

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 29 年 8 月 4 日現在

機関番号：56302

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2013～2016

課題番号：25330221

研究課題名(和文) ウェーブレットパケット変換の信号学習法の開発と消費電流波形による稼働機器の識別

研究課題名(英文) Development of signal learning method by wavelet packet transform and application in identification of working appliances by their current waveform

研究代表者

葛目 幸一 (KUZUME, KOICHI)

弓削商船高等専門学校・その他部局等・教授

研究者番号：80225151

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,600,000円

研究成果の概要(和文)：地球温暖化防止の観点から、再生可能エネルギーの利用や節電の重要性が認識されている。有限のエネルギーを需給バランスをとりながら有効に供給するエネルギー管理システム(EMS)では、エネルギーの消費構造を把握し予測することができれば、電気機器の計画的な運転の立案が可能となり、待機電力などの無駄なエネルギー消費を抽出する上でも重要である。研究では、信号識別能力に優れた「学習能力を持つウェーブレットパケット」を提案し、「消費電流波形から稼働機器の識別と消費電力量を推定するシステム」を開発する研究を実施した。また、センサーネットワークを用いた省エネ活動支援システムのプロトタイプを開発した。

研究成果の概要(英文)：To realize the low carbon emission society, the importance of the renewable electric generator and power conservation is recognized. The EMS (Energy Management System) which enables to actively manage both the power demand and consumption is focused. It is required to disaggregation of individual electric appliances and to estimate the amount of power consumption. In this research, we are developing a new algorithm to estimate the working appliances by using their power current data. Firstly, we derived the theory of dyadic lifting wavelet for learning the target signal and investigated statistical property of the learning parameters. Next we applied our theory to ECG signal processing and power current data. In addition to above research, we developed the prototype of the electric power saving system by sensor network.

研究分野：デジタル信号処理

キーワード：ウェーブレットパケット変換 学習 リフティング 稼働電気機器 エネルギー管理システム
消費電流波形 識別

1. 研究開始当初の背景

地球温暖化防止の観点から、再生可能エネルギーの利用や節電の重要性が認識され、有限のエネルギーを需給バランスをとりながら有効に供給する *EMS (Energy Management System)* が注目されている。EMSでは、エネルギーの消費構造を把握し予測することができれば、電気機器の計画的な運転の立案が可能となるとともに、待機電力などの無駄なエネルギー消費を抽出する上でも非常に重要である。エネルギーの消費構造を把握する手段として、各々の電気機器の消費電流を計測し、稼働状況を推定する研究が行われている。分電盤での消費電流データをもとに電気機器の稼働状況を把握する先行研究として、実効値電流から自己組織化マップ (SOM) を用いて識別する方法や消費電流波形の実効値や平均値、最大値等の特徴パラメータを識別に利用する方法が提案されている。しかし、識別精度が低いことや識別可能な機器に制約がある等の問題があり、未だ実用化には至っていない[1-2]。

上記の背景をふまえ、信号識別能力に優れた「学習能力を持つウェーブレットパケット」を提案し、「消費電流波形から稼働機器の識別と消費電力量を推定するシステム」を開発する。(図1参照)

近年、信号の変化を検出する方法として、ウェーブレット変換が注目されている。ウェーブレット変換を用いることで、信号がどの時刻で、どの程度の高周波成分や低周波成分を含んでいるかを知ることがきる。これにより、時間的に突発的あるいは非定期的に変化

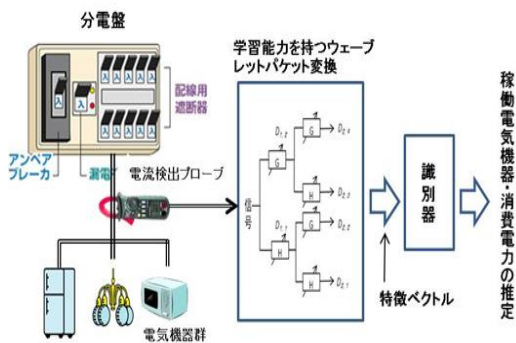


図1 識別推定システムの概略図

する信号に対して周波数解析が可能となる。ウェーブレット変換は、低周波フィルタ h と高周波フィルタ g からなる直交フィルタにより、信号の帯域を2分割する変換である。しかしながら、低周波成分のみを分解する通常の離散ウェーブレット変換では、周波数分解能が低くまたシフト普遍性を持たない等の欠点がある。そこで、Wickerhauserらは低周波成分のみならず高周波成分も分解するシフト不変性を持つウェーブレットパケット

(WP) 変換を提案し、指紋データの圧縮や雑音除去などに応用した。しかし、使用するウェーブレットは、Haar, Coifman, Daubechies等の既存のウェーブレットをもとに、信号に適応して最適基底ウェーブレットを組み立てる手法で、必ずしも信号の特徴を反映したウェーブレットになっていない等の問題があった[3]。

2. 研究の目的

本研究では、分電盤の消費電流データから稼働機器の推定を行うことを目的に下記の研究を実施する。

- ① 研究代表者の葛目が先に考案した、学習能力を持つ *lifting wavelet* 理論を *dyadic lifting wavelet packet* 変換に拡張し、時不変性の実現と周波数分解能を改善する。
- ② ①で開発した学習能力を改善した *dyadic lifting wavelet packet* 変換をこれまで研究実績のある心電図信号中のR波の検出に応用し、理論の有用性を確認する。
- ③ ①の理論を分電盤電流の解析に適用し、稼働機器の識別を試みる。
- ④ ③の技術を実装するために、センサーネットワークを用いた省エネ活動支援システムのプロトタイプを開発する。

3. 研究の方法

3.1 信号検出の理論

本節では、本研究で考案した、学習機能を持つ *dyadic lifting wavelet packet* 変換の導出の概要を示す。

3.1.1 *dyadic wavelet* 変換

dyadic wavelet 変換は次の(1), (2)で定義される。

$$a_{j+1}(n) = \sum_k h(k) a_j(n + 2^j k),$$

$$j = 0, 1, 2, 3 \dots \quad (1)$$

$$d_{j+1}(n) = \sum_k g(k) a_j(n + 2^j k),$$

$$j = 0, 1, 2, 3 \dots \quad (2)$$

ここで $a_{j+1}(n)$ はスケール $j+1$ における低周波成分、 $a_0(n)$ は原信号を表す。 $d_{j+1}(n)$ はスケール $j+1$ における *dyadic wavelet* 変換係数である。 $h(k)$, $g(k)$ はそれぞれ低周波分解、高周波分解フィルタである。

3.1.2 *dyadic lifting wavelet* 変換

Sweldensは任意の双直交ウェーブレットフィルタから *lifting* と呼ばれる手法で別の双直交ウェーブレットフィルタを設計するために調節可能な自由パラメータ $s(m)$ を導入した。新しい *dyadic* 双直交フィルタの設計公式を(3)-(6)に示す。

$$h(k) = h^{old}(k), \quad (3)$$

$$\tilde{g}(k) = \tilde{g}^{old}(k). \quad (4)$$

但し

$$\tilde{h}^{new}(k) = \tilde{h}^{old}(k) - \sum_m s(m) \tilde{g}^{old}(k-m), \quad (5)$$

$$g^{new}(k) = g^{old}(k) - \sum_m s(m) h^{old}(k-m). \quad (6)$$

ここで $h^{old}(k)$ と $g^{old}(k)$ は低周波分解, 高周波分解初期フィルタを表し, $\tilde{h}^{old}(k)$ と $\tilde{g}^{old}(k)$ は低周波復元, 高周波復元初期フィルタである. $s(m)$ は *lifting* 自由パラメータで復元フィルタ $\tilde{h}^{new}(k)$ と $g^{new}(k)$ は, *lifting* により新しく構成することができる.

3.1.3 dyadic lifting wavelet 変換による信号の学習理論

本節では, 離散ウェーブレット変換における信号のシフトに対して結果が変化する時変特性を解決するために時不変の性質を持つ *dyadic lifting wavelet* 変換による信号学習理論について述べる. (2) 式に (5) 式を代入すると (7) 式が得られる.

$$\begin{aligned} d_{j+1}^{new}(n) &= \sum_k g^{old}(k) a_j(n+2^j k) \\ &\quad - \sum_k \sum_m s_j(m) h^{old}(k-m) a_j(n+2^j k) \\ &= d_{j+1}^{old}(n) - r_{j+1}(n). \end{aligned} \quad (7)$$

(7)式の第1項は, 初期フィルタによる *dyadic wavelet* 変換の高周波成分, 第2項は *lifting* スキームにより生成された高周波成分を示している. $d_{j+1}^{old}(n)$ と $r_{j+1}(n)$ はリフティング項で(8),(9)式で定義される.

$$d_{j+1}^{old}(n) = \sum_k g^{old}(k) a_j(n+2^j k) \quad (8)$$

$$r_{j+1}(n) = \sum_k \sum_m s_j(m) h^{old}(k-m) a_j(n+2^j k) \quad (9)$$

lifting スキームにより(5)式で新しく設計されたフィルタは, 高周波フィルタでなければならない. それゆえ *lifting* パラメータ $s_j(m)$ は, 次の条件を満足しなければならない.

$$\sum_m s_j(m) = 0 \quad (10)$$

ここで, *lifting* パラメータ $s_j(m)$ が2個の係数を持つと仮定すると $s_j(0) = -s_j(1) = s_j$ となる. (9)式の *lifting* 項を変形すると, (11)式が得られる.

$$\begin{aligned} r_{j+1}(n) &= \sum_k \sum_m s_j(m) h^{old}(k-m) a_j(n+2^j k) \\ &= \sum_k s_j (h^{old}(k) - h^{old}(k-1)) a_j(n+2^j k) \\ &= s_j (a_{j+1}^{old}(n) - a_{j+1}^{old}(n+2^j)). \end{aligned} \quad (11)$$

次に *lifting dyadic wavelet* 変換を用いた信号学習法について述べる. *lifting* パラメータ s_j を検出信号に適応して調節する. 前節で述べたように, Mallat らが示した *dyadic wavelet* 変換係数の *local maxima* と呼ばれる局所的な最大値は, 信号に関する重要な情報を含んでおり, 特に突発的に信号が変化する時大きな値をとる.

信号の学習手順を下記にまとめる.

- ① 初期の双直交低周波, 高周波フィルタを用いて, 信号 a_j を *dyadic wavelet* 変換する. 変換の結果得られる低周波, 高周波成分をそれぞれ d_{j+1} , a_{j+1} とする.
- ② 雑音の影響を軽減するため高周波成分の *local maxima* に対して閾値処理を行う.
- ③ 次に初期フィルタにより計算した検出対象信号の高周波成分の *local maxima* の M 倍の大きさを持つようにリフティングパラメータ $s_j(m)$ を調節する. ((12), (13)式を参照).
- ④ ③の *lifting* パラメータ $s_j(m)$ には検出したい信号の特徴が含まれている
- ⑤ ③の計算を分解レベル j^{th} にわたり計算する. 例えば $j=5$ とすれば, 1個の検出信号について5個のリフティングパラメータ $s_1 \sim s_5$ が得られる.
- ⑥ 検出したい信号であるかの判定は, ⑤で得られた j 次元のベクトルデータにより行う. 即ち, 検出信号に対して前もって *lifting* パラメータを学習しておき, 学習分類器を用いて分類する.

$$\begin{aligned} d_{j+1}^{new}(n) &= d_{j+1}^{old}(n) - r_{j+1}(n) \\ &= M d_{j+1}^{old}(n) \end{aligned} \quad (12)$$

$$s_j = \frac{(1-M) d_{j+1}^{old}(n)}{a_{j+1}(n) - a_{j+1}(n+2^j)} \quad (13)$$

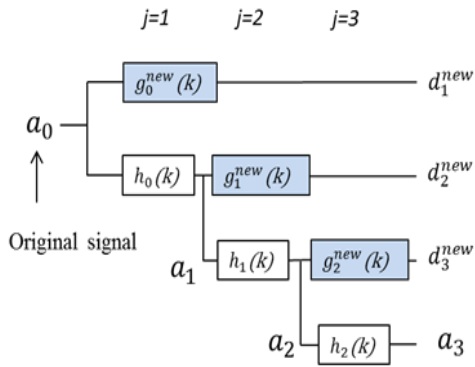


図2 dyadic lifting wavelet 変換によるターゲット信号の学習アルゴリズム

3.1.4 dyadic lifting wavelet packet 変換への拡張

前節で導出した学習能力を持つ *dyadic lifting wavelet* 理論を *wavelet packet* 変換に拡張する. *dyadic lifting wavelet* 変換は, 図に示すように信号の周波数帯域の低周波成分側のみを帯域分割を繰り返して信号を観測する変換で, 高周波成分側では周波数分解能が低い欠点がある. 図3に本研究で提案する *dyadic wavelet packet* 変換の信号学習アルゴリズムを示す. また, 図4に分解フィルタの周波数特性を示す. 通常の *dyadic wavelet* 変換の信号学習に, 高周波成分の分解も加え, 各分解で高周波フィルタを信号に適応して学習させることにより信号の特徴ベクトルの次元が大きくなる.

4. 研究成果

本研究で開発した *dyadic lifting wavelet* 変換の信号学習法を用いて, 心電図信号の検出と消費電流波形からの稼働機器の識別を行う.

4.1 dyadic lifting wavelet 変換の学習機能を用いた心電図中の R 波の検出

まず, 心電図信号に含まれる R 波を検出するための信号学習法について述べる.

原信号を *dyadic wavelet* 変換し, その高周波成分の *local maxima* に対して, 雑音を抑圧するために閾値処理を行う. 閾値処理により残留した R 波が存在する時間の *local maxima* について (13) 式で $M=2$ に選択して学習させる. 分解レベルを 5 とすれば, 一つの R 波について 5 個の *lifting* パラメータを得ることができこれらのパラメータは, R 波の特徴を持つ 5 次元の特徴ベクトルと捉えることができる. R 波の *lifting* パラメータベクトル s_j を信号の検出に利用する為に学習パラメータの確率分布を調査した. *Lilliefors* 検定により分布関数の検定を行った. 表 1 に, 各解像度における統計諸量を示す. 分解レベルが 2 以上では, *Lilliefors* 検定は, 1% の有意差で仮定を棄却

できない. 図 6 に正規分布直線と自由パラメータの分布の比較のグラフを示す. グラフよりほぼ正規分布に従っていることがわかる. 図 7 に各解像度における学習済みの双直交リフティングウェーブレット高周波分解フィルタの周波数特性を示す.

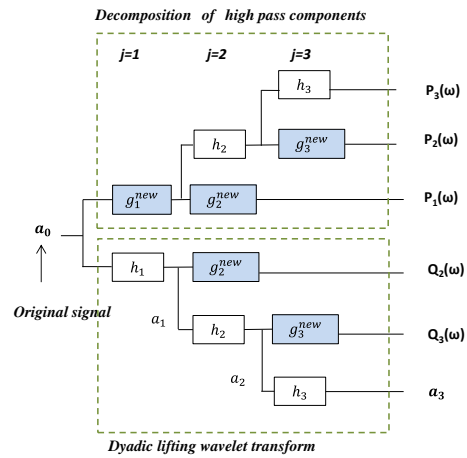
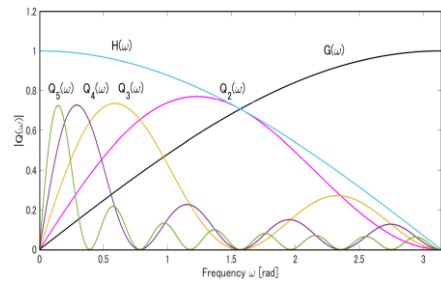
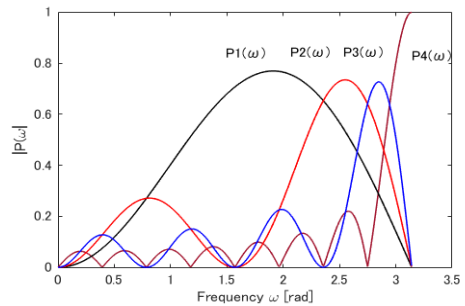


図3 dyadic lifting wavelet 変換の信号学習アルゴリズム



(a) Dyadic wavelet 分解フィルタ (低域)



(b) Dyadic wavelet packet フィルタ (高域)

図4 分解フィルタの周波数特性

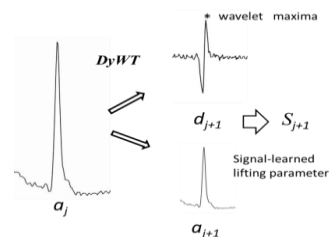


図5 心電図信号中の R 波の学習

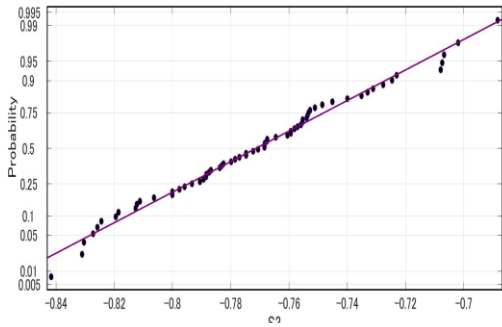


図 6 信号学習パラメータの分布関数

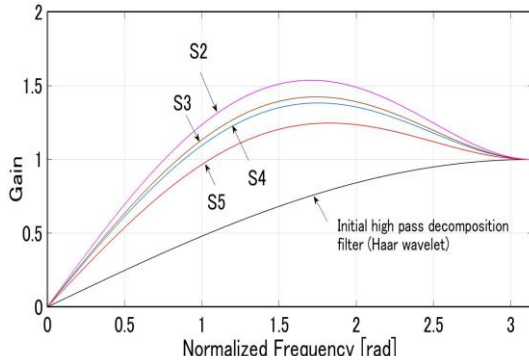


図 7 検出用高周波フィルタの周波数特性

表 1 学習パラメータの統計諸量

Lifting parameter	h	Average(\bar{S}_j)	Deviation(σ^2)	Standard Deviation (σ)	Range of learnt free parameters	
					$\bar{S}_j - 3\sigma$	$\bar{S}_j + 3\sigma$
S1	1	-0.52	0.00035344	0.0188	-0.5764	-0.4636
S2	0	-0.61	0.00191844	0.0438	-0.7414	-0.4786
S3	0	-0.77	0.00119716	0.0346	-0.8738	-0.6662
S4	0	-0.82	0.00172225	0.0415	-0.9445	-0.6955
S5	0	-0.94	0.00039204	0.0198	-0.9994	-0.8806

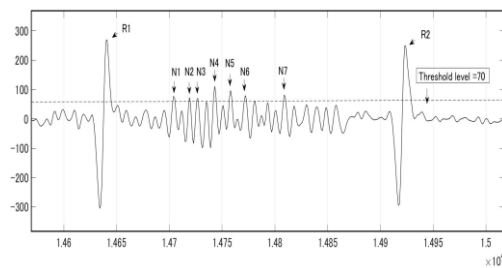


図 8 R 波の検出結果

表 2. 学習パラメータによる雑音との識別

(S3; $-0.88 < Th_R3 < -0.66$)

Local Maxima	R1	N1	N2	N3	N4	N5	N6	N7	R2
S3	-0.83	-1.88	6.65	2.52	-1.89	-1.48	-4.59	-2.34	-0.72

4.2 dyadic lifting wavelet 変換の学習機能を用いた分電盤の消費電流波形の解析

図 9 は分電盤の消費電流波形の計測実験の様子を示した図である。実験では、基幹電源とキッチン周りの電源ラインの電流を同時に計測するために電流クランプを設置し、サンプリング周波数 10[Hz]で記録した。使用した電流クランプは、Hioki 社製 LR8513 である。図 9 は冷蔵庫と電子レンジが稼働状態にある時に分電盤内の消費電流波形の測定の結果の一例である。図 10 は消費電流波形の wavelet packet 変換結果を示す。電子レンジの消費電流波形の特徴を前節の理論により検出した結果を ● でマーキングして示している。



図 9 分電盤内の消費電流波形の測定

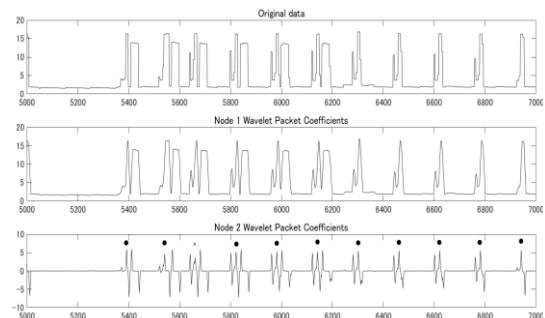


図 10 消費電流波形の wavelet packet 変換

4.3 センサネットワークを用いた省エネ活動支援システムの構築

省エネ活動には、「消費電力の見える化」が有効である。本研究の最終ゴールは、分電盤電流から稼働機器を識別し、省エネ活動に活かすことである。具体的には、消費電流をエリア単位（例えばマンション単位）で一括リングモニタリングし、計算能力の高いコンピュータで識別するシステムの構築が有効である。本研究では、そのプロトタイプとして教育現場における、ICT を利用し設置が簡単な「省エネ教育支援システム」を開発した。（図 11 参照）

本研究により得られた研究成果を下記に列挙する。

- ① dyadic lifting wavelet 変換を用いた検出信号の学習理論を導出した。

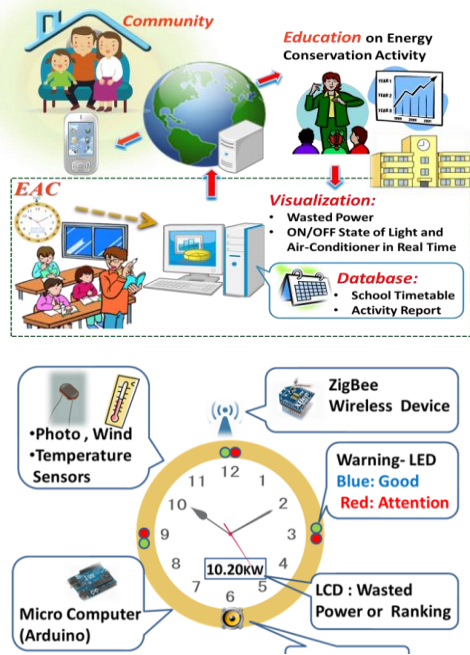


図 11 センサネットワークシステムを用いた省エネ活動支援システム（消費電力の見える化）

- ② ①で導出した理論を周波数解像度の改善を目的に *dyadic lifting wavelet packet* 変換に拡張した。
- ③ ①の方法を心電図信号の R 波の検出に適用し、*dyadic* ウェーブレット分解の各解像度における *lifting* パラメータの統計的性質を *Lilliefors* 検定により調査したところ、パラメータの大きさは、ほぼ正規分布に従うことを示した。
- ④ 将来的に①～④の研究で得られた成果を組み込むため「センサネットワークを用いた省エネ支援システム」のプロトタイプを開発した。

<参考文献>

- [1] 伊藤他，“消費電力波形の特徴を利用した家電機器検出の手法と制御システム”，情報処理学会論文誌，pp.95 - 105, Jan. 2003.
- [2] 岩船他，“住宅用分電電流データを用いた機器稼働状況推定手法”，電気学会論文誌 B, pp. 542-549, Vol. 131 No. 7, 2011.
- [3] Wickerhauser, “Entropy-Based algorithms for best basis selection”, pp.713-718, IEEE Trans. Info. Theory, Vol.38, No.2, March, 1992.

5. 主な発表論文等

[雑誌論文] (計 5 本)

- ① Koichi Kuzume and Tomonori Tabusa, “Dyadic Lifting Wavelet Based Signal

Detection”, Proceedings of the IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Pattern Recognition (AIPR), Poland, 2016.

- ② Koichi Kuzume, Tomonori Tabusa and Haruka Sawa, “Electric Power Saving Awareness System at School Using ICT”, Proceedings of the International Conference on Renewable Energy and Smart Grid, ICRESG, Thailand 2015.
- ③ 葛目幸一, 稼働電気機器の電力消費電流波形のウェーブレット解析, 弓削商船高等専門学校・研究紀要 第 36 巻 2015.
- ④ Koichi Kuzume and Masakazu Okada, “Sensor Network System to Promote Energy Conservation”, Proceedings of the IEEE PerCom2014, Budapest, Hungary, 2014.
- ⑤ 葛目幸一, “センサーネットワークを用いた省エネ活動支援システムの開発—システムの提案と基本設計—”, 弓削商船高等専門学校・研究紀要 巻 35 号, 2013.

[学会発表] (計 2 件)

- ① 葛目幸一, 澤遙香, センサネットワークを用いた省エネ活動支援システムの開発 電子情報通信学会・総合大会, 2015.
- ② 岡田雅一, 澤遙香, 田中智, 西村彩, 森野雄也, 葛目幸一, “センサーネットワークを用いた省エネ教育支援システムの開発”, 信学技報, vol. 113, no. 424, IA2013-79, pp. 67-72, 2014.

[産業財産権]

- 出願状況 (計 0 件)
該当なし
- 取得状況 (計 0 件)
該当なし
- [その他]
- ホームページ等
該当なし

6. 研究組織

- (1) 研究代表者
葛目 幸一 (KUZUME, Koichi)
弓削商船高等専門学校・情報工学科
教授
研究者番号：80225151
- (2) 研究分担者
田房 友典 (TABUSA, Tomonori)
弓削商船高等専門学校・情報工学科
教授
研究者番号：20321507
(H28. 3. 17 削除)
- (3) 連携研究者
該当なし
- (4) 研究協力者
該当なし