

視覚センサネットワークにおける視野接続推定の分散化に関する検討

Decentralized topology estimation in a vision sensor network

近藤真, 鏡慎吾, 橋本浩一

Shin Kondo, Shingo Kagami, Koichi Hashimoto

東北大学大学院情報科学研究科システム情報科学専攻

Department of System Information Sciences, Graduate School of Information Sciences,
Tohoku University

キーワード: アドホックネットワーク(ad-hoc network), 視野接続(vision graph, vision topology), SIFT(Scale Invariant Feature Transform), 分散ハッシュテーブル(Distributed Hash Table),

連絡先: 〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉6-6-01 東北大学 情報科学研究科 橋本・鏡研究室
近藤真, TEL 022-795-7021, FAX 022-795-7019, E-mail: skondo@ic.is.tohoku.ac.jp

1. 緒言

近年, センサネットワークに関する研究¹⁾が盛んに行われている. 特に, 観測対象とする空間に無造作に多数のセンサを配置し, そのセンサが自律的に無線によってネットワークを結んでいくことを想定した研究が重要視されている. この場合, ネットワークが静的に設置されているのではなく, 近隣にあるセンサ同士が互いに接続しながら動的にネットワークを構築していく. このようなネットワークはアドホックネットワークと呼ばれる.

一方でカメラを用いたセンサネットワークの分野では, 複数のカメラをネットワークで結び協調動作させる研究が盛んに行われている. ただし, カメラネットワークは静的に構成されていることが多く, アドホックネットワー

クを想定していることは少ない. しかし, 近年集積回路技術の向上によりカメラの小型化, 低コスト化, 低電力化がますます進んでおり, 従来では考えられなかった応用が実現可能になってきている. カプセル型の胃カメラなどの極小の無線カメラの開発が進んでおり, 極小カメラを大量にバラまくように配置させるアドホックな視覚センサネットワークの実現も現実味を帯びてきている. 人の立ち入りが困難な災害現場でカメラを散布し負傷者を見つけるなど, 視覚センサの新たな応用が期待されている.

このようなアドホックな視覚センサネットワークを構築するには従来のアドホックネットワークとは別の難しさがある. 通常のアドホックセンサネットワークでは, 物理的に隣接したセンサ同士が互いに接続されていく. し

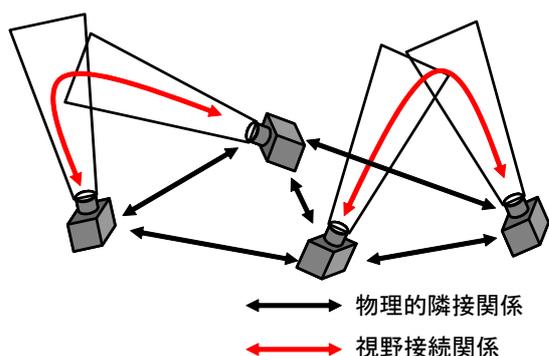


Fig. 1 視覚センサネットワーク

しかし、Fig. 1のように視覚センサの場合は、センサ同士が物理的に隣接していても共通の事象を見ているとは限らない。視覚センサ同士を協調動作させるには視野接続関係にもとづく論理的ネットワークの構築が重要になる。そこで、本研究では視覚センサネットワークの視野接続関係を効率よく推定する方法を提案し検討していく。

2. 視野接続の推定

2.1 視野接続推定の原理

カメラに画像処理プロセッサを組み込みネットワークに接続できるようにしたものを、本研究ではカメラノードと呼ぶ。カメラノード間の視野接続推定にはいくつかの先行研究がある。例えば、Detmoldら²⁾はカメラに映る動き情報をもとに視野接続を推定している。Chengら³⁾は画像間での特徴点の対応づけを用いて推定している。本研究ではChengら同様、画像間での特徴点の対応づけを用いる。ここで特徴点とは、物体のコーナーやエッジが交差する所など、複数の画像間で対応づけがとりやすい点のことである。特徴点の対応づけにはSIFT (Scale Invariant Feature Transform)⁴⁾を用いる。SIFTは画像中から特徴点を見つけ、その点を表現する特徴量を画像の回転やスケール倍にロバストな形で得ることができるもので

あり、画像認識で広く用いられている。SIFTにより得られる特徴量は標準的には128次元のベクトルであり、特徴点の対応づけはその128次元空間中でのユークリッド距離が近い特徴点を探すことで行われる。ただし、SIFTでは誤った対応点も検出されるので、本研究では、一定数以上の対応点を検出されたら視野が接続していると判断する。

2.2 視野接続推定の分散化

多数のカメラノードの相互間の視野接続を推定する場合は、全カメラノード対全カメラノードについて特徴点の対応づけを行う必要がある。それを行う一つの方法として、すべてのカメラが持つデータを一つのノードに集め、そのノードですべての対応づけを計算する方法が考えられる。しかし、そのノードの周囲のリンクに負荷が集中してしまうことや、そのノードが機能しないと対応づけができないことなどの問題があり、一般にセンサネットワークには適さない。

また別の方法としては、各カメラノードのデータを他のカメラノードすべてに送信（ブロードキャスト）した上で、各カメラノードにおける視野接続先はそのカメラノード自身に計算させるという方法が考えられる。しかしこの方法では、同じデータをカメラノード数の数だけ重複して送るので無駄が生じ、ネットワーク全体のデータ通信の負荷が大きくなる問題がある。その解決策としてChengら³⁾は、データをブロードキャストするが、特徴点数の削減、特徴量次元の圧縮によりデータ通信量を削減することでネットワーク全体の負荷を低減している。しかし、重複による無駄が生じる点には変わりがない。

2.3 特徴量空間分割法

もう一度整理すると、カメラノード間で視野接続を推定する際に必要なことは、与えられた特徴量に近いものを観測しているカメラノードをネットワークから探し出すことである。これは Peer-to-Peer (P2P) ネットワーク⁵⁾における共有ファイル発見の問題と似ている。P2Pネットワークの分野では、多数のネットワークノードの中から効率よくファイルを発見するため、分散ハッシュテーブルと呼ばれる技術が開発されている。分散ハッシュテーブルでは、ファイルの内容をハッシュ関数により数値に変換し、その数値にノードを対応づけることで、そのファイルの管理情報を持つノードを決定する。

本研究ではこの技術を援用し、特徴点の対応づけの分散化を行う。具体的には、まず、128次元の特徴量のある適当な部分空間に射影する。この部分空間の選択は射影後の特徴量がより広く分散するように選ぶことが望ましい。その部分空間を格子状に分割する。分割した領域のそれぞれをいずれか一つのカメラノードに対応させ、その領域内にある特徴量をそのカメラノードにのみ送信する。特徴量を受け取った各カメラノードは、対応する分割領域内の特徴点について近傍点の探索を行う。

128次元空間で、ある距離 R だけ離れている2つの点は、射影された部分空間上では、その相互間の距離が R 以下となる。よって、対応づけられる特徴点の多くは各分割領域内で見つけることができると期待できる。ただし、すべてが見つかるとは限らないため視野接続関係推定の精度の劣化につながる。そこで以下ではデータ通信量低減効果とともに推定精度劣化の程度を評価する。

3. 推定精度と通信量の評価

3.1 手順

16台のカメラノードのネットワークを想定して実験を行った。物理的なネットワークに関する情報はすべて既知とし、そのトポロジーは 4×4 の2次元メッシュとした。カメラは 640×480 画素で、実際にはカメラ一台でFig. 2の4シーンを16枚ずつ撮影した。視野が接続していると判断する基準は対応点が20個以上得られた場合とした。128次元の特徴量空間から射影する部分空間は、カメラを2次元上に配置するのに対応させ2次元空間とした。射影する2次元の選択は、今回用いたSIFTの実装⁶⁾における128次元の特徴量ベクトルから18番目と40番目の要素を取り出すことで行った。これらはすべて経験的に定めた。

データ通信量の評価に関しては、ブロードキャストの場合は、各データはすべてのリンクを一方向に一度だけ通ると仮定する。一方特徴量空間分割法の場合は、経路するリンク数が最小となる経路で特徴量を送信するとする。リンク数が最小の経路は一般に複数ありえるが、毎回ランダムに選ぶものとする。



Fig. 2 使用した4シーンの画像

3.2 実験結果

3.2.1 視野接続関係推定精度

Fig. 3とFig. 4はシーン1について視野接続を推定した結果である。Fig. 3はブロードキャストによるもので、Fig. 4は特徴量空間分割法によるものである。視野が接続していると推定したものを線で結んでいる。シーン1は部屋の中央で回転しながら画像を撮影したものであるため、隣り合わせの画像で正しく視野が接続していると考えてよい。どちらもほぼ正しく推定できているといえる。



Fig. 3 視野接続関係推定(ブロードキャスト)



Fig. 4 視野接続関係推定(特徴量空間分割法)

4シーンそれぞれについて正しく視野接続を推定できた割合をFig. 5に示す。9割前後の割

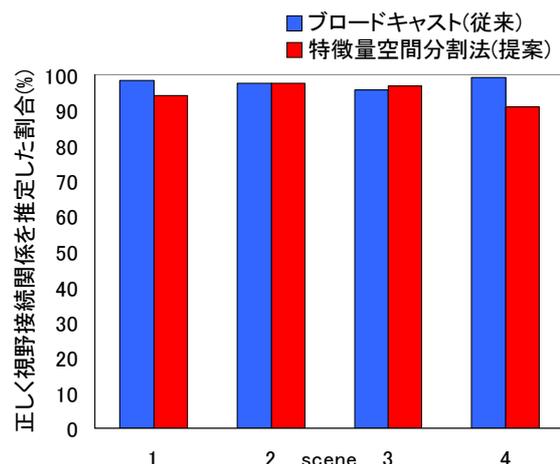


Fig. 5 視野接続推定精度(4シーン)

合で正しく推定できており、特徴量空間分割法でも推定精度は大きく劣化していないといえる。

3.2.2 データ通信量の比較

シーン1におけるカメラノード間の各リンクのデータ通信量をFig. 6に示す。特徴量空間分割法の方がどのリンクでも大きく通信量が減少していることがわかる。ブロードキャストの場合に各リンクの通信量が一定の値なのは、データがすべてのリンクを一度だけ流れると仮定しているためである。

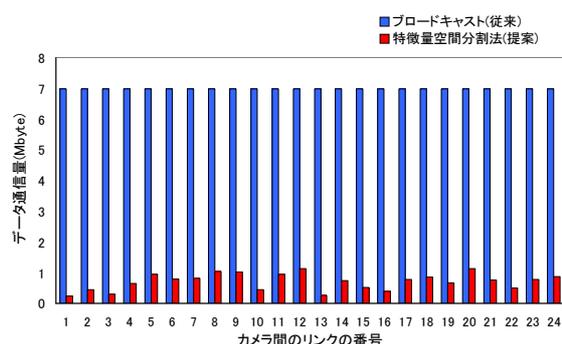


Fig. 6 データ通信量の比較(シーン1)

4シーンそれぞれについて全データの通信量を比べた結果をFig. 7に示す。ブロードキャストと比較して特徴量空間分割法の方が通信量は約10%に抑えられている。Fig. 7はさらに

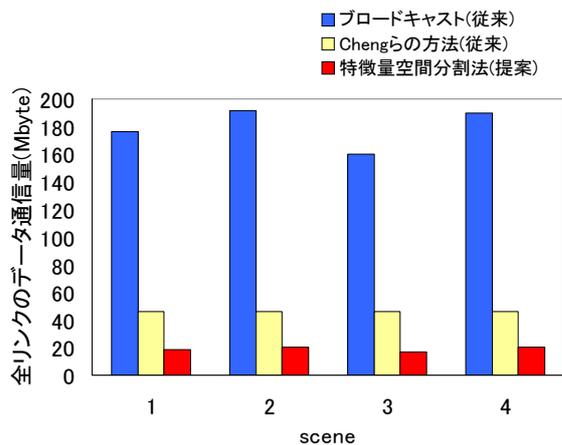


Fig. 7 データ通信量の比較(4シーン)

Chengらの論文³⁾において同手法の代表的な結果として記載されている通信量も示している。これと比較しても特徴量空間分割法の方が約40%に抑えられている。Chengらの方法は、特徴点を選択し、特徴量の次元数を圧縮することでデータ通信量を低減している。特徴量空間分割法では特徴点の選択はできないが、特徴量の圧縮は適用可能なのでさらなるデータ通信量の低減が可能だと考えられる。

4. ノード数増大に対する評価

より多数のノードを持つネットワークに適用した場合の評価を行った。単純なブロードキャストと比較した場合の提案手法の優位性は明らかたため、ブロードキャストの場合も、ノードを一定数ごとにクラスタ化するとし、比較を行った。

4.1 手順

クラスタの代表ノードを16台とし、各クラスタ内では簡単のため同じ画像を使用する。ノード数は16~1936台まで増加させる。

データ通信量の評価に関しては、ブロードキャストの場合は、各代表ノード以外のノ-

ドはクラスタ内の代表ノードにデータを送信し、各代表ノードは他の代表ノードすべてに、クラスタ内から集めた全データを送信すると仮定する。一方特徴量空間分割法の場合は、特徴量空間の分割数は16とし、それぞれを代表ノードと対応させる。

4.2 実験結果

ノード数を増加させた時の1リンクあたりのデータ通信量を比較した結果をFig. 8に示す。グラフより特徴量空間分割法の方がブロードキャストとChengらの方法³⁾と比較して大きくデータ通信量を低減できていることがわかる。また特徴量空間分割法のデータ通信量の両手法に対する低減率をみると、ノード数が増加してもそれぞれ約10%、40%であり、同傾向を保っている。

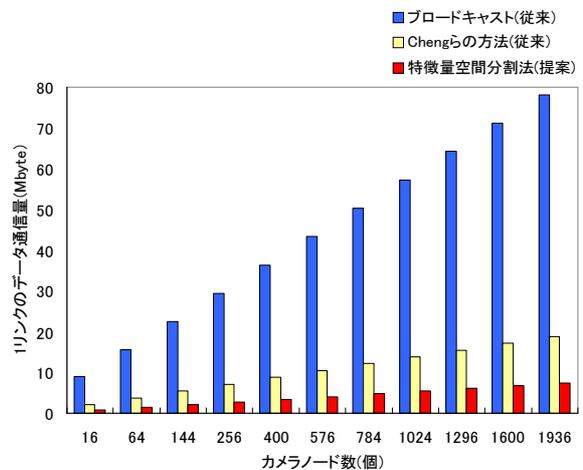


Fig. 8 データ通信量の比較(ノード数を増加させた場合)

5. 結言

本研究では視覚センサネットワークにおいて効率よく視野接続を推定するための手法を提案した。視野の接続は画像特徴量の対応づけにより行うとし、その特徴量空間を分割す

ることで分散化を行う．実画像を用いたシミュレーション実験により，視野接続推定精度を大きく損なわずに，データ通信量を大幅に低減できることを示した．

今後の課題を述べる．今回の評価は限定された条件下で行ったものであり，今後さらに多様な条件下で実験を行う必要がある．特徴量空間の次元の選択については，今回は経験的に2次元を選択したが，本来は主成分分析等を用いて次元を選択するのが望ましい．また分割法も今回は単純に2次元格子状に分割したが，さらに検討する必要がある．推定精度を上げるためには，分割領域をまたいだ特徴点の対応づけを行う必要があるが，通信量の増大につながるため，詳細な検討が必要となる．

参考文献

- 1) 徳田英幸: センサーネットワーク総論, 計測と制御, 46-2, 71/76 (2007)
- 2) Henry Detmold, Anton van den Hengel, Anthony Dick, Alex Cichowski, Rhys Hill, Elim Kocadag, Katrina Falkner and David S. Munro: Topology Estimation for Thousand-Camera Surveillance Networks, Proc. Intl. Conf. Distributed Smart Cameras, 195/202 (2007)
- 3) Zhaolin Cheng, Dhanya Devarajan, and Richard J. Radke: Determining Vision Graphs for Distributed Camera Networks Using Feature Digests, EURASIP J. Advances in Signal Processing, 2007-1, 21-21 (2007)
- 4) David G. Lowe: Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, Intl. Journal. Computer Vision, 60-2, 91/110 (2004)
- 5) 江崎浩: P2P教科書, インプレスR&D (2007)
- 6) Rob Hess: SIFT Feature Detector, <http://web.engr.oregonstate.edu/~hess/>, (as of October 12, 2007)