

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

小林健太郎^{†a)} 山里 敬也^{††} 岡田 啓[†] 片山 正昭^{††}

An Improvement of the Transmission Quality Using the Correlation of the Observation Data in Sensor Networks

Kentaro KOBAYASHI^{†a)}, Takaya YAMAZATO^{††}, Hiraku OKADA[†],
and Masaaki KATAYAMA^{††}

あらまし センサネットワークでは、多くのセンサノードが密集して配置されることが多く、観測により各センサノードで得られるデータの間には相関がある。このような観測データがフュージョンセンターで収集されることになる。本論文では、フュージョンセンターでの観測精度について Kullback-Leibler (KL) 情報量の観点から検討を行う。特に、KL 情報量すなわち観測精度を劣化させる要因として、各センサノードから無線通信路を経て伝送される際に生じる伝送路誤りを取り上げ、その影響と低減手法について検討していく。本論文では、観測データ間の相関がすべて等しい場合、及び、相関が一樣ランダムとなる場合における、伝送路誤りがあるときのフュージョンセンターで得られる KL 情報量について検討を行う。フュージョンセンターにおいて、誤ったデータの推定に観測データの相関を利用することで KL 情報量の劣化を低減できることを示す。また、相関を利用する上でのフュージョンセンターにおける観測データ間の相関の推定と、相関を利用した誤りデータの推定についての一例を示す。

キーワード センサネットワーク, 相関, Kullback-Leibler 情報量

1. ま え が き

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もち [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。このように、センサネットワークでは、一つの観測対象に対して多数のセンサ

ノードからの情報を統合処理することで、精度の高い観測が実現できる。

本研究で想定しているセンサとしては、例えばスマートダスト [3] のような微小なセンサであり、それを空中から散布して空気中の大気の状態を調べたり、あるいは水道に流して汚染物質を検出するなどのアプリ

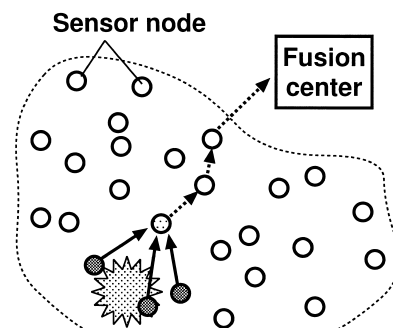


図 1 センサネットワーク
Fig. 1 Sensor network.

[†] 名古屋大学大学院工学研究科, 名古屋市

Department of Electrical Engineering and Computer Science, Graduate School of Engineering, Nagoya University, Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, 464-8603 Japan

^{††} 名古屋大学エコトピア科学研究機構, 名古屋市

EcoTopia Science Institute, Nagoya University, Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, 464-8603 Japan

a) E-mail: kobayasi@katayama.nuee.nagoya-u.ac.jp

ケーションが挙げられる。これ以外にも、例えば、自動車等に大量に取り付け、衝突実験時におけるボディ等の変位をリアルタイムでモニタ、あるいは地震によるビル等のひずみのモニタなどが挙げられる

いずれの場合も微小なセンサを想定しており、また、観測対象の周りに多数のセンサを配置することを想定している。また、短時間での観測を想定しており、よって、観測対象に対して最適なセンサ数あるいはセンサ配置などは考えず、より多くのセンサによる（ある意味冗長な）観測を行う状況を想定している。

このような場合、一つの観測対象に対して多数のセンサノードで観測を行うことから、個々のセンサノードで観測する観測データは互いに相関をもつ。このような観測データがフュージョンセンターで収集されることになる。仮に、センサノードで観測された観測データがすべて等しい（すなわち相関 1）とすると、各センサノードから同じ観測データがフュージョンセンターへ無線伝送されることになり、ダイバーシチ受信（複数アンテナで受信した同一の信号を合成することで利得を得る）と同じ効果が期待できる。これより、観測データに相関がある場合、無線通信路での誤りの影響を低減できる。一方、誤りなくデータ伝送ができるものと仮定すると、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観測を行っていることになる。以上より、観測データ間の相関は、フュージョンセンターでの観測精度に大きな影響を与えるものと考えられる [2]。

本論文では、フュージョンセンターでの観測精度について検討していく。関連研究として、各センサでの観測が独立な場合を扱った論文としては [4] ~ [8] が挙げられる。更に、各センサでの観測に相関がある場合を扱った論文としては [9] ~ [17] が挙げられる。これらの論文については次節の関連研究の項目にまとめられている。

しかしながら、上に挙げた論文では伝送路での誤りの影響については検討がなされていない。そこで、本研究では、観測精度を劣化させる要因として、各センサノードから無線通信路を経て伝送される際に生じる伝送路誤りを取り上げ、その影響と低減手法について検討していく。

本論文では文献 [16] で用いられているシステムモデルを拡張し、伝送路での誤りの影響を考慮したものを考えている。観測対象としては文献 [4], [6] ~ [17] と同様、二つの状態をもつ場合（あるいは複数のとり得

る状態のうちの、判別を行いたい二つの状態ずつを取り上げた場合）を考え、フュージョンセンターでのこれらの状態の判別のしやすさで評価する。これは、Kullback-Leibler (KL) 情報量 (2.1 参照) で表され、KL 情報量が大きいほど判別しやすいことを表している。

以下、まず、伝送路誤りがなく、かつ、観測データ間の相関が既知で等しい場合について、KL 情報量と相関の関係を示す。次に、伝送路誤りによって KL 情報量が減少することを示す。また、観測データ間の相関を利用することで、KL 情報量の劣化を低減できることを示す。

ここまででは、解析の容易さから観測データ間の相関が既知で等しい場合を取り上げたが、これは、センサノードが観測対象の周りに一様配置されている場合に相当する。一般には、センサノードの配置はランダムであり、よって、観測データ間の相関は 0~1 の一様分布に従うものと考えられる。本論文では、観測データ間の相関が一様分布する場合についても、伝送路誤り及び相関の関係について検討していく。

1.1 関連研究

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] ~ [8]。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的な役割を果たしている。この文献では二つの仮説と二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]。

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 [9] ~ [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もった分布をも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。

また、前述のすべての最適な分散検出手法における主な欠点として、事前確率と各センサの検出確率及び

誤る確率を知っている必要がある．この難点を回避する手法が文献[14]で検討されている．

文献[16]では，センサとフュージョンセンター間の無線通信路のキャパシティが制限される環境が考えられている．フュージョンセンターにおける漸近的な判定誤り率の指数を Chernoff 情報量 (Bayesian case) 及び Kullback-Leibler 情報量 (Neyman-Pearson case) を用いて評価している．各センサでの観測がガウス分布あるいは指数分布に従う場合においては複数のセンサがそれぞれ少ないビット数 (簡潔な情報) を送ることによって，フュージョンセンターにおける判定誤り率を小さくできることが示されている．一方，各センサでの観測に相関がある場合には，少ないセンサがそれぞれ複数ビット (詳細な情報) を送る方がよいことが示されている．

2. システムモデル

本研究では，文献[16]で用いられているシステムモデルを拡張し，伝送路の影響を考慮したものを考えている．そのシステムモデルの概略を図2に示す．

観測データ間の相関をフュージョンセンターでうまく利用するために，各センサノードから伝送される観測データに誤り検出符号化を行い伝送する．フュージョンセンターでは，正しく受信された観測データを利用して伝送路誤りの影響を抑制するものとする．

観測対象 H は H_0, H_1 の二つの状態のみをとるものとし，観測対象の周りには合計 L 個のセンサノードが配置されているものとする．

L 個のセンサノードは各観測データ $x_1, \dots, x_i, \dots, x_L$ を誤り検出符号化し，フュージョンセンターへと送信する．この際，他の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．

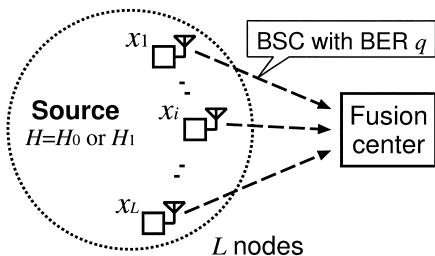


図2 システムモデル
Fig. 2 System model.

一般に，符号化を行う上で観測データを有限の範囲で量子化することになるが，それによるひずみは無視できるものとする．

センサノードとフュージョンセンター間では，0, 1 のビットが確率 q で反転して伝送されてしまう，すなわちビット誤り率 (BER) が q である 2 元対称通信路 (BSC) を考える．

フュージョンセンターでは，各センサノードから送られてくる L 個の観測データを統合処理し，観測対象の状態が H_0 あるいは H_1 なのかを判定する．なお，送信されたデータのうち誤り検出符号によって正しく判定されたデータのみを利用し，観測対象の状態の判定を行うものとする．

また，フュージョンセンターでは各センサノード間の相関関係を分かっているものとする．本研究では，3.2.1 に述べるように，誤り検出符号の判定誤りも考慮して検討を行う．

観測対象 H が H_0, H_1 の状態をとるとき，相関をもった観測データ x の分布として密度関数

$$\begin{cases} f_0(x) = N(-m, \Sigma), & H = H_0 \\ f_1(x) = N(+m, \Sigma), & H = H_1 \end{cases} \quad (1)$$

を考える．ここで， $N(\pm m, \Sigma)$ は平均 $\pm m$ ，相関行列 Σ 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 ρ であるものとし，平均 m はすべて 1 とする．

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 1 & \rho & \cdots & \rho \\ \rho & 1 & \cdots & \rho \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho & \rho & \cdots & 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$m = (1, 1, \dots, 1)^T \quad (3)$$

2.1 Kullback-Leibler 情報量

観測データ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．本研究では，観測対象が二つの状態をとる場合，すなわち観測データが二つの異なる分布に従う場合を考えている．このとき，フュージョンセンターでは，これらの観測データ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、情報の大きさを二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、二つの分布 $f_0(x)$, $f_1(x)$ が x によってどの程度はっきり区別されるかは、 H_0 のときと H_1 のときの 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、

$$D(H_0, H_1) = \int f_0(x) \log \frac{f_0(x)}{f_1(x)} dx \quad (4)$$

で定義され、二つの分布間の距離尺度としても用いられる [18]。

伝送路の影響を考えない場合、フュージョンセンターで得られる 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 (1) に示した確率分布より次式で求まる。

$$\begin{aligned} D(H_0, H_1) &= 2m^T \Sigma^{-1} m \\ &= \frac{2L}{(L-1)\rho + 1} \end{aligned} \quad (5)$$

3. 伝送路誤りによる KL 情報量の劣化

観測データ間の相関がフュージョンセンターで既知かつ、等しい場合について述べていく。まず、次節で伝送路誤りがない場合について述べ、次に伝送路誤りによる KL 情報量の劣化を示す。

3.1 観測データ間の相関と KL 情報量 (伝送路誤りなし)

まず、伝送路誤りがない場合の観測データ間の相関と KL 情報量について示す。

図 3 に、センサノード数 $L = 1, 2, 3$ のときにつ

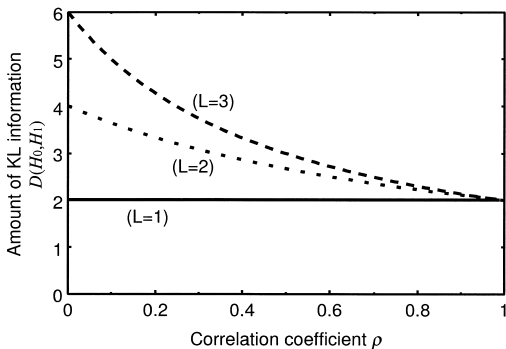


図 3 KL 情報量 $D(H_0, H_1)$ と相関の関係

Fig. 3 Relation between amount of KL information $D(H_0, H_1)$ and correlation.

いて、式 (5) 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 ρ 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すべて異なったものであり、このときにフュージョンセンターで得られる KL 情報量はセンサノード数が 1 である場合と比較してノード数倍 (L 倍) となっている。これとは逆に、相関係数 ρ 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すべ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ーで得られる 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、誤りなくデータ伝送ができるものと仮定した場合、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。

3.2 伝送路誤りによる KL 情報量の劣化 (観測情報量)

次に、伝送路誤りがある場合の観測データ間の相関と KL 情報量について考える。

フュージョンセンターでは、収集されたデータより、観測対象の状態の推定を行う。ここで、送られてくるデータに誤りがある場合を考えると、当然、状態の推定品質は、データの誤りの影響を受けるため減少することになる。

今、すべてのセンサノードから送られてくるデータに誤りがある場合を考える。この場合、状態の判別は不可能なため KL 情報量は 0 となる。次に、半分のデータが誤っている場合を考える。これはノード数が半分の場合に相当し、KL 情報量も半分となる。

以上のことより、KL 情報量に伝送路の影響を考慮したものを観測情報量と呼ぶこととし、観測情報量を次式で表す。

$$D^*(H_0, H_1) = D(H_0, H_1) \cdot (1 - E) \quad (6)$$

ここで、 E は各センサノードとフュージョンセンター間で伝送路誤りにより失われる KL 情報量の割合であり、観測データのビット誤り率 p_{eb} を用いて次式で表される。

$$E = -p_{eb} \log_2 p_{eb} - (1 - p_{eb}) \log_2 (1 - p_{eb}) \quad (7)$$

3.2.1 観測データのビット誤り率

観測データのビット誤り率 p_{eb} は、データ間の相関と誤り検出符号の検出能力を考え次のように求める。

伝送路の BER が q である場合、符号長が n 、そのうち、誤り検出を行うための冗長なパリティ検査ビット数が r である誤り検出符号において、誤りが検出

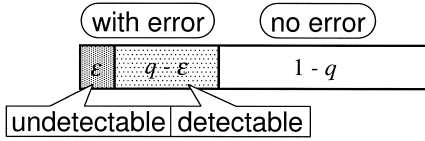


図 4 誤り検出符号の誤り検出能力
Fig. 4 Error-detecting capabilities of error-detecting codes.

できない確率の上限は $2^{-r}\{1 - (1 - q)^n\}$ で与えられる [19]. 1 ビット当りで考えると, 図 4 に示されるように, 誤りが検出できない確率は $\epsilon = 2^{-r}q$, 誤りが検出できる確率は $q - \epsilon$, 誤りが無い確率は $1 - q$ となる.

まず相関係数 ρ が 1 である場合を考えると, フュージョンセンターにおいて, 正しく受信されたデータが L 個のうち一つあれば他の $L - 1$ 個のデータは相関関係からすべて推定することができる. すなわち誤り訂正が可能である. ただし, 検出できる誤り率は $q - \epsilon$ であり, 相関が利用できるのは誤りが検出できるときだけであることから, i 番目のデータが誤る場合は次の 2 通りとなる.

- i 番目のデータの誤りが検出され, かつ, 他の $L - 1$ 個のデータがすべて誤っている場合
 - i 番目のデータの誤りが検出されない場合
- これより, $\rho = 1$ である場合のビット誤り率 p_{eb}^* は

$$p_{eb}^* = (q - \epsilon) \cdot q^{L-1} + \epsilon = (1 - 2^{-r})q^L + 2^{-r}q \quad (8)$$

となり, センサノード数 L が増えるにつれて, p_{eb}^* は ϵ まで小さくなる. これとは逆に, $\rho = 0$ である場合には相関を利用することはできないのでビット誤り率は q のままである. まとめて, ビット誤り率 p_{eb} は

$$\begin{aligned} \rho = 0 \text{ のとき } & p_{eb} = q \\ \rho = 1 \text{ のとき } & p_{eb} = p_{eb}^* \end{aligned} \quad (9)$$

となる. この関係が ρ に比例するとすれば, ビット誤り率 p_{eb} は ρ の関数として次式のように表すことができる.

$$p_{eb} = q + (p_{eb}^* - q) \cdot \rho = q - (1 - 2^{-r})(q - q^L)\rho \quad (10)$$

3.3 数値例及び考察

観測データの相関を利用することで, どの程度伝送

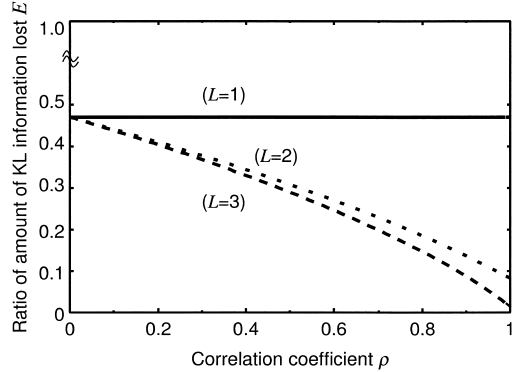


図 5 伝送路誤りにより失われる KL 情報量の割合 E と相関の関係 ($q = 0.1$)
Fig. 5 Relation between rate of amount of KL information lost E and correlation ($q = 0.1$).

路誤りによる情報量の劣化を抑制できるのかについて数値例を用いて評価する. 伝送路の BER を $q = 0.1$ とし, 誤り検出符号としてパリティ検査ビット数 $r = 16$ である CRC16 を用いる.

3.3.1 伝送路誤りにより失われる KL 情報量の割合 E と相関の関係

センサノード数 $L = 1, 2, 3$ のときについて, 伝送路誤りにより失われる KL 情報量の割合 E (式 (7)) と相関の関係を図 5 に示す. センサノード数 L が 1 のときの伝送路誤りにより失われる KL 情報量の割合は, ちょうど, 相関を利用しなかったときの伝送路誤りにより失われる KL 情報量の割合に等しい. 相関係数 ρ が大きいと, また, センサノード数 L が多いと, 相関を利用しやすくなることで誤り率を小さくすることができ, 伝送路誤りにより失われる KL 情報量の割合は小さくなる.

図 6 では, 式 (6) より得られるセンサノード数 $L = 3$ における観測情報量 $D^*(H_0, H_1)$ の比較を示している. ここでは, (a) 伝送路誤りのない場合, (b) 伝送路誤りがあり相関を利用しない場合, (c) 伝送路誤りがあり相関を利用した場合について示している. 3.2.1 で述べたように, 観測データの誤り率 p_{eb} は, (b) では $p_{eb} = q$ であり, (c) では式 (10) により与えられる. 図 5 から分かるように, 伝送路誤りにより観測情報量は伝送路誤りのない場合と比べて半分程度しか得られていない. 特に相関係数 ρ が 1 のときには, フュージョンセンターでは複数の同じデータを受け取っているにもかかわらずデータ一つ分の情報量も得られていないことになる. しかし, 観測データの相関を利用す

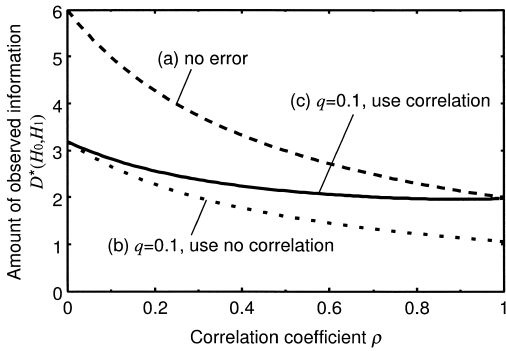


図 6 観測情報量の比較 ($L = 3$)
Fig. 6 Comparison of amount of observed information ($L = 3$).

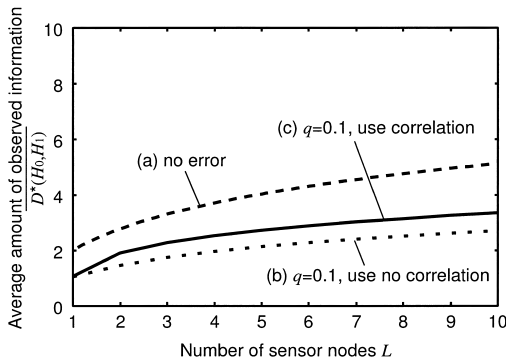


図 7 平均観測情報量の比較 (相関がすべて等しい場合)
Fig. 7 Comparison of average amount of observed information (all equal correlation).

ることにより、相関を用いていない場合と比べて、相関係数 ρ が大きいところで情報量の劣化が抑制されていることが分かる。

3.3.2 観測情報量 (平均観測情報量) とセンサノード数の関係

次に、式 (6) で得られる観測情報量の期待値として、相関係数で平均をとった観測情報量 (平均観測情報量) $\overline{D^*(H_0, H_1)}$ を考える。各観測データ間の相関係数がすべて等しく ρ である場合の平均観測情報量は次式により得られる。

$$\overline{D^*(H_0, H_1)} = \int_0^1 D^*(H_0, H_1) d\rho \quad (11)$$

式 (11) より平均観測情報量 $\overline{D^*(H_0, H_1)}$ とセンサノード数 L の関係を図 7 に示す。図 7 を見ると、センサノード数 L が大きくなると相関の利用による改善効果が小さくなってしまふことが分かる。これは、相関の利用により、主に相関係数 ρ が大きいところでの情

報量の劣化が抑制されるのに対し、各観測データ間の相関をすべて等しいとしているために、センサノード数が多くなると、相関が小さいときの観測情報量と比べて相関が大きいときの観測情報量が小さくなってしまふからである。しかしながら、センサノード数が多いところにおいて、各観測データ間の相関がすべて等しくなるということはまずあり得ない。そこで、次章ではより具体的な場合として、各観測データ間の相関を一樣ランダムに選んだ場合、すなわち、センサノードを観測対象の周りに一樣ランダムに配置した場合について検討を行う。

4. 観測データ間の相関が一樣分布に従う場合の観測情報量

センサノードが観測対象の周りにランダムに配置される場合、観測データ間の相関は一樣分布に従うものと考えられる。この章では、観測データ間の相関が一樣分布に従う場合でも、相関を利用することで観測情報量の劣化が抑制できることを示す。まず観測データ間の相関はフュージョンセンターで既知の場合について述べる。

今、正しく受信された観測データと誤りを含む観測データを考える。これらのデータ間の相関係数は既知であるため、誤りを含む観測データのうち、正しく受信された観測データとの相関が最も高いものについては、データの推定ができるものと考えられる。これより、相関係数の値と等しい確率でもってデータの推定が可能であると仮定する。

このような場合において、0 から 1 まで一樣ランダムに相関を与え、式 (6) で得られる観測情報量の期待値を求める。相関係数で平均をとるということは、結局のところ、観測データの誤り率を $1/2$ にできるということにほぼ等しくなる ($p_{eb} \approx q/2$)。

各観測データ間の相関を一樣ランダムに選んだ場合の平均観測情報量 $\overline{D^*(H_0, H_1)}$ とセンサノード数 L の関係を図 8 に示す。図 7 の各観測データ間の相関がすべて等しい場合と異なり、センサノード数 L が大きくなるに従い相関の利用による改善効果が得られる。

以上の結果は、フュージョンセンターにおいて (A) 観測データ間の相関が既知、(B) 相関を利用することで、正しく受信された観測データから誤りを含む観測データを正しく推定可能、という二つの前提のもとに成り立つものである。以下、それぞれについて具体的な推定法について述べていく。

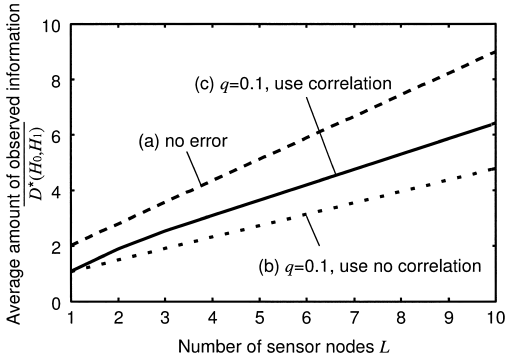


図 8 平均観測情報量の比較 (相関が一様ランダムである場合)
 Fig. 8 Comparison of average amount of observed information (uniformly random correlation).

4.1 観測データ間の相関の推定

今、二つの観測データ x_i と x_j に注目する。 x_i, x_j は式 (1) を満たす観測データの分布としてそれぞれ分散 1 であるガウス分布をなすものとする。

各観測データ間の相関は、センサノード数にかかわらず各センサノードからのある程度のサンプル数があれば求めることができる。その相関係数の推定値は次式で得られる。

$$\hat{\rho}_{ij} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_{i,t} - m_i)(x_{j,t} - m_j) \quad (12)$$

ここで、 i, j はノード番号である。各センサノードでのデータサンプル数を T 個とすると、 $x_{i,t}, x_{j,t}$ はそれぞれ i, j 番目のセンサノードにおける t 番目のデータサンプル値である。当然、平均 m_i, m_j もデータサンプル値の平均として求めることができる。

相関係数の推定値 $\hat{\rho}_{ij}$ は $T \rightarrow \infty$ において、観測データ x_i, x_j 間の相関係数 ρ_{ij} に等しくなる。相関係数 ρ_{ij} と推定値 $\hat{\rho}_{ij}$ との誤差の平均 (相関の平均推定誤差) $E[|\rho_{ij} - \hat{\rho}_{ij}|]$ とデータサンプル数 T との関係を図 9 に示す。ここで、平均をとる上でのデータサンプルの生成回数を 10000 回とした。

このようにして求められる相関係数が意味のある値であるかというのはデータサンプル数に依存している。図 9 の場合、データサンプル数が 1000 個以上あれば満足いく推定が可能であることが分かる。

以下ではデータサンプル数を 10000 個、すなわち求めた相関係数に誤差がほぼないものとして、具体的な相関の利用方法を述べる。

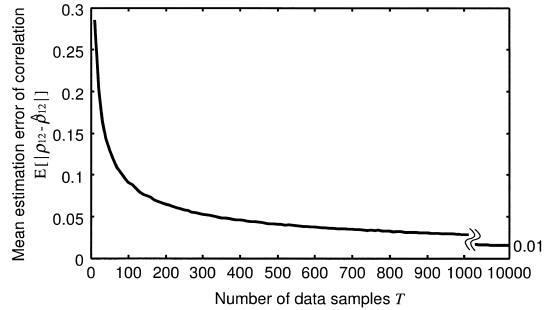


図 9 相関の平均推定誤差とデータサンプル数との関係
 Fig. 9 Relation between mean estimation error of correlation and number of data samples.

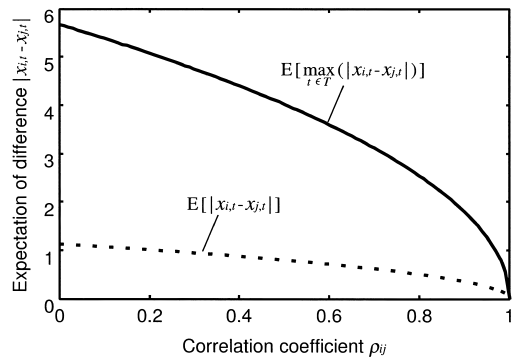


図 10 観測データ間の差 $|x_{i,t} - x_{j,t}|$ の期待値と相関との関係
 Fig. 10 Relation between expectation of difference $|x_{i,t} - x_{j,t}|$ and correlation.

4.2 相関を利用した誤りデータの推定

フュージョンセンターにおいて、正しく受信できた観測データから誤ったデータを推定するには最ゆう判定を用いるのが最適であるが、最ゆう推定を行うためには観測データの分布を分かっている必要がある。そこで本節では、フュージョンセンターで受信したデータサンプルのみで利用できる推定手法の一例を示す。

相関を利用する方法として、観測データ間の差 $|x_i - x_j|$ と相関との関係に着目する。観測データ x_i と x_j の相関が高ければ、互いに似た値を示すため、その差 $|x_i - x_j|$ は相関が高ければ高いほど小さくなる。

データサンプル値から得られる観測データ間の差 $|x_{i,t} - x_{j,t}|$ の期待値と観測データ間の相関との関係を図 10 に示す。ここでは、データサンプル 10000 個の中で最も大きい差 $\max_{t \in T} (|x_{i,t} - x_{j,t}|)$ をデータサンプルの生成回数 10000 回で平均をとった場合 (実線)

表 1 各センサノードの条件の一例
Table 1 An example of condition of each sensor node.

	Sensor node i								
	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$x_{i,t}$	0.00	-1.00	0.00	2.00	2.00	1.00	2.00	2.00	0.00
ρ_{i1}	0.97	0.83	0.45	0.76	0.58	0.66	0.21	0.62	0.58
Rg_i	0.90	2.34	4.19	2.80	3.66	3.31	5.02	3.49	3.66
$x_{i,t} \pm Rg_i$	-0.90	-3.34	-4.19	-0.80	-1.66	-2.31	-3.02	-1.49	-3.66
	0.90	1.34	4.19	4.80	5.66	4.31	7.02	5.49	3.66

を示している。なお、単純に $|x_{i,t} - x_{j,t}|$ の平均をとった場合（点線）は相関との関係はそれほど顕著に現れない。また、これらの関係はセンサノード数にはよらない。

これより、観測データ x_i に対し、もう一方の観測データ x_j の値が含まれる範囲が分かる。特に $\max_{t \in T} (|x_{i,t} - x_{j,t}|)$ と相関の関係は、ある相関が与えられたときにそのデータがとり得る最大の範囲を示していると考えることができる。つまり、この関係を用いて正しく受信された観測データから誤りを含む観測データのとり得る範囲を絞り込むことができ、それを利用することでデータ推定が可能である。

4.2.1 誤りデータの推定手法及び数値例

これまで述べてきたように、観測データ間の相関は推定可能であり、また、観測データ間の相関を利用することで正しく受信された観測データから誤りを含む観測データのとり得る範囲を絞り込むことができる。

今、センサノード数が 10 個の場合を考え、ある観測でそのうち 1 個が誤りを含んでいるものとする。まず、正しく受信された 9 個の観測データと誤りデータとの相関関係から、誤ったデータがどの範囲に最も多く含まれるかを累積度数を用いて調べる。

図 11 にその累積度数の一例を示す。図 11 における各センサノードの条件は表 1 のとおりである。ここでは、1 番目のセンサノードのデータが誤っており、このデータが推定すべき値となっている。

$x_{i,t}$ はフュージョンセンターで正しく受信した各センサノードのある観測データ値、 ρ_{i1} は各センサノードにおける 1 番目のセンサノードとの相関係数、 Rg_i は図 10 から得られる、相関係数 ρ_{i1} における推定値 $\hat{x}_{1,t}$ とデータ $x_{i,t}$ の差 $E[\max_{t \in T} (|\hat{x}_{1,t} - x_{i,t}|)]$ である。

推定値 $\hat{x}_{1,t}$ は $x_{i,t} \pm Rg_i$ の範囲に含まれていることになる。これより、正しく受信された 9 個のデータより、推定値がどの値の範囲に最も多く含まれるのかを累積度数で示している（図 11）。

これより $-0.80 \sim 0.90$ の間に最も含まれる確率が高

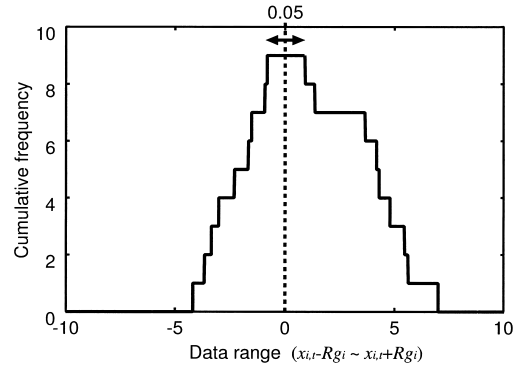


図 11 累積度数の一例
Fig. 11 An example of cumulative frequency.

いことが分かり、その平均値が 0.05 であることが分かる。例えば量子化の幅が 1.0 の場合、最も近い 0.0 を推定値とすればよいことになる。

以上の手法を用いた場合、センサノード数が増えるほど、より推定精度が向上する。例えば、センサノード数が 10 個のとき、正しく推定できる確率は 71%、また、100 個のときには 89% となる。更に、とり得る相関係数の値を 0.5 から 1.0 までの強い相関範囲に限定した場合、センサノード数が 10 個のときには 79%、100 個のときには 92% となり、より良い推定結果が得られる。

ちなみに最ゆう推定を行った場合の推定結果は、センサノード数が 10 個のとき 74%、100 個のとき 93% となり、ほぼ同等の結果が得られる。最ゆう推定を行うためには観測データの分布を分かっている必要があるが、今回示した一例ではその必要はなく、フュージョンセンターで受信したデータサンプルのみで利用できる。

5. む す び

本研究では、まず、観測データ間の相関がすべて等しい場合において、観測データ間の相関とフュージョ

ンセンターで得られる KL 情報量の関係を明らかにした。伝送路誤りがある場合、観測データの相関を利用することで、KL 情報量すなわち観測精度の劣化を抑制できることが分かった。特に、相関が大きい場合における KL 情報量の劣化を抑制できる、

次に、センサノードを観測対象の周りに一様ランダムに配置した場合として、各観測データ間の相関が一様ランダムとなる場合の検討を行った。センサノード数が多くなるに従い、観測データの相関を利用することで、KL 情報量の劣化を抑制できることを示した。

また、センサノードを観測対象の周りに一様ランダムに配置した場合に重要となる、観測データ間の相関の推定と、相関を利用した誤りデータの推定についての一例を示し、センサノードがランダムに配置されている場合でも、相関を利用することで誤りデータの推定が可能であることを示した。

謝辞 本研究の一部は、文部科学省 21 世紀 COE プログラム「社会情報基盤のための音声・映像の知的統合」の助成を受けて行われたものである。記して謝意を表する。

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. Fundamentals*, vol.E87-A, no.10, pp.2599–2606, Oct. 2004.
- [3] B. Warneke, M. Last, B. Leibowitz, and K.S.J. Pister, "Smart dust: Communicating with a cubic-millimeter computer," *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.AES-17, no.4, pp.501–510, July 1981.
- [5] F.A. Sadjadi, "Hypotheses testing in a distributed environment," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol.AES-22, no.2, pp.134–137, March 1986.
- [6] Z. Chair and P.K. Varshney, "Optimum data fusion in multiple sensor detection systems," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol.AES-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.AES-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.AES-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.*, vol.40, no.1, 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. Inf. 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. C, Appl. Rev.*, 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," *Proc. IEEE Inform. Theory Workshop*, pp.153–158, San Antonio, TX, Oct. 2004.
- [18] S. Kullback, *Information theory and statistics*, Dover Pub., New York, 1968.
- [19] S. Lin and D.J. Costello, Jr., *Error Control Coding: Fundamentals and Applications*, Prentice Hall, 1983.
(平成 17 年 3 月 28 日受付, 7 月 15 日再受付,
8 月 23 日最終原稿受付)



小林健太郎 (学生員)

平 17 名大・工・電子情報工卒。現在、同大大学院博士課程前期課程在学中。センサネットワークの研究に従事。IEEE 学生員。



山里 敬也 (正員)

昭 63 信州大・工・電子工卒。平 2 同大大学院修士課程了。平 5 慶大大学院博士課程了。工博。同年名大・工・電子情報・助手。平 10 同大・情報メディア教育センター・助教授, 平 16 同大・エコトピア科学研究機構, 現在に至る。平 9 より 10 まで, ドイツカイザースラウテルン大・客員研究員。センサネットワーク, 変復調理論, 誤り制御, e ラーニングなどの研究に従事。平 7 本会学術奨励賞受賞。情報理論とその応用学会, IEEE 各会員。



岡田 啓 (正員)

平 7 名大・工・電子情報卒。平 9 同大大学院博士前期課程了。平 11 同大学院博士後期課程了。工博。同年日本学術振興会特別研究員・PD。平 12 名大・情報メディア教育センター・助手。平 16 同大学・エコトピア科学研究機構・助手, 現在に至る。パケット無線通信, マルチメディアトラヒック, 符号分割多元接続方式, マルチホップネットワークなどの研究に従事。情報理論とその応用学会, IEEE 各会員。平 8 電気・電子情報学術振興財団・猪瀬学術奨励賞, 平 10 本会学術奨励賞, 平 14 本会通信ソサイエティ活動功労感謝状各受賞。



片山 正昭 (正員)

昭 56 阪大・工・通信卒。昭 61 同大大学院博士課程了。工博。同年豊橋技術科学大助手。平元阪大・講師。平 4 名大・講師, 平 5 助教授, 平 13 教授。現在, 名大・エコトピア科学研究機構教授(工学研究科電子情報システム専攻兼任)。1995 年 10 月より 1996 年 4 月まで, 名大工学部との学術交流協定により, 米国ミシガン大学アンアーバ校工学部電気電子計算機科学科に滞在。信号伝送と変復調理論, 誤り制御, 多元接続方式, トラヒック制御, ソフトウェア無線技術などの研究に従事。情報理論とその応用学会, IEEE, 小型衛星研究会各会員。昭 61 本会篠原記念学術奨励賞, 平 11, 13 本会通信ソサイエティ功労感謝状各受賞。