

Title	多物体識別相関フィルタとその光連想記憶システムへの応用に関する研究
Author(s)	谷口, 正樹
Citation	大阪大学, 1993, 博士論文
Version Type	VoR
URL	https://doi.org/10.11501/3065915
rights	
Note	

Osaka University Knowledge Archive : OUKA

<https://ir.library.osaka-u.ac.jp/>

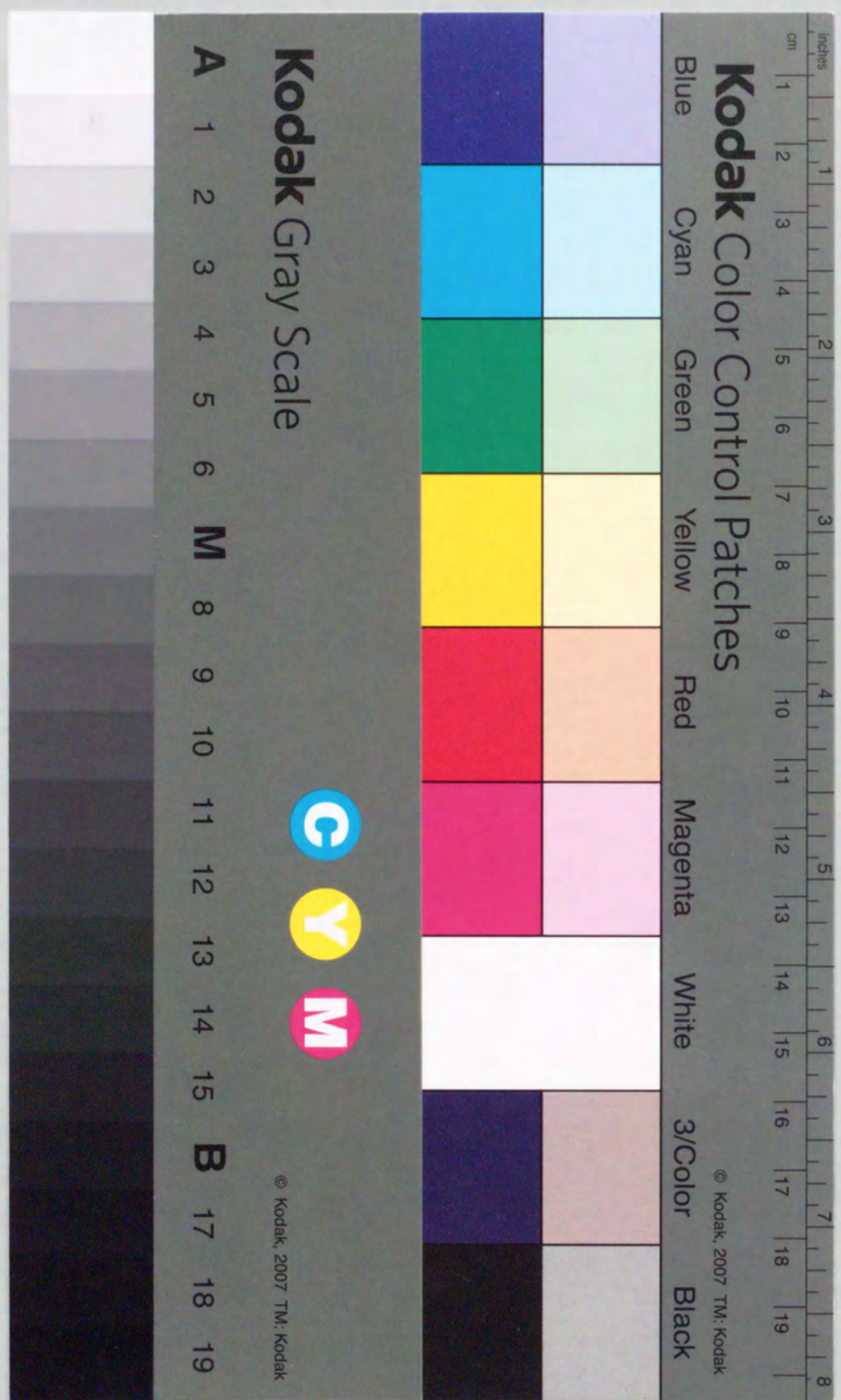
Osaka University



多物体識別相関フィルタとその光連想記憶システムへの
応用に関する研究

Pattern Recognition based on Multiple-object Discriminant Correlation Filters and its
Application to Optical Associative Memory System

谷口 正樹
Masaki Taniguchi



多物体識別相関フィルタとその光連想記憶システムへの
応用に関する研究

Pattern Recognition based on Multiple-object Discriminant Correlation Filters and its
Application to Optical Associative Memory System

谷口 正樹
Masaki Taniguchi

Dedicated to my parents

目次

略語の定義

緒論	1
第1章 相関光学系を用いたパターンマッチング	4
§ 1-1 緒言	4
§ 1-2 2次元相関関数とパターンマッチング	4
§ 1-3 2次元フーリエ変換を用いた相関演算	5
§ 1-4 光学系による相関演算	6
§ 1-4-1 フーリエ変換相関光学系	6
§ 1-4-2 結合変換相関光学系	8
§ 1-4-3 インコヒーレント相関光学系	10
§ 1-5 パターンの検出能力の向上	13
§ 1-6 結言	14
第2章 多物体識別相関フィルタの設計	15
§ 2-1 緒言	15
§ 2-2 多物体識別法	15
§ 2-2-1 座標変換を用いる方法	15
§ 2-2-2 関数展開による方法	16
§ 2-2-3 多重記録マッチトフィルタ	18
§ 2-3 合成識別関数 (SDF) を用いた多物体識別	18
§ 2-4 記録媒体の特性の影響	22
§ 2-4-1 フィルタ関数の記録時における変調	22
§ 2-4-2 SDFの量子化の相関値への影響	23
§ 2-5 シミュレーテッドアニーリングによるフィルタ設計	24
§ 2-5-1 評価関数の決定	25
§ 2-5-2 シミュレーテッドアニーリング	25
§ 2-5-3 多値シミュレーテッドアニーリング	27
§ 2-5-4 計算機シミュレーション	29
§ 2-6 サイドロープの問題	31
§ 2-7 記録容量の問題	32
§ 2-8 結言	32
付録 多値シミュレーテッドアニーリングによるフィルタ関数の 設計フローチャート	34

第3章 多物体識別相関フィルタによるパターンマッチング	35
§3-1 緒言	35
§3-2 インコヒーレント相関光学系によるパターンマッチング	35
§3-2-1 相関フィルタアレイ	35
§3-2-2 実験光学系	37
§3-2-3 実験結果	38
§3-3 計算機ホログラムを用いたパターンマッチング	41
§3-3-1 計算機ホログラム	41
§3-3-2 フィルタ関数の設計	43
§3-3-3 計算機シミュレーション結果	44
§3-4 結言	48
第4章 結合変換相関光学系における多物体の識別	49
§4-1 緒言	49
§4-2 結合変換相関光学系によるパターンマッチング	49
§4-3 像面位相二値化による識別能力の向上	51
§4-3 反復法による多物体識別フィルタの設計	52
§4-5 実験結果	52
§4-5-1 計算機シミュレーション	53
§4-5-2 光学実験	57
§4-6 結言	59
第5章 相関光学系を用いた連想記憶システム	60
§5-1 緒言	60
§5-2 連想記憶システム	60
§5-2-1 線形モデル	61
§5-2-2 非線形モデル	62
§5-3 光連想記憶システム	62
§5-4 インコヒーレント相関光学系を用いた 準実時間連想記憶システムとその動作原理	65
§5-5 識別用フィルタアレイ	67
§5-6 計算機シミュレーション	69
§5-7 結言	72

第6章 光連想記憶システムの試作	73
§6-1 緒言	73
§6-2 相関光学系と計算機を組み合わせた試作システム	73
§6-2-1 一つの相関光学系を用いた試作システム1	73
§6-2-2 二つの相関光学系を用いた試作システム2	76
§6-3 準実時間光/電子ハイブリッド型連想記憶システムの試作	79
§6-3-1 システム構成と動作原理	79
§6-3-2 実験結果	81
§6-4 システムの評価	85
§6-5 結言	87
総括	88
謝辞	92
参考文献	93
著者発表論文	97

略語の定義

BPOF	Binary Phase Only Filter
BS	Beam Splitter
CCD	Charge Coupled Device
CGH	Computer Generated Hologram
CRT	Cathode Ray Tube
ECP-SDF	Equal Correlation Peak Synthetic Discriminant Function
FCR	Fuji Computed Radiography
FFT	Fast Fourier Transform
JTC	Joint Transform Correlator
LCTV	Liquid Crystal Television
LED	Light Emitting Diode
MACE filter	Minimum Average Correlation Energy filter
MNF-SDF	Multilevel Nonredundant Filter Synthetic Discriminant Function
MOF-SDF	Mutual Orthogonal Function Synthetic Discriminant Function
PBS	Polarizing Beam Splitter
PD	Photo Detector
POF	Phase Only Filter
SDF	Synthetic Discriminant Function
SLM	Spatial Light Modulator

緒論

人間の視覚機能は非常に高度であり、同様の機能を機械に持たせることは今なお研究者の夢となっている。ロボットの研究では、視覚システムは外界からの情報を直接獲得する非常に重要な部分であり、目前に存在する莫大な2次元情報から必要な情報だけを得る能力が要求される。

人間の視覚器では、情報はまず網膜で並列に検出され、そこから脳に至る神経回路網により処理される¹。そこでは必要な情報の抽出が行なわれ、不必要な大量の情報は無視される。この機能を現在の主流である時系列電子計算機で実現するためには非常に高速な情報処理システムが必要となる。この欠点を克服するために、本来計算機の苦手な2次元情報の処理を高速に実行する専用の画像処理システムの開発が行なわれてきた。現在、視覚情報処理器の小型化、高速化を実現しようという研究が活発に行なわれている。

一方、光を用いた情報処理^{2,3}は2次元情報を光速で処理できる特長を持ち、高速画像処理の手段として期待されている。特にパターン認識、識別に利用できる2次元相関演算は時系列処理の電子計算機よりも光学系を用いる方がはるかに高速に実行できる。

光学系による相関演算を用いたパターン認識の歴史は古く、1960年代にはすでにVanderLugtのマッチトフィルタリングの研究⁴、Weaverらの結合変換相関光学系(Joint Transform Correlator: JTC)の研究⁵が行なわれている。近年では空間光変調素子(Spatial Light Modulator: SLM)等の光デバイスの進歩により、より高度な光学的パターン認識の手法が盛んに研究されている。

相関光学系によるパターン認識においては、認識対象を相関フィルタとして記録しておき、相関フィルタと入力パターンとの相関値の大きさによって入力パターンの識別を行なう。この手順をパターンマッチングと呼ぶ。パターンマッチングにおいては相関フィルタの役割が重要であり、相関フィルタの設計方法がパターンの識別能力を左右する。特に、厳密に一致するパターンを検出する手段である位相化フィルタ(Phase Only Filter: POF)⁶や、入力パターンの拡大縮小⁷⁻⁹、回転^{7,10,11}、変形^{12,13}等に対応しうる多物体識別相関フィルタ等、高性能な相関フィルタの設計法が各種提案されている。中でも多物体識別相関フィルタの一種である合成識別関数(Synthetic Discriminant Function: SDF)フィルタ^{12,13}は、予め用意した複数のサンプルパターン(トレーニングセット)から計算によって合成できるもので、各サンプルパターンに対して任意の相関値を設定できる点で優れている。

相関光学系によるパターン認識法をさらに高度な情報処理に応用したものに光連想記憶システムがある。連想記憶システムは、曖昧な入力情報からシステムに記憶している情報の中で最も関連性の高い情報を出力する記憶システムであり、不完全なパターンの修復やパターンの置換などの高度な機能を実現できる。連想記憶システムの研究は、近年盛んになりつつある工学的神経回路網モデル^{5,14-18}、並びにホログラフィー技術¹⁹⁻²⁴と

いう二つの異なる分野からそれぞれその応用として提案されてきた。連想記憶システムを実現するためにはその基本演算である積和演算を高速に実行する必要がある。従って、2次元情報の積和演算を並列に実行できる相関光学系は連想記憶システムに適しているといえる。ただ、過去に提案された光連想記憶システムには、その連想能力、扱いやすさ等の面で問題があった。

本研究の目的は、多物体識別相関フィルタを用いたパターンマッチングを応用した高い連想能力を持つ新しい光連想記憶システムの提案を行なうことである。そこでまず、多物体識別相関フィルタの問題点と、その解決方法の提案を行なう。また、多物体識別相関フィルタを用いたパターンマッチングの手法についても検討し、新しいパターンマッチングの手法を提案する。そして、多物体識別相関フィルタを用いた光連想記憶システムの提案を行ない、また、試作システムによる実験を通して提案するシステムの評価を行なう。

具体的に研究の目的を列記すれば、

- (1) 最適化問題を解く手法の一つであるシミュレーテッドアニーリング法²⁵を用いて、多物体識別相関フィルタを得る新しい手法の提案。
 - (2) 多物体識別相関フィルタの有用性が発揮できる新しい光連想記憶システムの提案。
 - (3) インコヒーレント相関光学系による相関処理、光学的非線形処理、フィードバック処理を基本とした実時間動作可能な新しい相互想起型光/電子複合型連想記憶システムの試作
 - (4) 提案した多物体識別相関フィルタを組み込んだ試作システムによる連想実験を通して、考案した多物体識別相関フィルタの有効性を評価するとともに、より高機能な実時間光連想記憶システム開発に必要な設計指針を得ること。
- となる。

本研究では、まず代表的な多物体識別相関フィルタである SDF フィルタを実際に相関光学系において用いる場合の問題点を指摘する。そして、その問題点を解決するために、相関フィルタ関数をシミュレーテッドアニーリング法を用いて設計する新しい手法を考案し、実験によりその有効性を確かめる。また、インコヒーレント相関光学系、フーリエ変換相関光学系、JTC においてそれぞれ、多物体識別相関フィルタを用いたパターンマッチングの実験を行ない、問題点およびその解決法について考察する。次に光連想記憶システムに多物体識別相関フィルタを応用し、非線形処理とフィードバックを行なうことにより高い連想能力を得る新しい手法を考案する。そして、インコヒーレント相関光学系を基本とした光/電子複合型連想記憶システムを試作する。最後に SDF フィルタ並びにシミュレーテッドアニーリング法により設計した多物体識別相関フィルタを試作した光連想記憶システムに使用して連想実験を行ない、その有効性を評価し、問題点を考察する。

以下に本論文の構成と内容を示す。

第1章では、相関光学系を用いたパターンマッチングについて述べる。まず2次元相

関関数の定義、性質について述べ、またフーリエ変換を用いて2次元相関関数を求める方法を述べる。次にフーリエ変換相関光学系、JTC、インコヒーレント相関光学系の三種類の相関光学系について原理、特徴を述べる。また、相関光学系においてパターン検出能力を高める手法について述べる。

第2章では、相関光学系を用いて多物体を識別する手法について述べる。まず、主要な多物体識別法について例を挙げて説明する。次に本研究の基本となる SDF フィルタについて述べる。そして、SDF フィルタを記録する際の問題点について述べ、計算機シミュレーションによりその程度を調べる。また、その問題点を解決する方法として、シミュレーテッドアニーリングによるフィルタ関数の設計法を提案し、その有効性を計算機シミュレーションで確認する。最後にサイドローブ並びにフィルタの記録容量について考察する。

第3章では、多物体識別相関フィルタによるパターンマッチングの効果を SDF フィルタおよびシミュレーテッドアニーリングで設計した計算機ホログラム (Computer Generated Hologram: CGH)²⁶⁻²⁸を用いた実例実験を通して評価する。また、インコヒーレント相関光学系の能力について考察する。

第4章では、JTC によるパターンマッチングについて、位相二値化と参照パターンの最適化によりパターン識別能力を高める手法を提案する。そして、計算機シミュレーション並びに光学実験により識別能力の向上を評価する。

第5章では、まず連想記憶システムについて述べ、代表的な連想記憶システムモデルを説明する。次に本研究で考案した新しい光連想記憶システムを提案する。そして計算機シミュレーションで動作の確認を行なう。

第6章では、提案する光連想記憶システムの性能評価をするために、三つのタイプの試作システムを作製する。そして試作システムに SDF フィルタ並びに考案した多値シミュレーテッドアニーリングにより計算した相関フィルタを用いて連想実験を行なう。そして、提案システムの有用性を評価すると共に、システムの問題点について考察し、より高機能なシステムの実現への可能性と課題を検討する。

最後に本研究の成果を総括し、今後の研究課題について述べる。

第1章 相関光学系を用いたパターンマッチング

§1-1 緒言

本章では、相関光学系を用いたパターンマッチングについて述べる。パターンを検出、識別、比較を行なう場合には2次元相関関数を用いたパターンマッチングが有効な手段となる。この2次元相関関数は光学系により高速に求めることが可能である。以下本章では、まず§1-2で2次元相関関数を用いたパターンマッチングの手法を、§1-3ではフーリエ変換を用いて相関関数を得る方法について述べる。§1-4では光学系による相関演算の実現方法として、コヒーレント光学系並びにインコヒーレント光学系を用いた代表的な手法を取り上げ、その原理、特徴並びに問題点について述べる。§1-5では目的に応じてパターンの検出能力を高める手法について述べる。

§1-2 2次元相関関数とパターンマッチング

本節ではパターンマッチングの基本となる2次元相関関数を定義し、その性質について述べる。

いま2つの2次元パターン $f(x, y)$ 並びに $g(x, y)$ が与えられたとする。このとき両者の相互相関関数（以下単に相関関数と呼ぶ） $C(X, Y)$ は次式のように定義される。

$$C(X, Y) \equiv f(x, y) \star g(x, y) = \iint_{-\infty}^{\infty} f^*(x-X, y-Y)g(x, y)dx dy \quad (1-1)$$

ここで \star は相関演算を、 $*$ は複素共役を表す記号である。また、 X, Y は $g(x, y)$ の $f(x, y)$ に対する位置ずれの量を表す。特に $X, Y=0$ のとき、すなわち $f(x, y)$ と $g(x, y)$ の間に位置ずれが無いときの相関関数の値 $C(0, 0)$ を相関値と呼ぶ。

$C(X, Y)$ は、2つのパターン $f(x, y), g(x, y)$ が一致した場合、すなわち $f(x, y) = g(x, y)$ のとき $f(x, y)$ の自己相関関数となり、そのピーク値は原点 $(0, 0)$ で生じる。一方、 $f(x, y) \neq g(x, y)$ の場合、 $C(X, Y)$ のピーク値は $f(x, y) = g(x, y)$ の場合のピーク値よりも小さく、また必ずしも $(0, 0)$ には生じない。そのため $C(0, 0)$ は $f(x, y), g(x, y)$ の類似度を表す尺度とみなすことができる。

次に、 $g(x, y)$ が X, Y 方向にそれぞれ $\Delta x, \Delta y$ シフトした場合を考える。この関数を $g'(x, y)$ とすると、 $g'(x, y)$ は、

$$g'(x, y) = g(x-\Delta x, y-\Delta y) \quad (1-2)$$

と書ける。 $g'(x, y)$ と $f(x, y)$ との相関関数を $C'(X, Y)$ とすると、 $C'(X, Y)$ は、

$$\begin{aligned} C'(X, Y) &= f(x, y) \star g'(x, y) \\ &= \iint_{-\infty}^{\infty} f^*(x-X, y-Y) g'(x, y) dx dy \\ &= \iint_{-\infty}^{\infty} f^*(x-X, y-Y) g(x-\Delta x, y-\Delta y) dx dy \end{aligned} \quad (1-3)$$

となる。ここで $x' = x - \Delta x, y' = y - \Delta y$ と変数変換すると、

$$\begin{aligned} C'(X, Y) &= \iint_{-\infty}^{\infty} f^*(x'+\Delta x-X, y'+\Delta y-Y) g(x', y') dx' dy' \\ &= C(X-\Delta x, Y-\Delta y) \end{aligned} \quad (1-4)$$

となる。つまり、 $g(x, y)$ がシフトした分だけ相関関数もシフトすることがわかる。

以上より、テスト画像中に含まれる参照パターン $f(x, y)$ を検出するには、テスト画像と参照パターンとの相関演算を行えばよい。パターン $f(x, y)$ の存在する位置に自己相関による高い相関値が生じる。また逆に、相関演算はパターンの分類にも応用できる。テストパターン $g(x, y)$ に対して、分類すべき N 個の参照パターン $f_i(x, y)$ ($i = 1, 2, \dots, N$) との相関演算をそれぞれ行ない、相関値 $C_i(0, 0)$ ($i = 1, 2, \dots, N$) を求める。求められた相関値はテストパターンの各参照パターンに対する類似度と見なすことができるため、最大の相関値を与えた参照パターンのクラスに $g(x, y)$ を分類すればよい。

以上のように2次元相関関数を用いてパターンの検出、分類を行なう手法をパターンマッチングと呼ぶ。なお、パターンマッチングでは参照パターンを記録したフィルタを用いることが多い。その場合、参照パターン $f(x, y)$ のことを相関フィルタとも呼ぶ。本論文中では場合に応じて使い分ける。

§1-3 2次元フーリエ変換を用いた相関演算

2次元相関関数は(1-1)式を用いて求める方法以外に、2次元フーリエ変換を用いて求める方法がある。参照パターン $f(x, y)$ とテストパターン $g(x, y)$ のフーリエ変換をそれぞれ $F(\xi, \eta), G(\xi, \eta)$ とすると、 $F(\xi, \eta), G(\xi, \eta)$ は、

$$F(\xi, \eta) \equiv \mathcal{FT}[f(x, y)] = \iint_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \exp\{-2\pi j(\xi x + \eta y)\} dx dy \quad (1-5)$$

$$G(\xi, \eta) \equiv \mathcal{FT}[g(x, y)] = \iint_{-\infty}^{\infty} g(x, y) \exp\{-2\pi j(\xi x + \eta y)\} dx dy, \quad (1-6)$$

となる。ここで $\mathcal{FT}[\cdot]$ はフーリエ変換演算を表す。また、 j は虚数単位である。(1-5), (1-6) 式を用いると相関関数 $C(x, y)$ は次式で表される。

$$C(x, y) = \mathcal{FT}^{-1}[F^*(\xi, \eta) \cdot G(\xi, \eta)] \quad (1-7)$$

ここで $\mathcal{FT}^{-1}[\cdot]$ は逆フーリエ変換演算を表す。(1-7) 式より、 $F(\xi, \eta)$ の複素共役と $G(\xi, \eta)$ との積の逆フーリエ変換が $f(x, y)$ と $g(x, y)$ との相関関数となる。計算機内では、この性質を応用して、2つのパターンをフーリエ変換を高速フーリエ変換アルゴリズム (Fast Fourier Transform: FFT) により求め、それらの積を逆フーリエ変換することにより高速に相関関数を得ることができる。

§ 1-4 光学系による相関演算

本節では2次元相関演算を光学系で行なう手法について述べる。本論文では代表的な光学系による相関演算法として、VanderLugtによるマッチトフィルタリング⁴、Weaverらによる結合変換相関光学系 (Joint Transform Correlator: JTC)⁵、および影絵の原理を用いたインコヒーレント相関光学系²⁹について述べる。

§ 1-4-1 フーリエ変換相関光学系

フーリエ変換相関光学系はレンズのフーリエ変換作用を利用して、(1-7) 式に基づいて相関関数を求めるシステムである。Fig.1-1 にフーリエ変換相関光学系の構成を示す。

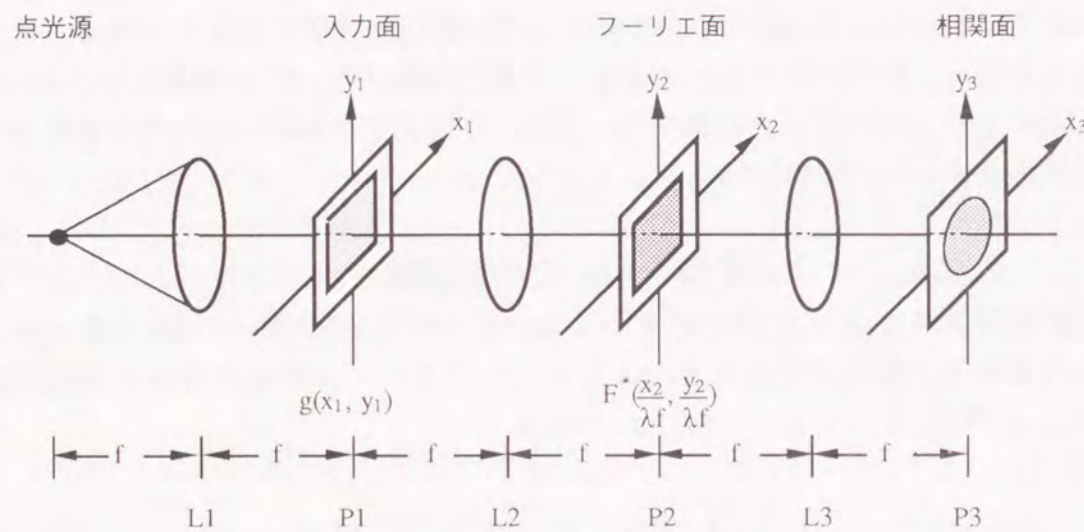


Fig.1-1 フーリエ変換相関光学系の構成

入力面 P1 上にテストパターン $g(x, y)$ を、フーリエ面 P2 上に参照パターン $f(x, y)$ のフーリエ変換の複素共役 $F^*(\xi, \eta)$ を記録したフィルタを配置する。このとき、相関面 P3 上に得られるパターンを $i(x_3, y_3)$ とすると、P2 での幾何学的座標 (x_2, y_2) と (ξ, η) との間に、

$$\xi = \frac{x_2}{\lambda f}, \quad \eta = \frac{y_2}{\lambda f}, \quad (1-8)$$

(λ は波長) なる関係が成立するようにフィルタを記録しておけば、

$$\begin{aligned} i(x_3, y_3) &= \mathcal{FT}[\mathcal{FT}[g(x, y)] \cdot F^*(\xi, \eta)] \\ &= \mathcal{FT}[G(\xi, \eta) \cdot F^*(\xi, \eta)] \end{aligned}, \quad (1-9)$$

となる。(1-7) 式より、 $i(x_3, y_3)$ は $f(x, y)$ と $g(x, y)$ との相関関数の座標軸を反転させたものに等しくなる。したがって Fig.1-1 の光学系で相関関数が得られる。本光学系は空間周波数フィルタリングにも用いられるもので、その形状から $4f$ 光学系、あるいはパターンマッチングへの応用の提案者にちなみ VanderLugt 相関光学系とも呼ばれる。

ここで注意を要するのは、本光学系で得られる相関関数は振幅情報となっており、実際に観測されるのは強度情報、すなわち相関関数の二乗であるということである。ただ、通常はこの二乗された相関関数および相関値のこともまた、相関関数、相関値と呼ぶのが通例となっている。

フーリエ変換相関光学系においては、参照パターンのフーリエ変換の複素共役パターン $F^*(\xi, \eta)$ のフィルタへの記録方法が重要となる。VanderLugt⁴ はホログラフィ技術を応用して $F^*(\xi, \eta)$ をフィルタに記録し、パターンマッチングを行なう手法を提案した。この手法はマッチトフィルタリングと呼ばれる。具体的な手順を次に示す。

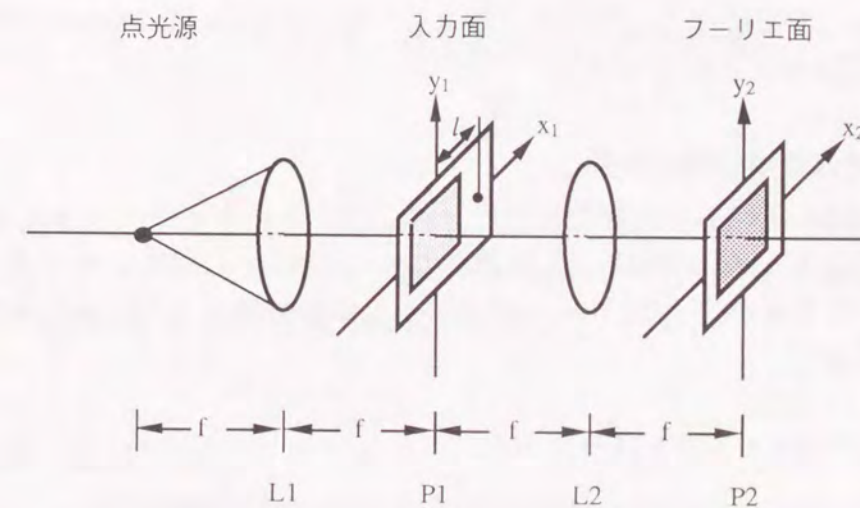


Fig.1-2 マッチトフィルタの作製光学系

(1) Fig.1-2 の光学系において参照パターン $f(x, y)$ を入力面 P1 上に、記録媒体をフーリエ面 P2 上に配置して相関フィルタを記録する。参照光として P1 面上の $(l, 0)$ に置かれたピンホールからの光を加える。

このとき、得られるフィルタは参照パターンのフーリエ変換ホログラムとなる。フィルタの振幅透過率分布 $h(\xi, \eta)$ は、

$$h(\xi, \eta) = |F(\xi, \eta) + R \exp\{-2\pi j l \xi\}|^2 = F^2 + R^2 + FR \exp\{2\pi j l \xi\} + F^* R \exp\{-2\pi j l \xi\} \quad (1-10)$$

となる。ここで R は参照光の振幅である。

(2) Fig.1-1 の光学系において、(1) で作製したフィルタを P2 上に配置し、テストパターン $g(x, y)$ を入力する。

このときフィルタの直後に得られる回折波の振幅分布 $T(\xi, \eta)$ は、

$$T(\xi, \eta) = G(\xi, \eta) \cdot h(\xi, \eta) = G \cdot (F^2 + R^2) + GF \exp\{2\pi j l \xi\} + GF^* R \exp\{-2\pi j l \xi\} \quad (1-11)$$

となる。ただし $G(\xi, \eta)$ は $g(x, y)$ のフーリエ変換である。これをレンズ L3 で再びフーリエ変換し、相関面 P3 上で観測すると、(1-11) 式の第1項は光軸を中心として、第2項、第3項はそれぞれ光軸から x_3 軸に沿って l および $-l$ 離れた位置を中心として現われる。ここで第3項に注目すると、P3 上に得られる振幅分布は、 GF^* をフーリエ変換して定数 R を乗じたものである。これは (1-7) 式の右辺の座標軸を反転させたものの定数倍である。したがって $f(x, y)$ と $g(x, y)$ との相関関数が得られることになる。

フーリエ変換相関光学系は、比較的簡単に構成できる長所がある。しかし、フィルタの記録に問題がある。マッチトフィルタリングは、フィルタの作製、位置合わせが困難、参照パターンの変更が容易でない、入力パターンが透過型であることが必要、等の短所がある。ただ、フォトポリマー等の記録媒体の進歩や、計算機ホログラム (Computer Generated Hologram : CGH)²⁶⁻²⁸、空間光変調素子 (Spatial Light Modulator : SLM) 等の利用によりこの欠点は改善されつつある。

§ 1-4-2 結合変換相関光学系

JTC の構成を Fig.1-3 に示す。参照パターン $f(x, y)$ とテストパターン $g(x, y)$ は入力面 P1 上にそれぞれ (a, b) , (c, d) を中心に配置されているとする。P1 上のパターンはレンズ L1 によりフーリエ変換されてフーリエ面 P2 上に振幅分布 $U_2(\xi, \eta)$ を形成する。このとき、 $U_2(\xi, \eta)$ は、

$$U_2(\xi, \eta) = \mathcal{F}\{f(x-a, y-b) + g(x-c, y-d)\} = F(\xi, \eta) \exp\{-2\pi j(a\xi + b\eta)\} + G(\xi, \eta) \exp\{-2\pi j(c\xi + d\eta)\} \quad (1-12)$$

となる。

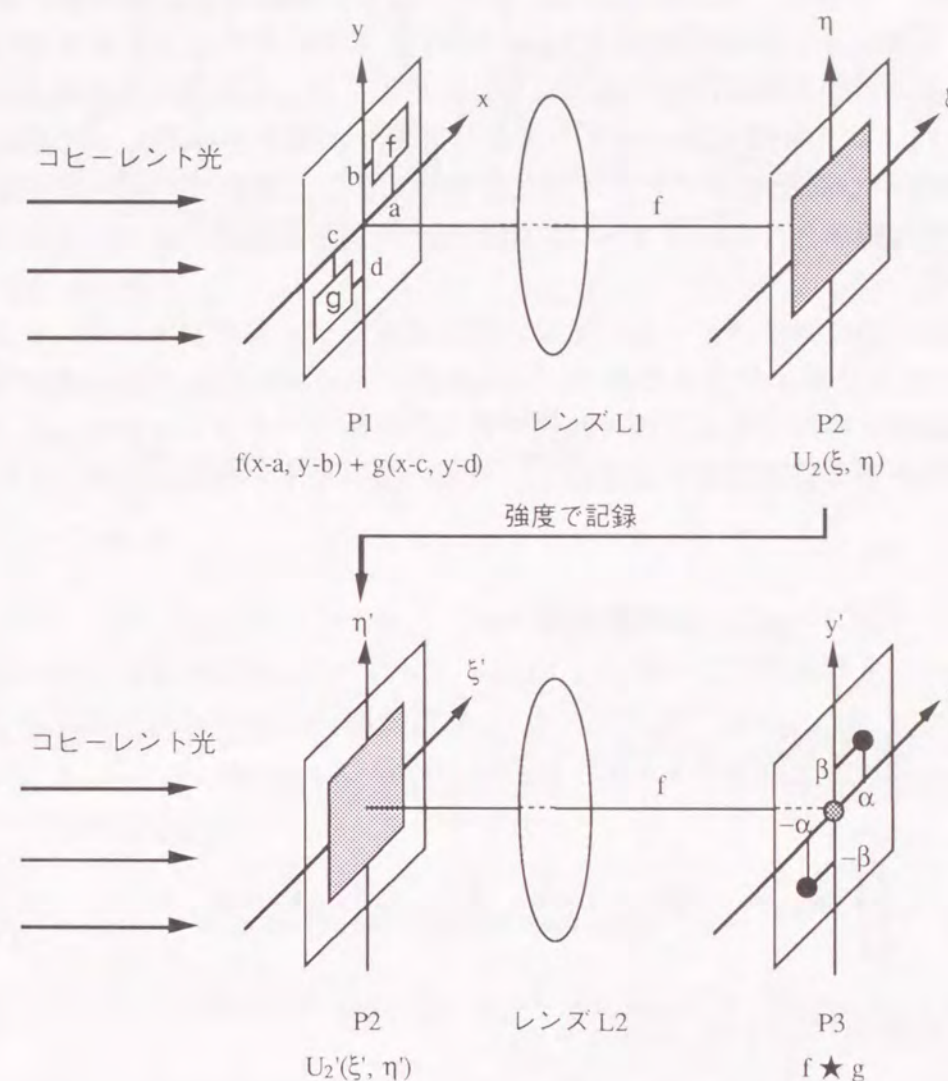


Fig.1-3 結合変換相関光学系の構成

P2 上にはフィルム、2次元CCD (Charge Coupled Device), SLM等を配置してパワースペクトルを記録する。パワースペクトルはコヒーレント光源で照明されて、レンズ L2 によりフーリエ変換される。P2 直後の振幅分布 $U'_2(\xi', \eta')$ は、

$$U'_2(\xi, \eta) = |U_2(\xi, \eta)|^2 = FF^* + GG^* + FG^* \exp\{-2\pi j(\alpha\xi + \beta\eta)\} + F^*G \exp\{2\pi j(\alpha\xi + \beta\eta)\} \quad (1-13)$$

となる。ただし、 $\alpha = a - c$, $\beta = b - d$ である。フーリエ変換後、相関面 P3 上で観測すると、(1-13) 式の第 1, 2 項は原点, 第 3 項は (α, β) , 第 4 項は $(-\alpha, -\beta)$ を中心に現われることがわかる。つまり、原点付近に $f(x, y)$ の自己相関関数と $g(x, y)$ の自己相関関数とが重なって現われる。また原点から $(a-c, b-d)$ 離れた位置に、つまり原点に対称に $f(x, y)$ と $g(x, y)$ との相互相関関数が現われる。ただし、自己相関関数と相互相関関数とを分離するためには、参照パターンとテストパターンの大きさが等しいと仮定すると P1 上でそれらの中心間距離がパターンの大きさの 2 倍以上離れている必要がある。また、JTC で実際に観測されるのはフーリエ変換相関光学系の場合と同様、本来の相関関数の二乗である。

以上のように、JTC ではパターンの配置に制限はあるが、参照パターン、テストパターン共に実面 P1 上に表示できるためフーリエ変換パターンを記録する必要がない、参照パターンの変更が容易である、等の利点を持つ。またマッチトフィルタリングのようにホログラムの厳密な位置調整の必要がないため、扱いやすい相関光学系として応用範囲が広い。

§ 1-4-3 インコヒーレント相関光学系

インコヒーレント相関光学系の構成を Fig.1-4 に示す。入力面 P1 上にインコヒーレントな光源パターン $o(x_1, y_1)$ を、フィルタ面 P2 上に強度透過率 $h(x_2, y_2)$ を持つフィルタを置いたとき、幾何光学的に相関面 P3 上に得られるパターン $i(x_3, y_3)$ は、

$$i(x_3, y_3) = \iint h(x_2, y_2) \cdot o\left(\frac{z_1}{zr}x_2 + \frac{z_2 - z_1}{z_3r}x_3, \frac{z_1}{zr}y_2 + \frac{z_2 - z_1}{z_3r}y_3\right) dx_2 dy_2 \quad (1-14)$$

と表される。ただし、 z および r はそれぞれ、

$$\begin{cases} \frac{1}{z} = \frac{1}{z_1} + \frac{1}{z_3} - f \\ r = 1 + \frac{z_2}{z_3} - \frac{z_2}{f} \end{cases} \quad (1-15)$$

なる定数であり、 f は用いるレンズの焦点距離である。(1-14), (1-15) 式より、P1 上のパターンを zr/z_1 倍に拡大したパターンとフィルタのパターンの複素共役との相関結果が P3 上に $z_3r/(z_2 - z_1)$ 倍に拡大されて得られることがわかる。つまり、P1 上にテストパターン $g(x, y)$ を z_1/zr 倍に拡大したパターンを、P2 上に参照パターン $f(x, y)$ の複素共役パターンをそれぞれ配置すれば、 $f(x, y)$ と $g(x, y)$ との相関演算が行なわれ、結果が P3 上に得られる。

ただ、用いるフィルタ上のパターンが微細構造を持っている場合には回折の影響により (1-14) 式は成立しない。そのため所望の相関演算が実行できない。

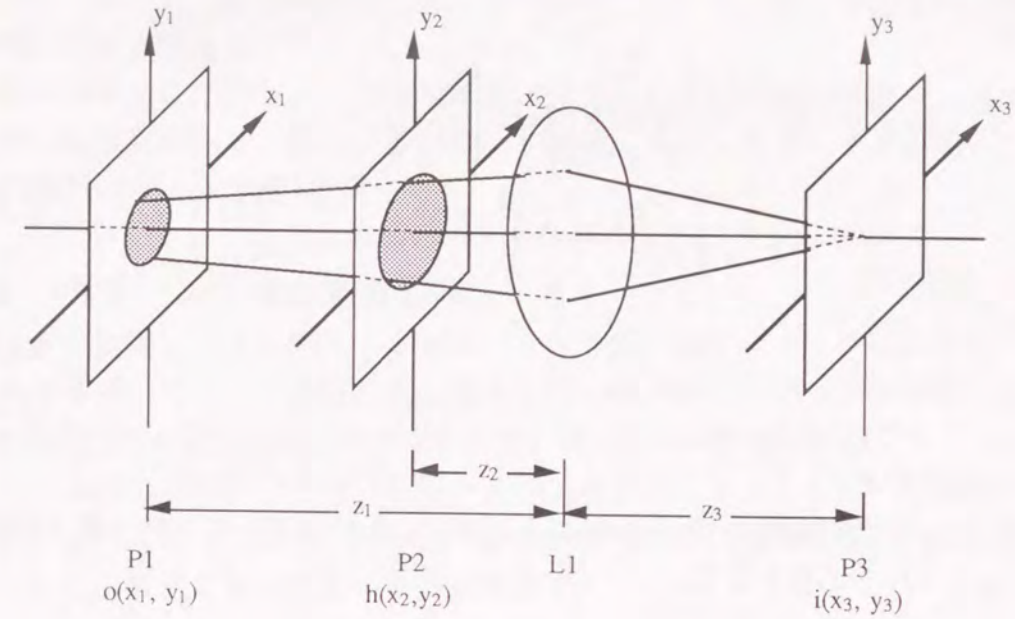


Fig.1-4 インコヒーレント相関光学系の構成

Fig.1-4 の光学系において、フィルタ面上で生じる回折光が相関結果に与える影響はフィルタ上のパターンの空間周波数に依存する。そこで、P1 の原点に点光源 $\delta(x_1, y_1)$ を、P2 上に振幅透過率が、

$$h(x_2, y_2) = \frac{1}{2} [1 + \cos \{2\pi\nu(x_2 + y_2)\}] \quad (1-16)$$

で表されるフィルタを配置したと仮定する。ただし ν は空間周波数、 $\delta(\cdot)$ はデルタ関数である。

回折の影響が無視できる場合には、フィルタの強度透過率分布がそのまま投影パターンとして P3 上に得られる。このパターンを $i'(x_3, y_3)$ とすると、

$$i'(x_3, y_3) = \frac{3}{8} + \frac{1}{2} \cos \left\{ \frac{z'z}{z_2z_3} k(x_3 + y_3) \right\} + \frac{1}{8} \cos \left\{ 2 \frac{z'z}{z_2z_3} k(x_3 + y_3) \right\} \quad (1-17)$$

となる。ただし、

$$\begin{cases} \frac{1}{z'} = \frac{1}{z_1 - z_2} + \frac{1}{z_2} - \frac{z}{z_2^2} \\ k = 2\pi\nu \end{cases} \quad (1-18)$$

である。

一方、回折の影響を考慮した場合、P3上に得られるパターン $i''(x_3, y_3)$ はフレネル回折の公式より、

$$i''(x_3, y_3) = \frac{3}{8} + \frac{1}{2} \cos \left\{ k' z' \left(\frac{k}{k'} \right)^2 \right\} \cos \left\{ \frac{z' z}{z_2 z_3} k(x_3 + y_3) \right\} + \frac{1}{8} \cos \left\{ 2 \frac{z' z}{z_2 z_3} k(x_3 + y_3) \right\}, \quad (1-19)$$

となる。ただし、

$$k' = \frac{2\pi}{\lambda}, \quad (1-20)$$

(λ は光の波長)である。

相関面上で正しい相関結果を得るためには、(1-17)式と(1-19)式とが一致する必要がある。(1-17)、(1-19)を比較すると、

$$\cos \left\{ k' z' \left(\frac{k}{k'} \right)^2 \right\} = 1, \quad (1-21)$$

が成立すれば、両式は近似的に等価となる。この条件を満たすためのフィルタの空間周波数 ν の条件を求めると、

$$\nu \ll \nu_{\max} \equiv \frac{1}{2\lambda} \left| \frac{z_1 f + z_3 f - z_1 z_3}{z_1 z_3 f - z_2 z_3 f + z_2(z_1 - z_2)(f - z_3)} \right|^{1/2}, \quad (1-22)$$

となる。ただし、 ν_{\max} は(1-21)式の余弦をゼロにする空間周波数である。この条件はコンパクトな相関光学系を構成する場合にはかなり厳しい制限となる。

また、インコヒーレント相関光学系では、フィルタ関数が強度透過率分布で表されるため、負の値を表現できないという短所もある。ただ、この問題はバイアスを加えてフィルタを作製し相関演算を行なった後、補正を行なうことにより解決できる。負値を持つフィルタ関数 $h(x, y)$ にバイアス b を加えて負値を持たない関数 $h'(x, y)$ でフィルタを作製する。つまり、

$$h'(x, y) = h(x, y) + b \geq 0, \quad (1-23)$$

このフィルタを用いてテストパターン $g(x, y)$ との相関演算を行なうと、得られる相関関数は、

$$\begin{aligned} h^*(x, y) \star g(x, y) &= h^*(x, y) \star g(x, y) + b \star g(x, y) \\ &= h^*(x, y) \star g(x, y) + b \iint g(x, y) dx dy, \end{aligned} \quad (1-24)$$

となる。ここで、(1-24)式の第2項は入力パターンだけに依存する定数となる。そこで入力パターンの明るさの総和を検出することによりバイアスの補正を行ない、正しい相関結果を得ることができる。

以上のようにインコヒーレント相関光学系は、フィルタの空間周波数や、負値の表現等において不利な点がある。反面、取り扱いが簡便、スペckルノイズが無い、等の特長があり、実用的な応用範囲も広い。

§ 1-5 パターンの検出能力の向上

VanderLugtが提案したマッチトフィルタリングでは、参照パターンに検出すべきパターンをそのまま用いていた。本来、相関演算を用いたパターンマッチングは、自己相関関数が相互相関関数に比べて高い値を中心付近に持つという特徴を利用したものであり、参照パターンに検出すべきパターンを用いるのは自然である。しかし、パターンマッチングの目的によっては、そのままでは望む結果が得られない場合がある。そこで、参照パターンとして、最適なものを用いる必要性が出てくる。

参照パターンに対しては、次に示す2つの相反する要求がある。

- (1) 検出すべきパターンに対して、厳密に一致するものだけを検出したい。(厳密性)
- (2) あるパターンがノイズ、変形等により検出すべきパターンとの間に差がある場合にも検出したい。(一般性)

また、(1)と(2)の複合したもの、例えば、回転、拡大縮小することにより厳密に一致する場合には検出したい、等もある。

例えば、部品検査等の場合には(1)が特に要求される。また、パターンの分類等においては(2)が要求される。これらの要求に対してはそれぞれに対処する手法が提案されている。

(1)に関するアプローチとしては、Hornerらにより提案された位相フィルタ(Phase Only matched Filter: POF)⁶が代表的である。これはフーリエ変換相関光学系において、検出すべきパターンのフーリエ変換の位相部分のみを記録して相関フィルタに用いるものである。

検出すべきパターンを $f(x, y)$ 、そのフーリエ変換を $F(\xi, \eta)$ とする。 $F(\xi, \eta)$ を記録したフィルタにおいて相関に関与する成分を $h(\xi, \eta)$ とすると、

$$\begin{aligned} h(\xi, \eta) &= F^*(\xi, \eta) \\ &= |F(\xi, \eta)| \exp\{-i\phi(\xi, \eta)\}, \end{aligned} \quad (1-24)$$

と表される。ただし、 $\phi(\xi, \eta)$ は位相成分である。一方、POFを $h'(\xi, \eta)$ とすると、

$$h'(\xi, \eta) = \exp\{-i\phi(\xi, \eta)\}, \quad (1-25)$$

となる。

一般に、検出すべきパターンの空間周波数をみると、低周波数成分が多く含まれてい

る場合が多い。POFでは低周波数成分も高周波数成分も同じ振幅にするため、相対的に高周波数成分が強調される形となる。そのためテストパターンと検出すべきパターンとの小さな違いが強調され易くなり、結果として厳密性の高い検出を行なうことができる。また、POFでは振幅が1であるため光の利用効率がよく、高い相関値を出力する。ただフィルタ関数を連続した位相情報で記録するのは困難である。そのため、二値位相化フィルタ(Binary Phase Only matched Filter: BPOF)^{30,31}や、相関フィルタとテストパターンの両方を二値化する手法(Binary Phase Only Correlation: BPOC)³²も提案されている。また、JTCにおいても、パワースペクトルを二値化して検出の厳密性を高める手法^{33,34}が提案されている。

一方、(2)の要求に対しては、部分相関などによる特徴抽出を用いる手法³⁵や、多物体識別相関フィルタを使用する方法などが提案されている。部分相関を用いる方法は、複数のフィルタを用いて相関演算を行ない、各フィルタに対する演算結果の組み合わせをもとにパターンの分類を行なう手法である。多物体識別相関フィルタについては次章で詳説する。

§ 1-6 結言

本章では、相関関数を用いたパターンマッチングの手法について述べた。§ 1-2では相関関数を用いてパターンの検出、分類が可能であることを説明した。§ 1-3では相関関数をフーリエ変換を用いて容易に得られることを述べた。§ 1-4では相関演算を行なう代表的な光学系として、フーリエ変換相関光学系、結合変換相関光学系、およびインコヒーレント相関光学系を挙げて、それぞれの原理、特徴を述べた。また§ 1-5では目的に応じてパターンの検出能力を高める手法について述べた。

第2章 多物体識別相関フィルタの設計

§ 2-1 緒言

パターンマッチングにおいて、テストパターン中に含まれる検出すべきパターンは、変形、拡大縮小、回転等を受けていることが多く、参照パターンとの相関値は必ずしも高くなるとは限らない。また、元々類似している複数のパターンの分類を行なう場合には、各パターンに対する相関値が似通った値となり、区別が困難になる場合が生じる。

この問題に対処するには、検出すべきパターンをそのまま参照パターンに用いるのではなく、各場合に合った参照パターンを選び、相関フィルタに用いればよい。このような相関フィルタを特に多物体識別相関フィルタと呼ぶ。ここでいう多物体とは、検出すべきパターンが複数存在する場合のみならず、パターンの変形、回転、拡大縮小をも含めたものを意味している。本研究では目的、対象、および環境を考慮した多物体識別相関フィルタを作製する手法を提案する。

以下、§ 2-2では代表的な多物体の識別方法について述べる。§ 2-3では本研究の基本となっている多物体識別相関フィルタとして特に良く知られている合成識別関数(Synthetic Discriminant Function filter: SDF)フィルタについて述べ、§ 2-4ではSDFフィルタを記録する際の、記録媒体のもつ特性の相関結果への影響について調べる。§ 2-5ではその影響を抑制した相関フィルタをシミュレーティッドアニーリング法により設計する新しい手法を提案する³⁶。§ 2-6では相関面に生じるサイドローブのパターン識別への影響を、§ 2-7では相関フィルタの記録容量を、それぞれ詳しく検討する。

なお、JTCにおいて用いる参照パターンは厳密には相関フィルタと呼ぶのはふさわしくないが、その役割は本論文中で説明した他の2つの相関光学系におけるフィルタと同等であり、本章の内容はそのまま適用できる。

§ 2-2 多物体識別法

§ 2-2-1 座標変換を用いる方法

検出すべきパターンが回転、拡大、縮小等の変換を受けている場合には、それらの変換に対して不変な結果をもたらす座標変換を前処理として行ない、その結果に対してマッチングを行なうという手法がある。

Casasentらはメラン変換(Mellin transform)と極座標変換とを用いてパターンの回転、拡大、縮小に対応したパターンマッチングの手法^{37,38}を提案している。まず、与えられたパターンを $f(x, y)$ 、とおく。次に、 $f(x, y)$ に対して極座標変換、メラン変換を行なう。

変換後の座標を (u, v) 、変換されたパターンを $\varphi(u, v)$ とすると、

$$f(x, y) \rightarrow \varphi(u, v), \quad (2-1)$$

ただし、

$$\begin{aligned} u &= \ln(x^2 + y^2)^{\frac{1}{2}} \\ v &= -\tan^{-1}\left(\frac{y}{x}\right) \end{aligned} \quad (2-2)$$

である。

いま、 $f(x, y)$ が α 回転し、かつ β 倍されたとすると、(2-2) 式より変換後のパターン $\varphi'(u, v)$ は、

$$\varphi'(u, v) = c \cdot \varphi(u - \ln\beta, v - \alpha) \quad (2-3)$$

となる。ただし c は倍率変化に伴うパターン強度の変化を表す定数である。(2-3) 式より、変換後のパターンは、 (u, v) 座標上で $(\ln\beta, \alpha)$ だけ平行移動することになる。

以上のように、座標変換を行なうことで倍率、回転角が位置のずれに置き換えられる。よって、参照パターン、テストパターンを共に座標変換した後、得られたパターン同士で相関演算を行なえば、倍率、回転角に依存しないパターンマッチングが行なえる。

座標変換による方法はパターンを検出すると同時に、その倍率、回転角も得られるという特長がある。しかし、パターンの位置が空間的にずれた場合には対応できないという欠点がある。また、位置のずれにも対応するためにフーリエスペクトルに対して座標変換を行なう方法³⁹も提案されているが、処理系が非常に複雑になる。

§ 2-2-2 関数展開による方法

検出すべきパターンを、ある変換に対して不変性を持つ直交関数系で展開し、その成分を用いて参照パターンとする手法がある。

Arsenault らは Circular harmonics 展開を用いて回転に対して不変性を持つパターンマッチングの手法^{10,11}を提案した。

極座標で表された検出すべきパターンを $f(r, \theta)$ とする、このとき、 $f(r, \theta)$ を Circular harmonics で展開すると、

$$f(r, \theta) = \sum_{M=-\infty}^{\infty} f_M(r) \exp(jM\theta) \quad (2-4)$$

ただし、

$$f_M(r) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} f(r, \theta) \exp(-jM\theta) d\theta \quad (2-5)$$

であり、 M は次数である。

展開後の成分のうち、 M 次のものを参照パターンとする。これを $h_M(r, \theta)$ とすると、

$$h_M(r, \theta) = f_M(r) \exp(jM\theta) \quad (2-6)$$

である。いま、 $h_M(r, \theta)$ と $f(r, \theta)$ との相関値を $C[f(r, \theta), h_M(r, \theta)]$ とすると、 $h_M(r, \theta)$ と

$f(r, \theta)$ が α 回転したパターン $f(r, \theta - \alpha)$ との相関値は、

$$C[f(r, \theta), h_M(r, \theta)] = \exp(jM\alpha) \cdot C[f(r, \theta), h_M(r, \theta)] \quad (2-7)$$

となる。つまり、回転による位相ファクタがかかるのみである。よって強度で見れば、回転したパターンに対して同じ相関値が得られる。

また、Mendlovic らは Mellin radial harmonics 展開を用いて拡大、縮小に対して不変性を持つパターンマッチングの手法⁴⁰を提案した。

極座標で表された検出すべきパターンを $f(r, \theta)$ とする。このとき、 $f(r, \theta)$ を Mellin radial harmonics で展開すると、

$$f(\rho, \theta) = \sum_{N=-\infty}^{\infty} f_N(\theta) \rho^{jN-1} \quad (2-8)$$

ただし、

$$f_N(\theta) = \frac{1}{2\pi} \int_{r_0}^1 f(\rho, \theta) \rho^{-jN-1} \rho d\rho \quad (2-9)$$

であり、 N は次数、 R はパターンの領域の最大半径、 r_0 は計算時に用いる最小半径である。また ρ は r を規格化した変数で、 $\rho = r/R$ である。

展開した成分のうち、 N 次のものを用いて参照パターンとする。これを $h_N(\rho, \theta)$ とすると、

$$h_N(\rho, \theta) = f_N(\theta) \rho^{jN-1} \quad (2-10)$$

である。いま、 $h_N(\rho, \theta)$ と $f(\rho, \theta)$ との相関値を $C[f(\rho, \theta), h_N(\rho, \theta)]$ とすると、 $h_N(\rho, \theta)$ と $f(\rho, \theta)$ が β 倍に拡大されたパターン $f(\rho/\beta, \theta)$ との相関値は、

$$C[f(\rho/\beta, \theta), h_N(\rho, \theta)] = \beta \exp\{-jN \ln(\beta)\} \cdot C[f(\rho, \theta), h_N(\rho, \theta)] \quad (2-11)$$

となる。つまり、倍率変化に伴うパターンの強度の変化と、位相ファクタとがかかるのみである。

以上の手法では、参照パターンを計算機で求めてからフィルタに記録し、光学系において使用する。そのため光学系自体の構成はあまり複雑にはならない。しかし、(2-6)、(2-10) 式で表される参照パターンは複素関数であり、そのまま表示させることができない。そのために CGH 等の形で記録する必要がある。

また、検出すべきパターンを展開したときの一つの成分しか用いていないため、検出能力が低下する。その影響を少なくするためには検出すべきパターンに対して適切な次数を選択する必要がある。これは、(2-6)、(2-8) 式に次数特有の位相成分が含まれているため、複数の成分を同時に記録できないためである。ただこの欠点に関しては、位相成分を補正するフィルタを用いることにより、複数の次数の成分を用いて検出能力を高め

る方法が Mendlovic ら⁴¹により提案されている。

§ 2-2-3 多重記録マッチトフィルタ

複数のパターンを同時に検出する場合、例えば、アルファベット26文字のパターンから "A" と "B" のパターンだけを検出する場合には参照パターンに複数のパターンの情報を持たせる必要がある。

最も簡単な方法としては、検出すべきパターンを重ねたパターンを参照パターンとして用いる手法²がある。これは、特にマッチトフィルタリングの光学系では、ホログラムの多重記録を行なうことにより容易に実現できる。

いま、検出すべきパターンを2個とし、それぞれ $f_1(x, y), f_2(x, y)$ とする。また、それらのフーリエ変換をそれぞれ $F_1(\xi, \eta), F_2(\xi, \eta)$ とする。これらを順にホログラムに記録し、マッチトフィルタを作製する。このとき、得られるホログラムの振幅透過率分布 $u(\xi, \eta)$ は、(1-10)式と同様に、

$$h(\xi, \eta) = |F_1 + F_2 + R \exp(-2\pi j l \xi)|^2 \\ = (F_1 + F_2)^2 + R^2 + (F_1 + F_2)R \exp(-2\pi j l \xi) + (F_1^* + F_2^*)R \exp(2\pi j l \xi), \quad (2-12)$$

となる。

このホログラムにテストパターン $g(x, y)$ を入力すると、ホログラム直後に得られる回折波の振幅分布 $T(\xi, \eta)$ は (1-11) 式と同様に、

$$T(\xi, \eta) = G(\xi, \eta) \cdot h(\xi, \eta) \\ = G \cdot \{(F_1 + F_2)^2 + R^2\} \\ + G(F_1 + F_2)R \exp(-2\pi j l \xi) + G(F_1^* + F_2^*)R \exp(2\pi j l \xi), \quad (2-13)$$

となる。ただし、 $G(\xi, \eta)$ は $g(x, y)$ のフーリエ変換である。

(2-13) 式の第3項より、相関面には $g(x, y)$ と $f_1(x, y)$ との相関と、 $g(x, y)$ と $f_2(x, y)$ との相関とが重なって得られる。よって2個の参照パターンを共に検出することができる。

ただしこの方法では、ホログラムのダイナミックレンジが狭いと多くのパターンを記録できないという問題がある。また、検出すべきでないパターンに対して相関値を抑制することができないため、パターンの分類への応用には不向きである。これらの欠点を補う方法として、次節に述べる合成識別関数を用いる手法がある。

§ 2-3 合成識別関数 (SDF) を用いた多物体識別

SDF は Hester ら¹³により提案された相関フィルタ用の関数であり、複数のパターンに対してそれぞれ予め設定した相関値を出力するという特長がある。SDF は入力の子想されるパターンの集合 (トレーニングセット) から計算によって求められる。SDF を用いた相関フィルタを単に SDF フィルタと呼ぶ。

いま、トレーニングセットとして N 個のパターン $t_i(x, y) (i=1, 2, \dots, N)$ を用意したと

する。求める SDF を $f(x, y)$ とし、トレーニングセットの各パターンに対して設定する相関値を $c_i (i=1, 2, \dots, N)$ とすると、

$$\iint_R f^*(x, y) t_i(x, y) dx dy = c_i, \quad (2-14)$$

が成立すればよい。ここで、 R はパターンの存在する範囲を表す。

一方、SDF はトレーニングセットの各パターンの線形和で表される。すなわち、

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^N a_i t_i(x, y), \quad (2-15)$$

である。ただし、 a_i は各パターンに対する重みを表す実数である。

(2-15) 式を (2-14) 式に代入すると、

$$\iint_R \sum_{j=1}^N a_j t_j^*(x, y) \cdot t_i(x, y) dx dy = c_i, \quad (2-16)$$

となり、積分と積算の順序を入れ替えると、

$$\sum_{j=1}^N a_j \iint_R t_i(x, y) t_j^*(x, y) dx dy = c_i, \quad (2-17)$$

となる。(2-17) 式をベクトル、マトリクス表記すると、

$$\mathbf{R} \cdot \mathbf{a} = \mathbf{c}, \quad (2-18)$$

とかける。ただし、 \mathbf{a}, \mathbf{c} はそれぞれ重みベクトル、相関値ベクトルであり、

$$\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_N]^T \\ \mathbf{c} = [c_1, c_2, \dots, c_N]^T, \quad (2-19)$$

である。ここで、 T は転置を表す。また \mathbf{R} は相関マトリクスで、その成分 R_{ij} は、

$$R_{ij} = \iint_R t_i^*(x, y) t_j(x, y) dx dy, \quad (2-20)$$

である。(2-18) 式より \mathbf{a} は \mathbf{R} が正則であれば、

$$\mathbf{a} = \mathbf{R}^{-1} \cdot \mathbf{c}, \quad (2-21)$$

と求められ、これを (2-15) 式に代入することにより $f(x, y)$ が求められる。

相関マトリクス \mathbf{R} は、トレーニングセットの各パターンが一次独立であれば正則行列となり、SDF が求められる。また、設定する相関値としては任意の値を用いることができ、使用目的によって設定する相関値を変えることができる。Casasentら¹²は設定する相関値によって SDF を4つのタイプに分類している。

(1) Equal Correlation Peak SDF (ECP-SDF)

トレーニングセットの全てのパターンに対して相関値に同じ値を指定する。すなわち、

$$\mathbf{c} = \underbrace{[1, 1, 1, \dots, 1]}_N^T, \quad (2-22)$$

である。

この場合、各パターンに強度の差が存在しても相関値は等しくなるため、複数のパターンを全て検出する場合には有効である。

(2) Mutual Orthogonal Function SDF (MOF-SDF)

あるパターンを検出する場合に、検出すべきでないパターンがわかっている場合には、それらのパターンに対する相関値を抑制することで ECP-SDF の場合よりも高い識別能力を得ることができる。

設定する相関値ベクトルは、

$$\mathbf{c} = \underbrace{[1, 1, \dots, 1]}_{\text{識別したいパターン}} \underbrace{, 0, 0, \dots, 0]}_{\text{それ以外のパターン}}^T, \quad (2-23)$$

となる。

また、テストパターンを複数のクラスに分類する場合には、各クラスからそれぞれ数個のパターンをサンプルパターンとして用意し、それら全体をトレーニングセットとする。そして、各クラスに対してそれぞれ識別用の SDF を計算する。設定する相関値としては、識別するクラスのパターンに対しては1、それ以外のパターンに対しては0を用いる。例えばテストパターンを A, B, C の3個のクラスに分類する場合には3個の SDF f_A, f_B, f_C を求める。SDF に設定する相関値ベクトルをそれぞれ $\mathbf{c}_A, \mathbf{c}_B, \mathbf{c}_C$ とすると、

$$\begin{aligned} \mathbf{c}_A &= \underbrace{[1, 1, \dots, 1]}_{N_A} \underbrace{, 0, 0, \dots, 0}_{N_B} \underbrace{, 0, 0, \dots, 0}_{N_C}^T \\ \mathbf{c}_B &= \underbrace{[0, 0, \dots, 0]}_{N_A} \underbrace{, 1, 1, \dots, 1}_{N_B} \underbrace{, 0, 0, \dots, 0}_{N_C}^T \\ \mathbf{c}_C &= \underbrace{[0, 0, \dots, 0]}_{N_A} \underbrace{, 0, 0, \dots, 0}_{N_B} \underbrace{, 1, 1, \dots, 1}_{N_C}^T \end{aligned}, \quad (2-24)$$

となる。ただし N_A, N_B, N_C はそれぞれのクラスに属するパターンの数を表す。

この方法では、識別するクラスの各パターンに対して等しい相関値が出力される。また、他のクラスのパターンの相関値を抑制できる。そのため、パターンの分類に有効で

ある。

(3) Multilevel Nonredundant Filter SDF (MNF-SDF)

各クラスに対してそれぞれ異なった相関値を設定する。例えば、

$$\mathbf{c} = \underbrace{[1, 1, \dots, 1]}_{N_1} \underbrace{, 2, 2, \dots, 2}_{N_2} \dots \underbrace{, N, N, \dots, N}_{N_N}^T, \quad (2-25)$$

とする。テストパターンと SDF との相関値が k である場合は、クラス K に属していることがわかる。

この方法では、MOF-SDF とは異なり、1個のフィルタで分類を行なえるという特長がある。しかし、トレーニングセットに含まれていないパターンや、ノイズが多いパターンの分類が困難になる。

(4) K-tuple SDF

各 SDF の相関値を2値(1, 0)とし、それらをビット列に見立てて、その組み合わせでクラスを表す。例えば、テストパターンを4個のクラス A, B, C, D に分類する場合、2個の SDF f_1, f_2 を用いる。設定する相関値は、 f_1, f_2 に対してそれぞれ、

$$\begin{aligned} \mathbf{c}_1 &= \underbrace{[0, 0, \dots, 0]}_{N_A} \underbrace{, 0, 0, \dots, 0}_{N_B} \underbrace{, 1, 1, \dots, 1}_{N_C} \underbrace{, 1, 1, \dots, 1}_{N_D}^T \\ \mathbf{c}_2 &= \underbrace{[0, 0, \dots, 0]}_{N_A} \underbrace{, 1, 1, \dots, 1}_{N_B} \underbrace{, 0, 0, \dots, 0}_{N_C} \underbrace{, 1, 1, \dots, 1}_{N_D}^T \end{aligned}, \quad (2-26)$$

とする。得られた SDF とテストパターンとの相関値によって、つぎの表のように分類を行なう。

Table 2-1 K-tuple SDF による分類

クラス	相関値		
	SDF	$f_A(x, y)$	$f_B(x, y)$
A		0	0
B		0	1
C		1	0
D		1	1

この方法では、 k 枚のフィルタで 2^k のクラスの分類ができるという特長がある。しかし、MNF-SDF の場合と同様、トレーニングセットに含まれていないパターンや、ノイズが多いパターンの場合には分類が困難となる。

いずれのタイプの SDF においても、その識別能力を決定するのはトレーニングセットのパターンの選び方である。トレーニングセットは各クラスを代表できるパターンを十分な数だけ含んでいなければならない。

§ 2-4 記録媒体の特性の影響

SDF を含む相関フィルタ関数を相関光学系において用いる場合には、適当な媒体上に（例えば、SLM、写真フィルム、フォトポリマー等、あるいは CGH として）記録する必要がある。しかし、記録媒体は必ずしも線形な書き込み-読み出し特性を持たないために記録媒体の持つ特性によってフィルタ関数が変調を受けて記録される。そのため、予定した相関値が出力されない。特に SDF は正負にわたる広いダイナミックレンジを持つため、変調の影響を強く受ける。そのため、実際に得られる相関値が、SDF を計算する際に設定した値から大きくずれる。このずれは相関値を用いてパターンの分類を行なう場合には特に問題となる。本節では、まず記録媒体の特性によるフィルタ関数の変調について述べる。次に SDF の場合について、記録媒体の階調が相関値に及ぼす影響を調べる。

§ 2-4-1 フィルタ関数の記録時における変調

Fig.2-1 に、記録媒体が 4 階調を持つ場合にフィルタ関数が記録時に受ける変調の様子を示す。フィルタ関数は絶対値の最大値で規格化された後、4 階調に量子化される。この場合、フィルタ関数にとび抜けて大きな値が存在する場合にはその値で規格化されるため、変調後のフィルタ関数が変調前と大きく異なってしまう。

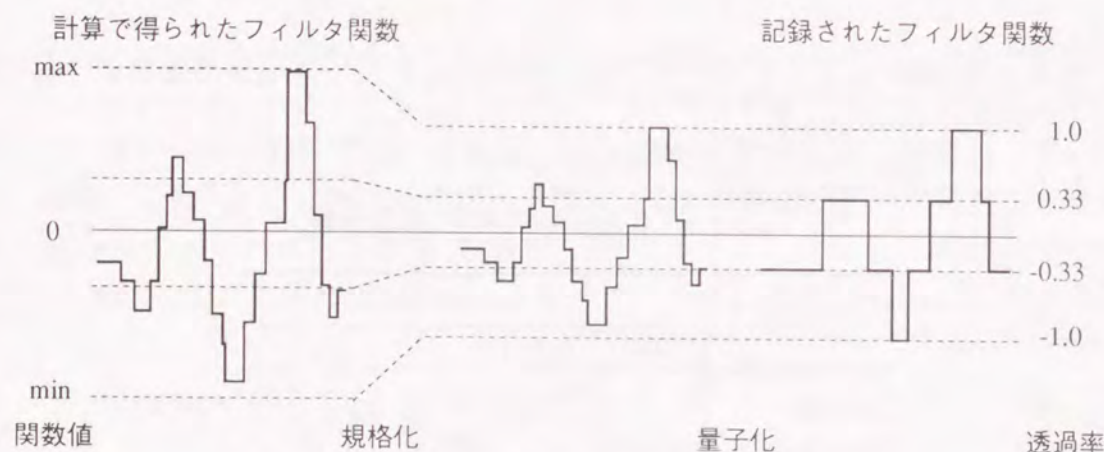


Fig.2-1 フィルタ関数の規格化、量子化

フィルタ関数の変調は、そのフィルタの相関値に影響を及ぼす。例えば、Circular harmonics 展開を用いたフィルタにおいては回転角により相関値が変化する。SDF においては相関値の設定値からのずれが生じる。これらの影響により、複数のフィルタを用いて相関値を比較することによりパターンの分類を行なう場合には、誤分類が起こる恐れがある。

§ 2-4-2 SDF の量子化の相関値への影響

SDF では、一般にトレーニングセットのパターン数が多くなるほどダイナミックレンジが広がり、また階調数も増える傾向がある。そのため、記録媒体の特性による変調の相関値への影響もまた、トレーニングセットのパターン数の増加と共に大きくなる。そこで、記録媒体の持つ階調の、相関値に対する影響を調べた。

対象としては、アルファベット 9 文字 (a, c, e, n, r, s, u, x, z) から、"a" だけを識別する場合を想定した。"a" だけを識別する SDF を計算し、それを量子化して相関フィルタとした場合に、相関値が設定した値とどれだけ異なるかを計算機で調べた。



Fig.2-2 SDF を計算するのに用いたトレーニングセット

まず、トレーニングセットとしてアルファベット 9 文字に対して各 5 個ずつ、計 45 パターンを用意した。これらを Fig.2-2 に示す。各パターンは 64 × 64 画素で構成されている。次にこれらのうちからそれぞれ 9, 18, 27, 36, 45 個をトレーニングセットとして MOF-SDF を計算した。これらをそれぞれ F9, F18, F27, F36, F45 と呼ぶ。トレーニングセットの各パターンに対して設定した相関値は、文字 "a" のパターンに対しては 1.0、他の文字のパターンに対しては 0.0 である。次にこれらの SDF を n 階調に量子化した。階調数 n としては 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256 を用いた。F45 を 256 階調で表したものを F45-256 と呼ぶ。Fig.2-3 に F45-256 を示す。ただし、SDF は負の値を含むためバイアスをのせて表示してあり、周辺部分がゼロレベルに相当する。

計算した SDF に対して相関値の設定値に対する誤差を計算した。誤差としては二乗平均誤差 E_s と最大誤差 E_m を求めた。 E_s , E_m はそれぞれ次のように計算される。

$$E_s \equiv \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (g_i - c_i)^2}, \quad (2-27)$$

$$E_m \equiv \max_i |g_i - c_i|. \quad (2-28)$$

ただし、 N はトレーニングセット数、 c_i, g_i はそれぞれ i 番目のトレーニングセットに対する相関値の設定値と実際の値である。

Fig.2-4 に計算した誤差を示す。横軸に階調数を、縦軸に誤差をプロットした。(a) は E_s を、(b) は E_m をそれぞれプロットしたものである。



Fig.2-3 F45-256の写真

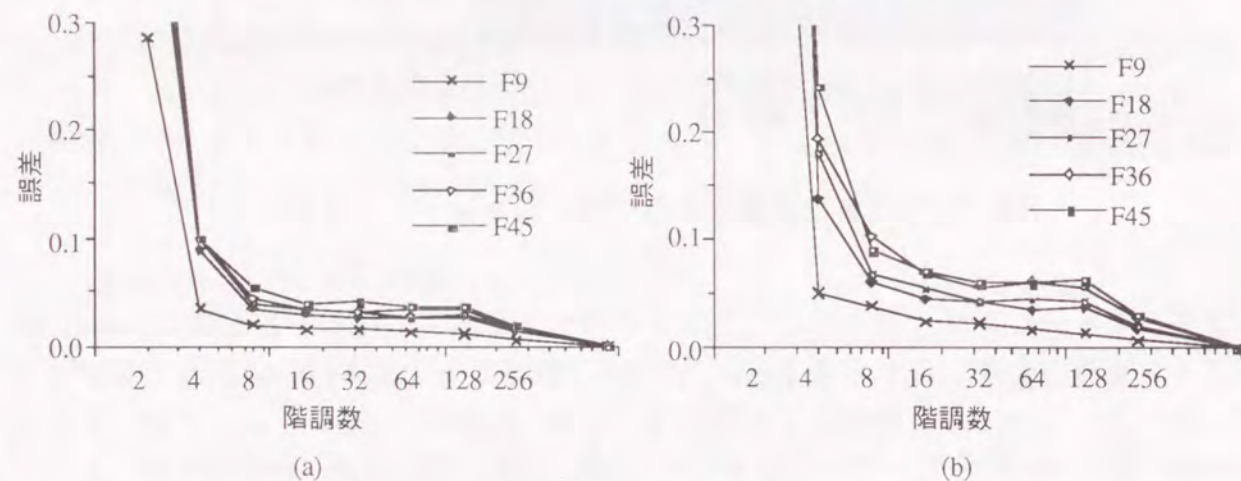


Fig.2-4 量子化されたSDFの相関値の設定値に対する誤差：
(a) 二乗平均誤差 (b) 最大誤差

Fig.2-4 より、階調が少なくなるほど、またトレーニングセットのパターン数が多くなるほど、誤差が大きくなるのがわかる。特に最大誤差は、階調数が少なくなると急激に増大する。

§ 2-5 シミュレーティッドアニーリングによるフィルタ設計

前節で述べたように、相関フィルタ関数は記録時に記録媒体の特性による変調を受けられるため、得られる相関値が予想された値にならない。これは特に、SDF等を用いて相関値をもとにパターンの分類を行なう場合には大きな問題となる。

この問題は、記録媒体の書き込み-読み出し特性が既知の場合には、それを予め考慮

したうえで記録を行なうことにより解決できる可能性がある。例えば、Jaredら⁴²はSDFをPOFやBPOFとして記録する場合における誤差の補正を反復法で行なう方法を提案している。本研究では特に、記録媒体の特性が離散的である場合にも、SDFと同様に相関値の設定が可能なフィルタ関数を実現する手法を考案、検討した。

SDFは(2-14)式で表される連立方程式の解を(2-15)式の制限条件のもとで求めたものであり一意に定まる。そのため、記録媒体の特性等の制限条件を考慮するための自由度は残っていない。そこで、(2-15)式の制限条件を外し、記録媒体の特性等を制限条件として与えることにより最適解を求めればよい。

提案する手法では、出力される相関値の設定値からのずれを評価関数で表し、それを反復法により最小化するという手順でこの解を求め、フィルタ関数を設計する。最小化のアルゴリズムとしては、シミュレーティッドアニーリングを本問題に適用可能なように拡張して用いた。

§ 2-5-1 評価関数の決定

一般に、ある特性をもつ関数を最適化法を用いて設計する場合には、その特性を反映した評価関数を定義し、それを最小化することで所望のフィルタ関数を得る。そのため、目的にあったフィルタ関数を設計するためには、評価関数の決め方が重要となる。

多物体識別用フィルタ関数の設計の際には識別能力が最優先される。そのため、自己相関関数の値、自己相関関数と相互相関関数の比、等が評価の対象となる。また、SDFの計算時と同様に相関値を設定して、その値との差を評価する方法もある。ここではSDFと同等の能力を持つフィルタの設計を目的とするため後者の方法を採用する。

フィルタ関数を計算する際に用いるパターンを N 個トレーニングセットとして用意する。それらのパターンを $t_i(x, y)$ ($i = 1, 2, \dots, N$) とする。また、それらのパターンに対して設定する相関値を c_i ($i = 1, 2, \dots, N$) とする。

このとき、フィルタ関数 $f(x, y)$ の評価関数 $E(f)$ として、 $f(x, y)$ を用いた場合に得られる相関値の、設定値 c_i との差の二乗和を用いる。すなわち、

$$E(f) \equiv \sum_{i=1}^N \left(\iint_R f^*(x, y) t_i(x, y) dx dy - c_i \right)^2 \quad (2-29)$$

この $E(f)$ を最小にするフィルタ関数を求めることが目的となる。

§ 2-5-2 シミュレーティッドアニーリング

評価関数を最小にするフィルタ関数を求めることは、最適化問題を解くことに等しい。最適化問題を解くための手段は多く知られているが、本研究では、シミュレーティッドアニーリング法²⁵を採用した。シミュレーティッドアニーリングは巡回セールスマン問題、ヒッチコック問題等の離散値をとる関数の最適化問題に対する有効な手法である。光情報処理の分野でも、BPOFやCGHの設計等に用いられている⁴³⁻⁴⁶。本問題にシミュレーティッドアニーリングを採用した理由としては、次のことが挙げられる。

(1) 評価関数の持つ多数の極小点 (local minimum) を避け、最小点 (global minimum) を得ることができる。

フィルタ関数 $f(x, y)$ と、それに対する評価関数 $E(f)$ との関係は一般に Fig.2-5 のようになっている。最急降下法などの最適化法においては $f(x, y)$ を $E(f)$ が減少する方向のみ変化させる。この場合、初期状態が A であれば、最小点に収束するが、初期状態が B, C であれば、極小点に陥ってしまい、良い解が得られない。シミュレーテッドアニーリングでは、 $E(f)$ が減少する方向のみならず、増加する方向にもある確率で $f(x, y)$ の変化を認めることにより、最小点に収束することを回避できる。

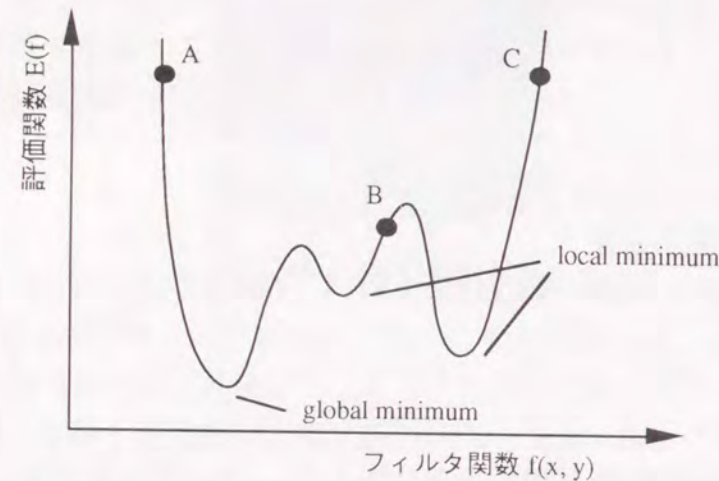


Fig.2-5 フィルタ関数と状態関数の関係

(2) フィルタ関数にかかる制限条件、評価関数の形によらずに、適用することができる。

フィルタの記録媒体が強い非線形性を持つ場合、評価関数の形は極めて複雑なものとなる。そのため最急降下法等を用いることは困難である。しかし、シミュレーテッドアニーリングの場合には評価関数の値の変化量のみ注目し、フィルタ関数、評価関数の形に依存しない。

(3) トレーニングセットのパターンおよびフィルタ関数は多くの場合、有限の画素から構成されている。

シミュレーテッドアニーリングは、最適化する関数が離散的な状態をとる場合にのみ適用できる。

この場合、(2-29) 式は次のように変形される。

$$E(f) = \sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=0}^M f^*(j) t_i(j) dx dy - c_i \right)^2 \quad (2-30)$$

ただし、 M は画素数、 $f^*(j)$ は f^* の j 番目の画素の値を表す。

次にシミュレーテッドアニーリングによる最適化の手順を述べる。最適化すべき関数の状態を \mathbf{x} とする。いま、ある状態 \mathbf{x}_a にいる場合、次の状態の候補として \mathbf{x}_{cand} が選

ばれたとすると、 \mathbf{x}_a から \mathbf{x}_{cand} への状態変化を認める確率を、それぞれの評価関数の値 $E(\mathbf{x}_a), E(\mathbf{x}_{cand})$ の関数で表し、乱数を用いて状態変化を認めるかどうかを決定する。この過程を反復する。状態変化の確率関数の取り方はいろいろ考えられるが、一例として、

$$p(dE) = \begin{cases} 1 & \text{for } dE < 0 \\ \exp\left(\frac{-dE}{T}\right) & \text{for } dE \geq 0 \end{cases} \quad (2-31)$$

が挙げられる。ただし、 dE は状態変化の前後での評価関数の値の変化量であり、

$$dE = E(\mathbf{x}_{cand}) - E(\mathbf{x}_a) \quad (2-32)$$

である。また、 T は温度パラメータと呼ばれるもので、最初は大きな値を取り、反復が進むに連れて徐々に減少していき、最後にはゼロに収束する。Fig.2-6 に T を変化させたときの評価関数の値の変化量 dE と状態変化を認める確率 $p(dE)$ との関係を示す。 dE が同じでも T が大きいときには状態変化を認める確率は高くなる。従って、 T が大きいときには極小値に陥った場合でもその状態から脱出する確率が高い。逆に T が極めて小さい場合には評価関数の値を大きくする方への変化はほとんど認められない。一般に、十分に時間をかけて T を減らしていけば、 \mathbf{x} は評価関数の最小点に収束することが証明されている²⁵。

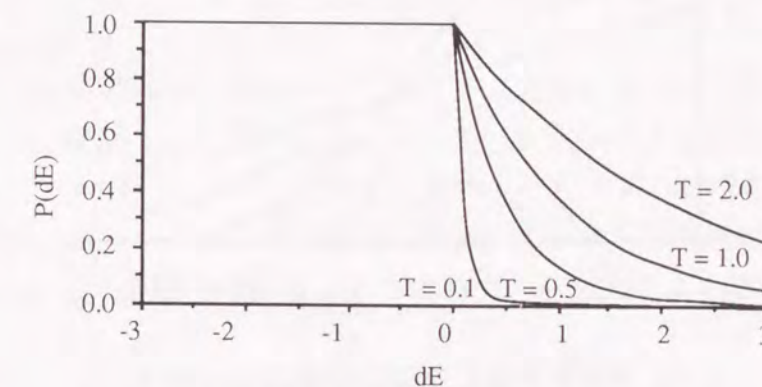


Fig.2-6 状態変化を認める確率

§ 2-5-3 多値シミュレーテッドアニーリング

シミュレーテッドアニーリングでは、状態 \mathbf{x}_a から別の状態 \mathbf{x}_{cand} への変化について評価関数の値の変化を調べる。 \mathbf{x}_{cand} の決め方としては、例えば巡回セールスマン問題では、町の順番を入れ替える、BPOF の設計ではひとつの画素の値を反転させる、等のように \mathbf{x} の変数のうち注目した一つの変数の値を変化させる場合が多い。この場合、変化させる変数を決定すると、対応する \mathbf{x}_{cand} は一意に決まる。

しかし、変化させる \mathbf{x} の変数を決定しても \mathbf{x}_{cand} のとり方がいく通りもある場合もあ

る。多階調をもつフィルタ関数の設計もそのひとつである。フィルタ関数のうち、ひとつの画素について値を変化させる場合に、その画素のとれる値はいくつもある。この場合、どの値を状態変化先の候補とするかを決定しなければシミュレーテッドアニーリングを適用することができない。しかも、各値に対する評価関数の値の変化量は異なっており、状態 \mathbf{x} を速やかに最適解に導くためには、変化先 \mathbf{x}_{cand} の決定方法は重要となってくる。

そこで、状態 \mathbf{x} の変数が離散多値を取る場合に、シミュレーテッドアニーリングを用いて最適解を求める手法を考案した。

まず、状態 \mathbf{x} の変数のうち、変化させる変数を s とする。 s は n 個の離散値をとることができるとし、それらを s_1, s_2, \dots, s_n とする。また、いま s が s_k であるとする。この時の状態を \mathbf{x}_k とする。このとき、変化先の候補の決定方法として次の方法を用いる。 s_k に対して、変化先の候補として s_{k+1}, s_{k-1} を考える。 s_{k+1}, s_{k-1} に対する状態をそれぞれ $\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{x}_{k-1}$ とする。また $\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{x}_{k-1}$ に対する評価関数の値をそれぞれ、 $E(\mathbf{x}_k), E(\mathbf{x}_{k+1}), E(\mathbf{x}_{k-1})$ とする。このとき、次の確率で \mathbf{x}_k を変化先の候補 \mathbf{x}_{cand} とする。

$$p(\mathbf{x}_{\text{cand}} = \mathbf{x}_+) = \frac{1}{1 + \exp\left[\frac{E(\mathbf{x}_k) - E(\mathbf{x}_+)}{T}\right]} \quad (2-33)$$

この確率を Fig.2-7 に示す。

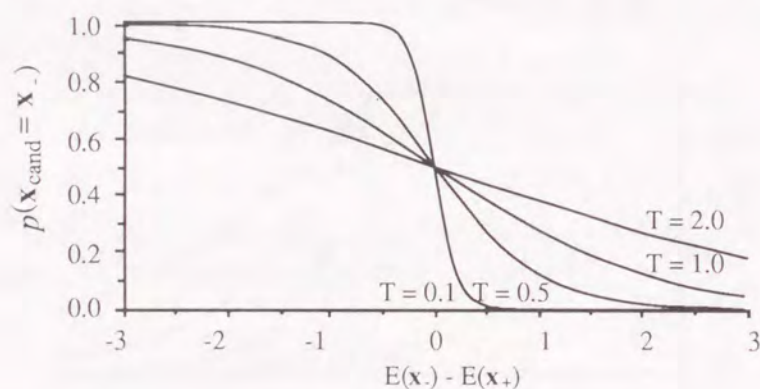


Fig.2-7 変化先候補状態の選択確率

こうして決定した変化先の候補 \mathbf{x}_{cand} に対して、(2-31) 式と同様の確率で状態を変化させる。

$$p(dE) = \begin{cases} 1 & \text{for } dE < 0 \\ \exp\left(-\frac{dE}{T}\right) & \text{for } dE \geq 0 \end{cases} \quad (2-34)$$

ただし、

$$dE = E(\mathbf{x}_k) - E(\mathbf{x}_{\text{cand}}) \quad (2-35)$$

である。また、 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_n$ については候補はそれぞれ \mathbf{x}_n と $\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_{n-1}$ と \mathbf{x}_1 とする。

以下、多値シミュレーテッドアニーリングを用いたフィルタ関数の設計手順を述べる。

まずフィルタ関数の初期状態をランダムに決定する。次に一つの画素について注目する。その画素の値の変化先の候補としては2通りをとり、それぞれの場合の評価関数の値を計算する。得られた評価関数の値の差から(2-33)式の確率に従い、変化先の候補を選ぶ。選んだ候補と元の状態の評価関数の値の差をもとに(2-34)式の確率に従って、状態変化を行なうかどうかを決定する。この手順をパターン内の各画素について繰り返す。すべての画素について処理を行なうと、温度パラメータをわずかに減少させ、再び各画素の状態変化を行なう。

以上の操作を、状態変化が起こらなくなるまで行なう。なお、温度パラメータの初期値は、初期において状態の変化が頻繁に起こる程度に高い値に設定する。なお、本アルゴリズムのフローチャートを章末に付してある。

§ 2-5-4 計算機シミュレーション

Fig.2-2 のトレーニングセットを用いて、多値シミュレーテッドアニーリングによりフィルタ関数を設計した。設定した相関出力値は SDF の場合と同様に "a" のパターンに対しては 1.0、その他の文字のパターンに対しては 0.0 とした。想定した階調数も SDF と同様に 2 から 256 とした。これらのフィルタ関数を S9-8 (トレーニングセットのパターン 9 個、8 階調) のように呼ぶ。

シミュレーテッドアニーリングのアルゴリズムで用いる評価関数としては、相関値の設定値との差の二乗をトレーニングセットの各パターンそれぞれについて加えたものを用いた。温度パラメータ T は等比級数的に減少させた。 T の初期値は状態の変化する画素数の全画素数に対する割合がほぼ 100% となる温度を予備実験で求め、それより少し大きい値とした。また同割合が 0% となった時点で収束したと判断した。

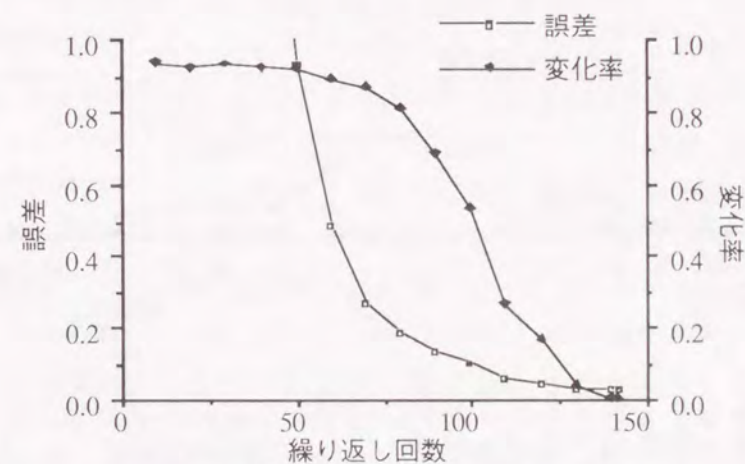


Fig.2-8 誤差と状態変化率の収束の様子

収束の様子を Fig.2-8 に示す. 横軸に繰り返し回数, 縦軸に状態の変化率と, 誤差 (二乗平均誤差) とをプロットした. データは S45-8 のものである.

計算は Sun Microsystems 社の SparkStation 2 (28.5MIPS, 4.2MFLOPS) で行なった. 計算時間は S45-8 の場合で約10分である. 計算で得られたフィルタ関数 S45-4 を Fig.2-9 に示す. ただし周辺部分の値はゼロとし, バイアスをのせて表示してある.



Fig.2-9 S45-4の写真

設計したフィルタ関数による相関値の設定値に対する誤差を Fig.2-10 に示す. SDF の場合と比較するために F9, F45, S9, S45 について誤差をプロットした. (a) は二乗平均誤差, (b) は誤差の最大値を示している. 誤差が標準偏差において 30% 以上, 最大誤差において 50% 以上改善されている. また, 階調数が少ないほど誤差が良く改善されている.

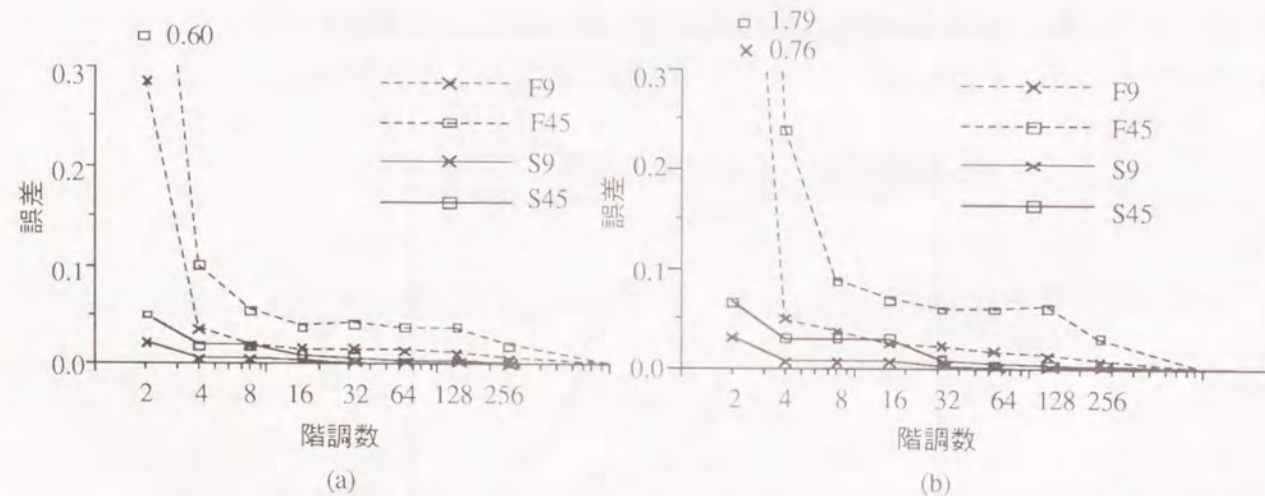


Fig.2-10 多値シミュレーティッドアニーリングにより設計したフィルタ関数の設定値に対する誤差: (a) 二乗平均誤差 (b) 最大誤差

§ 2-6 サイドローブの問題

SDF は相関値が設定した値になるように計算されるが, 相関関数の形については一切考慮されていない. そのために, 相関面上で相関関数の中心以外の場所で大きな値を示す可能性がある. この中心以外の位置に生じる大きな値をサイドローブと呼ぶ. テストパターンが決まった場所に与えられる場合には問題はないが, テストパターンの位置が一定でない場合や, テストパターン中からあるパターンを検出する場合においてはサイドローブの存在は誤分類, 誤検出をまねく恐れがある.

サイドローブを抑制する一つの方法はフィルタを POF 化することである. POF 化はパターン検出の厳密性を高める効果がある⁶. サイドローブは位置ずれたテストパターンと参照パターンとの相関値であるから検出の厳密性が上がればサイドローブは抑制される. しかし POF 化では, 必ずサイドローブが抑制される保証がない, JTC やインコヒーレント相関光学系では用いることができない, SDF では相関値の設定値からのずれが生じる, 等の欠点がある.

Casasent ら⁴⁷は SDF を計算する際に, トレーニングセットに予め位置をずらしたパターンを含めることにより, サイドローブを抑制することを提案した. この手法で計算したフィルタ関数は Correlation SDF と呼ばれる. しかしこの方法では, トレーニングセットのパターン数が著しく増えるため, 中心付近の限られた範囲でのサイドローブを抑制する程度にしか用いることができない. また, Kumar ら⁴⁸⁻⁵⁰は相関面上の分散を, Mahalanobis ら^{51,52}は相関面上のエネルギーの平均を, それぞれ統計的に最小にするフィルタ関数の設計法を提案した. 特に Mahalanobis ら⁵¹⁻⁵³の方法によるフィルタ関数は (Minimum Average Correlation Energy filter: MACE フィルタ) と呼ばれ, サイドローブの抑制効果が高い. しかし, 計算が複雑であること, フィルタ関数のもつダイナミックレンジが非常に広いこと, 等の欠点もある. また, フーリエ面上で計算されるフィルタであり, JTC やインコヒーレント相関光学系では用いることができない.

多値シミュレーティッドアニーリングにより設計したフィルタ関数の設計においても, 相関値のみに注目しており, 相関関数の形については考慮していない. そのため, 本手法で設計したフィルタ関数による相関関数には大きなサイドローブが存在する可能性がある. ただ, SDF と比較した場合, シミュレーション結果からみるとサイドローブは比較的抑制されていることがわかった. Table 2-2 に SDF (F45) と量子化した SDF (F45-4), および多値シミュレーティッドアニーリングによるフィルタ関数 (S45-4) の, 検出すべきパターンと検出すべきでないパターンとに対する, 相関値とサイドローブとを示す. 相関値 A, B はそれぞれ, 検出すべきパターン "a" のパターン (5個), 検出すべきでないパターン (40個), に対する誤差の最大値であり, サイドローブ A, B はそれぞれ検出すべきパターンとすべきでないパターンに対するサイドローブの最大値である. ここではサイドローブは中心の 5×5 画素の外側における最大値とした.

SDF に比べてサイドローブが抑えられている. これは, 多値シミュレーティッドアニーリングで設計したフィルタ関数では画素値の分布がかなりランダムであり, トレーニングセットに含まれないパターンや, 位置ずれたパターンに対しては, ランダムパ

ターンとの相関となる効果があるためである。

Table2-2 SDF, 量子化SDF, および多値シミュレーティッドアニーリングにより設計したフィルタ関数の相関値とサイドローブの最大値

フィルタ関数	相関値A	相関値B	サイドローブA	サイドローブB
F45	0.00	0.00	0.55	0.47
F45-4	0.02	0.24	1.40	1.20
S45-4	0.02	0.03	0.27	0.31

相関値A: 検出すべきパターンに対する相関値の誤差の最大値

相関値B: 検出すべきでないパターンに対する相関値の誤差の最大値

サイドローブA: 検出すべきパターンに対するサイドローブの最大値

サイドローブB: 検出すべきでないパターンに対するサイドローブの最大値

§ 2-7 記録容量の問題

1枚のフィルタに記録できるトレーニングセットのパターン数には限界がある。SDFの場合には各パターンが一次独立である必要があり、上限値は画素数となる。ただし、Correlation SDFの場合にはシフトしたパターンを含めるため、記録できるパターン数は著しく制限される。また、SDFやMACEフィルタは計算で求められても、パターン数の増加に従いダイナミックレンジが広がるため記録時のフィルタ関数の変調が大きくなり、相関値の設定値からのずれが増大する。

多値シミュレーティッドアニーリングによるフィルタ関数の設計の場合においても、パターン数が増加すると相関値の設定値からのずれが増大する。しかし、Fig.2-10を見る限りでは、SDFに比較してパターン数の増加に対するずれの増加量は極めて少なく、SDFよりも記録できるパターン数の上限は多いと予想される。

§ 2-8 結言

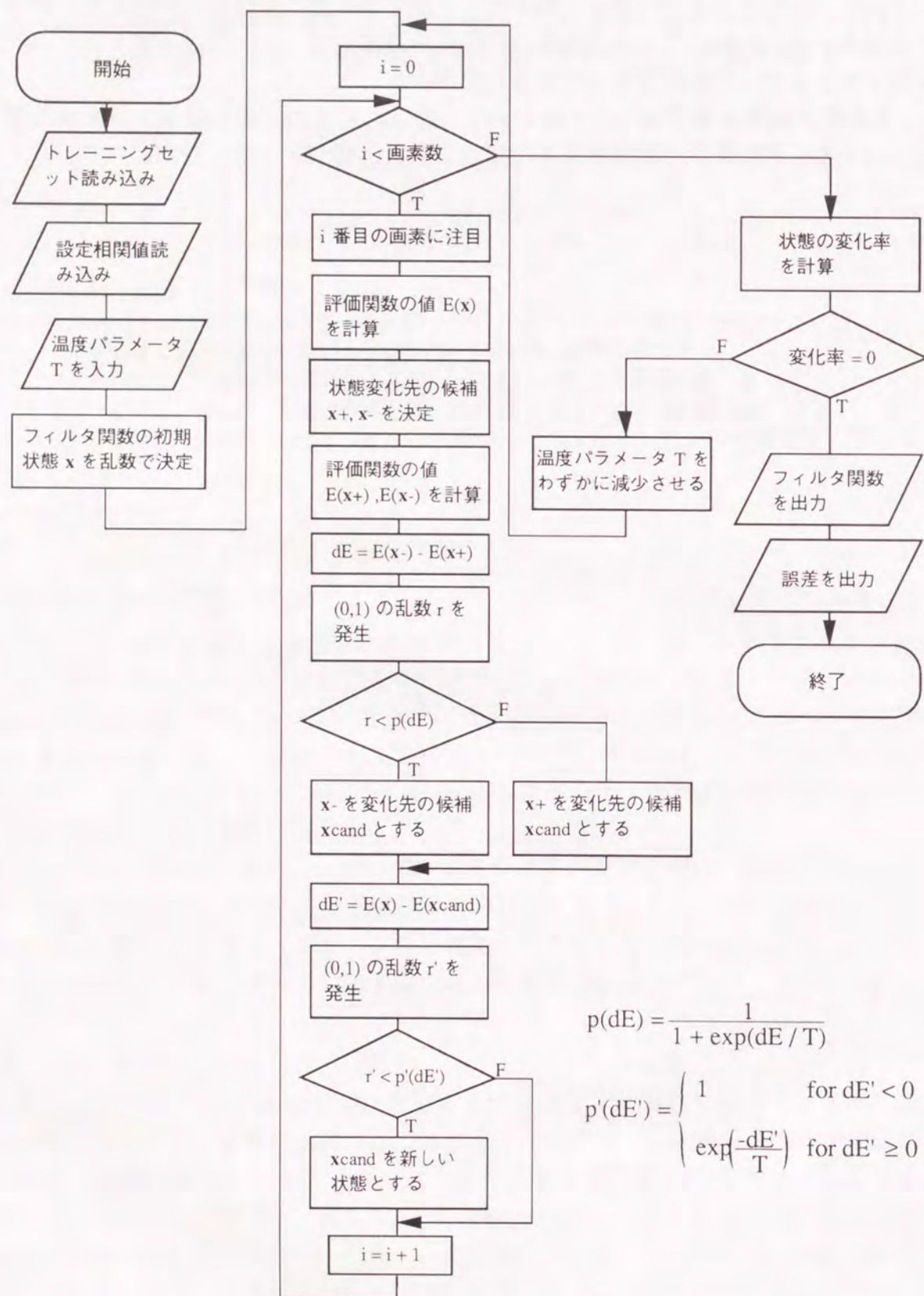
本章では、目的、対象、および環境を考慮したうえで、それらに適合した多物体識別相関フィルタを作製する手法を述べた。まず§ 2-2では、代表的な多物体識別法について原理、特徴を述べた。§ 2-3では汎用性のある多物体識別相関フィルタであるSDFフィルタについて述べた。§ 2-4ではSDFを相関光学系において用いる場合の、記録媒体の持つ特性の影響について述べ、計算機シミュレーションにより影響の程度を調べた結果を示した。§ 2-5では本研究で提案するシミュレーティッドアニーリング法を用いて記録媒体の特性に合ったフィルタ関数を設計する新しい手法について述べた。

§ 2-6, § 2-7ではそれぞれ、相関面上のサイドローブ、ならびにトレーニングセットのパターン数と得られるフィルタについて検討した。一般に、フィルタの画素数と各画素のとれる階調数が決定されると、フィルタ関数のとれる状態の数(自由度)が決まる。トレーニングセットのパターン数やサイドローブの条件等は、この自由度を減らすことになる。そのため、フィルタの持つ自由度を考慮して、トレーニングセットのパターン数やサイドローブの条件を設定する必要がある。

なお、本研究で提案する多値シミュレーティッドアニーリングの手法は、フィルタ関数の設計のみならず離散多値関数の最適化問題に広く応用できると思われる。

付録

多値シミュレーテッドアニーリングによるフィルタ関数の設計フローチャート



第3章 多物体識別相関フィルタによるパターンマッチング

§ 3-1 緒言

本章では、多物体識別相関フィルタによるパターンマッチングの効果を、SDFフィルタおよび多値シミュレーテッドアニーリングを用いて設計した計算機プログラムを用いて行なった実例実験を通して評価する。§ 3-2では、インコヒーレント相関光学系を用いてパターンの分類を行なう場合について、SDFフィルタを作製して光学実験を行ない、相関フィルタ並びにインコヒーレント相関光学系について評価、検討を行なう。§ 3-3ではフーリエ変換相関光学系において用いる多物体識別用フィルタをCGHで作製する場合について、多値シミュレーテッドアニーリングによりCGHのフィルタ関数の設計を行ない、その性能を計算機シミュレーションで評価する。

§ 3-2 インコヒーレント相関光学系によるパターンマッチング

インコヒーレント相関光学系とSDFフィルタとを利用してパターンの分類を行なう。対象パターンとしてはアルファベット文字とした。

§ 3-2-1 相関フィルタアレイ

まず、トレーニングセットを用意し、SDFを計算する。対象としたアルファベットは9文字 (a, c, e, n, r, s, u, x, z) で、それぞれを分類すべきクラスとする。各クラスに対してそれぞれ4個のサンプルパターンを用意した。従って合計36パターンをトレーニングセットとしてSDFを計算する。各パターンは64×64画素である。用いたトレーニングセットのパターンをFig.3-1に示す。

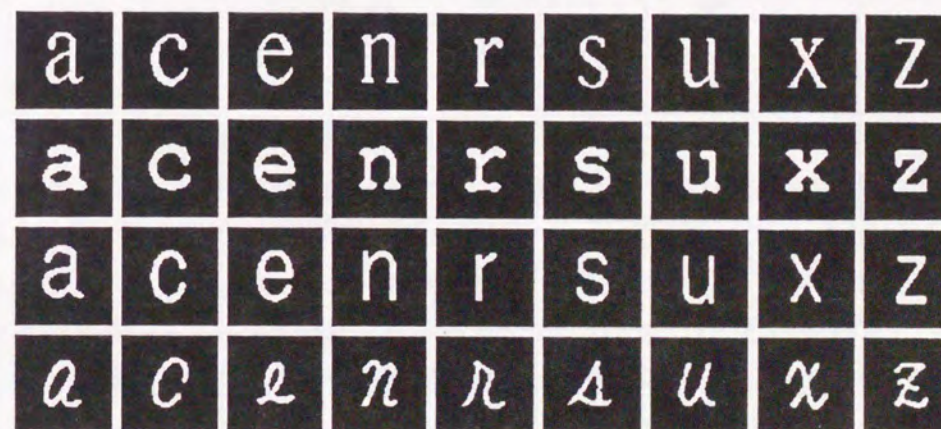


Fig.3-1 フィルタ作成に用いたトレーニングセット

各クラスに対してそれぞれ識別用の MOF-SDF を計算する。この場合、相関行列は共通となり、相関値ベクトルを変えることにより各文字に対する SDF が得られる。次に計算で得られた SDF をアレイ状に並べて記録し、相関フィルタアレイを作製する。記録はフィルタ関数を 256 階調で CRT (Cathode-Ray Tube) ディスプレイ上に表示し、フィルムに撮影する。ただし、SDF は負の値を持っているのでバイアスを加えて記録する。

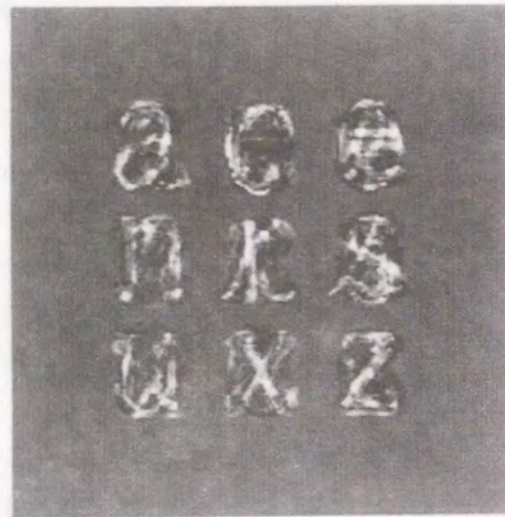


Fig.3-2 相関フィルタアレイ

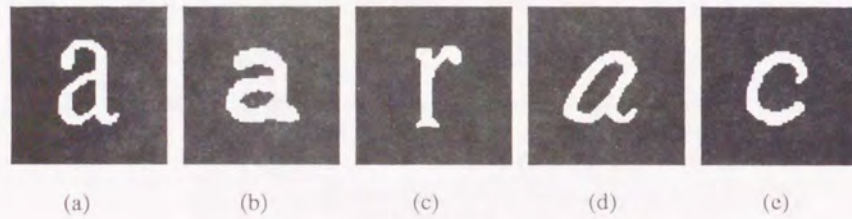


Fig.3-3 テストパターン

得られた相関フィルタアレイを Fig.3-2 に示す。周辺部分の値が SDF におけるゼロレベルである。次に理想的に記録できたと仮定した場合の SDF の相関値を調べる。テストパターンとしては 5 パターンを用意した。これらを Fig.3-3 に示す。(a), (b) はどちらも "a" のサンプルパターン、(c) は "r" のサンプルパターンである。また (d), (e) はそれぞれ "a", "c" のテストパターンで、トレーニングセットには含まれていない。これらのパターンに対する相関フィルタアレイの相関値を計算した結果を Table3-1 に示す。相関フィルタアレイは 256 階調に量子化したものを用いている。トレーニングセットに含まれるパターンに対してはほぼ設定した値 (1.0, 0.0) が出力されている。また、テストパターンに対して、所属すべきクラスに対する相関値が最大となっており、正しい分類が行なわれると予想される。

Table 3-1 相関フィルタアレイの相関出力値 (計算結果)

		テストパターン				
		(a)	(b)	(c)	(d)	(e)
相関フィルタ	a	1.000	1.006	0.003	0.519	0.118
	c	0.012	0.014	0.011	-0.027	0.467
	e	0.012	0.016	0.004	0.132	0.273
	n	0.010	0.015	0.008	0.286	-0.055
	r	0.010	0.012	0.994	0.169	-0.032
	s	0.010	-0.008	0.010	0.004	0.004
	u	0.011	0.010	-0.008	0.181	0.174
	x	-0.009	0.009	-0.003	-0.032	-0.197
	z	0.011	-0.010	0.000	-0.326	0.026

§ 3-2-2 実験光学系

実験光学系の構成を Fig.3-4 に示す。テストパターンは液晶ディスプレイ (Liquid Crystal Television: LCTV) に表示され、フィルムに記録された相関フィルタアレイ上の各フィルタと相関演算が行なわれる。相関面には撮像素子として CCD カメラを配置した。

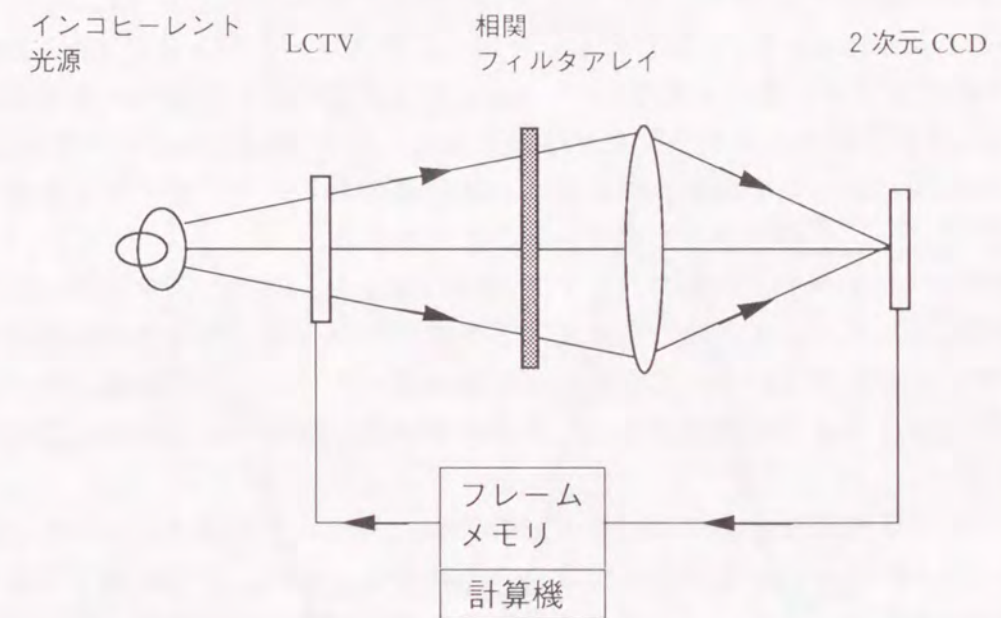


Fig.3-4 インコヒーレント相関光学系

相関演算は線形演算であるため、用いる素子の入出力特性は線形でなければならない。LCTV は非線形特性を持つが、表示させるテストパターンが二値パターンであるため考

慮する必要はない。CCDカメラの入出力特性を Fig.3-5 に示す。これは一様な明るさのパターンを CCDカメラに結像し、NDフィルタを使用して入射する光強度を変えて CCDカメラの出力値を測定した結果である。CCDカメラの出力値は 5×5 画素の平均値で表した。Fig.3-5 より CCDカメラが線形特性を持つことがわかる。

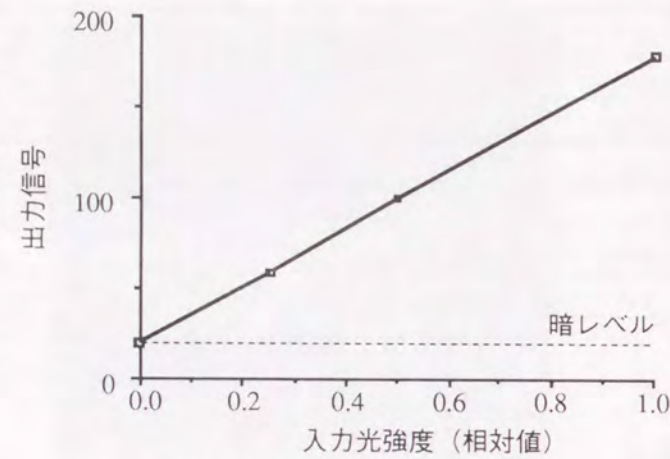


Fig.3-5 CCDカメラの入出力特性

§ 3-2-3 実験結果

光学実験と計算機シミュレーションとによる相関演算結果の比較を Fig.3-6 に示す。相関フィルタアレイは Fig.3-2 に示したものを、テストパターンには Fig.3-3(c) に示した文字 "r" のサンプルパターンを用いた。(a) は光学実験によって得られた相関パターンであり、(b) は計算機シミュレーション結果である。また (c), (d) はそれぞれ (a), (b) で示した線上の相関パターンの輝度分布を示す。光学系で得られたパターンと計算機によって得られたパターンとの形がよく似ていることがわかる。

光学実験では、フィルタに加えたバイアス成分の補正を、CCDカメラで得られたビデオ信号を交流結合してバイアス成分を除去する方法で行なった。そのため周辺部分など低周波成分の歪みが生じている。しかし、求める相関パターンに低周波成分が少ない場合には、便宜的にこのような交流結合によるバイアス成分除去により近似的に相関演算が実行できる。

インコヒーレント相関光学系では回折の影響により、用いる相関フィルタの空間周波数が制限される。この制限は光学系の配置により決まり、それにより相関フィルタの画素数の上限が決まる。そこで、フィルタに用いることのできる画素数の上限を調べた。まず、回折の影響による投射パターンの歪みの程度を調べる。(1-22) 式から得られる空間周波数 v_{max} に対して、フィルタの空間周波数 v がそれぞれ $v_{max}/10$, $v_{max}/4$, $v_{max}/3$ である場合に、正弦波状の強度透過率分布をもつフィルタにより相関面上に得られる投射パターンを Fig.3-7 に示す。フィルタの空間周波数が高くなると投射パターンの形状が歪むことがわかる。

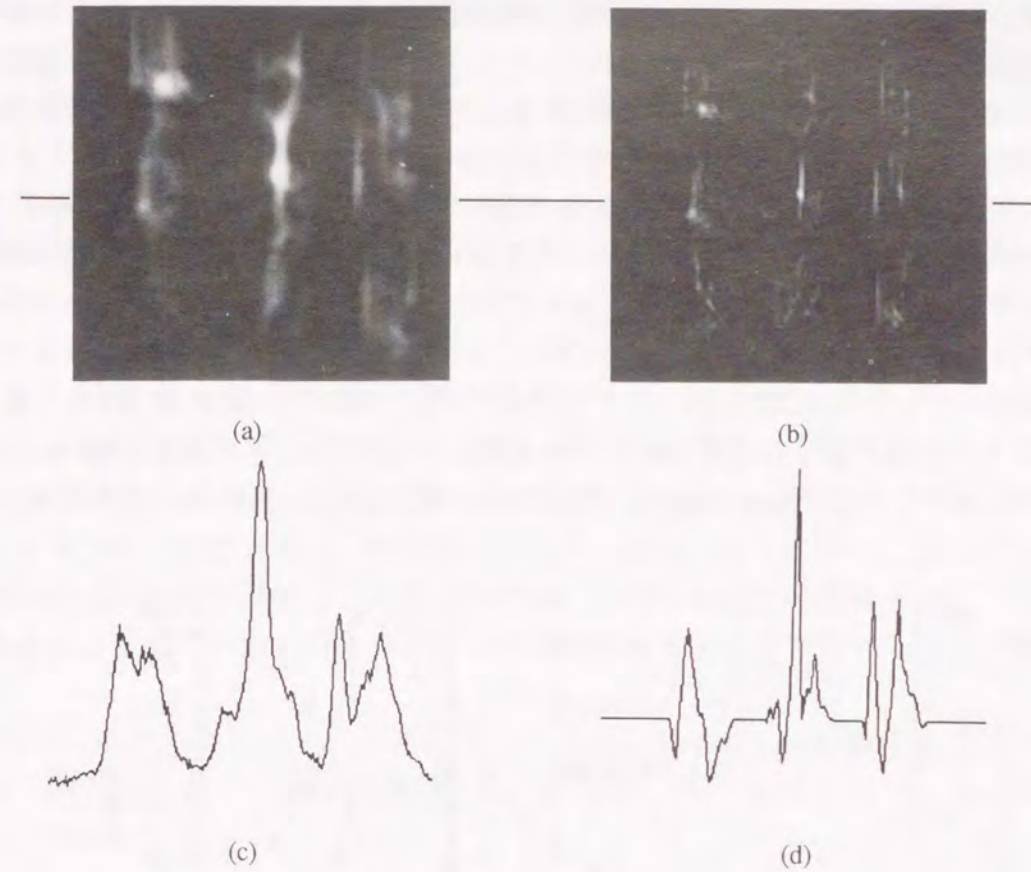


Fig.3-6 相関演算結果の比較：
(a) 光学系による相関結果 (b) 計算機による相関結果
(c) (a) の断面図 (d) (b) の断面図

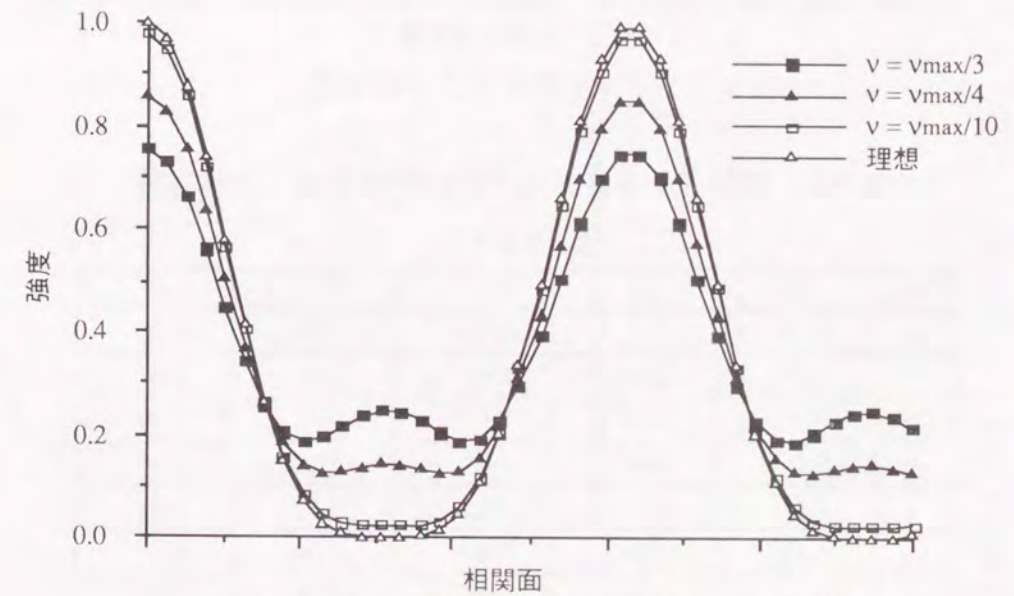


Fig.3-7 回折の影響による投射パターンの歪み

一方、フィルタアレイのサイズは LCTV, CCD のサイズ, LCTV とフィルタのレンズからの距離, レンズの焦点距離, および並べるフィルタの枚数を決定すると一意に決まる。また、フィルタの空間周波数の制限の目安となる v_{max} も同時に決まる。そのため、フィルタの持つことのできる画素数が決まる。

実験では像面の大きさが $17 \times 17 \text{ mm}$, 2次元 CCD の一辺の大きさが約 8 mm , レンズの焦点距離が 55 mm , レンズからフィルタアレイまでが約 40 mm であった。またフィルタ数は 3×3 枚とした。このとき、レンズから LCTV までの距離と、フィルタアレイのサイズおよび最大画素数を Fig.3-8 に示す。実験ではレンズから LCTV 間までの距離を約 390 mm とした。このとき、フィルタの空間周波数の上限を $v_{max}/4$ にとると、Fig.3-8 よりフィルタアレイには約 180×180 画素, 1枚のフィルタには約 60×60 画素のパターンを記録できることがわかる。実験では1枚のフィルタは 64×64 画素から構成されている。

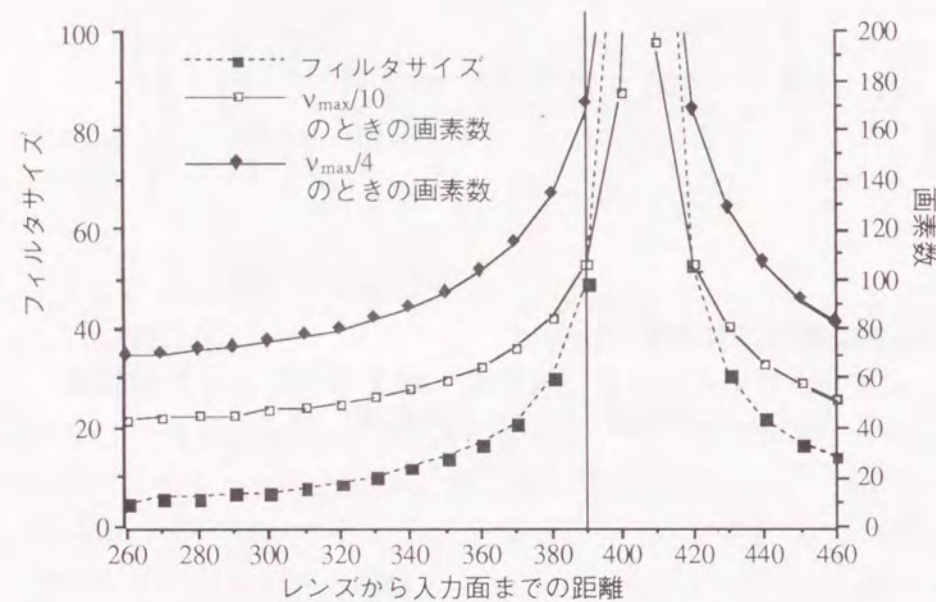


Fig.3-8 フィルタのサイズと画素数

Table 3-2 相関フィルタアレイの相関出力値 (光学実験)

		テストパターン				
		(a)	(b)	(c)	(d)	(e)
相関フィルタ	a	1.00	1.12	0.08	0.74	0.20
	c	0.12	0.00	0.15	0.22	0.67
	e	0.00	0.29	0.08	0.18	0.40
	n	0.16	0.08	0.13	0.26	0.06
	r	0.08	0.12	0.88	0.17	0.04
	s	0.12	0.00	0.00	0.08	0.16
	u	0.11	0.28	0.00	0.44	0.25
	x	0.00	0.00	0.23	0.13	0.00
	z	0.18	0.23	0.26	0.25	0.10

光学系を用いて相関演算を行なった結果を Table3-2 に示す。テストパターンとしては Fig.3-3 に示した5つのパターンを用いた。値はテストパターン (a) と "a" を識別するフィルタとの相関値で規格化している。正しいクラスに対する相関値が最大となっており、正しい分類が可能である。ただ、Fig.3-4 と比較するとかなりの差が生じている。この理由としては、照明ムラ、先に述べた交流結合によるバイアス成分除去の影響、フィルタの記録時の変調、相関面において相関値をサンプリングする際の位置の誤差、等が考えられる。

§ 3-3 計算機ホログラムを用いたパターンマッチング

フーリエ変換相関光学系でパターンマッチングを行なうためには、参照パターンのフーリエ変換を相関フィルタに記録する必要がある。VanderLugt の提案したマッチトフィルタリングではホログラムを用いて相関フィルタを作製する。しかし、ホログラムは記録、現像処理等に手間がかかる上、記録時と同じ位置に配置する必要がある。この欠点を避けるため計算機で合成したホログラムを相関フィルタとして用いることが考えられる。

CGH は計算機で求めたフィルタ関数からそのままフィルタを作製する手法である。フィルタの複製が容易、二値情報で書き込めるため二値の SLM 上にフィルタ関数を記録できる、等の長所がある。

§ 3-3-1 計算機ホログラム

CGH の記録法として代表的なものに Brown ら²⁶による binary detour-phase hologram がある。これは不透明な媒体に長方形の開口を多数開け、その開口の大きさや位置により媒体の後ろ側の波面を制御するものである。この様子を Fig.3-9 に示す。斜めに入射した平面波は開口の位置により位相の遅れが制御され、変調された波面を形成する。

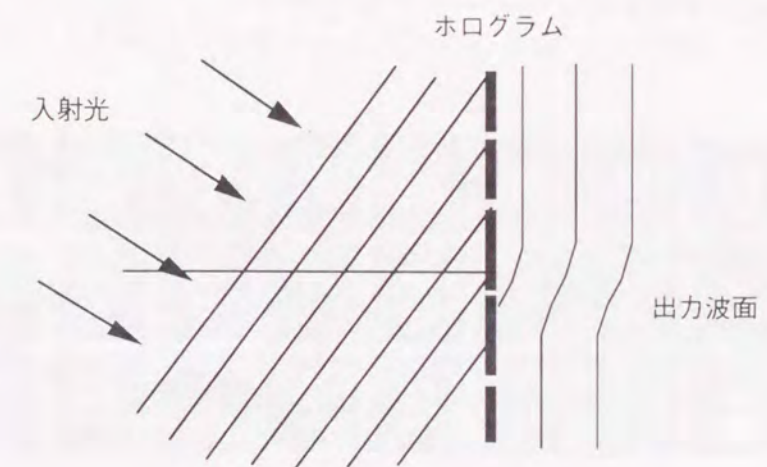


Fig.3-9 CGH の原理

記録の方法を Fig.3-10 に示す。ホログラム面上は $(2M+1) \times (2M+1)$ 個の正方形の区画

に区切られている。いまホログラムに記録すべき参照パターンのフーリエ変換の複素共役を $F^*(\xi, \eta)$ とする。記録時には $F^*(\xi, \eta)$ をホログラム上の区画に合わせてサンプリングする。これを $F_s^*(\xi, \eta)$ とする。 $F_s^*(\xi, \eta)$ を振幅と位相で表すと次式のようなになる。

$$F_s^*(\xi, \eta) = \sum_{i=-M}^M \sum_{j=-M}^M A_{ij}(\xi, \eta) \exp\{P_{ij}(\xi, \eta)\} \quad (3-1)$$

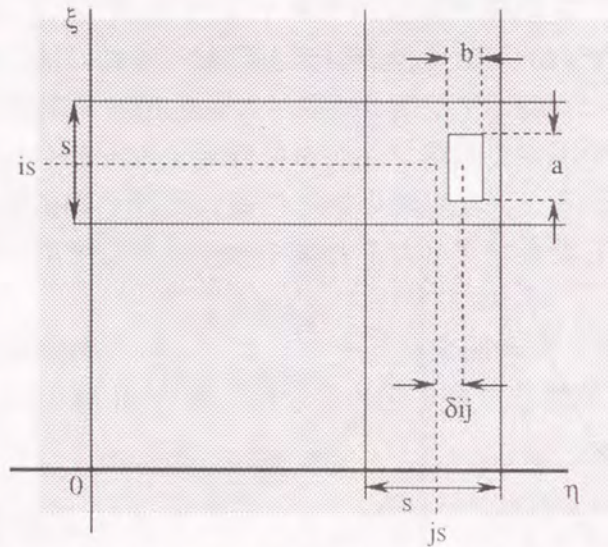


Fig.3-10 Binary detour-phase hologram の記録

いま、ホログラム上の一つの区画に注目する。一つの区画を一辺を s の正方形とする。この区画に長方形の開口を開ける。開口の大きさを $a \times b$ とする。このとき、開口の面積 ab を振幅 $A_{ij}(\xi, \eta)$ に比例するようにとり、また開口の η 方向の中心と区画の中心との距離 δ_{ij} が、

$$\delta_{ij} = \frac{P_{ij}(\xi, \eta)}{2\pi} \quad (3-2)$$

となるようにとる。同様の操作を各区画について行なう。

得られたホログラムに平面波を入射すると、 η 方向に開口の中心位置のずれ量に応じた位相差が生じて波面が変調される。

より簡易な作成方法として、開口の位置を細かく制御する代わりにそれぞれの区画をいくつかの sub-cell に分け、それらの開閉により各区画の振幅、位相透過率を表す手法が Haskell ら⁵⁴により提案されている。この手法を簡易型 binary detour-phase hologram と呼ぶ。簡易型 binary detour-phase hologram は記録が容易であり、二値の SLM 上等にも実現が可能である。

CGH の記録法としては他に Lee²⁸ や Burckhardt⁵⁵ らにより提案された手法がある。こ

れは Lee タイプと呼ばれ、ホログラム上の一区画を 3 または 4 に分割する。各小区画は異なる位相成分の振幅を制御する。その区画の複素透過率は各小区画により表される位相成分のベクトルの和となる。3 分割の場合の例を Fig.3-11 に示す。

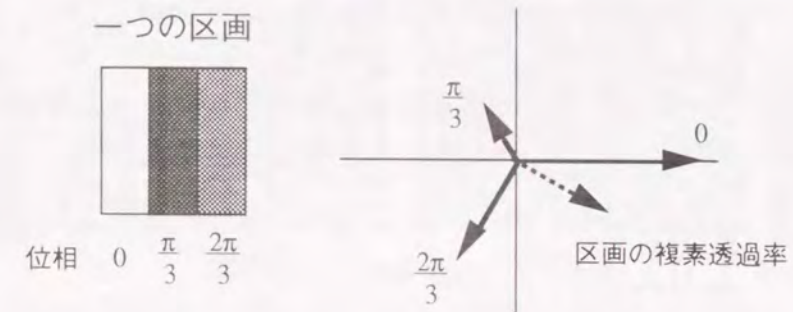


Fig.3-11 LeeタイプのCGHの記録

また、キノフォーム⁵⁶と呼ばれるCGHもある。これは各区画の位相のみを制御するインライン型のホログラムである。強度透過率はすべて1となるため光の利用効率がよい。ただ、位相差を正確に制御するのが非常に困難である。

CGH に記録するフィルタ関数は一般に参照パターンをフーリエ変換し、その複素共役をとることにより得られる。しかし、一般に参照パターンのフーリエ変換パターンは広いダイナミックレンジを有する信号となるため、限られたダイナミックレンジしか持たない記録媒体では正確にフィルタ関数を記録するのが困難となる。そこで、フィルタ関数をより記録しやすいものに最適符号化する方法を提案する。

§ 3-3-2 フィルタ関数の設計

本研究ではシミュレーテッドアニーリングを用いてCGHに多物体識別用フィルタ関数を記録する方法を提案する。ここでは、Fig.3-12に示したトレーニングセットを用い、文字"a"を識別する相関フィルタを設計した結果とその効果について述べる。



Fig.3-12 CGH作成に用いたトレーニングセット

記録するCGHの特性としては、簡易型 binary detour-phase hologram を対象として振幅、

位相ともに数レベルの値をとる場合、およびキノフォームを対象として振幅は1、位相は数レベルをとる場合、の2通りを設定した。

アルゴリズムとしては第2章で用いたものを基本とした。ただ、第2章におけるフィルタ関数の設計では最適化するフィルタ関数は実関数であるが、CGHの場合には複素関数となる。そのため、評価関数、ならびに状態変化先の候補の決定方法についてはそのまま第2章のアルゴリズムを用いることはできない。

フーリエ変換相関光学系では相関面で観測される相関値は本来の相関値を二乗した値となる。そのため評価関数としては(2-30)式の代わりに次式を用いる。

$$E(h) \equiv \sum_{i=1}^N \left(\left| \sum_{j=0}^M h(j) \cdot \mathcal{FT}[t_i(j)] \right|^2 - c_i^2 \right)^2 \quad (3-3)$$

ただし、 h はCGHのフィルタ関数であり、 t_i はトレーニングセットのパターンである。ここでは参照パターンではなくCGHに記録するフィルタ自体を計算するため、(3-3)式の h は複素共役にはなっていない。

また、振幅、位相とも状態変化させる場合は、まず振幅を変化させ、次に位相を変化させた。

§3-3-3 計算機シミュレーション結果

設計したCGHのフィルタ関数の性能評価を計算機シミュレーションにより行なった。

まず、振幅、位相ともに4階調で設計した簡易型 binary detour-phase hologram のフィルタ関数について結果を示す。Fig.3-13に設計したCGHを、Fig.3-14にその振幅および位相分布を示す。また、比較のために実面で得られたSDFをフーリエ変換し、振幅、位相ともに4階調に量子化したCGHを計算した。Fig.3-15, Fig.3-16にCGHとその振幅および位相分布を示す。なお、CGHのフィルタ関数を設計する際の相関値の設定値は、量子化しない場合のSDFフィルタの相関値とした。



Fig.3-13 設計した簡易型 binary phase-detour 型 CGH (位相、振幅4階調)



Fig.3-14 設計したCGHのフィルタ関数の振幅と位相の分布 (振幅、位相4階調)

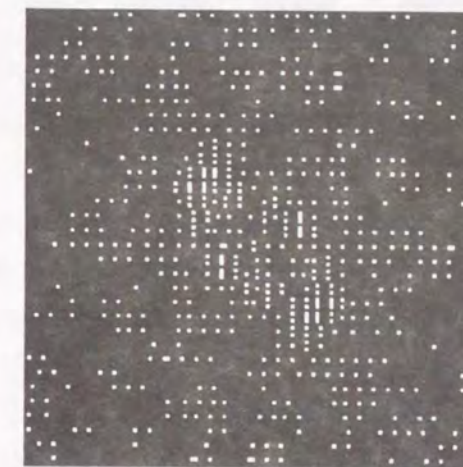


Fig.3-15 量子化してCGHに記録したSDF (位相、振幅4階調)

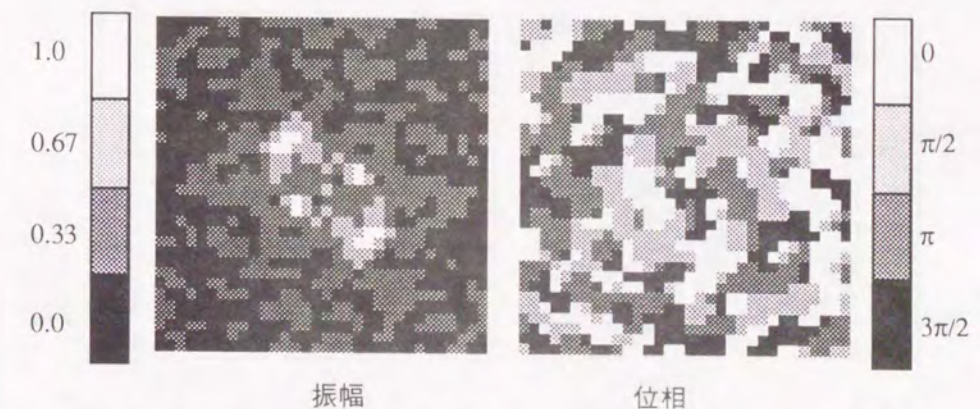


Fig.3-16 量子化したSDFフィルタの振幅と位相の分布 (振幅、位相4階調)

次にテストパターンとの相関演算を行ない、相関値並びに相関関数の形状を求めた。テストパターンとしては、トレーニングセットのパターンの中から4個のパターンを用いた。これらのパターンを Fig.3-17 に示す。Table3-3 に量子化された SDFフィルタ並びに設計した CGH のフィルタ関数の、テストパターンとの相関値を示す。ただし、値は量子化していない SDFフィルタの相関値で規格化してある。SDFフィルタでは最大20%の誤差が生じているが、設計した CGH のフィルタ関数では誤差が生じていない。相関関数の形状を Fig.3-18 に示す。(a) は設計した CGH のフィルタ関数、(b) は量子化された SDFフィルタによる相関関数である。設計した CGH のフィルタ関数の方は特に2個の "a" のパターンに対してピークの高さがそろっている。また、どちらの場合も比較的小さなサイドローブが生じている。

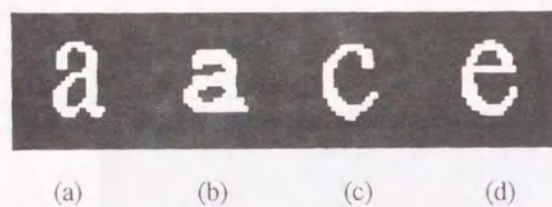


Fig.3-17 テストパターン

Table3-3 相関フィルタとテストパターンとの相関値 (振幅、位相とも4階調)

テストパターン	量子化 SDF フィルタ	設計した CGH の フィルタ関数
(a)	1.19	1.00
(b)	1.08	1.00
(c)	0.20	0.00
(d)	0.11	0.00

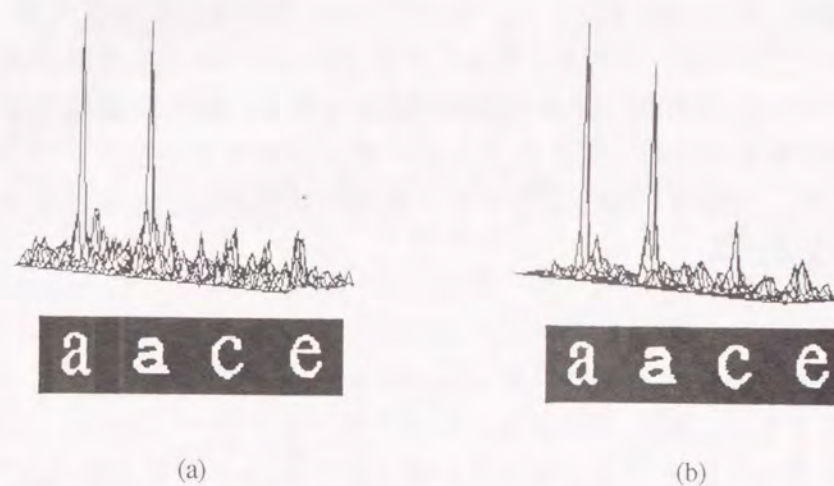


Fig.3-18 テストパターンとの相関関数の様子 (位相、振幅4階調)
 : (a) 設計した CGH のフィルタ関数
 (b) 量子化された SDF フィルタ

次に振幅を1とし、位相を4階調としてシミュレーテッドアニーリングを用いて設計した CGH のフィルタ関数について結果を示す。Fig.3-19 に設計したフィルタ関数の振幅、位相分布を示す。また、比較の対象として、SDFをPOF化し、かつ4階調で表したフィルタを計算した。CGH のフィルタ関数を設計する際の相関値の設定値は、"a" のパターンに対しては POF 化した SDF フィルタを量子化しない場合の相関値の平均値とした。これにより、振幅をすべて1にして光の利用効率を向上することにより、相関値がどの程度高くなるかを比較することができる。また、SDFをPOF化することにより、"a" の各パターンに対する相関値が設定値から外れる可能性があるためでもある。テストパターンに対する相関値を Table3-4 に示す。なお、各相関値は位相化および量子化を施していない SDF フィルタの "a" に対する相関値で規格化してある。"a" に対する相関値がそろっていることがわかる。



Fig.3-19 設計した CGH のフィルタ関数の振幅と位相の分布 (位相4階調)

Fig.3-20 にテストパターンに対する相関関数の様子を示す。(a) は設計した CGH のフィルタ関数, (b) は POF 化かつ量子化された SDF フィルタによるものである。(b) ではサイドローブは POF 化前に比べて小さくなっているが, (a) では逆に比較的大きなサイドローブが存在している。これは, SDF の POF 化はパターン検出の厳密性を向上しサイドローブ抑制効果があるのに対して, シミュレーテッドアニーリングでフィルタ関数を計算する場合には, 振幅の一樣化はフィルタ関数の状態の自由度を減らす効果として働いているためと思われる。

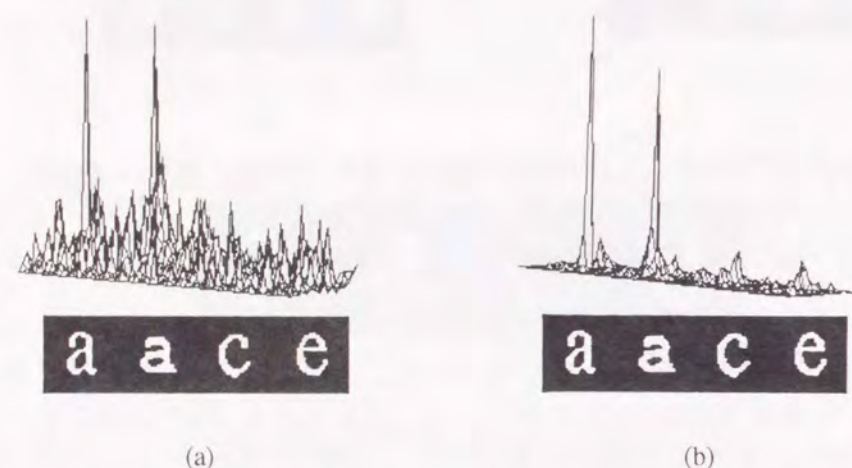


Fig.3-20 テストパターンとの相関関数の様子 (位相 4 階調)
: (a) 設計した CGH のフィルタ関数
(b) 量子化された SDF フィルタ

§ 3-4 結言

本章では, 多物体識別相関フィルタを用いたパターンマッチングの効果を 2 つの実例を通して評価した。§ 3-2 ではインコヒーレント相関光学系において SDF フィルタを用いてパターン分類実験を行なった。また, インコヒーレント相関光学系を用いる上での, 相関フィルタに対する画素数の制限について検討した。§ 3-3 では, まず CGH の原理を説明し, シミュレーテッドアニーリングを用いて CGH に適したフィルタ関数を設計した。そして, 計算機シミュレーションで SDF との比較を行なった。その結果, 設計した CGH のフィルタ関数は設定した相関値を出力し, シミュレーテッドアニーリングによるフィルタ設計の有効性が確かめられた。

第4章 結合変換相関光学系における多物体の識別

§ 4-1 緒言

本章では, JTC のパターン検出能力を高める新しいパターンマッチングの手法を提案する。従来の JTC では, 参照パターンおよびテストパターンは振幅情報として入力される。そのため, パターンは正の値のみしかとることができなかった。しかし, パターンマッチングでは参照パターンが負の値をもたない場合には, パターン検出の能力が著しく低下する。そこで本研究では, 像面位相二値化により識別能力を向上する手法を提案する。また, シミュレーテッドアニーリングを用いて参照パターンの最適化を行ない, 多物体の識別能力をさらに向上する手法を提案する。本章では, まず § 4-2 で従来の JTC を用いたパターンマッチングについて述べ, その短所を指摘する。§ 4-3 では像面位相二値化によりパターン検出能力を向上する手法を提案する。§ 4-4 では JTC で用いる参照パターンの最適化を行ない多物体の識別能力を向上する手法を提案する。§ 4-5 では計算機シミュレーション並びに光学実験により本手法の評価を行なう。

§ 4-2 結合変換相関光学系によるパターンマッチング

JTC では参照パターンとテストパターンの両方を入力面上に配置し, 2 組のフーリエ変換光学系を通すことにより相関関数を得る。そのため両入力パターンをモニタテレビ等に表示したものを SLM 等を用いてインコヒーレント-コヒーレント変換する, あるいは LCTV 等に表示したものをレーザー光で照明する, 等の方法で入力パターンをコヒーレント信号に変換する。前者の方法による一般的な JTC の構成を Fig.4-1 に示す。

この構成では, 入力面上のパターンの情報は正值しかとることができない。そのため, 負の値を必要とする参照パターン, 例えば SDF 等を用いることができない。インコヒーレント相関光学系での場合と同様に, JTC において入力パターンにバイアス値を加えて間接的に負の値を持たせる方法も考えられるが, 入力面の強度が大きくなり過ぎるためにフーリエ面並びに相関面上のパターンの強度が大きくなり, 著しい SN 比の低下を招く。

参照パターンに負値を用いることができないという制限は, 相関演算を用いたパターンマッチングにおいてパターン検出能力の低下を招く。例えば, Fig.4-2 に示すように, ある参照パターンに対してその自己相関値と, 参照パターンを含んでいるような他のパターンに対する相関値とが同じ値となる。

また, Fig.4-3 のように, 良く似たパターンに対しては近い相関値を示す。これはパターン検出に一般性を持たせるときには有効であるが, 厳密性が求められる場合には不都合となる。

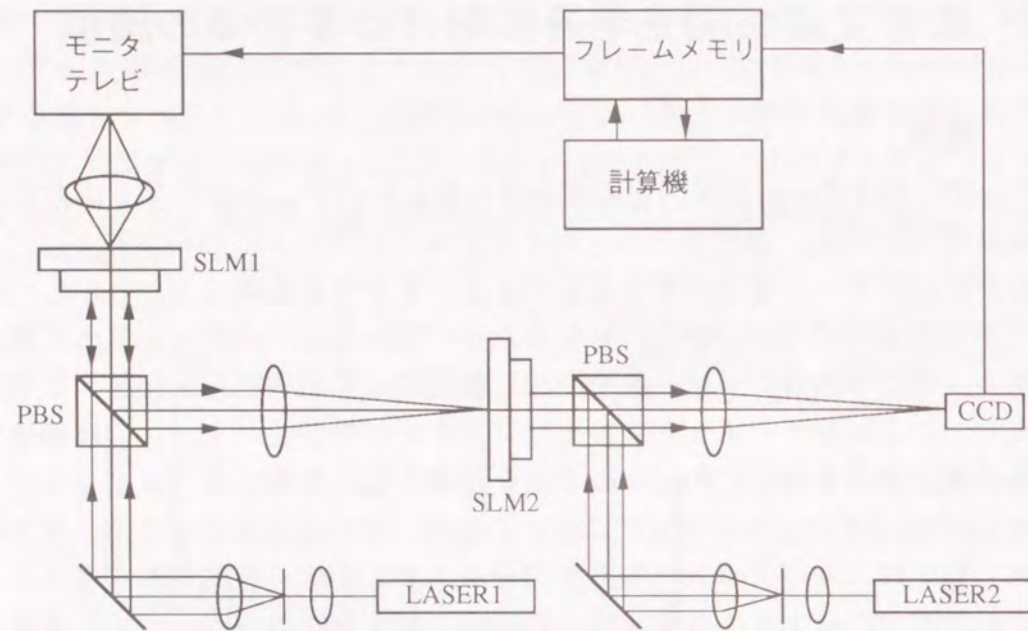


Fig.4-1 JTCの一般的な構成



Fig.4-2 入力面のパターンを振幅で表したときの問題点1

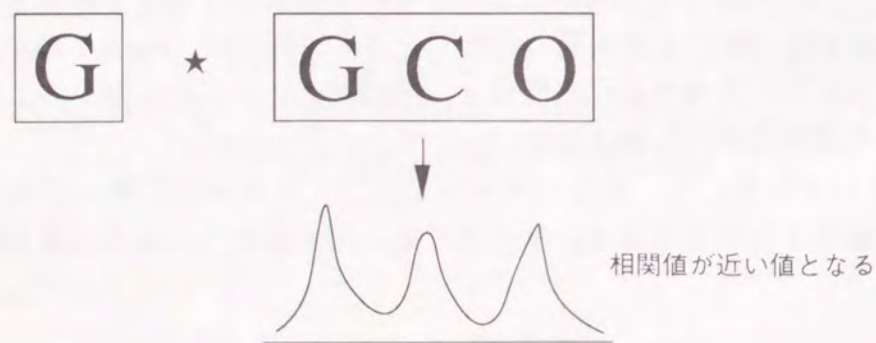


Fig.4-3 入力面のパターンを振幅で表したときの問題点2

§4-3 像面位相二値化による識別能力の向上

前節で述べた問題点を解決する手段として、入力面上のパターンを振幅情報ではなく位相情報として扱うことにより、参照パターンに正負の値を持たせる手法を提案する。本手法では入力面上のパターンの位相を0および π で表す。これはフーリエ面上で干渉する際に、+1および-1の値を持っているのと同じ意味を持つ。入力面にSLMを用いている場合の具体的な手法を次に示す。

SLMとして液晶表示素子を用いたものを想定して説明する。液晶は複屈折性を有しており、ある方向の直線偏光を読みだし光として入力すると、裏面から書き込まれた光の強度に応じて反射光の偏光状態が変化する。この性質を利用して表示デバイスやインコヒーレント-コヒーレント変換デバイスとして用いることができる。また検光子の角度により振幅変調、位相変調を切り替えることができる。

Fig.4-4に実際の使用法を示す。(a)は振幅変調の場合、(b)は位相変調の場合である。位相変調の場合には、書き込み光の空間分布に応じて出力光に対して π の位相差を与えることができる。

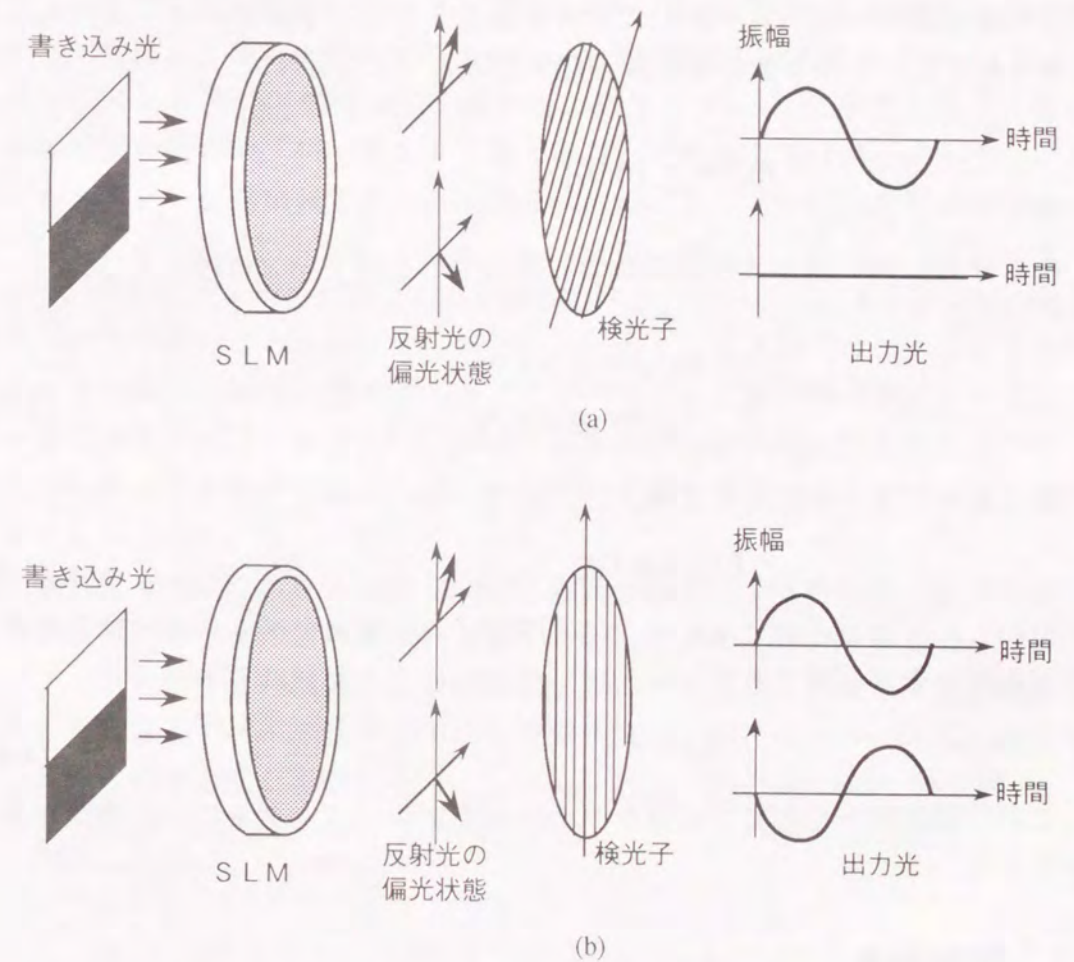


Fig.4-4 SLMを用いた入力パターンの変調：(a) 振幅変調 (b) 位相変調

ただ、位相変調の場合には、書き込み光が+1と-1の間をとるときには反射光が楕円偏光となるため、+1と-1の間の値には対応しない。そのため+1と-1の二値の状態のみを用いる。また、入力面においては、参照パターンおよびテストパターン以外の背景となる場所でも-1の値を持つ。そのためマスクを用いて unnecessary 部分を覆う必要がある。

§ 4-4 反復法による多物体識別フィルタの設計

本節では、JTCにおいて参照パターンを最適化することにより識別能力を向上させる手法を提案する。位相変調により参照パターンに正負の値がとれる場合には識別能力が著しく向上する。ここでは類似したパターンの識別を容易にすることを目的として参照パターンを設計する。

アルゴリズムは、最適化すべき参照パターンの各画素が(+1, -1)の二値をとることからシミュレーテッドアニーリング法を適用する。まず参照パターンを求める際に用いるトレーニングセットとして N 個のパターンを用意する。これらのパターンをそれぞれ $t_i(x, y)$ ($i = 1, 2, \dots, N$) とする。相関値としては、検出すべきパターンに対しては p_0 を、検出すべきでないパターンに対しては 0 を設定する。いま参照パターンがある状態 $f(x, y)$ にあるとする。このとき評価関数 $E(f)$ を次のように設定する。

$$E(f) = \sum_i^N \{E_i(f)\}^2 \quad (4-1)$$

ただし、 $E_i(f)$ は $t_i(x, y)$ に対する評価関数で、検出すべきパターンに対しては、

$$E_i(f) = \begin{cases} p_i / p_0 & \text{for } p_i < r \cdot p_0 \\ 0 & \text{for } p_i \geq r \cdot p_0 \end{cases} \quad (4-2)$$

検出すべきでないパターンに対しては、

$$E_i(f) = p_i / p_0 \quad , \quad (4-3)$$

とした。ただし、 p_i は $t_i(x, y)$ と $f(x, y)$ との相関値、 r は検出すべきパターンに対する相関値の許容範囲を表す定数であり、

$$0 < r \leq 1 \quad , \quad (4-4)$$

である。この評価関数をもとにシミュレーテッドアニーリングを用いて参照パターンの設計を行なう。

§ 4-5 実験結果

本節では計算機シミュレーション並びに光学実験により、設計した参照パターンによるパターンマッチングを行なった結果を示す。

§ 4-5-1 計算機シミュレーション

用いたトレーニングセットを Fig.4-5 に示す。各パターンは 32×32 画素からなる。"G" を検出すべきパターン、その他の文字を検出すべきでないパターンとした。また、"G" のパターンを参照パターンの初期状態とし、相関値の設定値 p_0 は "G" の自己相関値とした。また (4-2) 式の r としては 1.00, 0.50 の 2 通りを用いた。

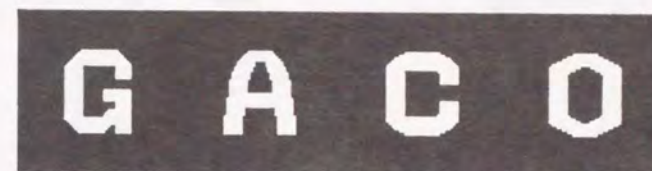
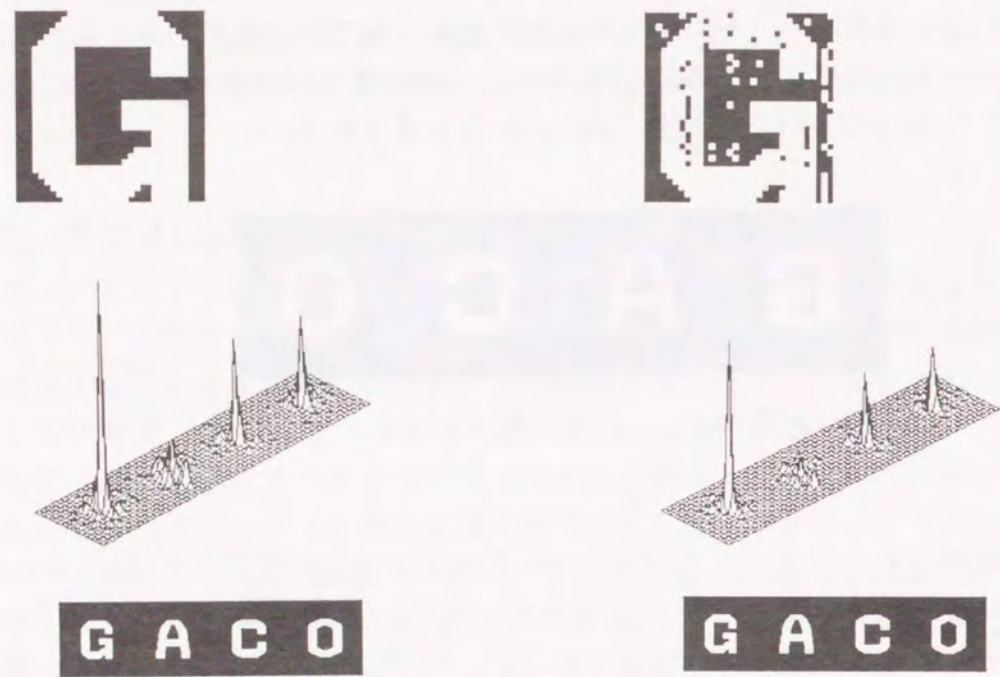


Fig.4-5 参照パターン作成に用いたトレーニングセット

設計した参照パターンと、そのパターンを用いたときの相関関数を Fig.4-6 に示す。また比較のために、入力面のパターンを振幅情報で表した場合（従来の場合）について、参照パターンに (1) "G" のパターン、(2) "G" のエッジ部分だけのパターン、(3) 位相二値化の場合と同様にシミュレーテッドアニーリングで設計したパターン ($r = 1.00, 0.50$)、の 4 つのパターンを用いて相関関数を調べた。結果を Fig.4-7 に示す。また、位相変調並びに振幅変調の場合の、相関値およびサイドロープの値を Table4-1 に示す。ただし、相関値はパターンを振幅情報で表した場合の "G" のパターンの自己相関値で規格化してある。

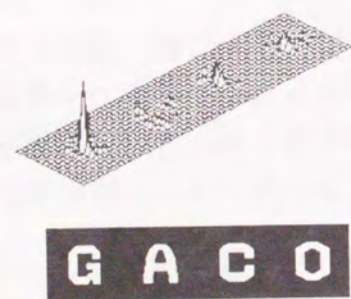
結果より、位相変調を用いた場合の方が検出すべきパターンに対する相関値が大きく、サイドロープは小さいことがわかる。シミュレーテッドアニーリングにより設計した参照パターンを用いた場合、検出すべきでないパターンと検出すべきパターンとの相関値の比の値は優劣が付けられないが、振幅変調では相関値の絶対的な大きさが著しく小さくなっていることを考慮すると、明らかに位相変調を用いたほうがパターン検出能力が高いといえる。

ただ、本研究で用いたパターンは 32×32 画素と小さく、また位相二値化を行なっているため、参照パターンの自由度は非常に小さいものであった。そのため、検出すべきでないパターンに対する相関値を完全に抑制することができなかった。連続的な位相変調を行なえる光変調デバイスを用いることができれば、JTC のパターン検出能力をより高めることも可能であると思われる。



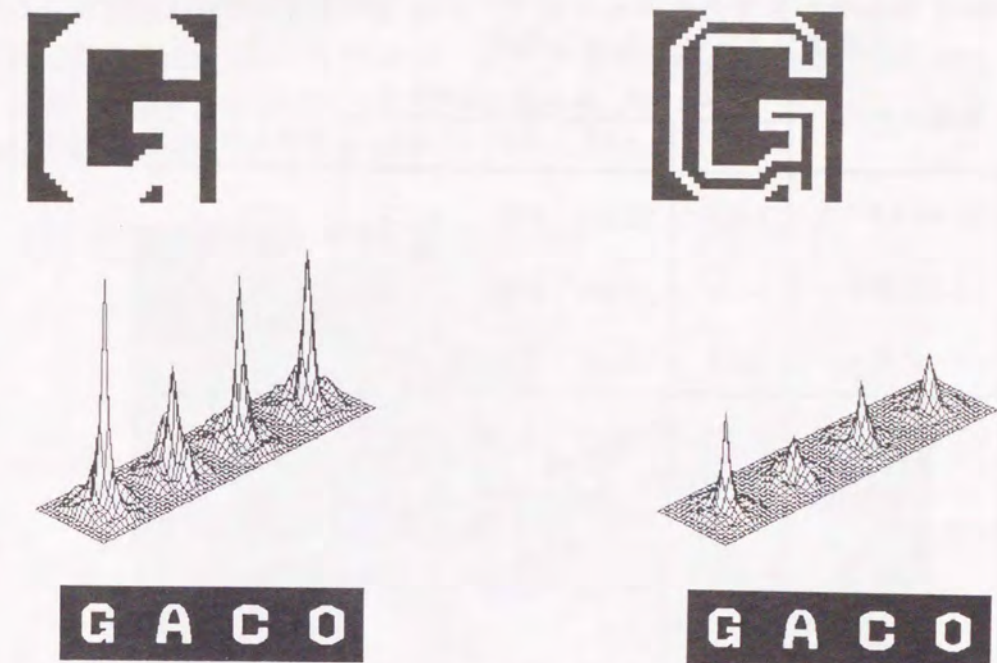
(a)

(b)



(c)

Fig.4-6 設計した参照パターンとそれを用いたときの相関関数（位相二値化）：
 (a) "G" のパターン (b) $r=1.0$ で得られたパターン
 (c) $r=0.5$ で得られたパターン



(a)

(b)



(c)



(d)

Fig.4-7 設計した参照パターンとそれを用いたときの相関関数（振幅二値化）：
 (a) "G" のパターン (b) "G" のエッジ部分のパターン
 (c) $r=1.0$ で得られたパターン (d) $r=0.5$ で得られたパターン

Table4-1 各参照パターンとテストパターンとの相関値とサイドローブ
(計算機シミュレーション結果)

参照パターン	テストパターンに対する相関値				サイドローブ の最大値 / G	
	G	A/G	C/G	O/G		
位相変調	"G" のパターン	1.000	0.151	0.431	0.423	0.278
	r=1.0 の場合	0.742	0.084	0.361	0.353	0.271
	r=0.5 の場合	0.293	0.001	0.133	0.125	0.278
振幅変調	"G" のパターン	0.263	0.475	0.693	0.687	0.510
	"G" のエッジの パターン	0.113	0.417	0.593	0.567	0.442
	r=1.0 の場合	0.040	0.168	0.326	0.315	0.776
	r=0.5 の場合	0.013	0.209	0.193	0.086	3.765

G に対する相関値は位相変調かつ参照パターンが "G" の場合の相関値で規格化
A, C, O に対する相関値, サイドローブの最大値は G に対する相関値との比の値

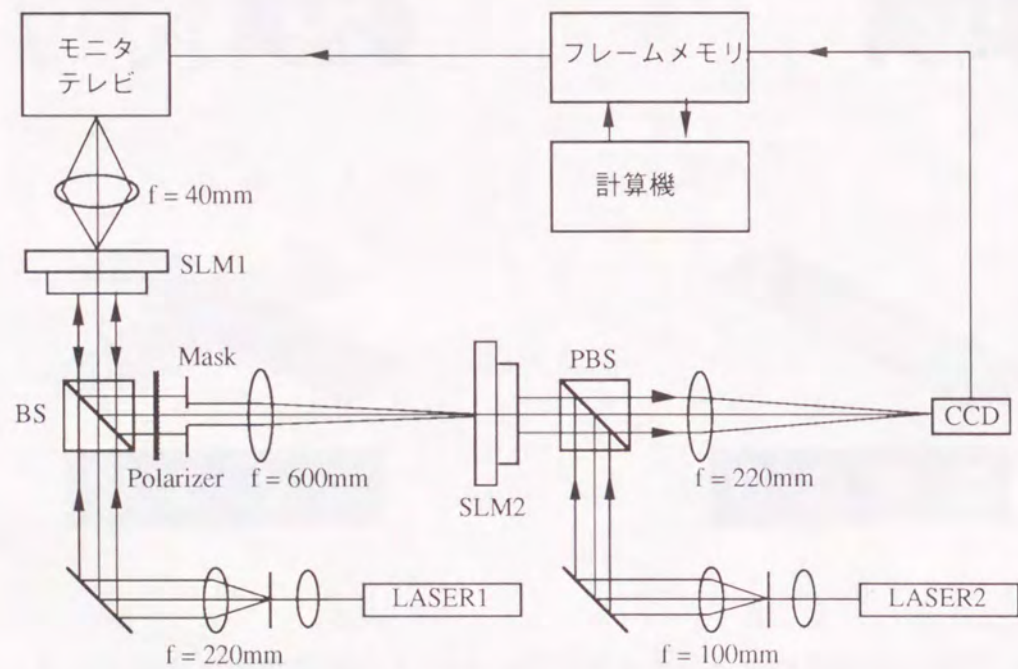


Fig.4-8 作製した位相二値化 JTCの構成

§ 4-5-2 光学実験

Fig.4-8 に実験光学系の構成を示す. 一段目のフーリエ変換光学系で入力パターンの位相二値化を行なう. 用いた SLM は, いずれも Hughes Aircraft 社製の液晶ライトバルブで, SLM1 がホメオトロピック配向, SLM2 がツイステッドネマティック配向である. 光学系の写真を Fig.4-9 に示す.

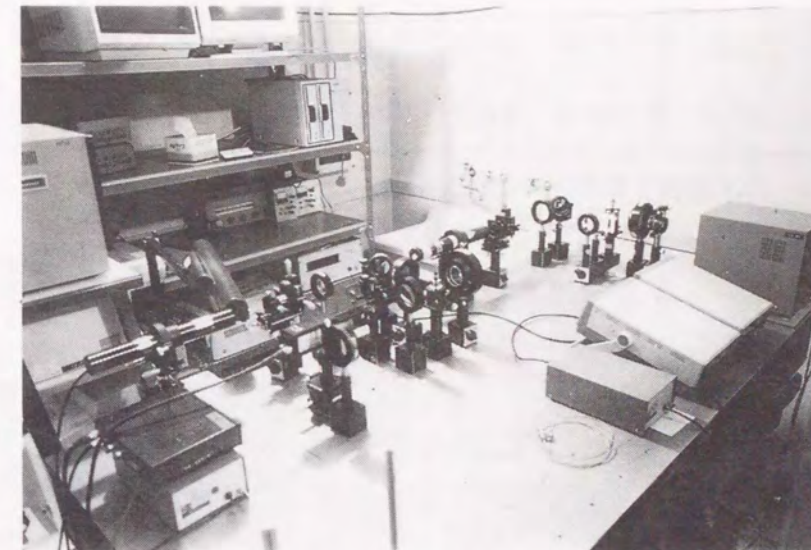


Fig.4-9 試作した位相二値化 JTCの写真

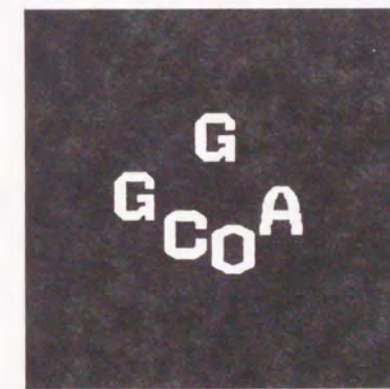


Fig.4-10 参照パターンとテストパターンの配置

入力モニターテレビに参照パターンとテストパターンとを並べて配置した. 参照パターンに "G" のパターンを用いた場合を Fig.4-10 に示す.

参照パターンとしては "G" のパターン, およびシミュレーテッドアニーリングで設計したパターン (r=1.0, 0.5) の3つを用いた. 各参照パターンと相関面上に得られたパターンを Fig.4-11 に示す. 相関面上に0次光の位置を中心に対称に各テストパターンと

参照パターンとの相関関数が得られている。また、得られた相関値を Table4-2 に示す。この結果よりパターン検出が正しく行なえることがわかる。しかし、計算機シミュレーション結果と比較すると、あまり一致しているとはいえない。この理由としては、光学系のアライメント誤差、デバイスの特性の影響、入力像の位相の変調時の誤差、等が考えられる。この問題を解決するには、実際の光学系を用いて評価関数を計算し、参照パターンを最適化すればよい。しかし、本光学系では用いた SLM の応答時間が非常に遅く、今回は実験を行なわなかった。

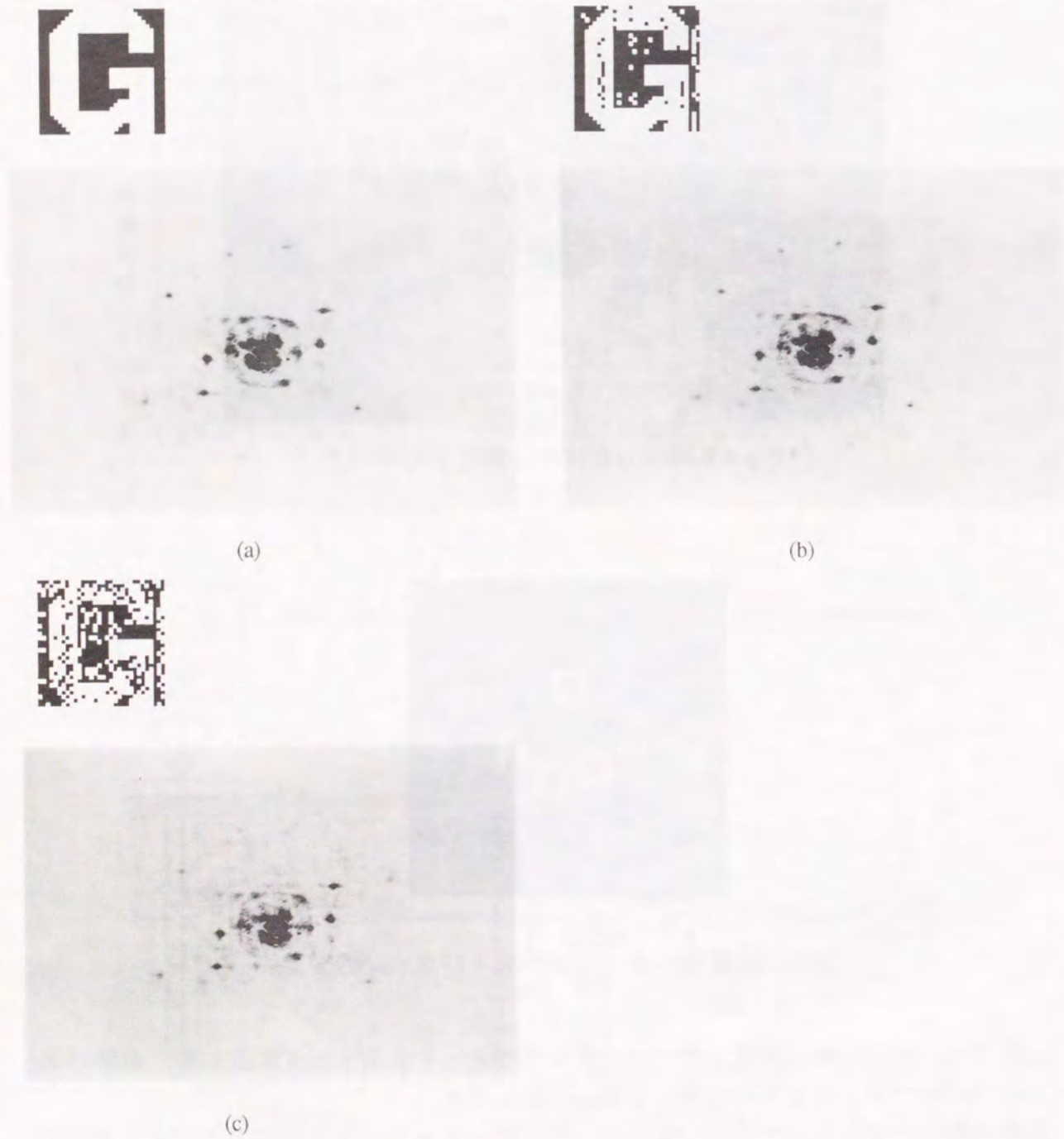


Fig.4-11 光学実験結果： (a) "G" のパターン (b) $r=1$ で得られたパターン (c) $r=0.5$ で得られたパターン

Table4-2 各参照パターンとテストパターンとの相関値とサイドローブ (光学実験)

参照パターン	テストパターンに対する相関値				サイドローブの 最大値 / G
	G	A/G	C/G	O/G	
位相変調 "G" のパターン	1.000	0.095	0.486	0.716	0.372
r=1.0 の場合	0.797	0.051	0.678	0.610	0.644
r=0.5 の場合	0.459	0.000	0.309	0.456	0.765

G に対する相関値は参照パターンが "G" の場合の相関値で規格化
A, C, O に対する相関値、サイドローブの最大値は G に対する相関値との比の値

§ 4-6 結言

本章では、JTC を用いたパターンマッチングについて、入力面のパターンを位相情報で表し、また参照パターンをシミュレーテッドアニーリング法により最適化することにより、パターンの検出能力を高める手法を提案した。そして計算機シミュレーション並びに光学実験を行ない、本手法の有効性を確認した。

JTC における参照パターンは、他の相関光学系で用いる相関フィルタと同じ役割を持つ。特に JTC において位相二値化された参照パターンは、(+1, -1) の二値をとる相関フィルタと等価である。そのため、本手法は他の相関光学系における二値相関フィルタの最適化にそのまま用いることができる。

第5章 相関光学系を用いた連想記憶システム

§5-1 緒言

本章では、相関光学系を用いた連想記憶システムについて述べる。連想記憶システムは従来のアドレス検索方式の記憶システムとは異なり、曖昧な入力情報から、システムに記憶している情報の中でもっとも関連性の高い情報を出力するシステムである。入力パターンから関連したパターンを"連想"するところから"連想記憶"の名がある。特に最近、神経回路網の工学的モデル(ニューラルネットワーク)の研究が活発となり、その応用としてさまざまな連想記憶システムの研究^{1,14,17}がなされている。一方、光学の分野でもホログラフィ技術の応用として光連想記憶システム¹⁹⁻²¹が注目されてきた。

連想記憶システムで使う演算は積和演算が基本演算であり、光学系を用いることにより高速動作可能な連想記憶システムを構成することが可能である。以下、§5-2と§5-3では連想記憶システムの概要と、代表的な連想記憶システムのモデルについて述べ、光連想記憶システムの例を示す。§5-4では本研究で提案する新しい光連想記憶システムの構成、動作原理を詳述する。§5-4では提案するシステムで重要な役割を果たす識別用フィルタアレイの機能、および作製方法を述べる。§5-5では計算機シミュレーションにより提案システムの動作を確認する。

§5-2 連想記憶システム

連想記憶システムは、情報の格納場所(アドレス)を指定して内容を読み出すアドレス検索方式の記憶システムとは異なり、Fig.5-1に示すように、入力情報(キー情報)の内容に関連した記憶情報を読み出すことのできる内容検索方式の記憶システムである。例えば(a)のように、情報の一部が欠落したような入力情報から、記憶しておいた完全な情報を出力する自己想起型連想記憶システムや、(b)のように入力情報に対して、予め関連づけられた記憶情報を出力する相互想起型連想記憶システムがある。

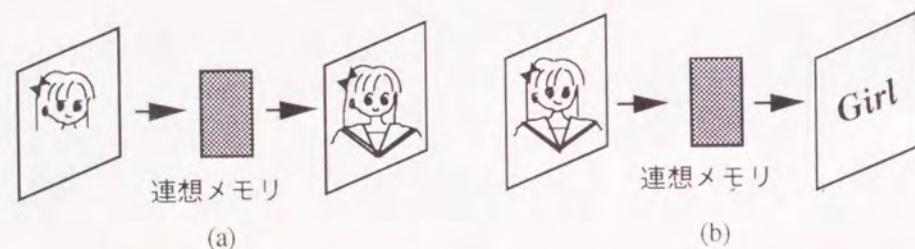


Fig.5-1 連想メモリの機能: (a) 自己想起型連想メモリ
(b) 相互想起型連想メモリ

連想記憶システムの構成方法としては、これまでに幾つかの方法が提案されているが、それらは線形モデルと非線形モデルを基本としたものに分けられる。非線形モデルはさらにフィードバックタイプと階層タイプに大別できる。以下、まず、連想記憶システムの最も基本的なタイプである線形モデルについて述べ、続いて非線形モデルの2つのタイプについて述べる。

§5-2-1 線形モデル

線形連想記憶システムの原理をベクトル表記を用いて数式化する。ベクトル空間 X 内の N 個のベクトル x_1, x_2, \dots, x_N を入力パターンとし、これらをベクトル空間 Y 内のベクトル y_1, y_2, \dots, y_N に変換する連想記憶システムを考える。このとき、

$$Tx_i = y_i \quad (5-1)$$

なる関係を満たす変換マトリクス T を求めれば、 T により x_i は y_i に変換することができる。 T を求める方法としては一般に次式が用いられる。

$$T = \sum_{j=1}^N y_j x_j^T, \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (5-2)$$

この連想メモリにベクトル x_n が入力されると、出力ベクトル z は、

$$\begin{aligned} z &= Tx_n = \sum_{j=1}^N y_j x_j^T x_n \\ &= \sum_{j=1}^N \alpha_{jn} y_j \end{aligned} \quad (5-3)$$

ただし α_{jn} は x_j と x_n との内積を表す。ここで $x_1 \sim x_N$ が正規直交系をなしていれば、

$$\alpha_{jn} = \delta_{jn} \quad (5-4)$$

ただし、 δ_{jn} はクロネッカーのデルタである。よって、(5-3)式の右辺は y_n となり正しい連想が行なわれる。Heerden¹⁹はこの原理を基にホログラフィ技術を用いた光連想メモリシステムを提案している。

しかし、入力ベクトルの集合 $\{x_i\}$ が直交系でない場合や、入力が x_n からわずかにずれた場合には(5-4)式は成立しない。そのため(5-3)式で表される出力は記憶されたベクトル y_1, y_2, \dots, y_N が重なったものとなる。このように記憶された内容が重なって出力される現象をクロストークと呼ぶ。クロストークの問題は連想メモリシステムに非線形処理を取り入れることで解決できる。

次に非線形モデルについて述べる。

§ 5-2-2 非線形モデル

非線形処理を取り入れた連想メモリシステムは、フィードバックタイプと階層タイプとに大別できる。

フィードバックタイプでは線形モデルの出力を非線形処理し、その結果を再び入力としてフィードバックする。時刻 t のシステムの出力ベクトル z_t は次のようになる。

$$z_t = \mathcal{N}[Tz_{t-1}] \quad (5-5)$$

ここで $\mathcal{N}[\cdot]$ は非線形関数であり、シグモイド関数がよく用いられる。このシステムはマトリクス T が特別な形をしている場合には収束する。システムが収束した時の出力ベクトルを連想結果とする。

このモデルでは、システムの状態によってきまる関数（エネルギー関数）が存在し、その極小点においてシステムが安定することが知られている。エネルギー関数の形はマトリクス T によって決定される。したがって、記憶すべきベクトル y_1, y_2, \dots, y_N がエネルギー関数の極小点に対応するような T を求めれば、入力に対して最も近い極小点に対応する状態にシステムが収束し、記憶したベクトルが得られる。しかし、連想パターン自身をフィードバックすることから、入力パターンに類似しないパターンを出力する相互想起の機能を実現することは難しく、一般的には自己想起型連想記憶システムに適している。本タイプの例としては Hopfield 型ニューラルネットワーク^{16,57,58}が挙げられる。

一方、階層タイプでは、入力ベクトル x から出力ベクトル z を得る手続きは次式に従う。

$$z = \mathcal{N}_k [T_k \mathcal{N}_{k-1} [\dots [T_2 \mathcal{N}_1 [T_1 x] \dots]]] \quad (5-6)$$

ここで T_0, T_1, \dots, T_k は各階層の線形処理を表すマトリクス、 $\mathcal{N}_1[\cdot], \mathcal{N}_2[\cdot], \dots, \mathcal{N}_k[\cdot]$ は各階層の出力にかかる非線形関数である。一般に非線形関数としては符号関数やシグモイド関数がよく用いられる。各階層のマトリクスは反復法によって求められる。階層タイプでは入力パターンは各演算要素を通過する毎にパターンの変換を受け、最終的に連想パターンに変換される。階層タイプ連想記憶システムでは入力パターンと連想パターンとが類似していなくても良いため相互想起型連想記憶システムに適している。本タイプの例としては、階層型ニューラルネットワークモデル¹⁷が挙げられる。

§ 5-3 代表的な光連想記憶システム

過去において提案された光連想記憶システムは、主にニューラルネットワークの分野から研究されたものと、ホログラフィの分野から研究されたものとに分類できる。

まず、ニューラルネットワークを基にしたシステムでは、すでに提案されたシステムを光の高速性、並列性を利用するために光学系で実現したものが多く、例えば、Yoshihara⁵⁹ や Ishikawa^{15,60} らは Nakano により提案されたアソシアトロン⁶¹を光学系によって実現している。また、Hopfield 型ニューラルネットワークの光学系による実現方法

^{62,63}も多く提案されている。

一方、ホログラフィを用いた光連想記憶システムとしては、まず Heerden が提案したホログラフィック連想記憶システム¹⁹が挙げられる。これは線形モデルを光学的に実現したものと言える。原理を Fig.5-2 に示す。記憶したいパターン A を参照光、キー情報としてパターン B を物体光としてホログラムを記録する。次に、ホログラムに入力としてパターン B を入力すると、パターン A が出力される。これはマッチトフィルタと原理的に同じであり、出力として得られるのは $A \star B \star B$ である。そのため、パターン B の自己相関関数がデルタ関数に近い形状でなければ出力パターンはぼやけたものとなる。

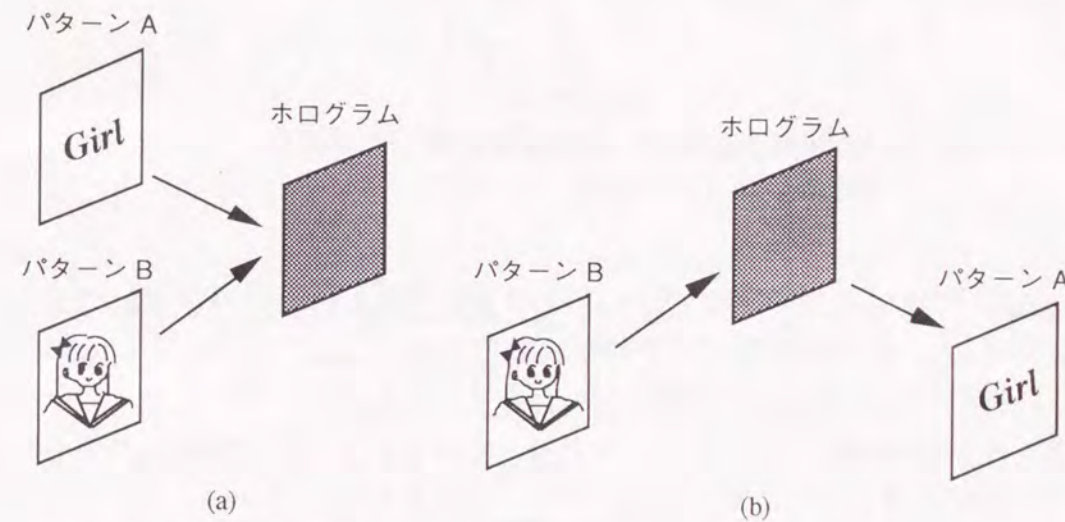


Fig.5-2 ホログラフィック連想記憶システム： (a) 記録 (b) 想起

本システムでは、参照光の角度を変えることにより複数のパターンの組を記憶可能である。しかし、非線形性を有していないため、記憶パターンが直交していない場合にはクロストークが発生する。また、ホログラムの記録特性による制限のため、記憶できるパターンの組は非常に少ない⁶⁴。

非線形性をシステムに持たせた例としては、Soffer ら^{21,22}によるモデルが挙げられる。この構成を Fig.5-3 に示す。予め異なる角度の平行光を参照光として用い、複数のパターンをホログラムに記録して多重記録マッチトフィルタを作製する。次にキー情報として不完全なパターンを入力すると、各参照パターンと入力パターンとの相関関数が非線形デバイス上に得られる。非線形デバイスとしては位相共役鏡を用いている。位相共役鏡は入射光強度に対して非線形特性を持ち、強度の高い部分のみ位相共役光が反射光として出力される。反射光は再びホログラムを照明し、記録されているパターンを再生する。これにより自己想起型連想記憶システムが実現できる。

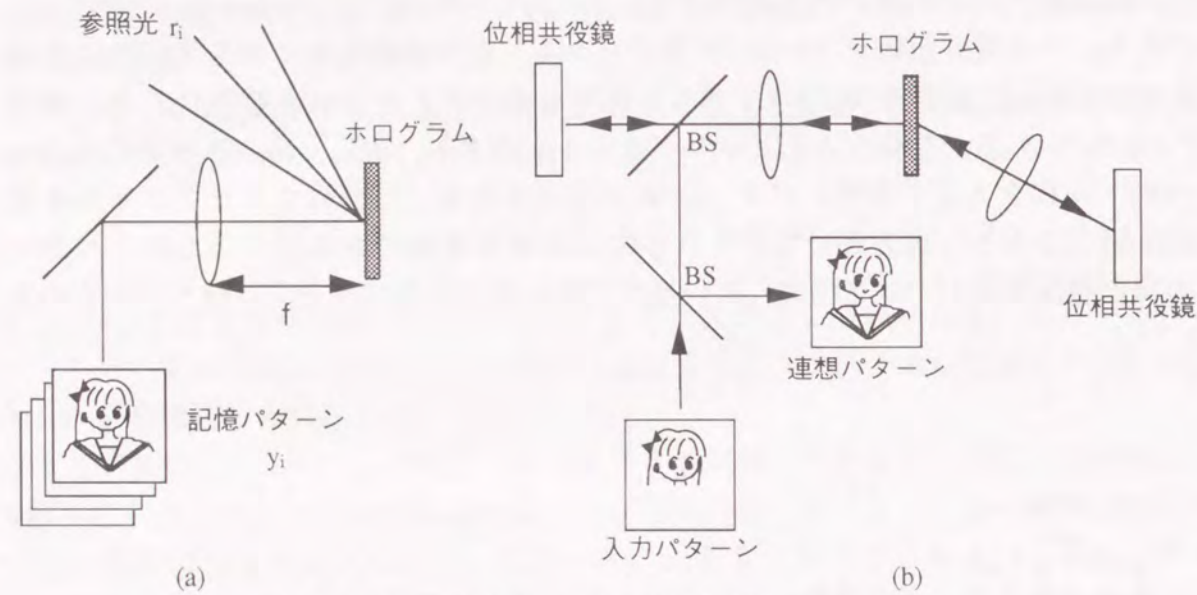


Fig.5-3 位相共役鏡を用いた光連想記憶システム：
(a) ホログラムの記録 (b) 想起

また、Paekら^{23,65,66}もホログラムと非線形光学素子を組み合わせた連想記憶システムを提案している。この構成を Fig.5-4 に示す。動作原理としては Soffer らのものとはほぼ同じである。ただ、ホログラムは多重記録ではなく、それぞれ一つのパターンを記録したものをアレイ上に並べたものを用い、またピンホールアレイで相関関数の中心部分のみをサンプリングすることにより、出力パターンのぼけを防いでいる。

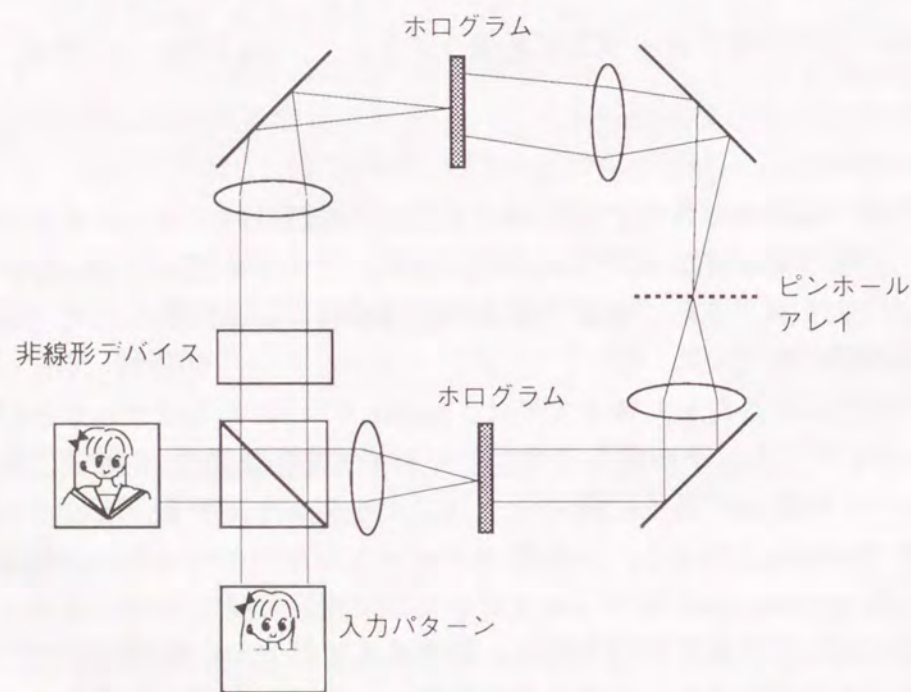


Fig.5-4 非線形フィードバック用いた光連想記憶システム

§5-4 インコヒーレント相関光学系を用いた準実時間連想記憶システム

手書きの文字から活字を連想する場合、文字 "S" のように活字 "s" との相関値が高い場合だけでなく、文字 "A" のように活字との相関値が低い場合にも、同じ活字 "s" を出力できる機能が要求される。このような機能は自己想起型連想記憶システムでは実現が困難であり、相互想起型のシステムが必要になる。

本研究では、これらの欠点を克服した新しい相互想起型の非線形フィードバック型連想記憶システムを提案する。これまでフィードバック型の連想記憶システムでは自己想起の機能しか実現されていなかったが、本研究では識別用フィルタとして SDF フィルタ等の多物体識別用相関フィルタを導入することにより相互想起を可能とした。以下に本研究で提案したシステムの構成と動作について説明する。

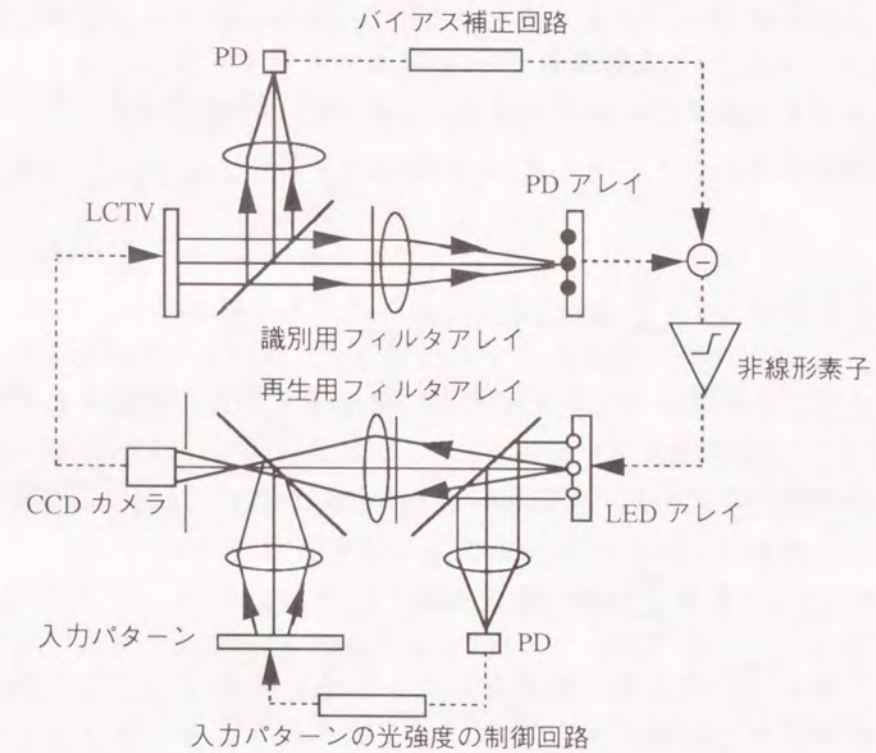


Fig.5-5 インコヒーレント連想記憶システムの構成

システムの構成を Fig.5-5 に示す。本システムは2組の相関光学系を非線形応答素子を介してループ状に配置したフィードバック光学系を基本としており、それに、連想動作の途中で得られる相関値の非線形処理後の総和が一定になるように入力パターンの明るさをコントロールする制御系、インコヒーレント相関光学系でフィルタ関数に負の値を実現するためのバイアス補正系を付属させてある。

本システムでは、上段の相関光学系で入力パターンと識別用フィルタアレイの各相関フィルタとの相関値が光検出器 (Photo-detector : PD) アレイ上に得られ、その大小により

入力パターンの識別を行なう。一方、下段の相関光学系では識別結果に応じて再生用フィルタアレイ上に記録された記憶パターンを再生する。これらの機能より、上段および下段の相関光学系をそれぞれ識別用相関光学系、再生用相関光学系と呼ぶ。

このシステムは、Paek らが提案した光連想記憶システムと同等の非線形フィードバックループで構成しているが、以下のような特徴を持つ。

- (1) 識別用フィルタアレイに多物体識別用相関フィルタを用いることにより、識別用フィルタアレイと再生用フィルタアレイの組み合わせの自由度を大きくすることができる。そのため、自己想起のみならず相互想起を行なうことができる。
- (2) 非線形処理を入力パターンではなく相関値に対して行なうことにより、二値パターンも濃淡を持つパターンも扱うことが可能である。
- (3) 相関値の非線形処理後の総和を一定に保つように入力パターンの光強度を調節する第2のフィードバック系を用いることにより、常にクロストークの無い鮮明な連想パターンを得ることができる。

次にシステムの動作を示す。いま、システムに N 個のクラスを記憶させるものとする。各クラスに対しては、1 個のパターンを記憶パターンとして再生用フィルタアレイに記録し、そのクラスに属するパターンが入力された場合に連想パターンとして出力する。この場合、識別用フィルタアレイ F_d は N 個のフィルタ $d_i(x, y)$ ($i = 1, 2, \dots, N$) で構成する。つまり、

$$F_d = \sum_{i=1}^N d_i(x - x_i, y - y_i), \quad (5-7)$$

とする。したがって、各識別用フィルタと入力パターンとの相関値はそれぞれ異なる位置に得られる。

また、再生用フィルタアレイ F_r には記憶パターン $z_i(x, y)$ ($i = 1, 2, \dots, N$) を、

$$F_r = \sum_{i=1}^N z_i(x - x_i, y - y_i), \quad (5-8)$$

のように記録しておく。このとき、識別用フィルタ $d_i(x, y)$ によって生じた相関値が再生用フィルタに記録された記憶パターン $z_i(x, y)$ を読みだすようにセッティングしておく。

まず、パターンを入力すると、識別用相関光学系において入力パターンと識別用フィルタアレイとの相関演算が行なわれる。各識別用フィルタに対応する相関値を各 PD により検出し、非線形処理する。再生用相関光学系では再生用フィルタアレイに記録された各記憶パターンを対応する非線形変換後の相関値に比例した明るさで読みだす。読みだした記憶パターンは入力パターンと加算し、再び識別用相関光学系にフィードバックする。このとき、フィードバックパターンの周辺部に生じた余分な部分はマスクにより削除する。

このとき、各識別用フィルタと記憶パターンとの間に、

$$\iint_R d_i(x, y) \cdot z_j(x, y) dx dy = \begin{cases} a \text{ (定数)} & \text{for } i=j \\ 0 & \text{for } i \neq j \end{cases}, \quad (5-9)$$

なる関係が成立し、また非線形処理の傾きが単調増加であれば、フィードバックパターンにより生じる各相関値の増加分は相関値が大きいほど大きくなる。ただし、 R は入力パターンの存在する範囲を表す。したがって、相関値の総和が常に一定値になるように入力パターンの光強度を制御することにより、システムの安定状態では一つのクラスに対応する相関値のみが一定値となり、他の相関値はゼロとなる。すなわち、どのような入力パターンに対しても、入力パターンとの相関値が最大となる識別用フィルタに対応するクラスの記憶パターンが連想像としてクロストーク無しに得られる。

識別用フィルタアレイと再生用フィルタアレイとに要求される条件 (5-9) 式を満足するためには、識別用フィルタとして、SDF フィルタ等の相関値を設定できる多物体識別相関フィルタを用いる必要がある。また、(5-9) 式を満たす識別用フィルタを設計することができれば相互想起も可能である。次節では識別用フィルタアレイの設計方法について述べる。

§ 5-5 識別用フィルタアレイ

本研究で提案する連想記憶システムでは2つのフィルタアレイが重要な役割を果たす。本システムでは識別用フィルタアレイに次の2つの機能が要求される。

- (1) 入力パターンを識別して、どの記憶パターンを出力すべきかを決定する。
- (2) フィードバックパターンに対して (5-9) 式を満足する相関値を出力する。

まず (1) の機能は、入力パターンをシステムに記憶されている N 個のクラスに分類する機能であり、これによりそのクラスに属する記憶パターンが連想される。いま、 k 番目のクラスに属しているパターン $g_k(x, y)$ が入力されたとすると、識別用フィルタアレイ F_d の各相関フィルタ $d_i(x, y)$ との相関値 a_i は、

$$a_i = \iint_R d_i(x, y) \cdot g_k(x, y) dx dy, \quad (5-10)$$

となる。このとき各相関値 $\{a_i\}$ の中で a_k が最大であれば正しい連想が行なわれる。つまり、ある入力パターン $g(x, y)$ に対してクラス k の記憶パターン $z_k(x, y)$ が連想されるためには、

$$\iint_R d_k(x, y) \cdot g(x, y) dx dy > \iint_R d_i(x, y) \cdot g(x, y) dx dy, \quad (i = 1, 2, \dots, N; i \neq k), \quad (5-11)$$

が成り立つことが必要である。

また、(2)の機能はシステムの安定状態を正しい記憶パターンに対応させるために必要である。この機能を実現するためには(5-9)式を満たす必要がある。そのためには、各記憶パターン $z_j(x, y)$ に対して識別用フィルタアレイ F_d の各フィルタ $\{d_i(x, y)\}$ が、

$$\iint_R d_i(x, y) \cdot z_j(x, y) \, dx dy = \alpha \cdot \delta_{ij} \quad (5-12)$$

なる関係を満たす必要がある。ただし α は定数、 δ_{ij} はクロネッカーのデルタである。

以上2つの機能をまとめて図示すると Fig.5-6 のようになる。

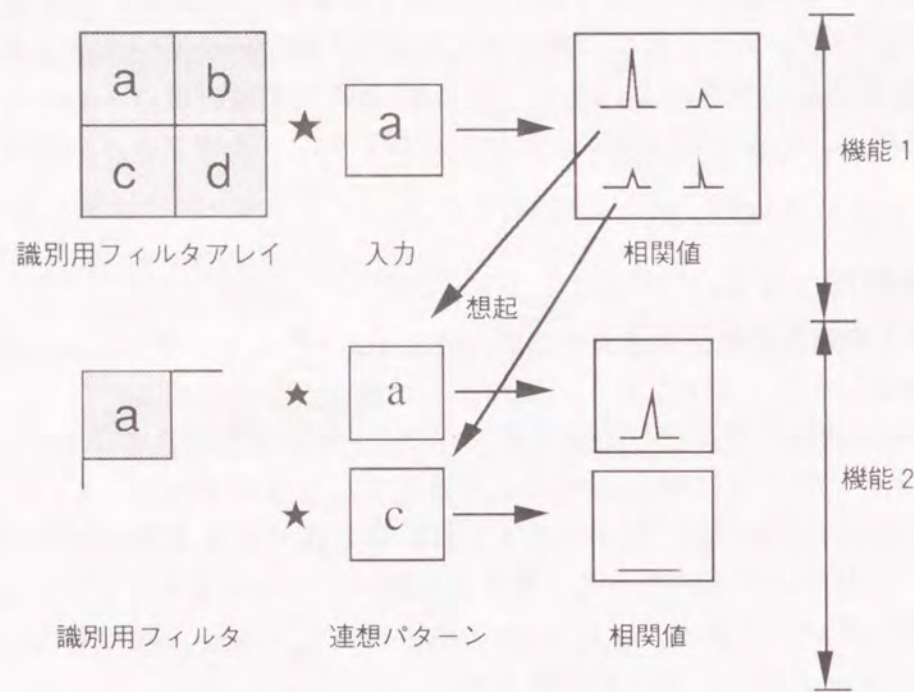


Fig.5-6 識別用フィルタに必要な機能

識別用フィルタアレイは上に示した2つの機能を有する必要がある。これは SDF フィルタ等の多物体識別フィルタを用いることで可能である。例えば SDF フィルタでは各クラスのサンプルパターンおよび記憶パターンをトレーニングセットとして MOF-SDF を計算すればよい。シミュレーテッドアニーリングによっても同様に計算することができる。

多物体識別フィルタが2つの機能を満足するためには、トレーニングセットが次の2つの条件を満足する必要がある。

- (1) 連想されるパターンがトレーニングセットに含まれている。

- (2) 入力の子想されるパターンが全てトレーニングセットに含まれている。

しかし、実際問題として(2)を満たすのは不可能な場合が多い。例えば手書き文字を入力に用いるような場合には入力される全てのパターンを知ることが不可能である。また全てのパターンを知ることができても、膨大な数となり、フィルタを計算することが困難になる。ただ、相関フィルタでは、一般に良く似たパターンに対しては近い相関値を出力する性質がある。そこで、代表的なパターンをトレーニングセットに用いることにより、2つの機能をほぼ満たすことができる。逆にいうと、トレーニングセットのパターンの選び方が得られるフィルタの相関値に影響し、そのまま連想メモリシステムの連想能力に影響する。

§5-6 計算機シミュレーション

本研究で提案する連想記憶システムの動作を計算機シミュレーションで確認した。

まず、入力パターンを提示したときに得られる相関値の時間的変化を Fig.5-7 に示す。ただし、2つのフィルタアレイは必要な条件を満たしているものとした。また、システムに4つのクラスを記憶した場合を想定した。計算機シミュレーションであるため、非線形フィードバックループを反復によって実現した。横軸に反復回数、縦軸に反復に伴う各クラスに対する相関値をとっている。(a)では相関値の初期値を(0.4, 0.3, 0.2, 0.1)とし、(b)では(0.260, 0.255, 0.245, 0.240)とした。また、非線形処理としては $\mathcal{N}(x) = x^2$ を用いた。最初は相関値が互いに近い値をとっているが、反復に伴い相関値の初期値の最も大きいクラスの相関値だけが一定値に近づき、他のクラスの相関値はゼロに収束することがわかる。また、初期値が似通っている場合にも、反復回数は多くなるが最終的には同じ状態に収束することがわかる。これによりどのような入力パターンに対してもクロストークの無い鮮明な連想パターンを得ることができていることが確認できた。

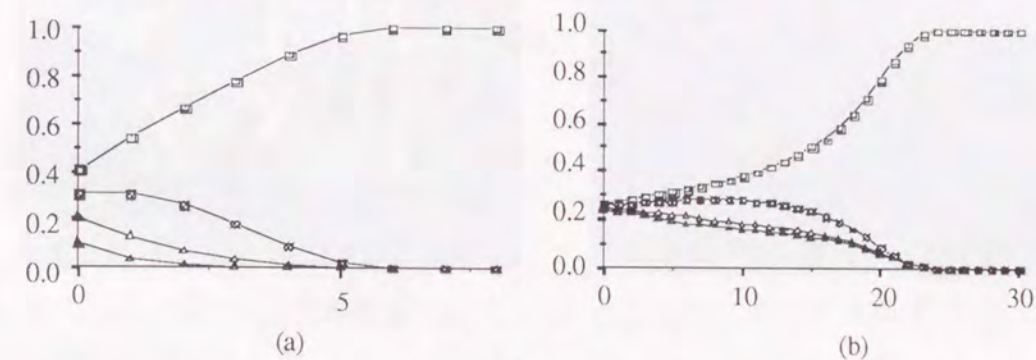


Fig.5-7 システムの動作シミュレーション:

- (a) 初期状態 (0.4, 0.3, 0.2, 0.1)
- (b) 初期状態 (0.260, 0.255, 0.245, 0.240)

次に実際にパターンを用いたシミュレーションを行なった。対象としては、アルファベット9文字(a, c, e, n, r, s, u, x, z)を記録して、手書き文字を入力して、活字のパターンが連想するシステムを想定した。識別用フィルタアレイには SDF フィルタを用いた。

トレーニングセットとして各文字について4個、計36パターンを用いた。トレーニングセットを Fig.5-8 に示す。各文字の一番上の文字が記憶パターンである。再生用フィルタアレイには記憶パターンをそのまま並べたものを用いた。Fig.5-9 に計算で得られた識別用フィルタアレイと再生用フィルタアレイとを示す。識別用フィルタアレイは正負の値をもっているのでバイアスを加えて正の値にして表示している。

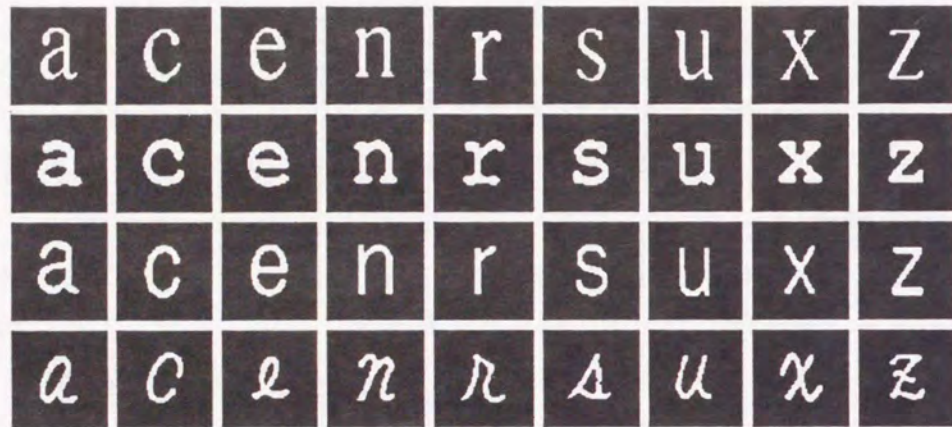


Fig.5-8 識別用フィルタアレイ作成に用いるトレーニングセット

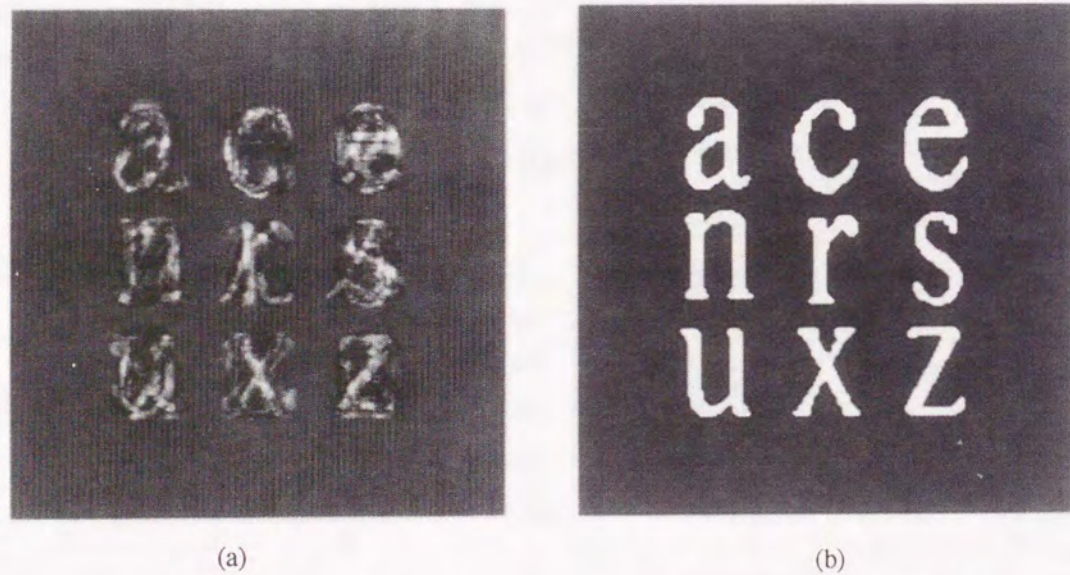


Fig.5-9 相関フィルタアレイ： (a) 識別用フィルタアレイ
(b) 再生用フィルタアレイ

入力パターンとして、トレーニングセットに含まれていないパターンを用いた時の連想の様子を Fig.5-10 に示す。(a) は入力パターン、(b) は入力パターンの各クラスに対する相関値である。"a" に対する相関値が最も大きい、他のクラスに対しては

の値をもっている。(c) は連想されたパターンであり、(d) は連想が終了した時点での各クラスに対する相関値である。"a" に対する相関値が増幅され、他のクラスに対する相関値はゼロに収束していることがわかる。

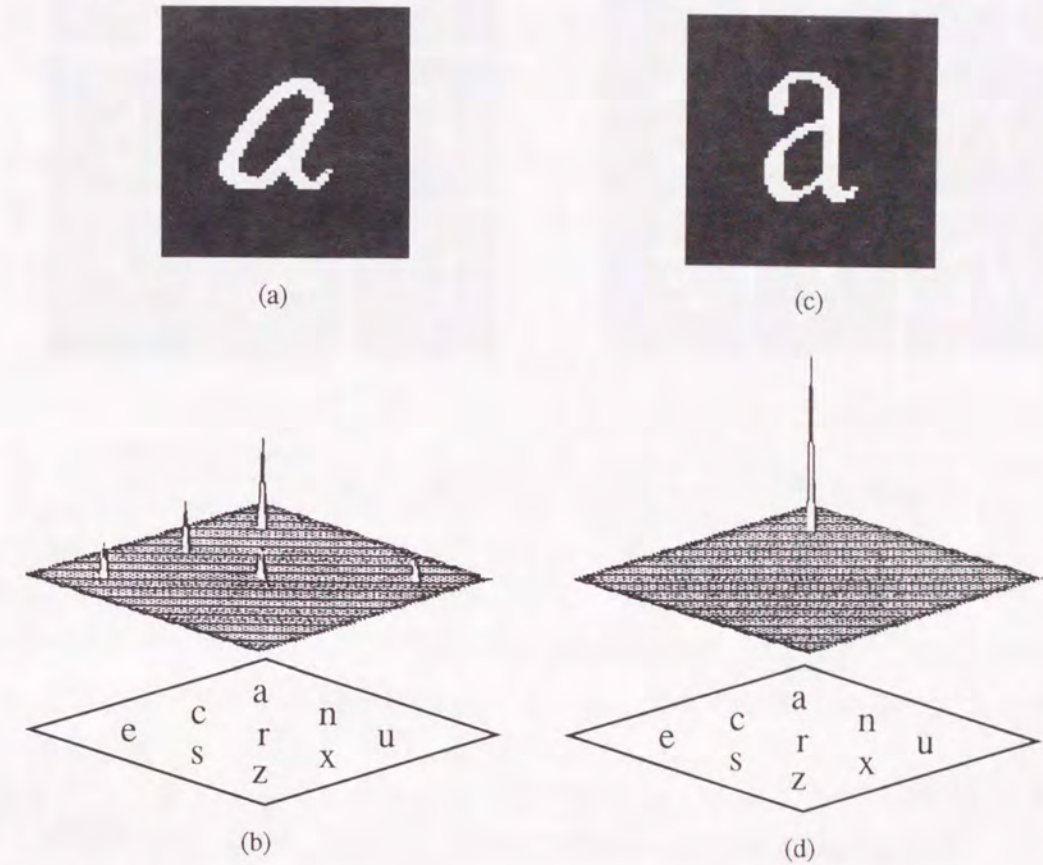


Fig.5-10 連想シミュレーション： (a) 入力パターン (b) 入力パターンに対する相関値 (c) 連想パターン (d) 連想パターンに対する相関値

Fig.5-11 にアルファベットの各文字に対してトレーニングセットに含まれていないパターンを入力した場合の連想結果を示す。(a) は各入力パターンであり、(b) が各入力パターンに対して連想されたパターンである。

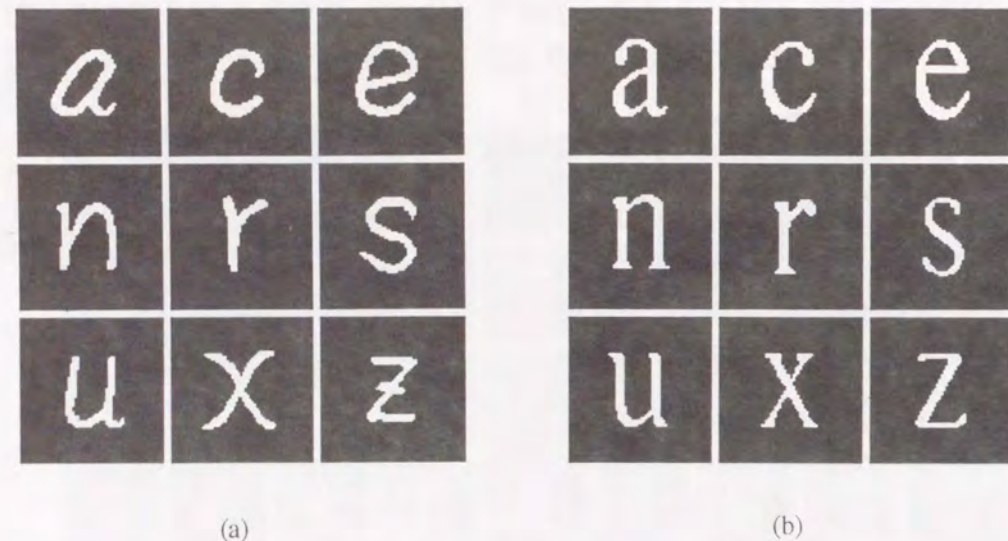


Fig.5-11 連想シミュレーション結果: (a) 入力パターン
(b) 連想パターン

以上のように、計算機シミュレーションにより提案した光連想記憶システムの動作確認ができた。

§ 5-7 結言

本章では、まず連想記憶システム概念と原理を述べた。次に、光学系を用いた連想記憶システムのいくつかの例を挙げて、その構成、動作原理、問題点について述べた。そして、相関光学系と多物体識別フィルタを用いた新しいタイプの連想記憶システムを提案し、計算機シミュレーションによりその動作を確認した。

第6章 光連想記憶システムの試作

§ 6-1 緒言

本章では、本研究で提案する光連想記憶システムの有効性を示すために、三つのタイプの光/電子ハイブリッド連想記憶システムを試作して連想実験を行ない、システムの性能評価を行なう。まず、一つの相関光学系と計算機を組み合わせたシステム^{67,68}を試作し、そのシステムを用いて連想実験を行ない、フィードバック処理を行なう際の問題点について検討する。次に二つの相関光学系と計算機を組み合わせたシステム⁶⁹を構成し、再生用相関光学系で得られる記憶パターンの再生像を識別用相関光学系にフィードバックした場合の問題点について検討する。

以上二つのシステムは Fig.5-1 の連想記憶システムの相関光学系以外の部分の処理をフレームメモリ上で計算機で行なうものである。本研究ではさらに光学系とビデオ機器とを組み合わせ、計算機による処理を無くし、高速動作が可能な光連想記憶システムを試作する。計算機による処理を無くすことにより、処理速度はビデオ機器の処理速度（ビデオレート）により決まる。この処理を並列処理デバイスを用いて行なえば、システムは光の速度（実時間）で動作するが、現時点では使用できるデバイスが無い。ビデオ機器を用いると画像の入出力に走査処理が入り、実時間動作ではなくなる。ビデオ機器の介在した動作を準実時間動作と呼ぶ。この準実時間動作する試作システムを用いて提案する光連想記憶システムの機能を確認すると共に性能の評価を行ない、より高機能なシステム構築に向けての課題について検討する。

以下、本章では、まず § 6-2 で相関光学系と計算機とを組み合わせた二つのタイプの試作システムについて述べる。§ 6-3 では試作した準実時間動作する連想記憶システムと実験結果について述べる。§ 6-4 では各試作システムによる実験結果から提案する光連想記憶システムの性能評価を行ない、今後の課題について検討する。

§ 6-2 相関光学系と計算機を組み合わせた試作システム

本節では、光学系と計算機を組み合わせた二タイプの試作システムについて説明し、連想実験結果を示す。

試作システムは前章の計算機シミュレーションと同じく、手書きアルファベット文字のパターンを入力し、活字のパターンを連想する光連想記憶システムである。具体的にはアルファベット 9 文字 ("a", "c", "e", "n", "r", "s", "u", "x", "z") を記憶し、手書きの文字を活字に置き換える。各文字に対してはそれぞれ 4 つのパターンをサンプルパターンとして用意し、それらをトレーニングセットとして多物体識別相関フィルタを計算し、識別用フィルタアレイとして用いる。また、各文字の Times タイプの活字を記憶パターンとして再生用フィルタアレイに用いる。

§ 6-2-1 一つの相関光学系を用いた試作システム1

Fig.6-1 に試作システムの構成図を示す。これは Fig.5-1 のシステムの識別用相関光学系の部分での処理を実際の光学系で行ない、他の処理はフレームメモリを介して計算機上で行なうものである。

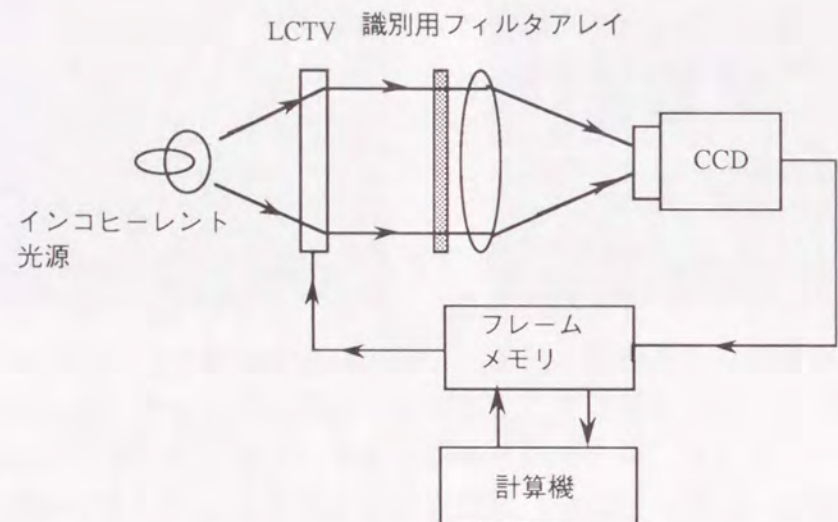


Fig.6-1 一つの相関光学系を用いた試作連想記憶システムの構成

処理の流れを説明する。まず LCTV 上に入力パターンが表示される。このパターンはインコヒーレント照明され、識別用フィルタアレイ上の各フィルタとの相関演算が行なわれる。結果は相関面上に置かれた CCD カメラによって取り込まれ、フレームメモリに送られる。フレームメモリ上では得られた相関関数をサンプリングして各クラスに対応する相関値を求め、その値を非線形変換した結果に比例して記憶パターンを加えあわせて連想パターンを計算する。さらに連想パターンと入力パターンを相関ピークの総和が一定になるように加え合わせた中間処理パターンを計算し、これを入力パターンに変えて LCTV 上に表示する。なお、相関光学系の部分は第3章で用いたものと同じである。

Fig.6-2 に試作システムの写真を示す。用いたデバイスは、

- | | | |
|-----------|---------|----------|
| ○ LCTV | SHARP | XV-100Z |
| ○ CCD | 東芝 | IK-530S |
| ○ レンズ | NIKON | 50mmF1.8 |
| ○ フレームメモリ | サイバーテック | CT9800B |
| ○ 計算機 | EPSON | PC-386V |

である。また、CCDカメラは γ 特性を1.0に調節して使用した。インコヒーレント光源とLCTVの部分は液晶プロジェクターのレンズ部分を外して使用した。

用いた LCTV および CCDカメラの入出力特性を Fig.6-3 に示す。識別用フィルタアレイは計算機で求めた SDFフィルタを CRTディスプレイ上に表示、撮影して作製した。

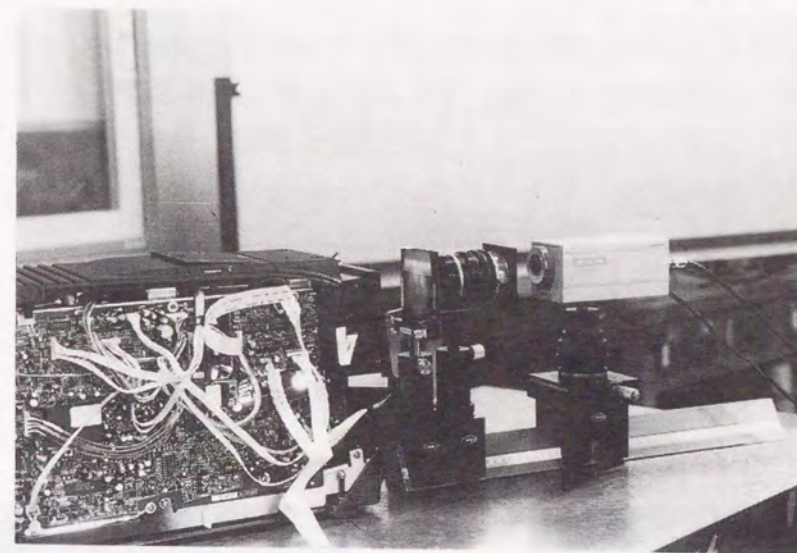


Fig.6-2 一つの相関光学系を用いた試作システムの写真

用いたトレーニングセット、および得られた SDFフィルタはそれぞれ、Fig.3-1、Fig.3-2 に示したのと同じである。なおフィルタの記録に用いたフィルムはコニカ社 CS-100E である。また、非線形変換としては2次関数を用いた。

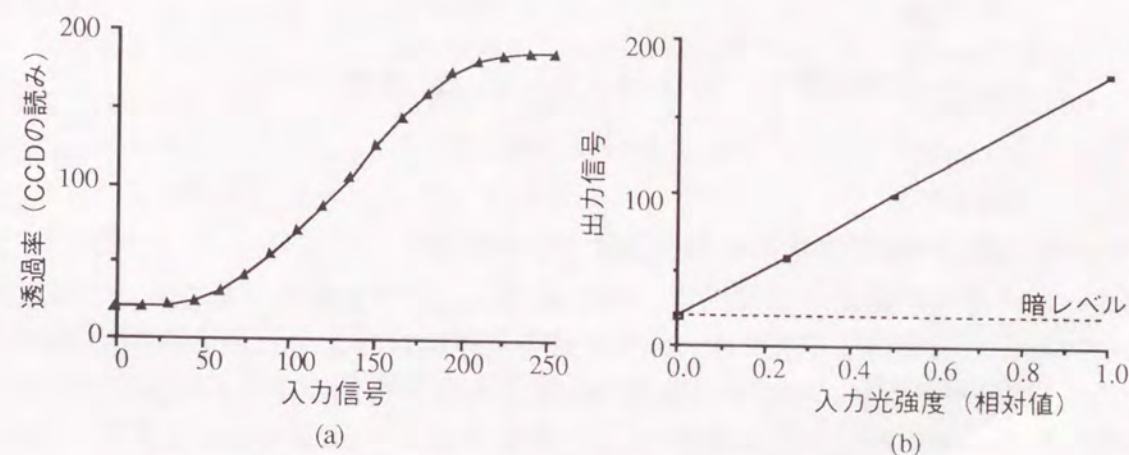


Fig.6-3 LCTV, CCD の入出力特性： (a) LCTV (b) CCD

連想結果を Fig.6-4 に示す。(a) は各入力パターン、(b) は連想されたパターンである。なお、入力パターンは識別用フィルタアレイを計算する際に用いたトレーニングセットには含まれていない。一回のループに要する時間は約 20 秒で、連想が終了するまでに 3~8 回のループを要した。

連想パターンにクロストークが生じているのがわかる。これは、システムの安定状態において、複数のクラスに対する相関値がゼロでないことを意味している。この原因としては、CCD における交流結合の影響、照明ムラ、もしくは識別用フィルタアレイの記録時の変調により、記憶パターンに対する相関値が所望の値になっていないことが考えられる。そのため、連想記憶システムを構成する場合には以上のことに十分に注意する必要がある。

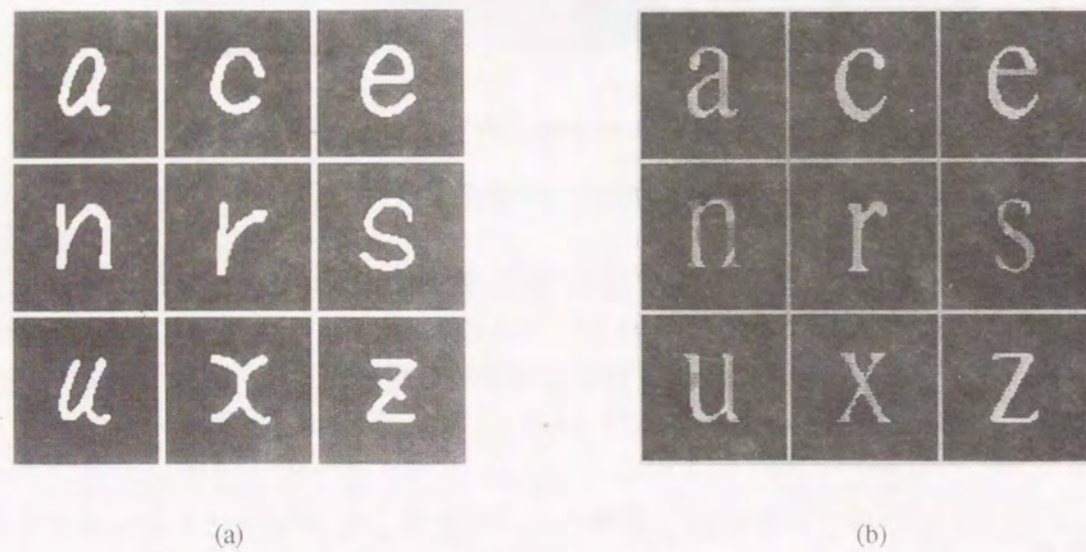


Fig.6-4 連想結果： (a) 入力パターン (b) 連想パターン

§ 6-2-2 二つの相関光学系を用いた試作システム 2

Fig. 6-5 にシステムの概要を示す。本システムでは二つの相関光学系をループ状に配置し、入力パターンの識別、連想パターンの生成を光学的に行なう。また相関値の検出、非線形処理、非線形処理後の相関値の総和の検出、および入力パターンの光強度のコントロールはフレームメモリ上で計算機によって行なう。

処理手順を示す。入力パターンを LCTV 上に表示し、識別用相関光学系で識別用フィルタアレイとの相関演算を行なう。相関結果を CCD1 によって取り込みフレームメモリ上において相関値の検出、非線形処理を行なう。その結果はビデオモニタ上に表示される。モニタ上には非線形処理後の各相関値に比例した明るさで輝点を表示する。表示し

た輝点と再生用フィルタアレイとの相関演算が再生用相関光学系で行なわれ、CCD2 上に連想パターンが得られる。このパターンをフレームメモリ上で切り出した後、入力パターンと重ねて LCTV 上にフィードバックする。

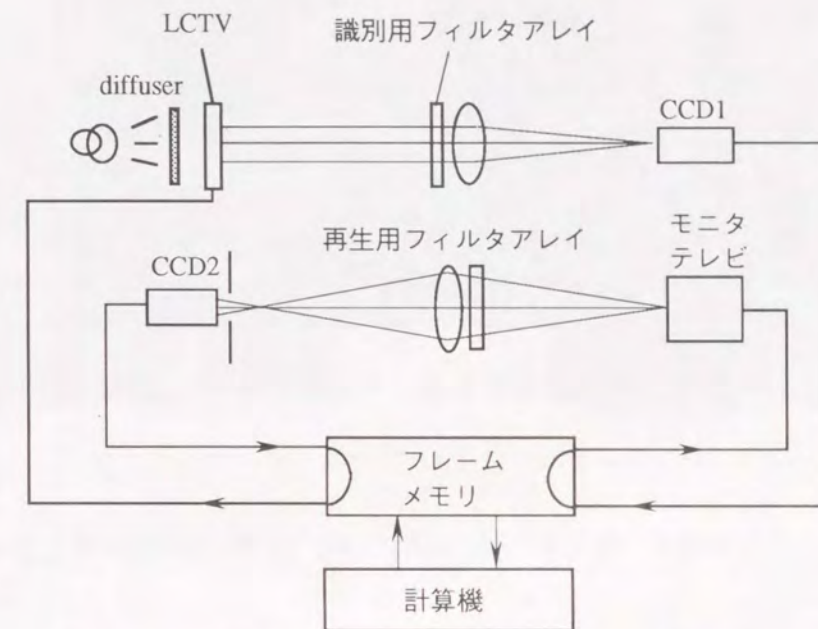


Fig.6-5 2つの相関光学系を用いた試作システムの構成

Fig.6-6 にシステムの写真を示す。用いた装置および素子は

○ LCTV	SHARP	XV-100Z
○ CCD	東芝	IK-530S
○ レンズ	NIKON	50mmF1.8
	MINOLTA	50mmF1.8
○ モニタテレビ	TEKTRONICS	634monitor
○ フレームメモリ	サイバーテック	CT9800B
○ 計算機	EPSON	PC-386V

である。

モニタテレビの入出力特性を Fig.6-7 に示す。フレームメモリから画面全体に一樣なパターンを入力し、CCD 上に画面の像を結像させて値を調べた。線形性が良いことが確認できた。横軸にフレームメモリの出力値、縦軸に CCD の出力値をとった。再生用フィルタアレイには CRT ディスプレイ上に表示して撮影したものを用いた。フィルムにはコニカ社の CS-100E を使用した。識別用フィルタアレイには富士写真フィルム社の FCR (Fuji Computed Radiography) により 256 階調で記録したものを用いた。フィルムには CR-780 を用いた。



Fig.6-6 2つの相関光学系を用いた試作システムの写真

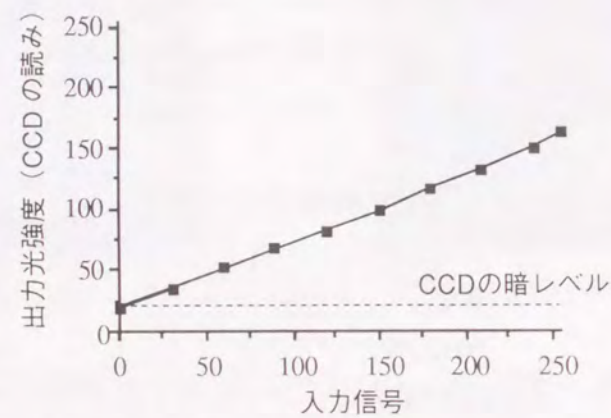


Fig.6-7 モニタテレビの入出力特性

連想結果を Fig.6-8 に示す。(a) は各入力パターン、(b) は出力された連想パターンである。処理時間はループ1回あたり約5秒で、連想終了までに3~8回のループを要した。

識別用フィルタアレイを正しく記録し、また光学系のアライメントを調整して照明ムラを可能なかぎり減らした結果、識別用相関光学系において、記録パターンに対する相関値は理想の値に近いものとなった。しかし、再生用相関光学系では光源と再生用フィルタとの相関演算により連想パターンが得られるため、光源が大きき場合にはその分だけ連想パターンがぼける。ぼけた連想パターンを識別用相関光学系にフィードバ

ックすると、所望の相関値が得られず、その結果クロストークが生じてしまう。これを防ぐには、なるべく大きさの小さい高輝度の光源を用いる必要がある。

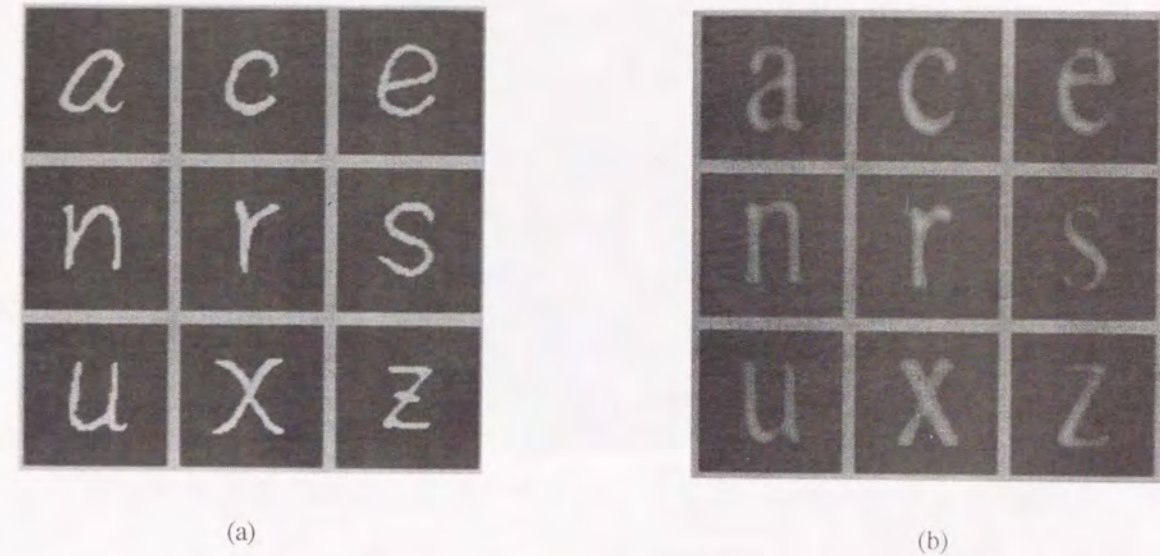


Fig.6-8 連想結果： (a) 入力パターン (b) 連想パターン

§ 6-3 準実時間光/電子ハイブリッド型連想記憶システムの試作

§ 6-3-1 システム構成と動作原理

Fig.6-9 に試作した準実時間光/電子ハイブリッド型連想記憶システムの構成を示す。本システムでは、Fig.5-1 のシステムのほとんどの部分を光学系で実現している。また計算機は入力パターンを表示するためにのみ用いており、連想処理には寄与していない。そのため本システムは高速処理が可能となっている。

処理手順を示す。入力したパターンを LCTV1 に表示し、識別用相関光学系によって識別用フィルタアレイとの相関演算を行なう。演算結果を CCD1 で取り込む。取り込んだ相関パターンをそのまま LCTV2 に表示する。LCTV2 の面上には各クラスに対応する相関値の位置に開口を開けたマスクを置く。LCTV2 の出力と再生用フィルタアレイとの相関演算を再生用相関光学系で行ない、連想パターンを CCD2 上に得る。このパターンを入力パターンとともに LCTV1 にフィードバックする。LCTV1 の面上にはマスクを置き、入力パターンおよびフィードバックパターンの部分のみを相関光学系に入力する。非線形処理は、Fig.6-3 に示した LCTV のもつ非線形特性を利用する。

LCTV2 からの出力光はレンズで CCD3 上に集める。CCD3 の映像信号はオートアイリスレンズに入力し、LCTV2 からの出力光の総和が一定になるように絞りを開閉する。一定にするレベルは CCD3 の前に ND (Neutral Density) フィルタを配置して調整する。

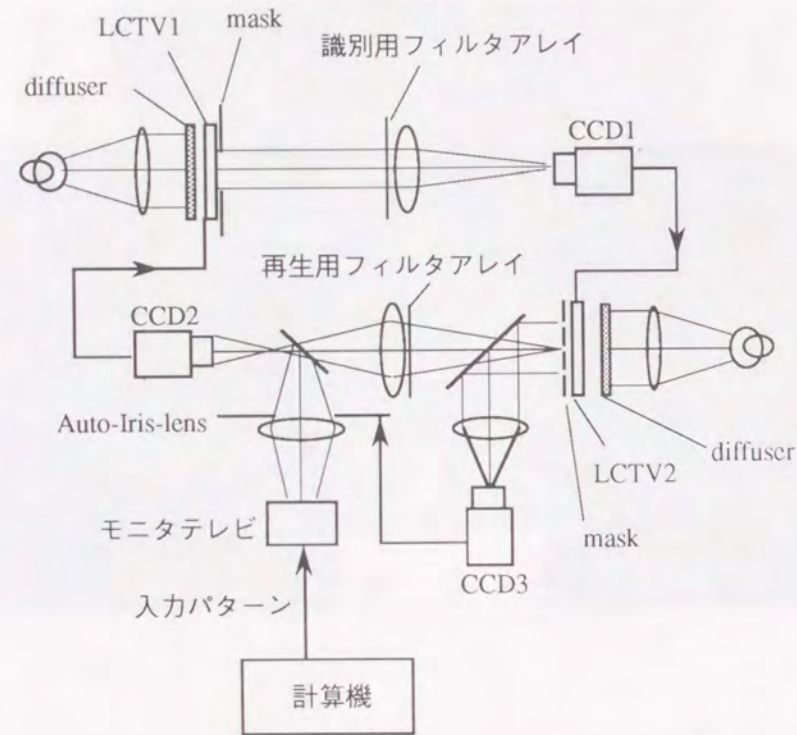


Fig.6-9 準実時間光/電子ハイブリッド型連想記憶システムの構成

本試作システムに用いた装置、素子は、

○ LCTV	SHARP	XV-100Z
○ CCD	東芝	IK-530S
○ レンズ	NIKON	50mmF1.2
	MINOLTA	50mmF1.8
○ モニタテレビ	TEKTRONICS	634monitor
○ オートアイリスレンズ	COSMICAR	B5018AES-3

である。

LCTVには市販の液晶プロジェクターを3枚の液晶表示板を独立に制御できるように改造し、うち2枚を用いた。安定した動作を得るために各LCTV並びにCCDカメラを同期した。

Fig.6-10に試作光/電子ハイブリッド連想記憶システムの写真を示す。識別用フィルタアレイ、再生用フィルタアレイにはCRTディスプレイ上に表示したものを撮影して用いた。使用したフィルムはコニカ社のGN-140Aである。



Fig.6-10 準実時間光/電子ハイブリッド型連想記憶システムの写真

§ 6-3-2 実験結果

試作した光/電子ハイブリッド連想記憶システムを用いた連想結果をFig.6-11に示す。(a)は各入力パターンであり、識別用フィルタアレイを計算する際に用いたトレーニングセットには含まれていない。(b)は(a)の各入力パターンに対して連想されたパターンである。正しい活字文字が連想されている。

本試作システムでは、連想が進むに従いオートアイリスレンズの絞りが閉じていき、最終的に絞りが完全に閉じた時点で連想が終了する。本システムの処理時間はこのオートアイリスレンズの絞りの開閉時間によって決まり、約0.8秒であった。

本システムの動作は試作システム1, 2と異なり連続動作であるが、フレームメモリを用いてビデオ信号を一時的にホールドすることにより、ステップ動作させることもできる。その結果をFig.6-12に示す。(a)は入力パターン、(b)~(e)は各フィードバックステップ毎にLCTV1に表示されるパターンである。最初は入力パターンが明るく、それにいくつかの文字の記憶パターンが薄く重なっているが、連想が進むに連れて入力パターンの明るさが減少し、記憶パターンが明るくなる。また、文字"a"の記憶パターンのみが残り、他の文字の記憶パターンは消えていく。この場合には4回のフィードバックで連想が終了した。また、他のパターンの場合にも3から6回程度のフィードバックで入力パターンの明るさがゼロに収束し、連想が終了した。

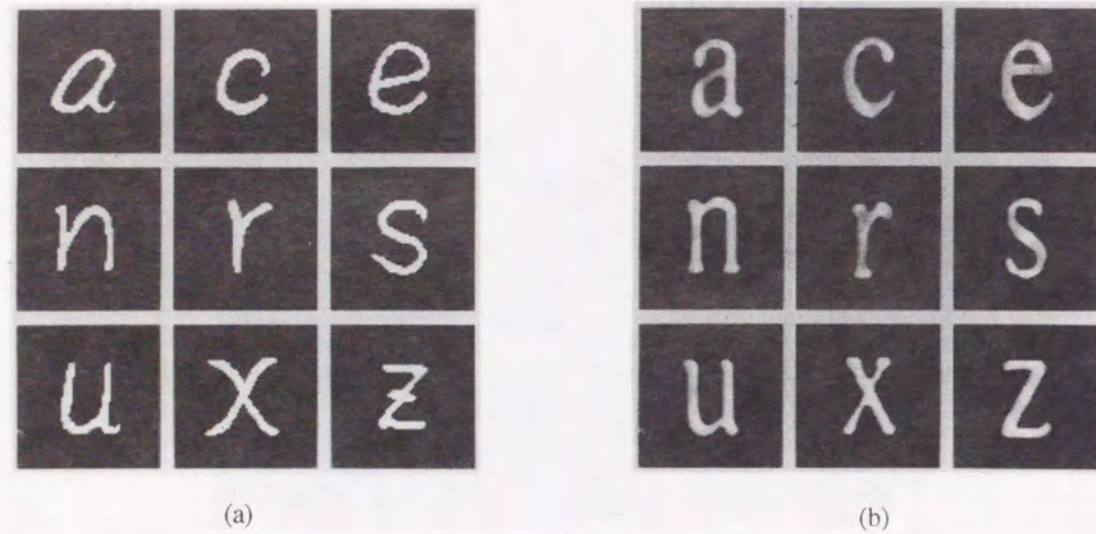


Fig.6-11 連想結果： (a) 入力パターン (b) 連想パターン

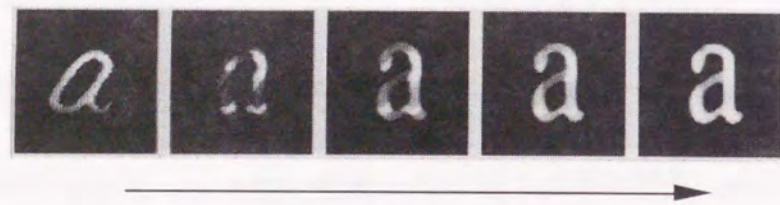


Fig.6-12 連想過程

また、本システムでは、文字のパターンのように入力パターンと記憶パターンとが類似している場合だけでなく、大きく違っている場合に対する相互想起能力を調べるために、図形パターンを用いた相互想起連想実験を行なった。

Fig.6-13 に図形パターンの連想に用いた(a)トレーニングセット、(b) SDFフィルタ、(c) 入力パターン、および (d) 連想結果を示す。円 (Circle)、四角 (Rectangle)、星型 (Star)、および三角 (Triangle) の4つのクラスについて、図形パターンを入力した場合に、その頭文字のパターン ("c", "r", "s", "t") が出力されるようにシステムを構成した。トレーニングセットの各クラスの右側のパターンが再生用フィルタアレイに記録した記憶パター

ンである。入力パターンとしては、トレーニングセットのパターンの一部が欠落したパターン、およびノイズを含んだパターンを用いた。不完全な入力パターンに対して、正しい記憶パターンが連想された。連想時間は文字のパターンの場合とほぼ同じで約 0.8 秒であった。

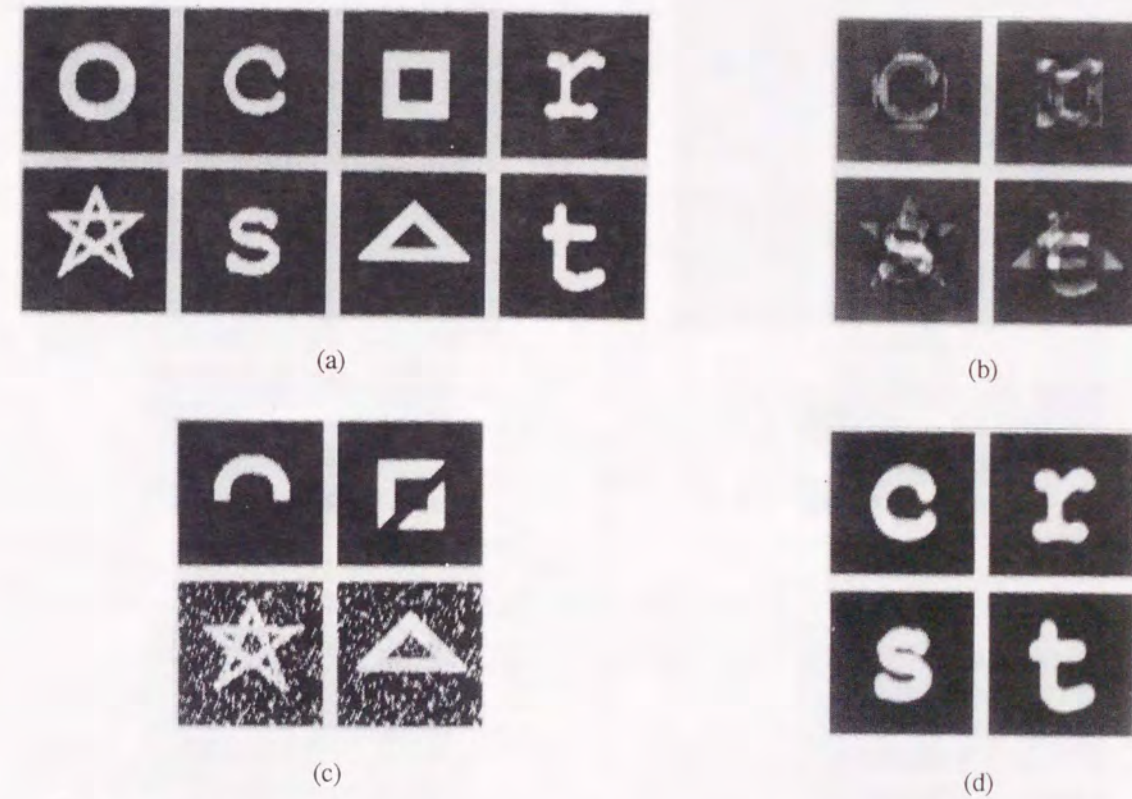


Fig.6-13 図形パターンの想起： (a) トレーニングセット (b) SDFフィルタ (c) 入力パターン (d) 出力パターン

また、グレイレベルをもつパターンに対する連想能力を調べるために、グレイレベルを持ったパターンの自己想起の実験を行なった。Fig.6-14 にグレイレベルを持ったパターンの連想結果を示す。(a) が用いたトレーニングセットである。自己想起であるため、トレーニングセットの各パターンをそのまま記憶パターンとして再生用フィルタアレイに記録する。(b) は識別用フィルタアレイ、(c) は入力パターンである。(d) に連想結果を示す。一部が欠けたパターンやノイズを含んでいるパターンが修復されている。これにより本システムでグレイレベルをもつパターンの処理が行なえることが確認された。

実験結果のうち、Fig.6-11, 12 の連想結果にはわずかながらクロストークが生じている。これは、主に識別用フィルタアレイの記録時の変調によるものと考えられる。本試作システムでフィルタの記録に用いたフィルム GN-140A は、試作システム 1 において使用

したフィルム CS-100E に比べて軟調であり、フィルタの記録には適している。しかし、露光量の調整が難しく、所望のフィルタ関数が実現されていない可能性がある。

そこで、予め階調数を限定して多値シミュレーテッドアニーリングを用いて識別用フィルタアレイを求め、連想実験を行なった。フィルタは4階調とし、フィルムの露光量と透過率の関係を調べてから記録した。このフィルタアレイを用いた場合の連想実験結果を Fig.6-15 に示す。連想パターンにクロストークが生じていない。この結果から、提案する光連想記憶システムでは、シミュレーテッドアニーリング法で計算したフィルタ関数を記録することが有効であることがわかった。

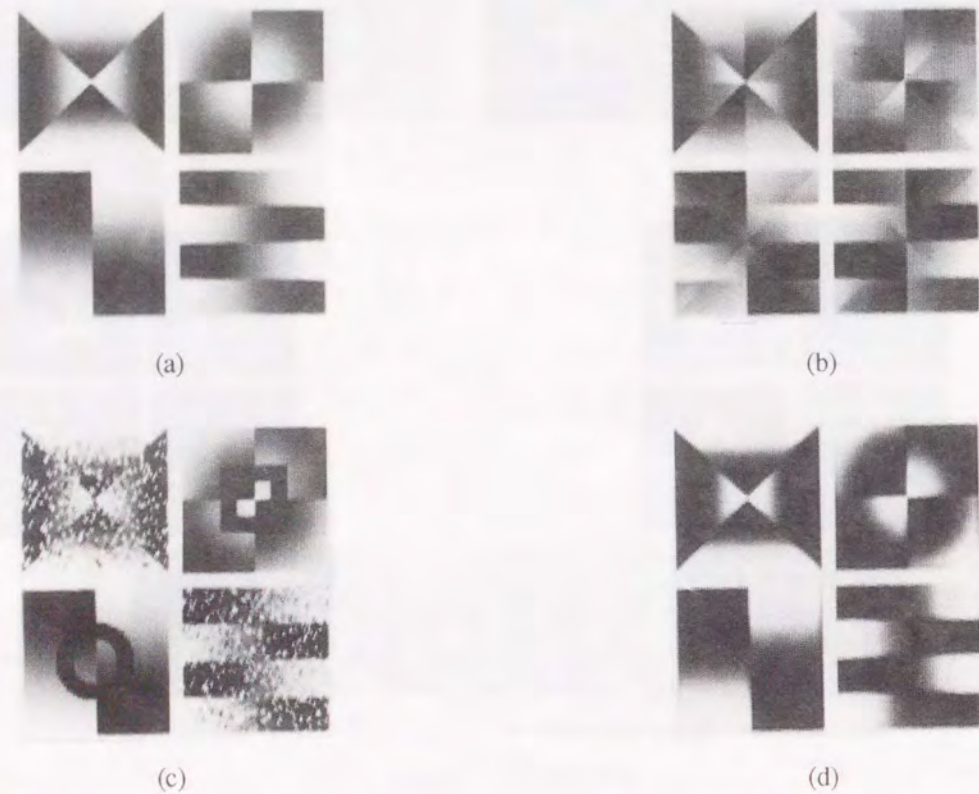


Fig.6-14 グレイレベルをもつパターンの自己想起： (a) トレーニングセット (b) SDF フィルタ (c) 入力パターン (d) 出力パターン

一方、図形パターンの連想実験においてはトレーニングセットの枚数は8枚と非常に少ない。そのため、SDFのダイナミックレンジは狭く、また、各クラスのパターン間の相関が比較的小さいためクロストークが生じなかったものと思われる。またグレイレベルの連想においても、用いているパターンはグレイレベルをもっている、トレーニングセットが少なく、各クラスのパターン間の相関が比較的小さかったため、図形パターンの場合と同様、クロストークが生じなかったものと思われる。図形パターン、グレイレベルを持つパターンの連想の場合にも多値シミュレーテッドアニーリングを用いて

設計した4階調の識別用フィルタアレイを用いて連想実験を行なったが、SDFフィルタを用いた場合との大きな差は認められなかった。

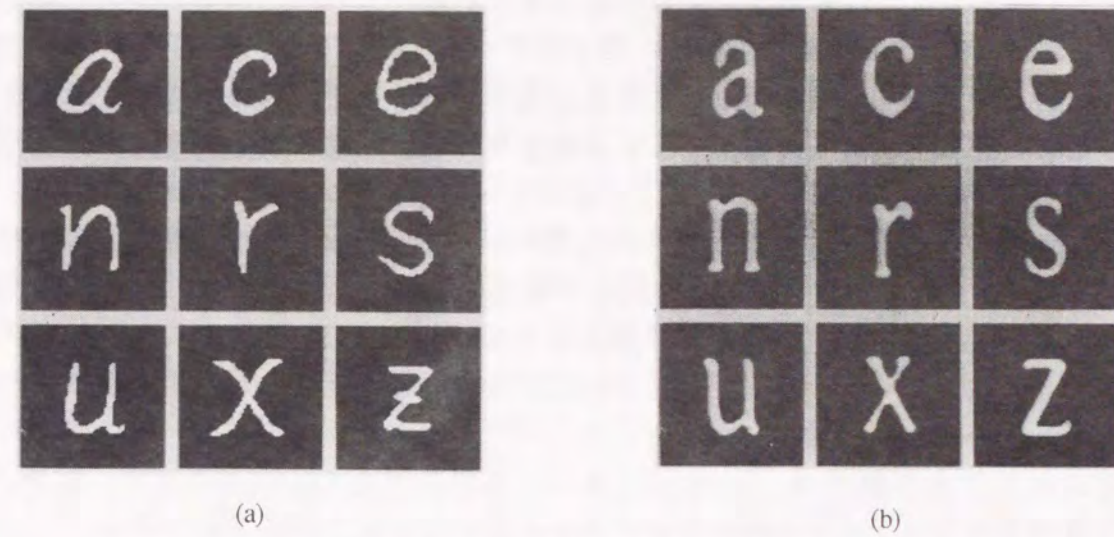


Fig.6-15 4階調の識別用フィルタアレイを用いた場合の連想結果： (a) 入力パターン (b) 連想パターン

以上、試作システムにおける連想実験の結果はおおむね第5章で行なったコンピュータシミュレーション結果と一致している。これにより本研究で提案した光連想記憶システムの動作を確認することができた。

§ 6-4 システムの評価

2組のインコヒーレント相関光学系に非線形処理を加えたフィードバック型連想記憶システムを試作した。その結果、9文字の手書き文字パターンを活字のパターンに変換する連想機能を実現できた。本試作システムの最終的性能をまとめると Table6-1 のようになる。

Table6-1 準実時間光/電子ハイブリッド型試作システムの概要

記憶容量	64 × 64 画素のパターンを 9 クラス トレーニングセット 36 枚
処理速度	約 0.8 秒 (自動絞りレンズの応答速度)
サイズ	約 1.2 m × 約 0.8 m

今後解決すべき課題としては、連想処理をより高速にすること、記憶容量を増加すること、位置ずれ・回転・大きさの変化を受けた入力パターンに対しても正しい記憶パターンが出力されるようにすること、システムを小型化することが挙げられる。

処理速度に関しては、自動絞りレンズの応答速度が遅いため連想に0.8秒程度要しているが、これをTVビデオ信号処理により高速化することにより、TVビデオレート(30サイクル/秒)での処理が可能になる。また、将来的にはビデオ機器の代わりに空間光変調素子などの並列光デバイスを用いることにより、連想速度を飛躍的に向上することが可能となる。

試作システムの記憶容量は、相関光学系に用いるフィルタの最大画素数(約180×180画素)によって制限を受けている。試作実験では、64×64画素のパターンを9枚記憶できることを確認したが、パターン画素数を1/4の32×32画素にすると36パターンを記憶できることになる。32×32画素の場合でも連想機能が十分実現できることを計算機シミュレーションで検証した。用いたトレーニングセットのパターンは、それぞれの文字に対して各3個ずつ、計78個である。連想結果をFig.6-16に示す。32×32画素の手書きアルファベット26文字がそれぞれ活字に正しく変換されている。

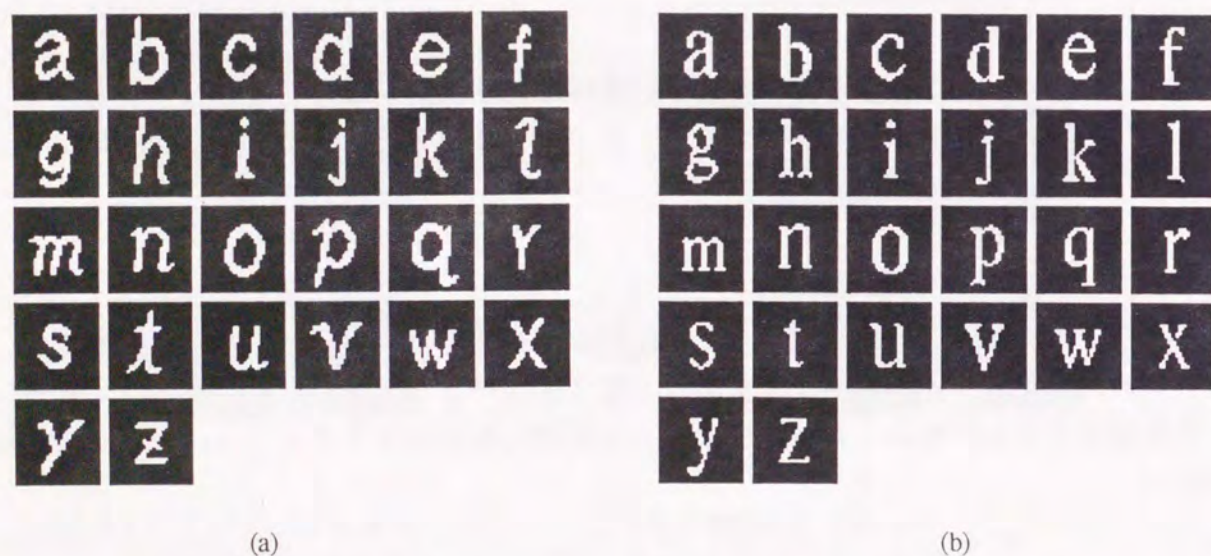


Fig.6-16 手書きアルファベット26文字に対する計算機シミュレーションによる連想結果：(a)入力パターン (b)連想パターン

入力パターンの位置ずれに関しては、相関パターンの相関値のみを取り出すためのピンホールレイを用いているため、位置ずれが生じると正しい連想を行なうことができない。これは相関面に大きなサイドローブが存在すると、位置ずれした場合にサイドローブが相関値の代わりにサンプリングされる可能性があるためである。したがって、サイドローブを抑制できればピンホールを用いなくてもよい。サイドローブを抑制する相関フィルタについては第2章でも述べたが、フィルタ関数の計算が複雑になり、またダ

イナミックレンジの問題もあるため現時点では実用化は困難である。

システムの小型化は実用化の観点から重要であるが、現段階では大幅な小型化は期待できない。小型化のためには3次元集積化技術などが必要である。

§6-5 結言

本章では、三種類の光連想記憶システムを試作して連想実験を行なった。実験結果より提案する光連想記憶システムは正しく動作することが確認できた。また、より能力の高いシステムを構築するうえで解決すべき問題点を明らかにした。特に連想時間の問題、システムの小型化の問題についてはそれぞれ、システムに適したデバイス、相関光学系を含めたシステム全体の集積化技術が必要である。

総 括

本研究では、パターンマッチング、光連想記憶システムの中核をなす、相関光学系で用いる多物体識別相関フィルタの新しい設計方法を提案し、実験によりその有効性を確認し、性能の評価を行なった。また、多物体識別相関フィルタを応用した新しい連想記憶システムを提案、試作し、その性能を評価した。以下、本研究の成果を各章毎に総括する。

第1章では、相関光学系を用いたパターンマッチングについて述べた。まず、2次元相関関数の定義と性質について述べ、またフーリエ変換を用いて2次元相関関数を高速に求める方法を述べた。次にフーリエ変換相関光学系、JTC、インコヒーレント相関光学系の3種類の相関光学系について原理、特徴を述べた。各相関光学系にはそれぞれ長所、短所があり、用途に応じて用いる必要がある。また、相関光学系によるパターンマッチングでパターンの検出能力を高める手法について述べた。ここで、パターンの検出能力には次に挙げる二つの相反する要求があることを指摘した。

- (1) あるパターンに対して、厳密に一致するものだけを検出する。(厳密性)
- (2) あるパターンがノイズ、変形等により検出すべきパターンとの間に差がある場合にも検出する。(一般性)

また、これらの要求に対してはそれぞれ異なる対処の仕方があり、目的に応じて選択する必要があることを明らかにした。

第2章では、相関光学系を用いて多物体を識別する手法について述べた。まず、主要な多物体識別法として、座標変換を用いる方法、関数展開を用いる方法、多重記録マッチトフィルタリング法を説明した。次に本研究の基本となる合成識別関数(SDF)フィルタについて述べた。SDFは入力予想される複数のパターンをトレーニングセットとして用意し、それらから計算によって求められる。トレーニングセットの各パターンに対してはそれぞれ相関値を設定することができるため、パターンの分類等に有効である。SDFを用いてフィルタを記録する際には、記録媒体の持つ特性によりSDFが変調を受ける。特に記録媒体が離散的な階調を取る場合に、相関演算で得られる相関値がどのように影響を受けるかを計算機シミュレーションで調べた。その結果、SDFを計算する際に用いるトレーニングセットのパターン数が多いほど、また階調数が少ないほど、相関値は設定値から大きくずれることがわかった。

そこで、記録媒体の持つ特性によらず、SDFと同様に複数のパターンに対して設定した相関値を出力するフィルタ関数を、多値シミュレーテッドアニーリングを用いて設計することを新たに提案した。これは、フィルタ関数の相関値の設定値とのずれを評価関数であらわし、これを最小化することでフィルタ関数を設計するものである。本研究では、記録媒体の特性の形によらずに、また非常に良い解が得られることからシミュレーテッドアニーリングを採用し、多値問題に適用できるように拡張して用いた。計算

機シミュレーションの結果より、非常に少ない階調をもつ記録媒体上に複数のパターンに対して設定した相関値を出力するフィルタ関数を実現できることがわかり、本手法の有効性が確認できた。

第2章では、サイドローブ、記録容量についての考察も行なった。サイドローブはシフトインバリエントなパターン検出の大きな障害となる。提案した多値シミュレーテッドアニーリングにより設計したフィルタ関数は、SDFよりもサイドローブが抑制されている傾向があることがわかった。しかし、依然としてサイドローブは存在している。サイドローブを抑制するためにはフィルタ関数の設計の際にシフトしたパターンの情報を用いねばならず、フィルタ関数の自由度を減少させ所望のフィルタ関数の実現が困難になる。また、計算量も非常に増大する。一方、記憶容量についても、トレーニングセットのパターン数が増大することは、フィルタ関数の自由度を減少させることになり、所望のフィルタ関数の実現が困難になることを指摘した。

第3章では、多物体識別相関フィルタによるパターンマッチングの効果を、SDFフィルタおよび、多値シミュレーテッドアニーリングにより設計したCGHを用いて実験を行ない性能を評価した。まず、トレーニングセットのパターンからSDFフィルタを計算した。そして、インコヒーレント相関光学系を用いてパターンの分類を行なった。その結果、正しく分類が行なわれ、SDFが所望の性能を持つことがわかった。また、インコヒーレント相関光学系における回折の影響を調べ、フィルタの空間分解能について考察した。次に、CGHの合成に多値シミュレーテッドアニーリング法を応用し多物体識別相関フィルタを実現する手法を提案した。そして計算機シミュレーションを行ない、CGHに記録したSDFとの比較を行なった結果、本手法で設計したCGHは優れた能力を示し、本手法の有効性が確認できた。

第4章では、JTCによるパターンマッチングについて、位相二値化と参照パターンの最適化とを行ないパターンの識別能力を高める手法を提案した。JTCでは従来、参照パターンおよび入力パターンを振幅変調していたため、参照パターンに負の値を持たせることができなかつた。そのため検出すべきでないパターンに対する相関値を抑制することができず、パターンの誤検出を招く可能性があつた。また、参照パターンとして検出したいパターンをそのまま用いると、良く似たパターンに対しても高い相関値が出力されるためパターン検出に厳密性が要求される場合には問題があつた。本研究では参照パターンを位相情報で表し、かつシミュレーテッドアニーリングで最適化することによりパターン識別能力を向上する手法を提案した。そして計算機シミュレーション並びに光学実験を行ない、識別能力の向上を確認した。

第5章では、相関光学系を用いた連想記憶システムについて述べた。連想記憶システムにおいては積和演算が基本演算であり、光学系を用いることで高速動作可能な連想記憶システムの構成が望める。まず、光連想記憶システムの例をいくつか挙げて説明した後、新しい光連想記憶システムの提案を行なった。提案するシステムでは相関光学系の部分で用いる識別用フィルタアレイが重要な役割を果たす。このフィルタアレイに多物体識別相関フィルタを用いることにより、安定した動作と優れた連想能力をシステムに持たせることができる。計算機シミュレーションによりアルファベットの手書き文字パ

ターンから活字のパターンを連想する実験を行なった。識別用フィルタアレイには各文字のサンプルパターンからなるトレーニングセットから計算したSDFフィルタを用い、トレーニングセットに含まれないパターンを入力すると、正しい文字のパターンが出力され、システムの動作が確認できた。

第6章では、第5章で提案した連想記憶システムの性能評価をするために、三つのタイプの光連想記憶システムを試作して実験を行なった。まず、一つの相関光学系と計算機とを組み合わせた試作システムを用いてインコヒーレント相関光学系の性能を評価した。その結果、照明ムラ、識別用フィルタアレイの記録時の変調等に注意を要することが判明した。次に二つの相関光学系と計算機とを組み合わせた試作システムで、一つの相関光学系によりフィードバックループを構成したときの問題点を検討した。その結果、フィードバックパターンのボケをなるべく抑さえる必要があることが判明した。そのためには再生用相関光学系のアライメントが重要となる。最後に相関光学系とビデオ技術とを組み合わせて計算機による処理を無くし、準実時間動作が可能な連想記憶システムを試作した。そして提案する連想記憶システムの評価を行なった。連想実験結果は第5章で行なった計算機シミュレーション結果と一致しており、提案した光連想記憶システムの動作が確認できた。また、文字以外のパターンおよびグレイレベルを持つパターンについても連想実験を行ない、クロストークの無い連想パターンを得た。これにより提案したシステムの二つの特長を確認できた。

以上、本研究の成果をまとめると、

- (1) 記録媒体の特性に合った多物体識別相関フィルタの新しい設計方法を提案した。
 - (2) 多物体識別相関フィルタの有用性が発揮できる新しい光連想記憶システムを提案した。
 - (3) 準実時間動作可能な光連想記憶システムを試作した。
 - (4) 多物体識別相関フィルタの有効性を評価し、より高機能な実時間光連想記憶システム開発への指針を得た。
- となる。

今後の課題としては、まず、フィルタ関数の自由度とサイドローブ、記録容量の一般的な関係を明らかにすることが挙げられる。これはフィルタを設計する場合の指針となり、またパターンマッチングシステムにおいて用いる記録媒体に必要なスペックを与える基準となる。

多物体識別相関フィルタのパターン検出能力は、最終的にはトレーニングセットのパターンの選び方に依存する。記録容量の問題から、トレーニングセットのパターン数を余り多くできないことから、いかに少ないサンプルでクラスを表すがが問題となる。この問題に対しては、主成分分析等のベクトル解析手法⁷⁰が有効であると思われる。

また、フィルタ関数を求める際に用いるアルゴリズムについても検討する必要がある。シミュレーテッドアニーリングを用いる手法は、記録媒体の特性関数の形によらずに最適化を行なえるという利点があるが、逆に、常に評価関数の値を求めねばならない必

要性があり、計算時間は評価関数の設定に左右される。特にサイドローブの情報を評価関数に組み入れるとそのままのアルゴリズムでは計算時間が膨大にかかる。そのため、別の計算法、例えば遺伝的アルゴリズム⁷¹等の使用も検討する余地がある。

提案した光連想記憶システムについては、速度、記憶容量、システムの小型化等に課題が残されている。記憶容量については現在インコヒーレント相関光学系におけるフィルタの空間周波数の制限があるため、(画素数×クラス数)の値をあまり大きくできない。この問題に対しては多重結像光学系等の使用により、複数の相関光学系を並べて用いる手法が考えられる。速度については、TVビデオ機器の代わりに並列光デバイスを用いることにより高速化が望める。また、システムの小型化については3次元集積化技術などが必要と考えられる。速度、システムの小型化の面での進歩には、いずれも新しい光デバイスの開発が待たれる。

謝 辞

本研究は、大阪大学工学部応用物理学科において、一岡芳樹教授のご指導の下に行なったものであります。本論文の最後にあたり、終始懇切丁寧なるご指導、ご鞭撻を賜りました一岡芳樹教授に深く感謝の意を表します。

本学工学部樹下行三教授ならびに後藤誠一教授には、本論文作成に関して細部にわたりご検討を頂きました。ここに深く感謝いたします。

本学工学部伊東一良助教授には常に親切なご指導を頂きました。また、一岡研究室の講師谷田純博士には貴重なお指摘、ご助言を頂きました。助手井上卓氏には特に実験について貴重なお意見を頂きました。各先生方に深く御礼申し上げます。

大阪工業技術試験所の松岡克典博士には、実際の研究の遂行、各発表論文の執筆、学会、国際会議の発表等、常に親身にご指導頂きました。厚く御礼申し上げます。

一岡研究室の卒業生の野村孝徳博士（現神戸大学工学部助手）には学部時代から研究者の先輩として常に温かいご助言を頂きました。同じく一岡研究室の卒業生の張偉博士（現米国シカゴ大学研究員）ならびに浅野晃博士（現九州工業大学情報工学部助手）には貴重なお意見と激励を頂きました。各氏に厚く感謝いたします。

本研究で用いましたソフトウェアに関しまして、一岡研究室の卒業生の林篤司氏（現東燃システムプラザ株式会社）、大西伊久雄氏（現株式会社クラレ）の御協力を得ました。各氏に深く感謝の意を表します。

一岡研究室の岩田昌也氏、長谷川玲氏には同じ博士課程に在籍し、日頃から良き友人としてご助言を頂きました。武田泰彦氏には第4章の実験に関して多大なご協力を頂きました。また宮崎大介氏、津村徳道氏、河野努氏、小西毅氏、平井亜紀子氏の各氏には本論文作成にあたり貴重なお意見とご協力を頂きました。各氏に感謝いたします。

第5、6章の研究は文部省科学研究費補助金並びに財団法人大阪科学技術センターのバックアップの下に行なわれました。ここに感謝いたします。特に同センター技術振興部の北村佐津木氏には大変お世話になりました。深く感謝いたします。また、光連想記憶システムの試作にあたり、シャープ株式会社の船田文明氏ならびに浜田浩氏、富士写真フィルム株式会社の小野修司氏には特に貴重なお協力を頂きました。ここに厚く御礼申し上げます。

最後に、本研究を遂行するにあたり、様々なご協力、ご援助を頂きました研究室内外の皆様へ深く感謝いたします。

参考文献

1. 福島邦彦, 神経回路と情報処理, (朝倉書店, 1989).
2. J. W. Goodman, *Introduction to Fourier optics*, (McGraw-Hill, 1968).
3. 辻内順平, 一岡芳樹, 峯本工, 光情報処理, (オーム社, 1989).
4. A. B. Vanderlugt, "Signal detection by complex filters," *IEEE Trans. Inf. Theory* **IT-10**, 139-145 (1964).
5. C. S. Weaver and J. W. Goodman, "A technique for optically convolving two functions," *Appl. Opt.* **5**, 1248-1249 (1966).
6. J. L. Horner and P. D. Gianino, "Phase-only matched filtering," *Appl. Opt.* **23**, 812-816 (1984).
7. B. R. Frieden and C. Oh, "Integral logarithmic transform: theory and applications," *Appl. Opt.* **31**, 1138-1144 (1992).
8. J. Rosen and J. Shamir, "Scale invariant pattern recognition with logarithmetic radial harmonic filters," *Appl. Opt.* **28**, 240-244 (1989).
9. Y. Sheng, "Fourier-Mellin spatial filters for invariant pattern recognition," *Opt. Eng.* **28**, 494-500 (1989).
10. H. H. Arsenault and Y. N. Hsu, "Rotation-invariant discrimination between almost similar objects," *Appl. Opt.* **22**, 130-132 (1983).
11. H. H. Arsenault, Y. N. Hsu and K. C. Macukow, "Rotation-invariant pattern recognition," *Opt. Eng.* **23**, 705-709 (1984).
12. D. Casasent, "Unified synthetic discriminant function computational formulation," *Appl. Opt.* **23**, 1620-1627 (1984).
13. C. F. Hester and D. Casasent, "Multivariate technique for multiclass pattern recognition," *Appl. Opt.* **19**, 1758-1761 (1980).
14. 麻生英樹, ニューラルネットワーク情報処理, (産業図書, 1988).
15. M. Ishikawa, N. Mukouzaka, H. Toyoda and Y. Suzuki, "Optical associatron: a simple model for optical associative memory," *Appl. Opt.* **28**, 291-301 (1989).
16. J. J. Hopfield, "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities," *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* **79**, 2554-2558 (1982).
17. D. E. Rumelhart, J. L. McClelland and t. P. R. Group, *Parallel distributed processing*, (The MIT Press, 1986).
18. T. Lu, S. Wu, X. Xu and F. T. S. Yu, "Two-dimensional programmable optical neural network," *Appl. Opt.* **28**, 4908-4913 (1989).
19. P. J. V. Heerden, "A new optical method of storing and retrieving information," *Appl. Opt.* **2**, 387-392 (1963).
20. D. Psaltis and N. Farhat, "Optical information processing based on an associative-memory

- model of neural nets with thresholding and feedback," *Opt. Lett.* **10**, 98-100 (1985).
21. B. H. Soffer, G. J. Dunning, Y. Owechko and E. Marom, "Associative holographic memory with feedback using phase-conjugate mirrors," *Opt. Lett.* **11**, 118-120 (1986).
 22. Y. Owechko, G. J. Dunning, E. Marom and B. H. Soffer, "Holographic associative memory with nonlinearities in the correlation domain," *Appl. Opt.* **26**, 1900-1910 (1987).
 23. E. G. Paek and D. Psaltis, "Optical associative memory using Fourier transform holograms," *Opt. Eng.* **26**, 428-433 (1987).
 24. A. D. Fisher, W. L. Lippincott and J. N. Lee, "Optical implementations of associative networks with versatile adaptive learning capabilities," *Appl. Opt.* **26**, 5039-5054 (1987).
 25. E. Aarts and J. Korst, *Simulated Annealing and Boltzmann Machines*, (John Wiley & Sons, 1988).
 26. B. R. Brown and A. W. Lohmann, "Complex spatial filtering with binary masks," *Appl. Opt.* **5**, 967-969 (1966).
 27. P. Hariharan, *Optical Holography*, (Cambridge university press, 1984).
 28. W. H. Lee, "Sampled Fourier transform hologram generated by computer," *Appl. Opt.* **9**, 639-643 (1970).
 29. D. J. Willshaw, O. P. Buneman and H. C. L. Higgins, "Non-holographic associative memory," *Nature* **222**, 960-962 (1969).
 30. D. Psaltis, E. G. Paek and S. S. Venkatesh, "Optical image correlation with a binary spatial light modulator," *Opt. Eng.* **23**, 698-704 (1984).
 31. M. W. Fam and J. W. Goodman, "Optimal binary phase-only matched filters," *Appl. Opt.* **27**, 4431-4437 (1988).
 32. T. Nomura, K. Itoh and Y. Ichioka, "Hybrid high speed pattern matching using a binary incoherent hologram generated by a rotational shearing interferometer," *Appl. Opt.* **28**, 4987-4991 (1989).
 33. T. Iwaki, Y. Mitsuoka, S. Yamamoto and H. Hoshi, "Optical pattern recognition with LAPS-SLM (II) / feedback joint transform correlator using LAPS-SLM," *SPIE Proc.* **1211**, 284-295 (1990).
 34. W. B. Hahn-Jr. and D. L. Flannery, "Design elements of binary joint transform correlation and selected optimization techniques," *Opt. Eng.* **31**, 896-905 (1992).
 35. S. Kamemaru, T. Nagaoka, M. Kakuta and I. Shimizu, "Multiple matched spatial filtering with corresponding symbols by the hybrid system," *Jpn. J. Appl. Phys.* **29**, L1157-L1560 (1990).
 36. M. Taniguchi, K. Matsuoka and Y. Ichioka, "Multiple-object discriminant filter generated by simulated annealing," *Jpn. J. Appl. Phys.* **31**, 2133-2137 (1992).
 37. D. Casasent and D. Psaltis, "Scale invariant optical correlation using Mellin transforms," *Opt. Comm.* **17**, 59-63 (1976).
 38. D. Casasent, S. F. Xia, A. J. Lee and J. Z. Song, "Real-time deformation invariant optical pattern recognition using coordinate transformations," *Appl. Opt.* **26**, 938-942 (1987).

39. D. Casasent and D. Psaltis, "Position, rotation and scale invariant optical correlation," *Appl. Opt.* **15**, 1795-1799 (1976).
40. D. Mendlovic, E. Marom and N. Konforti, "Shift and slace invariant pattern recognition using Mellin radial harmonics," *Opt. Comm.* **67**, 172-176 (1988).
41. D. Mendlovic, E. Marom and N. Konforti, "Improved rotation or scale invariant matched filter," *Appl. Opt.* **28**, 3814-3819 (1989).
42. D. A. Jared and D. J. Ennis, "Inclusion of filter modulation in synthetic-discriminant-function construction," *Appl. Opt.* **28**, 232-239 (1989).
43. M. S. Kim, M. R. Feldman and C. C. Guest, "Optimum encoding of binary phase-only filters with a simulated annealing algorithm," *Opt. Lett.* **14**, 545-547 (1989).
44. M. S. Kim and C. C. Guest, "Simulated annealing algorithm for binary phase only filters in pattern classification," *Appl. Opt.* **29**, 1203-1208 (1990).
45. U. Mahlab and J. Shamir, "Phase-only entropy-optimized filter generated by simulated annealing," *Opt. Lett.* **14**, 1168-1170 (1989).
46. T. Nomura, T. Nagase, K. Itoh and Y. Ichioka, "Designing a binary Fourier-phase-only correlation filter using a simulated annealing algorithm," *Jpn. J. Appl. Phys.* **29**, L2074-L2076 (1990).
47. D. Casasent and W. T. Chang, "Correlation sunthetic discriminant functions," *Appl. Opt.* **25**, 2343-2350 (1986).
48. B. V. K. V. Kumar, W. Shi and C. Hendrix, "Phase-only filters with maximally sharp correlation peaks," *Opt. Lett.* **15**, 807-809 (1990).
49. B. V. K. V. Kumar, A. Mahalanobis, S. Song, S. R. F. Sims and J. F. Epperson, "Minimum squared error synthetic discriminant functions," *Opt. Eng.* **31**, 915-922 (1992).
50. B. V. K. V. Kumar, Z. Bahri and A. Mahalanobis, "Constraint phase optimization in minimum variance synthetic discriminant functions," *Appl. Opt.* **22**, 409-413 (1988).
51. A. Mahalanobis, B. V. K. V. Kumar and D. Casasent, "Minimum average correlation energy filters," *Appl. Opt.* **26**, 3633-3640 (1987).
52. A. Mahalanobis and D. Casasent, "Performance evaluation of minimum average correlation energy filters," *Appl. Opt.* **30**, 561-572 (1991).
53. D. Casasent, G. Ravichandran and S. Bollapragada, "Gaussian-minimum average correlation energy filters," *Appl. Opt.* **30**, 5176-5181 (1991).
54. R. E. Haskell and B. C. Culver, "New coding technique for computer generated holograms," *Appl. Opt.* **11**, 2712-2714 (1972).
55. C. B. Burckhardt, "A simplification of Lee's method of generating holograms by computer," *Appl. Opt.* **9**, 1949 (1970).
56. L. B. Lesem, P. M. Hirsch and J. A. J. Jr., "The kinoform: a new wavefront reconstruction device," *IBM Journal of Research & development* **13**, 150-155 (1969).
57. J. J. Hopfield, "Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons," *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* **81**, 3088-3092 (1984).

58. J. J. Hopfield and D. W. Tank, "Neural computation of decisions in optimization problems," *Biol. Cybern.* **52**, 141-152 (1985).
59. 吉原一博, 谷田純, 一岡芳樹, "光コンピュータのアーキテクチャ-2 2次元連想記憶," 第33回応用物理学関連連合講演会 (口頭発表), (1986).
60. M. Ishikawa, N. Mukohzaka, H. Toyoda and Y. Suzuki, "Experimental studies on learning capabilities of optical associative memory," *Appl. Opt.* **29**, 289-295 (1990).
61. K. Nakano, "Associatron - a model of associative memory," *IEEE Trans. Sys. Man and Cybern.* **SMC-2**, 380-388 (1972).
62. H. J. White and W. A. Wright, "Holographic implementation of a Hopfield model with discrete weightings," *Appl. Opt.* **27**, 331-338 (1988).
63. W. Zhang, K. Itoh, J. Tanida and Y. Ichioka, "Hopfield model with multistate neurons and its optoelectronic implementation," *Appl. Opt.* **30**, 195-200 (1991).
64. J. Hong and D. Psaltis, "Storage capacity of the holographic associative memories," *Opt. Lett.* **11**, 812-814 (1986).
65. E. G. Paek and A. V. Lehmen, "Real-time holographic associative memory for identifying words in a continuous letter string," *Opt. Eng.* **28**, 519-525 (1989).
66. E. G. Paek and E. C. Jung, "Simplified holographic associative memory using enhanced nonlinear processing with a thermoplastic plate," *Opt. Lett.* **16**, 1034-1036 (1991).
67. M. Taniguchi, K. Matsuoka and Y. Ichioka, "Hybrid associative memory using an incoherent correlation system," *Jpn. J. Appl. Phys.* **29**, L1843-L1845 (1990).
68. M. Taniguchi, K. Matsuoka and Y. Ichioka, "Hetero-association using a nonlinear optical feedback system," *SPIE Proc.* **1359**, 343-345 (1990).
69. M. Taniguchi, K. Matsuoka and Y. Ichioka, "Incoherent optical associative memory by using synthetic discriminant function filters," *Appl. Opt.* **31**, 3295-3301 (1992).
70. E. Oja, *パターン認識と部分空間法*, (産業図書, 1986).
71. D. E. Goldberg, *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*, (Addison Wesley, 1989).

著者発表論文

論文

1. M. Taniguchi, K. Matsuoka and Y. Ichioka, "Hetero-association using a nonlinear optical feedback system," *Proc. Soc. Photo-Opt. Instrum. Eng. Optical Computing* **1359**, 343-345. (1990).
2. M. Taniguchi, K. Matsuoka and Y. Ichioka, "Hybrid associative memory using an incoherent correlation system," *Jpn.J.Appl.Phys.* **29**, L1843-L1845 (1990).
3. 谷口正樹, 松岡克典, 一岡芳樹, "非線形フィードバックループを用いた連想メモリの試作", 1990年第21回画像工学コンファレンス論文集, 131-134 (1990).
4. M. Taniguchi, K. Matsuoka and Y. Ichioka, "Incoherent optical associative memory by using synthetic discriminant function filters," *Appl. Opt.* **31**, 3295-3301 (1992).
5. M. Taniguchi, K. Matsuoka and Y. Ichioka, "Multiple-object discriminant filter generated by simulated annealing," *Jpn. J. Appl. Phys.* **31**, 2133-2137 (1992).
6. M. Taniguchi, K. Matsuoka and Y. Ichioka, "Optical/electronic hybrid associative memory system using multiple-object discriminant filters," *Optik*, (Submitted).
7. M. Taniguchi, K. Matsuoka and Y. Ichioka, "Incoherent optical/electronic hybrid associative memory system," *Proceeding of third International Seminar on Digital Image Processing in Medicine, Remote Sensing and Visualization of Information*, 13-15 (1992).

解説

1. 松岡克典, 谷口正樹, "光アナログ・コンピューティングの現状 -光連想を用いたパターン識別-", *メカトロファイル オプト編*, 12-16 (1991).

