電流波形パターン解析に基づく電気機器の異常検出・劣化診断

田邨 優人 高井 勇志 加藤 丈和 松山 隆司

†京都大学大学院情報学研究科

E-mail: †{ytamura,takai,tkato,tm}@vision.kuee.kyoto-u.ac.jp

あらまし 本研究の目的は,電気機器を使用している状況において計測した電流・電圧データを用いて機器の劣化や異常を検出することである.電気機器は一つの大きな電気回路であるため,使用時には特有の電流波形パターンが観測できる.したがって,その変化を捉えることによって劣化や不調を検知することが可能なはずである.ただし,多くの電気機器は内部状態や環境の変化に応じた自律運転を行っており,それによって波形パターンは時々刻々と変化している.そのため,これらの変化と劣化や異常による変化とを事前に区別して扱うことが望ましい.そこで,単一の運転制御が行われていると判断できる時区間ごとに時系列データを切り分け,各区間ごとでの電流波形パターンの変化を見ることにより機器の劣化や異常を検出する方法を提案する.本稿では人為的に異常を起こした扇風機や制御回路を加速劣化させた冷蔵庫に対して提案手法を適用して,異常や劣化に応じて電流波形パターンが定性的・定量的に変化することを確認した.

キーワード 異常検出,劣化診断,電流波形パターン解析,電力データ分割

Current Wave Pattern Analysis for Anomaly Detection of Electrical Devices

Yuto TAMURA[†], Takeshi TAKAI[†], Takekazu KATO[†], and Takashi MATSUYAMA[†]

† Graduate School of Informatics, Kyoto University E-mail: †{ytamura,takai,tkato,tm}@vision.kuee.kyoto-u.ac.jp

Abstract This paper proposes a novel method to detect and evaluate anomaly of an electric appliance from variations of current waveform patterns that are measured under ordinary usage. Since the electrical appliance is regarded as a large electrical circuit, a specific pattern of the current waveform can be observed from one appliance and another. This indicates that anomaly or degradation can be detected by observing a variation of the current waveform patterns from those of the normal condition. The appliance, however, autonomously controls itself depending on its internal states and an external environment, and then the waveform changes its pattern every moment. Thus, variations caused by those controls or anomaly should be distinguished from each other. In this paper, we propose a method to detect anomaly or degradation by analyzing variations of the current waveform obtained from each control state, which is identified from power consumption patterns of the appliance. The experimental results using a fan and a refrigerator show that we can detect variations of the current waveform patterns caused by anomaly or degradation and evaluate them both qualitatively and quantitatively.

Key words Anomaly detection, Degration detection, Current waveform pattern analysis, Power data segmentation

1. まえがき

我々の周りには,エレベーター,水道ポンプ,冷蔵庫,空調機器など,常時動作している設備用電気機器が数多くあり,これらによって暮らしの安全や快適さがサポートされている.しかし,ひとたびこれらの機器が故障し動作を停止すると,人々

の生活に多大な影響が出てしまうため,それを未然に防ぐ対策が日々講じられている.従来行われてきた故障防止のための対策として,時間基準保全(あらかじめ整備や修理,交換などの保全作業を行う時期を定めておくことで故障を防ぐ方式)というものがある.しかし時間基準保全方式は多くの場合,保全作業を行う時期が従前の経験則に基づいており,実際の個々の電

気機器に対してその時期が適切であるかどうかの判断はできていない.つまり,検査や交換サイクルが短すぎた場合は多大なコストがかかり,長すぎた場合は安全性に対するリスクが高まることになる.更にいえば,想定外の事態によって引き起こされる故障は防止できない,といった欠点もある.そこで近年,状態基準保全という使用機器への日常的な診断により機器状態を推定し,故障や寿命の時期を詳細に予測して整備,修理,交換を行う方式が行われつつあり,経済性とさらなる安全性に対する効果をあげている.しかし,高頻度で行う機器への診断作業コストの高さから,この方式が導入されない電気機器の使用現場が未だ数多くあり,診断作業の情報技術による簡易化,自動化などが期待されている[1].

例えば、尾崎らは多数のセンサ情報が出力する統計的異常と時系列異常を統合的に扱うことによって機器の異常を検出する方法を提案している[2].一方で、運転中の電気機器に劣化や故障などの異常が発生すると何らかの電気的な兆候が現れる.我々はそのような異常兆候を、外部から単一のセンサによる計測を行い、電流波形パターンを解析することによって、検出することを試みる.ここで、一般的には機器の異常状態のデータを事前に入手することは容易ではないので、異常兆候に関する事前知識はないものとする.

本研究のキーアイディアは,機器に流れる電流の波形パターンを解析することによって電気機器の異常を検出することである.機器を1つの大きな電気回路として考えると,その劣化や不調といった異常はその回路に流れる電流に現れるはずである.我々は交流1周期ごとの詳細な電流波形パターンを計測し,正常時(注1)と検査時のデータを,主成分分析を用いて定義する特徴空間を用いた定性的評価と,正常時の電流波形データ分布に対する検査時のデータの外れ具合を表すマハラノビス距離による定量的評価によって比較を行い,異常検出や劣化診断を行う.

ただし、一般的な電気機器は人為的な操作やサーモスタット、マイコンのプログラムなどにより動作状態を切り替えている。そのような動作状態の切り替えによっても電流波形のパターンが変化する可能性があるため、各動作状態について電流波形パターンを記録し、検査時の電流波形データを正常時の動作状態に対応づけた上で比較を行う必要がある。ここで、機器の動作状態の変化は交流周期と比べるとより大きな単位(数分から数十分程度)で起きているため、時区間の推定については、電流波形を直接扱うのではなく、より巨視的な変化、つまり電力の変化を解析することが妥当であると考えられる。従って、電力変化に基づく対応付けを行った上で正常時と検査時の比較を行う。

以下本文では,アルゴリズムの流れと各処理の詳細について述べ,単純な機器の例である扇風機とより複雑な動作を行う冷蔵庫に対して本手法を適用し,提案手法による異常検出と劣化診断についての評価を行う.

2. 提案手法

1. 節にて述べた通り,本研究ではまず正常時の電流波形特徴を記録しておき,検査時に得た電流波形と比較することによって,異常検出・劣化診断を行う.本手法の処理の流れは以下の通りである(図1).

(1) 正常時における処理

- スマートタップを用いて電流・電圧波形を計測し電力波 形を得る(2.1節).
- 得られた電力波形を動作状態を表す時区間に分節化する(2.2 節).
 - 各時区間について電流波形の特徴を得る(2.2節).

(2) 検査時における処理

- スマートタップを用いて電流・電圧波形を計測し,電力 波形を得る(2.1節).
- 得られた電力波形を動作状態を表す時区間に分節化する(2.2 節).
- 各時区間について対応する正常時の時区間を探す (2.3節).
- 各時区間について正常時の電流波形との比較を行い,これらの結果を基に異常検出・劣化診断を行う(2.4節). 以下に各処理について詳細を述べていく.

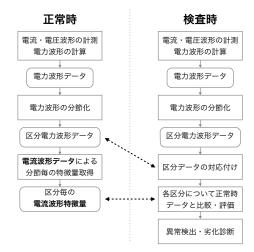


図 1 提案手法の処理の流れ.

2.1 電流・電圧波形の計測と電力波形取得

電気機器を流れる電流波形と電圧波形は,スマートタップ[3]を用いて約20kHzのサンプリングレートで計測する.そして,電圧のゼロクロスを利用してサンプリングした値を交流1周期ごとに分割し,各周期337次元のベクトルデータとして扱うこととする.その後,電流データと電圧データを基に各周期の有効電力を求めて電力データを得る.以降の分節化の処理はこの電力データを用いて行う.図2に取得した冷蔵庫の電力変化の例を示す.

2.2 時系列電力データの動作状態時区間への分節化

電気機器の消費電力がなだらかに推移している時区間は一つの動作状態を表しているとすると,動作状態が切り替わる時と

⁽注1): 本研究で用いる「正常時」とは,機器が期待される機能を過不足無く実現している時を指しており,実用上は機器の導入後安定して動作しているとみなせる期間である.この期間に記録したデータを正常時データとする(つまり初期不良等は考えない).

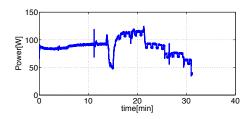


図 2 消費電力変化の例.

は大幅な電力変動が起きた時だと考えられる。図2のように,消費電力の変化には同一の動作状態に起因すると考えられる区間が見られ,また,その区間内にもより小さなスケールの電力変動が見られる。つまり,動作状態時区間推定を行うには複数の異なったスケールの変化をとらえ,これらを統合して扱う必要がある。そこで得られた電力データに対して以下の処理を行う。

- (1) 電力データに Scale-space filtering (SSF) [6] を適用し, 元データを区間木によって表現する.
- (2) 得られた区間木を基に,電力データを適切な基準によって複数の時区間へ切り分ける.
- (3) 隣接する時区間を適切な基準によって統合し,動作モード区間を得る.

以下に各処理の詳細を述べ,また一例として,図2に示した冷蔵庫の消費電力のデータを用いた際の結果を示す.

a) Scale-space filtering (SSF) を用いた区間木の生成

計測された電力データに対して,ある大きさ(スケール)の分散を持つガウス関数を畳み込む(式 1, 2)と,そのスケールについて平滑化された曲線を得ることができる.この曲線の変曲点(式 3)がこのスケールでの区分候補点となる.スケールを徐々に小さくしながら平滑化を行うと,それぞれのスケールに応じた区分候補点を求めることができる.これらの変曲点について,スケールの大きなものから小さなものへ追跡を行うと,それぞれのスケールにおける変曲点に対応する元の電力データの位置を得ることができる.この変曲点で区切られる区間を階層的にまとめると,元の電力データを表す木構造(区間木)を得ることができる.

$$F(z,\sigma) = f(z) * q(z,\sigma) \tag{1}$$

$$g(z,\sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\{-\frac{z^2}{2\sigma^2}\}$$
 (2)

$$\frac{\partial^2 F(z,\sigma)}{\partial z^2} = 0, \quad \frac{\partial^3 F(z,\sigma)}{\partial z^3} \neq 0 \tag{3}$$

b) 電力データの切り分け

電力データの切り分けは上記で得られた区間木を用いて再帰的に行う.つまり,ルートノードから順に各ノード(区間)について電力変動の大小を調べ,変動が小さい場合はそれ以上の分割は行わず,大幅な電力変動がある場合はその区間を更に分割する.この処理を繰り返すことによって,電力データを適当な区間に切り分ける.

アルゴリズムの概略は以下の通りである.

(1) 元データの全区間を注目区間とする.

- (2) 注目区間において、その電力データに対して多項式の近似式を求める。
- (3) 元の電力データと求めた近似式との平均2乗誤差の平 方根(root mean-square errors: RMSE)を求める.
- (4) RMSE と閾値との比較によって細分割の判定を行う.この閾値は一つの動作状態内の電力変動の許容範囲を表しており,値は機器によって異なるため予め計測したデータを基に決定する.比較の結果,細分割が必要であればこの区間のすべての子区間について2-4の処理を行う.細分割が必要なければこの区間の分割は終了する.
- (5) すべての区間について処理を終えた場合はアルゴリズムを終了し、そうでなければ新たな注目区間を選択し2に戻る.この電力データ切り分けの例を図3(a)に示す.

c) 区分データの統合

上記の処理による切り分け処理では、隣接する区間同士の関係を見ていないため不必要な断片化が生じている箇所が存在する.そこで本ステップでは、この断片化を解消するために隣接区間の統合処理を行う.すべての隣接する2区間について、どちらかの区間を表す多項式でもう一方の区間が表現できる場合(つまり電力データとその多項式とのRMSEが小さい場合)は、これらの区間を結合する.本処理によって得られた時区間の例を図3(b)に示す.

このようにして結合された区分データは同一の動作状態として扱われ,元データを適当な時区間の組で表現することができる.推定された各時区間は,近似した多項式のパラメータ及び元データと多項式との RMSE をその時区間の特徴量として持つこととする.

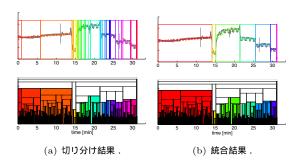


図3 電力データの切り分けと統合.

2.3 分節化した時区間の対応付け

前節で述べた電力データの分節化を正常時,検査時の電力データに対して行い,各々の時区間が持つ特徴量を基に対応付けを行う.検査時におけるある1つの時区間が正常時のどの時区間と対応するかは,前節で定義した時区間が持つ特徴量のマハラノビス距離を基に最近傍法によって行う.ここで,正常時に見られなかった時区間が現れた場合は,それ自体が異常による変化だと判断することもできるが,これについては今後の検討課題とする.

2.4 電流波形パターン変化の定性的・定量的評価

前節の処理によって,正常時と検査時の動作状態を表す時区間に対して対応付けを行うことができた,本節では,この時区

間の電流波形データについて主成分分析を用いた定性的評価と, 正常時電流波形との差を見ることによる定量的評価を行う.

まず, 定性的評価を行う手順は以下の通りである.

- (1) 正常時の電流波形データ群に対して平均ベクトル m を求め,主成分分析を行う.ここで,第 k 主成分に対応する主成分軸の基底ベクトルを b_k とする.
- (2) 正 常 時 及 び 検 査 時 の 電 流 波 形 デ ー タ $I_n (= [i_{n1}, \ldots, i_{n337}])$ に対し,下記の式 4 により各主成分軸での成分量 a_{nk} を求める.ここで第 k 主成分軸においての成分量を第 k 特徴量とする.

$$a_{nk} = (\boldsymbol{I}_n - \boldsymbol{m}) \cdot \boldsymbol{b}_k \tag{4}$$

(3) 第1主成分を横軸,第2主成分を縦軸として正常時 データと検査時データをプロットする.

これにより,正常時におけるデータ分布に対する検査時のデータ分布について定性的な評価を行うことができる.

定量的評価は,正常時の電流波形データ分布に対する検査時のデータの外れ具合を表すマハラノビス距離を用いて行う.つまり,正常時の電流波形データから求めた平均m及び分散共分散行列 Σ を用いると,検査時の電流波形データ I_n についてのマハラノビス距離 D_n は,式(5)により求められる.

$$D_n = \sqrt{(\boldsymbol{I}_n - \boldsymbol{m})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\boldsymbol{I}_n - \boldsymbol{m})}$$
 (5)

この平均値 $\bar{D}=\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}D_n$ を異常や劣化検出の指標として用いる (N は検査時の電流波形データ数) . 仮に検査時の電流波形データ分布が正常時と同等であれば , \bar{D} はおよそ 1 となる特徴を持つ .

3. 評価実験及び考察

本節では実際の電気機器に対して人為的に異常を起こし,提案手法を適用した結果を示す.用いた電気機器は単純な動作状態を持つ扇風機と,より複雑な動作状態を持つ冷蔵庫の2種類である.

3.1 扇風機の異常

強,中,弱の動作状態をスイッチによる手動で切り替える扇風機を使用した.異常状態については,扇風機本体を横倒しにする,回転する扇風機の羽根を押さえて強制的に止める,羽根部分のみを取り外し空転させる,という3種の異常を試した.また試験中の扇風機の動作については常に「強」状態にして計測を行った.

図4に計測した電力データの分節化と対応付け結果を示す.一番上は,通常運転時に手動にて強,中,弱と動作を変化させで計測した電力データを表しており,分節化の結果と動作状態変化が一致していることを確認した.上から2つ目のグラフは扇風機を横倒しにして計測した電力データである.通常運転(起立状態)において電源を入れ,4分ほどして横倒しにしている.電力データからは横倒しすることによる大きな影響は見ることはできず,正常時の「強」状態に対応付けられていることがわかる.上から3つ目のグラフは通常運転の後(約4分後)に羽根を強制的に止めた時の電力データである.止めた直後に

電力がわずかに変化しているが、状態の対応付けは正しく行われていることがわかる.最後に一番下のグラフは、通常運転の後一度運転を停止し、羽根を取り外して空転させた時の電力データである.羽根を外した時の動作状態は正常時の「中」状態に対応付けられた.これは内部モータの回転速度の上昇で回転による逆起電力が大きくなり消費電力が低下したため、「中」状態との距離が最も近くなったためだと考えられる.このことから、空転時については動作状態の対応付けの時点で異常を検出することが可能であるといえる.なお、各状態の電力の平均値はそれぞれ、正常時:44.7W、横倒し時:43.9W、強制羽根止め時:45.5W、空転時:32.9Wとなっており、空転時以外の異常を電力値のみから判断することは困難である.

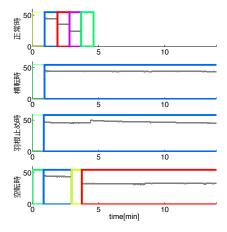


図 4 正常時と検査時の時区間の対応付け結果(扇風機).

上記の分節化と対応付けの結果より,横転時,羽根止め時については正常時の「強」状態と,空転時については正常時の「中」状態との比較によって,電流波形の定性的・定量的評価を行う。図 5 に正常時,検査時の電流波形のデータ分布を示す。図中の楕円はそれぞれの電流波形データの分布を表す確率楕円(確率 90%)である。図 5(a) は正常時の「強」状態に対応付けられた横転時と羽根止め時の分布を,図 5(b) は正常時の「中」状態に対応づけられた空転時の分布を表している。それぞれの図における第 2 主成分までの正常時の累積寄与率は,順に,0.7091,0.7510 である。

図 5(a) を見ると,横転時は正常時の分布にはほとんど差が現れていないが,強制羽根止め時には大きな分布のズレが見受けられる.これは,強制的に羽根を止めるという異常によって,電流波形に変化が現れていることを示している.空転時はより大きな変化が現れており,正常時と大きく異なる電流波形が現れていることがよく分かる.

次に、マハラノビス距離の平均値(図 6)を見ると、空転時に特に大きな値が見られ、また、羽根止め時にも大きな値が現れていることがわかる。このことから、電力値では明白に現れない異常が電流波形を見ることによって検出できることがわかる。また、横転時についても正常時と比較して 30%以上の差が現れていることから、電流波形パターンを解析することによって異常の兆候をつかむことが可能であることが示されている。

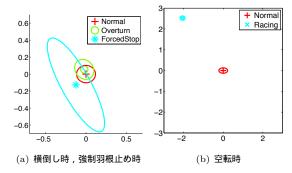


図 5 電流波形データ分布(扇風機).図中の楕円はそれぞれのデータの分布を表す確率楕円(確率 90%)である.

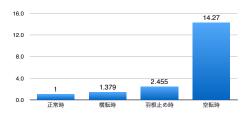


図 6 正常時分布に対する検査時データのマハラノビス距離(扇風機). 正常時の値が1となるように正規化を行っている.

3.2 冷蔵庫の電源基板の加速劣化

次に,前節の扇風機より複雑な電気機器である,センサやプログラムにより自律的に動作する冷蔵庫に対して提案手法を適用した.本実験では,冷蔵庫の電源基板(図7)を恒温槽へ入れることによって加速劣化させ,段階的に12年,24年,26年,30年相当の劣化をさせた上で動作させた.ただし,今回の加速劣化では冷蔵庫が冷えない,動作しないなどの明確な異常は起きなかった.この冷蔵庫にはスタートアップモード(電源を入れてから定常状態に移るまで決められた動作をする)がプログラムされていたので,実験はこのスタートアップモードについて行った.得られた電流・電圧波形を基に生成した電力波形の例を図2に示す.



図 7 冷蔵庫の制御基盤.劣化の影響が現れ易いコンデンサなどが確認できる.

以下では、電流波形データの変化について定性的・定量的評価を行うが、まず、動作状態を区別せずに全てのデータをまとめて処理した場合の結果を示し、その結果から動作状態を区別することの必要性を確認する、そして、動作状態を区別した電流波形データの変化の評価を行い、提案手法によって異常や劣化が検出可能なことを示す。

3.2.1 動作状態を区別しない場合

まず, 定性的評価を行うために生成した電流波形データの分

布図を図8を示す.この図にあるように経年毎の分布の差は明らかではなく,ここから劣化の傾向を得ることは困難である.ここで,この時の第2主成分までの累積寄与率は0.9867であった.これは,電力波形の変動が大きいこと(図2)から分かるように,得られた電流波形パターンが互いに大きく異なっており,このばらつきを表す軸が最初の幾つかの主成分となっているためだと考えられる.従って,この図から微小な形状パターンの変化を読み取ることは容易ではない.一般に,電気回路を構成する素子は徐々に劣化していくと考えられるため,形状パターンの微小な変化を捉えることが劣化診断には重要である.つまり,動的に動作状態が変化する電気機器については,動作状態を区別して解析する必要があると言える.

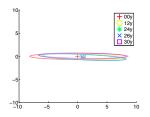


図 8 動作状態を区別せずに求めた電流波形データ分布(冷蔵庫).図中の楕円はそれぞれのデータの分布を表す確率楕円(確率 90%)である.

次に,各経年毎のマハラノビス距離の平均値を図9に示す.マハラノビス距離については,各劣化年数について正常時からの距離が離れていることが分かる.つまり,主成分分析による空間では捉え難い変化を表すことが出来ている.しかしながら,経年に応じた距離変化となっていないことについては,詳細な検証が必要である.後述する動作状態を区別した場合についても同様の結果となっているため,この点については今後の検討課題としたい.

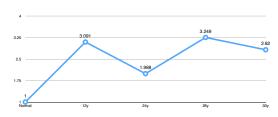


図 9 動作状態を区別せずに求めたマハラノビス距離(冷蔵庫).正常時の値が1となるように正規化を行っている.

3.2.2 動作状態を区別した場合

図 10 に動作状態の対応付け結果を示す.これを見ると,消費電力の変動が大きい箇所で時区間への分節化が行われ,各時区間は電力推移が同じような時区間と対応づけられており,スタートアップモードでの動作状態を対応づけることができていると言える.

図 11 に各時区間での電流波形のデータ分布を示す (それぞれの第 2 主成分までの累積寄与率は,順に 0.7249, 0.8886, 0.951, 0.8280, 0.7243 であった) . この図を見ると,動作状態を区別

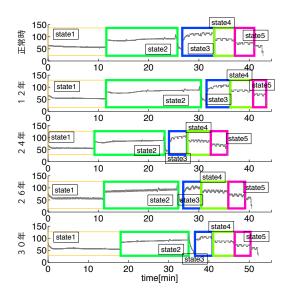


図 10 正常時と検査時の時区間の対応付け結果(冷蔵庫).動作状態を出現順に state 1, state 2,..., state 5 と呼ぶ.

せずに行った場合(図8)とは異なり,経年毎に分布が移動していることが分かる.劣化年数に応じて正常時から分布が離れていっているが,30年時に正常時に近づいているという結果になっている.この原因は明確ではないが,

- 26年から30年にかけてそれまでとは異なる変化が回路に生じたため、データ分布に大きな変化が現れたこと
- この空間は正常時のデータ分布が最大になるように張られているため,必ずしも劣化の様子を見るのに最適であるとは言えないこと

といった理由が考えられる、実用上は、当然いきなり30年劣化が起こる訳ではなく、徐々に劣化していくことになるため、ある時点でデータ分布に大きな変化が起きているということが分かれば異常の検出は十分可能である。また、機器毎に劣化試験を行い、大量のデータを収集することによって経年劣化時の変化パターンを学習し、検査時に何年相当の劣化が生じているかを判断することが可能になると考えられる。

次に,マハラノビス距離の変化を図 12 に示す.劣化によって正常時データから離れていっていることが分かる.ただし,距離の増加については劣化年数に比例する結果とはならなかった.前節にて述べた通り原因は明確ではないが,劣化傾向の指標を得られるほど十分な学習データが得られなかったことが考えられる.経年劣化した機器のデータを得ることは容易ではないが,例えば家電メーカとの共同研究を行うといった,充分に密なデータ取得方法が必要となると考えられる.

4. ま と め

電気機器の異常や劣化を電流波形パターンの変化に基づいて 検出する方法を提案した.特に,高度な自動制御が行われる機 器については,正常時と検査時の動作状態の対応付けを行うこ とによって,高精度に電流波形データ群の定性的・定量的評価 を行うことが可能となった.本論文では,提案手法を単純な機 器である扇風機と複雑な動作を行う冷蔵庫に対して適用し,電

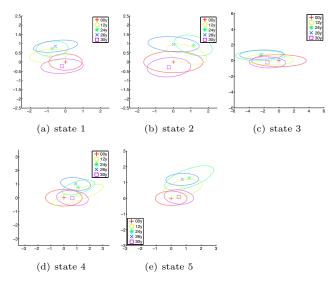


図 11 電流波形データ分布(冷蔵庫).図中の楕円はそれぞれの電流 波形データの分布を表す確率楕円(確率 90%)である.

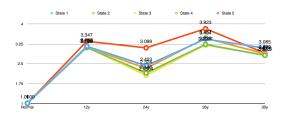


図 12 正常時分布に対する検査時データのマハラノビス距離(冷蔵庫).正常時の値が1となるように正規化を行っている.

カデータのみでは検出困難な異常や劣化が,電力波形パターンを解析することによって実際に検出できることを確かめた.

ただし、本論文では、劣化診断を行うための指標作りに関してはデータや実験が不十分であり、完全な検証にまで至らなかった.また、異常検出や劣化診断については、家電の動作状態の遷移パターンの変化[4]、[5] や、各状態内の電力変動のダイナミクスの変化といった、電流波形パターン解析よりマクロなレベルでの方法が考えられる。今後はこれらの点について研究を深めていきたい。

文 南

- [1] 河村達雄,田中祀捷."電気設備の診断技術改訂版",電気学会.
- [2] 尾崎晋作,和田俊和,前田俊二,渋谷久恵. "Gaussian Processes を用いたプラントの異常及びその予兆の検出",信学技報, PRMU2010-175 MVE2010-100, pp. 211-216, 2011.
- [3] 加藤丈和, 松山隆司. "i-Energy Profile: スマートタップネット ワークによるエネルギーの情報化プロファイル", 電子情報通信 学会論文誌 B, Vol.J94-B, No. 10, pp. 1232–1245, 2011.
- [4] 土師浩平,加藤丈和,松山隆司. "Interval-based switching Kalman filters による家電の電力消費モデル推定",信学技報, USN2012-4, pp. 39-44, 2012.
- [5] 黒瀬祐平,川嶋宏彰,加藤丈和,松山隆司."確率的状態遷移モデルを用いた家電の消費電力変動予測",信学技報,ASN2013-32,pp.159-162,2013.
- [6] Witkin, A. P. "Scale-space filtering", Proc. 8th Int. Joint Conf. Art. Intell., Karlsruhe, Germany, pp. 1019 -1022, 1983