ばらまき型センサネット構築のための マルチコプタの逐次行動計画

杉浦孔明,河井恒(情報通信研究機構)

1. はじめに

情報収集等の応用において,マルチコプタの利用が 広く行われるようになってきた.地区レベルのモニタ リングを考えると,安価なセンサをマルチコプタに運 搬させセンサネットを即座に構築することが合理性を 持ち得る[1].

本研究では,人手によるセンサ設置が困難,または 危険な場所へのセンサネットの構築を扱う.対象とし ては,洪水,汚染,気象などに関するイベント検出や, 生態系,土壌などの環境モニタリングがある.近年,安 価または使い捨て型のセンサが容易に入手可能になる ととに,WiSUNなど長距離かつ省電力な通信手段が出 現し,コンシューマレベルのマルチコプタ(ドローン) が普及してきた.このような背景から,マルチコプタ を利用して安価なセンサをばらまけば,地区レベルの センサネットワークを即座に構築することができると 考えられる.

現状では,バッテリー持続時間の制約からマルチコ プタ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情報収集に有効とは限らない.

本研究では、マルチコプタ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、マルチ コプタ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.マルチコプタによる 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、マルチコプタ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[2].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[3,4].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[5,6].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[5]ではセ



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.

ンサ位置を知ることができるという仮定があるが,ば らまき型センサ配置ではこのような仮定を置くことが 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.

- 期待相互情報量最大化によるばらまき型センサ配 置手法を提案した
- 再現性を確保可能な実験環境を構築し,提案手法が優れることを確認した

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.本マル チコプタは 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,マ ルチコプタはセンサを同時に1個だけ運搬可能なもの とする.

マルチコプタの自己位置推定は,マルチコプタに搭載された単眼カメラを利用した位置推定手法[7]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

マルチコプタ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.

まず,タスクの開始時点において,マルチコプタはス 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.マルチコプタ



図 2 タスク環境. 黄色のオブジェクトは投下済みのセンサである.

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ター ゲット位置まで飛行し,センサを投下する.その後,マ ルチコプタ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.

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

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.

$$p(\mathcal{Y}_A) = \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_A, \boldsymbol{\Sigma}_{AA}) \tag{2}$$

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,*ypos* 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.

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

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

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 [5].(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】 发数定義	
V	全センサの集合
A	配置済みセンサの集合
$ar{A}$	$Vackslash \{A\cup y\}$
y_{obs}	センサ y の観測値
\mathcal{Y}_A	センサ集合 A の観測値ベクトル
$p(y_{obs}; \mu_y, \sigma_y^2)$	y _{obs} の分布 (Gaussian)
$p(\mathcal{Y}_A; \boldsymbol{\mu}_A, \Sigma_{AA})$	\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
$oldsymbol{\mu}_A, \Sigma_{AA}$	$p(\mathcal{Y}_A)$ 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 $Vackslash A$ 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}	センサ y の位置
y_{target}^{*}	次のターゲット位置
$p(y_{pos}; y_{target}, \Sigma_{scatter})$	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^*_{target} の選択は,以下で与えられる.

$$y_{target}^* = \operatorname*{argmax}_{y \in V \setminus A} \delta_y \tag{5}$$

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.

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

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.

以上より, y_{target}^* は以下のように求められる.導出 の詳細については,[8]を参照されたい.

$$y_{taget}^{*} = \underset{y \in V \setminus A}{\operatorname{argmax}} \delta_{y}^{SMI}$$

=
$$\underset{y \in V \setminus A}{\operatorname{argmax}} \{ \mathbb{E}_{pos}[MI(A \cup y)] - \mathbb{E}_{pos}[MI(A)] \}$$

=
$$\underset{y \in V \setminus A}{\operatorname{argmax}} \mathbb{E}_{pos}[MI(A \cup y) - MI(A)]$$

=
$$\underset{y \in V \setminus A}{\operatorname{argmax}} \mathbb{E}_{pos}\left[\frac{\sigma_{y}^{2} - \Sigma_{yA}\Sigma_{AA}^{-1}\Sigma_{Ay}}{\sigma_{y}^{2} - \Sigma_{y\bar{A}}\Sigma_{\bar{A}\bar{A}}^{-1}\Sigma_{\bar{A}y}} \right]$$
(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,右下の画像はマルチコプタ 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.マルチコプタは各ターゲット位 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 の大きさの半分を超えてはならな い [5].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,マルチ コプタの位置推定手法としては[7]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.





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 [5],(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: $(\alpha_x, \alpha_y) = (0.4, 0.4)$.

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 [5] 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,マルチコプタ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 [5],(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.

図6に,様々なパラメータの組み合わせについて,提 案手法とベースラインを比較した感度解析の結果を示 す.各点の色は,以下で定義する提案手法とベースラ イン手法の差 △ を表す.

$$\Delta = \sum_{i=2}^{\lfloor |V|/2 \rfloor} \Delta_i(\delta_y^{SMI})$$

ここに, $\Delta_i(\delta_y^{SMI})$ は, *i* 番目のセンサを配置した場合における, 提案手法およびベースライン手法による δ_y^{SMI} の差分である.また, MI(A) が単調性および劣モジュラ



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.



図 6 パラメータに対する感度解析の結果 . (α_x, α_y) の 組み合わせ 121 通りに対して,提案手法とベースラ イン手法の差を示す.各点は,提案手法およびベー スライン手法による累積 δ_y^{SMI} の差分について,10 回ずつ実験を行った場合の平均を示す.

関数であるためには,センサの最小数は2であり,最 大数は |V|の 1/2 であることに注意されたい.図にお いて, x 軸, y 軸はそれぞれ α_x , α_y を表す.

図より, 誤差が小さい領域($\alpha_x < 0.2$ かつ $\alpha_y < 0.2$) では, 提案手法とベースライン手法はほぼ同等の性能 である.提案手法はベースライン手法の拡張であり, 誤 差が小さい場合は等価となるため, これは合理的であ る.一方, 誤差が大きい領域では, 一般的に提案手法 が優れることがわかる.

5. おわりに

マルチコプタは,環境モニタリング,農業,エンター テイメントなど多岐にわたる応用可能性を有している. Association for Unmanned Vehicle Systems International (AUVSI)の調査によると,アメリカ合衆国における飛 行ロボットの経済効果は,2015年から2025年の間に 821億ドルと予想されている[9].本研究では以下を達 成した.

- 期待相互情報量最大化によるばらまき型センサ配 置手法を提案した
- 再現性を確保可能な実験環境を構築し,提案手法が優れることを確認した

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.

謝辞

本研究の一部は, JST CREST および JSPS 科研費 15K16074 の助成を受けて実施されたものである.

参考文献

- M. Abdulaal, M. Algarni, A. Shamim, and C. Claudel, "Unmanned aerial vehicle based flash flood monitoring using lagrangian trackers," International Workshop on Robotic Sensor Networks, 2014.
- [2] W.E. Hart and R. Murray, "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.
- [3] N. Bulusu, J. Heidemann, and D. Estrin, "GPS-less low cost outdoor localization for very small devices," IEEE Personal Communications Magazine, vol.7, no.5, pp.28–34, 2000.
- [4] K. Sugiura, D. Matsubara, and O. Katai, "Construction of robotic body schema by extracting temporal information from sensory inputs," Proceedings of SICE-ICASE International Joint Conference 2006, p.to appear, Busan, Korea, Oct. 2006.
- [5] A. Krause, A. Singh, and C. Guestrin, "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.
- [6] 河原吉伸,永野清仁,劣モジュラ最適化と機械学習,講談社, 2015.
- [7] J. Engel, J. Sturm, and D. Cremers, "Scale-aware navigation of a low-cost quadrocopter with a monocular camera," Robotics and Autonomous Systems, vol.62, no.11, pp.1646–1656, 2014.
- [8] 杉浦孔明, "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," 2016 年度人工知能学会全国大会資料, pp.1O5-OS-22b-5, 2016.
- [9] D. Jenkins and B. Vasigh, "The economic impact of unmanned aircraft systems integration in the united states," 2013.