

センサ電力消費を平準化した協調センシング方式の提案

岩川明則¹ 佐野健¹ 福田茂紀¹ 角田潤¹

概要：環境中に分散配置したセンサ群を用いて収集したデータを処理することにより、環境に応じたサービスを提供するIoTソリューションの研究開発が進んでいる。環境中ではセンサの電源の確保が難しいため、鍵となるセンサに測定を集中させ、他のセンサ値は推定することにより省電力性を達成する協調センシング方式が提案されているが、電力消費の偏りによる保守効率の低下が課題となっている。本報告では協調センシングによる測定重要度に基づき、鍵となるセンサを動的に変更することによりセンサの消費電力を平準化する方式を提案するとともに、計算機シミュレーションによりその効果を確認する。

Proposal of cooperative sensing method with power consumption leveling

AKINORI IWAKAWA¹ TAKESHI SANO¹ SHIGEKI FUKUTA¹ JUN KAKUTA¹

1. 背景

近年、インフラの保守点検サービスなどの提供を目的として、センサを環境中に分散配置し、収集したデータを機械学習で処理することによって環境に応じたサービスを提供する、IoTソリューションの研究開発が進んでいる。

一般に環境中に分散配置したセンサの電源確保は困難となる場合が多いため、電池の利用がほぼ必須となり、交換コストを考慮すると消費電力の低減が課題となる。センサデバイスの省電力化若しくはエネルギーハーベスティング[1]との組み合わせによる電力削減も有効であるが、一般にセンサノードの消費電力はその稼働時間に比例するため、稼働時間、ひいては測定頻度の削減が効果的である。

このため、センサ値間の空間的な相関に基づき、周囲のセンサ値に与える影響の大きなセンサ(鍵センサ)に測定を集中させ、冗長な測定は推定することにより測定を省略、省電力化する、協調センシング方式が提案されている[2]。しかしながら、鍵センサに測定を集中させると、環境全体におけるセンサの稼働率は低減できるものの、センサの消費電力に偏りが生じてしまう。このため、場合によっては電池交換など保守サイクルを最も電力消費の激しいセンサに合わせるといった対応が必要になり、運用効率の向上に対する寄与は大きいとは言えない。

このような課題に対して、本稿ではセンシング値だけでなくバッテリー残量などデバイス情報を利用し、その情報に基づいてセンサ稼働率平準化などのリソース制御機能を実現する、平準化協調センシング方式を提案する。平準化方式はセンサをいくつかの測定グループに分割し、その測定グループ間で巡回して測定を行う方式と、電池残量を見て測定対象センサを動的に切り替える方式について検討した。

以下2章で特定のセンサが全体平均推定誤差に及ぼし影

響を示す特徴量である、センサ重要度の算出方法について述べ、3章でパターンに基づく平準化方式、4章で電池残量を参照した平準化方式について述べ、5章で全体のまとめについて述べる。

2. 協調センシングによるセンサ重要度の算出

2.1 自己回帰モデル

全体でM個あるi番目のセンサの測定値を x_i 、それよりr回前のm番目のセンサの測定値を $x_{m,r}$ 、 x_i が $x_{m,r}$ から受ける影響($x_{m,r}$ が x_i に与える影響)である回帰係数を $\beta_{i,m,r}$ 、ノイズを ϵ で表記すると、 x_i は自己回帰モデル(AutoRegression:ARモデル)を用いて(1)のように表される。ここでRは過去何回の測定値が影響を及ぼすかを表す定数であり、AR次数と呼ばれる。

$$x_i = \sum_{r=1}^R \sum_{m=1}^M \beta_{i,m,r} x_{m,r} + \epsilon \quad (1)$$

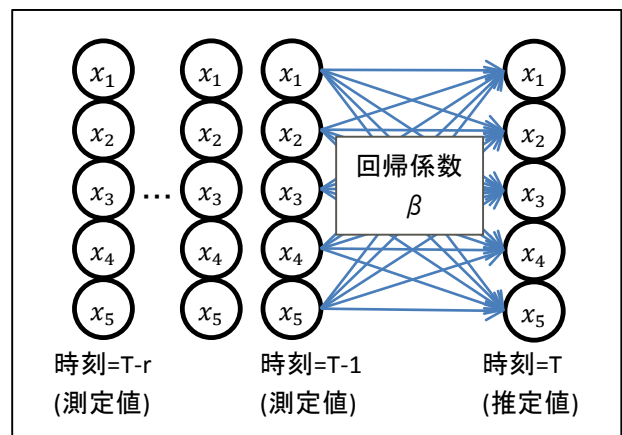


図1 自己回帰モデル

ノイズが正規分布に従うと仮定すると、一般にこの回帰モデルにより推定される推定値と観測値の誤差を最小化する係数ベクトルは、(2)の評価関数を最小化する $\beta \in \mathbb{R}^{MT}$ で与えられる。

$$\min_{\beta} J(\beta) = \|y - X\beta\|_2^2 \quad (2)$$

ここで $X \in \mathbb{R}^{N \times MT}$ はN回のセンサ測定値よりなる計画行列であり、 $y \in \mathbb{R}^N$ はそれに対応する目的変数ベクトルである。その解 β は以下の正規方程式を解くことにより与えられる。一般にこれは最小二乗解と呼ばれる。

$$\beta = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (3)$$

電力消費を抑えるためには測定頻度をなるべく抑えること、つまり(1)において推定に用いる測定値 $x_{n,t}$ の数を少なく絞り込むことが必要となる。一般に線形回帰モデルにおける変数選択方法としては標準化偏回帰係数を比較する方法、変数ごとt検定を用いる方法、AICなどの情報量基準を用いる方法が考えられるが、いずれもモデルに用いる変数の組み合わせに依存して変数の評価値が変化する。このためセンサの重要性という観点で変数を評価するためには全てのモデルにおける評価が必要となる、ところが、モデルの組み合わせ数はセンサ数を n として $\sum_{k=0}^n C_k = (1+1)^n = 2^n$ となるため、数多くのセンサによる処理を前提とするIoTサービスにおいては現実的でない数字となってしまう。

2.2 鍵センサの抽出

2.1 に述べた課題に対し、協調センシング方式では(2)に対して正則化により解に条件を付与する方法で解決する。正則化は解の誤差に対する鋭敏性を回避するためにTikhonovにより導入された[3]数学的な手法であり、(2)の評価関数に対して事前知識としての解に求める条件を正則化項として付加したうえで予測誤差を最小化することの特徴とする。

付加する正則化項の形式は解に求める条件により異なり、多くの場合は入力のずれに対して解が大きく変動することを抑制するために、解ベクトルのL2ノルムの2乗を正則化項としてとるケースが多い。今回のように、あるセンサ値の予測を関連の強い少数のセンサ値のみで予測するという目的のためには、係数ベクトル β の大半が0となるような正則化が望ましい。このような目的のためには正則化項をL1ノルムとしたlasso回帰[4]が有効であることが知られており、その場合(2)は以下のように修正される。

$$\min_{\beta} J(\beta) = \|y - X\beta\|_2^2 + \lambda \|\beta\|_1 \quad (4)$$

$J(\beta)$ は $\beta = 0$ で微分不可能となるため(3)のように解析的に解くことはできないが、L1正則化項を含む関数の凸性は保証されているため、効率的な解法が多数知られており[5]、 $O(N^3)$ の計算量オーダーで解を得ることができる。従って全センサについて分析した場合でも $O(N^4)$ の計算量となり、

正則化を用いない場合に比べて現実的な時間での鍵センサ抽出が期待される。

なおここで λ は正則化項を重視する度合いを決める正則化パラメータであり、適切な手段により決定する必要があるが、今回は実績のある手法であるk-fold交差検証により最適な λ を決定した。k-fold交差検証は学習データをランダムに数個に分割して相互に交差検証を行い、誤差を最小とするような λ を選択するパラメータ決定方法である。

2.3 センサ重要度の算出

(4)式によって個々のセンサの予測値は少数のセンサの値から予測することが可能になるが、環境全体での測定数を削減するためには、なるべく多くのセンサ値の予測を同一の鍵センサの組み合わせで行うことが望ましく、精度などのサービス条件に応じて鍵センサの数を増減することを考慮すると、センサ毎の重要性が数値で評価できることが望ましい。この数値をセンサの重要度と呼び、以下で算出を試みる。

(4)の最小化により得られた非ゼロな回帰係数 β の数に着目する。この数はあるセンサ値が他のセンサ値の予測に影響を及ぼす数(faffect)と、逆に影響を受ける数(feffect)の2つの視点から評価することができる。

$$f_{affect} = \sum_{j=1}^M \sum_{r=1}^R |sgn(\beta_{j,n,r})| \quad (5)$$

$$f_{effect} = \sum_{i=1}^M \sum_{r=1}^R |sgn(\beta_{n,i,r})| \quad (6)$$

重要度はその性質上、他のセンサに与える影響が大きく、他のセンサから受ける影響が小さいセンサほど大きな値をとることが望ましい。(5)、(6)を用いて、そのような値を算出する。非線形性まで考慮すると多様な定式化が考えられるが、ここではa),b)の2種類の定式化を行った。

a)差分に基づく重要度

$$\frac{f_{affect} - f_{effect}}{MT} + 1 \quad (7)$$

b)比率に基づく重要度

$$\frac{f_{affect}}{f_{effect}} \quad (8)$$

a)に比べてb)は影響を受ける数の少なさ、つまりセンサの独自性をより強く評価する指標となる。どちらを選ぶかはサービスの要請などにより決定する。

なおこのように分散配置されたセンサから重要なセン

サを抽出する方式としてはスパース主成分分析[6]による方法も考えられる。この場合観測データの分散共分散行列を特異値分解することで重要性の高いセンサが一気に求まるというメリットはあるものの、教師なし学習方式であるため回帰分析のように学習データから適切な正則化パラメータを決定することが難しく、今回の利用は見送った。

3. 測定グループによるセンサ稼働率の平準化

3.1 方式

1 章で述べた電池交換などの保守効率の改善という課題を解決するためには、計測対象となる鍵センサを動的に変更してセンサ稼働率の平準化をとる必要がある。その際、2 章で述べたセンサ毎の重要度を用いて測定対象センサを動的に決定することにより効果的な平準化が期待される。

本章では、センサをいくつかのグループに分け、時刻ごとに測定対象とするセンサを切り替えることにより電池消費の平準化を行う。ここで測定率とは、全ての時刻、全てのセンサで測定した場合の測定数に対し、実際に測定される数の比率を表す。センサ数を 9、グループ数を 3 とした場合、時刻に対して稼働センサが変化する様子を図 2 に示す。この場合の測定率は 33% である。

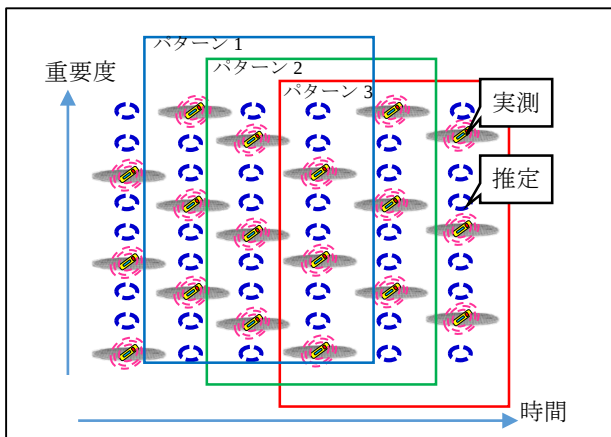


図 2 測定センサの切り替えパターン

測定は時刻に対して固定されるが、回帰モデルが参照する過去のセンサ値は現在時刻に対して相対的に固定されているため、推定する時刻によって参照するセンサ値の相対時刻(AR 次数)パターンが変動する(図中パターン 1,2,3)。この状況を一般的に記述すると時刻 T におけるセンサ m の回帰モデル式は(9)のようになる。ここで $\equiv$ はガウスの整数合同記号であり、 K は鍵センサ数、 L はグループ数、 R は AR 次数である。 $x_{m,T}$ は m について(7)、(8)に基づく重要度順に整列しているものとする。また時刻 T における測定対象センサは $T \equiv k(\text{mod } L)$ を満たすセンサとなる。

$$x_{m,T} = \sum_k^K \sum_{r=1}^R \beta_{m,k,r} x_{k,T-r} \quad (9)$$

3.2 評価

方式の有効性を検証するため、国交省国土技術政策総合研究所が開発した氾濫解析シミュレータ[7]の出力する下水道水位データに適用して評価した、lasso 回帰を含めた分析ツールとしては R 及び glmnet パッケージ[8]を用いた。シミュレータの出力は 2 日分用意、1 日を学習データ、1 日をテストデータとし、後者における予測精度を評価した。なお、一日のデータは 1 分ごと 8 時間、サンプル数は 480、水位センサ数は 65 である。評価は以下の 2 種類の観点から行った。重要度の算出方式は(7),(8)間で有意な差を見いだせなかったため、(7)による結果のみ記した。

3.2.1 測定率の低下が精度に及ぼす影響の評価

測定センサの動的な変更による測定率の低下が精度に及ぼす影響を評価するため、鍵センサとして選択される範囲を全センサに固定し、同時に測定する鍵センサの数を変化させて評価する(図 3)。この場合全てのセンサが均等に測定対象となるので完全な平準化が達成されることになる。またセンサ値の時間に対する相関も有効に利用するため、AR 次数はグループ数と同じとして、モデルの中に自分自身の過去の値が必ず含まれるようにした。

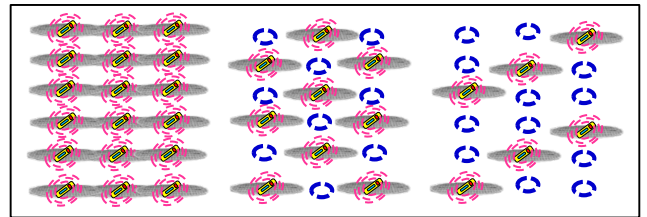


図 3 同時測定数を変化させたセンサ切り替え

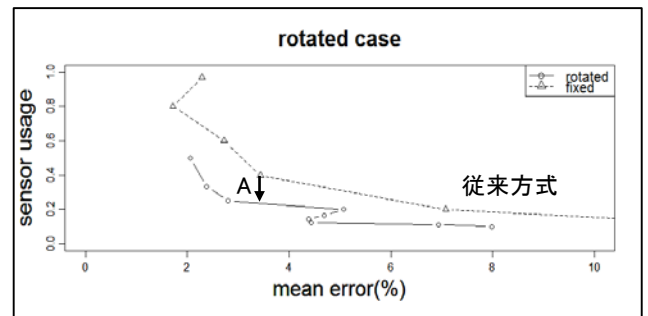


図 4 同時測定率の変化と誤差

測定率と推定誤差の関係を評価した結果を図 4 に示す。横軸は平均推定誤差、縦軸はセンサ稼働率である。グラフの左上から右下にかけて、同時測定率が低くなっている。今回提案した方式を、鍵センサを固定的に割り当てて測定した場合、つまり[1]による従来例と比較すると、誤差が同程度であっても 6 割程度の測定率(A)で済んでいる。ただし、これは評価データの持つ時間的な相関にも依存するため、常に測定率の削減が可能とは限らない。

3.2.2 測定センサのばらつきが精度に及ぼす影響の評価

測定センサのばらつきが精度に及ぼす影響を評価するた

め、鍵センサとして選択される範囲を変化させ、同時測定数は一定に保ったまま測定対象センサを切り替えてゆき(図5)、稼働センサの平準化が精度に及ぼす影響を評価した結果を図6に示す。横軸はセンサ稼働率の平準化を示す度合いである標準偏差、縦軸は推定誤差である。プロットは同時測定した鍵センサの割合毎に行い、グラフ右から左に向かって、図5で示したような測定率を保った平準化が進んでいる。右端が切り替えをしない場合、つまり[1]による従来例に対応する。時間的な相関の影響を除くため、AR次数は1とした。

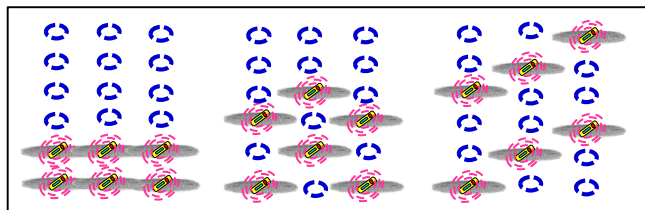


図5 同時測定率を保った測定センサ切り替え

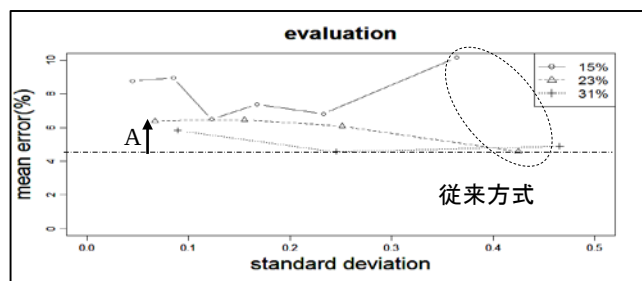


図6 同時測定数を保ったセンサ切り替えと誤差

鍵センサの割合を15%とした場合の推定誤差は平準化の進展に関係なく、6%から10%の間で大きく変動している。これに対し、鍵センサの割合を20%以上とした場合は、平準化の進展につれ平均誤差は悪化しているものの、推定誤差は安定しており、測定率の標準偏差が4分の1となって平準化が進んだ状態での誤差の悪化はおよそ2%(A)である。このことから安定した推定を行うためには、測定率を20%以上に保ったうえで測定対象センサを分散させることが必要であることが伺える。

3.3 評価まとめ

以上から、一様に測定頻度を下げて測定を分散させた場合、AR次数をグループ数と同じにすることにより測定を完全に分散させても鍵センサを固定した場合に比べて測定率を6割に削減できることがわかった。但し、削減率の評価はセンサ値の時間的な相関にも依存するため、多様なデータによる評価が必要である。

時間的な相関の影響を取り除き、測定センサのばらつきが精度に及ぼす影響を評価したところ、重要度に基づいて鍵となるセンサを選択し、測定率を20%に保つようなスケジューリングを行うことによって、従来方式に比べて誤差の悪化を2%に抑えた、安定した推定が行えることがわかった。重要度指標の改善などによる、より低い測定率での安定性確保は今後の課題である。

4. 電池残量の平準化を考慮した測定センサの選択

4.1 方式

本章ではセンサの電池残量を平準化するために、上述の重要度とセンサの電池残量を用いて測定センサを選択する方式について述べる。本方式では、重要度に対してセンサ毎の電池残量を重み付けした値を評価値とし、評価値の高い順に重要度の合計が閾値を超えるまでセンサを選択する。このように、重要度の合計に下限の閾値を設定し、推定精度を満たすために必要な測定データ数の目安とすることで、電池残量の平準化と測定精度を両立することが可能となる。

センサ選択の具体例を図7に示す。この例では評価値を重要度と電池残量の積とし、一回の測定で電池残量が20減少し、重要度の合計閾値は17とする。はじめ8:00の時点では、評価値の上位からセンサを選択し、重要度の合計の閾値である17を超えるまで選択する。AとBの重要度の合計が $19 > 17$ となるため、選択を終了し、AとBが測定センサとなる。次に9:00の時点では8:00の時点で測定したAとBの電池残量は他のデバイスに比べて20減少している。そのため、評価値の順序が変わり、C、Aと選択すると、CとAの重要度の合計が $18 > 17$ となるため、選択を終了

【測定センサ選択例 (重要度の合計が17を超えるまで測定センサを選択)】

8 : 00	重要度	電池残量	積	合計19
A	10	100	1000	選択
B	9	100	900	
C	8	100	800	
D	7	100	700	
E	6	100	600	

9 : 00	重要度	電池残量	積	合計18
C	8	100	800	選択
A	10	80	800	選択
B	9	80	720	
D	7	100	700	
E	6	100	600	

10 : 00	重要度	電池残量	積	合計24
B	9	80	720	選択
D	7	100	700	選択
C	8	80	640	
E	6	100	600	
A	10	60	600	

優先選択

図7 電池残量を考慮した測定センサの選択例

し、C と A が測定センサとなる。最後に 10:00 の時点では、B, D, C と選択すると、重要度の合計が $24 > 17$ となるため、選択を終了し、B と D と C が測定センサとなる。評価値の計算と測定センサの選択を一定間隔毎に行うことで、電池残量の変化に応じて電池残量と重要度が共に大きいセンサが選択される。

4.2 評価

上記の方式について、下水道水位データを用いて、電池残量の平準化の効果とセンサデータの誤差について評価した。評価方法としては、480 回分 (1 日分) のデータを全センサから取得し、そのデータを用いて重要度を算出し、その後、10 回毎に評価値を再計算し、測定センサを切り替える。各センサは最初 29000mJ の電池容量を持ち、1 回の測定毎に 10mJ の電力量を消費することとした。

図 8 にセンサデータの平均誤差率に対する測定率の結果を示す。40%程度の測定率で 4.2%程度の平均誤差率となっており、測定センサを固定する場合との差 A は 1%以内の悪化に抑えられている。

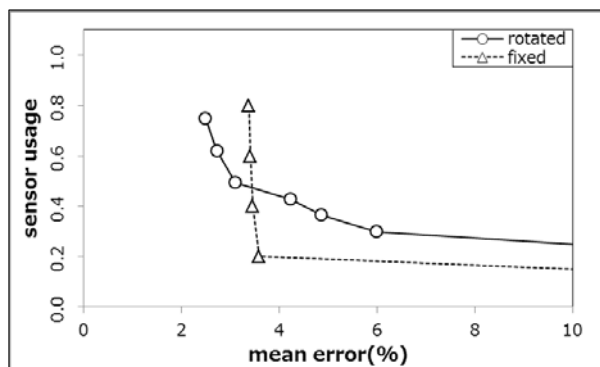


図 8 平均誤差率と測定率

図 9 に測定回数に対する電池残量の標準偏差の変化を示す。測定センサを固定した場合、電池残量の標準偏差が線形に増加するのに対し、測定センサを動的に変更した場合、標準偏差は収束する方向に変化しており、最終的に標準偏差の比が約 20 分の 1 となった。電池残量に応じて測定センサが切り替わるため、電池残量が平準化されているものと考えられる。

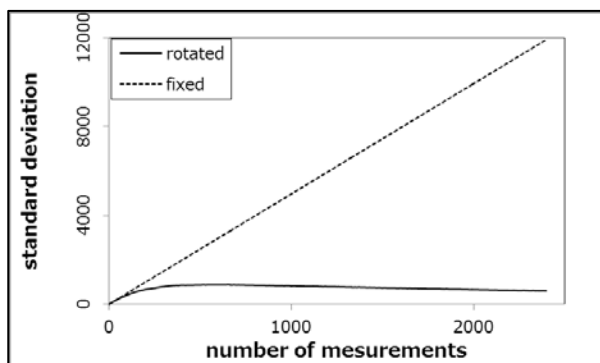


図 9 測定回数と電池残量の標準偏差

以上の結果から、本方式を用いることで、常に重要度の

高いセンサを測定する場合と比較して精度の悪化を最小限に抑え、電池残量の平準化が可能である。但し、稼働率が低い状況では誤差率が大きくなるため、より省電力化が求められるような状況においては、重要度の高いセンサは低いセンサに比べて稼働率を高くするなど、重要度に応じて稼働率を変化させるなどの改善策が必要となる。

5. まとめ

協調センシング方式により算出されたセンサ重要度に基づいて測定対象センサを切り替えることにより、センサの持つ電池の消耗を平準化したうえで測定数を削減、冗長な情報は推定することにより省電力化を達成する、平準化協調センシング方式について提案した。評価の結果、従来の鍵センサを固定した測定に比べて同じ誤差であっても測定率を 6 割に削減可能であることを示した。また重要度に基づいて鍵となるセンサを選択し、測定率を 20%に保つようなスケジューリングを行うことによって、従来方式に比べて誤差の悪化を 2%に抑えた、安定した推定が行えることを示した。

更に、電池残量を考慮して測定センサを選択することで、センサ毎に電池の消耗度合いが異なる場合や、エネルギーハーベスティングによる電力供給量が異なる場合でもセンサ間の電池残量を平準化することが可能となることを示した。

今後は、パターンにより切り替える方式と電池残量を参照して動的に測定センサを変更する方式を組み合わせることによって、誤差と測定率を最適に調整可能なスケジューリング方式の検討をすすめるほか、モデルの動的な変化を伴う場合など多様なデータによる検証を進め、帯域、DB トランザクションなど様々なリソース制約のもとでも精度などの測定品質を保つ IoT 向けセンシング方式として研究開発を進める予定である。

参考文献

- [1] 篠原 真毅, バッテリーレス社会に向けたエネルギーハーベスティング技術, 電子情報通信学会誌 92(8), 695-699, 2009-08-01
- [2] 岩川明則, 角田潤, "デバイスの省電力制御に向けた協調センシング方式の提案と評価", 信学技報 IA2015-82(2016-01), pp19-24
- [3] The Theory of Tikhonov Regularization for Fredholm Equations of the First Kind. Pitman Publishing, Boston.
- [4] R. Tibshirani, Regression shrinkage and selection via the lasso, Journal of the Royal Statistical Society B, 58, 267-288, 1996.
- [5] 廣瀬慧. "Lasso タイプの正則化法に基づくスパース推定法を用いた超高次元データ解析." 数理解析研究所講義録 1908 (2014): 57-77.
- [6] Zou, Hui, Trevor Hastie, and Robert Tibshirani. "Sparse principal component analysis." Journal of computational and graphical statistics 15.2 (2006): 265-286.
- [7] 国土省国土技術政策総合研究所水害研究室, 都市域氾濫解析モデル, <http://www.nilim.go.jp/lab/rcg/newhp/seika.files/nilim/>
- [8] Friedman, Jerome, Trevor Hastie, and Rob Tibshirani. "Regularization paths for generalized linear models via coordinate descent." Journal of statistical software 33.1 (2010): 1.