



# HOKKAIDO UNIVERSITY

Title	アレイ信号処理およびレーダ信号処理へのニューラルネットワークの応用に関する研究
Author(s)	藤井, 智史
Degree Grantor	北海道大学
Degree Name	博士(工学)
Dissertation Number	甲第5138号
Issue Date	2000-03-24
DOI	<a href="https://doi.org/10.11501/3168702">https://doi.org/10.11501/3168702</a>
Doc URL	<a href="https://hdl.handle.net/2115/51648">https://hdl.handle.net/2115/51648</a>
Type	doctoral thesis
File Information	000000353895.pdf



アレイ信号処理およびレーダ信号処理への  
ニューラルネットワークの応用に関する研究

藤井 智史

目次

第1章 序論

1.1 はじめに

1.2 ニューラルネットワーク

アレイ信号処理およびレーダ信号処理への  
ニューラルネットワークの応用に関する研究

藤井 智史

2章

3章

4章

5章

6章

7章

8章

9章

10章

11章

12章

13章

# 目次

第1章	はじめに	1
1.1	ニューラルネットワーク	2
1.2	アレイ信号処理、レーダ信号処理への応用	4
1.3	本論文の目的と構成	5
第2章	原理	7
2.1	Hopfield 型ニューラルネットワーク	7
2.2	多重波到来方向推定問題	10
2.3	ニューラルネットワークでの解法	13
2.4	Goryn らの手法との比較検討	16
第3章	到来方向推定	20
3.1	アルゴリズム検証と収束性および分解能	20
3.1.1	シミュレーション条件	20
3.1.2	収束性に関するシミュレーション	21
3.1.3	分解能に関するシミュレーション	25
3.2	他の到来方向推定法との比較	31
3.2.1	到来方向スペクトルの推定	31
3.2.2	低 S/N 比での比較	35

3.2.3	到来波間に相関がある場合 . . . . .	38
3.3	2次元アレイへの拡張 . . . . .	41
3.4	近距離波源推定への拡張 . . . . .	44
3.5	ニューラルネットワークによるスペクトル推定の概念 . . . . .	52
<b>第4章</b>	<b>レーダへの応用</b> . . . . .	<b>56</b>
4.1	ステップ周波数レーザレーダ . . . . .	56
4.1.1	ステップ周波数レーダの原理 . . . . .	57
4.1.2	ステップ周波数レーザレーダの構成 . . . . .	59
4.1.3	測定例 . . . . .	62
4.1.4	分散現象の補正 . . . . .	69
4.1.5	フーリエ変換とニューラルネットワーク信号処理 . . . . .	75
4.2	FMCW ドップラレーダ . . . . .	82
4.2.1	FMCW ドップラレーダの原理 . . . . .	83
4.2.2	短波海洋レーダの原理と構成 . . . . .	86
4.2.3	ニューラルネットワーク処理の適用 . . . . .	91
<b>第5章</b>	<b>まとめ</b> . . . . .	<b>94</b>
5.1	原理と特性評価 . . . . .	94
5.2	レーダ信号処理への応用 . . . . .	96
	<b>参考文献</b> . . . . .	<b>99</b>

## 目次

1.1	ニューラルネットワークの分類	3
2.1	Hopfield 型ニューラルネットワークのアナログ回路モデル	8
2.2	sigmoid 関数	9
2.3	遠方からの到来波と直線状等間隔アレイアンテナとの関係	11
2.4	ニューロンの入出力特性	14
2.5	ニューラルネットワークによる到来方向推定システムの構成	15
3.1	ネットワーク出力の時間変化 ( $t = 0.1\tau \sim 1.5\tau$ )	23
3.2	ネットワーク出力の時間変化 ( $t = 0.7\tau \sim 0.8\tau$ )	23
3.3	エネルギーの時間変化	24
3.4	2 到来波環境での分解能	26
3.5	2 波到来方向の角度差ごとのエネルギー時間変化	30
3.6	2 波到来方向の角度差と収束時間	30
3.7	到来方向スペクトル推定法の比較	32
3.8	低 S/N 比条件下での比較	36
3.9	相関波入射での比較	39
3.10	MUSIC 法への空間平均法の適用	41
3.11	2 次元円形アレイアンテナの配置	42

3.12	2次元到来方向スペクトルの時間変化	43
3.13	2波到来状況での到来方向スペクトル	45
3.14	2波到来状況での到来方向スペクトル: 2波の振幅が異なる場合	45
3.15	近傍波源とアレイアンテナの配置	47
3.16	ニューラルネットワーク出力の時間変化 (2次元方向スペクトル)	49
3.17	波源位置推定 (付加雑音が小さい場合)	50
3.18	波源位置推定 (付加雑音大きい場合)	51
3.19	制限された観測時間でのスペクトルの広がり	53
3.20	フーリエ変換によるスペクトル分解能	53
3.21	ニューラルネットワークでのスペクトル推定の概念	55
4.1	ステップ周波数レーダの原理	58
4.2	実験システムの構成	60
4.3	内部に空隙のあるガラス版の計測	63
4.4	周波数掃引幅と距離分解能の比較	64
4.5	光ファイバの断面計測	66
4.6	$\text{LiNbO}_3$ の複屈折の計測	68
4.7	光導波路の障害点検出	70
4.8	ミラーをターゲットにした時の周波数応答	71
4.9	ミラーをターゲットにした時の距離スペクトル	72
4.10	ガラス板をターゲットにした時の距離スペクトル	73
4.11	掃引周波数幅と距離スペクトル	76
4.12	ロールオーバー効果	80
4.13	FMCW ドップラレーダの原理	83

4.14 FMCW ドップラレーダの信号処理の概念 . . . . .	85
4.15 波浪による電波の後方散乱 . . . . .	87
4.16 海洋レーダで選られるドップラスペクトル . . . . .	88
4.17 二次元流速場の観測 . . . . .	89
4.18 海洋レーダの観測例 . . . . .	89
4.19 短波海洋レーダ信号のドップラスペクトル1 . . . . .	93
4.20 短波海洋レーダ信号のドップラスペクトル2 . . . . .	93

# 表目次

4.1 短波海洋レーダの諸元 ..... 90

## 第1章 はじめに

複数波源からの信号の到来方向を限られた開口のアンテナアレイの受信信号から精度よく推定することと、短いサンプリング時間から信号の周波数成分を精度よく推定することは、前者が空間フーリエ変換で後者が時間領域フーリエ変換であるということだけで、ほぼ等価の関係であり、この部分に同じ高分解能スペクトル推定技術を適用可能である。また、これらの技術のレーダ信号処理への応用を考えると、より小型の装置でまたはより少ないデータ数でも精度の良い情報を得ようとする技術につながる。

高分解能スペクトル推定法としては、ML (Maximum Likelihood) 法、MV (Minimum Variance) 法 [7]、ME (Maximum Entropy) 法 [6]、MUSIC (Multiple Signal Classification) 法 [81]、MN (Minimum Norm) 法 [60]、ESPRIT (Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques) 法 [77]、TAM (Toeplitz Approximation Method) 法 [61] など数々の方法が提案されている [27][56][55][30]。しかし、これらの高分解能スペクトル推定法では、一般的に、逆行列演算や固有値解析などのような複雑かつ多量の演算を必要とするため、2次元アレイへの適用といった場合などのセンサ数が多くなるにつれ演算量の増大やアルゴリズムの複雑さなどが問題となる。この問題に対処するため、例えば MUSIC 法にて並列演算可能なアルゴリズムを導入したり [5]、ML 法でセンサ数と到来波数との間に制限を設けることにより計算量を削減する方法 [90] が研究されている。また、アルゴリズムのハードウェア化や集積化のためのシストリック (Systolic) アルゴリズム等 [82] の研究も進められている。

本論文では、これら従来の高分解能スペクトル推定法での演算アルゴリズムの研

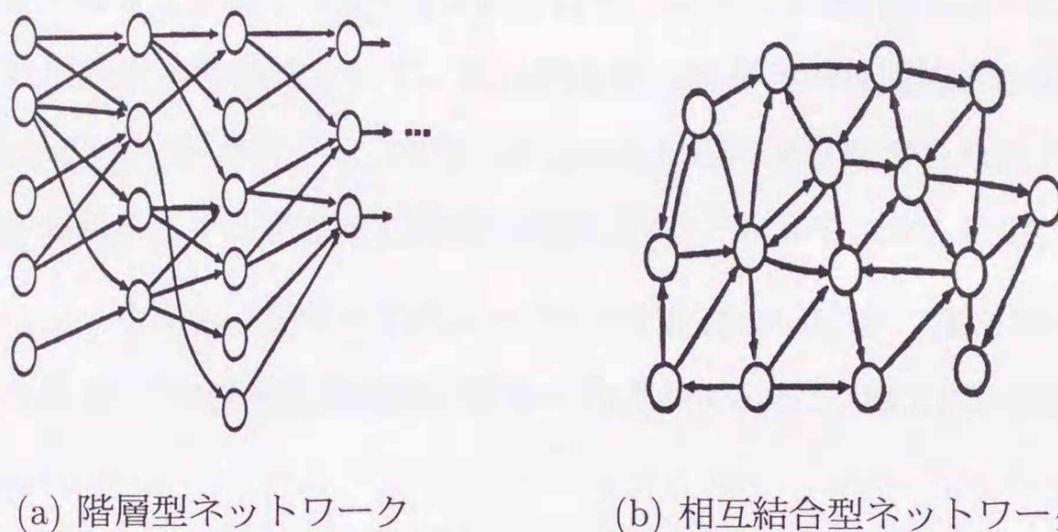
究とは別の領域として研究されてきた、ニューラルネットワークの集団並列計算機能に着目し、到来方向推定問題やスペクトル推定問題への適用可能性とその特性について検討し、加えていくつかの応用例を示している。この章では、以下にニューラルネットワークについて概観し、そのアレイ信号処理やレーダ信号処理への応用例について述べる。最後に本論文の構成を示す。

## 1.1 ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークは、たくさんの比較的単純な情報処理要素が相互に結合して簡単な信号のやり取りをするネットワーク状のメカニズムを持った、ニューロンとシナプス結合からなる脳の神経回路網における高度な情報処理機能をモデルとした人工的な回路網である。その処理の非線型性と多並列性により、学習、連想記憶、パターン認識、判断、最適化等の従来の信号処理技術が不得意とする機能を持たせる事ができるため、文字識別、画像処理、音声情報処理、運動制御等の様々な分野で注目を集めている。

神経回路網をモデル化して情報処理への応用を考える際に、そのモデル化されたニューラルネットワークは、ニューロンに相当する処理要素とニューロン間の結合からなっている。ニューロンは一般的に多入力-出力の素子であり、入力に応じて内部状態を変え、それに応じた出力を出す。出力値は2値か1次元連続値である事が多い。ニューロン間結合は、ネットワークのアーキにあたり方向性を持つ信号伝達路である。それぞれの結合には重みがつけられニューロンの入力となる。

ニューラルネットワークモデルとしては、種々の構造や演算手法を持ったものが提案されている [62][35]。これらのモデルは、その結合の形態から、層状構造をなす階層型ネットワークと相互結合がある非階層型ネットワークに分類することができる。階層型ネットワークは、図 1.1(a) のように、ニューロンが複数の階層をなし入力層から出力層へ向かう方向にのみ結合されている。一方、相互結合型ネットワークは、図 1.1(b) のように、任意のニューロン間に結合が存在するものである。



(a) 階層型ネットワーク

(b) 相互結合型ネットワーク

図 1.1: ニューラルネットワークの分類

階層型ネットワークにおいては、情報が入力層から出力層へ一方向に流れ、ニューロンがそれに応じて状態変化し出力される。階層型ネットワークにおいては、その神経回路網での学習機能をモデル化する観点から、ある入力に対して所望の出力値を得るための学習機能及び学習アルゴリズムの研究が数多くなされた。特に、有名なものとして Rumelhart らによる誤差逆伝播学習アルゴリズム [78] であり、これは、1980 年代半ばのニューラルネットワーク・ブームの一翼を担った。その後、階層型ネットワークにおける学習アルゴリズムやニューロンの入出力関数などは種々のタイプが提案されている。

一方、相互結合型ネットワークは、ある初期状態から出発したネットワークは、ニューロンの状態変化が繰り返していくうちに、ある安定な平衡状態に到達する。この初期状態を入力値として、平衡状態をその処理結果としてみる事により情報処理を行なうことができる。Hopfield らは、相互結合型ネットワークの振る舞いに対してネットワークのエネルギーという概念を持ち込み、さらにそのネットワークを用いて、最適化機能や判定問題、連想記憶などのいくつかの応用を提案した [36][37][38][88]。Hopfield は単にネットワークの定式化だけでなく、巡回セールスマン問題という組み合わせ最適化問題を解を示すといった応用面にも触れる事により、彼も、また、ニューラルネットワーク・ブームの火付け役の一人となった。

Hopfield 型ニューラルネットワークの問題点の一つとして、ネットワークの状態が

ローカルミニマムにトラップされグローバルミニマムに達しないということがある。これに対する改善策として、統計的な揺れを与える模擬焼きなまし法 (Simulated Annealing) を適用する方法が Kirkpatrick らにより考案された [59]。これにより、ローカルミニマムをさけて比較的高速にグローバルミニマムに近づくことができる。

ニューラルネットワークのハードウェア化については、VLSI やオプトエレクトロニクス IC での実現性の検討が数多くなされている。(例えば、[68],[33],[74] など)

## 1.2 アレイ信号処理、レーダ信号処理への応用

アレイ信号処理やレーダ信号処理での高分解能スペクトル推定に対するニューラルネットワークの応用は、いくつか検討されている。

Rastogi ら [76] は、アレイアンテナを用いた到来方向推定問題に Hopfield 型ニューラルネットワークを適用した。これは1回のサンプリング (スナップショット) でのデータからの到来方向推定であった。この Rastogi らのネットワークアルゴリズムを複数回のスナップショットを扱えるように拡張したのが Goryn らである [31]。Goryn らは、さらに広帯域信号の扱いについても述べている。また、Rastogi らおよび Goryn らのネットワークは Hopfield 型ネットワークをそのまま使っていたため、ローカルミニマムへのトラップが問題となった。Jha らは、この Rastogi らおよび Goryn らのネットワークにゲインアニーリング手法を導入しローカルミニマムに落ち込むことなくグローバルミニマムへ状態変移させることにした [50][51][52][53][54]。この、Jha らのネットワークで受信信号をそのまま取り扱えるように複素数化することの試みもなされた [93]。

山田らは、この Rastogi らのネットワークを、スペクトル推定として用い電磁波計測への応用を試みた [92][71]。

Abbiss らは、2値出力ニューロンの Hopfield 型ニューラルネットワークを用いて、別の形式の評価関数により高分解能スペクトル推定法を構築し、他の高分解能推定法との比較を行なった [1][2]。また、MUSIC 法などの最近の到来方向推定手法は固

有値解析を規範とする物が多いが、受信信号から得られる共分散行列からノイズまたは到来波に関する固有ベクトルを求めるためのニューラルネットワークを構築することも試みられている [64][8]。

階層型ネットワークを到来方向推定に用いた例としては、Southallらの研究を上げることができる [86]。ここで、彼らは2つの学習アルゴリズムを用いて3階層ニューラルネットワークを学習させた後の到来方向推定の誤差について述べている。その他に、ZooghyらがRBFNN(Radial Basis Function Neural Network) という3層ネットワークを用いて到来方向推定と適応ビーム形成 (Adaptive Beam forming) を提案している [11][12]。

また、Loらは海面反射の条件を加味した環境下での到来方向推定として3階層ニューラルネットワークを用いた手法を提案している [63]。

別の面でのレーダ信号処理へのニューラルネットワークの応用としては、レーダ信号の識別問題 [3]、レーダ映像からの機種識別 [13] などがある。これらは、レーダ信号直接をニューラルネットワークで扱うというより、パターンや画像として捉えて、その分類にニューラルネットワークの組合せ最適化やパターンマッチングの機能を使ったものと考えて良い。

### 1.3 本論文の目的と構成

本論文では、前節に掲げた Rastogi らや Abbiss らとは異なる方法で Hopfield 型ニューラルネットワークを多重波環境における到来方向推定問題に実装する方法を提案している。本論文の次章以降は、その原理と応用について、下記のような構成で記述する。

第2章では、Hopfield 型ニューラルネットワークによる最適化の動作原理について概説し、基本となる多重波到来方向推定問題の適用方法について述べる。まず、多重波到来方向推定問題の最適化問題としての定式化を検討し、さらに、その最適化問題に対する Hopfield 型ニューラルネットワークの具体的構成法について述べる

第3章では、第2章で検討された多重波到来方向推定の方法について、計算機シミュレーションによりその動作を確認する。その際、他の到来方向推定手法との比較、ならびに信号間相関の有無における処理結果の違いについても考察する。さらに、近傍領域に波源がある場合への適用とその結果についても述べる。

第4章では、実際のレーダ信号の処理に適用した例について延べる。対象としたのは、 $\mu\text{m}$  オーダの距離分解能を持ち光集積回路や微小光学部品の診断に利用できる高分解能レーザレーダのステップ周波数レーダ手法の部分に応用したものと、短波帯の電波を用いて海流速を計測する短波海洋レーダの速度成分算出の部分に応用した例である。

第5章では、本研究のまとめとして得られた成果を総括して述べている。

## 第2章 原理 [65][14][23]

この章では、まずはじめに Hopfield 型ニューラルネットワークを用いた最適化の原理について述べる。その後、本研究での基本となる多重波到来方向推定問題に Hopfield 型ニューラルネットワークを適用するにあたって、多重波到来方向推定問題の最適化問題への定式化について検討する。その後、Hopfield 型ニューラルネットワークをその最適化問題を特にあたって具体的な構成方法について述べる。

### 2.1 Hopfield 型ニューラルネットワーク

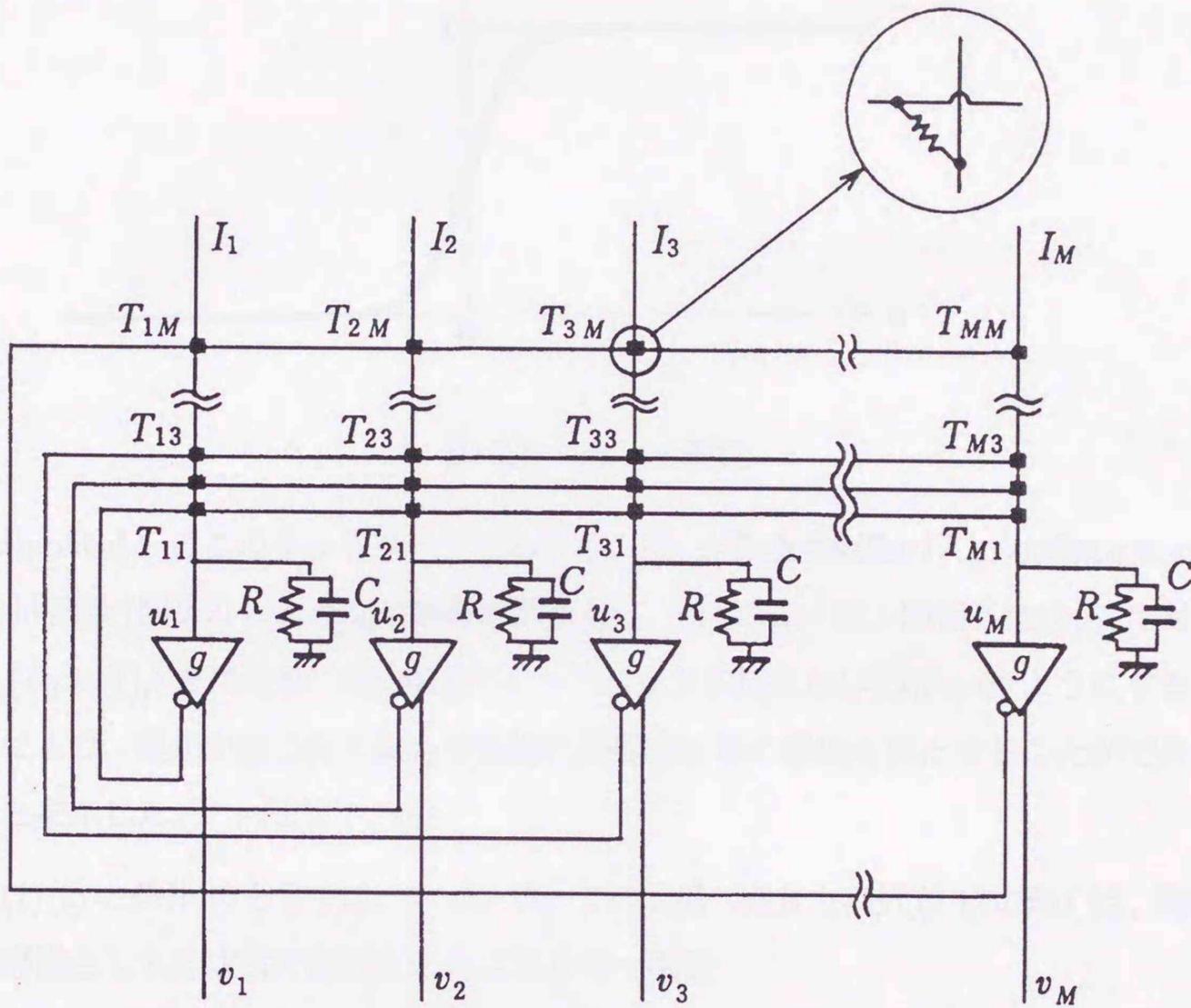
Hopfield 型ニューラルネットワークのアナログ回路による基本構成を図 2.1 に示す。入力電圧  $u$  と出力電圧  $v$  との間に非線形特性  $g$  を持つ増幅器とその入力にある抵抗  $R$ 、キャパシタ  $C$  とが、1 個のニューロンに相当する。そして、ニューロン間のフィードバック結合により、全体として階層構造を持たない相互結合型ニューラルネットワークを構成している。ニューロン  $j$  の出力  $v_j$  は結合コンダクタンス  $T_{ij}$  により、外部入力電流  $I_i$  および他のニューロンの出力と電流的に加算されてニューロン  $i$  の入力となる。

図 2.1 のネットワークにおいて、ニューロンの数を  $M$  とし、 $m$  番目の増幅器の入力側電圧を  $u_i$  とすると、ネットワークのダイナミクスは、

$$C \frac{du_i}{dt} = I_i - \sum_{j=1}^M T_{ij} v_j - \frac{u_i}{R} \quad (2.1)$$

$$v_i = g(u_i) \quad (2.2)$$

という非線型連立常微分方程式で記述される。



- $u_i$  : ニューロンの入力電流
- $v_i$  : ニューロンの出力電圧
- $g$  : ニューロンの入出力特性
- $R$  : ニューロンの入力抵抗
- $C$  : ニューロンの入力キャパシタ
- $T_{ij}$  : ニューロン相互間結合コンダクタンス
- $I_i$  : 外部入力電流

図 2.1: Hopfield 型ニューラルネットワークのアナログ回路モデル

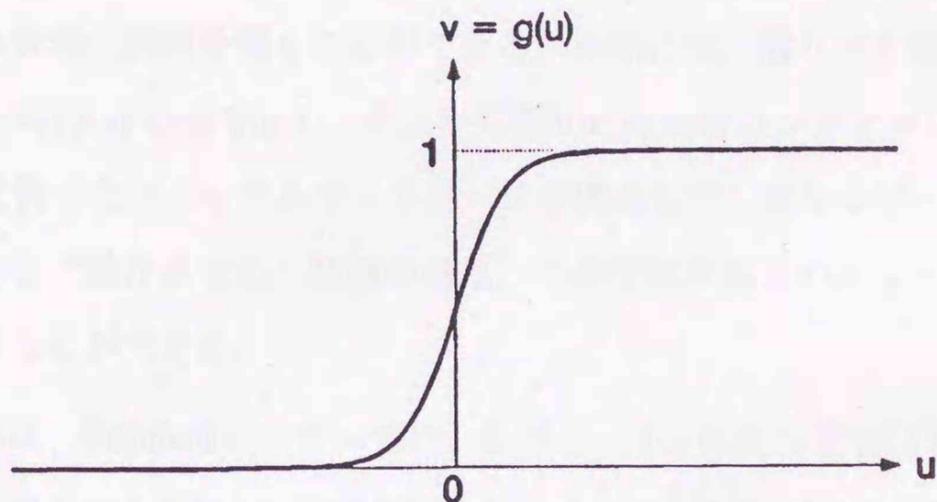


図 2.2: sigmoid 関数

Hopfield らはこのネットワークにおいて、(1) 非線型増幅器の入出力関数  $g$  を sigmoid 関数 (図 2.2) のような単調増加関数とし、(2) ニューロン間相互結合  $T_{ij}$  に対称性 ( $T_{ij} = T_{ji}$ ) を持たせ、(3) 自己フィードバックを持たない ( $T_{ii} = 0$ ) ようにすることにより、連想記憶 [36] や組合せ最適化問題 [88] 等の機能を持たせることができることを示した。

(1)(2) の条件のもとでは、ネットワークの状態 (微分方程式 (2.1) の解) は、時間の経過とともに次式で定義されるエネルギー関数

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M T_{ij} v_i v_j - \sum_{i=1}^M I_i v_i + \frac{1}{R} \sum_{i=1}^M \int_0^{v_i} g^{-1}(v) dv \quad (2.3)$$

が減少する方向へ進み、最終的にはエネルギー的に極小な定常状態に落ち着く。この式 (2.3) は、常微分方程式論で言うところの Liapunov 関数である。

ここで、非線型増幅器のゲインが十分大きい場合は、式 (2.3) の第 3 項は無視することができ、エネルギー関数はネットワークの出力  $v_i$  の組からなるベクトル  $\mathbf{v}$

$$\mathbf{v} = \begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_M \end{pmatrix} \quad (2.4)$$

に関して二次形式になる。したがって、ネットワークの結合コンダクタンス  $T_{ij}$  と外部入力電流  $I_i$  を適当に設定することにより、二次形式の最小化の形で与えることができる最適化問題を解くことができる。実際には、解くべき問題の目的関数と制約条件を式 (2.3) の形で表し、そこから導かれる結合コンダクタンス  $T_{ij}$  と外部入力電流  $I_i$  を持ったニューラルネットワークを構成して、エネルギー的に極小の定常状態になるまで動作させる。問題の解は、この定常状態でのニューロンの出力として取り出すことができる。

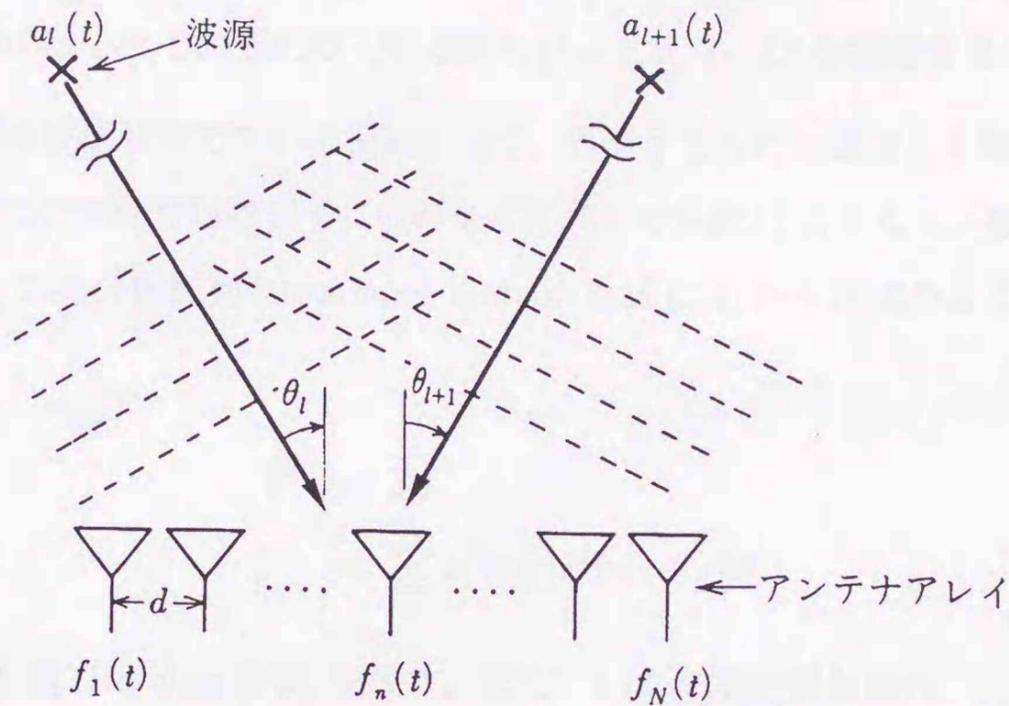
ちなみに、Hopfield のモデルでは、各ニューロンの出力を  $\{0, 1\}$  の2値のいずれか近傍に収束させるために、図 2.2 のような sigmoid 特性を持つ非線型増幅器をニューロンに用い、さらに  $T_{ii} = 0$  として自己フィードバックを持たせないことにより結合行列  $T$  を不定符号 (indefinite) 行列化している。このため大局的なエネルギー最小状態 (global minimum) への収束が必ずしも保証されない。この対策として、2値モデルでは、最適化のために模擬焼きなまし (Simulated Annealing) 法などの方策を講じる必要がある [59]。しかしながら、以下で述べる連続値モデルのネットワークにおいては、結合行列  $T$  の正定値性 (positive definiteness) が保持されるので、常にエネルギー最小状態への収束が保証されている。

## 2.2 多重波到来方向推定問題

ここでは、複数の素子アンテナからなるアレイアンテナを用いた多重到来波方向推定問題の定式化を行う。

$N$  個の素子アンテナからなるアンテナアレイに  $L$  個の到来波が入射する場合を想定する。到来波信号は狭帯域で、発信源がアレイから十分遠方にあるとする。 $l$  番目の到来波の信号を  $a_l(t)$ 、到来方向を  $\theta_l$ 、アレイの  $n$  番目の素子アンテナでの受信信号を  $f_n(t)$  とすると、アレイで観測される信号は次のように表すことができる。

$$f(t) = \sum_{l=1}^L s(\theta_l) a_l(t) + w(t) \quad (2.5)$$



- $a_l(t)$  :  $l$  番目波源からの到来波の信号
- $\theta_l$  :  $l$  番目波源からの到来波の到来方向
- $f_n(t)$  :  $n$  番目素子アンテナでの受信信号
- $d$  : 素子アンテナの間隔

図 2.3: 遠方からの到来波と直線状等間隔アレイアンテナとの関係

ここで、 $\mathbf{f}(t), \mathbf{w}(t), \mathbf{s}(\theta_l)$  は  $N$  次元複素ベクトルである。この内、 $\mathbf{f}(t)$  は  $f_n(t)$  を第  $n$  成分とする受信信号ベクトル、 $\mathbf{w}(t)$  は各素子アンテナにおける内部雑音ベクトルである。また、 $\mathbf{s}(\theta_l)$  は steering vector または mode vector と呼ばれ、 $l$  番目の到来波の入射方向と各素子の指向性や位置から決定される。いま、図 2.3 に示すように、素子アンテナが等間隔  $d$  で直線状に配列されたアレイに平面波が到来する場合を考え、かつ全素子アンテナが同じ指向特性  $b(\theta)$  を持っているとする、 $\mathbf{s}(\theta_l)$  は、

$$\mathbf{s}(\theta_l) = b(\theta_l) \begin{pmatrix} 1 \\ \exp \left[ j \frac{2\pi d}{\lambda} \sin \theta_l \right] \\ \vdots \\ \exp \left[ j \frac{2\pi(N-1)d}{\lambda} \sin \theta_l \right] \end{pmatrix} \quad (2.6)$$

となる。ここで、 $\lambda$  は到来信号の中心波長、 $\theta_l$  はアンテナ配列方向に対して垂直な面での  $l$  番目の波の到来方向のなす角である。

多重到来波方向推定問題は、アレイで観測される時系列  $\mathbf{f}(t_k)$  ( $k = 1, 2, \dots, K$ ) から、到来波の数  $L$  とそれぞれの入射方向  $\theta_l$  ( $l = 1, 2, \dots, L$ ) を推定することである。

$L$  個の到来波信号間で互いに相関がなく、各素子での付加雑音とも相関がないと仮定し、かつ付加雑音は各素子に依存せず平均0で分散  $\sigma_0^2$  とすると、受信信号ベクトルの  $\mathbf{f}(t)$  の共分散行列 (covariance matrix) は式 (2.5) から次式のように表すことができる。

$$\begin{aligned} \mathbf{P} &= \overline{\mathbf{f}\mathbf{f}^\dagger} \\ &= \sum_{l=1}^L \sigma_l^2 \mathbf{s}(\theta_l) \mathbf{s}^\dagger(\theta_l) + \sigma_0^2 \mathbf{I} \end{aligned} \quad (2.7)$$

$^\dagger$  は、共役転置 (Hermite 共役) を表す。また、 $\mathbf{I}$  は  $N$  次元単位行列、 $\sigma_l^2$  は  $l$  番目到来波の振幅の分散である。

これに対し、測定可能なのは有限時間内で得られたスナップショットデータである。この  $K$  個のスナップショットデータから推定される共分散行列  $\hat{\mathbf{P}}$  は次式で与えられる。

$$\hat{\mathbf{P}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{f}(t_k) \mathbf{f}^\dagger(t_k) \quad (2.8)$$

いま、付加雑音の分散  $\sigma_0^2$  が既知だとすると、

$$\bar{\mathbf{P}} = \hat{\mathbf{P}} - \sigma_0^2 \mathbf{I} \quad (2.9)$$

も測定可能量である。

多重到来波方向推定問題は、この測定可能量  $\bar{\mathbf{P}}$  と式 (2.7) から、

$$q = \frac{1}{2} \left\| \bar{\mathbf{P}} - \sum_{l=1}^L \sigma_l^2 \mathbf{s}(\theta_l) \mathbf{s}^\dagger(\theta_l) \right\|^2 \quad (2.10)$$

(ただし、 $\|\cdot\|$  は、行列の Euclid ノルム) で表される  $q$  を最小とする  $\{\theta_l, \sigma_l^2 : l = 1, 2, \dots, L\}$  の組み合わせを見つけることである。しかしながら、このままでは、到来波の数  $L$  が未知のためニューラルネットワークで直接あつかうことはできない。

### 2.3 ニューラルネットワークでの解法

前節で述べた多重到来波方向推定問題をニューラルネットワークにあてはめるために、到来波の存在する可能性のある方向範囲について方向を離散化し、それぞれを各ニューロンに割り当てる。いま、 $\vartheta_i$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ ) という  $M$  個の方向に離散化したとすると、式 (2.10) における  $s(\theta_l)$  ( $l = 1, 2, \dots, L$ ) は  $s(\vartheta_i)$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ ) になり、 $\sigma_l^2$  ( $l = 1, 2, \dots, L$ ) は各ニューロンの出力  $v_i$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ ) となる。

$$\begin{aligned} Q &= \frac{1}{2} \left\| \bar{P} - \sum_{i=1}^M v_i s(\vartheta_i) s^\dagger(\vartheta_i) \right\|^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M |s_i^\dagger s_j|^2 v_i v_j - \sum_{i=1}^M (s_i^\dagger \bar{P} s_i) v_i + \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{n'=1}^N |\bar{P}_{nn'}|^2 \end{aligned} \quad (2.11)$$

ただし、 $s_i \equiv s(\vartheta_i)$  である。式 (2.11) において、 $M$  および  $s$  が既知であるため、 $Q$  の最小化問題をニューラルネットワークに組み込むことができる。

つまり、2.1 で述べた方式のニューラルネットワークを、 $Q$  を最小化する問題として動作させ、ニューラルネットワークが収束した時に、到来波の入射方向に対応したニューロンにのみ出力があり、他の出力が全て0になっているようにすれば、到来方向推定問題が解けたことになる。

このニューラルネットワークを構成するニューロンの出力が非負で任意の値を取り得るようにするため、ニューロンの入出力特性  $g$  を次式および図 2.4 のように設定する。

$$v = g(u) = \begin{cases} Au & u \geq 0 \\ 0 & u < 0 \end{cases} \quad (2.12)$$

ただし、 $A$  はニューロンのゲインを表す正の定数である。

結合コンダクタンス  $T_{ij}$  と外部入力電流  $I_i$  は、このニューロンの入出力特性 (2.12) と、式 (2.11) と式 (2.3) の係数比較から求めることができる。

$$T_{ij} = |s_i^\dagger s_j|^2 - \frac{\delta_{ij}}{AR} \quad (2.13)$$

$$I_i = s_i^\dagger \bar{P} s_i \quad (2.14)$$

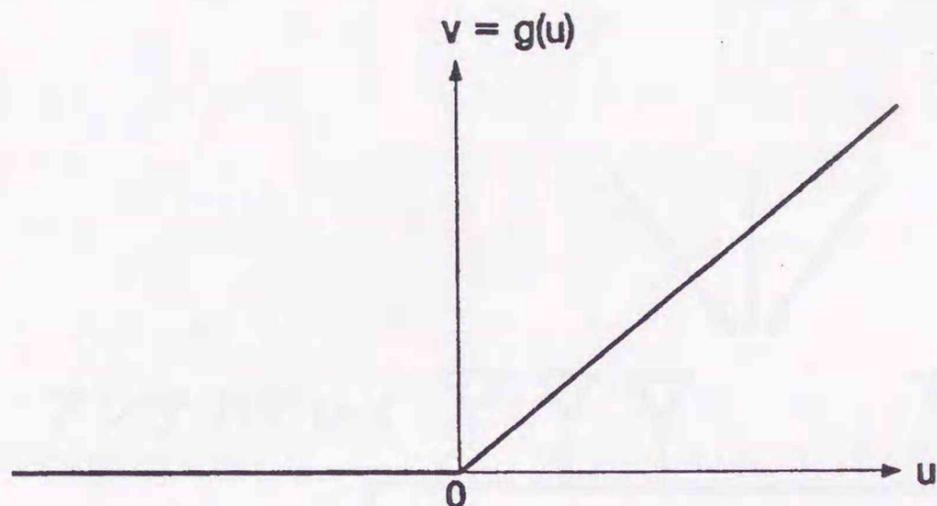


図 2.4: ニューロンの入出力特性

この式(2.13)、式(2.14)に示されるように、結合コンダクタンス  $T_{ij}$  および各ニューロンの外部入力電流  $I_i$  を設定することにより、多重到来波方向推定問題を解く機能を有するニューラルネットワークを構成できることになる。

式(2.13)から、結合コンダクタンス  $T_{ij}$  は、アレイアンテナ素子の特性、配置およびニューロンの入出力特性と方向の割り当て方にのみ依存し、アレイアンテナによって受信される到来波の状況に依存しないため、ニューラルネットワーク構成時に固定しておくことができ、電波環境に応じて変化させる必要はない。

一方、外部入力電流  $I_i$  については、受信信号ベクトル  $\mathbf{f}(t)$  との関係を示す式(2.14)から、

$$I_i = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left| \mathbf{s}_i^\dagger \mathbf{f}(t_k) \right|^2 - |\mathbf{s}_i|^2 \sigma_0^2 \quad (2.15)$$

と表すことができる。特に、式(2.6)において指向特性  $b(\theta)$  が等方性である場合、 $|\mathbf{s}_i|^2 = N$  となり、 $I_i$  は次のようになる。

$$I_i = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left| \mathbf{s}_i^\dagger \mathbf{f}(t_k) \right|^2 - N\sigma_0^2 \quad (2.16)$$

式(2.16)右辺において、到来波信号に依存する第1項は、位相走査によるビーム形成 (conventional beamforming) を用いて  $\vartheta_i$  方向に指向させた時のアレイ出力電力に比例している。したがって、位相走査ビーム形成回路の出力電力から、式(2.16)右辺第2項に相当する定数を引いたものを電流に変換することにより、ニューロンの外部入力電流  $I_i$  を得ることができる。

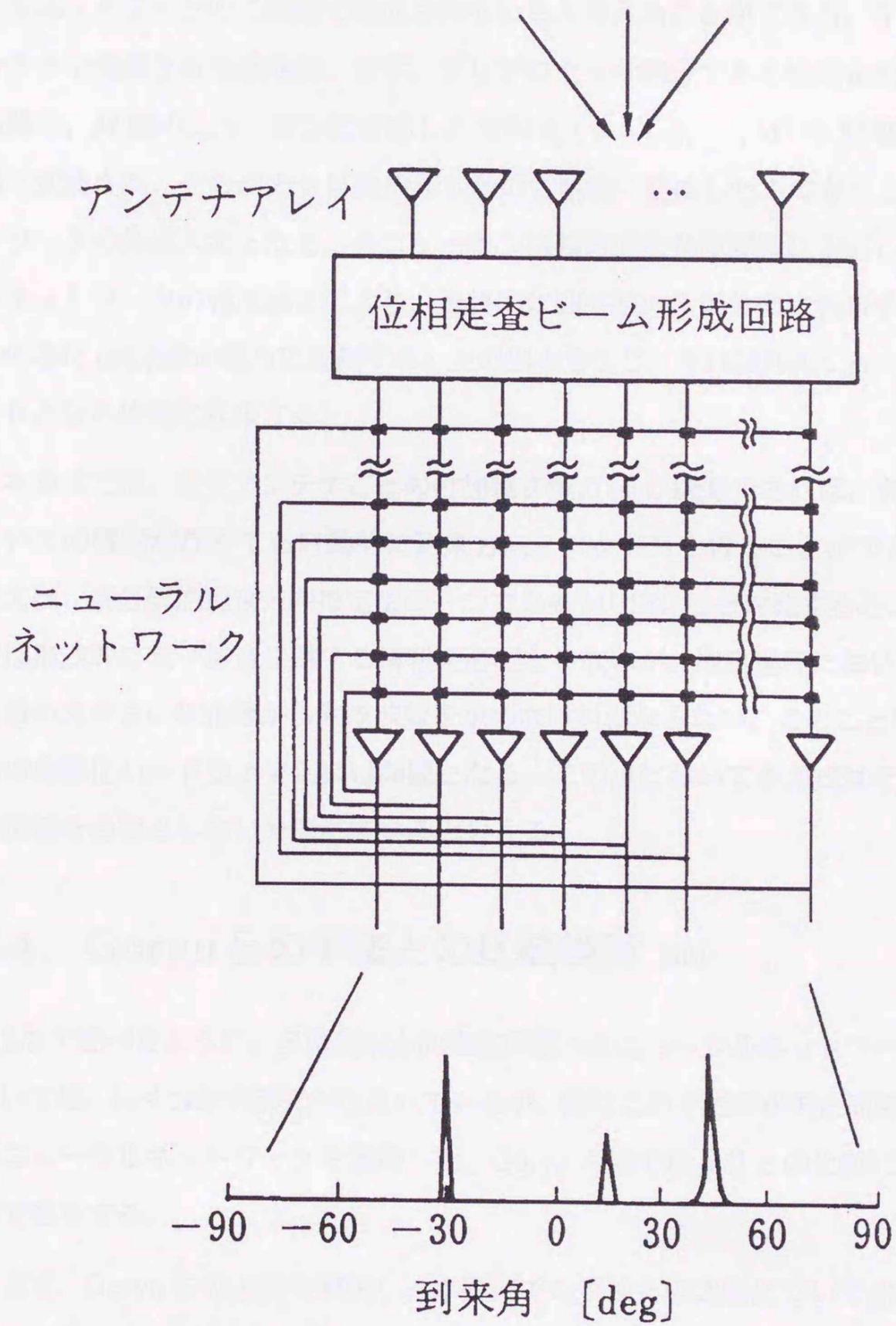


図 2.5: ニューラルネットワークによる到来方向推定システムの構成

図2.5に、ここで提案したニューラルネットワークによる到来方向推定システムの構成を示す。このシステムは、図で示すように、位相走査ビーム形成回路とニューラルネットワークの二段階で構成されていると考えることができる。 $N$ 個の素子アンテナで受信された信号は、まず、プリプロセッサ部分である位相走査ビーム形成回路で、 $M$ 個のニューロンに対応した方向 $\vartheta_i$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ )の $M$ 個のビーム空間に変換され、その出力を自乗検波したのち電流に変換したものがニューラルネットワークの外部入力となる。各ニューロンは離散的な角度関数に対応し、ニューラルネットワークの相互結合により、最終的に到来波の入射方向に相当するニューロンのみに(到来波の電力に比例する)正の出力を生じ、それ以外のニューロンの出力は0となる状態に収束する。

本方式では、素子アンテナごとの付加雑音電力 $\sigma_0^2$ が既知であれば、到来波の数についての情報がなくても自動的に到来方向スペクトルを得ることができる。一方、例えば、高分解能到来方向推定法の一つであるMUSIC法と対比すると、MUSIC法では形式的に素子雑音に関する情報を必要としないが、推定過程において、 $P$ の固有値の大きさの分布等から到来波数を求めなければならない。このことは、MUSIC法の自動化ハードウェア化には問題となる。この点において本方式はそのような別の情報を必要としない分優れているといえる。

## 2.4 Gorynらの手法との比較検討 [66]

1.2で述べたように、多重到来方向推定問題へのニューラルネットワークの応用については、いくつかの研究がなされているが、特にこの中で本研究と同様にHopfield型ニューラルネットワークを適用した、Gorynらの方法[31]との比較についてこの節で言及する。

まず、Gorynらの方法を概説し、本研究での手法との比較について述べる。

Rastogiらが提案した方法[76]を、スナップショットデータを扱えるように拡張したのがGorynらの方法である。さらに、ゲインアニーリング手法等を用いて収束性

を高めた研究が引き続きなされている [50][51][52][53][54]。

まず、到来方向を離散化し、それぞれにニューロンを割り当てる。 $i$  番目ニューロンの出力を  $v_i$  とし、式 (2.5) に示されるアレイアンテナでの受信信号ベクトル  $f$  を用いて問題の評価関数を次のように与える。

$$Q_G = \|f - [R_{\theta_1} f, R_{\theta_2} f, \dots, R_{\theta_M} f] v\|^2 \quad (2.17)$$

ここで、 $v$  は  $M$  個のニューロンで構成されるニューラルネットワーク出力の状態ベクトルで、

$$v = \begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_M \end{pmatrix} \quad (2.18)$$

と表わす。 $R_{\theta_i}$  はモードベクトル (式 (2.6) の  $s(\theta_i)$ ) で作られる射影行列であり、以下のように定義される。

$$R_{\theta_i} = s(\theta_i) (s^\dagger(\theta_i) s(\theta_i))^{-1} s^\dagger(\theta_i) \quad (2.19)$$

評価関数  $Q_G$  を、ニューラルネットワークのエネルギー関数に対応させるために、式 (2.3) と式 (2.17) を比較すると、ネットワークの結合コンダクタンス  $T_{ij}$  と外部入力電流  $I_i$  は、以下のように求めることができる。

$$T_{ij} = \begin{cases} -\text{Re} [f^\dagger R_{\theta_i}^\dagger R_{\theta_j} f] & i \neq j \\ 0 & i = j \end{cases} \quad (2.20)$$

$$I_i = \frac{1}{2} \text{Re} [f^\dagger R_{\theta_i} f] \quad (2.21)$$

ここまではシングルショットでの定式化であるが、スナップショットデータを扱うには、式 (2.17) を次のように拡張する。

$$Q_G = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \|f(t_k) - [R_{\theta_1} f(t_k), R_{\theta_2} f(t_k), \dots, R_{\theta_M} f(t_k)] v\|^2 \quad (2.22)$$

同様に、ネットワークを構成する  $T_{ij}$ ,  $I_i$  は以下のように拡張される。

$$T_{ij} = \begin{cases} -\text{Re} \left[ \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{f}^\dagger(t_k) \mathbf{R}_{\theta_i}^\dagger \mathbf{R}_{\theta_j} \mathbf{f}(t_k) \right] & i \neq j \\ 0 & i = j \end{cases} \quad (2.23)$$

$$I_i = \frac{1}{2} \text{Re} \left[ \frac{1}{L} \sum_{k=1}^K \mathbf{f}^\dagger(t_k) \mathbf{R}_{\theta_i} \mathbf{f}(t_k) \right] \quad (2.24)$$

このように設定されたネットワークを動作させ、エネルギーの最小化状態に収束した場合、到来波の到来方向に対応したニューロンにだけ出力があり、他のニューロンの出力が0となる。

この Goryn らのニューラルネットワークと本研究におけるニューラルネットワークの構成との違いは、(1) 結合コンダクタンスの設定の仕方、(2) ニューロンの入出力特性の2点である。

まず、結合コンダクタンス  $T_{ij}$  は、Goryn らの方法では、式(2.23)に示すように、 $T_{ij}$  に到来波の受信信号  $\mathbf{f}$  が組み込まれており、到来方向推定を計算するごとに  $T_{ij}$  を変更しニューラルネットワークの設定を変える必要がある。これに対して、本研究では式(2.13)に示すように、到来信号には依存せず、アレイアンテナ素子の特性や配置とニューロンの入出力特性や方向の割り当てにだけ依存する。これらは、到来波の状況に対して変化しないため、到来波の状況ごとに変更する必要はなく、そのため、ニューラルネットワークの構成は簡単になる。

つぎに、Goryn らの方法では、ニューロンの入出力関数として、図2.2に示すようなシグモイド関数を用いている。そして、上記定式化は到来方向のみについて記述しているが、その他に到来波の振幅や周波数まで離散化し各ニューロンに割り当てることによって、2値出力ニューロンによって振幅情報を推定しようとしている。これに対して本研究では、図2.4式(2.12)に示すように半線形部分を持つ多値出力ニューロンで構成され、振幅に応じた出力を出すように構成されている。これは、ニューロン数を増やしても2値出力ニューロンを使うか、ニューロンの関数としてアナログ出力を考えてニューロン数を少なくするかという違いがある。

しかし、Goryn らの方法では2値化出力のニューロンの使用と相互結合コンダクタンス行列  $T_{ij}$  の対角成分を0と置いているため、このままでは、ニューラルネットワークを動作させるとローカルミニマムへのトラップが発生しグローバルミニマムに収束しないという欠点がある。これを回避するため、ゲインアニーリングなどのように、別途グローバルミニマムへの収束を促す機能を設ける必要がある [50][51][52][53][54]。これに対して、本研究では  $Q$  が正定値性 (positive definite) を保持するため、エネルギー関数は常に大局的最小状態に収束する。このことは本研究の大きな利点である。

## 第3章 到来方向推定

この章では、前章で述べた原理に従い多重波到来環境における方向推定問題への本研究手法の適用性について、コンピュータシミュレーションにて検証する。検証として、低S/N比状況下および互いに相関を持つ信号が入射した場合などについて、その能力と他の到来方向推定手法との比較結果について考察した。

また、これらの基本的性能の検討には、典型例として直線状アレイによる2次元到来方向推定に限っていたが、素子アンテナを2次元面に配置したアレイアンテナに適用し3次元到来方向推定を行なった例についても示す。さらに、これらは、波源が遠方（Fourier領域）にあり平面波入射を仮定できる方向推定問題であったが、近傍領域に波源があった場合はアレイアンテナへ球面波として信号が入射してくる。この場合は方向推定というよりも波源位置推定となり、この問題への拡張と解析例についても述べる。

最後に、本手法におけるニューラルネットワークによる到来方向推定（=空間スペクトル推定）についての概念「どのようにしてニューラルネットワークがスペクトル推定を行なっているか」について簡単に考察する。

### 3.1 アルゴリズム検証と収束性および分解能 [65]

#### 3.1.1 シミュレーション条件

ここでは、前章で提案したニューラルネットワークによる多重波到来方向推定法の動作を確認するための計算機シミュレーションを行なう。想定に用いるアンテナアレイは、等方性の指向性を持つ素子アンテナが直線状半波長等間隔に10素子配置

されたものを考える。これを前章で用いた記号にて表現すると、 $N = 10$ 、 $d = \lambda/2$ 、 $b(\theta) = 1$ となる。また、201個のニューロンからなるニューラルネットワークを用いることとする ( $M = 201$ )。

このシミュレーションにおいては、到来波のある可能性のある方向領域を、 $[0^\circ, 50^\circ]$ の範囲に限定し、これを  $0.25^\circ$  ごとの等間隔で201の方位角  $\{\vartheta_1 = 0^\circ, \vartheta_2 = 0.25^\circ, \dots, \vartheta_i = (i-1) \times 0.25^\circ, \dots, \vartheta_{201} = 50^\circ\}$  に離散化し各ニューロンに割り当てた。

到来波は、遠方 (Fourier 領域) に波源があることを想定し、モードベクトルとして式 (2.6) が成り立つ平面波入射を想定する。各到来波信号は、それぞれ、一定の振幅を持ち、位相が  $[-\pi, \pi]$  の範囲でそれぞれ独立な一様乱数系列からなる複素信号を用いた。さらに、各素子アンテナでの付加雑音信号としては、互いに独立な正規ランダム過程からなる時系列を用いた。

### 3.1.2 収束性に関するシミュレーション

$10^\circ$  および  $16^\circ$  の方向から各素子アンテナでの付加雑音 ( $\sigma_0^2$ ) に対して S/N 比が 30dB の2波が到来した場合についてシミュレーションを行なった。共分散行列推定  $\hat{P}$  を求めるためのスナップショット数  $K$  は100とした。

ニューラルネットワークとしては、入出力特性のゲイン  $A$  を  $5 \times 10^4$ 、入力抵抗  $R$  を  $1 \times 10^{-4}$  という特性を持つニューロンで構成した。また、初期状態としては、全ニューロンの入力を負の一定値、ここでは  $u_i(t=0) = -5\sigma_0^2$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ ) とすることにより、全ニューロンの出力が0となる状態を設定した。その後、微分方程式 (2.3) を Runge-Kutta-Verner 法 [95] を用いて解くことにより、ニューロン出力  $v$  の時間変化を求めた。

図 3.1 にニューラルネットワークの出力の変化を時間  $\tau$  (ニューロンの入力抵抗  $R$  と入力キャパシタ  $C$  からなる回路の時定数:  $\tau = CR$ ) にしたがって表示している。各時刻の出力は、ニューロンの出力  $v_i$  を、対応する方位角  $\vartheta_i$  の関数としてプロットされている。この結果では、 $t = 1.0\tau$  でほぼ妥当な到来方向スペクトルに収束して

いることが分かる。

図3.1のネットワーク出力の様子を、少し詳しく見ると、 $t = 0.3\tau$ までは全ニューロン出力は0であるが、 $t = 0.4\tau$ で2到来方向の中間の到来角付近に相当するニューロンに出力が見られる。その後、 $t = 0.8\tau$ で2つのピークに分かれ、それぞれが到来波方向に収束していく。この挙動の内、 $t = 0.7\tau$ から $0.8\tau$ について、さらに詳しく示したのが図3.2である。興味深いことに、この期間の出力変化はかなり連続的な様子を示している。つまり、1本のピークが $t = 0.75\tau$ 以降にだんだん太くなり、その両側にピークができ始め ( $t = 0.77\tau$  付近)、そちらのピークが大きくなると共に元のピークは小さくなり消滅する ( $t = 0.78\tau \sim 0.8\tau$ )。

この出力の変化は、ニューラルネットワークのエネルギーの時間変化に対応している。図3.3に、式(2.3)のエネルギー関数の時間変化を示す。この図で分かるように、図3.1で $t = 0.4\tau$ において1本のピークが出現したのは、ちょうど、図3.3の $t = 0.3\tau$ 直後にエネルギーが階段状に減少している時刻に対応している。また、図3.2で徐々に出力のパターンが変化しているのは、エネルギーが $t = 0.75\tau$ 付近から緩やかに減少している時間に相当している。

このようなニューラルネットワークのエネルギーが階段状または漸近的に減少方向に進み、グローバルミニマムに収束していくに伴って、ネットワーク出力は所望の結果へ近づく様子が明らかになった。

2.3で述べたように、理想的には、ニューラルネットワークは最終的に到来方向 $10^\circ$  および $16^\circ$  に対応したニューロンにのみ正の出力が生じ、それ以外のニューロンの出力は0となる状態に収束するはずである。しかしながら、図3.1の $t = 1.5\tau$ においても、到来方向近傍に対応した数個のニューロンにもまだ正の出力が残っており、方向スペクトルとしては広がっていることになる。これは、ニューラルネットワークのエネルギーがまだ最小状態へ収束しておらず、その途上であることを示している。

このニューラルネットワークの収束について、以下に若干考察する。

収束時間の議論のために、2.3で述べたニューラルネットワークのニューロンの

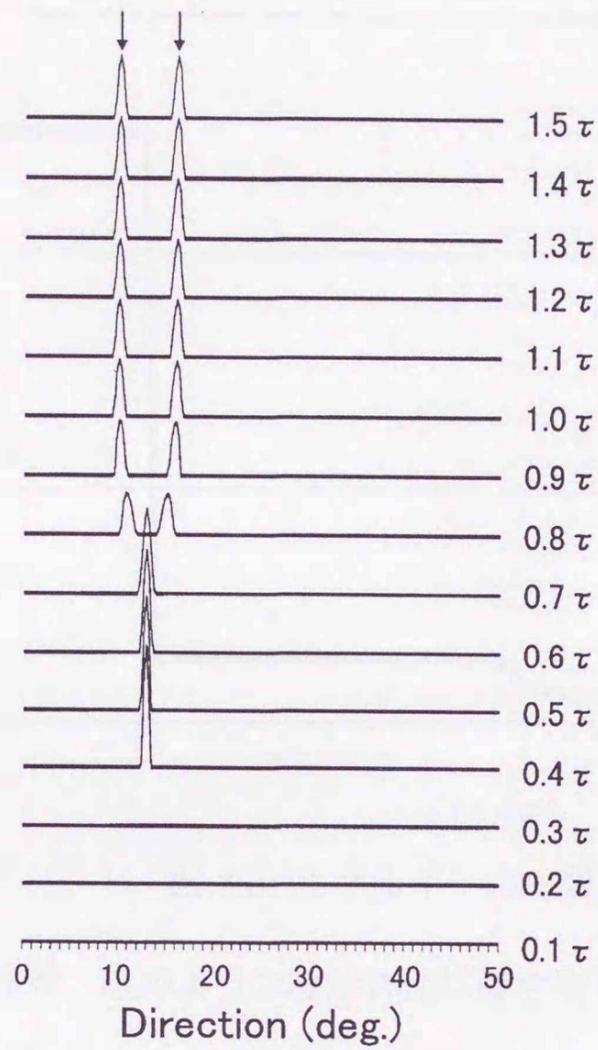


図 3.1: ネットワーク出力の時間変化 ( $t = 0.1\tau \sim 1.5\tau$ )。↓は真の到来方向を示す

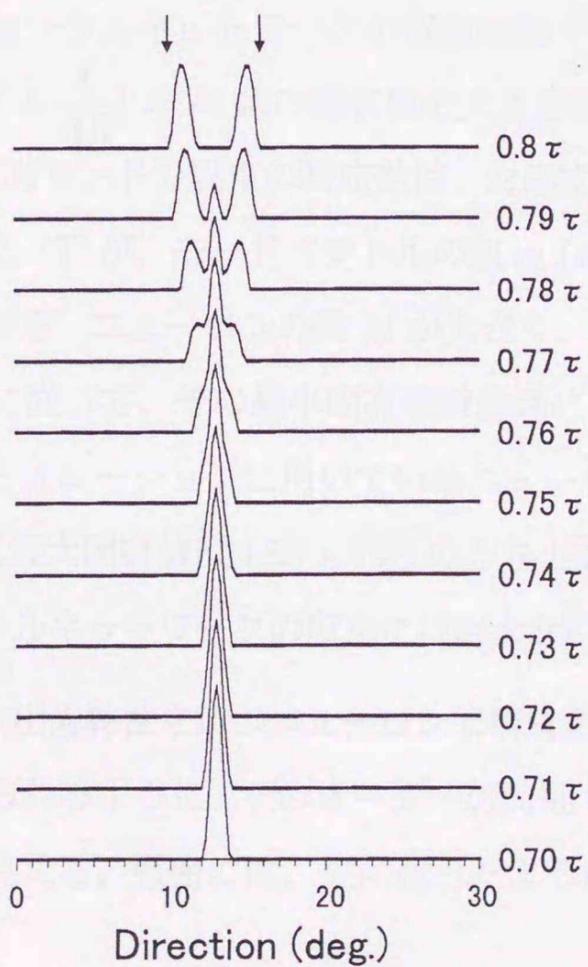


図 3.2: ネットワーク出力の時間変化 ( $t = 0.7\tau \sim 0.8\tau$ )。↓は真の到来方向を示す

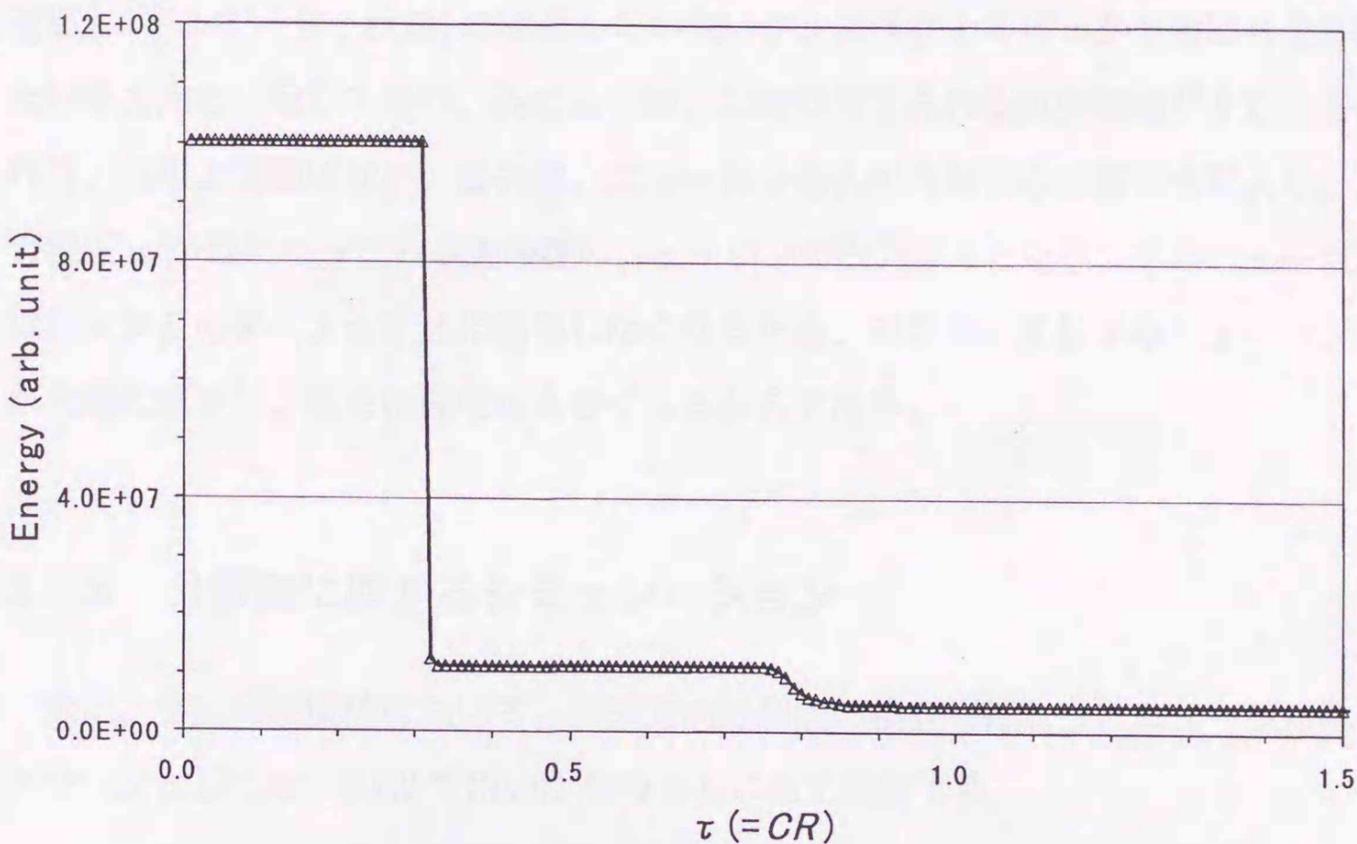


図 3.3: エネルギーの時間変化

非線型入出力特性を、次のような線形特性に置き換えたネットワークを考える。

$$v = g(u) = Au \quad -\infty < u < \infty \quad (3.1)$$

この場合、ニューラルネットワークの収束の様子は、 $|s_i^\dagger s_j|^2$  を  $ij$  成分とする  $M$  次元行列  $T' [\equiv T + \frac{\mathbf{I}}{AR}]$  の  $M$  個の固有値の大きさの分布と関係がある。すなわち、式 (2.1) の解の固有モードの収束の時定数は、対応する固有値  $\lambda_\nu$  を用いて  $\frac{\tau}{AR\lambda_\nu}$  で与えられる。また、 $T'$  が、モードベクトルの組  $s_i \{i = 1, 2, \dots, M\}$  の Gram 行列の自乗であることから、ニューロンの数  $M$  が大きく、ニューロンに割り当てる角度間隔が小さくなるに従って、その最小固有値は急速に小さくなり、0 に近づく。例えば、この節のシミュレーションに用いているニューラルネットワークの場合、 $T'$  の 201 個の固有値 (最大固有値は  $4.88 \times 10^3$ ) のうち 185 個は  $10^{-8}$  以下である。その結果、このニューラルネットワークの収束には膨大な時間 ( $\gg 1 \times 10^{12}\tau$ ) が必要となる。

一方、非線型入出力特性を持つニューロンで構成される場合、この節のシミュレーションの例で見られるように、 $\tau$  のオーダーの時間で妥当な方向スペクトルに収束しているように見える。厳密には、先に述べたように収束の途上を示しており、最

適値(エネルギー最小状態)には達していないが、スペクトルピーク位置は与えられた到来方向と一致しており、各ニューロンに割り当てられる角度間隔が十分小さければ、実用上問題はない。これは、ニューロンの入出力特性の非線型性により、入力電圧  $u_i$  が負になっている大多数のニューロンの出力は0となり、そのニューロンはシステムのダイナミクスに関与しなくなるため、実効的に関与するニューロン数が大幅に減少し、収束の速度が大きくなるからである。

### 3.1.3 分解能に関するシミュレーション

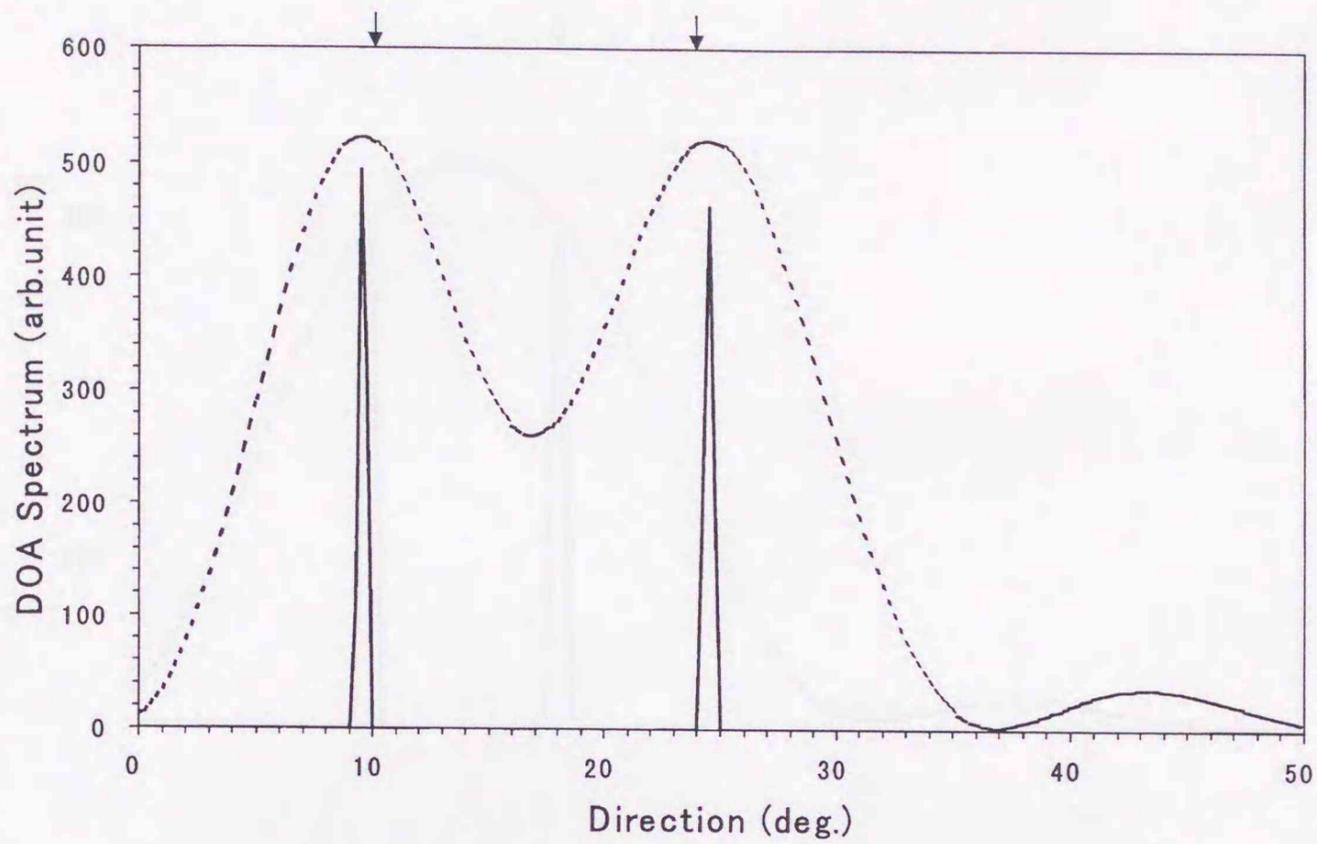
次に、2到来波環境において、到来方向分解能の検証を行なう。ニューラルネットワークとしては、3.1.2で用いたものと同じ物を使用する。

到来波は、 $(10^\circ, 24^\circ)$ 、 $(10^\circ, 20^\circ)$ 、 $(10^\circ, 16^\circ)$ 、 $(10^\circ, 14^\circ)$ 、 $(10^\circ, 12^\circ)$  の組み合わせの2波が到来するとした。この2波も3.1.2と同様に、各素子アンテナでの付加雑音( $\sigma_0^2$ )に対してS/N比が30dBであり、スナップショット数  $K$  は100とした。

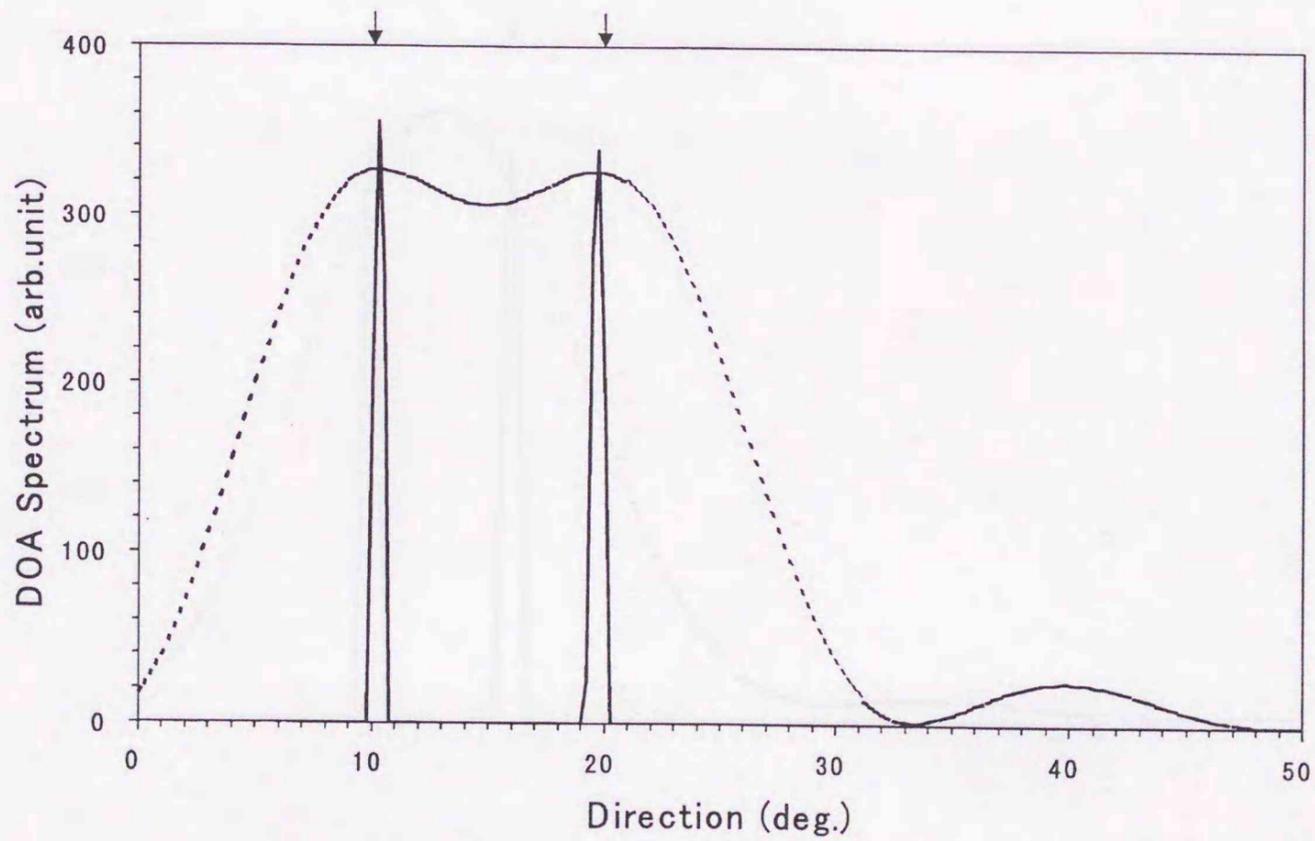
それぞれの場合の結果を図3.4(a)～(f)に示す。ここで、図中の実線はニューラルネットワークで出力される到来方向スペクトルである。破線は、式(2.14)で表わされるニューラルネットワークの外部入力電流、つまり図2.5に示されているプリプロセッサの出力、を表わしている。これは、2.3で述べたように位相走査によるビーム形成(conventional beamforming)の結果に定数項を加えたものに等価である。

プリプロセッサの出力(図中の破線)に注目すると、 $(10^\circ, 24^\circ)$  の組み合わせ[図3.4(a)]ではそれだけで十分2方向を分離できているが、 $(10^\circ, 20^\circ)$  の組み合わせ[図3.4(b)]では2方向の分離が難しくなり、2波の角度差がさらに小さくなると、1つのピークにしかならず、2波の分離は不可能になる。これは、シミュレーションに用いた、10素子半波長等間隔直線状アレイアンテナにおける位相走査によるビーム形成での角度分解能が約 $10^\circ$ であることに対応している。

これに対して、ニューラルネットワークの出力は、 $(10^\circ, 14^\circ)$  の組み合わせ[図3.4(e)]までは2波を分離できている。ただし、限界に近づくと従って、図3.4(e)に

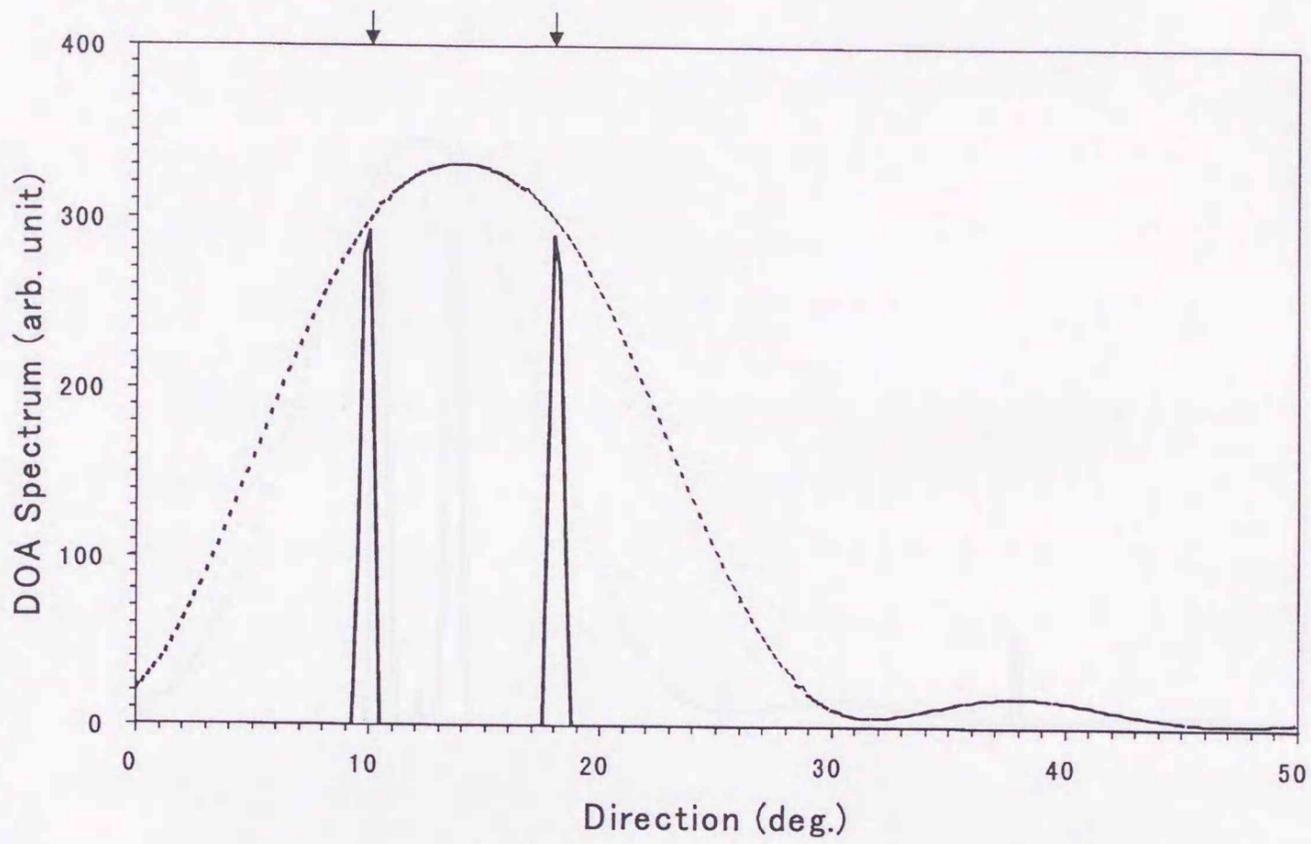


(a) 10°、24° からの2波到来環境の場合 :  $t = 0.43\tau$

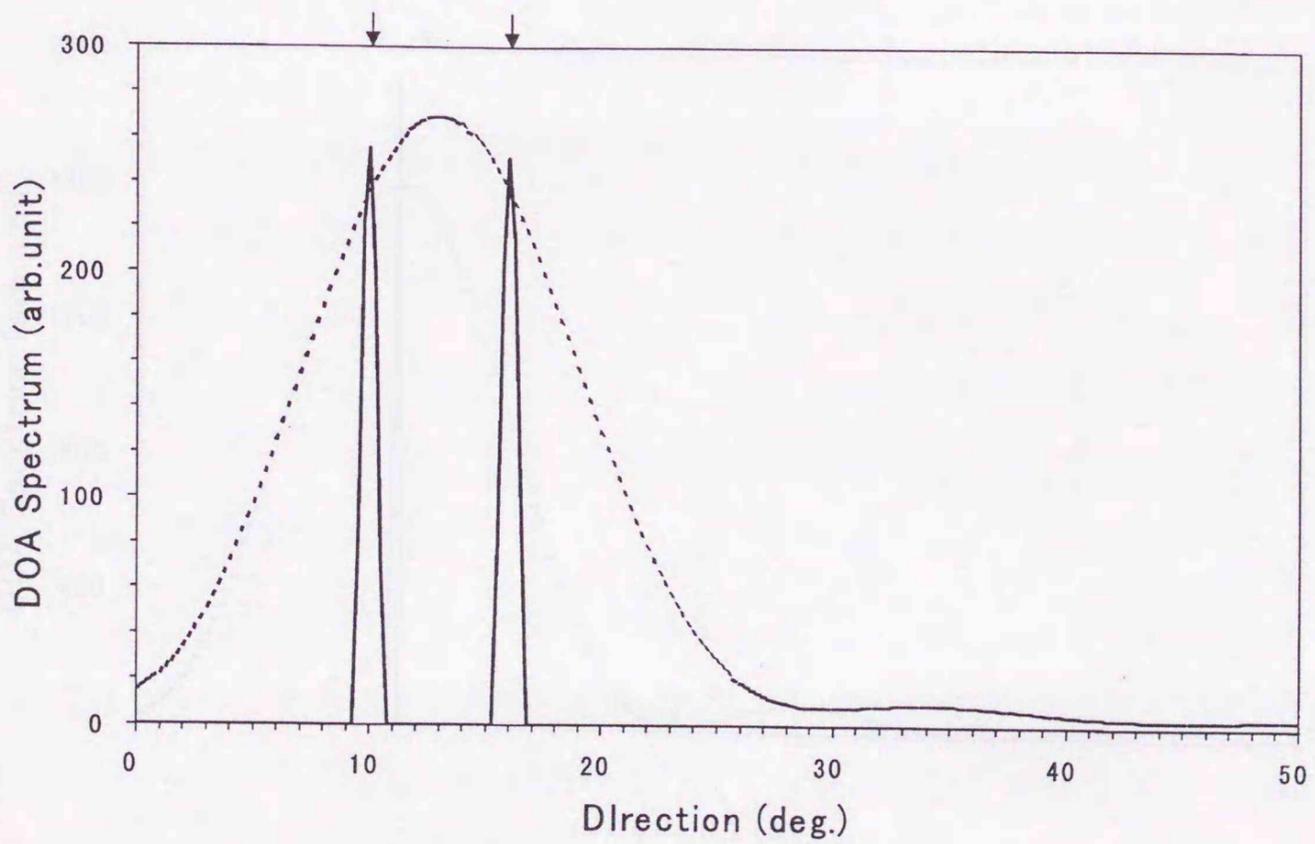


(b) 10°、20° からの2波到来環境の場合 :  $t = 0.46\tau$

図 3.4: 2 到来波環境での分解能比較。↓は真の到来方向を示す。実線はニューラルネットワーク出力、破線はネットワークへの外部入力電流

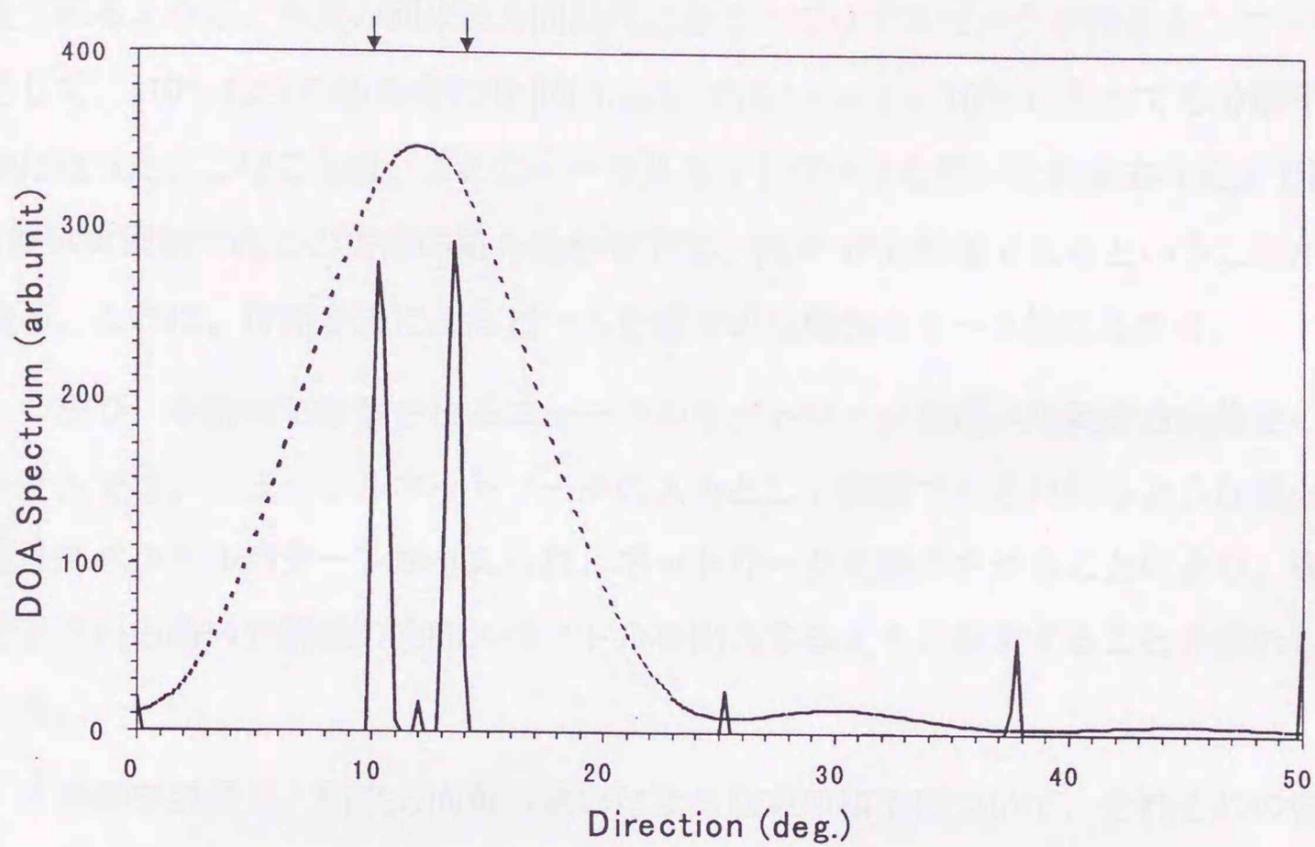


(c)  $10^\circ$ 、 $18^\circ$  からの2波到来環境の場合 :  $t = 0.7\tau$

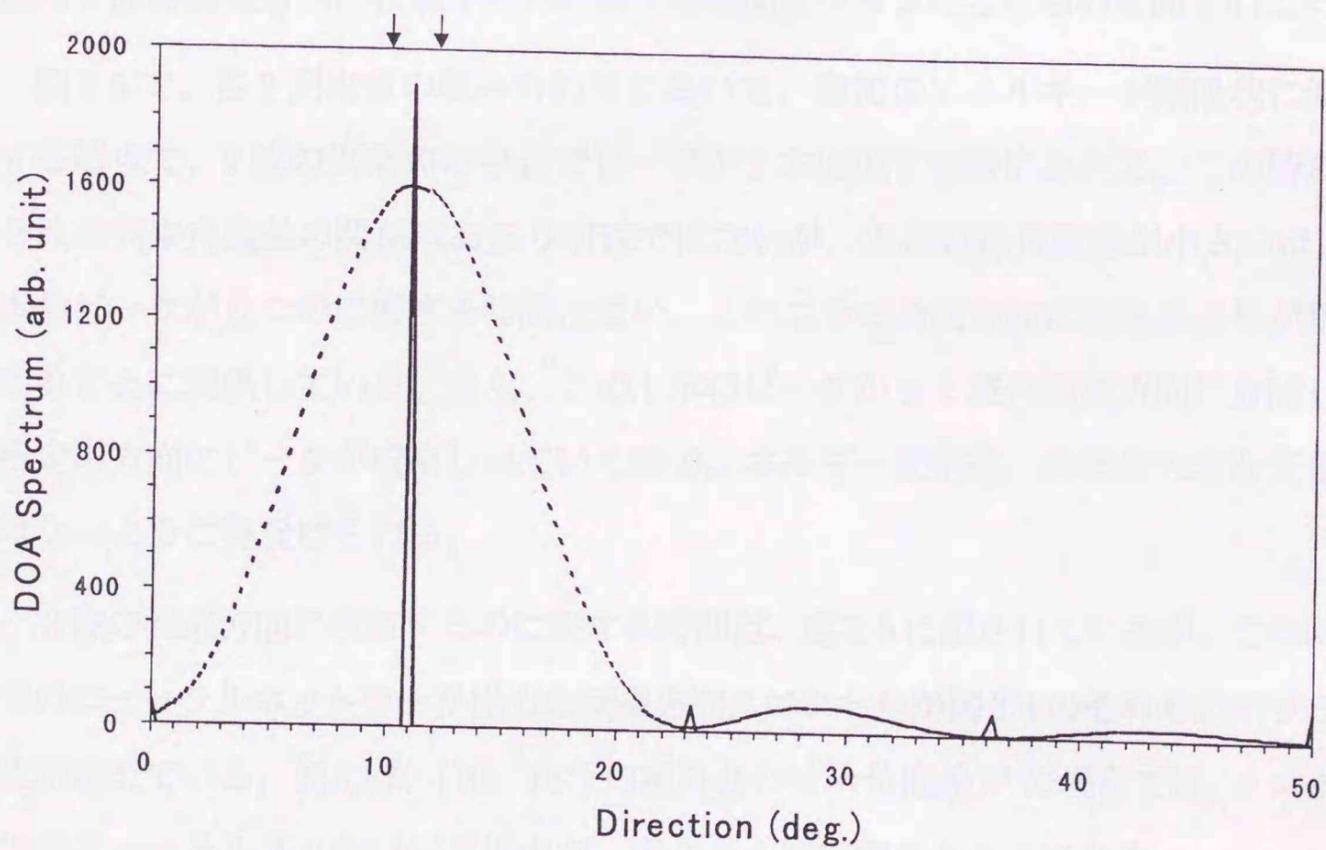


(d)  $10^\circ$ 、 $16^\circ$  からの2波到来環境の場合 :  $t = 0.9\tau$

図3.4: 続き



(e)  $10^\circ$ 、 $14^\circ$  からの2波到来環境の場合： $t = 13.0\tau$



(f)  $10^\circ$ 、 $12^\circ$  からの2波到来環境の場合： $t = 10000\tau$

図 3.4: 続き

見られるように、本来の到来波方向以外にあるスプリアスピークが残るようになる。そして、 $(10^\circ, 12^\circ)$  の組み合わせ [図 3.4(f)] では、 $t = 1 \times 10^5 \tau$  になっても分離不可能になった。このことは、このニューラルネットワークを用いた到来方向推定では、2波到来環境でのこの方向の組み合わせでは、約  $4^\circ$  が分解能であるということができる。これは、位相走査によるビーム形成での分解能の2～3倍にあたる。

つまり、本研究で提案されるニューラルネットワークを用いた到来方向推定のシステムでは、ニューラルネットワークの入力として破線で示されるような低分解能なスペクトルパターンが与えられ、ネットワークを動作させることにより、実線で示される高い分解能の方向スペクトルを出力するように収束することを表わしている。

2波到来環境で、到来方向角の違いによる収束の様子について、それぞれの場合のニューラルネットワークのエネルギーの変化を図 3.5 に示す。また、2波の各組み合わせでのニューラルネットワークの出力である到来方向スペクトルのピークが概ね2波の到来方向に収束するのに要する時間をグラフにしたものを図 3.6 に示す。

図 3.5 で、各2到来波の組み合わせにおいて、最初のエネルギーが階段状に減少する時点で、2波の到来角の中心でピークが1本出現する時にあたる。この時刻と2波の到来角度差の関係はあまり明確ではないが、おおむね角度差が小さいほど1本のピークが立つのに要する時間は短い。これはその角度方向に到来波信号が集中することに関係している。また、この1本のピークから2波の到来方向に分離して所定の方向にピークが収束していく際のエネルギー変化は、あまり大きな変化ではないように見受けられる。

2波の到来方向に収束するのに要する時間は、図 3.6 に記されているが、この時刻でのニューラルネットワーク出力の到来方向スペクトルが図 3.4 のそれぞれのグラフに示されている。例えば、 $(10^\circ, 18^\circ)$  の組み合わせ=角度差  $8^\circ$  の場合では、 $t = 0.7\tau$  でのニューラルネットワーク出力が、図 3.4(c) の実線のグラフである。

図 3.6 によると、ニューラルネットワークでの到来方向推定の分解能限界に近づくにつれて、収束に要する時間が急激に大きくなることが分かる。このシミュレー

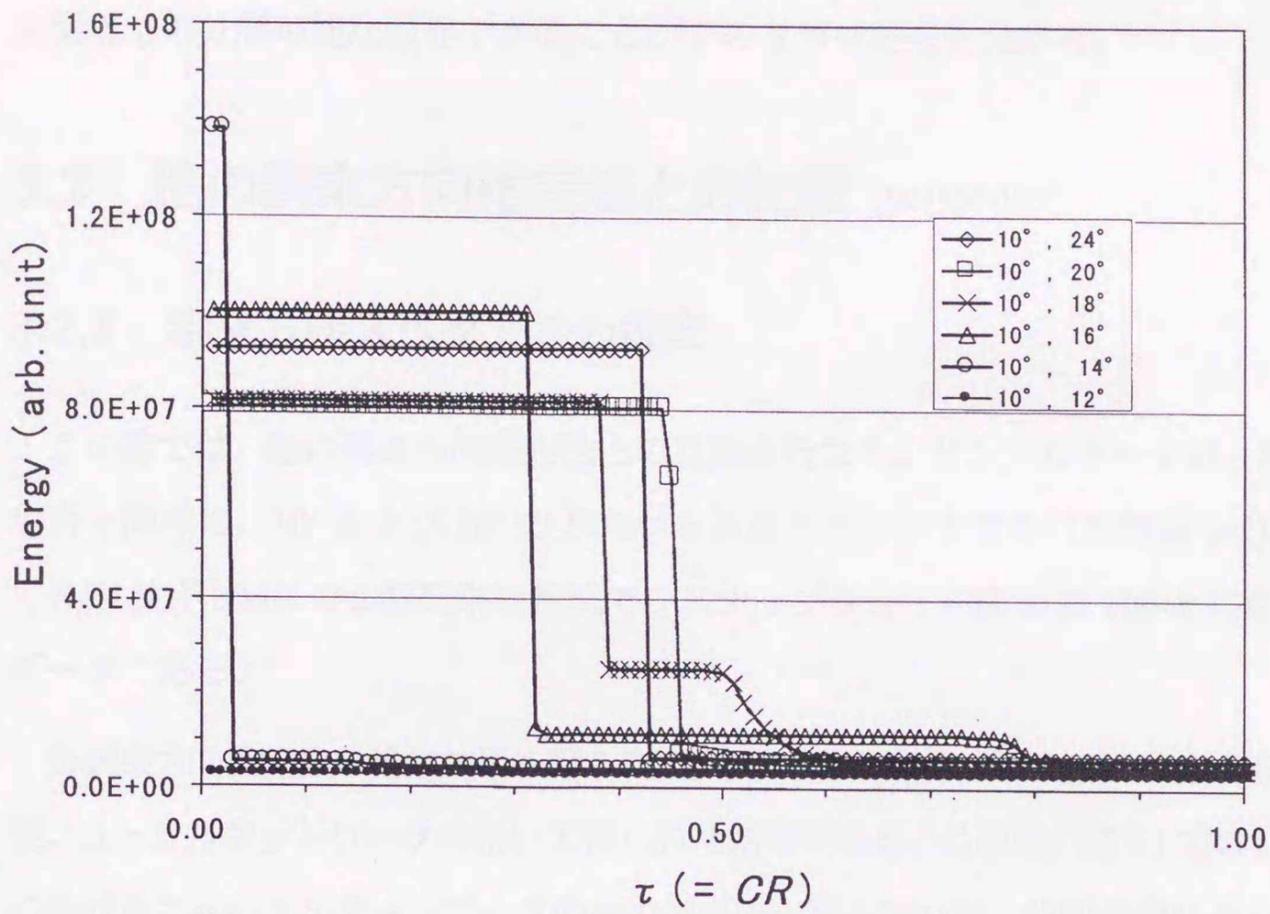


図 3.5: 2波到来方向の角度差ごとのエネルギー時間変化

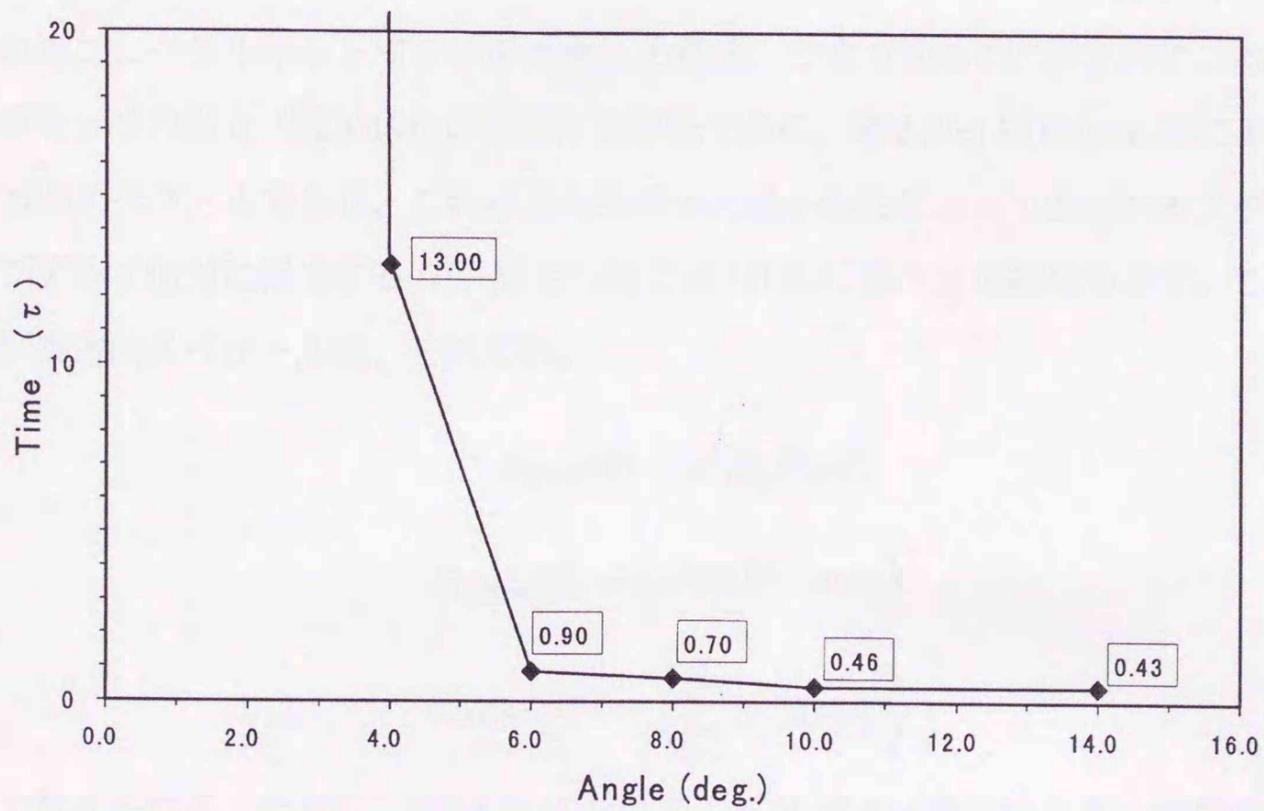


図 3.6: 2波到来方向の角度差と収束時間

ションでのアレイアンテナとニューラルネットワークの条件では、約  $4.0^\circ$  が2波到来環境での分解可能な限界であることがこのグラフからも分かる。

## 3.2 他の到来方向推定法との比較 [65][66][67]

### 3.2.1 到来方向スペクトルの推定

この節では、他の到来方向推定法との比較を行なう。サンプルデータは、3.1.2の場合と同様に、 $10^\circ$  および  $16^\circ$  の方向から各素子アンテナでの付加雑音 ( $\sigma_0^2$ ) に対して S/N 比が 30dB の2波到来の状況で、スナップショット数  $K$  は 100 とした場合のデータである。

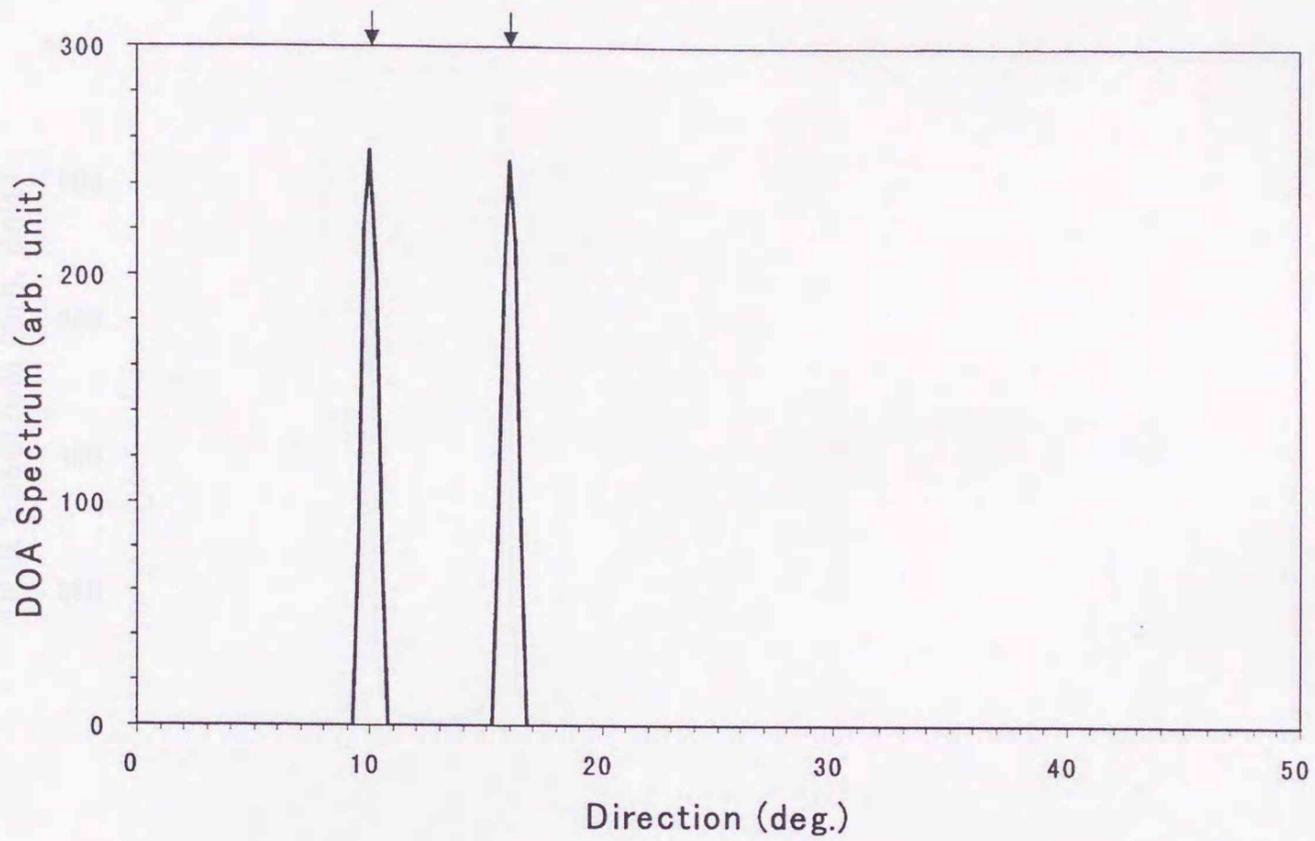
各到来方向推定法の推定結果を図3.7に示す。図3.7(a)は本研究での提案の Hopfield 型ニューラルネットワークを用いて得られた結果である。これは、図3.1での  $t = 1.4\tau$  におけるニューラルネットワークの出力である。図3.7(b)は、位相走査によるビーム形成 (Conventional Beamforming) であり、時系列データに対する Blackman-Tukey 法によるスペクトル推定に相当する。また、2.3で述べたように、式(2.14)で表わされるニューラルネットワークの外部入力電流、つまり図2.5に示されているプリプロセッサの出力 (図3.4(d)の破線) と等価である。図3.7(c)は Capon 法による到来方向スペクトルであり、これは方向拘束出力最小化法によって得られるアダプティブアレイ出力に相当する [7]。図3.7(d)には MUSIC 法 [81] の結果を示す。これらの到来方向スペクトルは、それぞれ、

$$S_{CBF}(\theta) = \mathbf{s}^\dagger(\theta) \hat{\mathbf{P}} \mathbf{s}(\theta) \quad (3.2)$$

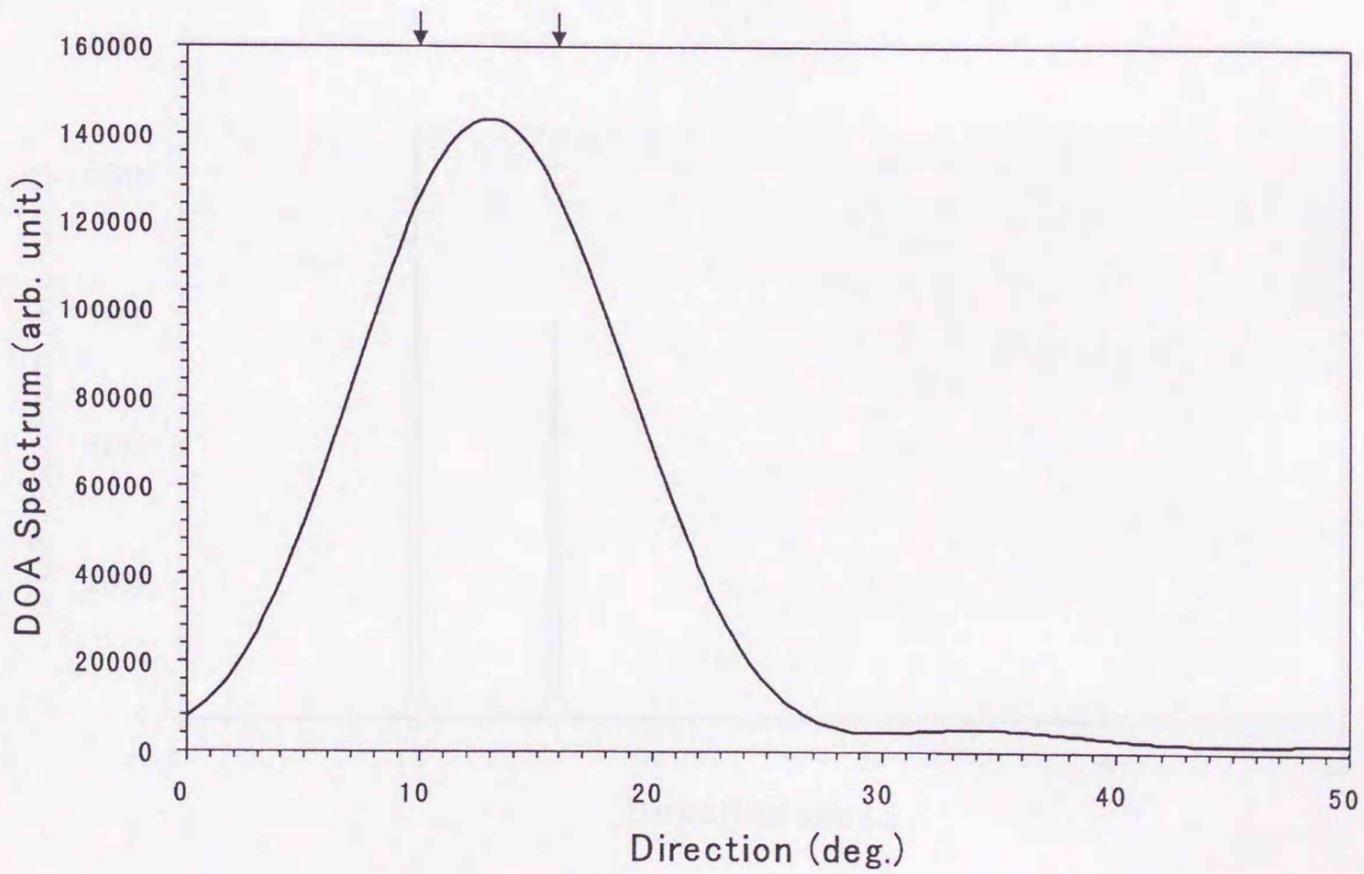
$$S_{Capon}(\theta) = \left( \mathbf{s}^\dagger(\theta) \hat{\mathbf{P}}^{-1} \mathbf{s}(\theta) \right)^{-1} \quad (3.3)$$

$$S_{MUSIC}(\theta) = \left( \sum_{l=1}^L \left| \mathbf{s}^\dagger(\theta) \mathbf{e}_l \right|^2 \right)^{-1} \quad (3.4)$$

で与えられる。ただし、式(3.4)において、 $\mathbf{e}_l$  は  $\hat{\mathbf{P}}$  の  $l$  番目に大きい固有値に対応する固有ベクトルである。

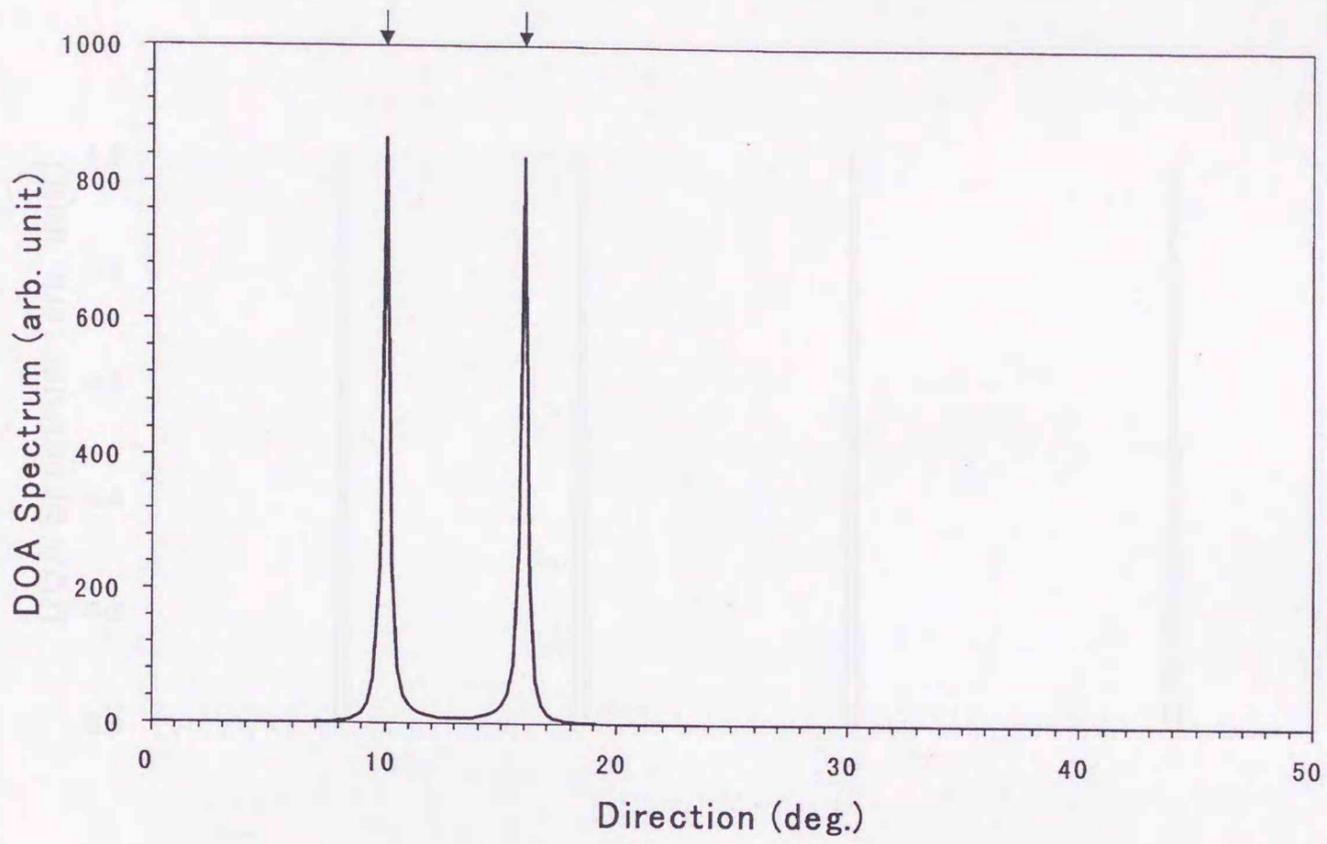


(a) ニューラルネットワーク

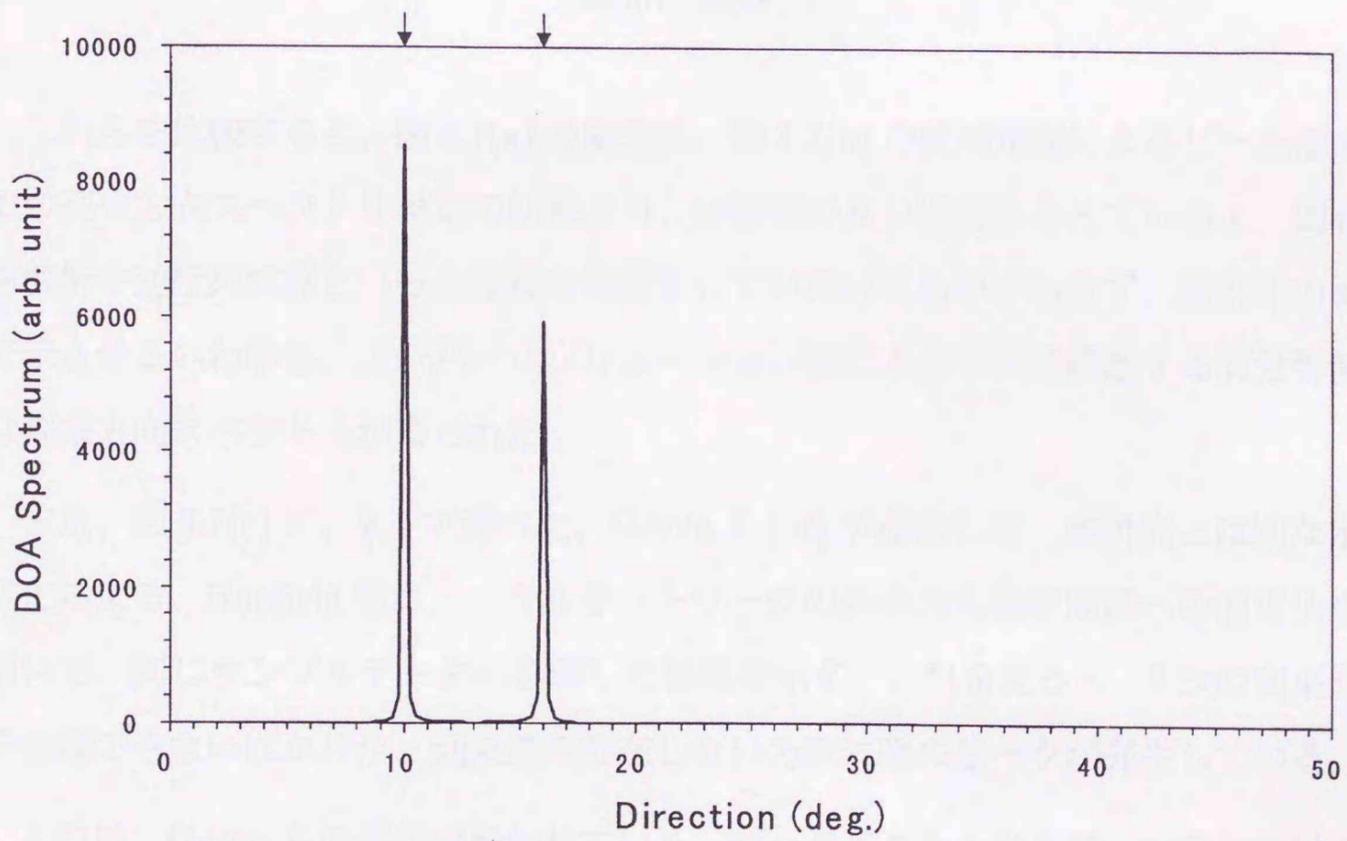


(b) Conventional Beamforming

図 3.7: 到来方向スペクトル推定法の比較。↓は真の到来方向を示す。

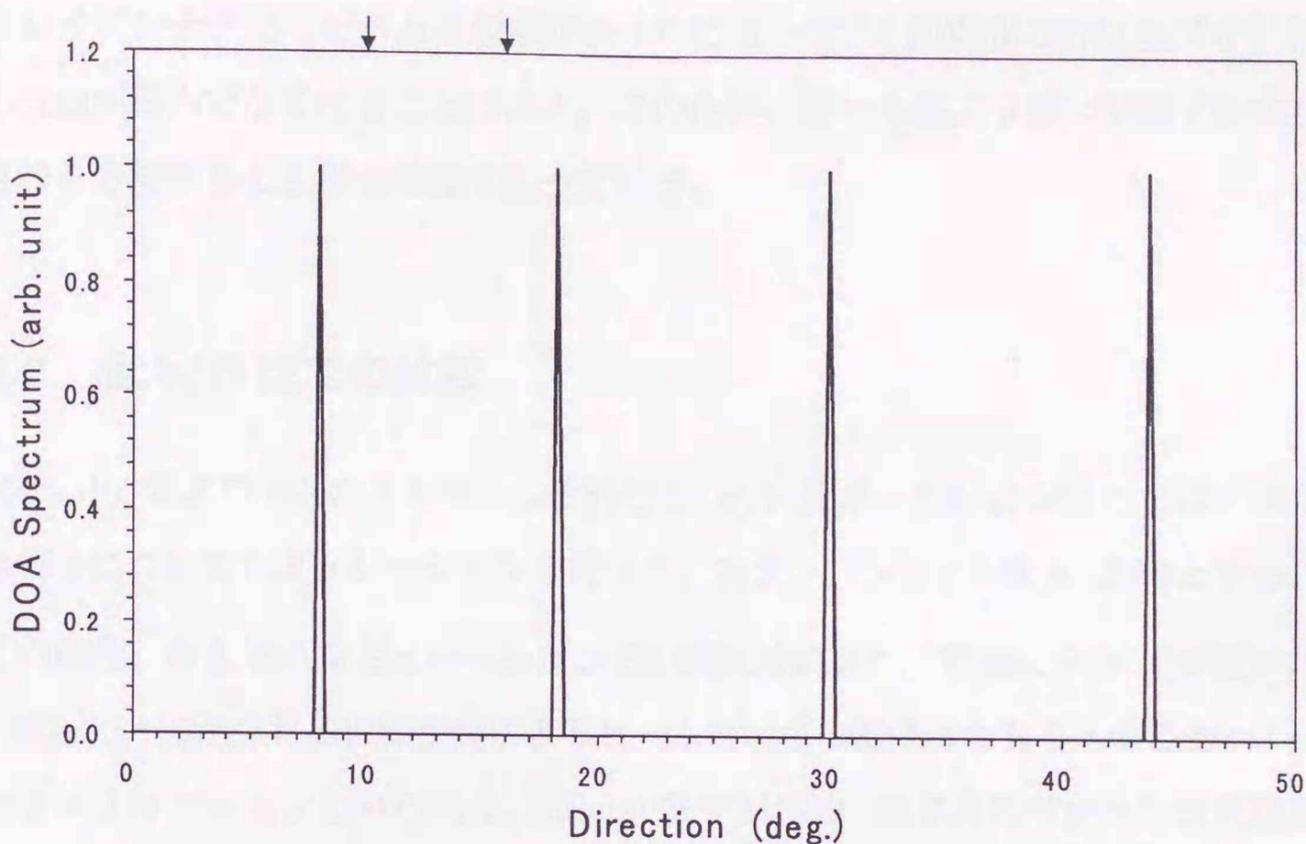


(c) Capon 法



(d) MUSIC 法

図 3.7: 続き



(e) Goryn らの方法

図 3.7: 続き

これらを比較すると、図 3.7(a) の結果は、図 3.7(b) の位相走査によるビーム形成での到来方向スペクトル推定の結果より、分解能の良い推定を与えている上、固有値解析や逆行列演算といった複雑な演算をしていないにもかかわらず、図 3.7(c)(d) で示させるいわゆる、スーパーリゾリューション法によるものに匹敵する高分解能な到来方向スペクトルが得られた。

また、図 3.7(e) に、2.4 で述べた、Goryn ら [31] が提案した、本研究とは別な定式化による、Hopfield 型ニューラルネットワークの到来方向推定問題への適用法を用いて、同じサンプルデータの処理した結果を示す。これを見ると、2つの到来波を分離できないばかりか、到来波の存在しない方向に偽のピークが発生している。

これは、Goryn らの方法で行われている、データベクトルの各ニューロンに対応するモードベクトルへの射影の近似について、到来波の方向差が用いているアレイアンテナのビーム幅よりも小さくなった場合（この場合、10 素子半波長等間隔直線

状アレイアンテナでのビーム半値幅が約 $10^\circ$ に対して、2到来波の方位差が $6^\circ$ )にその近似が妥当でなくなることによる。このため、ビーム幅より狭い間隔で到来する2波を分離することができなくなっている。

### 3.2.2 低S/N比での比較

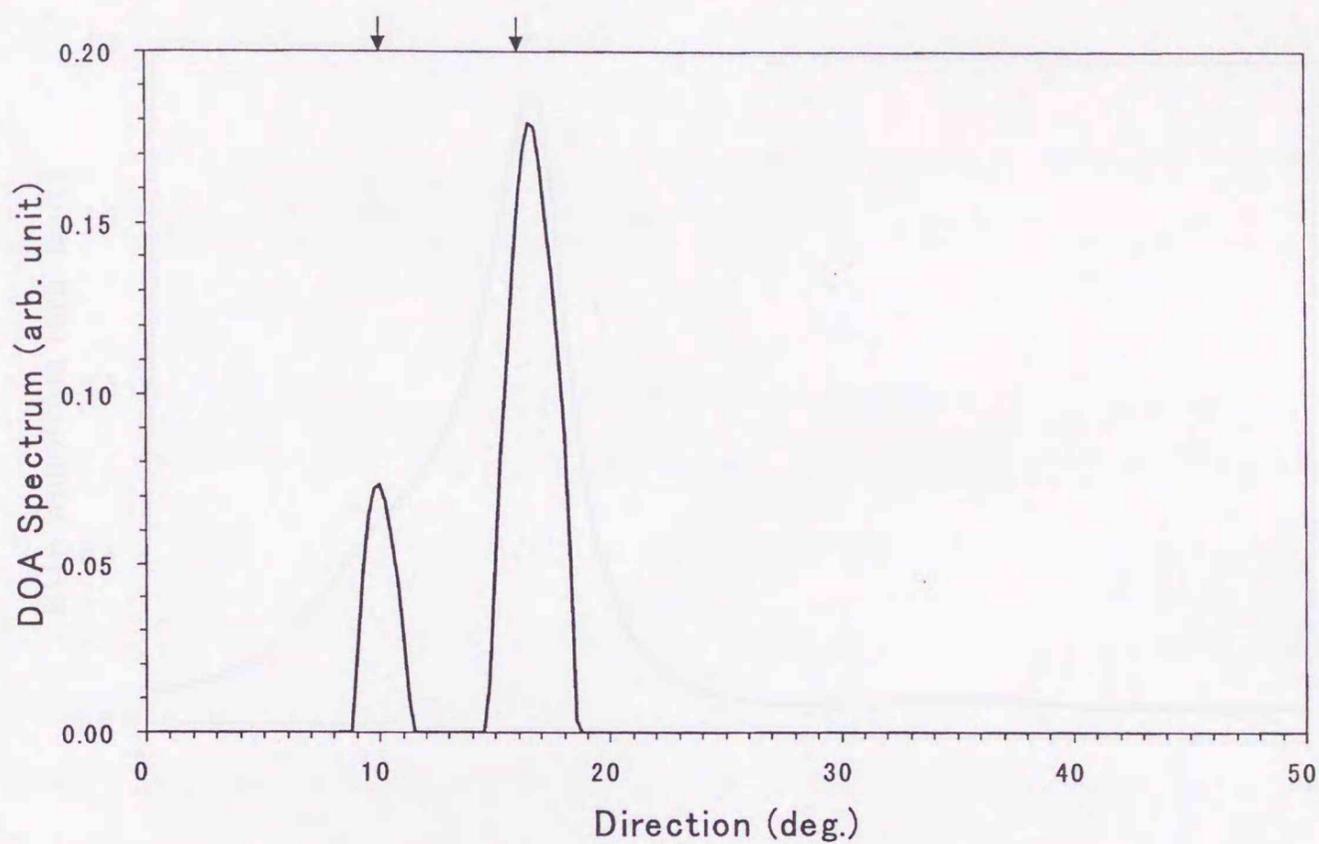
次に、 $10^\circ$  および  $16^\circ$  の2方向からそれぞれ、S/N比が $-3\text{dB}$ と $3\text{dB}$ の2波が到来する場合についてシミュレーションを行なう。スナップショット数 $K$ は50とする。

この場合、今までのシミュレーションでの到来波に比べて極端にS/N比が低いため、図3.8(b)に示される位相走査によるビーム形成法の結果はもちろんのこと、スーパーリゾリューションといわれる、Capon法やMUSIC法でのスペクトル推定結果である図3.8(c)(d)でも、2波を分離することは困難である。

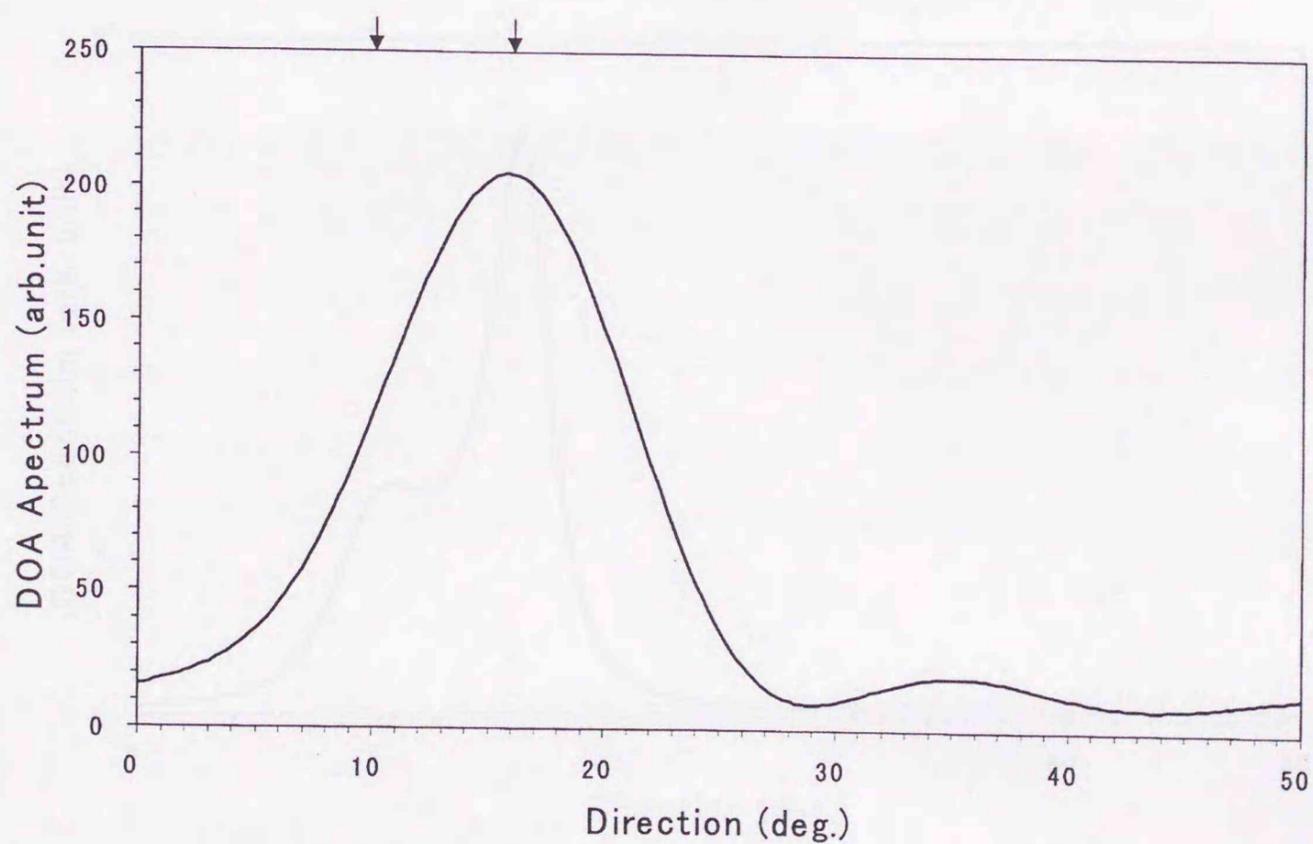
一方、このような困難な状況においても、本研究でのニューラルネットワークを用いたシステムでは、ネットワークの定数や初期値を適切に設定することにより、2波の到来方向スペクトルを分離することができる場合がある。

図3.8(a)は、ニューロンのゲイン $A$ を $1 \times 10^5$ 、入力抵抗 $R$ を $5 \times 10^{-5}$ 、全ニューロンの入力電圧の初期値を $u_i(t=0) = -0.001\sigma_0^2$ , ( $i = 1, 2, \dots, M$ )としたニューラルネットワークを構成し、図3.8(b)(c)(d)と同様のサンプルデータを与えて得られた $t = 0.6\tau$ におけるニューラルネットワーク出力による到来方向推定スペクトルである。これを見ると、スペクトル幅が太くはなっているが、Capon法やMUSIC法などのスーパーリゾリューション法によっても2方向の分離が困難だったにもかかわらず、ニューラルネットワークを用いた方法では2方向スペクトルを分離できたことが分かる。

このように、特殊な場合であるが本研究で提案のニューラルネットワークを用いた到来方向推定法は、従来のいわゆるスーパーリゾリューション法よりも高い分解能を持つ場合があることは興味深い。

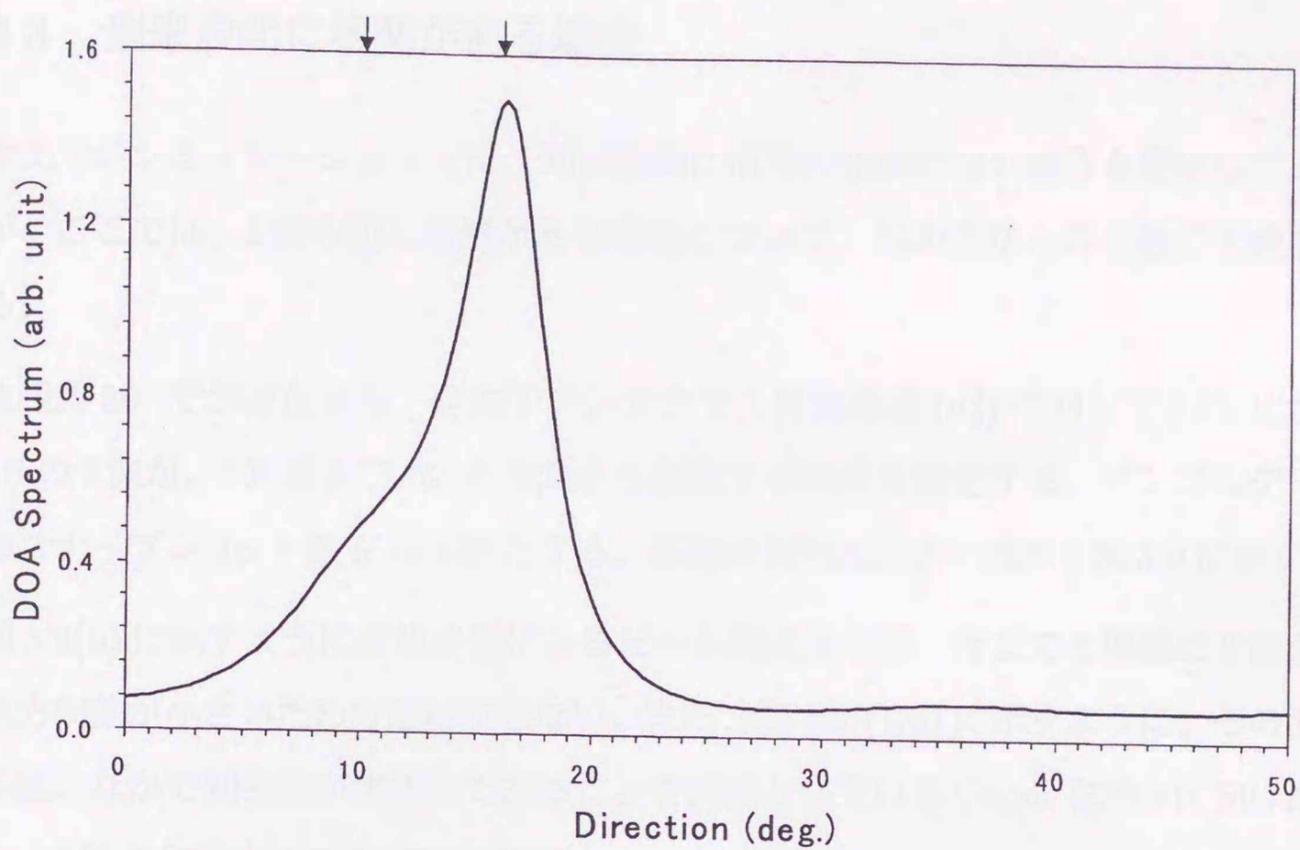


(a) ニューラルネットワーク

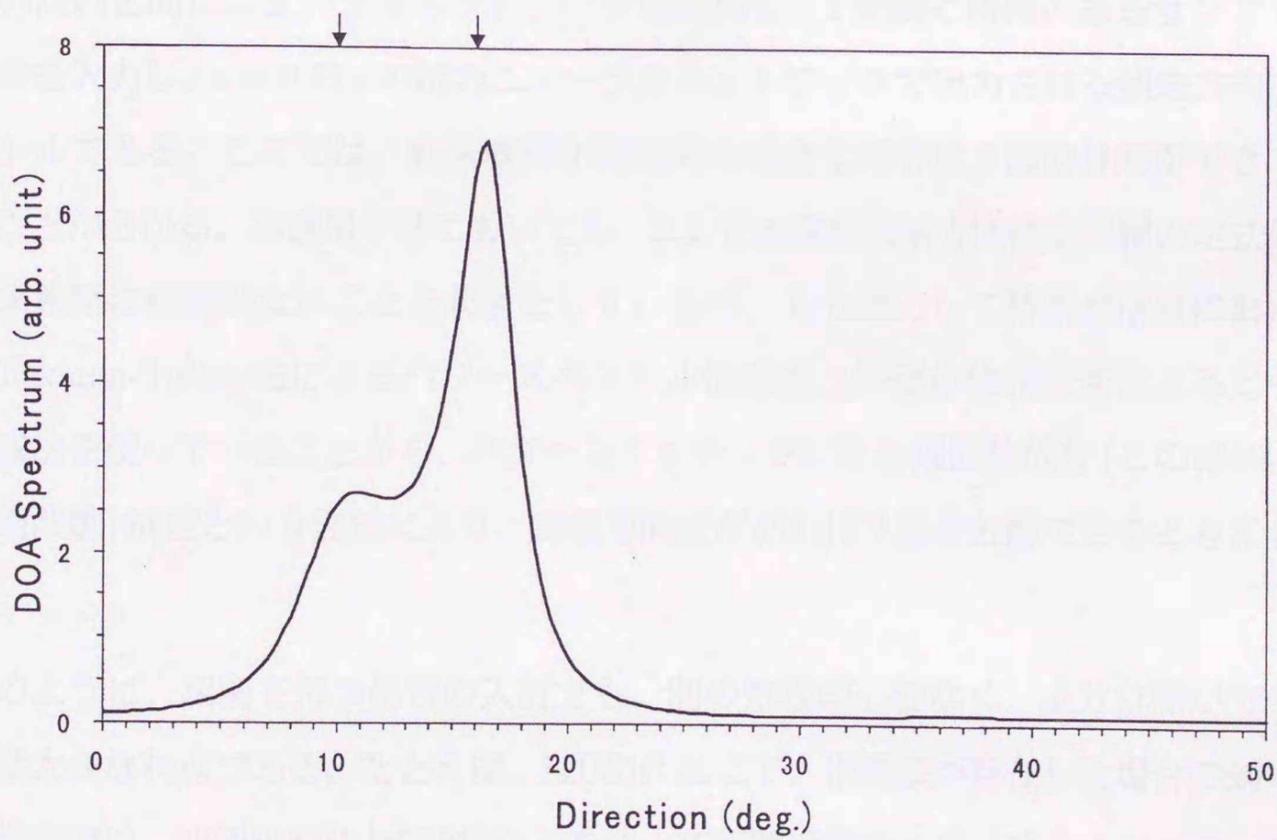


(b) Conventional Beamforming

図 3.8: 低 S/N 比条件下での比較。↓は真の到来方向を示す。



(c) Capon 法



(d) MUSIC 法

図 3.8: 続き

### 3.2.3 到来波間に相関がある場合

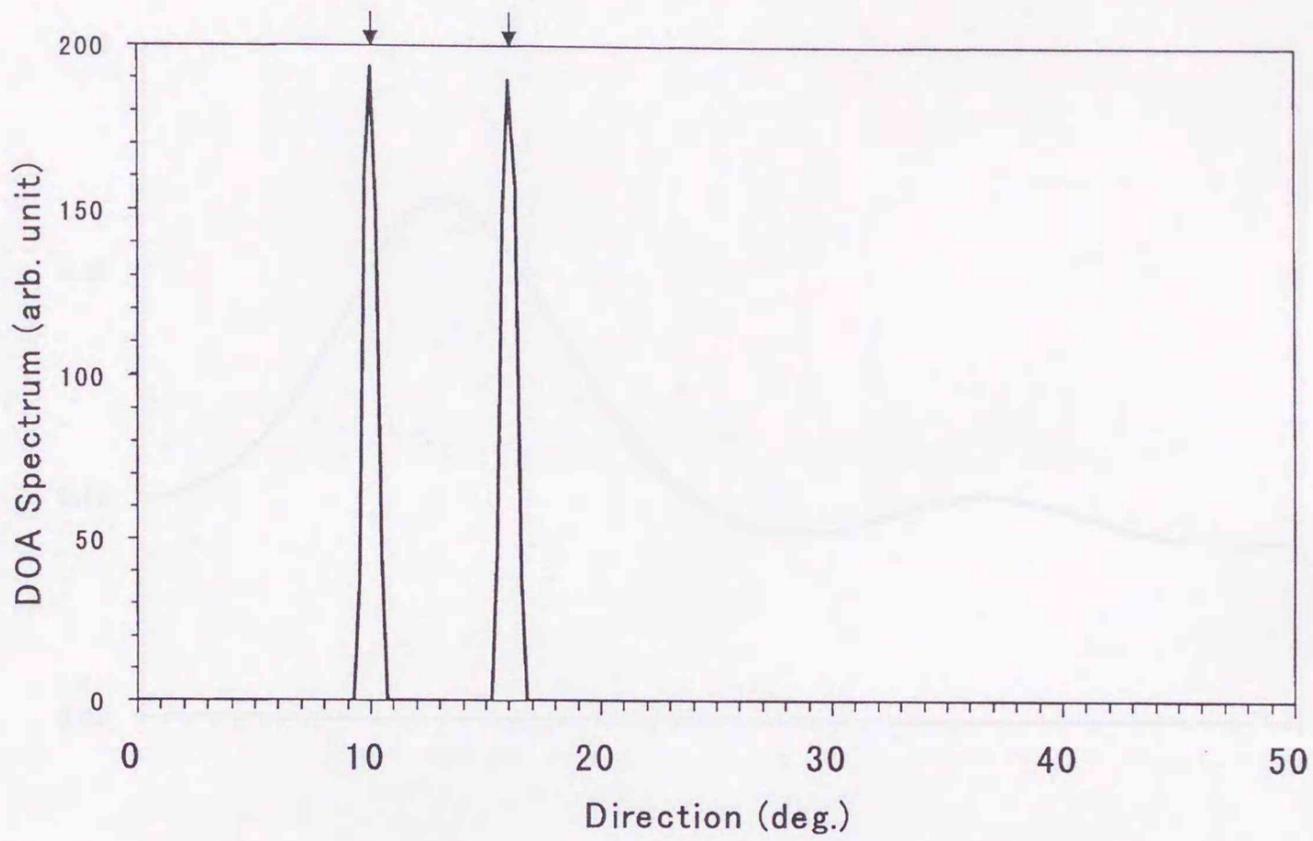
今までのシミュレーションでは、到来波間に信号の相関がない場合を想定していたが、ここでは、2波の間に相関がある場合について、他の方法との比較にて検討する。

位相差  $30^\circ$  で存在する、各素子アンテナでの付加雑音 ( $\sigma_0^2$ ) に対して S/N 比が 30dB の2波が、 $10^\circ$  および  $16^\circ$  の方向から到来する状況を想定する。サンプルデータのスナップショット数  $K$  は 100 とする。各到来方向推定法の結果を図 3.9 に示す。

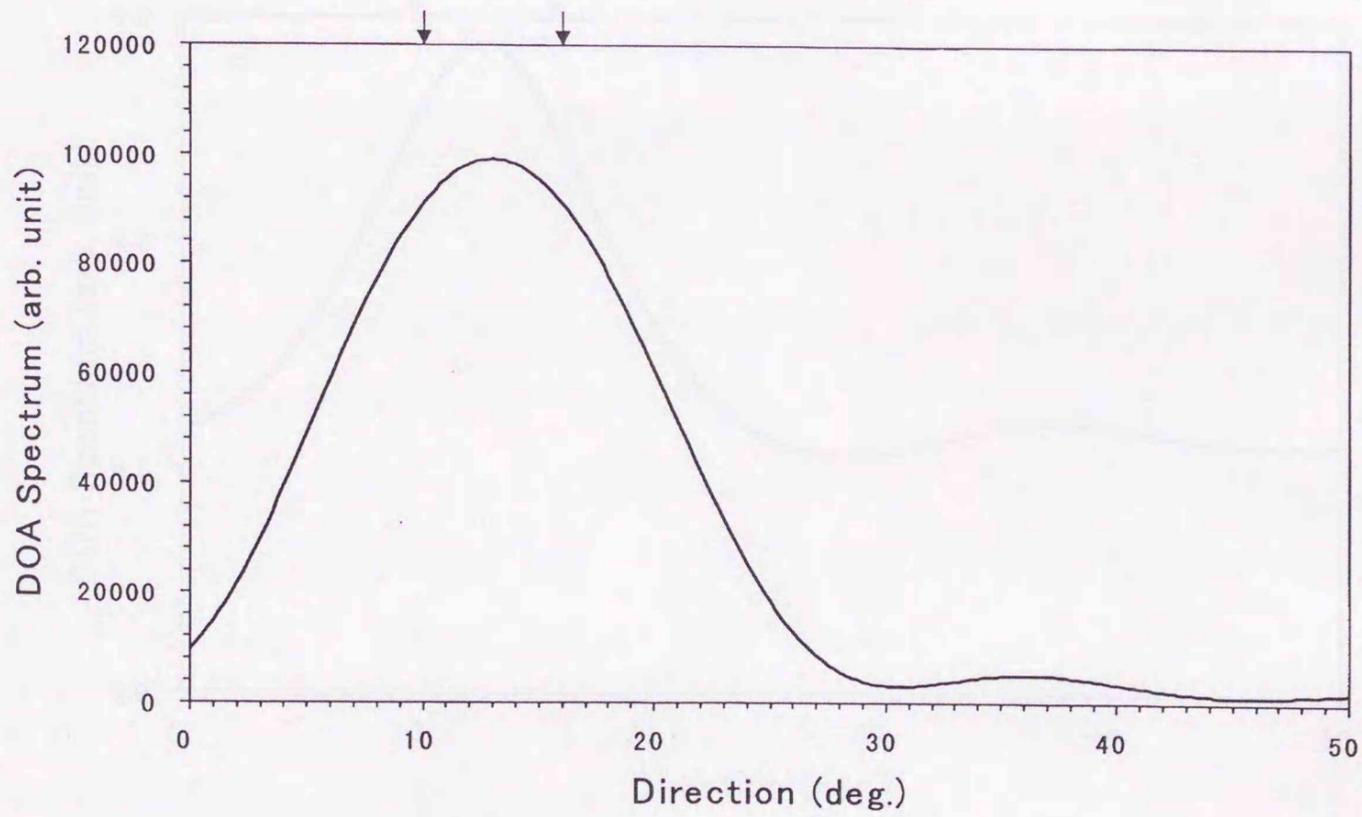
図 3.9(b) に示すように位相走査によるビーム形成法では、今までと同様に2波の到来方向差が小さいため分離はできない。また、図 3.9(c)(d) に示すように、その演算手法のなかで到来波が無相関であることを前提としている Capon 法や MUSIC 法でも、2波を分離することができない。

これに対して、本研究でのニューラルネットワークを用いたシステムでは、3.1.2 で用いたのと同じニューラルネットワークを使用し、2波間に相関のあるサンプルデータを入力し、 $t = 0.77\tau$  の時のニューラルネットワークで出力される到来方向スペクトルである。ここでは、到来波間が無相関の場合と同等に2波の分離ができていることが分かる。本適用手法においても、2.2 で多重波到来方向推定問題の定式化で到来波間に相関がないことを前提としているが、入力値として時系列信号における Blackman-Tukey 法によるパワースペクトル推定法と等価の位相走査によるビーム形成法を使っていることから、パターンマッチングによる周波数成分(この場合は空間周波数)推定という性質により、到来方向差があれば2波を分離できると考えられる。

このように、相関を持つ信号の入射でも、別の処理が必要なく、成分分離ができるのは大きな利点である。たとえば、MUSIC 法にて、相関波が存在した場合の到来方向推定では、空間平均法 [83][91] などを使って相関係数を小さくするといった、前処理を施さないといけない。このサンプルデータに対してサブアレイを 6 として共分散行列内で  $6 \times 6$  の小行列で移動平均を行ない、そこで得られた平均化された共

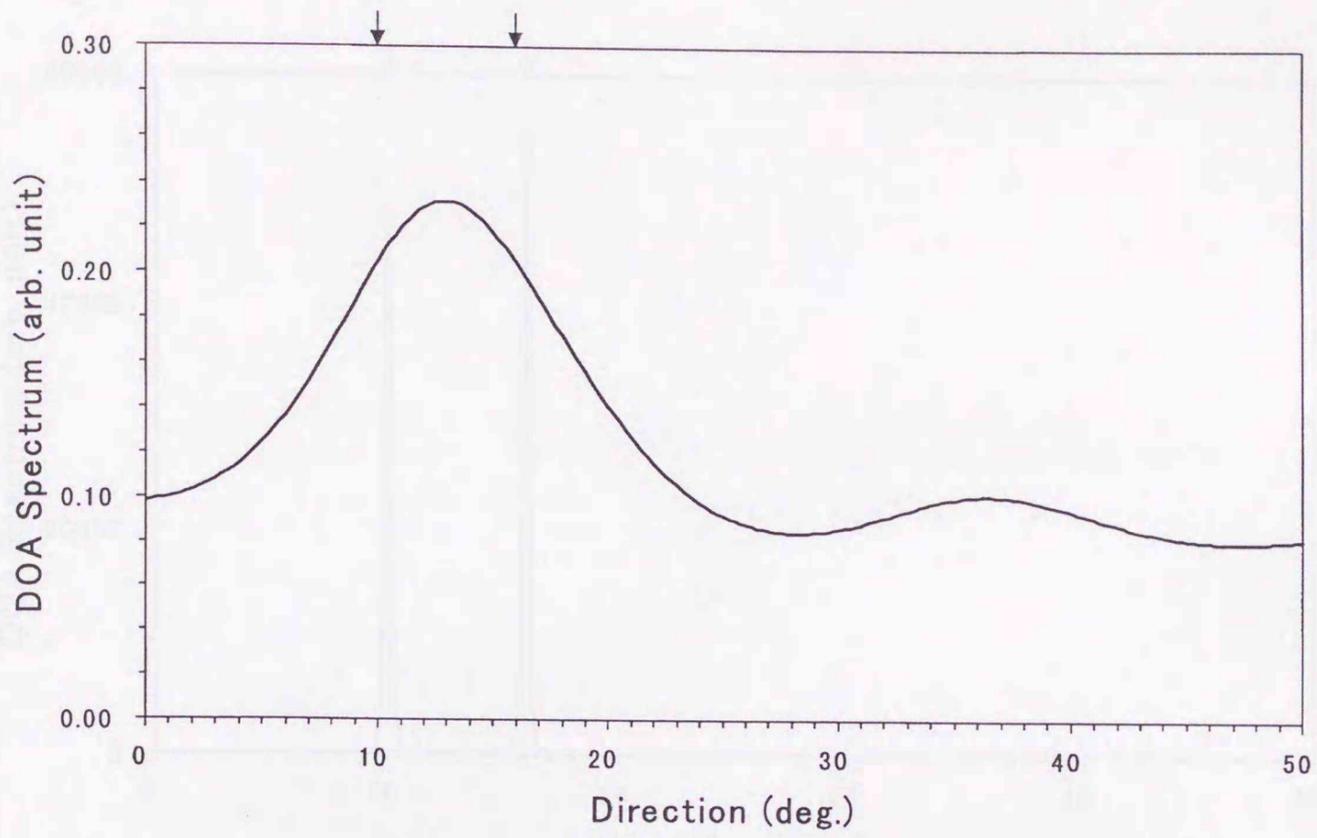


(a) ニューラルネットワーク

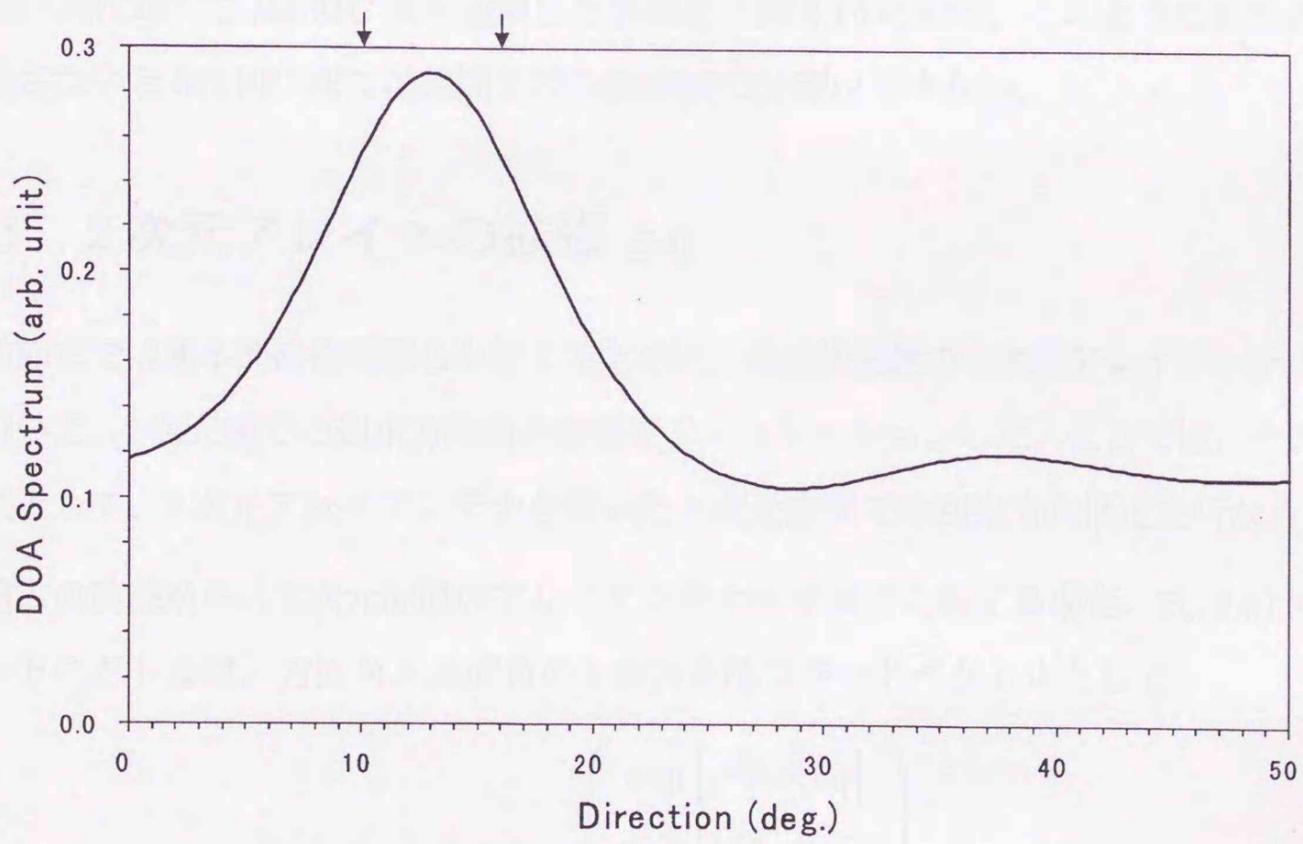


(b) Conventional Beamforming

図 3.9: 相関波入射での比較。↓は真の到来方向を示す。



(c) Capon 法



(d) MUSIC 法

図 3.9: 続き

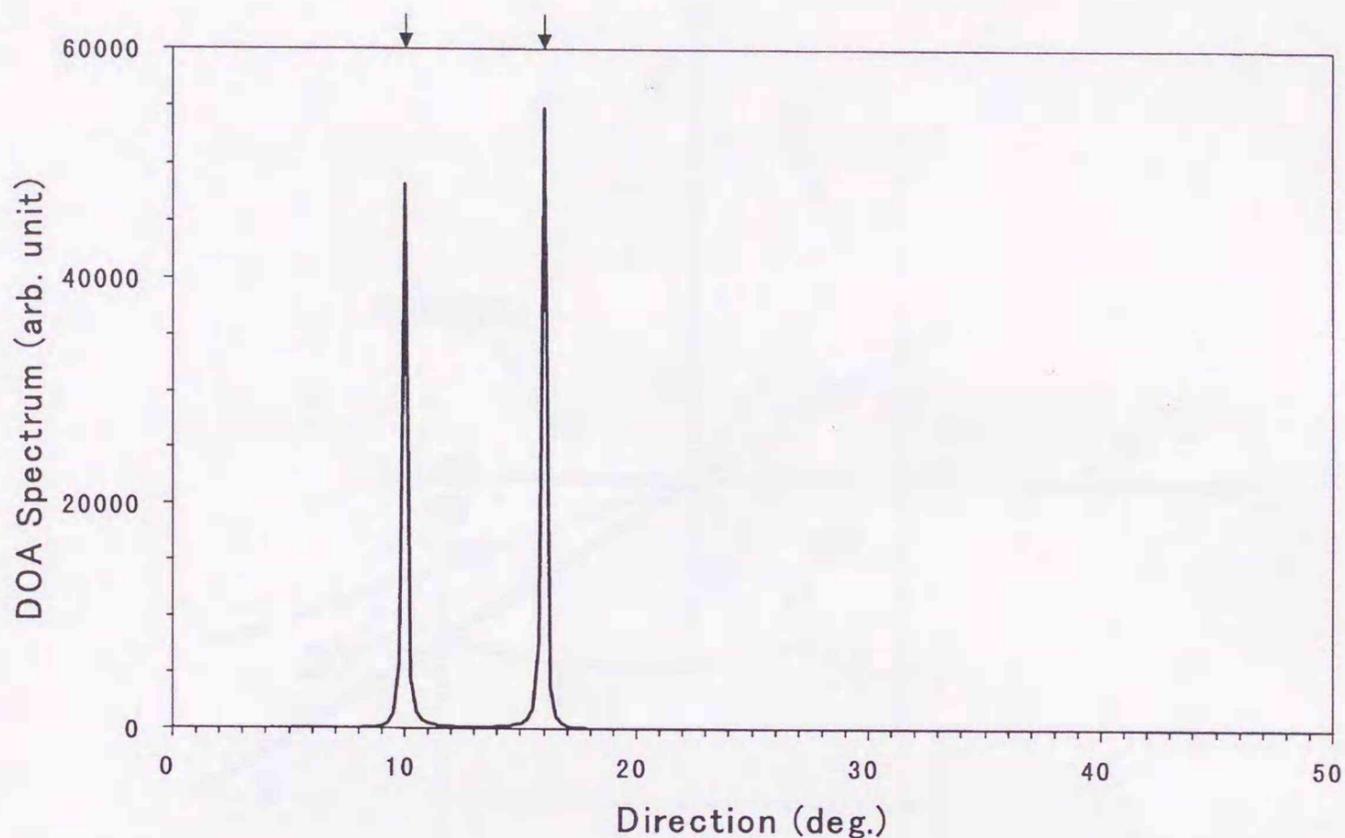


図 3.10: MUSIC 法への空間平均法の適用。↓は真の到来方向を示す。

分散行列に対して MUSIC 法を適用した結果を、図 3.10 に示す。このような前処理を施さないと MUSIC 法では相関を持つ到来波の分離はできない。

### 3.3 2次元アレイへの拡張 [14]

前節までは基本的特性を明らかにするために、直線状配置の1次元アレイアンテナを用いて、2次元面での到来方向角の推定をシミュレーションした。ここでは、その拡張として、2次元アレイアンテナを用いた3次元空間での到来方向推定を行なう。

遠方の波源からの2次元配置のアレイアンテナへ平面波入射する場合、式(2.6)のモードベクトルは、方位角と高度角の2成分を持つモードベクトルとして、

$$s(\alpha_l) = b(\alpha_l) \begin{pmatrix} \exp \left[ j \frac{2\pi}{\lambda} \mathbf{r}_1^t \boldsymbol{\alpha}_l \right] \\ \exp \left[ j \frac{2\pi}{\lambda} \mathbf{r}_2^t \boldsymbol{\alpha}_l \right] \\ \vdots \\ \exp \left[ j \frac{2\pi}{\lambda} \mathbf{r}_N^t \boldsymbol{\alpha}_l \right] \end{pmatrix} \quad (3.5)$$

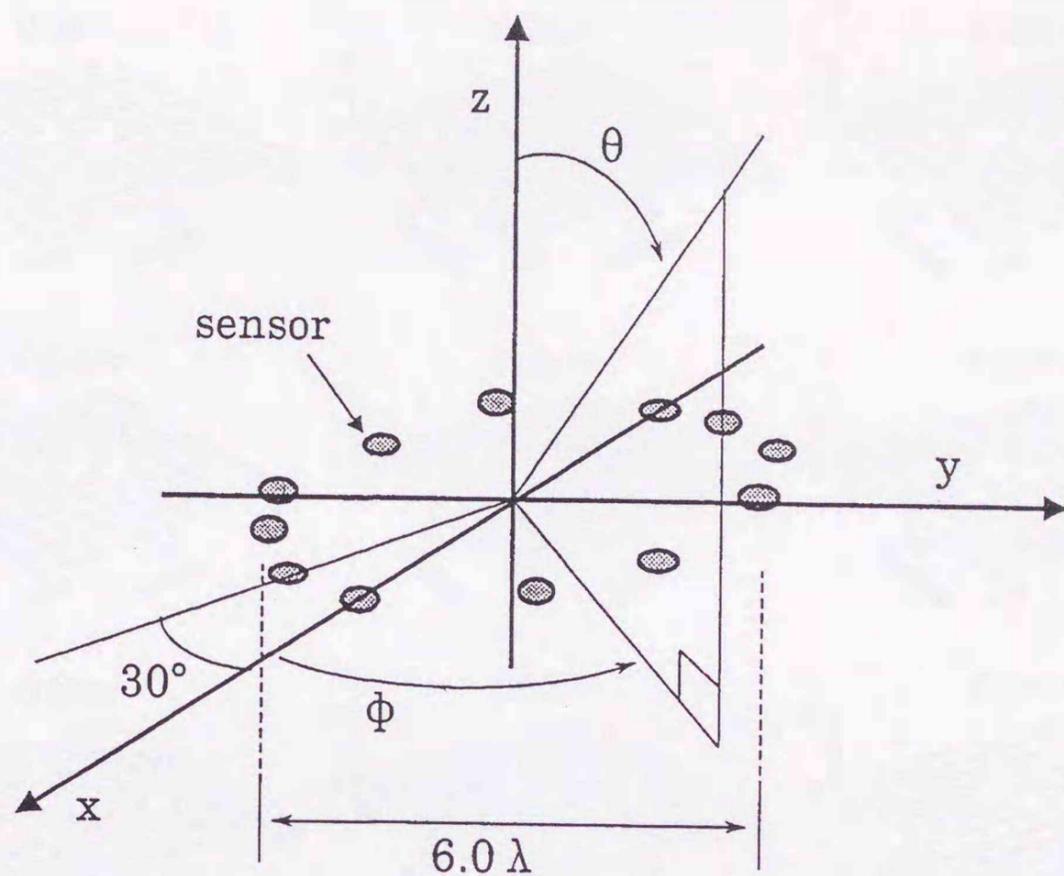


図 3.11: 2次元円形アレイアンテナの配置

と表わすことができる。ただし、ここで、 $\alpha_i$  は  $i$  番目到来波の到来方向の単位ベクトル  $(\theta, \phi)$ 、 $\mathbf{r}_n$  は  $n$  番目の素子アンテナの位置ベクトル  $\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$  であり、他の記号は式 (2.6) と同じである。このモードベクトルを用いて、2.2 および 2.3 の展開を行ないニューラルネットワークを構成することによって、2次元配置アレイアンテナへの拡張が可能となる。

ここで、その処理例として、円形アレイアンテナへの2波入射の到来波方向推定のシミュレーションを行なってみた。

円形アレイアンテナは、図3.11に示すように、直径  $6\lambda$  の円周上に  $30^\circ$  ごとに等角度間隔で12個の無指向性の素子アンテナを配置して構成する。到来波は、 $\theta = [50^\circ, 70^\circ]$ 、 $\phi = [-10^\circ, 10^\circ]$  の範囲から到来するものとする。この範囲において  $\theta, \phi$  とも  $2.0^\circ$  間隔で離散化して合計121個のニューロンに割り付けた。

到来波は、到来方向が  $(\theta, \phi) = (62.0^\circ, -2.0^\circ)$ 、 $(56.0^\circ, 4.0^\circ)$  の2波を考える。この

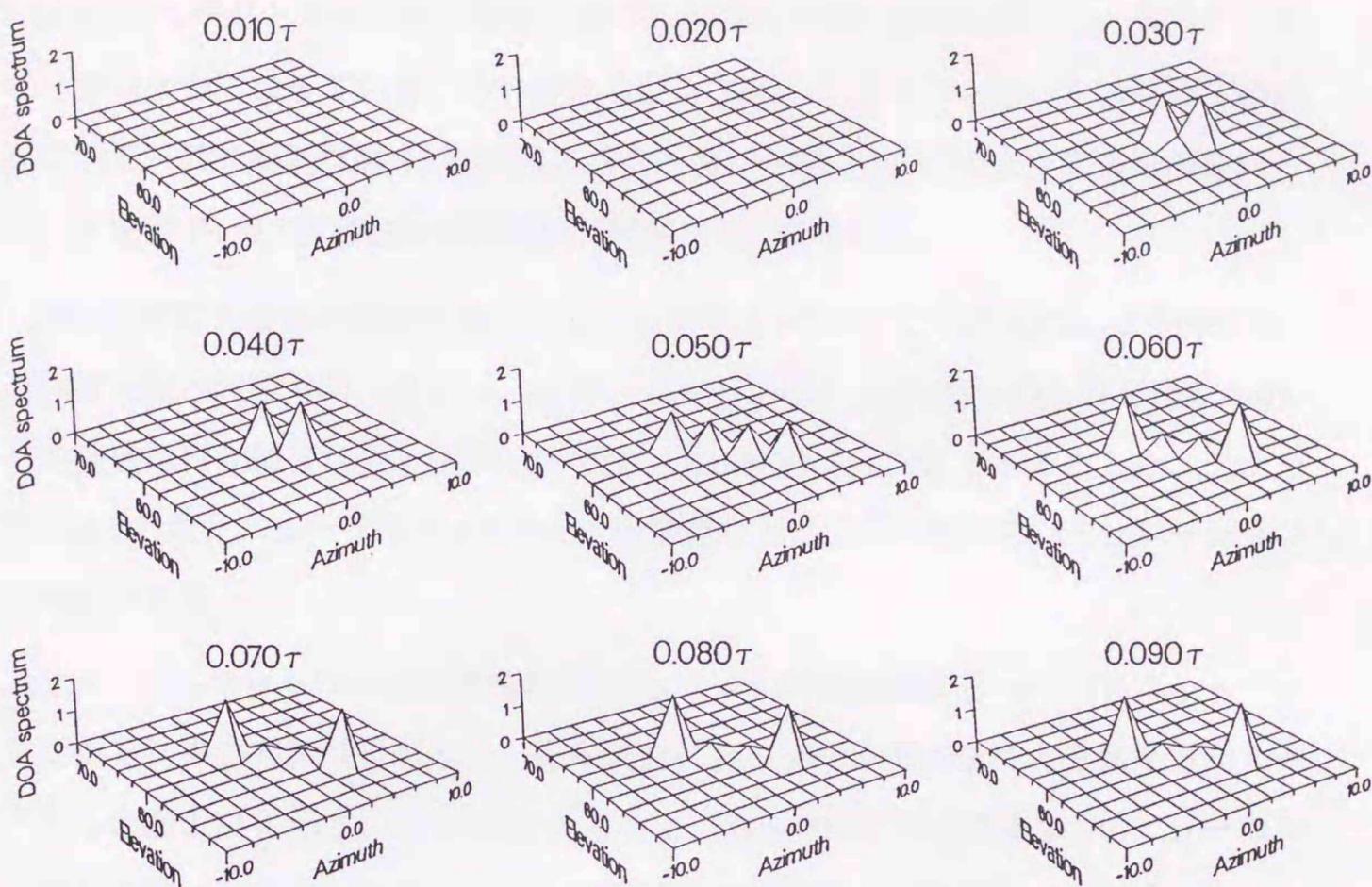


図 3.12: 2次元到来方向スペクトルの時間変化

2到来波の素子アンテナにおける付加雑音に対する S/N 比を 30dB とし、スナップショット数  $K = 32$  のデータを測定するとした。ニューラルネットワークとしては、入出力特性のゲイン  $A$  を  $5 \times 10^4$ 、入力抵抗  $R$  を  $1 \times 10^{-3}$  という特性を持つニューロンで構成し、ニューロンの初期入力状態としては  $u_i(t = 0) = -1.0\sigma_0^2$ , ( $i = 1, 2, \dots, M$ ) と設定した。

このニューラルネットワークに、サンプルデータを与えてニューラルネットワーク出力を2次元の到来方向スペクトルとして時間変化を表示したのが、図 3.12 である。このシミュレーションの場合、 $t = 0.07\tau$  程度の時間で正確な方向のニューロンに大きな出力があり、ほぼ収束していることが分かる。

図 3.13 に、 $t = 0.1\tau$  の時の到来方向スペクトルと、位相走査によるビーム形成法による到来方向スペクトルを示す。位相走査によるビーム形成では、図 3.13(b) に見られるように、アレイの開口長で規定されるビーム幅の中に2波が到来するためそれらを分離できない。また、1次元の直線状配列アレイアンテナ場合と同様に、図

3.13(b) のスペクトルから付加雑音に関する定数項を引いたものがニューラルネットワークの入力になっている。いいかえると、ニューラルネットワークの最適化機能を用いて、低分解能な図 3.14(b) のスペクトルから図 3.13(a) のような高分解能スペクトルを得て、2 波の到来方向分離を可能にしたといえる。

次に 2 波の大きさが異なる場合についてシミュレーションを行った。2 到来波は、方向は上記と同じ方向、 $(\theta, \phi) = (62.0^\circ, -2.0^\circ), (56.0^\circ, 4.0^\circ)$  からの入射を考えるが、信号強度は付加雑音に対し S/N 比がそれぞれ 30dB と 27dB であるとした。スナップショット数、ニューラルネットワークの設定などについては先のシミュレーションと同じである。

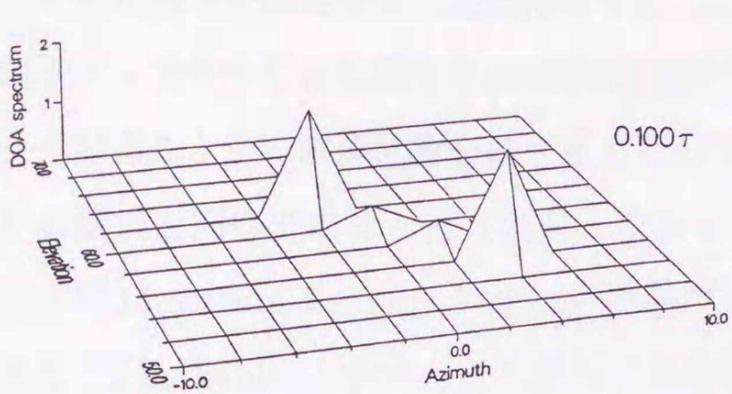
ニューラルネットワークを動作させた後、 $t = 0.1\tau$  経過後のニューラルネットワークによる到来方向スペクトルと、位相走査によるビーム形成法による到来方向スペクトルを図 3.14 に示す。図 3.14(a) を見ると、到来方向に対応する 2 つのニューロンの出力比は、到来波の大きさの比とほぼ同じであることがわかる。これは、ニューロンの入出力特性  $g$  を式 (2.12) のように、線形部分を持たせたためである。この結果、シミュレーションが示すように、この到来方向推定法では到来方向だけでなく、到来信号の大きさの比も同時に求めることができる。

また、この 2 つのシミュレーションでは、位相走査によるビーム形成での到来方向スペクトルで 2 波を分離できないため、図 3.13(b) と図 3.14(b) とを比較しても到来波の大きさの比は分からない。しかしながら、これらをニューラルネットワークを通すことによりそのわずかな差から、図 3.13(a) と図 3.14(a) のように、それぞれの最適な到来方向スペクトルへ収束して行くことがわかる。

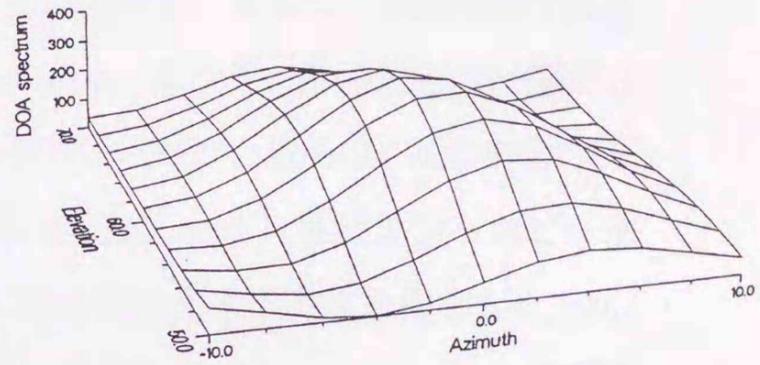
### 3.4 近距離波源推定への拡張 [15][25]

次に、電磁波源近傍における波源探査を考慮して、波源がアレイアンテナの近傍（フレネル領域）にある場合について検討する。

このような状況での波源推定法は研究例としてあまり多くはない。菊池ら [57][70]



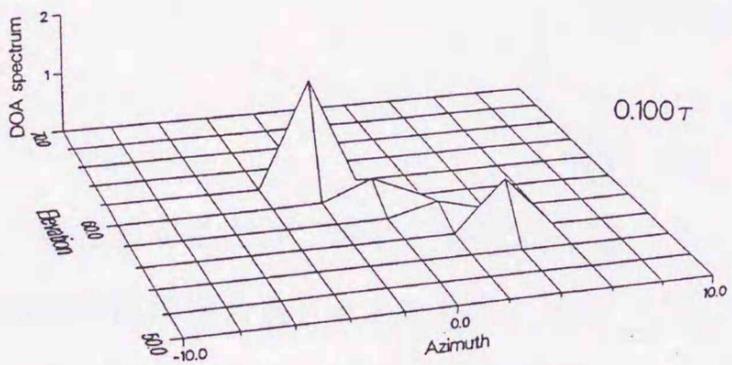
(a) ニューラルネットワーク



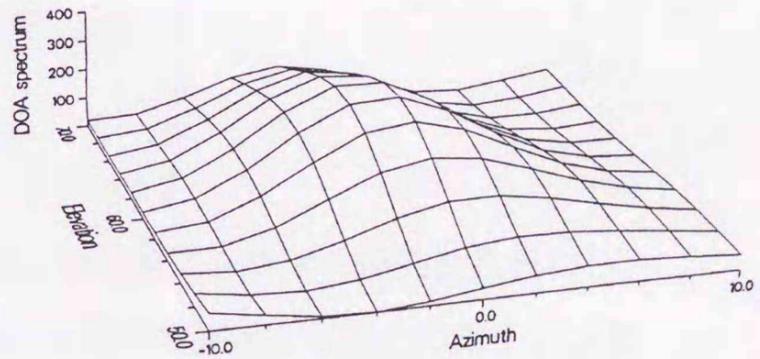
(b) Conventional Beamforming

	Elevation( $\theta$ )	Azimuth( $\phi$ )	S/N
到来波 1	62.0°	-2.0°	30cB
到来波 2	56.0°	4.0°	30dB

図 3.13: 2 波到来状況での到来方向スペクトル



(a) ニューラルネットワーク



(b) Conventional Beamforming

	Elevation( $\theta$ )	Azimuth( $\phi$ )	S/N
到来波 1	62.0°	-2.0°	30cB
到来波 2	56.0°	4.0°	27dB

図 3.14: 2 波到来状況での到来方向スペクトル: 2 波の振幅が異なる場合

は、合成開口法の手法を近傍電磁波源に適用した。これは各素子アンテナで受信された位相情報を測定領域に逆伝播させたことに相当する。そして、波源位置では各素子アンテナから逆伝播された位相情報が“in-phase”となり、その位置で振幅が大きくなることから波源位置を推定するものである。さらに、彼らはこの動作がフーリエ変換と同等であること（正確にはフレネル変換）から、最大エントロピー法 (MEM: Maximum Entropy Method) を適用し高分解能化する方法を提案した [69]。また、Sandkühler ら [79] による最大ゆう度法 (ML: Maximum Likelihood) の近傍波源への適用、Huang ら [39] による MUSIC 法の拡張と ML 法との比較、小原ら [73] によ MUSIC 法と MEM 法との比較などの研究がある。

シミュレーションでは簡単化のため、図 3.15 に示すように 2 次元面に波源もアレイアンテナもあることを考える。そして、アレイアンテナからフレネル領域にある  $L$  個の波源から中心波長  $\lambda$  の狭帯域信号が、 $N$  素子からなるアレイアンテナに受信されるとする。 $l$  番目の波源の位置を  $(x_l, y_l)$ 、 $n$  番目の素子アンテナの位置を  $(\xi_n, \eta_n)$  とすると、式 (2.6) のモードベクトルを

$$\mathbf{s}_l = \begin{pmatrix} \frac{b_{l,1}}{D_{l,1}} \exp \left[ j \frac{2\pi}{\lambda} D_{l,1} \right] \\ \frac{b_{l,2}}{D_{l,2}} \exp \left[ j \frac{2\pi}{\lambda} D_{l,2} \right] \\ \vdots \\ \frac{b_{l,N}}{D_{l,N}} \exp \left[ j \frac{2\pi}{\lambda} D_{l,N} \right] \end{pmatrix} \quad (3.6)$$

と書き直すことができる。ただし、ここで、 $b_{l,n}$  は素子アンテナの指向性を表わし、無指向性の場合  $b_{l,n} = 1$  とある。また、 $D_{l,n}$  は、 $l$  番目の波源と  $n$  番目の素子アンテナとの距離である。いま、波源位置が  $(x_l, y_l)$ 、素子アンテナ位置が  $(\xi_n, \eta_n)$  なので、

$$D_{l,n} = \sqrt{(x_l - \xi_n)^2 + (y_l - \eta_n)^2} \quad (3.7)$$

と表わせる。このモードベクトルを用いて、2.2 および 2.3 の展開を行ないニューラルネットワークを構成することによって、近傍波源位置推定への拡張が可能となる。

シミュレーションにあたっては、波源に関して以下の仮定をおく。

#### 1. 波源は点波源

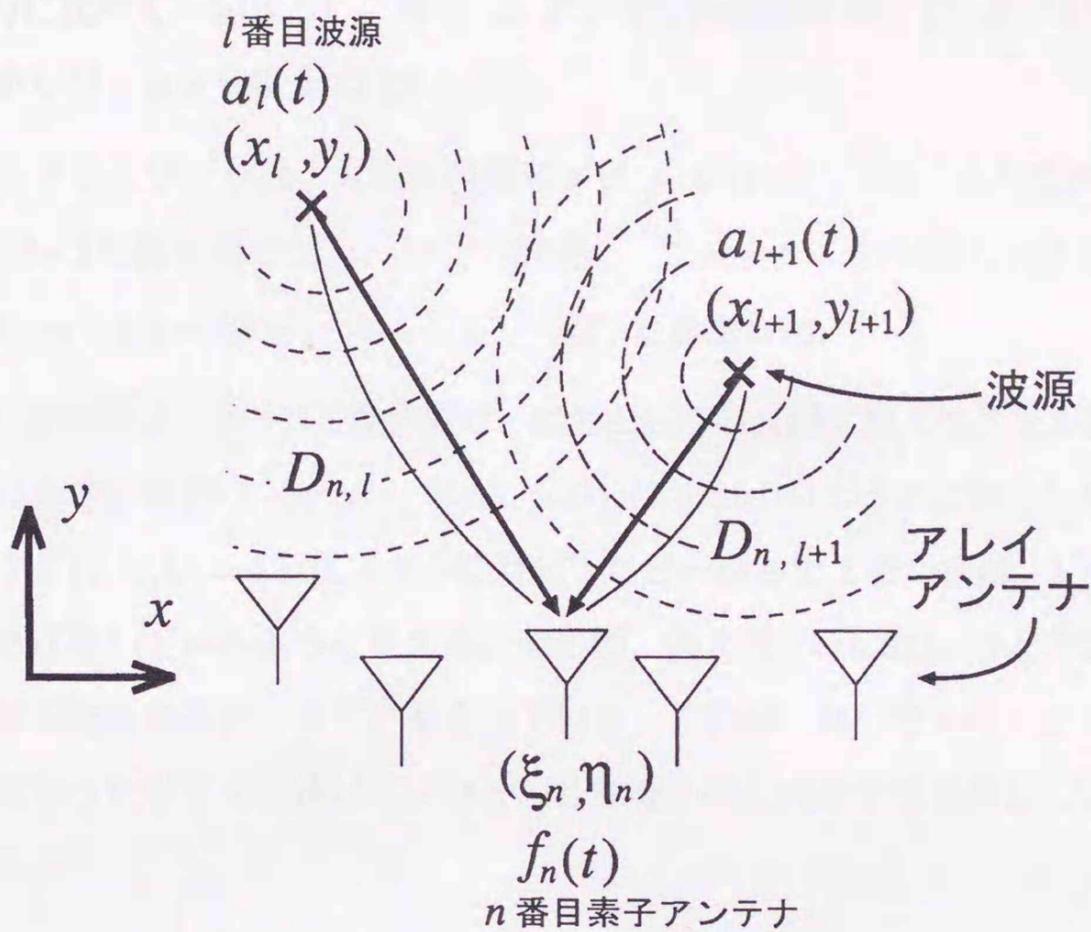


図 3.15: 近傍波源とアレイアンテナの配置

2. 波源での信号は振幅一定で、位相が  $[-\pi, \pi]$  の範囲で一様乱数系列で変化する複素信号
3. 伝搬については、距離による振幅と位相遅れのみが存在する
4. 波源の存在する領域は 10 波長四方の領域

アレイアンテナとしては、 $x$  軸に沿って半波長間隔で 21 個の無指向性素子アンテナから構成されているとする。また、10 波長四方の波源位置推定領域に、 $x$  軸方向および  $y$  軸方向それぞれに 0.5 波長間隔で離散化した 420 個の座標点をおき、その各点に 420 個のニューロンを割り当てた。

他の推定法との比較としては、位相逆伝搬法 [57] をスナップショットを扱えるように拡張したもの、最大エントロピー法 (MEM) [69]、2D-MUSIC 法 [39] の結果と比較した。

まず、波源位置が  $(x, y) = (3.0\lambda, 4.0\lambda), (6.5\lambda, 6.0\lambda), (7.5\lambda, 6.0\lambda)$  の 3 点の場合のシミュレーションを行なった。信号の大きさは、波源  $(x, y) = (3.0\lambda, 4.0\lambda)$  での信号だ

け他の2信号に比べて $-3\text{dB}$ とし、素子アンテナでの付加雑音はごく小さいとする。データのスナップショット数 $K$ は32とした。

ニューラルネットワークは、入出力特性のゲイン $A$ が $1.0 \times 10^5$ 、入力抵抗 $R$ が $1.0 \times 10^{-4}$ という特性を持つニューロンで構成し、ニューロンの初期入力状態としては $u_i(t=0) = -1.0 \times 10^3 \sigma_0^2$ , ( $i = 1, 2, \dots, M$ ) と設定した。

このニューラルネットワークを動作させ、出力としての波源位置スペクトルの時間変化を3.16に示す。最初に、 $(x, y) = (6.5\lambda, 6.0\lambda), (7.5\lambda, 6.0\lambda)$ の2点に対応したピークが見え、すぐに $(x, y) = (3.0\lambda, 4.0\lambda)$ に対応したピークも出てきた後は、 $t = 1.0\tau$ ぐらいでほぼ収束しているように見える。その間、例えば $t = 0.015\tau$ のようにスプリアスが広がる時もあるが、すぐに収まっている。これは、ローカルミニマムに落ち込みそうになったがすぐに抜けてグローバルな最小値に向かって収束していったと考えられる。

図3.17に他の波源位置推定手法との共に、 $t = 16\tau$ のニューラルネットワーク出力を示す。図3.17(b)の位相逆伝搬法の結果は他の推定法に比べて分解能が良くないことが分かる。また、この出力と等価なものがニューラルネットワークの外部入力になっており、そのニューラルネットワークの最適化機能により、低分解能の図3.17(b)をニューラルネットワークに通すことにより、高分解能な図3.17(a)の結果を得たことになる。

図3.17(c)および(d)は、それぞれ最大エントロピー法と2D-MUSIC法の結果である。どちらも正しい位置に分解能良く波源位置推定されている。

次に、波源位置が $(x, y) = (6.5\lambda, 6.0\lambda), (7.5\lambda, 6.0\lambda)$ の2波源とし、同じ大きさの信号を発しているとする。これに対して、各素子アンテナでの付加雑音は先ほどのシミュレーションよりは大きく、 $-10\text{dB}$ とした。スナップショット数、ニューラルネットワーク構成要素の設定は、ニューロンの入力電圧の初期値を $-1.0 \times 10^6 \sigma_0^2$ であることを除けば、上記シミュレーションと同じにした。

図3.18に他の波源位置推定手法との共に、 $T = 16\tau$ のニューラルネットワーク出力を示す。図3.18(a)は、図3.17(a)に比較して波源位置に対応したニューロン以外

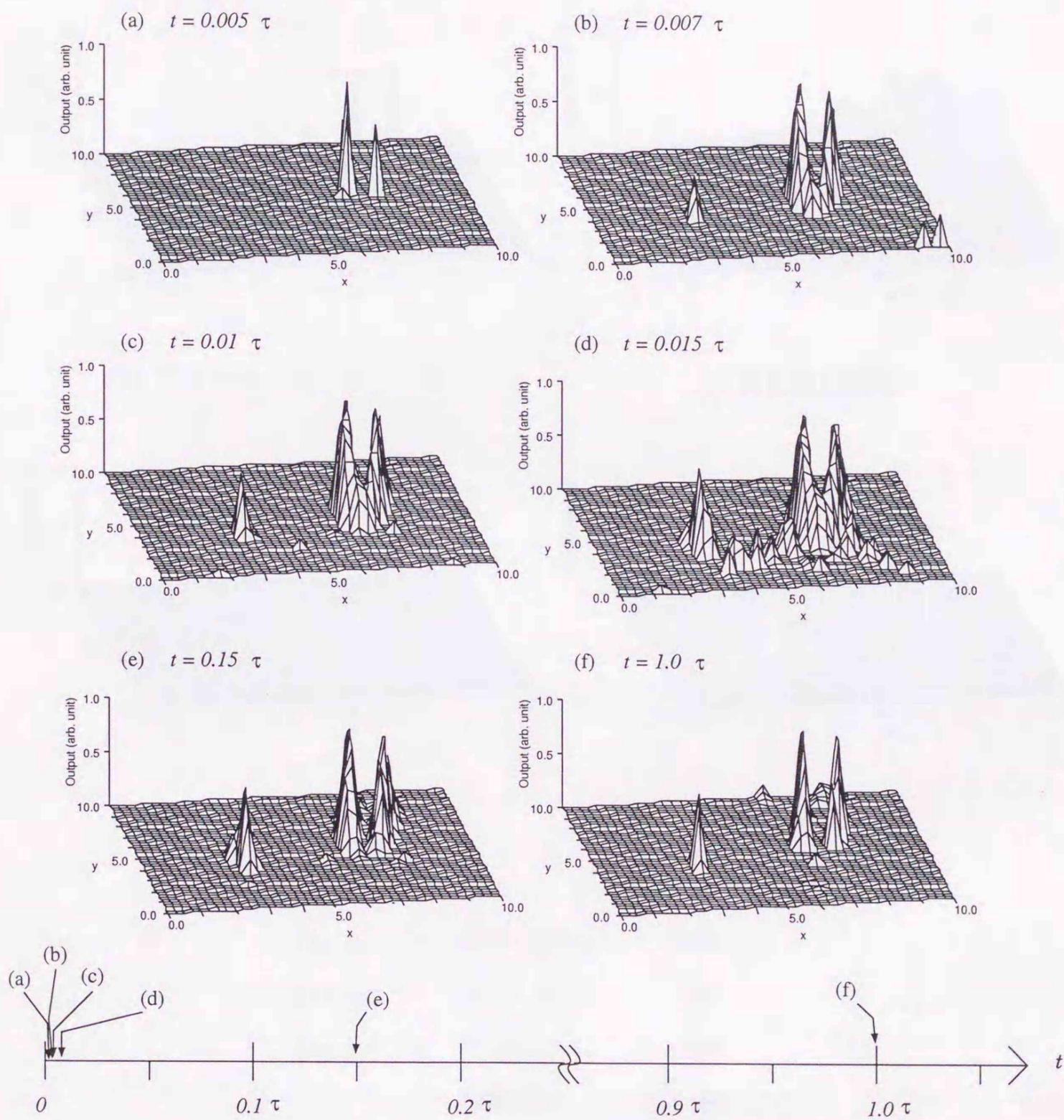
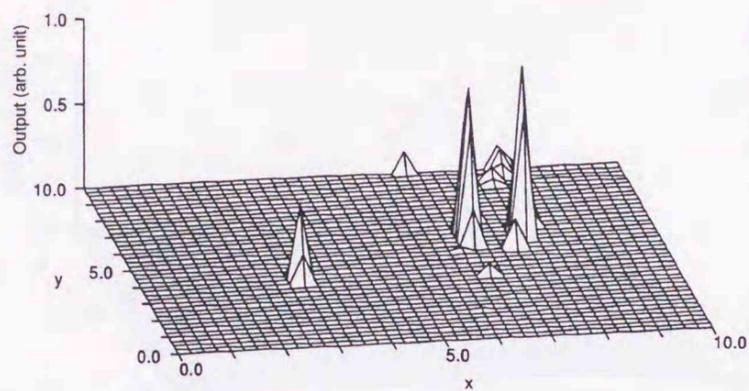
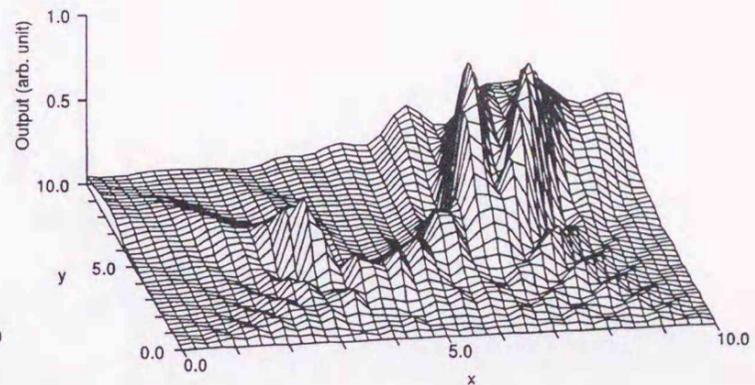


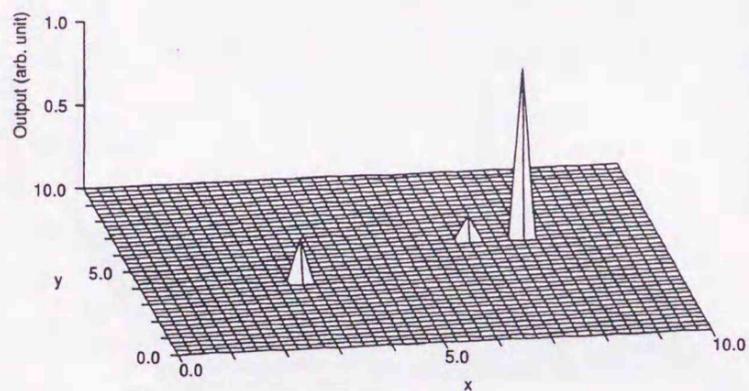
図 3.16: ニューラルネットワーク出力の時間変化 (2次元方向スペクトル)



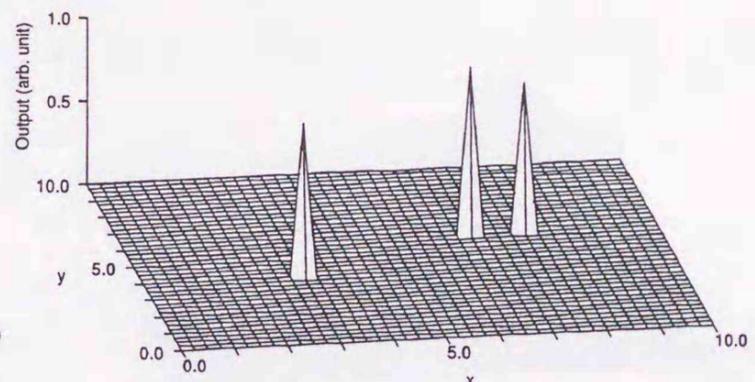
(a) ニューラルネットワーク



(b) 位相逆伝搬法



(c) 最大エントロピー法



(b) 2D-MUSIC法

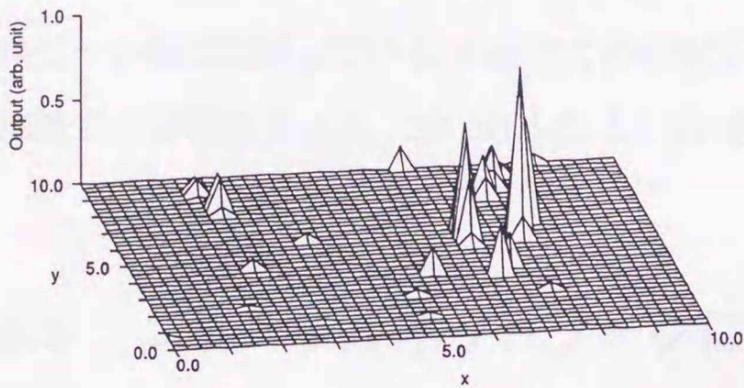
$$(x_1, y_1) = (3.0\lambda, 4.0\lambda) \quad -3\text{dB}$$

$$(x_2, y_2) = (6.5\lambda, 6.0\lambda) \quad 0\text{dB}$$

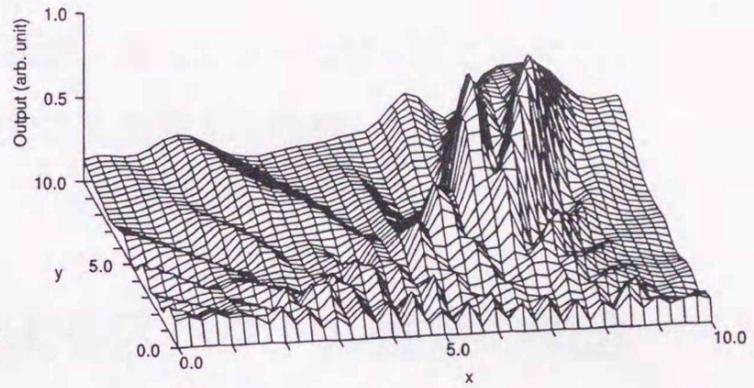
$$(x_3, y_3) = (7.5\lambda, 6.0\lambda) \quad 0\text{dB}$$

$$\text{付加雑音} \quad -100\text{dB}$$

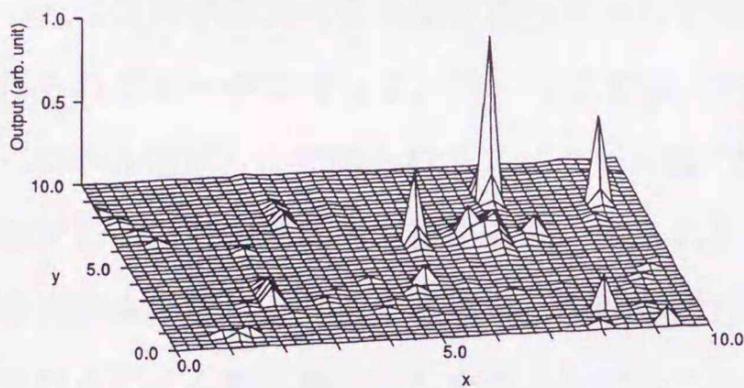
図 3.17: 波源位置推定 (付加雑音が小さい場合)



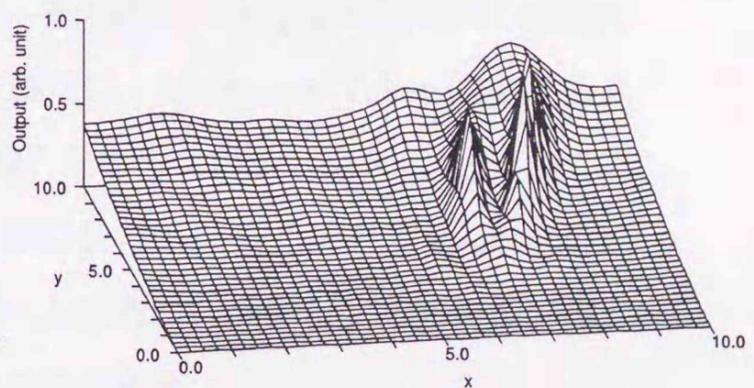
(a) ニューラルネットワーク



(b) 位相逆伝搬法



(c) 最大エントロピー法



(b) 2D-MUSIC 法

$$(x_1, y_1) = (6.5\lambda, 6.0\lambda) \quad 0\text{dB}$$

$$(x_2, y_2) = (7.5\lambda, 6.0\lambda) \quad 0\text{dB}$$

$$\text{付加雑音} \quad -10\text{dB}$$

図 3.18: 波源位置推定 (付加雑音が大きい場合)

にも正の出力を持った(0になっていない)ニューロンの数がやや多いが、大きな出力を持ったニューロンは、波源位置に良く対応している。これに対し、図3.18(c)の最大エントロピー法は2つの波源を分離できないばかりか、波源位置以外にも大きなスプリアスが存在する。図3.18(d)2D-MUSIC法も図3.17(d)に比べるとスペクトルピーク幅は広がっている。本研究での提案手法は、最大エントロピー法に比べて付加雑音の影響は小さく、2D-MUSICと同程度であると考えられる。

### 3.5 ニューラルネットワークによるスペクトル推定の概念

ここでは、本研究で提案するニューラルネットワークを用いたスペクトル推定をどう考えるかについて、定性的ではあるが概念的な構図について述べる。

元の信号が線スペクトルであったとしても、その時系列信号を有限時間の観測で得られたデータに対して、フーリエ変換(正確には、Blackman-Tukey法によるスペクトル推定)して得られるスペクトルは“幅”をもっている(図3.19)。このことはアレイ信号処理にあてはめると、限られた開口長のアレイアンテナで入射波の到来方向を推定しようとする場合、位相走査ビーム形成法で推定しても開口長で規定されるビーム幅を持ってしまい、ということに相当する。

そして、フーリエ変換では、観測時間が長ければ、線スペクトルの時系列信号に対する推定スペクトル幅が狭くなるので2周波数成分を分離できるが、観測時間が短ければ分離不可能である(図3.20)。これは、アレイアンテナで開口長が大きくなるにつれて、位相合成のビーム幅が狭くなるのに相当する。スーパーリゾリューション法は、このフーリエ変換での制限を越えてスペクトルを推定するために、情報エントロピー(MEM)、尤度(ML)、ノイズ成分との直交性(MUSIC)などの別の規範を取り入れている。

本研究で提案したニューラルネットワークの利用では、観測時間に応じた観測スペクトル(時系列データを観測してフーリエ変換したもの)の“広がり方”がニューラルネットワークに刷り込まれている(主に、結合インダクタンス行列 $T_{ij}$ に)、と

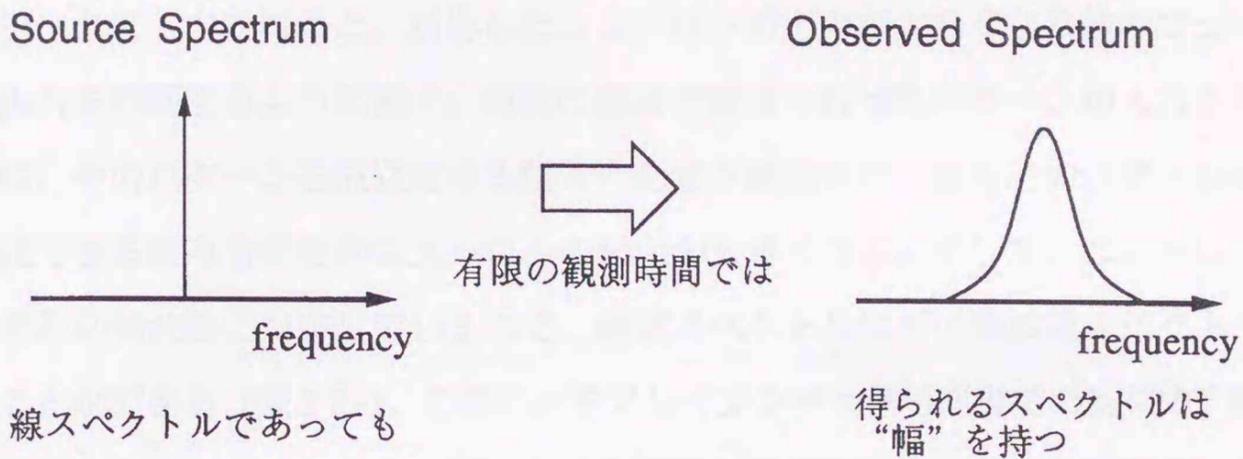


図 3.19: 制限された観測時間でのスペクトルの広がり

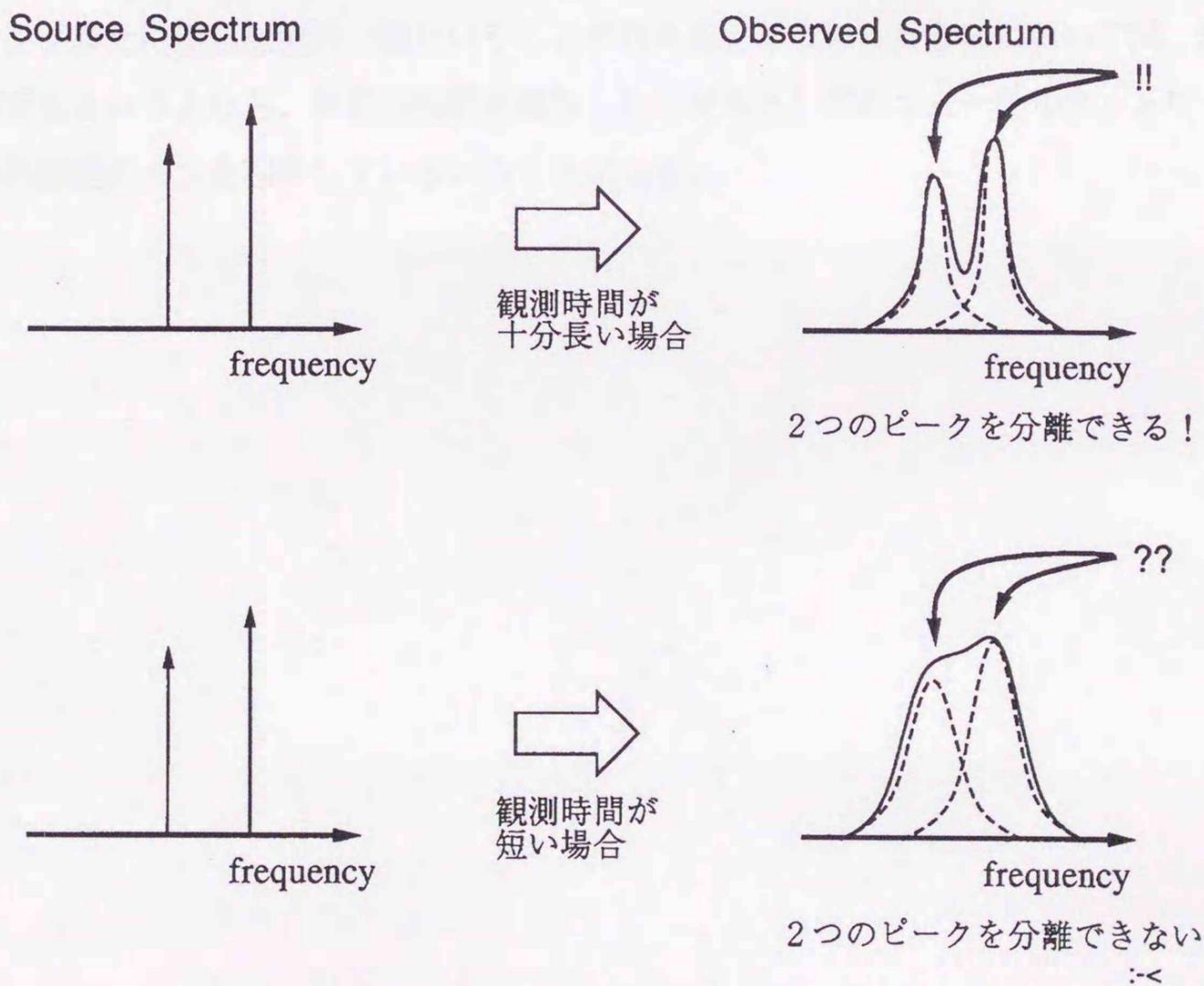


図 3.20: フーリエ変換によるスペクトル分解能

考えるとわかりやすい。そして、その“広がり”を持つパターンがニューラルネットワークに入力されると、対応したニューロンの出力が大きくなり他のニューロンの出力を抑制するように働く。複数の成分が重なり合ったパターンが入力された場合は、そのパターンを成立させる組み合わせが検索され、最もそのパターンに近く合成できる組み合わせのニューロンの出力が大きくなる。そして、ニューロンがそれぞれの周波数に対応しているので、線状スペクトルに近い周波数スペクトルを得ることができる(図3.21)。このことをアレイアンテナ信号処理での到来方向推定問題では、観測スペクトルを入射波から計算される位相走査ビーム形成パターン、周波数を到来方向に読みかえると良い。

つまり、本研究のニューラルネットワークのスペクトル推定法へ適用は、図2.5で示されるように、低分解能なスペクトル推定パターンを入力して、高分解能な(線状に近い)スペクトルパターンを得ることであるので、組み合わせのパターンマッチングまたは連想記憶の一種ということが言える。そういった意味においては、演算手法というよりも、神経回路網を模倣したモデルとしてのニューラルネットワークの機能の一つを利用しているということになる。

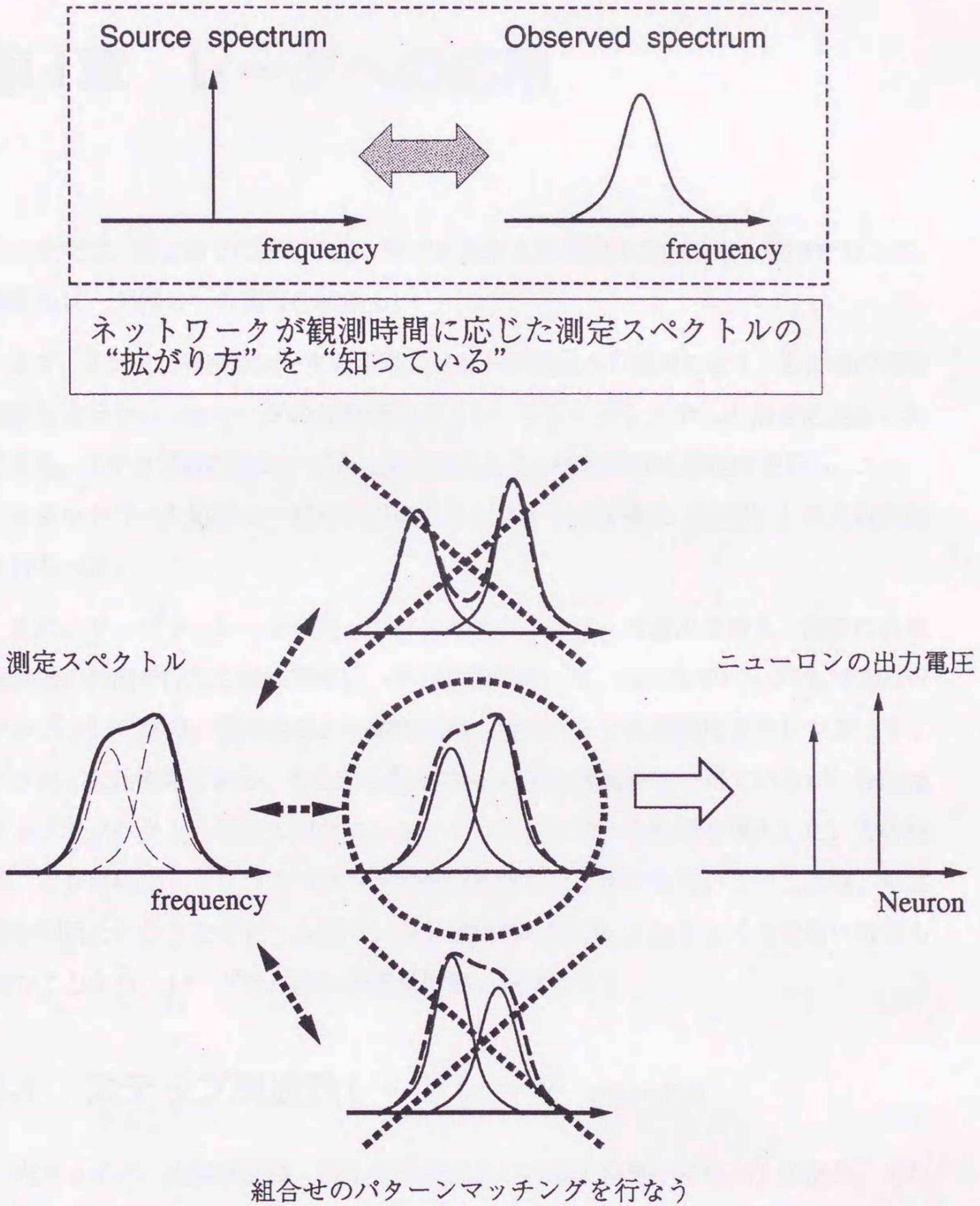


図 3.21: ニューラルネットワークでのスペクトル推定の概念

## 第4章 レーダへの応用

この章では、第2章での原理と第3章での基本となる到来方向推定の結果をもとに、実際のレーダ信号への適用を試みる。

まず、ステップ周波数レーダの距離スペクトル推定への適用を考え、広帯域の周波数掃引を行ない  $\mu\text{m}$  オーダの分解能を持つレーザレーダシステムの信号処理部に利用する。ステップ周波数レーザレーダの構成とその性能評価を測定例で示し、ニューラルネットワーク処理と一般的に用いられるフーリエ変換法 (FFT) との比較実験を行なった。

次に、ドップラーレーダのドップラスペクトル推定への適用を考え、海面の表層流動場の計測を行なう短波海洋レーダの処理に用いた。短波海洋レーダは、FMCW ドップラレーダの一種であり、一般的には2次元フーリエ変換によりレンジ-ドップラの2次元情報を求め、そこから散乱強度の距離-速度分布を得ているが、今回はドップラスペクトル処理の部分にニューラルネットワーク処理を導入した。その結果、より詳細なドップラスペクトルの形状を得ることができた。このことは、短波帯の利用ということでビーム幅やレンジ幅がある程度以上は小さくできない特性も持つことから、レーダセル内の情報量増加に期待できる。

### 4.1 ステップ周波数レーザレーダ [16][46][24]

光ファイバ、光集積回路、微小光学部品などの素子開発や特性向上が進み、それらの微小な部品の診断評価技術も重要な課題になっている。そして、素子の集積化や微細化が急速に進展しており、評価技術としてサブ mm、 $\mu\text{m}$  オーダの高い空間分解能が要求されている。

この高分解能を実現するためには、従来の時間領域反射測定法 (OTDR: Optical Time Domain Reflectometry)[4] では、ps 以下のパルス光が出力できる高速光源が必要になる ( $10\mu\text{m}$  の分解能を達成するためには 30fs 以下の短いパルス光が必要)。パルス幅現象に伴いエネルギー密度を確保するためピークパワーも大きくなり、利用する光学部品や測定対象物への影響も危惧される。

低コヒーレント光を使用し、Mach-Zehender 型干渉計の原理を使った、低コヒーレンス光反射測定法 (OCDR: Optical Coherence Domain Reflectometry)[29][94][87] では、 $10\mu\text{m}$  程度の分解能が報告されている。しかしながら、参照光生成部に可動ミラーの機構が必要である。

周波数領域反射測定法 (OFDR: Optical Frequency Domain Reflectometry) [10] [28] [72] [48] では、光源のレーザ発振器を直接変調することにより周波数変化を得る方法が取られてきた。このため、たかだか 100GHz 程度の周波数変化幅しか得られず、距離分解能は mm オーダであった。

本研究においては、外部共振器や複数光源の利用により周波数をステップ的に変化させ、全体の周波数変化幅を大きくしたステップ周波数レーダ方式の処理を導入した。[43][44][42][47][45][20]

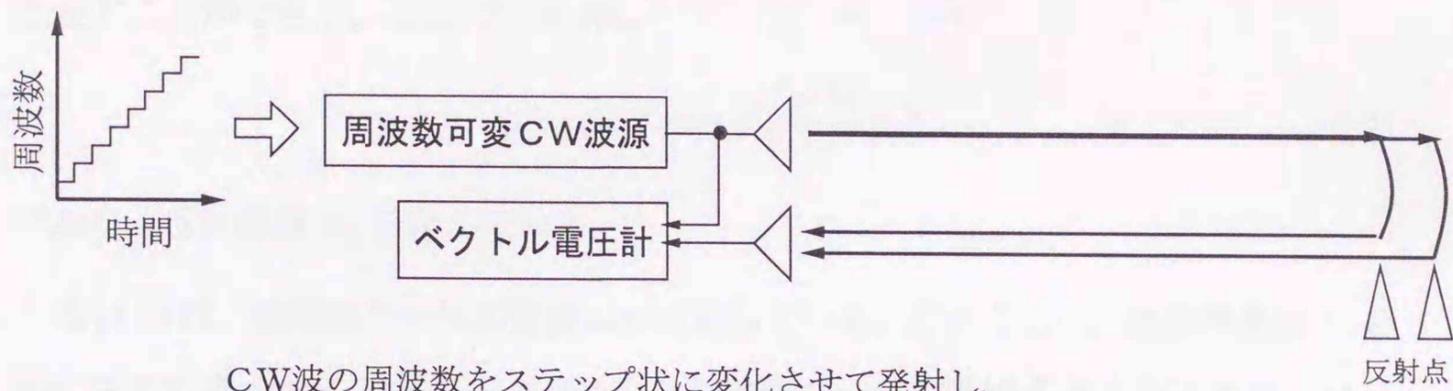
#### 4.1.1 ステップ周波数レーダの原理

ステップ周波数レーダは、図 4.1 にしめすように、送信波として周波数が階段状に変化する連続波 (CW 波) を用い、反射物で反射して戻ってくる受信波の位相および振幅の情報から、反射物までの距離を得る [41]。

いま、送信周波数は、初期周波数  $f_0$  から周波数ステップ幅  $\Delta f$  で  $N$  ステップ変化するとする。このとき、 $n$  番目の送信周波数は、

$$f_n = f_0 + n\Delta f \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4.1)$$

と表すことができる。



CW波の周波数をステップ状に変化させて発射し、  
反射波と参照波の振幅、位相の比較をする

分解能は周波数掃引幅で決定

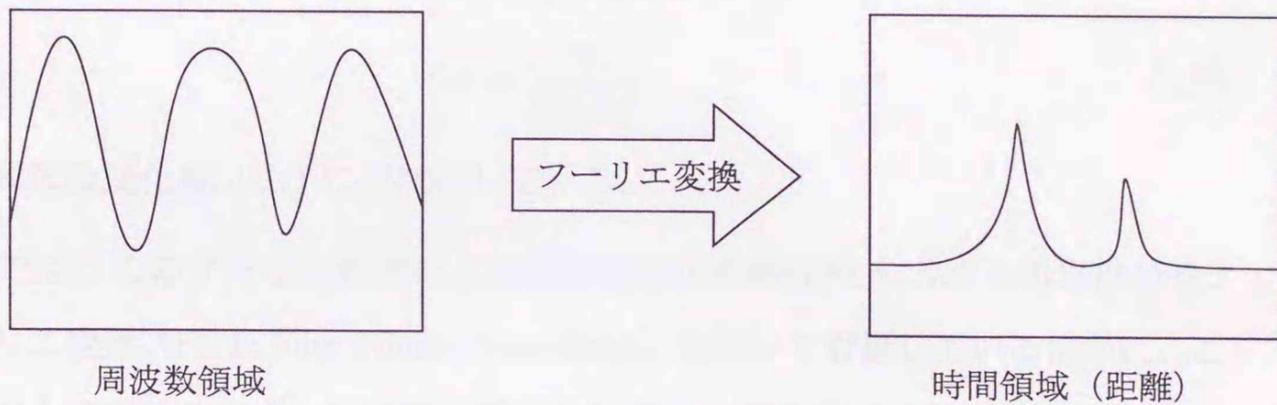


図 4.1: ステップ周波数レーダの原理

媒質中の分散や吸収が無視できるとすると、受信波は、

$$H_n = \sum_{k=0}^{N-1} S_k E \exp(j4\pi \frac{f_0 + n\Delta f}{v} x_k) \quad (4.2)$$

となる。ここで、 $v$ は媒質中の電磁波の位相速度、 $E$ は送信波の振幅、 $S_k$ は距離 $x_k$ での反射係数である。距離 $x_k$ を、基準距離 $x_0$ と距離間隔 $\Delta x$ を用いて、

$$x_k = x_0 + k\Delta x \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4.3)$$

と離散化して表されている。

いま、

$$\frac{2\Delta f \cdot \Delta x \cdot N}{v} = 1 \quad (4.4)$$

の条件を導入することにより、式(4.2)は、

$$E_n = \sum_{k=0}^{N-1} h_k \exp(j2\pi \frac{nk}{N}) \quad (4.5)$$

と表すことができる。ここで、 $h_k$  は、

$$h_k = S_k E \exp(j4\pi \frac{k\Delta x}{v} f_0) \quad (4.6)$$

であり、反射係数  $S_k$  を含んでいる。

式(4.5)は、逆離散フーリエ変換の形式をしている。このことは、送信周波数  $f_n$  を変化させて得られる受信データ列  $\{E_n\}$  を離散フーリエ変換することにより、 $\{h_k\}$  を求めることができ、さらに、式(4.6)を用いて距離  $x_k$  における反射係数  $S_k$  の分布を求めることができる。このときの距離分解能  $\Delta x$  は、

$$\Delta x = \frac{v}{2N\Delta f} \quad (4.7)$$

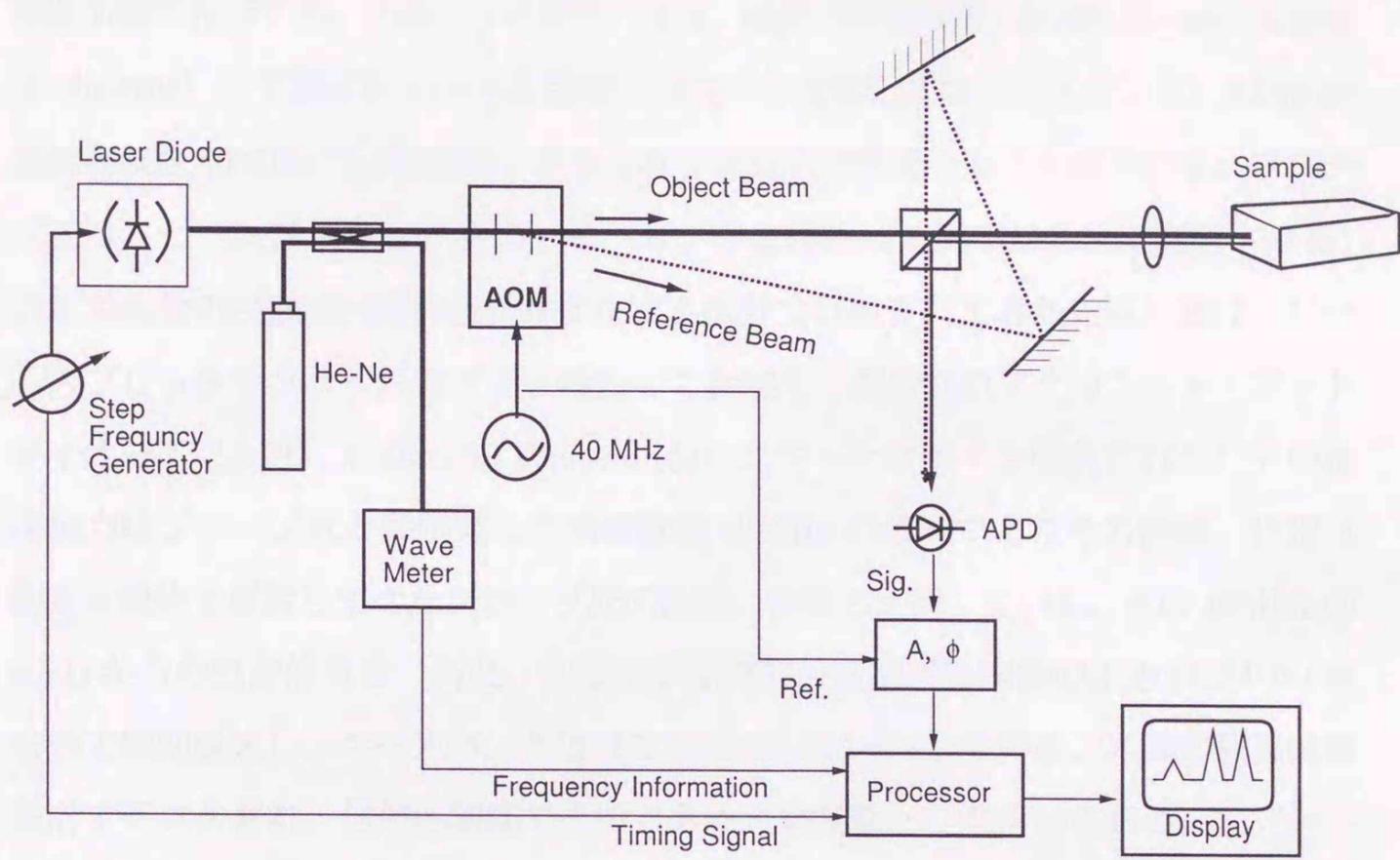
となり、周波数変化幅  $N\Delta f$  に反比例している。

本研究では、このフーリエ変換により反射係数の距離特性を求める処理部分を、高速フーリエ変換 (FFT: Fast Fourier Transform) を用いて計算しているほかに、ここをスペクトル推定と考え、第2章で提案したニューラルネットワーク処理を導入する。

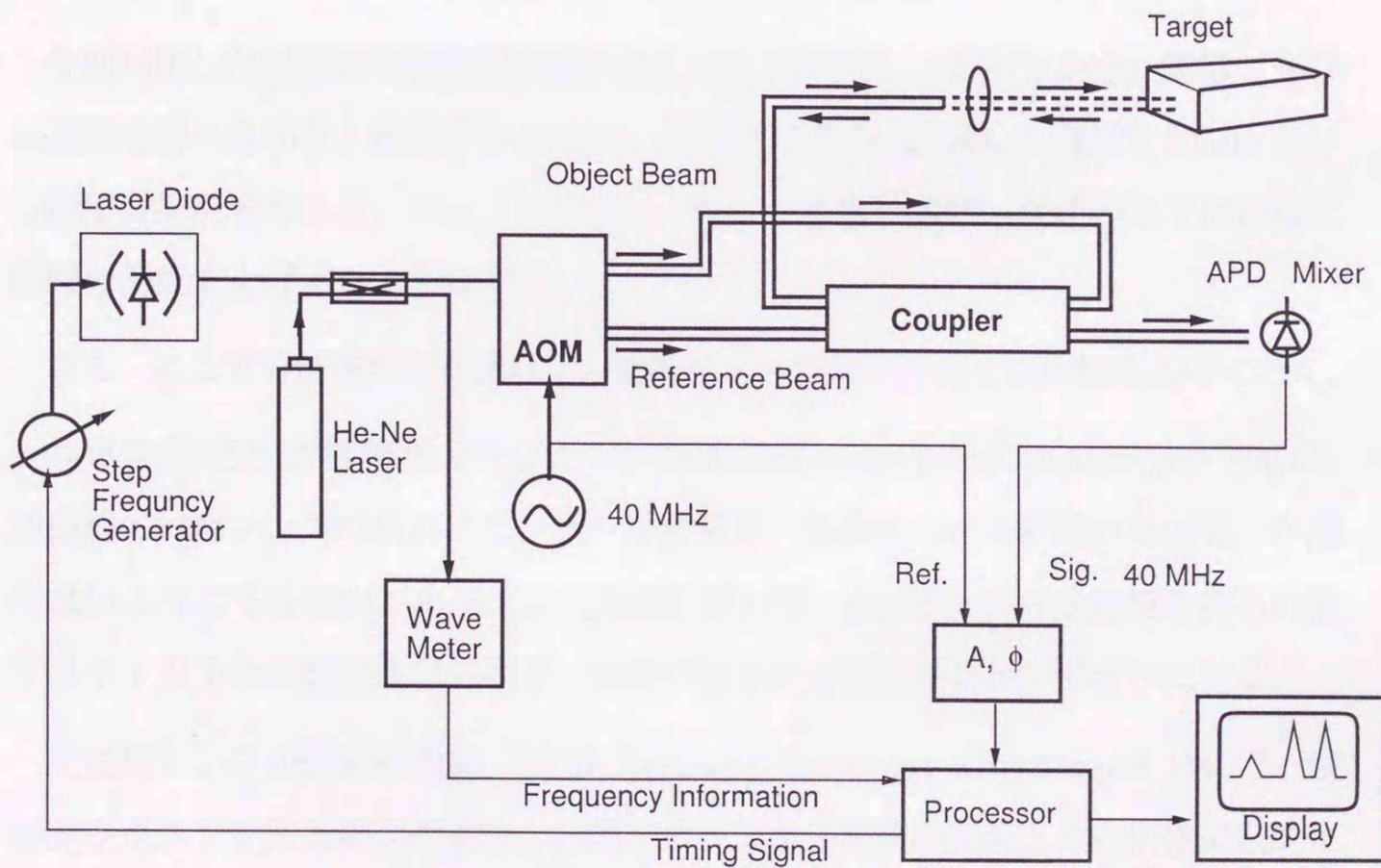
#### 4.1.2 ステップ周波数レーザレーダの構成

図4.2に、ステップ周波数レーザレーダの実験システムの2通りの構成を示す。一方は、バルクの光学部品を使用しプローブ光を空間に伝搬させる (a) 空間伝搬型であり、もう一方は、偏波保存型ファイバカップラを用いた (b) ファイバ型である。空間伝搬型の構成では、光学部品とAOMの1次光分離のための空間が必要なので、光学定盤の半分くらいを占めるが、ファイバ型の場合、17cm×25cm×5cmのノートブックサイズで構成できる。さらに、構想としては、周波数シフタもオンチップ化して光導波路上に構築できれば数cm角の超小型のセンサとして作ることは技術的に可能と考えられる。

光源としては、外部共振器つき半導体レーザを用い、発振波長を1方向に変化させる。この波長掃引幅は、1.5 $\mu$ mから1.6 $\mu$ mの100nmであり、これは12.5THzの周波



(a) 空間伝搬型構成



(b) ファイバ型構成

図 4.2: 実験システムの構成

数掃引幅に相当する。光源からの光ビームは、音響光学変調器 (AOM: Acoasto-Optic Modulator) にて周波数シフトを受けていない0次光をプローブ光として、AOMの変調周波数40MHzだけ周波数シフトした1次光を参照光として分離される。プローブ光は、ビームスプリッタやファイバカプラを經由して測定対象物に照射される。測定対象物の表面や内部の屈折率変化する部分で反射されてきた光は、再び、ビームスプリッタやファイバカプラを經由して参照光と混合されアバランシェ・フォトダイオード (APD: Avalanche Photodiode) にてヘテロダイン検波される。その検波出力はプローブ光と参照光との周波数差40MHzの信号でありその振幅、位相は測定対象物で反射してきたプローブ光の振幅、位相と比例している。その40MHzのAPDからの出力信号を、再度、音響光学変調器の変調用発振器の出力(40MHz)を用いて同期検波し、ベースバンド信号である式(4.5)の $E_n$ を得る。光源の波長は波長計でモニタされ、信号処理部でそのときの光周波数として用いられる。

想定対象物の測定点の誘導と設定のために、He-Neレーザがプローブ光と同時に測定対象物に照射できる構造を持っている。このような可視光のポインティング用の指標は、赤外光のように直視できない実験には大変重宝である。

今回利用した光源の周波数掃引幅 $N\Delta f = 12.5\text{THz}$ は、式(4.7)から、離散フーリエ変換を用いた場合、真空中で $12.0\mu\text{m}$ 、屈折率2.2の $\text{LiNbO}_3$ の内部で $5.4\mu\text{m}$ という距離分解能を与える。ニューラルネットワークを用いれば、後述のようにさらに距離分解能を上げることができる。

さて、ここで分解能が同程度以上の他のイメージング手法との比較を上げておく。

共焦点走査型光学顕微鏡 (CSOM: Confocal Scanning optical Microscope) [58]は、顕微鏡の対物レンズの焦点にピンホールを置き、対象物のある距離からの光しか届かないようにするものである。この方法において、 $\mu\text{m}$ オーダの分解能を得るにはクリティカルな設置条件が必要で、光源の強さと分解能はトレードオフになる。

走査型トンネル効果顕微鏡 (STM: Scanning Tunneling Microscope) [34]は、鋭いタングステン針と測定対象物との間でのトンネル電流が距離と共に指数関数的に減少する効果を用いている。この分解能は $\text{\AA}$ オーダまでいけるが、計測可能なのは

表面形状だけである。

走査型電子顕微鏡 (SEM: Scanning Electron Microscope) は真空中での電子ビームによる映像化装置で、分解能は $10\text{\AA}$ オーダーまで達している。この装置では、測定対象物は伝導性があり真空中におけるものに限られる。そのため、生物組織のようなものの計測は不可能である。

本研究で提案するレーザレーダでは、利用波長の光が透過できれば測定対象物内からの情報も得ることができ、測定対象物内のキズなどの判定が可能になる。例えば、赤外光をプローブ光として使用すると半導体材料のシリコンや GaAs などの内部欠陥計測に使うことが可能である。また、レーザ光を測定対象物内に導き入れることにより、曲がった光導波路の中の障害点も計測することができる。また、生物組織などの常温室内での計測も可能である [84]。

### 4.1.3 測定例

ここでは、各種光学デバイスを測定対象とした測定例を示す。この小節の結果は、すべて空間伝搬型構成の実験システムで得られたものである。ここでは、周波数掃引幅  $12.5\text{THz}$  内で 512 ポイントのサンプリングを行ない、その点数で FFT 処理している。また、ニューラルネットワーク処理では、真空中換算の距離で  $[-500\mu\text{m}, 500\mu\text{m}]$  の  $5\mu\text{m}$  間隔でニューロンを配置してニューラルネットワークを構築し演算した。

#### 内部に空隙のあるガラス

図 4.3 に、内部に  $27\mu\text{m}$  厚の空隙がある厚さ  $321\mu\text{m}$  のガラス板を測定対象物にした結果を示す。

図 4.3 上図は、横軸を参照光の光路長で規格化した距離で表わした、散乱強度の距離特性である。図 4.3 下図は、測定対象物であるガラス板の位置と内部構造を表わしている。グラフ内の破線は離散フーリエ変換 (FFT) の結果、実線はニューラ

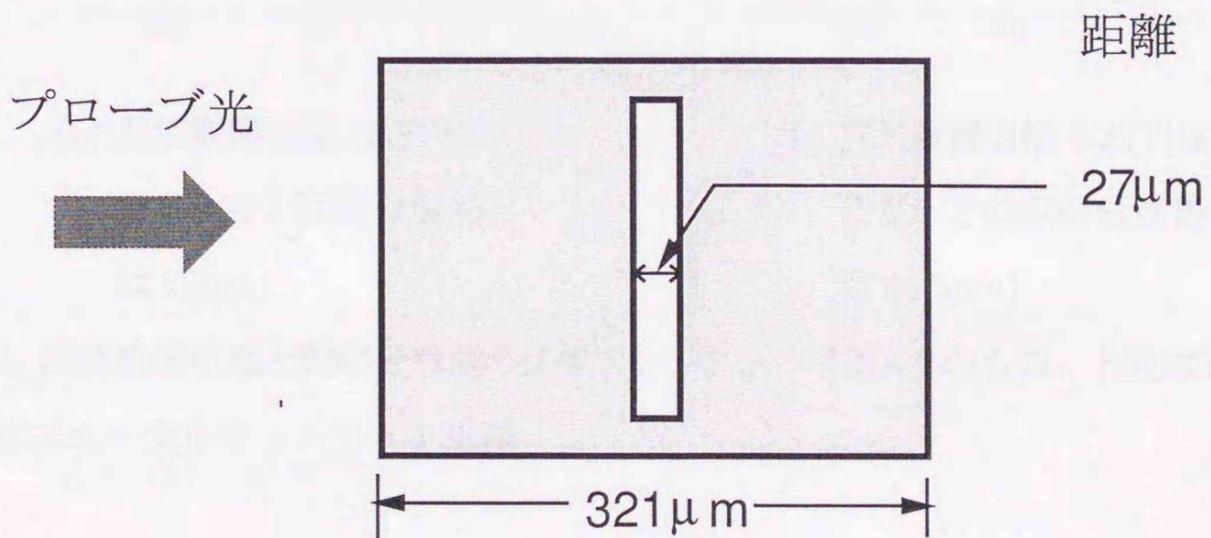
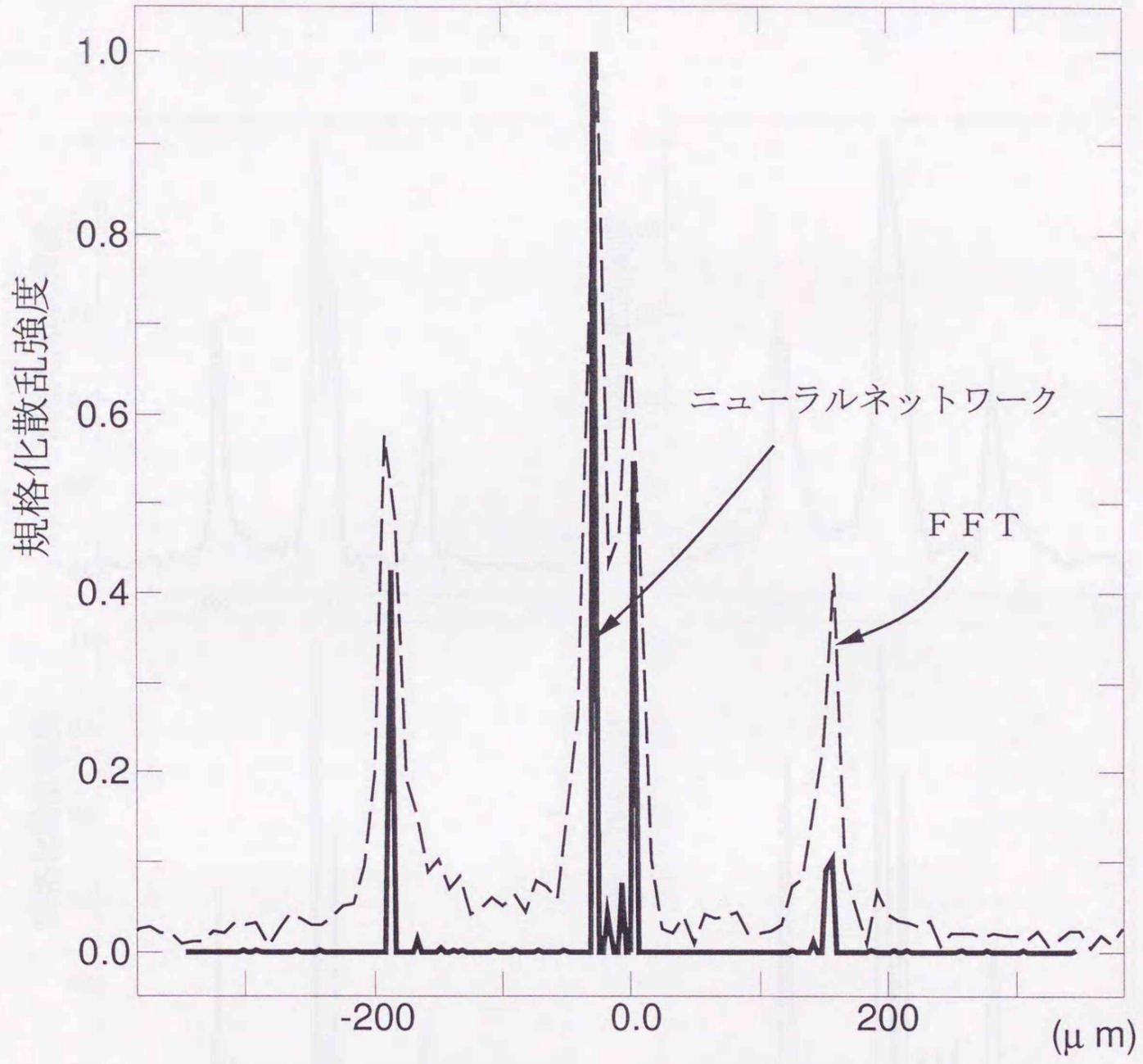
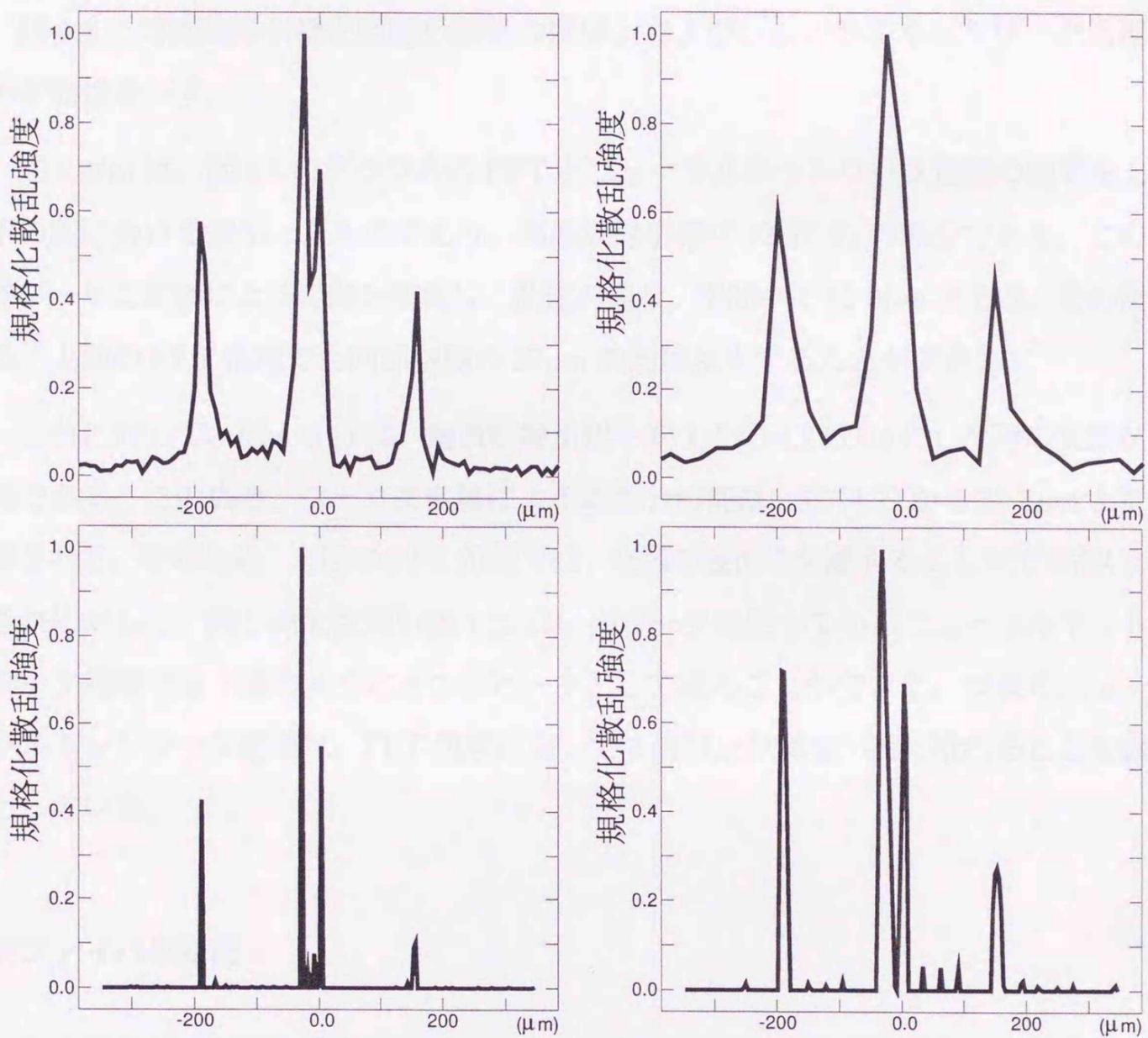


図 4.3: 内部に空隙のあるガラス版の計測



(a) 周波数掃引幅 12.5THz  
(FFT での距離分解能  
は  $12\mu\text{m}$ )

(b) 周波数掃引幅 4.23THz  
(FFT での距離分解能  
は  $35.5\mu\text{m}$ )

図 4.4: 周波数掃引幅と距離分解能の比較: ターゲットは図 4.3 のもの。上段は FFT、  
下段はニューラルネットワーク処理

ルネットワークでの処理の結果である。中央の2本のピークが空隙の表面に対応し、 $27\mu\text{m}$  間隔で存在する2つの表面を分離できたことを示している。また、両端のピークは板ガラスの表面と裏面に対応している。

図4.4に周波数掃引幅と距離分解能の関係、およびニューラルネットワーク処理の有効性を示す。

図4.4(a)は、図4.3のグラフ内のFFTとニューラルネットワーク処理の結果を上下の図に分けて表示したものであり、周波数掃引幅が $12.5\text{THz}$ の場合である。この時フーリエ変換による距離分解能は、前述の通り、空間中で $12.0\mu\text{m}$ である。そのため、上図のFFT処理でも内部空隙の $27\mu\text{m}$ の差は検出することができる。

これに対して、図4.4(b)は、周波数掃引幅を約 $1/3$ の $4.23\text{THz}$ にした時の実験結果である。この場合、フーリエ変換による距離分解能は、式(4.7)から $35.5\mu\text{m}$ と計算される。そのため、上図のFFT処理では、空隙の表面を分離することができない。それに対して、同じ周波数掃引幅 $4.23\text{THz}$ のデータを使っても、ニューラルネットワーク処理では下図のように2つのピークとして見る事ができた。つまりニューラルネットワーク処理は、FFT処理に対して3倍以上分解能が高く取れることを表わしている。

#### 光ファイバの断面

次に光ファイバの断面計測を行なった。測定対象には、コア径 $200\mu\text{m}$ 、クラッド径 $250\mu\text{m}$ のステップインデックスのオーバサイズマルチモードファイバを使った。このファイバのコアとクラッドの屈折率は、それぞれ、 $1.59$ 、 $1.52$ である。

この実験において、プローブ光は図4.5下図のようにファイバの軸と直角に直径方向から掃射した。

図4.5上図に測定結果を示す。ここで、横軸は参照光の光路長で規格化した距離である。破線がFFT処理、実線がニューラルネットワーク処理の結果である。どちらの結果においても、ファイバの表面だけでなく、コア-クラッド間の境界の検出が

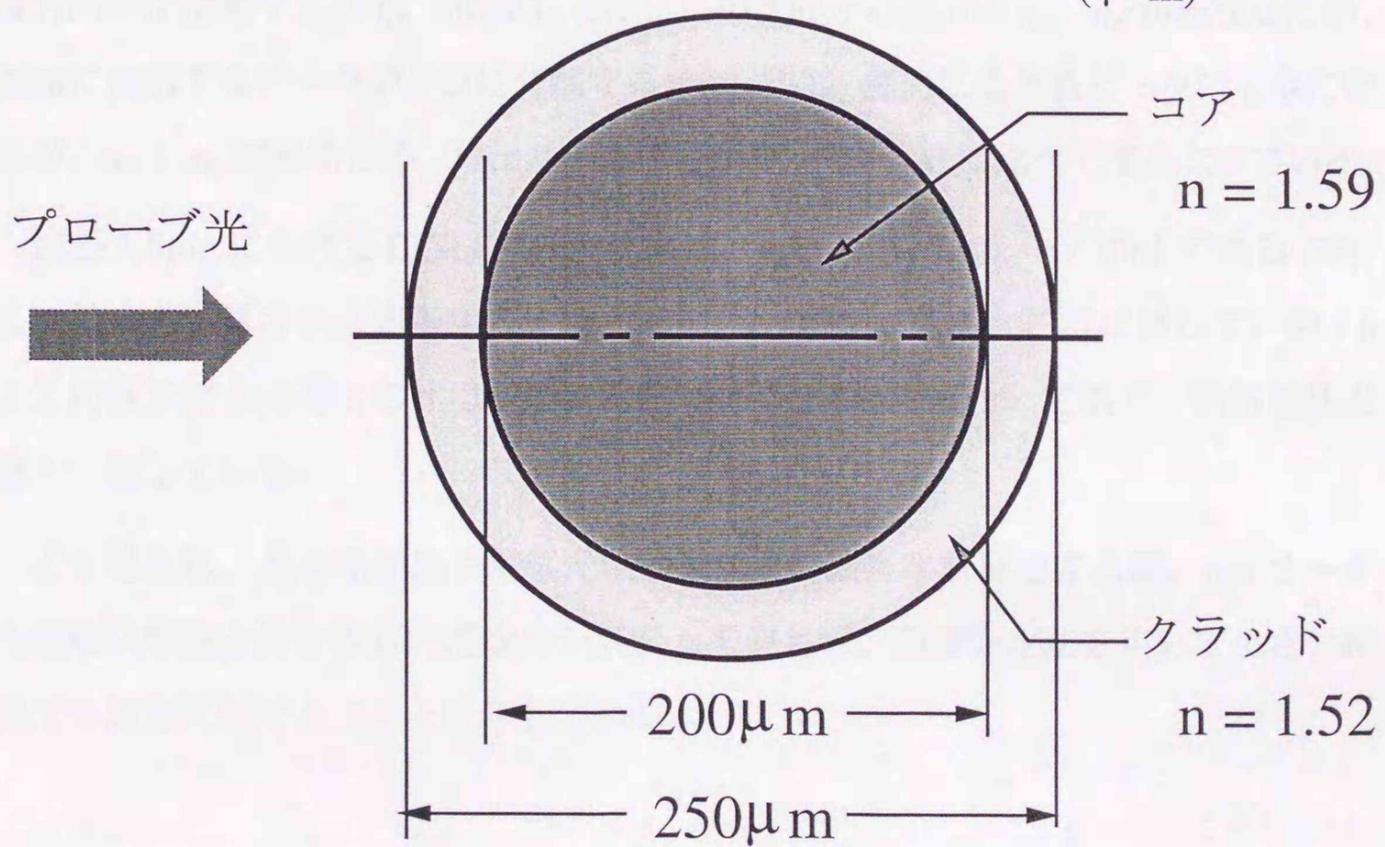
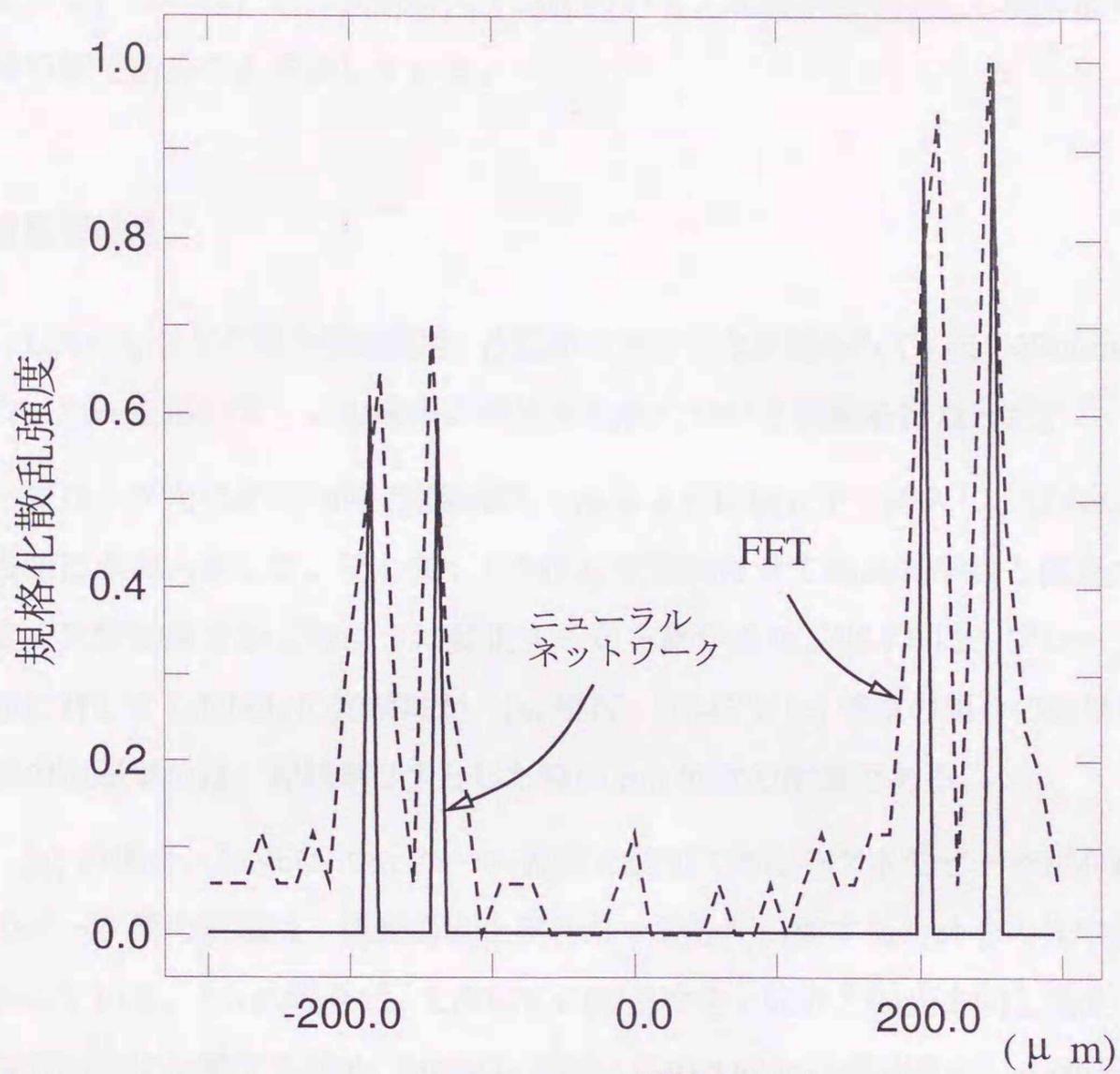


図 4.5: 光ファイバの断面計測

できた。これは、この実験システムにおいて、屈折率差が4%の境界面の検出が十分可能であることを示している。

### 複屈折結晶

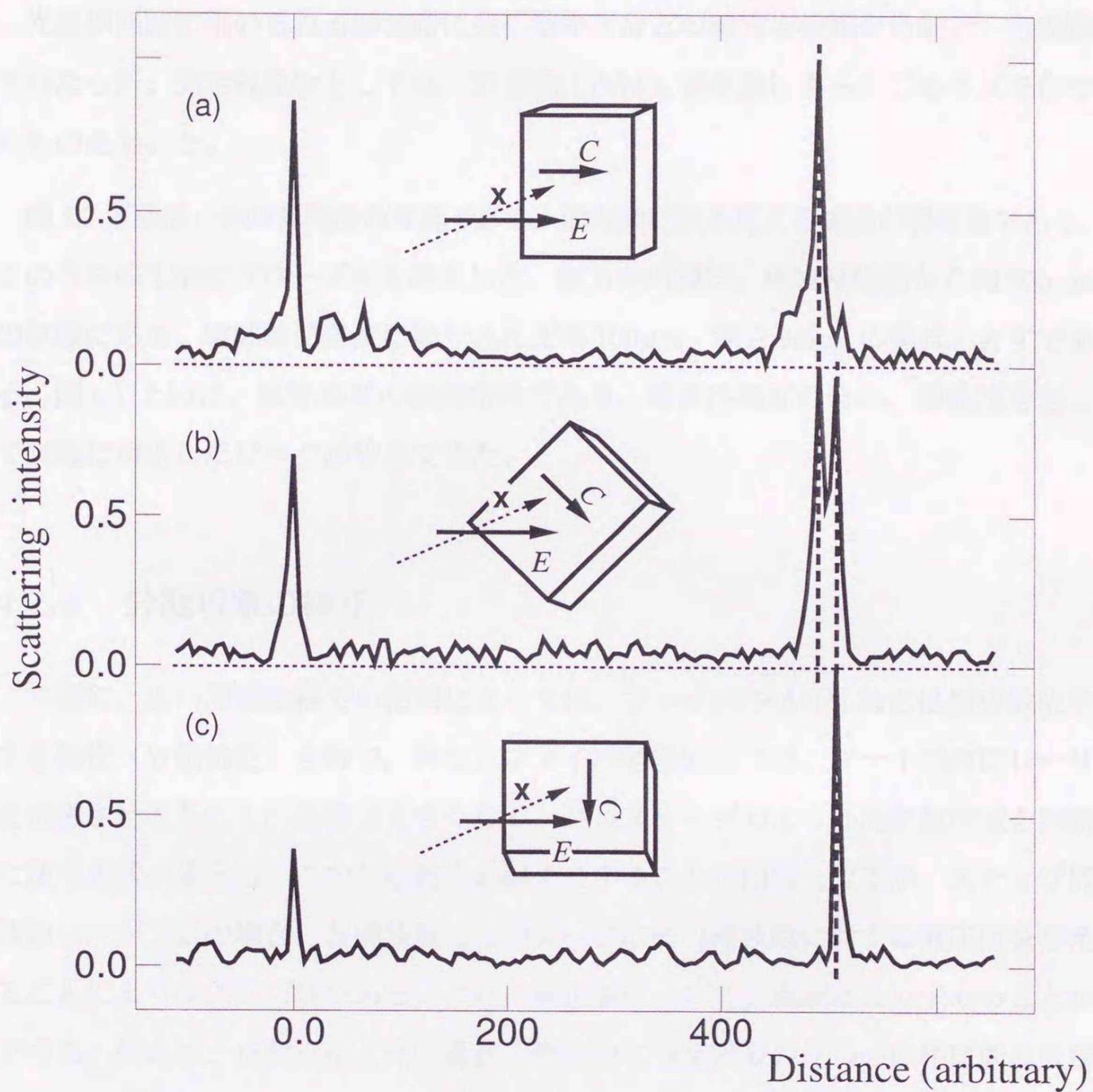
LiNbO<sub>3</sub>などの異方性結晶は、複屈折を示すことが知られている。500 $\mu\text{m}$ のLiNbO<sub>3</sub>ウェハを用いて、この現象の検出可能性について実験を行なった。

プローブ光に水平方向に直線偏光となるように偏光子を挿入し、LiNbO<sub>3</sub>ウェハ表面に垂直入射した。そして、LiNbO<sub>3</sub>を回転させて結晶光学軸と偏光方向との角度で光学的厚さがどのように変化するかを確かめた。図4.6に、プローブ光の偏光面に対してLiNbO<sub>3</sub>の光学軸が、(a)平行、(b)45°、(c)垂直の場合の結果を示す。横軸の距離単位は、屈折率2.2とした時の $\mu\text{m}$ 単位の距離である。

(a)の場合、LiNbO<sub>3</sub>ウェハの表面と裏面にあたる2本のピークが存在する。このピーク間の距離は、偏光方向と平行な $e$ 成分が伝搬するためその光学的厚さを表わしている。(b)の場合は、LiNbO<sub>3</sub>の結晶中を $e$ 成分と偏光方向と垂直な $o$ 成分の両方同時に伝搬する[40]。LiNbO<sub>3</sub>では、この2成分の屈折率 $n_e$ 、 $n_o$ が異なるため、裏面に対応するピークが2つに分離する。(c)では、裏面にあたるピークは1本に戻るが、 $n_o > n_e$ であるため、ウェハの厚さが見かけ上(a)に比べて厚くなっている。

波長1.6 $\mu\text{m}$ におけるLiNbO<sub>3</sub>の屈折率は、 $n_o = 2.2113$ 、 $n_e = 2.1361$ である[75]。この値から計算される屈折率の比は、 $n_o/n_e = 1.035$ である。これに対して、図4.6のこの見かけ上の厚さの比は1.033(FFTポイント数で93/90)であり、屈折率比と良く一致している。

この結果は、異方性結晶や電気光学効果などの屈折率計測をする際、 $\mu\text{m}$ オーダの距離分解能を持つ本研究提案のシステムを使えば、距離測定法を用いて小さい結晶でも計測可能であることを示している。



$X$  : プローブ光の入射方向  
 $E$  : プローブ光の偏光方向  
 $C$  :  $\text{LiNbO}_3$  の光学軸

図 4.6:  $\text{LiNbO}_3$  の複屈折の計測 :  $E$  と  $C$  がなす角度が、(a)  $0^\circ$ [平行]、(b)  $45^\circ$ 、(c)  $90^\circ$ [垂直]

### 光導波路の障害点検出

光集積回路に用いられる導波路に生じるキズなどの障害点検知を目的とした実験を行なった。測定対象物としては、Ti 拡散  $\text{LiNbO}_3$  導波路にあらかじめキズを付けたものを用いた。

図4.7下図は、その導波路の写真である。横方向に数本見える線路が導波路である。このうちの1本にプローブ光を導入した。縦方向の線は、導波路端面から約  $300\mu\text{m}$  の位置にある、導波路に垂直に切り込んだ幅  $100\mu\text{m}$ 、深さ  $20\mu\text{m}$  の溝状のきずである。図4.7上図は、散乱強度の距離特性であり、導波路端面のほか、導波路を通して両端に対応したピークが検出できた。

#### 4.1.4 分散現象の補正

一般に、広い周波数幅での使用によっては、ファイバや AOM などは周波数依存する特性（分散特性）を持つ。特に、ファイバ型構成法では、ファイバ内にレーザを伝搬させるためその影響は大きくなる。パルスレーダのような周波数帯域を同時に使う方式の場合は、この分散特性の補正をすることが困難となるが、ステップ周波数レーダ方式の場合、各周波数ごとのデータにその周波数に対する補正值を与えることにより除去が可能である。また、補正值については実験により求めることができる。例えば、反射点が1点の場合、理論的には反射波の信号の位相は周波数掃引と共に一定の割合で増加し、また、振幅は一定に保たれるはずである。そのような対象物に対して実際に得られるデータの位相や振幅の理論値に対する偏差は、システム全体の分散効果によると考えられ、それをキャンセルするための補正值を計算することができる。

図4.8に測定対象物に表面ミラーを用いた際の、ファイバ型構成での位相と振幅の周波数特性である。横軸の周波数は、波長にして  $1.5 \sim 1.6\mu\text{m}$  に相当する。図4.9は、図4.8をフーリエ変換したものである。本来的には、表面ミラーの置かれた位置に1本のピークしか出ないのに、ここではメインのピークの前に小さなピークが

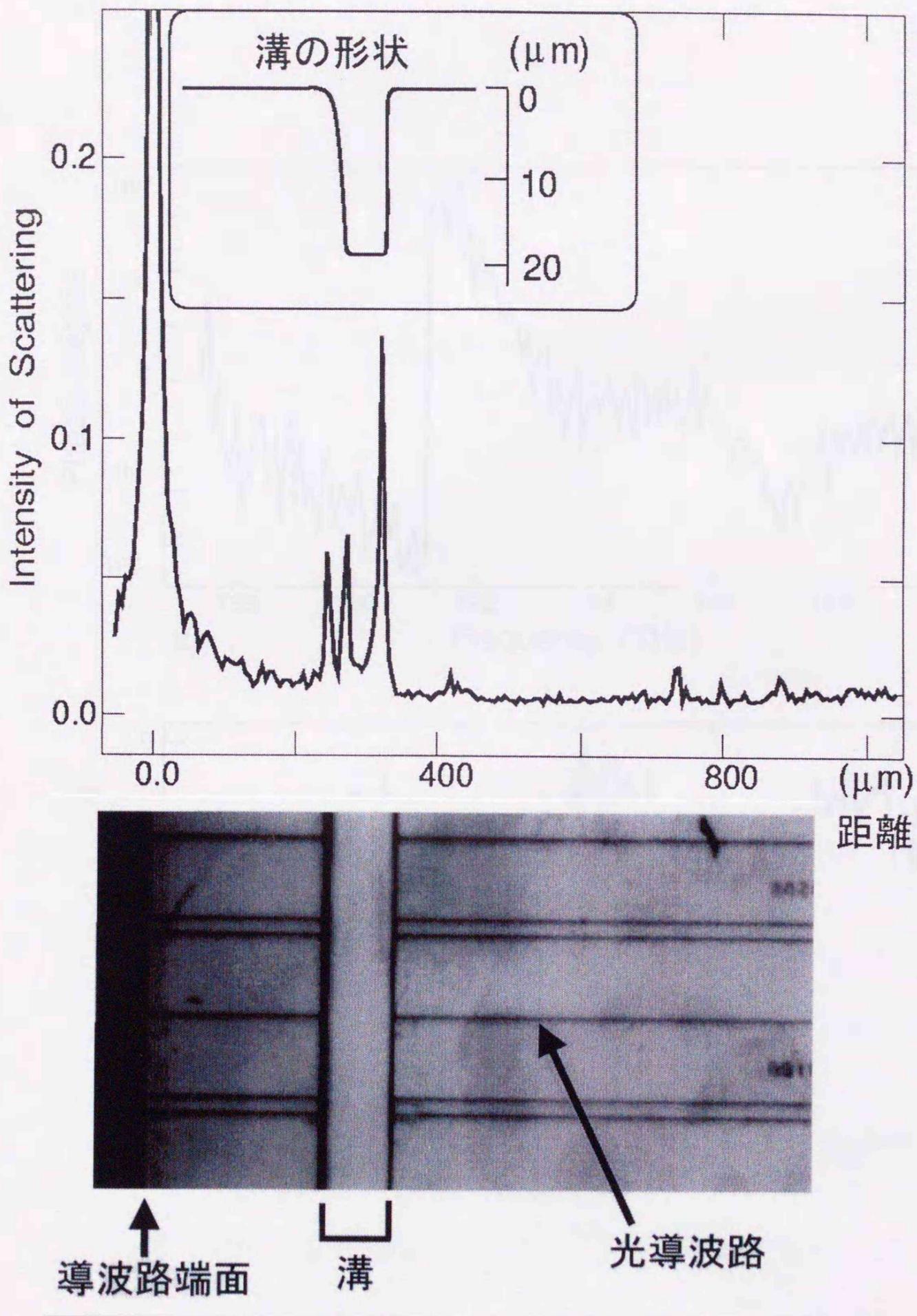


図 4.7: 光導波路の障害点検出: 上図は規格化散乱係数の距離特性とキズの深さプロフィール、下図は基板上の導波路とキズの位置

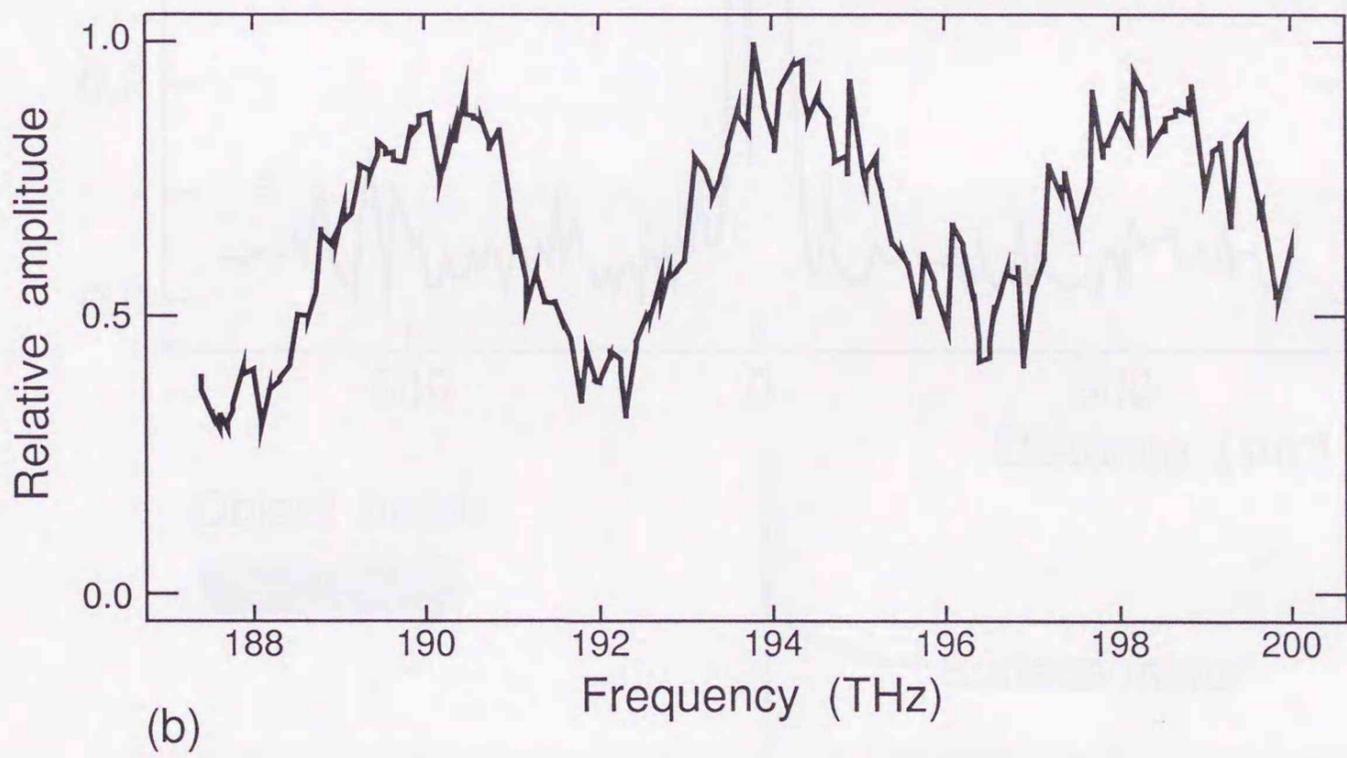
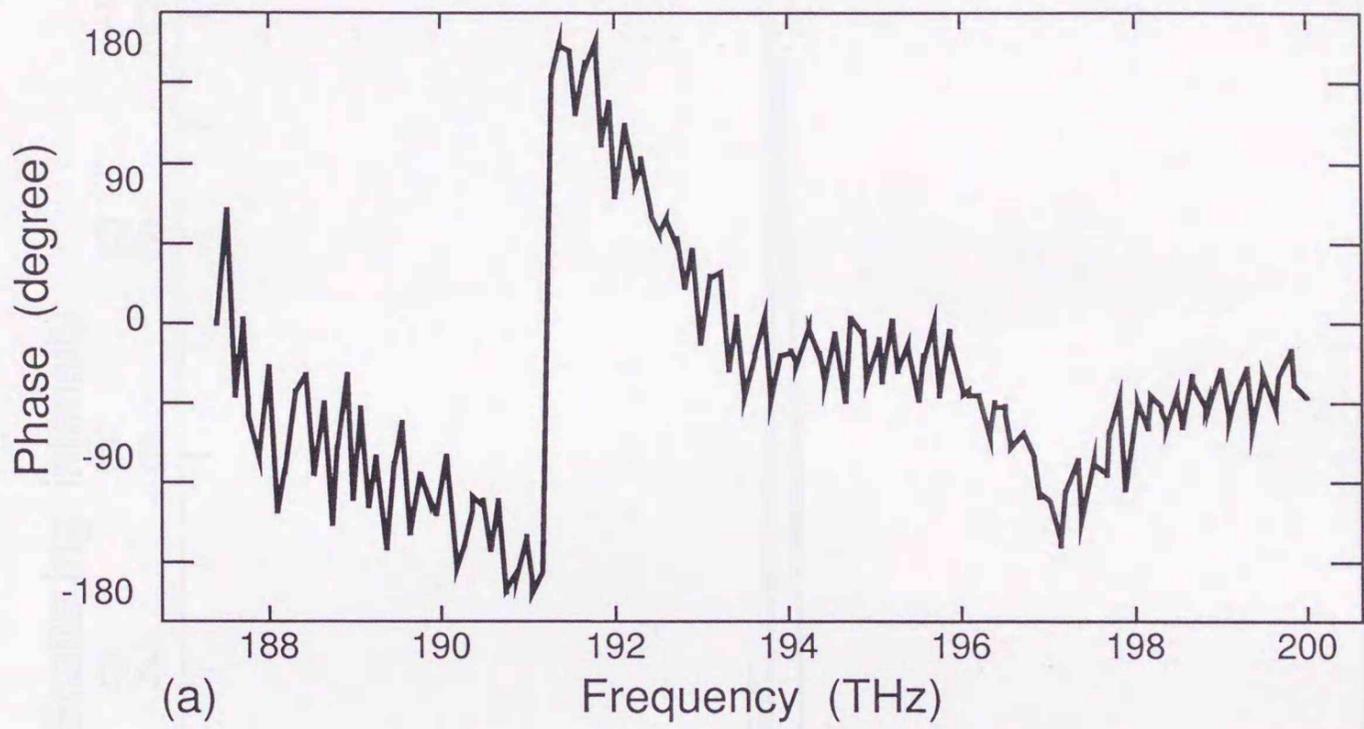


図 4.8: ミラーをターゲットにした時の周波数応答 : (a) 位相変動、(b) 振幅変動

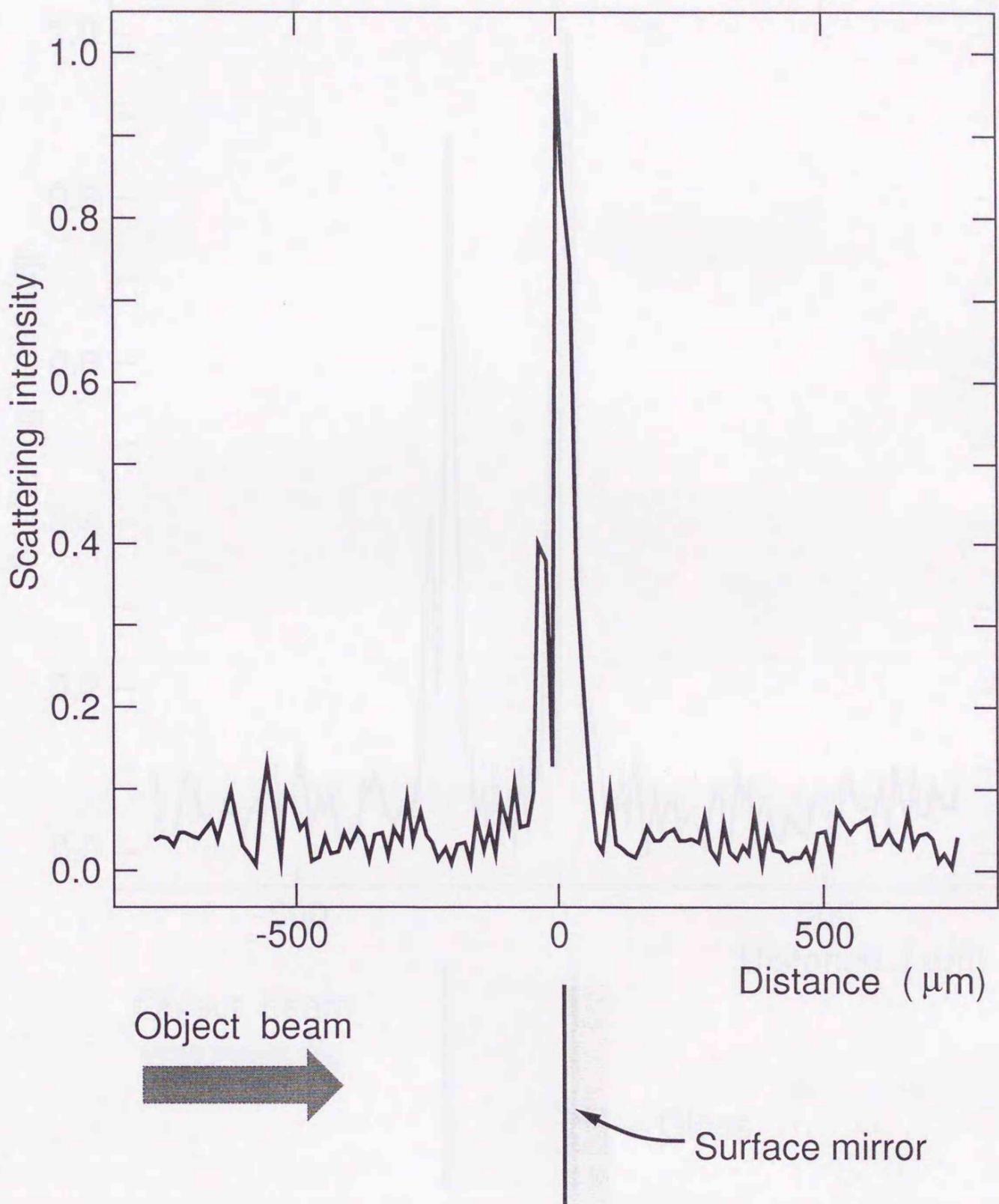
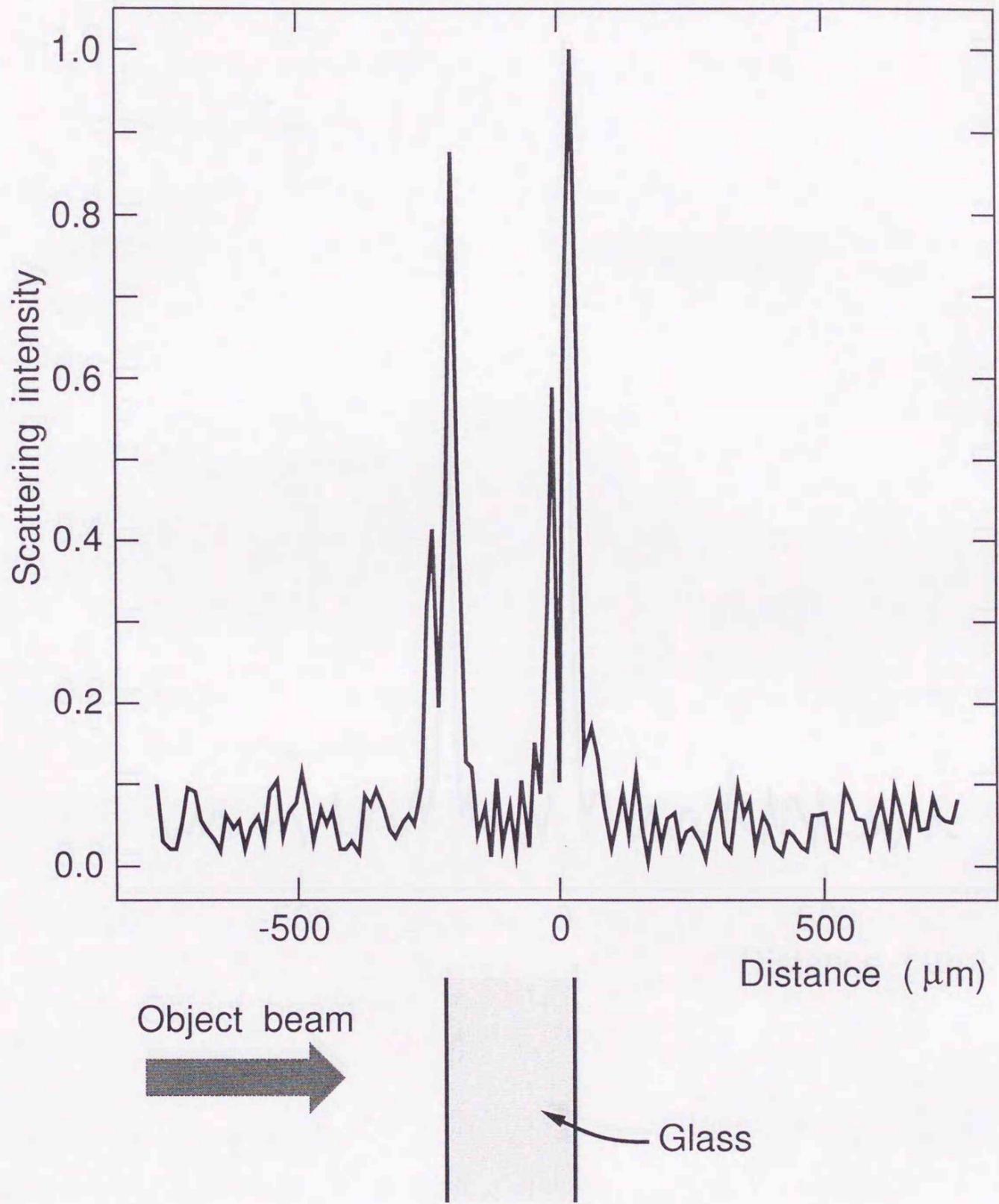
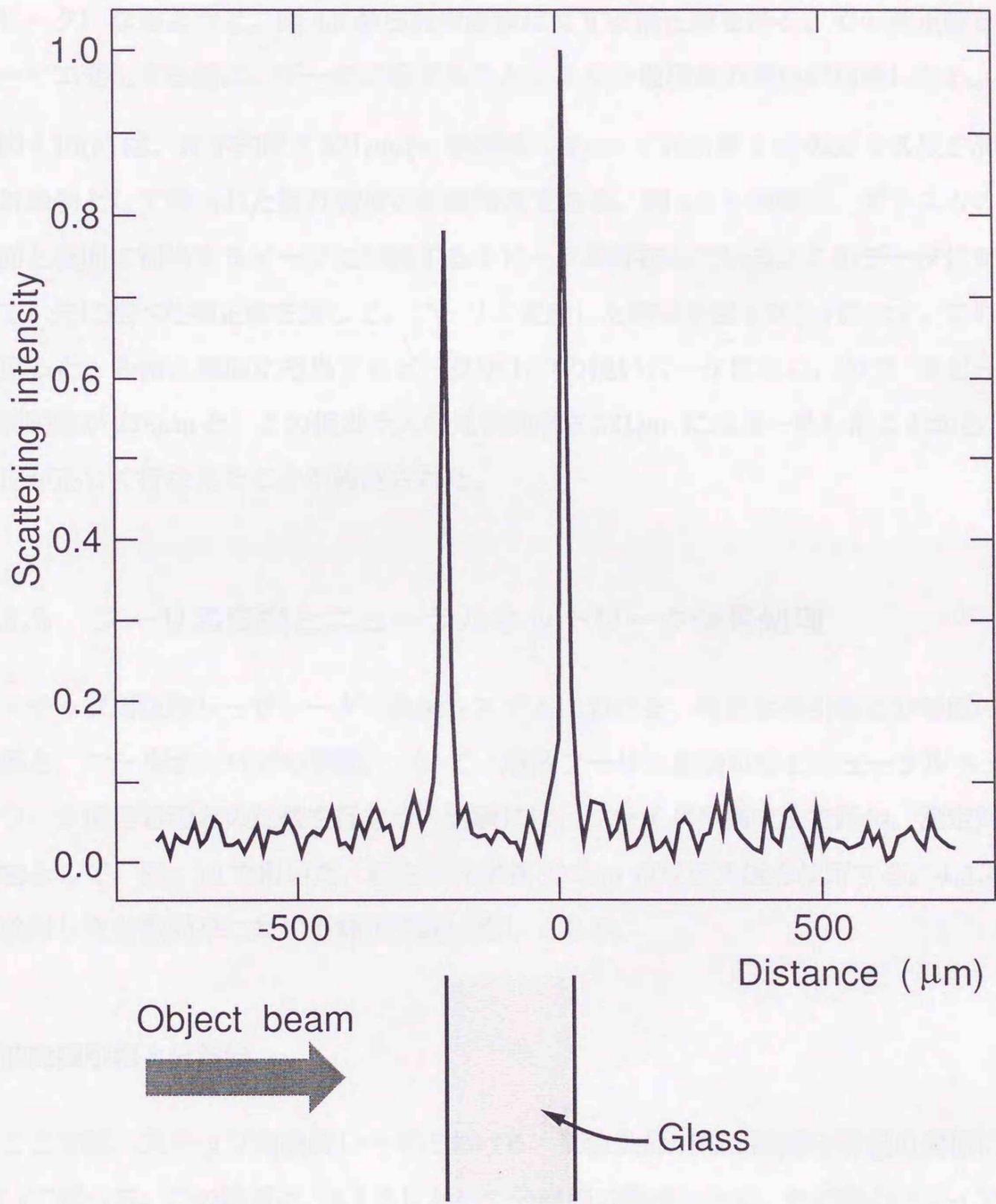


図 4.9: ミラーをターゲットにした時の距離スペクトル: 図 4.8 をフーリエ変換したもの



(a) 分散補正前

図 4.10: ガラス板をターゲットにした時の距離スペクトル



(b) 分散補正後

図 4.10 続き

付随している。これは分散効果によるものである。この散乱強度の距離特性で1本のピークになるように、図4.8から角周波数に対する補正值を得る。その補正值をフーリエ変換する前に、データに乗ずることにより分散現象の補正が可能になる。

図4.10(a)は、光学的厚さ  $221\mu\text{m}$ (= 物理長  $147\mu\text{m} \times$  屈折率  $1.5$ ) のガラス板を測定対象物として得られた散乱強度の距離特性である。図4.9と同様に、ガラス板の表面と裏面に相当するピークに付随する小ピークが存在している。このデータに対して、先に述べた補正值を施して、フーリエ変換した結果を図4.10(b)に示す。これを見ると、表面と裏面に相当するピークが1つの鋭いピークになり、かつ、2ピーク間距離が  $228\mu\text{m}$  と、この板ガラスの光学的厚さ  $221\mu\text{m}$  にほぼ一致したことから、補正が正しく行なえたことが確認された。

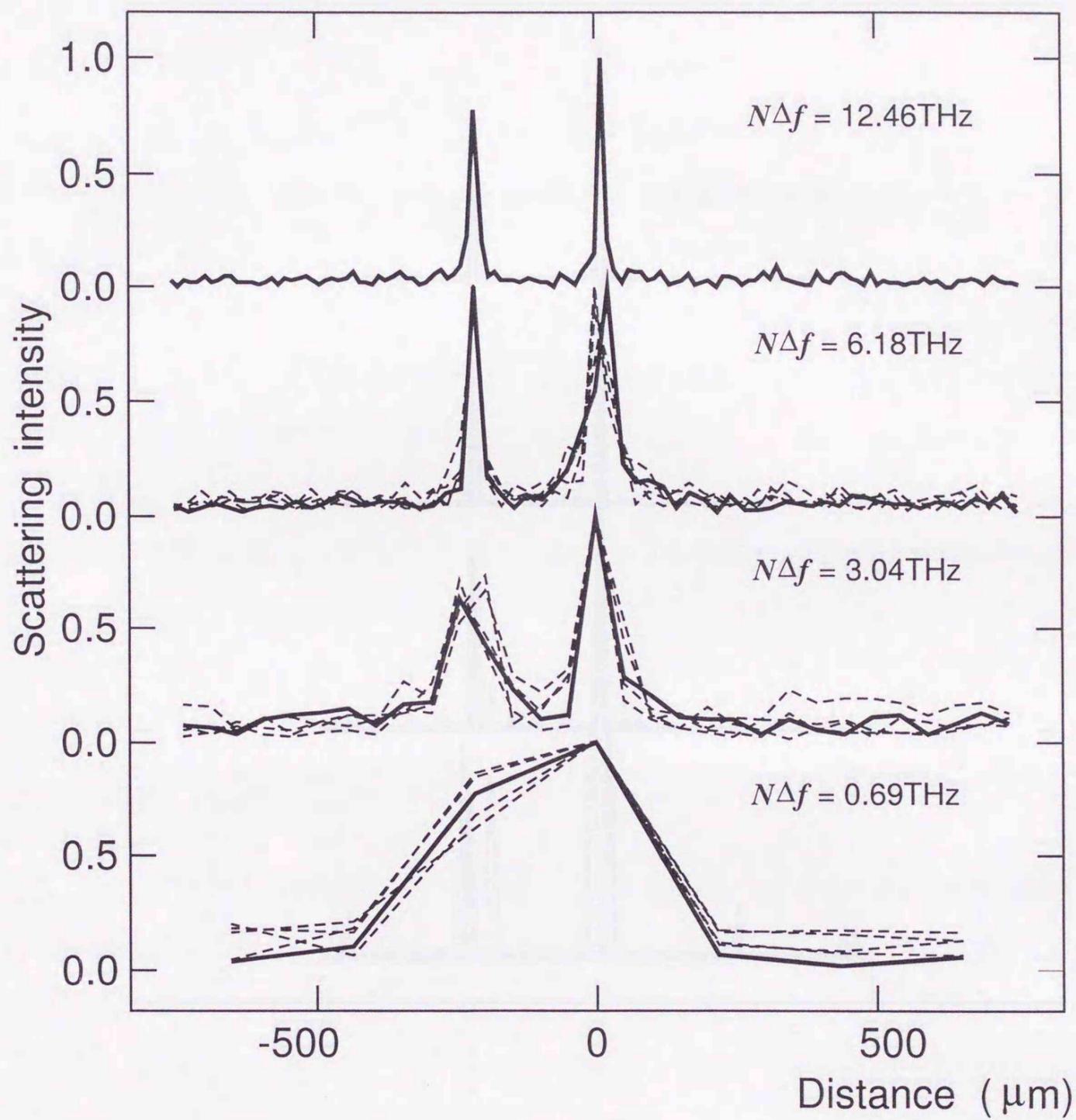
#### 4.1.5 フーリエ変換とニューラルネットワーク信号処理

ステップ周波数レーザレーダの実験システムにおける、周波数掃引幅と分解能の関係と、ロールオーバーでの挙動について、離散フーリエ変換処理とニューラルネットワーク信号処理との比較を行なう。実験には、ファイバ型構成法で行い、測定対象物として、図4.10で用いた、厚さが光学長  $221\mu\text{m}$  のガラス板を使用する。4.1.4で検討した分散効果に対する補正は既に施してある。

#### 周波数掃引幅と分解能

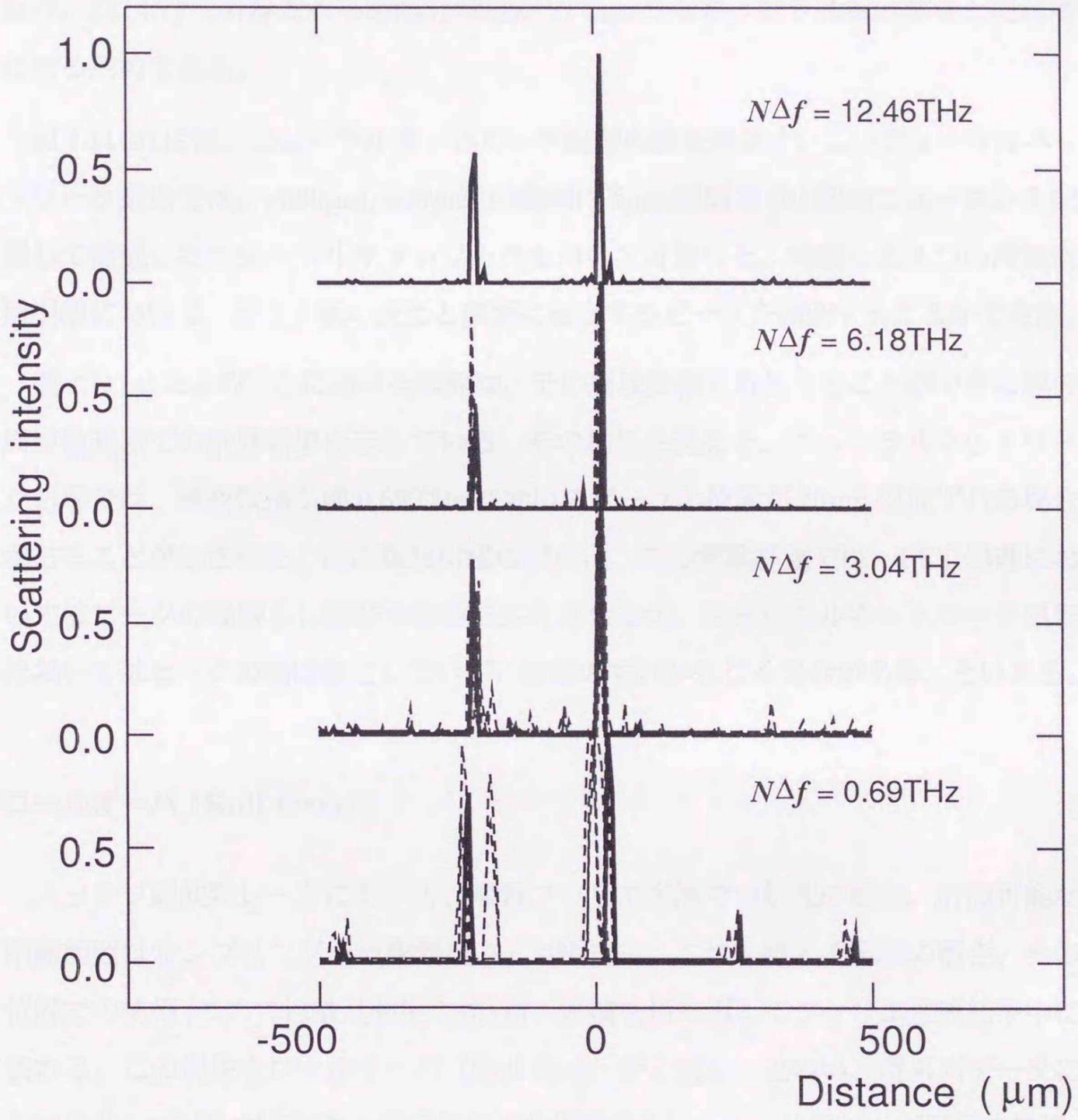
ここでは、ステップ周波数レーダにおける、周波数掃引幅と距離分解能の関係について述べる。この関係は、3.1.3において分解能の議論したが、その際のアレイアンテナ開口長と到来方向角度分解能に相当する。

図4.11(a)には、周波数掃引幅  $N\Delta f$  が、 $12.46\text{THz}$ 、 $6.18\text{THz}$ 、 $3.04\text{THz}$ 、 $0.69\text{THz}$ での離散フーリエ変換処理 (FFT) の結果を示す。上位3つの掃引幅においては、ガラス板の表面と裏面に相当するピークを識別することができる。しかしながら、周



(a) フーリエ変換 (FFT)

図 4.11: 掃引周波数幅と距離スペクトル



(b) ニューラルネットワーク処理

図4.11 続き

波数掃引幅が小さくなるにつれて、ピークの幅が広がり距離分解能は劣化することが分かる。周波数掃引幅 0.68THz の場合、2本のピークはもはや分離できない。これは、式(4.7)で計算される距離分解能が  $217\mu\text{m}$  となり、ガラス板の厚さと同程度になるためである。

図 4.11(b) には、ニューラルネットワーク処理の結果を示す。このニューラルネットワーク処理では、 $[-500\mu\text{m}, 500\mu\text{m}]$  の範囲に  $5\mu\text{m}$  間隔で 201 個のニューロンを配置して構成したニューラルネットワークを用いて計算した。実験した 4 つの周波数掃引幅において、ガラス板の表面と裏面に相当するピークを識別することができた。

図 4.11(a) および (b) における破線は、その周波数幅を取りうることのできる他の周波数範囲での計算結果を示している。その結果を見ると、ニューラルネットワーク処理では、周波数掃引幅 0.69THz においてピークの位置が  $20\mu\text{m}$  程度ずれる場合があることが示された。周波数掃引幅の減少は、この実験範囲では、FFT 処理においてはピークの幅増大し距離分解能を劣化させるが、ニューラルネットワーク処理においてはピークの幅は変化しないが、位置のずれが生じる場合がある、といえる。

#### ロールオーバー (Roll Over)

ステップ周波数レーダにおいて、離散フーリエ変換での処理の場合、計測可能な距離範囲はサンプリング周波数間隔  $\Delta f$  で決まる。これを超える距離の場合、その位置での情報(ここでは散乱強度の値)は、距離を折り返してフーリエ変換結果中に表れる。この現象をロールオーバー (Roll Over: 折り返し) といい、時系列データにおけるサンプリング周波数と観測信号成分周波数とによるエリアジング現象の結果、本来観測信号に含まれる高周波成分が低周波成分に表れることである。このロールオーバーが発生する距離  $d_{\text{RO}}$  は、式(4.7)から、

$$d_{\text{RO}} = \frac{v}{2\Delta f} \quad (4.8)$$

と表わすことができる。実験システムにおいては、多くの場合、12.5THz の周波数掃引幅内を 512 ポイントでサンプリングしている ( $\Delta f \approx 24\text{GHz}$ ) ため、 $d_{\text{RO}} = 6.1\text{mm}$

となる。つまり、光学長6.1mm以上の測定対象物を測ろうとする場合、離散フーリエ変換を用いるとオールオーバが発生することになる。その現象の曖昧さを避けるためには、光学長6.1mm以下の測定対象物でないと測定できないことになる。

さて、このロールオーバーが発生する際の挙動について、周波数サンプリング間隔を変えて検証した。図4.12(a)に、周波数サンプリング間隔 $\Delta f$ が94GHz、188GHz、376GHz、752GHzでのFFT処理結果を示した。また、同様の条件の場合のニューラルネットワーク処理の結果を図4.12(b)に示す。

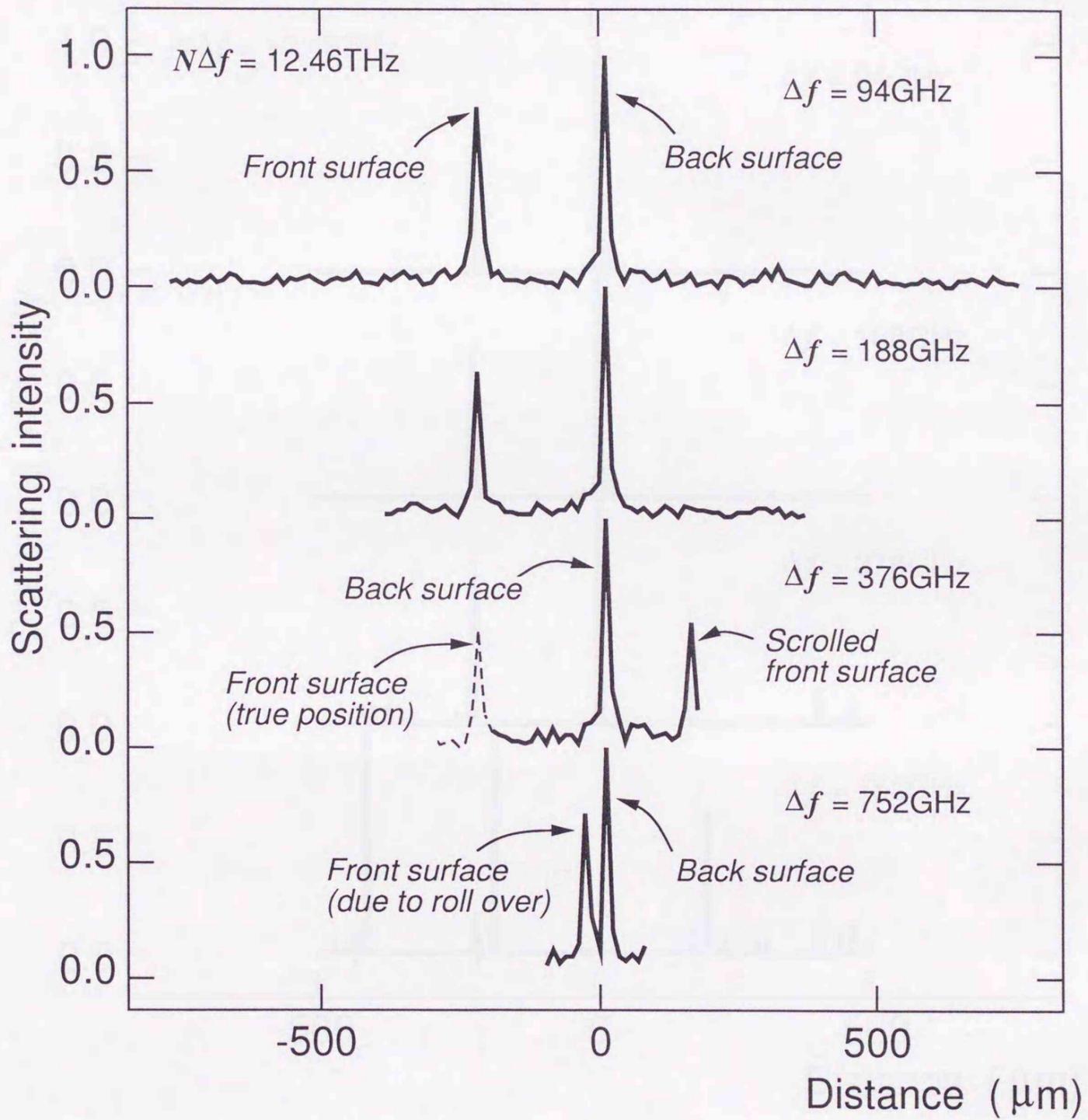
いま、光学長221 $\mu\text{m}$ のガラス板を測定対象物としているが、この距離でロールオーバーを起こす周波数間隔は、式(4.8)から

$$\Delta f = \frac{v}{2d_{\text{RO}}} = 678 \text{ GHz} \quad (4.9)$$

となる。したがって、 $\Delta f = 94\text{GHz}$ 、 $188\text{GHz}$ の場合は、678GHzに比べて十分サンプリング間隔が小さいため、図4.12(a)(b)ともに正しい位置にガラス板の表面と裏面に対応したピークを見ることができる。

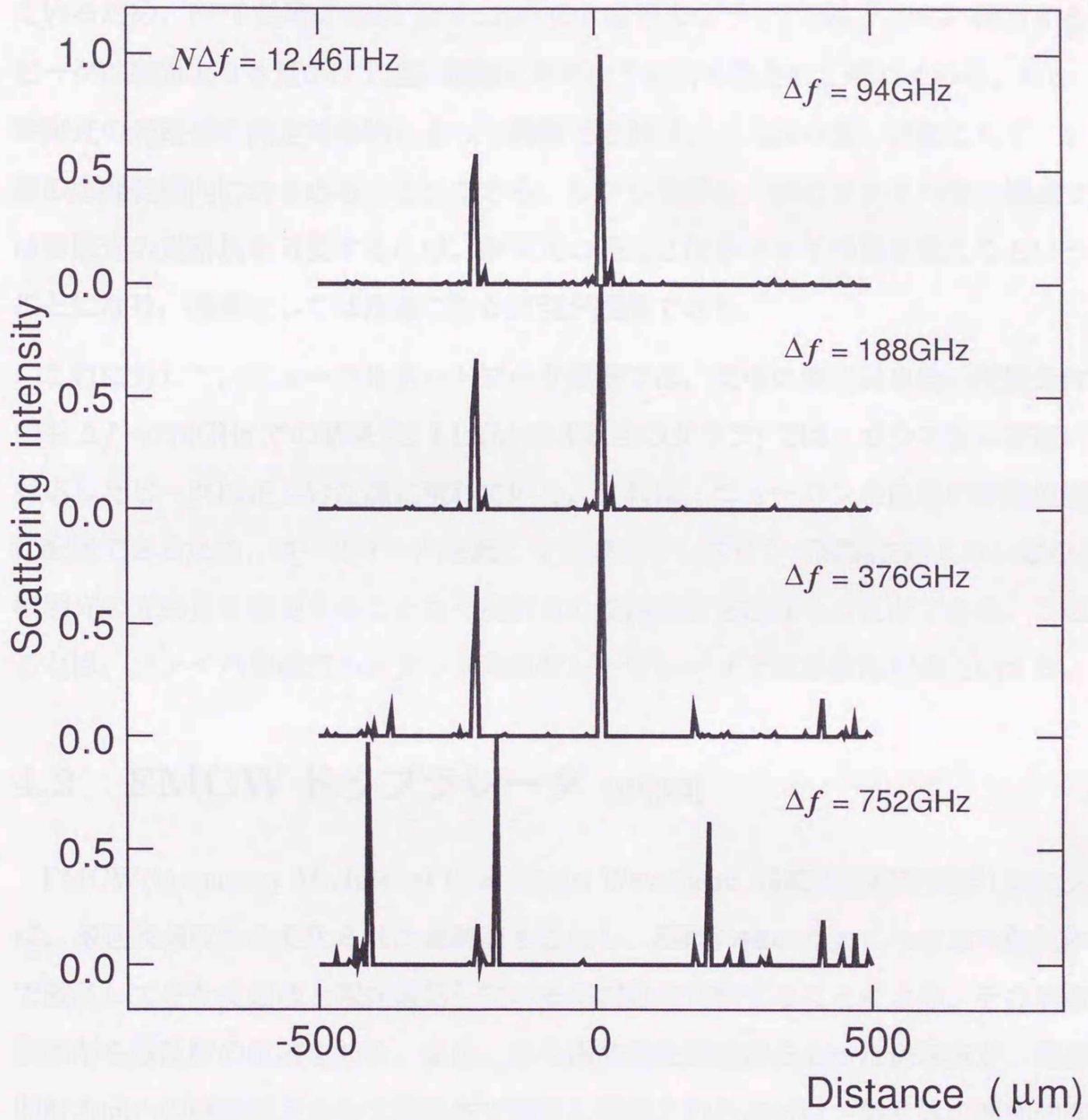
FFT処理における、 $\Delta f = 752\text{GHz}$ の結果[図4.12(a)の最下段のグラフ]では、 $752\text{GHz} > 678\text{GHz}$ であるためロールオーバー現象が明らかに現れている。このグラフだけを見ると、ロールオーバーしてきたピークが何回折り返されてこの位置に現れたかは識別することはできない。同様の周波数サンプリング間隔でのニューラルネットワーク処理の結果[図4.12(b)の最下段のグラフ]では、FFT処理の結果とは様相が異なり、距離スペクトルのピークが正しい位置には出現せずにスプリアスピークのみになる。したがって、現われる現象は異なるが、ロールオーバーが発生する条件では、FFT処理でもニューラルネットワーク処理でも正しい位置の距離スペクトルのピークは出ない。

$\Delta f = 376\text{GHz}$ の場合の2つの処理法での距離スペクトルは、FFT処理とニューラルネットワーク処理では異なった結果となった。367GHzは、光学長221 $\mu\text{m}$ から計算されるオールオーバーを起こす周波数サンプリング間隔678GHzよりは小さいので、距離計測という意味では曖昧さなく計測可能な値である。



(a) フーリエ変換 (FFT)

図 4.12: ロールオーバー効果



(b) ニューラルネットワーク処理

図4.12 続き

$\Delta f = 376\text{GHz}$  に対応した距離範囲は、参照光の光路長の  $-180\mu\text{m}$  から  $180\mu\text{m}$  である。測定対象物のガラス板の表面は、この範囲外 ( $-180\mu\text{m}$  より近く) に置かれているため、FFT 処理の結果 [図 4.12(a) の 3 段目のグラフ] では、これに相当するピークは裏面よりも見かけ上遠い距離にあるように折り返されて現れている。もし、参照光の光路長を測定対象物によって調整できれば、この折り返しは起こらず、計算の距離範囲内におさめることができる。しかしながら、特にファイバ型の構成では参照光の光路長を可変するには、参照光の経路となるファイバ長を変えるということになり、機構としては複雑になり実現が困難である。

これに対して、ニューラルネットワーク処理では、同様の測定対象物の配置条件でも  $\Delta f = 376\text{GHz}$  での結果 [図 4.12(b) の 3 段目のグラフ] では、ガラス板の表面に対応したピークは正しい位置に現れている。これは、ニューロンを任意の距離位置に配置できるため、ロールオーバーを起こす周波数サンプリング間隔を超えない限り、参照光の光路長を変更することなく反射点の位置推定を行なうことができる。このことは、ファイバ型構成のステップ周波数レーザレーダでは重要な利点といえる。

## 4.2 FMCW ドップラレーダ [19][22]

FMCW(Frequency Modulated Continuous Waveform: 周波数変調連続波) レーダは、搬送波周波数を変化させた連続波を送信し、距離の離れたところにある散乱体で散乱してきた受信波と現在送信している周波数を比較することにより、その周波数差から散乱体の位置を知る。また、ある周波数を搬送波をもった送信波が、電波照射方向への運動成分をもつ散乱体で散乱し受信された信号は、散乱体の運動速度に応じてドップラ効果を受け、送信搬送波周波数から周波数が変化する。この受信周波数の周波数変化から散乱体の速度を得ることができる。この2種の技術を合わせたレーダが、FMCW ドップラレーダである。[85]

この節では、FMCW ドップラレーダの一例として短波海洋レーダをあげ、このドップラスpekトル推定にニューラルネットワークを応用した試みについて述べる [18][17][21]。

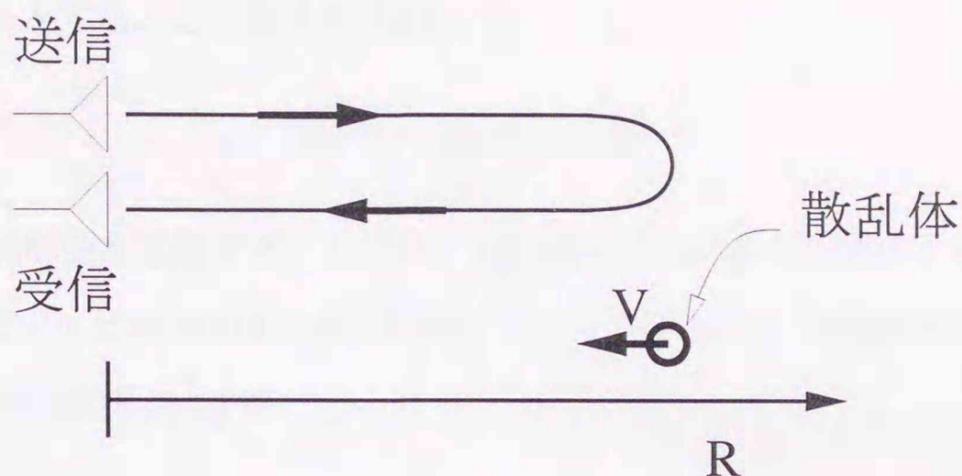


図 4.13: FMCW ドップラレーダの原理

#### 4.2.1 FMCW ドップラレーダの原理

一般的に、FMCW の送信信号は、下限 (上限) 周波数から上限 (下限) 周波数まで周波数を掃引する場合が多い。この送信信号が距離の離れた散乱体で散乱され受信された受信信号は、散乱体までの伝搬時間のため、受信信号の周波数と、受信波が帰ってきた時に送信している送信信号の周波数とには、差が出てくる。この差から散乱体までの距離を計測するのが、FMCW レーダである。

また、散乱体が速度をもつ時、散乱波はドップラ効果により周波数が増減する。これによっても、受信信号の周波数と送信信号の周波数との差が生じる。このドップラ効果の原理を使ったものとして、野球などのスピードガン、自動車や飛行体の速度レーダなどのドップラレーダがある。これらは、搬送波としてマイクロ波領域を使っているため、搬送周波数が高いことと対象物となる物の速度が大きいことから、「周波数差」として検知可能である。これに対して、この後対象とする海洋レーダの場合、搬送波周波数が短波帯であり、かつ対象物である海洋波の速度が小さいことから、「周波数差」として検知するのは困難となり、時間をかけて「位相差」として検出することになる。

以下に、FMCW 波の掃引を複数回実施してドップラ周波数シフトを検出し、散乱体の距離-速度分布を得るための定式化を行なう。

図 4.13 に示すように、レーダの電波到来方向の速度成分が  $V$  である散乱体が距離

$R$ に存在するとする。この散乱体に対して、

$$H_T(t) = H_0 \exp(j\phi_T(t)) \quad (4.10)$$

で表される送信波を照射する。ここで、送信波はFMCW波であり、その角周波数 $\omega_T(t)$ は、 $nT < t < (n+1)T$ なる $t$ において、 $\omega_1$ から $\omega_2$ まで直線的に変化する。したがって、その位相 $\phi_T(t)$ は、

$$\begin{aligned} \phi_T(t) &= \int \omega_T(t) dt \\ &= \omega_1 t + \frac{1}{2} P (t - nT)^2 + \phi_n \end{aligned} \quad (4.11)$$

と表すことができる。ここで、 $n$ は掃引番号、 $T$ は掃引時間、 $P = (\omega_2 - \omega_1)/T$ は掃引速度、 $\phi_n$ は $n$ 番目掃引の初期位相である。

散乱体で反射して戻ってきた受信信号は送信信号を使って同期検波され、その検波器出力信号 $H_D$ は、 $V \ll c$  ( $c$ は電波の伝搬速度)でかつ、周波数掃引で得られる距離分解能に対して観測時間内での散乱体の移動が十分小さい時、

$$H_D(t_n, T_n) \approx G \exp(j\frac{2P}{c} R \cdot t_n) \exp(j\frac{2\omega_1}{c} V \cdot T_n) \quad (4.12)$$

というように近似できる。この式(4.12)は、 $n$ 番目掃引内で時刻( $t_n = t - nT$ )に関する成分と、 $n$ 番目の掃引( $T_n = nT$ )に関する成分とに分離して扱えることを示している。ここで、 $G$ は散乱体の後方散乱係数である。

いま、散乱体が $G = G(R, V)$ という距離-速度分布を持っているとすると、式(4.12)は、

$$H_D(t_n, T_n) = \int_R \int_V G(R, V) \exp(j\frac{2P}{c} R \cdot t_n) \exp(j\frac{2\omega_1}{c} V \cdot T_n) dV dR \quad (4.13)$$

と書くことができる。さらに、観測を、周波数掃引中 $\Delta t$ 間隔で $M$ 周波数点で離散サンプリングし、その掃引を $N$ 回行なうとすると、距離 $R$ 、速度 $V$ も以下のように、

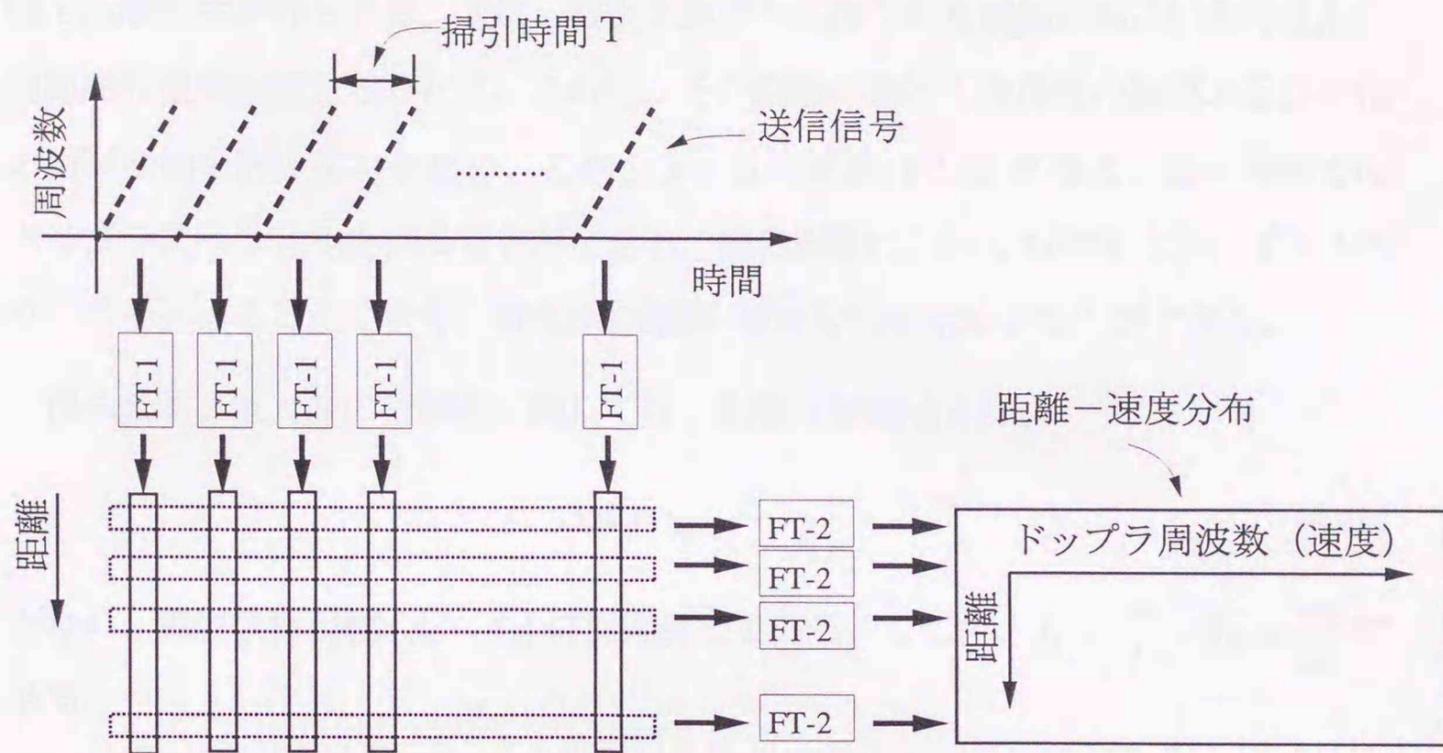


図 4.14: FMCW ドップラレーダの信号処理の概念

それぞれ  $\Delta R, \Delta V$  で離散化することになる。

$$\begin{aligned}
 t_n &= l\Delta t & (l &= 0, 1, \dots, M-1) \\
 T_n &= nT & (n &= 0, 1, \dots, N-1) \\
 R &= m\Delta R & (m &= 0, 1, \dots, M-1) \\
 V &= k\Delta V & (k &= 0, 1, \dots, N-1)
 \end{aligned}
 \tag{4.14}$$

式(4.14)を用いることにより式(4.13)は、

$$H_D(t_n, T_n) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} G(R, V) \exp(j2\pi \frac{lm}{M}) \exp(j2\pi \frac{kn}{N})
 \tag{4.15}$$

と離散化された形式で表すことができる。

式(4.15)は、 $H_D$ は $G$ の2次元逆フーリエ変換で表されていることを示している。つまり、ビームが照射される領域内での散乱体の距離-速度分布 $G$ は、FMCW信号の受信波 $H_D$ の掃引内でのサンプリングと各掃引毎に関して、2回のフーリエ変換を行なうことによって求めることができるということである。

図4.14は、上記のことを模式的に示したものである。まず、各周波数掃引でサンプリングされたデータに対してフーリエ変換を施す(FT-1)。これによって、複素振

幅の距離特性が得られる。次に、複数の掃引から得られた複素振幅の距離特性から同距離の複素振幅をとりだす。これは、その距離における受信波の振幅および位相の時間変動を表しているため、これをフーリエ変換 (FT-2) すると、その距離でのドップラスペクトルを得ることができる。他の距離についても同様にドップラスペクトルを求めることにより、散乱体の距離-速度分布を求めることができる。

得られる2次元像の分解能に関しては、距離分解能  $\Delta R$  は、

$$\Delta R = \frac{c}{2(f_2 - f_1)} \quad (4.16)$$

となり、周波数掃引幅  $(f_2 - f_1)$  に反比例している。ここで、 $f_1 = \frac{\omega_1}{2\pi}$ 、 $f_2 = \frac{\omega_2}{2\pi}$  である。

また、ドップラ周波数分解能  $\Delta V$  は、

$$\Delta V = \frac{1}{NT} \quad (4.17)$$

となり、掃引回数 (正確には全観測時間)  $NT$  によって決定され、掃引回数が多い (= 観測時間が長い) ほど、高い分解能を得ることができる。しかし、観測に長時間かけると測定対象物がレーダビーム外に出てしまったり、海洋レーダでは海峡状況が変化して海流速が変動したりする。そのため、なるべく短い観測時間で分解能の良いドップラスペクトルをを求める方法が望まれている。そこで、本研究では、複素振幅の距離特性からドップラスペクトルを求める部分に第2章で提案したニューラルネットワーク処理をスペクトル推定法として応用した。

#### 4.2.2 短波海洋レーダの原理と構成

短波帯電波の海洋波浪による散乱に関する研究は、ニュージーランドの Crombie が受信した海面散乱波のスペクトル分析結果に特徴的なピークを見出したこと [9] から始まっている。短波海洋レーダは、海面で散乱された電波のドップラスペクトルから海面に関する種々の情報を得るための短波帯の電波を用いたレーダである。このレーダを用いることにより、海流、波高、波浪等の海洋データのほか、海上風な

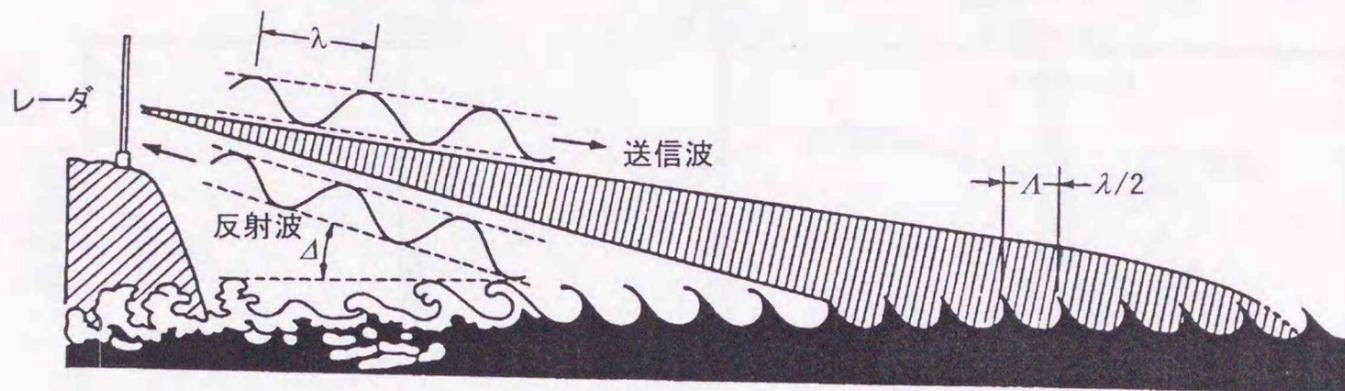


図 4.15: 波浪による電波の後方散乱

どの計測が可能となる。さらに、流氷、船舶の移動の探知への応用も検討されている [32][89]。

以下に、その原理について述べる。

陸上より海面に向かって照射された電波は、海面で散乱されて一部が後方散乱として戻ってくる。図 4.15 に示すように、この散乱のうち、電波の波長の半分の波長をもつ波浪によって生じる散乱は、お互いに強められあうため受信される信号強度は大きくなる。この散乱波をブラッグ (Bragg) 散乱と呼ぶ。

海洋波浪のうち深水重力波の場合は、その分散関係式から波浪の位相速度  $V$  は、その波長を  $\Lambda$  とすると、

$$V = \sqrt{\frac{g\Lambda}{2\pi}} \quad (4.18)$$

と表わすことができる。ここで、 $g$  は重力加速度である。受信される信号をスペクトル解析すると、図 4.16 この  $V$  に応じたドップラシフトを受けてドップラスペクトル上に 2 つの強いピークを生じる。これらのピークは一次散乱と呼ばれ、近づいてくる波による正のピークと遠ざかる波による負のピークが現われる。観測データでは、さらにこの波浪が乗っている海流の速度成分のドップラシフトを受ける。図 4.16 中の  $\Delta f$  がそれにあたり、この  $\Delta f$  から電波照射方向の流速成分  $v$  は、

$$v = \frac{d\Delta f}{f} \quad (4.19)$$

と求めることができる。ここで、 $f$  は搬送波周波数である。

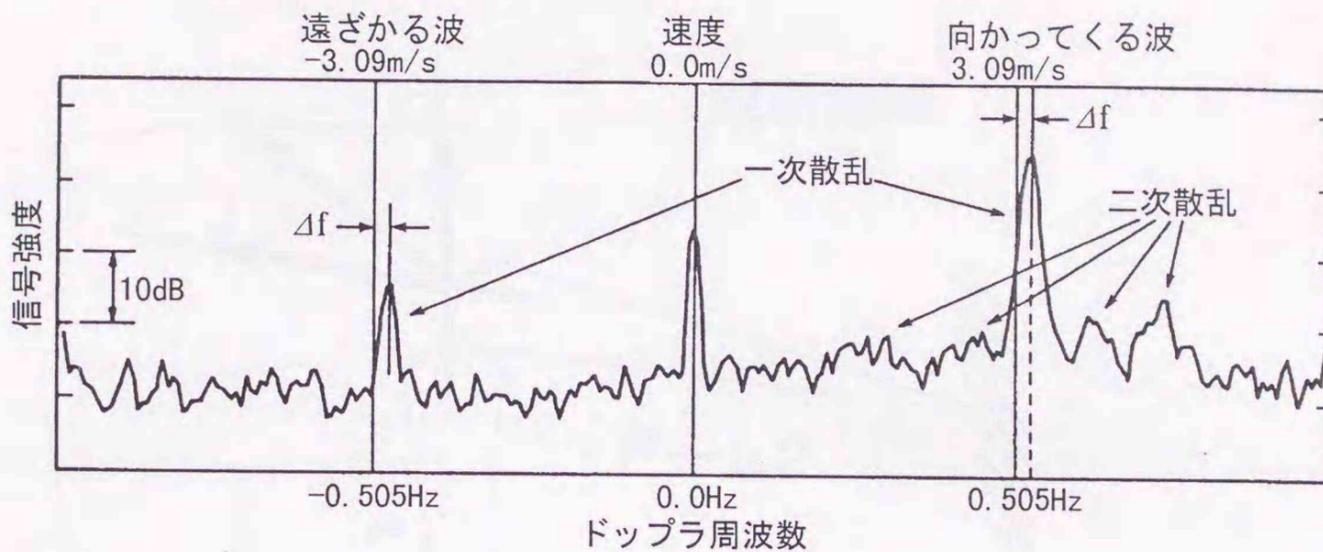


図 4.16: 海洋レーダで選られるドップラスペクトル

1台のレーダでは電波照射方向の一次元の流速成分しか計測できないため、実際のレーダ観測では、図 4.17 に示すように2台のレーダを用いてビームを交差させ、各ビームのベクトル合成をすることにより二次元流速場を観測する。その観測例を、図 4.18 に示す。

さて、1つのビームにおいて速度成分を観測する領域は、距離方向では上述のように FMCW 信号の周波数掃引幅で規定される距離分解能分の距離範囲、角度方向はアンテナ開口で規定されるビーム幅である。通信総合研究所沖縄電波観測所で現用されている短波海洋レーダ [49] では、表 4.1 に示すような仕様になっており、20km 先において  $1.5\text{km} \times 4\text{km}$  程度の面積（レーダセル）の海域からの後方散乱波を受信している。その受信信号からの解析により海流速を求めているが、それはその領域の平均化された値であるといえる。

このレーダセル内で速度場が一様でなく、レーダセルより小さいサイズの世界場構造を持つ時は一次散乱ピークが広がったり、分裂することがある [80]。レーダセル内に生じる小さい現象は、その消長の時間スケールも小さいことが一般的と考えられる。したがって、この現象を取らえるには時間間隔を短い観測が望まれる。しかし、それに反して、速度差の捉えるためには高い速度分解能の観測が必要となるが、それには式 (4.17) に示すように長時間の観測が必要になる。この矛盾を解決するには、短時間観測で高い速度分解能をもつドップラスペクトル推定法が必要に

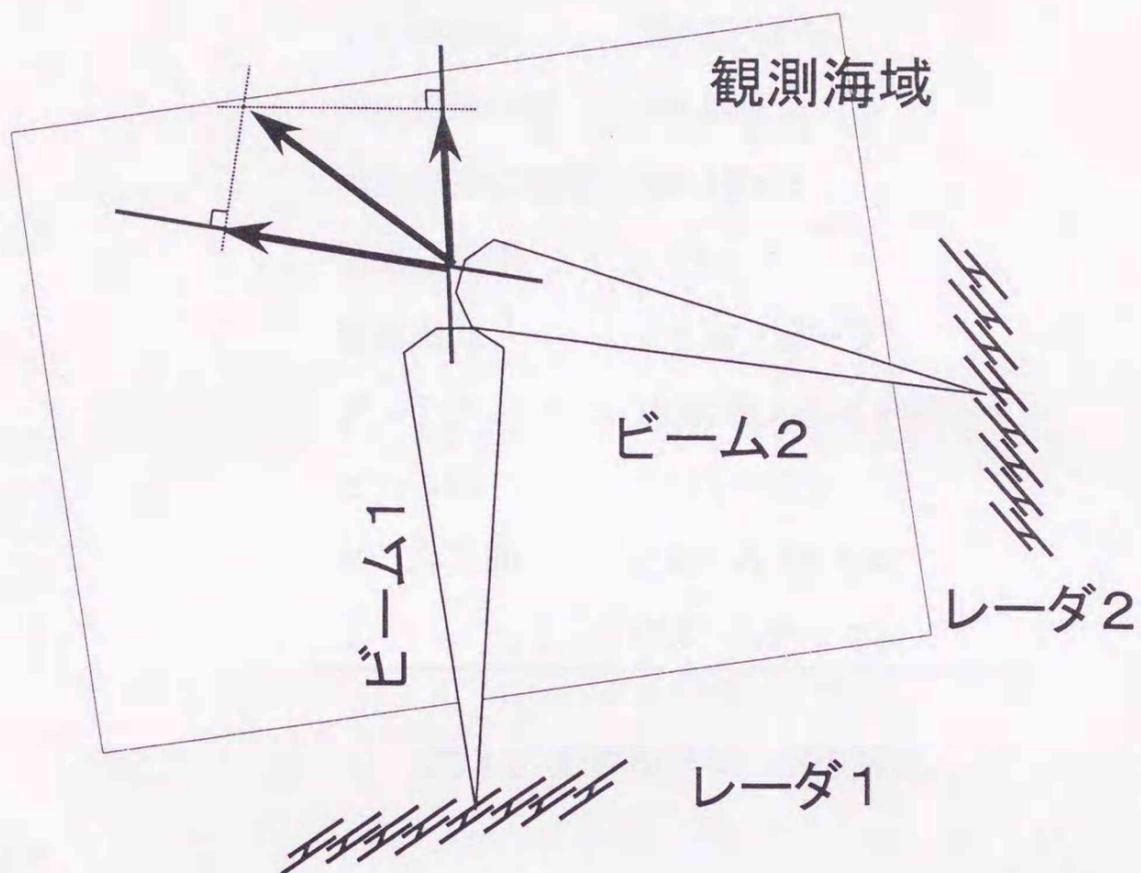


図 4.17: 二次元流速場の観測

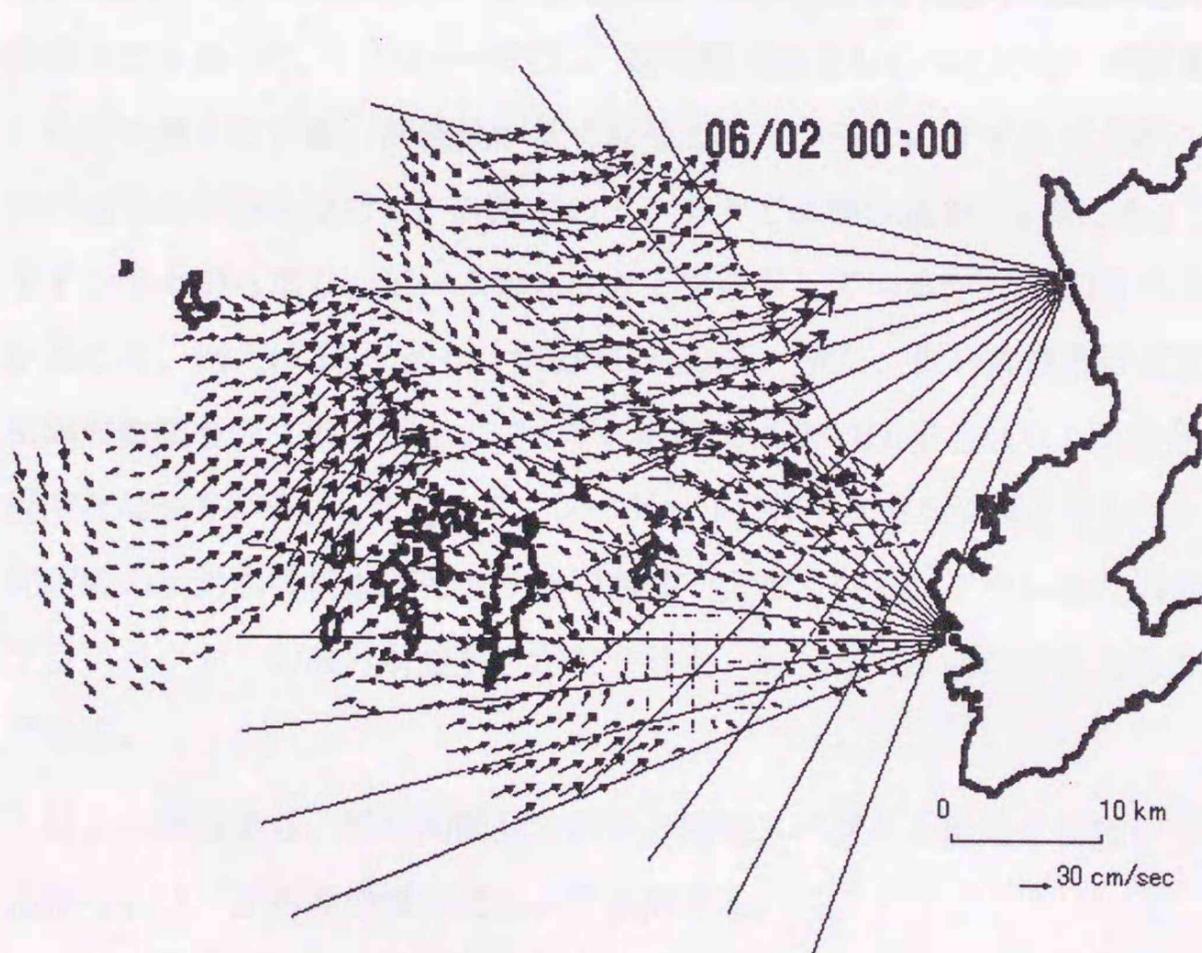


図 4.18: 海洋レーダの観測例：沖縄本島西岸 (1999年6月2日)

---

中心周波数	24.515 MHz
周波数掃引幅	100 kHz
周波数掃引速度	200 kHz/s
距離分解能	1.5 km
送信出力	100 W (ピーク)
アンテナ	10 素子フェズドアレイ
ビーム幅	15° (水平面)
ビーム方向	±45° 内 13 方向 (7.5° ステップ)

---

表 4.1: 短波海洋レーダの諸元

なる。

この現象は、レーダセルが大きくなるに連れて発生する可能性が高くなると考えられる。現在、通信総合研究所では探査距離 200km 以上を目指した遠距離海洋レーダを開発中である [26]。このレーダでは、遠距離到達をねらうため低い周波数帯 (9MHz) の利用を考えている。周波数が低くなると、アンテナのサイズが大きくなり敷地面積の物理的制限を受ける。計画中のアンテナでは開口長 240m 長におよび 16 本の素子アンテナからなり、ビーム幅 8 度以下を確保しているが、遠距離では円弧状に広がるため、例えば 150km では 20km にもなる。また、低い周波数ほど FMCW の掃引周波数幅を広く取ることができず、計画では 22kHz 幅となり、距離分解能で 7km 程度となっている。したがって、レーダセル自体も大きな面積となり、レーダセルと同程度の流動場の構造が発生する可能性も大きくなる。こういった場合でも、ドップラスペクトルの高分解能解析ができると、レーダセル内の情報を得ることが可能である。

以上の観点から、短時間観測での高分解能スペクトル推定を目指して、ニューラルネットワーク処理の導入について検討する。

### 4.2.3 ニューラルネットワーク処理の適用

ここでは、実際の観測データから散乱強度の距離-速度の2次元分布を求める。ドップラスペクトルの推定部分を従来のフーリエ変換による方法とニューラルネットワークによる方法と2方法での比較を行なう。

ドップラスペクトルを推定する際、散乱体で反射されて帰ってくる信号は相互に相関を持っているため、第2章で述べた方法を直接当てはめることはできない。そこで、前処理として各信号間の相関を抑制するために、空間スムージング法 [83] を適用する。

評価に用いたデータとして、FMCW 波の周波数掃引として128掃引のデータを用いる。この128掃引から32掃引分がオーバーラップした3つの64掃引を取り出し、空間スムージング法を施す。フーリエ変換法としては、FFTを用い、同様に3つの64掃引をノイズ抑制のためのスタッキングに用いた。FFTを用いた場合のドップラ周波数分解能は、64掃引に要する時間が32秒であるので、 $0.03 (\approx 1/32)$  Hz である。

レーダからの距離30.0kmから43.5kmのデータについて2つの方法で処理した結果を図4.19に示す。(a)と(b)はそれぞれ、ニューラルネットワークとFFTの結果である。ドップラ周波数0Hzの両側に大きいピークが見える。これは、海上の波による一次散乱(ブラッグ散乱)のピークである。このグラフでは、ドップラスペクトル強度はリニアスケールで表示している。

図4.19(a)の場合、ドップラ周波数にして0.01Hz間隔で201個のニューロンを配置したニューラルネットワークを用いて処理した結果である。図4.19(a)では、距離34.5kmのドップラスペクトルにおいて右側のピークが2つに分離していることがわかるが、(b)では分解能が高くないためそれを検知することができない。

さらに、この部分について拡大し、詳細な速度構造を得るために、ニューラルネットワーク処理において、同じデータを用いて、0.25Hzから0.75Hzの間のドップラスペクトルを0.005Hz間隔で推定した例を図4.20(a)に示す。この例では、図4.19(a)の場合に比べて2倍の密度でニューロンが配置されている。その結果、より詳細な

スペクトル構造を得ることができることがわかる。比較のために、同領域についてFFTの結果を図4.20(b)に示すが、これは図4.19(b)の0.25Hzから0.75Hzの部分を引き延ばしたものである。

これらの結果、短波海洋レーダのドップラスペクトル推定において、空間スムージング法を付加したニューラルネットワーク処理を導入したところ、FFTに比べて5倍以上の高分解能が得られることが分かった。

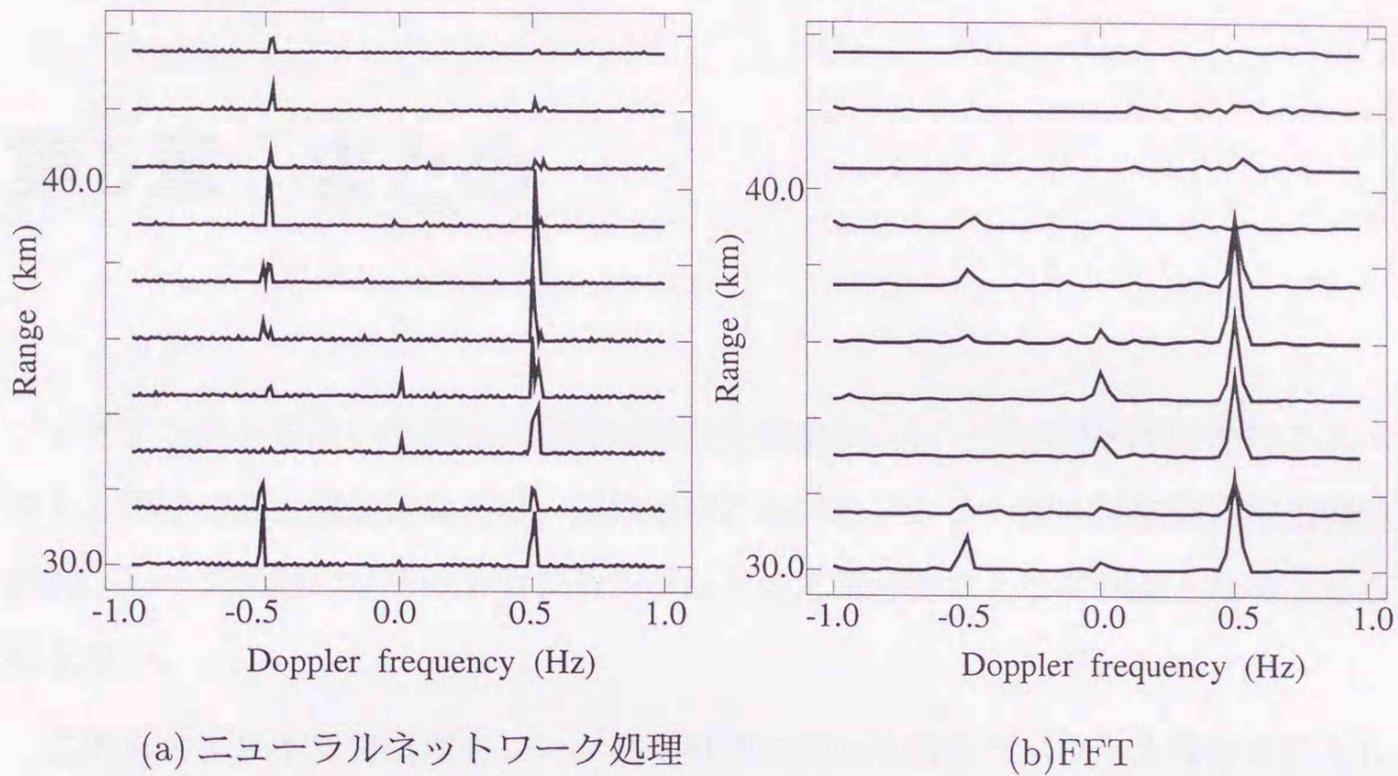


図 4.19: 短波海洋レーダ信号のドップラスペクトル: 距離 30.0km から 43.5km

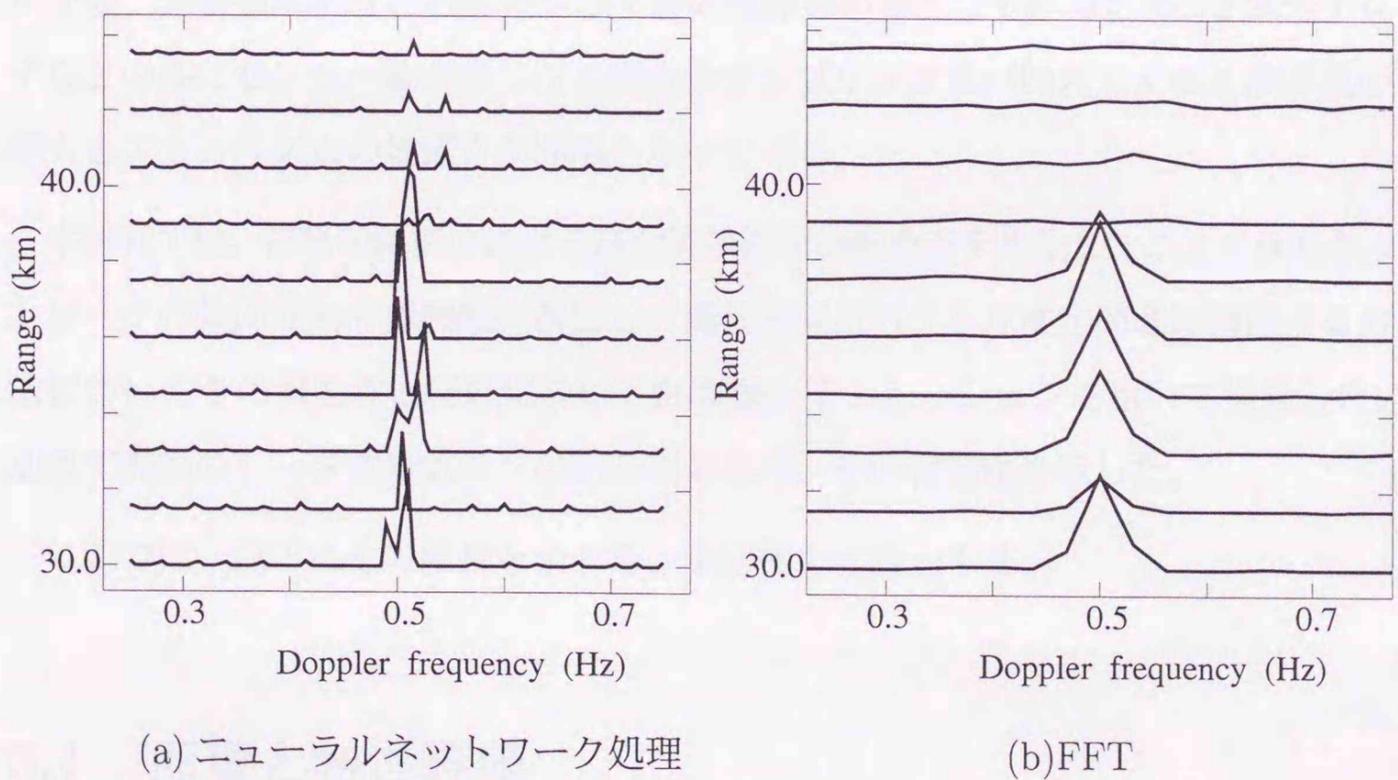


図 4.20: 短波海洋レーダ信号のドップラスペクトル: 距離 30.0km から 43.5km、ドップラ周波数 0.25Hz から 0.75Hz

## 第5章 まとめ

アレイアンテナを用いた到来方向推定の高分解能化、レーダ信号処理におけるスペクトル推定の高分解能化などは、無線通信におけるアンテナ指向性制御、電磁環境計測、レーダ利用のリモートセンシングなどの応用分野にとって利益となるところは大きい。

これらのアレイ信号処理やレーダ信号処理に用いられるスペクトル推定手法として一般的にはフーリエ変換法が使われる。そして、このフーリエ変換法の分解能を超えて高分解能にスペクトルを推定する計算方法が、MEMやMUSICをはじめとして数多く提案されてきた。一般的に、これらの高分解能スペクトル推定法は、逆行列変換、固有値解析などの複雑かつ多量の演算を必要としているため、2次元アレイなどの様にセンサー数が多くなる場合やサンプリング数が増えてくると演算量の増大とアルゴリズムの複雑さが問題となってくる。

本研究では、神経回路網における高度情報処理機能をモデル化したニューラルネットワークの集団並列計算機能に着目し、高分解能スペクトル推定問題に適用する方法についてその可能性と特性について計算機シミュレーションを用いて検討した。加えて実際のレーダ信号処理への応答例をあげ、その有効性を示した。

ここでは、以下にその結果をまとめ、本研究の結語とする。

### 5.1 原理と特性評価

まず、本研究で用いる Hopfield 型ニューラルネットワークの最適化の動作原理について述べた後、多重波到来環境での到来方向推定問題への適用方法を検討した。具

体的には、多重波到来環境での到来方向推定問題を最適化問題として定式化し、その最適化問題に対して Hopfield 型ニューラルネットワークを適合させた時のニューロンの入出力関数、結合コンダクタンス行列、外部入力電流といったネットワーク構成要素を求めた。この要素で構成されるニューラルネットワークを動作させ、ネットワークのエネルギーが極小状態に収束していくにつれて、方向角やスペクトル位置に対応するように設定したニューロン出力のうち、所望のニューロンにのみ出力があり他のニューロン出力は0になるというように変化していくことが確認された。これによって、Hopfield 型ニューラルネットワークのスペクトル推定問題への本適用手法がうまく動作したことを示した。

本適用手法での特徴として、

1. 結合コンダクタンス行列はアレイアンテナ素子の特性、配置およびニューロンの入出力特性と方向の割り当て方にのみ依存し、受信される到来波の状況で変化させる必要がないためニューラルネットワークの構成を固定しておくことができ、アレイアンテナからの受信信号を入力するとネットワークの出力として到来方向スペクトルが出てくるという関数演算器として使うことができる
2. ニューロンの入出力特性を半線形としたことにより、大局的最小状態に収束するを上げることができる。

これらは特に、同様に Hopfield 型ニューラルネットワークを到来方向推定問題へ適用した Goryn らの方法に対する有利な点である。また、MUSIC などいくつかの高分解能到来方向推定法では到来波数を別に知る必要があるが、本手法ではその必要はない。

本適用手法の特性について、アレイアンテナを用いて2波到来環境において到来方向推定を行なう問題を対象として、計算機シミュレーションにより検証した。

最初に、収束特性について、ネットワークのエネルギー変化とニューロン出力としての推定スペクトルパターンの変化とを対比して考察し、エネルギーが段階的に変化する時にニューロン出力のパターンも変化することを示した。

次に、分解能について、他の到来方向推定手法と対比させて検証した。2波到来

環境において2波間の角度間隔を変化させていき、どの角度差まで分解可能であるかを調べることにより、本適用手法は位相走査によるビーム形成 (Conventional Beamforming: 空間フーリエ変換に相当) で分解できる角度差の1/3倍程度まで分解できることを示した。次いで、低SN比環境下での特性についてシミュレーションを行なった結果、MUSIC法やCapon法などの高分解能スペクトル推定法において分解不可能な場合においても、到来方向が分離できる場合があった。さらに、2波間に相関がある場合については、MUSIC法ではそのアルゴリズムから空間平均法などを導入しないと適用不可であるが、本手法においては無相関の場合と同等に2波を分離できることを示した。

## 5.2 レーダ信号処理への応用

前章で述べた基本的な特性の評価をもとに、具体的なレーダ信号処理への応用も試みた。

最初は、ステップ周波数レーダへの応用ということで、光集積回路や微小光学部品などの診断可能を可能にする、周波数変化がTHzオーダーとなるレーザ発振器を用いたステップ周波数レーザレーダにおいて、距離特性を求める信号処理部分にニューラルネットワークのスペクトル推定法を導入した。

実験は、空間光学実験型とファイバ型光学実験型の2種類の実験システムで行なった。まず、このステップ周波数レーザレーダの能力として、いままでにない広い周波数帯域幅を持って距離特性を計測することができることから、従来困難であった光ファイバ断面のコアクラッド構造、複屈折結晶、導波路の障害検出の計測例を示した。そして、各種測定対象物からの受信信号の処理法として、一般的な解析法であるフーリエ変換 (FFT) と対比し、周波数掃引幅やロールオーバー時の挙動について比較実験を行なった。その結果、周波数掃引幅が小さくなりFFTの分解能が落ちてくるのに対して、ニューラルネットワーク処理では推定ピークの位置が試行に対しばらつきを持つようになることが分かった。また、FFTではロールオーバーを

起こすサンプリング間隔においても正確な位置にスペクトル推定できることが示された。

次に、ドップラレーダへの応用を考え、FMCW方式のドップラレーダの一種である短波海洋レーダのドップラスペクトル推定部分への応用を試みた。短波海洋レーダは海面に電波を照射させて海面でのブラッグ散乱による後方散乱波を受信し、そのドップラスペクトルから表層流の流向流速を計測する。得られる速度情報としてのドップラスペクトルはレーダの照射領域内で平均化されたものになっているが、搬送波周波数が短波帯であることからアンテナ開口長が大きくなるため角度分解能をむやみに高くすることができず、距離方向についても周波数帯域幅が限られるため、照射領域は一般的に km オーダになる。この照射領域の大きさよりも小さいサイズの流速場変動が存在する場合、ドップラスペクトルに複数の成分が表れると考えられるが、その流速成分差が小さいと一般的なフーリエ変換では分解不可能になるが、本手法を適用することにより分離可能であることを、実データの処理結果により示した。

以上のように、本研究で提案した Hopfield 型ニューラルネットワークを用いたスペクトル推定法を実際のレーダ受信信号に適用した。その結果から、本手法がレーダ信号処理に有効であることと、その特性を実データにて検証することができた。

## 謝 辞

筆者は、本論文をまとめるにあたり、たいへん貴重な時間をさいてご指導ならびに多大なご援助や叱咤激励をいただいた、青木由直 北海道大学大学院工学研究科教授に衷心より感謝の意を表する次第である。さらに、枋内香次 教授ならびに山本強 教授にも大変貴重なご教示とご助言を賜った。ここに深謝の意を表する次第である。

本論文に述べた研究の大部分は、(株)ATR 光電波研究所に筆者が出向中に行なわれた研究をベースにしている。ニューラルネットワーク処理手法の研究の初端は、真鍋武嗣博士(現通信総合研究所環境計測技術研究室長) と共になされたものであり、貴重な助言や議論をしていただいた。ここに深く感謝する。また、レーザレーダへの応用に関しては、飯塚啓吾トロント大学教授のご援助とご助言がなければ成し得なかったものであり、ここに深謝する次第である。また、研究の機会を与えていただいた、古濱洋次博士(現 宇宙開発事業団理事)、猪股英行博士(現(社)電波産業会開発センター長)の両元社長、相川正義博士(現 佐賀大学教授)、赤池正巳博士(東京理科大学教授)、小川英一博士(現 摂南大学教授)の歴代元無線通信第二研究室長に深く感謝する。同研究所で有益な議論をいただいた、下田平寛氏(現 アンリツ)、ピーター・デービス博士(現 ATR 環境適応通信研究所)、松井渉氏(現 日本エリクソン)、高井均氏(現 松下電器産業)、會田田人博士(現 ATR 環境適応通信研究所)、上原清彦博士(現 東芝)の元研究員の方々には深く感謝申し上げる次第である。

さらに、本研究をまとめるに際し、通信総合研究所においてご協力いただいた増田悦久(現 地球環境計測部主任研究官) 前 沖縄電波観測所長、激励いただいた飯田尚志 所長、塩見正 企画部長、増子治信 地球環境計測部長、福地一(現 関西支所長) 元企画課長、杉本裕二(文部省メディア教育開発センター教授) 元通信システム部主任研究官に厚く御礼申し上げます。

また、本論文提出にあたり、青木教授室の加藤亜紀子さんにご助力いただいたことに心から感謝する。

## 参考文献

- [1] J. B. Abbiss, B. J. Brames, and M. A. Fiddy, "Superresolution and neural network," *Proceedings of SPIE Int. Soc. Opt. Eng.*, vol. 880, pp. 100–106, Jan. 1988.
- [2] J. B. Abbiss, B. J. Brames, and M. A. Fiddy, "Superresolution algorithms for a modified hopfield neural network," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. AP-39, pp. 1516–1523, July 1991.
- [3] J. A. Anderson, M. T. Gately, P. A. Penz, and D. R. Collins, "Radra signal categorization using a neural network," *Proceedings of IEEE*, vol. 78, no. 10, pp. 1646–1657, Oct. 1990.
- [4] M. K. Barnoski and S. M. Jensen, "Fiber waveguides: A novel technique for investigating attenuation characteristics," *Applied Optics*, vol. 15, pp. 2112–2115, 1976.
- [5] D. H. Brandwood, "Noise-space projection: MUSIC without eigenvectors," *IEE Proceedings Part H*, vol. 134, pp. 303–309, June 1987.
- [6] J. P. Burg, "Maximum entropy spectral analysis," in *The 37th Annual International Meeting, Soc. of Explor. Geophysics* (Oklahoma City, OK), 1967.
- [7] J. Capon, "High-resolution frequency-wavenumber spectrum analysis," *Proceedings of IEEE*, vol. 57, pp. 1408–1418, Aug. 1969.

- [8] S.-H. Chang, T.-Y. Lee, and W.-H. Fang, "High-resolution bearing estimation via unitary decomposition artificial neural network (UNIDANN)," *IEICE Transactions on Fundamentals*, vol. E81-A, no. 11, pp. 2455-2462, Nov. 1998.
- [9] D. D. Crombie, "Doppler spectrum of sea echo at 13.56mc/s," *Nature*, vol. 175, no. 4459, pp. 681-682, Apr. 1955.
- [10] W. Eickhoff and R. Ulrich, "Optical frequency domain reflectometry in single-mode fiber," *Applied Physics Letters*, vol. 39, pp. 693-695, 1981.
- [11] A. H. El Zooghby, C. G. Christodoulou, and M. Georgiopoulos, "Performance of radial basis function networks for direction of arrival estimation with antenna arrays," *IEEE Transaction on Antennas and Propagation*, vol. AP-45, no. 11, pp. 1611-1617, Nov. 1997.
- [12] A. H. El Zooghby, C. G. Christodoulou, and M. Georgiopoulos, "Neural network-based adaptive beamforming for one- and two-dimensional antenna arrays," *IEEE Transaction on Antennas and Propagation*, vol. AP-46, no. 12, pp. 1891-1893, Dec. 1998.
- [13] N. H. Farhat, "Microwave diversity imaging and automated target identification based on models of neural networks," *Proceedings of the IEEE*, vol. 77, no. 5, pp. 670-681, May 1989.
- [14] 藤井, 真鍋, "多重波到来方向推定へのニューラルネットの適用," 第4回デジタル信号処理シンポジウム講演論文集 pp. B-1-6, Dec. 1989.
- [15] 藤井, 真鍋, "ニューラルネットを用いたアンテナアレイ信号処理による電磁波源位置推定," 信学技報, vol. AP89-88, pp. 31-36, Jan. 1990.
- [16] 藤井, 飯塚, "ステップ周波数レーザーレーダーによる光集積回路の診断," 応用物理, vol. 61, no. 9, pp. 939-942, Sept. 1992.

- [17] S. Fujii, "Neural network approach for signal processing of HF ocean radar," in *8th Workshop on Image and Multidimensional Signal Processing* (Cannes, France), pp. 200-201, Sept. 1993.
- [18] S. Fujii, "Neural network signal processing for HF ocean radar," in *1993 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 93)*, Vol. 2 (Tokyo, Japan), pp. 212-214, Aug. 1993.
- [19] 藤井, "ニューラルネットワークによる短波海洋レーダ画像再生," 信学技報, vol. NC93-12, pp. 1-7, June 1993.
- [20] 藤井, 飯塚, 大鐘, 下田平, "高分解能ステップ周波数レーザレーダ," 1993年電子情報通信学会春季大会予稿集 pp. SB-1-7, Mar. 1993.
- [21] 藤井, "FMCW ドップラレーダへのニューラルネットワーク処理の適用," 1994年電子情報通信学会春季大会予稿集 pp. B-169, Mar. 1994.
- [22] S. Fujii, "Neural network processing of FMCW Doppler radar," in *Image and Signal Processing for Remote Sensing conference* (Rome, Italy), pp. 383-389, Sept. 1994.
- [23] 藤井. ニューラルネットワーク応用, 6章 無線通信への応用, pp. 197-216. ATR 先端テクノロジーシリーズ. オーム社, 1995.
- [24] S. Fujii and K. Iizuka, "Neural network step-frequency fault locator," *Optical Engineering*, vol. 34, no. 5, pp. 1441-1449, May 1995.
- [25] S. Fujii and T. Manabe, "Array processing with neural networks for estimation of near-field source position," in *Proc. IEEE APS International Symposium '91* (London, Ontario), pp. 384-387, June 1991.
- [26] S. Fujii, K. Sato, and Y. Masuda, "The long-range HF ocean radar for the kuroshio current observation," in *The 10th PAMS/JECSS Workshop* pp. 8-9-12, Oct. 1999.

- [27] W. F. Gabriel, "Spectral analysis and adaptive array superresolution techniques," *Proceedings of IEEE*, vol. 68, pp. 654-666, June 1980.
- [28] H. Ghafoori-Shiraz and T. Okoshi, "Optical-fiber diagnosis using optical-frequency-domain reflectometry," *Optical Letters*, vol. 10, no. 3, pp. 160-162, Mar. 1985.
- [29] H. H. Gilgen, R. P. NoVàk, R. P. Salathé, W. Hodel, and P. Beaud, "Submillimeter optical reflectometry," *IEEE Journal of Lightwave Technology*, vol. 7, no. 8, pp. 1225-1233, Aug. 1989.
- [30] L. C. Godara, "Application of antenna arrays to mobile communications, part II: Beam-forming and direction-of-arrival considerations," *Proceedings of IEEE*, vol. 85, no. 8, pp. 1193-1245, Aug. 1997.
- [31] D. Goryn and M. Kaveh, "Neural network for narrowband and wideband direction finding," in *Proceedings of ICASSP '88* (New York, NY), pp. 2164-2167, Apr. 1988.
- [32] J. F. R. Gower and D. E. B. (Ed.), "Special issue on high-frequency radar for ocean and ice mapping and ship location," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. OE-11, no. 2, pp. 145-326, Apr. 1986.
- [33] H. P. Graf, L. D. Jackel, and W. E. Hubberd, "VLSI implementation of a neural network model," *IEEE Computer*, vol. 21, pp. 41-49, Mar. 1988.
- [34] P. K. Hansma and J. Tersoff, "Scanning tunneling microscope," *Journal of Applied Physics*, vol. 61, no. 2, pp. R1-R23, 1987.
- [35] S. Haykin. *Neural Network*. IEEE Press, 1994.
- [36] J. J. Hopfield, "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities," *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, vol. 79, pp. 2254-2258, 1982.

- [37] J. J. Hopfield, "Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons," *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, vol. 81, pp. 3088-3092, May 1984.
- [38] J. J. Hopfield and D. W. Tank, "'Neural' computation of decisions in optimization problems," *Biological Cybernetics*, vol. 52, pp. 141-152, 1985.
- [39] Y.-D. Huang and M. Barkat, "Near-field multiple source localization by passive sensor array," *IEEE Transaction on Antennas and Propagation*, vol. AP-39, no. 7, pp. 968-975, July 1991.
- [40] K. Iizuka. *Engineering Optics*. New York: Springer-Verlag, 1986.
- [41] K. Iizuka, A. P. Freundorfer, K. H. Wu, H. Mori, H. Ogura, and V.-H. Nguyen, "Step-frequency radar," *Journal of Applied Physics*, vol. 56, no. 9, pp. 2572-2583, Nov. 1984.
- [42] K. Iizuka, Y. Imai, A. P. Freundorfer, R. James, R. Wong, and S. Fujii, "Optical step frequency refractometry," in *Conference on Laser and Electro-Optics* pp. 460-461, 1990.
- [43] 飯塚, "Tera hertz coherent radar," ATR テクニカルレポート, vol. O-012, , 1989.
- [44] 飯塚, 藤井, "テラヘルツ・イメージング・レーダ," ATR テクニカルレポート, vol. O-036, , 1990.
- [45] K. Iizuka and S. Fujii, "A fault locator for integrated optics," in *Proc. 8th Optical Fiber Sensors* (Monterey, CA), pp. 297-300, Jan. 1992.
- [46] K. Iizuka and S. Fujii, "Neural-network laser radar," *Applied Optics*, vol. 33, no. 13, pp. 2492-2501, May 1994.

- [47] K. Iizuka, Y. Imai, P. Freundorer, R. James, R. Wong, and S. Fujii, "Optical step frequency reflectometer," *Journal of Applied Physics*, vol. 68, no. 3, pp. 932-936, Aug. 1990.
- [48] Y. Imai, K. Iizuka, and M. Imai, "OFDR diagnostics by a phase change detection," *IEICE Transaction on Communications*, vol. E75-B, no. 4, pp. 281-284, Apr. 1992.
- [49] 猪股, "短波海洋レーダ," 通信総合研究所季報, vol. 37, no. 3, pp. 343-438, June 1991.
- [50] S. K. Jha, R. Chapman, and T. S. Durrani, "Bearing estimation using neural networks," in *Proceedings of ICASSP '88* (New York, NY), pp. 2156-2159, Apr. 1988.
- [51] S. K. Jha, R. Chapman, and T. S. Durrani. *Investigation into Neural Networks for Bearing Estimation*, pp. 939-942. North-Holand: Elsevier Science Publishers, 1988.
- [52] S. K. Jha and T. S. Durrani, "Bearing estimation using neural optimisation methods," in *IEE 1st International Conference of ANN* (London), Oct. 1989.
- [53] S. K. Jha and T. S. Durrani, "Bearing estimation using neural optimisation methods," in *Proceedings of ICASSP '90* (Albuquerque, NM), pp. 889-892, Apr. 1990.
- [54] S. K. Jha and T. S. Durrani, "Direction of arrival estimation using neural networks," *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics*, vol. 21, no. 5, pp. 1192-1201, Sept. 1991.
- [55] D. H. Johnson, "The application of spectral estimation methods to bearing estimation problems," *Proceedings of IEEE*, vol. 70, pp. 1018-1028, Sept. 1982.

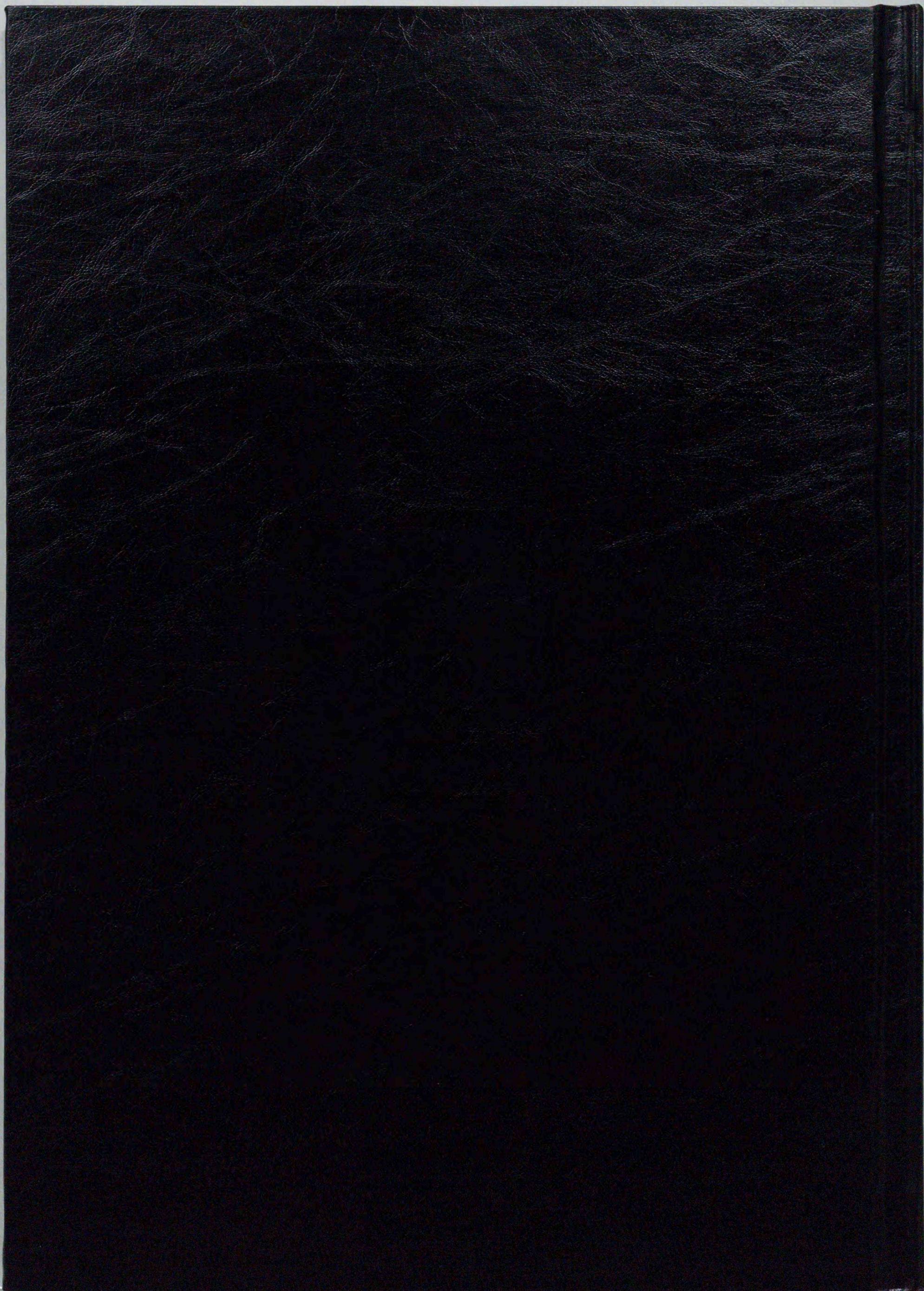
- [56] R. L. Johnson, "Comparison of superresolution algorithms for radio direction finding," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-22, pp. 432-441, July 1986.
- [57] 菊池, 佐藤, 長沢, 佐藤, "開口合成による不要電磁波発生源の位置推定法の位置提案," *電子通信学会論文誌*, vol. J68-B, no. 10, pp. 1194-1201, Oct. 1985.
- [58] G. S. Kino and T. R. Corle, "Confocal scanning optical microscope," *Physics Today*, vol. 42, pp. 55-62, 1989.
- [59] S. Kirkpatrick, C. D. Gellat, and M. P. Vecchi, "Optimization by simulated annealing," *Science*, vol. 220, no. 4598, pp. 671-680, May 1983.
- [60] R. Kumaresan and D. W. Tuft, "Estimating the angles of arrival of multiple plane waves," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System*, vol. AES-19, no. 1, pp. 134-139, Jan. 1983.
- [61] S. Y. Kung, C. K. Lo, and R. Foka, "A toeplitz approximation approach to coherent source direction finding," in *Proceedings of ICASSP '86* (Tokyo, Japan), pp. 193-196, Apr. 1986.
- [62] R. P. Lippmann, "An introduction to computing with neural network," *IEEE ASSP Magazine*, pp. 4-22, Apr. 1987.
- [63] T. Lo, H. Leung, and J. Litva, "Nonlinear beamforming," *Electronics Letter*, vol. 27, no. 4, pp. 350-352, 1991.
- [64] F. L. Luo and Y. D. Li, "Real-time neural computation of the noise subspace for the MUSIC algorithm," in *Proceedings of ICASSP '93* (Minneapolis, MN), pp. 1485-1487, May 1993.
- [65] 真鍋, 藤井, "ニューラルネットを用いたアンテナアレイ信号処理による多重波到来方向識別," *信学技報*, vol. AP89-52, pp. 9-16, Oct. 1989.

- [66] 真鍋, 藤井, 吉川, “ニューラルネットを用いた多重波到来波の到来方向推定法の比較検討,” 1990年電子情報通信学会春季大会予稿集 pp. B-81, Mar. 1990.
- [67] T. Manabe and S. Fujii, “Array processing with neural networks for multiple emitter bearing estimation,” in *Proceedings of IEEE APS International Symposium '90* (Dallas, TX), pp. 1458-1461, May 1990.
- [68] A. F. Murray, D. D. Corso, and L. Tarassenko, “Pulse-stream VLSI neural networks mixing analog and digital techniques,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 2, pp. 193-204, 1991.
- [69] 菊池, 長沢, “最大エントロピー法を応用した電磁波源の位置推定,” 電子通信学会論文誌, vol. J69-B, no. 9, pp. 949-957, Sept. 1986.
- [70] 長沢, 菊池, 佐藤, “開口合成法を用いた電磁波源位置推定の実験,” 電子通信学会, vol. J69-B, no. 1, pp. 96-107, Jan. 1986.
- [71] 中島, 山田, 小川, 大宮, 伊藤, “電磁波測定に対するニューロコンピューティングの適用,” 信学技報, vol. AP90-48, , 1990.
- [72] J. Nakayama, K. Iizuka, and J. Nielsen, “Optical fiber fault locator by the step frequency method,” *Applied Optics*, vol. 26, no. 3, pp. 440-443, Feb. 1987.
- [73] 小原, 新海, 小川, 菊間, 稲垣, “近傍電磁波源位置推定における MUSIC 法と ME 法との比較,” 1992年電子情報通信学会春季大会予稿集 pp. 2-24, 1992.
- [74] J. Ohta, M. Takahashi, Y. Nitta, and K. Kyuma, “GaAs/AlGaAs optical synaptic interconnection device for neural networks,” *Optics Letters*, vol. 14, pp. 844-846, Aug. 1989.
- [75] E. D. Palik Ed. *Handbook of Optical Constants of Solids*. New York: Academic Press, 1985.

- [76] R. Rastogi, P. K. Gupta, and R. Kumaresan, "Array signal processing with interconnected neuron-like elements," in *Proceedings of ICASSP '87* (Dallas, TX), pp. 2328–2331, Apr. 1987.
- [77] R. Roy, A. Paulraj, and T. Kailath, "ESPRIT – a subspace rotation approach to estimation of parameters of cisoids in noise," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. ASSP-34, no. 5, pp. 1340–1342, Oct. 1986.
- [78] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning representations by back-propagating errors," *Nature*, vol. 323, no. 9, pp. 533–536, 1986.
- [79] U. Sandkühler and J. F. Böhme, "Accuracy of maximum-likelihood estimates for array processing," in *Proceedings of ICASSP '87* (Dallas, TX), pp. 2015–2018, Apr. 1987.
- [80] 佐藤, 藤井, 小西, 二瓶, 灘岡, "鹿島灘において短波海洋レーダで測定されたドップラスペクトルについての考察," 1999年度日本海洋学会秋季大会 1999.
- [81] R. O. Schmidt, "Multiple emitter location and signal parameter estimation," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. AP-34, no. 3, pp. 276–280, Mar. 1986.
- [82] R. Schreiber, "Implementation of adaptive array algorithms," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. ASSP-34, pp. 1038–1045, Oct. 1986.
- [83] T.-J. Shan, M. Wax, and T. Kailath, "On spatial smoothing for direction-of-arrival estimation of coherent signals," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. ASSP-33, no. 4, pp. 806–811, Aug. 1985.
- [84] H. Shimotahira, F. Taga, S. Fujii, and K. Iizuka, "3D laser microvision," in *Third International Conference of the International Society on Optics within Life Science (OWLS III)* pp. 12.A.1–6, 1994.

- [85] M. I. Skolnik. *Introduction to Radar System*. McGraw-Hill, 1980.
- [86] H. L. Southall, J. A. Simmers, and T. F. O'Donnell, "Direction finding in phased arrays with a neural network beamformer," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. AP-43, no. 12, pp. 1369-1374, Dec. 1995.
- [87] K. Takada, I. Yokohama, K. Chiba, and J. Noda, "New measurement system for fault location in optical waveguide devices based on an interferometric technique," *Applied Optics*, vol. 26, no. 9, pp. 1603-1606, 1987.
- [88] D. W. Tank and J. J. Hopfield, "Simple 'Neural' optimization networks: An A/D converter, signal decision circuit, and a linear programming circuit," *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, vol. CAS-33, pp. 533-541, May 1986.
- [89] D. B. Trizna and R. E. Jensen (Ed.), "Special issue on high frequency radars for coastal oceanography," *Oceanography*, vol. 10, no. 2, pp. 34-95, 1997.
- [90] 渡辺, 鈴木, 永井, 三木, "最大ゆう度音源方位推定における非線型最大化の一回避手法," *電子情報通信学会論文誌*, vol. J72-A, no. 8, pp. 1303-1308, Aug. 1989.
- [91] R. T. Williams, S. Prasad, A. K. Mahalarabis, and L. H. Sibul, "An improved spatial smoothing technique for bearing estimation in a multipath environment," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. ASSP-36, no. 4, pp. 425-432, Apr. 1988.
- [92] 山田, 小川, 大宮, 伊藤, "電磁波回路の不連続点検出問題に対するニューラルネットワーク技術の適用," *平成元年電気関係学会北海道支部連合大会予稿集* 1989.
- [93] W.-H. Yang, K.-K. Chan, and P.-R. Chang, "Complex-valued neural network for direction of arrival estimation," *Electronics Letters*, vol. 30, no. 7, pp. 574-575, Mar. 1994.

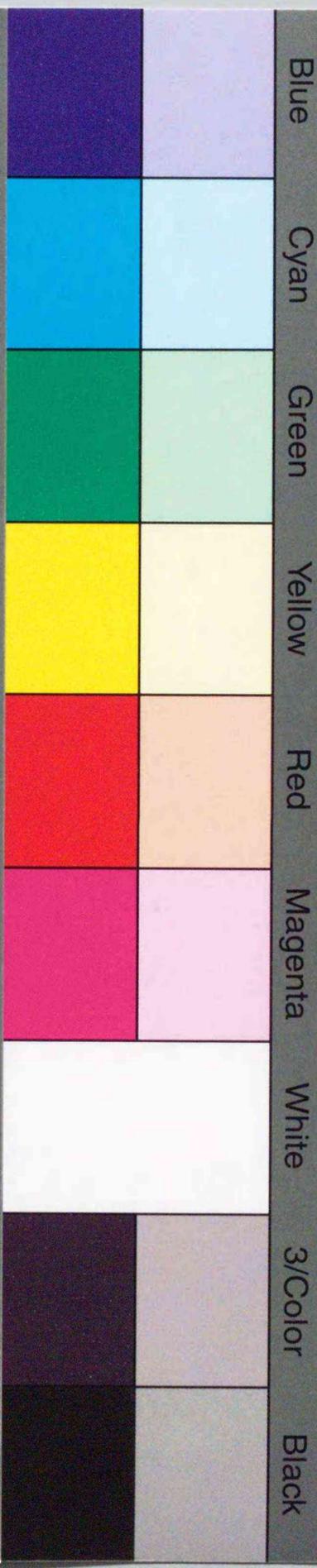
- [94] R. C. Youngquist, S. Carr, and D. E. N. Davis, "Optical coherence-domain reflectometry: a new optical evaluation technique," *Optics Letters*, vol. 12, no. 3, pp. 158-160, Mar. 1987.
- [95] 富士通. SSL II 使用手引書 (科学用サブルーチンライブラリ), 昭和 62 年度 初版, 1987.



Inches 1 2 3 4 5 6 7 8  
cm 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19

# Kodak Color Control Patches

© Kodak, 2007 TM: Kodak



# Kodak Gray Scale



© Kodak, 2007 TM: Kodak

A 1 2 3 4 5 6 M 8 9 10 11 12 13 14 15 B 17 18 19

