

電源環境の変化に強い家電認識手法の提案

服部 陽彦^{†1} 沼尾 雅之^{†1}

概要: 本稿では、電流の大きさや力率に依存しない電流の周波数空間上の特徴を用いることによって、電源電圧の変動や電源周波数の変化に強い家電認識システムを提案した。複数の家庭で取得された家電機器を10種類の機能毎に分類する実験の結果、65.3%の精度で分類が可能であり、電源環境の変化を考慮しない特徴量のみを用いた場合と比べて、7.8%の精度向上が確認された。また、異なる周波数の地域で取得された家電機器の機能を分類する実験の結果、57.9%の精度で分類可能であることを示した。

キーワード: 家電認識, スマートタップ, 電力センシング, パターン認識

A Proposal of Appliance Recognition Method Robust against Variation of AC Power Environment

HARUHIKO HATTORI^{†1} MASAYUKI NUMAO^{†1}

Abstract: In this paper, We propose the appliance recognition system robust against variation of AC power supply and utility frequency. To recognize the type of appliance in various AC power environment, we extract features robust against AC power variation. These features are extracted from current frequency components and are independent of current scale and power factor. In the experiment, we gathered a number of power signals of appliances measured in several household. We classified these signals into 10 types. As a result of classification, we obtained 65.3% accuracy and 7.8% improvement compared with using features taken no consideration of power variation. Moreover, we classified power signals of the appliances that have different utility frequency. As a result of classification, we obtained 57.9% accuracy.

Keywords: Appliance Recognition, Smart Tap(Intelligent Outlet), Power Sensing, Pattern Recognition

1. はじめに

近年、地球温暖化対策として、二酸化炭素排出量を削減のために省エネルギーの取り組みが盛んに行われている。また、東日本大震災による電力需給の逼迫をうけて、工場やオフィスだけでなく、一般家庭でも消費電力の削減に対する需要が高まっている。

一般家庭での省エネルギーを推進するサービスとして、スマートタップ [1] を用いて消費電力の見える化を行うものがある [2], [3]。スマートタップは、家電機器と宅内のコンセントの間に配置され、電力のセンシング機能と通信機能を持つデバイスであり、工事を必要とせずに消費電力をコンセント単位で計測することができるという利点があ

る。このような電力センシングデバイスから得られるデータと、家電機器の情報をあわせて用いることによって、消費電力の無駄を通知するなどの効果的なサービスが可能である。しかし、どのスマートタップでどの家電機器が使用されているかという情報は、ユーザが予め登録しておく必要がある。そこで、スマートタップから得られた電力情報を用いて家電機器の自動認識を行うことで、より便利なサービスが可能になると考えられる。

本稿では、スマートタップ等の電力センシングデバイスから得られる情報を用いて、様々な家庭環境において自動で家電機器の機能の識別を行うことを目的とした自動家電認識システムを提案する。

^{†1} 現在、電気通信大学情報理工学研究科情報・通信工学専攻

2. 関連研究と問題点

家電機器に手を加えずに配電盤など複数の家電機器の電力情報が集約されたデータをモニタリングし、家電機器の検出や識別を行う手法を提案している研究は古くから多く存在する [4]。それらの研究により、家電の分類に有効な特徴量については様々なものが検討されている。Srinivasan ら [5] は、電流の周波数スペクトルが家電機器の分類に有効な特徴であることを示し、Liang ら [6], [7] は、電流や電圧の大きさや、突入電力の特性など様々な特徴量が家電の分類に有効であることを示した。

コンセント毎に取得された電力センシングの情報から家電機器を自動識別する方法として、一定のサンプル数毎に切り出した電流、電圧波形から特徴量を計算し、あらかじめ登録された学習データと比較することによって家電機器を分類する方法が知られている。

伊藤ら [8] は、家電機器の特性を表す特徴量に、電流と電圧の位相差や、電流の平均値などが有効であることを示し、33 種類の家電について 96% という高い精度で家電の分類が可能であることを示した。

加藤ら [9] は、電流の波形をサンプリングしたデータを高次元ベクトルとして主成分分析による特徴抽出を行い、25 種類の家電機器について 96% の精度で認識が可能であることを示した。

Saitoh ら [10] は、電流波形から得られる特徴量である電流の平均値、ピーク値、実効値を用いることによって、94 種類という多くの家電機器について 84.0% という高い精度で認識が可能であることを示した。

これらの先行研究は電力センシングデバイスから得られるデータを用いることによって高い精度で家電機器の自動識別が可能であることを示しているが、学習に使用されていない家電機器の種類毎の分類はなされていない。また、使用されている特長量が電源電圧の変動を考慮していないという問題点や、電源周波数が異なる環境で取得されたデータに対する評価が行われていないという問題点がある。

3. 電源環境の変化に強い家電認識

本研究では以下の点を考慮した特徴量を用いることによって、電源環境の変化に強い自動家電認識システムを提案する。

- 電源電圧の変動
- 電源周波数の変化

それぞれの概要と、提案システムでの対応について説明する。

3.1 電源電圧の変動

電力会社が家庭に供給する商用電源電圧の変動幅は、標

準電圧 100V に対して 101V の上下 6V を超えない値にすべきであると明示されており [11]、家庭に供給される電圧はこの幅で常に変動している。また、周囲で使用されている家電機器の負荷によっても家電機器に入力される電圧は変動する。

図 1 は、24 時間の電圧の実効値を計測したグラフである。横軸は時間変化を表し、縦軸は 10 分毎の実効値と最小の電圧実効値との比を表している。この図より、実際に電源電圧が変動していることがわかる。

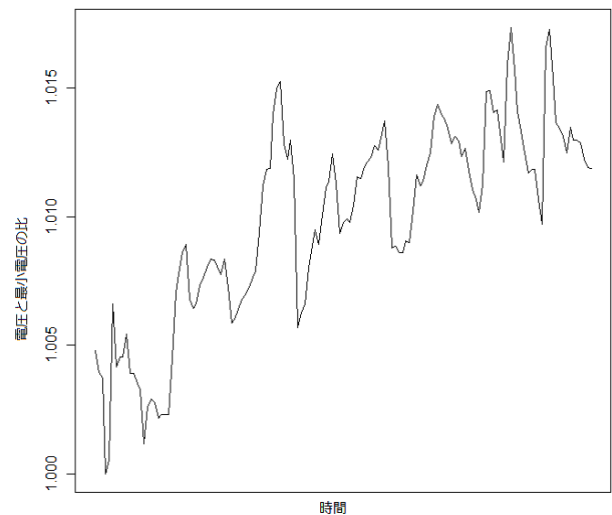


図 1 24 時間の電圧変動

電源電圧の変動は、従来の家電認識に用いられている特徴量である電流の大きさや、電流と電圧の位相差を表す力率に影響を与えることが知られている [12]。また、電圧変動が電流の大きさや力率に与える影響は、家電機器の内部に使用されている部品により異なり、計測された電圧の値を基に電流値や力率に補正をかけることは難しい。

この問題を解決する手法として、提案システムでは電流の大きさや力率に依存しない特徴量を利用する。図 2, 3 はそれぞれ、扇風機の電流の周波数スペクトラムとドライヤーの電流の周波数スペクトラムである。これらの図のように、電源周波数の整数倍の周波数成分に家電機器の種類毎に特徴が見られる。提案システムでは、電流の大きさに非依存にするために、電源周波数の整数倍における電流の周波数成分の値を電源周波数における電流の周波数成分を用いて正規化したものを特徴量として用いる。

3.2 電源周波数の変化

日本国内の商用交流電源の周波数は、東日本で 50Hz、西日本で 60Hz であり、地域により異なる。

電源電圧の変動と同様に、電源周波数の違いは、従来の家電認識に用いられている特徴量である電流の大きさや、電流と電圧の位相差を表す力率に影響を与えることが知られている [13]。

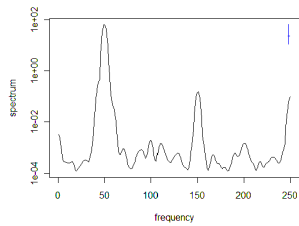


図 2 扇風機の電流の周波数スペクトラム

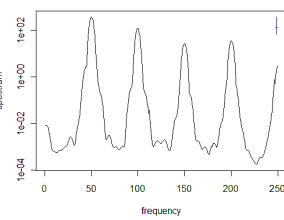


図 3 ドライヤーの電流の周波数スペクトラム

この問題を解決する手法として、電源電圧の変動と同様に電流の大きさや力率に依存しない特徴量を利用する。しかし、家電認識において、家電の特徴として電流の周波数スペクトル等の周波数的特徴を用いる場合、電源周波数の異なる地域のデータを混同して用いることはできないという問題がある。

提案システムでは、電源周波数を検出するモジュールを設ける。このモジュールで取得された電源周波数を基に、電源周波数の整数倍における周波数成分を抽出し、電源周波数における周波数成分を用いて正規化したものを特徴量として用いる。

4. 提案システム

4.1 システム概要

3 節で述べた点を考慮した提案システムの概要図を図 4 に示す。提案システムは、センシング部、特徴抽出部、家電分類部から構成される。

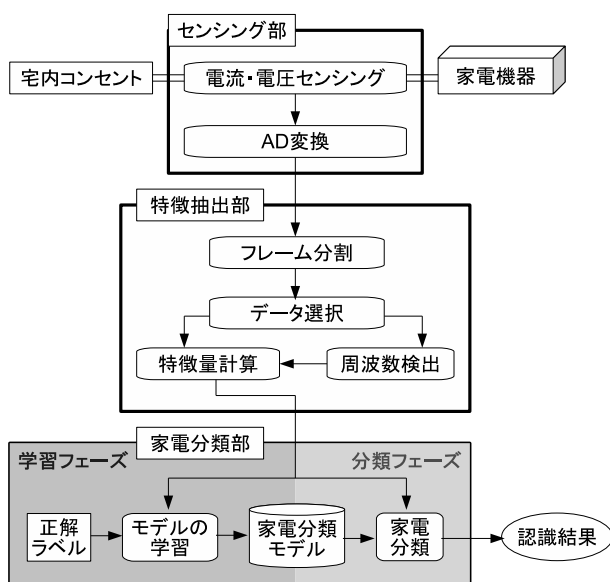


図 4 提案システムの概要図

4.2 センシング部

センシング部は、家電機器と宅内コンセントの間で電流と電圧のセンシングを行い、マイコン等でデジタルデータに変換し、電流と電圧のデジタルデータを出力する。ある

周波数 f における周波数成分の情報を用いるためには、標本化定理 [14] より、電流と電圧のセンシング周波数 s は、 $s \geq 2f$ である必要がある。

4.3 特徴選択部

特徴選択部は、電力波形を一定の大きさに切り出すフレーム分割モジュール、不要なデータを取り除くデータ選択モジュール、電源周波数の検出を行う周波数検出モジュール、家電機器の特徴を特徴量として抽出する特徴量計算モジュールからなる。

フレーム分割モジュールは、リアルタイム処理のために、センシング部から入力される電流と電圧のストリームデータを N サンプル毎に切り出す。切り出した電流値、電圧値それぞれ N サンプルのデータをフレームと呼び、このフレームを出力する。

データ選択モジュールは、学習や分類にかかるコストの削減のために、学習時には分類に有用であるフレームのみを選択し、認識時には認識が必要なときだけフレームを出力する。スマートタップを用いた家電自動識別では、常に家電の認識を行わず、家電機器のコンセントへの抜き差しにつき、一回のみ認識すれば良い。また、学習に使用するデータが多くなると、学習にかかるコストが大きくなるため、データの削減の必要がある。

周波数検出モジュールは、電圧波形がゼロと交差する回数を計測することによって電源周波数を検出する。電源周波数は 50Hz または 60Hz であると仮定し、結果として、50Hz または 60Hz のいずれかを出力する。

特徴量計算モジュールはフレーム毎に特徴量を計算し、特徴量を要素とする特徴ベクトルを作成して出力する。提案システムでは以下の特徴量を用いる。但し、 $V(t)$ 、 $C(t)$ はそれぞれ、各フレームにおける t 番目のサンプルの電圧値、電流値を表し、 N はフレームのサンプル数を表す。

電流のピーク値

電流のピーク値 I_{peak} は、電流の最大値の大きさを表す特徴量で、以下の式 1 で定義する。この特徴量は

$$I_{peak} = \max_{i \in N} |C(t)| \quad (1)$$

電流の実効値

電流の実効値 I_{rms} は、電流の平均的な大きさを表す特徴量で、以下の式 2 で定義する。

$$I_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C(t)^2} \quad (2)$$

電流の波高率

電流の波高率 CF は、電流の波形を表す特徴量で、以下の式 3 で定義する。

$$CF = \frac{I_{peak}}{I_{rms}} \quad (3)$$

力率

力率 PF は、電流と電圧の位相差を表す特徴量で、以下の式 4 で定義する。

$$PF = \frac{\sum_{i=1}^N (V(t)C(t))}{\sqrt{\sum_{i=1}^N C(t)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N V(t)^2}} \quad (4)$$

電流の周波数特徴

電源環境の変化に強い特徴量として、電流の電源周波数の整数倍の周波数成分の値を電源周波数の周波数成分を用いて正規化したものを用いる。電源周波数の n 倍の周波数における周波数特徴 $Harmonics(n)$ を、式 5 によって定義する。ここで $S(f)$ は、 $C(t)$ に複素高速フーリエ変換を適用して得られた複素数列の f 番目の要素の絶対値であり、 f Hz における周波数成分を表す。 F は周波数検出モジュールによって検出された電源周波数であり、50 または 60 である。

$$Harmonics(n) = \frac{S(nF)}{S(F)} \quad (5)$$

これらの特徴量のうち、 I_{peak} 、 I_{rms} 、 CF 、 PF は、電圧変動や周波数の変化に依存する特徴量であり、電源環境の変化に強い特徴量ではないとし、 $Harmonics(n)$ を電圧変動や周波数の変化に強い特徴量であるとする。

4.4 家電分類部

家電分類部では、パターン認識のアルゴリズムを用いて、家電機器の分類を行う。家電分類部は、家電分類のモデルを学習する学習フェーズと、実際に家電の分類を行う分類フェーズに分けられる。学習フェーズでは、特徴抽出部から出力された特徴ベクトルと、その特徴量に付加された正解ラベルを用いて家電分類モデルを学習する。分類フェーズでは、特徴抽出部から出力された特徴ベクトルと学習フェーズで生成された家電分類モデルを比較することによって、特徴ベクトルにラベルを付け、そのラベルを分類結果として出力する。

5. 実験

5.1 目的

複数の家庭で取得された学習に使用されていない家電機器を、機能毎に分類する実験を行った。本実験の目的は提案システムの家電認識精度を評価することとした。

5.2 データセット

実験には複数の家庭で取得された家電機器の電流、電圧データを用いた。実験データは家電機器の電流、電圧データが毎秒 2100 サンプルで計測され、日常的に使用される 10 種類の機能を持つ家電機器のデータが含まれる。

以下に示す手順により計測されたデータを系列と呼ぶ。

(1) 電源を切った状態で計測を開始する。

(2) 電源を入れる。

(3) 複数の利用状態が考えられる家電機器については、利用状態を変更しながら計測する。

(4) 電源を切る。

(5) 計測を終了する。

この手順のため、各系列には待機電力を含む様々な利用状態のデータが含まれる。データセットには 50Hz の地域で取得された 78 の系列と、60Hz の地域で取得された 13 の系列が含まれる。表 1 に実験に用いたデータを示す。

表 1 実験に用いたデータ

家電の機能	系列数	
	50Hz	60Hz
エアコン	6	0
充電器	17	2
掃除機	8	1
洗濯機	3	1
ドライヤー	11	2
扇風機	10	3
電子レンジ	5	0
ポット	4	2
冷蔵庫	5	1
テレビ	9	1
合計	78	13

5.3 実験方法

5.2 節に示したデータセットを用いて、家電機器の機能を分類する実験を行った。

フレーム中のサンプル数 N は $N = 2100$ とした。それぞれの系列から得られたフレームのうち、から計算された電流の実効値 I_{rms} が 5mA 以上のフレームから最大 100 フレームをランダムサンプリングして実験に用いた。

家電機器の機能を分類するための特徴量として、各フレームから I_{peak} 、 I_{rms} 、 CF 、 PF 、 $Harmonics(2)$ 、 $Harmonics(3)$ 、 $Harmonics(4)$ 、 $Harmonics(5)$ の 8 次元の特徴量を抽出し、特徴ベクトルとした。特徴量の算出に用いたプログラム言語には Java、複素高速フーリエ変換には Java FFTPack[15] を用いた。

パターン認識のアルゴリズムには Random Forest の R 上の実装 [16] を用いた。Random Forest のパラメータとして、木の木数は 500 とし、1 本の木に使用される特徴量の数は 2 とした。

5.4 評価方法

複数の家庭で取得された家電機器を機能毎に分類する実験として、50Hz の地域で取得されたデータのみを用いた実験を行った。一つの系列に含まれるフレームをテストデータとし、他のすべての系列に含まれるフレームを学習データとする Leave-One-Out Cross-Validation により学習と分

類を行い，テストデータのそれぞれのフレームにつき，正しく分類されたかどうかを評価の指標とした．

また，異なる周波数の地域で取得された家電機器の機能を分類する実験を行った．50Hz の地域で取得された系列に含まれるフレームを学習データに用い，60Hz の地域で取得された系列に含まれるフレームをテストデータとして学習と分類を行い，テストデータのそれぞれのフレームにつき，正しく分類されたかどうかを評価の指標とした．

それぞれの実験について，提案手法の比較対象として，電源環境の変化を考慮していない特徴量である I_{peak} , I_{rms} , CF , PF の 4 次元の特徴量を用いた場合との比較を行った．

5.5 実験結果

複数の家庭で取得された家電機器を機能毎に分類した実験の分類精度を表 2 に示す．上段は，提案手法の 8 次元の特徴ベクトルを用いた結果であり，下段は，比較対象の 4 次元の特徴ベクトルを用いた結果である．

表 2 複数の家庭の環境での機能分類の精度

特徴量	分類精度
周波数特徴あり	0.653
周波数特徴なし	0.575

複数の家庭で取得された家電機器を機能毎に分類した実験の分類表を表 3 に示す．

表 3 複数の家庭の環境での機能分類実験の分類表

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	適合率
A:エアコン	420	22	32	5	0	17	1	0	0	103	0.700
B:充電器	176	1268	4	0	0	75	0	0	5	45	0.806
C:掃除機	28	4	441	1	2	31	43	25	0	79	0.674
D:洗濯機	5	0	0	200	41	15	0	0	7	32	0.667
E:ドライヤー	0	1	1	10	648	141	9	0	0	0	0.800
F:扇風機	131	54	2	0	2	606	6	0	101	93	0.609
G:電子レンジ	1	0	162	14	19	7	217	0	21	12	0.479
H:ポット	0	0	2	0	147	0	0	251	0	0	0.628
I:冷蔵庫	79	5	18	32	175	18	5	40	104	24	0.208
J:テレビ	65	148	99	3	0	16	20	0	2	521	0.596

異なる周波数の地域で取得された家電機器の機能を分類した実験の分類精度を表 4 に示す．上段は，提案手法の 8 次元の特徴ベクトルを用いた結果であり，下段は，比較対象の 4 次元の特徴ベクトルを用いた結果である．

表 4 周波数の異なる環境での機能分類の精度

特徴量	分類精度
周波数特徴あり	0.579
周波数特徴なし	0.475

5.6 考察

表 2 より，電源環境の変化を考慮しない特徴量のみを用いた場合と比べて，提案手法は 7.8% 良い結果となった．この結果から，複数の家庭で取得された学習に用いていない家電機器の機能の識別を行う際に，電流の周波数特徴が有効な特徴量であるということがわかる．

しかし，表 3 より，冷蔵庫のような一部の家電については認識が難しいということがわかる．分類ミスが多い家電の特徴として，家電の一部の利用状態が他の家電の動作と似ているという特徴が挙げられる．例えば，冷蔵庫をドライヤーと間違えるミスは，冷蔵庫のコンプレッサー非稼働時を，ドライヤーの冷風のモードと間違えるミスが多く，どちらもモーターのみが起動しているという共通点がある．これらを分類のために，家電の利用状態の変化の頻度や，利用時間など，フレーム内での計算から得られる特徴量だけでなく，長時間にわたって測定される特徴量を用いることが考えられる．

表 4 より，異なる周波数の地域で取得された学習に使用していない家電機器の機能を分類がある程度の精度で分類可能であることがわかる．また，電源環境の変化を考慮しない特徴量のみを用いた場合と比べて，提案手法は 10.4% 良い結果となった．この結果から，異なる周波数の地域で取得された学習に用いていない家電の種類を識別を行う際にも，電流の周波数特徴が有効な特徴量であるということがわかる．

6. まとめ

本稿では，家電認識において，電源電圧の変動と電源周波数の変化に強い特徴量がどのようなものであるかを示し，それを利用した自動家電認識システムを提案した．複数の家庭で取得された学習に使用していない家電機器を 10 種類の機能毎に分類する実験の結果，65.3% の精度で分類が可能であり，電源環境の変化を考慮しない特徴量のみを用いた場合と比べて，7.8% の精度向上が確認された．また，異なる周波数の地域で取得された学習に使用していない家電機器を 10 種類の機能毎に分類する実験の結果，57.9% の精度で分類可能であることを確認し，提案手法の有効性を示した．

今後の予定として，別の環境で取得された同一型番の家電機器の識別など他の尺度からも提案システムの評価を行い分析することによって，より多くの環境で使用できる実用的な自動家電認識システムを考案すると共に，提案システムのパッケージ化を行う予定である．提案システムのパッケージ化を行うにあたり，家電分類モデルの学習時間や学習モデルの更新方法など，新たに様々な問題が発生することが予想され，これらの解決方法も考える必要がある．

参考文献

- [1] 伊藤伸也, 櫻井祥嗣, 小原一裕, 大森学: スマートタップのデバイス技術, *SHARP Technical Journal* Vol.103, No.35, pp.26-29, 2011.
- [2] 報道発表資料: 「ドコモ省エネ応援サービス」の試験提供を開始, 入手先 (http://www.nttdocomo.co.jp/info/news_release/2011/06/30_00.html), 2011.
- [3] Smart NAVI 電気の見える化住宅, 入手先 (<http://sfc.jp/ie/lineup/smarnavi/>)
- [4] Zeifman, M. and Roth, K.: Nonintrusive Appliance Load Monitoring: Review and Outlook, *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, Vol.57, No.1, pp.76-84, 2011.
- [5] Srinivasan, D., Ng, WS and Liew, AC: Neural-Network-Based Signature Recognition for Harmonic Source Identification, *Power Delivery, IEEE Transactions on*, Vol.21, No.1, pp.398-405, 2006.
- [6] Liang, J., Ng, S.K.K., Kendall, G. and Cheng, J.W.M.: Load Signature Study-Part I: Basic Concept, Structure, and Methodology, *Power Delivery, IEEE Transactions on*, Vol.25, No.2, pp.551-560, 2010.
- [7] Liang, J., Ng, S.K.K., Kendall, G. and Cheng, J.W.M.: Load Signature Study-Part II: Disaggregation Framework, Simulation, and Applications, *Power Delivery, IEEE Transactions on*, Vol.25, No.2, pp.561-569, 2010.
- [8] 伊藤雅仁, 大亦寿之, 井上智史, 重野寛, 岡田謙一, 松下温: 消費電力波形の特徴を利用した家電機器検出手法と制御システム (WWW), *情報処理学会論文誌*, Vol.44, No.1, pp.95-105, 2003.
- [9] 加藤文和, 豊村鉄男, 山崎達也: 情報・エネルギー統合ネットワークのための電力センシング情報からの家電認識とその応用 (モバイル P2P, コビキタスネットワーク, アドホックネットワーク, センサネットワーク, 一般), *電子情報通信学会技術研究報告. USN, コビキタス・センサネットワーク*, Vol.108, No.399, pp.133-138, 2009.
- [10] Saitoh, T., Aota, Y., Osaki, T., Konishi, R. and Sugahara, K.: Current Sensor based Non-intrusive Appliance Recognition for Intelligent Outlet, *The 23rd ITC-CSCC*, pp.349-352, 2008.
- [11] 電気事業法施行規則第四十四条, 経済産業省令第四七号, 入手先 (<http://law.e-gov.go.jp/htmldata/H07/H07F03801000077.html>) 2012.
- [12] 安藤 治: 電源の電圧変動で機器特性はどう変化するか, 社団法人 日本電気技術者協会 電気技術解説講座, 入手先 (<http://www.jeea.or.jp/course/contents/07303/>)
- [13] 安藤 治: 周波数が機器にどのような影響を与えるか, 社団法人 日本電気技術者協会 電気技術解説講座, 入手先 (<http://www.jeea.or.jp/course/contents/07302/>)
- [14] Jerri, A.J.: The Shannon sampling theorem-Its various extensions and applications: A tutorial review, *Proceedings of the IEEE*, Vol.65, No.11, pp.1565-1596, 1977.
- [15] ZHANG, B.: Java FFTPack Project, 入手先 (http://sourceforge.jp/projects/sfnet_jfftpack/), 2005.
- [16] Liaw, A. and Wiener, M.: Classification and Regression by randomForest, *R news* Vol.2, No.3, pp.18-22, 2002.