

# 無線センサネットワークにおける 分散誤り訂正符号化・統合復号

小林 健太郎



無線センサネットワークにおける  
分散誤り訂正符号化・統合復号

小林 健太郎

名古屋大学大学院工学研究科

2010年1月



# 謝辞

本研究を遂行するにあたり、多大なる御指導と御鞭撻を賜わり、また本論文を精査下さいました名古屋大学エコトピア科学研究所教授 片山正昭先生に厚く御礼を申し上げます。

本論文を御査読下さいました名古屋大学大学院工学研究科教授 谷本正幸先生には、本論文に対する貴重な御意見、また格別な御指導を賜わり心より感謝致します。また、慶応義塾大学理工学部情報工学科教授 大槻知明先生には、本論文を懇切丁寧に御査読下さり、また有益なる御助言を頂き深く感謝致します。

名古屋大学エコトピア科学研究所准教授 山里敬也先生には、本研究を遂行するにあたり熱心な御指導を賜り深く感謝致します。また、本論文に対しまして貴重な御意見と御助言を賜わり心より感謝致します。埼玉大学大学院理工学研究科准教授 岡田啓先生には、本研究を行う上で多大な御助言や御指導を賜わり甚大なる感謝の意を表します。

さらに、本研究の遂行を支えて下さいました鬼頭良彦技術職員や事務補佐員の方々に深く感謝致します。また、共に研究に励み、互いを支え合った名古屋大学エコトピア科学研究所／工学研究科 片山研究室の諸氏に感謝致します。

本研究は、多くの方々の御助言及び御協力を無くしては成し得る事ができませんでした。これらの方々に對し、深く御礼を申し上げます。



# 目次

<b>第1章 序論</b>	<b>1</b>
1.1 無線センサネットワーク	1
1.1.1 無線センサネットワークの課題と理論的側面	3
1.2 分散符号化・統合復号	4
1.2.1 分散符号化・統合復号の従来研究と課題	5
1.3 本研究の目的	7
1.3.1 分散誤り訂正符号化・統合復号方式による通信路誤りの低減	8
1.3.2 分散誤り訂正符号化・統合復号方式の実環境の観測データへの対応	9
1.4 本論文の構成	9
<b>第2章 分散誤り訂正符号化・統合復号を用いた情報伝送</b>	<b>13</b>
2.1 はじめに	13
2.2 Slepian-Wolf の情報源符号化定理	13
2.3 Shannon の通信路符号化定理	16
2.4 Shannon/Slepian-Wolf の結合定理に基づく情報伝送の理論限界	17
2.5 まとめ	19
<b>第3章 複数センサノード間の相関を利用した分散誤り訂正符号化・統合復号方式</b>	<b>21</b>
3.1 はじめに	21
3.2 システムモデル	23
3.3 相互相関成分の重み付けを用いた統合復号アルゴリズム	26
3.3.1 統合復号アルゴリズム	28

3.3.2	相互相関成分の重み付け . . . . .	31
3.3.3	数値例による復号性能評価 . . . . .	36
3.4	EXIT 解析モデルに基づいた統合復号アルゴリズム . . . . .	43
3.4.1	統合復号アルゴリズムの構築 . . . . .	43
3.4.2	統合復号アルゴリズムの繰り返し復号における情報量の伝達 特性 . . . . .	48
3.4.3	数値例による EXIT 解析モデルの評価 . . . . .	51
3.4.4	複数センサノードへの統合復号アルゴリズムの一般化 . . . . .	57
3.4.5	数値例による復号性能評価 . . . . .	59
3.5	まとめ . . . . .	63
<b>第 4 章</b>	<b>実環境の観測データに適した相関の推定方式</b>	<b>65</b>
4.1	はじめに . . . . .	65
4.2	システムモデル . . . . .	66
4.3	ADC 出力のビット階層に応じた相関の推定方式 . . . . .	68
4.3.1	ビット階層ごとに分割した相関の推定方式 . . . . .	68
4.3.2	相関の推定誤差の解析 . . . . .	69
4.3.3	数値例による相関の推定誤差の評価 . . . . .	71
4.3.4	推定誤差を考慮した相関の推定方式 . . . . .	75
4.4	実測データを利用した復号性能評価 . . . . .	78
4.5	まとめ . . . . .	83
<b>第 5 章</b>	<b>総括</b>	<b>87</b>
<b>付録 A</b>	<b>ターボ符号</b>	<b>91</b>
A.1	ターボ符号器 . . . . .	91
A.2	ターボ復号器 . . . . .	93
<b>付録 B</b>	<b>EXIT 解析</b>	<b>97</b>
B.1	EXIT 解析モデル . . . . .	97
B.2	情報量の伝達特性 . . . . .	98



B.2.1	MAP復号器のEXIT特性 . . . . .	98
B.2.2	ターボ復号器の復号軌跡 . . . . .	100
	<b>文献</b>	<b>105</b>
	<b>記号一覧</b>	<b>113</b>
	<b>業績一覧</b>	<b>119</b>



# 目次

1.1	無線センサネットワークの基本構成 . . . . .	2
1.2	Slepian-Wolf 符号化システム . . . . .	5
1.3	Shannon/Slepian-Wolf 符号化システム . . . . .	6
2.1	Slepian-Wolf の定理における情報源符号化と復号 . . . . .	14
2.2	Shannon/Slepian-Wolf の結合定理における通信路符号化と復号 . . . . .	17
3.1	システムモデル . . . . .	23
3.2	2つのセンサノードに対応した Garcia-Frias らの統合復号器の基本構成	27
3.3	相互相関成分の重み付けを用いて複数センサノードに対応した統合 復号器の基本構成 . . . . .	28
3.4	無符号化重み $w_{uc}$ . . . . .	35
3.5	加算重み $w_{sum}$ を用いた場合のビット誤り率性能 (相互相関係数 $\rho =$ $0.8$ ) . . . . .	39
3.6	平均重み $w_{avg}$ を用いた場合のビット誤り率性能 (相互相関係数 $\rho = 0.8$ )	39
3.7	無符号化重み $w_{uc}$ を用いた場合のビット誤り率性能 (相互相関係数 $\rho = 0.8$ ) . . . . .	40
3.8	各重み付け方式におけるビット誤り率性能の比較 (センサノード数 $N = 4$ ) . . . . .	41
3.9	センサノード間の相関が異なる場合に無符号化重み $w_{uc}$ を適用した場 合のビット誤り率性能 (センサノード数 $N = 3$ ) . . . . .	42
3.10	EXIT 解析モデルに基づいた統合復号器の基本構成 . . . . .	47
3.11	拡張 MAP 復号器の構成 . . . . .	47
3.12	繰り返し復号における情報量の伝達特性 (SNR $\bar{\gamma} = 0.7$ dB) . . . . .	53

3.13	繰り返し復号における情報量の収束 (SNR $\bar{\gamma} = -0.07$ dB, 相互相関係数 $\rho_{12} = 0.6$ )	54
3.14	ビット誤り率性能と EXIT 解析より推定された Waterfall 位置の比較	55
3.15	センサノード数 $N$ に対するビット誤り率性能 (相互相関係数 $\rho = 0.8$ )	60
3.16	特性の異なる符号を用いた場合のビット誤り率性能の比較 (相互相関係数 $\rho = 0.8$ )	64
3.17	特性の異なる符号を用いた場合の繰り返し復号における情報量の伝達特性の比較 (センサノード数 $N = 4$ , 相互相関係数 $\rho = 0.8$ , SNR $\bar{\gamma} = -2.5$ dB)	64
4.1	ADC を通じたデータ取得を考慮した各センサノードの送信機構成	67
4.2	一致確率の推定値 $\hat{p}$ の誤差 RMSE[ $\hat{p}$ ]	73
4.3	相関情報 $C'(\hat{p}, S)$ の誤差 RMSE[ $C'(\hat{p}, S)$ ]	74
4.4	分割推定方式における各推定値 $\hat{p}$ に対する相関情報 $C'(\hat{p}, S)$ の二乗推定誤差の期待値 ( $ S  = 100$ , $p_e = 0$ )	75
4.5	誤差低減を行った分割推定方式における誤差 RMSE[ $C'(\hat{p}, S)$ ] ( $ S  = 100$ )	76
4.6	ある平日 5 日間の室温データ (2009/3/2(月)00:00~2009/3/7(土)00:00)	78
4.7	センサノードの配置図	79
4.8	シンボル誤り率性能 (送信シンボル数 $M = 40$ )	84
4.9	シンボル誤り率性能における誤差低減を行った分割推定方式の効果 (送信シンボル数 $M = 40$ )	84
4.10	シンボル誤り率性能 (送信シンボル数 $M = 120$ )	85
4.11	シンボル誤り率性能における誤差低減を行った分割推定方式の効果 (送信シンボル数 $M = 120$ )	85
A.1	ターボ符号器	92
A.2	再帰的組織的畳み込み符号器	92
A.3	ターボ復号器	94
B.1	MAP 復号器の EXIT 特性	99

B.2	ターボ復号器の復号軌跡 . . . . .	101
B.3	ターボ復号器の復号軌跡の収束 . . . . .	102



# 表目次

3.1	ビット誤り率性能と EXIT 解析より推定された Waterfall 位置（特性の異なる符号について）	56
3.2	達成可能な復号性能と理論限界（各センサノード間の相互相関係数が等しい）	61
3.3	達成可能な復号性能と理論限界（各センサノード間の相互相関係数が異なる，センサノード数 $N = 3$ ）	62
4.1	実測データにおける相互相関係数の絶対値平均（送信シンボル数 $M = 40$ の場合）	80
4.2	実測データにおける相互相関係数の絶対値平均（送信シンボル数 $M = 120$ ）	82





# 第1章 序論

## 1.1 無線センサネットワーク

無線センサネットワークとは、センシング機能だけでなく情報処理と無線通信の機能を備えたセンサデバイス（センサノード）を多数、分散配置し、これらを無線ネットワークで結んだシステムである。センサノードは温度や光、動きなどの実空間の情報を取得する小型端末であり、無線通信機能と合わせ、電池駆動によって配線を必要としない自由度の高い配置と複数箇所との連携が可能となる。センサを無線ネットワークで結ぶことで任意の多点の情報を収集できるため、1つのセンサでは不可能な面や空間のデータを取得し、複雑な環境を把握できるようになる。無線センサネットワークの基本的な構成は、図 1.1 に示すように、観測領域に分散配置されて観測および取得したデータの伝送を行うセンサノードと、センサノードから観測データを収集し、処理分析を行う基地局（フュージョンセンタ）で構成される。

無線センサネットワークの概念は、1998年に Pister らによって提唱された Smart Dust [1] に端を発する。Smart Dust は米国国防高等研究計画局（DARPA）の資金提供を受けた UC Berkeley の研究プロジェクトであり、MEMS (Micro Electro Mechanical Systems) により作られた数ミリ四方の小さなセンサノードを空間に散布し、環境情報を収集するという野心的なプロジェクトであった。最終的に Smart Dust 自体は実用化されることなくコンセプトレベルの実装にとどまったが、これにより、小型のセンサノードを多数、分散配置させて情報収集を行うという無線センサネットワークの基本概念を創出した。2001年に WEBS プロジェクト [2]、UCLA の CENS プロジェクト [3] へと引き継がれた。後に WEBS プロジェクト内の NEST [4] により開発された Mote [5] は、現実的な観点から乾電池やボタン電池を搭載できるサイズで設計されており、多くの研究機関や大学に提供され、無線センサネットワークのデファ

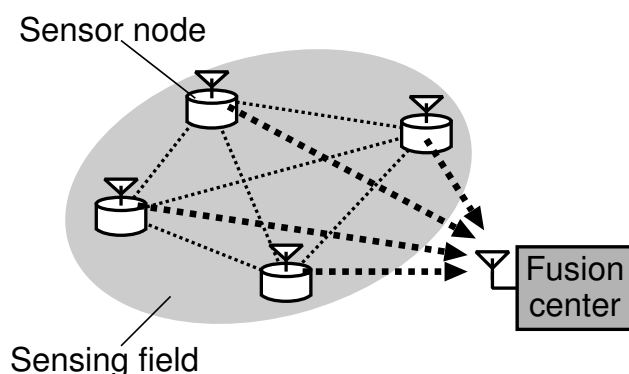


図 1.1: 無線センサネットワークの基本構成

クトスタンダードな研究環境として用いられている。Mote は Crossbow 社が一般に製造販売しており，現在国内で入手しやすいものとしては MICAz, IRIS がある [6]. 2004 年より MICAz が提供されており，IRIS はその後継機種にあたる。MICAz や IRIS では，2004 年に世界標準として仕様策定された ZigBee [7] が無線通信規格として用いられている。ZigBee は，無線 LAN や Bluetooth に比べて通信速度は低いものの，低消費電力，低コストである特徴が注目されている無線通信規格である。

無線センサネットワークは，通信ネットワークの分野においてアドホックネットワークの応用分野として位置づけられ，2004 年より総務省の情報通信政策の一つ u-Japan 政策 [8] として研究開発が推進されている。また，米国では米国国立科学財団 (NSF) の助成プログラム，欧州では第 7 次研究開発枠組計画 (FP7) のプロジェクトの中で推進されるなど，近い将来のユビキタスネットワークを支える基盤技術として注目を集めている [9]. ユビキタスネットワークでは，人と様々なモノ，状況や環境といった情報をネットワークで連携することで，ユーザーが求める情報を的確に示したり，状況に応じたサービスを提供することが考えられている。例えば，屋内や地下街での正確な位置情報提供や誘導 [10,11]，室温管理によるエネルギー需要の最適化 [12,13]，温度や湿度などの農作物育成環境の最適化 [14,15]，CO<sub>2</sub> や排ガスなどの環境モニタリング [16,17]，構造物の損傷や劣化の把握 [18,19]，被災状況把握 [20,21] など，アプリケーションは多岐に渡る。こうしたアプリケーションの実現において周囲環境の変化，人やモノの動きなどを詳細に把握するために，無線セ

ンサネットワークが主要な役割を果たすものとして期待されている。

### 1.1.1 無線センサネットワークの課題と理論的側面

無線センサネットワークの利点の一つは、センサノードの電池駆動と無線通信機能によって配線を必要としないセンサノードの設置と連携が可能となる点である。その一方で、電池駆動によってセンサノードが限られた電力しか持たない点が無線センサネットワークを設計する上での大きな課題となっている [22,23]。従来の無線通信システムと異なり、無線ネットワークの構成要素であるセンサノードの省電力動作が要求され、無線通信電力や情報処理に利用可能な電力が大きく限られる。それゆえ、低電力な無線通信では情報伝送が不確実、複雑な情報処理が困難であるといった制約を有しており、この制約の下で、センシング、情報伝送、分析処理などの最適化を図る必要がある。

情報伝送の側面に着目すれば、無線センサネットワークとは、分散配置された多数のセンサにより得られた情報を無線ネットワークを介して集め、それらの情報を用いてシステムが対象としている環境やその状態の推論を行うシステムと捉えることができる。このような情報伝送システムの理論モデルは、多端子情報理論と呼ばれる情報理論の分野において主要な研究対象としてこれまで研究されてきたものの一つである [24]。情報伝送の最適化を図るためには、多端子情報理論により明らかにされた理論限界を指標として無線センサネットワークを設計していく必要があり、その理論的枠組みに基づいた情報伝送技術の設計が望まれる。

無線センサネットワークでは、実空間の詳細な環境情報を取得する、あるいは、センサ単体の誤差や誤検出を抑制するといった目的から、複数のセンサノードを用いて観測を行う必要がある。同じ空間や同じ対象物に対して複数のセンサノードで観測を行うため、各センサノードではある程度似通った観測結果が取得される。すなわち、各センサノードで観測された情報は互いに相関を有する。観測結果の精度向上の観点からは多くのセンサノードを用いて密に観測を行うことが望ましいが、情報伝送の観点からは多くのセンサノードで観測された情報の相関成分は大きな冗長となる。高能率な無線センサネットワークを実現するためには、情報の相関を考慮した情報伝送システムの設計が必要不可欠である。ただし、利用可能な電力が限ら

れる無線センサネットワークでは、センサノード同士で観測した情報を共有することは困難であり、各センサノードは分散的に情報処理を行うという制約が伴う。このような制約の下、相関を有する複数の情報をいかに効率的に伝送するかという枠組みは、複数の情報源の符号化として多端子情報理論の一つの柱となっており、そのシステムの形態から、分散符号化・統合復号 (Distributed coding and Joint decoding) と呼ばれる [25].

本研究では、無線センサネットワークにおける情報伝送の最適化について分散符号化・統合復号の観点から検討を行っていく。

## 1.2 分散符号化・統合復号

1973年に Slepian と Wolf により発表された相関を有する2つの情報源に対する符号化定理 [26] は多端子情報理論の出発点であり、分散符号化・統合復号の礎となっている。

Slepian-Wolf 符号化システムは、図 1.2 のような2つのセンサノードからなるセンサネットワークを用いた情報伝送システムととらえることができる。センサノード1とセンサノード2はそれぞれ情報源  $X_1$ ,  $X_2$  のシンボルを観測し、これらを情報源符号化してフュージョンセンタへと送る。ここで、センサノードは互いに情報のやり取りを行わない。フュージョンセンタでは、符号化したデータから各センサノードが観測したシンボルを復元する。相関を有する2つの情報源を別々に独立に符号化した場合でも、符号化したデータを復号側でまとめて復号すれば、2つをまとめて符号化した場合と同じだけ短い符号長で情報伝送ができることが Slepian-Wolf の情報源符号化定理として知られている。また、相関を有する3つ以上の情報源に対しても Slepian-Wolf の定理が成立することが Cover によって1975年に示されている [27]。このように、分散したセンサノード同士で情報のやり取りを行わずに符号化し、フュージョンセンタで情報を統合して復号することから、分散符号化・統合復号と呼ばれる。

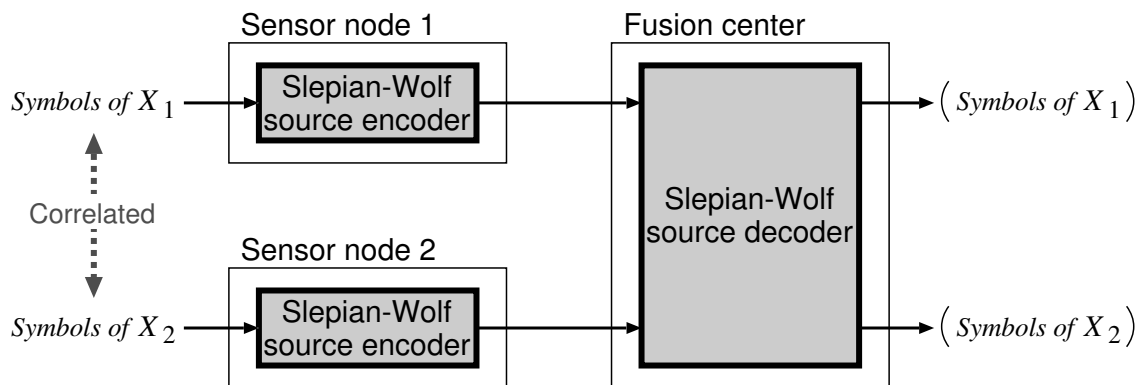


図 1.2: Slepian-Wolf 符号化システム

## 1.2.1 分散符号化・統合復号の従来研究と課題

### Slepian-Wolf 符号化システム

Slepian-Wolf の定理により示されたのは分散符号化・統合復号システムの実現が可能であることと達成可能な符号長の理論限界であり、符号設計並びに復号設計については述べられていない。実用的な分散符号化・統合復号方式は、1999 年に Pradhan らによって発表された DISCUS (DIstributed Sources Coding Using Syndromes) [28,29] まで長らく実現されなかった。DISCUS は情報源の出力をグループに分割し、そのグループ番号へと情報を符号化するというものであった。その符号化と復号は、通信路符号の原理を利用したパリティチェック符号やトレリス符号に基づいた設計となっており、通信路符号を用いて分散符号化・統合復号を実現する方式の先駆けとなった。2001 年には、ターボ符号 [30] や LDPC (Low-Density Parity-Check) 符号 [31] に基づいた分散符号化・統合復号方式が登場し [32]、文献 [33–40] において Slepian-Wolf の理論限界に迫る性能をもった方式が提案されている（ただし、文献 [33–37] では復号側において 1 つの情報源の情報が完全に分かっている非対称なシステムを扱っている）。

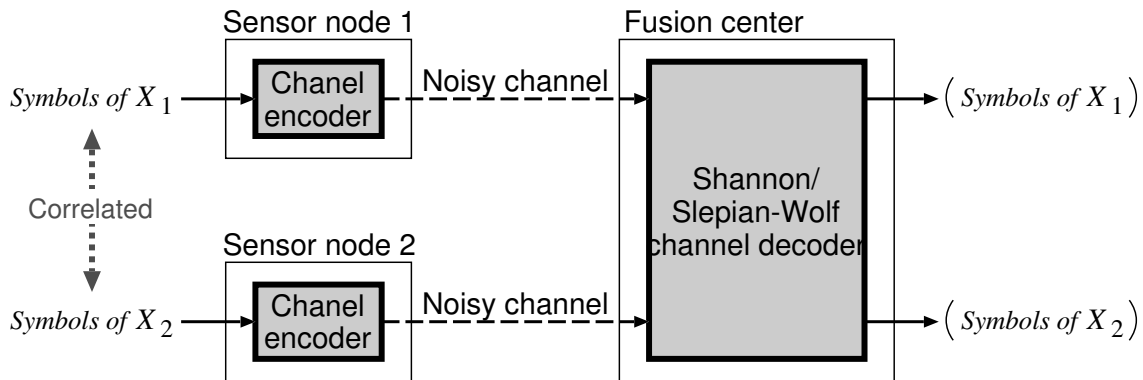


図 1.3: Shannon/Slepian-Wolf 符号化システム

### Shannon/Slepian-Wolf 符号化システム

文献 [38–40] で実現された Slepian-Wolf 符号化システムによって、情報の相関を利用した復号を行うことで送信する情報をより圧縮できる、つまり、より少ない電力でも情報伝送が可能となることが明らかになった。ただし、Slepian-Wolf 符号化システムは符号化と復号の間の情報伝送は理想的、すなわち、誤りなく情報を伝送可能であることが前提となっている。無線通信路で誤りのない情報伝送は現実的でなく、誤りのある情報伝送を考える必要がある。特に、利用可能な電力が限られる無線センサネットワークでは重要となる。

誤りのある情報伝送を考慮した分散符号化・統合復号方式は文献 [41–48] で検討されている。無線通信路のように情報伝送に誤りの生じる通信路において誤りなく情報伝送を行うための条件は Shannon の通信路符号化定理 [49] により与えられ、Shannon の通信路符号化定理と Slepian-Wolf の情報源符号化定理の結合定理に基づく分散符号化・統合復号の枠組みが文献 [41, 42] で示されている。

Shannon/Slepian-Wolf 符号化システムでは、図 1.3 のように、センサノードは Slepian-Wolf 符号化の代わりに単純な通信路符号化（誤り訂正符号化）を行い、符号化したデータを雑音のある通信路を経てフュージョンセンタへ伝送する。ここで、センサノードは互いに情報のやり取りを行わない。フュージョンセンタは受信した符号化データから互いの相関を補助情報に用いて誤り訂正を行い、情報を復元する。

この場合もセンサノード同士で情報のやり取りを行わないにもかかわらず、情報の相関を利用した復号を行うことで、2つをまとめて通信路符号化した場合と同じだけの誤り訂正能力を達成できる。これは言い換えると、より少ない電力でも情報伝送が可能となることを意味し、Slepian-Wolf符号化による情報圧縮の利得を誤り訂正復号によって得ることができる。また、センサノードにおいて複雑な情報処理を必要としない利点がある。本研究では、このような分散符号化・統合復号を分散誤り訂正符号化・統合復号と呼び、その実現方式について検討していく。

Garcia-Frias, Daneshgaranらの従来研究 [42–45] では、各センサノードの符号器に対応した個々の復号器を拡張し、情報源の相関に関する尤度情報を互いにフィードバックしながら繰り返し復号を行うことで、Shannon/Slepian-Wolfの結合定理に基づく理論限界に迫るシンプルかつ効果的な分散誤り訂正符号化・統合復号方式が提案されている。しかしながら、上述の従来研究 [42–45] 並びに [46–48] ではセンサノードが2つの場合しか検討されていない。複数のセンサノードを用いる無線センサネットワーク環境において情報伝送の最適化を図るためには、相関を有する3つ以上の複数情報源に対しても Shannon/Slepian-Wolfの理論限界に迫る性能を実現する分散誤り訂正符号化・統合復号方式の検討が必要とされる。また、従来研究では、情報源の有する相関は簡単な相関モデルが対象となっており、実際のセンシング環境に適用するためには、実空間の環境情報のように複雑な相関を有するセンサの観測結果への対応が必要とされる。

### 1.3 本研究の目的

本研究では、無線センサネットワークにおける高能率な情報伝送を実現するために、無線通信に利用できる電力が大きく制限される環境、すなわち、信号対雑音電力比 (SNR: Signal to Noise Ratio) の低い環境において誤りの少ない情報伝送の実現を目指す。そのために、複数のセンサノードで取得された情報の相関に着目し、分散誤り訂正符号化・統合復号を用いた情報伝送技術を検討する。つまり、Shannon/Slepian-Wolf符号化システムの構築を目的に検討していく。本研究では次の2つの観点から検討を行う。

- 分散誤り訂正符号化・統合復号方式による通信路誤りの低減
- 分散誤り訂正符号化・統合復号方式の実環境の観測データへの対応

### 1.3.1 分散誤り訂正符号化・統合復号方式による通信路誤りの低減

複数センサノード間の相関を利用することで無線通信で生じた情報伝送の誤りを低減できる分散誤り訂正符号化・統合復号方式の検討を行う。適切に複数センサノード間の相関を誤り訂正に利用することで Shannon/Slepian-Wolf の理論限界に迫る分散誤り訂正符号化・統合復号方式の実現を目指す。

まず、従来研究で提案された相関成分のフィードバックを利用した繰り返し復号アルゴリズムを拡張する形式で、複数センサノード間の相関を利用して誤り訂正能力の向上が得られるかどうか検討を行う。ビット誤り率性能を用いて復号性能を評価し、相関成分のフィードバックに適切な重み付けを用いることで誤り訂正能力の向上が可能であることを示す。

さらに、繰り返し復号における情報量の解析手法である EXIT (EXtrinsic Information Transfer) 解析 [50] により分散誤り訂正符号化・統合復号方式を評価し、EXIT 解析のモデル化に基づいて新たな復号アルゴリズムを構築する。EXIT 解析は、2001 年に Blink により提案されたターボ符号などの繰り返し復号の収束特性を評価する手法である。EXIT 解析では、繰り返し復号における事前情報の相互情報量と外部情報の相互情報量の流れを可視化することで繰り返し復号の利得や性能限界を調べることができる。復号器間で互いに情報交換を行う統合復号に EXIT 解析モデルを適用することで、情報量的に適切な相関情報のフィードバックを可能とする。これにより複数のセンサノードに対応した分散誤り訂正符号化・統合復号方式を提案し、ビット誤り率性能を用いて評価することで、複数情報源に一般化された Shannon/Slepian-Wolf 限界に迫る性能を実現できることを示す。



### 1.3.2 分散誤り訂正符号化・統合復号方式の実環境の観測データへの対応

分散誤り訂正符号化・統合復号方式を実際のセンシング環境へと適用するための検討を行う。実環境の観測データに適した相関の推定を行うことにより、実際のセンシング環境においても分散誤り訂正符号化・統合復号方式による誤りの少ない情報伝送の実現を目指す。

実環境でのセンシングを考えた場合、各センサノードでは搭載したセンサで観測された温度や光、音といった観測値が A-D コンバータ (ADC) を通じてバイナリデータの形式で取得される。例えば、UC Berkeley が開発した Mote [5] や TecO/Univ. Karlsruhe の Smart-Its [51] では分解能 10 ビットの ADC を搭載している。ADC 出力の上位ビットは観測値に大きな変動が起こった場合にしか変化せず観測値の変動は主に下位ビットに現れる。この場合、センサノード同士の ADC 出力間は ADC 出力の下位ビットから上位ビットの各ビットの階層ごとに相関の大きさや正負が異なってくる。そこで本研究では、センサノードでの観測値が ADC を通じてバイナリデータの形式で取得されることに着目し、複数センサノードの観測データの相関を ADC 出力のビット階層に応じて推定する方式の検討を行う。相関の推定をビット階層ごとに分割すること自体は困難なものではないが、分割することで推定に利用できるビット数が少なくなるため、推定精度が低くなり復号特性が劣化する問題が生じる。相関の推定誤差の解析を行うことでビット階層ごとの相関推定において生じる問題点を明らかにし、推定誤差の解析に基づいた相関の推定方式を提案する。

屋内にて実際に測定した観測データをシミュレーションで利用することによって実環境を擬似的に再現し、シンボル誤り率性能を用いて評価することで ADC 出力のビット階層に応じた相関の推定方式が分散誤り訂正符号化・統合復号の実環境への適用において有効であることを示す。

## 1.4 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである。

第2章では、分散誤り訂正符号化・統合復号を用いた情報伝送の理論的枠組みについて説明する。分散誤り訂正符号化・統合復号を用いた情報伝送は、Slepian-Wolfの情報源符号化定理とShannonの通信路符号化定理の結合定理によって通信の理論限界が定められる。複数情報源に一般化されたSlepian-Wolfの情報源符号化定理により定められる条件とShannonの通信路符号化定理より定められる条件を示し、分散誤り訂正符号化・統合復号システムが目標とする相関のある情報を誤りなく伝送するために必要なSNRの理論限界（Shannon/Slepian-Wolf限界）を明らかにする。

第3章では、複数センサノード間の相関を利用することで無線通信で生じた情報伝送の誤りを低減できる分散誤り訂正符号化・統合復号方式について扱う。前半では、センサノードが2つの場合を扱った従来方式の拡張を検討する。複数センサノードのそれぞれの2ノード間の相互相関成分のフィードバックを積み重ねて繰り返し復号に利用する統合復号アルゴリズムの検討を行う。複数センサノード間の相関を利用することで誤り訂正能力の向上が得られるかどうか検討を行うとともに、適切な積み重ねを用いることで誤り訂正能力の向上が可能であることをビット誤り率性能の数値例を用いて検証する。後半では、繰り返し復号における情報量の解析手法であるEXIT解析のモデル化に基づき、新たな統合復号アルゴリズムを構築する。復号器間で互いに情報交換を行う統合復号アルゴリズムにEXIT解析モデルを適用することで、繰り返し復号において情報量的に適切な相関情報のフィードバックを可能とし、複数センサノードへの一般化が容易に実現できることを示す。複数情報源に一般化されたShannon/Slepian-Wolf限界に対して達成できた性能をビット誤り率性能の数値例により評価する。

第4章では、分散誤り訂正符号化・統合復号方式において実環境の観測データに適した相関の推定方式について扱う。センサノードの観測値がADCを通じてバイナリデータの形式で取得されることに着目し、複数センサノードの観測データの相関をADC出力のビット階層に応じて推定する方式の検討を行う。相関の推定をビット階層ごとに分割した場合について相関の推定誤差の解析を行い、ビット階層ごとの相関推定において生じる問題点を明らかにする。そして、推定誤差の解析に基づいた相関の推定方式を提案する。実環境の観測の一例として、屋内での環境センシング実験による室温データの収集を行い、提案した相関の推定方式の性能評価に利用する。測定した観測データをシミュレーションで利用することによって実環境を擬

似的に再現し，ADC出力のビット階層に応じた相関の推定が分散誤り訂正符号化・統合復号の実環境への適用において有効であるかをシンボル誤り率性能の数値例により評価する．

最後に第5章において，本研究を総括する．



## 第2章 分散誤り訂正符号化・統合復号を用いた情報伝送

### 2.1 はじめに

本章では、分散誤り訂正符号化・統合復号を用いた情報伝送の理論的枠組みについて説明する。

分散誤り訂正符号化・統合復号を用いた情報伝送は、Slepian-Wolf の情報源符号化定理と Shannon の通信路符号化定理の結合定理によって理論限界が定められる。その理論的枠組みは文献 [41,42] で述べられたものであるが、本章では文献 [41,42] で述べられた2つの情報源の場合に加え、Cover により2つ以上の複数情報源に一般化された Slepian-Wolf の定理に基づいた理論的枠組みについて述べる。

2.2 節では、相関のある情報源をそれぞれ独立に符号化する場合に正しく情報を復元するために必要な符号長について、Slepian-Wolf の情報源符号化定理により定められる理論限界を示す。2.3 節では、雑音のある通信路において伝送可能な情報量について、Shannon の通信路符号化定理により定められる理論限界を示す。2.4 節では、Slepian-Wolf の情報源符号化定理 (2.2 節) と Shannon の通信路符号化定理 (2.3 節) の結合定理より、分散誤り訂正符号化・統合復号システムが目標とする相関のある情報源のシンボルを誤りなく情報伝送するために必要な SNR の理論限界を明らかにする。

### 2.2 Slepian-Wolf の情報源符号化定理

Slepian-Wolf の情報源符号化定理は、図 2.1 に示した情報源符号化と復号に関して、正しく情報源のシンボルを復元するために必要な符号長の限界を示したもので

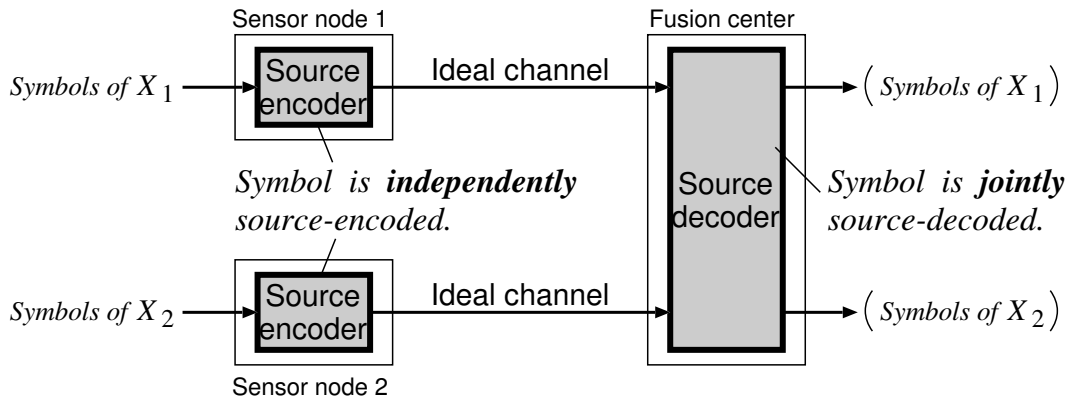


図 2.1: Slepian-Wolf の定理における情報源符号化と復号

ある.

図 2.1 のように、センサノード 1 とセンサノード 2 はそれぞれ情報源  $X_1$ ,  $X_2$  のシンボルを観測し、これらを情報源符号化してフュージョンセンタへと送る. ここで、センサノードは互いに情報のやり取りを行わず、独立に符号化を行う. フュージョンセンタでは、符号化したデータをまとめて復号を行い、各ノードで観測されたシンボルを復元する. ただし、センサノードとフュージョンセンタ間の通信路は理想的、すなわち、符号化したデータは誤りなく復号器へと渡される.

情報源  $X_1$ ,  $X_2$  の 1 シンボルを表すのに必要な平均符号長をそれぞれ  $R_1$ ,  $R_2$  [bit] とする. 古典的な Shannon の情報理論において、 $X_1$ ,  $X_2$  のシンボルを独立に情報源符号化した場合、それぞれを正しく復号するために必要な平均符号長  $R_1$ ,  $R_2$  はそれぞれ情報源のエントロピー  $H(X_1)$ ,  $H(X_2)$  まで短くできることが知られている [49]. すなわち、 $R_1 \geq H(X_1)$ ,  $R_2 \geq H(X_2)$  である. もし、センサノード 1 とセンサノード 2 が互いの観測したシンボルを知っていると仮定するならば、 $X_1$  と  $X_2$  のシンボルをまとめて符号化および復号を行えば、それぞれを正しく復号するために必要な符号長の条件は、 $R_1 + R_2 \geq H(X_1, X_2)$  となる. ここで、情報源の結合エントロピー  $H(X_1, X_2)$  は、 $X_1$  と  $X_2$  のシンボルが独立であれば  $H(X_1, X_2) = H(X_1) + H(X_2)$  であるが、 $X_1$  と  $X_2$  のシンボルに相関がある場合は  $H(X_1, X_2) < H(X_1) + H(X_2)$  となる. つまり、 $X_1$  と  $X_2$  のシンボルに相関がある場合、より短いビット数で符号化できる.

Slepian-Wolfの情報源符号化定理では、センサノード1とセンサノード2が互いの観測したシンボルを知ることなく  $X_1$  と  $X_2$  のシンボルを独立に情報源符号化を行ったとしても、符号化したデータをフュージョンセンタでまとめて復号を行えば、

$$\begin{aligned} R_1 &\geq H(X_1 | X_2), \quad R_2 \geq H(X_2 | X_1), \\ R_1 + R_2 &\geq H(X_1, X_2) \end{aligned} \quad (2.1)$$

の条件を満たす符号長ならばシンボルを正しく復元できることが示されている [26]. 特に、符号長の和  $R_1 + R_2$  については、独立に符号化を行っているにもかかわらず、まとめて符号化を行った場合と同じだけ短いビット数で符号化できることを意味している。

相関を有する3つ以上の情報源、すなわち、3つ以上のセンサノードの場合は、Coverによって2つ以上の複数情報源へと一般化された Slepian-Wolf の定理が示されている。センサノード数を  $N$ 、センサノード  $i (= 1, 2, \dots, N)$  が情報源  $X_i$  の1シンボルを表すのに必要な平均符号長を  $R_i$  とすれば、シンボルを正しく復元するのに必要な符号長の条件は次式で与えられる [27].

$$\begin{aligned} \sum_{i \in \mathbf{U}} R_i &\geq H(X_i, i \in \mathbf{U} | X_j, j \in \mathbf{U}^c) \quad \text{for all subset } \mathbf{U} \subseteq \{1, 2, \dots, N\} \\ &= H(X_1, X_2, \dots, X_N) - H(X_j, j \in \mathbf{U}^c) \end{aligned} \quad (2.2)$$

ここで、 $\mathbf{U}$  は集合  $\{1, 2, \dots, N\}$  の任意の部分集合を表している。また、 $\mathbf{U}^c$  は  $\mathbf{U}$  の補集合である。符号長の和  $R_1 + R_2 + \dots + R_N$  に着目すれば、

$$R_1 + R_2 + \dots + R_N \geq H(X_1, X_2, \dots, X_N) \quad (2.3)$$

の条件で符号長の理論限界が与えられる。 $N$  個の情報源、すなわち、 $N$  個のセンサノードの場合においても、センサノードは情報源のシンボルを独立に符号化を行っているにもかかわらず、それらをまとめて符号化を行った場合と同じだけ短いビット数で符号化できる。

## 2.3 Shannonの通信路符号化定理

Shannonの通信路符号化定理は、理想的でない雑音のある通信路において伝送可能な情報量の限界を示したものである。

センサノード  $i (= 1, 2, \dots, N)$  が情報源  $X_i$  のシンボルを雑音のある通信路を通じてフュージョンセンタへ伝送することを考える。各センサノードは単位時間あたりに1シンボルを通信路符号化（誤り訂正符号化）して伝送する。センサノード  $i$  が情報源  $X_i$  の1シンボルを表すのに必要な平均符号長を  $R_i$ 、情報源  $X_i$  のシンボルに対する通信路符号化率を  $R_{ci}$  とすると、センサノード  $i$  から単位時間あたりに伝送される情報は  $R_i R_{ci}$  となる。センサノード  $i$  が通信路容量  $C_i$  [bit/s] である通信路を通じて情報伝送を行う場合、通信路容量  $C_i$  を越えない伝送レート  $R_i R_{ci}$  であれば、任意に小さい誤り率で情報伝送できることがShannonの通信路符号化定理として知られている [49]。すなわち、

$$R_i R_{ci} \leq C_i \quad \text{for all } i = 1, 2, \dots, N \quad (2.4)$$

の条件を満たし、誤りなく伝送出来る通信路符号化が可能である。

バイナリビットで表される2値シンボルを符号化率  $R_{ci}$  で通信路符号し、BPSK (Binary Phase Shift Keying) 変調により AWGN (Additive White Gaussian Noise) 通信路を経て伝送する場合、通信路容量は以下のように与えられる。

センサノード  $i$  が送信したある符号ビット  $c (\in \{0, 1\})$  に対応する復調器出力を  $r$  とすれば、 $r$  の確率密度分布は次式で表すことができる [52]。

$$\begin{aligned} P(r | c = 0) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left(-\frac{(r+1)^2}{2\sigma_i^2}\right), \\ P(r | c = 1) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left(-\frac{(r-1)^2}{2\sigma_i^2}\right) \end{aligned} \quad (2.5)$$

ここで、 $\sigma_i^2$  は通信路で重畳される AWGN の分散であり、通信路符号化前のビット（データビット）あたりの SNR を  $\gamma_i$  とすれば  $1/(2\sigma_i^2) = R_{ci}\gamma_i$  である。このとき、通



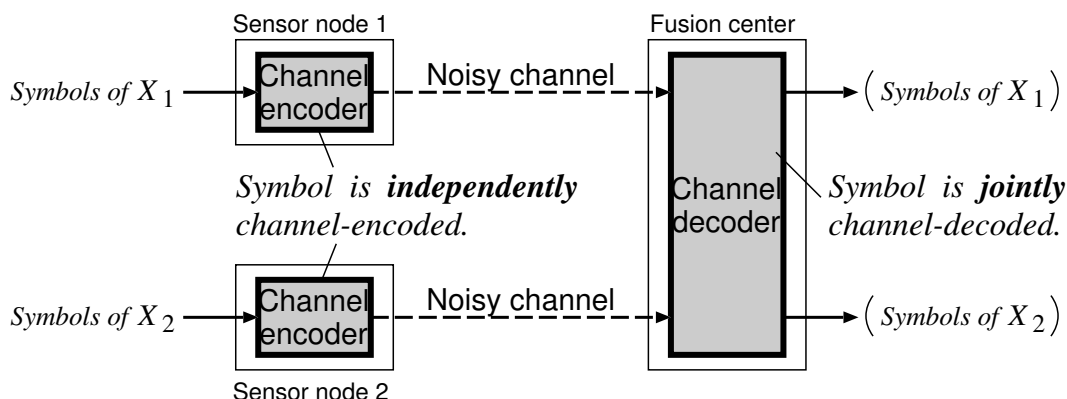


図 2.2: Shannon/Slepian-Wolf の結合定理における通信路符号化と復号

信路容量  $C_i$  は次式で与えられる.

$$\begin{aligned}
 C_i &= \frac{1}{2} \sum_{c=0,1} \int_{-\infty}^{+\infty} P(r|c) \log_2 \frac{P(r|c)}{P(r)} dr \\
 &= 1 - \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\exp(-R_{ci}\gamma_i(r-1)^2)}{\sqrt{\pi/(R_{ci}\gamma_i)}} \log_2(1 + \exp(-4R_{ci}\gamma_i r)) dr \quad (2.6)
 \end{aligned}$$

## 2.4 Shannon/Slepian-Wolf の結合定理に基づく情報伝送の理論限界

Slepian-Wolf の情報源符号化定理と Shannon の通信路符号化定理より, 図 2.2 に示した通信路符号化と復号に関して, 情報源のシンボルを誤りなく情報伝送するために必要な SNR の限界が導かれる.

図 2.2 のように, 各センサノードは情報源のシンボルを通信路符号化 (誤り訂正符号化) し, 符号化したデータを雑音のある通信路を経てフュージョンセンタへ伝送する. ここで, センサノードは互いに情報のやり取りを行わず, 独立に符号化を行う. フュージョンセンタでは, 符号化したデータをまとめて誤り訂正復号を行い, 各ノードが送信したシンボルを復元する.

式 (2.1) で表される Slepian-Wolf の情報源符号化定理と式 (2.4) で表される Shannon

の通信路符号化定理によって次の結合定理が導かれる.

$$\begin{aligned} H(X_1 | X_2) &\leq \frac{C_1}{R_{c1}}, \quad H(X_2 | X_1) \leq \frac{C_2}{R_{c2}}, \\ H(X_1, X_2) &\leq \frac{C_1}{R_{c1}} + \frac{C_2}{R_{c2}} \end{aligned} \quad (2.7)$$

簡単のため, 通信路符号化率が等しく  $R_{c1} = R_{c2} = R_c$  であるとすれば,

$$\bar{R} = \frac{H(X_1, X_2)}{2} \cdot R_c \leq \frac{C_1 + C_2}{2} \quad (2.8)$$

が成り立つ.  $\bar{R}$  は各センサノードが誤りなく伝送可能な情報量の平均伝送レートを表している. 式 (2.8) が示すことは, 単に Slepian-Wolf 符号化を行った後に通信路符号化を行ったことに過ぎない. ここで, 式 (2.8) は次のように式変形することができる.

$$\begin{aligned} \bar{R} &= \frac{H(X_1) + H(X_2)}{2} \cdot \frac{H(X_1, X_2)}{H(X_1) + H(X_2)} R_c \\ &= \frac{H(X_1) + H(X_2)}{2} \cdot R'_c \end{aligned} \quad (2.9)$$

ここで, バイナリビットで表される 2 値のシンボルを考えた場合,  $\bar{R} = 1 \cdot R'_c$  である. このことは, Slepian-Wolf 符号化を行わずに符号化率  $R_c$  の通信路符号でシンボルを直接符号化した場合, 復号側で情報の相関を利用することで符号化率  $R'_c = R_c H(X_1, X_2) / (H(X_1) + H(X_2)) = R_c H(X_1, X_2) / 2$  の通信路符号と同等の誤り訂正が実現可能であることを意味している.

分散誤り訂正符号化・統合復号によって誤りなく情報伝送するために必要な SNR の理論限界 (Shannon/Slepian-Wolf 限界) は以下のように与えられる. 複数情報源に一般化された式 (2.3) と式 (2.4) から導かれる次式の条件に着目する.

$$H(X_1, X_2, \dots, X_N) \leq \sum_{i=1}^N \frac{C_i}{R_{ci}} \quad (2.10)$$

ここで, 式 (2.6) で与えられる通信路容量を考えると, 通信路容量  $C_i$  はデータビットあたりの SNR  $\gamma_i$  に対して単調増加関数になる [53]. 通信路容量を表す関数を  $f_c(\cdot)$ , また, その逆関数を  $f_c^{-1}(\cdot)$  とすれば,  $C_i = f_c(\gamma_i)$  および  $\gamma_i = f_c^{-1}(C_i)$  と表すことができる. これより, 誤りなく情報伝送するために必要な SNR の理論限界が式 (2.10) から与えられる.

通信路容量が等しい通信路において符号化率  $R_c$  の通信路符号を用いて情報伝送する場合，達成可能なデータビットあたりの平均 SNR の最小理論限界値  $\bar{\gamma}_{lim}$  は次式により求められる。

$$\bar{\gamma}_{lim} = f_c^{-1} \left( \frac{R_c H(X_1, X_2, \dots, X_N)}{N} \right) \quad (2.11)$$

情報源に相関がある場合，情報源の結合エントロピー  $H(X_1, X_2, \dots, X_N)$  は個々の情報源のエントロピーの和  $H(X_1) + H(X_2) + \dots + H(X_N)$  よりも小さくなることから，誤りなく情報伝送するために必要な SNR を小さくできることが式 (2.11) より明らかであろう。

## 2.5 まとめ

本章では，分散誤り訂正符号化・統合復号を用いた情報伝送の理論的枠組みについて述べた。

分散誤り訂正符号化・統合復号を支える Slepian-Wolf の情報源符号化定理と Shannon の通信路符号化定理について説明を行い，それぞれの定理によって定められた正しく情報を復元するために必要な符号長の条件と雑音のある通信路において誤りなく伝送可能な情報量の条件を示した。そして，これらの条件より，分散誤り訂正符号化・統合復号システムが目標とする相関のある複数情報源のシンボルを誤りなく情報伝送するために必要な SNR の理論限界（Shannon/Slepian-Wolf 限界）を明らかにし，相関を利用することで誤りなく情報伝送するために必要な SNR を小さくできることを示した。

3章では，本章で明らかにした複数情報源に一般化された Shannon/Slepian-Wolf 限界を目指し，分散誤り訂正符号化・統合復号方式の実現を図ることを考えていく。



## 第3章 複数センサノード間の相関を利用した分散誤り訂正符号化・統合復号方式

### 3.1 はじめに

本章では，複数センサノード間の相関を誤り訂正に利用することで情報伝送の誤りを低減できる分散誤り訂正符号化・統合復号方式について述べる．

2章で述べたように，分散誤り訂正符号化・統合復号によって情報源の相関を利用することで，誤りなく情報伝送するために必要な SNR を小さくできる．Garcia-Frias, Daneshgaran らの従来研究 [42–45] では，各センサノードのターボ符号器（または LPDC 符号器）に対応した個々の復号器を拡張し，情報源の相関に関する尤度情報を互いにフィードバックしながら繰り返し復号を行うことで，Shannon/Slepian-Wolf の理論限界に迫るシンプルかつ効果的な分散誤り訂正符号化・統合復号方式が提案されている．しかしながら，彼らの研究ではセンサノードが2つの場合しか検討されておらず，3つ以上のセンサノードがある場合へと直接適用することはできない．

本章では，相関を有する 3 つ以上の複数情報源に対しても 2.4 節で示した Shannon/Slepian-Wolf 限界に迫る性能をもつような分散誤り訂正符号化・統合復号方式の構築に取り組む．具体的には，以下に述べる 2 つの観点から分散符号化・統合復号方式の検討を行う．

#### 従来方式の拡張による複数センサノードへの対応

3.3 節では，従来方式を拡張して複数センサノードに対応した分散誤り訂正・統合復号方式を検討する．

相関成分のフィードバック方式として、Garcia-Frias らの方式 [42–44] では、復号器の繰り返し復号と同時に相関成分のフィードバックを行う方式となっている。一方、Daneshgaran らの方式 [45] では復号器の繰り返し復号の後に相関成分のフィードバックを行い、再度、復号器の繰り返し復号を行う方式となっている。後者の方式は前者の方式に比べて信頼性の高い相関成分のフィードバックが可能となるが、相関成分をフィードバックする回数に比例して計算量並びに復号遅延が増大するため、前者の方式を取り入れる。

Garcia-Frias らにより提案された統合復号アルゴリズムでは、センサノードのターボ符号器に対応した個々のターボ復号器を用い、ターボ復号器の間で互いの出力の相関成分をフィードバックしながら繰り返し復号を行う。この統合復号アルゴリズムを複数センサノードの場合へと拡張し、複数センサノードのそれぞれの2ノード間の相互相関成分を重み付けして繰り返し復号に利用する統合復号アルゴリズムについて述べる。

複数センサノード間の相関を利用して誤り訂正能力の向上を得るための重み付けの検討を行うとともに、適切な重み付けを用いることで誤り訂正能力の向上が可能であることをビット誤り率性能の数値例を用いて検証する。

### 情報量の解析モデルから理論限界に迫る方式の構築

3.4節では、繰り返し復号における情報量の解析手法である EXIT 解析により分散誤り訂正符号化・統合復号方式を評価し、EXIT 解析のモデル化に基づいて新たな統合復号アルゴリズムを構築する。

EXIT 解析の特徴は、繰り返し復号における事前情報や外部情報を独立なガウス確率変数を用いてモデル化することにある。復号器間で互いに情報交換を行う統合復号アルゴリズムにこうしたモデル化を適用することで、繰り返し復号において情報量的に適切な相関情報のフィードバックを可能とし、これにより複数のセンサノードに対応した分散誤り訂正符号化・統合復号方式を構築する。

ビット誤り率性能を評価することで、複数情報源に一般化された Shannon/Slepian-Wolf 限界に迫る性能をもった誤り訂正能力を実現できることを示す。

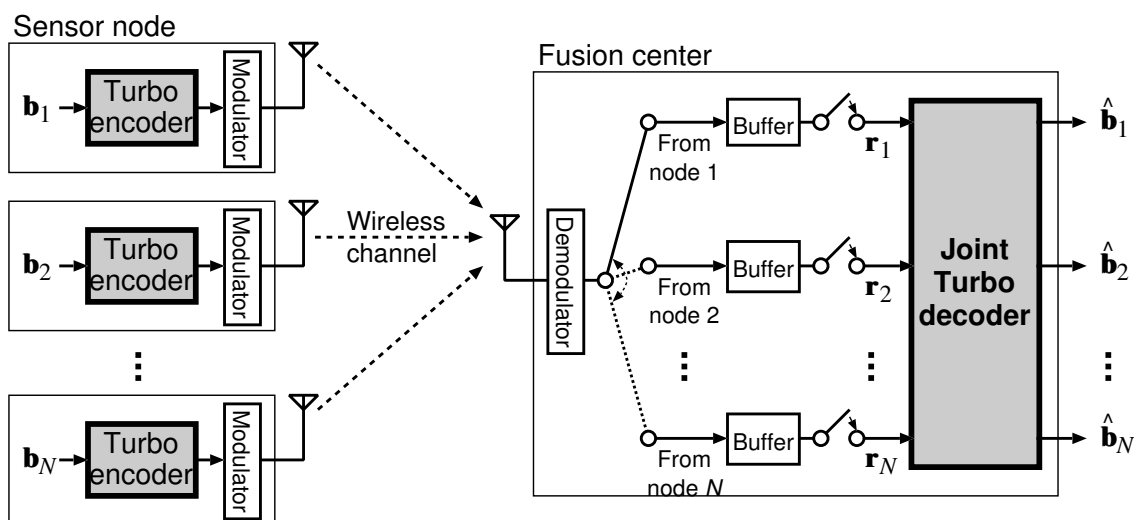


図 3.1: システムモデル

## 3.2 システムモデル

まず、本章で対象とする分散誤り訂正符号化・統合復号システムについて述べる。3.3節および3.4節で検討する統合復号アルゴリズムは、共通して以下に述べるシステムモデルに従う。

図 3.1 のように、 $N$  個のセンサノードと 1 個のフュージョンセンタからなる分散誤り訂正符号化・統合復号システムを考える。各センサノードは  $K$  ビットのバイナリデータを独立にターボ符号化<sup>1</sup>、フュージョンセンタへと無線伝送する。各センサノードが送信するデータは互いに相関を持っているが、センサノード間でデータの共有はできず、それらの相関関係を知ることはできない。

各センサノードからフュージョンセンタへの通信は互いに干渉を生じない十分な時間間隔があり、互いに独立な AWGN 通信路とする。

フュージョンセンタでは、各センサノードから送られてきたデータは復調されると一旦バッファに蓄えられる。すべてのセンサノードからそれぞれ  $K$  ビット分のデータを受信、復調した後、統合復号器でまとめて復号を行い、送信されたデータビットを判定する。

<sup>1</sup>ターボ符号については付録 A を参照。

送信データと相関の定義, 各センサノードの送信機構成, フュージョンセンタの受信機構成の詳細について以下に述べる.

### 送信データと相関の定義

$i (= 1, 2, \dots, N)$  番目のセンサノードが送信する  $K$  ビットのバイナリデータを  $\mathbf{b}_i = (b_{i,1}, b_{i,2}, \dots, b_{i,k}, \dots, b_{i,K})$  と表す.  $b_{i,k}$  は  $k (= 1, 2, \dots, K)$  番目のビットであり,  $k$  に関して独立, 0, 1 等確率なデータビットとする. これは, 等確率な 2 値の情報源シンボルを表しているものと見なせる.

各センサノードが送信するデータは互いに相関を持っており, 互いに似通ったデータを送信することを各センサノードがある確率で同じビットを送信するという簡単な相関モデルで扱う. センサノード間の相関は送信ビットの一致確率, また, 結合生起確率によって特徴付けられる. これは, 文献 [41–43, 45–47] で扱われている相関の定義を複数センサノードに一般化したものである. センサノード  $i$  とセンサノード  $j (\neq i)$  の相関はビットの一致確率  $P(b_{i,k} = b_{j,k}) = p_{ij} (= p_{ji})$  で特徴付けられるものとする. 言い換えれば, センサノード  $i$  とセンサノード  $j$  が  $p_{ij}$  の確率で等しいビットを送信する. このとき, ビット列  $\mathbf{b}_i$  と  $\mathbf{b}_j$  の相互相関係数 (の期待値)  $\rho_{ij}$  は  $\rho_{ij} = 2p_{ij} - 1$  に等しい. つまり, 正の相関とは送信ビットが一致する確率が高いことを表し, 負の相関とは送信ビットが異なる確率が高いことを表す. こうしたセンサノード間の相関はビットの結合生起確率の分布  $P(b_{1,k} = u_1, b_{2,k} = u_2, \dots, b_{N,k} = u_N) = p_{u_1, u_2, \dots, u_N}$  ( $u_1, u_2, \dots, u_N$  は全  $2^N$  通りの  $u_i \in \{0, 1\}$  の組み合わせに対応) の偏りによって生じる. 相関がなければ, 等しく  $P(b_{1,k} = u_1, b_{2,k} = u_2, \dots, b_{N,k} = u_N) = P(b_{1,k} = u_1)P(b_{2,k} = u_2) \cdots P(b_{N,k} = u_N) = 1/2^N$  である. 以上が相関の定義である.

各センサノード間の相互相関係数  $\rho_{ij}$  と結合生起確率  $p_{u_1, u_2, \dots, u_N}$  が一意の関係となる相関モデルがあると数値例を示す上で便利である. そこで, ある共通の情報源を観測した際の観測雑音によって各センサノードのデータビットの相関が特徴付けられる相関モデルを例として以下に記す.

等確率なバイナリ情報源シンボル  $b_s (\in \{0, 1\})$  を考える.  $b_s$  を共通の情報源シンボルとし, これを観測したセンサノード  $i$  において確率  $P(b_{i,k} \neq b_s) = e_i$  で独立に誤りが起こるような観測雑音が生じている場合, データビットの結合生起確率  $p_{u_1, u_2, \dots, u_N}$



は単純に次式で与えられる.

$$p_{u_1, u_2, \dots, u_N} = \frac{1}{2} \sum_{b_s=0,1} P(b_{1,k} = u_1 | b_s) P(b_{2,k} = u_2 | b_s) \cdots P(b_{N,k} = u_N | b_s) \quad (3.1)$$

ここで,  $b_s \neq u_i$  ならば  $P(b_{i,k} = u_i | b_s) = e_i$ ,  $b_s = u_i$  ならば  $P(b_{i,k} = u_i | b_s) = 1 - e_i$  である.  $e_i$  は, センサノード  $i$  とセンサノード  $j$  ( $\neq i$ ) のデータビットの一致確率が  $p_{ij}$  (相互相関係数が  $\rho_{ij}$ ) であるために,  $p_{ij} = (\rho_{ij} + 1)/2 = e_i e_j + (1 - e_i)(1 - e_j)$  の関係を必ず満たす値となる. つまり, 各センサノード間の相互相関係数  $\rho_{ij}$  と結合生起確率  $p_{u_1, u_2, \dots, u_N}$  が一意に結びつけられる. 3.3 節および 3.4 節の数値例で利用する.

### 各センサノードの送信機構成

送信機はターボ符号器と変調器で構成される. 送信されるデータビット列は各センサノードで独立に符号化および変調された後, フュージョンセンタへと送信される.

センサノード  $i$  ではデータビット列  $\mathbf{b}_i$  がターボ符号化される. ターボ符号器は, 入力された系列  $\mathbf{b}_i$  に加え, 同じ長さ  $K$  のパリティビット列  $\mathbf{c}_i^{p1}$  と  $\mathbf{c}_i^{p2}$  を出力する. この2つのパリティビット列がすべて出力されるターボ符号器の符号化率は  $R_c = 1/3$  である.

ターボ符号器から出力された系列は, 直列に並び替えられた後に変調器へと入力される. 変調器へと入力される符号ビット列  $\mathbf{c}_i$  を簡単のため  $\mathbf{c}_i = (\mathbf{b}_i, \mathbf{c}_i^{p1}, \mathbf{c}_i^{p2})$  の順序で並べた長さ  $K/R_c$  のビット列とする. また,  $\mathbf{c}_i = (c_{i,1}, c_{i,2}, \dots, c_{i,K/R_c})$  と表す.  $c_{i,k_c}$  は  $k_c$  ( $= 1, 2, \dots, K/R_c$ ) 番目の符号ビットである.

変調器は BPSK 変調方式を使用し, 送信信号電力はすべてのセンサノードで等しいとする.

### フュージョンセンタの受信機構成

受信機は復調器, バッファ, 統合復号器で構成される. 各センサノードから受信された信号は復調器に通され, その復調器出力は一旦バッファに保存される.  $N$  個のセンサノード全ての信号を受信した後, バッファに保存されている復調器出力は

統合復号器にて同時に誤り訂正復号され、送信されたデータが復元される。ここでは位相や搬送波などの同期は取れているものとする。

$i$  番目のセンサノードから受信したデータの復調器出力の系列を  $\mathbf{r}_i = (r_{i,1}, r_{i,2}, \dots, r_{i,K/R_c})$  と表すと、復調器出力  $r_{i,k_c}$  ( $k_c = 1, 2, \dots, K/R_c$ ) は

$$r_{i,k_c} = (2c_{i,k_c} - 1) + n_{i,k_c} \quad (3.2)$$

と表すことができる [52]。ここで、 $n_{i,k_c}$  は平均 0、分散  $\sigma_i^2$  のガウス確率変数である。データビットあたりの SNR を  $\gamma_i$  とすれば、 $1/(2\sigma_i^2) = R_{ci}\gamma_i$  である。また、復調器出力  $r_{i,k_c}$  の確率密度分布は次式で与えられる。

$$\begin{aligned} P(r_{i,k_c} | c_{i,k_c} = 0) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left(-\frac{(r_{i,k_c} + 1)^2}{2\sigma_i^2}\right), \\ P(r_{i,k_c} | c_{i,k_c} = 1) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left(-\frac{(r_{i,k_c} - 1)^2}{2\sigma_i^2}\right) \end{aligned} \quad (3.3)$$

復調器出力の系列  $\mathbf{r}_i$  は送信機側の符号ビット列  $\mathbf{c}_i$  に対応する。データビット列  $\mathbf{b}_i$ 、パリティビット列  $\mathbf{c}_i^{p1}$ 、 $\mathbf{c}_i^{p2}$  に対応する復調器出力の系列をそれぞれ  $\mathbf{r}_i^b$ 、 $\mathbf{r}_i^{p1}$ 、 $\mathbf{r}_i^{p2}$  と表せば、復調器出力系列  $\mathbf{r}_i$  は  $\mathbf{r}_i = (\mathbf{r}_i^b, \mathbf{r}_i^{p1}, \mathbf{r}_i^{p2})$  の順序で並んだ系列である。

統合復号器は、3.3 節および 3.4 節で述べるアルゴリズムを用いてすべてのセンサノードから受信した復調器出力系列  $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_N$  を同時に誤り訂正復号し、各センサノードから送信されたデータビット列を復元する。復号されたセンサノード  $i$  のデータビット列（復号ビット列）を  $\hat{\mathbf{b}}_i = (\hat{b}_{i,1}, \hat{b}_{i,2}, \dots, \hat{b}_{i,K})$  と表す。

### 3.3 相互相関成分の重み付けを用いた統合復号アルゴリズム

Garcia-Frias らにより提案された相関成分のフィードバックを利用したターボ復号 [42] を拡張し、3 つ以上の複数センサノードにも対応した統合復号アルゴリズムを検討する。

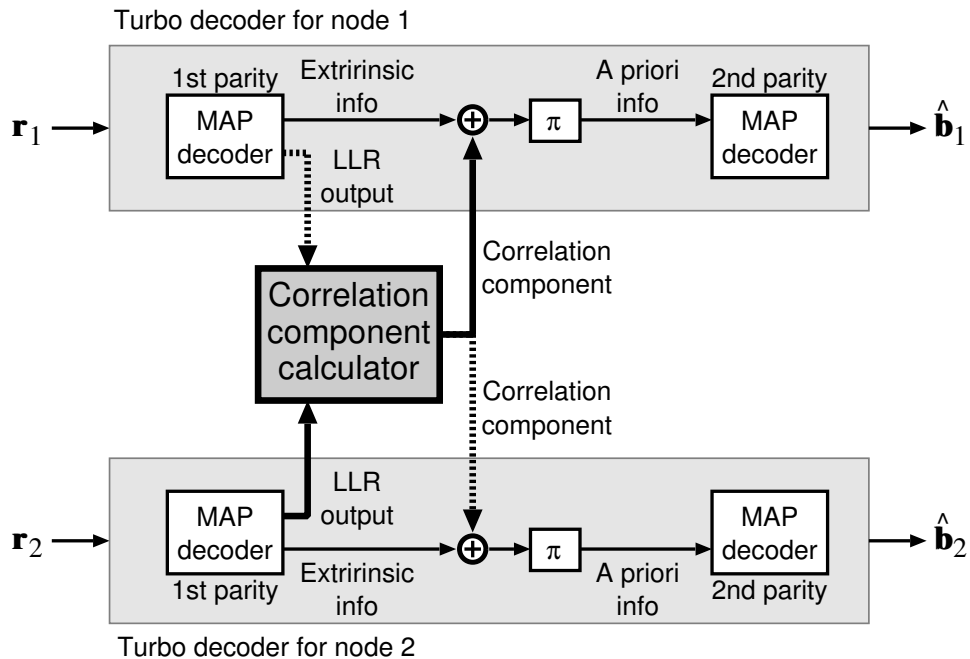


図 3.2: 2つのセンサノードに対応した Garcia-Frias らの統合復号器の基本構成

Garcia-Frias らにより提案された統合復号器の基本構成を図 3.2 に示す。図 3.2 は、ターボ復号器の構成要素である 1 つ目のパリティに関する MAP (Maximum A Posteriori) 復号器の出力から 2 つ目のパリティに関する MAP 復号器の入力までの構成を示した図である。図 3.2 に示した統合復号器が独立したターボ復号器と異なる点は、図中の太線で描かれた構成を持つ点である。ターボ復号器の繰り返し復号に合わせて MAP 復号器の LLR (Log Likelihood Ratio) 出力から相互相関成分を抽出し、もう一方のパリティに関する MAP 復号器の事前情報として互いにフィードバックしながら並列に復号を行う。繰り返し復号時の 2 つ目のパリティに関する MAP 復号器の出力から 1 つ目のパリティに関する MAP 復号器の入力までの構成も同様である。ただし、この場合はインタリーバ (図中の  $\pi$ ) の代わりにデインタリーバを必要とする。

図 3.2 に示した統合復号器はセンサノードが 2 つの場合のみに有効であり、3 つ以上のセンサノードを扱うためには複数センサノード間の相関成分の抽出あるいはフィードバックを工夫する必要がある。本節では、図 3.3 のように、複数センサノード

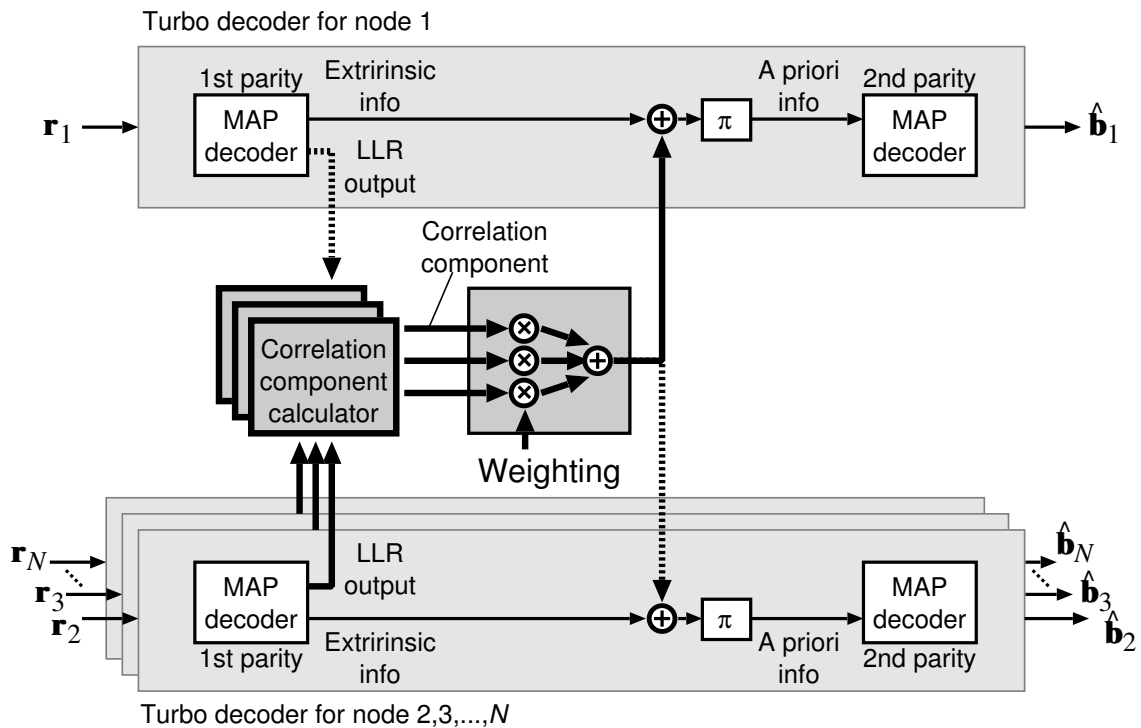


図 3.3: 相互相関成分の重み付けを用いて複数センサノードに対応した統合復号器の基本構成

ドのそれぞれの2ノード間の相互相関成分のフィードバックを重み付けして拡張した統合復号アルゴリズムを検討する。

まず、3.3.1項において相互相関成分のフィードバックを重み付けして利用する統合復号アルゴリズムについて述べる。その重み付け方法について3.3.2項で議論する。3.3.2項で議論した重み付け方法を用いた統合復号アルゴリズムの復号性能を3.3.3項にてビット誤り率の数値例を用いて評価する。

### 3.3.1 統合復号アルゴリズム

$i$  番目のセンサノードに対応するターボ復号器では、構成要素の MAP 復号器はデータビット列と1つのパリティビット列に関する復調器出力  $\mathbf{r}_i^d$  と  $\mathbf{r}_i^p$  ( $\mathbf{r}_i^p$  は  $\mathbf{r}_i^{p1}$  あるいは  $\mathbf{r}_i^{p2}$  を表す) が与えられたもとの、各データビット  $b_{i,k}$  ( $k = 1, 2, \dots, K$ ) に関し

て事後確率  $P(b_{i,k} | \mathbf{r}_i^b, \mathbf{r}_i^p)$  を最大とする  $b_{i,k} = 1$  または  $b_{i,k} = 0$  を出力する. 言い換えれば, MAP 復号器では次式の LLR  $D_{i,k}$  を出力し,  $D_{i,k} \geq 0$  ならば  $\hat{b}_{i,k} = 1$ ,  $D_{i,k} < 0$  ならば  $\hat{b}_{i,k} = 0$  と復号ビットを判定する.

$$D_{i,k} = \ln \frac{P(b_{i,k} = 1 | \mathbf{r}_i^b, \mathbf{r}_i^p)}{P(b_{i,k} = 0 | \mathbf{r}_i^b, \mathbf{r}_i^p)} \quad (3.4)$$

また,  $D_{i,k}$  は次式のように表される [54].

$$D_{i,k} = Z_{i,k} + A_{i,k} + E_{i,k} \quad (3.5)$$

ここで,  $Z_{i,k}$ ,  $A_{i,k}$ ,  $E_{i,k}$  はそれぞれ,  $b_{i,k}$  に関する通信路値, 事前情報, 外部情報である.

通信路値  $Z_{i,k}$  は,  $b_{i,k}$  に対応した復調器出力  $r_{i,k}^b$  ( $= r_{i,k}$ ) から得られる値であり, 次式で表される.

$$Z_{i,k} = \ln \frac{P(b_{i,k} = 1 | r_{i,k})}{P(b_{i,k} = 0 | r_{i,k})} \quad (3.6)$$

また, 式 (3.3) より  $Z_{i,k}$  は次式で与えられる.

$$Z_{i,k} = 4R_c \gamma_i \cdot r_{i,k} \quad (3.7)$$

事前情報  $A_{i,k}$  は,  $b_{i,k}$  に関する事前確率  $P(b_{i,k} = 1)$  および  $P(b_{i,k} = 0)$  の対数比であり, 次式で与えられる.

$$A_{i,k} = \ln \frac{P(b_{i,k} = 1)}{P(b_{i,k} = 0)} \quad (3.8)$$

送信データビットの 0, 1 の生起確率が等しい場合は  $A_{i,k} = 0$  であるが, 通常のターボ復号器の場合, MAP 復号器の外部情報  $E_{i,k}$  ( $= D_{i,k} - Z_{i,k} - A_{i,k}$ ) をもう一方のパリティに関する MAP 復号器へ事前情報  $A_{i,k}$  として受け渡すことで繰り返し復号を行うことになる.

図 3.3 の統合復号器では外部情報  $E_{i,k}$  に加え, 並列に復号を行っている他のセンサノード  $j$  ( $\neq i$ ) のデータの LLR 出力  $D_{j,k}$  から  $b_{i,k}$  に関する相互相関成分  $C_{ji,k}$  を抽出し, 重み付けした後, 追加の事前情報として利用することで繰り返し復号を行う. すなわち, もう一方のパリティに関する MAP 復号器への事前情報は次式で与えられる.

$$\tilde{A}_{i,k} = E_{i,k} + \sum_{j=1,2,\dots,N,j \neq i} w_{ji} C_{ji,k} \quad (3.9)$$

ここで、 $w_{ji}$  はセンサノード  $j$  からセンサノード  $i$  への重みである。左辺のチルダ ( $\sim$ ) はもう一方のパリティに関する MAP 復号器を表すために用いている。以降、もう一方のパリティに関する MAP 復号器を表す場合、チルダ ( $\sim$ ) を変数に付けるものとする。また、インタリーブによるビットの並び替えは数式の上では無視するものとする。

相互相関成分  $C_{ji,k}$  は、Garcia-Frias らの統合復号器と同様、センサノード  $j$  のデータビット  $b_{j,k}$  に関する LLR 出力  $D_{j,k}$  から次式に従って計算される [42].

$$\begin{aligned} C_{ji,k} &= \ln \frac{p_{ji} \mathbf{P}(\hat{b}_{j,k} = 1) + (1 - p_{ji}) \mathbf{P}(\hat{b}_{j,k} = 0)}{p_{ji} \mathbf{P}(\hat{b}_{j,k} = 0) + (1 - p_{ji}) \mathbf{P}(\hat{b}_{j,k} = 1)} \\ &= \ln \frac{p_{ji} \exp(D_{j,k}) + (1 - p_{ji})}{p_{ji} + (1 - p_{ji}) \exp(D_{j,k})} \end{aligned} \quad (3.10)$$

相互相関係数  $\rho_{ji}$  を用いて表せば、次式で計算される。

$$C_{ji,k} = \ln \frac{(1 + \rho_{ji}) \exp(D_{j,k}) + (1 - \rho_{ji})}{(1 + \rho_{ji}) + (1 - \rho_{ji}) \exp(D_{j,k})} \quad (3.11)$$

これは、センサノード  $i$  とセンサノード  $j$  の相関関係より、センサノード  $i$  のデータビット  $b_{i,k}$  の事前確率が次式のように、センサノード  $j$  の事前確率で表されることに基づいている。

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(b_{i,k} = 1) &= \mathbf{P}(b_{j,k} = b_{i,k}) \mathbf{P}(b_{j,k} = 1) + \mathbf{P}(b_{j,k} \neq b_{i,k}) \mathbf{P}(b_{j,k} = 0), \\ \mathbf{P}(b_{i,k} = 0) &= \mathbf{P}(b_{j,k} = b_{i,k}) \mathbf{P}(b_{j,k} = 0) + \mathbf{P}(b_{j,k} \neq b_{i,k}) \mathbf{P}(b_{j,k} = 1) \end{aligned} \quad (3.12)$$

## 相関の推定

フュージョンセンタにおいてセンサノード間の相関が既知でない場合、式 (3.10) の計算にはデータビットの一致確率  $p_{ji}$  を推定する必要がある。この一致確率  $p_{ji}$  を推定する最も簡単な方法は復号ビット列  $\hat{\mathbf{b}}_1$  と  $\hat{\mathbf{b}}_2$  を用いて復号ビットが一致する割合を数える方式である [46]。推定値である  $\hat{p}_{ji}$  は次のように求められる。

$$\hat{p}_{ji} = \frac{\text{The number of } \hat{b}_{1,k} = \hat{b}_{2,k} \text{ for } k = 1, 2, \dots, K}{K} \quad (3.13)$$

$$= 1 - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (\hat{b}_{1,k} \oplus \hat{b}_{2,k}) \quad (3.14)$$

式 (3.14) の  $\oplus$  は排他的論理和である。相互相関係数  $\rho_{ji}$  の推定値を  $\hat{\rho}_{ji}$  とすれば、 $\hat{\rho}_{ji} = 2\hat{\rho}_{ji} - 1$  である。

各 MAP 復号器の出力ごとに復号ビット列を判定してデータビットの一致確率（または相互相関係数）の推定を行うことで、繰り返し復号処理と平行してその推定値を更新できる。

### 3.3.2 相互相関成分の重み付け

式 (3.9) における相互相関成分のフィードバックの重み  $w_{ji}$  について考える。

$w_{ji} = 1$ ，すなわち，重み付けを行わない場合，式 (3.9) は他のセンサノードのデータの LLR 出力  $D_{j,k}$  より得られる相互相関成分  $C_{ji,k}$  のフィードバックをすべて足し合わせることになる。この場合，センサノード数  $N$  が増えると相互相関成分のフィードバック量が大きくなりすぎるため，復号特性の劣化が生じてしまう恐れがある。この場合の重みを加算重みと呼び， $w_{sum}$  で表すこととする。

一方， $w_{ji} = 1/(N-1)$  である場合，式 (3.9) は他のセンサノードのデータの LLR 出力  $D_{j,k}$  より得られる相互相関成分のフィードバック  $C_{ji,k}$  を平均した値を与えることになる。この場合，センサノード数  $N$  が増えても相互相関成分のフィードバック量が平均されてほとんど変わらないため，センサノード数  $N$  が増えたことによる利得が得られにくい恐れがある。この場合の重みを平均重みと呼び， $w_{avg}$  で表すこととする。

上に述べたように，単純な重み付けではセンサノード数に対して復号性能の向上をうまく図れない場合がある。そこで，より適した重み付けの方法として，ビット誤り率の解析式よりビット誤り率を最小とする重みを求めてみる。ただし，ターボ符号を用いた場合のビット誤り率を解析的に求めることは難しく，拘束長や復号アルゴリズム，繰り返し復号回数などに大きく依存してしまう。そこで，無符号化時のビット誤り率の解析式より，ビット誤り率を最小とする重みを求める。符号化を行う場合と異なる点は，外部情報を持たず，符号の特性によらないことである。誤り訂正符号化を行わない場合にビット誤り率を最小とする重みは，符号の特性によらないという点で最適な重みである。ここでは，各センサノードが送信するデータビットの相互相関係数が等しい ( $\rho_{ji} = \rho$ )，また，各通信路に対する SNR が等しい

( $\gamma_i = \bar{\gamma}$ ) という条件の下で重みを扱うものとする. この場合, 式 (3.9) は次式のように扱うことができる.

$$\tilde{A}_{i,k} = E_{i,k} + w \cdot \sum_{j=1,2,\dots,N,j \neq i} C_{j,i,k} \quad (3.15)$$

以下では, 重み  $w$  によって決まるビット誤り率  $p_e(w)$  を最小とする重み  $w_{uc} = \arg \min_w \{p_e(w)\}$  を設定することを考える. この場合の重み  $w_{uc}$  を無符号化重みと呼ぶこととする.

まず, センサノードが2つの場合について, センサノード1からあるデータビット  $b_{1,k} = 1$  が送信された場合を考える. 受信側のフュージョンセンタでは, 無符号化時は次式で表される MAP 判定基準により  $\check{D}_{1,k} \geq 0$  ならばビット  $\hat{b}_{1,k} = 1$ ,  $\check{D}_{1,k} < 0$  ならばビット  $\hat{b}_{1,k} = 0$  と判定することになる.

$$\check{D}_{1,k} = \ln \frac{P(b_{1,k} = 1 | r_{1,k})}{P(b_{1,k} = 0 | r_{1,k})} = 4\bar{\gamma}r_{1,k} + A_{1,k} \quad (3.16)$$

$A_{1,k}$  にはセンサノード2のデータビットとの関係より得られる相互相関成分を用いることができ, 式 (3.11) および式 (3.15) より次式で与えられる.

$$A_{1,k} = w \cdot \ln \frac{(1 + \rho) \exp(4\bar{\gamma}r_{2,k}) + (1 - \rho)}{(1 + \rho) + (1 - \rho) \exp(4\bar{\gamma}r_{2,k})} \quad (3.17)$$

ここで,  $A_{1,k}$  は重み  $w$  と復調器出力  $r_{2,k}$  の関数  $f_r(r_{2,k})$  の積と見なせる. このとき, センサノード1からの送信ビット  $b_{1,k} = 1$  を  $\hat{b}_{1,k} = 0$  と誤って判定してしまう確率は次式で表される.

$$\begin{aligned} p_e(w) &= P(\hat{b}_{1,k} = 0 | b_{1,k} = 1) \\ &= P(b_{2,k} = 1 | b_{1,k} = 1) P(4\bar{\gamma}r_{1,k} + w \cdot f_r(r_{2,k}) < 0 | b_{1,k} = 1, b_{2,k} = 1) \\ &\quad + P(b_{2,k} = 0 | b_{1,k} = 1) P(4\bar{\gamma}r_{1,k} + w \cdot f_r(r_{2,k}) < 0 | b_{1,k} = 1, b_{2,k} = 0) \\ &= (1 - p) \int_{-\infty}^{\infty} Q\left(\sqrt{2\bar{\gamma}}\left(1 + w \cdot \frac{f_r(r_{2,k})}{4\bar{\gamma}}\right)\right) P(r_{2,k} | b_{2,k} = 1) dr_{2,k} \\ &\quad + p \int_{-\infty}^{\infty} Q\left(\sqrt{2\bar{\gamma}}\left(1 + w \cdot \frac{f_r(r_{2,k})}{4\bar{\gamma}}\right)\right) P(r_{2,k} | b_{2,k} = 0) dr_{2,k} \end{aligned} \quad (3.18)$$

ここで,  $Q(\cdot)$  は標準正規分布のテール確率を表す Q 関数である [52].  $P(r_{2,k} | b_{2,k} = 1)$  および  $P(r_{2,k} | b_{2,k} = 0)$  は式 (3.3) と同様のガウス確率密度関数で表される. これよ



り、重み  $w$  によって決まる式 (3.18) のビット誤り率  $p_e(w)$  を最小とする最適な重みは  $w_{uc} = \arg \min_w \{p_e(w)\}$  で与えられる。数値解析によりこれを解くと、センサノードが2つの場合は  $w_{uc} = 1$  ( $= w_{sum} = w_{avg}$ ) となる。すなわち、統合復号器は図 3.2 の構成と同じになる。

センサノード数が  $N$  の場合、センサノード 1 からの送信ビット  $b_{1,k} = 1$  をビット  $\hat{b}_{1,k} = 0$  と誤って判定してしまう確率は、式 (3.18) と同様に考えることで次式で表される。

$$\begin{aligned}
p_e(w) &= \sum_{u_2, u_3, \dots, u_N} \left\{ \mathbf{P}(b_{2,k} = u_2, b_{3,k} = u_3, \dots, b_{N,k} = u_N \mid b_{1,k} = 1) \right. \\
&\quad \cdot \mathbf{P}(4\bar{\gamma}r_{1,k} + w \cdot f_r(r_{2,k}, r_{3,k}, \dots, r_{N,k}) < 0 \mid b_{1,k} = 1, b_{2,k} = u_2, b_{3,k} = u_3, \dots, b_{N,k} = u_N) \left. \right\} \\
&= \sum_{u_2, u_3, \dots, u_N} \left\{ \frac{1}{2} p_{u_1=1, u_2, u_3, \dots, u_N} \right. \\
&\quad \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{Q} \left( \sqrt{2\bar{\gamma}} \left( 1 + w \cdot \frac{f_r(r_{2,k}, r_{3,k}, \dots, r_{N,k})}{4\bar{\gamma}} \right) \right) \prod_{i=2}^N \mathbf{P}(r_{i,k} \mid b_{i,k} = u_i) dr_{2,k} dr_{3,k} \cdots dr_{N,k} \left. \right\}
\end{aligned} \tag{3.19}$$

ここで、 $u_2, u_3, \dots, u_N$  は全  $2^{N-1}$  通りの  $u_i \in \{0, 1\}$  の組み合わせを表す。また、関数  $f_r(r_{2,k}, r_{3,k}, \dots, r_{N,k})$  は次式で与えられる。

$$f_r(r_{2,k}, r_{3,k}, \dots, r_{N,k}) = \sum_{i=2}^N \ln \frac{(1 + \rho) \exp(4\bar{\gamma}r_{i,k}) + (1 - \rho)}{(1 + \rho) + (1 - \rho) \exp(4\bar{\gamma}r_{i,k})} \tag{3.20}$$

これより、重み  $w$  によって決まる式 (3.19) のビット誤り率  $p_e(w)$  を最小とする最適な重みは  $w_{uc} = \arg \min_w \{p_e(w)\}$  で与えられる。

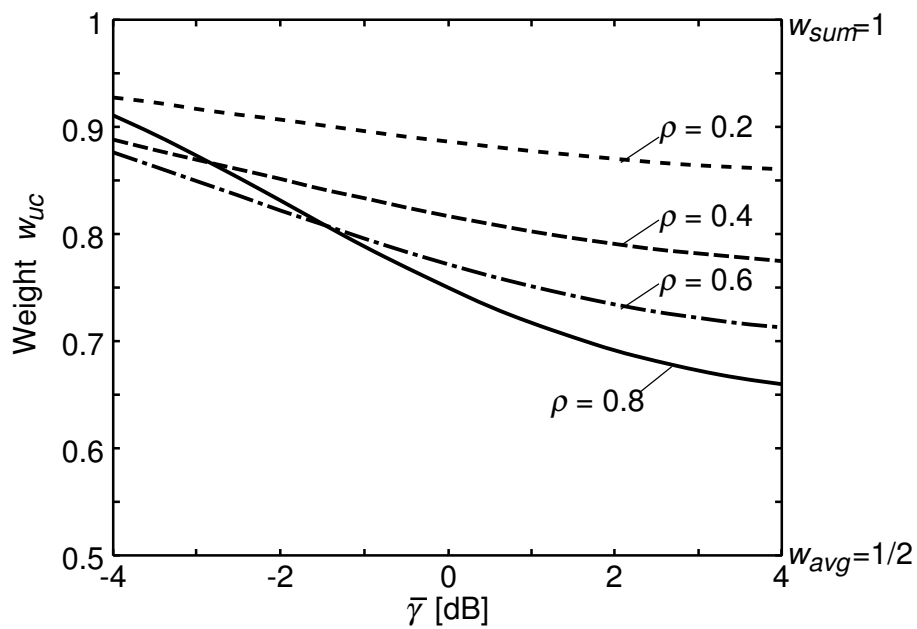
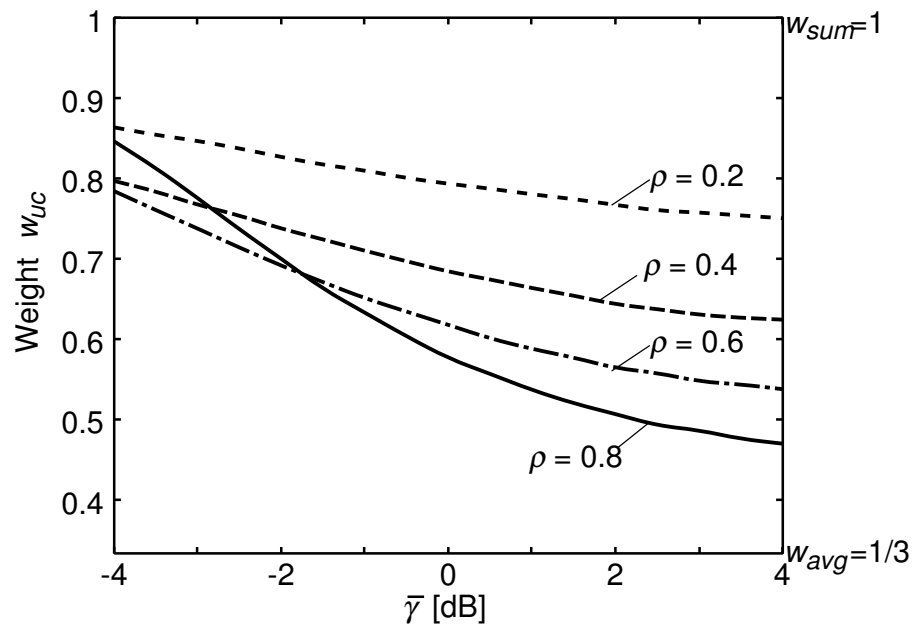
式 (3.1) に示した相関モデルの場合を例に上げると、相互相関係数が等しく  $\rho_{ji} = \rho$  である場合は対称性を利用して、式 (3.19) のビット誤り率の解析式を次式にまとめることができる。

$$\begin{aligned}
p_e(w) &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{Q} \left( \sqrt{2\bar{\gamma}} \left( 1 + w \cdot \frac{f_r(r_{2,k}, r_{3,k}, \dots, r_{N,k})}{4\bar{\gamma}} \right) \right) \\
&\quad \cdot \frac{1}{2^N} \sum_{n=1}^N \left[ {}_{N-1}C_{n-1} \left\{ (1 - \sqrt{|\rho|})^n (1 + \sqrt{|\rho|})^{N-n} + (1 + \sqrt{|\rho|})^n (1 - \sqrt{|\rho|})^{N-n} \right\} \right. \\
&\quad \cdot \left. \prod_{i=2}^n \mathbf{P}(r_{i,k} \mid b_{i,k} = 1) \prod_{j=n+1}^N \mathbf{P}(r_{j,k} \mid b_{j,k} = 0) \right] dr_{2,k} dr_{3,k} \cdots dr_{N,k}
\end{aligned} \tag{3.21}$$

センサノード数  $N = 3$  および  $N = 4$  の場合について、式 (3.21) のビット誤り率  $p_e(w)$  を最小とする無符号化重み  $w_{uc} = \arg \min_w \{p_w(w)\}$  を数値解析により求めた値を図 3.4 に示す。図 3.4 から分かるように、重み  $w_{uc}$  が取りうる値の範囲は  $\frac{1}{N-1}(=w_{avg}) < w_{uc} < 1(=w_{sum})$  を示しており、重みの大きさは異なるもののデータビットあたりの SNR  $\bar{\gamma}$  に対して同様の単調減少の傾向を示す。センサノード数  $N$ 、SNR  $\bar{\gamma}$ 、相互相関係数  $\rho$  に依存する関数と見なせば、 $w_{uc} = f_w(N, \bar{\gamma}, \rho)$  と表現できる。

図 3.4 より、重み  $w_{uc}$  は SNR が低い方が大きな値を示していることが見て取れる。これは、低 SNR 環境において相関の利用が誤り低減に効果的であることを示している。また、相関が大きいほど重み  $w_{uc}$  は小さな値を示している。これは、相関が大きいほど他ノードより得られる相互相関成分の総和が大きくなるため、フィードバックが過大となることを抑制している。ただし、 $\rho = 0.8$  において重みの大小が入れ替わっていることも見受けられる。これは、相関が非常に大きい場合には受信ダイバシチ合成と同様な効果が得られるため、大きな重みを用いる方が効果的となるためである。

平均重み  $w_{avg}$  や加算重み  $w_{sum}$  は相関の大きさに寄らない一定の重みである。一方、無符号化重み  $w_{uc}$  は相関の大きさに応じて重みが変わる。統合復号器において相関が既知の場合は、復号の最初に既知の相関に応じた  $w_{uc}$  の値を一度だけ算出しておけばよい。また、統合復号器において相関が既知でない場合、統合復号器は式 (3.13) に従い、MAP 復号器の出力の度に復号ビット列を判定してデータの相関を推定することになる。この場合、推定した相関に応じた  $w_{uc}$  の値を MAP 復号器の出力の度に算出すればよい。

(a) センサノード数  $N = 3$ (b) センサノード数  $N = 4$ 図 3.4: 無符号化重み  $w_{uc}$

### 3.3.3 数値例による復号性能評価

平均重み  $w_{avg}$  と加算重み  $w_{sum}$ , そして, 図 3.4 に示した無符号化重み  $w_{uc}$  を用いた場合の統合復号アルゴリズムの性能を計算機シミュレーションにより評価する. ビット誤り率を用いて復号性能を評価する.

シミュレーションの諸元は次の通りである. 送信ビット列の長さを  $K = 1000$  とし, 各センサノードのターボ符号器には, 拘束長 5, 生成多項式  $(G_r, G) = (037, 021)$  ( $G_r, G$  はそれぞれ再帰多項式, パリティ多項式の 8 進数表現) の RSC (Recursive Systematic Convolutional) 符号器 2 つと一様インタリーバ 1 つで構成される符号化率  $R_c = 1/3$  のターボ符号器を用いる. 平均特性を得るために, 通信路キャパシティが等しくなるよう, 各通信路におけるデータビット当りの SNR は等しく  $\bar{\gamma}$  とする. フュージョンセンタの統合復号器では MAP 復号演算に Max-Log-MAP アルゴリズム [55] を用い, 繰り返し復号回数は 5 回とする. センサノード間の相関はフュージョンセンタで既知とせず, 統合復号アルゴリズムで必要とするデータビットの一致確率 (または相互相関係数) は, 繰り返し復号に合わせて MAP 復号器の出力の度に推定する.

まず, センサノード間の相関が等しい場合について, 復号性能の評価を行う. センサノード数  $N$  を増やした場合 ( $N = 1, 2, 3, 4$ ) において, 平均重み  $w_{avg}$ , 加算重み  $w_{sum}$ , 無符号化重み  $w_{uc}$  を用いた場合の統合復号アルゴリズムのビット誤り率性能をそれぞれ図 3.5, 図 3.6, 図 3.7 に示す. これらは相互相関係数  $\rho = 0.8$  の場合を示している. センサノード数が  $N = 1$  の場合というのは, 相関を利用しない標準のターボ復号器のことを指す. また, センサノード数  $N = 4$  の場合について, 重みの違いによる統合復号アルゴリズムのビット誤り率性能の比較を図 3.8 に示す. これは相互相関係数  $\rho = 0.8, 0.6$  の場合を示している.

加算重み  $w_{sum}$  を用いた場合, 他のセンサノードのデータの MAP 復号器出力より得られる相互相関成分をすべて足し合わせていることになる. この場合, センサノード数が増えると相互相関成分のフィードバックの寄与が大きくなりすぎるため, あるノード数以上では復号性能の劣化が生じてしまう. これは, 図 3.5 より, センサノード数  $N = 3$  の場合よりもセンサノード数  $N = 4$  の場合の方がビット誤り率が悪くなってしまうことから確認できる.

平均重み  $w_{avg}$  を用いた場合, 他のセンサノードのデータの MAP 復号器出力より

得られる相互相関成分の平均値を与えていることになる。この場合、センサノード数が増えても相互相関成分のフィードバックの寄与が平均されてほとんど増えないため、センサノード数が増えることによる利得が得られにくい。これは、図 3.6 より、センサノード数  $N$  が増えてもビット誤り率に差がないことから確認できる。

無符号化重み  $w_{uc}$  を用いることで、図 3.7 に示されるように、センサノード数に応じた誤り訂正能力の向上が得られている。また、図 3.8 に示されるように、無符号化重み  $w_{uc}$  を用いた場合、加算重み  $w_{sum}$  や平均重み  $w_{avg}$  といった単純な重みづけを行った場合よりも良いビット誤り率性能が得られることが分かる。これより、無符号化時のビット誤り率を最小とする重み  $w_{uc}$  が、ターボ符号を用いた場合にも有効であることが分かる。

次に、センサノード間の相関が異なる場合について、無符号化重み  $w_{uc}$  を用いた統合復号法の性能評価を行う。しかしながら、無符号化重み  $w_{uc}$  は、各センサノード間の相関が等しい場合でなければ、算出することは困難である。そこで、センサノード間の相関が等しい条件で求めた重み  $w_{uc}$  を利用し、センサノード間の相関が異なる場合においても統合復号器の復号性能向上が得られることを示す。

センサノード間の相関が異なる場合において、図 3.4 に示した無符号化重み  $w_{uc}$  を利用するために次のように考える。3.3.2 項で述べたように、 $w_{uc}$  は相互相関係数  $\rho$  に依存する単調減少関数として  $w_{uc} = f_w(N, \bar{\gamma}, \rho)$  と表すことができる。これより、式 (3.9) で示される相互相関成分のフィードバックにおいて、センサノード  $j$  からセンサノード  $i$  に対する重み  $w_{ji}$  には相互相関係数の推定値  $\hat{\rho}_{ji}$  に応じた重み  $w_{ji} = f_w(N, \bar{\gamma}, \hat{\rho}_{ji})$  を用いることでセンサノード間の相関が異なる場合へと適用する。

センサノード間の相関が異なる場合の一例として、センサノードが 3 つの場合において、ある 1 組のセンサノード間の相関が他のセンサノード間の相関よりも大きい場合について復号性能を評価する。ここでは、センサノード 1 とセンサノード 2 の相関が  $\rho_{12} = 0.8$  であり、センサノード 1,2 とセンサノード 3 の相関が  $\rho_{23} = \rho_{31} = 0.6$  または 0.4 である場合において、上述の重みを用いた統合復号アルゴリズムのビット誤り率性能を図 3.9 に示す。

適切な重み付けがなされていれば、センサノード 1 およびノード 2 のデータの復号では、センサノード 3 のデータから得られる相互相関係数が 0.8 である相互相関成分と、センサノード 2 またはセンサノード 3 から得られる相関係数が 0.6 (0.4) で

ある相互相関成分を利用して復号を行うことになる。このため、センサノード1およびセンサノード2のデータの復号では、各センサノード間の相互相関係数が等しく0.8である場合よりは復号性能の向上幅は小さいものの、各センサノード間の相互相関係数が等しく0.6(0.4)である場合よりも復号性能の向上幅が大きくなることが予想される。一方、センサノード3のデータの復号では、センサノード1およびセンサノード2のデータから得られる相互相関係数が共に0.6(0.4)である相互相関成分を利用して復号を行うことになる。このため、センサノード3のデータの復号では、各センサノード間の相互相関係数が等しく0.6(0.4)である場合とほとんど変わらない復号特性が得られることが予想される。図3.9に示した復号性能はこれらの議論が当てはまっており、センサノード間の相関が異なる場合においても統合復号器は誤り訂正能力の向上が得られている。

以上の結果より、各センサノードに対応したターボ復号器の間で複数センサノード間の相関に関する尤度情報を適切にフィードバックすることで、センサノード数に応じて誤り訂正能力の向上が得られることが確認できた。

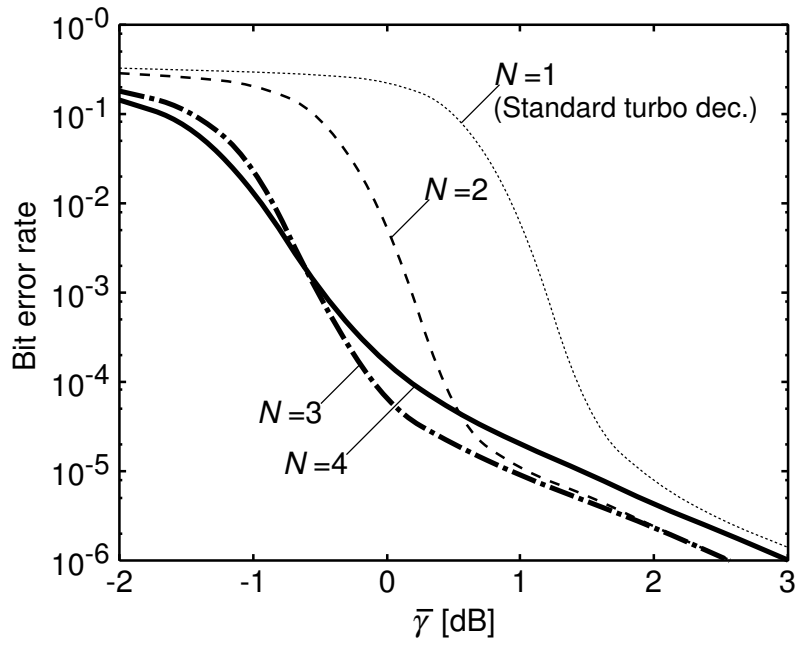


図 3.5: 加算重み  $w_{sum}$  を用いた場合のビット誤り率性能 (相互相関係数  $\rho = 0.8$ )

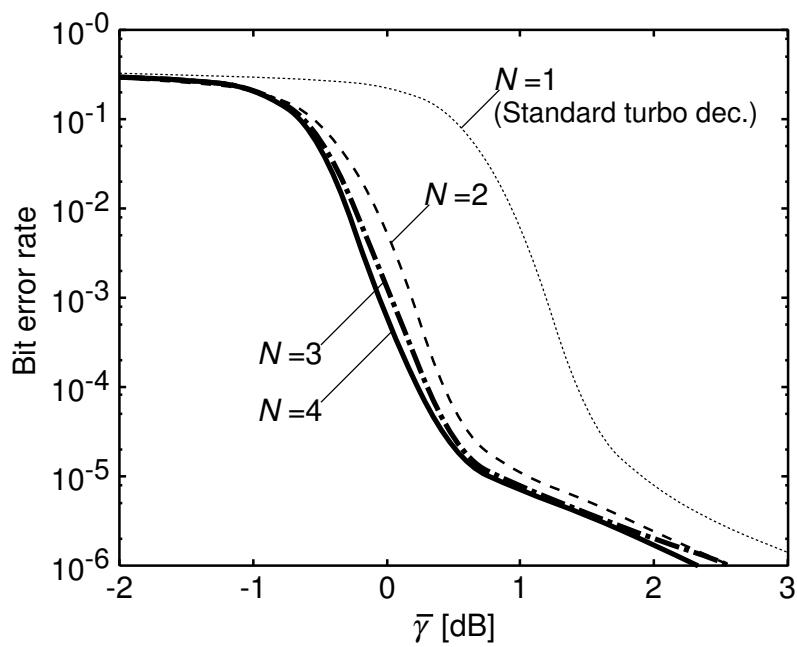


図 3.6: 平均重み  $w_{avg}$  を用いた場合のビット誤り率性能 (相互相関係数  $\rho = 0.8$ )

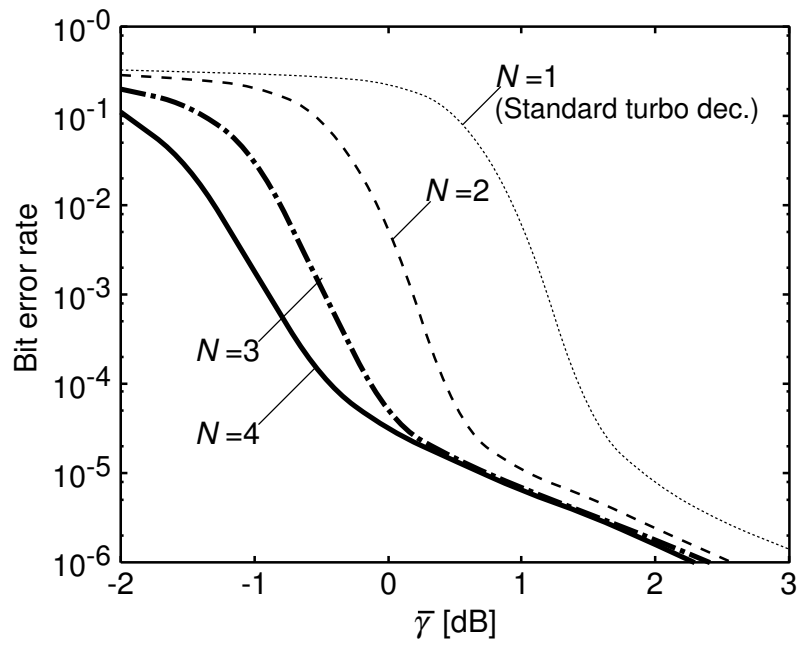
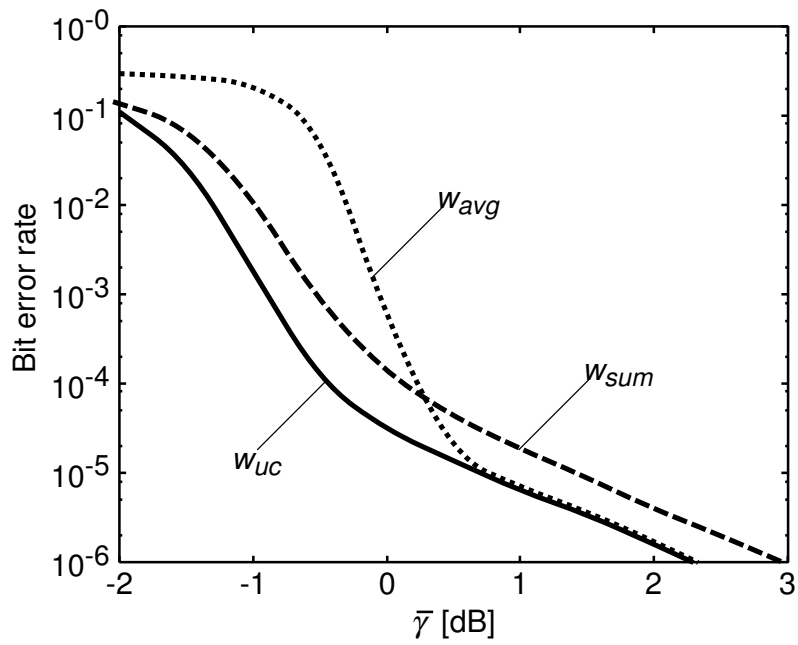
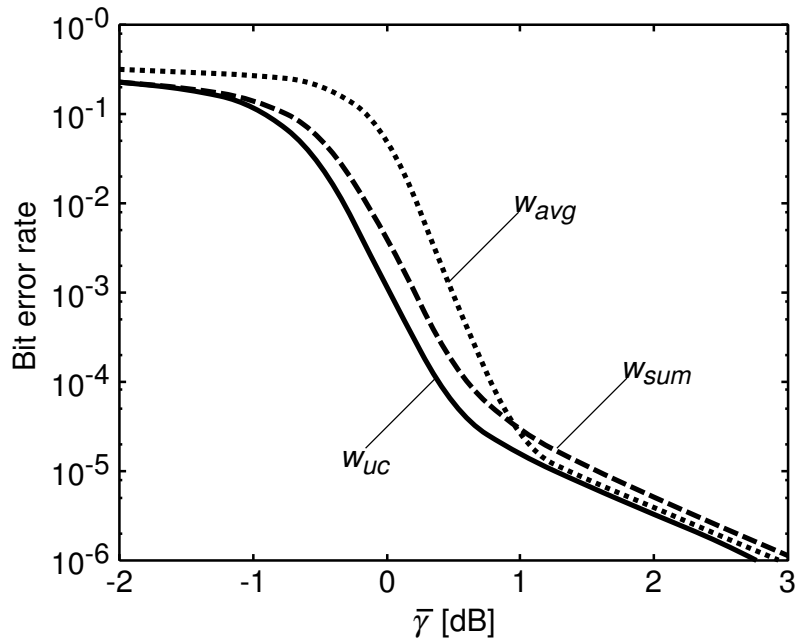


図 3.7: 無符号化重み  $w_{uc}$  を用いた場合のビット誤り率性能 (相互相関係数  $\rho = 0.8$ )



(a) 相互相関係数  $\rho = 0.8$ (b) 相互相関係数  $\rho = 0.6$ 図 3.8: 各重み付け方式におけるビット誤り率性能の比較 (センサノード数  $N = 4$ )

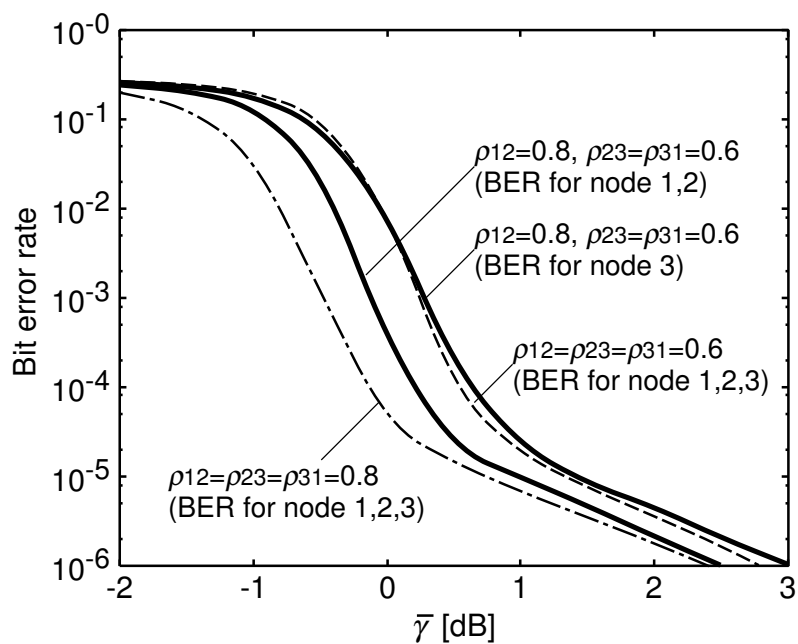
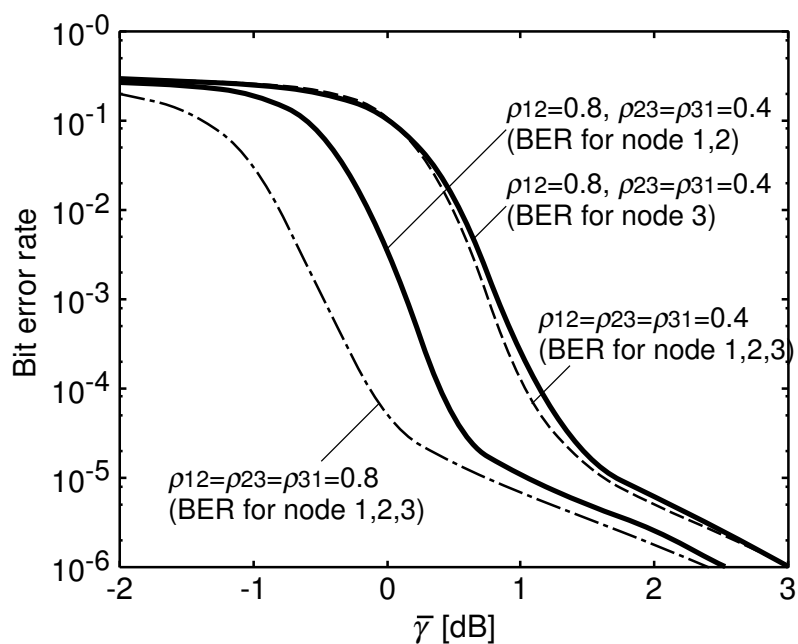
(a) 相互相関係数  $\rho_{12} = 0.8, \rho_{23} = \rho_{31} = 0.6$  の場合(b) 相互相関係数  $\rho_{12} = 0.8, \rho_{23} = \rho_{31} = 0.4$  の場合

図 3.9: センサノード間の相関が異なる場合に無符号化重み  $w_{uc}$  を適用した場合のビット誤り率性能 (センサノード数  $N = 3$ )

### 3.4 EXIT 解析モデルに基づいた統合復号アルゴリズム

3.3 節で述べた相互相関成分のフィードバックの重み付けにより複数センサノードへ対応した統合復号アルゴリズムでは，誤り率を最小とする重みの導出に困難さが伴い，統合復号アルゴリズムを最適化することが難しい。

本節では，繰り返し復号における情報量の解析手法である EXIT 解析のモデル化に基づき，新たな統合復号アルゴリズムを構築する．復号器間で互いに情報交換を行う統合復号アルゴリズムに EXIT 解析モデルを適用することで，繰り返し復号において情報量的に適切な相関情報のフィードバックを可能とし，複数センサノードへの対応が容易に実現できる統合復号アルゴリズムを構築する。

まず，センサノード数が  $N = 2$  の場合を扱い，3.4.1 項では EXIT 解析のモデル化を利用して統合復号アルゴリズムの構築を行う．3.4.2 項では構築した統合復号アルゴリズムの繰り返し復号における情報量の伝達特性を示し，3.4.3 項において EXIT 解析モデルの適用が妥当であることを情報量の伝達特性の数値例を用いて評価する．3.4.4 項において，3 つ以上のセンサノードにも対応できるよう，センサノード数  $N$  の場合に対して一般化した統合復号アルゴリズムを示す．複数センサノードに一般化した統合復号アルゴリズムの復号性能を 3.4.5 項にてビット誤り率の数値例を用いて評価する。

#### 3.4.1 統合復号アルゴリズムの構築

センサノード数が  $N = 2$  の場合を扱い，センサノード 1 のデータビット  $b_{1,k}$  ( $k = 1, 2, \dots, K$ ) の復号に着目する．以下の議論はセンサノード 2 のデータビット  $b_{2,k}$  の復号についても下付き文字のインデックスを入れ替えるだけで成立する。

統合復号器において，データビット列と 1 つのパリティビット列に関する復調器出力の系列  $\mathbf{r}_1^b, \mathbf{r}_1^p$  および  $\mathbf{r}_2^b, \mathbf{r}_2^p$  から，次式の LLR  $D'_{1,k}$  を計算する MAP 復号器を用いた繰り返し復号アルゴリズムを考える。

$$D'_{1,k} = \ln \frac{P(b_{1,k} = 1 \mid \mathbf{r}_1^b, \mathbf{r}_1^p, \mathbf{r}_2^b, \mathbf{r}_2^p)}{P(b_{1,k} = 0 \mid \mathbf{r}_1^b, \mathbf{r}_1^p, \mathbf{r}_2^b, \mathbf{r}_2^p)} \quad (3.22)$$

ここで、 $\mathbf{r}_1^p, \mathbf{r}_2^p$  は  $\mathbf{r}_1^{p1}, \mathbf{r}_2^{p1}$  あるいは  $\mathbf{r}_1^{p2}, \mathbf{r}_2^{p2}$  を表す。しかし、この計算はターボ復号で用いられるような式 (3.4) を計算する通常の計算アルゴリズム [55–57] を用いて計算できないため煩雑である。

今、統合復号アルゴリズムへ EXIT 解析のモデル化を適用することを考えている。EXIT 解析では事前情報や外部情報は独立なガウス確率変数を用いてモデル化される<sup>2</sup>。これより、センサノード 1 のデータビット  $b_{1,k}$  の復号において、次式のようにモデル化できるセンサノード 2 のデータビット  $b_{2,k}$  に関する尤度情報  $S_{2,k}$  が利用可能であると仮定する。

$$S_{2,k} = \mu_{S_2}(2b_{2,k} - 1) + n_{S_{2,k}}, \quad \mu_{S_2} = \sigma_{S_2}^2/2 \quad (3.23)$$

ここで、 $n_{S_{2,k}}$  は平均 0、分散  $\sigma_{S_2}^2$  の独立なガウス確率変数である。この尤度情報  $S_{2,k}$  をサイド情報と呼ぶこととする。

誤りなくデータを復号できる場合、サイド情報  $S_{2,k}$  はデータビット  $b_{2,k}$  に関するすべての情報量を含むことから、式 (3.22) の計算は次式へ置き換えられる。

$$D'_{1,k} = \ln \frac{P(b_{1,k} = 1 | \mathbf{r}_1^b, \mathbf{r}_1^p, S_{2,k})}{P(b_{1,k} = 0 | \mathbf{r}_1^b, \mathbf{r}_1^p, S_{2,k})} \quad (3.24)$$

$$= Z_{1,k} + A_{1,k} + C'_{1,k} + E'_{1,k} \quad (3.25)$$

ここでは、式 (3.25) の演算を行う MAP 復号器を拡張 MAP 復号器、式 (3.5) の演算を行う MAP 復号器のことを標準 MAP 復号器と呼び、区別する。

$Z_{1,k}$ ,  $A_{1,k}$  は、それぞれ  $b_{1,k}$  に関する通信路出力、事前情報であり、式 (3.6) および式 (3.8) と同じ式で表される。式 (3.2) より、 $Z_{1,k}$  は次のように表すことができる。

$$Z_{1,k} = \mu_{Z_1}(2b_{1,k} - 1) + n_{Z_{1,k}}, \quad \mu_{Z_1} = \sigma_{Z_1}^2/2 \quad (3.26)$$

ここで、 $n_{Z_{1,k}}$  は平均 0、分散  $\sigma_{Z_1}^2 = 2/\sigma_1^2 = 8R_c\gamma_1$  の独立なガウス確率変数である。

$C'_{1,k}$  は、センサノード 2 のデータビット  $b_{2,k}$  に関する尤度情報（サイド情報） $S_{2,k}$

<sup>2</sup>ターボ符号の EXIT 解析については付録 B を参照。

から得られるセンサノード1のデータビット  $b_{1,k}$  の成分であり、次式で計算される。

$$\begin{aligned}
C'_{1,k} &= \ln \frac{P(S_{2,k} | b_{1,k} = 1)}{P(S_{2,k} | b_{1,k} = 0)} \\
&= \ln \frac{P(S_{2,k} | b_{2,k} = 1)P(b_{2,k} = 1 | b_{1,k} = 1) + P(S_{2,k} | b_{2,k} = 0)P(b_{2,k} = 0 | b_{1,k} = 1)}{P(S_{2,k} | b_{2,k} = 1)P(b_{2,k} = 1 | b_{1,k} = 0) + P(S_{2,k} | b_{2,k} = 0)P(b_{2,k} = 0 | b_{1,k} = 0)} \\
&= \ln \frac{p_{21} \exp(S_{2,k}) + (1 - p_{21})}{(1 - p_{21}) \exp(S_{2,k}) + p_{21}} \tag{3.27}
\end{aligned}$$

この  $C'_{1,k}$  を相関情報と呼ぶこととする。

式 (3.25) で表される拡張 MAP 復号器の LLR 出力  $D'_{1,k}$  は、 $A_{1,k} + C'_{1,k}$  を式 (3.5) の標準 MAP 復号器における  $A_{1,k}$  として一つの事前情報と見なすことで、標準 MAP 復号器の LLR 出力  $D_{1,k}$  と同じ計算アルゴリズムを用いて計算することができる。  $E'_{1,k}$  は、 $E'_{1,k} = D'_{1,k} - Z_{1,k} - (A_{1,k} + C'_{1,k})$  で与えられる外部情報であり、もう一方のパーティに関する拡張 MAP 復号器の事前情報  $\tilde{A}_{1,k}$  として用いることで繰り返し復号が可能となる ( $\tilde{A}_{1,k} = E'_{1,k}$ )。3.3 節と同様、もう一方のパーティに関する拡張 MAP 復号器を表す場合、チルダ ( $\sim$ ) を変数に付けるものとする。また、インタリーブによるビットの並び替えは数式の上では無視するものとする。

ターボ復号の解析を扱った文献 [58] において、標準 MAP 復号器の入力となる  $Z_{1,k}$  と  $A_{1,k}$  が互いに相関を持っている、また、平均や分散が異なる分布である場合でも、標準 MAP 復号器の外部情報出力をガウス分布でよく近似できることが示されている。このことは、式 (3.25) を用いた繰り返し復号においても事前情報並びに外部情報を独立なガウス確率変数でモデル化できることを意味する。すなわち、

$$A_{1,k} = \mu_{A_1}(2b_{1,k} - 1) + n_{A_1,k}, \quad \mu_{A_1} = \sigma_{A_1}^2/2 \tag{3.28}$$

$$E'_{1,k} = \mu_{E'_1}(2b_{1,k} - 1) + n_{E'_1,k}, \quad \mu_{E'_1} = \sigma_{E'_1}^2/2 \tag{3.29}$$

ここで、 $n_{A_1,k}$ 、 $n_{E'_1,k}$  は平均0、それぞれ分散  $\sigma_{A_1}^2$ 、 $\sigma_{E'_1}^2$  の独立なガウス確率変数である。

センサノード2のデータビット  $b_{2,k}$  の復号も式 (3.25) と同様に計算されることにより、サイド情報  $S_{2,k}$  は、センサノード2のデータの拡張 MAP 復号から独立なガウス確率変数を用いてモデル化できる通信路値  $Z_{2,k}$ 、事前情報  $A_{2,k}$ 、外部情報  $E'_{2,k}$  から与えることができる。すなわち、センサノード2のデータの拡張 MAP 復号器から

$$S'_{2,k} = Z_{2,k} + A_{2,k} + E'_{2,k} (= D'_{2,k} - C'_{2,k}) \tag{3.30}$$

を出力し、繰り返し復号に合わせてセンサノード 1 のデータの拡張 MAP 復号器へフィードバックすることができる ( $\tilde{S}_{2,k} = S'_{2,k}$ )。このとき、 $S'_{2,k}$  の分散  $\sigma_{S'_2}^2$ 、すなわち、 $\tilde{S}_{2,k}$  の分散  $\sigma_{\tilde{S}_2}^2$  は次式で与えられる。

$$\sigma_{\tilde{S}_2}^2 = \sigma_{S'_2}^2 = \sigma_{Z_2}^2 + \sigma_{A_2}^2 + \sigma_{E'_2}^2 \quad (3.31)$$

以上のモデル化に従う統合復号器の基本構成と拡張 MAP 復号器の構成を図 3.10 と図 3.11 に示す。

図 3.10 の統合復号器の基本構成は、図 3.2 や図 3.3 と同様にして、1つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器の出力から2つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器の入力までの構成を示している。繰り返し復号時の2つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器の出力から1つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器の入力までの構成も同様である。ただしこの場合は、インタリーバ (図中の  $\pi$ ) の代わりにデインタリーバを必要とする。図 3.10 に示すように、統合復号器は各センサノードのデータに対してターボ復号と同様の形で拡張 MAP 復号器を用いた繰り返し復号で構成される。拡張 MAP 復号器から出力したサイド情報を繰り返し復号器の間で互いに交換し、もう一方のパリティに関する拡張 MAP 復号器への入力へと用いて並列に繰り返し復号を行う。

拡張 MAP 復号器は図 3.11 のように構成される。拡張 MAP 復号器は、サイド情報  $S_{2,k}$  から相関情報  $C'_{1,k}$  を計算し、事前情報  $A_{1,k}$  と相関情報  $C'_{1,k}$  の和を1つの事前情報と見なして標準 MAP 復号器を用いた計算を行う。LLR 出力  $D'_{1,k}$  および外部情報  $E'_{1,k}$  を出力すると共に、サイド情報  $S'_{1,k}$  を計算して出力する。図 3.10 のように、サイド情報  $S'_{1,k}$  はインタリーバを通じてセンサノード 2 のもう一方のパリティに関する拡張 MAP 復号器のサイド情報  $\tilde{S}_{1,k}$  となる。

ここで、ガウス確率変数を用いた事前情報や外部情報、サイド情報のモデル化を統合復号アルゴリズムの構築のために用いたが、実際の復号処理においてガウス確率変数モデルに従った変数変換が必要となるわけではないことに注意されたい。ガウス確率変数モデルに従った変数変換は後述の EXIT 解析における情報量の計算において必要とされるものである。

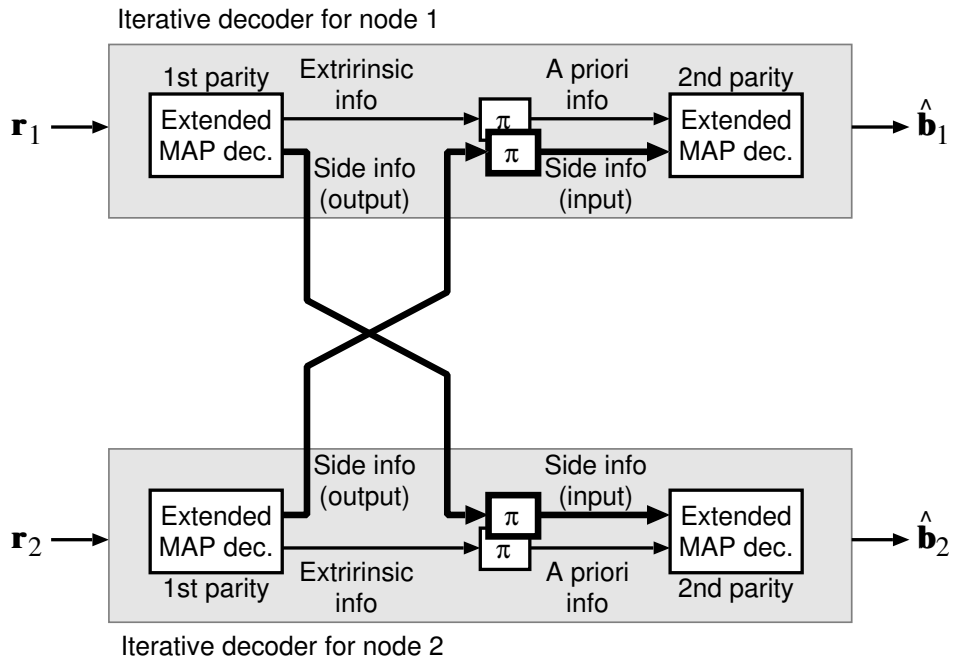


図 3.10: EXIT 解析モデルに基づいた統合復号器の基本構成

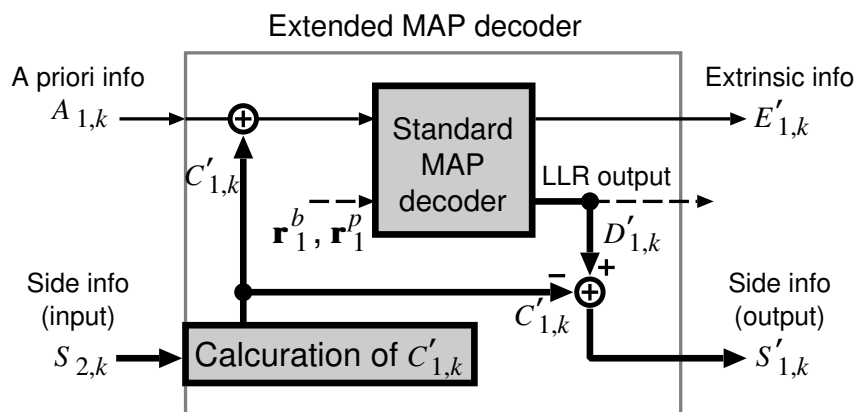


図 3.11: 拡張 MAP 復号器の構成

### 3.4.2 統合復号アルゴリズムの繰り返し復号における情報量の伝達特性

#### 拡張 MAP 復号器の EXIT 特性

まず、式 (3.28) と式 (3.29) でモデル化される拡張 MAP 復号器の事前情報と外部情報の入出力関係を相互情報量を用いて表す。ここで、事前情報  $A_{1,k}$  からデータビット  $b_{1,k}$  に関して得られる相互情報量を  $I(b_{1,k}; A_{1,k})$  と表す。ただし、相互情報量  $I(b_{1,k}; A_{1,k})$  の値は  $k$  によらない。外部情報や他のデータビットに対しても相互情報量を同様の形式で表す。

相互情報量  $I(b_{1,k}; A_{1,k})$  は次式で与えられる。

$$\begin{aligned}
 I(b_{1,k}; A_{1,k}) &= \sum_{b_{1,k}=1,0} \int_{-\infty}^{+\infty} P(A_{1,k} | b_{1,k}) P(b_{1,k}) \log_2 \frac{P(A_{1,k} | b_{1,k})}{P(A_{1,k})} dA_{1,k} \\
 &= 1 - \int_{-\infty}^{+\infty} P(A_{1,k} | b_{1,k} = 1) \log_2(1 + \exp(-A_{1,k})) dA_{1,k} \quad (3.32) \\
 &= 1 - \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{A_1}^2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left(-\frac{(A_{1,k} - \sigma_{A_1}^2/2)^2}{2\sigma_{A_1}^2}\right) \log_2(1 + \exp(-A_{1,k})) dA_{1,k} \\
 &\quad (3.33)
 \end{aligned}$$

ここで、相互情報量  $I(b_{1,k}; A_{1,k})$  は  $\sigma_{A_1}$  に対する単調増加関数であり、相互情報量  $I(b_{1,k}; A_{1,k})$  を分散  $\sigma_{A_1}$  の関数  $J(\cdot)$ 、またその逆関数を  $J^{-1}(\cdot)$  として表せば、次の関係が成り立つ [50]。

$$I(b_{1,k}; A_{1,k}) = J(\sigma_{A_1}), \quad \sigma_{A_1} = J^{-1}(I(b_{1,k}; A_{1,k})) \quad (3.34)$$

式 (3.33) および式 (3.34) は  $A_{1,k}$  が式 (3.28) でモデル化されることが条件となるが、 $A_{1,k}$  の確率密度分布が分からなくても  $A_{1,1}, A_{1,2}, \dots, A_{1,K}$  のエルゴード性を仮定して、次式により相互情報量を近似的に求めることができる [53]。

$$I(b_{1,k}; A_{1,k}) \approx 1 - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K H_b\left(\frac{1}{1 + \exp(-|A_{1,k}|)}\right) \quad (3.35)$$

式 (3.35) の関数  $H_b(\cdot)$  は  $H_b(\alpha) = -\alpha \log_2(\alpha) - (1 - \alpha) \log_2(1 - \alpha)$  で表される。



文献 [50] より，式 (3.5) を演算する標準 MAP 復号器では，外部情報の相互情報量  $I(b_{1,k}; E_{1,k})$  は事前情報の相互情報量  $I(b_{1,k}; A_{1,k})$  とデータビットあたりの SNR の関数と見ることができ，SNR を固定すれば，外部情報の相互情報量  $I(b_{1,k}; E_{1,k})$  は次式 (3.36) で与えられる．

$$I(b_{1,k}; E_{1,k}) = T(I(b_{1,k}; A_{1,k})) \quad (3.36)$$

ここで，事前情報の相互情報量と外部情報の相互情報量の入出力特性を表す関数  $T(\cdot)$  は EXIT 特性と呼ばれる単調増加関数であり，用いる符号の性能（拘束長や生成多項式など）によってその特性が決まる．

拡張 MAP 復号器は 3.3.1 項で述べたように，事前情報が  $A_{1,k} + C'_{1,k}$  である標準 MAP 復号器と見なすことができる．これより，拡張 MAP 復号器では，標準 MAP 復号器に相互情報量  $I(b_{1,k}; A_{1,k} + C'_{1,k})$  の事前情報を入力することで，外部情報  $E'_{1,k}$  の相互情報量  $I(b_{1,k}; E'_{1,k})$  を求められる．すなわち，拡張 MAP 復号器の EXIT 特性  $T'(\cdot)$  は要素 MAP 復号器の EXIT 特性  $T(\cdot)$  を用いて次のように表すことができる．

$$I(b_{1,k}; E'_{1,k}) = T'(I(b_{1,k}; A_{1,k})) \approx T(I(b_{1,k}; A_{1,k} + C'_{1,k})) \quad (3.37)$$

$I(b_{1,k}; A_{1,k} + C'_{1,k})$  は式 (3.35) を利用して次式で求められる．

$$I(b_{1,k}; A_{1,k} + C'_{1,k}) \approx 1 - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K H_b \left( \frac{1}{1 + \exp(-|A_{1,k} + C'_{1,k}|)} \right) \quad (3.38)$$

また， $I(b_{1,k}; A_{1,k} + C'_{1,k})$  は次のように表すことができる．

$$I(b_{1,k}; A_{1,k} + C'_{1,k}) = I(b_{1,k}; A_{1,k}, S_{2,k}) = I(b_{1,k}; A_{1,k}) + I(b_{1,k}; S_{2,k} | A_{1,k}) \quad (3.39)$$

ここで， $I(b_{1,k}; S_{2,k} | A_{1,k})$  は既に  $A_{1,k}$  を受け取った後でサイド情報  $S_{2,k}$  から得られる  $b_{1,k}$  に関する相互情報量を表している．つまり，センサノード 2 のデータから得られる情報量である． $I(b_{1,k}; S_{2,k} | A_{1,k})$  は次式で求められる．

$$I(b_{1,k}; S_{2,k} | A_{1,k}) \approx \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left\{ H_b \left( \frac{1}{1 + \exp(-|A_{1,k} + C'_{1,k}|)} \right) - H_b \left( \frac{1}{1 + \exp(-|A_{1,k}|)} \right) \right\} \quad (3.40)$$

### 統合復号アルゴリズムの EXIT 解析手順

統合復号アルゴリズムにおける繰り返し復号の EXIT 解析手順について述べる．以下ではセンサノード1のデータの復号に着目して説明するが，センサノード2のデータの復号についても同様であり，各センサノードに関する演算はすべて並列に行われる．

繰り返し復号の最初では，拡張 MAP 復号器へ入力される事前情報  $A_{1,k}$  の相互情報量は  $I(b_{1,k}; A_{1,k}) = 0$  であり，事前情報の分散は  $\sigma_{A_1}^2 = 0$  である．つまり， $k = 1, 2, \dots, K$  のすべての事前情報の値は  $A_{1,k} = 0$  である．また，サイド情報  $S_{2,k}$  は  $S_{2,k} = Z_{2,k}$  で与えられ，分散  $\sigma_{S_2}^2 = \sigma_{Z_2}^2 = 8R_c\gamma_2$  を持った式 (3.23) のガウス確率変数の値として1つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器へ入力される．拡張 MAP 復号器へ入力される事前情報  $A_{1,k}$  とサイド情報  $S_{2,k}$  がもつ相互情報量  $I(b_{1,k}; A_{1,k}, S_{2,k})$  は，式 (3.27) で  $C'_{1,k}$  を計算した後，式 (3.38) から求められる．

1つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器から出力される外部情報  $E'_{1,k}$  の相互情報量  $I(b_{1,k}; E'_{1,k})$  は式 (3.37) より  $I(b_{1,k}; E'_{1,k}) = T(I(b_{1,k}; A_{1,k}, S_{2,k}))$  で求められる．また，拡張 MAP 復号器から出力されるサイド情報  $S'_{1,k}$  は，式 (3.31) と式 (3.34) より，次式で与えられる分散  $\sigma_{S'_1}^2$  を持った式 (3.23) と同形式のガウス確率変数の値として出力される．

$$\sigma_{S'_1}^2 = 8R_c\gamma_1 + (J^{-1}(I(b_{1,k}; A_{1,k})))^2 + (J^{-1}(I(b_{1,k}; E'_{1,k})))^2 \quad (3.41)$$

2つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器へ入力される事前情報  $\tilde{A}_{1,k}$  の相互情報量  $I(b_{1,k}; \tilde{A}_{1,k})$  は1つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器から出力される外部情報  $E'_{1,k}$  の相互情報量  $I(b_{1,k}; E'_{1,k})$  と等しい．すなわち， $I(b_{1,k}; \tilde{A}_{1,k}) = I(b_{1,k}; E'_{1,k})$  である．これより，事前情報  $\tilde{A}_{1,k}$  は分散  $\sigma_{\tilde{A}_1}^2 = (J^{-1}(I(b_{1,k}; E'_{1,k})))^2$  を持った式 (3.28) と同形式のガウス確率変数の値として拡張 MAP 復号器へ入力される．また，2つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器へ入力されるサイド情報  $\tilde{S}_{2,k}$  はセンサノード2の1つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器から  $\tilde{S}_{2,k} = S'_{2,k}$  で与えられ，入力される．1つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器と同様，2つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器へ入力される事前情報  $\tilde{A}_{1,k}$  とサイド情報  $\tilde{S}_{2,k}$  がもつ相互情報量  $I(b_{1,k}; \tilde{A}_{1,k}, S_{2,k})$  は式 (3.27) で  $\tilde{C}'_{1,k}$  を計算した後，式 (3.38) を用いて求められる．

2つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器から出力される外部情報  $\tilde{E}'_{1,k}$  の相互情報量  $I(b_{1,k}; E'_{1,k})$  も 1つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器と同様、 $I(b_{1,k}; \tilde{E}'_{1,k}) = T(I(b_{1,k}; \tilde{A}_{1,k}, \tilde{S}_{2,k}))$  で求められる。また、拡張 MAP 復号器から出力されるサイド情報  $\tilde{S}'_{1,k}$  は、式 (3.41) で同じく与えられる分散  $\sigma_{\tilde{S}'_1}^2$  を持った式 (3.23) と同形式のガウス確率変数の値として出力される。

2つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器から 1つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器への情報量の伝達も同様であり、出力される外部情報の相互情報量が 1 [bit] になる（復号成功）、あるいは、出力される外部情報の相互情報量が入力された事前情報の相互情報量以下（復号失敗）になるまで繰り返し、情報量の伝達を行う。SNR を低くして EXIT 解析を行った場合に、初めて外部情報の相互情報量が 1 まで届かずに情報量が収束してしまう SNR が誤りなくデータを復号できる限界であり、この SNR によりビット誤り率の Waterfall 位置（繰り返し復号により誤り率が急落する SNR）を推定できる。

### 3.4.3 数値例による EXIT 解析モデルの評価

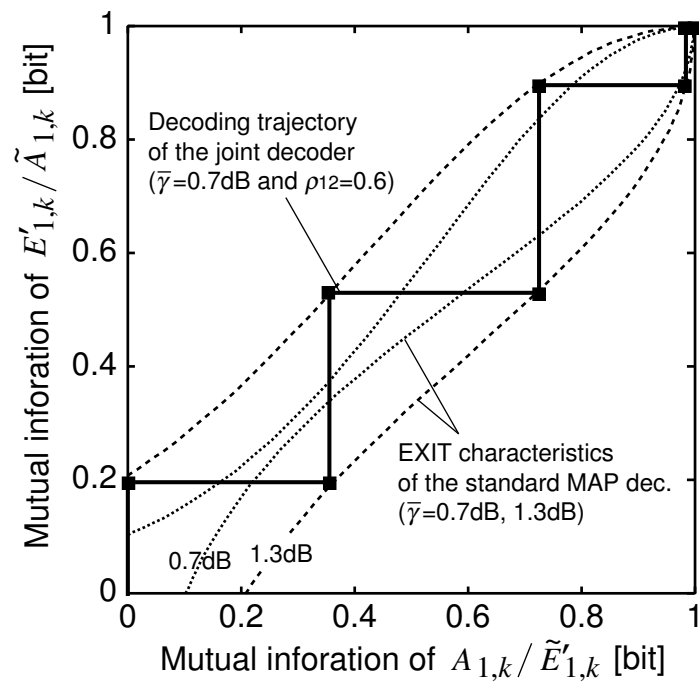
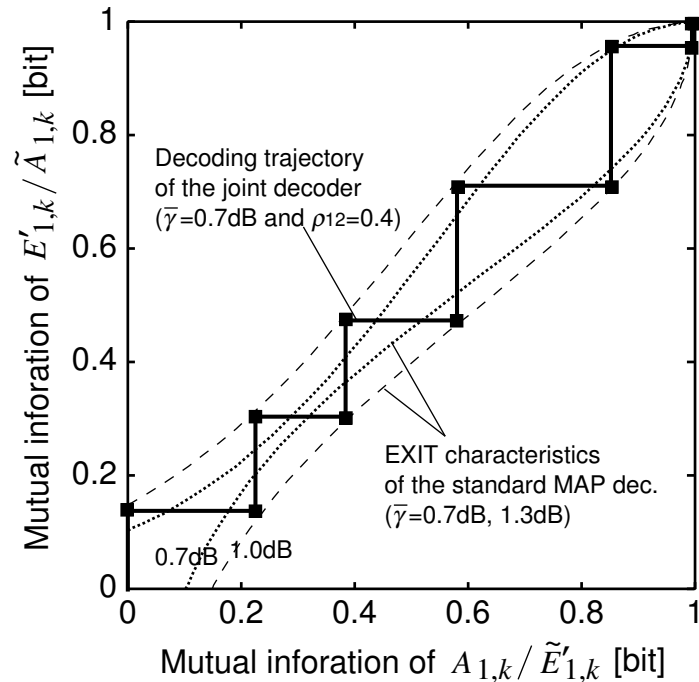
3.4.2 項で述べたように、3.4.1 項で構築した統合復号アルゴリズムの EXIT 解析では事前情報や外部情報、サイド情報がそれぞれガウス確率変数でモデル化されることを仮定して情報量の演算を行っている。このモデル化の仮定を検証するために、EXIT 解析から推定できる統合復号の利得とビット誤り率の Waterfall 位置が復号シミュレーション結果と一致するかどうかを検証する。

シミュレーションの諸元は次の通りである。送信ビット列の長さを  $K = 10000$  とし、各センサノードのターボ符号器には、拘束長 5、生成多項式  $(G_r, G) = (025, 035)$  の RSC 符号器 2 つと一様インタリーバ 1 つで構成される符号化率  $R_c = 1/2$  のターボ符号器を用いる。平均特性を得るために、通信路キャパシティが等しくなるよう、各通信路におけるデータビット当りの SNR は等しく  $\bar{\gamma}$  とする。フュージョンセンタの統合復号器では MAP 復号演算に Log-MAP アルゴリズム [55] を用いる。センサノード間の相互相関係数  $\rho_{12}$  はフュージョンセンタで既知とする。

統合復号アルゴリズムの繰り返し復号において、3.4.2 項で述べた EXIT 解析手順により得られた情報量の伝達特性を図 3.12 に示す。復号器の対称性より  $I(b_{1,k}; A_{1,k}) =$

$I(b_{2,k}; A_{2,k}), I(b_{1,k}; E'_{1,k}) = I(b_{2,k}; E'_{2,k})$  であるのでセンサノード 1 とセンサノード 2 のデータに対して同じ情報量の伝達特性を示す. 図 3.12 は相互相関係数  $\rho_{12} = 0.6$  および  $0.4$  の場合について SNR  $\bar{\gamma} = 0.7$  dB における情報量の伝達特性を示している. 実線は統合復号器の繰り返し復号における事前情報と外部情報の入出力の相互情報量をプロットした点を結んだ軌跡 (復号軌跡) である. また, 点線は標準 MAP 復号器の EXIT 特性を示している. 1 つ目のパリティに関する MAP 復号器の外部情報が 2 つ目のパリティに関する MAP 復号器の事前情報となり, 同様に, 2 つ目のパリティに関する MAP 復号器の外部情報が 1 つ目のパリティに関する MAP 復号器の事前情報となるため, EXIT 特性のトンネルを通るようなジグザグな復号軌跡を描く.

図 3.12(a) の復号軌跡の相互情報量は  $(I(b_{1,k}; A_{1,k}(\text{or } \tilde{A}_{1,k})), I(b_{1,k}; E'_{1,k}(\text{or } \tilde{E}'_{1,k}))) = (0, 0.20) \rightarrow (0.20, 0.36) \rightarrow (0.36, 0.53) \rightarrow (0.53, 0.72) \rightarrow (0.72, 0.90) \rightarrow (0.90, 0.98) \rightarrow (0.98, 1.00)$  と遷移している. 拡張 MAP 復号器は他のセンサノードのデータに関する尤度情報 (サイド情報  $S_{2,k}$ ) を利用することで入力の情報量が  $I(b_{1,k}; S_{2,k} | A_{1,k})$  だけ増加するため, 拡張 MAP 復号器の外部情報出力の相互情報量  $I(b_{1,k}; E'_{1,k})$  はサイド情報のない標準 MAP 復号器の外部情報出力の相互情報量  $I(b_{1,k}; E_{1,k})$  と比べて  $I(b_{1,k}; E'_{1,k}) - I(b_{1,k}; E_{1,k}) = T(I(b_{1,k}; A_{1,k}, S_{2,k})) - T(I(b_{1,k}; A_{1,k}))$  だけ増加する. 例えば, 事前情報入力の相互情報量が  $I(b_{1,k}; A_{1,k}) = 0$  の場合, 標準 MAP 復号器では外部情報出力の相互情報量は  $I(b_{1,k}; E_{1,k}) = 0.10$  であるのに対し, 拡張 MAP 復号器では外部情報出力の相互情報量は  $I(b_{1,k}; E'_{1,k}) = 0.20$  である. すなわち,  $0.10$  だけ出力の相互情報量が増加する. このように出力の外部情報の相互情報量が増加するため, 統合復号器の復号軌跡は  $\bar{\gamma} = 0.7$  dB の標準 MAP 復号器の EXIT 特性のトンネルよりも外側を通る軌跡を描く. これは, 統合復号の利得分だけ, より SNR の高い EXIT 特性のトンネルまで復号軌跡が広がったことになる. 図 3.12(a) の場合は  $\bar{\gamma} = 1.3$  dB まで, 図 3.12(b) の場合は  $\bar{\gamma} = 1.0$  dB まで復号軌跡が広がっていることが見て取れる. この結果より, 相互相関係数が  $\rho_{12} = 0.6$  の場合に統合復号器を用いることで得られる誤り訂正能力の利得は約  $0.6$  dB, 相互相関係数が  $\rho_{12} = 0.4$  の場合の利得は約  $0.3$  dB であることが容易に推定できる.

(a) 相互相関係数  $\rho_{12} = 0.6$ (b) 相互相関係数  $\rho_{12} = 0.4$ 図 3.12: 繰り返し復号における情報量の伝達特性 (SNR  $\bar{\gamma} = 0.7$  dB)

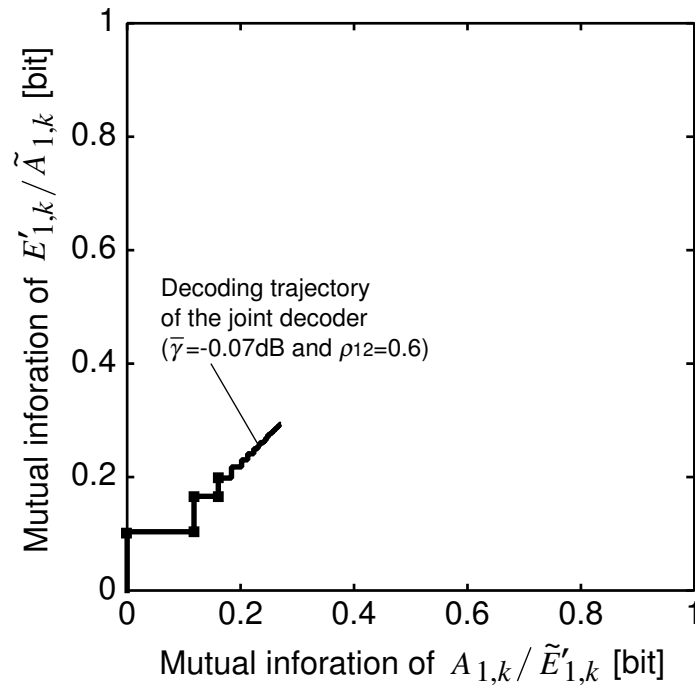


図 3.13: 繰り返し復号における情報量の収束 (SNR  $\bar{\gamma} = -0.07$  dB, 相互相関係数  $\rho_{12} = 0.6$ )

また、復号軌跡が広がったことで情報量が1まで届かずに収束するようなSNRも低くなり、推定される誤り率のWaterfall位置も低くなる。標準MAP復号器を用いた独立なターボ復号器の場合に推定されるWaterfall位置の $\bar{\gamma}$ は0.63 dBであるのに対し、統合復号器では図3.13のように、相互相関係数が $\rho_{12} = 0.6$ の場合は $\bar{\gamma} = -0.07$  dBにおいて初めて情報量が1まで届かずに収束する。つまり、推定されるWaterfall位置は標準MAP復号器を用いた独立なターボ復号器の場合よりも低い $-0.07$  dBとなる。相互相関係数が $\rho_{12} = 0.4$ の場合も同様であり、推定されるWaterfall位置は0.35 dBとなる。

このように推定された統合復号の利得とWaterfallの位置を復号シミュレーション結果と比較する。図3.14は統合復号器の復号シミュレーションから得られた繰り返し復号回数20回の統合復号アルゴリズムのビット誤り率性能とEXIT解析から推定された誤り率のWaterfall位置のSNRを示している。ただし、ビット誤り率性能は

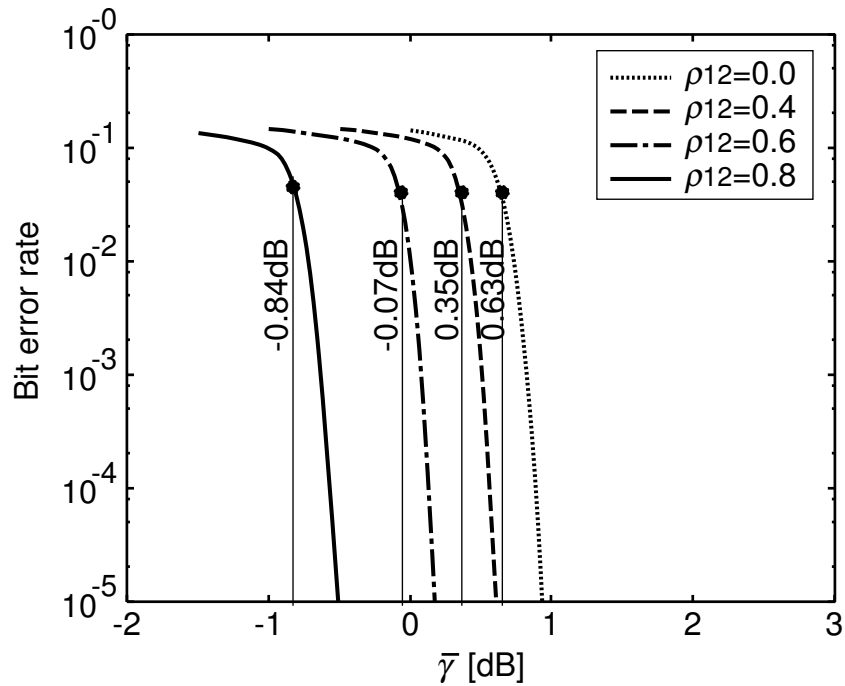


図 3.14: ビット誤り率性能と EXIT 解析より推定された Waterfall 位置の比較

誤り率  $10^{-1}$  を超える領域は省略して描いてある。図中の黒丸は EXIT 解析から推定された Waterfall 位置におけるビット誤り率である。ここで、相互相関係数  $\rho_{12} = 0.0$  の場合は相関情報が  $C'_{1,k} = C'_{2,k} = 0$  となるので統合復号器は標準 MAP 復号器を用いた独立なターボ復号器と同じになり、復号シミュレーション結果も EXIT 解析結果もターボ復号器と同じである。図 3.14 に示されている Waterfall 位置は、統合復号器の復号軌跡が収束する  $\bar{\gamma}$  を調べ、それぞれの相互相関係数の場合について示したものである。図 3.14 から分かるように、統合復号アルゴリズムの EXIT 解析結果はターボ復号の場合とほぼ同じ精度で Waterfall 位置を推定できていることが見て取れる。また、図 3.12 の復号軌跡の広がりから推定した通り、相互相関係数が  $\rho_{12} = 0.6$  の場合に統合復号アルゴリズムを用いることで得られる誤り訂正能力の利得は約 0.6 dB、相互相関係数が  $\rho_{12} = 0.4$  の場合の利得は約 0.3 dB であることが分かる。

また、符号化率が  $1/3$ 、生成多項式が  $(G_r, G) = (037, 032)$  であるような符号の特性が異なる場合、すなわち、EXIT 特性が異なる場合について、統合復号器の復号シ

表 3.1: ビット誤り率性能と EXIT 解析より推定された Waterfall 位置 (特性の異なる符号について)

Code parameter	Correlation coefficient $\rho_{12}$	SNR $\bar{\gamma}$ at which BER = $5 \cdot 10^{-2}$ [dB]	Waterfall point predicted from EXIT analysis [dB]
$R_c = 1/3,$ $(G_r, G) =$ $(023, 035)$	0.4	-0.28	-0.30
	0.6	-0.70	-0.72
	0.8	-1.38	-1.44
$R_c = 1/3,$ $(G_r, G) =$ $(037, 021)$	0.4	-0.41	-0.44
	0.6	-0.85	-0.89
	0.8	-1.57	-1.65
$R_c = 1/2,$ $(G_r, G) =$ $(037, 021)$	0.4	0.22	0.23
	0.6	-0.21	-0.20
	0.8	-0.99	-1.02

(BER: Bit Error Rate)

ミュレーションから得られた繰り返し復号回数 20 回の統合復号アルゴリズムのビット誤り率性能と EXIT 解析から推定された誤り率の Waterfall 位置を表 3.1 にまとめて示す。図 3.14 から明らかなように、Waterfall 位置におけるビット誤り率はいずれの場合も約  $5 \cdot 10^{-2}$  となっている。これより、表 3.1 における復号シミュレーションから得られたビット誤り率性能はビット誤り率が  $5 \cdot 10^{-2}$  を示す SNR  $\bar{\gamma}$  についてのみ示してある。統合復号アルゴリズムの EXIT 解析から推定された誤り率の Waterfall 位置は復号シミュレーションから得られたビット誤り率性能と 0.1 dB もずれていないことが表 3.1 から見て取れる。

以上の結果より、統合復号アルゴリズムの EXIT 解析で仮定したガウス確率変数を用いた事前情報や外部情報、サイド情報のモデル化は妥当であると言える。また、そのモデル化が妥当であることから、統合復号アルゴリズムは情報量的に適切な相関情報のフィードバックを実現していると言える。



### 3.4.4 複数センサノードへの統合復号アルゴリズムの一般化

3.4.1 項で示した統合復号アルゴリズムは以下のように容易に複数センサノードの場合へと一般化できる。

一般化された拡張 MAP 復号器は  $i (= 1, 2, \dots, N)$  番目のセンサノードのデータビット  $b_{i,k}$  に対し、センサノード  $i$  以外の  $N - 1$  個のセンサノードのデータに関するサイド情報  $S_{1,k}, S_{2,k}, \dots, S_{j(\neq i),k}, \dots, S_{N,k}$  を利用して次式の LLR  $D''_{i,k}$  を計算する。

$$D''_{i,k} = \ln \frac{P(b_{i,k} = 1 | \mathbf{r}_1^b, \mathbf{r}_1^p, S_{1,k}, S_{2,k}, \dots, S_{j(\neq i),k}, \dots, S_{N,k})}{P(b_{i,k} = 0 | \mathbf{r}_1^b, \mathbf{r}_1^p, S_{1,k}, S_{2,k}, \dots, S_{j(\neq i),k}, \dots, S_{N,k})} \quad (3.42)$$

$$= Z_{i,k} + A_{i,k} + C''_{i,k} + E''_{i,k} \quad (3.43)$$

$Z_{i,k}$ ,  $A_{i,k}$  はそれぞれ  $b_{i,k}$  に関する通信路出力、事前情報であり、式 (3.6) および式 (3.8) と同じ式で与えられる。

$C''_{i,k}$  は他の  $N - 1$  個のセンサノードのデータに関するサイド情報  $S_{1,k}, S_{2,k}, \dots, S_{j(\neq i),k}, \dots, S_{N,k}$  から得られる相関情報であり、次式で計算される。

$$\begin{aligned} C''_{i,k} &= \ln \frac{P(S_{1,k}, S_{2,k}, \dots, S_{j(\neq i),k}, \dots, S_{N,k} | b_{i,k} = 1)}{P(S_{1,k}, S_{2,k}, \dots, S_{j(\neq i),k}, \dots, S_{N,k} | b_{i,k} = 0)} \\ &= \ln \frac{\sum \left\{ P(S_{1,k} | b_{1,k} = u_1) P(S_{2,k} | b_{2,k} = u_2) \cdots P(S_{j(\neq i),k} | b_{j,k} = u_j) \cdots P(S_{1,k} | b_{N,k} = u_N) \right. \\ &\quad \left. \cdot P(b_{1,k} = u_1, b_{2,k} = u_2, \dots, b_{j(\neq i),k} = u_j, \dots, b_{N,k} = u_N | b_{i,k} = 1) \right\}}{\sum \left\{ P(S_{1,k} | b_{1,k} = u_1) P(S_{2,k} | b_{2,k} = u_2) \cdots P(S_{j(\neq i),k} | b_{j,k} = u_j) \cdots P(S_{1,k} | b_{N,k} = u_N) \right. \\ &\quad \left. \cdot P(b_{1,k} = u_1, b_{2,k} = u_2, \dots, b_{j(\neq i),k} = u_j, \dots, b_{N,k} = u_N | b_{i,k} = 0) \right\}} \\ &= \ln \frac{\sum \left\{ \exp(u_1 S_{1,k} + u_2 S_{2,k} + \cdots + u_{j(\neq i)} S_{j,k} + \cdots + u_N S_{N,k}) \cdot p_{u_1, u_2, \dots, u_i=1, \dots, u_N} \right\}}{\sum \left\{ \exp(u_1 S_{1,k} + u_2 S_{2,k} + \cdots + u_{j(\neq i)} S_{j,k} + \cdots + u_N S_{N,k}) \cdot p_{u_1, u_2, \dots, u_i=0, \dots, u_N} \right\}} \quad (3.44) \end{aligned}$$

式 (3.44) の  $u_1, u_2, \dots, u_{j(\neq i)}, \dots, u_N$  は全  $2^{N-1}$  通りの  $u_j \in \{0, 1\}$  の組み合わせに対応し、 $\sum$  はそれらすべての組み合わせについての和である。 $C''_{i,k}$  はサイド情報  $S_{1,k}, S_{2,k}, \dots, S_{j(\neq i),k}, \dots, S_{N,k}$  とデータビットの結合生起確率  $p_{u_1, u_2, \dots, u_N}$  により求められる。

式 (3.43) で表される LLR 出力  $D''_{i,k}$  は、 $A_{i,k} + C''_{i,k}$  を 1 つの事前情報と見なして標準 MAP 復号器と同じ計算アルゴリズムを用いて計算される。もう一方のパリティ

に関する拡張 MAP 復号器へと，外部情報  $E''_{i,k}$  とサイド情報  $S''_{i,k}$  をそれぞれ  $E''_{i,k} = D''_{i,k} - Z_{i,k} - (A_{i,k} + C''_{i,k})$ ， $S''_{i,k} = D''_{i,k} - C''_{i,k}$  と計算して出力する．

統合復号器は，以下の計算スケジュールに沿って動作する．それぞれのステップは  $K$  ビット ( $k = 1, 2, \dots, K$ ) のすべてのデータビットについて計算され，各センサノードに対応した  $N$  個 ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) のすべての復号器が並列に計算を行う．

- 0) 復号の最初は，事前情報  $A_{i,k}$  と繰り返し復号によってフィードバックされる外部情報  $E''_{i,k}$  はともに 0 である．また，以下の計算で必要となるサイド情報  $S_{i,k}$ ，復号器出力  $D''_{i,k}$  は通信路値  $Z_{i,k}$  で初期化する ( $S_{i,k} = D''_{i,k} = Z_{i,k}$ ) ．
- 1) 1 つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器では，まず，サイド情報  $S_{1,k}, S_{2,k}, \dots, S_{j(\neq i),k}, \dots, S_{N,k}$  を用いて相関情報  $C''_{i,k}$  を計算する．この計算においてデータビットの相関が既知でない場合には， $k = 1, 2, \dots, K$  のすべての LLR 出力  $D''_{1,k}, D''_{2,k}, \dots, D''_{N,k}$  の硬判定値，つまり，すべての復号ビット列を用いてデータビットの結合生起確率の推定を行う（推定方法については後述する）．ここでの  $S_{1,k}, S_{2,k}, \dots, S_{j(\neq i),k}, \dots, S_{N,k}$  および  $D''_{1,k}, D''_{2,k}, \dots, D''_{N,k}$  は初期化されている，または，それぞれの 2 番目の拡張 MAP 復号器からフィードバックされている値である．
- 2) 1 つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器では，次に，事前情報を  $A_{i,k} + C''_{i,k}$  として標準 MAP 復号器の計算アルゴリズムを用いて出力  $D''_{i,k}$  を計算する．
- 3) 2 つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器のために，外部情報  $E''_{i,k}$  を  $E''_{i,k} = D''_{i,k} - Z_{i,k} - A_{i,k} - C''_{i,k}$  と計算し，インタリーバを通じて 2 番目の拡張 MAP 復号器への事前情報  $\tilde{A}_{i,k}$  とする．また，出力のサイド情報  $S''_{i,k}$  を  $S''_{i,k} = D''_{i,k} - C''_{i,k}$  と計算し，同様にインタリーバを通じて他ノードの  $N - 1$  個の 2 番目の拡張 MAP 復号器へのサイド情報  $\tilde{S}_{i,k}$  とする．
- 4) 2 つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器では，1 つ目のパリティに関する拡張 MAP 復号器と同様にして，1), 2), 3), 4) の計算を行う．ただしこの場合はインタリーバの代わりにデインタリーバを必要とする．
- 5) 指定した繰り返し数の最後になるまで 1) の操作へと戻り，繰り返し復号を行う．

## 相関の推定

フュージョンセンタにおいてセンサノード間の相関が既知でない場合、式 (3.44) の相関情報  $C''_{i,k}$  の計算にはデータビットの結合生起確率  $p_{u_1, u_2, \dots, u_N}$  ( $u_1, u_2, \dots, u_N$  は全  $2^N$  通りの  $u_i \in \{0, 1\}$  の組み合わせに対応) を推定する必要がある。式 (3.13) で表されるビットの一致確率の推定と同じく、この結合生起確率  $p_{u_1, u_2, \dots, u_N}$  を推定する最も簡単な方法は、復号ビット列  $\hat{\mathbf{b}}_1, \hat{\mathbf{b}}_2, \dots, \hat{\mathbf{b}}_N$  の中に  $\hat{b}_{1,k} = u_1, \hat{b}_{2,k} = u_2, \dots, \hat{b}_{N,k} = u_N$  が含まれる回数を数える方式である。推定値である  $\hat{p}_{u_1, u_2, \dots, u_N}$  は次のように求められる。

$$\hat{p}_{u_1, u_2, \dots, u_N} = \frac{\text{The number of the set } \hat{b}_{1,k} = u_1, \hat{b}_{2,k} = u_2, \dots, \hat{b}_{N,k} = u_N \text{ for } k = 1, 2, \dots, N}{K} \quad (3.45)$$

$$= \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (1 - (\hat{b}_{1,k} \oplus u_1))(1 - (\hat{b}_{2,k} \oplus u_2)) \cdots (1 - (\hat{b}_{N,k} \oplus u_N)) \quad (3.46)$$

式 (3.46) の  $\oplus$  は排他的論理和である。系列長の制限から、 $1/K$  より小さい確率値は推定できないため、推定値が 0 をとる場合、その値を  $1/K$  に置き換えるものとする。相関の推定誤差の詳細は第 4 章に譲るが、推定値の二乗誤差はおよそ  $K$  に反比例して小さくなる。

各 MAP 復号器の出力ごとに復号ビット列を判定してデータビットの結合生起確率の推定を行うことで、繰り返し復号処理と平行してその推定値を更新できる。

### 3.4.5 数値例による復号性能評価

複数センサノードへと一般化した、EXIT 解析モデルに基づく統合復号アルゴリズムの性能を計算機シミュレーションにより評価する。ビット誤り率を用いて復号性能を評価する。

シミュレーションの諸元は次の通りである。送信ビット列の長さを  $K = 10000$  とし、各センサノードのターボ符号器には、拘束長 5、生成多項式  $(G_r, G) = (037, 021)$  の RSC 符号器 2 つと一様インタリーブ 1 つで構成される符号化率  $R_c = 1/3$  のターボ符号器を用いる。平均特性を得るために、通信路キャパシティが等しくなるよう、

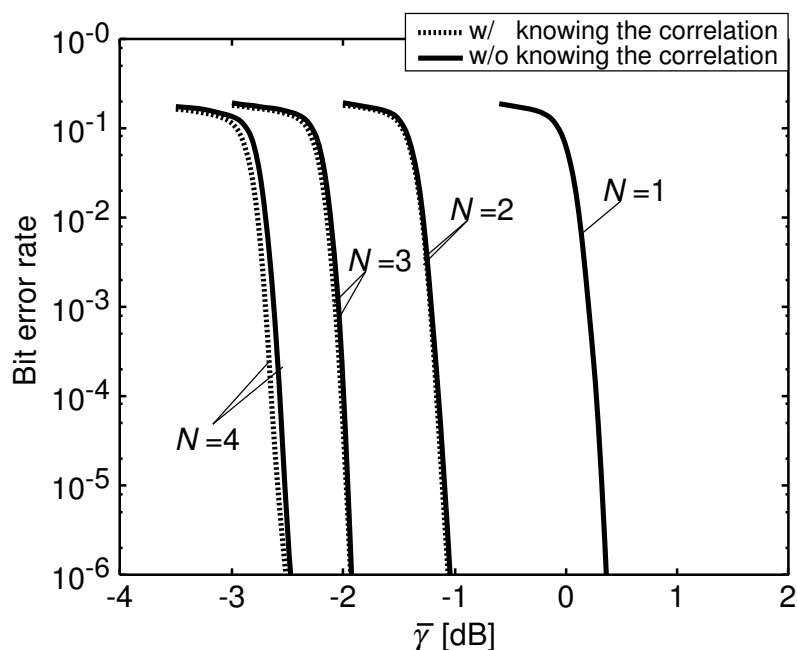


図 3.15: センサノード数  $N$  に対するビット誤り率性能 (相互相関係数  $\rho = 0.8$ )

各通信路におけるデータビット当りの SNR は等しく  $\bar{\gamma}$  とする。フュージョンセンタの統合復号器では MAP 復号演算に Log-MAP アルゴリズム [55] を用いる。

各センサノード間の相互相関係数が等しく  $\rho = 0.8$  の場合について、繰り返し復号回数 20 回の統合復号アルゴリズムの復号性能を図 3.15 に示す。図 3.15 ではセンサノード数  $N = 1, 2, 3, 4$  についてビット誤り率性能を示している。ただし、誤り率  $10^{-1}$  を超える領域は省略して描いてある。図中の点線はセンサノード間の相関がフュージョンセンタで既知の場合であり、実線はセンサノード間の相関が既知でなく、統合復号アルゴリズムで必要とするデータビットの結合生起確率を繰り返し復号に合わせて MAP 復号器の出力の度に推定した場合の復号性能である。センサノード数が  $N = 1$  の場合というのは、相関を利用しない標準のターボ復号器のことを指す。図 3.15 から分かるように、複数のセンサノードのデータを同時に統合復号することで大きく誤り訂正能力を向上できている。また、相関の推定に伴う性能劣化はほとんど生じていないことが見て取れる。繰り返し復号によりビット誤り率が  $10^{-5}$  以下を達成できるデータビットあたりの SNR を理論限界 (Theoretical limit) に対して実

表 3.2: 達成可能な復号性能と理論限界 (各センサノード間の相互相関係数が等しい)

$N$	Correlation coefficient $\rho$	Theoretical limit $\bar{\gamma}_{lim}$ [dB]	Practical limit [dB]
1	$\times$	-0.50	0.33
2	0.4	-0.83	-0.04
	0.6	-1.32	-0.45
	0.8	-2.16	-1.08
3	0.4	-1.06	-0.24
	0.6	-1.80	-0.90
	0.8	-3.05	-1.94
4	0.4	-1.24	-0.40
	0.6	-2.16	-1.23
	0.8	-3.67	-2.52

用限界 (Practical limit) と呼ぶこととする.

以下ではセンサノード間の相関が既知でなく, 統合復号アルゴリズムで必要とするデータビットの結合生起確率を繰り返し復号に合わせて MAP 復号器の出力の度に推定した場合の復号性能を示す.

表 3.2 は, 各センサノード間の相互相関係数が等しく  $\rho$  である場合について, いくつかのセンサノード数  $N$  とセンサノード間の相互相関係数  $\rho$  の値に対する誤りなく情報伝送するために必要な SNR の実用限界と理論限界を示したものである. また, 表 3.3 はセンサノード数  $N = 3$  における各センサノード間の相互相関係数が異なる場合について, いくつかのセンサノード間の相互相関係数  $\rho_{12}, \rho_{23}, \rho_{31}$  の値に対する誤りなく情報伝送するために必要な SNR の実用限界と理論限界を示したものである. 理論限界  $\bar{\gamma}_{lim}$  は複数情報源に一般化された Shannon/Slepian-Wolf 限界を表しており, 式 (2.11) で与えられる誤りなく情報伝送するために必要な SNR  $\bar{\gamma}$  である. 表 3.2 および表 3.3 に示されるように, EXIT 解析モデルに基づいた統合復号アルゴリズムが達成可能な復号性能は複数情報源に一般化された Shannon/Slepian-Wolf 限界から約 1.0 dB しか離れておらず, 高い復号性能を有していることが分かる.

表 3.3: 達成可能な復号性能と理論限界（各センサノード間の相互相関係数が異なる，センサノード数  $N = 3$ ）

$\rho_{12}, \rho_{23}, \rho_{31}$	Theoretical limit $\bar{\gamma}_{lim}$ [dB]	Practical limit [dB]			
		Average for node 1,2,3	Node 1	Node 2	Node 3
0.4, 0.4, 0.6	-1.33	-0.44	-0.57	-0.20	-0.57
0.4, 0.5, 0.6	-1.44	-0.56	-0.65	-0.38	-0.66
0.4, 0.6, 0.6	-1.61	-0.71	-0.68	-0.68	-0.78
0.4, 0.4, 0.8	-1.84	-0.80	-1.17	-0.15	-1.17
0.6, 0.6, 0.8	-2.26	-1.19	-1.36	-0.86	-1.36
0.6, 0.7, 0.8	-2.46	-1.43	-1.53	-1.22	-1.54

特性の異なる符号を用いた場合の統合復号アルゴリズムの性能比較を図 3.16 に示す。図中の実線および破線はそれぞれ，要素たたみ込み符号器の生成多項式が  $(G_r, G) = (023, 035)$ ， $(G_r, G) = (037, 021)$  の場合を示している。生成多項式  $(037, 021)$  は Berrou のターボ符号 [59] として広く知られているものである。生成多項式  $(023, 035)$  は Waterfall 位置は劣るものの，エラーフロアの低い符号が得られることが知られている [60]。図 3.16 が示すように，生成多項式によらず，送信ノード数  $N$  が増えることにより通常のターボ復号器と比較して大きな利得が得られている。しかしながら， $(037, 021)$  の符号では，送信ノード数  $N$  が増えることにより Waterfall 領域での誤り率の低減効果が鈍化することが分かった。

ここで，EXIT 解析を用いてセンサノード数  $N = 4$  の場合の復号軌跡を評価すれば，図 3.17 に示すように  $(037, 021)$  の符号では相互情報量が 1 まで届かず，情報量の伝達が収束してしまっていることが確認できる。すなわち， $(037, 021)$  の符号では情報量的に適切な相関情報のフィードバックを実現できていないことを表している。これは，復号器間で交換されるサイド情報にエラーフロアの影響が含まれてしまうことが大きな原因である。また，サイド情報は追加の事前情報を与えるものであり，符号の自由距離を伸ばすものではない。これらの理由により統合復号器にはエラーフロアが低い符号を用いることが必要であると言えよう。

以上の通り，EXIT 解析モデルに基づき，複数センサノードへと一般化した統合復

号アルゴリズムは複数情報源に一般化された Shannon/Slepian-Wolf 限界に迫る性能を実現できることを示した。ただし、情報量的に適切な相関情報のフィードバックを可能とするためには、用いる符号の特性に注意する必要があることを示した。

### 3.5 まとめ

本章では、複数センサノード間の相関を誤り訂正に利用することで情報伝送の誤りを低減できる分散誤り訂正符号化・統合復号方式の検討を行った。

まず、従来研究で提案された相関成分のフィードバックを利用した繰り返し復号を拡張する形式を考え、複数センサノードのそれぞれの2ノード間の相互相関成分のフィードバックを重み付けして繰り返し復号に利用する統合復号アルゴリズムの検討を行った。フィードバックの足し合わせや平均を取るような単純な重み付けではセンサノード数に応じて誤り訂正能力の向上が得られないことをビット誤り率性能を用いて確かめるとともに、無符号化時の誤り率を最小とするより適切な重み付けを提案し、センサノード数に応じて誤り訂正能力の向上が可能であることを示した。

この検討を踏まえ、次に、復号器間で互いに情報交換を行う統合復号において情報量的に適切な相関情報のフィードバックを実現するために、繰り返し復号における情報量の解析手法である EXIT 解析のモデル化に基づいて統合復号アルゴリズムを新たに構築した。提案アルゴリズムで達成可能な復号性能は、エラーフロアの低い符号を選択することで、複数情報源に一般化された Shannon/Slepian-Wolf 限界まで約 1.0 dB に迫る高い復号性能を実現できることをビット誤り率性能を用いて示した。

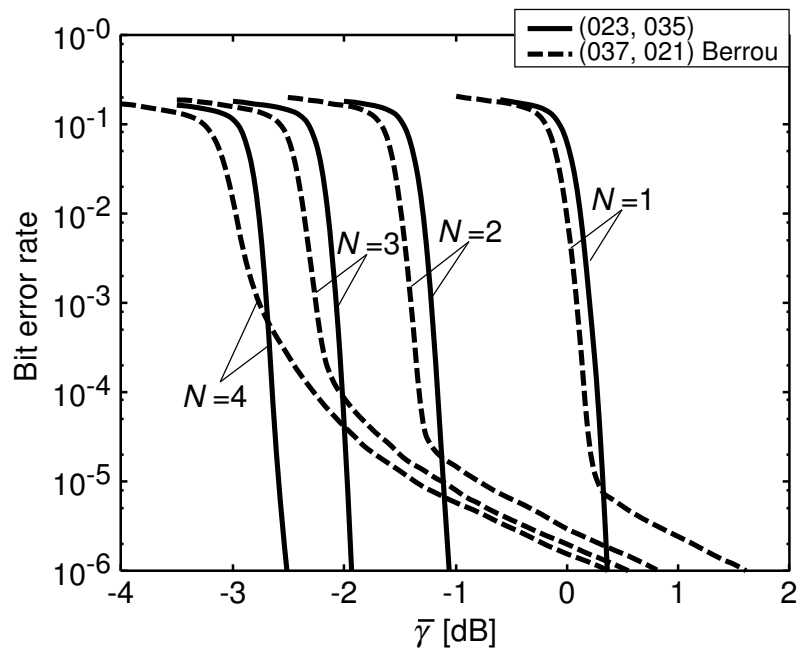


図 3.16: 特性の異なる符号を用いた場合のビット誤り率性能の比較 (相互相関係数  $\rho = 0.8$ )

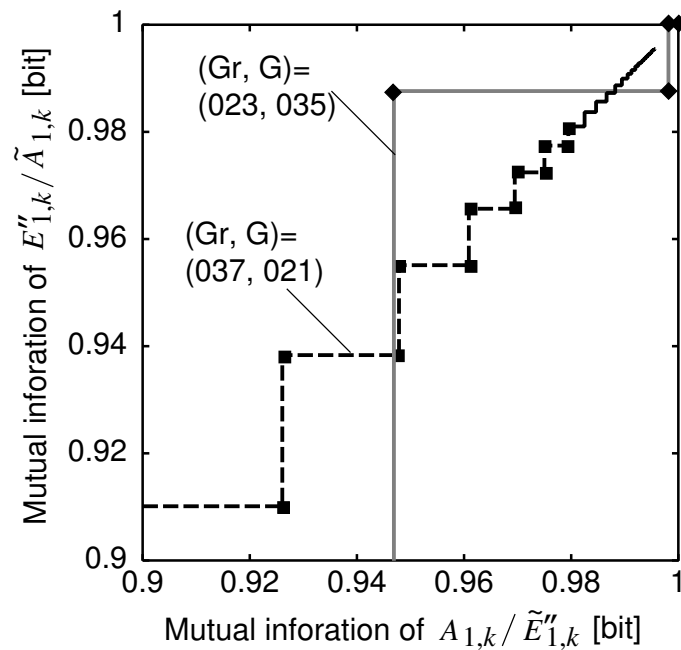


図 3.17: 特性の異なる符号を用いた場合の繰り返し復号における情報量の伝達特性の比較 (センサノード数  $N = 4$ , 相互相関係数  $\rho = 0.8$ , SNR  $\bar{\gamma} = -2.5$  dB)



## 第4章 実環境の観測データに適した 相関の推定方式

### 4.1 はじめに

本章では，分散誤り訂正符号化・統合復号方式を実際のセンシング環境へと適用する上で必要となる，実環境の観測データに適した相関の推定方式の検討を行う。

Garcia-Frias, Daneshgaran らの従来研究 [42–45] や 3 章で述べた分散誤り訂正符号化・統合復号方式は，センサノードの送信データビットが単純にどの程度似通っているかという情報を利用しており，すべてのビットが同様の相関を有する場合を扱っている。

一方，実環境でのセンシングを考えた場合，各センサノードでは搭載したセンサで観測された値が ADC を通じてバイナリビット列の形式で取得される。ADC 出力の上位ビットは観測値に大きな変動が起こった場合にしか変化せず観測値の変動は主に下位ビットに現れる。この場合，各センサノードの ADC 出力間は上位ビットほど相関が大きく，ビットが一致する（または異なる）確率も大きいという特徴を持つ。すなわち，すべてのビットが同程度の相関を有するのではなく ADC 出力のビット階層ごとに相関の大きさや正負が異なってくる。各センサノードからこのようなデータが送信される場合，3 章で述べたような相関の推定をそのまま適用するとすべてのビットの相関が平均化されてしまうためうまく復号特性の向上を得ることができない。このため，ADC 出力であることを考慮した相関の推定が必要とされる。

この問題を解決する一つの方法として，文献 [39] で提案されているシンボル（複数ビット単位の多値データ）の相関を推定して復号する方法が挙げられる。しかし，ADC の分解能を  $L = 10$  ビットとすると，相関の推定に必要なシンボルの組み合わせの数は，ビットの組み合わせでは最大で  $2 \times 2 \times L = 40$  しか必要ないのに対

し、 $2^L \times 2^L \approx 10^6$  もの膨大な数が必要となる。シンボルの相関を用いた方式では、相関の推定に非常に多くの復号シンボルが必要となり推定に時間がかかってしまうだけでなく、非常に多くのメモリや演算が必要となってしまう適用は困難である。

そこで本章では、3.4節で提案した統合復号アルゴリズムに基づき、観測データの相関をADC出力のビット階層ごとに推定して利用する方式を検討する。相関の推定をビット階層ごとに分割すること自体はさほど難しいものではない。しかし、相関の推定を分割することで推定に利用できるビット数が少なくなるため、推定精度が低くなり復号特性が劣化する問題が生じる。相関の推定誤差の解析を行い、ビット階層ごとの相関推定において生じる問題点を明らかにするとともに、相関の推定誤差の解析に基づいた推定方式を提案する。屋内にて実際に測定した観測データをシミュレーションで利用することによって実環境を擬似的に再現し、提案方式により得られる復号性能の評価を行う。

## 4.2 システムモデル

$N$ 個のセンサノードと1つのフュージョンセンタからなるシステムを考える。3.2節で示した図3.1のシステムモデルを拡張し、各センサノードが単なる $K$ ビットのデータを送信するのではなく、ADCを通じて得られた観測結果をまとめ、送信データとするシステムに着目する。

ADCを通じたデータ取得を考慮し、各センサノードは図4.1に示す送信機構成を持つものとする。各ノードは定期的に観測を行い、 $M$ 回の観測結果をまとめてフュージョンセンタへ無線伝送する。センサの観測値はADCによりバイナリ形式で取得されており、センサの $2^L$ 通りの観測値が1対1に00...0から11...1までの $L$ ビットバイナリ表現と対応する。以降、ADCの分解能 $L$ ビット単位の多値データをシンボルと呼ぶ。各ノードからは $M$ シンボルの観測結果をまとめた $LM$ ビットが送信データビット列としてターボ符号化された後に送信される。

ここで、ある時刻において $i$ 番目 ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) のノードが送信するシンボル列を  $\mathbf{x}_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,M})$  と表す。各シンボル  $x_{i,m}$ ,  $m = 1, 2, \dots, M$  は $L$ ビットのADC出力  $b_{i,m}^{(1)} b_{i,m}^{(2)} \dots b_{i,m}^{(l)} \dots b_{i,m}^{(L)}$  で表される多値データである。下付き文字の1番目がノード番号、2番目が観測したシンボルの順序を示している。上付き文字がADC出

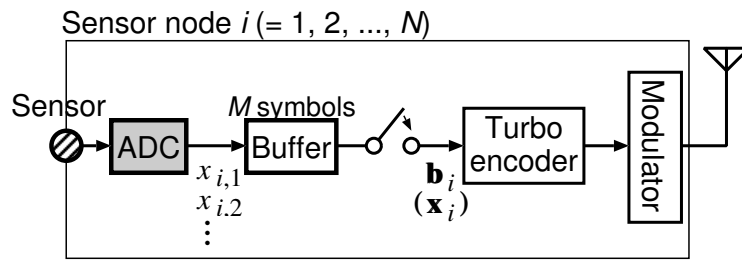


図 4.1: ADC を通じたデータ取得を考慮した各センサノードの送信機構成

力の各ビット階層 ( $l = 1, 2, \dots, L$ ) を示しており, 番号が小さい方を下位ビット, 大きい方を上位ビットとする. センサノード  $i$  が送信したデータの  $m$  番目シンボルの  $l$  ビット目 ( $b_{i,m}^{(l)}$ ) に関する変数は同様の下付き文字・上付き文字を用いて表現するものとする.  $\mathbf{x}_i$  のバイナリ表現となる送信データビット列を  $\mathbf{b}_i = (b_{i,1}^{(1)}, b_{i,1}^{(2)}, \dots, b_{i,1}^{(L)}, b_{i,2}^{(1)}, b_{i,2}^{(2)}, \dots, b_{i,2}^{(L)}, \dots, b_{i,M}^{(1)}, b_{i,M}^{(2)}, \dots, b_{i,M}^{(L)})$  と表す. 3章で用いた送信データビットの表現とは  $b_{i,m}^{(l)} = b_{i,(m-1)L+l}$ ,  $LM = K$  の関係が成り立つ.

3章ではすべてのビットで一様な一致確率, また, 結合生起確率を想定したが, 本章では, ADC 出力のビット階層ごとに相関の大きさや正負が異なる場合を想定する. すなわち, 各センサノードの送信ビットが,  $l = 1, 2, \dots, L$  の ADC 出力のビット階層ごとにある結合生起確率の分布  $P(b_{1,m}^{(l)} = u_1, b_{2,m}^{(l)} = u_2, \dots, b_{N,m}^{(l)} = u_N) = p_{u_1, u_2, \dots, u_N}^{(l)}$  ( $u_1, u_2, \dots, u_N$  は全  $2^N$  通りの  $u_i \in \{0, 1\}$  の組み合わせに対応) に従い, センサノード  $i$  とセンサノード  $j$  のデータビットの一致確率が  $P(b_{i,m}^{(l)} = b_{j,m}^{(l)}) = p_{ij}^{(l)}$  で与えられる場合を想定する.

フュージョンセンタでは各センサノードから受信した  $M$  シンボル分のデータを統合復号器により同時に復号を行い, 送信されたシンボルを判定する. 統合復号器は 3.4 節で述べたアルゴリズムでデータの復号を行う. ただし, 次節に述べていく ADC 出力のビット階層に応じた相関の推定を行う.

### 4.3 ADC出力のビット階層に応じた相関の推定方式

統合復号アルゴリズムは式 (3.44) より, センサノード  $i$  が送信したデータの  $m$  番目シンボルの  $l$  ビット目 ( $b_{i,m}^{(l)}$ ) に関してサイド情報  $S_{1,m}^{(l)}, S_{2,m}^{(l)}, \dots, S_{j(\neq i),m}^{(l)}, \dots, S_{N,m}^{(l)}$  から次式で与えられる相関情報  $C''_{i,m}^{(l)}$  を計算する.

$$C''_{i,m}^{(l)} = \ln \frac{\sum \left\{ \exp(u_1 S_{1,k}^{(l)} + u_2 S_{2,k}^{(l)} + \dots + u_{j(\neq i)} S_{j,k}^{(l)} + \dots + u_N S_{N,k}^{(l)}) \cdot p_{u_1, u_2, \dots, u_i=1, \dots, u_N}^{(l)} \right\}}{\sum \left\{ \exp(u_1 S_{1,k}^{(l)} + u_2 S_{2,k}^{(l)} + \dots + u_{j(\neq i)} S_{j,k}^{(l)} + \dots + u_N S_{N,k}^{(l)}) \cdot p_{u_1, u_2, \dots, u_i=0, \dots, u_N}^{(l)} \right\}} \quad (4.1)$$

左辺の  $\sum$  は  $u_1, \dots, u_{j(\neq i)}, \dots, u_N$  の全  $2^{N-1}$  通りの  $u_j \in \{0, 1\}$  の組み合わせに対する和である. 式 (4.1) が式 (3.44) と異なるのは, 各ビット階層  $l = 1, 2, \dots, L$  に対してデータビットの結合生起確率  $p_{u_1, u_2, \dots, u_N}^{(l)}$  の値が変わる点である.

本節では, ビット階層に応じてデータビットの結合生起確率  $p_{u_1, u_2, \dots, u_N}^{(l)}$  を正しく推定するための推定方式の検討を行う. ただし, 議論を簡単にするため, ビットの一致確率の推定 (センサノード数が2つの場合) を扱い, 最後に, 結合生起確率の推定 (2つ以上のセンサノードに一般化された場合) への適用を行うこととする.

センサノード数  $N = 2$  の場合, 統合復号アルゴリズムは式 (3.27) より, センサノード 1 が送信したデータの  $m$  番目シンボルの  $l$  ビット目 ( $b_{1,m}^{(l)}$ ) に関してサイド情報  $S_{2,m}^{(l)}$  から次式で与えられる相関情報  $C'_{1,m}^{(l)}$  を計算することと等価である.

$$C'_{1,m}^{(l)} = \ln \frac{p_{21}^{(l)} \exp(S_{2,m}^{(l)}) + (1 - p_{21}^{(l)})}{(1 - p_{21}^{(l)}) \exp(S_{2,m}^{(l)}) + p_{21}^{(l)}} \quad (4.2)$$

ここで, ビット階層に応じてデータビットの一致確率  $p_{21}^{(l)}$  を推定する方式について考えていく.

#### 4.3.1 ビット階層ごとに分割した相関の推定方式

データビットの一致確率の推定には並列動作している拡張 MAP 復号器の出力を硬判定して得られた復号ビット列  $\hat{\mathbf{b}}_1, \hat{\mathbf{b}}_2$  を用いる.

式 (3.13) で取り上げたように, ビット階層を考慮しなければ, ビットの一致確率  $p_{21}^{(l)} (= p_{21})$  はすべての復号ビットを比較してビットが一致する個数を数え, 復号ビッ

ト列のビット数  $LM$  で平均を取ることによって推定値  $\hat{p}_{21}$  を得ることができる。すなわち、推定値  $\hat{p}_{21}$  は次式で表せる。

$$\hat{p}_{21} = \frac{\text{Num}_{m=1,l=1}^{M,L}[\hat{b}_{1,m}^{(l)} = \hat{b}_{2,m}^{(l)}]}{LM} \quad (4.3)$$

ここで、 $\text{Num}_{m=1,l=1}^{M,L}[\cdot]$  は、すべてのシンボル ( $m = 1$  から  $m = M$  まで) のすべてのビット階層 ( $l = 1$  から  $l = L$  まで)、すなわち、すべてのビットに関して括弧内の条件が満たされたビットの個数を表すものとする。以降、この方式を単純推定方式 (または Non-partitioning) と呼ぶこととする。

単純推定方式をビット階層ごとに分割すれば、ビット階層  $l (= 1, 2, \dots, L)$  のビットの一致確率  $p_{21}^{(l)}$  は、復号ビット列を比較してビット階層  $l$  のビットが一致する個数を数え、推定に用いたビット数 (シンボル数)  $M$  で平均を取ることによって推定値  $\hat{p}_{21}^{(l)}$  を得ることができる。すなわち、推定値  $\hat{p}_{21}^{(l)}$  は次式で表せる。

$$\hat{p}_{21}^{(l)} = \frac{\text{Num}_{m=1}^M[\hat{b}_{1,m}^{(l)} = \hat{b}_{2,m}^{(l)}]}{M} \quad (4.4)$$

ここで、 $\text{Num}_{m=1}^M[\cdot]$  は、すべてのシンボル ( $m = 1$  から  $m = M$  まで) に関して括弧内の条件が満たされたビットの個数を表すものとする。以降、この推定方式を分割推定方式 (または Partitioning) と呼ぶこととする。

式 (4.3) と式 (4.4) から分かるように、単純推定方式の推定値  $\hat{p}_{21}$  は、分割推定方式で得られるビット階層  $l = 1$  から  $l = L$  までの推定値  $\hat{p}_{21}^{(1)}, \hat{p}_{21}^{(2)}, \dots, \hat{p}_{21}^{(L)}$  を平均した値に等しい。つまり、単純推定方式は各ビット階層の相関を平均化してしまうことを意味する。特に、相関の符号が異なるビット階層が存在すると、正の相関と負の相関が打ち消し合ってしまうため平均化の影響は大きい。単純推定方式ではこのような欠点があるため、分割推定方式に基づいてビット階層ごとの相関を推定することを考えていく。

### 4.3.2 相関の推定誤差の解析

分割推定方式によりビット階層ごとにビットの一致確率の推定が可能となるが、推定に利用可能なビット数が従来方式 (単純推定方式) と比較して  $1/L$  倍になるため、

推定精度が低くなってしまふ。そこで、ビットの一致確率の推定誤差の解析と評価(4.3.3項)を行い、推定に利用可能なビット数が少なくなることで分割推定方式に生じる問題点を明らかにする。

推定に用いるビット数の違いによる推定誤差の違いを議論するために、単純推定方式と分割推定方式で扱う相関の大きさを等しく考える。このため、4.3.1項で述べた単純推定方式に生じる相関の平均化は議論しないことに注意されたい。

相関の推定誤差を評価する上で、式(4.3)の単純推定方式と式(4.4)の分割推定方式の違いは推定に用いるビット数が異なるだけである。このため、推定すべきデータビットの一致確率をどちらの場合も  $p$  と表し、推定に用いるビット数を  $K'$  と表す。ビット階層を考慮しない単純推定方式では  $K' = LM$ 、ビット階層ごとの分割推定方式では  $K' = M$  となる。

誤りを含んだ復号ビットの一致確率を  $P(\hat{b}_{1,m}^{(l)} = \hat{b}_{2,m}^{(l)}) = q$  と表せば、ビットの一致確率  $p$  の推定値  $\hat{p}$  は確率  $q$  で 1、確率  $1 - q$  で 0 をとる確率変数の和の  $1/K'$  でモデル化できることに着目する。すなわち、推定値  $\hat{p}$  は次式の二項分布に従う。

$$P(\hat{p} = \frac{k'}{K'}) = \binom{K'}{k'} q^{k'} (1 - q)^{K' - k'} \quad (4.5)$$

ここで、取りうる  $k'$  の値は  $k' = 0, 1, \dots, K'$  である。復号ビットのビット誤り率が  $P(\hat{b}_{i,m}^{(l)} \neq b_{i,m}^{(l)}) = p_e$  ( $0 \leq p_e \leq 0.5$ ) のとき、 $q$  は次式で与えられる。

$$\begin{aligned} q &= P(\hat{b}_{1,m}^{(l)} = b_{1,m}^{(l)})P(\hat{b}_{2,m}^{(l)} = b_{2,m}^{(l)})P(b_{1,m}^{(l)} = b_{2,m}^{(l)}) + P(\hat{b}_{1,m}^{(l)} \neq b_{1,m}^{(l)})P(\hat{b}_{2,m}^{(l)} \neq b_{2,m}^{(l)})P(b_{1,m}^{(l)} = b_{2,m}^{(l)}) \\ &+ P(\hat{b}_{1,m}^{(l)} = b_{1,m}^{(l)})P(\hat{b}_{2,m}^{(l)} \neq b_{2,m}^{(l)})P(b_{1,m}^{(l)} \neq b_{2,m}^{(l)}) + P(\hat{b}_{1,m}^{(l)} \neq b_{1,m}^{(l)})P(\hat{b}_{2,m}^{(l)} = b_{2,m}^{(l)})P(b_{1,m}^{(l)} \neq b_{2,m}^{(l)}) \\ &= (p - 0.5)(1 - 2p_e)^2 + 0.5 \end{aligned} \quad (4.6)$$

誤りが多いほど  $q$  は 0.5 (無相関) に近く、誤りが少ないほど真値  $p$  に近づく。

推定値  $\hat{p}$  は二項分布に従うので、期待値は  $E[\hat{p}] = q$ 、分散は  $\text{VAR}[\hat{p}] = q(1 - q)/K'$  である。これより、推定値  $\hat{p}$  の平均二乗誤差  $\text{MSE}[\hat{p}] (= E[(p - \hat{p})^2])$  は次式で求められる。

$$\text{MSE}[\hat{p}] = (p - q)^2 + \frac{1}{K'} q(1 - q) \quad (4.7)$$

推定に用いるビット数  $K'$  が少ないほど推定値の分散が大きくなり、それに従って平均二乗誤差も増加する。

式 (4.2) で計算される相関情報は、サイド情報の大きさを  $|S|$  とすれば、一致確率  $p$  に対して次式の尤度比関数  $C'(p, S)$  で与えられる。

$$C'(p, S) = \ln \frac{p \exp(S) + (1 - p)}{(1 - p) \exp(S) + p} \quad (4.8)$$

推定値  $\hat{p}$  を用いた場合の平均二乗誤差  $\text{MSE}[C'(\hat{p}, S)] (= E[(C'(p, S) - C'(\hat{p}, S))^2])$  は式 (4.7) のように単純化はできないが次式で求められる。

$$\text{MSE}[C'(\hat{p}, S)] = \sum_{k'=0}^{K'} \left( C'(p, S) - C'\left(\frac{k'}{K'}, S\right) \right)^2 \binom{K'}{k'} q^{k'} (1 - q)^{K' - k'} \quad (4.9)$$

ここで、 $S$  の大きさも  $C'(\hat{p}, S)$  の誤差の要因となる。繰り返し復号前の  $|S|$  が 1 程度の小さな値であったとしても、誤り率が改善する領域では繰り返し復号を行うことで MAP 復号器の対数尤度比出力が増大するため [61]、 $|S|$  も 100 以上もの大きな値を取りうる。

$|S|$  が 1 程度の小さな値の場合、 $C'(p, S)$  は  $S$  と  $p$  に関してほぼ線形に増加し、 $C'(p, S) \approx (2p - 1)S$  と近似できる。このとき、推定値  $\hat{p}$  を用いて計算した尤度比関数は  $C'(\hat{p}, S) = 2S\hat{p} - S$  で与えられ、 $\hat{p}$  を  $2S$  倍して  $-S$  だけバイアスを加えたことになる。  $C'(\hat{p}, S)$  の平均二乗誤差は  $\text{MSE}[C'(\hat{p}, S)] = \text{MSE}[2S\hat{p} - S]$  であり、バイアスは誤差に関与しないので、 $\text{MSE}[C'(\hat{p}, S)]$  は  $\text{MSE}[\hat{p}]$  の  $(2S)^2$  倍となる ( $\text{MSE}[C'(\hat{p}, S)] = (2S)^2 \text{MSE}[\hat{p}]$ )。すなわち、 $C'(\hat{p}, S)$  の誤差は  $\hat{p}$  の誤差と同じ振る舞いを持つ。

一方、 $|S|$  が大きい場合には  $C'(p, S)$  は  $p$  に関して非線形的に増加するため相関が大きいほど  $\hat{p}$  の推定誤差の影響を受けやすく、 $C'(\hat{p}, S)$  の誤差の振る舞いが変わってくる。

### 4.3.3 数値例による相関の推定誤差の評価

相関の推定に用いるビット数  $K'$  が少ないことが推定誤差に与える影響を明らかにする。式 (4.7) や式 (4.9) は  $p = 0.5$  すなわち相互相関係数  $\rho = 0$  に関して対称であり、

相互相関係数の正負に寄らないため相互相関係数が正の場合に着目する。使用ビット数が少ない場合  $K' = 40$  と多い場合  $K' = 400$  を例に挙げ、推定誤差の振る舞いを考察する。これは、 $L = 10$  ビットの ADC 出力を  $M = 40$  シンボルまとめて送信した場合に受信側で分割推定方式 ( $K' = M$ ) と単純推定方式 ( $K' = LM$ ) を用いて相関の推定を行った場合に相当する。

図 4.2 は式 (4.7) から求められる復号ビットのビット誤り率  $p_e$  に対するビットの一致確率の推定値  $\hat{p}$  の誤差  $\text{RMSE}[\hat{p}] (= \sqrt{\text{MSE}[\hat{p}]})$  を示している。式 (4.7) より、分割推定方式 ( $K' = 40$ ) の推定誤差は単純推定方式 ( $K' = 400$ ) に比べて最大で  $\sqrt{L} \approx 3$  倍となるが、分割推定方式の推定誤差の振る舞いは推定に用いるビット数が多い単純推定方式と同じであることが見て取れる。いずれの場合も復号ビットの誤りが少ないほど推定誤差は小さい。また、図 4.2 より、 $10^{-2}$  程度のビット誤り率において、相関の大小関係に対する推定誤差の大小関係が入れ替わっていることが見て取れる。誤りが多い場合には復号ビットは無相関に近くなるため相関が大きいほど誤りによる推定誤差が大きいが、誤りが少ない場合は相関が大きいほど分散が小さいため推定誤差が小さくなることがその理由である。

図 4.3 は式 (4.9) から求められる復号ビットのビット誤り率  $p_e$  に対する相関情報  $C'(\hat{p}, S)$  の誤差  $\text{RMSE}[C'(\hat{p}, S)] (= \sqrt{\text{MSE}[C'(\hat{p}, S)]})$  を示している。サイド情報の大きさが  $|S| = 1$  および  $|S| = 100$  の場合を示している。 $|S|$  が小さい場合は 4.3.2 項で述べたように、 $C'(\hat{p}, S)$  の誤差  $\text{MSE}[C'(\hat{p}, S)]$  は  $\hat{p}$  の誤差  $\text{MSE}[\hat{p}]$  の  $(2S)^2$  倍となる。 $|S| = 1$  の場合、図 4.3(a) に示される  $\text{RMSE}[C'(\hat{p}, S)]$  は図 4.2 のちょうど 2 倍の誤差を示しており、同じ特徴を示していることが見て取れる。しかし、 $|S|$  が大きい場合には、図 4.3(b) に示すように相関が大きいほど  $\hat{p}$  の推定誤差の影響を受けやすくなる。特に、分割推定方式では誤り率  $p_e$  が小さいほど誤差が 10 倍以上に大きくなってしまっていることが見受けられる。これは、誤りが少ないほど期待値  $E[\hat{p}]$  が真値  $p$  に近づき大きくなるため、 $C'(p, S)$  の非線形性により  $\hat{p}$  の推定誤差の影響が大きくなることが原因である。

ここで、 $p_e = 0$  の場合の  $\text{MSE}[C'(\hat{p}, S)]$  に関して、取りうる各推定値  $\hat{p} = k'/K'$  ( $k' = 0, 1, \dots, K'$ ) ごとの二乗誤差の期待値を図 4.4 に示す。ただし、 $\hat{p} < 0.5$  では誤差の期待値がほぼ 0 のため省略してある。図 4.4 は  $\rho = 0.8$  ( $p = 0.9$ ) と  $\rho = 0.4$  ( $p = 0.7$ ) の場合を示しており、いずれの場合も主に真値  $p$  の前後で誤差が生じている。 $\rho =$



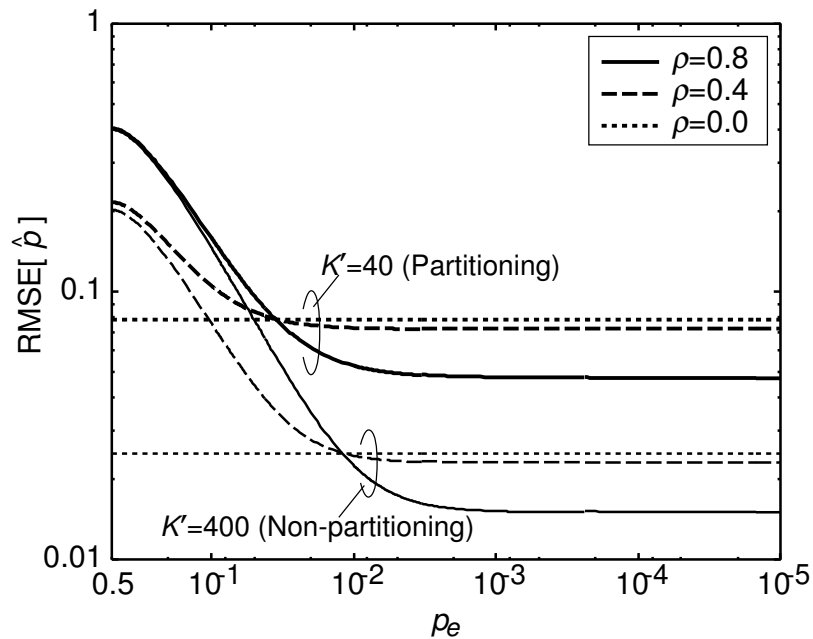
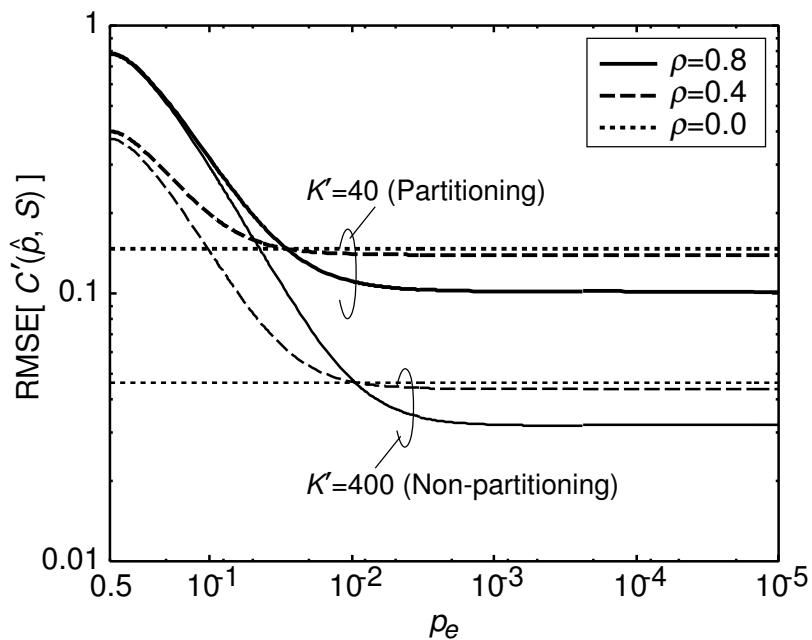
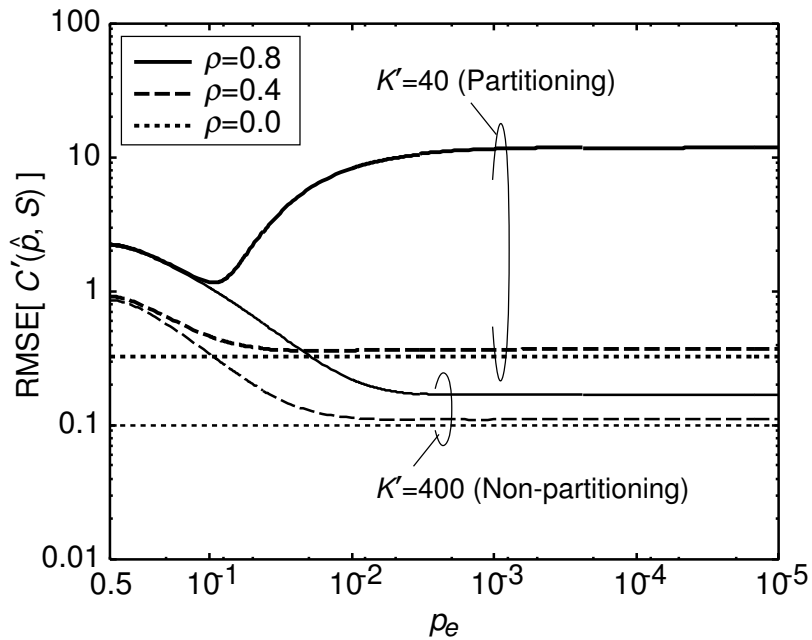


図 4.2: 一致確率の推定値  $\hat{\rho}$  の誤差  $\text{RMSE}[\hat{\rho}]$

0.8 ( $p = 0.9$ ) の場合,  $\hat{\rho} = 1$  と推定した場合の誤差が他の推定値の場合よりもおよそ 1000 倍も飛び抜けて高く,  $C'(\hat{\rho}, S)$  に生じる誤差の要因となっていることが分かる. 単純推定方式と比べて推定に用いるビット数  $K'$  が 1/10 倍と少なく, 推定値の分散が 10 倍に大きくなるため, 発生確率  $P(\hat{\rho} = 1)$  が二乗誤差  $(C'(0.9, S) - C'(1, S))^2$  に対して十分小さくならないことが原因である. 一方, 相関が小さい  $\rho = 0.4$  ( $p = 0.7$ ) の場合には発生確率  $P(\hat{\rho} = 1)$  が十分小さいため大きな誤差は生じない.

同様に, 負の相関 ( $\rho < 0$ ) の場合は対称に,  $\rho = -1$  ( $p = 0$ ) に近い場合に  $\hat{\rho} = 0$  と推定することが誤差の要因となる.

(a)  $|S| = 1$  の場合(b)  $|S| = 100$  の場合図 4.3: 相関情報  $C'(\hat{p}, S)$  の誤差  $\text{RMSE}[C'(\hat{p}, S)]$

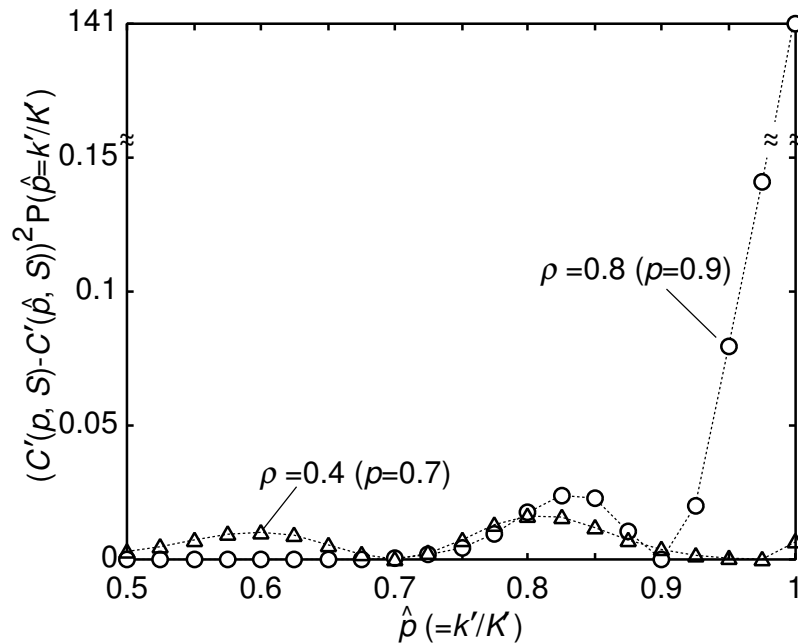


図 4.4: 分割推定方式における各推定値  $\hat{p}$  に対する相関情報  $C'(\hat{p}, S)$  の二乗推定誤差の期待値 ( $|S| = 100$ ,  $p_e = 0$ )

#### 4.3.4 推定誤差を考慮した相関の推定方式

4.3.3 項では、分割推定方式は相関の推定に利用できるビット数が少ないことで、統合復号アルゴリズムで計算される相関情報に非常に大きな誤差が生じることを示した。特に、相関が大きい場合にビットの一致確率を誤って 1（あるいは 0）と推定することが誤差の最も大きな要因となることが分かった。この結果に基づき、分割推定方式においてビットの一致確率を誤って 1（あるいは 0）と推定することだけを防ぐような簡単な工夫を施すことで誤差低減を図る推定方式を提案する。

次式のようにビット階層  $l$  の相関  $p^{(l)}$  の推定を行い、推定値  $\hat{p}_{21}^{(l)}$  を得ることで誤差低減を図る。

$$\hat{p}_{21}^{(l)} = \frac{\text{Num}_{m=1}^M [\hat{b}_{1,m}^{(l)} = \hat{b}_{2,m}^{(l)}] + 1}{M + 2}. \quad (4.10)$$

式 (4.3) の分割推定方式と比較して、復号ビットが一致する個数を数えるカウンタに 1 追加し、確率の総和が 1 となるよう  $M$  ではなく  $M + 2$  で平均するという簡単な工

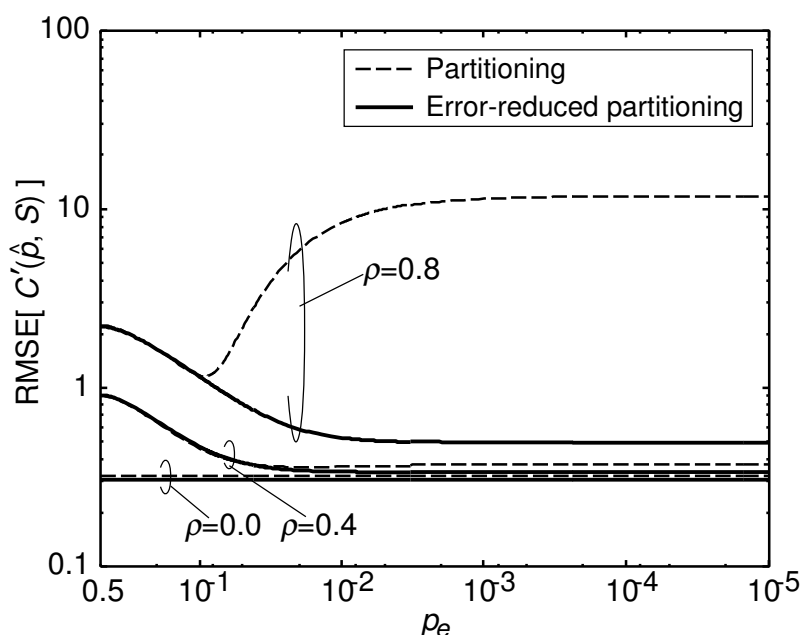


図 4.5: 誤差低減を行った分割推定方式における誤差  $\text{RMSE}[C'(\hat{p}, S)]$  ( $|S| = 100$ )

夫を施しただけである．この変更により，分割推定方式の推定値が取りうる 0 から 1 までの値が  $1/(M+2)$  から  $1 - 1/(M+2)$  までの値に収まるよう制限される．

誤差低減を行った分割推定方式の相関の推定値  $\hat{p}_{21}^{(q)}$  は分割推定方式や単純推定方式の推定値と同様に二項分布に従う．4.3.2 項と同じ変数の表記を用いれば，相関情報  $C'(\hat{p}, S)$  の平均二乗誤差  $\text{MSE}[C'(\hat{p}, S)]$  は次式で求められる．

$$\text{MSE}[C'(\hat{p}, S)] = \sum_{k'=0}^{K'} \left( C'(p, S) - C'\left(\frac{k'+1}{K'+2}, S\right) \right)^2 \binom{K'}{k'} q^{k'} (1-q)^{K'-k'} \quad (4.11)$$

誤差低減を行った分割推定方式における  $C'(\hat{p}, S)$  の誤差の低減効果を確認するために，図 4.3(b) の  $K' = 40$  の場合と  $\text{RMSE}[C'(\hat{p}, S)]$  を比較したグラフを図 4.5 に示す．破線が分割推定方式 (Partitioning)，実線が誤差低減を行った分割推定方式 (Error-reduced partitioning) である．図 4.5 より，相関が大きい  $\rho = 0.8$  場合に生じていた  $C'(\hat{p}, S)$  の誤差をおよそ 1/20 倍に大きく低減できている．特に， $p$  および  $p_e$  の大きさに対する誤差の振る舞いは，推定に使用するビット数が多い図 4.3(b) の  $K' = 400$  の場合とほぼ同様の振る舞いを示しており，十分な誤差低減効果が得られ

ていると言える。

以上の通り、誤差低減を行った分割推定方式により、推定誤差を抑えつつ、ビット階層ごとの相関を推定できるようになった。ビット階層ごとに相関が異なる場合であっても単純推定方式のような相関の平均化の問題もなく、より正しくビット階層ごとの相関を推定できる。

### 結合生起確率の推定への適用

以上の議論はセンサノード数  $N = 2$  の場合におけるビットの一致確率の推定について扱ったが、2つ以上のセンサノードに一般化した場合におけるビットの結合生起確率の推定についても同様の推定方式を適用することができる。

ビットの結合生起確率の単純推定方式では、式 (3.45) で取り上げたように、ビット階層を考慮しなければ結合生起確率  $p_{u_1, u_2, \dots, u_N}$  の推定値  $\hat{p}_{u_1, u_2, \dots, u_N}$  は次式で表せる。

$$\hat{p}_{u_1, u_2, \dots, u_N} = \frac{\text{Num}_{m=1, l=1}^{M, L} [\hat{b}_{1,m}^{(l)} = u_1 \text{ and } \hat{b}_{2,m}^{(l)} = u_2 \text{ and } \dots \text{ and } \hat{b}_{N,m}^{(l)} = u_N]}{LM} \quad (4.12)$$

すなわち、式 (4.3) のビットの一致確率の推定と同じ形式で表せる。一致確率の推定と結合生起確率の推定の違いは復号ビットパターンの数え方である。一致確率の推定では復号ビットが一致するかしないかの2通りを判定して数えており、結合生起確率の推定では復号ビットが  $2^N$  通りのパターンのいずれなのかを判定して数えている。このため、一致確率の推定値に対して結合生起確率の推定値では、推定に利用可能なビット数が平均して  $1/2^{N-1}$  倍に少なくなった場合と同程度の誤差の影響が生じるだけである。

同様に、分割推定方式の場合では、ビット階層  $l (= 1, 2, \dots, L)$  の結合生起確率  $p_{u_1, u_2, \dots, u_N}^{(l)}$  の推定値  $\hat{p}_{u_1, u_2, \dots, u_N}^{(l)}$  は次式で表せる。

$$\hat{p}_{u_1, u_2, \dots, u_N}^{(l)} = \frac{\text{Num}_{m=1}^M [\hat{b}_{1,m}^{(l)} = u_1 \text{ and } \hat{b}_{2,m}^{(l)} = u_2 \text{ and } \dots \text{ and } \hat{b}_{N,m}^{(l)} = u_N]}{M} \quad (4.13)$$

また、誤差低減を行った分割推定方式の場合は次式で表せる。

$$\hat{p}_{u_1, u_2, \dots, u_N}^{(l)} = \frac{\text{Num}_{m=1}^M [\hat{b}_{1,m}^{(l)} = u_1 \text{ and } \hat{b}_{2,m}^{(l)} = u_2 \text{ and } \dots \text{ and } \hat{b}_{N,m}^{(l)} = u_N] + 1}{M + 2^N} \quad (4.14)$$

ただし、式 (4.10) と異なり、この場合は復号ビットのパターンを数えるカウンタに1追加すると、確率の総和が1となるよう  $M + 2^N$  で平均を取らなければならない。

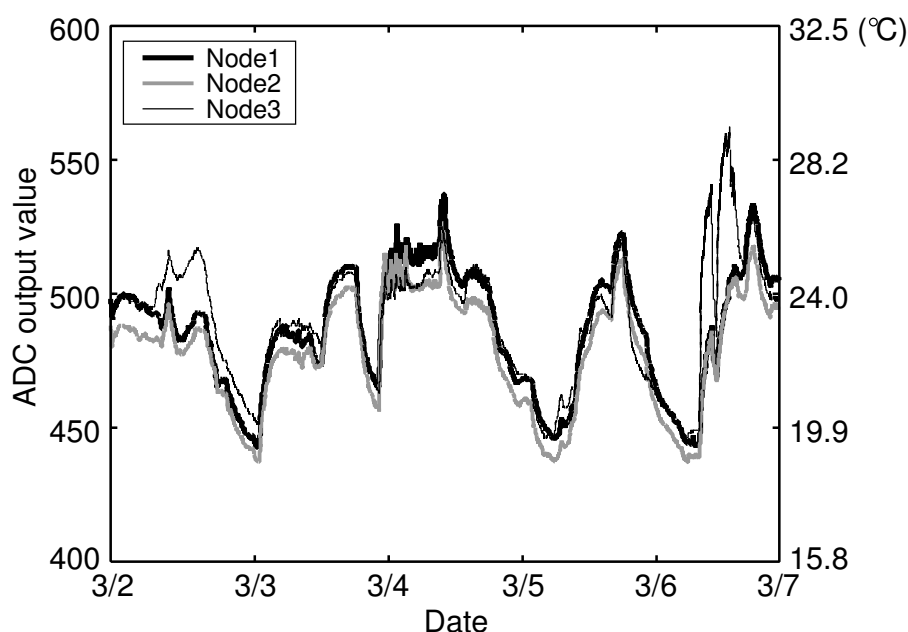


図 4.6: ある平日 5 日間の室温データ (2009/3/2(月)00:00~2009/3/7(土)00:00)

#### 4.4 実測データを利用した復号性能評価

屋内にて実際に測定した室温データを計算機シミュレーションで利用し、3.4.4項で示した統合復号アルゴリズムにおいて、4.3節で議論したADC出力のビット階層に応じた相関の推定を適用した復号性能の評価を行う。シンボル誤り率を用いて評価する。

送信データとして用いる室温データを図 4.6 に示す。図 4.6 は、Crossbow 社の無線センサーネットワーク MOTE [6] を用いて名古屋大学 IB 電子情報館 9F の片山研究室である平日 5 日間の室温を取得したものである。3つのセンサノード MICA2 MPR420 を図 4.7 のように 927~930 号室 (学生部屋) に配置し、10ビット ADC を搭載した MICA2 用センサボード MTS310(CA) を用いて 2009/3/2(月)00:00 から 15 秒間隔に室温を取得した結果である。広さ 6m×6m、高さ 3m の部屋が幅 2.5m 廊下と一繋がりとなった構造をしていおり、センサノードは高さ 1.4m のパーティション上に固定されている。図 4.7 の白抜き図形は机や棚などであり、センサノードよりも低い位置にある。

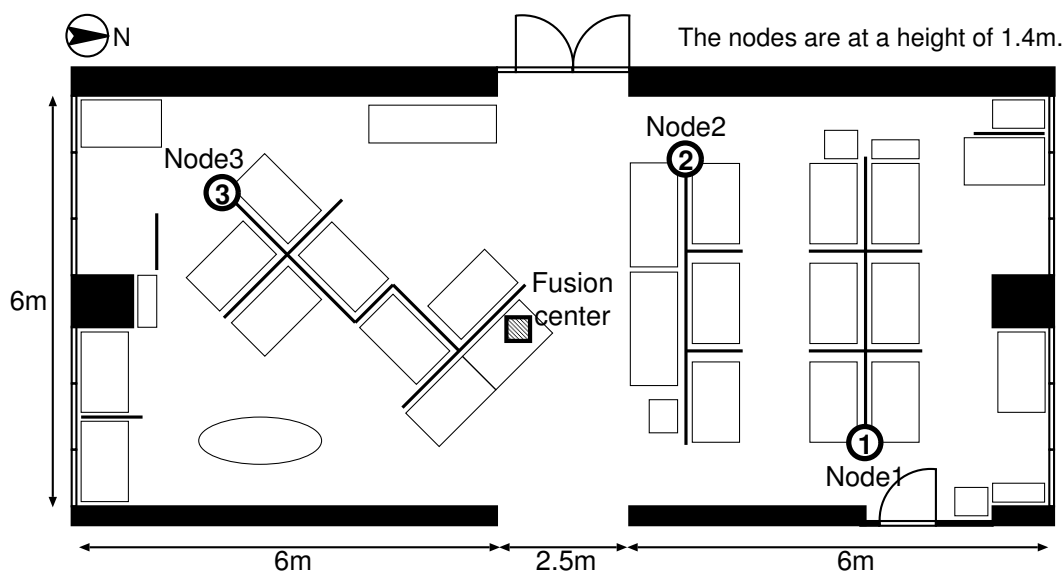


図 4.7: センサノードの配置図

シミュレーションの諸元は次の通りである．測定に用いたセンサノードに合わせて ADC 出力のビット階層は  $L = 10$  ビットとする．送信シンボル数によって相関の推定精度が変わるため， $M = 40$  と  $M = 120$  の 2 通りの送信シンボル数を扱う．各センサノードのターボ符号器には，拘束長 5，生成多項式  $(G_r, G) = (025, 035)$  の RSC 符号器 2 つと一様インタリーバ 1 つで構成される符号化率  $R_c = 1/3$  のターボ符号器を用いる．平均特性を得るために，通信路キャパシティが等しくなるよう，各通信路におけるデータビット当りの SNR は等しく  $\bar{\gamma}$  とする．フュージョンセンタの統合復号器では MAP 復号演算に Log-MAP アルゴリズム [55] を用い，繰り返し復号回数は 20 回とする．

#### 送信シンボル数 $M = 40$ の場合

各ノードが  $M = 40$  シンボルをまとめてフュージョンセンタへと送信する場合，つまり，1 回の送信で 10 分間（15 秒  $\times$  40 シンボル）の  $LM = 400$  ビットのデータを送信する場合について復号性能の評価を行う．

5 日間分の全送信データから 40 シンボル分ずつ求めた各ビット階層における送信

表 4.1: 実測データにおける相互相関係数の絶対値平均（送信シンボル数  $M = 40$  の場合）

Bit level $l$	Correlation coefficient (Mean absolute value)		
	Node 1-2 : $\rho_{12}^{(l)}$	Node 2-3 : $\rho_{23}^{(l)}$	Node 3-1 : $\rho_{31}^{(l)}$
1	0.48	0.46	0.45
2	0.63	0.60	0.61
3	0.71	0.72	0.73
4	0.83	0.82	0.83
5	0.91	0.91	0.92
6	0.95	0.95	0.96
7	0.97	0.97	0.97
8	0.98	0.98	0.98
9	0.98	0.98	0.98
10	0.98	0.98	0.98
×	0.45	0.39	0.52

データビットの相互相関係数の大きさ（絶対値）の平均を表 4.1 に示す。表 4.1 より、下位のビットは相関が小さく、上位のビットほど相関が大きいたことが見て取れる。今回利用した観測データは各センサノード間でいずれのビット階層も相関の大きさがほぼ同じであった。また、表 4.1 の最下段は、ビット階層を考慮せずに求めた相互相関係数の大きさである。ビット階層ごとに相関の正負が異なる場合が存在するため、単純推定方式で利用可能となる相関の大きさは単純にビット階層ごとの相関の大きさを平均した値（約 0.84）よりも小さくなってしまふ。つまり、単純推定方式では、相互相関係数がすべてのビットで  $\rho_{12}^{(l)} = 0.45$ ,  $\rho_{23}^{(l)} = 0.39$ ,  $\rho_{31}^{(l)} = 0.52$  であるような復号利得しか得られないことになる。

単純推定方式と誤差低減を行った分割推定方式を用いた場合の統合復号アルゴリズムのシンボル誤り率性能の比較を図 4.8 に示す。点線は相関を利用しない標準的なターボ復号器の復号性能である。実線、破線、鎖線はそれぞれセンサノード 1、センサノード 2、センサノード 3 に対しての復号性能を示している。各センサノード間の相互相関係数の大きさに差が無いためどのセンサノードに関してもほぼ同じ復



号性能が得られている。図 4.8 から分かるように、ビット階層を考慮した誤差低減を行った分割推定方式はビット階層を考慮しない単純推定方式よりも 2 倍以上の統合復号の利得が得られており、大きく誤り訂正能力を向上できる。

シンボル誤り率性能における誤差低減を行った分割推定方式の効果を検証する。図 4.9 では、点線は相関が既知の場合、破線は分割推定方式を用いて相関の推定を行った場合、実線は誤差低減を行った分割推定方式を用いて相関の推定を行った場合のシンボル誤り率性能を示している。ただし、比較を簡単にするためすべてのセンサノードに関しての復号特性を平均してある。単純推定方式をビット階層に分割しただけの分割推定方式では大きく復号性能が劣化してしまうことが図 4.9 から確認でき、分割推定方式に簡単な誤差低減を行うだけでその復号性能の劣化を抑制できていることが分かる。ただし、相関が既知の場合に対してシンボル誤り率が 5 倍程度の比較的大きな復号性能の劣化を生じてしまっている。これは、相関の推定に利用できるビット数が  $M = 40$  ビットしかないために推定誤差がどうしても生じてしまうことが原因である。このような性能劣化を防ぐためには、送信シンボル数を増やして推定に利用できるビット数を増やすことが考えられる。

### 送信シンボル数 $M = 120$ の場合

送信シンボル数を  $M = 40$  の 3 倍となる  $M = 120$  シンボルとした場合、つまり、1 回の送信で 30 分間（15 秒  $\times$  120 シンボル）の  $LM = 1200$  ビットのデータを送信する場合について復号性能の評価を行う。

表 4.1 と同様に、5 日間の全送信データから 120 シンボル分づつ求めた各ビット階層における送信データ間の相互相関係数の大きさ（絶対値）の平均を表 4.2 に示す。送信シンボル数  $M = 40$  の場合と比べて送信データは 3 倍の時間分のシンボルを含んでいることになり、送信データにはより多くの観測値の変動が含まれる。このため、表 4.1 に得られた値よりも小さくなる。また、送信シンボル数  $M = 40$  の場合と比べて各センサノード間の相関の大きさにはややばらつきが見取れる。センサノード 2 とセンサノード 3 の送信データ間ほどのビット階層の相互相関係数の大きさも他のセンサノード間より小さいものとなっている。

図 4.8 と同様にして、送信シンボル数が  $M = 120$  の場合について単純推定方式と

表 4.2: 実測データにおける相互相関係数の絶対値平均 (送信シンボル数  $M = 120$ )

Bit level $l$	Correlation coefficient (Mean absolute value)		
	Node 1-2 : $\rho_{12}^{(l)}$	Node 2-3 : $\rho_{23}^{(l)}$	Node 3-1 : $\rho_{31}^{(l)}$
1	0.36	0.31	0.32
2	0.50	0.44	0.46
3	0.54	0.54	0.60
4	0.71	0.67	0.72
5	0.81	0.79	0.86
6	0.89	0.88	0.91
7	0.93	0.92	0.94
8	0.95	0.95	0.96
9	0.95	0.95	0.96
10	0.95	0.95	0.96
×	0.42	0.37	0.50

誤差低減を行った分割推定方式を用いた場合の統合復号アルゴリズムのシンボル誤り率性能の比較を図 4.10 に示す. ここで, 送信シンボル数が  $M = 40$  の場合と比べて誤り率のカーブが急峻となっているが, これは単に符号化する送信データビット数が長くなっているためである. 図 4.8 では各センサノードの送信データに関してシンボル誤り率性能はほぼ同じであった. 一方, 図 4.10 では, センサノード 2 とセンサノード 3 の相関が他のセンサノードとの相関よりも小さいため, センサノード 1 の送信データに関しての復号性能が一番低いシンボル誤り率を示している. センサノード 2 とセンサノード 3 の送信データに関しては復号性能の向上幅が Waterfall 領域で小さくなっているものの, いずれの場合も, ビット階層を考慮して誤差低減を行った分割推定方式は, ビット階層を考慮しない単純推定方式よりも 2 倍以上の統合復号の利得が得られており, 大きく誤り訂正能力を向上できている.

図 4.9 と同様にして, 送信シンボル数が  $M = 120$  の場合についてシンボル誤り率性能における誤差低減を行った分割推定方式の効果を図 4.9 に示す. 送信シンボル数が  $M = 40$  の場合と同様に単純推定方式をビット階層に分割しただけの分割推定方式では, 大きく復号性能が劣化してしまうことが図 4.9 から確認でき, 分割推定

方式に簡単な誤差低減を行うだけでその復号特性の劣化を抑制できていることが分かる。また、送信シンボル数が  $M = 40$  の場合と比べて相関が既知の場合に対しての特性劣化が小さくなっていることが見て取れる。これは、相関の推定に利用できるビット数が3倍になったことで推定誤差が小さくなったためである。

## 4.5 まとめ

センサノードで得られる観測値が ADC を通じてバイナリビット列の形式で得られることに着目し、複数センサノードの観測データ間の相関を ADC 出力のビット階層に応じて利用する方式の検討を行った。具体的には、3.4.4 項の統合復号アルゴリズムに基づき、複数センサノードが送信するデータビットの結合生起確率を ADC 出力のビット階層ごとに分割して推定を行う方式の検討を行った。

相関の推定を単純にビット階層ごとに分割するだけでは推定精度が劣化する問題が生じる。相関の推定誤差の解析より、相関の推定に利用できるビット数が少なくなること、統合復号器で計算される相関情報に大きな誤差を生じることが分かった。この解析結果に基づき、簡単な工夫を施すことで誤差を低減した相関の推定方式を提案した。

実環境の観測の一例として、屋内での環境センシング実験により室温データの収集を行い、得られたデータの上位ビットは変化が少ないため相関が大きく、下位ビットは相関が小さいといった ADC 出力のビット階層ごとに相関が異なることを確認した。この実際に測定したデータをシミュレーションで利用することで実環境を擬似的に再現し、統合復号器のシンボル誤り率性能を評価した。これより、提案した ADC 出力のビット階層に応じた相関の推定方式を利用することで、ビット階層を考慮していない推定方式よりも2倍以上の統合復号の利得が得られており、実際のセンシング環境においても分散誤り訂正符号化・統合復号による高い誤り訂正能力が得られることを示した。

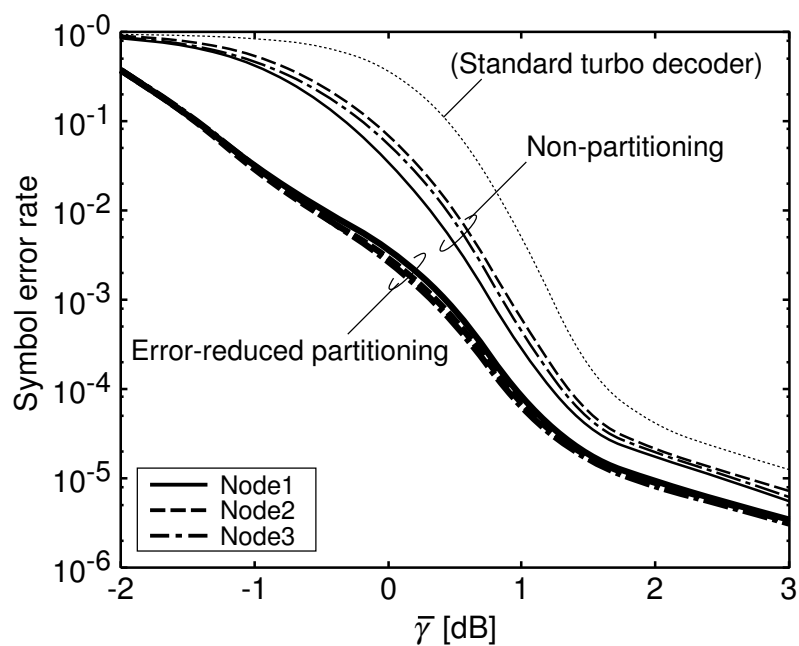


図 4.8: シンボル誤り率性能 (送信シンボル数  $M = 40$ )

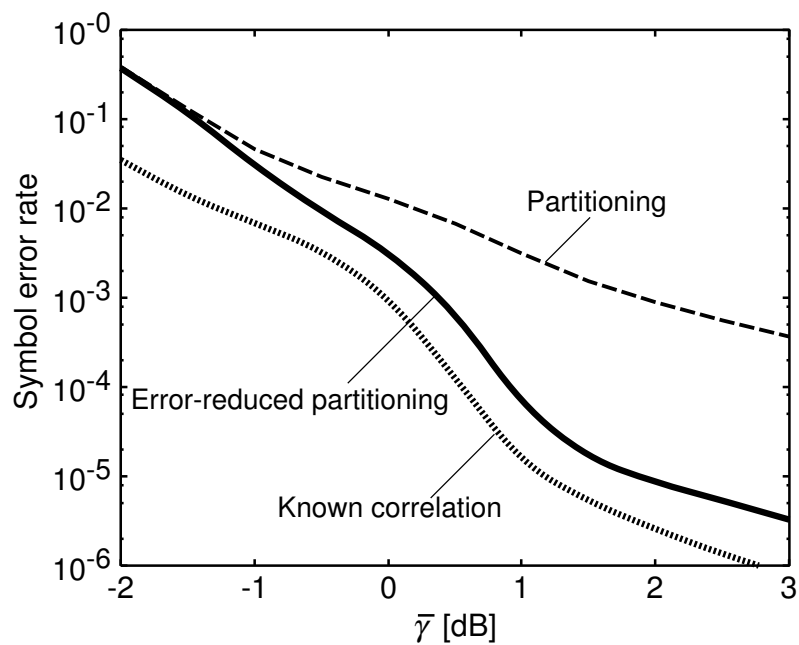


図 4.9: シンボル誤り率性能における誤差低減を行った分割推定方式の効果 (送信シンボル数  $M = 40$ )

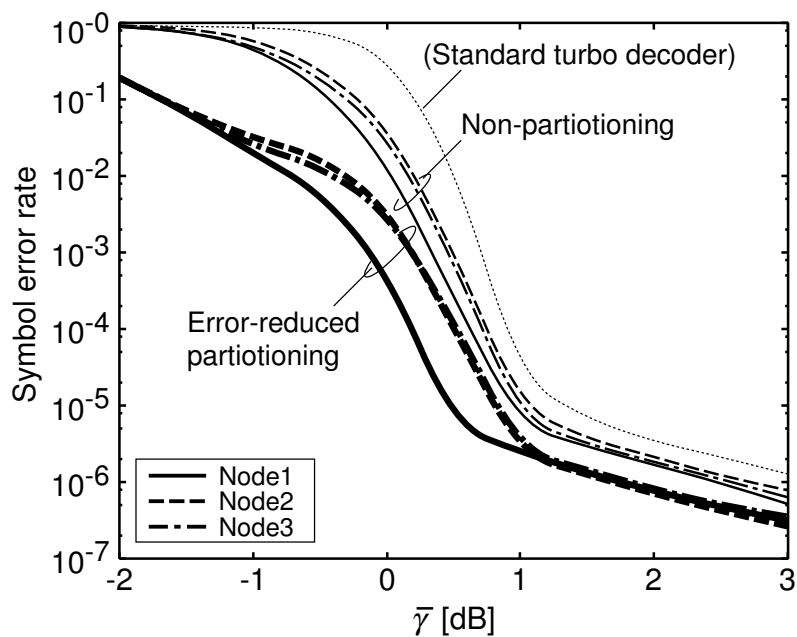


図 4.10: シンボル誤り率性能 (送信シンボル数  $M = 120$ )

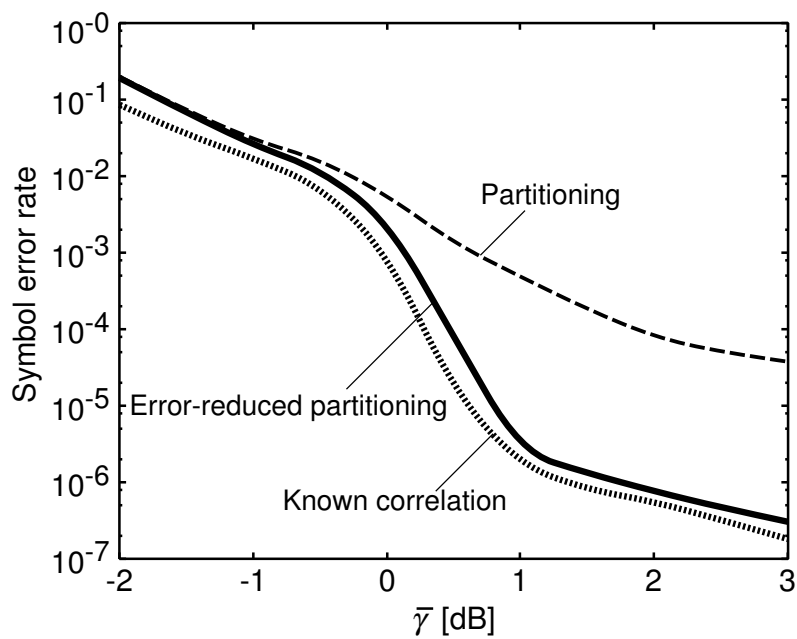


図 4.11: シンボル誤り率性能における誤差低減を行った分割推定方式の効果 (送信シンボル数  $M = 120$ )



## 第5章 総括

本研究では，複数のセンサノードで取得された情報の相関に着目し，無線センサネットワークにおいて高能率な情報伝送を実現するための分散誤り訂正符号化・統合復号の実現について検討を行った．特に，複数センサノード間の相関を利用した分散誤り訂正符号化・統合復号方式による通信路誤りの低減と，その分散誤り訂正符号化・統合復号方式の実環境への適用という理論と実用の両観点から検討を行った．分散誤り訂正符号化・統合復号方式による通信路誤りの低減について，複数情報源に一般化された Shannon/Slepian-Wolf 限界に迫る高い誤り訂正能力を持った繰り返し復号アルゴリズムの構築に取り組んだ．さらに，その分散誤り訂正符号化・統合復号方式を実環境へ適用するため，センサノードでの観測結果が ADC を通じて取得されることに着目し，ADC 出力のビット階層に応じて複数センサノードの観測データの相関を推定する方式の実現に取り組んだ．

まず第1章において，本研究の背景となる，無線センサネットワークが抱える情報伝送の課題とその理論的側面について述べた．その後，本論文が取り組む分散符号化・統合復号について関連研究を紹介し，分散誤り訂正符号化・統合復号の問題として取り組むべき課題を明らかにした．

次に第2章では，分散誤り訂正符号化・統合復号を用いた情報伝送の理論的枠組みについて説明を行った．分散誤り訂正符号化・統合復号を支える複数情報源に一般化された Slepian-Wolf の情報源符号化定理と Shannon の通信路符号化定理について説明を行い，本研究で取り上げる分散誤り訂正符号化・統合復号システムが目標とする相関のある複数情報を誤りなく伝送するために必要な SNR の理論限界 (Shannon/Slepian-Wolf 限界) を明らかにした．

第3章では，複数センサノード間の相関を利用することで情報伝送の誤りを低減できる分散誤り訂正符号化・統合復号方式の検討を行った．特に，ターボ符号の繰

り返し復号を利用した復号アルゴリズムに着目し，複数のセンサノードに対応できる統合復号アルゴリズムの構築に取り組んだ．まず，従来研究で提案された相関成分のフィードバックを利用した繰り返し復号を拡張する形式で，複数センサノード間の相関を利用して誤り訂正能力の向上が得られるのかどうか検討を行った．複数センサノードのそれぞれの2ノード間の相互相関成分のフィードバックを重み付けして繰り返し復号に利用する統合復号アルゴリズムを考え，単純な重み付けではセンサノード数に応じて誤り訂正能力の向上が得られないことを示した．また，無符号化時の誤り率を最小とするようなより適切な重み付けを提案し，センサノード数に応じて誤り訂正能力の向上が可能であることを示した．この検討を踏まえ，復号器間で互いに情報交換を行う統合復号において情報量的に適切な相関情報のフィードバックを実現するために，繰り返し復号における情報量の解析手法である EXIT 解析のモデル化に基づいて統合復号アルゴリズムを構築した．提案アルゴリズムで達成可能な誤り訂正能力は複数情報源に一般化された Shannon/Slepian-Wolf 限界からわずか 1.0 dB 程度しか離れておらず，高い復号性能を有していることを示した．

第4章では，分散誤り訂正符号化・統合復号方式を実際のセンシング環境へと適用する上で必要となる，実環境の観測データに適した相関の推定方式の検討を行った．第3章での議論はすべての送信ビットが同程度の相関を有する場合を扱っていたが，実環境でのセンシングを考えた場合，センサノードでは観測結果が ADC を通じてバイナリデータにて取得されており，ADC 出力のビット階層ごとに相関の大きさや正負が異なってくる．そこで，観測データの相関を ADC 出力のビット階層ごとに分割して推定する方式を考え，推定誤差の解析に基づいて相関の推定方式の検討を行った．相関の推定誤差の解析より，相関の推定に利用できるビット数がビット階層ごとの分割により少なくなることで，統合復号器で計算される相関情報に大きな誤差を生じることを示した．この解析結果に基づき，簡単な工夫を施すことで生じた推定誤差を低減できる相関の推定方式を提案した．屋内にて実際に測定した観測データをシミュレーションで利用することによって実環境を擬似的に再現し，提案した ADC 出力のビット階層に応じた相関の推定方式を用いることで，ビット階層を考慮していない推定方式よりも2倍以上の統合復号の利得が得られ，高い誤り訂正能力が実現可能であることを示した．

以上が本論文の概要である．



無線センサネットワークに関する研究では、無線通信や情報処理に利用可能な電力が大きく限られるといった問題を克服しつつ、センシングや情報伝送、分析処理などの高度化を図る研究が進められてきている。その中で、本研究は空間的に相関を有した複数センサノードの情報伝送の最適化に着目した検討を行ってきた。

本論文で提案した分散誤り訂正符号化・統合復号方式により、相関を有する複数センサノードの情報に対して高能率な誤り訂正を行うことが可能となった。特に、Shannon/Slepian-Wolf 限界まで約 1.0 dB に迫る誤り訂正能力が期待できるという意義のある方式が得られた。この結果は簡単な相関モデルに対するものであったが、さらに高度な分散誤り訂正符号化・統合復号方式を検討する上での基礎的検討になると考えられる。また、繰り返し復号における情報量に着目した解析により、これまでの相関成分のフィードバックを基にした検討では得られなかった知見が得られたことで、このような解析の重要性を改めて示しており、学術的な意義があると言える。

さらに、本論文の後半では分散誤り訂正符号化・統合復号方式の実用面を考慮し、ADC 出力には相関が高い箇所と低い箇所が混在することに着目した検討を行った。本論文で提案した ADC 出力のビット階層に応じた相関の推定方式により、相関を有する実環境の観測データに対して 1/10 倍～1/100 倍の低い誤り率を達成でき、分散誤り訂正符号化・統合復号方式の実用面での有効性を示すことができた。こうした研究は、簡単な相関モデルへの取り組みが多い従来の分散誤り訂正符号化・統合復号の研究の中で新たな観点を示したものと言える。

本論文では複数センサノード間の空間的な相関性に着目したが、これまでの研究で取り組まれてきた時間的な相関性も同時に扱っていくことで、更に高能率な情報圧縮技術や誤り訂正技術実現の可能性がある。分散符号化・統合復号技術は無線センサネットワークにおける情報伝送の最適化を担う技術であり、理論検討だけでなく実用化の面から実際のセンシング環境に沿った更なる発展が望まれる。例えば、センシングの時間間隔や観測値の量子化のステップ幅は、観測結果の相関性と密接な関係があり、実用面の有効範囲を明らかにするために今後検討を行う必要がある。



## 付録A ターボ符号

ターボ符号は 1993 年に Berrou らによって、Shannon 限界に迫る情報伝送を実現する手法として提案された通信路符号化方式である [30].

ターボ符号の符号化・復号の特徴は、送信側の符号器として並列接続符号器、受信側の復号器として繰り返し復号器によって構成されていることである。その符号器と復号器の原理について以下の A.1 節および A.2 節で説明する。

### A.1 ターボ符号器

構成要素の符号器として再帰的組織たたみ込み (RSC: Recursive Systematic Convolutional) 符号器を用いたターボ符号器を図 A.1 に示す。ターボ符号器は 2 つの RSC 符号器とビットの並び替えを行うインタリーバによって構成される。

図 A.2 に RSC 符号器の一例を示す。図 A.2 は文献 [30] で用いられた拘束長 5、生成多項式  $(G_r, G) = (037, 021)$  ( $G_r, G$  はそれぞれ再帰多項式、パリティ多項式の 8 進数表現) の RSC 符号器を示しており、4 個のシフトレジスタメモリ (図中の  $Z^{-1}$ ) と排他的論理和 (図中の  $\oplus$ ) によって構成される。1 ビットの入力に対して 2 ビットの出力を持つため、その符号化率は  $1/2$  である。この符号器には各メモリから帰還があることから再帰的たたみ込み符号器と呼ばれる。また、入力されたビットが出力にそのまま現れているが、このような符号は組織符号と呼ばれる。

図 A.1 のターボ符号器を構成する各 RSC 符号器は組織的なので、長さ  $K$  ビットのデータビット列  $\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_K)$  が 1 つ目の RSC 符号器に入力されると、入力と同じデータビット列  $\mathbf{b}$  とパリティビット列  $\mathbf{c}^{p1} = (c_1^{p1}, c_2^{p1}, \dots, c_K^{p1})$  が出力される。また、インタリーバを通じてデータビット列が 2 つ目の RSC 符号器に入力されると、1 つ目の RSC 符号器と同様に、入力と同じデータビット列とパリティビット列

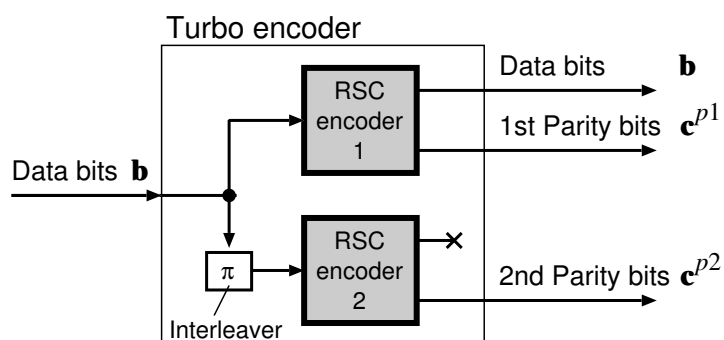


図 A.1: ターボ符号器

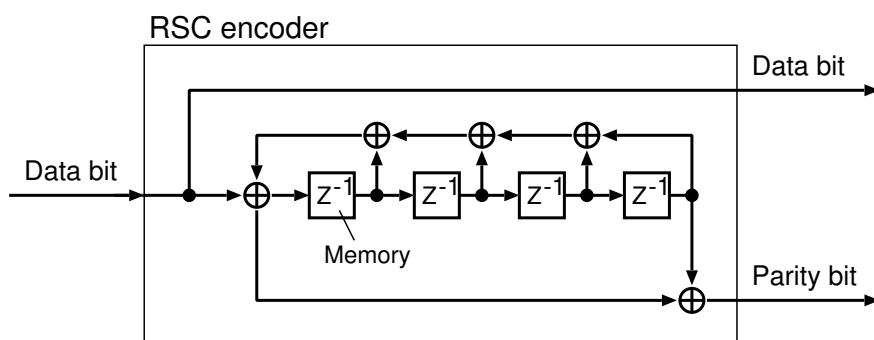


図 A.2: 再帰的組織的畳み込み符号器

$\mathbf{c}^{p2} = (c_1^{p2}, c_2^{p2}, \dots, c_K^{p2})$ が出力される. 2つ目のRSC符号器から出力されるデータビット列は1つ目のRSC符号器から出力されるものとビットの並びが異なるだけで同じものなので, 2つ目のRSC符号器からはデータビット列を出力しない. このターボ符号器の符号化率は1/3である. また, 符号化率を1/3より改善するためにパリティ部を規則的に削除するパンクチャが用いられることがある. 符号化率1/2のターボ符号は, 1つ目のパリティビット列 $\mathbf{c}^{p1}$ から偶数番目のパリティビット, 2つ目のパリティビット列 $\mathbf{c}^{p2}$ から奇数番目のパリティビットを削除することで得られる.

ターボ符号器において二重に符号化する際にインタリーバを用いたのは, 各符号器から出力されるパリティビットに相関をなくし, ターボ復号器における繰り返し復号の特性を向上させるためである. バースト誤りを分散させる目的で使用される

ブロックインタリーバをターボ符号で用いると、あるパターンでビットの順序が分解されずに残ってしまい、符号の特性が劣化してしまう [62]. このため、ランダムインタリーバと呼ばれるビットの置換パターンをランダム的に決定して構成された確定的なインタリーバが用いられる. 符号の平均的特性を記述する上で、一様インタリーバと呼ばれるビットの並び替えの全置換パターンが等確率で発生するという仮定に基づく仮想的なインタリーバが一般的に用いられている. また、ランダムインタリーバは置換パターンの記憶にメモリを必要とするため、簡易なアルゴリズムでランダムインタリーバと同様の性質を実現するインタリーバが提案されている [63].

## A.2 ターボ復号器

図 A.1 のターボ符号器に対応するターボ復号器を図 A.3 に示す. ターボ復号器は、ターボ符号器を構成する 2 つの RCS 符号器それぞれに対応する最大事後確率 (MAP: Maximum A Posteriori) 復号器を要素復号器として持ち、それらがインタリーバおよびデインタリーバで接続された構成となっている. ここで、復号器のインタリーバは符号器のインタリーバと同じビットの並び替え操作を行うものである. デインタリーバはインタリーバと逆の操作を行い、ビットの順序を元に戻すものである. ターボ復号器におけるインタリーバとデインタリーバは、一方の MAP 復号器にとって訂正しにくい誤りパターンを分解し、もう片方の MAP 復号器にとって訂正しやすい誤りパターンに置換する役割を果たしている. ターボ復号器は、2 つの MAP 復号器の間で外部情報と呼ばれるパリティビットの拘束条件によって与えられるデータビットの確からしさ (尤度) を受け渡し、復号を複数回くり返すことで高い誤り訂正能力を実現できる. このような復号方法が繰り返し復号と呼ばれる.

1 つ目の MAP 復号器は、データビット列  $\mathbf{b}$  に関する復調器出力系列  $\mathbf{r}^b = (r_1^b, r_2^b, \dots, r_K^b)$  と、1 つ目のパリティビット列  $\mathbf{c}^{p1}$  に関する復調器出力系列  $\mathbf{r}^{p1} = (r_1^{p1}, r_2^{p1}, \dots, r_K^{p1})$  が与えられた下で、データビット  $b_k$  ( $k = 1, 2, \dots, K$ ) に関して次式の対数尤度比 (LLR: Log Likelihood Ratio)  $D_k$  を出力する.

$$D_k = \ln \frac{P(b_k = 1 | \mathbf{r}^b, \mathbf{r}^{p1})}{P(b_k = 0 | \mathbf{r}^b, \mathbf{r}^{p1})} \quad (\text{A.1})$$

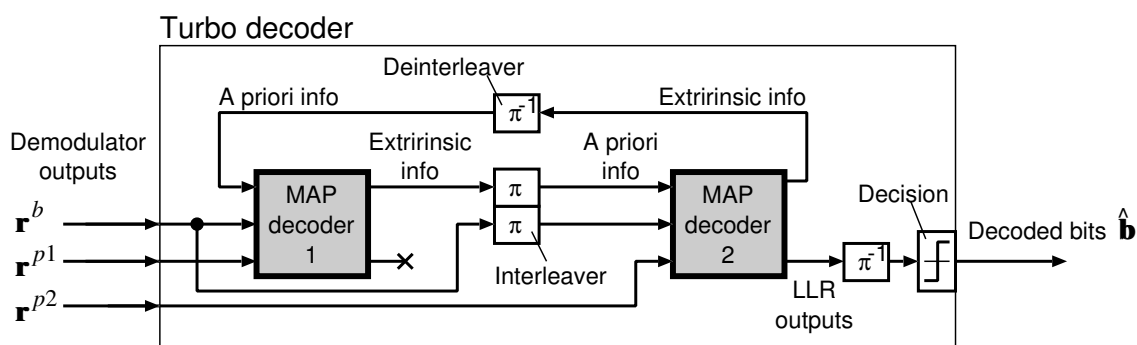


図 A.3: ターボ復号器

ここで、 $D_k \geq 0$  ならば  $\hat{b}_k = 1$ 、 $D_k < 0$  ならば  $\hat{b}_k = 0$  というように、 $b_k$  の復号ビット  $\hat{b}_k$  を判定すれば、事後確率  $P(b_k | \mathbf{r}^b, \mathbf{r}^{p1})$  を最大とする  $b_k = 1$  または  $b_k = 0$  を求めることと等価である。この LLR を計算する MAP 復号アルゴリズムには、BCJR アルゴリズム [56] が広く知られている。BCJR アルゴリズムは最適な外部情報を与えるが、無限のダイナミックレンジを持つ数値表現やオーバーフローを引き起こしやすい問題などがあり、対数領域での計算と近似によりこれらを回避した Max-Log-MAP アルゴリズム [55] が知られている。Max-Log-MAP に補正項を加えることで BCJR アルゴリズムと等価な計算を対数領域で実現するアルゴリズムが Log-MAP アルゴリズムと呼ばれる。

組織符号では、LLR  $D_k$  は次式のように表現できることが知られている [54]。

$$D_k = Z_k + A_k + E_k \quad (\text{A.2})$$

ここで、 $Z_k$ 、 $A_k$ 、 $E_k$  はそれぞれ、 $b_k$  に関する通信路値、事前情報、外部情報と呼ばれる。

通信路値  $Z_k$  は  $b_k$  に対応した復調器出力  $r_k^b$  から得られる値であり、次式で表される。

$$Z_k = \ln \frac{P(b_k = 1 | r_k^b)}{P(b_k = 0 | r_k^b)} \quad (\text{A.3})$$

事前情報  $A_k$  は  $b_k$  に関する事前確率  $P(b_k = 1)$  および  $P(b_k = 0)$  の対数比であり、次

式で与えられる.

$$A_k = \ln \frac{P(b_k = 1)}{P(b_k = 0)} \quad (\text{A.4})$$

すなわち, 0, 1 に関する既知の生起確率の偏りを表す. データビットの 0,1 の生起確率が等しい場合, または, 生起確率が分からない場合は, 初回の復号で  $A_k = 0$  と設定される.

外部情報  $E_k$  はパリティビットの拘束条件によって与えられる値であり,  $E_k = D_k - Z_k - A_k$  で与えられる. 1つ目のパリティに関する MAP 復号器で生成された外部情報  $E_k$  は, インタリーバを通じ, 2つ目のパリティに関する MAP 復号器へ事前情報  $\tilde{A}_k$  として受け渡される. 以降, 2つ目の MAP 復号器を表す場合は変数にチルダ ( $\sim$ ) を付けることとする.

2つ目の MAP 復号器では, 受け渡された事前情報  $\tilde{A}_k$  を用い, 1つ目の MAP 復号器と同様な復号処理を行う. 2つ目の MAP 復号器で生成された外部情報  $\tilde{E}_k$  は, デインタリーバを通じ, 1つ目の MAP 復号器へ事前情報  $A_k$  として受け渡され, 再び 1つ目の MAP 復号器の復号処理を行う. 最終的に, 適当な繰り返し回数を経て, 2つ目の MAP 復号器の LLR 出力  $\tilde{D}_k$  の符号により復号ビット  $\hat{b}_k$  を決定する. このように, MAP 復号器間で外部情報を繰り返し受け渡しすることで復号性能を向上させる繰り返し復号手法がターボ復号の基本概念である.





## 付録B EXIT解析

EXIT (EXtrinsic Information Transfer) 解析は 2001 年に Blink によって提案された, ターボ符号などの繰り返し復号の特性を情報量を用いて評価する手法である [50].

ターボ符号における EXIT 解析の特徴は, MAP 復号器の入力となる事前情報とその出力となる外部情報を独立なガウス確率変数を用いてモデル化し, その入出力関係を相互情報量を用いて表現していることである. 繰り返し復号によって MAP 復号器の外部情報出力の情報量が増加する流れを可視化でき, その軌跡の収束性を調べることで繰り返し復号性能の限界を容易に把握することができる.

ターボ復号の EXIT 解析で用いられるモデル化と情報量の伝達特性について以下の B.1 節および B.2 節で説明する. ターボ符号の符号化および復号の数学的表現は, 付録 A で用いた表現を利用することとする.

### B.1 EXIT 解析モデル

ターボ符号化したデータビットを BPSK 変調により AWGN 通信路を経て伝送する場合, データビット  $b_k$  ( $k=1, 2, \dots, K$ ) に関する復調器出力  $r_k^b$  は, 次のように表すことができる [52].

$$r_k^b = (2b_k - 1) + n_k \quad (\text{B.1})$$

ここで,  $n_k$  は平均 0, 分散  $\sigma^2$  の独立なガウス確率変数である. 符号化率  $R_c$ , データビットあたりの SNR を  $\gamma$  とすれば,  $1/(2\sigma^2) = R_c\gamma$  である. これより, 式 (A.3) で示されるデータビット  $b_k$  に関する通信路値  $Z_k$  は次のように表すことができる.

$$Z_k = \mu_Z(2b_k - 1) + n_{Z,k}, \quad \mu_Z = \sigma_Z^2/2 \quad (\text{B.2})$$

ここで,  $n_{Z,k}$  は平均 0, 分散  $\sigma_Z^2 = 4/\sigma^2 = 8R_c\gamma$  の独立なガウス確率変数である.

ターボ符号の繰り返し復号では、複数回の繰り返し復号を行った後の外部情報はガウス似の確率分布を持つ [64]. また、インタリーバを用いることで事前情報は通信路値に対して無相関になる. EXIT 解析では、これらの特徴に基づき、独立なガウス確率変数を用いて事前情報と外部情報がモデル化される. データビット  $b_k$  に関する事前情報  $A_k$  と外部情報  $E_k$  は、式 (B.2) と同じ形で次のようにモデル化される.

$$A_k = \mu_A(2b_k - 1) + n_{A,k}, \quad \mu_A = \sigma_A^2/2 \quad (\text{B.3})$$

$$E_k = \mu_E(2b_k - 1) + n_{E,k}, \quad \mu_E = \sigma_E^2/2 \quad (\text{B.4})$$

ここで、 $n_{A,k}, n_{E,k}$  は平均 0、それぞれ分散  $\sigma_A^2, \sigma_E^2$  の独立なガウス確率変数である.

## B.2 情報量の伝達特性

### B.2.1 MAP 復号器の EXIT 特性

MAP 復号器における事前情報と外部情報の入出力特性をデータビットに関して得られる相互情報量を用いて表したものが EXIT 特性と呼ばれる. 以降、事前情報  $A_k$  からデータビット  $b_k$  に関して得られる相互情報量を  $I(b_k; A_k)$ 、外部情報  $E_k$  からデータビット  $b_k$  に関して得られる相互情報量を  $I(b_k; E_k)$  と表すこととする. ただし、相互情報量  $I(b_k; A_k), I(b_k; E_k)$  の値は  $k$  によらない.

MAP 復号器における外部情報の相互情報量  $I(b_k; E_k)$  は事前情報の相互情報量  $I(b_k; A_k)$  とデータビットあたりの SNR  $\gamma$  で決まり、 $\gamma$  を固定すれば、外部情報の相互情報量  $I(b_k; E_k)$  は次式で与えられる.

$$I(b_k; E_k) = T(I(b_k; A_k)) \quad (\text{B.5})$$

ここで、事前情報の相互情報量と外部情報の相互情報量の入出力特性を表す関数  $T(\cdot)$  が EXIT 特性である. EXIT 特性は、RSC 符号器の拘束長や生成多項式、符号化率によってその特性が一意に決まる. 例として、拘束長 5、生成多項式  $(G_r, G) = (025, 035)$ 、符号化率  $2/3$  の RSC 符号器 (すなわち、符号化率  $1/2$  のターボ符号) に対応する MAP 復号器の EXIT 特性を図 B.1 に示す. 図 B.1 は、SNR  $\gamma = 0.7$  dB と  $\gamma = 1.3$  dB の場合について EXIT 特性を示したものである. 図 B.1 に示すように EXIT 特性は一般

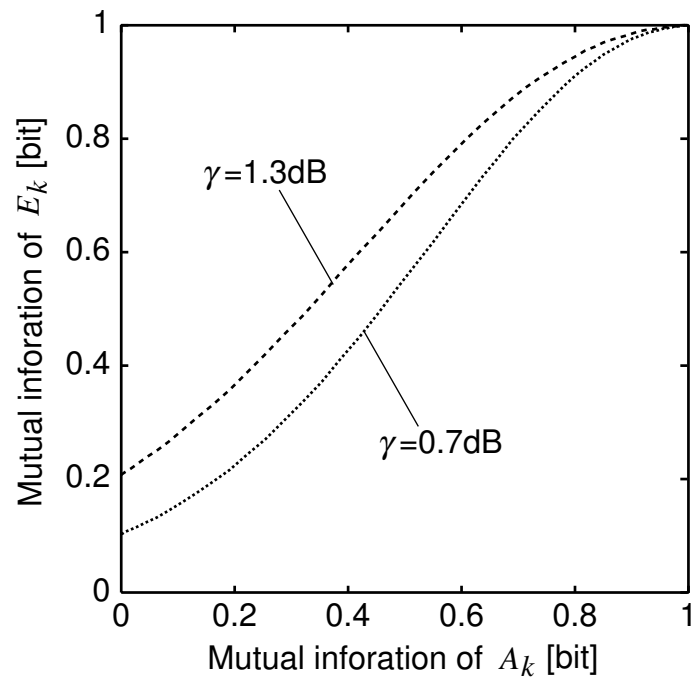


図 B.1: MAP 復号器の EXIT 特性

に，入力である事前情報の相互情報量に対して単調増加の関数となり，SNRが高いほど，出力である外部情報の相互情報量大きい．相互情報量が 1 [bit] であることは完全なデータビットの情報を有することを意味し，MAP 復号器は誤りなくデータを復号できる．

EXIT 特性は，式 (B.3) に示したガウス確率変数モデルの事前情報  $A_k$  を入力に用い，モンテカルロ法によって MAP 復号器から出力された外部情報  $E_k$  を調べること取得される．事前情報の相互情報量  $I(b_k; A_k)$  と外部情報の相互情報量  $I(b_k; E_k)$  は以下のように与えられる．

MAP 復号器への入力となる事前情報の相互情報量  $I(b_k; A_k)$  は次式で与えられる.

$$\begin{aligned} I(b_k; A_k) &= \sum_{b_k=0,1} \int_{-\infty}^{+\infty} P(A_k | b_k) P(b_k) \log_2 \frac{P(A_k | b_k)}{P(A_k)} dA_k \\ &= 1 - \int_{-\infty}^{+\infty} P(A_k | b_k = 1) \log_2(1 + \exp(-A_k)) dA_k \end{aligned} \quad (\text{B.6})$$

$$= 1 - \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_A^2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left(-\frac{(A_k - \sigma_A^2/2)^2}{2\sigma_A^2}\right) \log_2(1 + \exp(-A_k)) dA_k \quad (\text{B.7})$$

ここで, 相互情報量  $I(b_k; A_k)$  は  $\sigma_A$  に対する単調増加関数であり, 相互情報量  $I(b_k; A_k)$  を分散  $\sigma_A$  の関数  $J(\cdot)$ , またその逆関数を  $J^{-1}(\cdot)$  として表せば, 次の関係が成り立つ.

$$I(b_k; A_k) = J(\sigma_A), \quad \sigma_A = J^{-1}(I(b_k; A_k)) \quad (\text{B.8})$$

これより, 任意の相互情報量  $I(b_k; A_k)$  で決まる分散  $\sigma_A^2$  を持った事前情報を MAP 復号器の入力へ与えることができる.

MAP 復号器から出力された外部情報の相互情報量  $I(b_k; E_k)$  を求めるには,  $E_1, E_2, \dots, E_K$  のエルゴード性を仮定して, 次の近似式により直接的に相互情報量  $I(b_k; E_k)$  を求めることができる [53].

$$I(b_k; E_k) \approx 1 - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K H_b\left(\frac{1}{1 + \exp(-|E_k|)}\right) \quad (\text{B.9})$$

ここで, 関数  $H_b(\cdot)$  は  $H_b(\alpha) = -\alpha \log_2(\alpha) - (1 - \alpha) \log_2(1 - \alpha)$  で表される. 式 (B.9) は外部情報の確率密度分布が分からなくても利用でき, EXIT 特性の算出においては式 (B.4) で示した外部情報のモデル化は必要としない.

## B.2.2 ターボ復号器の復号軌跡

ターボ復号器の繰り返し復号では, 1つ目の MAP 復号器の出力である外部情報が 2つ目の MAP 復号器の入力である事前情報になる. インタリーバはビットの並び替えを行うだけで, その前後で情報量は変化しないため, 1つ目の MAP 復号器の出力である外部情報の相互情報量がそのまま, 2つ目の MAP 復号器の入力である事前情報の相互情報量として受け渡される. また同様に, 2つ目の MAP 復号器の出力であ

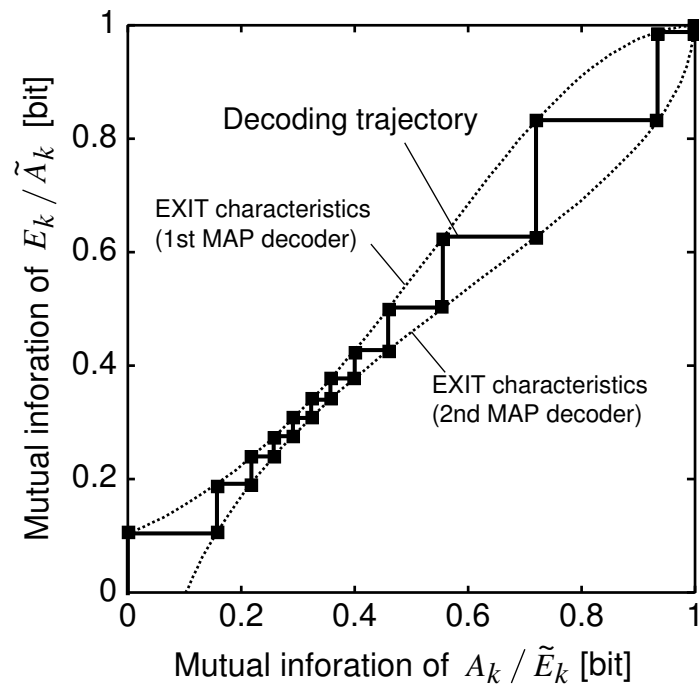


図 B.2: ターボ復号器の復号軌跡

る外部情報の相互情報量がそのまま、1つ目のMAP復号器の入力である事前情報の相互情報量として受け渡される。これより、1つ目のMAP復号器の入出力をプロットしたグラフに対し、同じグラフ上に、入力と出力の軸を入れ替えて2つ目のMAP復号器の入出力をプロットすることができる。このようなグラフはEXITチャートと呼ばれる。

EXITチャートにおいて、繰り返し復号により2つのMAP復号器を受け渡しされていく事前情報の相互情報量と外部情報の相互情報量をプロットし、情報量がEXIT特性に応じて増加していく様を描いたものが復号軌跡と呼ばれる。例として、図B.1で示されるEXIT特性を持ったMAP復号器によるターボ復号の復号軌跡を図B.2に示す。図B.2は、SNR  $\gamma = 0.7$  dB の場合について復号軌跡を示したものである。図B.2に示すように、1つ目のMAP復号器の入出力に対し、2つ目のMAP復号器の入出力は横軸（入力である事前情報の相互情報量）と縦軸（出力である外部情報の相互情報量）を入れ替えて描かれる。ターボ復号器の復号軌跡は、入力の事前情

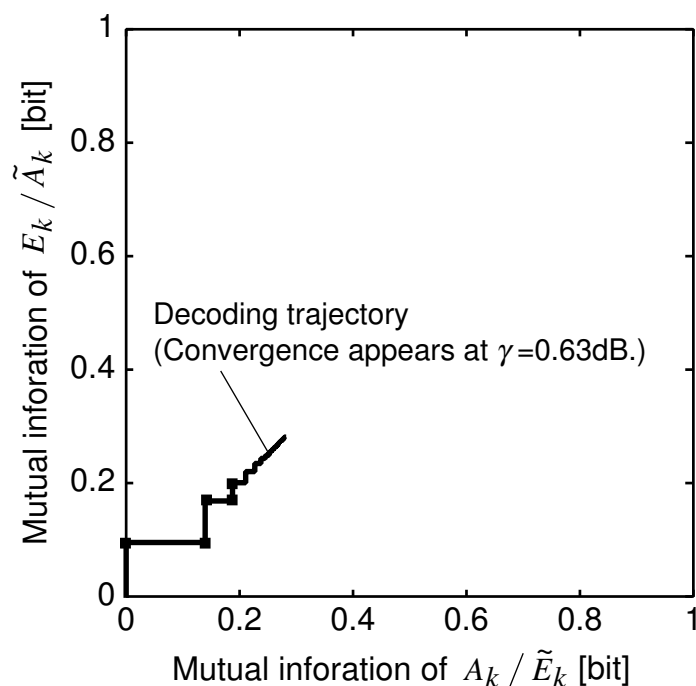


図 B.3: ターボ復号器の復号軌跡の収束

報の相互情報量が0の場合から次々に、事前情報の相互情報量と外部情報の相互情報量をプロットした点を結んだ軌跡である。復号軌跡は2つのMAP復号器のEXIT特性のトンネルを通るようなジグザグな軌跡を描く。SNRが高いほど、EXIT特性のトンネルは広くなる。一方、SNRが低いほど、EXIT特性のトンネルは狭くなる。SNRを低くして復号軌跡を描いた場合に、初めて外部情報の相互情報量が1まで届かずに軌跡が収束してしまうSNRが誤りなくデータを復号できる限界であり、このSNRによりターボ符号に見られるビット誤り率のWaterfall位置（繰り返し復号により誤り率が急落するSNR）を推定できる。上述のターボ復号器では、図B.3に示すように、 $\gamma = 0.63$  dBにおいて初めて外部情報の相互情報量が1まで届かずに軌跡が収束し、このSNRがビット誤り率のWaterfall位置を表す。

MAP復号器のEXIT特性を用いることで、繰り返し復号により2つのMAP復号器の間を受け渡しされていく情報量は以下のように記述することができる。

初回の復号では、1つ目のMAP復号器に入力される事前情報の相互情報量 $I(b_k; A_k)$

は0, すなわち, 事前情報は0である. 1つ目のMAP復号器から出力される外部情報の相互情報量  $I(b_k; E_k)$  は EXIT 特性を用いて,  $I(b_k; E_k) = T(I(b_k; A_k) = 0)$  で求められる.  $I(b_k; A_k)$  と  $I(b_k; E_k)$  は, 横軸が入力  $I(b_k; A_k)$ , 縦軸が出力  $I(b_k; E_k)$  として, グラフ上にプロットされる.

1つ目のMAP復号器から出力された外部情報はインタリーバを通じて2つ目のMAP復号器の入力である事前情報となる. インタリーバはビットの並び替えを行うだけであり, その前後で情報量は変化しない. このため, 2つ目のMAP復号器に入力される事前情報の相互情報量  $I(b_k; \tilde{A}_k)$  は,  $I(b_k; \tilde{A}_k) = I(b_k; E_k)$  で与えられる. ここで, 式 (B.4) で示した外部情報のガウス確率変数モデルを仮定すれば, 2つ目のMAP復号器に入力される事前情報  $\tilde{A}_k$  も式 (B.3) で示した事前情報のガウス確率変数モデルに従う. これより, 2つ目のMAP復号器から出力される外部情報の相互情報量  $I(b_k; \tilde{E}_k)$  は EXIT 特性を用いて,  $I(b_k; \tilde{E}_k) = T(I(b_k; \tilde{A}_k))$  で求められる.  $I(b_k; \tilde{A}_k)$  と  $I(b_k; \tilde{E}_k)$  は, 縦軸が入力  $I(b_k; \tilde{A}_k)$ , 横軸が出力  $I(b_k; \tilde{E}_k)$  として, グラフ上にプロットされる.

同様に, 2つ目のMAP復号器から出力された外部情報  $\tilde{E}_k$  はデインタリーバを通じて1つ目のMAP復号器の入力である事前情報  $A_k$  となる. デインタリーバはインタリーバと同じく, その前後で情報量は変化しない. 1つ目のMAP復号器に入力される事前情報の相互情報量  $I(b_k; A_k)$  は,  $I(b_k; A_k) = I(b_k; \tilde{E}_k)$  で与えられ, 2回目の復号を行う. 初回の復号と同様にして, 2つのMAP復号器を受け渡しされていく事前情報の相互情報量と外部情報の相互情報量を求めることができる. 出力される外部情報の相互情報量が1まで到達する, あるいは, 出力される外部情報の相互情報量が入力された事前情報の相互情報量以下になる (すなわち, 軌跡が収束する) まで復号をくり返すことで, 復号軌跡が求められる.





## 文献

- [1] V. Hsu, J.M. Kahn, and K.S.J. Pister, “Wireless communications for Smart Dust,” Electronics Research Laboratory Technical Memorandum Number M98/2, Feb. 1998.
- [2] “Berkeley WEBS: Wireless Embedded Systems,” <http://webs.cs.berkeley.edu/>.
- [3] “CENS: Center for Embedded Networked Sensing,” <http://research.cens.ucla.edu/>.
- [4] “NEST Project at Berkeley,” <http://nest.cs.berkeley.edu/>.
- [5] J. Hill and D. Culler, “A wireless embedded sensor architecture for system-level optimization,” Technical report, U.C. Berkeley, 2001.
- [6] “センサネットワーク MOTE Official Page,” <http://www.xbow.jp/motemica.html>.
- [7] “ZigBee Alliance,” <http://www.zigbee.org/>.
- [8] “u-Japan 政策,” [http://www.soumu.go.jp/menu\\_seisaku/ict/u-japan/](http://www.soumu.go.jp/menu_seisaku/ict/u-japan/).
- [9] 田原康生, “はじめに —ユビキタス社会の実現に向けて—,” 電子情報通信学会誌, vol.91, no.7, pp.563–568, July 2008.
- [10] 別所正博, 小林真輔, 越塚登, 坂村健, “ユビキタスコンピューティングと屋内環境の位置認識,” 電子情報通信学会誌, vol.92, no.4, pp.249–255, April 2009.
- [11] Y. Gu, A. Lo, and I. Niemegeers, “A survey of indoor positioning systems for wireless personal networks,” IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol.11, no.1, pp.13–32, 2009.

- [12] C. Federspiel, "Wireless demand response controls for HVAC systems," Proc. National Conf. Building Commissioning, Newport Beach, CA, April 2008.
- [13] 峰野博史, 水野忠則, "オーバレイセンサネットワークによる適応型 BEMS/HEMS の実現に向けて," 情報処理学会研究報告, vol.2009-DSP-139, no.6, pp.1–8, June 2009.
- [14] 平藤雅之, 深津時広, "フィールドサーバによるユビキタス環境とセンサネットワーク," 人工知能学会誌, vol.23, no.4, pp.486–491, July 2008.
- [15] T. Wark, P. Corke, P. Sikka, L. Klingbeil, Y. Guo, C. Crossman, P. Valencia, D. Swain, and G. Bishop-Hurley, "Transforming agriculture through pervasive wireless sensor networks," IEEE Pervasive Computing, vol.6, no.2, pp.50–57, Jan. 2010.
- [16] 豊田新, "センサネットワークを活用した環境モニタリングシステム," 電子情報通信学会誌, vol.89, no.5, pp.419–423, May 2006.
- [17] S.-C. Hu, Y.-C. Wang, C.-Y. Huang, and Y.-C. Tseng, "A vehicular wireless sensor network for CO<sub>2</sub> monitoring," Proc. IEEE Sensors Conf., Christchurch, New Zealand, Oct. 2009.
- [18] 倉田成人, "建設分野におけるセンサネットワークの応用," 電子情報通信学会誌, vol.89, no.5, pp.424–429, May 2006.
- [19] J.P. Lynch and K.J. Loh, "A summary review of wireless sensors and sensor networks for structural health monitoring," Shock and Vibration Digest, vol.38, no.2, pp.91–128, March 2006.
- [20] K. Lorincz, D. Malan, T.R.F. Fulford-Jones, A. Nawoj, A. Clavel, V. Shnayder, G. Mainland, M. Welsh, and S. Moulton, "Sensor networks for emergency response: Challenges and opportunities," IEEE Pervasive Computing, vol.3, no.4, pp.16–23, oct 2004.

- [21] 羽田靖史, 滝澤修, 柴山明寛, 行田弘一, 鈴木剛, 川端邦明, 嘉悦早人, 淺間一, “災害時の情報収集に資するユビキタスネットワーク技術の研究,” 人工知能学会誌, vol.23, no.4, pp.480–485, July 2008.
- [22] 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.
- [23] 小川明, “センサネットワーク —総論—,” 電子情報通信学会誌, vol.89, no.5, pp.362–366, May 2006.
- [24] 大濱靖匡, “多端子情報理論とセンサネットワーク,” 電子情報通信学会誌, vol.89, no.5, pp.367–373, May 2006.
- [25] Z. Xiong, A.D. Liveris, and S. Cheng, “Distributed source coding for sensor networks,” *IEEE Signal Process. Mag.*, vol.21, no.5, pp.80–94, Sept. 2004.
- [26] D. Slepian and J.K. Wolf, “Noiseless coding of correlated information sources,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol.19, no.4, pp.471–480, July 1973.
- [27] T.M. Cover, “A proof of the data compression theorem of slepian and wolf for ergodic sources,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol.21, no.2, pp.226–228, March 1975.
- [28] S.S. Pradhan and K. Ramchandran, “Distributed source coding using syndromes (DISCUS): Design and construction,” *Proc. IEEE Data Compression Conf.*, p.158, Snowbird, Utah, March 1999.
- [29] S.S. Pradhan and K. Ramchandran, “Distributed source coding: Symmetric rates and applications to sensor networks,” *Proc. IEEE Data Compression Conf.*, pp.363–372, Snowbird, Utah, March 2000.
- [30] C. Berrou, A. Glavieux, and P. Thitimajshima, “Near Shannon limit error-correcting coding and decoding: Turbo-codes,” *Proc. IEEE Int. Conf. Commun.*, vol.2, pp.1064–1070, Geneva, Switzerland, May 1993.
- [31] R.G. Gallager, *Low-density parity-check codes*, Monograph, M.I.T. Press, 1963.

- [32] J. Garcia-Frias and Y. Zhao, "Compression of correlated binary sources using turbo codes," *IEEE Commun. Lett.*, vol.5, no.10, pp.417–419, Oct. 2001.
- [33] J. Bajcsy and P. Mitran, "Coding for the Slepian-Wolf problem with turbo codes," *Proc. IEEE Global Commun. Conf.*, pp.1400–1404, San Antonio, TX, Nov. 2001.
- [34] P. Mitran and J. Bajcsy, "Near Shannon-limit coding for the Slepian-Wolf problem," *Proc. 21st Biennial Symp. on Commun.*, pp.95–99, Ontario, Canada, June 2002.
- [35] A.D. Liveris, Z. Xiong, and C.N. Georghiades, "Compression of binary sources with side information at the decoder using LDPC codes," *IEEE Commun. Lett.*, vol.6, no.10, pp.440–442, Oct. 2002.
- [36] J. Garcia-Frias and W. Zhong, "LDPC codes for compression of multi-terminal sources with hidden Markov correlation," *IEEE Commun. Lett.*, vol.7, no.3, pp.115–117, March 2003.
- [37] C.-F. Lan, A.D. Liveris, K. Narayanan, Z. Xiong, and C.N. Georghiades, "Slepian-Wolf coding of multiple M-ary sources using LDPC codes," *Proc. IEEE Data Compression Conf.*, p.549, Snowbird, Utah, March 2004.
- [38] D. Schonberg, S.S. Pradhan, and K. Ramchandran, "Distributed code constructions for the entire Slepian-Wolf rate region for arbitrarily correlated sources," *Proc. IEEE Data Compression Conf.*, pp.292–301, Snowbird, Utah, March 2004.
- [39] Y. Zhao and J. Garcia-Frias, "Joint estimation and compression of correlated non-binary sources using punctured turbo codes," *IEEE Commun. Lett.*, vol.53, no.3, pp.385–390, March 2005.
- [40] V. Stankovic, A.D. Liveris, Z. Xiong, and C.N. Georghiades, "On coding design for the Slepian-Wolf problem and lossless multiterminal networks," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol.52, no.4, pp.1495–1507, April 2006.

- [41] J. Garcia-Frias, "Joint source-channel decoding of correlated sources over noisy channels," Proc. IEEE Data Compression Conf., pp.283–292, Snowbird, Utah, March 2001.
- [42] J. Garcia-Frias and Y. Zhao, "Near-Shannon/Slepian-Wolf performance for unknown correlated sources over AWGN channels," IEEE Trans. Commun., vol.53, no.4, pp.555–559, April 2005.
- [43] Y. Zhao, W. Zhong, and J. Garcia-Frias, "Transmission of correlated senders over a Rayleigh fading multiple access channel," Signal Processing, vol.86, no.11, pp.3150–3159, Nov. 2006.
- [44] Y. Zhao and J. Garcia-Frias, "Turbo compression/joint source-channel coding of correlated binary sources with hidden Markov correlation," Signal Processing, vol.86, no.11, pp.3115–3122, Nov. 2006.
- [45] F. Daneshgaran, M. Laddomada, and M. Mondin, "LDPC-based channel coding of correlated sources with iterative joint decoding," IEEE Trans. Commun., vol.54, no.4, pp.577–582, April 2006.
- [46] F. Daneshgaran, M. Laddomada, and M. Mondin, "Iterative joint channel decoding of correlated sources employing serially concatenated convolutional codes," IEEE Trans. Inf. Theory, vol.51, no.7, pp.2721–2731, July 2005.
- [47] F. Daneshgaran, M. Laddomada, and M. Mondin, "Iterative joint channel decoding of correlated sources," IEEE Trans. Wireless Commun., vol.5, no.10, pp.2659–2663, Oct. 2006.
- [48] A.D. Murugan, P.K. Gopala, and H.E. Gamal, "Correlated sources over wireless channels: Cooperative source-channel coding," IEEE J. Sel. Areas Commun., vol.22, no.6, pp.988–998, Aug. 2004.
- [49] C.E. Shannon, "A mathematical theory of communication," The Bell System Technical Journal, vol.27, pp.379–423,623–656, July 1948.

- [50] S. tenBrink, "Convergence behavior of iteratively decoded parallel concatenated codes," *IEEE Trans. Commun.*, vol.49, no.10, pp.1727–1737, Oct. 2001.
- [51] L.E. Holmquist, F. Mattern, B. Schiele, P. Alahuhta, M. Beigl, and H.-W. Gellersen, "Smart-Its friends: A technique for users to easily establish connections between smart artefacts," *Proc. Int. Conf. Ubiquitous Computing*, pp.273–291, Atlanta, GA, Sept. 2001.
- [52] J.G. Proakis and M. Salehi, *Digital communications*, 5th ed., McGraw-Hill, 2008.
- [53] J. Hagenauer, "The EXIT chart - introduction to extrinsic information transfer in iterative processing," *Proc. 12th European Signal Process. Conf.*, pp.1541–1548, Vienna, Austria, Sept. 2004.
- [54] J. Hagenauer, E. Offer, and L. Papke, "Iterative decoding of binary block and convolutional codes," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol.42, no.2, pp.429–445, March 1996.
- [55] P. Robertson, E. Villebrun, and P. Hoeher, "A comparison of optimal and sub-optimal MAP decoding algorithms operating in the log domain," *Proc. IEEE Int. Conf. Commun.*, vol.2, pp.1009–1013, Seattle, Washington, June 1995.
- [56] L. Bahl, J. Cocke, F. Jelinek, and J. Raviv, "Optimal decoding of linear codes for minimizing symbol error rate," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol.20, no.2, pp.284–287, March 1974.
- [57] J. Hagenauer and P. Hoeher, "A Viterbi algorithm with soft-decision outputs and its applications," *Proc. IEEE Global Commun. Conf.*, vol.2, pp.1680–1686, Dallas, Texas, Nov. 1989.
- [58] M. Fu, "Stochastic analysis of turbo decoding," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol.51, no.1, pp.81–100, Jan. 2005.
- [59] C. Berrou and A. Glavieux, "Near optimum error correcting coding and decoding: Turbo-codes," *IEEE Trans. Commun.*, vol.44, no.10, pp.1261–1271, Oct. 1996.

- [60] O.Y. Takeshita, O.M. Collins, P.C. Massey, and D.J. Costello, Jr., "A note on asymmetric turbo-codes," *IEEE Commun. Lett.*, vol.3, no.3, pp.69–71, March 1999.
- [61] F. Zhai and I.J. Fair, "Techniques for early stopping and error detection in turbo decoding," *IEEE Trans. Commun.*, vol.51, no.10, pp.1617–1623, Oct. 2003.
- [62] D. Divsalar and F. Pollara, "Multiple turbo codes for deep-space communications," *TDA Progress Report 42-121*, pp.66–77, May 1996.
- [63] 須田博人, 渋谷彰, 今井秀樹, "素体を利用したターボ符号用インタリーバ," *電子情報通信学会論文誌*, vol.J85-A, no.11, pp.1168–1181, Nov. 2002.
- [64] H. El Gamal and A.R. Hammons, Jr., "Analyzing the turbo decoder using the Gaussian approximation," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol.47, no.2, pp.671–686, Feb. 2001.





## 記号一覧

記号	パラメータ
$A_k$	データビット列 $\mathbf{b}$ の $k$ 番目データビット $b_k$ に関する事前情報
$A_{i,k}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $k$ 番目データビット $b_{i,k}$ に関する事前情報
$\mathbf{b}$	データビット列
$\mathbf{b}_i$	$i$ 番目センサノードのデータビット列
$\hat{\mathbf{b}}$	復号ビット列
$\hat{\mathbf{b}}_i$	$i$ 番目のセンサノードの復号ビット列
$b_k$	データビット列 $\mathbf{b}$ の $k$ 番目データビット
$b_{i,k}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $k$ 番目データビット
$b_{i,m}^{(l)}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $m$ 番目シンボル, $l$ 番目ビット階層のデータビット
$b_s$	バイナリ情報源シンボル
$\hat{b}_k$	復号ビット列 $\hat{\mathbf{b}}$ の $k$ 番目の復号ビット
$\hat{b}_{i,k}$	$i$ 番目センサノードの復号ビット列 $\hat{\mathbf{b}}_i$ の $k$ 番目の復号ビット
$\hat{b}_{i,m}^{(l)}$	$i$ 番目センサノードの復号ビット列 $\hat{\mathbf{b}}_i$ の $m$ 番目シンボル, $l$ 番目ビット階層の復号ビット
$C_i$	$i$ 番目センサノードが情報伝送する通信路の通信路容量
$C_{j,i,k}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $k$ 番目データビット $b_{i,k}$ に関して $j$ 番目センサノードから得られる相互相関成分
$C'_{i,k}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $k$ 番目データビット $b_{i,k}$ に関する拡張 MAP 復号器の相関情報

記号	パラメータ
$C''_{i,k}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $k$ 番目データビット $b_{i,k}$ に関する一般化された拡張 MAP 復号器の相関情報
$C'^{(l)}_{i,m}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $m$ 番目シンボル, $l$ 番目ビット階層のデータビット $b_{i,m}^{(l)}$ に関する拡張 MAP 復号器の相関情報
$C''^{(l)}_{i,m}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $m$ 番目シンボル, $l$ 番目ビット階層のデータビット $b_{i,m}^{(l)}$ に関する一般化された拡張 MAP 復号器の相関情報
$C'(p, S)$	データビットの一致確率 $p$ , サイド情報の値 $S$ の関数として表した拡張 MAP 復号器の相関情報
$\mathbf{c}^{p1}, \mathbf{c}^{p2}$	2つのパリティビット列
$\mathbf{c}_i$	$i$ 番目センサノードの符号ビット列
$\mathbf{c}_i^{p1}, \mathbf{c}_i^{p2}$	$i$ 番目センサノードの2つのパリティビット列
$c$	センサノードが送信したある符号ビット
$c_{i,k_c}$	$i$ 番目センサノードの符号ビット列 $\mathbf{c}_i$ の $k_c$ 番目の符号ビット
$D_{i,k}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $k$ 番目データビット $b_{i,k}$ に関する標準 MAP 復号器の LLR
$\check{D}_{i,k}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $k$ 番目データビット $b_{i,k}$ に関する MAP 判定基準
$D'_{i,k}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $k$ 番目データビット $b_{i,k}$ に関する拡張 MAP 復号器の LLR
$D''_{i,k}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $k$ 番目データビット $b_{i,k}$ に関する一般化された拡張 MAP 復号器の LLR
$D_k$	データビット列 $\mathbf{b}$ の $k$ 番目データビット $b_k$ に関する LLR
$E_k$	データビット列 $\mathbf{b}$ の $k$ 番目データビット $b_k$ に関する外部情報
$E_{i,k}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $k$ 番目データビット $b_{i,k}$ に関する標準 MAP 復号器の外部情報
$E'_{i,k}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $k$ 番目データビット $b_{i,k}$ に関する拡張 MAP 復号器の外部情報

記号	パラメータ
$E''_{i,k}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $k$ 番目データビット $b_{i,k}$ に関する一般化された拡張 MAP 復号器の外部情報
$f_w(N, \bar{\gamma}, \rho)$	センサノード数 $N$ , SNR $\bar{\gamma}$ , 相互相関係数 $\rho$ に依存する無符号化重みを表す関数
$G, G_r$	RSC 符号器のパリティ多項式と再帰多項式
$\gamma$	データビットあたりの SNR
$\gamma_i$	$i$ 番目センサノードのデータビットあたりの SNR
$\bar{\gamma}$	通信路容量が等しい場合の各センサノードのデータビットあたりの SNR
$\bar{\gamma}_{lim}$	誤りなく伝送するために必要なデータビットあたりの平均 SNR の最小理論限界値
$H(\cdot)$	エントロピー
$I(b_{i,k}; \cdot)$	データビット $b_{i,k}$ に関して得られる相互情報量
$I(b_k; \cdot)$	データビット $b_k$ に関して得られる相互情報量
$J(\cdot), J^{-1}(\cdot)$	相互情報量を表す単調増加関数とその逆関数
$K$	データビット列の長さ (ビット数)
$K'$	データビットの一致確率の推定に用いるビット数
$L$	ADC の分解能
$M$	送信シンボル数
$N$	センサノードの個数
$n_{A,k}$	事前情報 $A_k$ をモデル化するためのガウス確率変数
$n_{A_i,k}$	事前情報 $A_{i,k}$ をモデル化するためのガウス確率変数
$n_{E,k}$	外部情報 $E_k$ をモデル化するためのガウス確率変数
$n_{E'_i,k}$	外部情報 $E'_{i,k}$ をモデル化するためのガウス確率変数
$n_{S_i,k}$	サイド情報 $S_{i,k}$ をモデル化するためのガウス確率変数
$n_{Z,k}$	通信路値 $Z_k$ をモデル化するためのガウス確率変数
$n_{Z_i,k}$	通信路値 $Z_{i,k}$ をモデル化するためのガウス確率変数
$n_{i,k_c}$	$i$ 番目センサノードの符号ビット列 $\mathbf{c}_i$ の $k_c$ 番目符号ビット $c_{i,k_c}$ に対して通信路で重畳される AWGN

記号	パラメータ
$n_k$	データビット列 $\mathbf{b}$ の $k$ 番目データビット $b_k$ に対して通信路で重畳される AWGN
$p$	データビットの一致確率
$p_{ij}$	$i$ 番目と $j$ 番目のセンサノードのデータビットの一致確率
$p_{ij}^{(l)}$	$i$ 番目と $j$ 番目のセンサノードの $l$ 番目ビット階層のデータビットの一致確率
$p_{u_1, u_2, \dots, u_N}$	$N$ 個のセンサノードのデータビットの結合生起確率
$p_{u_1, u_2, \dots, u_N}^{(l)}$	$N$ 個のセンサノードの $l$ 番目ビット階層のデータビットの結合生起確率
$p_e$	復号ビットのビット誤り率
$p_e(w)$	重み $w$ によって決まる無符号化時のビット誤り率
$\hat{p}_{ij}$	$i$ 番目と $j$ 番目のセンサノードのデータビットの一致確率の推定値
$\hat{p}_{ij}^{(l)}$	$i$ 番目と $j$ 番目のセンサノードの $l$ 番目ビット階層のデータビットの一致確率の推定値
$\hat{p}_{u_1, u_2, \dots, u_N}$	$N$ 個のセンサノードのデータビットの結合生起確率の推定値
$\hat{p}_{u_1, u_2, \dots, u_N}^{(l)}$	$N$ 個のセンサノードの $l$ 番目ビット階層のデータビットの結合生起確率の推定値
$Q(\cdot)$	Q関数
$q$	復号ビットの一致確率
$R_i$	$i$ 番目センサノードが観測する情報源 $X_i$ の 1 シンボルを表すのに必要な平均符号長
$R_c$	通信路符号化率
$R_{c,i}$	$i$ 番目センサノードの通信路符号化率
$\bar{R}$	誤りなく伝送可能な情報量の平均伝送レート
$\mathbf{r}^b$	データビット列 $\mathbf{b}$ に関する復調器出力系列
$\mathbf{r}^{p1}, \mathbf{r}^{p2}$	2つのパリティビット列 $\mathbf{c}^{p1}, \mathbf{c}^{p2}$ に関する復調器出力系列
$\mathbf{r}_i$	$i$ 番目センサノードから受信したデータの復調器出力系列
$\mathbf{r}_i^b$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ に関する復調器出力系列

記号	パラメータ
$\mathbf{r}_i^{p1}, \mathbf{r}_i^{p2}$	$i$ 番目センサノードの2つのパリティビット列 $\mathbf{c}_i^{p1}, \mathbf{c}_i^{p2}$ に関する復調器出力系列
$\mathbf{r}_i^p$	$\mathbf{r}_i^{p1}$ あるいは $\mathbf{r}_i^{p2}$ を表す $i$ 番目センサノードのパリティビット列に関する復調器出力系列
$r$	$i$ 番目センサノードから受信したある符号ビット $c$ に関する復調器出力
$r_{i,k_c}$	$i$ 番目センサノードから受信したデータの復調器出力系列 $\mathbf{r}_i$ における $k_c$ 番目の復調器出力
$r_{i,k}^b$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}$ の $k$ 番目データビット $b_{i,k}$ に関する復調器出力
$r_k^b$	データビット列 $\mathbf{b}$ の $k$ 番目データビット $b_k$ に関する復調器出力
$\rho$	データビットの相互相関係数
$\rho_{ij}$	$i$ 番目と $j$ 番目のセンサノードのデータビットの相互相関係数
$\rho_{ij}^{(l)}$	$i$ 番目と $j$ 番目のセンサノードの $l$ 番目ビット階層のデータビットの相互相関係数
$\hat{\rho}_{ij}$	$i$ 番目と $j$ 番目のセンサノードのデータビットの相互相関係数の推定値
$S$	あるデータビットに関するサイド情報の値
$S_{i,k}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $k$ 番目データビット $b_{i,k}$ に関するサイド情報
$S_{i,m}^{(l)}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $m$ 番目シンボル, $l$ 番目ビット階層のデータビット $b_{i,m}^{(l)}$ に関するサイド情報
$S'_{i,k}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $k$ 番目データビット $b_{i,k}$ に関する拡張 MAP 復号器が出力するサイド情報
$S''_{i,k}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $k$ 番目データビット $b_{i,k}$ に関する一般化された拡張 MAP 復号器が出力するサイド情報
$\sigma^2$	通信路で重畳される AWGN の分散
$\sigma_i^2$	$i$ 番目センサノードが情報伝送する通信路で重畳される AWGN の分散

記号	パラメータ
$\sigma_A^2$	ガウス確率変数 $n_{A,k}$ の分散
$\sigma_{A_i}^2$	ガウス確率変数 $n_{A_i,k}$ の分散
$\sigma_E^2$	ガウス確率変数 $n_{E,k}$ の分散
$\sigma_{E'_i}^2$	ガウス確率変数 $n_{E'_i,k}$ の分散
$\sigma_{S_i}^2$	ガウス確率変数 $n_{S_i,k}$ の分散
$\sigma_Z^2$	ガウス確率変数 $n_{Z,k}$ の分散
$\sigma_{Z_i}^2$	ガウス確率変数 $n_{Z_i,k}$ の分散
$T(\cdot)$	標準 MAP 復号器の EXIT 特性
$T'(\cdot)$	拡張 MAP 復号器の EXIT 特性
$u_i$	$i$ 番目センサノードのデータビットが取りうる 0,1 の値
$X_i$	$i$ 番目センサノードが観測する情報源
$\mathbf{x}_i$	$i$ 番目センサノードの送信シンボル列
$x_{i,m}$	$i$ 番目センサノードの送信シンボル列 $\mathbf{x}_i$ の $m$ 番目シンボル
$w$	重み
$w_{ij}$	$i$ 番目センサノードから $j$ 番目センサノードへの重み
$w_{avg}$	平均重み
$w_{sum}$	加算重み
$w_{uc}$	無符号化重み
$Z_k$	データビット列 $\mathbf{b}$ の $k$ 番目データビット $b_k$ に関する通信路値
$Z_{i,k}$	$i$ 番目センサノードのデータビット列 $\mathbf{b}_i$ の $k$ 番目データビット $b_{i,k}$ に関する通信路値
~	他方のパリティに関する MAP 復号器を区別するための記号

## 業績一覧

(丸印は本論文に関係のある文献・発表を表している)

### I. 学会誌等

論文題目	公表の方法及び時期	著者
1. 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, vol. J88-A, no. 12, pp. 1442–1451, Dec. 2005.	小林健太郎, 山里敬也, 岡田 啓, 片山正昭
② センサネットワークにおける送信情報系列間の相関を利用した繰返し通信路誤り訂正復号法	電子情報通信学会論文誌, vol. J89-A, no. 12, pp. 1044–1056, Dec. 2006.	小林健太郎, 山里敬也, 岡田 啓, 片山正昭
③ Decoding of Separately Encoded Multiple Correlated Sources Transmitted over Noisy Channels	IEICE Transactions on Fundamentals, vol. E92-A, no. 10, pp. 2402–2410, Oct. 2009.	K. Kobayashi, T. Yamazato, M. Katayama
④ 観測データ間の相関を利用した統合復号法へのADCビットレベルに応じた相関推定の適用	電子情報通信学会論文誌, vol. J93-A, no. 5, pp. –, May 2010. (採録決定)	小林健太郎, 山里敬也, 片山正昭

※ IEICE: 電子情報通信学会

## II. 国際会議

論文題目	公表の方法及び時期	著者
① Iterative Joint Channel-Decoding Scheme Using the Correlation of Transmitted Information Sequences	International Symposium on Information Theory and Its Applications (ISITA2006), pp. 808–813, Oct. 2006.	K. Kobayashi, T. Yamazato, H. Okada, M. Katayama
2. Route Diversity Effect of Joint Decoding Using Correlation between Observed Data Sequences in Sensor Networks	IEEE Vehicular Technology Conference (VTC2007-Spring), pp. 217–221, Apr. 2007.	H. Okada, K. Kobayashi, T. Yamazato, K. Mase
3. Joint Channel Decoding of Spatially and Temporally Correlated Data in Wireless Sensor Networks	International Symposium on Information Theory and Its Applications (ISITA2008), pp. 930–934, Dec. 2008.	K. Kobayashi, T. Yamazato, H. Okada, M. Katayama

※ IEEE: 米国電気電子学会



### III. その他

論文題目	公表の方法及び時期	著者
1. 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通信品質の改善	電気関係学会東海支部連合大会, O-272, Sep. 2004.	小林健太郎, 山里敬也, 岡田 啓, 片山正昭
2. 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通信品質の改善	電子情報通信学会第二種研究会資料, SN2004-1, pp. 1-4, Dec. 2004.	小林健太郎, 山里敬也, 岡田 啓, 片山正昭
3. 観測データの相関を利用した推定品質の改善 – センサノードが一様ランダムに配置されている場合 –	電子情報通信学会第二種研究会資料, SN2005-5, pp. 15-20, Jun 2005.	小林健太郎, 山里敬也, 岡田 啓, 片山正昭
4. センサネットワークにおける送信情報系列の相関を利用した誤り訂正復号法に関する一考察	電子情報通信学会第二種研究会資料, SN2006-10, pp. 59-64, Jan. 2006.	小林健太郎, 山里敬也, 岡田 啓, 片山正昭
5. センサネットワークにおける送信情報系列間の相関を利用したたたみ込み符号・統合復号化	電子情報通信学会総合大会, A-21-19, p. 367, Mar. 2006.	小林健太郎, 山里敬也, 岡田 啓, 片山正昭

論文題目	公表の方法及び時期	著者
⑥ 送信情報系列間の相関を利用した繰り返し通信路誤り訂正復号法 – センサノード数が二つ以上の場合への拡張 –	電子情報通信学会第二種研究会資料, SN2006-32, pp. 91–97, May 2006.	小林健太郎, 山里敬也, 岡田 啓, 片山正昭
7. 観測データの相関を利用した誤り訂正復号法におけるフュージョン方式に関する一検討	電子情報通信学会ソサイエティ大会, A-21-15, p. 227, Sep. 2006.	岡田 啓, 小林健太郎, 山里敬也, 間瀬憲一
8. 送信情報系列間の相関を利用した誤り訂正復号法における経路ダイバシチ効果の評価	電子情報通信学第5回アドホックネットワーク・ワークショップ, pp. 2-5–2-8, Oct. 2006.	岡田 啓, 小林健太郎, 山里敬也, 間瀬憲一
9. フェージング環境における送信情報系列間の相関を利用した誤り訂正復号法の特性評価	電子情報通信学会第二種研究会資料, SN2006-45, pp. 45–51, Dec. 2006.	小林健太郎, 山里敬也, 岡田 啓, 片山正昭
⑩ 無線センサネットワークにおける統合復号に関する研究	ワイヤレステクノロジーパーク 2007 アカデミアプログラム, pp. 26–27, Apr. 2007.	小林健太郎, 山里敬也, 岡田 啓, 片山正昭
⑪ 相関のある情報源の分散符号化・統合復号法の EXIT 解析に関する一検討	電子情報通信学会技術報告, vol. 107, no. 402, RCS2007-125, pp. 79–83, Dec. 2007.	小林健太郎, 山里敬也, 片山正昭

論文題目	公表の方法及び時期	著者
⑫ 相関のある複数情報源のターボ符号化・くり返し統合復号法	電子情報通信学会総合大会, B-20-4, p. 545, Mar. 2008.	小林健太郎, 山里敬也, 片山正昭
⑬ 相関のある情報源の分散符号化・統合復号法の EXIT 解析	第4回無線分散ネットワークに関するワークショップ, Jun 2008.	小林健太郎, 山里敬也, 片山正昭
14. 可視光通信による分散ノード間協力通信	第10回 DSPPS 教育者会議, pp. 72-73, Sep. 2008.	小林健太郎, 仲尾亘司, 山里敬也, 片山正昭
15. 空間・時間相関のある情報源の統合復号法に関する一検討	電子情報通信学会通信ソサイエティ大会, B-20-6, p. 342, Sep. 2008.	小林健太郎, 山里敬也, 岡田 啓, 片山正昭
⑯ 相関のある複数情報源のターボ符号化・くり返し統合復号法の特性評価	電子情報通信学会技術報告, vol. 108, no. 252, USN2008-47, pp. 51-56, Oct. 2008.	小林健太郎, 山里敬也, 片山正昭
⑰ 実観測データのビットごとの相関を利用した統合復号法	電子情報通信学会技術報告, vol. 109, no. 22, MoMuC2009-2, pp. 7-12, May 2009.	小林健太郎, 山里敬也, 片山正昭

論文題目	公表の方法及び時期	著者
⑱ 複数センサノードの ADC 出力ビット間の相関推定と統合復号法に関する一検討	電子情報通信学会通信ソサイエティ大会, B-20-7, p. 388, Sep. 2009.	小林健太郎, 山里敬也, 片山正昭
⑲ 複数センサノードの観測データ間の相関を利用した統合復号法に関する一検討 – 実観測データの ADC ビットレベルに応じた相関推定 –	電子情報通信学会技術報告, vol. 109, no. 248, USN2009-42, pp. 95–100, Oct. 2009.	小林健太郎, 山里敬也, 片山正昭

#### IV. 受賞歴

1. 平成 19 年度名古屋大学学術奨励賞, 2007 年 7 月
2. 電子情報通信学会モバイルマルチメディア通信研究会 若手研究奨励賞, 2010 年 5 月 (受賞決定)