

# 無線センサネットワーク

山里敬也

平成 22 年 3 月 31 日

## あらまし

センサネットワークは、多くのセンサデバイスを情報通信ネットワークで結ぶことでセンシングの高度化を図る目的を持つが、単にセンシングの高度化をもたらすばかりでなく、今後の情報通信分野に新しい概念を与え、基盤技術ともなる可能性を秘めている。それと同時に、環境測定、セキュリティ、知的空間の構築、大災害時の救助活動、娯楽など多様な応用分野が予想される。センサネットワークが従来のネットワークと異なる点は、その構成要素である情報源、センサ出力、ネットワークなどが不安定性、不確実性、厳しい拘束条件等を有していることであり、その前提のもとでシステムの最適化を図るべく研究課題に取り組む必要がある。この講義では、センサネットワークを情報理論の側面から考え、理論的枠組み、取り組むべき課題などについて述べていく。

## キーワード

センサネットワーク、分散検出、Kullback-Leibler 情報量、多元接続キャパシティ、トランスポートキャパシティ

## **Abstract**

Despite the known objective, to achieve advance sensing by connecting many sensing devices by an information and communication networks, sensor networks may give a significant impact throughout the field of information and communication technology and may become a basis of the information revolution. Applications of sensor networks ranges from environmental observations, security, building of intelligent space, to disaster rescue, amusement and so on. The unique feature of Sensor Networks is that the sensing nodes must operate under a set of unique constraints and requirement that network itself is unstable and unreliable. In this lecture, information theory that providing fundamentals of sensor networks is addressed, especially its theoretical outline and issues are introduced.

## **Keyword**

Sensor Networks, Distributed Detection, Kullback-Leibler Information, Multiple Access Capacity, Transport Capacity.



## 1 センサネットワークの特徴, 技術的課題

センサネットワークでは, 図1に示されるように, 分散配置された多くのセンサノードを利用して観測を行う. センサノードは, 小型, 長寿命であることが望ましく, 観測データを伝送するため無線通信機能を持つ [1, 2].

ある観測対象について多数のセンサノードで観測されたデータはフュージョンセンターで収集される. 収集された観測データは, 適切な処理, 解析が行われ, 必要な情報が抽出される. さらに, 抽出された情報をもとに, タスクを実行する.

ここで, センサネットワークの基本機能について考えると, 次の4つに大別できる.

- (各センサノードによる) 観測
- (観測データをフュージョンセンターまで送る) 伝送
- (個々のセンサノードあるいはフュージョンセンターでの) 処理, 分析
- (処理, 分析結果にもとづく) タスクの実行

センサネットワークは, これらの機能を駆使することで, 一つのシステムを構成するものである. このうち, はじめの3つは「イベント検出」にあたり, 4つめが「タスク実行」となる. これより, ユビキタスネットワーク社会の基盤技術ともいえる.

センサネットワークの構成要素でみると, 次の2つに大別できる.

- (観測, 伝送, そして場合によってはタスク実行を担う) センサノード
- (観測データの収集, 処理, 分析を担う) フュージョンセンター

センサネットワークを設計する上での難しさは, センサノードが限られたエネルギーしか持たない点にあり, それゆえ不安定, 不確実であるなどの厳しい拘束条件を有しており, この前提のもとでシステムの最適化を図らなければならない. また, 何をセンシング対象とするのか, センサ情報をどう利用するかといった, 意図を明確にした上でのシステム設計が重要となる. これは, センサノードやフュージョンセンターでの機能がタスク依存 (アプリケーション依存) になり, 汎用的なシステム構築が難しい.

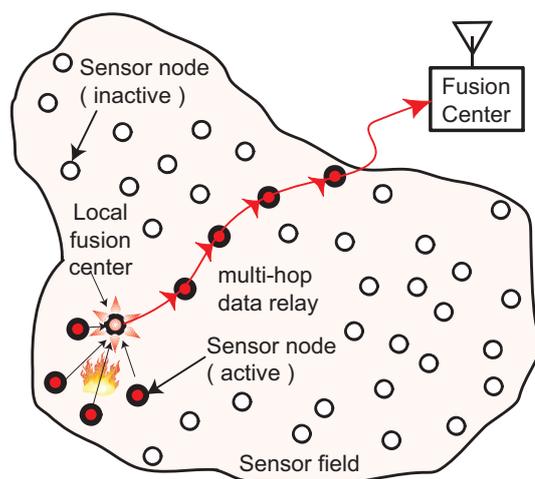


図 1: センサネットワーク

センサネットワークを支える理論としては、先にあげた基本機能に対応し、次の4つがある。

- センシング理論, 情報検出理論
- 通信理論, ネットワーク理論
- センサフュージョン理論, 信号処理理論, 分散検出理論
- 制御理論, システム理論

このようにセンサネットワークは多方面の学術分野を融合して成り立つものであり、個々の要素技術のままでは効果が発揮できず、それゆえに、それぞれの本質に立ち帰って考え直す必要がある。

本稿では、センサネットワークを情報理論の側面から考え、その理論的枠組み、取り組むべき課題などについて述べていく。特にセンサネットワークにおけるキャパシティについて述べていくこととする。

まず、次章ではキャパシティが制限された場合の分散検出について述べる。分散検出とは、複数のセンサノードで1つの観測対象を観測をすることを指す。これは、分散検出における(観測対象の)状態推定問題となる。次に、この状態の判別のしやすさを表す指標として Kullback-Leibler (KL) 情報量を紹介し、観測データが互いに独立になるようにセンサノードを配置する方が良いことを示す。また、キャパシティが制限された場合、バイナリセンサを

用いて、1つの観測対象に対して（キャパシティが許す限り）最大のセンサを配置し観測を行うのが良いことを紹介する。

第3章では、キャパシティについて述べていく。ここでは、シャノンキャパシティ、多元接続キャパシティ、トランスポートキャパシティの3つのキャパシティについて取り上げる。多元接続キャパシティは、全てのセンサノードがフュージョンセンターへ直接データ伝送を行う場合のキャパシティに相当し、携帯電話などのセルラー環境での周波数利用効率と等価なものと考えれば良い。

センサネットワークでは、各センサノードで観測されたデータは、いわばバケツリレーのごとく、次々と隣のセンサノードへ渡されてフュージョンセンターまで届けられる。つまり、観測データは「マルチホップ」でフュージョンセンターまで伝送される。トランスポートキャパシティとは、このようなマルチホップ伝送でのキャパシティのことである。

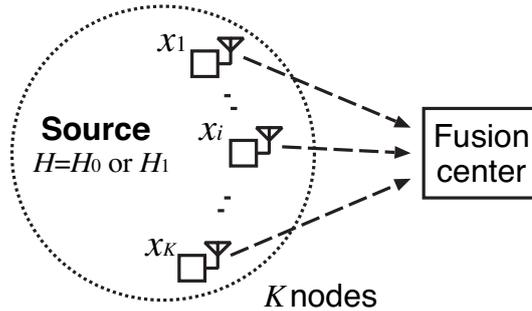


図 2: 分散検出

## 2 分散検出とセンサフュージョン

まず、センサ情報の検出、そこからの情報抽出に関することから述べていく。センサ情報は、アプリケーション依存であり、多数ある。個々のセンシングに関する諸問題はセンシング理論に譲るものとして、ここでは分散検出の研究分野で扱われる状態推定問題として取り上げる [4, 6, 8, 5, 7].

状態推定問題とは、図 2 に示すように、観測対象の状態  $H$  を観測対象の周りにある  $K$  個のセンサノードで得られる観測値  $x_1, \dots, x_i, \dots, x_K$  から推定値  $\hat{H}$  を得る問題である。個々の観測値には観測に伴う外乱（雑音）が付加されるために、分散検出では複数センサによる観測から状態を推定する。状態  $H$  は  $H_0, H_1$  の 2 状態を扱うものが多く、それぞれ異なる分布をもつ。

状態推定の代表的な手法としては、ベイズ推定、最尤推定、重み付き最小二乗推定が知られているが、いずれも適当な条件下では等価である。

### 2.1 ベイズ推定

ベイズ推定では、観測値の条件付き確率分布  $p(x_1, \dots, x_K | H)$  の平均値（最頻値）から推定値を求める。これは、最大事後確率（MAP）推定であり、

$$\hat{H} = \arg \max_H p(H | x_1, \dots, x_K) \quad (1)$$

で求められる。また、推定値  $\hat{x}$  は、現在の状態  $H$  に対して観測値  $x$  の予測値を求める問題となり、事後確率分布の平均値あるいは最頻値より求められる。たとえば、条件付き期待値の場合、最小分散推定を与えることが知られ

ている.

$$\hat{x} = E(H|x_1, \dots, x_K) \quad (2)$$

## 2.2 最尤推定

観測値の条件付き確率分布  $p(x_1, \dots, x_K|H)$  をベイズの定理で書き換える.

$$\begin{aligned} p(H|x_1, \dots, x_K) &= \frac{p(x_1, \dots, x_K|H)p(H)}{p(x_1, \dots, x_K)} \\ &\propto p(x_1, \dots, x_K|H)p(H) \end{aligned} \quad (3)$$

ここで,  $H$  に関する事前情報が無いものと仮定すると, 確率  $p(H)$  が定義域で一様であると考えるのが自然である. このとき, この推定は最尤推定となる.

$$\hat{H} = \arg \max_H p(x_1, \dots, x_K|H) \quad (4)$$

## 2.3 重み付き最小二乗推定

ベイズ推定や最尤推定は観測値の条件付き確率分布  $p(x_1, \dots, x_K|H)$  より求める手法であるが, これは計算が困難な場合が多い. そこで, 各センサの観測値そのものに着目し, それにガウス雑音加わるものとして考える. これは, 次式でモデル化できる.

$$x_k = h_k(H) + n_k \quad (5)$$

ここで,  $h_k()$  はセンサ  $k$  の観測モデル関数で,  $n_k$  は分散  $\sigma_k^2$  の観測雑音である.

この場合の最尤推定は, 各センサでの観測が独立であると仮定すると, 次式のようになる.

$$\begin{aligned} \hat{H} &= \arg \max_x p(x_1, \dots, x_K|H) \\ &= \arg \max_x \prod_k p(x_k|H) \\ &= \arg \max_x \prod_k \exp \left\{ -\frac{(x_k - h_k(H))^2}{2\sigma_k^2} \right\} \\ &= \arg \min_x \sum_k \frac{(x_k - h_k(H))^2}{2\sigma_k^2} \end{aligned} \quad (6)$$

これは, 各センサの雑音の分散の逆数を重みとした, 重み付き最小二乗法になっている.

## 2.4 確率分布の推定—パラメトリックモデルとノンパラメトリックモデル

ベイズ推定は、期待損失最小という点で最適な判別方式である。しかしながら、そのためには確率分布が完全に既知でなければならない。実際には、このようなことは稀である。このため、観測データから確率分布を推定することになる。

確率分布の推定には、先に述べたベイズ推定や最尤推定のように、確率分布をいくつかのパラメータで表したモデルを考え、そのモデルを観測データに当てはめて、パラメータを推定する。これをパラメトリックモデルと呼ぶ。モデルの良さ、悪さを評価されるのには情報量基準が用いられる。代表的なものとしては、赤池の情報量基準 (Akaike's Information theoretic Criterion: AIC) と MLD (Minimum Description Length) 基準がある。

一方、パラメータを考えず、もっているデータをできるだけそのまま使うことを前提にしているモデルのことをノンパラメトリックモデルという。

それぞれのモデルで長所と短所があるので、どのモデルが良いかは一概にいえませんが、利用可能なデータが多く、よって、少ないパラメータで表現した方がよい場合には、パラメトリックモデル、データ量が少ない場合にはノンパラメトリックモデルが好まれるようである。

### 2.4.1 分散検出に関する文献

分散検出の問題は通常、各センサでの観測が独立または無相関なものとして扱われている [4, 6, 8, 5, 7]。文献 [4] は従来の Bayesian モデルの検出理論を分散センシングへと拡張した先駆者的な役割を果たしている。この文献では2つの仮説と2つのセンサの場合を扱っているが、文献 [5] ではより一般的な  $n$  個のセンサにおける  $m$ -ary 仮説検定に関して検討されている。しかしながら、文献 [4, 5] においては最適な分散検出手法までは導出されていない。具体的な分散検出手法としては、logical AND, OR, Bayesian, Neyman-Pearson base などのフュージョンルールが検討されている [6, 8, 7]。

各センサでの観測に相関がある場合の分散検出システムについては文献 [10, 9, 12, 13, 11, 14, 15, 16, 17] などで検討されている。文献 [9, 12] では、文献 [6, 8] で導出された各センサでの観測が独立である場合の分散検出手法を、

各センサでの判定に相関がある場合へと一般化を行っている。文献 [10, 11] では、各センサでの観測が対称性を持った分布を持っているという仮定のもとで、各センサでの観測が加法性ガウス雑音下とラプラシアン雑音下にある信号検出について考察されており、相関による性能の劣化の例が示されている。

## 2.5 Kullback-Leibler 情報量

観測値がある分布に従うとき、それがもつ情報の大きさを表す尺度としてはエントロピー（平均情報量）がよく用いられる。センサネットワークでは、観測対象が2つの状態を取る場合、すなわち観測値が2つの異なる分布に従う場合を想定しているものが多い。このとき、フュージョンセンターでは、これらの観測値の分布から観測対象の状態を判定する。このことから、観測データのもつ情報の大きさを表す尺度としては、エントロピー（各状態における観測データの分布のもつ情報量）よりも、むしろそれらの状態の判別のしやすさを表す Kullback-Leibler (KL) 情報量で評価する方が適切であると考えられる。

KL 情報量では、情報の大きさを2つの分布の相違の程度によって表すことができる。つまり、2つの分布  $f_0(\mathbf{x})$ ,  $f_1(\mathbf{x})$  が  $\mathbf{x}$  によってどの程度はつきり区別されるかは、 $H_0$  のときと  $H_1$  のときの  $\mathbf{x}$  の分布の相違、いわばその“距離”によって決まる。KL 情報量は、

$$D(H_0, H_1) = \int f_0(\mathbf{x}) \log \frac{f_0(\mathbf{x})}{f_1(\mathbf{x})} d\mathbf{x} \quad (7)$$

で定義され、2つの分布間の距離尺度としても用いられる [18]。

### 2.5.1 数値例（相関がある場合の KL 情報量）

KL 情報量を簡単な数値例でみてみよう [19]。ここでは、観測データに相関がある場合について考えてみる。

観測対象  $H$  は  $H_0, H_1$  の2つの状態のみをとるものとし、観測対象の周りには合計  $K$  個のセンサノードが配置されているものとする。

$K$  個のセンサノードは各観測データ  $x_1, \dots, x_i, \dots, x_K$  を他のセンサノードを経由するマルチホップ伝送ではなく、直接フュージョンセンターへと伝送されるものとする。

観測対象  $H$  が  $H_0, H_1$  の状態をとるとき、相関を持った観測データ  $\mathbf{x}$  の分布として密度関数

$$\begin{cases} f_0(\mathbf{x}) = N(-\mathbf{m}, \Sigma), & H = H_0 \\ f_1(\mathbf{x}) = N(+\mathbf{m}, \Sigma), & H = H_1 \end{cases} \quad (8)$$

を考える。ここで、 $N(\pm\mathbf{m}, \Sigma)$  は平均  $\pm\mathbf{m}$ 、相関行列  $\Sigma$  をもったガウス分布である。以下では簡単のため、各データ間の相関係数を等しく  $\rho$  であるものとし、平均  $\mathbf{m}$  は全て 1 とする。

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 1 & \rho & \cdots & \rho \\ \rho & 1 & \cdots & \rho \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho & \rho & \cdots & 1 \end{pmatrix} \quad (9)$$

$$\mathbf{m} = (1, 1, \dots, 1)^T \quad (10)$$

このとき、フュージョンセンタで得られる KL 情報量はセンサノード全体で得られる KL 情報量に等しく、式 (8) に示した確率分布より次式で求まる。

$$\begin{aligned} D(H_0, H_1) &= 2\mathbf{m}^T \Sigma^{-1} \mathbf{m} \\ &= \frac{2K}{(K-1)\rho + 1} \end{aligned} \quad (11)$$

これより、KL 情報量はセンサノード数  $K$  が増えるほど増加することが分かる。では、観測データに相関がある場合はどうであろう？

図 3 に、センサノード数  $K = 1, 2, 3$  のときについて、式 (11) で得られる KL 情報量  $D(H_0, H_1)$  と相関の関係を示す。相関係数  $\rho$  が 0 である場合、各センサノードから送られてくるデータは全て異なったものであり、このときにフュージョンセンタで得られる KL 情報量はセンサノード数が 1 である場合と比較してセンサノード数倍 ( $K$  倍) となっている。これとは逆に、相関係数  $\rho$  が 1 である場合、各センサノードから送られてくるデータは全て同じものを指しており、このときにフュージョンセンタで得られる KL 情報量はセンサノード数が 1 である場合と同じとなっている。すなわち、観測データに相関があるということは、相関の分だけ無駄な情報を送っていることになる。

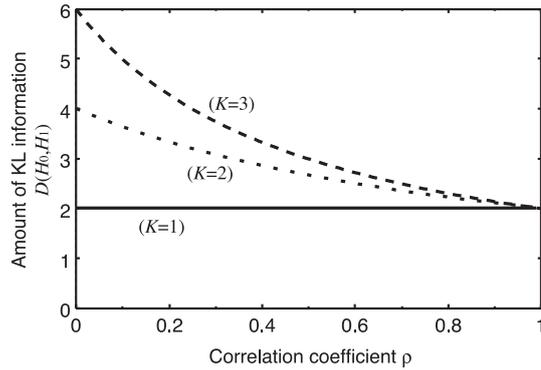


図 3: KL 情報量  $D(H_0, H_1)$  と相関の関係

## 2.6 キャパシティに制限がある場合の KL 情報量

次にキャパシティに制限がある場合について考える。

いま、全体で達成できる伝送レートを  $R$  [bit/s] とする。また、各センサで  $D_k$  個のメッセージを送信するものとする。このとき、キャパシティに制限があるとは、

$$\sum_{k=1}^K [\log_2(D_k)] \leq R \quad (12)$$

のことを指し、この条件下で KL 情報量を最大化すればよい。

$D_k$  を大きくすると、センサノードあたりの観測をより細かく表現できることとなるが、センサノード数  $K$  は少なくなる。これに対し、バイナリセンサを用いた場合はセンサノード数  $K$  を最大化できることになる。

この問題は文献 [16] で取り上げられている。

これを解くには、ある観測を行った場合に  $D_l$  個のメッセージをどう決定すればよいか、という最適決定則を導く必要がある。残念ながら、これは求められてない。そこで、文献 [16] では、 $R$  個の同一センサが 1 ビットの観測情報を送る場合が最適であることを、Chernoff bound を用いて導き、そこからバイナリセンサを用いた場合が最適であると結論づけている。

これは、センサノードのような、微小でかつ電力制限が厳しい場合にとっても好ましい結果である。すなわち、

- 各センサでは観測対象に対する 2 状態検出 (2 値検出) を行う
- 各センサは互いに観測データが独立となるような配置で観測を行う

- 1つの観測対象に対して（キャパシティが許す限り）最大のセンサを配置し観測を行う

以上のような観測を行えばよいことになる。

### 3 キャパシティ

先に、キャパシティが制限されている場合の最適分散検出（最適なセンサノード配置）について述べた。では、このキャパシティはどの位になるのであろう。また、どのような伝送を行えばよいのであろう。

ここでは、次の3つのキャパシティを取り上げ議論していく。

- シャノンキャパシティ
- 多元接続キャパシティ
- トランスポートキャパシティ

シャノンキャパシティは、

$$C = W \log(1 + SNR) \quad (13)$$

で与えられる。ここで、 $W$  はシステム帯域幅である。これは、送受信対が与えられたときの最大伝送容量を与えており、1個のセンサノードと1つのフュージョンセンターのみが存在する場合のキャパシティと考えてもよい。しかし、先に示したように、ある観測対象に対する観測は多数のセンサノードで行った方がよい。

多元接続キャパシティとは、システム全体としてある周波数帯域が与えられたとき、それを総数  $K$  のセンサノードで共有した際のキャパシティである。セルラーシステムでの多元接続方式、CDMA, TDMA, FDMA などの優越を議論する際に用いられる周波数利用効率と同様のものと考えればイメージしやすいであろう。この場合は、各センサノードが1つのフュージョンセンターへ直接データ伝送をする場合に相当する。

さて、センサネットワークでは、各センサノードで観測されたデータは、いわばバケツリレーのごとく、次々と隣のセンサノードへ渡されてフュージョンセンターまで届けられる。つまり、観測データは「マルチホップ」でフュージョンセンターまで伝送される。このようなマルチホップ伝送での伝送容量をトランスポートキャパシティと呼ぶ。

トランスポートキャパシティは文献[22]で初めて定義され、それ以降、トランスポートキャパシティに関する研究が注目されている [22, 23, 24, 25, 26, 27, 28]

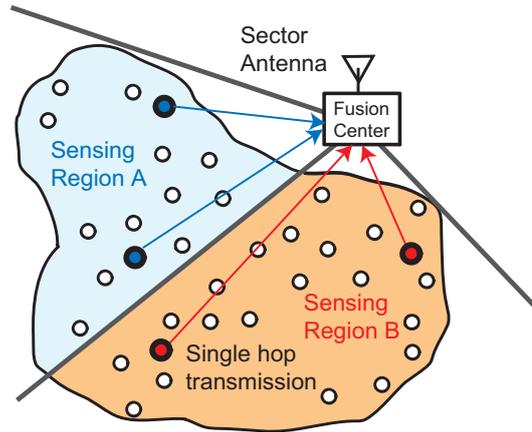


図4: シングルホップ・センサネットワークトポロジー

以下，多元接続キャパシティおよびトランスポートキャパシティについて述べていく．

### 3.1 多元接続キャパシティ

トポロジーとしては，図4に示すようなフュージョンセンターに1ホップで伝送を行う場合を考える．ただし，センシング領域がフュージョンセンターを中心に分割されている場合を想定しており，フュージョンセンターでは，それぞれの領域からの信号をセクタアンテナなどを用いて受信するものとする．この場合は，移动通信で議論されるセルラー環境と等価であり，多元接続（multiple access: MA）の優越について議論すればよい．ここでは，代表的な多元接続方式として，CDMA と TDMA を取り上げ，そのキャパシティを求め，その最大容量を与えるものを多元接続キャパシティとする．

いま，送信信号として

$$s_k(t) = \sqrt{2P}a_k(t)b_k(t) \cos \omega_c t \quad (14)$$

を考える．ここで， $a_k(t)$  を MA 関数と定義する．これについては後ほど詳しくみていく [20]． $b_k(t)$  はセンサノード  $k$  のデータであり， $\omega_c$  は各周波数である．BPSK 変調を考え，すべてのセンサノードは伝送レート  $R_b = 1/T_b$

で送信する。データ  $b_k(t)$  は

$$b_k(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} b_{m,k} p_{T_b}(t - mT_b) \quad (15)$$

であり,  $b_{m,k} \in \{-1, 1\}$  はセンサノード  $k$  の  $m$  番目のデータである。また,  $p_x$  はパルス波形である。

$$p_x(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t < x \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

### 3.1.1 MA 関数

MA 関数の相互相関関数を次式で与える。

$$\int_0^{T_b} a_i(t) a_j(t) dt = \begin{cases} 1 & (i = j) \\ \epsilon_{i,j} \leq \epsilon & (i \neq j) \end{cases}$$

ここで,  $\epsilon$  は相互相関値の最大値である。

たとえば, DS-CDMA の場合, この MA 関数は次式となる。

$$a_k(t) = \sum_{l=-\infty}^{\infty} a_k^l p_{T_c}(t - lT_c) \quad (17)$$

ここで  $a_k^l \in \{-1, 1\}$  はセンサノード  $k$  の  $l$  番目の拡散系列であり,  $\mathbf{a}_k = \{a_k^1, a_k^2, \dots, a_k^N\}$  で拡散率は  $N = T_b/T_c$  となる。一般に  $\epsilon \approx 0$  の拡散系列が用いられる。

TDMA の場合, 各センサノードが拡散系列の 1 要素が割り当てられて伝送することになる。すなわち,  $\mathbf{a}_1 = \{\sqrt{N}, 0, \dots, 0\}$ ,  $\mathbf{a}_2 = \{0, \sqrt{N}, 0, \dots, 0\}$ ,  $\dots$  となる (図 5 参照)。

### 3.1.2 SNIR

フュージョンセンタで受信される信号は次の成分から構成される。

- 希望信号
- 自センサ領域の他のセンサノードによる干渉成分 (CDMA: 総数  $(K-1)$ , TDMA: 干渉なし)
- 他センサ領域から干渉成分 (CDMA: 総数  $K$ , TDMA: 1 信号分のみ)

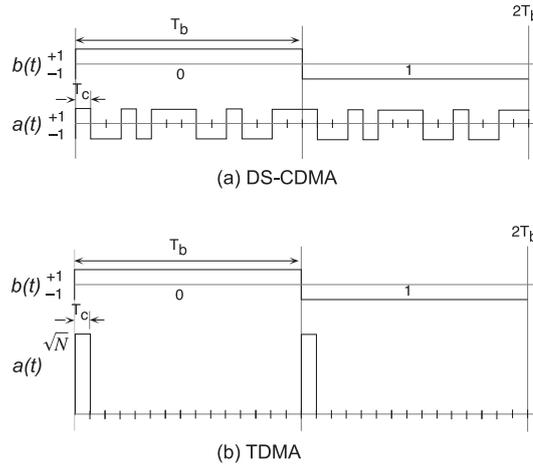


図 5: 拡散系列の例：1) CDMA, 2) TDMA

- 雑音成分

これより，CDMA と TDMA の SNIR (Signal to Noise-plus Interference Ratio) は次のようになる [20].

$$SNIR_{CDMA} \approx \frac{1}{\rho\epsilon(K-1) + \beta K + N_0/2E_b} \quad (18)$$

$$SNIR_{TDMA} \approx \frac{1}{\beta + N_0/2E_b} \quad (19)$$

ここで， $\beta$  は隣接するセンシング領域からの干渉量であり，TDMA の場合，1 センサ分しか寄与しない．また， $\rho$  は干渉キャンセラによる干渉抑圧を表す係数である．これは，図 6 に示すように，フュージョンセンターで干渉キャンセラが無い場合は  $\rho = 1$  となり，誤り訂正復号器の前で干渉キャンセラを動作させる場合， $\rho \approx 0.45$  となる．さらに，誤り訂正復号器の出力後に干渉キャンセラを動作させる場合， $\rho \approx 0.05$  となり， $\epsilon$  がある程度大きい値でも，多元接続干渉を抑圧可能である．

さて，以上のように求めた SNIR を CDMA と TDMA で比較してみよう．

ここで，前章の結果から，センサノード数  $K$  が十分に大きい場合を考える．この場合，CDMA の多元接続干渉成分  $\rho\epsilon(K-1)$  を， $\rho\epsilon K$  と近似すると，干渉成分が  $(\rho\epsilon + \beta)K$  となり，TDMA の  $\beta$  と比較して，非常に悪いことがわかる．もっとも，先の干渉キャンセラを用いることで，その成分を減少させることは可能であるが，他センサ領域に対しては干渉キャンセラの効果は無く，

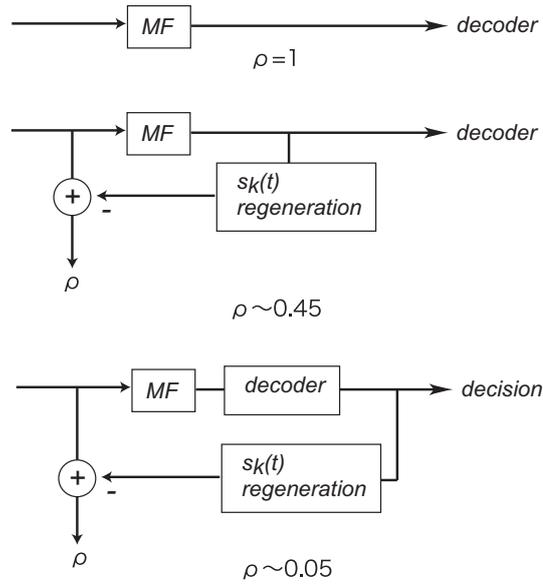


図 6: 干渉抑圧係数

よって,  $\beta K$  は無視できないほど大きいことになる.

### 3.2 多元接続キャパシティ

先に求めた SNIR を用いて多元接続キャパシティを求める [21]. ここでも,  $K$  が十分大きい場合を考え, さらに白色雑音項は無視する.

TDMA では, 1 ユーザあたりの帯域は, システム帯域を  $W$  とすると  $W/K$  となる. ここで, 多元接続干渉が無いことを考慮すると, 多元接続キャパシティは定義通りとなる. すなわち,

$$C_{TDMA} = W \ln\left(1 + \frac{1}{\beta}\right) \quad (20)$$

である. なお, ここでは  $\log$  の底を  $e$  で近似してあることに注意されたい.

一方, CDMA では, 各ユーザがシステム帯域  $W$  を使って伝送する. これより, 多元接続キャパシティは次式となる.

$$C_{TDMA} = KW \ln\left(1 + \frac{1}{\rho\epsilon(1-K) + \beta K}\right) \quad (21)$$

さらに,  $K$  が十分大きい場合を考えているため, 自センシング領域での干渉項を  $(1-K)$  でなく  $K$  とし, さらに  $(1 + a/K)^K \approx e^a$  と近似できることを

利用し簡単化すると、次式となる。

$$C_{CDMA} = W \frac{1}{\rho\epsilon + \beta} \quad (22)$$

### 3.2.1 数値例 (TDMA と CDMA の比較)

簡単な数値例をあげて、両者を比較してみよう。  $W = 1$  とし、  $\beta = 0.5$  とすると、  $C_{TDMA} = 0.405$  となる。一方、CDMA の場合、  $\rho\epsilon = 1.0, 0.5, 0.01$  で求めると、  $0.67, 1.00, 1.96$  となり、  $C_{CDMA}/C_{TDMA} = 1.646, 2.469, 4.841$  となり、先の SNIR とは異なる結論となる。

以上より、干渉除去を考えない場合でも相互相関値の小さい拡散系列を用いれば、各センサノードが CDMA で観測データを伝送する方がよいことが分かる。ただし、ここでは、シャノンキャパシティから求めており、実際にはターボ符号や LDPC などのシャノン限界に迫る誤り訂正符号化が前提になるであろう。携帯電話などのセルラーシステムならともかく、センサネットワークでターボ符号などを導入できるかどうかは、導入コストなどの点からやや問題があるように思う。

## 3.3 トランスポートキャパシティ

トランスポートキャパシティは文献 [22] で初めて紹介された。この Gupta, Kumar による論文は、マルチホップネットワークでのキャパシティを導出した点で重要である。その後、トランスポートキャパシティに関する研究が多く行われており、もっともホットトピックな研究テーマのひとつと言えるであろう [22, 23, 24, 25, 26, 27, 28]。

トランスポートキャパシティは、これまでのキャパシティが、送受信間のいわば「点と点を結ぶ」キャパシティであったのに対し、それを平面上に拡張し、伝送レートと伝送距離の積を単位として考えたキャパシティと考えればイメージしやすい。

トポロジーは図 1 を考え、各センサノードの観測データは中継されてフュージョンセンターへ届くものとする。また、図 1 にあるローカルフュージョンは考えない。

いま、  $K$  個の送信-受信センサノードペアを考え、それぞれが互いに独立に通信しているものとする。それぞれのペアの実効伝送レートを  $(R_1, R_2, \dots, R_K)$

とし、その間の距離を  $r_k$  とする。このとき、トランスポートキャパシティは次式で定義される。

$$C_{transport} = \sup \sum_{k=1}^K R_k \cdot r_k \quad (23)$$

ここで、 $R_k$  は単位は bit-meters per second [bit-meters/s] である。言い換えると、単位時間あたりに伝送できる最大ビット距離積である。たとえば、1 ビットの情報を 1 m 伝送した場合、1 bit-meter となる。

以下、本稿では、文献 [22, 23] の結果のみを述べるにとどめ、その意味について考察する。

### 3.3.1 ネットワークモデル

文献 [22] ではトランスポートキャパシティをプロトコルモデル、物理レイヤモデルの 2 種について、それぞれ任意センサノード配置（最適な配置に相当）およびランダムセンサノード配置について求めている。ここでは、任意センサノード配置のみ取り扱う。

**プロトコルモデル** プロトコルモデルでは、パケットの衝突が起きるか、起きないかの 2 状態のみを考えるモデルである。いま、送信センサノードを  $X_i$  とし、受信センサノード  $X_j$  へサブチャネル  $m$  を用いて伝送する場合を考える。全てのセンサノード間で互いに伝送できる送信範囲を  $r$  とすると、 $X_i$  が送信に成功するのは、以下の 2 条件を満足する場合である。

- i) センサノード  $X_i$  と  $X_j$  の距離が  $r$  より小さい、すなわち、

$$|X_i - X_j| \leq r$$

- ii) 他のセンサノード  $X_k$  が同時に同じサブチャネルで信号を伝送している。

$$|X_k - X_j| \geq (1 + \Delta)r$$

ここで、 $\Delta (> 0)$  は任意のガードゾーンである。

このとき、トランスポートキャパシティ  $C_{transport}$  の漸近的なバウンドは次式で与えられる。

$$C_{transport} = \Theta \left( W \sqrt{K} \right) \quad [\text{bit-meter/s}] \quad (24)$$

これより、センサノード数  $K$  が増えるほどトランスポートキャパシティは増加することが分かる。

**物理レイヤモデル** いま、送信センサノードを  $X_i$  とし、センサノード  $X_j$  で正しく受信できたものとする。また、 $X_i$  が送信している際に、 $X_k$  も送信しているものとする、SNIR は次式となる（文献 [22] の式 (2)）。

$$SNIR = \frac{P}{\eta + \sum_{k (k \neq i)} \frac{P}{|X_k - X_j|^\alpha}} \geq \gamma \quad (25)$$

ここで、 $\eta$  は加法的白色雑音項であり、 $\alpha (> 2)$  は距離減衰項、 $\gamma$  は所望品質を満たす伝送を達成するための最小信号対雑音電力比 (SNIR) である。

式 (19) で、距離減衰を考え、他センシング領域からの干渉を無視すると、上式と等価な SNIR を導ける。式 (19) で、SNIR (あるいは  $\gamma$ ) を改善するためには、分母にある干渉項を小さくすればよい。これは、他センサノードからの干渉量を小さくするか、 $\alpha$  を大きくすればよい。

トランスポートキャパシティはネットワークモデルと同様に  $cW\sqrt{K}$  となる。ここで、 $c$  は定数である。いま、各センサノードの送信電力の最大値  $P_{max}$  と最小値  $P_{min}$  が制限されている場合を考えるとトランスポートキャパシティは次式となる。

$$C_{transport} = \sqrt{\frac{8}{\pi}} \frac{1}{\left(\gamma \frac{P_{min}}{P_{max}}\right)^{\frac{1}{\alpha}} - 1} W\sqrt{K} \quad (26)$$

これより、トランスポートキャパシティは、信号電力の距離減衰が大きければ大きい方がよいことになる。

一般に、信号の距離減衰はキャリア周波数が高ければ高いほど大きくなる。これより、センサノードの伝送帯域はなるべく高い周波数を利用することが良いことになる。

### 3.3.2 スループット

スループットは、このトランスポートキャパシティを全てのセンサノード (総数  $K$ ) で分配することになるので、次式となる。

$$\lambda(K) = \Theta \left( \frac{W}{\sqrt{K}} \right) \quad [\text{bit-meter/s}] \quad (27)$$

トランスポートキャパシティと異なり、スループットを考えるとセンサノードが増えるとスループットは低下する。この意味を考えてみよう。

今、各センサノードからフュージョンセンターまでの平均伝送距離を  $\bar{L}$  とする。伝送範囲を  $r$  とすると、各センサノードは平均  $\frac{\bar{L}}{r}$  ホップで伝送を行う

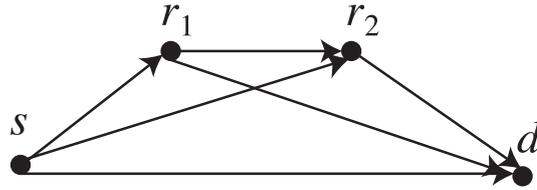


図 7: 2 レベルなりレーチャネル

ことになる。いま、各センサノードのスループットを  $\lambda$  とすると、各センサノードでは  $\lambda \frac{\bar{L}}{r}$  [bit/s] のトラフィック（情報量）を発生することになる。センサノードは全部  $K$  個あるため、総トラフィックは  $\lambda \frac{K\bar{L}}{r}$  となる。これは各センサノードの伝送レートの総和  $KR$  より小さくしなければならない。これより、

$$\lambda \frac{K\bar{L}}{r} \leq KR \quad (28)$$

$$\lambda \leq R \frac{r}{\bar{L}} \quad (29)$$

となり、結局ホップ数 ( $\frac{\bar{L}}{r}$ ) が増えれば増えるほどスループットが低下する。

別の解釈をすると、マルチホップ伝送では、あるセンサノードのもつキャパシティを他のセンサノードのデータ伝送のために利用することになる。このため、他のセンサノードにキャパシティをとられることになる。ホップ数が増すということは、その分だけ、他のセンサノードに自らのキャパシティを奪われることを意味する。

### 3.4 トランスポートキャパシティの最大化

マルチホップによるスループットの低下を抑制するためには、

- ホップ数が少なくなるようなセンサノードの配置を考える
- トランスポートキャパシティを増加する

が考えられる。文献 [23] では、情報理論的アプローチによって、トランスポートキャパシティを  $\Theta(W\sqrt{K})$  から  $\Theta(WK)$  へ改善できることを示した。その具体例を簡単に紹介する。

図 7 に示すような 2 レベルなりレーチャネルを考える。

1) 中継ノード  $r_1$  は送信元ノード  $s$  からレート  $R_0$  の情報伝送を行う (図 8(1) 参照). これは,

$$R_0 < I(X_0; Y_1 | X_1, X_2) \quad (30)$$

が成り立つ場合に達成できる. ここで,  $I(X; Y | Z)$  は  $Z$  が与えられたときの  $X$  と  $Y$  の条件付き相互情報量である.

2) 中継ノード  $r_2$  は中継ノード  $r_1$  からレート  $R_1$  の情報を受け取り, レート  $(R_0 - R_1)$  の情報を送信元ノード  $s$  から受け取る (図 8(2) 参照). これは,  $r_2$  が干渉キャンセル (successive cancellation decoding) を行うことを意味している. すなわち, まず, 中継ノード  $r_1(X_1)$  から送られてくる信号と送信元ノード  $s$  から送られてくる信号の受信信号  $Y_2$  のうち, 両者の相関部分を取り出す. この際, 無相関分については雑音として扱う. 次に, 受信信号  $Y_2$  から相関部分をキャンセルし, レート  $(R_0 - R_1)$  に相当する残りを受信信号  $Y_2$  から復号する. これは, 次式が成り立つときに達成できる.

$$\begin{aligned} R_1 &< I(X_1; Y_2 | X_2) \\ R_0 &< I(X_0; Y_2 | X_1, X_2) + R_1 \end{aligned} \quad (31)$$

3) 終端ノード (フュージョンセンター)  $d$  はレート  $R_2$  の情報を中継ノード  $r_2$  から受け取ることができる (図 8(3) 参照). また,  $(R_1 - R_2)$  の情報を中継ノード  $r_1$  から受け取ることができ, さらに  $(R_0 - R_1)$  の情報を送信元ノード  $s$  から受け取ることができる. ここでも, 干渉キャンセルを行うことになる. これより, これは,

$$\begin{aligned} R_2 &< I(X_2; Y_3) \\ R_1 &< I(X_1; Y_3 | X_2) + R_2 \\ R_0 &< I(X_0; Y_3 | X_1, X_2) + R_1 \end{aligned} \quad (32)$$

が成り立つときに達成できる.

以上のような情報伝送, すなわち各中継ノードで送信元ノードから発せられた情報は全て取り込みながら中継を行えば, トランスポートキャパシティを  $\Theta(W\sqrt{K})$  から  $\Theta(WK)$  へ改善できる. 詳細な導出等については文献 [23] を読んでいただくとして, ここで重要ことは, はたして, 中継ノードでここで示したようなことが可能かどうか, ということである. 残念ながら, その具体的な手法については, まだ検討段階であり, 実際にできるかどうか分からない.

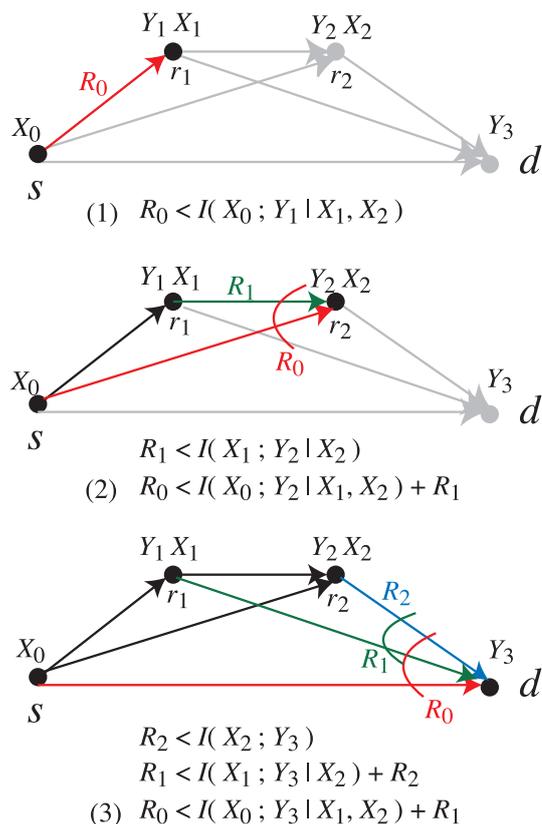


図 8: 2 レベルなりレーチャネルのキャパシティの求め方

干渉キャンセラは、CDMA でよく検討されており、また、多元接続キャパシティの検討からも CDMA が良いとの結論を得た。これより、各中継ノードからの伝送を CDMA で行えば、この干渉キャンセルも可能になるであろう。

### 3.5 センサネットワークでの最適な伝送

これまでみてきたように、センサネットワークでの伝送を考えると、以下が満足されるときが最適な伝送方法となるであろう。

- 多元接続キャパシティを考えると CDMA がもっとも良い
- マルチホップ伝送は行わず、シングルホップが良い
- マルチホップ伝送を行う場合は、中継ノードで干渉キャンセルが必要になる

このうち、中継ノードでの干渉キャンセルは、センサネットワークに限らず、アドホック、マルチホップ伝送のキーテクノロジーになろう。

## 4 まとめ

本稿では、センサネットワークを情報理論の側面から考え、その理論的枠組み、取り組むべき課題などについて述べた。特にセンサネットワークにおけるキャパシティについて述べた。

まず、第2章でセンサネットワークでの情報検出とは分散検出での状態推定問題であることを述べた。次に、その推定のしやすさを示す指標として Kullback-Leibler 情報量を紹介した。また、観測データに相関がある場合、キャパシティが制限されている場合の Kullback-Leibler 情報量を紹介し、そこから次の結果を導いた。

- 各センサでは観測対象に対する 2 状態検出 (2 値検出) を行う
- 各センサは互いに観測データが独立となるような配置で観測を行う
- 1つの観測対象に対して (キャパシティが許す限り) 最大のセンサを配置し観測を行う

第3章では、センサネットワークにおける効率的な伝送について考えた。第3章では、3つのキャパシティ、すなわち、シャノンキャパシティ、多元接続キャパシティ、トランスポートキャパシティを取り上げた。多元接続キャパシティは、各センサノードがフュージョンセンターへ直接データ伝送 (シングルホップ伝送) の場合のキャパシティであり、セルラーネットワークの周波数利用効率に相当する。また、トランスポートキャパシティはマルチホップ伝送でのキャパシティで、伝送レートと距離の積で定義される。結果として、センサネットワークでの最適伝送は以下の条件を満たしたときに達成できる。

- 多元接続キャパシティを考えると CDMA がもっとも良い
- マルチホップ伝送は行わず、シングルホップが良い
- マルチホップ伝送を行う場合は、中継ノードで干渉キャンセルが必要になる

ところで、本稿では取り上げなかったが、実際には各センサノードで観測された観測データがそのまま伝送されることは無く、情報源符号化が行われる。近年、この分散情報源符号化、とりわけ相関がある場合の分散情報源符

号化が注目を集めている [29]. これは, 多端子情報源符号化とも呼ばれ, 情報理論における未解決な問題と知られている [30].

たとえば, センサノードとして画像センサあるいは音響センサを考えると, 各センサノードで得られる観測データは互いに相関を持つ場合が多い. これは, 各々のセンサで得られる画像データに相関が無く, かつセンシング領域を隙間無く観測することを考えれば, そのような配置がいかに難しいか分かるであろう. よって, 通常はあえて相関があるように「密に」配置し, それによってセンシング領域全体をカバーすることになる. よって, 互いに相関をもつことになる.

相関がある場合の分散情報源符号化の代表的なものとして, Slepian-Wolf Coding あるいは Wyner-Ziv Coding があるが [29], 多端子情報源符号化は未解決な問題ゆえ, 今後の動向が注目される.

## 参考文献

- [1] I.F. Akyildiz, W. Su, Y. Sankarasubramaniam, and E. Cayirci, “A Survey on Sensor Network”, IEEE Commun. Mag., vol.40, no.8, pp.102-114, Aug.2002.
- [2] A. Ogawa, T. Yamazato, and T. Ohtsuki, “Information and Signal Processing for Sensor Networks”, IEICE Trans. Fund., vol.E87-A, no.10, pp.2599-2606, Oct.2004.
- [3] B. Warneke, M. Last, B. Leibowitz, K.S.J. Pister, “Smart Dust: Communicating with a Cubic-Millimeter Computer”, IEEE Computer, vol.34, no.1, pp.44-51, Jan.2001.
- [4] R.R. Tenney and N.R. Sandell, Jr., “Detection with Distributed Sensors” IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol.17, no.4, pp.501-510, July.1981.
- [5] F.A. Sadjadi, “Hypotheses Testing in a Distributed Environment” IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol.22, no.2, pp.134-137, Mar.1986.

- [6] Z. Chair and P.K. Varshney, "Optimum Data Fusion in Multiple Sensor Detection Systems" *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol.22, no.1, pp.98-101, Jan.1986.
- [7] A.R. Reibman and L.W. Nolte, "Optimum Detection and Performance of Distributed Sensor Systems" *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol.23, no.1, pp.24-30, Jan.1987.
- [8] S.C.A. Thomopoulos, R. Viswanathan and D.C. Bougoulas, "Optimum Decision Fusion in Multiple Sensor Systems" *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol.23, no.5, pp.644-653, Sept.1987.
- [9] E. Drakopoulos and C.C. Lee, "Optimum Multisensor Fusion of Correlated Local Decisions" *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol.27, no.4, pp.593-605, July.1991.
- [10] V. Aalo and R. Viswanathan, "On Distributed Detection with Correlated Sensor: Two Examples" *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol.25, no.3, pp.414-421, May.1989.
- [11] V. Aalo and R. Viswanathan, "Asymptotic Performance of a Distributed Detection System in Correlated Gaussian Noise" *IEEE Trans. Signal Process.*, no.40, pp.211-213, Jan.1992.
- [12] M. Kam, Q. Zhu and W.S. Gray, "Optimal Data Fusion of Correlated Local Decisions in Multiple Sensor Detection Systems" *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol.28, no.3, pp.916-920, July.1992.
- [13] R.S. Blum and S.A. Kassam, "Optimal Distributed Detection of Weak Signals in Dependent Sensors" *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol.38, no.3, pp.1066-1079, May.1992.
- [14] J.-G. Chen and N. Ansari, "Adaptive Fusion of Correlated Local Decisions" *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. Part C*, vol.28, no.2, pp.276-281, May.1998.
- [15] P. Willett, P.F. Swaszek and R.S. Blum, "The Good, Bad, and Ugly: Distributed Detection of a Known Signal in Dependent Gaussian Noise" *IEEE Trans. Signal Process.*, vol.48, no.12, pp.3266-3279, Dec.2000.

- [16] J.-F. Chamberland and V.V. Veeravalli, "Decentralized Detection in Sensor Networks" IEEE Trans. Signal Process., vol.51, no.2, pp.407-416, Feb.2003.
- [17] J.-F. Chamberland and V.V. Veeravalli, "Design of Sensor Networks for Detection Applications via Large-Deviation Theory" in Proc. IEEE Inform. Theory Workshop, San Antonio, TX, pp153-158, Oct.2004.
- [18] S. Kullback, "Information theory and statistics", New York: Dover Pub. Inc., 1968.
- [19] 小林, 山里, 岡田, 片山, "センサネットワークにおける観測データの相関を用いた伝送品質の改善", 電子情報通信学会論文誌 A, 2005 年 12 月 (掲載予定)
- [20] A. Jamalipour, T. Wada, T. Yamazato, "A Tutorial on Multiple Access Technologies for Beyond 3G Mobile Networks," IEEE Communication Magazine, pp.110-117. Feb., 2005.
- [21] Jack Keil Wolf, "Information Theory and Coding for Spread Spectrum", Plenary talk at ISSSTA 2004, Sydney, August, 2004.
- [22] P. Gupta, P. R. Kumar, "The Capacity of Wireless Networks," IEEE Transactions on Information Theory, Vol.46, No.2, pp.388-3117, March 2000.
- [23] P. Gupta, P. R. Kumar, "Towards an Information Theory of Large Networks: An Achievable Rate Region," IEEE Transactions on Information Theory, Vol.49, No.8, pp. 1877-1894, August 2003.
- [24] Liiang-Liang Xie, P. R. Kumar, "A Network Information Theory for Wireless Communication: Scaling Laws and Optimal Operation," IEEE Transactions on Information Theory, Vol.50, No.5, pp. 748-767, May 2004.
- [25] A. Jovicic, P. Viswanath, S. R. Kulkarni, "Upper Bounds to Transport Capacity of Wireless Networks," IEEE Transaction on Information Theory, Vol.50, No.11, pp.2555-865, Nov. 2004.
- [26] F. Xue, L-L Xie, P.R. Kumar, "The Transport Capacity of Wireless Networks over Fading Channels," IEEE Transaction on Information Theory, Vol.51, No.3, pp.834-847, March 2005.

- [27] S. Toupis, A. J. Goldsmith, "Capacity Regions for Wireless Ad Hoc Networks," *IEEE Transaction on Wireless Communications*, Vol.2, No.4, pp.736-748, July 2003.
- [28] S. R. Kulkarni, P. Viswanath, "A Deterministic Approach to Throughput Scaling in Wireless Networks," *IEEE Transaction on Information Theory*, Vol.50, No.6, pp.1041-1049, June 2004.
- [29] Z. Xiong, A. D. Liveris, S. Cheng, "Distributed Source Coding for Sensor Networks," *IEEE Signal Processing Magazine*, pp.80-94, Sept. 2004.
- [30] 大濱靖匡, "多端子情報源符号化における基本的未解決問題について," 電子情報通信学会ソサエティ大会, AP-1-5, 2005年9月.