

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 28 年 5 月 25 日現在

機関番号：12501

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2013～2015

課題番号：25330099

研究課題名(和文) ユビキタス空間における位置属性のない微小センシングデータからの情報抽出

研究課題名(英文) Information extraction from a large number of micro-sensory data without location attribute

研究代表者

塩田 茂雄 (Shioda, Shigeo)

千葉大学・工学(系)研究科(研究院)・教授

研究者番号：70334167

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,800,000円

研究成果の概要(和文)：実環境もしくは仮想環境内に存在する多数のセンサが収集する微小データを集積し、そこから有意な情報を抽出して現実社会のリアルタイムな状態を推定するための基礎技術について、様々な事例に即して確立した。具体的な研究対象は以下の通り：(1)協調位置推定技術、(2)2値近接情報を利用した位置推定技術、(3)センサ位置推定法のグラフ自動描画への応用、(4)対象物に対するセンサの検出反応を利用した対象物数推定法、(5)オンラインソーシャルネットワーク上の情報収集。

研究成果の概要(英文)：Fundamental theories for extracting the meaningful information from a large number of micro-sensory data collected by numerous sensors located in real or virtual world are established, and their applications to various subjects are examined. Particular focus are put on the following subjects: (1) cooperative sensor localization based on inter-sensor distances, (2) cooperative sensor localization based on binary inter-sensor-distance information, (3) graph drawing method parameterized for varying the layout, (4) target object counting using binary proximity sensors via cluster identification, (5) random-walk-based biased sampling for data collection in on-line social networks.

研究分野：情報通信

キーワード：センサ 位置推定 グラフ描画 オンラインソーシャルネットワーク ランダムウォーク 対象物カウント

1. 研究開始当初の背景

センサが取得した物理情報をその通信機能を介して収集し、様々な分析や制御に用いるセンサネットワークが注目されている。

センサネットワークの初期の研究は、多数の安価な小型センサを広範囲に配置して環境モニタリング等への応用を志向するものであった。近年、複数のゲートウェイを広域に配置し、センサといずれか一つのゲートウェイを狭帯域ではあるが長距離の無線リンクにより1ホップで接続するセンサ収容形態が提案されており、安価な小型センサを多数配置して、各センサが取得する(一つ一つは微細な)センシング情報を大量に収集することが技術的に可能になりつつある。また、個人が所有する携帯端末にセンシング機能を埋め込めば、多数の携帯端末から大量の環境情報を取得することも可能である。加えて、(ソーシャルセンサとも呼ばれる)TwitterやFacebookのようなオンラインソーシャルネットワーク上に存在する大量の情報を収集して現実世界を分析することも行われつつある。

一方、安価な小型センサに測位機能が搭載されることは、実際には期待できない。個人情報保護の問題から、個人が所有する携帯端末が収集したセンシング情報にも位置情報をタグ付けすることには困難が想定される。このような場合、センサの測位機能を利用せずに各センサの位置を推定する技術を用いるか、位置属性を持たないセンシング情報を集約し、統計的な処理等を施して有意な情報を抽出する技術が必要になる。

2. 研究の目的

将来のコピキタス空間では、位置の不明な(もしくは位置が秘匿された)多数の小型センサが収集する細かなデータを通じて、実/仮想環境をモニタリングする形態が想定される。本研究では、多数のセンサが収集した位置属性を持たない微小データを集積し、実/仮想環境に関する有意な情報を抽出するための基礎技術を確立する。

3. 研究の方法

当初は、位置属性を持たない多数の微小データから、有意な情報を抽出するための技術を中心に研究を進める予定であったが、位置属性がないという前提のもとでは、結果に強い制約がかかることが次第に明らかとなったため、当初の予定を変更し、位置属性を持たせるための手段としてのセンサの位置推定技術、および位置属性を持つ微小センシングデータからの情報抽出についても研究を行うこととした。具体的な研究項目を以下に示す。

(1) 協調位置推定技術

センシングデータに位置属性を持たせる最も直接的な手法は、センサに測位機能を付

与することである。測位の最も一般的な手段はGPS(Global Positioning System)であり、GPS受信機を搭載すればセンサの測位は可能であるが、GPS受信機の搭載は消費電力量や機器コストの点で望ましくなく、また屋内での利用は難しい。このため、「アンカー」と呼ばれる一部のセンサにGPS受信機等を搭載して測位機能を持たせ、一般のセンサは、アンカーとの相対位置関係を認識し、アンカーの絶対位置から自らの位置を推定する手法が広く検討されている。

本研究では、(GPSなどの)測位機能を持たないセンサが互いの相対位置関係を認識し、相互に相対位置情報を交換することで、相対座標上の位置推定を可能とする「協調位置推定技術」について研究を進めた。相対位置の推定が可能になれば、ごく少数のアンカーを設置することで、絶対座標上の位置への変換が可能である。

(2) 2値近接情報を利用した位置推定技術

(1)の研究では、近隣のセンサ同士がセンサ間の距離を推定できることを前提としている。センサ間の距離はセンサが発する電波強度の減衰量から推定することが可能であるが、その推定精度には限界がある。本研究では、任意の二つのセンサの近接関係を「近い」もしくは「遠い」の2値で表現し(これはセンサ間の距離を2値で表現することと同等)、その2値近接情報に基づいてセンサの位置を推定する手法についても検討を進めた。

近接関係を2値で測定することは容易である。例えば、各センサが決まった電力量で周囲に電波を発することとし、近隣のセンサが発する電波の強度が予め定められた値以上であればそのセンサとは近接しており、値未満であれば近接していないと判断することができる。

(3) センサ位置推定法のグラフ自動描画への応用

(1)もしくは(2)の研究は、いずれもセンサの位置推定を最適化問題に定式化し、最適化問題を数値的に解くことで位置を決定する手法を採用しているが、それら研究で用いる最適化問題への定式化と解法は、(点と線からなる)グラフを平面上に描画する問題に応用することができる。本研究では、このアプローチにより自動グラフ描画を行う手法について検討を行った。

(4) 対象物に対するセンサの検出反応を用いた対象物数推定法

近隣にある対象物を検知する機能を持つセンサが多数配置されている監視エリアを複数の対象物が通過する際に、監視エリア内の対象物数を自動カウントする手法について検討した。各センサの位置は(1)もしくは(2)で検討する手法により、おおよその位置が判明しているとする。本手法は、例えば、セン

サを設置した道路を通過する車両数を自動カウントするような応用が考えられる。

(5) オンラインソーシャルネットワーク上の情報収集

Twitter や Facebook のようなオンラインソーシャルネットワーク上に存在する大量の情報を、実世界の状態を解析するためのソーシャルセンサとして利用する研究が数多く行われている。オンラインソーシャルネットワークに存在するデータは莫大であるため、実際には解析対象とするデータをサンプリングにより絞りこむ必要があり、その際のサンプリング手法の一つに、ネットワーク内をランダムウォークしながら訪問先のノードのデータを収集するランダムウォークサンプリングがある。隣接ノードの一つを等確率に選んで推移する古典的なランダムウォークでは、高次数ノードほど訪問されやすい傾向にある。従って、古典的なランダムウォークをデータサンプリングに用いると、高次数ノードのデータを偏って収集する結果となり、収集されたデータにバイアスが発生する。本研究では、このバイアスを統計処理上の工夫により除去する手法について検討した。

4. 研究成果

(1) 協調位置推定技術

センサ i の推定位置を X_i 、センサ $i-j$ 間の距離を d_{ij} とすると、協調位置推定は以下の目的関数を最小化する最適化問題として定式化できる。

$$\sum_i \sum_{j \in N(i)} (|X_i - X_j| - d_{ij})^2$$

上式で $N(i)$ はセンサ i の近傍にある (センサ i との距離が測定できる位置にある) センサの集合を表す。この目的関数は非凸な非線形関数であるので、最適解を解析的に求めることができず、降下法により数値的に解を求める手段がとられるが、大域的最適解への収束性は必ずしも保障されない。

本研究では、Stress Majorization と呼ばれる手法で数値的に局所最適解の探索を行い、その際の目的関数への収束性、および収束改善法について検討し、以下の結論を得た。

$N(i)$ がほぼ全体集合に等しい場合、収束性は良好であり、位置推定値の初期解にかかわらず、ほぼ大域的最適解に収束する。

上記の場合、距離測定値に誤差が含まれていても、位置推定値の誤差は小さく、センサ数が増加するに従い、誤差は 0 に収束する。

$N(i)$ が全体集合より小さくなるに従い、収束性は悪化し、位置推定値の初期値の取り方が重要になる。

$N(i)$ が全体集合より小さい場合においても、 $N(i)$ が全体集合に等しいとおき、センサ間距離が不明なセンサペアの距離はセンサ間距離が既知のセンサペアをつないで得られた最短経路長に等しいとして得られた位置推定値を初期推定値に用いると、収束性が

大幅に改善される。

の方法で得られた位置推定値の誤差は、距離測定値に含まれる誤差よりも通常小さく、センサ数が増加するに従い、誤差は減少する。

(2) 2 値近接情報を利用した位置推定技術

近隣の対象物を検知する能力を持つセンサの位置推定技術について検討した。対象物を同時に検知したバイナリセンサは互いに近い位置にあるとみなせるので、対象物に対するセンサの反応から、どのセンサ同士が近接しているかという情報を得ることができる。この点に着目し、対象物に対するセンサの検出反応から 2 値近接情報を得て、(1) の手法を用いて、センサの位置を推定するシミュレーション実験を行った。

シミュレーション実験により、近接関係情報からセンサの位置を推定した結果を示す (10)。約 200 個のセンサを $10\text{m} \times 10\text{m}$ の領域にランダムに配置する。図 1a に示す経路に沿って、近接関係を調べるための対象物を領域に通し、各センサの反応から、どのセンサ同士が近接関係にあるかを調べる。その後、(1) の手法によりセンサの位置を決定する。

半径 2m の対象物を用いた際の位置推定結果を図 1b に示す。驚くほど正確にセンサの位置が推定される様子がわかる。

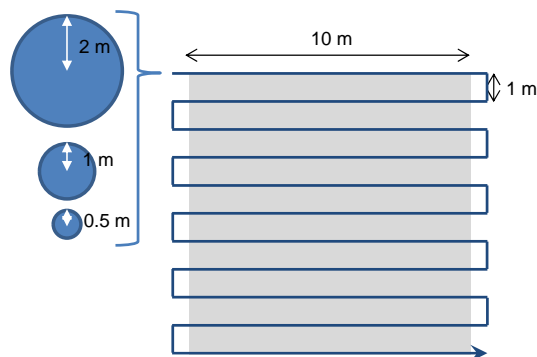


図 1a. シミュレーション条件

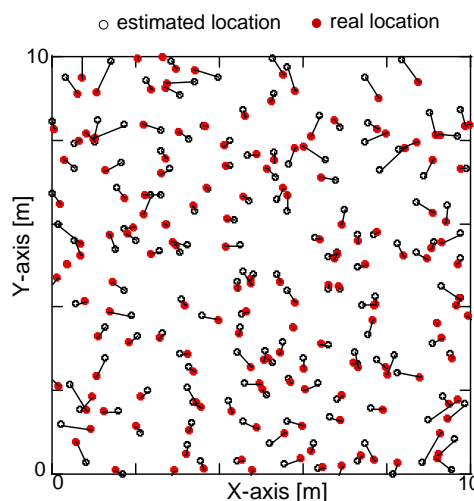


図 1b. 位置推定結果

(3) センサ位置推定法のグラフ自動描画への応用

事物の抽象的な関係や構造を表現するのに用いられる数学的概念である「グラフ」を二次元平面上に描画するグラフ自動描画問題では、力志向アプローチと呼ばれる手法が広く用いられている。力志向アプローチの一つとして、グラフを構成する点の描画位置を決定する問題を、(1)の研究で用いた最適化問題と同じ問題に定式化して解く手法がある。この手法では、点間の距離はグラフ理論的距離(点を結ぶ最短経路長)に等しいとおくが、本研究では、三角不等式を根拠に点間の距離に工夫を加えることで、目的に応じ、グラフを描き分けることに成功した。

本研究で用いた方法は調整パラメタを含んでおり、調整パラメタが1に等しいときは、点間距離がグラフ理論的距離に等しいとした場合の結果を与える。一般に、パラメタ値が1に近いほどグラフ全体の特徴が強調され、0に近づくほど点と点のつながりを識別するのに適した描画結果が得られる(図2)。

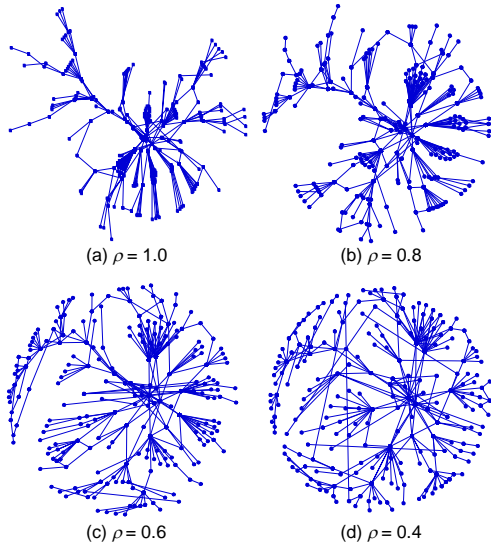


図2. グラフ自動描画例 (ρ : 調整パラメタ)

(4) 対象物に対するセンサの検出反応を用いた対象物数推定法

監視領域内に、近くの対象物に反応するセンサを多数配置する。各センサは定期的に対象物の検出を行い、その結果を1bit情報(検出した場合1,それ以外は0)に縮約して(例えば)クラウド内のサーバに通知する。クラウド内のサーバに置かれたデータから、各検出時刻におけるセンサ反応のスナップショットを見ることができる。

図3aと図3bはシミュレーションで調べたセンサの反応例である。100m x 100mの領域にセンサをランダムに配置する。対象物の形状は半径5mの円であるとす。x印は対象物の中心位置を示し、青丸は反応したセンサ、灰色の点は未反応センサを示す。センサ密度が小さい(図3a: $0.02[1/m^2]$)場合、検出さ

れない対象物が発生し、センサ密度が大きい(図3b: $0.1[1/m^2]$)と複数のセンサが一つの対象物に反応する。したがって、センサ密度の大小にかかわらず、反応センサ数を対象物数の推定値に用いることは適切でない。

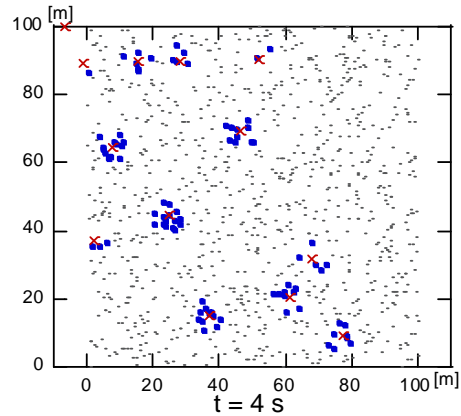


図3a. センサの反応例(センサ密度小)

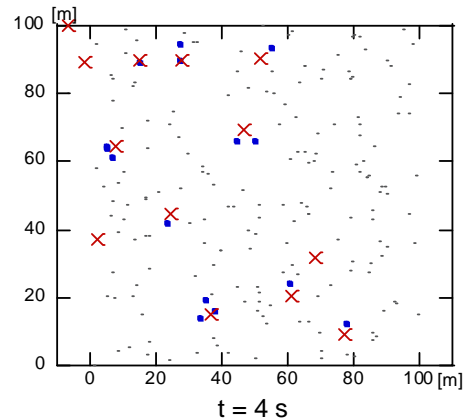


図3b. センサの反応例(センサ密度大)

本研究では、センサの反応結果のスナップショットから、対象物を自動カウントするアルゴリズムについて検討した。具体的なアルゴリズムは以下の通りである。(何らかの対象物に)反応したセンサと反応しなかったセンサのそれぞれの位置を調べる。次に、反応センサ群を複数のクラスタに分類する。各クラスタは未反応センサにより周囲をとり囲まれており、他のクラスタとは未反応センサにより隔てられているように選ぶ。この場合、クラスタの数を対象物数の推定値として利用できる。

本研究では、相互最近接近傍(Mutual Nearest Neighbor)の考え方をういて反応センサ群を複数のクラスタに分類する検討を行った。「反応センサA, B, Cが相互最近接近傍を形成する」とは、AB, AC, BC間の距離が、それ以外の反応センサまでの距離よりも短いことを意味する。相互最近接近傍によるクラスタ分類には任意性があるが、各相互最近接近傍がその内部に未反応センサを含まないという条件を課すことで、相互最近接近傍によるクラスタ分類が一意に可能なることを数学的に証明した。なお、相互最近接近傍によるクラスタ分類が一意に可能なることを数学的に証明した。なお、相互最近接近傍によるクラスタ分類が一意に可能なることを数学的に証明した。

近傍によるクラスタ分類は申込者が初めて提案する数学的概念である。

図4は提案手法で対象物数を推定した結果である。灰色の棒グラフは対象物数の真値、

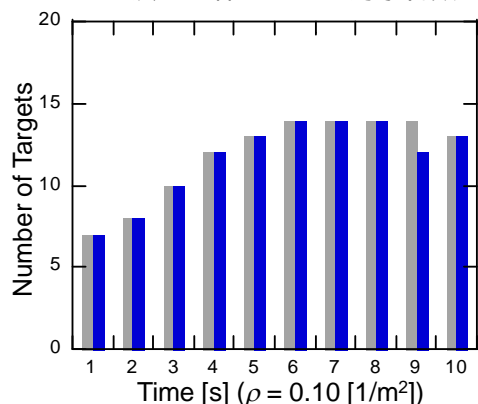


図4. 対象物数推定結果

青色の棒グラフは推定値を示す(右から左に対象物が動いていくので、時間の経過とともに対象物数が変わる)。推定が非常に正確に行えている様子が見える。

(5) オンラインソーシャルネットワーク上の情報収集

ランダムウォークサンプリングに伴い発生するバイアスを回避するために、ランダムウォークにおける隣接ノードへの推移確率を Metropolis-Hastings (MH) アルゴリズムにより調整して均一なサンプリングを実現する手法が提案されている。

一方、古典的なランダムウォークでは各ノードへの訪問確率が次数に比例する事実に着目すると、次数の逆数の重みを掛けて平均化することでサンプリングデータに含まれるバイアスを除去できると考えられる。そこで、本研究では次数の逆数の重みを掛けて平均化するランダムウォークサンプリングにより収集したデータに含まれるバイアスを除去する手法(事後バイアス除去法)について検討した。

インターネット上で公開されている各種オンラインソーシャルネットワークおよびP2Pのトポロジーデータを用いて、コンピュータ上に仮想的にこれらネットワークを構築し、ネットワーク上でランダムウォークさせて、事後バイアス除去法の妥当性について検証した。その結果、事後バイアス除去法はランダムウォークサンプリングに伴うバイアスを正確に除去できること、MHアルゴリズムに比べて推定値の分散を小さくできること、を確認した。

さらに、事後バイアス除去法を拡張して、意図的に次数の高いノードもしくは次数の低いノードを集中的に訪問して情報を収集し、収集後にバイアスを除去するランダムサンプリング手法を考案し、手法の有効性を確認した。

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文](計11件)

1. H. Saito and S. Shioda, "Parameter estimation method for time-variant target object using randomly deployed sensors and its application to participatory sensing," IEEE Trans. Mobile Computing, vol. 14, no. 6, pp. 1259-1271, 2015 (査読有). DOI: 10.1109/TMC.2014.2347037
2. S. Shioda, J. Komatsu, and K. Nishihara, "Connectivity-Based Sensor Localization for Anisotropic Networks by Stress Relaxation," Proceedings of the IEEE VTC Fall, pp.1-5, 2015 (査読有). DOI: 10.1109/VTCFall.2015.7390878
3. S. Shioda, "Target counting using binary proximity sensors via cluster identification," Proceedings of the IEEE ICC, pp. 6687-6693, 2015 (査読有). DOI: 10.1109/ICC.2015.7249391
4. S. Shioda, "Localizing sensors from their responses to targets," IEICE Trans. Commun., vol. E98-B, no. 1, pp. 145-152, 2015 (査読有). DOI: 10.1587/transcom.E98.B.145
5. チュンマニ プーヴィエン, 相馬 知哉, 塩田 茂雄, "非構造型 P2P システムにおける指向性ランダムウォーク検索," 電子情報通信学会論文誌, vol. J98-B, no. 2, pp. 132-140, 2015 (査読有).
6. S. Shioda, "Random-walk-based biased sampling for data collection on communication networks," ACM Performance Evaluation Review, vol. 42, issue 2, pp. 21-23, 2014 (査読有). DOI: 10.1145/2667522.2667528
7. S. Shioda, "Target Counting with Binary Proximity Sensors Based on Sensor-Cluster Identification," Proceedings of the IEEE MASS, pp. 505-506, 2014 (査読有). DOI: 10.1109/MASS.2014.63
8. S. Shioda, "Unbiased Estimation Based on Biased Sampled Data of Communication Networks," Proceedings of the IEEE AINA, pp. 642-648, 2014 (査読有). DOI: 10.1109/AINA.2014.79
9. S. Shioda and K. Shimamura, "Relative

Localization of Sensors Based on Their Responses to Moving Objects," Proceedings of the IEEE MASS, pp. 419-420, 2013 (査読有).

DOI: 10.1109/MASS.2013.30

10. S. Shioda and K. Shimamura, "Cooperative Localization Revisited: Error Bound, Scaling, and Convergence," Proceedings of the ACM MSWiM'13, pp. 197-206, 2013 (査読有).

DOI: 10.1145/2507924.2507937

11. S. Shioda and K. Shimamura, "Anchor-free localization: estimation of relative locations of sensors," Proceedings of the IEEE PIMRC, pp. 2087-2092, 2013 (査読有).

DOI: 10.1109/PIMRC.2013.6666488

[学会発表](計13件)

1. 竹之内洋樹, 塩田茂雄, "レイアウトを変化させるグラフ自動描画手法," 電子情報通信学会 ソサエティ大会, A-1-13, 2015年9月9日, 東北大学(宮城県・仙台市).

2. S. Shioda, J. Komatsu, and K. Nishihara, "Connectivity-Based Sensor Localization for Anisotropic Networks by Stress Relaxation," IEEE VTC Fall, 2015年9月8日, ボストン(米国).

3. S. Shioda, "Target counting using binary proximity sensors via cluster identification," IEEE ICC, 2015年6月11日, ロンドン(英国).

4. 西原圭一, 小松潤也, 塩田茂雄, "センサ協調位置推定 ~ センサが不均一に置かれたケースにおける精度検証 ~," 電子情報通信学会 情報ネットワーク研究会, IN2014-88, 2014年11月19日, 下関市勤労福祉会館(山口県・下関市).

5. S. Shioda, "Target Counting with Binary Proximity Sensors Based on Sensor-Cluster Identification," IEEE MASS, 2014年10月29日, フィラデルフィア(米国).

6. S. Shioda, "Random-walk-based biased sampling for data collection on communication networks," IFIP WG7.3 Performance, 2014年10月8日, トリノ(イタリア).

7. 小松潤也, 塩田茂雄, "センサ協調位置推定 - 相互多辺測量法と多次元尺度構成法の精度比較 -, " 電子情報通信学会 知的環境とセンサネットワーク研究会,

ASN2014-33, pp. 127-132, 2014年5月30日, 東京大学(東京都・目黒区).

8. S. Shioda, "Unbiased Estimation Based on Biased Sampled Data of Communication Networks," IEEE AINA, 2014年5月15日, ヴィクトリア(カナダ).

9. 小松潤也, 塩田茂雄, "センサ位置推定問題の目的関数の凸性について," 日本オペレーションズ・リサーチ学会 春季研究発表会, 1-D-7, 2014年3月6日, 大阪大学(大阪府・豊中市).

10. 晒谷亮輔, 塩田茂雄, "ランダムウォークサンプリングで生じるバイアス除去法の比較," 日本オペレーションズ・リサーチ学会 春季研究発表会, 1-D-8, 2014年3月6日, 大阪大学(大阪府・豊中市).

11. 塩田茂雄, "センサ協調位置推定再訪 - 最適化問題による定式化と解法(招待講演)," 複雑コミュニケーションサイエンス研究会, CCS-2013-03-05, 2014年3月5日, 早稲田大学(東京都・新宿区).

12. 塩田茂雄, 島村和希, "センサ位置推定再訪," 電子情報通信学会 情報ネットワーク研究会, IN2013-93, pp. 35-40, 2013年11月22日, 熊本大学(熊本県・熊本市).

13. 島村和希, 塩田茂雄, "協調位置推定のスケラビリティに関する考察," 電子情報通信学会 ソサエティ大会, B-18-41, 2013年9月20日, 福岡工業大学(福岡県・福岡市).

6. 研究組織

(1) 研究代表者

塩田茂雄 (SHIGEO SHIODA)
千葉大学・大学院工学研究科・教授
研究者番号: 70334167

(2) 研究分担者

なし

(3) 連携研究者

なし