

劣モジュラ性を利用した ドローンによるばらまき型センサ配置

Sub-Optimal Sensor Scattering by Drones

杉浦 孔明

Komei Sugiura

情報通信研究機構

National Institute of Information and Communications Technology

Drones have become widely used in such tasks as aerial imaging and environmental monitoring. Currently, most drones are used as a unified sensor and actuation devices, however it would be also reasonable to use drones to distribute sensors to target areas. In this study, a novel method which maximizes mutual information is proposed. The key contribution lies in sub-optimal sensor scattering by drones in an online manner. Unlike other sensor placement method, the proposed method can plan the sensor scattering when sensor positions are uncertain.

1. はじめに

気象災害後の情報収集や環境モニタリングにおいて、ドローンの利用が広く行われるようになってきた。現状では、その多くはドローン自体に取り付けられたカメラを用いた情報収集が主な用途である。一方、広範囲のモニタリングを考えると、安価なセンサをドローンに運搬させ多数設置することが合理性を持ち得る。

現状では、バッテリー持続時間の制約からドローンの飛行時間は極めて短い。そのため、限られた個数のセンサをいかに配置するかが問題になる。単純に格子状に設置することも考えられるが、観測対象やニーズによっては必ずしも全センサが有効に利用されるわけではない。

本研究では、ドローンによるばらまき型センサ配置問題を扱う。ばらまき型センサ配置とは、ドローンにより観測対象の周辺にセンサを逐一投下する行動計画問題を指すものとする。ドローンによるばらまき型センサ配置を考えるうえで考慮すべき点が2点存在する。1点目は自己位置推定により得られる位置は必ずしも正確ではない点である。くわえて、空中からセンサを投下するため、材質によっては投下位置からかなりずれた位置にセンサが配置される。2点目は、ドローンの可搬重量は小さいため、1回に運搬可能なセンサ個数が限定されることである。以上2点から、事前に最適配置が決定されてそれにしたがって各センサが設置されるのではなく、逐次的に次の最適設置位置を得て配置を行う必要がある。

センサ配置問題については、センサネットワーク、環境モニタリング、ロボティクス等の分野で広く研究が行われてきた [Hart 10]。また、安価なセンサによるセンサネットワークの構築およびセンサ位置推定についても多くの研究がある [Bulusu 00, Sugiura 06]。一般にセンサ配置問題においては、取り得る配置部分集合が指数関数的に増加するため、最適配置を厳密に計算する時間が極めて大きい。一方、相互情報量規準における劣モジュラ性を利用すれば、逐次的に貪欲法を適用しても $(1 - 1/e)$ 近似が保証される [Krause 08, 河原 15]。すなわち、最悪のケースにおいても最適値の 63% が保証されているだけでなく、実際には 90% 程度の性能を示すことも報告されている。ただし [Krause 08] ではセンサ位置を知ることができるという仮定があるが、ドローンによるセンサ配置ではこのような



図 1: 構築したハードウェア。電磁石による物体運搬機構を有する。

仮定を置くことができない。

本論文では、位置誤差があるような状況下における劣モジュラ最適化によるセンサ配置手法を提案する。本研究の独自性は以下である。

- 期待相互情報量を用いたばらまき型センサ配置手法を提案した
- 実機ドローンによる逐次ばらまき型センサ配置を実現した

2. タスク環境およびハードウェア

2.1 ハードウェア

図 1 に本研究で用いるハードウェアを示す。本ドローンは Parrot 社 AR.Drone 2.0 を改造し、物体運搬機構を有する脚部と、機構を制御する制御基板を追加したものである。物体運搬機構は、電磁石の ON/OFF により物体を吸着/投下する。安定して運搬・飛行可能な物体の最大重量は、50g 程度である。本研究では、ドローンはセンサを同時に 1 個だけ運搬可能なものとする。

ドローンの自己位置推定は、ドローンに搭載された単眼カメラを利用した位置推定手法 [Engel 14] を用いて行った。すなわち、モーションキャプチャ等の外部デバイスは用いておらず、屋外への展開が可能である。

2.2 タスクシナリオ

ドローンは屋内に用意した図 2 に示す環境 (8x12m) でセンサを運搬するものとする。なお、本手法自体には、屋内・屋外について本質的な違いはない。移動において、遠隔操縦など人間による操作は一切行わないものとする。



図 2: 実験環境．黄色のオブジェクトは投下済みのセンサである．

まず，タスクの開始時点において，ドローンはスタート位置から浮上し，空中でセンサ取り付け可能状態に移行する．センサについては，ホバリング状態において実験者が取り付けるものとする．ドローン自身が設置されているセンサを自動で取り付けることもハードウェアとしては不可能ではないが，本論文の主旨ではない．その後，提案手法により得られる位置まで飛行し，センサを投下する．その後，ドローンはスタート位置に戻り，次のセンサを実験者が取り付ける．

3. 期待相互情報量最大化によるばらまき型センサ配置

表 1 に変数定義をまとめる．新規にセンサをひとつ置いたときに得られる観測値は，以下のようなガウス分布に従うものとする．

$$p(y_{obs}) = \mathcal{N}(\mu_y, \sigma_y^2) \quad (1)$$

同様に，設置済みのセンサ集合 A から得られる観測値もガウス分布に従うものとする．

$$p(\mathcal{Y}_A) = \mathcal{N}(\mu_A, \Sigma_{AA}) \quad (2)$$

いま，各センサの観測量の共分散が，適当なカーネル関数により近似できるものとする．本研究では， y_{pos} と y'_{pos} に配置されたセンサ観測値の共分散は，以下の放射基底カーネルで与えられるものとする．

$$K(y_{pos}, y'_{pos}) = \exp\left\{-\frac{\|y_{pos} - y'_{pos}\|^2}{2\gamma^2}\right\}$$

ただし，分散が 0 にならないように， $K(y_{pos}, y'_{pos}) < \epsilon$ であれば， $K(y_{pos}, y'_{pos}) = \epsilon$ とする．ここに ϵ は正の小数（例えば 0.01）とする．

多次元ガウス分布に従う確率変数を分割したときに得られる条件付き分布の公式から以下がいえる．

$$\mu_{y|A} = \mu_y + \Sigma_{yA} \Sigma_{AA}^{-1} (\mathcal{Y}_A - \mu_A) \quad (3)$$

$$\sigma_{y|A}^2 = \sigma_y^2 - \Sigma_{yA} \Sigma_{AA}^{-1} \Sigma_{Ay} \quad (4)$$

いま， $MI(A)$ を，センサ集合 A および $V \setminus A$ の観測値の相互情報量として以下のように定義する．

$$MI(A) \triangleq I(A; V \setminus A)$$

ここで， $MI(A)$ は劣モジュラ関数であり，貪欲法が $(1-1/e)$ 近似を与える [Krause 08]． $(1-1/e)$ は約 63% であるので，最適値の 63% が保証されているといえる．

表 1: 変数定義

V	全センサの集合
A	配置済みセンサの集合
\bar{A}	$V \setminus \{A \cup y\}$
y_{pos}, y_{obs}	センサ y の位置および観測
\mathcal{Y}_A	センサ集合 A の観測ベクトル
$p(y_{obs}; \mu_y, \sigma_y^2)$	y_{obs} の分布 (Gaussian)
$p(\mathcal{Y}_A; \mu_A, \Sigma_{AA})$	\mathcal{Y}_A の同時分布 (Gaussian)
μ_y, σ_y^2	$p(y_{obs})$ の平均および分散
μ_A, Σ_{AA}	$p(\mathcal{Y}_A)$ の平均および共分散行列
$\mu_{y A}, \sigma_{y A}^2$	\mathcal{Y}_A で条件付けられた y_{obs} の平均および分散
Σ_{yA}	y_{obs} と \mathcal{Y}_A の共分散ベクトル
$K(\cdot, \cdot)$	カーネル関数
$MI(A)$	A と $V \setminus A$ の間の相互情報量
δ_y	センサ y を追加した際の $MI(A)$ の増分
y_{init}	スタート位置
y_{pos}^*	次のセンサ位置
$p(y_{pos}; y_{target}, \Sigma_{scatter})$	y_{pos} の分布 (Gaussian)
$y_{target}, \Sigma_{scatter}$	$p(y_{pos})$ の平均および共分散行列

貪欲法による y_{pos}^* の選択は，以下で与えられる．

$$y_{pos}^* = \operatorname{argmax}_{y \in V \setminus A} \delta_y \quad (5)$$

センサが決められた位置に誤差なく設置できるのであれば，上記に従いセンサを配置することができる．しかし，ばらまき型センサ配置問題では，誤差なく設置できることはない．以下では，そのために $MI(A)$ を拡張する．

ここで，Scattering Mutual Information (SMI) を以下のように定義する．

$$SMI(A) \triangleq \mathbb{E}_{p_{pos}}[I(A; V \setminus A)]$$

提案手法では， $SMI(A)$ の増分を貪欲法により最大化する．これにより，ばらまき型センサ配置の計画が逐次的に行われる．

落下後のセンサの位置 y_{pos} は，ガウス分布で与えられると仮定する．

$$y_{pos} \sim \mathcal{N}(y_{target}, \Sigma_{scatter})$$

すなわち， y_{target} を中心として $\Sigma_{scatter}$ で表される分散によりセンサが散らばるものと仮定する． $\Sigma_{scatter}$ については，事前に実験を行い合理的な値を定めるものとする．また， $V \setminus A$ には，落下後に最も近くにある V の要素のうち，まだ選択されていないセンサを入れるものとする．

提案手法では， y_{pos}^* を以下のように求める．導出の詳細については，付録を参照されたい．

$$\begin{aligned} y_{pos}^* &= \operatorname{argmax}_{y \in V \setminus A} \delta_y^{SMI} \\ &= \operatorname{argmax}_{y \in V \setminus A} \{\mathbb{E}_{p_{pos}}[MI(A \cup y)] - \mathbb{E}_{p_{pos}}[MI(A)]\} \\ &= \operatorname{argmax}_{y \in V \setminus A} \mathbb{E}_{p_{pos}}[MI(A \cup y) - MI(A)] \\ &= \operatorname{argmax}_{y \in V \setminus A} \mathbb{E}_{p_{pos}} \left[\frac{\sigma_y^2 - \Sigma_{yA} \Sigma_{AA}^{-1} \Sigma_{Ay}}{\sigma_y^2 - \Sigma_{y\bar{A}} \Sigma_{\bar{A}\bar{A}}^{-1} \Sigma_{\bar{A}y}} \right] \end{aligned} \quad (6)$$

上記の期待値の計算において，センサが落下する位置の分布は

本来連続であるが、粒度の細かい離散空間と仮定して期待値を求めることができる。

4. 実験

4.1 設定

実環境を模擬した環境をシミュレータ上に構築した(図3参照)。図において、右下の画像はドローンのカメラ画像であり、画像中の赤色・緑色・黄色で示す点は特徴点である。青い立方体は配置済みのセンサを示す。ターゲット位置候補領域として、緑の枠で示す4x4mの領域を設定した。ターゲット位置候補領域には25個の格子点が設定されており、格子点はターゲット位置候補集合を形成する。各ターゲット位置候補同士の距離は1mである。ドローンは各ターゲット位置候補を目標としてセンサを投下するが、必ずしも格子点上にセンサが配置されるわけではない。なお、位置のずれにより、ターゲット位置候補領域の外側にセンサが配置されることがあり得る。

貪欲法が $(1 - 1/e)$ 近似を与えるためには、配置するセンサの最大数が V の大きさの半分以上を超えてはならない[Krause 08]。そこで、本実験では配置するセンサの最大数を12とした。

前述したように、ばらまき型センサ配置においては必ずしも正確な位置が得られない。そのため、ドローンの位置推定手法としては[Engel 14]の手法を用いた場合の $\Sigma_{scatter}$ について事前調査を行った。事前実験の結果から、 $\Sigma_{scatter}$ は以下のように近似できるものとした。

$$\Sigma_{scatter} = \begin{bmatrix} \alpha_x d + \beta & \beta \\ \beta & \alpha_y d + \beta \end{bmatrix}$$

ここに、 d は移動距離 $\|y_{init} - y_{target}\|$ を表し、 β は正の小数($\beta = 0.01$)である。 α_x, α_y の設定については後述する。また、カーネル関数のパラメータを $\gamma = 1$ とした。

4.2 結果

図4に、定性的結果を示す。図において黒丸は y_{init} 、 x はセンサが実際に配置された場所、25個の四角は集合 V である。色の濃さは δ_y (ベースライン)、または δ_y^{SMI} (提案手法)の大きさを示す。すなわち、色が最も濃い四角が次の最適なセンサ投下位置である。また、 $(\alpha_x, \alpha_y) = (0.3, 0.3)$ と設定した。

ベースライン手法は[Krause 08]により提案されたものであり、期待値を考慮せず式(5)により次のセンサ位置を得る。どちらの手法についても、1個目のセンサは中央をターゲット位置とすることとした。2個目以降のセンサについては各手法により最適なターゲット位置を決定し、ドローンからセンサを投下した。

図5に、定量的な性能評価結果を示す。図の横軸はセンサ数

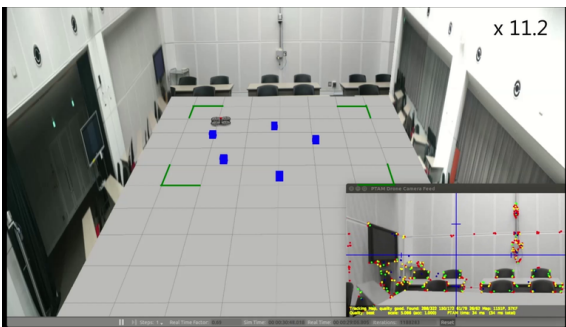


図3: シミュレーション環境

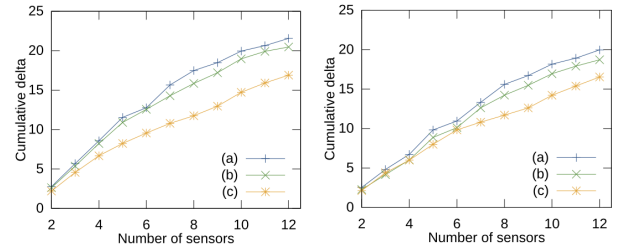


図5: センサ数に対する累積 δ_y を尺度とした性能評価結果。(a)提案手法,(b)ベースライン[Krause 08],(c)ランダム。10回の実験の平均を示す。左: $(\alpha_x, \alpha_y) = (0.3, 0.2)$ 。右: $(\alpha_x, \alpha_y) = (0.4, 0.4)$ 。

であり、縦軸は累積 δ_y である。比較対象として(a)提案手法,(b)ベースライン[Krause 08],(c)ランダム,による結果を示す。ベースライン手法では、期待値を考慮せず式(5)により次のセンサ位置を得る。ランダム手法では、ターゲット候補集合からランダムに次のセンサ位置を得る。左図は $(\alpha_x, \alpha_y) = (0.3, 0.2)$ の結果であり、右図は $(\alpha_x, \alpha_y) = (0.4, 0.4)$ の結果である。各々10回の実験を行い、平均をプロットした。

図5左図より、提案手法はすべてのセンサ個数においてベースラインおよびランダムより大きい累積 δ_y を得ている。これは本実験設定において、提案手法が有効であることを示している。図5右図においても、提案手法はベースラインおよびランダムより良い結果を得ている。

5. 議論

本節では手法および結果に関する議論を行う。まず、センサ位置の誤差について検討する。図5左図と右図を比較すると、ランダムによる性能はどちらもほぼ同じであることがわかる。一方、右図において、提案手法およびベースラインとランダムとの差は縮まっている。この差は (α_x, α_y) に依存していると考えられる。さらに (α_x, α_y) を大きくすると、どのような手法であってもランダムと大差ない性能に収束していくものと考えられる。一方、 (α_x, α_y) が非常に小さい領域においては、センサはターゲット位置にほぼ誤差なく配置できる。そのような設定のうえでは期待値を利用する提案手法と、期待値を利用しないベースライン手法はほぼ同じ性能を示すはずである。以上より、 (α_x, α_y) が小さい領域では提案手法とベースラインはほぼ同じ性能であり、中程度の領域ではベースラインより高い性能を有すると考えられる。さらに (α_x, α_y) が大きい領域では提案手法もベースラインもランダム配置とほぼ同じ性能を示すものと考えられる。

次に、センサの分散について検討する。本研究では分散は事前に得られるものとした。一方、実際の応用ではこの仮定が成り立たないことが多い。そのような応用においては、センサ値を一定時間観測し、適当な手法によって分散の逐次推定を行うことで上記の問題を解決できる。

本研究では、相互情報量 $MI(A)$ の有する劣モジュラ性を利用した。一方、センサの観測範囲、範囲内に入る格子点の数、など他の規準を用いることもできる。実際にこれらの規準は劣モジュラ性を満たすため、本論文と同様の議論が成立する。すなわち、提案手法と同様に期待値を考慮したばらまき型センサ配置手法を導出することが可能である。

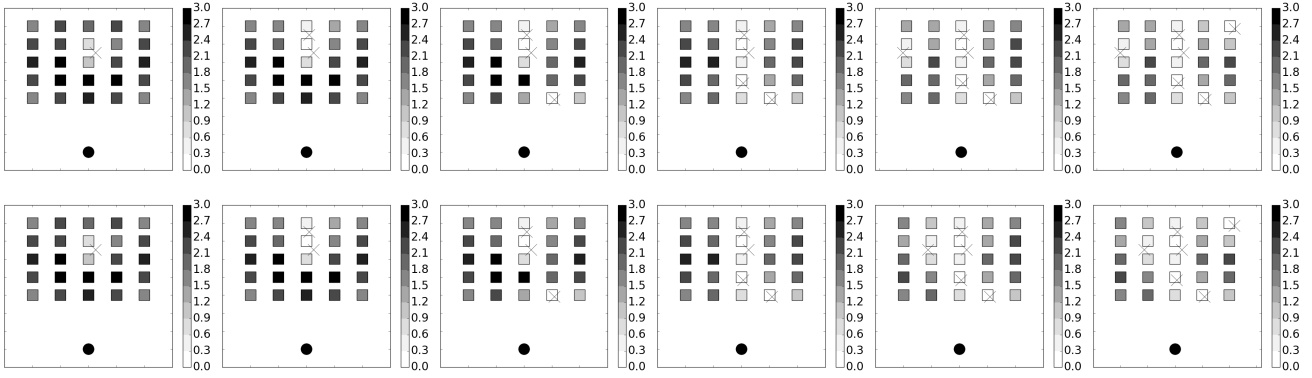


図 4: 提案手法 (上段) およびベースライン手法 (下段) によるばらまき型センサ配置の定性的結果．黒丸は y_{init} ，四角で示される集合は V を示す．色の濃さは δ_y ，または δ_y^{SMI} の大きさを示す．x はセンサが実際に配置された場所を表す．

6. おわりに

Association for Unmanned Vehicle Systems International (AU-VSI) の調査によると，アメリカ合衆国における飛行ロボットのエコ効果は，2015 年から 2025 年の間に 821 億ドルと予想されている [Jenkins 13]．今後，ドローンの応用分野はさらに拡大していくであろう．本論文では，期待相互情報量を用いたばらまき型センサ配置方法について述べた．さらに，実機ドローンを用いて逐次ばらまき型センサ配置を実現した．提案手法の応用としては，環境汚染物質等のモニタリングを行うばらまき型センサ配置計画立案などが挙げられる．

本研究に関する動画は，<http://komeisugiura.jp/> を参照されたい．

A 付録

本節では，[Krause 08] で提案された相互情報量規準のセンサ配置手法について概説する．可読性の都合から， y_{obs} を y ， \mathcal{Y}_A を A と書くこととする．

相互情報量の定義から，

$$MI(A) = H(A) - H(A|V \setminus A) = H(A) - H(A|\bar{A} \cup y)$$

$$MI(A \cup y) = H(A \cup y) - H(A \cup y|\bar{A})$$

が成り立つ．ここに， $H(\cdot)$ はエントロピーを表す．

よって，センサ y を追加することによる相互情報量の増分 δ_y は以下となる．

$$\begin{aligned} \delta_y &= MI(A \cup y) - MI(A) \\ &= H(A \cup y) - H(A \cup y|\bar{A}) - H(A) + H(A|\bar{A} \cup y) \end{aligned} \quad (7)$$

ここで，条件付きエントロピーの定義から

$$\begin{aligned} H(A \cup y|\bar{A}) &= H(A \cup y, \bar{A}) - H(\bar{A}) \\ &= H(V) - H(\bar{A}) \end{aligned}$$

であり， $H(A|\bar{A} \cup y)$ についても同様に变形すると，式 (7) は

$$\begin{aligned} \delta_y &= H(A \cup y) - H(V) + H(\bar{A}) - H(A) + H(V) - H(\bar{A} \cup y) \\ &= H(A \cup y) - H(A) - H(\bar{A} \cup y) + H(\bar{A}) \\ &= H(y|A) - H(y|\bar{A}) \end{aligned} \quad (8)$$

となる．

一方，条件付きエントロピー $H(y|A)$ は，

$$\begin{aligned} H(y|A) &= - \int p(y, A) \log \mathcal{N}(\mu_{y|A}, \sigma_{y|A}^2) dy dA \\ &= \frac{1}{2} \log 2\pi e \sigma_{y|A}^2 \end{aligned} \quad (9)$$

と变形できる． $H(y|\bar{A})$ についても同様に求められる．

よって，式 (8)(9) より，

$$\delta_y = \frac{1}{2} \log \frac{\sigma_{y|A}^2}{\sigma_{y|\bar{A}}^2} \quad (10)$$

が得られ，式 (4)(10) より式 (6) が得られる．

謝辞

本研究の一部は，科研費 (若手 (B)24700188) および CREST の助成を受けて実施されたものである．

参考文献

- [Bulusu 00] Bulusu, N., Heidemann, J., and Estrin, D.: GPS-less Low Cost Outdoor Localization For Very Small Devices, *IEEE Personal Communications Magazine*, Vol. 7, No. 5, pp. 28–34 (2000)
- [Engel 14] Engel, J., Sturm, J., and Cremers, D.: Scale-aware navigation of a low-cost quadcopter with a monocular camera, *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 62, No. 11, pp. 1646–1656 (2014)
- [Hart 10] Hart, W. E. and Murray, R.: Review of sensor placement strategies for contamination warning systems in drinking water distribution systems, *Journal of Water Resources Planning and Management*, Vol. 136, No. 6, pp. 611–619 (2010)
- [Jenkins 13] Jenkins, D. and Vasigh, B.: The economic impact of unmanned aircraft systems integration in the United States (2013)
- [Krause 08] Krause, A., Singh, A., and Guestrin, C.: Near-optimal sensor placements in Gaussian processes: Theory, efficient algorithms and empirical studies, *The Journal of Machine Learning Research*, Vol. 9, pp. 235–284 (2008)
- [Sugiura 06] Sugiura, K., Matsubara, D., and Katai, O.: Construction of Robotic Body Schema by Extracting Temporal Information from Sensory Inputs, in *Proceedings of SICE-ICASE International Joint Conference 2006*, p. to appear, Busan, Korea (2006)
- [河原 15] 河原 吉伸, 永野 清仁: 劣モジュール最適化と機械学習, 講談社 (2015)