

ノート

無線ノードと非接触型センサを用いた電力監視システムの構築

武田 有志*¹⁾ 大原 衛*²⁾ 金田 泰昌*¹⁾ 阿部 真也*³⁾

Power monitoring system by using the wireless nodes with contactless sensors

Yuji Takeda*¹⁾, Mamoru Ohara*²⁾, Yasuaki Kaneda*¹⁾, Shinya Abe*³⁾

キーワード：非接触測定，無線センサノード，アドホックネットワーク，電力使用量可視化

Keywords：Contactless Measuring, Wireless Sensor Node, Ad-hoc Network, Power Consumption Visualization

1. まえがき

近年，省エネルギー化対策の一環として，工場やオフィスでの電力監視システムが開発されている．このようなシステムの導入は，電力の見える化による環境意識向上だけでなく，機器の運転方法の見直しや低消費電力機器への置換を促し，節電につなげることができる．しかし，従来のシステムは，測定対象の電源部分に対して測定プローブ等の接続や測定データを収集するためのネットワーク敷設等の工事が必要になり，導入コストが課題として挙げられる．

そこで本ノートでは，これらの工事を不要にし，非接触型センサを搭載した無線ノードによる新しい電力監視システムについて報告する．

2. 非接触型センサによる電力監視システム

図1は，我々の構築した電力監視システムの構成を示している．本システムは，複数からなる ZigBee 無線ノード，1台の電力計，そして，1台のモバイル PC から構成されている．測定対象に設置する無線ノードには，温度センサ，加速度センサ，照度センサが搭載されており，エンドデバイスによって取得されたセンサデータは，ルータを経由してモバイル PC の接続されたコーディネータへと送られる．また，無線ノードの1つには電力計が接続されており，電力供給源の電力を測定する．モバイル PC では，取得されたデータをデータベースに保存するとともに，現在の電力使用量を別の PC からモニタリングできるウェブサーバを稼働させている．

ZigBee 無線ノードを活用した電力監視システムは多数存在するが，本システムの特徴は，電力計は大元の電力供給源1つに接続されているという点，そして，無線ノードに搭載されているセンサは直接的に電力測定できない別の非接触型センサが搭載されているという点である．

センサから得られたデータを電力値に換算するためのア

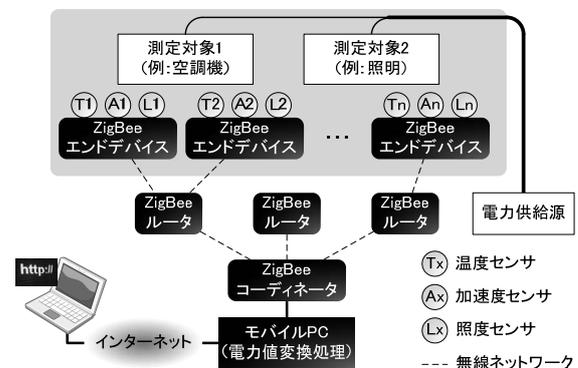


図1. 非接触型センサによる電力監視システムの構成

ルゴリズムとしては，次の2つのステージによって求める手法を構築した．

(1) 機器稼働状況の検出 温度，加速度，照度等のアナログ値から機器が動作しているか否かの2値へと変換する．

(2) 個々の電力使用量の推定 電力計による電力の変化量と(1)で求めた0/1状態の差から，測定対象の使用電力を推定する．

(1)において機器の電力使用量が単純な2値によって定まらない場合には測定精度に影響を及ぼすが，初期段階の電力評価においては積算値からの使用割合で把握することが重要である．よって，(1)は瞬間的な測定誤差を無視してのアルゴリズムと言える．また，(2)において電力使用量と機器の稼働状況に変化が生じない場合は，変化が生じるまで使用電力を推定することができないといったデメリットがあるが，このことは従来のシステムでも同様である．

3. 電力使用量推定アルゴリズム

3.1 機器稼働状況の検出 稼働状態を検出するための判断方法は，センサから得られる値に対して閾値を上回るか否かで行う．しかし，無線ノードの設置環境によっては基準値が異なるため，閾値を自動的に決定するためのアルゴリズムを検討した．

使用したアルゴリズムは大津法⁽²⁾である．大津法は，サ

*1) 情報技術グループ

*2) 経営企画室

*3) 経営情報室

ンプル値のヒストグラムを求めて2つの山が現れた場合に、その山を最適に2分割する閾値を求める手法である。具体的には、次式における平均二乗誤差が最小となる閾値を求める。

$$\varepsilon^2(k) = \sum_{i \in S_1} (i - \mu_1)^2 p_i + \sum_{i \in S_2} (i - \mu_2)^2 p_i \dots\dots\dots (1)$$

ここで、 $\varepsilon^2(k)$ は閾値 k における平均二乗誤差、 S_1, S_2 は閾値 k で分割された各ヒストグラムに含まれる度数集合、 μ_1, μ_2 は閾値 k で分割された各ヒストグラムの階級の平均値、 p_i は階級 i における度数を示している。

大津法は、まず、時系列で取得したサンプルデータを一定区間で走査し、その区間でのヒストグラムを求めて順次適用される。このとき、候補となる閾値は適用した数だけ得られるが、大きな変化のみを捉えるため、ヒストグラムの山の頂上間が最大になるものを選択する。

3.2 個々の電力使用量の推定 個々の電力使用量を推定する最も単純な方法は、過去の状態変化と新しく得られた状態変化で差分を取り、1センサのみが変化するときの電力変化をその機器の電力使用量とすれば良い。しかし、この方法では、すべての機器の電力使用量が判明するまでに時間を要するという問題がある。

いま、センサ i による 0/1 の判定結果を x_i とし、各機器の動作中の電力使用量を a_i と仮定すると電力使用量の合計 $P(t)$ は次式で表される。

$$\sum_{i=1}^n a_i x_i(t) = P(t) \dots\dots\dots (2)$$

この式を解くためには、 $x_i(t)$ の状態によって n 本の連立一次方程式を用意するが、方程式が解ける範囲で順次 a_i を推定する。ここで、 $P(t)$ は $x_i(t)$ の系列が同じであっても、その時の測定誤差によって方程式に矛盾が生じる。この場合には、とりうる $P(t)$ の平均値で a_i を推定する。

4. 実装と評価

前述のアルゴリズムを Visual C#にて実装し、ZigBee から得られたセンサデータに対して適用した。測定対象には、比較的電力使用量の多いエアコンプレッサを選定し、図2は ZigBee 無線ノードによる測定の様子を示している。

まず、3.1 について、実際にエアコンプレッサが動作しているときに、どの程度正しく 0/1 に識別されたかを評価した。エアコンプレッサの動作時間（500W を超えた時間）は 229 秒であり、Peak-to-Peak の中間値と 3.1 で示した方法とでは、それぞれ 161 秒、210 秒であった。したがって、それぞれの識別率は 70.3%、91.7% であることから、3.1 による閾値は比較的識別率を向上させていると言える。

次に、3.2 について、次の条件を与えてシミュレーションにより評価した。

- 測定対象の数 (=無線ノード数) : 10
- 各対象の電力使用量 : 20~200W, 10W 単位
- 電力使用量に加えるランダム誤差 : ±5.0%

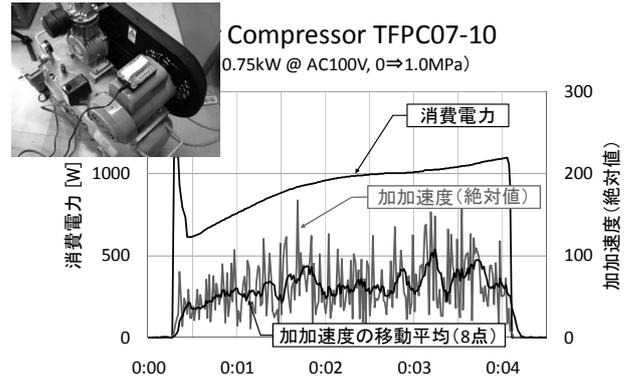


図2. ZigBee 無線ノードによる測定の様子

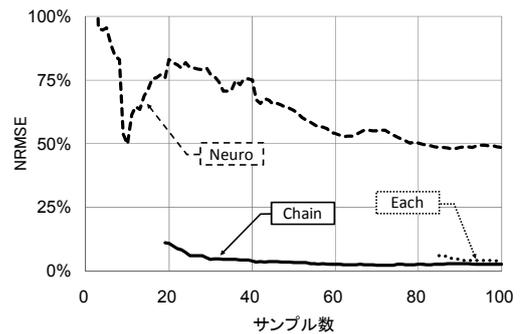


図3. 個々の電力使用量の推定と実際の誤差

- 動作状況 0/1 およびランダム誤差の変動間隔 : 60 秒
- 動作状況 0/1 の変化率 : 50%

評価には、個々の電力使用量の推定と実際の誤差で行い、Neuro (入力層、中間層、出力層の3層から成るニューラルネットワークによる学習)、Each (1動作状況が変化するときだけ推定)、Chain (3.2 で述べたアルゴリズム) の3手法で行った。図3は、その結果である。

Each, Chain では、サンプル数の途中から NRMSE 値が表示されているが、その時点からすべての機器の推定が完了し、その後の変化は方程式の矛盾を回避するための平均値による推定である。Chain は最も早く収束しており、19分程度で推定が完了した。このことは、すべてのノードを任意に配置して、任意の機器の ON/OFF を1分間隔で切り替えることで、20分以内に設置作業が完了することを意味する。一方、Neuro の結果は、50%を超える NRMSE 値が示されているが、Chain で推定するまでの補完に活用できる。

5. おわりに

本ノートでは、設置が容易な非接触型センサによる電力監視システムについて報告した。今後は、実証実験とその評価を進めていく。

(平成 23 年 6 月 14 日受付, 平成 23 年 7 月 4 日再受付)

文 献

(1) ZigBee SIG ジャパン, <http://www.zigbee.org/> (2011 年 5 月 18 日)
 (2) 大津, 栗田, 関田:「パターン認識—理論と応用—」, 朝倉書店, pp.65-71 (1996 年)