかは対象によって考慮すべきであるが、開発に掛かるコストを考えた場合、最小容量を用いた方が実験時間、材料費ともに削減でき、より実用的と考えられる。

このようにして基準群を求めることができるが、本研究の手法の特徴は誤差因子の考え方によって取得した特性値データから作成した擬似データを用いることで、基準群の精度を落とさずに基準群作成の労力を削減することである。擬似データから基準群を作成する方法は2.4で説明するが、ここではその前段階として本研究で取り扱う熱システムにおける誤差因子について説明する。誤差因子とは、設計者が変更できない因子のことで、ノイズや環境の変化などの外乱や部品の劣化やばらつきによる内乱などのシステムの特値を変化させる要因のことを指す。実際に熱システムのステップ応答を乱す要因は複数考えられるが、代表的なものは室温の変化や対象の初期状態、ヒーターなどの部品のばらつきがある。複数の誤差因子すべての環境で試験を行なうことは効率的ではないので、そのなかで特に影響の大きいものを選び調合する。調合とは、複数ある誤差因子のなかで特値が大きくなる因子条件、もしくは小さくなる因子条件をあわせることで、正側や負側のばらつき最大の条件を作る。今回は正側のばらつき最大条件を、室温が平均温度 +15 []、対象の初期温度が平均温度 -10 []、ヒーター出力が平均出力 +10 % とした。負側のばらつき最大の条件は、各誤差因子を逆方向に振れば良い。このように実際の現場で考えられる最も特値が大きくなる条件と最も特値が小さくなる条件において、正しく評価推定出来れば使用される段階での推定誤りは起こりにくいと考えられる。これが本研究における熱システムの誤差因子である。

2.3 従来の擬似データ作成法

2.1にて基準群の特徴量数 J とサンプル数 I の関係が、 $I \geq J$ でなければならないと説明した。これは、相関行列から逆行列を作成するので、取得されたデータ集合が正則でなければならないためである。参考文献 11) では、サンプル数 I は特徴量数 J の3倍以上が望ましいとしているが、実際には基準群を作成するためのサンプルが多いほど精度が上がることは容易に想像できる。評価に用いる特徴量が多い場合や基準となるデータが集めにくい場合には、基準群を作成するためのデータ取得に多くの時間を要する。この時間短縮のために、擬似的なデータを作成し、基準群作成の手間を削減しようとする試みが行われている^{9), 10)}。このような効率的な基準群の作成方法が確立されれば、開発周期がタイトな家電製品のような民生品への応用も盛んに行われるようになると考えられる。

ここで、すでに提案されている擬似データ作成方法について説明する。参考文献 9) では、ロボットによる触診を目指して、触覚センサーを用いたセンシングシステムの判定アルゴリズムに MTS を適用している。この例では取得した数サンプルのデータの平均データを求めておき、2水準直交表の第

1水準には平均データの +5% を、第2水準には -5% を割り付けて、擬似データを作成し基準群を形成するデータ数を増加させている。このようにして作成されたデータは直交表の性質より、もとの数サンプルのデータにあった相関が無くなるので、基準群はマハラノビス空間ではなくユークリッド空間となる。

参考文献 10) では、エンジンの異音良否判定のアルゴリズムに MTS を適用している。この例では、もとなる数サンプルのデータベクトルに対して、これらのそれぞれの値に乱数を与えて擬似データを作成している。このようにして作成されたデータは、もとなる数サンプルのデータベクトルのパターンを維持したままデータベクトル数を増加させることとなる。

これらの方法は、取得した数サンプルのデータをもとに擬似データを作成しているが、もとなるデータを取得する条件について議論されていない。また、それぞれ数%の誤差を与えてデータを増加させているが、誤差の与え方についても議論されていない。

そこで、本論文ではタグチメソッドで用いられる誤差因子の考え方に基づいて、実際に起こり得る特性値を最大もしくは最小とする条件のもとで取得したデータから基準群を作成する方法を提案する。

2.4 提案する擬似データ作成法

ここでは誤差因子環境で取得された少量のデータから擬似データを作成する方法を説明する。

誤差因子とは設計者が変更できない因子であり、本研究の熱システムでは室温、対象の初期温度、ヒーターばらつきとした。これらの誤差因子を調合して作り出した両極端の条件下で取得されたデータベクトルは、基準群の両端に位置すると考えられる。特徴量データがそれぞれ正規分布に従うと仮定すれば、確率密度関数をもとに基準群を構成するデータの分布を推定できる。具体的には、誤差因子環境下で取得された両極端のデータベクトルと分布の中心近辺に位置すると考えられる標準的な条件で取得されたデータベクトルの3種類のサンプルをもとに、それらの平均と分散を求めて正規分布の確率密度関数を算出する。得られた確率密度関数によって、取得した3種類のデータのそれぞれの比率が算出できるため、その比率にあわせてもとなるデータベクトルに適切な誤差を与えて擬似データベクトルを作成する。サンプル数が3種類と少なく、かつ両極端の環境下で取得したデータを含むことから、ばらつきに対する許容が大きい広い分布の基準群となるが、誤差因子に対してロバストな推定が可能となる。

このようにして作成された基準群は、実際に時間を費やし、多数のサンプルを集めて作成された基準群とは同じにはならない。実際のサンプルでは正規分布に従うとは限らず、またそれぞれの特徴量の平均値は標準条件の特徴量の値とは同じとはならないからである。しかし本研究では実験に要する時間を削減し、負荷推定のための基準群作成工数の削減を重視するため、最終的な推定精度の向上は項目の選択による基準

群適正化^{11),12)}によって達成すればよいという考えである．そのためにも多くの特徴量を取り上げて、データ集合が正則である制約を受けずに、相関行列が計算できる擬似データの作成には意義があると考えられる．

また、誤差因子条件や標準条件で複数のデータベクトルを取得することによって、もともとなるデータベクトルを増やすことも考えられるが、以下の説明では実験数の削減を強調するために、取得するデータは両極端条件と標準条件の3種類として説明する．以下に具体的な作成手順を示す．

(1) 基準群の作成のために、対象とする熱システムを準備し、基準とする負荷容量を決定する．その熱システムの特徴値(立上がり時間などのステップ入力に対する応答)を乱す要因を挙げ、それを誤差因子とする．誤差因子は室温の変化や対象の初期状態、ヒーターなどの部品のばらつきなどである．これらの誤差因子を調合する．調合の仕方は、

- N1(特性値が小さくなる条件の組み合わせ)

室温：平均温度 $-15 []$, 対象の初期温度：平均温度 $+10 []$, ヒーター出力：平均出力 -10%

- N2(標準的な条件の組み合わせ)

室温, 対象の初期温度, ヒーター出力をすべて平均値とする．

- N3(特性値が大きくなる条件の組み合わせ)

室温：平均温度 $+15 []$, 対象の初期温度：平均温度 $-10 []$, ヒーター出力：平均出力 $+10 \%$

として、誤差因子の効果がより顕著に現れるようにする．
(2) 取得したデータセットはベクトル形式で、

$$N_1 = (y_{11} \ y_{12} \ \dots \ y_{1J}),$$

$$N_2 = (y_{21} \ y_{22} \ \dots \ y_{2J}),$$

$$N_3 = (y_{31} \ y_{32} \ \dots \ y_{3J}),$$

と表す．ここでベクトルの要素 y_{ij} は、推定対象から得られるステップ応答における立上がり時間などの特徴量である． i は誤差因子環境で取得するデータセットの数であり $i = 0, \dots, I$ とし、 J は取得したデータセットの特徴量の数であり $j = 0, \dots, J$ とする．なお、今回の例では $I = 3$ である．これらのデータセット N_1, N_2, N_3 から平均値ベクトル、

$$\begin{aligned} m^d &= \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I N_i, \\ &= \frac{1}{3} (N_1 + N_2 + N_3), \\ &= (m_1^d \ m_2^d \ \dots \ m_J^d), \end{aligned}$$

を求める．同様に標準偏差ベクトル、

$$\sigma^d = \sqrt{\frac{1}{I} \sum_{i=1}^I (N_i - m^d)^2},$$

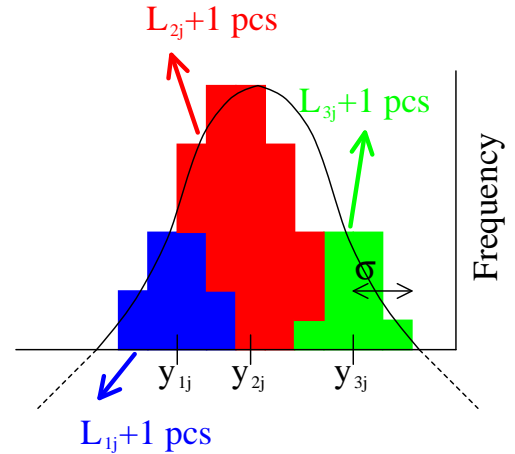


Fig. 1 Image of virtual data.

$$\begin{aligned} &= \sqrt{\frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 (N_i - m^d)^2}, \\ &= (\sigma_1^d \ \sigma_2^d \ \dots \ \sigma_J^d), \end{aligned}$$

を求める．

(3) 得られたデータセットのそれぞれの特徴量が正規分布すると仮定して、条件 i のもとで取得した j 番目の特徴量 y_{ij} の確率密度関数、

$$f(y_{ij}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j^{d2}}} \exp \left[-\frac{(y_{ij} - m_j^d)^2}{2\sigma_j^{d2}} \right], \quad (4)$$

より y_{ij} の度数を算出する．作成する擬似データの総数を L とすると、 y_{ij} をもとにして作成するデータ数 L_{ij} は、

$$L_{ij} = L \frac{f(y_{ij})}{\sum_{i=1}^I f(y_{ij})}, \quad (5)$$

となる． L_{ij} は適当に整数化しておく．

(4) 擬似データは、もともとなる特徴量 y_{ij} に対して適当な乱数 r_{ij} を与えて L_{ij} 個作成する．与える乱数 r_{ij} は、

$$-\sigma_j^d \leq r_{ij} \leq \sigma_j^d,$$

とする．このようにして作成されるデータ d_{ijl} を、

$$d_{ijl} = y_{ij} + r_{ij},$$

と表す．ここで $l = 1, 2, \dots, L_{ij}$ とする．作成されるデータの数は特徴量ごとに異なり、作成されるデータのイメージは Fig. 1 のようになる．平均値に最も近いと予測される標準条件のデータから作成されるデータ数が最も多くなるが、標準条件の特徴量値と平均が必ず一致するわけではないので正規分布曲線とは「ずれ」が生じる．また擬似データは、Fig. 1 から分かるように、正規分布曲線の中心値近辺のごく一部を表しているに過ぎない．このようにして

Table 2 Unit space's actual and virtual data.

actual	virtual				
y_{11}	d_{11}	d_{12}	\cdots	d_{1a}	
y_{21}	d_{21}	d_{22}	\cdots	\cdots	d_{2b}
y_{31}	d_{31}	d_{32}	\cdots	d_{3c}	

作成した擬似データと実際に取得した特性値データとの関係をまとめると、Table 2 が得られる。Table 2 において作成するデータ数をまとめると、 N_1 の条件下で得られた項目 y_{11} をもとに作成される擬似データの個数は $a = L_{11}$ 個、 y_{21} 、 y_{31} ではそれぞれ $b = L_{21}$ 、 $c = L_{31}$ 個となり、

$$a + b + c = L,$$

である。

(5) このようにして作成された擬似データから 2.1 と同様に、平均ベクトル、標準偏差ベクトル、相関行列の逆行列を求めてデータベースとする。

(6) 基準群に属していない推定対象のマハラノビスの距離を求める。このとき推定対象の負荷（質量）は既知なる計量値であり、段階的に負荷の大きさを揃えておく。これらの推定対象のサンプル数を K とし、質量を M とすると、(3) 式から、

$$D_k = \beta M_k,$$

の比例関係が仮定できる。ただし $k = 1, 2, \dots, K$ である。得られた D_k と M_k から β を最小 2 乗法によって推定する。推定精度をさらに向上させる必要がある場合は、比例関係により一致する、つまり推定に有効に働く特徴量のみを選択して使用する^{11), 12)}。このような特徴量選択を行なうことによって、扱う変数を減らして計算コストを下げるだけでなく、非正規分布への対応も可能となる。

3. 実験

3.1 実験の目的

実験には家電製品の加熱調理鍋 (Fig. 2) を使用した。この加熱調理鍋の最小調理量は 330 [g]、最大調理量は 1,600 [g] であるので、基準群は 330 [g] のステップ入力から得られる特性値をもとに作成した。

Fig. 2 の構造を説明すると、下部にあるヒーターは鍋内部にある調理対象を加熱する目的で設置されており、上部にあるヒーターは調理物からでる水蒸気を飛ばすためや鍋内部の温度を一定にするために用いられる。これらの加熱調理鍋は調理対象の容量にあわせて調理フローを変更する。調理フローの変更、つまり巧みな火加減調整によって著しく調理の仕上がりを向上させるため、熱負荷を正しく推定することが重要になる。しかしながら多変量解析による推定方法の適用以前は、上部センサーの立上がり時間のみを利用して負荷推定を行っており、外気温などの環境の変化や使用される部品のばらつきなどの誤差因子の影響によって、精度良く推定するこ

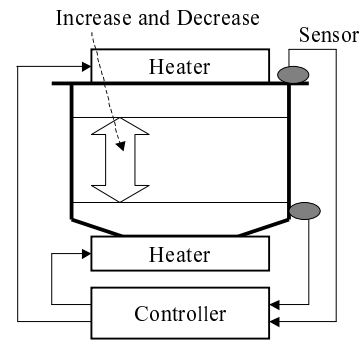


Fig. 2 Experimental system.

とは困難であった。誤差因子が応答波形に与える影響を説明するために Fig. 3 を示す。Fig. 3 は実験に用いた加熱調理鍋の小型タイプ（最小調理量 165 [g]）を用いて、165 [g] と 330 [g] を加熱調理したときの応答波形であり、印加されるステップ入力は 1,200 [W] である。図中 + は正側ばらつきが最大の条件、- は負側ばらつきが最大の条件、L. S. は下部に設置されたセンサー（Lower Sensor）の応答波形、U. S. は上部に設置されたセンサー（Upper Sensor）の応答波形である。

Fig. 3 では、負荷の増減によってステップ応答が変化していることが読みとれるが、誤差因子環境下でも同じような応答の変化が起きていることが分かる。消費者のもとでは更なる条件の変化（使用方法や電圧、気圧など）が予測されるために、熱負荷の推定は一層困難な問題となる。しかし、消費者のもとで起こり得る環境の変化に打ち勝たなければ、品質問題を起こし消費者からの信頼を失墜させることになる。

そこで本論文で提案する擬似データによる基準群が、熱負荷の推定に対して上記の要求される能力を有しているのか実験によって確認する。実験の焦点は以下の 3 点である。

- (1) 本論文で提案する擬似データから作成した基準群のヒストグラムと実データ 12 サンプルから作成した基準群のヒストグラムを比較する。これによって実データによる方法の基準群と違いがあるか確認する。
- (2) 提案手法の基準群による熱負荷推定精度と従来手法の基準群による熱負荷推定精度を比較する。比較方法は熱負荷容量とマハラノビスの距離との関係を回帰直線で表し、それぞれ SN 比¹¹⁾を求めて比較する。
- (3) この実験ケースにおいて基準群作成にかかる時間がどれだけ短縮できたかを算出する。実際の開発工数は機体設計など様々な作業の人員数、時間などによって算出されるので、今回は単純に実験にかかった時間のみを比較する。以上の実験によって、本論文で提案する擬似データによる基準群の妥当性、ロバスト性を判断する。

3.2 実験結果

3.1 にて提起した実験の焦点についての結果を以下に示す。

(1) ヒストグラムによる基準空間の比較

本論文の提案手法による基準群作成データのヒストグラムと

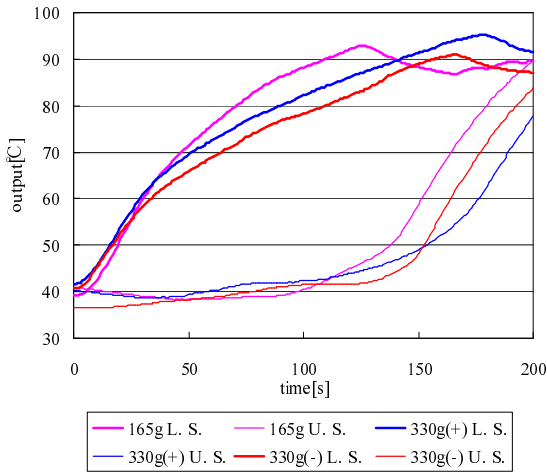


Fig. 3 Comparison of output waveforms under noise factor environment.

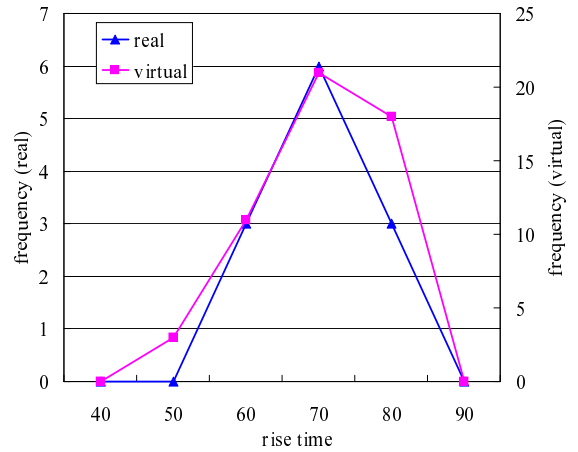


Fig. 5 Comparison between proposed virtual and real characteristic data's histograms.

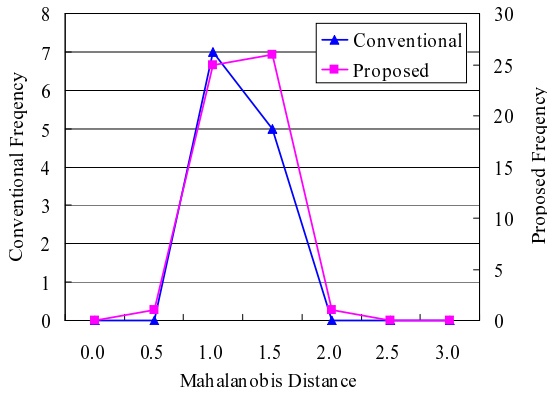


Fig. 4 Comparison between proposed and conventional unit space's histograms.

実データによる基準群作成データのヒストグラムを Fig. 4 に示す．提案手法のヒストグラムが大きい方にずれているように見えるが，基準群を構成するデータセットのマハラノビスの距離の平均値は提案手法：0.97，従来手法：0.99 とほぼ同じである．参考のため，特性値のひとつの特徴量からヒストグラムを求め，提案手法の擬似データと実データを比較したところ（Fig. 5），多少の違いはあるがほぼ同じような分布となっていることが分かる．この結果より，提案手法の基準群は従来手法の基準群と同等と考えられる．なお，度数の違いは実データのサンプル数が 12 個であるのに対して，提案手法は実データ 3 個と擬似データ 50 個のあわせて 53 個のデータからヒストグラムを算出しているためである．

(2) 回帰直線と SN 比による比較

本論文の提案手法の基準群によって熱負荷を推定した結果と実データの基準群によって熱負荷を推定した結果を回帰直線にて表す．ロバスト性を評価するために，熱負荷の推定は誤差因子条件にて行った．結果を Fig. 6 に示す．ロバスト性の高い推定とは，誤差因子のもとでも推定値（マ

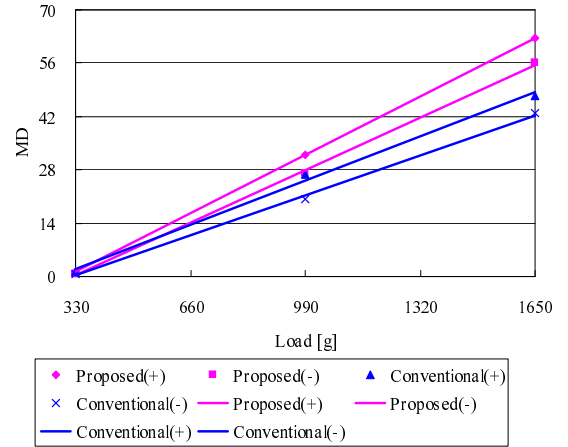


Fig. 6 Comparison between proposed and conventional regressive lines.

ハラノビスの距離)が変化しないことで，すなわち Fig. 6 における傾きの差が小さいことである．Fig. 6 からは従来法と提案手法は，ほぼ同程度の傾きの変化となっていることが分かる．それぞれの SN 比を算出すると，提案手法：12.8 [dB]，従来手法（実データ使用）：12.9 [dB] となり，提案手法のほうが従来手法に対して若干 SN 比が高くなっているが，この結果だけではロバスト性が向上したと主張することはできない．それは実データを用いて作成された基準群は，特徴項目数 6 個に対してサンプル数が 12 個しかなく，また SN 比の差も大きく変化していないためである．今回の実験結果では，ロバスト性に対する効果は十分に示せなかったが，擬似データを用いた提案手法でも実データと同等の判断ができていていることが分かる．

(3) 基準群作成時間の比較

今回の加熱調理鍋の実験 1 回に要する時間は，準備時間をあわせると 1.5 時間必要であった．また実験後の機体冷却に 0.5 時間必要とするために，実験 1 サイクルに最低で

も2時間必要となる(実際には計測機器の取り付け時間なども必要であるが、ここではこの時間を考えないこととする)。提案手法は、最大、最小、通常条件の3回で済むために $2 \times 3 = 6$ 時間必要となる。実データを用いる方法は、今回12回の実験を行ったために $2 \times 12 = 24$ 時間必要となる。今回のような小規模な実験においても、単純計算で18時間の削減が可能であった。

これらの結果より提案手法は、基準群の妥当性、熱負荷の推定精度において従来手法と同等の性能を持ち、基準群作成のための労力を大幅に削減できることが分かる。

4. ま と め

本論文では、作成に多くの労力が必要とされるMTSの基準群を簡単に作成するための方法として、タグチメソッドで利用される誤差因子環境で取得された小数のデータから擬似データを作成する方法を提案した。提案手法の効果を確認するために、実データを用いた実験と推定精度や基準群作成に掛かる時間を比較し、基準群作成時間を大幅に短縮したにも関わらず、従来と変わらない精度が得られることを示した。本論文の提案手法によって、熱負荷やそれ以外の制御負荷を精度良く推定することが可能となり、基準群作成の負担からMTSが利用出来なかった分野への拡大が実現できると考える。

今後の方針としては、機械系の負荷への拡張、更なる精度向上、総合的な開発工数削減を目指して新しい手法の開発を進めていく必要がある。

参 考 文 献

- 1) 鈴木 新, 杉本 謙二: MTシステムによる加熱対象の熱容量同定, 電気学会論文誌D(産業応用部門誌), 127-12, 1247/1248 (2007)
- 2) A. Suzuki and K. Sugimoto: Heat Capacity Identification via Mahalanobis Taguchi System, SICE Annual Conference 2008, 1873/1876 (2008)
- 3) G. Taguchi and R. Jugulum: The Mahalanobis-Taguchi Strategy - A pattern technology system, John Wiley & Sons (2002)
- 4) 鈴木 新, 杉本 謙二: マハラノビスの距離と熱流の動特性計測を用いた断熱品質評価システム, システム制御情報学会論文誌, 19-4, 150/156 (2006)
- 5) 長尾 光悦, 山本 雅人, 鈴木 恵二, 大内 東: 表情識別に対するMTS法の適用, 電気学会論文誌C(電子・情報・システム部門誌), 120-8, 1157/1164 (2000)
- 6) 中島 尚登, 高田 圭, 矢野 宏, 柴本 由香, 高木 一郎, 山内 眞義, 戸田 剛太郎: 健康診断データを用いたMTS法による予測の研究 - 今年の健康から来年の健康を予測する方法 -, 品質工学, 7-4, 49/57 (1999)
- 7) 溝口 和貴, 河合 昭夫, 浜田 和孝, 鴨下 隆志: マハラノビスの距離を用いた衝突防止センシングシステムの研究, 品質工学, 7-3, 79/86 (1999)
- 8) Elizabeth A. Cudney, Kioumars Paryani and Kenneth M. Ragsdell: Applying the Mahalanobis-Taguchi System to Vehicle Handling, Concurrent Engineering, 14-4, 343/354 (2006)
- 9) 藤本 和城, 松田 光央, 尾股 定夫, 坂野 進: 触覚センサーの製作と柔軟物の測定, 計測自動制御学会東北支部 第213回研究集会資料番号 213-3 (2003)

- 10) 溝口 健二: 未知の異音を検出する異音判定技術 - エンジン異音の市場流出防止を目指して -, OMRON TECHNICS, 45-1, 32/36 (2005)
- 11) 田口 玄一: 品質工学の数理, 日本規格協会 (1999)
- 12) M. Miyakawa: Resampling Plan using Orthogonal Arrays and its Application to Influence Analysis, Reports of Statistical Application Research, Union of Japanese Scientists and Engineers (JUSE), 38-2, 1/10 (1991)

[著 者 紹 介]

鈴 木 新



1998年和歌山大学卒業。同年象印マホービン(株)入社。現在に至る。2006年奈良先端科学技術大学院大学博士後期課程修了。博士(工学)。コンピュータ制御による電熱器具、生産設備などの研究、開発、設計業務とばらつきに強い制御システムの設計手法の研究に従事。IEEJ, ISCIEの会員。2007年ISCIE奨励賞受賞。

杉 本 謙 二 (正会員)



1982年京都大学大学院修士課程修了後、三菱電機、京都大学、岡山大学、名古屋大学を経て奈良先端科学技術大学院大学教授となり現在に至る。制御理論に関する研究に従事。工学博士。IEEE, ISCIE, IEICE, 人工知能学会などの会員。2007年SICE論文賞受賞。