# 電力資源制約下におけるセンサ・タスク割当て

鳥 海 晋[†1] 本位田 真一[†2,†1]

複数のユーザが複数のタスクを投入することのできる共有型無線センサネットワーク（WSN）は敷設コストの面から見て有用である．しかし，WSN は資源制約が厳しく，どのタスクに対しどのセンサを割り当てるかは自明ではない．既存の研究において筆者らは各センサノードが，取得した環境情報を WSN のゲートウェイであるベースステーションに送る際にも電力を消費するモデルを提案した．本論文では，提案された問題について，仮にタスク情報をすべて事前に知っていたとしても最適解を与えることが困難なことを示した．また，オンラインにタスクが与えられるケースについて，タスク発生の分布を元に割当てを分散的に決定する手法を提案した．本手法は貪欲法を元にしており，センサは個々に現在の残余電力から閾値を定め，閾値より効率の良いタスクのみを選択的に実行する．タスクが分布に良く従えばタスク情報を事前に知っている際と性能が近くなることが期待される．また，ソフトウェアによるシミュレーション結果より，我々の提案した割当手法が有用であることを示す．

# Sensor-Task Assignment under Energy Constraints

Susumu Toriumi[†1] and Shinichi Honiden[†2,†1]

A “shared” wireless sensor network (WSN) where multiple users can deploy multiple tasks is useful in terms of installation cost. However, constraints on resources are severe in WSN and the assignment between tasks and sensors is not obvious. In the past research, authors proposed a novel model with the consideration of resource consumption when nodes send retrieved environmental data to the basestation (which acts as the gateway of WSN). In this paper, we extend this research and prove its hardness to give an optimal solution even if we can access information on tasks beforehand. Also in the case when tasks are revealed in an online fashion, we propose a distributed assignment method from the probability distribution of tasks. This method is based on a greedy method and each sensor fix the threshold value from the current residual energy and select “effective” tasks according to the threshold value. If tasks occur along with the distribution, we can expect this method performs nearly the same as the offline case. The results of software simulations showed that our assignment algorithm can be used in the WSN setting.

## 1. 導　　入

ユーザを取り囲む環境の情報を得ることによって，より良いサービスを提供するユビキタスコンピューティング[12] はスマートフォンの普及に伴って注目を集めている．現状はスマートフォンに搭載された GPS やモーションセンサの情報を用いたアプリケーションが実用化されているが，今後，より多くの環境情報を用いるために無線センサネットワーク（WSN）技術が重要となることが予想される．こうした WSN はユビキタスコンピューティングを支える基盤として用いられることが想定されており，様々なアプリケーションが既に提案・実用化[11),16)] されている．

基盤として用いられる WSN に用いるデバイスは，様々なセンサを搭載することが望ましく，また敷設コストを考えると，一度敷設した WSN を複数のアプリケーションで用いることが重要となる．そういった複数のアプリケーションで利用される WSN においては，資源競合が問題となる．中でも WSN を構成するセンサノードは通常バッテリ駆動であるため，電力資源に関する競合を解消することが重要となる．基盤として利用する WSN は長期間利用することが考えられるため，電力効率を考慮することが重要である．

既存の多くの研究において，この問題はタスク（アプリケーション）をセンサ集合に割り当てる問題と捉えられ，種々の制約下での最適化問題として定式化されている．文献 8) では，問題を抽象化し，観測タスクは「利得」「需要」というパラメタを持つものとされ，センサをタスクに割り当てた際にタスクがセンサから「効用」を得る．タスクに割り当てられたセンサ集合がタスクの要求を満たした際に（e.g. 各センサの効用の和がタスクの需要を超える）システムはタスクの利得を得る．ここでの利得はタスクの優先度のように働き，利得の大きいタスクを小さいタスクより優先することが好ましい．このように問題を捉えると，得られる利得の和を最大化する問題として定式化が可能になる．我々は，文献 19) において文献 8) で提案されているモデルを拡張し，観測値をセンサノードが WSN のゲートウェイとなるベースステーションに送る際にも電力を消費する，より現実の設定に近いモデルを提案し，オンラインで投入されるタスクに対する分散アルゴリズムを提案した．しか

†1 東京大学
The University of Tokyo
†2 国立情報学研究所
National Institute of Informatics

し，問題自体の性質は明らかにされず，また分散アルゴリズムの導出も発見的であり，明確ではなかった．

本論文で，まず我々は文献 19) で取り扱ったモデルの性質を扱う．具体的には最大独立集合問題から還元することで本問題が NP 困難な問題であることを示す．次に，割り当てるべきタスク集合が事前に与えられた際に，貪欲法に基づいて割当てを定める手法を提案する．本割当て手法は最適解を与える物ではないが，高速に割当てを決定することが出来る．さらに，割り当てるべきタスク集合が事前に与えられない，オンラインに投入されるタスクに対する割当て手法を提案する．このアルゴリズムは先に提示した中央型の貪欲法を元にしており，タスクが確率分布に従って発生する時，タスクパラメタの確率分布と現在利用可能な資源量から割当てを決定する．本手法は文献 10) で提案されているオンラインナップサック問題に対する解法を応用したものと見なす事もできる．

我々は提案した手法をソフトウェアによるシミュレーションによって評価し，得られた総利得について他の手法との比較を行った．

我々の貢献は以下の通りである．(1) 文献で定式化されたセンサ・タスク割当て問題が NP 困難な問題であることを示した．(2) バッチ型（オフライン）で割当てを行う際に適用可能な貪欲法に基づく中央型アルゴリズムを提案した．(3) 文献 10) と類似の方針により，オンラインにタスクが投入される場合の分散型アルゴリズムを提案した．

本論文の残りの構成は以下の通りである．次の章において，センサ・タスク割当に関連する研究をまとめた．続く第 3 章において，我々の対象とするセンサ・タスク間の割当問題を説明し，その困難性を示す．第 4 章において，貪欲法に基づく中央型アルゴリズムおよび同様の着想に基づく分散アルゴリズムを提案する．第 5 章において，提案手法の評価実験を行った．最後に第 6 章において本研究をまとめた．

## 2. 関 連 研 究

タスク割当て問題に関しては Rowaihy らによるセンサ割当やセンサ選択に関するサーベイ論文[13] が存在する．

文献 2) においては，電力消費の問題を「効用」・「コスト」の枠組みで捉え，抽象化を行っている．著者らの知る限り，WSN のコンテクストでセンサ選択の問題をコスト制約下での効用最大化問題として扱ったのはこの文献が初めてである．ただし，ここでは WSN が一つのタスクを実行することを想定しており，複数タスクでの競合などは考えられていない．

被覆問題についてもセンサ選択問題と見なすことができ，文献 1) において，著者らは指向性のあるセンサと複数の目標が与えられた際の割当問題について取り組んだ．この問題を整数計画問題として定式化し，分散化可能な貪欲法を提案した．同様の被覆に関する割当問題は文献 3) にも見られるが，これらの研究では各タスク（観測対象）を区別なくとらえている．

文献 6) において，著者らは WSN 内に投入されるタスクは場所をパラメタとして持つものとし，最適化問題として定式化を行った．扱う問題に対する仮定として，すべてのタスクが一度に与えられるケース（静的）およびオンラインにタスクが出現するケース（動的）の双方を扱っている．静的な問題に対しては，反復提案アルゴリズムを与え，貪欲法よりも優位である事を示している．文献 14) では，通信帯域に関する制約を盛り込んだモデルを考案している．文献 19) では，文献 6)，8) で扱われた問題を拡張し，環境から取得した情報を通信によってベースステーションに送る際の電力消費も考慮に入れたモデルを提案している．さらに，オンラインにタスクが出現するケースを扱い，残余電力を考慮した分散型の割当手法を提案している．

文献 17) では，複数タスク割当問題を，劣モジュラ関数最大化問題としてとらえ，文献 9) で提案しているアルゴリズムを適用している．文献 15) においても，イベント検出及び物体追跡問題に適用できる目的関数を与えている．しかし，いずれにおいても通信電力に関する制約は考えられておらず，実際の WSN への応用は自明ではない．

我々の提案する手法に類似の方法として，オンラインナップサック問題に関する文献 10) が存在しており，出現するアイテムの確率分布を元に平均的に最適な戦略を与えている．文献 18) はその戦略をウェブ広告の収益最大化問題に適用している．いずれも我々の手法と類似点が多いが，対象としている問題はまったく異なる物である．

## 3. センサ・タスク割当て問題

我々は，文献において，通信による電力消費を盛り込んだセンサ・タスク割当問題を定式化した．ここでは，それを再度提示するとともに，その困難性について論じる．

### 3.1 問題設定 (文献 19) より引用)

各センサノード $s_i \in S, (1 \leq i \leq n)$ はパラメタとして，位置 $(sx_i, sy_i)$，バッテリ残量 $b_i$ を持ち，また，各タスク $m_j \in M, (1 \leq j \leq m)$ は同様にパラメタとして，観測位置 $(mx_j, my_j)$，利得 $p_j$，需要 $d_j$，開始時刻 $\tau_j$，継続期間 $\lambda_j$，要求データサイズ $\delta_j$ を持つものとする．タスクに割り当てられたセンサノードはタスクで指定された箇所を観測し，得られた情報をマルチホップ通信でベースステーションに送信する．この手続きを完了する

ことでタスク $m_j$ は，割り当てられたセンサノード $s_i$ より，効用 $e_{ij}$ を受け取る．センサノード $s_i$・タスク $m_j$ 間の効用 $e_{ij}$ は，センサノード設置箇所 $(sx_i, sy_i)$ と，タスク観測箇所 $(mx_j, my_j)$ との間の距離から求まるものとする．これは，地理的な条件が情報の価値を定める主要因であるという仮定に基づいている．すなわち，より対象地点から近い場所で観測することでより価値の高い情報が得られると仮定している．

システムがタスク $m_j$ を実行して得られる利得 $p_j$ は様々な定義の仕方が考えられるが，我々は単純な関数定義 $p(y_j)$ を以下のように与えた．ここで $y_j$ は効用合計 $\sum e_{ij}$ とタスクの要求 $d_j$ の間の比である．

$$p(y_j) = \begin{cases} p_j, & \text{for} \quad y_j \geq 1 \\ p_j \cdot y_j, & \text{for} \quad y_j \geq T \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{1}$$

この関数の特徴として，二つの点が挙げられる．まず，効用合計 $\sum e_{ij}$ が $d_j \cdot T$ (e.g. $T = 0.5$) を超えない場合，システムは利得を全く得ることができない．また，効用合計がタスク需要 $d_j$ を超えた際，追加で得られる利得は無い．一つ目の特徴は，不十分な情報は意味をなさないことを表し，二つ目の特徴は過剰な情報は観測精度を向上させないことを表している．

我々はセンサノードやタスクを上記の様に定義し，さらに $x_{ijt} \in \{0, 1\}$ を時刻 $t$ におけるセンサノード $s_i$ のタスク $m_j$ への割当変数とする．また，$f_{ij}^k$ をセンサノード $s_i$ から $s_j$ のタスク $m_k$ についての通信量とする．さらに，$\sigma_{jt}$ をタスク $m_j$ の継続期間に関する指示変数とおくと，問題は式 (2) のように表現できる．

問題における目的は利得 $p$ の和を最大化することである．制約については，最初の制約式は $y_{jt}$ と $x_{ijt}$ の関係を示している．また，2 番目・3 番目の式は，各ノードおよびベースステーションにおけるデータ流量の満たすべき性質を表現している．4 番目の式は電力制約を表現しており，5 番目の式は一つのセンサノードはある時刻において高々一つのタスクにのみ割り当てられることを表している．ここで，$sense_i()$ 関数はセンサノード $s_i$ におけるセンシングに用いた総電力量を返し，同様に，$send_i()$ 関数，$recv_i()$ 関数は送信および受信に用いた電力量を表す．各関数の定義は式 (8) に従うものとする．

上記の問題を解くことによって，利得を最大化するセンサ割当てを求めることが出来る．我々は続く 3.2 節において，そうした最適解を与えることが困難であることを示す．また，WSN の利用形態によっては，事前にタスク情報が得られない事が考えられる．そうした際，システムは動的に投入されるタスクについてセンサ割当を決定する必要があるが，ベースステーションによる割当決定はセンサ情報を収集する必要があったりとオーバーヘッドが大きい．我々は 4.2 節において，そうした際に割当を決定する分散アルゴリズムを提案する．

$$\begin{aligned}
\max: \quad & \sum_t \sum_j \sigma_{jt} p(y_{jt}) \\
s.t.: \quad & \sum_i x_{ijt} e_{ij} \geq d_j y_{jt} \\
& \sum_j x_{ikt} f_{ijt}^k - \sum_j x_{ikt} f_{jit}^k = x_{ikt} \delta_k \\
& \sum_j f_{jit}^k = \sum_l x_{lkt} \delta_k \quad \text{for} \quad \text{i = sink} \\
& \sum_t sense_i(\mathbf{x}, \Delta) + \sum_t send_i(\mathbf{f}, \mathbf{x}, \Delta) + \\
& \quad \sum_t recv_i(\mathbf{f}, \mathbf{x}, \Delta) \leq b_i \\
& \sum_j x_{ijt} \leq 1 \\
& \sum_t x_{ijt} = \lambda_j \quad \text{or} \quad 0 \\
where: \quad & x_{ijt} \in \{0, 1\} \\
& y_{jt} \in [0, 1] \\
& f_{ijt}^k \geq 0 \\
& \sigma_{jt} = \begin{cases} 1, & \text{for} \quad \tau_j \leq t < \tau_j + \lambda_j \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}
\end{aligned} \tag{2}$$

### 3.2 困　難　性

3.1 節で提示した問題が，NP 困難であることを，最大独立集合問題からの還元によって示す．最大独立集合問題とはグラフ $G = (V, E)$ が与えられた際に，どの辺 $e \in E$ も共有しないような頂点の部分集合 $V'$ のうち，最大の物を求める問題である．決定問題としての最大独立集合問題は与えられた $K$ に対し，$|V'| \geq K$ なる独立集合を与えることが出来るか，と言う問題である．

**定理 3.1.** *3.1 節で提示したセンサ・タスク割当て問題は NP 困難である．*

証明．決定問題としてのセンサ・タスク割当て問題は，利得和 $P$ を上回るような割当ては存在するか，という問題である．まず，この問題に対する解が与えられた際，解が実行可能解であること，および，利得和が $P$ を超えることは線形時間で検証可能である．次に最大独立集合問題のインスタンス $I$ を以下のようにセンサ・タスク問題 $ST$ に還元する．各辺 $e$ についてセンサ $s$ を，各頂点 $v$ について，タスク $t$ を与える．各センサ $s$ は $e$ に隣接する頂点 $(u, v)$ に対応するタスクを観測可能とし，各タスクの需要 $d$，利得 $p$ は各々頂点 $v$ の次数，1 とする．また，各センサはベースステーションに直接通信可能であり，各々電力は 1 タイムスロットの観測および送信のみ可能な量とする．また利得和 $P$ は $K$ に等しいとする．このように考えると，最大独立集合問題 $I$ が解 $V'$ を持つとき，$v \in V'$ に対応する $t$ について，隣接するセンサ $s$ は $t$ を観測するという割当てを与えることで，利得和 $P$ を超えるセンサ・タスク割当を与えることが出来る．同様に，センサ・タスク割当て問題 $ST$ に対する解 $S$ より，最大独立集合問題の解 $V'$ を与えることも出来る．以上の議論より，センサ・タスク問題が NP 困難な問題であることを示せた． □

## 4. センサ・タスク割当てアルゴリズム

本章において，我々は 3.1 節で提示した問題に対し適した割当アルゴリズムを提案する．オンラインにタスクが投入されるケースを考慮する前に，まず，タスク情報が事前に得られるケースを考える．我々は貪欲法に基づくアルゴリズムを提案する．次に同様の着想から，事前にタスク情報が得られないケースにも適用可能な手法を提案する．

### 4.1 貪欲法に基づく中央型アルゴリズム

貪欲法を適用するに当たって，各タスクの利得および，実行にかかるコストを見積もる必要がある．各タスクは，センサからどれだけの情報を必要とするか，といったパラメタを需要として持つが，この値と実際にタスクを実行してかかる電力量は必ずしも一致しない．しかし，必要となる電力量は実際に割り当て，通信路を決定しないと定まらない．そこで我々はこの値を見積もるために，全てのセンサが利用可能であると仮定し，割当てを実行した際にかかるコストを見積もりとして与える．実際には他のタスクに既に割り当てられたり，先に定めた通信路が実行時には利用できなかったりと，見積もりと実際のコストは一致しないが，この見積もり手法の利点としては，高速に見積もりが可能である事が挙げられる．そうしてコストを見積もった後に，もう一つのパラメタである利得との比を元に貪欲法でセンサ・タスク割当を決定する．アルゴリズムの全体の流れは以下の通りである．

**貪欲法に基づくアルゴリズム**

{ コストの見積もり }
**for all** $t \in T$ **do**
  sort $s \in S$ in decreasing order of $e$
  **for all** $s$ with $e > 0$ **do**
    assign $s$ to $t$
    $C \leftarrow C + 1$
    **if** $\sum e \geq d$ **then**
      break
{ 割当て }
sort $t \in T$ in decreasing order of $p/C$
**for all** $t \in T$ **do**
  sort $s \in S$ in decreasing order of $e$
  **for all** $s$ with $e > 0$ **do**
    assign $s$ if it is available
    assign routing path greedily

### 4.2 分散型アルゴリズム概要

本論文で提案する分散アルゴリズムは，文献 19) を拡張した物となっている．以下では文献 19) における割当て手法の概略を説明する．まず，各タスクの割当を決定するリーダーノードを定める．各タスクは観測の対象地点となるパラメタを持つため，その地点情報から GPSR[7] といったルーティング手法を用いて，最も近いセンサを得る事ができる．ベースステーションはタスクパラメタを記載したタスククエリをリーダーノードに送信する．

タスククエリを受け取ったリーダーノードは，その情報を自身の周囲のノードにブロードキャストする．情報を受け取ったセンサノードは各々タスクに参加するかどうかを利得や需要などのタスクパラメタや自身の残余電力などから決定し，リーダーノードに通知を行う．リーダーノードはタスクに実際に割り当てるセンサノードを，通知されたノード集合から式 (1) に基づいて選択する．

ここで，本問題においては観測データを送受信する際にも電力を消費する．そのため，割当てを決定する際には通信路の残余電力量も重要な要素となる．そのため，文献 19) ではタ

スククエリを送信する際にクエリに通信路の情報を上乗せしている．本論文で提案するアルゴリズムも同様に，通信路の情報を上乗せする．本論文で利用する追加情報は以下の通りである．

- 経路中でもっとも少ない残余電力
- 上ノードにおけるセンシングタスク発生の頻度
- 上ノードにおける通信タスク発生の頻度

各々のパラメタは 4.4 節において，閾値を設定するために用いる．また，これらの上乗せされるデータは全体のパケットサイズと比して小さいため，追加の電力消費は実際の環境計測・送受信にかかる電力と比較してほとんど無視できる．

### 4.3 文献 19) の拡張

ネットワークに投入されるタスクがある確率分布に従って発生する際，その情報をオンラインの割当てに利用することができる．確率分布は前もって与えられているケースも考えられるが，事前に投入されたタスクから予測することも可能である．ネットワークの利用期間が事前に定まっている際，確率分布を用いて今後センサが受け取るであろうタスクを求めることが出来る．貪欲法と同様の着想より，センサノードはよりコスト・利得比の高いタスクを選択する事が望ましい．我々が提案する割当アルゴリズムは以下のようになる．

**閾値に基づくアルゴリズム**

{ センサ側の動作 }
set threshold $th$ from parameters
**if** $th \leq \frac{pe}{d}$ **then**
  notify s is a candidate for t
{ リーダ側の動作 }
sort candidate in $e$
select sensors s.t. $\sum e \geq d \cdot T$

各センサは 2 行目で，自身の電力量などから閾値を定める．閾値はその後，実際のタスクパラメタと比較され（3 行目），タスクに参加するかどうかが実際に決定される．リーダーノードはそれらのセンサから実際の割当てを決定する．

次の節で，ここで用いた閾値の導出過程を論ずる．

### 4.4 閾値の導出

タスクの利得・需要およびセンサからの効用が独立で，各々独立同分布であると仮定すると，タスクパラメタの分布 $Pr_{P,D,E}(p,d,e)$ は，式 (3) となる．

$$Pr_{P,D,E}(p,d,e) = Pr_P(p) \cdot Pr_D(d) \cdot Pr_E(e) \tag{3}$$

ここで，値 $\frac{p \cdot e}{d}$ に対し，閾値 $th$ を設定すると，式 (4) を得，これは $\frac{p \cdot e}{d} \geq th$ なるタスクが発生する確率となる．

$$\begin{aligned} portion(th) &= \iiint_{\mathcal{D}} Pr_{P,D,E}(p,d,e) dp \cdot dd \cdot de \\ &= \int_e Pr_E(e) \int_d Pr_D(d) \int_{p > \frac{d \cdot th}{e}} Pr_P(p) dp \cdot dd \cdot de \end{aligned} \tag{4}$$

今ここで，各センサノードおよび通信路においては，$f$ をタスクの発生頻度，$l$ をタスクの平均継続時間，$r$ を残りの WSN 稼働時間，$C$ を一単位時間タスクを実行するのにかかる電力とし，また，$E$ を残余電力量とすると式 (5) を満たす必要があるため，閾値 $th$ は式 (5) を解く事で与えられる．

$$portion(th) \cdot f \cdot r \cdot l \cdot C \leq E \tag{5}$$

例として，5 章で与えるケースを考えると，$Pr_P(p)$ および $Pr_D(d)$ は指数分布に従い，$Pr_E(e)$ は式 (6) で与えられるため，実際に定数を 5 章の実験設定とそろえ，各指数分布の平均を $1/u, 1/v$ とすると，$portion(th)$ は式 (7) で与えられる．

$$Pr_E(e) = \frac{c}{e^2 r_{sense}^2} \quad \left(\frac{c}{c + r_{sense}^2} < e < 1\right) \tag{6}$$

$$portion(th) = \frac{v log(\frac{16thu+v}{thu+v})}{15thu} \tag{7}$$

## 5. 評　　価

### 5.1 シミュレーション設定

4 で提案した二つの手法を，各々ソフトウェアによるシミュレーションで評価した．ネットワークに関するパラメタ（**表 1** に記載）は文献 6)，19) と共通である．クエリおよび観測値のルーティングの方法としては最短経路木を用いた．

タスクは環境にランダムに配置されるものとし，ベースステーションは二次元環境の左

**表 1**　シミュレーション設定
Table 1　Simulation Settings

| | |
|---|---|
| Field size | 400 × 400 (m) |
| Number of nodes | 500 |
| Communication range | 30 (m) |
| Sensing range | 40 (m) |
| Routing | Shortest path tree |

上部隅に配置されているものとする．タスクの発生はポアソン分布に従い，1 時間に平均で 16 個のタスクが発生するものとした．タスク継続期間 $\lambda_j$，タスク需要 $d_j$ およびタスク利得 $p_j$ は指数分布に従うものとし，平均値は各々1 時間，2.0，10.0 とした．さらに，各パラメタに上限と下限を設定した．タスク継続時間は 5 分から 4 時間の値を取るものとし，需要の下限は 0.5，利得は 0 から 100 の値を取るものとした．また，要求データサイズ $\delta_j$ は各タスクで共通のものとして，100$bits$ であるとおいた．

電力モデルについても文献 19) での評価に用いられているものと同じモデルを用いた．本モデルは定数などを含めて文献 5) で提示されている．ここで，$E_{sense}(b)$ は $b$bit のセンシングに用いる電力を表し，また，$E_{tx}(p, dist(i,j))$ および $E_{rx}(p)$ は，$p$bit のパケットを $s_i$，$s_j$ 間で送信・受信する際に（$s_i$ が）消費する電力を表している．ここで，$dist(i,j)$ は，$s_i$，$s_j$ 間のユークリッド距離を示している．式 (8) は電力消費の定義式であり，**表 2** は電力消費を計算するための定数を掲示している．ここで，$k = 2$ とした．

$$\begin{aligned} E_{sense}(b) &= bV_{sup}I_{sense}T_{sense} \\ E_{tx}(p, dist(i,j)) &= pE_{elec} + p \cdot \{dist(i,j)\}^k \cdot E_{amp} \\ E_{rx}(p) &= pE_{elec} \end{aligned} \tag{8}$$

式 (9) はセンサノードが寄与する効用を定義している．効用はセンサノード $s_i$ とタスク $t_j$ との距離 $D_{ij}$ に基づいている．ここで，定数 $c$ は 60 とし，$r_{sense}$ は最大センシング半径を表している．

$$e_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{1+D_{ij}^2/c} & (\text{if } D_{ij} \leq r_{sense}) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \tag{9}$$

我々はまず，タスク情報が事前にすべて与えられるケース（オフライン割当て）について評価した．この際割当てはベースステーションなどといった単一のコンピュータ上で実行することを想定している．また，次にタスクが実行時まで分からないケース（オンライン割当て）を評価した．この際，どういったタスクが投入されるかは分からないが，WSN の稼働時間は与えられるものとする．

**表 2**　電力モデルに用いたパラメタ設定
Table 2　Parameter Settings for Electricity

| | | |
|---|---|---|
| $V_{sup}$ | Supply voltage to sensor | 2.7 (V) |
| $p$ | Packet size | 2 (kbit) |
| $E_{elec}$ | Energy dissipation : electronics | 50 (nJ/bit) |
| $E_{amp}$ | Energy dissipation : power amplifier | 100 (pJ/bit/m$^2$) |
| $T_{sense}$ | Time duration for sensing | 0.5 (mS) |
| $I_{sense}$ | Current for sensing activity | 25 (mA) |
| $B$ | Battery capacity of one node | 750 (mAh) · 3600 (S) · 1.5 (V) |

下記の手法を各々比較するために用いた．

**通常の貪欲法 (greedy-naive)**　通常の貪欲法では，タスクをセンサに割り当ててコストを見積もる，ということはせずにタスクを $p/d$ で並び替え，貪欲に割当てを決定する

**提案した貪欲法 (greedy-improve)**　4.1 節で扱ったように，まず予想コストを見積もった後に，貪欲法によって割当てを決定する

**オンライン割当て手法**　確率分布を利用して閾値ベースの割当てを行う．タスクの出現頻度 $f$ 以外の情報は事前に知っているものとし，出現頻度 $f$ はオンラインに得られた結果を利用する

### 5.2　オフライン割当て

まず，オフラインにタスク情報が与えられるケースについて，通常の貪欲法と提案した貪欲法を比較した．**図 1**，**図 2** は各々，全体のタスク数を変化させた際の，合計利得および割当てにかかる時間をプロットした物である．また，発生したタスク全体の利得も同様に示した．ここで留意する必要があるのが，全体利得は，センサの電力などを無視しているため，最適解よりも大きくなっていることである．図 1 より，得られる利得はわずかであるが上昇している．コストの見積もりについては単純な方法であるが，良い割当てを求めるために有用であることがわかる．二つの手法の差はタスク数の増加とともに増え，最大で 6%となった．また，計算時間については，見積もりのオーバーヘッドがあるものの，わずかながら減少した．これは，通常の貪欲法では割り当てられなかったときの手戻りが多く発生するためだと考えられる．

### 5.3　オンライン割当て

WSN の実行時間として 400000 および 600000 ステップが与えられた際の総利得につい

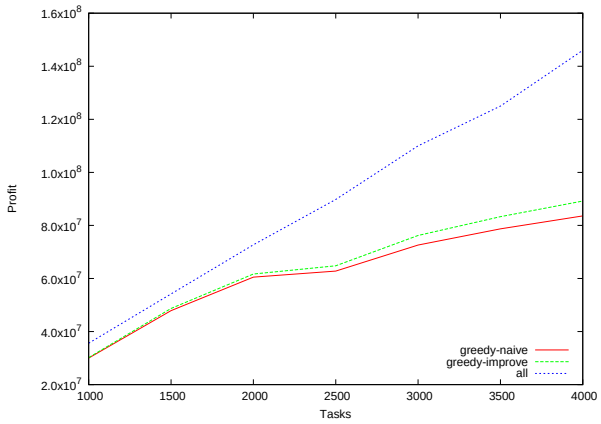


**図 1**　オフライン設定での結果 (利得)
Fig. 1　Results in Offline Setting(Profit)

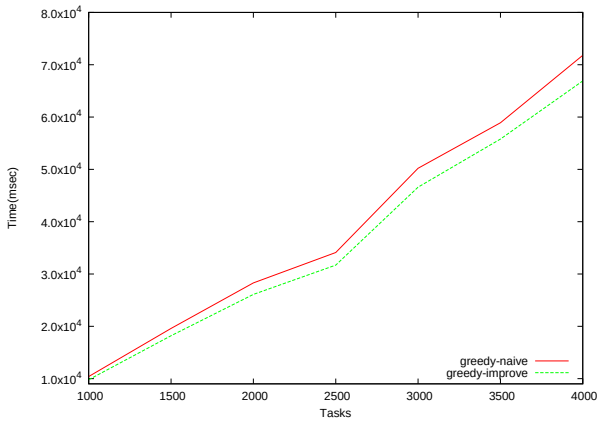


**図 2**　オフライン設定での結果 (計算時間)
Fig. 2　Results in Offline Setting(Computation Time)

**表 3**　各 WSN 運用時間に対する利得総和の比較
Table 3　Comparison of Profit Gained with Varying Target Lifetime

| Method | 400000TS | 600000TS |
|---|---|---|
| Our Method | $4.15 \times 10^7$ (0.84) | $4.99 \times 10^7$ (0.72) |
| Offline Method | $4.93 \times 10^7$ (1) | $6.91 \times 10^7$ (1) |
| All Profit | $6.44 \times 10^7$ (1.31) | $9.58 \times 10^7$ (1.39) |

て，前節と同様のパラメタで評価を行った．得られた結果は**表 3** に掲示した．表 3 から分かるとおり，この二つのケースについては，時間が長くなるほど，オンラインに割り当てる手法の利得が減少している．これは，利得がある程度高いタスク同士が近い時間に発生するといったオンライン割当て手法には不利な状況が，時間が長くなるほど多く発生するためと考えられる．

## 6. ま と め

今後，ユビキタスコンピューティングが大規模に実装される際，共有型 WSN は敷設コストなどの面から重要な基盤となる事が予測される．すると，その上で種々の観測アプリケーションが実行される事になるが，効率よく WSN を利用するには，資源競合を解消する必要がある．我々は文献 19) において，文献 6) でも扱われているモデルを拡張して，通信による電力消費を盛り込んだモデルを提案した．本論文においては，その研究を発展させ，問題の性質を論じるとともに，確率分布を利用したオンライン割当て手法を提案した．我々は提案において，タスクパラメタの確率分布を利用し，より高効率のタスクをオンラインの状況においても選択的に実行する貪欲法ベースの手法を用いた．

今後の課題としては，文献 19) における手法との比較も含めた，より詳細な評価実験を行うことが挙げられる．また，本論文の評価においては，タスク発生の分布について多くのことを既知であると仮定したが，それらのパラメタをオンラインに学習していき，本手法を応用する方法も考えられる．また，確率分布の不明なタスク発生についても，文献 4) に類似の方法で対応できるかといったことは意義のある研究であると考えられる．

## 参 考 文 献

1) J.Ai and A.A. Abouzeid. Coverage by directional sensors in randomly deployed wireless sensor networks. *Journal of Combinatorial Optimization*, 11(1):21–41, 2006.

2) J.Byers and G.Nasser. Utility-based decision-making in wireless sensor networks. In *Proceedings of the 1st ACM international symposium on Mobile ad hoc networking & computing*, page 144. IEEE Press, 2000.
3) M.Cardei, MTThai, Y.Li, and W.Wu. Energy-efficient target coverage in wireless sensor networks. In *Proceedings IEEE INFOCOM 2005. 24th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies*, volume3, 2005.
4) NikhilR. Devenur and ThomasP. Hayes. The adwords problem: online keyword matching with budgeted bidders under random permutations. In *Proceedings of the 10th ACM conference on Electronic commerce*, EC '09, pages 71–78, New York, NY, USA, 2009. ACM.
5) MNHalgamuge, M.Zukerman, K.Ramamohanarao, and H.L. Vu. An estimation of sensor energy consumption. *Progress In Electromagnetics Research B*, 12:259–295, 2009.
6) M.P. Johnson, H.Rowaihy, D.Pizzocaro, A.Bar-Noy, S.Chalmers, T.L. Porta, and A.Preece. Frugal sensor assignment. *Lecture Notes in Computer Science*, 5067:219–236, 2008.
7) B. Karp and HT Kung. GPSR: greedy perimeter stateless routing for wireless networks. In *Proceedings of the 6th annual international conference on Mobile computing and networking*, page 254. ACM, 2000.
8) T.LaPorta, O.Liu, and H.Rowaihy. Assigning Sensors to Missions with Demands'. In *Algorithmic Aspects of Wireless Sensor Networks: Third International Workshop, Algosensors 2007*, page 114. Springer-Verlag New York Inc, 2008.
9) Jon Lee, VahabS. Mirrokni, Viswanath Nagarajan, and Maxim Sviridenko. Nonmonotone submodular maximization under matroid and knapsack constraints. In *Proceedings of the 41st annual ACM symposium on Theory of computing*, STOC '09, pages 323–332, New York, NY, USA, 2009. ACM.
10) GeorgeS. Lueker. Average-case analysis of off-line and on-line knapsack problems. In *Proceedings of the sixth annual ACM-SIAM symposium on Discrete algorithms*, SODA '95, pages 179–188, Philadelphia, PA, USA, 1995. Society for Industrial and Applied Mathematics.
11) LionelM. Ni, Yunhao Liu, YiuCho Lau, and AbhishekP. Patil. Landmarc: Indoor location sensing using active rfid. *percom*, 2003.
12) George Roussos, Andy J. Marsh, and Stavroula Maglavera. Enabling pervasive computing with smart phones. *IEEE Pervasive Computing*, 4:20–27, April 2005.
13) H. Rowaihy, S. Eswaran, M. Johnson, D. Verma, A. Bar-Noy, T. Brown, and T.LaPorta. A survey of sensor selection schemes in wireless sensor networks. In *Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference Series*, volume 6562, page35, 2007.
14) H. Rowaihy, M.P. Johnson, S. Eswaran, D. Pizzocaro, A. Bar-Noy, T. La Porta, A.Misra, and A.Preece. Utility-Based Joint Sensor Selection and Congestion Control for Task-Oriented WSNs. In *Proc. of Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers*, 2008.
15) H. Rowaihy, M.P. Johnson, D. Pizzocaro, A. Bar-Noy, L. Kaplan, TL Porta, and A. Preece. Detection and localization sensor assignment with exact and fuzzy locations. In *Proc 5th IEEE International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS '09)*. Springer, 2009.
16) Robert Szewczyk, Eric Osterweil, Joseph Polastre, Michael Hamilton, Alan Mainwaring, and Deborah Estrin. Habitat monitoring with sensor networks. *Commun. ACM*, 47:34–40, June 2004.
17) You Xu, Abusayeed Saifullah, Yixin Chen, Chenyang Lu, and Sangeeta Bhattacharya. Near optimal multi-application allocation in shared sensor networks. In *Proceedings of the eleventh ACM international symposium on Mobile ad hoc networking and computing*, MobiHoc '10, pages 181–190, New York, NY, USA, 2010. ACM.
18) Yunhong Zhou and Victor Naroditskiy. Algorithm for stochastic multiple-choice knapsack problem and application to keywords bidding. In *Proceeding of the 17th international conference on World Wide Web*, WWW '08, pages 1175–1176, New York, NY, USA, 2008. ACM.
19) 鳥海 晋 and 本位田真一. 経路情報を用いた複数タスクへのセンサ割当て. **情報処理学会論文誌**, 52(3):1091–1101, 2011-03.