

TR-O-0106

29

レーザマイクロビジョンの高速高分解能信号処理法

多賀 史江

1996. 3. 5

ATR光電波通信研究所

レーザマイクロビジョンの高速高分解能信号処理法

多賀史江

目次

1	まえがき	4
2	レーザマイクロビジョンの構成	4
2.1	問題設定	4
2.2	レーザマイクロビジョンとリニアアレーアンテナシステムにおける問題設定の類似性	5
3	MUSIC 法	6
4	適応ウエイト MUSIC 法	7
4.1	空間平均法	7
4.2	最適ウエイト	7
5	K-MUSIC 法 [20, 21, 22]	9
6	高速化 K-MUSIC 法 (F-K-MUSIC 法)[23, 24, 25]	11
6.1	ノイズベクトルの推定法	11
6.2	MUSIC スペクトラム	12
6.3	F-K-MUSIC 法の計算手順	12
7	数値計算結果	12
8	議論	13
8.1	MUSIC スペクトラムを作る際に用いるノイズベクトルの選定	13
8.2	ノイズベクトルの設定方法	14
8.3	ノイズベクトルの数	14
9	まとめ	14
10	謝辞	14
11	付録: 動的計画法	25

目次

1	レーザマイクロビジョンの構成	17
2	レーザマイクロビジョンの反射点推定問題とリニアアレーアンテナにおける到来方向推定問題の一対一対応	18
3	ノイズベクトルの元となるベクトル \mathbf{u}_q の例 (反射点点数 $D = 5$, サブベクトル \mathbf{r}_k の次元 $L = 102$, ノイズベクトルの数 $Q = 3$)	19
4	数値計算モデル	19
5	F-K-MUSIC 法と K-MUSIC 法による推定結果の比較 (5 反射点, 反射点間隔 τ は $0 \mu\text{m}$ から $0.4 \mu\text{m}$ まで 変化反射点の候補位置の点数 $N = 2250$, 受信データベクトルの次元 $M = 128$, ノイズベクトルの数 $Q = 13$)	20
6	反射点候補位置点数 N を 50 から 5000 まで変化させたときの F-K-MUSIC 法と K-MUSIC 法の処理時間 (受信データベクトルの次元 $M = 128$, ノイズベクトルの数 $Q = 13$)	20
7	サブベクトル \mathbf{r}_k の次元 L を 25 から 409 まで変化させたときの F-K-MUSIC 法と K-MUSIC 法の処理時間 (反射点候補位置点数 $N = 2250$, ノイズベクトルの数 $Q = 13$)	21
8	5 点の点ターゲット間隔 τ が $0.14 \mu\text{m}$ の場合の 3 つのノイズベクトル \mathbf{a}_q ($q = 6, 7, 8$) による MUSIC スペクトラム (反射点候補位置点数 $N = 2250$, 受信データベクトルの次元 $M = 128$, ノイズベクトルの数 $Q = 13$)	21
9	ノイズベクトルの元となるベクトル \mathbf{u}_q を決定する α を変化させた時の \mathbf{u}_q の例 (反射点点数 $D = 5$, サブベクトル \mathbf{r}_k の次元 $L = 102$, ノイズベクトルの数 $Q = 3$)	22
10	ノイズベクトルの元となるベクトルを制御する変数 α に対する全ての反射点の推定成功割合 (反射点候補点点数 $N = 2250$, 受信データベクトルの次元 $M = 128$, ノイズベクトルの数 $Q = 13$, 反射点間隔 $\tau = 0.14 \mu\text{m}$)	22
11	ノイズベクトルの数 Q を変化させたときの \mathbf{u}_q の例 (反射点点数 $D = 5$, サブベクトル \mathbf{r}_k の次元 $L = 102$, $\alpha = 0$)	23
12	ノイズベクトルの数 Q に対して全ての反射点の推定成功割合 (反射点候補点点数 $N = 2250$, 受信データベクトルの次元 $M = 128$, 反射点間隔 $\tau = 0.14 \mu\text{m}$)	24

1 まえがき

本報告では微細な内部構造をもつ対象物の内部を透視し、像再構成を行うレーザマイクロビジョン [1, 2] の高速化 および 高分解能化を目指した信号処理法について述べる。ここで分解能とは全ターゲットを正しく認識できるターゲット間隔とする。本研究においては まず、すでに確立された手法である信号処理方法である MUSIC 法を適用した。さらに MUSIC 法によって推定不可能となる部分についてさらなる高分解能化を目指し、その補助的な方法として動的計画法と MUSIC 法の組み合わせによる手法を提案した。この手法によって限界分解能の向上が可能となったが、推定精度が動的計画法のそれと同じであることが分かった。これは MUSIC 法の推定結果が正しい値であるかどうかの判別がつかないために、MUSIC 法の推定結果が正しい値でない場合にはその結果を利用した動的計画法の結果もまた正しい値を示さないということによるものであった。動的計画法と MUSIC 法との組み合わせ法については付録に示す。そこで MUSIC 法の推定結果自体の向上を目指して空間平均法に対する考察を行い、適応ウエイト MUSIC 法を提案した。適応ウエイト MUSIC 法では安定かつより高分解能な推定を行うことが可能となったが分解能の面で同程度であり、適応ウエイト MUSIC 法より高速である K-MUSIC 法の考案により、本研究は K-MUSIC 法の特性向上に傾注した。その結果、より高速かつより高分解能な F-K-MUSIC 法を提案した。本報告ではレーザマイクロビジョンで得られる受信データの説明およびそれに対する信号処理方法として適応ウエイト MUSIC 法および F-K-MUSIC 法の提案を行う。

本報告における主な記号

T	転置
$*$	複素共役
\dagger	エルミート共役
N	反射点候補位置
M	使用周波数のステップ数
r	受信データベクトル
r_k	受信データから切り出されたサブベクトル
L	サブベクトルの次元 ($L \leq M$)
K	$M - L + 1$
D	反射点点数 ($D \leq N$)
s_d	反射点の反射率
λ_m	対象物への照射波の波長
x_n	反射点 (候補) 位置
d_n	位置 x_n に対するディレクションベクトル

2 レーザマイクロビジョンの構成

本章ではレーザマイクロビジョンで得られるデータの説明およびレーザマイクロビジョンとアレーアンテナの類似性について説明する。

2.1 問題設定

図 1 はレーザマイクロビジョンの光学系である。図から分かるようにレーザマイクロビジョンはマハツェンダー干渉系の一様である。音響光学素子 (AOM) は光源の光をプローブ光と参照光に分ける。プローブ光は対象物を照射し対象物からの反射光はミキサーに向かう。ミキサーで反射光と参照光とが合波される。反射光の周波数はプローブ光から AOM の駆動周波数 40MHz シフトするのでプローブ光の波長によらずミキサーからの出力は 40MHz のビート信号である。AOM

の駆動信号とこのビート信号を比較することによって反射光の位相が検出できる。1.5 から 1.6 μm の範囲で波長を階段状に変化させて繰返し測定する。各出力データはコンピュータのメモリに波長の関数として貯められ、最後にまとめて処理が行なわれる。信号処理後のデータが対象物の内部再構成像である。本報告では波長の関数として貯められたデータの高速・高分解能化を目指した信号処理法を取り上げる。

レーザマイクロビジョンでは M ステップの周波数が順次対象物に照射される。ここで本来は未知数であるが、対象物内に D 個の反射点が存在すると仮定する。このとき受信信号 \mathbf{r} は $M \times 1$ の複素ベクトルであり、次のように与えられる。

$$\mathbf{r} = [r_1, r_2, \dots, r_M]^T \quad (1)$$

$$= [\mathbf{d}_1, \dots, \mathbf{d}_D] \times [s_1, \dots, s_D]^T \quad (2)$$

ただし

$$r_m = \sum_{d=1}^D s_d \exp\left(j \frac{2\pi}{\lambda_m} (2x_d)\right) \quad (1 \leq m \leq M) \quad (3)$$

である。ここで s_d , λ_m , x_d , およびは d 番めの反射点の反射係数, m 番めの波長, 基準位置と d 番めの反射点との距離であり, T は転置である。反射係数は λ_m に依存しないものとする。 \mathbf{d}_n は次に述べるようにアンテナの分野でアンテナシステムへの波の到来方向を求める場合に方向に関する情報を含むものであり、ディレクションベクトルあるいはステアリングベクトルと呼ばれる。すなわち候補位置 n ($1 \leq n \leq N$) における $L \times 1$ のディレクションベクトル(ステアリングベクトル)であり, N は候補点数である。ここで N は $D \leq N$ を満足する。つまり

$$\mathbf{d}_n = \left[\exp\left(j \frac{2\pi}{\lambda_1} (2x_n)\right), \exp\left(j \frac{2\pi}{\lambda_2} (2x_n)\right), \dots, \exp\left(j \frac{2\pi}{\lambda_L} (2x_n)\right) \right]^T \quad (4)$$

である。

2.2 レーザマイクロビジョンとリニアアレーアンテナシステムにおける問題設定の類似性

図 2 はレーザマイクロビジョンとリニアアレーアンテナシステムの対応図である。レーザマイクロビジョンの m 番めの波および反射点 x_d はそれぞれリニアアレーアンテナシステムの m 番めのアンテナおよび到来波の到来方向に相当する。レーザマイクロビジョンにおける対象物に照射する波の波長およびリニアアレーアンテナシステムのアンテナ位置は既知である。これに対し、反射点位置および波の到来方向は未知であり、これを数値計算によって推定する。このようにレーザマイクロビジョンにおける像再構成問題は基本的にリニアアレーアンテナシステムにおける複数の接近した信号の到来方向推定問題と同じである。したがって、到来方向推定問題における信号処理アルゴリズムはレーザマイクロビジョンの信号処理にも適応可能である。

到来方向推定問題はレーダ, 音波探知, 電波天文, 海洋学, 地球物理学, 地震学の分野で注目されている。Schmidt は 彼が提案する MUSIC 法 (MUltiple SIgnal C lassification (MUSIC) algorithm [3]) の中で 所望波の数および到来方向が事前の情報なしで 推定できることを示した。しかしながら多重伝搬のような信号の相関度が高い場合の到来方向推定問題では MUSIC 法は有

効に動作しない. MUSIC 法を有効に活用するために干渉性を抑圧する前処理法が多く提案された [4]- [13].

Rao ら [11] は 3 種類の前処理法の効果を解析した. かれらは Schmidt, Shan ら, および Williams ら, が提案した手法をそれぞれ forward-only, forward-only smoothing, および forward-backward (FB) 空間平均法と名付けた. それらの中で FB 空間平均法は最も効果的であると考えられている. そして現在においても FB 空間平均法の多くの応用例がみられる [14, 15]. したがって 我々もまた FB 空間平均法を用いた MUSIC 法をレーザマイクロビジョンの信号処理に適用した.

3 MUSIC 法

MUSIC 法は受信信号に含まれる信号ベクトルとノイズベクトルが直交するという原理に基づいて考案された手法である. ここでは本報告で扱う波が干渉性のある波であることから本章ではあらかじめ MUSIC 法の前に FB 空間平均法を施した手法を紹介する.

受信データ \mathbf{r} から以下に示すサブベクトル \mathbf{r}_k を作る.

$$\mathbf{r}_k = \begin{cases} [r_k, r_{k+1}, \dots, r_{L+k-1}]^T & (1 \leq k \leq K) \\ [r_{M-k+K+1}^*, r_{M-k+K}^*, \dots, r_{M-k+K-L+2}^*]^T & (K+1 \leq k \leq 2K) \end{cases} \quad (5)$$

ただし * は 複素共役を示す. このサブベクトルを用いて平均化共分散サブ行列をつくる.

$$\mathbf{C} = \frac{1}{2K} \sum_{k=1}^{2K} \mathbf{r}_k \mathbf{r}_k^\dagger \quad (6)$$

ここで \dagger は エルミート複素共役である. MUSIC 法では \mathbf{C} の固有値および固有ベクトル¹を求め, 値が 0 と見なせる固有値に対する固有ベクトルをノイズベクトルと見なす. このノイズベクトルと テストディレクションベクトル \mathbf{d}_n との内積の値を極小とするようなディレクションベクトルの方向が波の到来方向となる. すなわち次式の値 を極大にする位置 x が対象物の中における反射点と推定される.

$$P(x_n) = 1 / \sum_{l=D+1}^L |(\mathbf{d}_n, \mathbf{a}_l)|^2, \quad (7)$$

ただし (\cdot, \cdot) は 2 つのベクトルの内積を, $|\cdot|$ は絶対値を示す.

MUSIC 法における計算手法をまとめると次のようになる.

Step 1 平均化共分散サブ行列 \mathbf{C} をつくる (式 (6))

Step 2 平均化共分散サブ行列 \mathbf{C} の固有値分解を行い ノイズベクトルを推定する

Step 3 MUSIC スペクトラムを解析する (式 (7))

¹f が線形変換であるとき $f(\mathbf{g}) = h \mathbf{g}$ を満たすベクトル \mathbf{g} が存在するなら, h を固有値, \mathbf{g} を固有ベクトル という.

4 適応ウエイト MUSIC 法

FB 空間平均法を前処理法として適応した MUSIC 法により, 干渉性の波が到来する場合の到来方向推定問題の分解能の向上がはかられた. ただ, この場合にも分解能に限界があり, それは空間平均法による波の相関度の低減が不十分であることによるものであった. そこで本章では FB 空間平均法で作られる各共分散サブ行列にウエイトを付け, さらなる波の相関度低減をはかることを試みた. 平均化する適応ウエイト MUSIC 法をウエイトの付け方およびウエイト決定法に分けて説明する [16, 17, 18].

4.1 空間平均法

まず最初に行列 $J(i, j) = \delta_{i, M-i+1} (1 \leq i, j \leq M)$ を用いて次式の行列 R^* をつくる.

$$R^* = \frac{rr^T + Jr^*r^TJ}{2}. \quad (8)$$

この時点において FB 空間平均法と同じ効果がとりこまれている. 次に行列 R^* を次式のように K 個のサブ行列 $R_k^* (k = 1 \sim K)$ にわける.

$$R_k^*(i, j) \triangleq R^*(i+k-1, j+k-1) \quad (1 \leq i, j \leq L) \quad (9)$$

平均化された共分散行列 C を R° とし, 各 R_k^* にウエイト w_k を設定することにより R° を以下のように定義する.

$$R^\circ \triangleq \sum_{k=1}^K w_k R_k^*. \quad (10)$$

ちなみに FB 空間平均法を前処理法として施した MUSIC 法では式 (10) のウエイトはなく, $w_k = 1/K$ であった.

4.2 最適ウエイト

最適ウエイト w を決定する. [19] で示されているように全ての到来する波が非干渉性である場合, 共分散行列は Toeplitz 型になる. これに基づき我々は式 (11) にある量 ε を定義する. これは各サブ行列がその Toeplitz 型からどのくらい離れているかを測定するものである. つまり, 各サブ行列の離れ具合が平均化された共分散行列へ及ぼす影響である. すなわち

$$\begin{aligned} \varepsilon &\triangleq \sum_{a=0}^{L-2} \sum_{b=1}^{L-a} \left| \sum_{k=1}^K w_k R^*(a+b+k-1, b+k-1) \right. \\ &\quad \left. - \frac{1}{L-a} \sum_{p=1}^{L-a} R^*(a+p+k-1, p+k-1) \right|^2 \\ &= \sum_{a=0}^{L-2} \sum_{b=1}^{L-a} w^\dagger \varrho_{(a,b)} \varrho_{(a,b)}^\dagger w \\ &= w^\dagger \left(\sum_{a=0}^{L-2} \sum_{b=1}^{L-a} \varrho_{(a,b)} \varrho_{(a,b)}^\dagger \right) w \\ &= w^\dagger R^\Delta w, \end{aligned} \quad (11)$$

である。ここで、 φ は小さい誤差を強調する指数である。また \mathbf{R}^Δ は以下のように定義される。すなわち

$$\mathbf{R}^\Delta = \sum_{a=0}^{L-2} \sum_{b=1}^{L-a} \varrho_{(a,b)} \varrho_{(a,b)}^\dagger, \quad (12)$$

$$\varrho_{(a,b)} = [\varrho_{(a,b)1}, \varrho_{(a,b)2}, \dots, \varrho_{(a,b)K}]^T, \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \varrho_{(a,b)k} &= |\mathbf{R}^*(a+b+k-1, b+k-1) \\ &\quad - \frac{1}{L-a} \sum_{p=1}^{L-a} \mathbf{R}^*(a+p+k-1, p+k-1)|^\varphi \end{aligned} \quad (14)$$

である。 φ を変化させることによって、ウエイト \mathbf{w} は大きい誤差だけでなく小さい誤差をも考慮して決定される。これは各誤差の絶対値を取り扱っており、さらに小さい誤差を強調しているためである。ただし $\varphi = 0$ の場合、全ての誤差が等しく査定されてしまい \mathbf{R}^Δ が正則でない行列になるため \mathbf{w} は決定不可能である。

一方 [19] では、ウエイトはサブ行列 \mathbf{R}_k に対して設定され、 ε は次のように定義されている。

$$\begin{aligned} \varepsilon &= \sum_{a=0}^{L-2} \sum_{b=1}^{L-a} \left| \sum_{k=1}^K w_k (\mathbf{R}(a+b+k-1, b+k-1) \right. \\ &\quad \left. - \frac{1}{L-a} \sum_{p=1}^{L-a} \mathbf{R}(a+p+k-1, p+k-1)) \right|^2. \end{aligned} \quad (15)$$

この場合にはウエイト \mathbf{w} を決定するのは主に大きい誤差である。さらに絶対値ではなく実誤差が扱われており、誤差同士での相殺が起こる可能性があるため全ての誤差がウエイト決定に関与するとは限らない。

最後に我々は \mathbf{R}° の対角項に現れる波の電力(ソースパワー)の総和を一定に保つ式 (16) の条件のもとでウエイト \mathbf{w} を変化させることによって式 (11) を最小化する。

$$\mathbf{w}^T \mathbf{h} = 1, \quad (16)$$

ここで \mathbf{h} は全要素が1の K 次元のベクトルである。この条件のもとで、最適ウエイト \mathbf{w} が次のように得られる。

$$\mathbf{w} = \mathbf{R}^{\Delta-1} \mathbf{h} (\mathbf{h}^T \mathbf{R}^{\Delta-1} \mathbf{h})^{-1}. \quad (17)$$

適応ウエイト MUSIC 法ではこのように作られた平均化共分散行列が到来方向推定問題に使われる。この方法の利点は式 (17) における最適ウエイトと最適平均化共分散行列が受信データによって複雑な計算や繰り返し計算を行わずに決定できることである。

次章で示すカーネル MUSIC 法 (K-MUSIC 法) の分解能と同程度の高い分解能がこの手法で得られたがレーザマイクロビジョンにおいては適応ウエイト MUSIC 法の計算量は MUSIC 法の場合の10倍と、実用的ではない大きさのものであった。したがってレーザマイクロビジョンにおける信号処理法としてはこれ以降 K-MUSIC 法を基にして話をすすめた。

5 K-MUSIC 法 [20, 21, 22]

本章では固有値解析を行わずに受信信号に含まれるノイズベクトルを推定する K-MUSIC 法について説明する。

サブベクトル群 \mathbf{r}_k ($1 \leq k \leq 2K$) からなる空間における $L \times 1$ の基底をなす正規直交ベクトル群² \mathbf{b}_d ($1 \leq d \leq D$) を次のようにして計算する。

まず最初に \tilde{k} を d から $2K$ まで変化させながら直交ベクトル $\{\mathbf{r}_{\tilde{k}} - \sum_{\delta=1}^{d-1} (\mathbf{b}_\delta, \mathbf{r}_{\tilde{k}}) \mathbf{b}_\delta\}$ を計算する。ここで $(2K - d + 1)$ 個のベクトルができることになる。つぎに最大絶対値をもつベクトルをとりそれを γ_d と定義する。最後に γ_d を正規化しそれを \mathbf{b}_d と定義する。この一連の操作を定式化すると以下のようなになる。

$$\mathbf{b}_d = \frac{\gamma_d}{|\gamma_d|} \quad (1 \leq d \leq D) \quad (18)$$

ただし

$$\begin{aligned} |\gamma_d| &= \max_{d \leq \tilde{k} \leq 2K} \left| \mathbf{r}_{\tilde{k}} - \sum_{\delta=1}^{d-1} (\mathbf{b}_\delta, \mathbf{r}_{\tilde{k}}) \mathbf{b}_\delta \right| \\ &= \max_{d \leq \tilde{k} \leq 2K} \left| \mathbf{r}_{\tilde{k}} - (\mathbf{b}_{d-1}, \mathbf{r}_{\tilde{k}}) \mathbf{b}_{d-1} \right| \end{aligned} \quad (19)$$

である。ここで、 $|\cdot|$ はベクトルの絶対値を示す。式 (19) における 2 番目の等号が成立するのは各ベクトル $\mathbf{r}_{\tilde{k}}$ ($d \leq \tilde{k} \leq 2K$) が \mathbf{b}_δ ($1 \leq \delta \leq d-2$) の成分を引いたベクトルとなっているためである。すなわち $1 \leq \delta \leq d-2$ および $d \leq \tilde{k} \leq 2K$ の場合に $(\mathbf{b}_\delta, \mathbf{r}_{\tilde{k}}) = 0$ となる。反射点の数 D

は値 $\max_{d \leq \tilde{k} \leq 2K} \left| \mathbf{r}_{\tilde{k}} - (\mathbf{b}_{d-1}, \mathbf{r}_{\tilde{k}}) \mathbf{b}_{d-1} \right|$ が式 (18) の繰り返し計算の最中に 0 と見なせる閾値より小さい値となった時点の繰り返し回数で決定される。

ベクトル群 \mathbf{b}_d ($1 \leq d \leq D$) を用いて $L \times L$ の共分散サブ行列を以下のようにしてつくる。

$$\mathbf{C} = \sum_{d=1}^D \mathbf{b}_d \mathbf{b}_d^\dagger \quad (20)$$

この共分散サブ行列は FB 平均法を適用した MUSIC 法における平均化共分散サブ行列 (式 (6)) に相当する。MUSIC 法ではこの平均化共分散サブ行列に固有値解析を施して原理的には信号ベクトルに直交するノイズベクトルを推定する。K-MUSIC 法ではノイズベクトルは次のように推定される。

式 (20) の行列にガウス消去法を適用して

$$\begin{pmatrix} 1 & & c_{1,D+1} & \cdots & c_{1,L} \\ & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ & & 1 & c_{D,D+1} & \cdots & c_{D,L} \\ & & & & & 0 \\ & & & & & 0 \end{pmatrix} \quad (21)$$

²ベクトルの絶対値が 1 であり互いの内積を取った時の値が 0 となるベクトル群

を得る. 式 (20) と式 (21) の計算量は L^2 のオーダーで増加する. ここで, 式 (21) における行列の成分からなる式 (22) の $L \times 1$ のベクトル \mathbf{v}_l ($D+1 \leq l \leq L$) は $C\mathbf{v}_l = \mathbf{0}$ を満たす. すなわち

$$\mathbf{v}_l = \begin{bmatrix} -c_{1,l}^1, \dots, -c_{D,l}, 0, \\ \dots, 0, \overset{l}{1}, 0, \dots, \overset{L}{0} \end{bmatrix}^T \quad (22)$$

$$(D+1 \leq l \leq L)$$

である.

我々は $L \times 1$ のベクトル \mathbf{a}_l ($D+1 \leq l \leq L$) を求めるために次のようにしてベクトル \mathbf{v}_l を正規直交化する.

まず, \tilde{l} を l から L まで変化させながら直交ベクトル $\{\mathbf{v}_{\tilde{l}} - \sum_{x=D+1}^{l-1} (\mathbf{a}_x, \mathbf{v}_{\tilde{l}}) \mathbf{a}_x\}$ を計算する. ここで $L-l+1$ 個のベクトルができたことになる. つぎにその中で絶対値が最も大きいベクトルを選び $\boldsymbol{\nu}_l$ とする. 最後に $\boldsymbol{\nu}_l$ を正規化し \mathbf{a}_l とする. この一連の操作を定式化すると以下のようになる.

$$\mathbf{a}_l = \frac{\boldsymbol{\nu}_l}{|\boldsymbol{\nu}_l|} \quad (D+1 \leq l \leq L) \quad (23)$$

ここで

$$\begin{aligned} |\boldsymbol{\nu}_l| &= \max_{l \leq \tilde{l} \leq L} \left| \mathbf{v}_{\tilde{l}} - \sum_{x=D+1}^{l-1} (\mathbf{a}_x, \mathbf{v}_{\tilde{l}}) \mathbf{a}_x \right| \\ &= \max_{l \leq \tilde{l} \leq L} \left| \mathbf{v}_{\tilde{l}} - (\mathbf{a}_{l-1}, \mathbf{v}_{\tilde{l}}) \mathbf{a}_{l-1} \right|. \end{aligned} \quad (24)$$

である. 式 (24) における 2 番目の等号が成立するのは式 (19) における等号成立の理由と同じである. ベクトル \mathbf{a}_l は K-MUSIC 法においてノイズベクトルと見なされる.

最後に K-MUSIC 法における MUSIC スペクトラムは

$$\frac{1}{\left| \sum_{l=D+1}^L (\mathbf{d}_n, \mathbf{a}_l) \right|^2} \quad (25)$$

のように定義される.

K-MUSIC 法の計算手順は次のようになる.

Step 1: $L \times 1$ の正規直交ベクトル \mathbf{b}_d ($1 \leq d \leq D$) を計算する (式 (18))

Step 2: $L \times L$ の共分散サブ行列 C をつくる (式 (20))

Step 3: 斉次方程式 $C\mathbf{v}_l = \mathbf{0}$ の $L \times 1$ の一般解ベクトル \mathbf{v}_l ($D+1 \leq l \leq L$) を求める (式 (22))

Step 4: Step 3 における $L-D$ 個の解ベクトルを正規直交化し \mathbf{a}_l とする (式 (23))

Step 5: 式 (25) のように $L - D$ 個のベクトル \mathbf{a}_l をすべて用いて MUSIC スペクトラムを解析する (式 (25))

K-MUSIC 法は 到来方向推定問題に対する信号処理時間を短縮することができたが、基本的な点を変えていなかった。ちなわちノイズベクトルを推定するために共分散行列をつくり、MUSIC スペクトラムを分析するのにすべてのノイズベクトルが用いられていた。K-MUSIC 法において計算量の多い部分は共分散行列の変形および MUSIC スペクトラムの計算である。そこで共分散行列をつくることなく より直接的にノイズベクトルを求める方法および MUSIC スペクトラムをより単純に求める手法を提案した。

6 高速化 K-MUSIC 法 (F-K-MUSIC 法)[23, 24, 25]

本章では K-MUSIC 法において計算量の多い Step 2, 3 および Step 4, 5 の部分を単純化するべく Fast Kernel MUSIC (F-K-MUSIC) 法を提案する。F-K-MUSIC 法では K-MUSIC 法での Step 2 および Step 3 が不必要であり、Step 4 および 5 の計算量が大幅減少できる。

6.1 ノイズベクトルの推定法

まず、K-MUSIC 法における Step 2 および Step 3 の替わりに \mathbf{a}_l を求めるより直接的な手法を提案する。

Step 1 後、

$$\mathbf{b}_q = \mathbf{u}_q - \sum_{d=1}^D (\mathbf{b}_d, \mathbf{u}_q) \mathbf{b}_d \quad (D+1 \leq q \leq Q+D) \quad (26)$$

によって $L \times 1$ のベクトル \mathbf{b}_q を設定する。ここで \mathbf{u}_q は $L \times 1$ のベクトルで次のように定義される。

$$\mathbf{u}_q = [\overset{1}{0}, \dots, \overset{q}{1}, 0, \dots, \overset{L}{0}]^T \quad (D+1 \leq q \leq Q+D) \quad (27)$$

ただし、 Q は ノイズベクトルの数で、MUSIC 法や K-MUSIC 法におけるノイズベクトル数である $L - D$ より小さい値に設定できる。図 3 は $D = 5, L = 102, Q = 3$ の場合の \mathbf{u}_q である。

次に Step 2 \mathbf{a}_q を求める。まず、 \tilde{q} を q から $Q + D$ まで変化させながら直交ベクトル $\{\mathbf{b}_{\tilde{q}} - \sum_{\delta=1}^D (\mathbf{b}_{\delta}, \mathbf{b}_{\tilde{q}}) \mathbf{b}_{\delta} - \sum_{x=D+1}^{q-1} (\mathbf{a}_x, \mathbf{b}_{\tilde{q}}) \mathbf{a}_x\}$ を計算する。ここで $Q + D - q + 1$ 個のベクトルができる。つぎに それらの内、絶対値が最大であるものを取りだし β_q と定義する。最後に β_q を正規化し \mathbf{a}_q と定義する。この一連の操作を定式化すると次のようになる。

$$\mathbf{a}_q = \frac{\beta_q}{|\beta_q|} \quad (D+1 \leq q \leq Q+D) \quad (28)$$

ここで

$$|\beta_q| = \max_{q \leq \tilde{q} \leq Q+D} \left| \mathbf{b}_{\tilde{q}} - \sum_{\delta=1}^D (\mathbf{b}_{\delta}, \mathbf{b}_{\tilde{q}}) \mathbf{b}_{\delta} - \sum_{x=D+1}^{q-1} (\mathbf{a}_x, \mathbf{b}_{\tilde{q}}) \mathbf{a}_x \right| \quad (29)$$

$$= \begin{cases} \max_{q \leq \tilde{q} \leq Q+D} |b_{\tilde{q}} - (b_D, b_{\tilde{q}})b_D| \\ (D+1 = q) \\ \max_{q \leq \tilde{q} \leq Q+D} |b_{\tilde{q}} - (a_{Q-1}, b_{\tilde{q}})a_{Q-1}| \\ (D+2 \leq q \leq Q+D) \end{cases} \quad (30)$$

である. 式 (29) が式 (30) へ式変形されるのは式 (19) 成立の理由と同様である.

したがって F-K-MUSIC 法でノイズベクトル a_q を推定するために行うことは Step 1 後に 式 (28) の繰り返し計算を行うことだけである.

F-K-MUSIC 法で推定されるノイズベクトルの個数は K-MUSIC 法で推定されるノイズベクトルの個数より少ないため b_q を a_q に式変形する計算量は式 (23) の計算量よりも少ない.

6.2 MUSIC スペクトラム

つぎに MUSIC スペクトラムを計算するより簡単な方法を提案する. MUSIC 法および K-MUSIC 法では $L - D$ 個の全てのノイズベクトル $a_l (1 \leq l \leq L - D)$ を使わねばならない. 一方 F-K-MUSIC 法では Q ノイズベクトル $a_q (D+1 \leq q \leq Q+D)$ 全てを使う事なく 1 つのノイズベクトル a_{Q+D} だけを使えばよい.

すなわち Step 3 F-K-MUSIC 法における MUSIC スペクトラムは次のように定義される.

$$\frac{1}{|(d_n, a_{Q+D})|^2} \quad (31)$$

ここで, 式 (25) と式 (31) の計算量の比較をする. 前者は LN に比例して, 増えるのに対し, 後者は QN に比例して増える. Q は L より小さい値としているため必要とされる計算量は F-K-MUSIC 法より少ない.

6.3 F-K-MUSIC 法の計算手順

F-K-MUSIC 法のアルゴリズムをまとめると次のようになる.

Step 1 $L \times 1$ の正規直交基底ベクトル $b_d (1 \leq d \leq D)$ を計算する (式 (18))

Step 2 b_q を正規直交化し $a_q (D+1 \leq q \leq Q+D)$ とする (式 (28))

Step 3 ノイズベクトル 1 つ a_{Q+D} を用いて MUSIC スペクトラムを式 (31) のように解析する

したがって F-K-MUSIC 法で行う式 (28) および式 (31) の操作に対し, K-MUSIC 法における式 (20), 式 (21), および式 (23), 式 (25) の操作が計算量の違いとなる.

7 数値計算結果

図 4 は数値計算モデルである. case 1 ~ case 4 は 反射点間隔を変化させる例である. 反射点は 5 点等間隔におかれておりその反射点間隔 τ を $0 \mu\text{m}$ から $0.9 \mu\text{m}$ まで変化させた. 使用周

波数の数 M , サブベクトルの次元 L および使用ノイズベクトル数 Q はそれぞれ 128, 102 (M の 80%) および 13 (M の 10%) である. N は 反射点候補地点間隔が $0.002 \mu\text{m}$ である場合に 5 点の反射点が候補点で覆える点数として 2250 と設定した.

図 5 はその反射点間隔 τ を $0 \mu\text{m}$ から $0.4 \mu\text{m}$ まで変化させたときの数値計算結果である. 横軸および縦軸はそれぞれ反射点間隔 τ および推定結果である. + と \times の記号はそれぞれ F-K-MUSIC 法および K-MUSIC 法の推定結果である. 限界分解能は F-K-MUSIC 法の場合は $0.124 \mu\text{m}$ であり, K-MUSIC 法の場合は $0.39 \mu\text{m}$ である. F-K-MUSIC 法の限界分解能は K-MUSIC 法の場合の $1/3$ である. $\tau \geq 0.4 \mu\text{m}$ である場合には F-K-MUSIC 法と K-MUSIC 法による推定では共に 5 反射点の推定が行われている.

次に反射点候補地点間隔を $0.001 \mu\text{m}$ から $0.1 \mu\text{m}$ まで変化させた. すなわち 反射点候補数 N を 50 から 5000 まで変化させた. この時の反射点間隔は $0.9 \mu\text{m}$ に, Q は 13 に設定した. 図 6 は N を変化させた時の F-K-MUSIC 法および K-MUSIC 法の数値計算時間である. 横軸および縦軸はそれぞれ N および 数値計算時間の対数を取った値である. 直線および破線はそれぞれ F-K-MUSIC 法および K-MUSIC 法の数値計算時間を示す. F-K-MUSIC 法の処理時間は K-MUSIC 法の場合の $1/10$ である. さらに F-K-MUSIC 法の処理時間は $N^{0.85}$ に比例しているのに対し K-MUSIC 法の処理時間は $N^{1.06}$ に比例している. このように処理時間および N に比例して増加する処理時間の割合ともに F-K-MUSIC 法のほうが短くなっている.

一方 M を 32 から 512 まで変化させた. すなわち M の 80% である L を 25 から 409 まで変化させて数値計算時間を調べた. このときの N および Q はそれぞれ 2250 および 13 とした. 図 7 は L を変化させた時の F-K-MUSIC 法および K-MUSIC 法の数値計算時間を示す. 横軸および縦軸はそれぞれ L および処理時間の対数を取った値である. F-K-MUSIC 法の数値計算時間は $L = 60$ の場合に K-MUSIC 法のその $1/10$ となり, $L = 300$ では $1/100$ となった. さらに F-K-MUSIC 法の処理時間は $L^{1.1}$ に比例しているのに対し K-MUSIC 法の処理時間は $L^{2.5}$ に比例しており, F-K-MUSIC 法の 増加速度は K-MUSIC 法のそれより低い. この場合にも処理時間および L に比例して増加する処理時間の割合ともに F-K-MUSIC 法のほうが短くなっている.

これより K-MUSIC 法と比較して優れた F-K-MUSIC 法の特徴が数値計算によって示された.

8 議論

F-K-MUSIC 法の説明の中に より高分解能を得るために解明すべきいくつかの課題がある. 本章ではこれら課題の説明を具体例をあげて説明する.

8.1 MUSIC スペクトラムを作る際に用いるノイズベクトルの選定

F-K-MUSIC 法の Step2 において Q 個のノイズベクトル \mathbf{a}_q ($D+1 \leq q \leq Q+D$) が推定される. 前章では MUSIC スペクトラムを計算するのにノイズベクトル \mathbf{a}_{Q+D} が用いられたが, \mathbf{a}_{Q+D} ではなく, ほかのノイズベクトル \mathbf{a}_q ($D+1 \leq q \leq Q+D$) を選択することもできる. 図 5 からわかるように \mathbf{a}_{Q+D} ($q = Q+D$) を用いた場合には反射点間隔 τ が $0.11 \mu\text{m} \sim 0.15 \mu\text{m}$ で推定精度が落ちた.

図 8 は $\tau = 0.14 \mu\text{m}$ の場合に, 最適な q の値を見つけるために q を変数として変化させ 13 個の MUSIC スペクトラム ($Q = 13$) を求め, その内の 3 つの MUSIC スペクトラムを示したものである. 横軸および縦軸はそれぞれ位置および正規化した MUSIC スペクトラムである. 図 8 の中にある矢印は 5 反射点の位置を示す. ちなみにこの τ は図 5 において \mathbf{a}_{18} で推定を行った時には全反射点が推定できなかった間隔である. 図 8 から \mathbf{a}_8 で推定を行った場合に 5 点全ての反射点位置識別が可能であることが分かる. このように, 図 5 に見られた不連続部分に関しては最適な \mathbf{a}_q を選ぶという対策を立てることが可能である.

8.2 ノイズベクトルの設定方法

さらに \mathbf{u}_q をかならずしも式 (27) のように, つまり図 3 のように選ぶ必要はない. \mathbf{u}_q が α の関数であるとする. すなわち, \mathbf{u}_q を

$$\mathbf{u}_q = [0, \dots, 0, \overset{q+\alpha \bmod L}{1}, 0, \dots, 0]^T$$
$$(D+1 \leq q \leq Q+D). \quad (32)$$

のように設定する.

図 9 は $D=5, Q=3, L=102$ の場合に α を変化させたときの \mathbf{u}_q の例である. α の範囲は $-D \leq \alpha \leq L-D-1$ である. 図 8 では, $\alpha=0$ であった. 数値計算ではノイズベクトル数 Q を 13 とし α を変化させて各 α において q を変えて 13 回の推定を行った.

図 10 は α に対する全反射点推定割合である. その割合は (Q 個の推定の内の全反射点推定数) / Q で定義し, 今回は $Q=13$ である. 横軸および縦軸はそれぞれ α および 全反射点推定割合である. 図 10 から α によって推定成功率は変化することがわかる. 最大全反射点推定割合 P_α は $\alpha=75$ のときの 0.47 である. また α には最適値があり 適当に設定することによってより高い分解能が得られる可能性があることがわかる.

8.3 ノイズベクトルの数

一方, これまでは Q は M の 10% の 13 に設定してきたが Q を変えることもできる. 図 11 は $D=5, L=102, \alpha=0$ の場合の \mathbf{u}_q の例である.

図 12 は Q に対する P_α の数値計算結果例である. 横軸および縦軸はそれぞれノイズベクトル数 Q と全反射点推定割合 P_α である. 図 12 から $5 \leq Q \leq 23$ では P_α は Q に比例しているが $Q \geq 24$ では Q に反比例している. これは適度な計算量でよりよい分解能を与える Q の値があるということの意味している. Q を適当に設定することによって効率のよい推定が可能である.

9 まとめ

レーザマイクロビジョンの信号処理法について述べた. すでに確立された手法である MUSIC 法を適用したのを発端に, まず動的計画法との組み合わせを行った. この手法では 推定精度が安定せず, 原因を考察していくうちに, MUSIC 法の推定が正確な結果を出していない場合に動的計画法の結果も悪くなるということがわかった. そのため MUSIC 法の推定結果そのものの精度を向上させるために MUSIC 法の空間平均法に対する考察を行った. 適応ウエイト MUSIC 法では安定かつより高分解能な推定を行うことが可能となったが, 計算量が実用的な範囲におさまるものではなかった. ここで 同程度の結果を示し, かつ計算量の軽い K-MUSIC 法 の特性を上げる方向に傾注した. その結果, 高速かつ高分解能な F-K-MUSIC 法を考案した. これによって計算時間はさらに $1/10 \sim 1/100$ まで短縮され限界分解能は K-MUSIC 法の $1/3$ まで上げることが可能であることが数値計算によって示された.

10 謝辞

本研究を進めるにあたり有益な討論をしていただいた ATR 光電波通信研究所 招聘研究員でありトロント大学教授の飯塚啓吾先生および主任研究員下田平寛氏に感謝いたします. また常日頃から建設的なご指導・ご鞭撻をいただきました ATR 光電波通信研究所猪股英行社長, 無線通信第二研究室小川英一室長, 元グループリーダーであり, 現在北海道大学の大鐘武雄助教授 をはじめに ATR 光電波通信研究所の皆様へ深謝いたします.

参考文献

- [1] K. Iizuka, Y. Imai, A. P. Freundorfer, R. James, R. Wong, and S. Fujii, "Optical step frequency reflectometer," *J. Appl. Phys.*, vol. 68, pp. 932–936, Aug. 1990.
- [2] 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年度電子情報通信学会春季大会予稿集, pp. 613–614., 3月, 1994.
- [3] R. O. Schmidt, "Multiple emitter location and signal parameter estimation," *Proc. RADC Spectral Est. Workshop*, pp. 243–258, 1979.
- [4] R. O. Schmidt, "A signal subspace approach to multiple source location and spectral estimation," *Ph. D dissertation*, Stanford Univ., Stanford, CA, 1981
- [5] W. F. Gabriel, "Adaptive superresolution of coherent RF spatial sources," *Proc. 1st ASSP Workshop Spectral Estimation*, Hamilton, Ont., Canada, pp. 134–139, 1981.
- [6] B. Widrow, K. M. Duvall, R. P. Gooch, W. C. Newman, "Signal cancellation phenomena in adaptive antennas: Causes and cures," *IEEE Trans. Antennas & Propag.*, vol. AP-30, pp. 469–478, 1982.
- [7] H. Wang, M. Kaveh, "Coherent signal-subspace processing for detection and estimation of angles of arrival of multiple wide-band sources," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-33, pp. 823–831, Aug. 1985.
- [8] J. E. Evans, J. R. Johnson D. F. Sun, "Application of advanced signal processing techniques to angle of arrival estimation in ATC navigation and surveillance systems," *M. I. T. Lincoln Lab.*, Lexington, MA, Tech, Rep, 582, June 1982
- [9] T.J. Shan, M. Wax, T. Kailath, "On spatial smoothing for direction-of-arrival estimation of coherent signals," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-33, pp. 806–811, Aug. 1985.
- [10] R. T. Williams, S. Prasad, A. K. Mahalanabis, L. H. Sibul, "An improved spatial smoothing technique for bearing estimation in a multipath environment," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-36, pp. 425–431, Apr. 1988.
- [11] B. D. Rao, K. V. S. Hari, "Effect of spatial smoothing on the performance of MUSIC and the minimum-norm method," *IEE Proc.*, , vol. 137, Pt. F, pp. 449–458, Dec. 1990.
- [12] W. Du, R. L. Kirlin, "Improved spatial smoothing technique for DOA estimation of coherent signals," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 39, pp. 1208–1210, May. 1991.
- [13] R. D. DeGroat, E. M. Dowling, D. A. Linebarger, "The constrained MUSIC problem," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 41, pp. 1445–1449, Mar. 1993.
- [14] M. Wax, J. Sheinvald, "Direction finding of coherent signals via spatial smoothing for uniform circular arrays," *IEEE Trans. Antennas & Propag.*, vol. AP-42, pp. 613–620, May. 1994.
- [15] J. W. Odendaal, E. Barnard, C. W. I. Pistorius, "Two-dimensional superresolution radar imaging using the MUSIC algorithm," *IEEE Trans. Antennas & Propag.*, vol. AP-42, pp. 1386–1391, Oct. 1994.

- [16] 多賀, 下田平, “改良型アダプティブ空間平均法による高分解能欠陥診断装置”, 1994年度電子情報通信学会春季大会予稿集, p.192, 3月, 1995
- [17] F. Taga and H. Shimotahira, “An Improved MUSIC Algorithm for High Resolution Image Reconstruction”, *Proc. IEEE/AP-S Int. Symp.*, pp.1342–1345, June, 1995
- [18] F. Taga and H. Shimotahira, “A novel spatial smoothing technique for the MUSIC algorithm”, *IEICE Transactions on Communications*, Vol. E78-B, No. 11, pp.1513–1517
- [19] K. Takao, N. Kikuma, “An adaptive array utilizing an adaptive spatial averaging technique for multipath environments,” *IEEE Trans. Antennas & Propag.*, vol. AP-35, pp. 1389–1396, Dec. 1987.
- [20] H. Shimotahira, “On the Kernel MUSIC algorithm,” *Proc. ICASSP.*, vol. 2, pp. 909–912, May 1995.
- [21] 下田平, 多賀, “Kernel MUSIC 法の提案,” 電子情報通信学会デジタル信号処理研究会技術報告書, vol. DSP95-156, pp. 37–42, Jan. 1996
- [22] 下田平, 多賀 “On the kernel MUSIC algorithm with a non-redundant smoothing technique”, *IEICE Transactions on Communications*, Vol. E79-B, No. 8, 査読中
- [23] 多賀, 下田平, “高速化 Kernel MUSIC 法の提案”, 電子情報通信学会デジタル信号処理研究会技術報告書, DSP95-150, pp. 43–48, 1996.
- [24] 多賀, 下田平, “Proposal of the Fast Kernel MUSIC algorithm”, *IEICE Transactions on Communications*, Vol. E79-B, No. 8, 査読中.
- [25] 多賀, 下田平, “Fast Kernel MUSIC algorithm”, *Proc. GLOBECOM*, 投稿中.
- [26] R. E. Bellman and S. E. Dreyfus, “Applied Dynamic Programming,” *Princeton, NJ:Princeton University Press*, 1962.
- [27] 多賀, 下田平, “Application of a Dynamic Programming Algorithm to 3D Laser Microvision”, 電子情報通信学会アンテナ・伝搬研究会技術報告書, AP93-88, pp. 17–24, 1993.
- [28] 多賀, 下田平, “動的計画法の欠陥診断装置への応用”, 1993年度電子情報通信学会春季大会予稿集, p. 251, 3月, 1994.
- [29] F. Taga, H. Shimotahira and K. Iizuka, “AN APPROACH TO A FAULT LOCATOR”, *Proc. ILRC*, pp.237–239, 1994
- [30] 多賀, 下田平, “MUSIC 法と動的計画法の組合せによる高分解能欠陥診断装置”, 1994年度電子情報通信学会秋季大会予稿集, p.75, 9月, 1994.

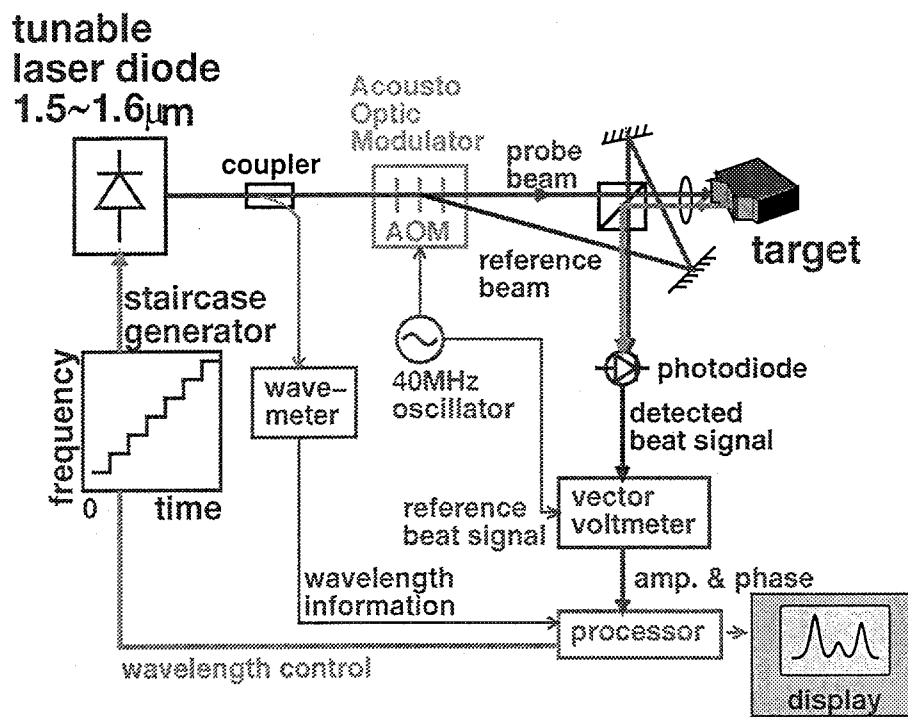
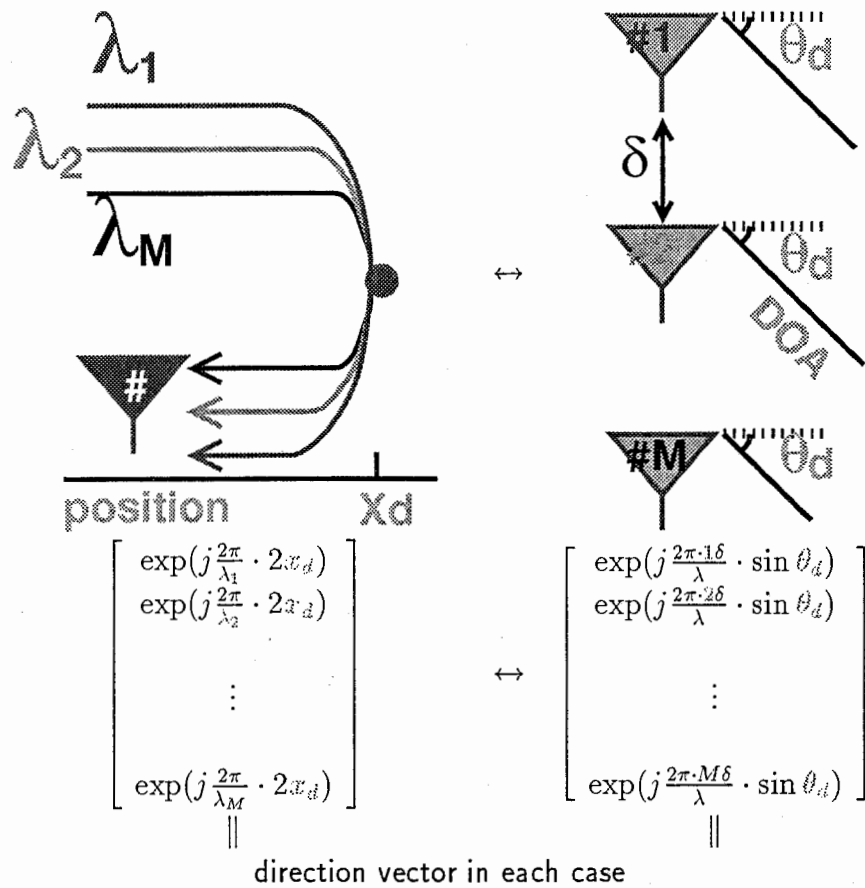


図 1: レーザマイクロビジョンの構成



	レーザマイクロビジョン	アレーアンテナ
既知	各ステップの波に対するレスポンス	各アンテナ出力
	ステップ周波数の数 M	アンテナの数 M
	各ステップ周波数の周波数差 $\lambda_{i+1} - \lambda_i$	アンテナ位置間隔 δ
未知	反射点位置 x	到来方向 θ
分解能への影響	$\lambda_M - \lambda_1$	$M\delta$

図 2: レーザマイクロビジョンの反射点推定問題とリニアアレーアンテナにおける到来方向推定問題の一対一対応

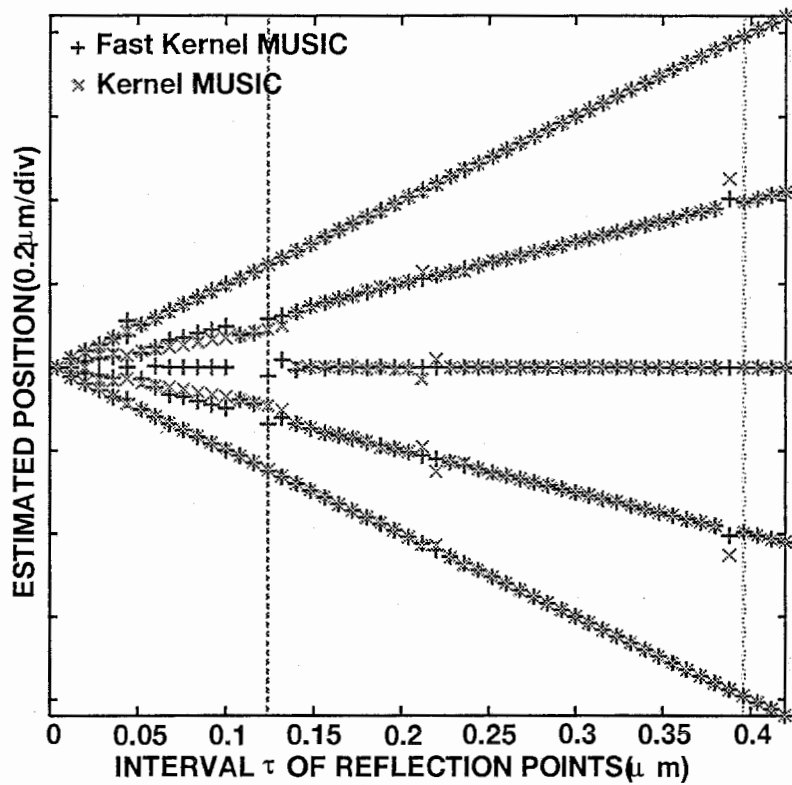


図 5: F-K-MUSIC 法と K-MUSIC 法による推定結果の比較 (5 反射点, 反射点間隔 τ は $0 \mu\text{m}$ から $0.2 \mu\text{m}$ まで 変化反射点の候補位置の点数 $N = 2250$, 受信データベクトルの次元 $M = 128$, ノイズベクトルの数 $Q = 13$)

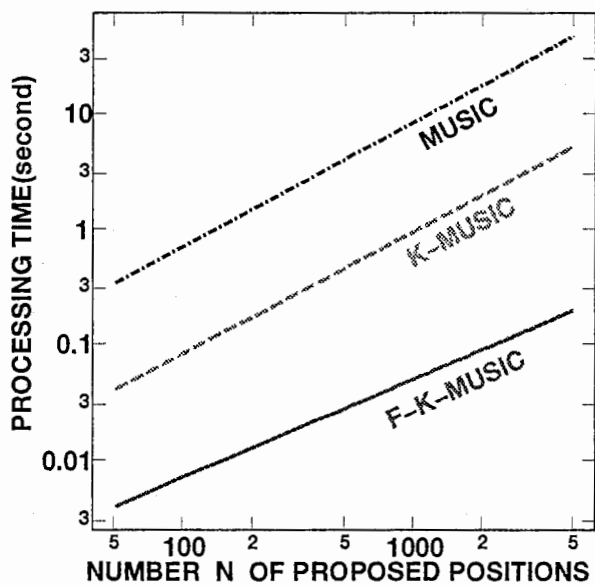


図 6: 反射点候補位置点数 N を 50 から 5000 まで変化させたときの F-K-MUSIC 法と K-MUSIC 法の処理時間 (受信データベクトルの次元 $M = 128$, ノイズベクトルの数 $Q = 13$)

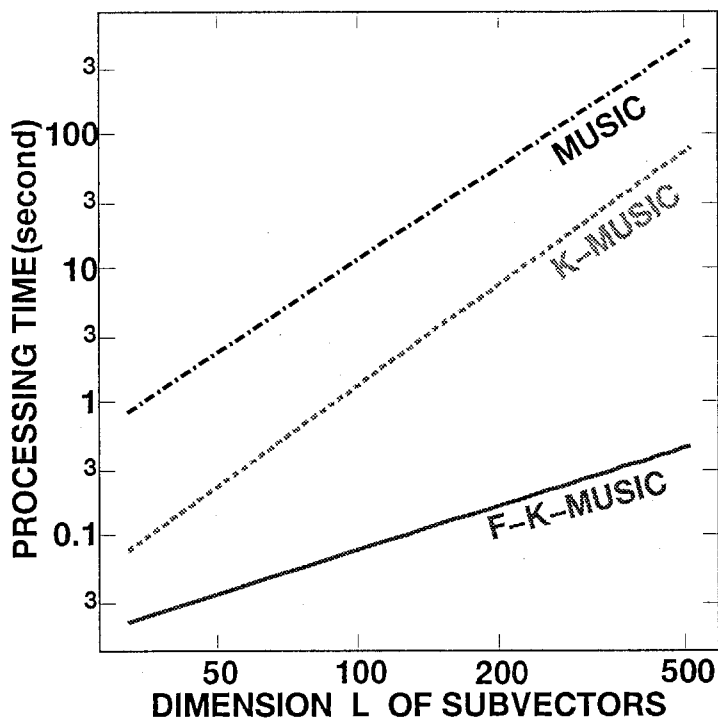


図7: サブベクトル r_k の次元 L を 25 から 409 まで変化させたときの F-K-MUSIC 法と K-MUSIC 法の処理時間 (反射点候補位置点数 $N = 2250$, ノイズベクトルの数 $Q = 13$)

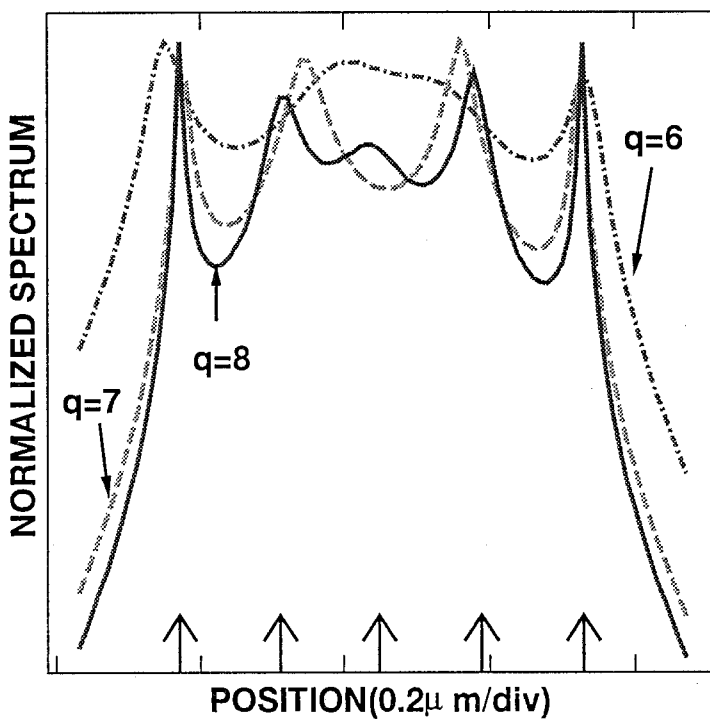


図8: 5点の点ターゲット間隔 τ が $0.14 \mu\text{m}$ の場合の3つのノイズベクトル a_q ($q = 6, 7, 8$) による MUSIC スペクトラム (反射点候補位置点数 $N = 2250$, 受信データベクトルの次元 $M = 128$, ノイズベクトルの数 $Q = 13$)

$$\begin{array}{cc}
\alpha = -5 & \alpha = -1 \\
\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{u}_6 = \begin{bmatrix} 12 \\ \check{1}0 \dots \dots \dots 102 \end{bmatrix}^T \\ \mathbf{u}_7 = \begin{bmatrix} 123 \\ 0\check{1}0 \dots \dots \dots 102 \end{bmatrix}^T \\ \mathbf{u}_8 = \begin{bmatrix} 1234 \\ 00\check{1}0 \dots \dots \dots 102 \end{bmatrix}^T \end{array} \right. & \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{u}_6 = \begin{bmatrix} 1 & 5 & 102 \\ 0 & \check{1} & 0 \end{bmatrix}^T \\ \mathbf{u}_7 = \begin{bmatrix} 1 & 6 & 102 \\ 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}^T \\ \mathbf{u}_8 = \begin{bmatrix} 1 & 7 & 102 \\ 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}^T \end{array} \right. \\
\alpha = 0 & \alpha = 1 \\
\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{u}_6 = \begin{bmatrix} 1 & 6 & 102 \\ 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}^T \\ \mathbf{u}_7 = \begin{bmatrix} 1 & 7 & 102 \\ 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}^T \\ \mathbf{u}_8 = \begin{bmatrix} 1 & 8 & 102 \\ 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}^T \end{array} \right. & \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{u}_6 = \begin{bmatrix} 1 & 7 & 102 \\ 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}^T \\ \mathbf{u}_7 = \begin{bmatrix} 1 & 8 & 102 \\ 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}^T \\ \mathbf{u}_8 = \begin{bmatrix} 1 & 9 & 102 \\ 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}^T \end{array} \right.
\end{array}$$

図 9: ノイズベクトルの元となるベクトル \mathbf{u}_q を決定する α を変化させた時の \mathbf{u}_q の例 (反射点点数 $D = 5$, サブベクトル $r_k L = 102$, ノイズベクトルの数 $Q = 3$)

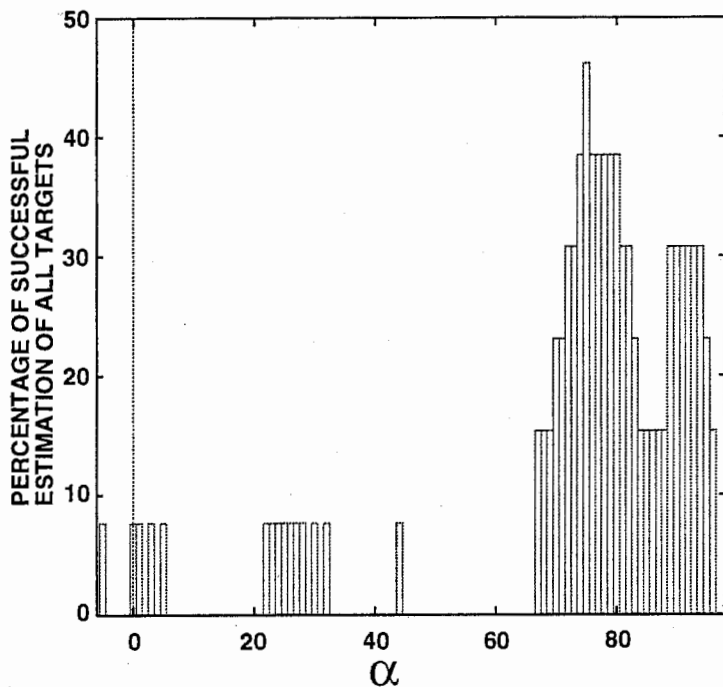


図 10: ノイズベクトルの元となるベクトルを制御する変数 α に対する全ての反射点の推定成功割合 (反射点候補点点数 $N = 2250$, 受信データベクトルの次元 $M = 128$, ノイズベクトルの数 $Q = 13$, 反射点間隔 $\tau = 0.12 \mu\text{m}$)

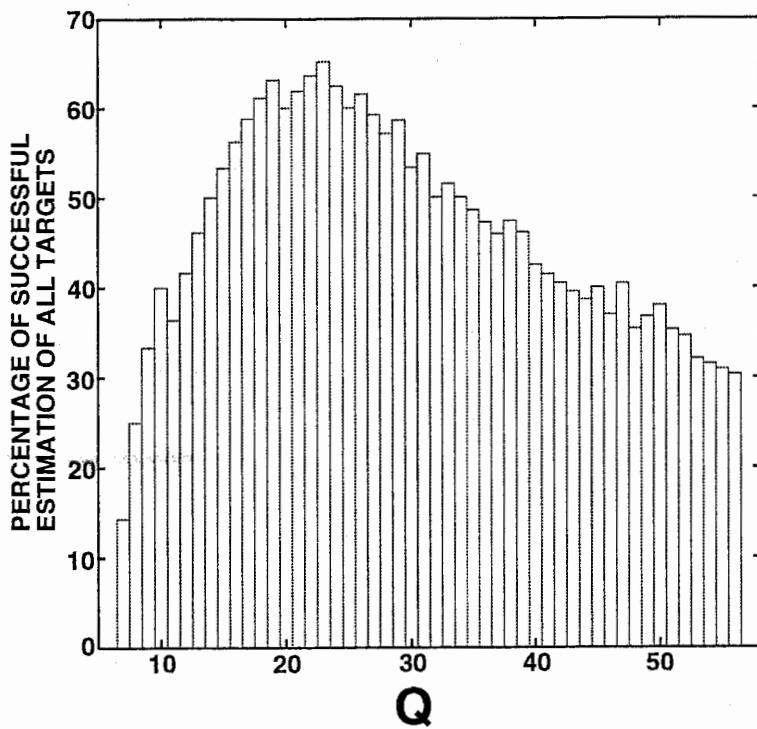


図 12: ノイズベクトルの数 Q に対して全ての反射点の推定成功割合 (反射点候補点点数 $N = 2250$, 受信データベクトルの次元 $M = 128$, 反射点間隔 $\tau = 0.12 \mu\text{m}$)

11 付録: 動的計画法

動的計画法とはある目的関数を最大(小)化するために考案された多段階決定方式をとる手法である [26]. 各段階において目的関数を最大(小)化するように, 可能な選択肢から適当な選択がなされる. 目的関数が非線形の場合や, 変数の数が多い場合に有用である. しかし, 各段階における決定の際に何らかの制限, 条件をつけない場合には局所的極大(小)値への落ち込みが発生し, 大域的最適値に到達しない可能性がある.

一方, MUSIC 法とはデータから構成される共分散行列の固有値解析法に基づく高い分解能をもつ推定手法であり, アレーアンテナによる波源探査法として考案されたものである. この手法では局所的極値を解とする可能性が少ない. しかし, 本研究の場合のようにコヒーレントな波が到来波に含まれる場合には推定精度が劣化する. そこで像再構成を行なう際に MUSIC 法による推定結果を動的計画法の選択決定における拘束条件に取り込み, MUSIC 法では推定しきれない細部の推定を行なうことを考案した [27, 28, 29, 30].

MUSIC 法と動的計画法の組み合わせによる方法の計算手順を以下に示す.

Step 1 受信データ から MUSIC 法で推定された反射点位置の成分を抜く.

Step 2 MUSIC 法による推定位置の成分を抜かれた受信データから各反射点候補位置の成分を抽出し, これを $G1_i (1 \leq i \leq N)$ とする.

Step 3 MUSIC 法による推定位置の成分を抜かれた受信データから $G1_i (1 \leq i \leq N)$ を抜いたものからさらに各反射点候補位置 $j (1 \leq j \leq N)$ の成分 $r_{ji}^{(1)}$ を抽出し, $G1_i + r_{ji}^{(1)}$ が最大となる反射点候補位置 j と i の組み合わせの決定を各 j に対して行う. またこのときの $r_{ji}^{(1)}$ を $G2_j (1 \leq j \leq N)$ とする

Step 4 MUSIC 法による推定位置の成分を抜かれた受信データから $G2_j (1 \leq j \leq N)$ と j の組みとなった i に相当する $G1_i (1 \leq i \leq N)$ とを抜いたものからさらに各反射点候補位置 $k (1 \leq k \leq N)$ の成分 $r_{kj}^{(2)}$ を抽出し, $G1_i + G2_j + r_{kj}^{(2)}$ が最大となる反射点候補位置 k と j の組み合わせの決定を各 k に対して行う.

この操作を繰り返していく内に MUSIC 法による推定位置の成分を抜かれた受信データから $G1_i + G2_j + \dots + r_{qp}^{(l)}$ を抜いた値が 0 と見なせる値になった時点でこの操作をストップさせる. またその段階における $G1_i + G2_j + \dots + r_{qp}^{(l)}$ の最大値を与える組み合わせ (i, j, \dots, q) を推定位置とする.

この手法をレーザマイクロビジョンに適用することによって MUSIC 法では推定できない細部の像再構成を行うことが可能となった.

動的計画法と MUSIC 法とを組み合わせたこの手法によって分解能向上が計られたが推定精度は動的計画法の場合とほとんど同じであった. これは MUSIC 法による推定結果を動的計画法の拘束条件として用いているが, MUSIC 法で得られた推定結果が正しいか否かを確認することはできていない. そのため MUSIC 法で推定に失敗している場合にその結果を拘束条件として用いた場合の動的計画法の結果もまた失敗するということであった.

真の点ターゲットが 6 点等間隔・等反射率で存在する場合について数値計算を行なった. ターゲット間隔は MUSIC 法では推定点点数が 2 点または 3 点になってしまう値の範囲である.

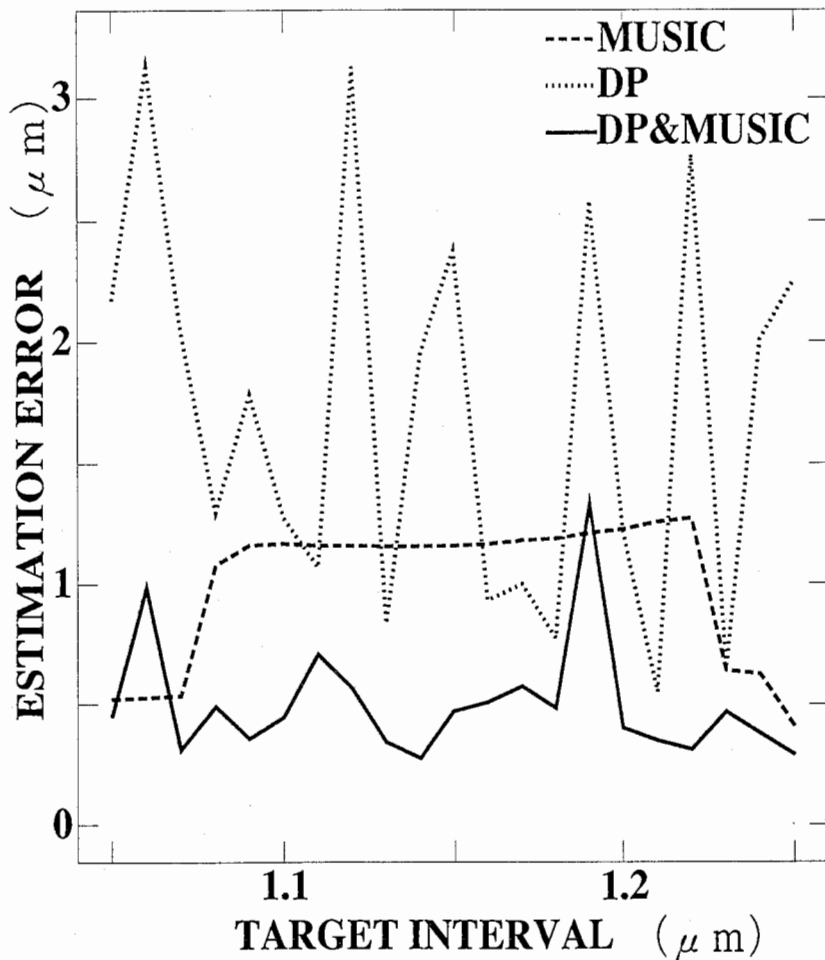


図 A.1: ターゲット間隔を変化させたときの位置推定誤差

図 A.1 において横軸はターゲット間隔を、縦軸は位置推定誤差を示す。図 A.1 に示した各ターゲット間隔の範囲における誤差の平均値を表 A.1 に示す。

表 A.1

手法	誤差平均
MUSIC	1.0 μm
DP	1.7 μm
MUSIC & DP	0.5 μm

表 A.1 より MUSIC 法 と 動的計画法 の組合せにより推定誤差が低減できることがわかり、両手法の組合せによる位置推定法が有効であることが確認できた。一方図 A.1 から分かるように動的計画法と MUSIC 法の組み合わせによる手法による推定結果の安定性(定常性)は動的計画法の推定結果のそれに連動しており MUSIC 法の推定結果の安定性のほうが高いことが見てとれる。このように動的計画法および MUSIC 法の組み合わせによる手法の推定精度は動的計画法のそれと同様であり、かつ MUSIC 法に比べて低い。

したがって MUSIC 法そのものによる限界分解能を向上させるために我々は適応ウエイト MUSIC 法を提案した。このアルゴリズムでは FB 空間平均法で切り出す各共分散サブ行列に適応的にウエイトをつけるものである。