

空間サンプリングデータを用いた散乱体の部分再構成について

成瀬 洋介[†], 高田 潤一[†]

[†] 東京工業大学大学院理工学研究科 〒 152-8550 東京都目黒区大岡山 2-12-1-S6-4

E-mail: †{naruse, takada}@ap.ide.titech.ac.jp

1 背景

屋内・屋外での電波電波環境の解析・モデル化は、アダプティブアレー、アンテナダイバーシティ、MIMO 伝送などの空間的な伝搬特性を利用し、アレーアンテナを用いた通信方式の検討に必要とされ、研究されている。その中でも MUSIC や ESPRIT[1], ISI-SAGE[2][3][4] などの到来方向推定の手法を利用した解析 [5][6] では、基本的には観測した空間サンプリングベクトルを、平面波や球面波のモードベクトル(ステアリングベクトル)で分解することを目的としている。よって解析結果は伝搬の様子を平面波や球面波などの単純な波の重ね合わせとして表現されることになる。しかし、実際には伝搬環境には複雑な形状の散乱体が存在し、それらから発生した複雑な散乱波も同様に、球面波などに分解されることになってしまい、それらの分解された波から散乱波を構成するものを選んで特徴付けることが検討されている。例えば、これまでは球面波の散乱中心の分布をクラスタリングすることによって散乱波を表現することがなされてきたが、本研究では散乱波をより数学的に定式化する手法の基礎的な部分を検討する。

今回提案する手法では、散乱波は散乱体周囲の電磁場によって表現される。これは、もし散乱体の周囲の電磁場が観測によって推定できたならば、その散乱体を外部から観測した場合の特性が全て分かるためである。このような、空間サンプリングなどの観測によって、離れた場所の波面を推定する手法として、ホログラフィー [7] (波面の完全な再構成) があるが、これは必要とされるサンプリングが完全に与えられた状況でのものであり、実際問題としては散乱体周囲の電磁場を完全に再構成できるほどの観測ができることは稀である。

よって、提案する手法では、散乱体周囲の電磁場の

Clustering of Scattering Center

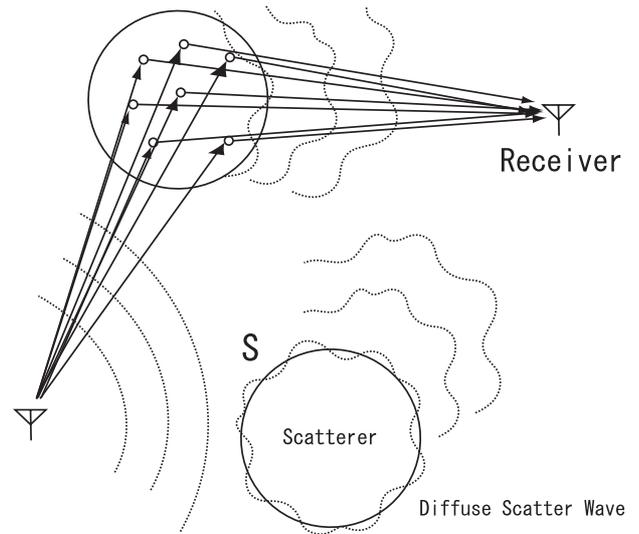


図 1: 散乱中心のクラスタリングと提案手法の模式図

成分のうち、それを観測した範囲内で、部分的にどの程度のこと分かるのか、また散乱体モデルとして利用する場合、モデルとしてどの程度の情報を持っているのかを数学的に定式化し、それに関するモデル化の手法や推定手法を、信号・画像復元 [8] などの分野で研究されてきたヒルベルト空間上の数学や情報量基準・モデル選択などの手法を利用して解決するアプローチを提案する。

2 問題の定式化

2.1 散乱波の観測

ここでは、散乱体の観測や推定を線形逆問題として定式化する。これは信号・画像復元の分野での手法を

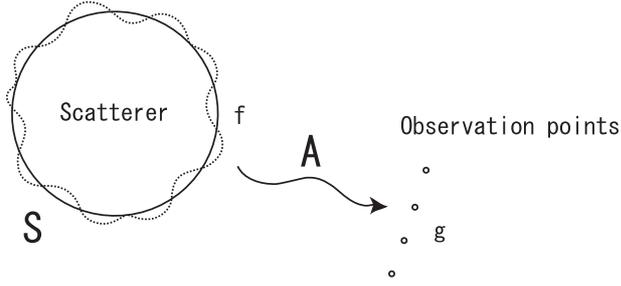


図 2: 問題の定式化

参考にしたものであり、詳しくは文献 [8] を参考にされたい。

散乱波を観測する手法として、離散的なサンプリングを想定する。これは例えば、

- (a) アンテナの位置を少しずつ動かして測定
- (b) アンテナの指向性を少しずつ変えて測定

などが考えられる。具体的な例では、(a) は合成開口、(b) は鋭い指向性を持つアンテナを回転させる方法に相当する。

簡単のため、 Z 軸方向に一樣な 2 次元の問題として議論を進めることにする。図 (2) のように散乱体を、場所 r_i に配置した指向性 $D_i(\hat{k}(r, r_i))$ のアンテナで観測する状況を考える。ここで、 $\hat{k}(r, r_i)$ は r_i から r へ方向ベクトルである。散乱体の周囲を境界 S で囲い、外部から観測した場合の境界上の等価二次波源分布を $f(r)$ とし、散乱体以外に等価波源がないと仮定すると、このときアンテナが受信する複素電圧は、

$$g_i = \int_{r \in S} f(r) D_i(\hat{k}(r, r_i)) G(r|r_i) dr \quad (1)$$

と表現できる。上式において、 $G(r|r_i)$ は波動方程式のグリーン関数である。

ここで、式 (1) の積分を以下のように定義された関数空間 L_2 上の内積であると考える。

$$\langle f, g \rangle \equiv \int_{r \in S} f(r) \overline{g(r)} dr \quad (2)$$

ただし、 $\overline{g(r)}$ は $g(r)$ の複素共役を示す。以降、一般にヒルベルト空間 (完備な内積空間) 上の問題として定式化する。

内積を利用すると、式 (1) は次のように表現できる。

$$g_i = \langle f, K(r|\theta_i) \rangle, \quad (3)$$

$$K(r|\theta_i) \equiv \overline{D_i(\hat{k}(r, r_i)) G(r|r_i)} \quad (4)$$

ここで、 $K(r|\theta_i)$ は式 (1) の積分核であり、 $\theta_i = (r_i, D_i(\hat{k}))$ は積分核を特徴付ける全てのパラメータであり、いわば観測条件である。

観測として N 個のサンプリングをそれぞれ条件 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N$ で行い、観測された複素電圧をそれぞれ g_1, g_2, \dots, g_N とすると、 $g = (g_1 g_2 \dots g_N)^T \in \mathbb{C}^N$ として、

$$g = Af, \quad A = \sum_{i=1}^N e_i \otimes \overline{K(r|\theta_i)} \quad (5)$$

と表現できる。ただし、 e_i は \mathbb{C}^N の標準基底、 $(\cdot \otimes \cdot)$ は Neumann-Schatten 積¹ である。これは、二次波源分布 f を作用素 A で観測すると、観測結果 g が得られるというものであり、 A は観測作用素又はサンプリング作用素と呼ばれる。

一般に観測に伴いノイズ $\varepsilon \in \mathbb{C}^N$ が加法的に混入することから、

$$g = Af + \varepsilon \quad (7)$$

の関係が成り立つ。

以降本文中において、観測は場所を変えてのみという場合が頻出するが、その場合には θ_i を観測場所 r_i に置き換えて $K(r|r_i)$ のように表記する。さらに指向性を考えない場合では、具体的には、

$$K(r|r_i) \equiv \overline{H_0^{(2)}(k\|r - r_i\|)/4j} \quad (8)$$

のように第 2 種 Hankel 関数を利用する。

¹ H_1, H_2 をヒルベルト空間として、ブラケットを H_2 上の内積とすると、Neumann-Schatten 積は、任意の元 $f \in H_1, g \in H_2$ について、次のように定義される。

$$(f \otimes \bar{g})h = \langle h, g \rangle f \quad \text{for } \forall h \in H_2$$

さらに、Neumann-Schatten 積には次のような性質がある。

- $(f \otimes \bar{g})^* = g \otimes \bar{f}$ ただし、 $(f \otimes \bar{g})^*$ は $f \otimes \bar{g}$ の共役作用素である。
- $(f \otimes \bar{g})(u \otimes \bar{v}) = \langle u, g \rangle (f \otimes \bar{v})$

2.2 線形逆問題

前述したように，散乱波モデルを求めることは観測データ g より f を求めることである．式 (7) のように一般に A の逆が存在せず，ノイズも存在するような線形逆問題を解く手法は，これまでにいろいろ研究されてきている．[8] それらの手法では，

$$f = Xg \quad (9)$$

のように線形作用素 X を作用させて f を求めるが， X を選ぶ基準として，推定値 f をオリジナルの f (以降 f_0 と表記) にどのような基準で近づけるのかを定義して求めている．今回の問題においても， f の散乱波モデルとしての良さを定義して，それを小さくするように X を選ばなくてはならない．

2.3 散乱波モデルの良さの基準

散乱波モデルに求められる条件を考えてみると，

- (a) モデルは観測データ g をもとに構成されるが，構成されたモデルを再び A で観測した場合，なるべく元の g に近いものが得られるのが望ましい．
- (b) モデル化することによって，モデルを作るために利用していない (実際に観測していない) 観測条件においても，観測結果がある程度正確に予測できるのが望ましい．

(b) はモデルは一般化されている，つまり汎化能力を持つのが望ましいという意味である．モデルの汎化能力を評価するものとして汎化誤差があるが，これはモデルの起こり得る全ての推定誤差を足し合わせたものであり，小さいほど良いモデルであるとされる．

今回の場合，モデルによって推定されるのは観測値であり，モデルをいろいろな条件で観測した場合の誤差の平均を汎化誤差と定義することにする．

アンテナ位置が r_0 の場合に，真の境界上の波源分布 f_0 の場合に観測される複素電圧 $g_0(r_0)$ と，推定した波源分布 f の場合に観測される複素電圧 $g(r_0)$ の二乗誤差は，

$$\begin{aligned} & \|g_0(r_0) - g(r_0)\|^2 \\ &= \| \langle f_0, K(r|r_0) \rangle - \langle f, K(r|r_0) \rangle \|^2 \\ &= \| \langle f_0 - f, K(r|r_0) \rangle \|^2 \end{aligned} \quad (10)$$

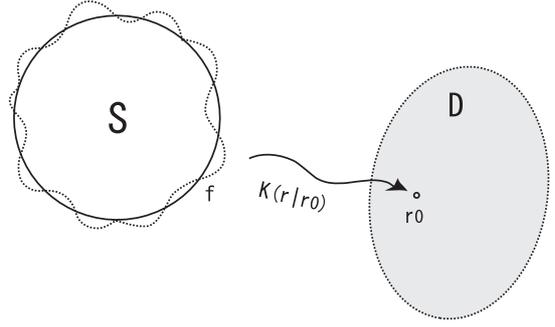


図 3: 汎化誤差の説明

となる．ここで例えば図 (3) のように，モデルとして利用される範囲の観測条件として，観測場所を D 内と制限した場合，推定誤差の D 内での平均を考えると，式 (10) をアンテナ位置に関して D 内で積分し，さらに，式 (7) のように，観測時にノイズ ε が混入する場合には，ノイズによる推定値 f のバラツキを考えて，ノイズによる平均をとって，汎化誤差は，

$$\begin{aligned} J_0 &= E_\varepsilon \int_{r_0 \in D} \| \langle f_0 - f, K(r|r_0) \rangle \|^2 dr_0 \\ &= E_\varepsilon \int_{r_0 \in D} \left\| \left(1 \otimes \overline{K(r|r_0)} \right) (f_0 - f) \right\|^2 dr_0 \\ &= E_\varepsilon \int_{r_0 \in D} \langle \left(1 \otimes \overline{K(r|r_0)} \right) (f_0 - f), \\ &\quad \left(1 \otimes \overline{K(r|r_0)} \right) (f_0 - f) \rangle dr_0 \\ &= E_\varepsilon \int_{r_0 \in D} \langle \left(K(r|r_0) \otimes \overline{K(r|r_0)} \right) \\ &\quad (f_0 - f), (f_0 - f) \rangle dr_0 \\ &= E_\varepsilon \langle W(f_0 - f), (f_0 - f) \rangle \\ &= E_\varepsilon \|f_0 - f\|_W^2, \\ W &= \int_{r_0 \in D} K(r|r_0) \otimes \overline{K(r|r_0)} dr_0 \end{aligned} \quad (11)$$

となり，作用素 W による重みつき二乗ノルムとなる．ここで， E_ε はノイズ ε に関する平均である．

この J_0 が小さくなるようにモデルを求めることになるが，ここで注意しなくてはならないのは， J_0 が小さくなるように推定された f は，必ずしも真の波源分布 f_0 に近いとは限らないということである．あくまでもそれを観測した値が近いかどうかで評価しているためである． J_0 を最小にすることは，重みつき最小二乗問題であるともいえる．

式 (11) では、モデルとして利用する観測場所は連続的な領域でも評価できるが、重積分が必要であるため、評価する領域が離散的な M 個のサンプリング点 $D = \{p_1, p_2, \dots, p_M\}$ である特別な場合も考えておく。この場合は積分が \int に変わるだけであり、さらに各点での誤差の平均を考える場合、

$$W = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M K(\mathbf{r}|p_i) \otimes \overline{K(\mathbf{r}|p_i)} \quad (12)$$

となる。さらに特別な場合として、評価する点が観測点と同じ場合、つまり $D = \{r_1, r_2, \dots, r_N\}$ では、

$$W = \frac{1}{N} A^* A \quad (13)$$

と表現できる。

3 SIC による散乱波のモデル選択

3.1 情報量基準とモデル選択

汎化誤差である式 (11) は、その式中に本来未知である真の波源分布 f_0 が入っていて、そのままでは評価できない。このように、本来評価できない汎化誤差を近似的に評価するものが情報量基準であり、統計の分野では AIC(Akaike's Information Criterion)[9] などが有名である。AIC はモデルとして確率分布を扱っているので、汎化誤差として確率分布の近さを測る Kullback-Leibler 情報量を評価している。しかし今回汎化誤差は、式 (11) のようにヒルベルト空間上のノルムとして表現されているため、SIC(Subspace Information Criterion) [10][11][12] という情報量基準を利用する。

MDL(Minimum Description Length) 原理として知られているように、一般にモデルの自由度が大きくなると観測点における尤度は大きくなるが、自由度が大きすぎると過学習 [13] と呼ばれる現象で、汎化能力は低下してしまう。これを避けるために適切なモデルの自由度を求めるのがモデル選択である。

3.2 カーネル回帰モデル

SIC ではモデルをカーネル回帰モデル²、つまり複数の基底関数の線形結合によって表現したものとして

²SIC においてのモデルは、再生核ヒルベルト空間とされており、基底関数はその再生核となるが、今回はモデルが再生核ヒルベルト

定式化されている。具体的には、波源分布 f_0 を近似する自由度 p のモデルとして、

$$f(\mathbf{r}) = \beta_1 \psi_1(\mathbf{r}) + \beta_2 \psi_2(\mathbf{r}) + \dots + \beta_p \psi_p(\mathbf{r}) \quad (14)$$

のように表現して、 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ は、そのモデルのパラメータとなる。つまり、モデルは関数空間 H の部分空間 $S = \text{span}\{\psi_i(\mathbf{r})\}_{i=1}^p$ となっている。ここで一般に、式 (5)(9) のような体系では、モデル S は、

$$S \subseteq \mathcal{R}(A^*) \quad (15)$$

となるように選ばなくてはならないことが知られている。[8][14][15] ここで、 $\mathcal{R}(A^*)$ は作用素 A^* の値域³ である。これは f_0 の $\mathcal{R}(A^*)^\perp = \mathcal{N}(A)$ に属する成分は A によっては観測できないことに起因している。

このようなモデルでは基底関数の数がモデルの自由度となるが、まずモデルの自由度が与えられたとき、どのように基底関数を選べばいいのかを検討する。

作用素 A の特異値分解は次のように表現される。

$$A = \sum_{i=1}^N \lambda_i (\mathbf{u}_i \otimes \overline{\varphi_i(\mathbf{r})}), \quad |\lambda_1| \geq |\lambda_2| \geq \dots \geq |\lambda_N| \quad (16)$$

ここで、 $\mathbf{u}_i, \varphi_i(\mathbf{r}), \lambda_i$ はそれぞれ、 $\mathcal{R}(A) \subseteq \mathbb{C}^N, \mathcal{R}(A^*) \subseteq H$ を張る正規直交基底とそれに対応する特異値である。

これはつまり、 $g = Af$ を考えると、 f の各 $\varphi_i(\mathbf{r})$ に沿う成分がそれぞれ λ_i 倍されて、 g の \mathbf{u}_i に沿う成分として観測されるということであり、 p 次元のモデルを考えるならば、固有関数 $\varphi_i(\mathbf{r})$ のうち、最も強調して観測されることになる、対応する特異値が大きいものから順に p 個の固有関数の線形結合によって表現するのが妥当だと考えられる。よって、 p 次元のモデルとして部分空間 $S_p = \text{span}\{\varphi_i(\mathbf{r})\}_{i=1}^p$ を利用することにする。また明らかに、 $S_p \subseteq \mathcal{R}(A^*)$ である。

次に、モデル S_p による f_0 の最良近似を与える推定作用素 X_p は、ノイズが無い環境において、

$$X_p = A^* Y_p, \quad Y_p = \sum_{i=1}^p \frac{1}{|\lambda_i|^2} (\mathbf{u}_i \otimes \overline{\mathbf{u}_i}) \quad (17)$$

空間ではないため、弱干定式化が異なっている。また、今回は汎化誤差のノルムに重み W がついている点も異なっている。

³作用素 $A \in \mathcal{B}(H_1, H_2)$ について A の値域と零空間はそれぞれ、

$$\begin{aligned} \mathcal{R}(A) &= \{g | g = Af, \quad f \in H_1\} \\ \mathcal{N}(A) &= \{f | Af = 0, \quad f \in H_1\} \end{aligned}$$

で定義される。

与えられることを示す．

$X_p A$ に式 (17) と A の特異値分解を代入して計算すると，

$$\begin{aligned} X_p A &= \sum_{i=1}^N \bar{\lambda}_i (\varphi_i(\mathbf{r}) \otimes \bar{\mathbf{u}}_i) \sum_{j=1}^p \frac{1}{|\lambda_j|^2} (\mathbf{u}_j \otimes \bar{\mathbf{u}}_j) \\ &\quad \sum_{k=1}^N \lambda_k (\mathbf{u}_k \otimes \overline{\varphi_k(\mathbf{r})}) \\ &= \sum_{i=1}^p \varphi_i(\mathbf{r}) \otimes \overline{\varphi_i(\mathbf{r})} = P_{S_p} \end{aligned} \quad (18)$$

となり，部分空間 S_p への直交射影作用素となる． f_0 の部分空間 S_p 内での最良近似を与えるのは， f_0 の S_p への直交射影つまり， $P_{S_p} f_0$ であるので， X_p はモデル S_p による f_0 の最良近似を与える作用素だと言える．

次に， J_0 を SIC で評価するために，文献 [10] の手法と同様にして J_0 を分解する．式 (15) より明らかであるが，モデル S_p はどのように選んでも最大で $\mathcal{R}(A^*)$ であるので， f_0 は次のように，本質的にモデルによって近似できる部分とできない部分に一意に分解される．

$$f_0 = f_S + f_S^\perp, \quad f_S \in \mathcal{R}(A^*), \quad f_S^\perp \in \mathcal{R}(A^*)^\perp \quad (19)$$

f_S はモデルによって近似可能な成分， f_S^\perp はモデルによって近似不可能な成分となる．これを汎化誤差の式 (11) に代入して，

$$\begin{aligned} J_0 &= E_\varepsilon \|f_0 - f\|_W^2 = E_\varepsilon \|f_S + f_S^\perp - f\|_W^2 \\ &= E_\varepsilon \|f_S - f\|_W^2 + \|f_S^\perp\|_W^2 \\ &\quad (\because f \in S_p \subseteq \mathcal{R}(A^*)) \end{aligned} \quad (20)$$

のように分解できる．式 (20) の第 2 項は，モデルや f の選び方によっては変化しないため無視し，第 1 項を J_1 とおき，これを SIC で評価することになる．

ところで， $f_S \in \mathcal{R}(A^*)$ であることより，

$$f_S = A^* \alpha \quad (21)$$

と表現できる．ここで， $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N)^\top$ は f_S と等価な情報を持つベクトルであるが，これは f_0 が未知であるので，同様に未知である．

J_1 の定義式に式 (21)(9)(17) (12) を代入して変形す

ると，

$$\begin{aligned} J_1 &= E_\varepsilon \|f_S - f\|_W^2 = E_\varepsilon \|A^* \alpha - X_p g\|_W^2 \\ &= E_\varepsilon \|A^*(\alpha - Y_p g)\|_W^2 \\ &= E_\varepsilon \langle W A^*(\alpha - Y_p g), A^*(\alpha - Y_p g) \rangle \\ &= E_\varepsilon \langle A W A^*(\alpha - Y_p g), (\alpha - Y_p g) \rangle \\ &= E_\varepsilon \langle B(\alpha - Y_p g), (\alpha - Y_p g) \rangle \\ &= E_\varepsilon \|\alpha - Y_p g\|_B^2 \end{aligned} \quad (22)$$

$$\begin{aligned} B &= A W A^* \\ &= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N (\mathbf{e}_i \otimes \overline{K(\mathbf{r}, \mathbf{r}_i)}) \\ &\quad \left(K(\mathbf{r}, \mathbf{p}_j) \otimes \overline{K(\mathbf{r}, \mathbf{p}_j)} \right) (K(\mathbf{r}, \mathbf{r}_k) \otimes \bar{\mathbf{e}}_k) \\ &= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N \langle K(\mathbf{r}, \mathbf{p}_j), K(\mathbf{r}, \mathbf{r}_i) \rangle \\ &\quad \langle K(\mathbf{r}, \mathbf{r}_k), K(\mathbf{r}, \mathbf{p}_j) \rangle \mathbf{e}_i \mathbf{e}_k^\top \end{aligned} \quad (23)$$

以上を踏まえて， J_1 をモデル S_p について SIC [10][11][12] によって評価すると，

$$\begin{aligned} \text{SIC} &= \|(Y_p - Y_N)g\|_B^2 \\ &\quad - \text{tr}[B(Y_p - Y_N)Q(Y_p - Y_N)^*] + \text{tr}(B Y_p Q Y_p^*) \\ \text{where } Q &= E_\varepsilon (\varepsilon \otimes \bar{\varepsilon}) \end{aligned} \quad (24)$$

となる． Q はノイズ ε の共分散行列である．式 (24) において， $Y_N = (A A^*)^{-1}$ が α の不偏推定量を与える ($\alpha = E_\varepsilon Y_N g$) ことを利用している．(不偏推定量になることについては文献 [10] を参照)

さらに式 (24) において，ノイズが白色で $Q = \sigma^2 I$ と表現される場合，かつ汎化誤差の評価点が観測点と同じ場合を考えると，式 (13) を代入して整理して，

$$\text{SIC} = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=p+1}^N \| \langle g, \mathbf{u}_i \rangle \|^2 - \sigma^2 N + 2\sigma^2 p \right) \quad (25)$$

となる．ここで， \mathbf{u}_i は式 (16) にある A を特異値分解した際のベクトルである．

4 シミュレーション

シミュレーションで想定した状況として，周波数は 5.2GHz，2次元の問題として， $K(\mathbf{r}|\theta_i)$ には式 (8) を使い，アンテナによるサンプリングは原点から順に $+x$

軸方向に 0.4λ 間隔で 20 点とした．散乱体は，中心を $(-3,3)[\text{m}]$ として，任意の半径で円形の境界を配置した．等価波源としては， $(10,10)[\text{m}]$ の位置に電流源がある場合に，完全導体の円柱による散乱波の厳密解を利用した．

4.1 作用素 A の特異値の評価

散乱体の境界の大きさや観測の条件によって，どのように A の特異値の大きさが変化するのかを調べる．式 (16) より，作用素の特異値の大きさは，

$$AA^* \mathbf{u}_i = |\lambda_i|^2 \mathbf{u}_i \quad (26)$$

のように，行列 AA^* の固有値から求められることを利用する． AA^* は式 (5) より，次のように計算する．

$$\begin{aligned} AA^* &= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \left(\mathbf{e}_i \otimes \overline{K(\mathbf{r}|\mathbf{r}_i)} \right) \left(K(\mathbf{r}|\mathbf{r}_j) \otimes \overline{\mathbf{e}_j} \right) \\ &= \langle K(\mathbf{r}|\mathbf{r}_j), K(\mathbf{r}|\mathbf{r}_i) \rangle \mathbf{e}_i \mathbf{e}_j^T \end{aligned} \quad (27)$$

図 (4) に，散乱体の半径を変えた際の $|\lambda_i|$ を大きい順から並べたものを示す．ただし，各場合について比較しやすくするために各特異値は，それぞれその最大のものと比で表した．傾向として，散乱体が小さくなるほど，特異値の大きさは少ない次元に集中するようになり，例えば，半径 5cm の場合には，観測されたサンプリングベクトルは，ほぼ 3 次元の空間に入っているだろうと予測される．これは散乱体が点状散乱体まで小さいものを仮定した場合，それによる散乱波は球面波となり，観測されるベクトルは球面波のモードベクトル，つまり散乱中心を固定した場合，自由度は 1 にまで小さくなることから考えて妥当なことである．

4.2 汎化誤差と情報量基準の比較

SIC によって評価した汎化誤差が，実際にシミュレーションによって得られた汎化誤差の近似となっているかどうか調べる．図 (5) は，横軸をモデルの次元，縦軸を推定誤差の平均 (推定誤差と観測値の大きさの比) として両者をプロットしたものである．散乱体半径は 20cm ，ノイズは散乱波に対しての比で 20dB としている．汎化誤差の評価としては，評価点として $(2.2\lambda, -0.2\lambda)$ から $+x$ 方向に 0.4λ 間隔で 8 点， $+y$ 方向に 0.4λ 間隔

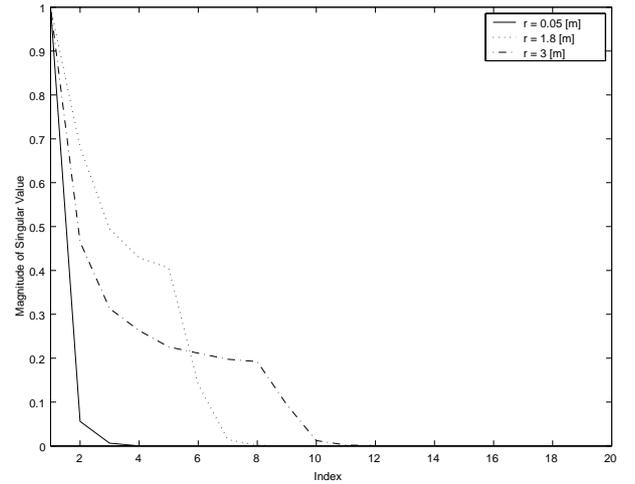


図 4: 作用素 A の特異値の大きさの比較

で 2 点の格子上，合計 16 点により汎化誤差の重み W を式 (12) として，式 (24) によって評価した．

グラフより，情報量基準による推定は本来の誤差を下回る傾向にあるが，これは式 (20) の誤差のうち，第 2 項を評価していないためだと考えられる．また，散乱体の大きさが小さい方が両者はよく一致する傾向にある．

4.3 モデルの最適な自由度の選択

図 (6)(7) に，散乱体の大きさやノイズの大きさを変えた際の，各モデルに対する情報量基準を式 (25) によって評価したものを示す．傾向として，散乱体半径が小さくなるほど，少ない次元でより正確な推定ができるようになる．散乱体が小さい場合には，図 (6) の半径 8cm の場合のように，次元が大きすぎると観測時のノイズの影響で逆に推定誤差が大きくなるという影響が顕著に見られる．また，図 (7) と比較して，ノイズが少なくなると，より正確に推定できるようになり，最適であるモデルの次数は大きいほど良くなる傾向が支配的になる．

5 結論と今後の方針

本研究では，散乱波モデルを散乱体周囲の等価波源分布として表現する手法を提案し，それをモデル化す

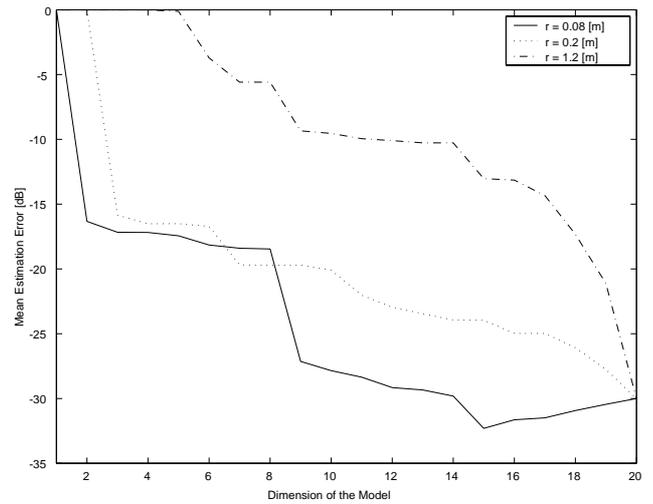
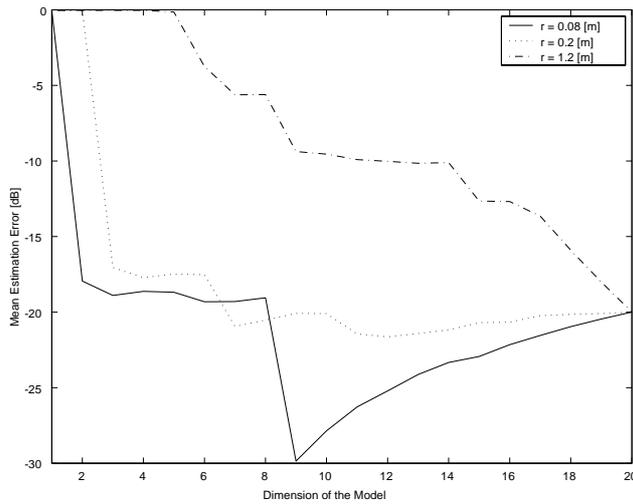


図 6: ノイズ 20dB におけるモデル自由度と情報量基準 図 7: ノイズ 30dB におけるモデル自由度と情報量基準

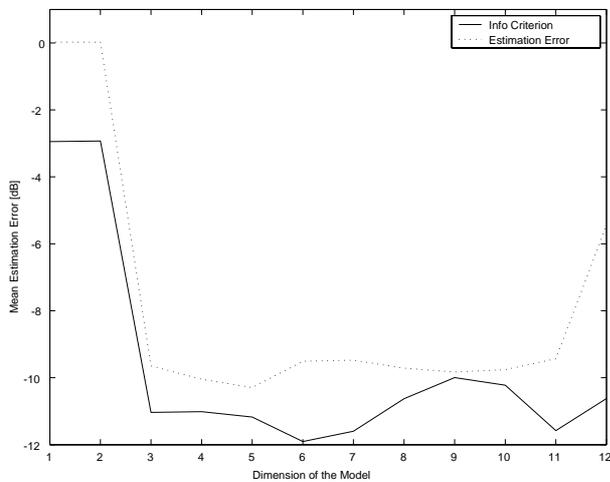


図 5: 半径 20cm ノイズ 20dB における実際の汎化誤差と情報量基準の比較

るための手法として、カーネル回帰モデルや情報量基準 SIC を導入した。また、シミュレーションによって、散乱波モデルの最適な自由度は一般的に、想定する散乱体の大きさが小さいほど小さくなるという結果を得た。これは例えば、アンテナから散乱体を観測する際に、アンテナから臨む散乱体の大きさが、アンテナのビーム幅の何倍くらいかによって観測できる情報量が決まるという直感的な結果から考えても妥当なものである。

今後の方針としては、

- (1) 観測に条件をつけての一般的な 3 次元の問題への拡張。
- (2) 散乱体が伝搬環境上に複数存在している場合に、それぞれをどのように推定するのか、またモデルの選択方法。
- (3) モデルを少ないサンプリングで効率的に推定するための最適なサンプリング位置の見当付けへの応用。
- (4) 観測したサンプリングデータから、空間上に配置されている散乱体の位置や大きさ推定への応用。
- (5) 具体的な観測データを必要としないで散乱体の大きさや配置だけからの伝搬環境の推定。

などについて、このようなアプローチで検討していく予定である。

参考文献

- [1] R. Roy and T. Kailath, “ESPRIT – Estimation of Signal Parameters Via Rotational Invariance Techniques”, *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol. 37, No. 7, pp. 984–995, Jan. 1989.
- [2] B. H. Fleury, M. Tschudin, R. Heddergott, D. Dahlhaus, and K. I. Pedersen, “Channel Parameter Estimation in Mobile Radio Environments Using the SAGE Algorithm”, *IEEE J. Selected Areas in Communications*, Vol. 17, No. 3, pp. 434–449, Mar. 1999.
- [3] J. A. Fessler and A. O. Hero, “Space-alternating Generalized Expectation-maximization Algorithm”, *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol. 42, pp. 2664–2677, Oct. 1994.
- [4] C. C. Chong, D. I. Laurenson, C. M. Tan, S. McLaughlin, M. A. Beach and A. R. Nix, “Joint Detection-Estimation of Directional Channel Parameters Using the 2-D Frequency Domain SAGE Algorithm with Serial Interference Cancellation”, in *COST 273 Temporary Document*, TD(02)026, Espoo, Finland, Sept. 2002.
- [5] Katsuyuki Haneda and Jun-ichi Takada, “High-Resolution Estimation of NLOS Indoor MIMO Channel with Network Analyzer Based System”, 2003 International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC 2003), Sept. 2003 (Beijing, China).
- [6] Katsuyuki Haneda and Jun-ichi Takada, and Takehiko Kobayashi, “Spatio-Temporal Characterization of Line-of-Sight and Room-to-Room Propagation in Home Environments with Ultra Wideband Signal”, URSI-F Meeting, Yokohama, Japan
- [7] 北吉 均, “ホログラフィ法による電磁波放射と伝搬の可視化”, *電学論 A*, vol.118-A, no. 6, p. 605, June 1998.
- [8] 小川 英光, “講座：信号と画像の復元”, *信学誌*, vol.71, no5-8, pp491-497,593-601,739-748,828-835, May-Oct. 1988.
- [9] H.Akaike, “A new look at the statistical model identification” *IEEE Transactions on Automatic Control*, AC-19(6):716-723, 1974.
- [10] M.Sugiyama and K.-R. Muller, “The subspace information criterion for infinite dimensional hypothesis spaces”, *J.Machine Learning Research*, vol.3, pp323-359, Nov. 2002.
- [11] M.Sugiyama and H.Ogawa, “Subspace information criterion for model selection”, *Neural Computation*, vol.13, no.8, pp1863-1889, 2001.
- [12] M.Sugiyama, “Improving precision of the subspace information criterion”, *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, vol.E86-A, no.7, pp.1885-1895, 2003.7.
- [13] 小川 英光, “過学習の理論”, *信学論 (D-II)*, vol.J76-D-II, no.6, pp.1280-1288 (1993.6)
- [14] 小川 英光, 原 昌司, “部分射影フィルタによる画像復元”, *信学論*, Vol.J71A, No.2, pp.527-534, Feb. 1988.
- [15] 小川 英光, 原昌司, “部分射影フィルタの諸性質” *信学論*, Vol.J71A, No.2, pp.527-534, Feb. 1988.