

097
su



胸部X線写真のパターン認識に関する研究

末 永 康 仁

To my wife

胸部X線写真のパターン認識に関する研究

目 次

はじめに

第1章 図形パターン認識	1
1.1 はじめに	1
1.2 パターン認識	1
1.2.1 パターン認識の考え方	1
1.2.2 パターンの種類	2
1.2.3 パターン認識の研究手法	3
1.2.4 数学的パターン認識	4
1.3 図形パターン認識	7
1.3.1 図形パターン認識と画像処理	7
1.3.2 図形パターンの種類	11
1.3.3 図形パターン認識の基本的手順	14
1.3.4 図形パターン認識の問題点	18
1.3.5 実際の画像処理研究	20
1.3.6 複雑な構造を有する画像の処理システムの例 —胸部X線写真のパタン認識システム(AISCR-V2)—	21
1.4 むすび	23
第2章 画像処理の基本的手法としての2次元フィルタ	25
2.1 はじめに	25
2.2 標本化画像と点 (i, j) の近傍領域	26
2.2.1 標本化画像と量子化濃度	26
2.2.2 点 (i, j) の近傍領域	27

2.3	2次元フィルタの定義および拡張	28
2.3.1	2次元フィルタの定義	28
2.3.2	2次元フィルタリングにおける画像の周辺部の処理方法	29
2.3.3	拡張された2次元フィルタ	34
2.4	2次元フィルタの種類	38
2.4.1	2次元フィルタの, 機能による分類	38
2.4.2	2次元フィルタの, 計算方式による分類	40
2.4.3	2次元フィルタの, 統計的決定方式による分類	46
2.5	2次元フィルタによる特徴抽出	46
2.5.1	“線”の抽出と“塊”の抽出	46
2.5.2	2次元フィルタの動作モード	49
2.5.3	すぐれた特徴抽出用フィルタの条件	50
2.6	線形フィルタ	51
2.6.1	線形フィルタの性質	51
2.6.2	平滑化線形フィルタの計算法	55
2.7	フィルタの合成と分解	58
2.7.1	直列合成と直列分解	58
2.7.2	並列合成と並列分解	59
2.7.3	多入力多出力フィルタの具体例	61
2.7.4	基本的な2次元フィルタの整理	63
2.7.5	フィルタの合成と分解の具体例(1)	68
2.7.6	フィルタの合成と分解の具体例(2)	70
2.7.7	図形処理用論理操作の, 2次元フィルタリングとしての解釈	72
2.8	むすび	72
第3章	差分型線形フィルタ	75
3.1	はじめに	75
3.2	差分型線形フィルタ	75
3.2.1	1階差分型線形フィルタ	75

3.2.2	2階差分型線形フィルタ	76
3.2.3	n 階差分型線形フィルタ	78
3.3	差分型線形フィルタの解析	79
3.3.1	入力図形の数学模型	79
3.3.2	差分型線形フィルタの応答	80
3.3.3	差分型線形フィルタの使用法	
	—フィルタの動作モード(Ⅰ型,Ⅱ型)—	85
3.4	ランダム雑音に対する線形フィルタ出力の確率分布	87
3.5	差分型線形フィルタの能力評価	88
3.5.1	胸部X線写真の特徴抽出への応用	88
3.5.2	差分型線形フィルタの能力評価例(1) —“線”の検出—	89
3.5.3	差分型線形フィルタの能力評価例(2) —“塊”の検出—	99
3.6	むすび	101
3.7	付録 1	103
第4章	<i>Range Filter</i>	107
4.1	はじめに	107
4.2	<i>Range Filter (RF)</i> の定義と解釈	107
4.3	<i>RF</i> の能力評価	109
4.3.1	<i>RF</i> に伴う仮説検定	109
4.3.2	<i>RF</i> 出力の確率分布	110
4.3.3	数値計算例	111
4.3.4	<i>RF</i> と線形フィルタとの検出力の比較	112
4.3.5	シミュレーション	114
4.4	<i>RF</i> の応用	124
4.4.1	胸部X線写真の特徴抽出への応用	124
4.4.2	織目パターン (<i>Texture</i>) 検出への応用	124
4.5	拡張された <i>RF</i>	129
4.6	むすび	130

第 5 章 統計的 2 次元フィルタ	133
5.1 はじめに	133
5.2 2次元フィルタリングにおける統計的決定	134
5.3 統計的決定方式の種類	136
5.3.1 統計的決定方式の分類	136
5.3.2 厳密法	138
5.3.3 近似法(i)	140
5.3.4 近似法(ii)	143
5.3.5 統計量法	145
5.4 統計的 2次元フィルタの具体例	146
5.4.1 厳密法から導かれる 2次元フィルタの例	146
5.4.2 近似法(i)より導かれる 2次元フィルタの例	149
5.4.3 近似法(ii)より導かれる 2次元フィルタの例	150
5.4.4 統計量法より導かれる 2次元フィルタの例	155
5.5 平均対数尤度比検定から導かれる 2次フィルタとその能力評価の方法	158
5.5.1 2次フィルタ (<i>Quadratic Filter-QF</i>) の導出	159
5.5.2 φ_I , φ_{II} , $\Psi_{II}(S)$ の平均値と分散	160
5.5.3 <i>QF</i> の確率分布	161
5.5.4 <i>QF</i> の能力評価	162
5.5.5 分散フィルタ (<i>VF</i>)	162
5.6 結び	163
第 6 章 胸部 X線写真の濃度分布の性質	165
6.1 はじめに	165
6.2 胸部 X線写真の基礎知識	166
6.2.1 胸部 X線写真	166
6.2.2 フィルム濃度の測定と標本化	175
6.2.3 胸部 X線写真の各部の名称と略号の定義	196
6.3 胸部 X線写真の濃度分布の性質	201

6.3.1	濃度分布の概要	201
6.3.2	肺領域内の大局的濃度変化	203
6.3.3	各成分図形の濃度分布	204
6.3.4	雑音成分の濃度分布の性質	206
6.3.5	濃度値の相関	209
6.4	胸部X線写真に対する2次元フィルタの出力の性質	210
6.4.1	閾値フィルタによる処理	210
6.4.2	一様平滑化線形フィルタによる処理	213
6.4.3	差分型線形フィルタによる処理	217
6.4.4	ラプラシアンによる処理	239
6.4.5	<i>Range Filter (RF)</i> による処理	244
6.5	むすび	251
第7章 胸部X線写真の自動読影システム <i>AISCR-V2</i>		255
7.1	はじめに	255
7.2	<i>AISCR-V2</i> の概要	255
7.2.1	歴史的背景	256
7.2.2	<i>AISCR-V2</i> の構成	258
7.2.3	<i>AISCR-V2</i> における処理の流れ	260
7.2.4	<i>AISCR-V2</i> の実現方法	273
7.2.5	記号の定義	273
7.3	サブシステム0	275
7.3.1	サブシステム0の機能	275
7.3.2	縮小パターンの作成	275
7.3.3	大局的特徴の抽出	277
7.3.4	各種パラメータ値の推定	278
7.3.5	濃度分布の異常の検出	279
7.4	サブシステムI	279
7.4.1	サブシステムIの機能	279

7.4.2	胸郭輪郭線, 心陰影輪郭線 I の識別	280
7.4.3	外側肺領域境界線, 心陰影輪郭線 II の識別	285
7.4.4	心陰影および大動脈影の形に関する特徴量の抽出と診断	285
7.5	サブシステム II	288
7.5.1	サブシステム II の機能	288
7.5.2	サブシステム II の手順	289
7.5.3	背部肋骨の概測および肺尖部境界線と横隔膜境界線の決定 (B_1)	291
7.5.4	背部肋骨境界線の放物線近似 (B_2)	302
7.5.5	準適合線形フィルタによる局所的濃度変化の抽出 (B_3)	308
7.5.6	自己学習方式による肋骨像の修正 (B_4)	310
7.5.7	前胸部肋骨の識別 (B_5)	315
7.5.8	実験結果	324
7.5.9	まとめ	326
7.5.10	付録 2 (最小自乗法による, 肋骨像の放物線近似)	329
7.6	サブシステム III	331
7.6.1	サブシステム III の機能	331
7.6.2	異常陰影の識別方針	332
7.6.2.1	異常陰影の識別とサブシステム III の役割	332
7.6.2.2	異常陰影の定義	333
7.6.2.3	サブシステム III の基本概念	334
7.6.3	異常陰影の概測 (<i>Stage-I</i>)	335
7.6.4	異常陰影候補領域 (SR) の精密検査 (<i>Stage-II</i>)	338
7.6.4.1	SR の精密検査の方法	338
7.6.4.2	SR のテスト (位置テスト, 面積テスト, および濃度値テスト)	341
7.6.4.3	SR の濃度値テストで用いられるブリッジフィルタの能力評価	……
7.6.5	心陰影輪郭線 I, II (BH, BHB) の比較による肺野内異常陰影の 識別	358
7.6.6	実験結果	359
7.6.7	まとめ	413

7.7	AISCR-V2の問題点	414
7.7.1	AISCR-V2の機能の検討	415
7.7.2	肺領域内の異常陰影の識別方法の検討	417
7.7.3	異常陰影識別における問題点のまとめ	422
7.8	むすび	423
	あとがき	425
	文献	429

本論文は、1968年4月から1973年3月までの間、筆者が名古屋大学大学院工学研究科電気・電子工学専攻修士課程、博士課程において行った、胸部X線写真のパターン認識に関する研究をまとめたものである。

はじめに

本論文は、電子計算機による画像処理の手法とその胸部 X 線写真のパターン認識への応用例について述べたものである。

本論文の内容は、(1) 図形パターン認識の一般論 (第 1 章)、(2) 画像のパターン認識のための 2 次元フィルタに関する基礎的検討 (第 2 ~ 第 5 章)、(3) 胸部 X 線写真のパターン認識システムの研究 (第 6、7 章) から成っている。

以下に、各章の内容を簡単に説明しておこう。

最初に、第 1 章では、パターン認識に関する解説を行い、その一分野である図形パターン認識と、それに伴う画像処理の問題について、筆者の考え方を述べる。

最初に、近年非常に多くの分野できわめて多彩な意味に用いられるようになってきているパターン認識の概念について簡単な解説を行う。次に、パターン認識の代表的な一分野である図形パターン認識について述べ、一般に画像処理と呼ばれている分野との関連を述べる。ここでは画像処理のために用いられるいくつかの基本的な手法を簡単に紹介し、図形パターン認識のために用いられる手法と合わせて、少し系統的な整理を行うことを試みる。さらに、図形パターン認識および画像処理の分野における最近の動向をながめ、本論文の第 2 章 ~ 第 7 章で述べる図形パターン認識の研究の成果と位置づけについて簡単な考察を行なう。

次に、第 2 ~ 5 章では画像処理の基本的な手法の中でも最も代表的な手段である 2 次元フィルタについて、筆者の研究結果を詳細に述べる。

まず、第 2 章では、2 次元フィルタ (2 次元デジタルフィルタ) の定義と分類を行い、画像処理の基本的な手段としての 2 次元フィルタの一般的性質を述べる。ここでは、本論文で扱う標本化画像と点 (i, j) の近傍領域および 2 次元フィルタの定義を行い、2 次元フィルタの種類、2 次元フィルタによる画像の特徴抽出について考察を行う。また、2 次元フィルタの中でも特に重要な位置を占める線形フィルタの性質についてやや詳しい考察を行う。さらに、フィルタの合成と分解の概念について述べ、現在までに考案されている各種 2 次元フィルタの大部分は、約 30 種類の基本的な 2 次元フィルタの合成によって表現できることを示す。

続いて、第 3 章では、画像から、線状図形、塊状図形などを抽出するための手段としての差分型線形フィルタ (*Difference Linear Filter-DLF*) を 1 つの形式で整理

し、その能力を理論的に解析する。 DLF は図形の特徴抽出能力が非常に高く、しかもきわめて簡単な構造をもっているために、ソフトウェアによる計算、もしくはハードウェアによる実現が容易である等いくつかの利点をもつフィルタである。従って従来からの使用例も非常に多く、各種の名称で呼ばれる重要な図形処理用フィルタの大部分が基本的には DLF に属している程である。しかし、フィルタの構造が一見簡単に見えるためか、 DLF の理論的能力評価はこれまでほとんど行われていなかった。そこで第3章では「線」、「縁」、「塊」などの入力図形の一方の断面を1つの数字モデルによって表現し、それに対する DLF の出力を調べることによって、その能力を詳細に検討する。また、入力パターンに加法的ガウス雑音が含まれていると仮定した場合の DLF の出力の確率分布を調べることにより、確率的立場からも DLF の能力を評価する。

その結果、入力図形の性質（大きさ、方向など）が知られている場合には、 DLF はきわめてすぐれた特徴抽出手段であること、また DLF には、入力図形の大きさと、フィルタの大きさの両方の要因によって定まる2種類の動作モード（Ⅰ型、Ⅱ型）があることが導かれる。図形の特徴抽出のためにフィルタリングに続いて行われる後段の処理の内容は、抽出すべき特徴の性質と、フィルタの動作モードとの両方を考慮して決める必要があることは DLF に限らず、一般に2次元フィルタを用いて図形の特徴抽出を行う際に必ず注意すべき重要な事項である。上の解析によって、従来図形の特徴抽出に用いられてきたフィルタの動作モードはほとんどすべてⅠ型に限られていたこと、一方、Ⅱ型の動作モードを用いても同じように有効な特徴抽出が可能であること、またある場合にはⅡ型を用いる方がむしろすぐれていることなどが導かれ、特に“線”、“縁”、“塊”の抽出に関して、従来よりもかなり厳密な考察が行われる。

次に、第4章では、図形の局所的な濃度変化を検出するための新しいフィルタである *Range Filter* (RF) について述べる。 RF は、統計量「標本範囲」 (*sample range*) にもとづく、非線形かつ原則として無方向性のフィルタであり、線状図形抽出手段としてのみならず、織目パターン (*Texture*) の検出など、領域をもつ図形の処理にも用いることができる。 RF は入力図形の局所的濃度変化の検出能力がきわめて高く、しかも構造が簡単でソフトウェアあるいはハードウェアによる実現が容易であるため、 DLF とならんで重要なフィルタである。ここでは、まず、非線形フィルタ RF の3種類の解釈 (*(a) Max. Filter* と *Min. Filter* の差、*(b)* 多数個の DLF 出力の最大値演算による結合、*(c)* ある点の近傍領域内の濃度値が一定であるか否かの統計的仮説検定) について述べる。つづいて、入力パターンとして、加法的ガウ

ス雑音を伴うパターンを仮定した場合の RF 出力の確率分布の評価，および正規乱数を用いた人工図形に対するシミュレーションを通して RF の線状図形検出能力は，無方向性の輪郭線検出用フィルタとしてこれまでよく知られている *Laplacian* 型の線形フィルタよりも，かなりすぐれていることを示す。さらに，塊状図形に対する応用例として，織目パターン (*Texture*) 検出の例を示し，最後に，拡張された RF (*Extended Range Filter - Ex. RF*) の考え方について述べる。

続いて第 5 章では，2次元フィルタリングの操作を，統計的標本にもとづく決定であるとみなし，統計的決定方式から導かれる 2次元フィルタを少し一般的な形で整理することを試みる。その結果，第 3 章の差分型線形フィルタ，第 4 章の *Range Filter* をはじめ，適合線形フィルタ，平均パターンマッチング用線形フィルタ，および 2次元フィルタ；分散フィルタ， $K-S$ フィルタなどの代表的な図形処理用 2次元フィルタはほとんどすべて，入力パターンの濃度値を統計的標本とみなした場合の統計的決定の形で定式化されることが知られ，それらの関係が明らかにされる。

次に，第 6 章では，第 1 章～第 5 章で述べる画像処理の手法の適用対象となる複雑な画像の一例として，胸部 X 線写真をとりあげ，その濃度分布の性質，および特徴抽出の方法について詳しく検討する。いうまでもなくこれらは第 7 章で述べる胸部 X 線写真の自動読影システム (*Automatic Interpretation System of Chest Roentgenograms Version 2 - AISC-R-V2*) の基礎検討であり，第 6 章における検討結果のいくつかは，*AISC-R-V2* の構成に大きな役割を果たしている。

まず 6.1～6.3 では胸部 X 線写真について簡単な紹介を行い，続いてこれをデジタル電子計算機で扱うためにその濃度値を測定，標本化する手順について述べる。また，以後の説明を簡潔かつ明確にするために，胸部 X 線写真の各部の名称と，*AISC-R-V2* で扱う各種の略号の説明を行った後，胸部 X 線写真の標本化画像の濃度分布の性質について詳しく検討する。ここでは，写真の濃度分布の概要，肺領域内の大局的濃度変化，肋骨像，血管影，異常陰影等の成分図形の濃度分布，雑音成分の濃度分布の性質，濃度値の相関の各々について，定量的および定性的な評価を行う。

次に，6.4 では，胸部 X 線写真に対して各種の 2次元フィルタを適用し，どのような処理を施せば，胸部 X 線写真の自動診断に有効な特徴が抽出されるかの基礎的調査を行う。ここでは主として第 3 章で述べる差分型線形フィルタ (*DLF*) による処理結果が詳細に検討され，肺領

域の境界線，肋骨像，異常陰影等を検出するためにそれぞれ最も有効と考えられる手段の探索が行われる。ここでの検討結果は，第7章で述べる胸部X線写真の自動読影システムの構成に大きな影響を与えている。

第7章では，複雑な構造をもつ画像の処理システムの一例である胸部X線写真の自動読影システム (*Automatic Interpretation System of Chest Roentgenograms Version 2 - AISC R-V 2*) の構成と，実際の間接撮影胸部X線写真に対する実験例について述べる。*AISC R-V 2* は，胸部X線写真という複雑な構造を有する画像の全体を対象として総合自動診断を行う世界でも最初のシステムであり，図形パターン認識の観点からも，また医学上の観点からも興味深いシステムである。

AISC R-V 2 は筆者が属していた名古屋大学工学部福村研究室のパターン認識グループにより開発されたものであるが，筆者はその主要な部分，すなわちシステム構成の基本的検討，肋骨像識別システムおよび異常陰影識別システムの開発を担当した。そして，第1章～第6章で述べた各種の図形処理の手法，および胸部X線写真の濃度分布に関する基礎検討の結果を利用して，有効なシステムを構成することができた。まず，7.1で第7章の紹介を行った後，7.2では *AISC R-V 2* が作成されるまでの歴史的背景，すなわち，胸部X線写真の処理を試みた世界最初の研究である，*AISC R-V 1* (*Automatic Interpretation System of Chest Roentgenograms Version 1*) と，その問題点，および，それらをどのような形で克服して *AISC R-V 2* が作成されたかについて述べ，*AISC R-V 2* の構成の概要，および処理の流れについて簡単な説明を行う。次の4節，すなわち，7.3～7.6では，*AISC R-V 2* を構成する4つの主要なサブシステムであるサブシステム0（前処理システム），サブシステムⅠ（心陰影処理システム），サブシステムⅡ（肋骨像処理システム），サブシステムⅢ（異常陰影処理システム）の内容および実際の間接撮影胸部X線写真に対する識別実験の結果について詳しく述べる。

さらに，7.7で，これらの結果をまとめ，*AISC R-V 2* に残された問題点を検討する。

本論文は以上の内容から成る。ここで得られた結果は20世紀の科学における最も野心的な試みの1つといわれているパターン認識，あるいは近年注目を集め始めている画像処理の研究原野の広大さからみれば非常にわずかなものである。しかし，胸部X線写真の特徴抽出を目的として開発された差分型線形フィルタ（第3章），および *Range Filter*（第4章）という2つの強力なフィルタは，胸部X線写真に限らず，一般に，ほとんどあらゆる種類の画像の特徴抽出手段

として最も重要となるものであり，第2章における2次元フィルタの一般論，第5章における統計的2次元フィルタの考え方と共に，今後の画像処理の手法としてきわめて重要なものになると考えられる。また従来不可能に近いと考えられていた胸部X線写真というかなり複雑な画像の特徴抽出および自動診断を，差分型線形フィルタ，線図形の処理，面図形の処理，曲線の多項式近似と特徴空間における処理，統計的数学モデルに基づく濃度値の検定などの基本的な手法を有効に組み合わせることにより実現した世界最初のシステムとして，本文で述べたAISCR-V2の意義は大きいと思われる。この意味で，本文の研究は，今後ますます発展が予想される図形パターン認識，画像処理の研究分野に，きわめてわずかではあるが1つの着実な進歩の材料を与えたことを確信する。

第1章 図形パターン認識

1.1 はじめに

本章では、パターン認識に関する簡単な解説を行い、その一分野である図形パターン認識と、それに伴う画像処理の問題について、筆者の考え方を述べる。

まず、1.2では、近年非常に多くの分野できわめて多彩な意味に用いられるようになってきているパターン認識というものの概念、パターンの種類、パターン認識の研究方法、数学的パターン認識などについて簡単な解説を行う。

次に、1.3では、パターン認識の重要な一分野である図形パターン認識について述べ、一般に画像処理と呼ばれている分野との関連を述べる。ここでは、画像処理において用いられるいくつかの基本的手法を簡単に紹介し、図形パターン認識のために用いられる手法と合わせて、少し系統的な整理を行うことを試みる。さらに、画像処理および図形パターン認識の分野における最近の動向をながめ、本論文の第2章～第7章で述べる図形パターン認識の研究の成果と位置づけについて簡単に述べる。

1.2 パターン認識

1.2.1 パターン認識の考え方

パターン認識 (*Pattern Recognition*) とは、主として人間をはじめとする生物の知覚、思考、判断等の過程の原理の探求、あるいはそれらの機能を機械 (汎用電子計算機のソフトウェア、または専用のハードウェア) によって代行させることをめざす情報科学の総称であるといえる。最近では、このパターン認識という用語はきわめて広い意味で用いられるようになってきており、関連する分野も、電子計算機、電子工学、電子光学、統計学、解析学、論理数学、スイッチング理論、オートマトン理論、グラフ理論、言語理論、生物学、化学、物理学、地球科学を始めとして急速に拡大しつつあるため、これらを広く公平におおうような解説を行なうことは非常に困難になってきている。また、パターン認識の研究は、ロボット (*Robot*) に代表される人工知能 (*Artificial Intelligence*)、学習機械 (*Learning Machine*) の研究などとも深い関連があり、これらの間の明確な区別を行うとはほとんど不可能であるように思われる。

このようにパターン認識の研究は非常に広い分野にまたがっているが、その研究の考え方は

主として次の2つに分けられよう。

(1) 原理的パターン認識

人間に代表される生物の知覚，思考，判断等の原理そのものを探求するという考え方であり，これらは主として生物学，生理学，哲学，心理学，オートマトン理論，言語理論等を専攻する人々によって研究が進められている場合が多い。このような研究は，生物体の機能や，脳，神経系の探究，動物または人間を用いた心理学的実験，あるいは記号論理による人間の思考過程の探求等の手段によるものが多く，究極的には，生物の脳の機構と動作の解明，すなわち生命の神秘をさぐる研究であるといえよう。

(2) 実用的パターン認識

生物が実際に行っているパターン認識の過程そのものを正確に知ることよりも，むしろ，その機能の一部を機械（電子計算機）で代行させることにより，人間の生活の種々の分野に役立てようという考え方であり，これは主として工学や医学の分野の人々によって研究が進められている場合が多い。

むしろ，上記2つの考え方は決して無関係なものではなく，(1)の考え方による研究成果が(2)の考え方による研究に役立つことは十分あり得るし，また，(2)の考え方による多くの研究成果の蓄積によって，(1)の考え方による研究が進歩することもあり得る。さらに，上記2つの考え方のいずれに属するか明確には定められないような立場の研究もあり得よう。

パターン認識の研究は，20世紀における最も野心的な冒険の1つであるともいわれており，最近ではパターン認識の手法に関する書物も多数発行されている（例えば，文献(1)～(8)参照）が，それらにおいて述べられている手法は，上記(2)の考え方にもとづくものが多い。本論文の第2章以下で述べる胸部X線写真のパターン認識も(2)の考え方に属するものである。

1.2.2 パターンの種類

さて，*Meisel* (4)は，パターンとは「我々人間がそれを通じて周囲の世界を知るための方法あるいは手段である」と定義している。これまでに行われているパターン認識の研究対象はきわめて多いが，上の定義に従えば以下のように分類することができる。

(a) 視覚パターン (*Visual Pattern*)

数値データ（一次元グラフ）

文字（数字，英字，片仮名，平仮名，漢字，記号）

写真，図形（泡箱写真，顕微鏡写真，航空写真，X線写真）

3次元画像（ロボット視覚入力）等

(b) 聴覚パターン（*Aural Pattern*）

音声，音楽等

(c) 味覚パターン（*Taste Pattern*）

味覚

(d) 嗅覚パターン（*Smell Pattern*）

嗅覚

(e) 触覚パターン（*Tactile Pattern*）

触覚（点字，ロボットの触覚入力）

(f) 意味パターン（*Semantics Pattern*）

意味，概念（ゲーム，定理の証明，機械翻訳）等

これらの中で，(a)～(e)は，人間のもつ5つの感覚（視覚，聴覚，味覚，嗅覚，触覚）に対応するパターンである。これに対し，(f)は，人間の頭脳の中に形成される意味，あるいは概念を指しており，(a)～(e)とは少し次元の異なるものと考えることができる。この(f)は，人間が外界から吸収する際には(a)～(e)の形で表現されているが，脳の中に取り込まれると別の形となり，また新しい概念が作り出される（従って，ある場合にはこの(f)は情報と言いかえることが可能であるかもしれない）。

このように考えると，人間の行うパターン認識の作用とは，(a)～(f)のいずれかのパターンの中に含まれている情報を抽出して，(f)への対応づけを行うことであるといえることができる。（(f)から別の(f)への対応づけもパターン認識であると考えることができる）。

1.2.3 パターン認識の研究手法

従来多くの研究者によって行われて来たパターン認識の研究手法は，大別して次の3種類に分けられる。(1)

① 発見的手法

（*heuristic approach*）

② 言語的手法

（*structural or linguistic approach*）

③ 数学的手法

(*mathematical approach*)

まず①は、研究者または実験者の直観を利用して研究を進めるものであり、種々の奇抜な研究が可能であるが、理論の構成は困難である場合が多い。

②は、パターンを、記号やグラフによって表現する方法に基づくものであり、オートマトン理論、言語理論、グラフ理論などの充実と共に、比較的最近になって注目され始めたパターン認識の研究方法である。従って実用的な面ではどちらかといえば今後期待される所が大きい。

③は、数学、統計学などを基礎にしてパターン認識の研究を行うものであり、これまでに多くの一般的な理論が確立されている。そこにおいては、ほとんどの場合、パターンを n 次元ベクトル空間上の1つの点として表現し、ベクトル空間上で各種の処理を行うという手法が用いられる。そして、通常は、あるパターン(n 次元空間上の点、ベクトル)をいくつかの類に類別することを、狭い意味のパターン認識と呼ぶことが多い。

これまでに開発されているパターン認識の理論はほとんど②および③を用いており、特に、③にもとづくものが圧倒的に多い。文献(1)~(8)の内容もほとんど③であり、一部②が含まれている程度である。また、1.2.1で述べた(1)の考え方にもとづくパターン認識の研究は①によるものが多く、(2)の考え方にもとづく研究は③によるものが多いように思われる。②は(1)、(2)いずれにおいても用いられるようである。

1.2.4 数学的パターン認識

これまでに確立されている実用的なパターン認識の理論の大部分は、数学的パターン認識の理論である。ここでは数学的パターン認識の手法において用いられる基本的な考え方を簡単に整理しておく。

なお、数学的パターン認識の過程についての詳しい説明は文献(1)、(4)に述べられている。

[A] パターン認識の段階

一般にパターン認識の段階は、(1)パターンの類別規則の学習、(2)類別規則を用いてのパターンの類別、の2段階に分けられる。実際のパターン認識の行為は(2)の段階に相当する。なお、類別規則の学習方法には教師つき学習と教師なし学習とが考えられる。また、(1)の

後に(2)を行うだけの場合と、(1)、(2)をくり返し行う場合とがある（この場合も、教師つきと、教師なしの両方の場合が考えられる）。

(B) 数学的パターン認識の過程

数学的パターン認識（(A)の(2)）の過程は、一般に、図 1.1 のように書かれる。

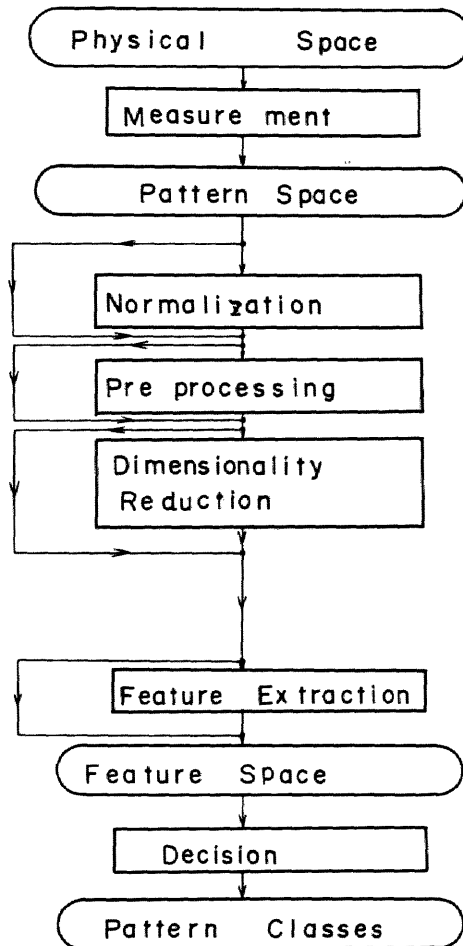


Fig. 1.1 The Process of Mathematical Pattern Recognition

図 1.1 数学的パターン認識の過程

まず、現実のパターンは物理的空間（*Physical space*）の中に、何らかの物理量の形で存在しているものとする。そこでこれらのパターンを数学的手法にもとづいて分類する場合、これらの物理量を何らかの方法で測定し、パターンを数値、または記号の集合として表現する必要がある。このようにして各パターンは、パターン空間（*Pattern Space*）上の点として表現される。

次に、各パターンは、正規化 (*Normalization*)、前処理 (*Preprocessing*)、次元数の削減 (*Dimensionality Reduction*)、特徴抽出 (*Feature Extraction*) と呼ばれる過程を経て、特徴空間 (*Feature Space*) 上の点として表わされる。ただしこれらの過程の中の一部、または全部が省略可能である場合もあり、従ってパターン空間と特徴空間とが一致することもあり得る。最後に特徴空間において何らかの決定を行い、各パターンがどの類 (*Pattern Class*) に属するかが決定される。

また、上記の途中の段階において、最終的に分類すべき類を決定するために、お互いに近い距離にあるパターン同士をまとめるクラスタリングの手法が使われることもある。

一般には、上記の過程をまとめてパターン認識過程と呼んでいる。実際にこれらの過程を実現するためには、各段階で用いる手法を色々と工夫する必要がある。それらの詳細については文献(1)～(8)にゆずる。

④ 数学的パターン認識と人間の行うパターン認識

数学的パターン認識においては上記のような手法が用いられるのであるが、これらを、我々人間の行うパターン認識と比較した場合、どのような相違があるかについて少し考察してみよう。

数学的パターン認識は、機械によるパターン認識といってもよいから、両者の違いは、結局、機械と人間の違いということになる。機械によるパターン認識と人間によるパターン認識の違いをまとめて表 1.1 に示す。

表 1.1 人間によるパターン認識と、機械によるパターン認識の比較

Table 1.1 Comparison of pattern recognition by man and pattern recognition by machines

	人 間	機 械
低次元（3次元以下）の パターン認識	きわめて優秀	ある程度可能。しかし、現段階では能力 不十分
高次元のパターン認識	不得手、ほとんど不可能	ある程度可能。低次元の場合と本質的に は同様
多量のデータ処理	不得手（疲労による能力低下あり）	得意（疲労による能力低下なし）
相対的变化の検出能力	きわめて大	大
絶対的变化の検出能力	小	大
定量的表現力	小	大
定性的表現力	大	小
柔軟性	きわめて大	きわめて小
再現性	中～小	きわめて大
自主性	有	無

機械と人間の最大の違いは、人間は、自分が知覚するパターン（それらは何らかの物理量の形で外界から伝達されてくる）の意味を理解することができ、自己の動作に対する判断、決定能力をもっていることである。従って、低次元（3次元以下）のパターンの認識、柔軟性、わずかな変化の検出、事象の定性的表現能力などにおいては人間は機械よりもはるかにすぐれている。一方、高次元（4次元以上）のパターンの認識、多量の処理、事象の定量的表現能力、再現性などにおいては機械の方がすぐれているといえる。

1.3 図形パターン認識

1.3.1 図形パターン認識と画像処理

1.2.2で述べた6種類のパターンの中で、特に視覚パターンを扱う実用的パターン認識のことを総称して図形パターン認識と呼んでいる。前にも述べたように視覚パターンは人間の感知し得るパターンの中でもきわめて重要な位置を占めており、その種類も非常に多いため、図形パターン認識のために必要とされる手法も実に多種多様である^{(9)～(12)}。

さて、図形パターン認識 (*Pictorial Pattern Recognition*) という用語とともに、画像処理 (*Image Processing*) という用語が現在では広く用いられるようになって来ている。

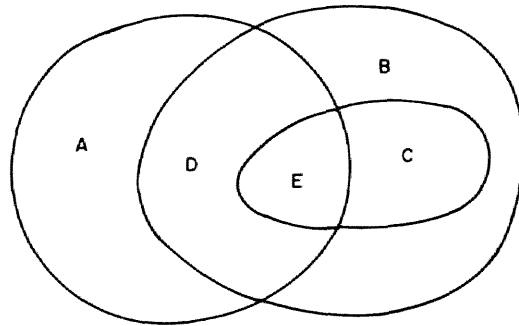
実際、画像処理の技術の最近の発達にはめざましいものがあり、この分野への関心は急速に高まりつつある^{(13)~(17)}。これまでの画像処理の研究対象としては、航空写真、衛星写真、泡箱写真、電子顕微鏡写真、工業用X線写真、医用顕微鏡写真、医用X線写真、顔写真などがあり、その対象領域は急速に拡がりつつある。

この画像処理という言葉は、図形パターン認識という言葉と共に現在では非常に広く用いられており、両者は一見区別がなされているようでありながら、実はきわめてあいまいな関係にあるといえる。

すなわち、まず画像処理とは、読んで字のごとく、画像の処理であり、画像処理技術とは、画像を扱う技術の総称である。従って、図形パターン認識技術は確かに画像 (= 図形) を扱う技術であるから、画像処理技術の一部分に含まれるものと解釈される。ところが、一方では、画像処理技術は図形パターン認識を行うための道具であるという解釈、すなわち、画像処理は図形パターン認識の一部分であるという解釈もありうるのである。

このようなあいまいさは、図形パターン認識という言葉のあいまいさもさることながら、画像処理という言葉が、きわめて広い意味で用いられたり、非常に狭い意味で用いられたりすることにより生ずるものと思われる。

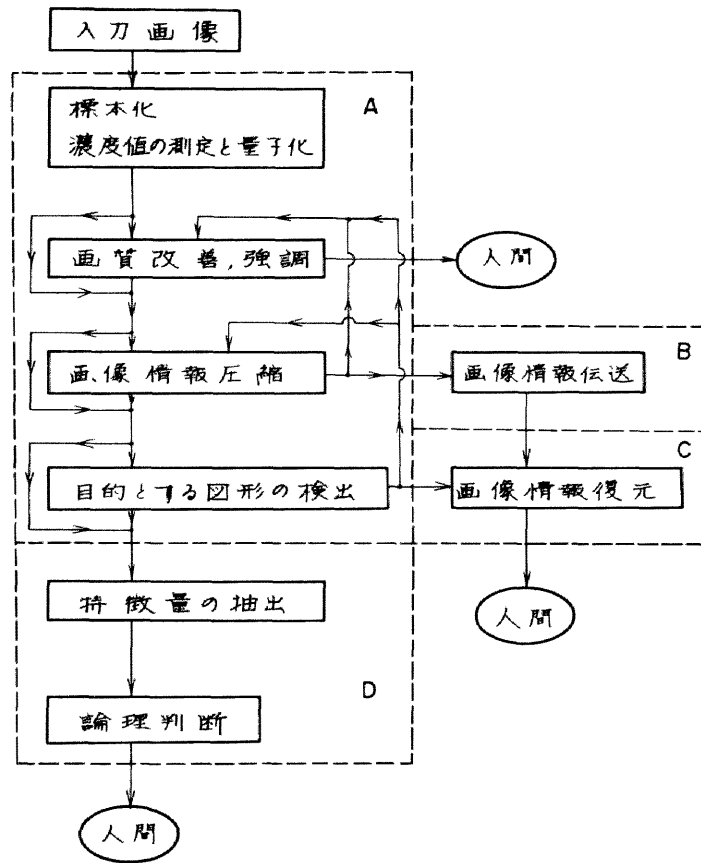
そこで、本文では、一般に画像処理と呼ばれるものをさらに広義の画像処理と、狭義の画像処理とに分けて考えることにする。そして、広義の画像処理技術は図形パターン認識技術と、狭義の画像処理技術とを含むものと考えれば、これらの関係は一応、図 1.2 で表現されるものと考えてよかろう。また、画像伝送、画像表示などとの関係は一応、図 1.3 のように表現されよう (ただし、これらについてはかなり異なった解釈もあり得るものと思われる)。いずれにしても、図形パターン認識はあくまでもパターン認識の一部分 (実際は非常に大きな部分であるが) であり、処理過程の中間段階の如何を問わず、最終的には最初に入力したパターンを何らかのパターンクラスへ類別するという操作 (この類別方法自身は図形パターン認識に固有のものとは限らない) を含んでいる。そして、図形パターン認識の一部には、認識を伴う (広義または狭義の) 画像処理と呼ばれるものも含まれている。これに対し、認識を伴わない (広義または狭義の) 画像処理においては、パターンの類別という操作は含ま



- AUDUE : パターン認識
- BUCUDUE : 広義の画像処理
- CUE : 狭義の画像処理
- DUE : 図形パターン認識
- A : 図形パターン以外のパターンを扱う
パターン認識
- E : 認識を伴う(狭義の)画像処理
- C : 認識を伴わない(狭義の)画像処理
- BUC : 認識を伴わない広義の画像処理

Fig. 1.2 *Pattern Recognition and Picture Processing*

図 1.2 パターン認識と画像処理



- ブロック A : 狭義の画像処理
- ・ B : 狭義の画像伝送
- ・ C : 狭義の画像表示
- ・ A+C : 広義の画像表示
- ・ A+D : 図形パターン認識
- ・ A+B+C : 広義の画像伝送
- ・ A+B+C+D : 広義の画像処理

Fig. 1.3 Pictorial Pattern Recognition, Picture Processing
Picture Transmission and Image Display

図 1.3 図形パターン認識, 画像処理, 画像伝送, および画像表示

れていないと考えることができる。これらについては、異なった解釈もあり得ると考えられ、今後これらの分野の研究が進むにつれて、ある程度明確な区別が行われるようになる可能性もあるが、本文ではこれ以上の議論は省略する。なお、以下では、広義の画像処理のことを単に画像処理と呼ぶこととし、狭義の画像処理と区別することにする。

さて、従来、比較的簡単な構造をもつ図形パターン認識においては、対象図形からいかにしてパターンの類別に必要な特徴を抽出するかという特徴抽出の段階、および、抽出された

特徴を用いてできるだけ誤り率の小さい類別系を構成する段階に力が注がれてきた。これは、簡単な構造をもつ図形から何らかの特徴を抽出することは比較的容易であり、特に複雑な画像処理の手法などは必要としなかったためである。

ところが、複雑な構造をもつ図形のパターン認識においては、きわめて高度の画像処理手法が必要となってくる。これは、複雑な構造をもつ対象画像（入力画像）から直ちにパターン類別を行うのに有効な特徴を抽出することは通常きわめて困難であり、何らかの画像処理手法を用いて複雑な入力画像を幾種類かの比較的簡単な構造の画像に変換し、それらから特徴を抽出することが必要となるためである。従って、複雑な構造をもつ図形のパターン認識においては、複雑な画像を対象とする画像処理手法の研究に重点がおかれることになる。

本論文の主題である胸部X線写真のパターン認識は、胸部X線写真というかなり複雑な構造を有する画像を対象とするものであり、上記の理由から、複雑な構造をもつ画像を対象とする高度の画像処理手法の研究に重点がおかれている。

1.3.2 図形パターンの種類

一般に“図形”（“Graphics”）あるいは“画像”（“Images” or “Pictures”）という名前と呼ばれるパターンはきわめて種類が多く、次元数も1次元から3次元*、構造も簡単なものからきわめて複雑なもの、濃度値も、2値、多値（または、連続値）、さらに白黒だけでなくカラー情報を有するものなど実に多彩である。また、“図形”という名称と“画像”という名称もやや異なる響きをもっており、通常は“図形”といえば2値で、しかも1次元から3次元までのものを指し、“画像”といえば通常は2次元、または3次元の多値（または連続値）のものを指すようであるが、濃淡図形、図形パターン認識、画像処理などの用語に代表されるように両者はほとんど同じ意味に用いられることもある。従って、以下、本文では“図形”と“画像”を特に区別することなく、同じように“視覚パターン”の意味で用いることにする。

さて、図形パターン（あるいは画像パターン）をその属性に従って分類すると、表1.2のようになる。

* 4次元以上のものに対しては通常は図形あるいは画像という名前は用いられないようである。

表 1.2 図形パターンの分類

Table 1.2 Varieties of pictorial patterns

属性		1次元	2次元	3次元
白	2 値	($PPMB_1$) ○ピットパターン ○POS入力パターン	($PPMB_2$) ○文字パターン 数字 英字 記号 片仮名 平仮名 漢字 印鑑 ○指紋 ○Photo of bubble chamber (Photo of spark chamber) ○天気図	($PPMB_3$)
	多 値	($PPMM_1$) 数値データの1次元系列 電圧波形 脳波データ 心電図データ 心音波形 (実際には, $PPMM_2$ の形で表現される ことが多い)	($PPMM_2$) ○航空写真/衛星写真 測量用 軍事用 気象観測用 資源探採用 ○顔写真 ○医用 顕微鏡写真 血球 細胞 染色体 ○工業用電子顕微鏡写真 金属格子 結晶 ○医用X線写真 胸部(肺, 心臓) 胃 骨 頭部 ○工業用X線写真 結晶 製品	($PPMM_3$) ロボットの 視覚入力
カラ ー	2 値	($PPCB_1$) カラーで書かれた 棒グラフ	($PPCB_2$) 織物パターン モザイク模様	($PPCB_3$) ロボットの 視覚入力
	多 値	($PPCM_1$)	($PPCM_2$) ○資源探採用衛星写真 ○顔写真 ○医学写真 眼底 胃 腸	($PPCM_3$) ロボットの 視覚入力

簡単のために、図形パターン (*Pictorial Pattern-PP*) を表わす記号として以下のものを用いる。

$PP L_1 L_2 L_3$;

$$L_1 = \begin{cases} M : Monochrome \\ C : Colored \end{cases}$$

$$L_2 = \begin{cases} B : Binary \\ M : Multi-leveled \end{cases}$$

$$L_3 = \begin{cases} 1 : one \quad dimensional \\ 2 : two \quad dimensional \\ 3 : three dimensional \end{cases}$$

- (1) $PPMB_1$: 1次元白黒2値図形パターン
- (2) $PPMB_2$: 2 " "
- (3) $PPMB_3$: 3 " "
- (4) $PPMM_1$: 1次元白黒多値図形パターン
- (5) $PPMM_2$: 2 " "
- (6) $PPMM_3$: 3 " "
- (7) $PPCB_1$: 1次元カラー2値図形パターン
- (8) $PPCB_2$: 2 " "
- (9) $PPCB_3$: 3 " "
- (10) $PPCM_1$: 1次元カラー多値図形パターン
- (11) $PPCM_2$: 2 " "
- (12) $PPCM_3$: 3 " "

実際には、カラーの2値と多値(あるいは連続値)を定義することはそれほど簡単ではない。ここでは、ある色の有無だけに情報が含まれていて、その濃さには情報が含まれていないカラー図形パターンを、カラー2値図形パターンと定義し、色の濃さにも情報が含まれているカラー図形パターンを、カラー多値図形パターンと呼んでいる。

さて、現実の画像処理においては、カラー図形は一般にカラーフィルタ等の手段により白黒図形に変換して扱われることが多い。この場合には、色相の情報は、白黒の濃度値の情報(例えば、 $PPMM_1$, $PPMM_2$ などの形)に変換される。また、 $PPMB_1$, $PPMB_3$, $PPCB_1$

$PPCM_1$ などは、画像処理の対象としてはあまり意味がないであろう。

以下、本文では、カラー情報をもたない2次元図形($PPMB_2$ および $PPMM_2$)の処理のみを考えることとし、単に図形、または画像といえば $PPMB_2$ あるいは $PPMM_2$ を意味するものとする。

1.3.3 図形パターン認識の基本的手順

本節以下では、考察対象をカラー情報をもたない2次元図形パターン($PPMB_2$ および $PPMM_2$)に限定する。

$PPMB_2$ または $PPMM_2$ を対象とする図形パターン認識において用いられる画像処理の手法は、目下種々の角度から検討が行われている段階であり、完全に体系づけられたものはないが、現在までに開発されている標準的な手順を整理すると次のようになる。

- (i) 画像の標本化
- (ii) 画質改善または画像強調
- (iii) 他の空間への写像
- (iv) 対象図形の抽出
- (v) 図形の特徴抽出
- (vi) 判断(意味パターンの処理)

ただし、これらの中で(ii)~(iv)の一部または全部が省略できるような簡単な場合もあれば、(i)~(vi)の全部がフィードバックを含む形できわめて複雑に組み合わされて用いられる場合もある。以下これらの手順の各段階について簡単に考察する。

(1) 画像の標本化

画像を現在の形式の電子計算機で扱うために、適当な変換装置を通して、画像の濃度値を標本化する。通常は、画面上に適当な間隔で配置された標本点の各々における画像の濃度値を測定し、必要なだけのレベル数に量子化する。このようにして得られる量子化濃度値の集合を標本化画像とよぶ。量子化レベル数が2であるとき、2値画像 $PPMB_2$ が得られ、量子化レベル数が3以上*である時、多値画像 $PPMM_2$ が得られる。また、標本点は、正方形の格子状にとるのが普通であるが、正方形以外(たとえば、正三角形や正六角形)の格子状にとったり、画像の濃度値の変化の度合に応じて標本点間隔を変えたりすること

* 必要な量子化レベル数の最大値は対象により異なる。

も行われる。

② 画質改善（または画像強調）

画像中に含まれる雑音、各種の歪などを除去したり、画像中の特定の周波数成分を強調または抑制したりすることによって、主として人間の視覚系にとって見やすい画像を作り出す操作を画質改善（または画像強調）とよぶ。なお、図形パターン認識においては、この部分は省略されることも多い。

画像改善（または画像強調）の方法は次の3種類に分けられる。

- (a) 対象物に本来含まれている歪や雑音の除去
- (b) 画像自体の生成の過程で必然的に生ずる画像の歪や雑音の除去
- (c) 画像濃度の測定と量子化の過程で必然的に生ずる画像の歪や雑音の除去

(a)の例としては、航空写真における直射日光の影の処理、胸部X線写真における微細組織影の除去などがあり、完全に除去することは困難であるものが多い。(b)の例としては、写真撮影時のカメラのぶれ、被写体の動きによるぶれ、レンズの焦点ずれによるぼけ、等の回復や、レンズの特性により生ずる画像の歪の補正、撮影角度により生ずる歪の除去などがあげられる。また、(c)の例としては、濃度測定時の電氣的雑音、量子化雑音、装置の感度の同一画面内の位置による不均一性により生ずる歪の除去などがある。(a)と異なり、(b)と(c)は事前に装置の特性を測定しておくことにより、比較的容易に実行することができる。

③ 他の空間への写像

画像を2次元標本点の配列された2次元実空間から、別の空間に写像する処理であり、代表的なものとしては、2次元フーリエ変換、Hadamard変換、K-L展開などがある。これらの手順は、画像パターンの実質的な次元数の削減をはかるものであり、これまでは、主として画像伝送における帯域圧縮の手段として利用されている場合が多い。しかし、これらは、次に述べる対象図形の抽出や、図形の特徴抽出の手段としても利用することができる。

④ 対象図形の抽出

目的とする図形（対象図形とよぶ）の抽出は、図形パターン認識における最も重要な段階の1つであり、この部分の処理能力によって図形パターン認識系としての能力が決まる場合が多い。

一般に、入力図形の中に目的とする図形だけが含まれている場合というのはきわめてまれであり、通常は、抽出すべき対象図形以外の図形、雑音、背景濃度の変動などが同時に重なり合っている。図形パターン認識においては、このいくつかの図形成分が混在する画像の中から、後段の特徴抽出および論理判断のために必要となる図形成分（対象図形）だけを抽出することが重要である。この事情は個々の対象の性質によって程度の差はあるが、すべての図形パターン認識において共通しており、重要な問題点となっている。

入力画像中の成分図形の形状は、点状、線状、縁状、塊状、織目パターン (*Texture*) 状など種々のものが存在する*が、これらを抽出して得られる出力画像は、①塊状図形、②線状図形のいずれかの形であるのが普通である*（点状図形は①、②のいずれに含めてもよい）。従って、最終的に抽出したい図形が①であるか②であるかによって、使用方法も異なってくる。これを整理すると基本的には次のように書くことができる。

(1) 塊状図形の抽出

- (1-a) 塊状図形抽出用2次元フィルタ
- (1-b) 閾値操作
- (1-c) 連結領域 (*Connected Component*)⁽¹²⁾ の番号づけ

(2) 線状図形の抽出

- (2-a) 線状図形抽出用2次元フィルタ
- (2-b) 閾値操作
- (2-c) 細線化 (*Thinning*)⁽¹²⁾ または境界線追跡 (*Border Following*)⁽¹²⁾
- (2-d) 線要素の番号づけ

これらの詳細については第2章で述べるため、ここでは簡単な説明のみを行う。まず、塊状図形、線状図形いずれの識別においても、第1に2次元フィルタ(1-a)、(2-a)、次に閾値操作を用いる((1-b)、(2-b))。

まず(1-a)および(2-a)の2次元フィルタとは、簡単には入力画像を変換して、ある出力画像を作成する操作であり、塊状図形あるいは線状図形抽出のために種々のものが用いられる。次に、(1-b)、(2-b)の閾値操作は画像処理手法の中では最もありふれたものであると同時に最も重要性が高いものである。閾値操作は、基本的には画像の濃度値がある閾値以上となる標本点だけを抽出するものであるが、一定閾値を用いるか、

*これらの定義および詳細は第2章で述べる。

可変閾値を用いるか、2値連結成分 (*Binary Connected Component*—*BCC*) を求めるか、濃淡連結成分 (*Continuous-tone Connected Component*—*CCC*) を求めるかによってそれぞれ異なる操作が行われる。

塊状図形の抽出は *BCC* または *CCC* を求めた段階で基本的には終りである。

一方、線状図形を抽出するためには、*BCC* または *CCC* に対して (2-c) の細線化または境界線追跡を行う必要がある (いずれを用いるかは2次元フィルタの性質と、入力図形の性質の両方によって決定される。詳細は第3章参照)、細線化の例としては、*BCC* に対する削り操作⁽¹⁸⁾ およびスケルトン (*Skeleton*)⁽¹⁹⁾、*CCC* に対する *Grey Weighted Skeleton* (*GPS*)⁽²⁰⁾、および *Wave Propagation Method* (*WPM*)^{(21)~(23)}、*CCC* に対する外側からの削り操作^{(24) (25)} 等があるが、中でも *WPM* はその考え方、演算時間、識別能力からみて非常にすぐれた方法である。なお、これらの手順の比較については文献⁽²⁶⁾、⁽²⁷⁾ に詳しく述べられている。

(5) 図形の特徴抽出

さて、⁽⁴⁾によって入力画像から対象図形を抽出したとしよう。対象図形に関する何らかの分類、決定を行うためには、この図形から分類、決定に有効となる特徴を抽出する必要がある。この場合、対象図形は線状図形または塊状図形の形で表現されている場合がほとんどであるから、そこから抽出される特徴は次のように分けることができる。

(1) 線状図形と塊状図形に共通な特徴

(1-a) 図形のトポロジカルな特徴

例：*BCC* または *CCC* の個数、穴の個数等

(1-b) 図形の形に関する特徴

例：存在範囲、長さ、面積、*skeleton*⁽¹⁹⁾ 周囲の長さ

(1-c) 図形の形と濃度値の両方に関する特徴

例：図形のモーメント、*grey weighted skeleton*⁽²⁰⁾

WPM⁽²¹⁾ によりえられる線図形

(2) 主として線状図形に関する特徴

(2-a) 線状図形の点要素の分類⁽²⁸⁾

例：端点、連結点、分岐点、交差点等

(2-b) 線状図形の位置と形の特徴

例：座標系列，方向指数系列，線要素（ストローク），および，
それらの始点，端点，交点，長さ等

(3) 主として塊状図形に関する特徴

(3-a) 塊状図形の位置と形の特徴

例：輪郭線の座標系列，方向指数系列

(3-b) 図形の濃度値に関する特徴

例：図形内の濃度値の各種統計量（最大値，最小値，標本範囲，平均値，
中間値，標準偏差，度数分布等）

実際には，これらをはじめ，パターンの類別（論理判断）に有効と考えられるものはすべて抽出の対象となる。

(6) 論理判断（意味パターンの処理）

一般的なパターン認識の手順（図1.1）にも示したように，図形パターン認識においても識別過程の最後の段階で論理判断を行うことが必要となる。ここで論理判断の基準となるものはそのパターン認識を行う図形に対する事前知識（意味情報といってもよい）であり，〔5〕で抽出された図形の特徴を用いて判定が行われる。従って，この段階自身は意味パターンの分類であり，画像処理とは異なるものである。

しかし，図形パターン認識の特徴として，この論理判断を行った後に，再び対象図形の抽出，図形の特徴の抽出を行うというように，複雑な情報のフィードバックが行われる場合がある。特に本来複雑な構造を有する入力画像に対しては，まず大局的情報の抽出（概測）を行った後，その情報を利用して再検査を行い，その画像に関するかなりの情報が得られた後に，初めて目的とする精密検査を行うという手順が必要になる。この場合，対象図形の抽出，図形の特徴抽出だけでなく論理判断をも含めた識別過程全体を1つの画像処理過程とみることができよう。複雑な画像の処理には，必然的にその図形や成分図形のもつ意味が重要な情報として用いられることになる。

1.3.4 図形パターン認識の問題点

これまでに扱われて来たパターン認識の研究対象の中で，図形パターンは非常に大きな割合を占めている。これは，人間がいわゆる五感の中で，視覚を通して周囲の環境を知る割合が非常に大きいことから，また，機械によるパターン認識の自動化が望まれる応用分野に

において、図形パターンが重要な位置を占めていることから十分うなづける現象である。ところが、これまで多くの研究が行われて来ているのにもかかわらず、現在の機械（電子計算機）にとって、図形パターン認識は依然として最も困難な部類の作業に属している。

このような困難さを生ずる原因は、大きく2つに分けて考えることができよう。1つはパターン認識というものに本来付随する困難さであり、他の1つは画像処理に伴う困難さである。

前者については、以前から各種の論議がたたかわされており、最終的には、機械（現在のよ様な形態の電子計算機）に人間と同等のパターン認識能力をもたせることが可能であるか、すなわち、真の意味での人工知能は本当に実現可能であるのかどうかという問題に帰着される。しかし、本文ではこの問題についてこれ以上深く立ち入ることは行わず^{*}、後者の問題点について考えてみることにしよう。

画像処理には以下のような問題点が存在し、これらが図形パターン認識を困難にする大きな要因となっている。

(1) 画像情報のほう大さ：

一般に、画像のもつ情報量はきわめて大きく、これが、画像の記憶、演算、転送などすべての処理を非常に困難にする場合が多い。

(2) 標本化画像のもつ問題点：

画像を現在の形式のデジタル計算機で扱うには、それを画面上に適当な法則に従ってとられた標本点における濃度値の集合（これを標本化画像とよぶ）として表現する必要がある。原画像を完全に再現するために必要な標本点間隔は標本化定理により与えられるが、実際に処理が可能な標本点数はある程度限定されてくる。このように少ない標本点数で標本化された画像は本質的に原画像に対する近似であり、数学的な矛盾を生ずることがある（例えば、直線、円などの図形を標本点の集合として表現したとすると、これらの図形は通常の設定では数学的な直線、円の性質を満たさない）これは、標本点間隔が大きいほど問題になりやすいことは事実ではあるが、本質的には原理的な問題点である。

(3) 画像の処理時間の長さ：

* パターン認識の本質的な問題点の議論については他の文献（例えば、文献(30)の102ページ）にゆずる。

上記(1)～(3)のために、人間ならばきわめて容易に短時間でできる作業でも、電子計算機では非常に長い時間を要する場合が多く、また、いくら時間をかけても実行不可能と思われるようなものも多い。

(4) 人間の潜在的な能力模倣の困難さ*：

人間のもっている潜在的な能力（必要な部分だけに神経を集中できる能力、ゆつくりした図形濃度の変化にはほとんど反応せず、局所的な濃度変化をきわめて高い感度で検出できる能力、図形の修正能力、現実には見えない線を実存するかのごとく想像できる能力、などを電子計算機で代行させるための手順を作成することが非常にむずかしい。

(5) 図形の意味の処理の困難さ*：

複雑な図形の認識を機械に実行させるためには、図形のもつ意味、内容の情報を利用することが重要になると考えられ、その場合には、人間がそのような図形に関する事前知識を、実行可能な形で識別手順に組み込む必要がある。ところが、そのような人間の知識は、機械で利用できる形に変換することは非常に困難である場合が多い。

これらの中で、今後、電子装置の発達によってある程度解決されると予測されるのは、(1)および(3)の一部のみであり、他はすべて原理的な解決が行われない限り、いつまでも存在するものと考えられる。

1.3.5 実際の画像処理研究

図形パターン認識・画像処理には、上記のような問題点が存在するのであるが、一方では、現実に有用な図形パターン認識システムあるいは画像処理システムの実現に対する要請も大きくなりつつある。従って、現段階では、画像処理の原理的問題の追求と同時に応用面での研究が広く行われるようになりつつある。しかも、従来に比較して、より複雑な画像を対象とし、より高級な手法が用いられるようになって来ている。

実際、電子計算機の大型化や高速化、各種端末機器の高性能化に伴い、最近では、従来では扱うことがほとんど不可能と考えられがちであった複雑な図形のパターン認識が試みられ

* 実は、これらはパターン認識の原理的問題点とも深い関連がある。

るようになって来ている。ただし、ここでいう図形の複雑さには次の2つの意味があることに注意する必要がある。すなわち、1つは図形構造自身の複雑さであり、もう1つは、図形に含まれる特徴の、含まれ方の複雑さである。このことは、図形パターン認識においては、単に対象となる図形の構造の複雑さのみからは、認識の難易を判定することはできないということを意味している。もちろん、一般的には、複雑な構造をもつ図形のパターン認識は、簡単な構造をもつ図形のパターン認識よりも困難である。しかし、例えば、活字体の決められた印刷漢字の認識と、手書き仮名の認識におけるパターン認識としての困難さを単純に比較評価することはできない。図形構造自身についていえば、印刷漢字の方が手書き仮名文字よりもはるかに複雑であるが、手書き仮名文字には、手書きという要因によって生ずる、別の意味での複雑さが含まれているからである。このような事情は、文字認識に限らず、一般の図形パターン認識についてもいえることである。

さて、一般に、いくつかの図形成分が混在する入力画像の中で、対象図形の勢力*が占める割合が大きい程、その図形の特徴抽出は容易である。たとえば、通常の文字認識においては、入力画像中で最も大きい勢力をもつ成分図形（ただし、背景は除外する）は、文字図形そのものであり、しみ、かすれ等の雑音成分の勢力は小さい。このような図形パターン認識においては、入力画像中で最も支配的な勢力をもつ成分図形を抽出すれば、自動的に対象図形を抽出したことになる。図形パターン認識の問題としての興味の重点は、対象図形抽出後の処理、すなわち、対象図形からの特徴抽出方法、分類（論理判断）の方法の上に置かれることになる。

これに対して、同じく文字認識においても、入力画像の画質が非常に悪く、文字図形そのものに対する雑音の比が大きい場合や、画面全体の面積に対して文字図形的面積が非常に小さく、しかも画面のどの位置に、どの方向を向いて存在するかを認識する必要がある場合等には、対象図形の抽出方法自身に相当の工夫を要することになる。

1.3.6 複雑な構造を有する画像の処理システムの例

－胸部X線写真のパターン認識システム（AISCR-V2）－

さて、入力図形自身が非常に複雑な構造をもち、その中から非常に微細な目標物を検出

* 明確な定義はないが、例えば、その図形の占める面積と濃度値の積などを想定している。

するような場合、たとえば、航空写真における目標の検出や、胸部X線写真における肺の異常陰影の識別などにおいては、対象図形は入力画像中で最も勢力の小さい成分図形であるということがしばしば起こる。特に前者では、各成分図形の重なりをほとんど考慮する必要がないが、後者では、多くの肋骨像、血管影等の成分図形が複雑に重なるその上に肺の異常陰影が重なることが多いため事情はきわめて複雑となる。なぜならば、ある方法によって対象図形（異常陰影）を抽出しようとするれば、同時に他の成分図形が大量に抽出されてしまい、これだけでは真の対象図形とそれ以外のものとの区別を行うことができないからである。従って、単独の手段によって対象図形の抽出を行うことはほとんど不可能であり、そこに、生物の視覚系が有するすぐれた機能（選択、判断関心のある部分だけの拡大等）を導入する必要性が生じてくる。このように、他の成分図形にくらべて勢力がはるかに小さいような対象図形の抽出は、図形パターン認識の対象図形抽出の段階における最も興味深い問題であり、これを実現するためには非常に高度な画像処理の技術が必要となる。そこにおいて用いられる基本的な考え方は、対象図形だけでなく他の成分図形をもそれぞれ最も適した方法を用いてできるだけ正確に識別を行い、それらの結果を総合して判断を行うということである。事実、第6章と第7章で述べる胸部X線写真の自動読影システム (*Automatic Interpretation System of Chest Roentgenograms Version - 2 - AISC R - V2*) ではこのような考え方が用いられており、まず、心陰影境界線、胸郭輪郭線、肺尖部境界線、横隔膜境界線、さらに、背部肋骨像、前胸部肋骨像などの重要な成分パターンをそれぞれに適した方法によって識別し、それらの識別結果を利用して最終的識別目標である肺野内異常陰影の識別を行っている。

この *AISC R - V2* は、第2章～第5章で述べる2次元フィルタリングに関する基礎研究の成果を利用して、きわめて効果的かつ興味深いシステム構成をとっており、胸部X線写真という複雑な画像のパターン認識を行った最初のシステムの実例としての意義は大きいものと思われる。

今後、図形パターン認識・画像処理の研究分野においては、原理的手法の追求と同時に実際の画像処理システムを作成し、それらの研究成果を整理・蓄積して行くことが重要であると考えられる。本文の第2章～第5章で述べる画像処理の基本的手法の検討、および第6章と第7章で述べる胸部X線写真のパターン認識システムの研究によって得られた成果は、図形パターン認識・画像処理の研究原野の広大さに比較すればきわめてわずかなものであるが、

上記の意味において重要な意義をもつものである。

1.4 むすび

本章では、パターン認識に関する簡単な解説を行い、その一分野である図形パターン認識と、それに伴う画像処理の問題について、筆者の考え方を述べた。

続く第2章～第5章では、画像処理の基本的手法の1つである2次元フィルタリングについて、筆者の研究成果をもとに詳しい解説を行う。さらに、第6章と第7章では、複雑な構造を有する画像のパターン認識の実例として、本論文の主題である胸部X線写真のパターン認識に関する筆者の実験結果を詳しく述べよう。

第2章 画像処理の基本的手法 としての2次元フィルタ

2.1 はじめに

本章では、画像処理の手法の中でも、最も基本的かつ重要なものと考えられる2次元フィルタ（特に、2次元デジタルフィルタ）について筆者の研究結果にもとづく定義と分類を行い、さらに一般的考察を行う。2次元フィルタは、本質的にはある画像を他の画像に変換する操作であり、実際の画像処理に用いられる手法の中でかなりのものが2次元フィルタの形で記述される。2次元フィルタは、画質改善・画像強調、画像の特徴抽出、図形の変換処理など非常に多くの目的のために使用され、その種類もきわめて豊富である。2次元フィルタを、その実現方法によって分類すれば、光学的フィルタと、2次元デジタルフィルタの2種類に分けられるが、本章以下、本文では主として後者についてのみ考察を行う。

本章では、まず2.2で2次元デジタルフィルタを定義するための準備として、標本化画像と量子化濃度、および点 (i, j) の近傍領域の定義を行う。

次に、2.3では2次元フィルタの定義を行う。すなわち2.3.1で通常の2次元フィルタの定義を行い、2.3.2で2次元フィルタリングにおける画像の周辺部の処理方法について述べ、さらに2.3.3では拡張された2次元フィルタの定義を行う。

続いて、2.4では、2次元フィルタの分類を行う。まず、2.4.1では、2次元フィルタをその機能によって分類することを試みる。また、2.4.2では計算方式の面から2次元フィルタを線形フィルタと非線形フィルタの2種類に大別し、それぞれについて細かい分類を行う。さらに、2.4.3では、2次元フィルタの統計的決定方式による分類について簡単にふれる。

2.5では、2次元フィルタによる特徴抽出について述べる。ここでは、まず図形から抽出すべき特徴が、“線”である場合と“塊”である場合とを明確に区別して扱い、そのいずれを抽出する場合にも、2次元フィルタには2種類の動作モード（I型、II型）が考えられることを述べる。さらに、従来、図形の特徴抽出のために用いられてきた2次元フィルタの動作モードはほとんどすべてI型に限られていたこと、それに対して、II型の動作モードによってもI型と同等もしくはそれ以上の特徴抽出効果が得られることを示す。また、すぐれた特徴抽出用フィルタの条件について簡単に述べる。

2.6では、2次元フィルタの中でも特に重要であり使用例も多い線形フィルタの一般的性質について述べ、平滑化線形フィルタの効率的計算法にもふれる。

2.7では、フィルタの合成と分解の概念について述べる。すなわち、まずフィルタの直列合成と直列分解および並列合成と並列分解の定義を行った後、約30種類の基本的な2次元フィルタを用いて、フィルタの合成と分解の具体例を示す。これにより、画像処理の基本的技術の大部分は、約30種類の基本的2次元フィルタの合成によって実現できることが示される。

最後に、2.8で本章の内容に関するまとめを行い、いくつかの問題点について述べる。

なお、すでに述べたように、2次元フィルタは画像処理の重要な道具として広く用いられているが、これを体系的にまとめたものはきわめて少い。^{(25), (26)} 本章は、これについて著者独自の立場から体系的な説明を試みたものであり、2次元フィルタによる図形の特徴抽出という観点、および一般的画像処理手法の、2次元フィルタリングという形での整理に重点がおかれている点に特徴がある。特に、2.5および2.7の考え方は、これまでの他の文献には明確に述べられていないものである。また、多くの2次元フィルタの中でも特に重要な差分型線形フィルタと *Range Filter* および統計的2次元フィルタの一般論については、それぞれ第3, 4, 5章で改めて詳しく述べることにする。

2.2 標本化画像と点 (i, j) の近傍領域

2.2.1 標本化画像と量子化濃度

本文で扱う画像は、画面上に適当な間隔 $\Delta x, \Delta y$ で配置された標本点における濃度値の集合で与えられるとする(標本化画像とよぶ)。画面上の標本点は全部で i_E 行 j_E 列からなり、行、列の番号は図2.1のようにつけられている(以下、本文では同じ記法を用いる)。第 i 行 j 列標本点を点 (i, j) 、その点における標本化画像 X の濃度値を x_{ij} であらわす。全標本点の x_{ij} の集合は X そのものであるから、これを

$$X = \{ x_{ij} : 1 \leq i \leq i_E, 1 \leq j \leq j_E \} \quad (2.2.1)$$

のようにかく。

次に、各点の濃度値 x_{ij} は、一般には連続値をもつことが許されるが、画像をデジタル電子計算機で扱うために、実際上は N 個 (N は有限な自然数) の離散的な数値で表限することが行われる。この操作を量子化、 N を量子化レベル数とよび、量子化された濃度値を量子化濃度値とよぶ。また、量子化レベル数 N が2のとき、 x_{ij} は2値(通常は0と1)しかとり得ないから X を2値画像または2値図形とよび、 N が3以上の有限な整数であるとき X を多値画像、または多値図形とよぶ。特に、 N が大きい場合には X を濃淡図形、濃淡画像、中

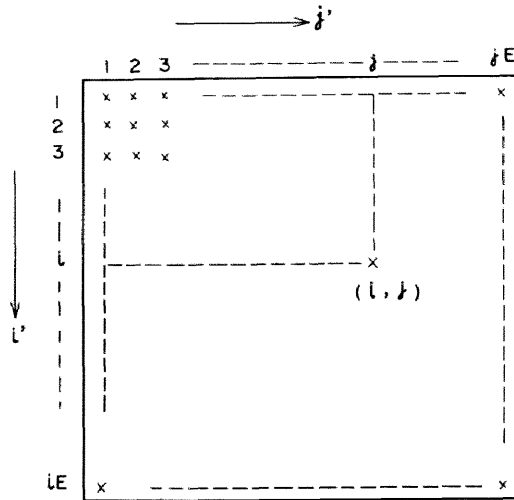


Fig 2.1 Row and column numbers of sample points.

図 2.1 標本点の行および列番号

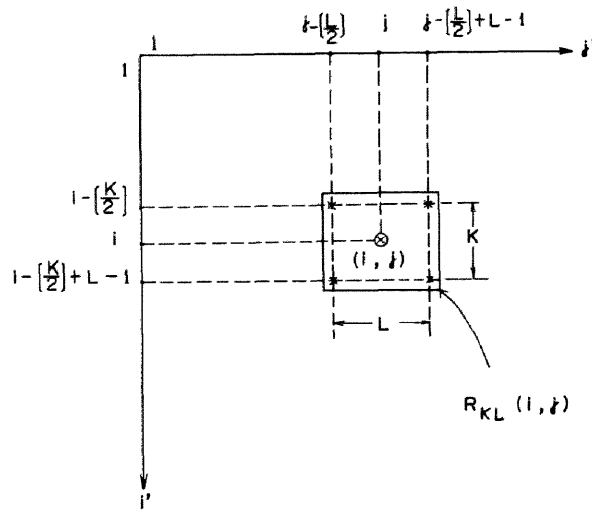
間調を有する画像などと呼ぶ。また、 N が十分大きい場合には、 x_{ij} のあらわす濃度値はあくまでも有限個であるにもかかわらず、人間の目では完全な連続濃度値をもつものと見分けがつかなくなるから、以後本文では N が十分大きい多値図形のことを連続値図形とよぶことがある。もちろん数字的に厳密な議論を行う際には両者ははっきり区別すべき用語であるが、本文の議論では、 N を十分大きくとればいくらかでも細かい中間調の表現が可能であるという実用上の観点から、特に用語の区別は行わない。従って、以後量子化濃度のことを、単に濃度と呼ぶことがある。

2.2.2 点 (i, j) の近傍領域

点 (i, j) を中心とする小領域（通常は画面全体に比べて小さくとることが多い）^{*}を、点 (i, j) の近傍領域とよぶ。本文では記号の便宜のため、近傍領域の形を縦 K 個、横 L 個分の巾をもつ長方形に限定し（このようにしても一般性は失われない）、 $R_{KL}(i, j)$ とかく（図 2.2 参照）。また混乱の心配がない場合には、 $R_{KL}(i, j)$ を単に R_{KL} または R とかくこともある。点 (i, j) の近傍領域 $R_{KL}(i, j)$ を数式で表現すれば、

$$\begin{aligned}
 & R_{KL}(i, j) \\
 &= \left\{ (k, l) \mid i - \left\lfloor \frac{K}{2} \right\rfloor \leq k \leq i - \left\lfloor \frac{K}{2} \right\rfloor + K - 1, j - \left\lfloor \frac{L}{2} \right\rfloor \leq l \leq j - \left\lfloor \frac{L}{2} \right\rfloor + L - 1 \right\}, \\
 & \quad (1 \leq i \leq i_E, 1 \leq j \leq j_E) \qquad (2.2.2)
 \end{aligned}$$

* 比較的大きな領域とすることもある。2.3.2 参照



Eig.2.2 Neighbourhood region of a point (i, j)

図 2.2 点 (i, j) の近傍領域 $R_{KL}(i, j)$

となる。ただし、 $[\]$ はガウス記号である。なお、画像の縁の部分の処理については 2.3.2 で詳しく述べる。

2.3 2次元フィルタの定義および拡張

2.3.1 2次元フィルタの定義

次に、2次元フィルタの一般的定義を行う。まず、画像 $X = \{ x_{ij} \}$ における点 (i, j) の近傍領域 $R_{KL}(i, j)$ の内部の濃度値の集合を $X_{KL}(i, j)$ または単に X_{KL} であらわす。 $X_{KL}(i, j)$ は、画像 $X = \{ x_{ij} \}$ の部分画像である。

今、画像 $X = \{ x_{ij} \}$ にある変換 f を施すことによって新しい画像 $Y = \{ y_{ij} \}$ を得たとする。このとき、 y_{ij} の値が $X_{KL}(i, j)$ のみを用いて表現されるならば、すなわち

$$y_{ij} = f(X_{KL}(i, j)) \quad (2.3.1)$$

とかかれるならば、 f を2次元フィルタ、または単にフィルタと呼ぶ。^{*}このとき X をフィルタへの入力画像、 Y をフィルタからの出力画像とよび、フィルタ f を用いて X から Y を求める操作をフィルタリングとよぶ。

* このように、2次元フィルタの機能は、式(2.3.1)に従って、入力画像 X を変換して出力画像 Y を得ることであると定義する。従って、本質的には、フィルタと変換とは等価である。

また、フィルタ f による X から Y への変換を、

$$X \xrightarrow{f} Y \quad (2.3.2)$$

とかくこともある。

さて、式 (2.3.1) で定義される 2 次元フィルタにおいては、画像のどの位置においても同じ計算法則 (式 (2.3.1)) によって出力値の計算が行われる。このようなフィルタを位置により構造不変なフィルタ (*Position Invariant Filter - PIF*) とよぶ。それに対し、画像の位置によって出力値の計算法則が変わる (すなわちフィルタの構造が変わる) ようなものを位置により構造可変なフィルタ (*Position Variant Filter - PVF*) とよぶ。本文では、以下ほとんど *PIF* のみについて解説を行い、*PVF* については後に簡単な応用例を示すにとどめる。以後、*PIF* のことを単にフィルタとよぶことにする。(表 2.1^{*} 参照)

なお、上記のフィルタリングにおいて、入力画像 X と出力画像 Y の大きさは同じであるとしているが、実際には出力画像 Y の周辺部分約 $2 \times \lceil \frac{K}{2} \rceil$ 行、 $2 \times \lceil \frac{L}{2} \rceil$ 列は、式 (2.2.3) では定義されない。この部分の y_{ij} の値は各場合に応じて最も都合のよい方法で決めることになる。この詳細については次の 2.3.2 で考察する。

2.3.2 2次元フィルタリングにおける画像の周辺部の処理方法

式 (2.3.1) で定義した 2 次元フィルタリングにおいて、出力画像 Y は、入力画像 X と同じく i_E 行 j_E 列の大きさをもつとしているが、実際には Y の周辺部分約 $2 \times \lceil \frac{K}{2} \rceil$ 行、 $2 \times \lceil \frac{L}{2} \rceil$ 列の値は、式 (2.3.1) をそのまま用いたのでは求めることはできない。正確には、

$$\left. \begin{aligned} i_f < \lceil \frac{K}{2} \rceil + 1 & \quad i_E - \lceil \frac{K}{2} \rceil < i_f \\ j_f < \lceil \frac{L}{2} \rceil + 1, & \quad j_E - \lceil \frac{L}{2} \rceil < j_f \end{aligned} \right\} \quad (2.3.3)$$

なる i_f, j_f の片方もしくは両方に相当する点の集合、すなわち点 (i_f, j) ($1 \leq j \leq j_E$)、点 (i, j_f) ($1 \leq i \leq i_E$)、および点 (i_f, j_f) の集合、における Y の値は式 (2.3.1) そのものによっては定義することはできない。

実際の画像処理においては、場合に応じて周辺部の処理を行うことになる。

普通行われる方法としては、以下のものがある。

* 本文で扱う 2 次元フィルタとその略号をまとめて表 2.1 に示す。

表 2.1 本論文で扱うフィルタとその略号の一覧表

Table 2.1 Table of filters treated in this paper

略号	英語名	日本語名	記号
<i>PIF</i>	<i>Position Invariant Filter</i>	位置不変フィルタ	
<i>PVF</i>	<i>Position Variant Filter</i>	位置可変フィルタ	
<i>LINF</i>	<i>Linear Filter</i>	線形フィルタ	
<i>TLF</i>	<i>Translation Linear Filter</i>	平行移動線形フィルタ	$\mathcal{T}_l [a, b]$
<i>SLF</i>	<i>Scaling Linear Filter</i>	定数倍線形フィルタ	$\mathcal{S}_{scale} [c]$
<i>NLF</i>	<i>Non-Linear Filter</i>	非線形フィルタ	
<i>NPF</i>	<i>N-th Polynomial Filter</i>	<i>N</i> 次フィルタ	
<i>OSF</i>	<i>Orderd Statistics Filter</i>	順序統計量フィルタ	
<i>LOGF</i>	<i>Logical Filter</i>	論理型フィルタ	
<i>MLOGF</i>	<i>Multi-valued Logical Filter</i>	多値論理型フィルタ	
<i>TF</i>	<i>Threshold Filter</i>	閾値フィルタ	
<i>BT F 1</i>	<i>Binary output Threshold Filter 1</i>	2値出力閾値フィルタ1	$\mathcal{T}_{B1} [T]$
<i>BT F 2</i>	<i>Binary output Threshold Filter 2</i>	2値出力閾値フィルタ2	$\mathcal{T}_{B2} [T_1, T_2]$
<i>CT F 1</i>	<i>Continuous output Threshold Filter 1</i>	連続値出力閾値フィルタ1	$\mathcal{T}_{C1} [T]$
<i>CT F 2</i>	<i>Continuous output Threshold Filter 2</i>	連続値出力閾値フィルタ2	$\mathcal{T}_{C2} [T_1, T_2]$
<i>LTF 1</i>	<i>Limited output Threshold Filter 1</i>	制限出力閾値フィルタ1	$\mathcal{T}_{L1} [T]$
<i>LTF 2</i>	<i>Limited output Threshold Filter 2</i>	制限出力閾値フィルタ2	$\mathcal{T}_{L2} [T_1, T_2]$
<i>GCF</i>	<i>Gamma Correction Filter</i>	ガンマ補正フィルタ	$\Gamma [g(x)]$
<i>DLF</i>	<i>Difference Linear Filter</i>	差分型線形フィルタ	
<i>SDLF</i>	<i>Smoothed Difference Linear Filter</i>	平滑化差分型線形フィルタ	
<i>USLF</i>	<i>Uniformly Smoothing Linear Filter</i>	一様平滑化線形フィルタ	$\mathcal{S} [K, L]$
<i>DLF 1</i>	<i>Difference Linear Filter of 1st order</i>	1階差分型線形フィルタ	$\mathcal{D}_1 [I, J]$
<i>DLF 2</i>	<i>Difference Linear Filter of 2nd order</i>	2階差分型線形フィルタ	$\mathcal{D}_2 [I, J]$
<i>SDLF 1</i>	<i>Smoothed Difference Linear Filter of 1st order</i>	平滑化1階差分型線形フィルタ	$\mathcal{S}\mathcal{D}_1 [K, L; I, J]$
<i>SDLF 2</i>	<i>Smoothed Difference Linear Filter of 2nd order</i>	平滑化2階差分型線形フィルタ	$\mathcal{S}\mathcal{D}_2 [K, L; I, J]$

略号	英語名	日本語名	記号
$D L F_n$	<i>Difference Linear Filter of n-th order</i>	n 階差分型線形フィルタ	$D_n [I, J]$
$R F$	<i>Range Filter</i>	Range フィルタ	$\mathcal{R} [K, L]$
$Max. F$	<i>Max. Filter</i>	Max. フィルタ	$Max [K, L]$
$Min. F$	<i>Min. Filter</i>	Min. フィルタ	$Min [K, L]$
$Ex. R F$	<i>Extended Range Filter</i>	拡張された Range フィルタ	
$APM, D L F$	<i>Averaged Pattern Matching Difference Linear Filter</i>	平均パターンマッチング 差分型線形フィルタ	
$APM, L F$	<i>Averaged Pattern Matching Linear Filter</i>	平均パターンマッチング 線形フィルタ	
$M, D L F$	<i>Matched Difference Linear Filter</i>	適合差分型線形フィルタ	
$M, L F$	<i>Matched Linear Filter</i>	適合線形フィルタ	
$M-1 C, F$	<i>M-1 Coincidence Filter</i>	$M-1$ 一致フィルタ	$\mathcal{F}_M [=]$
$M-1 Max. F$	<i>M-1 Max. Filter</i>	$M-1$ 最大値フィルタ	$\mathcal{F}_M [max]$
$M-1 Min. F$	<i>M-1 Min. Filter</i>	$M-1$ 最小値フィルタ	$\mathcal{F}_M [min]$
$M-1 Sum. F$	<i>M-1 Summation Filter</i>	$M-1$ 加算フィルタ	$\mathcal{F}_M [+]$
$M-1 Mult. F$	<i>M-1 Multiplication Filter</i>	$M-1$ 乗算フィルタ	$\mathcal{F}_M [\cdot]$
$Subtr. F$	<i>Subtraction Filter</i>	減算フィルタ	$\mathcal{F}_2 [-]$
$Div. F$	<i>Division Filter</i>	除算フィルタ	$\mathcal{F}_2 [/]$
$V F$	<i>Variance Filter</i>	分散フィルタ	$v [K, L]$
$S F$	<i>Standard deviation Filter or Sigma Filter</i>	標準偏差フィルタ	$\sigma [K, L]$
$Q F$	<i>Quadratic Filter</i>	2次フィルタ	
$P Q F$	<i>Pure Quadratic Filter</i>	純2次フィルタ	
$T O S L F$	<i>Thinned Out Smoothing Linear Filter</i>	間引平滑化線形フィルタ	$\mathcal{S}_T [K, L ; M, N]$
$E O F$	<i>Elastic Output Filter</i>	伸縮出力フィルタ	
$S E O F$	<i>Simple Elastic Output Filter</i>	単純伸縮出力フィルタ	$\mathcal{E} [C, D]$
$B S F$	<i>Binary output Slice Filter</i>	2値出力スライスフィルタ	$\mathcal{S}_B [T_1, T_2, \dots, T_N]$
$C S F$	<i>Continuous output Slice Filter</i>	連続値出力スライスフィルタ	$\mathcal{S}_C [T_1, T_2, \dots, T_N]$

- ① 入力画像 X の定義範囲の外側の点の値はすべて 0 であるとして式 (2.3.1) を適用する (図 2.3 (a))
- ② X の定義範囲の外側の点の値はすべて X のへりの点と同じ値が続いて入っているととして式 (2.3.1) を適用する (図 2.3 (b))

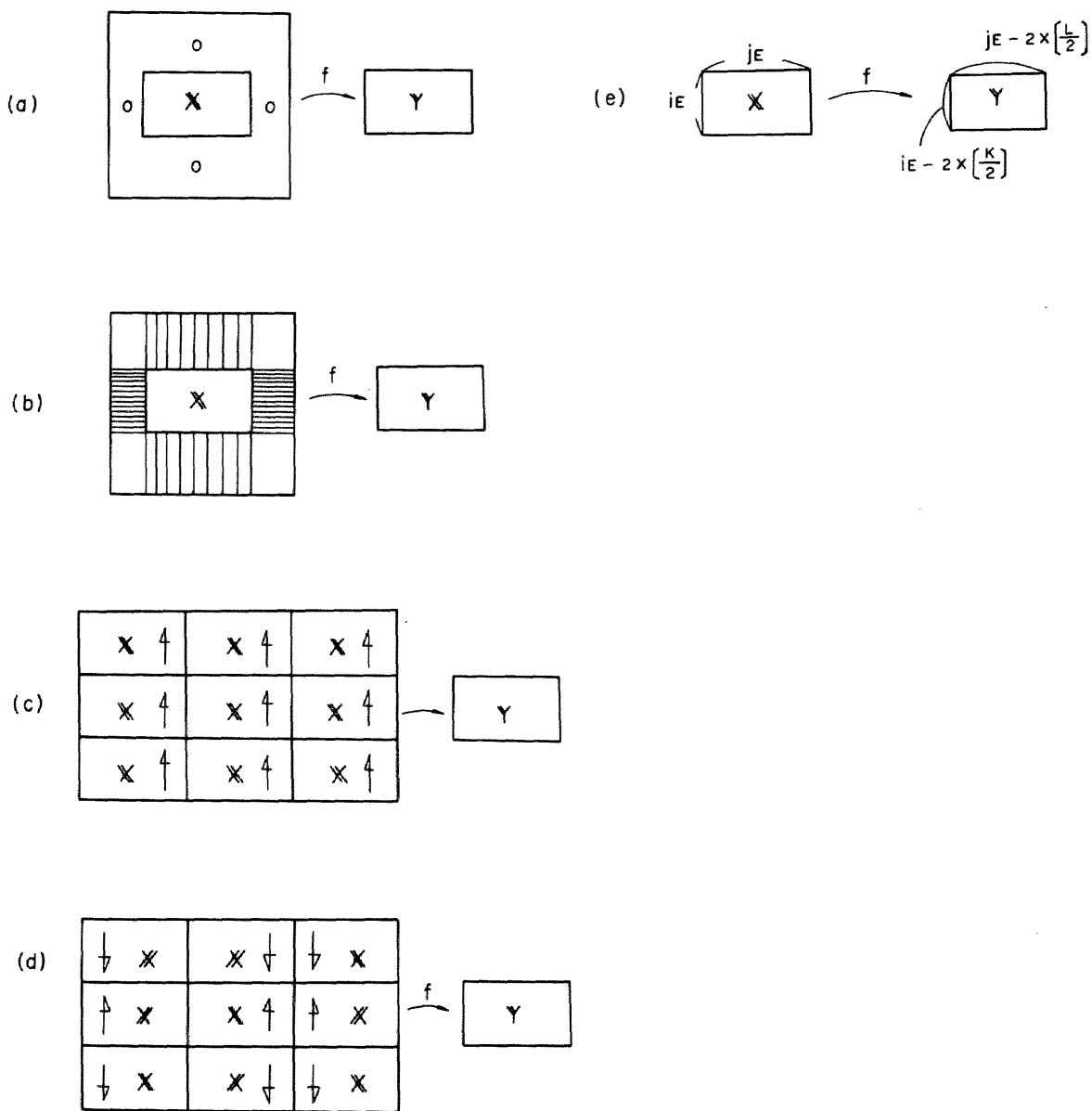


Fig. 2.3 Some methods of processing of fringes of patterns in two dimensional filtering.

図 2.3 2次元フィルタリングにおける画像の周辺部の処理方法

- ③ i_E 行 j_E 列の標本化画像 X が, i_E 行 j_E 列を単位として無限にくり返し存在するとして式 (2.3.1) を適用する (図 2.3 (c))
- ④ 画像 X が i_E 行 j_E 列を単位として交互に逆転した形で存在するとして式 (2.3.1) を適用する (図 2.3 (d) 参照)。これは③の変形である。
- ⑤ Y の周辺部約 $2 \times \lceil \frac{K}{2} \rceil$ 行, $2 \times \lceil \frac{L}{2} \rceil$ 列には, 入力画像 X の値をそのまま代入する (図 2.3 (e))
- ⑥ Y の周辺部の値を, Y の第 $\{ \lceil \frac{K}{2} \rceil + 1 \}$ 行, 第 $\{ i_E - \lceil \frac{K}{2} \rceil \}$ 行, 第 $\{ \lceil \frac{L}{2} \rceil + 1 \}$ 列, 第 $\{ j_E - \lceil \frac{L}{2} \rceil \}$ 列の値をそれぞれ上, 下, 左, 右に伝搬, 代入することによって定める。
- ⑦ Y の周辺部約 $2 \times \lceil \frac{K}{2} \rceil$ 行, $2 \times \lceil \frac{L}{2} \rceil$ 列には, すべて値 0 を代入する。
- ⑧ Y の周辺部の値は未定義のまま使用する。
- ⑨ Y の周辺部約 $2 \times \lceil \frac{K}{2} \rceil$ 行, $2 \times \lceil \frac{L}{2} \rceil$ 列を捨て去って, Y の中央部約 $(i_E - 2 \cdot \lceil \frac{L}{2} \rceil)$ 行, $(j_E - 2 \cdot \lceil \frac{L}{2} \rceil)$ 列の部分だけから成るパターン Y' として使用する。
- ⑩ その他

これらの中で, ①~④は式 (2.3.1) を用いて y_{ij} を計算しているが, ⑤~⑨では全く y_{ij} を計算しないか, あるいは式 (2.3.1) 以外の方法を用いて計算している。なお, ①~⑨の方法はいずれも容易に電子計算機のプログラムに直すことができる。

まず, ①はおそらく誰もが最初に考えつく方法であろう。この方法では, 入力画像 X のへりの近くの値がほとんど 0 に近い場合には, 出力画像 Y のへりの部分があまり不自然な値とはならないが, X のへり付近の値が 0 から大きく離れている場合には, Y のへりの部分の値はかなり不自然になることがある。

次に, ②は①の上記の欠点を補うために用いられる方法であり, 入力画像 X のへりの部分とそれよりも外側の部分との間に偽りの隔差が生じないため, 出力画像 Y の周辺部分は①の方法を用いるよりも自然な値が得られる場合が多い。ただし, X のへりの部分に偶然きわめて特異な値が入っていた場合には, この値が X の外側にも無限に続いているものとみなして計算を行うため, Y の周辺部が不自然になることもある。

③は, X が i_E 行 j_E 列を周期として 2 次元平面上に無限にくり返し存在する周期関数であるとして計算を行うものである。もし, フィルタが 2.4.2 で定義する線形フィルタであれば, 2 次元フーリエ変換を利用してフィルタリングを実行できるが, その場合にはこの方法

を用いることになる。この方法の欠点は、入力画像Xの上端と下端、あるいは左端と右端の濃度値がかなり異なる場合に、出力画像Yの周辺部が不自然になりやすいことである（Xを2次元フーリエ変換して得られるフーリエスペクトラムにも偽りの高周波成分が生ずる）。

④は、③の欠点を補うために用いられる方法であり、Xを反転して $2i_E$ 行、 $2j_E$ 行を周期とする周期関数に変換することにより、Yの周辺部が不自然な値になることを防ぐものである。この方法は、画像の2次元フーリエスペクトラムの解析を行うためにもきわめてよく用いられる。

上記①～④とは異なり、⑤～⑨は出力画像Yの周辺部を、式(2.3.1)によらずに便宜的な方法で決めてしまうものである。このうち、⑤だけは入力画像Xの周辺部の値をYの周辺部にそのまま代入して情報の保存を行うが、⑦、⑧、⑨は本質的にはYの周辺部を除外して、中央部約 $(i_E - 2 \cdot \lfloor \frac{K}{2} \rfloor)$ 行、 $(j_E - 2 \lfloor \frac{L}{2} \rfloor)$ 列に含まれる情報のみを残す方法である。

実際の画像処理では何らかの形で2次元フィルタを用いることが多いが、光学系を用いる場合は例外として、通常のデジタル画像処理では周辺部の処理が問題となる。特に、入力画像Xの大きさに対して2次元フィルタの大きさが比較的大きい場合には、この周辺部の処理は重要であり、場合に応じて上記①～⑩の方法を使い分ける必要がある。

2.3.3 拡張された2次元フィルタ

式(2.3.1)で定義した2次元フィルタは、1つの入力画像Xを変換して1つの出力画像Yを得るものであり、しかもこのときXとYの画面の大きさ（標本点の行および列の数）は等しいものとしている。

ここでは、さらに拡張された2次元フィルタというものを考えてみることにしよう。

式(2.3.1)を拡張する方向としては2つのものが考えられる。1つは、入力画像Xと異なる大きさをもつ出力画像Yを与えるフィルタ（伸縮出力フィルタ）であり、他の1つは、複数個の入力画像に対して複数個の出力画像を与えるフィルタ（多入力多出力フィルタ）である。以下、これらの各々の定義と解説を行う。

〔1〕伸縮出力フィルタ

2.3.2までの議論では、入力画像と同じ大きさの出力画像を与える2次元フィルタのみを考えてきたが、ここで入力画像とは異なる大きさの画像を出力する2次元フィルタにつ

いて考えてみよう。

$$\text{入力画像を } X = \{ x_{ij}, 1 \leq i \leq j_X, 1 \leq j \leq j_X \},$$

$$\text{出力画像を } Y = \{ y_{ij}, 1 \leq i \leq i_Y, 1 \leq j \leq j_Y \},$$

2つの正の実定数を C, D , 2つの正の整数を K, L (ただし, $1 \leq K \leq i_X, 1 \leq L \leq j_Y$ とする) とおき, X 上の点 $(\overline{j \cdot C}, \overline{j \cdot D})$ を中心とする K 行 L 列の小領域 (近傍領域) を $X_{KL}(\overline{i \cdot C}, \overline{j \cdot D})$ と表わす (ただし, \overline{a} は, a 以上の最小の整数とする)。このとき, y_{ij} が,

$$\left. \begin{aligned} y_{ij} &= f(X_{KL}(\overline{i \cdot C}, \overline{j \cdot D})) \\ (\text{ただし, } 1 \leq i \cdot C \leq i_X, 1 \leq j \cdot D \leq j_X) \end{aligned} \right\} \quad (2.3.4)$$

で与えられるフィルタ f を伸縮出力フィルタ (Elastic Output Filter - EOF) とよぶ。EOF の出力画像は, 入力画像の $[1/C] \times [1/D]$ 倍 (ただし, $[]$ はガウス記号) の大きさとなる。すなわち, i_Y, j_Y は次式で与えられる。

$$i_Y = [\frac{i_X}{C}], \quad j_Y = [\frac{j_X}{D}] \quad (2.3.5)$$

EOF は, C, D の値によって次の4種類に大別される。

(i) $C = D = 1$ の場合

式 (2.3.4) は, 通常の2次元フィルタの定義式である式 (2.3.1) に帰着され, 入力画像と出力画像の大きさは等しくなる。前節までに扱ってきた2次元フィルタは, EOF の $C = D = 1$ という特別な場合であるとみなすこともできる。

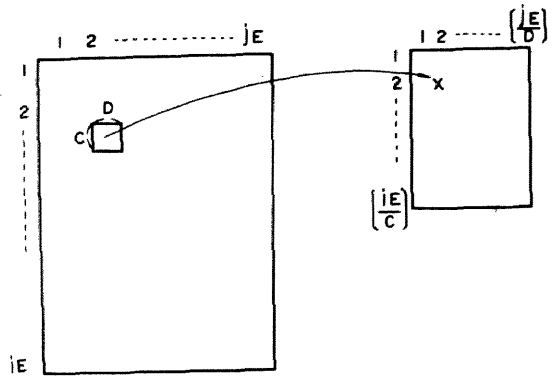
(ii) $C < 1, D < 1$ の場合

式 (2.3.5) より, $i_Y > i_X, j_Y > j_X$ となり, 入力画像よりも大きな出力画像が得られる。この場合, 出力画像は, C, D によって定まる長方形を単位として冗長な情報をもつことになる (図 2.4 (b) 参照)。

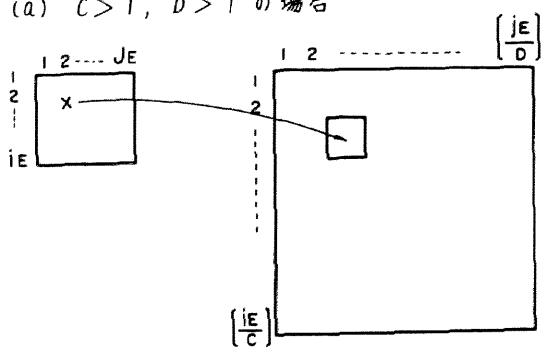
(iii) $C > 1, D > 1$ の場合

式 (2.3.5) より, $i_Y < i_X, j_Y < j_X$ となり, 出力画像の大きさは, 入力画像よりも小さくなる (図 2.4 (a) 参照)。

さて, 容易に知られるように, (ii) は, まず X に通常の ($C = D = 1$) のフィルタ f を適用し, その出力 Y を単純に行方向に $[1/C]$ 倍, 列方向に $[1/D]$ 倍に拡大すること (Y の各標本点を, それと同じ値をもつ $[1/C]$ 行 \times $[1/D]$ 列の長方形の標本点集合にお



(a) $C > 1, D > 1$ の場合



(b) $C < 1, D < 1$ の場合

Fig. 2.4 Elastic Output Filter (EOF)

図 2.4 伸縮出力フィルタ

きかえること)と同じである。また、(ii)は同様にして得られるYの各標本点を行方向に \bar{C} 点おき、列方向に \bar{D} 点おきにとることによって行方向に $[1/C]$ 倍、列方向に $[1/D]$ 倍に縮小された出力画像を求めることと同じである。

そこで、入力画像Xと出力画像Yの関係が単に、

$$\left. \begin{aligned}
 y_{ij} &= x_{i\bar{C}, j\bar{D}} \\
 (\text{ただし, } 1 \leq i \cdot C \leq i_X, 1 \leq j \cdot D \leq j_X)
 \end{aligned} \right\} \quad (2.3.6)$$

で与えられるような2次元フィルタを定義し、これを単純伸縮出力フィルタ (Simple Elastic Output Filter - SEOF) とよび、 $\mathcal{E}[C, D]$ であらわす。このようにすれば、すべてのEOFは、通常の2次元フィルタ f とSEOFとによって実現することができる。ただし、必ず f を先に適用し、次にSEOFを適用する必要がある。この適用順序を逆にした場合、得られる出力画像は一般には異なったものとなる。

[2] 多入力多出力フィルタ

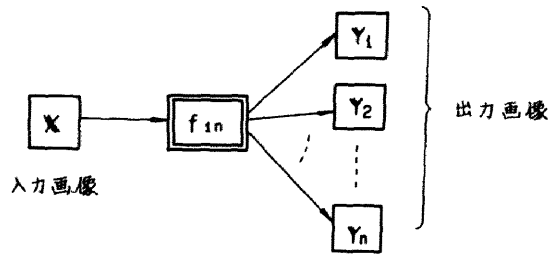
これまでの議論では、1個の入力画像から1個の出力画像を作り出すフィルタ (これを

1 入力 1 出力フィルタと呼ぶことにする) を考えてきたが、ここで、一般に、 m ($m \geq 1$) 個の入力画像から n ($n \geq 1$) 個の出力画像を作り出す多入力多出力フィルタというものを考えてみることにする。

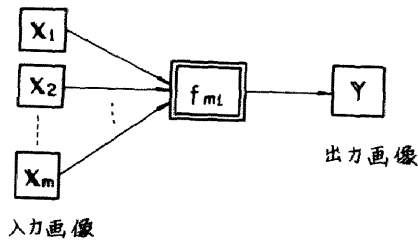
m 個の入力画像 X_1, X_2, \dots, X_m の組を $\{X_m\}$ 、 n 個の出力画像 Y_1, Y_2, \dots, Y_n の組を $\{Y_n\}$ と略記することにする。このとき、 $\{X_m\}$ から $\{Y_n\}$ を作り出すフィルタを m 入力 n 出力フィルタとよび、 f_{mn} と書く。

$$\{X_m\} \xrightarrow{f_{mn}} \{Y_n\} \quad (2.3.7)$$

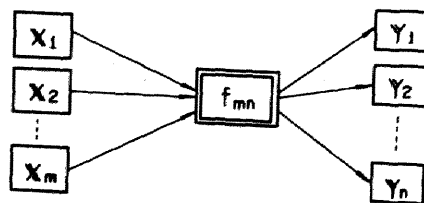
ここで、一般には $X_1, \dots, X_m, Y_1, \dots, Y_n$ の各々の画面の大きさ (行, 列の数) はすべて異っていてもよいものとする。



(a) 1 入力 n 出力フィルタ



(b) m 入力 1 出力フィルタ



(c) m 入力 n 出力フィルタ

Fig. 2.5 Multi input - multi output filters.

図 2.5 多入力多出力フィルタ

$m > 1, n > 1$ なる f_{mn} を多入力多出力フィルタとよび、特に、 $m = 1, n > 1$ なる f_{mn} を1入力多出力フィルタ、 $m > 1, n = 1$ なる f_{mn} を多入力1出力フィルタとよぶ(図2.5参照)。 $m = n = 1$ なる f_{mn} (1入力1出力フィルタ)は式(2.3.1)で定義した2次元フィルタに相当する。

実際の画像処理系における多入力多出力フィルタの使用例は比較的多い。例えば、光学的な画像処理系では複数個の入力画像を合成したり、分光器あるいはカラーフィルタ等の手段によって複数個の出力を作り出すことはよく行われる。また、デジタル電子計算機による画像処理においてもこのような処理は頻繁に行われている。特に複数個の入力画像の重ね合わせを求めたり、画像を正の値をもつ部分と負の値をもつ部分とに分けて処理することなどは、よく知られている手法であろう。これらはすべて多入力多出力フィルタの1つの例と考えることができる。

このように、多入力多出力のフィルタの例は比較的多いのであるが、実はそれらの大部分は、1入力1出力フィルタの組み合わせ(合成)によって表現できることが知られる(これに関しては後の2.7で述べる)。そこで、本論文では、多入力多出力フィルタについては、上記の定義と、2.7のフィルタの合成・分解の実例を示すにとどめ、以後、フィルタの性質そのものに関する詳細な考察(第2章～第5章)は、すべて1入力1出力フィルタについて行うことにする。

2.4 2次元フィルタの種類

2.4.1 2次元フィルタの機能による分類

2.3.1で定義したように、2次元フィルタの機能は、本質的には入力画像 $X = \{x_{ij}\}$ に対して、式(2.3.1)の形の変換 f を施して出力画像 $Y = \{y_{ij}\}$ を求めることである。実際には、この変換 f の内容は非常に多種類のものであり、それらを全部詳細に考察することは画像処理と呼ばれる分野の主要な部分を全部考察することとほぼ同じであると考えられるほどである。そこで本節では、2次元フィルタをその機能によって大まかな分類を行い、それぞれ簡単な解説を行うにとどめる。

2次元フィルタの機能としては次のようなものがあげられる。ただし、以下の分類はあくまでも便宜的なものであり、(1)～(4)のいずれに入れるべきであるか明確ではないもの、ある

いは異った名称で呼ばれていても本質的に同じ種類に属するものなどが多く存在することに注意しなければならない。

(1) 画質改善

- ① ランダム雑音の除去
- ② 性質が既知の雑音，歪などの除去
- ③ ガンマ補正
- ④ 分布の変換

(2) 画像強調

- ① 低域周波数成分の強調，除去
- ② 中域周波数成分の強調，除去
- ③ 高域周波数成分の強調，除去
- ④ 特定周波数成分の強調，除去

(3) 画像伝送用の処理

- ① 低，中，高域の周波数成分の分離
- ② 画像中の線図形あるいは縁の部分の検出
- ③ 濃度値の変化が少ない領域の抽出
- ④ 各種差分（あるいは微分）操作

(4) 画像の特徴抽出

- ① 点状図形の抽出
- ② 線状図形の抽出
- ③ 縁状図形の抽出
- ④ 塊状図形の抽出
- ⑤ 織目 (*Texture*) 状図形の抽出
- ⑥ ある範囲の濃度値を有する点の集合の抽出（閾値操作，およびその合成）
- ⑦ 標準パターンとのパターンマッチング
 - (7-1) 局所的パターンマッチング
 - (7-2) 全体的パターンマッチング
 - (7-3) 平均的パターンマッチング

(5) 画像の変換処理

- ① 多値画像から2値画像への変換
- ② 2値画像から多値画像への変換
- ③ 塊状図形から線状図形への変換
- ④ 線状図形から塊状図形への変換
- ⑤ 塊状図形または線状図形から点図形への変換

まず、(1)は入力画像中に含まれている雑音，歪，ぼけ等を除去することによって画質の改善を行ったり，濃度値のガンマ補正を行うことにより，主として人間の目に見やすい画像を得ることを目的とするものであり，この場合には，あらかじめ入力画像中の画像劣化の原因とその特性を知っておく必要がある。

次に、(2)は画像中の特定の周波数成分を強調したり，除去したりすることにより，やはり人間の目にとって見やすい画像を作り出すことが主目的である。この場合にも入力画像中の有用な周波数成分と，不要な周波数成分についての事前知識が必要である。

(3)は，画像の情報をできるだけ少ない伝送量で伝送するための各種の処理であり，これも最終的には，人間の目にとって見やすい画像が得られればよい。なお，(3)は，単に2次元フィルタだけでなく，画像情報の符号化方法，人間の視覚の特性の利用等に重点がおかれている。

これに対し，(4)と(5)は機械によって画像の特徴を抽出し，変換処理を施すことによって，最終的には機械による図形パターン認識を行うことを目的とする2次元フィルタの機能である。もちろん，(4)，(5)のための手法のうちの多くは(1)～(3)の目的のためにも使用することができ，逆に(1)～(3)の手法を(4)，(5)のために用いることも可能であるから，これらを明確に区別することはできないのであるが，本文では，以下，主として(4)，(5)を行うためのフィルタについて考察を行う。(4)，(5)の機能をもつフィルタを，画像の特徴抽出用フィルタと呼ぶことにする。

2.4.2 2次元フィルタの計算方式による分類

前節では，2次元フィルタをその機能によって分類することを試みたが，本節では2次元フィルタをその計算方式によって分類してみよう。

2次元フィルタをその計算方式によって大別すると，線形フィルタと非線形フィルタの2種類に分けることができる。

以下，これらの定義とそれぞれの細かい分類とを行う。

〔1〕 線形フィルタ (*Linear Filter - LINF*)

式 (2.3.1) において, y_{ij} が $X_{KL}(i, j)$ の線形関数で表わせるとき, f を線形フィルタという。このとき, 式 (2.3.1) は

$$y_{ij} = f(X_{KL}(i, j))$$

$$= \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L w_{k,l} \cdot x_{i - \lfloor \frac{K}{2} \rfloor + k - 1, j + \lfloor \frac{L}{2} \rfloor + l - 1} \quad (2.4.1)$$

とかくことができる。ここで,

$$W = \{ w_{k,l} \mid 1 \leq k \leq K, 1 \leq l \leq L \} \quad (2.4.2)$$

を, 線形フィルタ f の重み関数とよぶ。

これに対し, y_{ij} が X_{KL} の線形関数では表わされないとき, f を非線形フィルタとよぶ。非線形フィルタについては後に述べる。

線形フィルタは,

- ① 線形演算のみで定義されるため計算あるいは実現が容易である。
- ② 重み関数 (マスク) の形だけによってフィルタの性質が決まるため, 直観的に理解しやすく, また, フィルタの設計も容易である。
- ③ 線形演算特有の性質を利用して, フィルタの合成, 分解などを行うことが容易である。
- ④ 2次元フーリエ変換を利用して実行することもでき, また, 重み関数のフーリエスペクトラムからフィルタの特性を判断したり, 逆にフィルタの設計を行ったりすることができる。

などの利点があるため, 画像処理用の2次元フィルタとしてこれまで最もよく用いられてきているフィルタである。

よく知られている線形フィルタの例としては,

- ㉑ 平行移動線形フィルタ
- ㉒ 定数倍線形フィルタ
- ㉓ 平滑化線形フィルタ
- ㉔ 差分型線形フィルタ⁽²⁷⁾
- ㉕ 適合線形フィルタ
- ㉖ 平均パターンマッチング用線形フィルタ⁽²⁸⁾
- ㉗ ラプラシアン (*Laplacian*)⁽¹⁷⁾

などがあり，目的に応じて各種の重み関数（マスク）が工夫されている。線形フィルタに関する詳細な議論は 2.6 における一般的性質の検討，および，第 3 章の差分型線形フィルタの項で行うこととし，ここでは最も単純な線形フィルタである平行移動線形フィルタ，定数倍線形フィルタおよび一様重みによる平滑化線形フィルタの定義のみを行っておく。

㉑ 平行移動線形フィルタ (図 2.6 (a)参照)

a, b を任意の実定数とするとき，入力画像 $X = \{x_{ij}\}$ に対し，

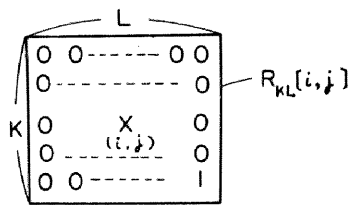
$$y_{ij} = x_{i+a, j+b} \quad (2.4.3)$$

なる出力 Y を与えるフィルタを平行移動線形フィルタ (*Translation Linear Filter* - *TLF*) とよび， $\mathcal{T}_l[a, b]$ であらわす。

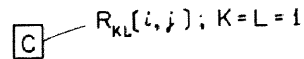
㉒ 定数倍線形フィルタ (図 2.6 (b)参照)

c を任意の実定数とするとき，入力画像 $X = \{x_{ij}\}$ に対し，

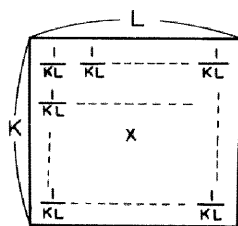
$$y_{ij} = c \cdot x_{ij} \quad (2.4.4)$$



(a) 平行移動線形フィルタ $\mathcal{T}_l \left[\left[\frac{K}{2}, \frac{L}{2} \right] \right]$



(b) 定数倍線形フィルタ *Scale* [C]



(c) 一様平滑化線形フィルタ $\mathcal{S}(K, L)$

Fig 2.6 Some examples of weight functions of simple linear filters.

図 2.6 単純な線形フィルタの重み関数の例

なる出力画像Yを与えるフィルタを定数倍線形フィルタ (Scaling Linear Filter - SLF) とよび, $Scale[c]$ であらわす。

㉔ 一様平滑化線形フィルタ (図 2.6 (c)参照)

線形フィルタの一般的定義式である式 (2.4.1) において, $\{w_{kl} = 1 / (K \cdot L), 1 \leq k \leq K, 1 \leq l \leq L\}$ とおくと,

$$y_{ij} = \frac{1}{KL} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L x_{i - \lfloor \frac{K}{2} \rfloor + k - 1, j - \lfloor \frac{L}{2} \rfloor + l - 1} \quad (2.4.5)$$

となる。これを一様平滑化線形フィルタ (Uniformly Smoothing Linear Filter - USLF) とよび, $\mathcal{S}[K, L]$ であらわす。USLFはランダム雑音除去の目的でよく用いられるフィルタであるが, 後に示すように他のフィルタと組み合わせて利用されることも多い。特に, 第3章で述べる差分型線形フィルタと組み合わせることにより, きわめて有用なフィルタを構成することができる。

[2] 非線形フィルタ (Nonlinear Filter - NLF)

線形フィルタ以外のフィルタはすべて非線形フィルタである。非線形フィルタは出力の計算法によって以下のように分類される。

(1) N次フィルタ (N-th Polynomial Filter - NPF)

式 (2.3.1) で y_{ij} が $X_{KL}(i, j) = \{x_{pq}; (p, q) \in R_{KL}(i, j)\}$ のN次多項式で表わされるとき, f をN次フィルタとよぶ (ただし, $N \geq 2$ とする)。特に, $N = 2$, あるいは3の場合の例として, 統計的決定理論から導かれる2次フィルタ⁽²⁹⁾⁽³⁰⁾, 2次統計量 (分散) を用いる σ -フィルタ⁽¹²⁾, 2値図形の点の分類に用いる3次フィルタ⁽²³⁾⁽³¹⁾ などがある。

(2) 順序統計量フィルタ (Ordered Statistics Filter - OSF)

式 (2.3.1) で y_{ij} が X_{KL} の要素を標本と考えたときの順序統計量から導かれるとき, f を順序統計量フィルタとよぶ。実例としては, 第4章で述べるRangeフィルタ⁽³²⁾, あるいは, Kolmogorov-Smirnov統計量を出力とするK-Sフィルタ⁽³³⁾ などがある。

(3) 論理型フィルタ (Logical Filter - LOGF)

$X_{KL}(i, j)$ の要素の値に関する命題Pに対して,

$$y_{ij} = \begin{cases} 1 & : P \text{ が真のとき} \\ 0 & : P \text{ が偽のとき} \end{cases}$$

なる働きをするフィルタを論理型フィルタ (*Logical Filter - LOGF*) とよぶ。

また、 $X_{KL}(i, j)$ の要素の値に関するある判定関数を $g(X_{KL}(i, j))$ 、その値の部分集合を g_1, \dots, g_N 、 N 個の出力値を v_1, \dots, v_N としたとき、

$$y_{ij} = v_p : g(X_{KL}(i, j)) \in g_p \text{ のとき} \\ (p = 1, 2, \dots, N) \quad (2.4.7)$$

で定義されるフィルタを多値論理型フィルタ (*Multi-valued Logical Filter - MLOGF*) とよぶ。

(4) 閾値フィルタ (*Threshold Filter - TF*)

入力画像 X の各要素に閾値操作を施すフィルタを閾値フィルタとよぶ。閾値フィルタは、ある場合には、論理型フィルタの特殊な場合であると考えることができるが、応用範囲がきわめて広いため、明確な定義を行っておく。

(a) 二値出力閾値フィルタ

フィルタ出力の第 i 行 j 列要素 y_{ij} が、

$$y_{ij} = \begin{cases} 0 & ; x_{ij} < T \text{ (or } x_{ij} \leq T) \\ 1 & ; x_{ij} \geq T \text{ (or } x_{ij} > T) \end{cases} \quad (2.4.8)$$

で与えられるフィルタを二値出力閾値フィルタ 1 (*Binary output Threshold Filter 1 - BTF1*) とよび $\mathcal{F}_{B1}(T)$ であらわす。

また、式 (2.4.8) の拡張として、

$$y_{ij} = \begin{cases} 0 & ; x_{ij} < T_1 \text{ (or } x_{ij} \leq T_1) \text{ or } T_2 < x_{ij} \text{ (or } T_2 \leq x_{ij}) \\ 1 & ; T_1 \leq x_{ij} \leq T_2 \text{ (or } T_1 < x_{ij} < T_2), T_1 < T_2 \end{cases} \quad (2.4.9)$$

で定義されるフィルタを二値出力閾値フィルタ 2 (*Binary output Threshold Filter 2 - BTF2*) とよび、 $\mathcal{F}_{B2}[T_1, T_2]$ であらわす。

なお、*BTF1* または *BTF2* によって得られる値 1 の点から形成される連結図形を、二値連結成分 (*Binary Connected Component - BCC*) とよぶ。

(b) 連続値出力閾値フィルタ (*Continuous output Threshold Filter - CTF*)

フィルタ出力の第 i 行 j 列要素が、

$$y_{ij} = \begin{cases} 0 & ; x_{ij} < T \text{ (or } x_{ij} \leq T) \\ x_{ij} & ; x_{ij} \geq T \text{ (or } x_{ij} > T) \end{cases} \quad (2.4.10)$$

で与えられるフィルタを，連続値出力閾値フィルタ 1 (*Continuous output Threshold Filter 1 - CTF 1*) とよび， $\mathcal{F}_{C1}(T)$ であらわす。

また，

$$y_{ij} = \begin{cases} 0 & ; x_{ij} < T_1 \text{ (or } x_{ij} \leq T_1) \text{ or } T_2 < x_{ij} \text{ (or } T_2 \leq x_{ij}) \\ x_{ij} & ; T_1 \leq x_{ij} \leq T_2 \text{ (or } T_1 < x_{ij} < T_2) \end{cases} \quad (2.4.11)$$

で定義されるフィルタを，連続値出力閾値フィルタ 2 (*Continuous output Threshold Filter 2 - CTF 2*) とよび， $\mathcal{F}_{C2}[T_1, T_2]$ であらわす。

なお，*CTF 1* または *CTF 2* によって得られる連続値を保有した連結図形を連続値連結成分 (*Continuous Connected Component - CCC*) とよぶ。

(c) 制限出力閾値フィルタ (*Limited output Threshold Filter - LTF*)

$$y_{ij} = \begin{cases} T & ; x_{ij} < T \text{ (or } x_{ij} \leq T) \\ x_{ij} & ; T \leq x_{ij} \text{ (or } T < x_{ij}) \end{cases} \quad (2.4.12)$$

で与えられるフィルタを，制限出力閾値フィルタ 1 (*Limited output Threshold Filter - LTF 1*) とよび， $\mathcal{F}_{L1}[T_1, T_2]$ であらわす。

また，

$$y_{ij} = \begin{cases} T_1 & ; x_{ij} < T_1 \quad \text{(or } x_{ij} \leq T_1) \\ x_{ij} & ; T_1 \leq x_{ij} \leq T_2 \quad \text{(or } T_1 < x_{ij} < T_2) \\ T_2 & ; T_2 < x_{ij} \quad \text{(or } T_2 \leq x_{ij}) \end{cases} \quad (2.4.13)$$

で与えられるフィルタを，制限出力閾値フィルタ 2 とよび， $\mathcal{F}_{L2}[T_1, T_2]$ であらわす。

(5) ガンマ補正フィルタ

x を変数とする任意の 1 変数実関数を $g(x)$ としたとき，入力画像 $X = \{x_{ij}\}$ に対して，

$$y_{ij} = g(x_{ij}) \quad (2.4.14)$$

なる出力を作り出すフィルタをガンマ補正フィルタ (*Gamma Correction Filter - GCF*) とよび， $F[g(x)]$ であらわす。

関数 $g(x)$ としては任意の関数形のものも許されるから，式 (2.4.4) で定義した定

数倍線形フィルタ SLF ，および 2.4.2 で定義した各種の閾値フィルタもこの GCF の一種と考えることができる。ただし，通常は GCF は主に画質改善のために用いられることが多く， $g(x)$ の関数形としては， $\log x$ ， \sqrt{x} などが代表的なものである。

2.4.3 2次元フィルタの統計的決定方式による分類

2次元フィルタの機能による分類を 2.4.1 で，計算方式による分類を 2.4.2 で行ったが，これらの分類法に加えて，式 (2.3.1) で定義される 2次元フィルタリングを，点 (i, j) の近傍領域 $RKL(i, j)$ 内の濃度値にもとづく統計的決定であるとみなした場合の，統計的決定方式による分類を考えることができる。これについては第 5 章で詳しく述べることとし，ここでは省略する。

2.5 2次元フィルタによる特徴抽出

2.5.1 "線"の抽出と"塊"の抽出

今，入力図形に何らかの処理を施して，ある図形を出力する処理系を考える（通常は何らかのフィルタリングとそれに続く処理手順により構成される（ただし，その処理系全体を 1 つのフィルタリングとみることもできる）。このとき，出力図形の形態は，通常次の 2 種類に分けられる。

(i) "線状出力" ("線", *Lines in Output Pattern - LOP*)

曲線（直線，点を含む）のみからなる図形，なお，曲線は理想的には幅をもたないものであるが，標本化画像上では，標本点 1 個分の幅をもつ。なお，通常，曲線の上は値 1，他の部分は値 0 で表現される。

(ii) "塊状出力" ("塊", *Masses in Output Pattern - MOP*)

ある有限のひろがりをもつ図形。通常は 2.4.2 で定義した BCC または CCC の形で表現される。すなわち， BCC の場合には図形上は値 1，他の部分は値 0 であり， CCC の場合には図形上は連続値，他の部分は値 0 をもつ。

LOP の抽出と MOP の抽出は密接な関連があり，特に BCC (MOP) とその輪郭部 (LOP) のもつ本質的情報の量は同じである。ただし， CCC は図形の形のみでなく，濃度値（連続値）に重要な情報が含まれているため輪郭線 (LOP) のみでは一部の情報しか表

わすることができない。

一方，入力図形の形態は通常次の3種類に分けて考えることができる。

① "縁状入力" (*Edges in Input Pattern - EIP*)

ある有限の巾をもつ図形の縁を意味する。*EIP* は巾が標本点1個分から，かなり広い巾のものまで存在する。ある巾にわたって濃度勾配の存在する部分全体をさすため，本質的には"領域"である(図2.7参照)。以下"縁"とも書く。

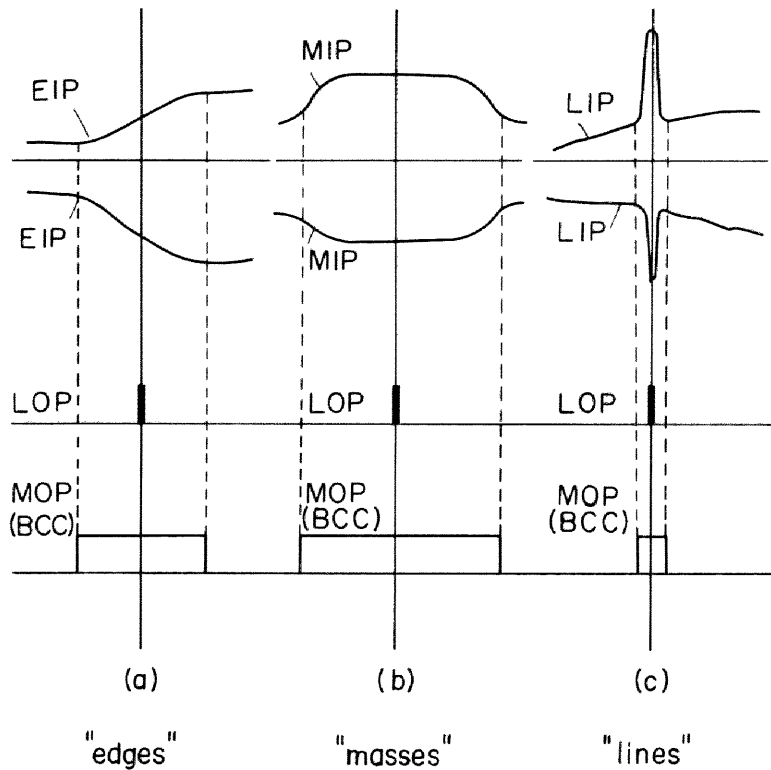


Fig. 2.7 Extraction of "lines" and "masses" by two-dimensional filter. (*EIP, MIP, LIP, and LOP and MOP*)

図2.7 2次元フィルタによる"線"と"塊"の抽出 (*EIP, MIP, LIP と LOP および MOP*)

② "塊状入力" (*Masses in Input Pattern - MIP*)

ある有限のひろがりをもつ濃度値の山状の部分またはくぼみ状の部分の意味する。*MIP* には明確な輪郭線をもつものと，そうでないものがある。以下，"塊"とも書く。

③ “線状入力” (*Lines in Input Pattern - LIP*)

MIP のある方向の巾がかなり狭い場合 (ただし, 別の方向には比較的長いとする) を区別して, 特に *LIP* と呼び, “線” ともかく。これは主として人間の感覚にもとづく分類にすぎず, *LIP* は *MIP* と本質的には同じものである。ただし, *EIP* とは区別する必要がある。

なお, 現実の入力図形においては完全に標本点 1 個分の巾をもつ “線” が存在することはきわめてまれであると考えられるため, 通常 “線” とよばれているパターンはほとんどすべて上の定義にもとづく *LIP* または *MIP* であると解釈すべきである。

そこで, 次に, *EIP*, *MIP*, *LIP* から *LOP*, または *MOP* を抽出する場合の考え方について述べる。図 2.7 に示すように *EIP*, *MIP*, *LIP* のいずれに対しても *LOP* の形で抽出する場合と, *MOP* の形で抽出する場合とが考えられる。

(a) *EIP* から *LOP* を抽出する場合:

EIP の中で最も濃度勾配が急な部分, またはほぼ中央の部分の位置を検出して *LOP* とする。

(b) *EIP* から *MOP* を抽出する場合:

EIP の, 濃度勾配の存在する部分 (領域) 全体を抽出して *MOP* とする。

(c) *LIP* (*MIP*) から *LOP* を検出する場合:

LIP または, 細長い形をもつ *MIP* について, それを横断する方向のほぼ中央の位置にある系列を *LOP* として検出する。ただし円に近い図形に対しては *LOP* は線よりは点に近くなり, 考えにくくなる。

(d) *MIP* (*LIP*) から *MOP* を検出する場合:

MIP (*LIP*) とひろがりの大部分が一致するような連結領域 (*BCC* または *CCC*) を検出して *MOP* とする。ただし, 明確な輪郭線を有する *MIP* (*LIP*) は, *EIP* として扱い, その輪郭線を *LOP* として抽出することも可能である。

2次元フィルタによってこれらの特徴を抽出する際には, 通常, 図 2.8 のような手順が用いられる。まず, 入力パターンに 2次元フィルタを適用し, その出力パターンに対して, 閾値操作 (*BTF* または *CTF*) を行うことにより, 抽出すべき特徴を含むと思われる連結領域 (*BCC* または *CCC*) を抽出する。*MOP* を抽出する場合には, この連結領域そのものを抽出した段階で処理を終える。一方, *LOP* を抽出する場合には, *CCC*

(or BCC) + 細線化 (Thinning)^{(20)~(22)}, あるいは, BCC + 境界線追跡 (Border Following - BF)⁽¹²⁾ によって目的とする線を抽出する。

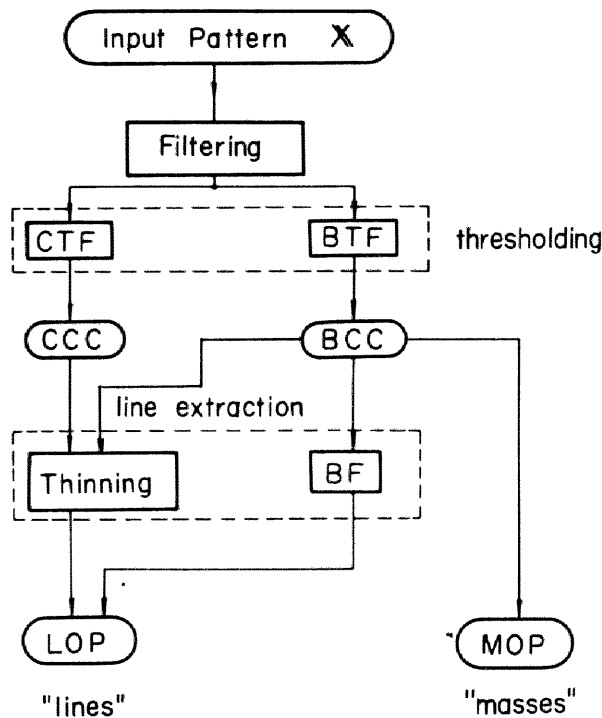


Fig. 2.8 General algorithm of extraction of LOP and MOP

図 2.8 LOP および MOP の一般的抽出手順

BF: Border Following

CTF: Continuous output threshold Filter

BTF: Binary " " "

2.5.2 2次元フィルタの動作モード

原パターンから抽出すべき特徴が, 2.5.1 でのべた LOP あるいは MOP のいずれである場合にも, フィルタには 2通りの動作モード (I型およびII型とよぶ) が存在する。

まず, LOP の抽出の場合には, 求めたい "線" が抽出手順の中間段階で生成される CCC または BCC の中心付近にある場合と, その境界線とほぼ一致する位置にある場合とが可能である。前者の場合には, フィルタ出力は求めたい "線" 付近で極大値をとり, 後者の場合には 0 となる。また, MOP の抽出の場合には, 通常は求めたい "塊" 付近でフィルタ出力が極大となるが, まれに求めたい "塊" 付近ではフィルタ出力は 0, かつ "塊" の境界線付近でフィルタ出力が極大となる場合がある。

一般に、求めたい図形上またはその付近でフィルタ出力が極大となる場合、そのフィルタの動作モードはI型であるという。同様に、求めたい図形上もしくはその付近でフィルタ出力が0となる場合、そのフィルタの動作モードはII型であるという。

フィルタの動作モードは、通常はそのフィルタ自身の性質だけでは定まらず、抽出すべき特徴の種類および形との相対関係で定まる。従って、たとえばある特徴の抽出に際してI型で動作するフィルタを、別の特徴の抽出に用いる場合にはII型として動作する場合も多いことに注意する必要がある。この実例については、第3章の差分型線形フィルタの項で詳しく説明する。

フィルタの動作モードという考え方は、2次元フィルタに関してこれまでに発表されている他の論文では扱われていない。フィルタの動作モードの区別は、抽出すべき図形の特徴が“線”と“塊”のいずれであるかを明確化することと密接な関連があり、文献(27)および本論文はこれらの問題を明確に扱った最初のものであると思われる。

本論文での分類に従えば、従来の他の論文において扱われてきた2次元フィルタの動作モードはほとんどすべてI型に限られており、II型を明確に扱っているものは全く見うけられない。しかし、本論文の第3章の差分型線形フィルタの項でも述べるように、フィルタをII型の動作モードで使用することは、I型で用いるのと同様に、あるいは場合によってはそれ以上に有効であることが理論的にも実験的にも確かめられており、事実、第7章で述べる胸部X線写真の自動読影システムAISCR-V2においても、第3章の差分型線形フィルタが目的に応じてI型およびII型の動作モードで使用され、きわめてすぐれた特徴抽出効果を実証している。

今後、フィルタの動作モードの区別という考え方は、図形から抽出すべき特徴がどのようなものであるか(例えば、“線”、“塊”、“縁”、“織目”など)の考察と共に、2次元フィルタによる一般の画像処理において重要なものになると考えられる。

2.5.3 すぐれた特徴抽出用フィルタの条件

ここで、すぐれた特徴抽出用のフィルタが具備すべきいくつかの条件を列挙しておこう。ただし、これらの条件の中には、本質的に相反する性質をもつものもあるため、これらをすべて完全に備えたフィルタなどというものは考えることはできない。従って、すぐれた特徴抽出用フィルタとは、以下の条件の中で、特に目的達成のために必要な項目がすぐれており、かつ、他の項目も比較的良くバランスがとれているフィルタということができよう。

- ① 目的とする特徴を高い精度で検出できること。
- ② 目的以外の特徴を検出する誤りができるだけ少ないこと。
- ③ 実現（計算）が容易であること。
- ④ 目的とする特徴の性質が少々変化しても検出能力が急速に低下することがないこと。
- ⑤ 最終的に目的とする特徴を抽出するためにフィルタリングの後に適用すべき手順が極端に複雑^{*}にならないこと。
- ⑥ 応用の範囲が広いこと（変形，拡張などを含む）。
- ⑦ 能力の定量的評価（従って，フィルタの設計）が容易であること。

第3章の差分型線形フィルタ，および，第4章の *Range Filter* は上記の条件をみたすすぐれたフィルタの例である。

2.6 線形フィルタ

2次元フィルタの種類はきわめて多いのであるが，その中で，実際の画像処理に使われる実用的なフィルタの大部分は式(2.4.1)で定義される線形フィルタである。そこで，本節では特に線形フィルタの一般的性質，および，線形フィルタの代表的な一種である一様平滑化線形フィルタの計算法について考察する（なお，線形フィルタのもう1つの重要な代表例である差分型線形フィルタについては第3章で述べる）。

2.6.1 線形フィルタの性質

式(2.4.1)で定義される線形フィルタは，第2章で述べた数々の利点があるために，画像処理用2次元フィルタとしてもきわめてよく使用されている。ここでは，線形フィルタのもつ性質を少し整理してみよう。

最初に，入力画像 X を線形フィルタ f によって変換し，出力画像 Y を得たとする。

この関係を，

$$Y = f(X) \quad \text{または} \quad X \xrightarrow{f} Y \quad (2.6.1)$$

と書くことにしよう。この演算内容は， f の重み関数と式(2.4.1)によって定められる。

* 目的とする特徴をできるだけ高い精度で抽出するために，フィルタリングにつづく処理がある程度は複雑になることはやむを得ない。

性質(1): 線形フィルタリングは線形演算である。

今、2つの入力画像を $X = \{ x_{ij}^{(1)} \}$ 、 $X = \{ x_{ij}^{(2)} \}$ とおき、 a 、 b を任意の定数とするとき、

$$f(aX^{(1)} + bX^{(2)}) = af(X^{(1)}) + bf(X^{(2)}) \quad (2.6.2)$$

が成立する。ただし、 aX は $\{ a \cdot x_{ij} \}$ 、 $X+Y$ は $\{ x_{ij} + y_{ij} \}$ を意味する。

これは、式(2.4.1)より明らかである。すなわち、まず線形フィルタ f の重み関数を $W = \{ w_{kl}, 1 \leq k \leq K, 1 \leq l \leq L \}$ 、 $X^{(1)}$ 、 $X^{(2)}$ における点 (i, j) の近傍領域 $R_{KL}(i, j)$ 内の濃度値の集合をそれぞれ $X_{KL}^{(1)}$ 、 $X_{KL}^{(2)}$ とおくと、出力画像 Y の第 i 行 j 列要素 y_{ij} は、

$$\begin{aligned} y_{ij} &= f(aX_{KL}^{(1)} + bX_{KL}^{(2)}) \\ &= \sum_k \sum_l w_{kl} \cdot (a \cdot x_{i'j'}^{(1)} + b \cdot x_{i'j'}^{(2)}) \\ &= a \cdot \sum_k \sum_l w_{kl} x_{i'j'}^{(1)} + b \cdot \sum_k \sum_l w_{kl} x_{i'j'}^{(2)} \\ &= af(X_{KL}^{(1)}) + bf(X_{KL}^{(2)}) \end{aligned} \quad (2.6.3)$$

ここで、 $i' = i - \lfloor \frac{K}{2} \rfloor + k - 1$ 、 $j' = j - \lfloor \frac{L}{2} \rfloor + l - 1$ 、となり、式(2.6.2)が証明されたことになる。ここで、画像の周辺部分の処理方法は2.3.2.の①~⑨のいずれを用いてもよいが、いずれか1つに統一しておく必要がある。

性質(2): 線形フィルタの適用順序は交換可能である。

2つの線形フィルタをそれぞれ f_1, f_2 、その重み関数を $W^{(1)} = \{ w_{kl}, 1 \leq k \leq K_1, 1 \leq l \leq L_1 \}$ 、 $W^{(2)} = \{ w_{kl}, 1 \leq k \leq K_2, 1 \leq l \leq L_2 \}$ とおく。今、入力画像を X とおき、さらに、 $Y^{(1)} = f_1(X)$ 、 $Y^{(2)} = f_2(X)$ 、 $Y^{(12)} = f_1(Y^{(2)})$ 、 $Y^{(21)} = f_2(Y^{(1)})$ とおくと、式(2.4.1)より、

$$y_{ij}^{(1)} = \sum_{k=1}^{K_1} \sum_{l=1}^{L_1} w_{kl}^{(1)} x_{i - \lfloor \frac{K_1}{2} \rfloor + k - 1, j - \lfloor \frac{L_1}{2} \rfloor + l - 1} \quad (2.6.4)$$

$$y_{ij}^{(2)} = \sum_{k=1}^{K_2} \sum_{l=1}^{L_2} w_{kl}^{(2)} x_{i - \lfloor \frac{K_2}{2} \rfloor + k - 1, j - \lfloor \frac{L_2}{2} \rfloor + l - 1} \quad (2.6.5)$$

$$y_{ij}^{(12)} = \sum_{k=1}^{K_1} \sum_{l=1}^{L_1} w_{kl}^{(1)} y_{i - \lfloor \frac{K_1}{2} \rfloor + k - 1, j - \lfloor \frac{L_1}{2} \rfloor + l - 1}^{(2)} \quad (2.6.6)$$

$$y_{ij} = \sum_{k=1}^{K_2} \sum_{l=1}^{L_2} w_{kl} y_{i - \lfloor \frac{K_2}{2} \rfloor + k - 1, j - \lfloor \frac{L_2}{2} \rfloor + l - 1} \quad (2.6.7)$$

となる。

式(2.6.6.)と式(2.6.5.)より

$$y_{ij} = \sum_{k=1}^{K_1} \sum_{l=1}^{L_1} w_{kl} \left\{ \sum_{k'=1}^{K_2} \sum_{l'=1}^{L_2} w_{k'l'} \cdot x_{i - \lfloor \frac{K_1}{2} \rfloor - \lfloor \frac{K_2}{2} \rfloor + k + k' - 2, j - \lfloor \frac{L_1}{2} \rfloor - \lfloor \frac{L_2}{2} \rfloor + l + l' - 2} \right\} \quad (2.6.8)$$

$$= \sum_{k=1}^{K_1} \sum_{l=1}^{L_1} \cdot \sum_{k'=1}^{K_2} \sum_{l'=1}^{L_2} w_{kl} \cdot w_{k'l'} \cdot x_{i - \lfloor \frac{K_1}{2} \rfloor - \lfloor \frac{K_2}{2} \rfloor + k + k' - 2, j - \lfloor \frac{L_1}{2} \rfloor - \lfloor \frac{L_2}{2} \rfloor + l + l' - 2} \quad (2.6.9)$$

となり、これから容易に

$$y_{ij} = y_{ij} \quad (2.6.10)$$

すなわち、2つの線形フィルタ f_1 と f_2 の適用順序は交換可能であることが知られる。これから容易に2つ以上の線形フィルタに対しても交換法則が成り立つことが知られる。

なお、この場合も(1)と同様、画像周辺部の処理方法は統一しておく必要がある。

性質(3): 複数回の線形フィルタリングは、それと等価なただ1回の線形フィルタリングにおきかえられる。

性質(2)の場合と同様、2つの線形フィルタを f_1, f_2 、その重み関数を $W^{(1)}, W^{(2)}$ とすると、入力画像 X に f_1 および f_2 を施して得られる出力画像 Y の第 i 行 j 列要素 y_{ij} は、式(2.6.9)より、次式のように表現できる。

$$y_{ij} = \sum_{m=2}^{K_1+K_2} \sum_{n=2}^{L_1+L_2} w_{m,n} \cdot x_{i - \lfloor \frac{K_1}{2} \rfloor - \lfloor \frac{K_2}{2} \rfloor + m - 2, j - \lfloor \frac{L_1}{2} \rfloor - \lfloor \frac{L_2}{2} \rfloor + n - 2} \quad (2.6.11)$$

ただし、

$$w_{m,n} = \sum_{\substack{k+k'=m \\ 1 \leq k \leq K_1 \\ 1 \leq k' \leq K_2}} \sum_{\substack{l+l'=n \\ 1 \leq l \leq L_1 \\ 1 \leq l' \leq L_2}} w_{k,l} \cdot w_{k',l'}$$

である。

$$(2.6.12)$$

このように、2つの線形フィルタを連続して適用する操作は、それと等価な1回の線形フィルタリングにおきかえられ、その重み関数は式(2.6.12)で与えられる。これから一般に複数回の線形フィルタリングは、それと等価なただ1回の線形フィルタリングにおきかえることが容易に導かれる。

なお、この場合も、画像周辺部の処理方法は統一しておく必要がある。

性質(4): 周辺部の処理方法として、2.3.2の①,②,③,④,⑤のいずれかを用いるならば、線形フィルタリングによって入力画像のもつ情報が失われることはない。いかえれば、出力画像Yと線形フィルタの重み関数、および周辺部処理を①~⑤のいずれによって行ったかの情報から、入力画像Xを完全に再現することができる。

この性質は、式(2.4.1)と、2.3.2の①~⑤の周辺部処理方法の原理から容易に導かれる。まず、式(2.4.1)で、 y_{ij} を既知の定数、 x_{ij} を未知変数と考え、この式が $1 \leq i \leq i_E, 1 \leq j \leq j_E$ について成立することを考えると、次の連立一次方程式を得る。

$$\sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L w_{kl} \cdot x_{i - [\frac{K}{2}] + k - 1, j - [\frac{L}{2}] + l - 1} = y_{ij}$$

$$(1 \leq i \leq i_E, 1 \leq j \leq j_E) \quad (2.6.13)$$

この連立一次方程式において、未知数 x_{ij} の個数は $i_E \times j_E$ 個、一次独立な方程式の個数も $i_E \times j_E$ 個であるから、Xは必ず再現することができる。ただし、2.3.2の方法⑤の場合だけは、式(2.4.1)は周辺部を除いた第 $\{[\frac{K}{2}] + 1\}$ 行~第 $\{i_E - [\frac{K}{2}]\}$ 行、第 $\{[\frac{L}{2}] + 1\}$ 列~第 $\{j_E - [\frac{L}{2}]\}$ 列について成立するだけであるが、出力画像Yの周辺部には入力画像Xの値がそのまま保存されており、未知数 x_{ij} の個数は一次独立な方程式の個数と一致し、式(2.6.13)と同様にすべての x_{ij} の値を再現することができる。

なお、周辺部処理方法として、⑥~⑨の方法を用いた場合には、入力画像の周辺部分以外の濃度値が保存されないため、出力画像から再現できる入力画像の範囲はかなり減少する。

以上の性質(1)~(4)から容易に知られるように線形フィルタリングは、次の性質をみたす。

性質(5): 周辺部の処理方法を2.3.2の③に限定すれば、線形フィルタリングはアーベル群

* ①~④の各方法で入力画像Xの外側に仮想的に作られる標本点の濃度値は、Xの要素あるいは定数に限られている。

をなす。

証明

(i) 演算の定義：2つの線形フィルタ f_1 , f_2 をつづけて適用することを $f_1 \otimes f_2$ とかく。

(ii) 結合律：3つの線形フィルタを f_1, f_2, f_3 としたとき、

$$(f_1 \otimes f_2) \otimes f_3 = f_1 \otimes (f_2 \otimes f_3)$$

(iii) 単位元の存在：入力画像 $X = \{x_{ij}\}$ に対し、

$$y_{ij} = x_{ij}$$

なる出力を与える線形フィルタ f_0 (これを透明フィルタ：Clarity Filter - CF とよび、 $r_1[x]$ であらわす) を考えればよい。

(iv) 逆元の存在：性質(4)より、任意の線形フィルタ f_1 に対して、 $f_1 \otimes f_1^{-1} = f_1^{-1} \otimes f_1 = f_0$ となる f_1^{-1} が存在する。

(iv) は以下のようにして証明される。まず f_1 の出力画像 Y から、出力画像 X を再現するための操作は、式 (2.6.13) の連立一次方程式を解くことに帰着される。すなわち、 X の1つの点 (i, j) の濃度値 x_{ij} は、 Y と同じ大きさ (i_E 行、 j_E 列) の近傍領域内の Y の濃度値の線形結合で表現され、しかも、 f_1 を実行する際の周辺部の処理方法として 2.3.2 の③を使用する限り、この事情はすべての点 (i, j) 、 $1 \leq i \leq i_E$ 、 $1 \leq j \leq j_E$ について全く同じである。従って、この場合、 Y から X を求める操作は線形フィルタの形で表現できる。すなわち、 f_1 に対し、 f_1^{-1} が存在する。

(v) 交換律：性質(2)より、 $f_1 \otimes f_2 = f_2 \otimes f_1$

以上により、性質(5)が証明されたことになる。

2.6.2 平滑化線形フィルタの計算法

一般に、平滑化フィルタは、抽出目標であるパターンと比較して雑音とみなされるような局所的濃度変化を消去または減衰させるために用いられる。従って、抽出目標であるパターンの大きさに応じて、平滑化フィルタの大きさを調節する必要がある。

ここでは、平滑化フィルタの中でも特に利用例の多い一様平滑化線形フィルタ $USLF$ (式 (2.4.5)) の計算法について考える。

① 2^n 法

まず、説明の都合上、次の線形フィルタを先に定義しておく。入力画像を $X = \{x_{ij}\}$ 、出力画像を $Y = \{y_{ij}\}$ 、4つの自然数を K, L, M, N とおくと、

$$y_{ij} = \frac{1}{KL} \sum_{k=1}^{\lfloor \frac{K}{M} \rfloor} \sum_{l=1}^{\lfloor \frac{L}{N} \rfloor} x_{i - \lfloor \frac{K}{2} \rfloor + M \cdot (k-1), j - \lfloor \frac{L}{2} \rfloor + N \cdot (l-1)} \quad (2.6.15)$$

なる動作をするフィルタを間引平滑化線形フィルタ (*Thinned Out Smoothing Linear Filter - TOSLF*) とよび $\omega_T[K, L; M, N]$ で表わす。このフィルタは式 (2.6.15) から明らかなように、行方向に M 、列方向に N ずつ離れた点における入力画像濃度値の和を出力値とするものである。

さて、実際の画像処理においては、各種の大きさの *USLF* の出力が用いられるが、それらの計算をできるだけ能率良く実行するためには、*USLF* を、 $\omega[a \cdot 2^n, b \cdot 2^n]$ 、($n = 0, 1, 2, 3, \dots$) の形にとることが望ましい。ここで、 a, b は比較的小さな正の整数である。このような形をした *USLF* は、基本的な *USLF* である $\omega[a, b]$ と、上に定義した *TOSLF* とにより、効率良く実現することができる。

すなわち、入力画像 X に対し、

- ① $\omega[a, b]$ を適用し、 Y_1 を求める。
- ② Y_1 に $\omega_T[2, 2; a, b]$ を適用し Y_2 を求める。
- ③ Y_2 に $\omega_T[2, 2; 2a, 2b]$ を適用し Y_3 を求める。
- ⋮
- ⋮
- ⑩ Y_{n-1} に $\omega_T[2, 2; a \cdot 2^n, b \cdot 2^n]$ を適用し Y_n を求める。

以上のようにして、平滑化の程度の異なる複数個の平滑化画像を効率良く求めることができる。

② 累積法

一方、一様平滑化線形フィルタ (*USLF*) の効率的な計算法として、横井茂樹氏による累積法がある。これは、①の方法とは全く異った考え方にもとづくものであり、計算時間が短い上に、平滑化領域の大きさを任意にとれる点できわめてすぐれた方法である。この

方法では、まず入力パターン X から累積パターン C を作成する。 C はその要素が

$$c_{ij} = \sum_{k=1}^i \sum_{l=1}^j x_{kl} \quad (2.6.16)$$

で与えられるパターンであり、容易に計算することができる。

次に、この C から出力画像 Y を次式によって求める。

$$y_{ij} = \frac{1}{K \cdot L} \left\{ c_{i - \{\frac{K}{2}\} + K, j - \{\frac{L}{2}\} + L} + c_{i - \{\frac{K}{2}\}, j - \{\frac{L}{2}\}} \right. \\ \left. - c_{i - \{\frac{K}{2}\} + K, j - \{\frac{L}{2}\}} - c_{i - \{\frac{K}{2}\}, j - \{\frac{L}{2}\} + L} \right\} \quad (2.6.17)$$

式(2.6.17)によって求められる Y が、 X に $\mathcal{B}[K, L]$ を適用して得られる出力画像と等しいことは容易に証明される。すなわち、

$$y_{ij} = \frac{1}{K \cdot L} \left\{ \begin{array}{cc} i - \{\frac{K}{2}\} + K & j - \{\frac{L}{2}\} + L \\ \sum_{k=1} & \sum_{l=1} \end{array} x_{k,l} + \begin{array}{cc} i - \{\frac{K}{2}\} & j - \{\frac{L}{2}\} \\ \sum_{k=1} & \sum_{l=1} \end{array} x_{k,l} \right. \\ \left. - \begin{array}{cc} i - \{\frac{K}{2}\} + K & j - \{\frac{L}{2}\} \\ \sum_{k=1} & \sum_{l=1} \end{array} x_{k,l} - \begin{array}{cc} i - \{\frac{K}{2}\} & j - \{\frac{L}{2}\} + L \\ \sum_{k=1} & \sum_{l=1} \end{array} x_{k,l} \right\} \\ = \frac{1}{K \cdot L} \sum_{k=i - \{\frac{K}{2}\} + 1}^{i - \{\frac{K}{2}\} + K} \sum_{l=j - \{\frac{L}{2}\} + 1}^{j - \{\frac{L}{2}\} + L} x_{k,l} \\ = \frac{1}{K \cdot L} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L x_{i - \{\frac{K}{2}\} + k - 1, j - \{\frac{L}{2}\} + l - 1} \quad (2.6.18)$$

となり、これは式(2.4.5)に等しい。

この累積法は、①と異なり、平滑化領域の大きさ (K, L) を任意にとることができ、しかも最初に1回累積パターン C を求めておきさえすれば、平滑化領域の大きさに関係なく短い計算時間で実行できるという利点がある。

③ Rosenfeld の shift and add ⁽³⁴⁾法

入力画像を行および列方向に1標本点分だけ平行移動しては加えることにより、一様平滑化された出力画像を求める方法であり、平行移動(*shift*)と重ね合わせ(*add*)という基本的な演算のみによって実行できる。②の累積法が逐次的演算機能をもつ機械向きであるのに対し、この方法は並列演算機能をもつ機械向きのアルゴリズムであるといえる。なお、この方法をフィルタの合成という形で表現すれば2.7の式(2.7.37)のようになる。

2.7 フィルタの合成と分解

本節ではフィルタの合成と分解という概念を導入する。これにより，複数個のフィルタリングの組み合わせを1つのフィルタリングとみたり，逆に，1つのフィルタリングを複数個の基本的なフィルタリングに分けて考えることが可能となる。

2.7.1 直列合成と直列分解

フィルタの直列合成と直列分解は，次のように定式化される。

(a) 1入力1出力フィルタの場合

次の一連のフィルタリング

$$X^{(0)} \xrightarrow{f^{(1)}} X^{(1)} \xrightarrow{f^{(2)}} X^{(2)} \rightarrow \dots \xrightarrow{f^{(n)}} X^{(n)} \quad (2.7.1)$$

において，最初の入力 $X^{(0)}$ と，最終出力 $X^{(n)}$ に着目すれば，上のフィルタリングは，

$$X^{(0)} \xrightarrow{f} X^{(n)} \quad (2.7.2)$$

と書くことができる。このとき，フィルタは，フィルタ $f^{(1)}$ ， $f^{(2)}$ ， \dots ， $f^{(n)}$ の直列合成であるといひ，

$$f = f^{(1)} \otimes f^{(2)} \otimes \dots \otimes f^{(n)} \quad (2.7.3)$$

とかく，また逆に $f^{(1)}$ ， $f^{(2)}$ ， \dots ， $f^{(n)}$ は f の直列分解であるといひ。なお，この \otimes をフィルタの直列演算子とよぶ。

(b) 多入力多出力フィルタの場合

(a) の場合の拡張として次のフィルタリング

$$\{ X_{m_0}^{(0)} \} \xrightarrow{f_{m_0 m_1}^{(1)}} \{ X_{m_1}^{(1)} \} \rightarrow \dots \xrightarrow{f_{m_{n-1} m_n}^{(n)}} \{ X_{m_n}^{(n)} \} \quad (2.7.4)$$

または，ていねいに書けば，

$$\begin{bmatrix} X_1^{(0)} \\ X_2^{(0)} \\ \vdots \\ X_{m_0}^{(0)} \end{bmatrix} \xrightarrow{f_{m_0 m_1}^{(1)}} \begin{bmatrix} X_1^{(1)} \\ X_2^{(1)} \\ \vdots \\ X_{m_1}^{(1)} \end{bmatrix} \xrightarrow{f_{m_1 m_2}^{(2)}} \dots \xrightarrow{f_{m_{n-1} m_n}^{(n)}} \begin{bmatrix} X_1^{(n)} \\ X_2^{(n)} \\ \vdots \\ X_{m_n}^{(n)} \end{bmatrix} \quad (2.7.5)$$

の最初の入力と最終出力のみに注目して、

$$\{ X_{m_0}^{(0)} \} \xrightarrow{f_{m_0 m_1}} \{ X_{m_n}^{(n)} \} \quad (2.7.6)$$

または、

$$\begin{bmatrix} X_1^{(0)} \\ X_2^{(0)} \\ \vdots \\ X_{m_0}^{(0)} \end{bmatrix} \xrightarrow{f_{m_0 m_n}} \begin{bmatrix} X_1^{(n)} \\ X_2^{(n)} \\ \vdots \\ X_{m_n}^{(n)} \end{bmatrix} \quad (2.7.7)$$

と書いた場合、フィルタ $f_{m_0 m_n}$ は、フィルタ $f_{m_0 m_1}^{(1)}$, $f_{m_1 m_2}^{(2)}$, \dots , $f_{m_{n-1} m_n}^{(n)}$ の直列合成であるといひ、

$$f_{m_0 m_n} = f_{m_0 m_1}^{(1)} \otimes f_{m_1 m_2}^{(2)} \otimes \dots \otimes f_{m_{n-1} m_n}^{(n)} \quad (2.7.8)$$

で表わす。また、逆に $f_{m_0 m_1}^{(1)}$, $f_{m_1 m_2}^{(2)}$, \dots , $f_{m_{n-1} m_n}^{(n)}$ は $f_{m_0 m_n}$ の直列分解であるといひ。

2.7.2 並列合成と並列分解

フィルタの並列合成と並列分解は次のように定義される。

今、 m 組の1入力1出力フィルタリング

$$\left\{ \begin{array}{l} X_1 \xrightarrow{f^{(1)}} Y_1 \\ X_2 \xrightarrow{f^{(2)}} Y_2 \\ \vdots \\ X_m \xrightarrow{f^{(m)}} Y_m \end{array} \right\} \quad (2.7.9)$$

を考える。これは1つの m 入力 m 出力フィルタリング $f_{m m}^{\circ}$ であるとみまふことができる。

すなわち、

$$\{ X_m \} \xrightarrow{f_{m m}^{\circ}} \{ Y_m \}, \quad (2.7.10)$$

または、

$$\begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_m \end{bmatrix} \xrightarrow{f_{m m}^{\circ}} \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_m \end{bmatrix} \quad (2.7.11)$$

このとき、 m 入力 m 出力フィルタ f_{mm} は、 m 個の1入力1出力フィルタ $f^{(1)}, f^{(2)}, \dots, f^{(m)}$ の並列合成であるといひ、

$$f_{mm} = f^{(1)} \oplus f^{(2)} \oplus \dots \oplus f^{(m)} \quad (2.7.12)$$

で表わす。また、逆に、 $f^{(1)}, f^{(2)}, \dots, f^{(m)}$ は f_{mm} の並列分解であるといひ。ここで f_{mm} の上につけられた記号 \circ は、 m 入力 m 出力フィルタ f_{mm} が、 m 組の1入力1出力フィルタに並列分解することが可能であることを示している。 m 入力 m 出力のフィルタ f_{mm} が常に m 組の1入力1出力のフィルタに並列分解できるとは限らないからである。なお、式(2.7.12)の記号 \oplus を並列演算子とよぶ。

また、 l 組の多入力多出力フィルタリング

$$\left. \begin{array}{l} \{ X_{m_1}^{(1)} \} \xrightarrow{f_{m_1 n_1}^{(1)}} \{ Y_{n_1}^{(1)} \} \\ \{ X_{m_2}^{(2)} \} \xrightarrow{f_{m_2 n_2}^{(2)}} \{ Y_{n_2}^{(2)} \} \\ \vdots \\ \{ X_{m_l}^{(l)} \} \xrightarrow{f_{m_l n_l}^{(l)}} \{ Y_{n_l}^{(l)} \} \end{array} \right\} \quad (2.7.13)$$

あるいは、ていねいに書けば、

$$\left. \begin{array}{l} \begin{bmatrix} X_1^{(1)} \\ \vdots \\ X_{m_1}^{(1)} \end{bmatrix} \xrightarrow{f_{m_1 n_1}^{(1)}} \begin{bmatrix} Y_1^{(1)} \\ \vdots \\ Y_{n_1}^{(1)} \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} X_1^{(2)} \\ \vdots \\ X_{m_2}^{(2)} \end{bmatrix} \xrightarrow{f_{m_2 n_2}^{(2)}} \begin{bmatrix} Y_1^{(2)} \\ \vdots \\ Y_{n_2}^{(2)} \end{bmatrix} \\ \vdots \\ \begin{bmatrix} X_1^{(l)} \\ \vdots \\ X_{m_l}^{(l)} \end{bmatrix} \xrightarrow{f_{m_l n_l}^{(l)}} \begin{bmatrix} Y_1^{(l)} \\ \vdots \\ Y_{n_l}^{(l)} \end{bmatrix} \end{array} \right\} \quad (2.7.14)$$

を考えると、これは1個の多入力多出力フィルタリング

$$\{X_m\} \xrightarrow{f_{mn}} \{Y_n\} \quad (2.7.15)$$

におきかえることができる。ただし、 m 、 n は、

$$m = \sum_{i=1}^l m_i, \quad n = \sum_{i=1}^l n_i \quad (2.7.16)$$

で与えられる。このとき、フィルタ f_{mn} は、フィルタ $f_{m_1 n_1}^{(1)}$ 、 $f_{m_2 n_2}^{(2)}$ 、 \dots 、 $f_{m_l n_l}^{(l)}$ の並列合成であるといひ、

$$f_{mn} = f_{m_1 n_1}^{(1)} \oplus f_{m_2 n_2}^{(2)} \oplus \dots \oplus f_{m_l n_l}^{(l)} \quad (2.7.17)$$

で表わす。また、逆に $f_{m_1 n_1}^{(1)}$ 、 $f_{m_2 n_2}^{(2)}$ 、 \dots 、 $f_{m_l n_l}^{(l)}$ は、 f_{mn} の並列分解であるといひ。

2.7.3 多入力多出力フィルタの具体例

ここでは、多入力多出力フィルタ（1入力多出力フィルタ、多入力1出力フィルタを含む）の具体例について考えてみよう。

(a) 1入力多出力フィルタの具体例

1つの入力画像 $X = \{x_{ij}; 1 \leq i \leq i_E, 1 \leq j \leq j_E\}$ と、 N 個の閾値 T_1, T_2, \dots, T_N ($N \geq 2$) に対して、 $1 \leq k \leq N-1$ なる k に対し、

$$y_{ij}^{(k)} = \begin{cases} 1 & ; T_k \leq x_{ij} < T_{k+1} \\ 0 & ; \text{その他} \end{cases} \quad (2.7.18a)$$

また、

$$y_{ij}^{(N)} = \begin{cases} 1 & ; T_N \leq x_{ij} \\ 0 & ; \text{その他} \end{cases} \quad (2.7.18b)$$

で表わされる N 個の出力画像 $\{Y^{(k)} = \{y_{ij}^{(k)}\}; 1 \leq i \leq i_E, 1 \leq j \leq j_E; 1 \leq k \leq N\}$ を作り出す1入力 N 出力フィルタを2値出力スライスフィルタ (*Binary output Slice-Filter - BSF*) とよび、 $\omega_B [T_1, T_2, \dots, T_N]$ であらわす。

同様に、 $1 \leq k \leq N-1$ なる k に対し、

$$y_{ij}^{(k)} = \begin{cases} x_{ij} & ; T_k \leq x_{ij} < T_{k+1} \\ 0 & ; \text{その他} \end{cases} \quad (2.7.19a)$$

$$y_{ij}^{(N)} = \begin{cases} x_{ij} & ; T_N \leq x_{ij} \\ 0 & ; \text{その他} \end{cases} \quad (2.7.19b)$$

で表わされる N 個の出力画像を作り出す 1 入力 N 出力フィルタを連続値出力スライスフィルタ (*Continuous output Slice Filter* ... *C S F*) とよび、

$\mathcal{S}_C [T_1, T_2, \dots, T_N]$ であらわす。

2.4.2 の [2] で定義した 2 値出力閾値フィルタ *B T F* および連続値出力閾値フィルタ *C T F* は、それぞれ *B S F* および *C S F* の特別な場合 ($N=1$) であるとみなすこともできる。すなわち、

$$\left. \begin{aligned} \mathcal{S}_B [T_1] &= \mathcal{T}_B [T_1] \\ \mathcal{S}_C [T_1] &= \mathcal{T}_C [T_1] \end{aligned} \right\} \quad (2.7.20)$$

B S F, *C S F* の典型的な応用例としては、(i) 自然数 $1, 2, \dots, N$ で番号づけられた *B C C* を一つずつ抽出する 2 値出力スライスフィルタ $\mathcal{S}_B [1, 2, \dots, N]$, (ii) 正と負の連続値から成る入力画像を、値が正の部分と負の部分とに分ける 1 入力 2 出力の連続値出力スライスフィルタ $\mathcal{S}_C [-\infty, 0]$ などが考えられる。

(d) 多入力 1 出力フィルタの具体例

i_E 行 j_E 列からなる M 個の入力画像 $\{ X^{(k)} = x_{ij}^{(k)} ; 1 \leq i \leq i_E, 1 \leq j \leq j_E ; 1 \leq k \leq M \}$ から、

$$y_{ij} = \max_{1 \leq k \leq M} \{ x_{ij}^{(k)} \} \quad (2.7.21)$$

なる 1 個の出力画像 $Y = \{ y_{ij} ; 1 \leq i \leq i_E, 1 \leq j \leq j_E \}$ を作り出す M 入力 1 出力フィルタを $M-1$ *Max.Filter* ($M-1$ *Max.F*) とよび、 $\mathcal{F}_M [\max]$ であらわす。

同様に

$$y_{ij} = \min_{1 \leq k \leq M} \{ x_{ij}^{(k)} \} \quad (2.7.22)$$

なる出力画像 Y を作り出す M 入力 1 出力フィルタを $M-1$ *Min.Filter* ($M-1$ *Min.F*) とよび、 $\mathcal{F}_M [\min]$ であらわす。

また、

$$y_{ij} = \sum_{k=1}^M x_{ij}^{(k)} \quad (2.7.23)$$

なる出力画像 Y を作り出すフィルタを $M-1$ *Summation Filter* ($M-1$ *Sum.F*) とよび、 $\mathcal{F}_M [+]$ であらわす。

さらに、

$$y_{ij} = x_{ij}^{(1)} \cdot x_{ij}^{(2)} \cdot \dots \cdot x_{ij}^{(M)} \quad (2.7.24)$$

なる出力画像 $Y = \{ y_{ij} \}$ を作り出す M 入力 1 出力フィルタを $M-1$ *Multiplication Filter* ($M-1$ *Mult. F*) とよび, $\mathcal{F}_M[\cdot]$ であらわす。さらに,

$$y_{ij} = \begin{cases} x_{ij}^{(1)} ; x_{ij}^{(1)} = x_{ij}^{(2)} = \dots = x_{ij}^{(M)} \text{ の場合} \\ 0 ; \text{その他の場合} \end{cases} \quad (2.7.25)$$

なる出力画像 Y を作り出すフィルタを $M-1$ *Coincidence Filter* ($M-1$ *C.F*) とよび, $\mathcal{F}_M[=]$ であらわす。

次に, 2つの入力画像 $X^{(1)} = \{ x_{ij}^{(1)} \}$, $X^{(2)} = \{ x_{ij}^{(2)} \}$ に対し,

$$y_{ij} = x_{ij}^{(1)} - x_{ij}^{(2)} \quad (2.7.26)$$

なる出力画像 $Y = \{ y_{ij} \}$ を作り出す 2 入力 1 出力フィルタを *Subtraction Filter* (*Subtr. F*) とよび, $\mathcal{F}_2[-]$ であらわす。

また, 2つの入力画像 $X^{(1)}$, $X^{(2)}$ に対し,

$$y_{ij} = x_{ij}^{(1)} / x_{ij}^{(2)} \quad (2.7.27)$$

なる出力画像を作り出す 2 入力 1 出力フィルタを *Division Filter* (*Div. F*) とよび, $\mathcal{F}_2[/math> であらわす。$

2.7.4 基本的な 2 次元フィルタの整理

フィルタの合成と分解の具体例を示すための準備として, 基本的な 2 次元フィルタを整理しておく (この中には, すでに定義したものと, 続く第 3~5 章で詳しく述べるものが含まれている)。

なお, 共通の記号として, 入力画像は $X = \{ x_{ij} ; 1 \leq i \leq i_E, 1 \leq j \leq j_E \}$, 出力画像は $Y = \{ y_{ij} ; 1 \leq i \leq i_E, 1 \leq j \leq j_E \}$ であらわすことにする (ただし, 例外として, 単純伸縮出力フィルタの場合だけは, 出力画像の大きさは, i_E 行 j_E 列にはならない)。

(1) 単純伸縮出力フィルタ: $\mathcal{E}[C, D]$

$$y_{ij} = x_{iC, jD} \quad (2.3.4)$$

ただし, $1 \leq iC \leq i_E, 1 \leq jD \leq j_E$ (ここで, i_E, j_E は入力画像の行および列の数, また $\overline{\alpha}$ は α 以上の最小の整数をあらわす)

(2) 平行移動線形フィルタ： $\mathcal{F}_l[a, b]$

$$y_{ij} = x_{i+a, j+b} \quad (2.4.3)$$

(a, b : 任意の実定数)

(3) 定数倍線形フィルタ： $\mathcal{S}_{cale}[C]$

$$y_{ij} = C \cdot x_{ij}$$

(C : 任意の実定数)

(4) 一様平滑化線形フィルタ： $\mathcal{S}[K, L]$

$$y_{ij} = \frac{1}{K \cdot L} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L x_{i-\lfloor \frac{K}{2} \rfloor + k - 1, j - \lfloor \frac{L}{2} \rfloor + l - 1} \quad (2.4.5)$$

(K, L : 任意の自然数) ($\lfloor \cdot \rfloor$: ガウス記号)

(5) 二値出力閾値フィルタ 1： $\mathcal{F}_{B1}[T]$

$$y_{ij} = \begin{cases} 0 & ; x_{ij} < T \text{ (or } x_{ij} \leq T \text{)} \\ 1 & ; x_{ij} \geq T \text{ (or } x_{ij} > T \text{)} \end{cases} \quad (2.4.8)$$

(T : 任意の実定数)

(6) 二値出力閾値フィルタ 2： $\mathcal{F}_{B2}[T_1, T_2]$

$$y_{ij} = \begin{cases} 0 & ; x_{ij} < T_1 \text{ (or } x_{ij} \leq T_1 \text{) , or ,} \\ & T_2 < x_{ij} \text{ (or } T_2 \leq x_{ij} \text{)} \\ 1 & ; T_1 \leq x_{ij} \leq T_2 \text{ (or } T_1 < x_{ij} < T_2 \text{)} \end{cases} \quad (2.4.9)$$

(T_1, T_2 : $T_1 < T_2$ なる任意の実定数)

(7) 連続値出力閾値フィルタ 1： $\mathcal{F}_{C1}[T]$

$$y_{ij} = \begin{cases} x_{ij} & ; x_{ij} \geq T \text{ (or } x_{ij} > T \text{)} \\ 0 & ; x_{ij} < T \text{ (or } x_{ij} \leq T \text{)} \end{cases} \quad (2.4.10)$$

(T : 任意の実定数)

(8) 連続値出力閾値フィルタ 2： $\mathcal{F}_{C2}[T_1, T_2]$

$$y_{ij} = \begin{cases} 0 & ; x_{ij} < T_1 \text{ (or } x_{ij} \leq T_1 \text{) , or ,} \\ & T_2 < x_{ij} \text{ (or } T_2 \leq x_{ij} \text{)} \\ x_{ij} & ; T_1 \leq x_{ij} \leq T_2 \text{ (or } T_1 < x_{ij} < T_2 \text{)} \end{cases} \quad (2.4.11)$$

(T_1, T_2 : 任意の実定数)

(9) 制限出力閾値フィルタ 1： $\mathcal{F}_{l2}[T]$

$$y_{ij} = \begin{cases} x_{ij} & ; x_{ij} \geq T \text{ (or } x_{ij} > T \text{)} \\ T & ; x_{ij} < T \text{ (or } x_{ij} \leq T \text{)} \end{cases} \quad (2.4.12)$$

(T : 任意の実定数)

(10) 制限出力閾値フィルタ 2 : $\mathcal{F}_{l_2} [T_1, T_2]$

$$y_{ij} = \begin{cases} T_1 & ; x_{ij} < T_1 \quad (\text{ or } x_{ij} \leq T_1) \\ x_{ij} & ; T_1 \leq x_{ij} \leq T_2 \quad (\text{ or } T_1 < x_{ij} < T_2) \\ T_2 & ; T_2 < x_{ij} \quad (\text{ or } T_2 \leq x_{ij}) \end{cases} \quad (2.4.13)$$

(T_1, T_2 : 任意の実定数)

(11) ガンマ補正フィルタ : $\Gamma [g(x)]$

$$y_{ij} = g (x_{ij}) \quad (2.4.14)$$

($g(x)$: x を変数とする任意の 1 変数実関数)

(12) 透明フィルタ : $\mathcal{F} [x]$

$$y_{ij} = x_{ij} \quad (2.6.14)$$

(13) 間引平滑化線形フィルタ : $\mathcal{S}_T [K, L ; M, N]$

$$y_{ij} = \frac{1}{KL} \sum_{k=1}^{\lfloor \frac{N}{M} \rfloor} \sum_{l=1}^{\lfloor \frac{L}{N} \rfloor} x_{i - \lfloor \frac{k}{2} \rfloor + M \cdot (k-1), j - \lfloor \frac{l}{2} \rfloor + N \cdot (l-1)} \quad (2.6.15)$$

(K, L, M, N : 任意の自然数)

(14) 2 値出力スライスフィルタ : $\mathcal{S}_B [T_1, T_2, \dots, T_N]$

$1 \leq k \leq N-1$ なる k に対し,

$$y_{ij}^{(k)} = \begin{cases} 1 & ; T_k \leq x_{ij} < T_{k+1} \\ 0 & ; \text{その他} \end{cases} \quad (2.7.18a)$$

また,

$$y_{ij}^{(N)} = \begin{cases} 1 & ; T_N \leq x_{ij} \\ 0 & ; \text{その他} \end{cases} \quad (2.7.18b)$$

(15) 連続値出力スライスフィルタ : $\mathcal{S}_C [T_1, T_2, \dots, T_N]$

$1 \leq k \leq N-1$ なる k に対し

$$y_{ij}^{(k)} = \begin{cases} x_{ij} & ; T_k \leq x_{ij} < T_{k+1} \\ 0 & ; \text{その他} \end{cases} \quad (2.7.19a)$$

また,

$$y_{ij}^{(N)} = \begin{cases} x_{ij} & ; T_N \leq x_{ij} \\ 0 & ; \text{その他} \end{cases} \quad (2.7.19b)$$

(16) $M-1$ Max. Filter : $\mathcal{F}_M[\max]$

$$y_{ij} = \max_{1 \leq k \leq M} \{x_{ij}^{(k)}\} \quad (2.7.21)$$

(17) $M-1$ Min. Filter : $\mathcal{F}_M[\min]$

$$y_{ij} = \min_{1 \leq k \leq M} \{x_{ij}^{(k)}\} \quad (2.7.22)$$

(18) $M-1$ Summation Filter : $\mathcal{F}_M[+]$

$$y_{ij} = \sum_{k=1}^M x_{ij}^{(k)} \quad (2.7.23)$$

(19) $M-1$ Multiplication Filter : $\mathcal{F}_M[\cdot]$

$$y_{ij} = x_{ij}^{(1)} \cdot x_{ij}^{(2)} \cdots \cdots \cdot x_{ij}^{(M)} \quad (2.7.24)$$

(20) $M-1$ Coincidence Filter : $\mathcal{F}_M[=]$

$$y_{ij} = \begin{cases} x_{ij}^{(1)} & ; x_{ij}^{(1)} = x_{ij}^{(2)} = \cdots = x_{ij}^{(M)} \text{ の場合} \\ 0 & ; \text{その他の場合} \end{cases} \quad (2.7.25)$$

(21) Subtraction Filter : $\mathcal{F}_2[-]$

$$y_{ij} = x_{ij}^{(1)} - x_{ij}^{(2)} \quad (2.7.26)$$

(22) Division Filter : $\mathcal{F}_2[/math>$

$$y_{ij} = x_{ij}^{(1)} / x_{ij}^{(2)} \quad (2.7.27)$$

(23) 1階差分型線形フィルタ : $\mathcal{D}_1[I, J]$ (第3章参照)

$$y_{ij} = x_{i+I-\lfloor \frac{I}{2} \rfloor, j+J-\lfloor \frac{J}{2} \rfloor} - x_{i-\lfloor \frac{I}{2} \rfloor, j-\lfloor \frac{J}{2} \rfloor} \quad (3.2.1)$$

(24) 平滑化1階差分型線形フィルタ : $\mathcal{SD}_1[K, L; I, J]$ (第3章参照)

$$y_{ij} = z_{i+I-\lfloor \frac{I}{2} \rfloor, j+J-\lfloor \frac{J}{2} \rfloor} - z_{i-\lfloor \frac{I}{2} \rfloor, j-\lfloor \frac{J}{2} \rfloor} \quad (3.2.2)$$

(I, J : 任意の整数) (K, L : 任意の自然数)

($\lfloor \cdot \rfloor$: ガウス記号)

($Z = \{z_{ij}\}$: X に $\mathcal{SD}[K, L]$ を適用して得られる画像)

(25) 2階差分型線形フィルタ： $\mathcal{D}_2 [I, J]$ (第3章参照)

$$y_{ij} = x_{i+I, j+J} - 2x_{ij} + x_{i-I, j-J} \quad (3.2.3)$$

(I, J : 任意の整数)

(26) 平滑化2階差分型線形フィルタ： $\mathcal{S}\mathcal{D}_2 [K, L ; I, J]$ (第3章参照)

$$y_{ij} = z_{i+I, j+J} - 2z_{ij} + z_{i-I, j-J} \quad (3.2.4)$$

(I, J : 任意の整数) (K, L : 任意の自然数)

($Z = \{ z_{ij} \} : X = \mathcal{S} [K, L]$ を適用して得られる画像)

(27) Range Filter： $\mathcal{R} [K, L]$ (第4章参照)

$$y_{ij} = \max \{ x_{i', j'} \} - \min \{ x_{i', j'} \} \quad (4.2.1)$$

$$(i', j') \in R_{KL}(i, j) \quad (i', j') \in R_{KL}(i, j)$$

($R_{KL}(i, j)$: 点 (i, j) の近傍領域)

(28) Max Filter： $\mathcal{M}_{ax} [K, L]$

$$y_{ij} = \max \{ x_{i', j'} \} \quad (4.2.3)$$

$$(i', j') \in R_{KL}(i, j)$$

(29) Min Filter： $\mathcal{M}_{in} [K, L]$

$$y_{ij} = \min \{ x_{i', j'} \} \quad (4.2.4)$$

$$(i', j') \in R_{KL}(i, j)$$

(30) 分散フィルタ： $v [K, L]$, および, 標準偏差フィルタ： $\sigma [K, L]$ (第5章参照)

$$y_{ij} = \frac{1}{KL} \sum_{k=1}^{KL} (x_k - \bar{x})^2 \quad (5.4.47)$$

あるいは,

$$y_{ij} = \left[\frac{1}{KL} \sum_{k=1}^{KL} (x_k - \bar{x})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (5.4.47a)$$

(x_1, \dots, x_{KL} : R_{KL} 内の x_{ij} に通し番号をつけたもの)

$$\left(\bar{x} = \frac{1}{KL} \sum_{k=1}^{KL} x_k \right)$$

2.7.5 フィルタの合成と分解の具体例(1)

フィルタの合成と分解の具体例として、2.7.4にまとめられている30種類の基本的な2次元フィルタの間関係を明らかにする。

(a) $\mathcal{D}_1 [I, J]$ と $\mathcal{T}_l [a, b]$

$$\circ \mathcal{D}_1 [I, J] = \{ \mathcal{T}_l [-[\frac{I}{2}], -[\frac{J}{2}]] \oplus \mathcal{T}_l [I - [\frac{I}{2}], J - [\frac{J}{2}]] \} \otimes \mathcal{F}_2 [-] \quad (2.7.28)$$

$$\circ \mathcal{D}_1 [-I, -J] = \mathcal{S}_{cale} [-1] \otimes \mathcal{D}_1 [I, J] \quad (2.7.29)$$

(b) $\mathcal{D}_1 [I, J]$ と $\mathcal{T}_l [a, b]$ と $\mathcal{S} [K, L]$

$$\begin{aligned} \circ \mathcal{D}_1 [0, J] = & \{ (\mathcal{T}_l [0, 0 - [\frac{J}{2}]] \otimes \mathcal{D}_1 [K, L]) \\ & \oplus (\mathcal{T}_l [0, 1 - [\frac{J}{2}]] \otimes \mathcal{D}_1 [0, 1]) \\ & \dots \dots \dots \\ & \oplus (\mathcal{T}_l [0, J - 1 - [\frac{J}{2}]] \otimes \mathcal{D}_1 [0, 1]) \} \otimes \mathcal{F}_J [+] \end{aligned} \quad (2.7.30)$$

$$\begin{aligned} \circ \mathcal{D}_1 [0, J] = & \mathcal{S}_{cale} [J - 1] \otimes \{ \mathcal{S} [1, J - 1] \oplus (\mathcal{T}_l [0, -1] \\ & \otimes \mathcal{S} [1, J - 1]) \} \otimes \mathcal{F}_2 [-] \end{aligned} \quad (2.7.30a)$$

$$\begin{aligned} \circ \mathcal{D}_1 [I, 0] = & \{ (\mathcal{T}_l [0 - [\frac{I}{2}], 0] \otimes \mathcal{D}_1 [1, 0] \\ & \oplus (\mathcal{T}_l [1 - [\frac{I}{2}], 0] \otimes \mathcal{D}_1 [1, 0]) \\ & \dots \dots \dots \\ & \oplus (\mathcal{T}_l [I - 1 - [\frac{I}{2}], 0] \otimes \mathcal{D}_1 [1, 0]) \} \otimes \mathcal{F}_I [+] \end{aligned} \quad (2.7.31)$$

$$\begin{aligned} \circ \mathcal{D}_1 [I, 0] = & \mathcal{S}_{cale} [I - 1] \otimes \{ \mathcal{S} [I - 1, 1] \oplus (\mathcal{T}_l [-1, 0] \\ & \otimes \mathcal{S} [I - 1, 1]) \} \otimes \mathcal{F}_2 [-] \end{aligned} \quad (2.7.32)$$

(c) $\mathcal{D}_2 [I, J]$ と $\mathcal{T}_l [a, b]$ と $\mathcal{S}_{cale} [C]$

$$\begin{aligned} \circ \mathcal{D}_2 [I, J] = & \{ \mathcal{T}_l [-I, -J] \\ & \oplus (\mathcal{S}_{cale} [-2] \otimes \mathcal{T}_l [0, 0]) \\ & \oplus \mathcal{T}_l [I, J] \} \otimes \mathcal{F}_3 [+] \end{aligned} \quad (2.7.33)$$

(d) $\mathcal{D}_2 [I, J]$

$$\circ \mathcal{D}_2 [-I, -J] = \mathcal{D}_2 [I, J] \quad (2.7.34)$$

(e) $\mathcal{D}_1 [I, J]$ と $\mathcal{D}_2 [I, J]$

$$\circ \mathcal{D}_2 [I, J] = \{ (\mathcal{T}_l [[\frac{I}{2}], [\frac{J}{2}]] \otimes \mathcal{D}_1 [I, J])$$

$$\oplus (\mathcal{T}_L[-(\frac{I}{2}), -(\frac{J}{2})] \oplus \mathcal{D}_1[-I, -J]) \oplus \mathcal{F}_2[+] \quad (2.7.35)$$

(ただし, [] はガウス記号)

$$\circ \mathcal{D}_2[I, J] = \mathcal{T}_L[2 \cdot (\frac{I}{2}) - I, 2 \cdot (\frac{J}{2}) - J] \oplus \mathcal{D}_1[I, J] \oplus \mathcal{D}_1[I, J] \quad (2.7.36)$$

(f) $\mathcal{S}[K, L]$

$$\begin{aligned} \mathcal{S}[K, L] = \mathcal{S}_{cale} \left\{ \frac{1}{KL} \right\} \oplus \{ \mathcal{T}_L[I_1, J_1] \oplus \mathcal{T}_L[I_2, J_1] \oplus \dots \dots \dots \\ \dots \oplus \mathcal{T}_L[I_K, J_L] \} \oplus \mathcal{F}_{(KL)}[+] \end{aligned} \quad (2.7.37)$$

$$\left. \begin{aligned} \text{ただし, } I_k &= k - 1 - \left\lfloor \frac{K}{2} \right\rfloor; 1 \leq k \leq K \\ J_l &= l - 1 - \left\lfloor \frac{L}{2} \right\rfloor; 1 \leq l \leq L \end{aligned} \right\} \quad (2.7.38)$$

(g) $\mathcal{S}\mathcal{D}_1[K, L; I, J], \mathcal{S}\mathcal{D}_2[K, L; I, J]$

$$\begin{aligned} \mathcal{S}\mathcal{D}_1[K, L; I, J] &= \mathcal{S}[K, L] \oplus \mathcal{D}_1[I, J] \\ &= \mathcal{D}_1[I, L] \oplus \mathcal{S}[K, L] \end{aligned} \quad (2.7.39)$$

$$\begin{aligned} \mathcal{S}\mathcal{D}_2[K, L; I, J] &= \mathcal{S}[K, L] \oplus \mathcal{D}_2[I, J] \\ &= \mathcal{D}_2[I, J] \oplus \mathcal{S}[I, J] \end{aligned} \quad (2.7.40)$$

(h) $\mathcal{M}_{ax}[K, L], \mathcal{M}_{in}[K, L]$

$$\begin{aligned} \mathcal{M}_{ax}[K, L] & \quad (2.7.41) \\ &= \{ \mathcal{T}_L[I_1, J_1] \oplus \mathcal{T}_L[I_2, J_1] \oplus \dots \dots \oplus \mathcal{T}_L[I_K, J_L] \} \oplus \mathcal{F}_{(KL)}[max] \end{aligned}$$

(ただし, $I_k (1 \leq k \leq K), J_l (1 \leq l \leq L)$ は式 (2.7.38) を参照)

$$\begin{aligned} \circ \mathcal{M}_{in}[K, L] & \quad (2.7.42) \\ &= \{ \mathcal{T}_L[I_1, J_1] \oplus \mathcal{T}_L[I_2, J_1] \oplus \dots \dots \oplus \mathcal{T}_L[I_K, J_L] \} \oplus \mathcal{F}_{(KL)}[min] \end{aligned}$$

(i) $\mathcal{R}[K, L]$

$$\circ \mathcal{R}[K, L] = \{ \mathcal{M}_{ax}[K, L] \oplus \mathcal{M}_{in}[K, L] \} \oplus \mathcal{F}_2[-] \quad (2.7.43)$$

$$\begin{aligned} \circ \mathcal{R}[K, L] &= \{ \mathcal{D}_1[I_1, J_1] \oplus \mathcal{D}_1[I_2, J_1] \oplus \dots \dots \\ &\quad \oplus \mathcal{D}_1[I_{2K}, J_{2L}] \} \oplus \mathcal{F}_{(4KL)}[max] \end{aligned} \quad (2.7.44)$$

$$\left. \begin{aligned} \text{ただし, } I_i &= i - K. (1 \leq i \leq 2K) \\ J_j &= j - L. (1 \leq j \leq 2L) \end{aligned} \right\} \quad (2.7.45)$$

(j) $v[K, L]$ と $\sigma[K, L]$

$$v[K, L] = \sigma[K, L] \oplus \Gamma[x^2] \quad (2.7.46)$$

$$\sigma[K, L] = v[K, L] \oplus \Gamma[\sqrt{x}] \quad (2.7.47)$$

$$(k) \mathcal{A}_T [K, L; M, N]$$

$$\mathcal{A}_T [K, L; 1, 1] = \mathcal{A} [K, L]$$

(2.7.48)

2.7.6 フィルタの合成と分解の具体例 (2)

文献 (17) に集められている線図形検出用の各種微分オペレータを, 2.7.4 の 30 種類の基本的 2 次元フィルタで表現してみよう。(図 2.9 参照)

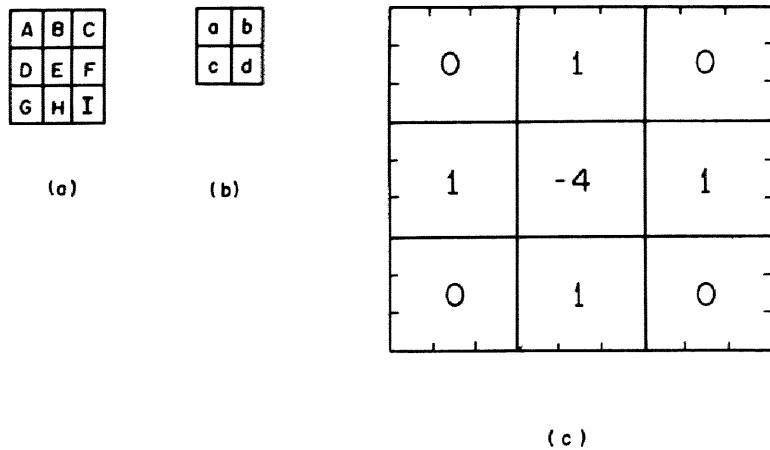


Fig 2.9 Explanation of examples of combination and decomposition of filters.

図 2.9 フィルタの合成と分解の具体例の説明図

$$\begin{aligned}
 (1) & \left[(a-d)^2 + (b-c)^2 \right]^{1/2} \\
 & = \left\{ \mathcal{D}_1 [1, 1] \otimes \Gamma [x^2] \oplus (\mathcal{I}l [0, 1] \right. \\
 & \quad \left. \oplus \mathcal{D}_1 [1, -1]) \otimes \Gamma [x^2] \right\} \otimes \mathcal{F}_2 [+] \otimes \Gamma [\sqrt{x}]
 \end{aligned} \tag{ 2.7.49 }$$

$$\begin{aligned}
 (2) & |a-d| + |b-c| \\
 & = \left\{ \mathcal{D}_1 [1, 1] \otimes \Gamma [|x|] \right. \\
 & \quad \left. \oplus (\mathcal{I}l [0, 1] \otimes \mathcal{D}_1 [1, -1]) \otimes \Gamma [|x|] \right\} \otimes \mathcal{F}_2 [+]
 \end{aligned} \tag{ 2.7.50 }$$

$$\begin{aligned}
 (3) & \left\{ |a-b+c-d| + |a+b-c-d| \right\} / 2 \\
 & = \left\{ \mathcal{A}\mathcal{D}_1 [2, 1; 0, 1] \otimes \Gamma [|x|] \right. \\
 & \quad \left. \oplus \mathcal{A}\mathcal{D}_1 [1, 2; 1, 0] \otimes \Gamma [|x|] \right\} \otimes \mathcal{F}_2 [+]
 \end{aligned} \tag{ 2.7.51 }$$

$$\begin{aligned}
 (4) & U \cdot u + V \cdot v \quad u = (1, 0), v = (0, 1) \\
 & U = (C + 2F + I - A - 2D - G) / 8
 \end{aligned}$$

$$V = (A + 2B + C - G - 2H - I) / 8$$

$$U = \mathcal{S}cale\left[\frac{1}{4}\right] \otimes \{ (\mathcal{T}l[-1, 0]) \otimes \mathcal{S}[2, 1] \oplus \mathcal{S}[2, 1] \} \\ \otimes \mathcal{F}_2[+] \otimes \mathcal{D}_1[0, 2] \quad (2.7.52)$$

$$V = \mathcal{S}cale\left[-\frac{1}{4}\right] \otimes \{ (\mathcal{T}l[0, -1]) \otimes \mathcal{S}[1, 2] \oplus \mathcal{S}[1, 2] \} \\ \otimes \mathcal{F}_2[+] \otimes \mathcal{D}_1[2, 0] \quad (2.7.53)$$

$$(5) \quad E - \min(A, B, C, D, F, H, G) \\ = [\mathcal{D}_1[-1, 1] \oplus \mathcal{D}_1[-1, 0] \oplus \mathcal{D}_1[-1, 1] \oplus \mathcal{D}_1[0, 1] \\ \oplus \mathcal{D}_1[1, 1] \oplus \mathcal{D}_1[1, 0] \oplus \mathcal{D}_1[1, -1] \oplus \mathcal{D}_1[0, -1]] \\ \otimes \mathcal{F}_8[\max] \quad (2.7.54)$$

$$(6) \quad \text{sign}(B - H) \cdot [\min(A, B, C) - \max(G, H, I)] \\ = [(\mathcal{S}cale[-1]) \otimes \mathcal{D}_1[3, 0] \otimes \Gamma[\text{sign}(x)] \\ \oplus \{ (\mathcal{T}l[-1, 0]) \otimes \mathcal{M}in[0, 3] \} \oplus \{ (\mathcal{T}l[1, 0]) \otimes \mathcal{M}ax[0, 3] \}] \\ \otimes \mathcal{F}_2[-] \otimes \mathcal{F}_2[\cdot] \quad (2.7.55)$$

$$(7) \quad [(A + B + C - G - H - I)^2 + (A + D + G - C - F - I)^2]^{\frac{1}{2}} \\ = [(\mathcal{S}\mathcal{D}_1[1, 3; 2, 0]) \otimes \Gamma[x^2] \\ \oplus (\mathcal{S}\mathcal{D}_1[3, 1; 0, 2]) \otimes \Gamma[x^2]] \otimes \mathcal{F}_2[+] \otimes \Gamma[\sqrt{x}] \quad (2.7.56)$$

$$(8) \quad |A + B + C - G - H - I| + |A + D + G - C - F - I| \\ = \mathcal{S}cale[3] \otimes [(\mathcal{S}\mathcal{D}_1[1, 3; 2, 0]) \otimes \Gamma[|x|] \\ \oplus \mathcal{S}\mathcal{D}_1[3, 1; 0, 2] \otimes \Gamma[|x|]] \otimes \mathcal{F}_2[+] \quad (2.7.57)$$

$$(9) \quad |E - A| + |E - C| + |E - G| + |E - I| \\ = [(\mathcal{D}_1[-1, -1]) \otimes \Gamma[|x|] \oplus (\mathcal{D}_1[-1, 1]) \otimes \Gamma[|x|] \\ \oplus \mathcal{D}_1[1, -1] \otimes \Gamma[|x|] \oplus (\mathcal{D}_1[1, 1]) \otimes \Gamma[|x|]] \\ \otimes \mathcal{F}_4[+] \quad (2.7.58)$$

$$(10) \quad (B + D + F + H - 4E) / 4 \\ = (\mathcal{D}_2[1, 0] \oplus \mathcal{D}_2[0, 1]) \otimes \mathcal{F}_2[+] \otimes \mathcal{S}cale\left[\frac{1}{4}\right] \quad (2.7.59)$$

$$(11) \quad |E - (A + B + C + D + F + G + H + I)| / 8 \\ = \mathcal{S}cale[-] \otimes (\mathcal{D}_2[0, 1] \oplus \mathcal{D}_2[1, 0] \oplus \mathcal{D}_2[1, 1] \oplus \mathcal{D}_2[1, -1]) \\ \otimes \mathcal{F}_4[+] \otimes \Gamma[|x|] \quad (2.7.60)$$

$$(12) \quad \boxtimes 2.9 \mathcal{O}(c)$$

$$\mathcal{S}cale[9] \otimes \{ \mathcal{S}D_2[3, 3; 3, 0] \oplus \mathcal{S}D_2[3, 3; 0, 3] \} \\ \otimes \mathcal{F}_2[+] \quad (2.7.61)$$

2.7.7 図形処理用論理操作の，2次元フィルタリングとしての解釈

図形処理用の各種論理操作，例えば，連結領域の番号づけ⁽¹⁷⁾ *Border Following*⁽¹⁷⁾，スケルトン化⁽¹⁸⁾⁽¹⁹⁾ *Wave Propagation Method*^{(20)~(22)} (*WPM*)，削り操作⁽²³⁾⁽²⁴⁾ *Shrinking*⁽²³⁾，点要素の分類⁽³¹⁾などは，いずれも第2～第5章で述べる特徴抽出用2次元フィルタ（差分型線形フィルタ⁽²⁷⁾ *Range Filter*⁽²⁴⁾など）の後に用いられる操作であるが，これらは，すべて，ある画像を変換して他の画像を作り出す操作であるから，2次元フィルタリングの一種であると解釈することができる。

これらの操作は，入力画像の各点を中心とする 3×3 の近傍領域 ($R_{KL}(i, j)$, $K=L=3$) の内部の値のみを利用した演算 (*local operation*⁽¹⁹⁾) によって実現されるものが大部分である。それらの多くは，現在のデジタルコンピュータで実行しやすいように，逐次型の手順で表現されているが，これらはすべて並列演算の形で表現することができ⁽¹⁹⁾，従って2次元フィルタの一種であると解釈することができる。

ただし，それらは，一般には多入力多出力のフィルタであり，しかも，“くり返し”を要するフィルタリングであることが多い。

例えば，線図形抽出の代表的手順である *WPM* は，次の形で表現できる。

$$f_s \otimes f_d \otimes f_c$$

ここで， f_s は初期値設定， f_d は重みつき距離と方向情報のパターンを求める操作， f_d は，出力が収束するまで f_d をくり返し行うことを，また f_c は最後にある条件に従って線の定義をみたす点だけを抽出する操作をあらわす。なお， f_s は1入力3出力フィルタ， f_c, f_d は3入力3出力フィルタである。*WPM* は上記の手順の中では最も複雑な部類に属している。従って *WPM* 以外の手順は通常これよりも容易に2次元フィルタの形に書くことができる。

2.8 むすび

2次元フィルタは，式(2.3.1)で定義したような，入力画像 $X = \{x_{ij}\}$ から出力画像 $Y = \{y_{ij}\}$ への変換である。2次元フィルタリングは画像処理の手法の中でも最も基本的か

つ重要なものであり、画質改善、画像強調の基本的な手段であるばかりでなく、図形パターン認識のための前処理、特徴抽出、識別のすべての段階においても重要な手段として使われている。

本章では2次元フィルタの定義を行い、主としてその一般的性質について考察を行った。以下に、本章での考察結果を要約しておこう。

- (1) 2次元フィルタは、基本的には1つの入力画像 $X = \{x_{ij}\}$ から、それと同じ大きさ（行および列の数）の1つの出力画像 Y への変換であり、式(2.3.1)で定義したように、 X における点 (i, j) の近傍領域 $R_{KL}(i, j)$ （式(2.2.2)参照）内の標本点における濃度値 $X_{KL}(i, j)$ を用いて計算される量 $f(X_{KL}(i, j))$ を、出力画像 Y の点 (i, j) の値とする操作を、画面全体にわたって行うことに相当する。
- (2) 2次元フィルタリングの際、画面の線の部分では式(2.3.1)はそのままの形では使えなくなるが、通常は、2.3.2に示した方法の中のいずれかによって計算を行う。
- (3) 式(2.3.1)で定義した2次元フィルタの基本型の他に、入力画像と異なる大きさの出力画像を作り出す伸縮出力フィルタ（式(2.3.4)、式(2.3.6)）、あるいは、複数個の入力画像から複数個の出力画像を作り出す多入力多出力フィルタ（1入力多出力フィルタあるいは多入力1出力フィルタを含む）といった、いわば拡張された2次元フィルタを考えることができる。
- (4) 式(2.4.1)で定義される2次元フィルタを線形フィルタと呼び、それ以外のものを非線形フィルタと呼ぶ。線形フィルタは2.4.2および2.6で述べたように、多くの有用な性質をもっているため、画像処理の種々の分野できわめて広く用いられている。線形フィルタの代表的な一例である差分型線形フィルタの性質とその優秀性については、第3章で詳しく述べる。
- (5) 非線形フィルタにも多くの種類があるが、比較的単純な構造をもつものに有用なものが多い。その例としては、論理的フィルタ、閾値フィルタ、順序統計量フィルタ、 N 次（多項式）フィルタなどがある。順序統計量フィルタの一例である *Range Filter* については第4章で詳しく述べる。
- (6) 式(2.3.1)で定義される2次元フィルタリングの操作を、入力画像の濃度値を標本とする統計的決定であると解釈し、この考え方にもとづく種々の定式化を行うことが可能である。これについては第5章で述べる。

(7) 画像の特徴抽出とフィルタの動作モード：2.5でふれたように、2次元フィルタにより画像の特徴抽出を行う場合には、抽出すべき特徴が“線”および“塊”のいずれであるかを明確に区別しておく必要があり、それによって選択すべき画像処理の手順も異ってくることに注意する必要がある。また、2次元フィルタには2種類の動作モード(I型とII型)があり、あるフィルタがI型、II型いずれの動作モードではたらくかは、そのフィルタ自身の関数形と、入力画像の図形構造との相対関係で定まる。さらに、抽出すべき特徴が“線”、“塊”いずれの場合にも、2種類の動作モードの両方が使用できる。従来の他の文献に見られる2次元フィルタの使用例は、“線”と“塊”とを明確に区別していないものがほとんどであり、しかもフィルタの動作モードという考え方は全く用いられていない。本文での実験によれば、II型の動作モードを使用してもI型と同等あるいはそれ以上に正確な特徴抽出が可能であることが知られている。これらの詳細については、第3章の差分型線形フィルタの項で、また、実際の画像に対する実験例については第7章のAISC R-V 2の項で述べる。

(8) フィルタの合成と分解：2.7で述べたように、フィルタの直列合成と直列分解、および、並列合成と並列分解という概念を導入することができる。これにより、画像処理に用いられる代表的手法の中のかなり多くのものが、2.7.4にあげた約30種類の基本的なフィルタを合成することにより実現できることが確認された(2.7.5および2.7.6参照)。

以上のように、本章では2次元フィルタの一般的性質について考察した。続く第3～5章では、代表的な2次元フィルタに関する詳細な考察と整理とを行い、さらに第6章と第7章で、胸部X線写真に対する2次元フィルタの実際の適用例について述べる。

第3章 差分型線形フィルタ

3.1 はじめに

本章では、濃淡図形の特徴抽出手段としての2次元フィルタの中で、最も基本的なものの1つである、差分型線形フィルタ⁽²⁷⁾ (*Difference Linear Filter-DLF*)について述べる。*DLF*は画面上のある方向の濃度変化を検出するための方向性線形フィルタであり、平面上のある方向の直線上に互いに d だけ離れた2点の濃度値の差、または3点の濃度値の2階差分を出力とするフィルタである。また、場合によっては、上記各点の値は、各点の近傍領域内の入力画像の濃度値の平均値でおきかえられる。これを、平滑化差分型線形フィルタ (*Smoothed Difference Linear Filter-SDLF*)⁽³⁵⁾⁽¹⁷⁾とよぶ。この種のフィルタは従来からよく用いられているが、それらはいずれも図形の境界線(輪郭線, 2.6の*EIP*)または、画像中の線要素(線, 2.6の*LIP*)の検出を目的とするものであり、塊状図形(領域, 2.6の*MIP*)の全体を抽出する目的で用いられたのは、ほとんど筆者らによるもの⁽³⁶⁾⁽³⁷⁾のみであろう。

本章では、まず*DLF*およびそれと平滑化フィルタを併用した*SDLF*について、その機能を詳細に解析する。*DLF*および*SDLF*は、パラメータ d の調整によって、“線”の検出にも“塊”の検出にも用いることができ、また、それらの検出においては、それぞれ2種類の動作モード(I型, II型)が考えられる。従来は、これらの性質をあまり考察することなしに、直観的に*DLF*, *SDLF*を使用している例がほとんどである。本節ではこれらの性質を詳細に検討することによって、ある程度性質の知られている入力図形から“線”または“塊”を検出する際の準最適な*DLF*, *SDLF*の設計条件を与えると共に、これまで直観的によく用いられてきた動作モード(I型)とは異なる動作モード(II型)によっても“線”, “塊”を抽出することができることを示す。また、実例として第7章でのべる胸部X線写真の自動読影システム*AISCR-V2* (*Automatic Interpretation System of Chest Roentgenograms-Version 2*)で用いられている数種の*SDLF*を示し、これらのフィルタの図形抽出能力を数値的に評価する。

3.2 差分型線形フィルタ

3.2.1 1階差分型線形フィルタ

入力画像 $X = \{x_{ij}\}$ と、出力画像 $Y = \{y_{ij}\}$ の関係が、

$$y_{ij} = x_{i+I-\lfloor \frac{I}{2} \rfloor, j+J-\lfloor \frac{J}{2} \rfloor} - x_{i-\lfloor \frac{I}{2} \rfloor, j-\lfloor \frac{J}{2} \rfloor}$$

($\lfloor \rfloor$ はガウス記号)

(3.2.1)

で与えられるとき、これを1階差分型線形フィルタ (*Difference Linear Filter of 1st order-DLF1*) とよび、 $\mathcal{D}_1[I, J]$ で表わす。この操作は、入力画像上の互いに I 行、 J 列だけ離れた2点の濃度値の差をとることに相当し、図3.1・(A-1)のような重み関数をもつ線形フィルタであることは明らかであろう(図3.1にはいくつかの具体例も示す)。

ところで実際には、第2章で定義した一様平滑化線形フィルタ $\mathcal{S}[K, L]$ と組み合わせて、 $\mathcal{S}[K, L]$ の出力に $\mathcal{D}_1[I, J]$ を適用する方が有効であることも少なくない。これらの2重のフィルタリングは明らかに1回の線形フィルタリングと等価である。すなわち、入力画像 $X = \{x_{ij}\}$ に $\mathcal{S}[K, L]$ を適用して得られる画像を $Z = \{z_{ij}\}$ とおくと

$$\begin{aligned} y_{ij} &= z_{i+I-\lfloor \frac{I}{2} \rfloor, j+J-\lfloor \frac{J}{2} \rfloor} - z_{i-\lfloor \frac{I}{2} \rfloor, j-\lfloor \frac{J}{2} \rfloor} \\ &= \frac{1}{KL} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L x_{i+I-\lfloor \frac{I}{2} \rfloor - \lfloor \frac{K}{2} \rfloor + k - 1, j+J-\lfloor \frac{J}{2} \rfloor - \lfloor \frac{L}{2} \rfloor + l - 1} \\ &\quad - \frac{1}{KL} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L x_{i-\lfloor \frac{I}{2} \rfloor - \lfloor \frac{K}{2} \rfloor + k - 1, j-\lfloor \frac{J}{2} \rfloor - \lfloor \frac{L}{2} \rfloor + l - 1} \end{aligned}$$

(3.2.2)

なる出力 $Y = \{y_{ij}\}$ を作り出すフィルタを平滑化1階差分型線形フィルタ (*Smoothed Difference Linear Filter of 1st order-SDLF1*) とよび、 $\mathcal{S}\mathcal{D}_1[K, L; I, J]$ で表わす。図3.1・(B-1)にその重み関数の一例を示す。

3.2.2 2階差分型線形フィルタ

入力画像 $X = \{x_{ij}\}$ と出力画像 $Y = \{y_{ij}\}$ の関係が、

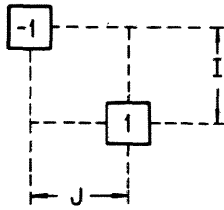
$$y_{ij} = x_{i+I, j+J} - 2x_{ij} + x_{i-I, j-J}$$

(3.2.3)

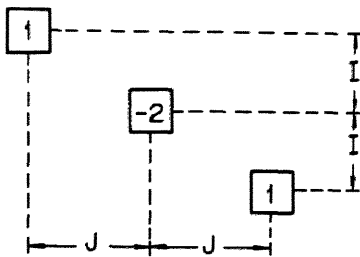
で与えられるとき、これを2階差分型線形フィルタ (*Difference Linear Filter of 2nd order-DLF2*) とよび、 $\mathcal{D}_2[I, J]$ で表わす。この重み関数が図3.1・(A-2)のようになることは明らかである。さらに、 $\mathcal{D}_2[I, J]$ が一様平滑化線形フィルタ $\mathcal{S}[K, L]$ と組み合わせて適用されるとき、これを平滑化2階差分型線形フィルタ (*Smoothed Differ-*

ence Linear Filter of 2nd order - SDLF 2) とよび, $\mathcal{SD}_2 [K, L; I, J]$ で表わす。 $\mathcal{SD}_2 [K, L; I, J]$ は, 入力画像 $X = \{x_{ij}\}$ に $\mathcal{S}[K, L]$ を適用して得られる画像を $Z = \{z_{ij}\}$ としたとき, 次のような出力画像 $Y = \{y_{ij}\}$ を作り出す線形フィルタである。

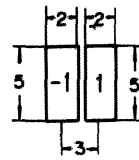
$$\begin{aligned}
 y_{ij} &= z_{i+I, j+J} - 2z_{ij} + z_{i-I, j-J} \\
 &= \frac{1}{KL} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L x_{i+I-\lfloor \frac{K}{2} \rfloor + k - 1, j+J-\lfloor \frac{L}{2} \rfloor + l - 1} \\
 &\quad - \frac{2}{KL} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L x_{i-\lfloor \frac{K}{2} \rfloor + k - 1, j-\lfloor \frac{L}{2} \rfloor + l - 1} \\
 &\quad + \frac{1}{KL} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L x_{i-I-\lfloor \frac{K}{2} \rfloor + k - 1, j-J-\lfloor \frac{L}{2} \rfloor + l - 1} \quad (3.2.4)
 \end{aligned}$$



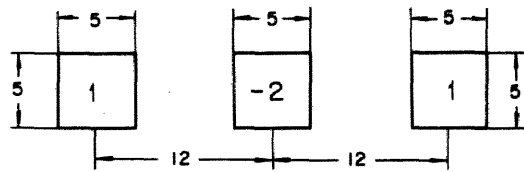
(A-1) $\mathcal{D}_1 [I, J]$: DLF1



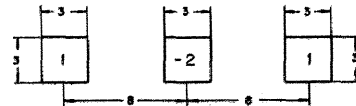
(A-2) $\mathcal{D}_2 [I, J]$: DLF2



(B-1) $\mathcal{SD}_1 [5, 2; 0, 3]$: SDLF1



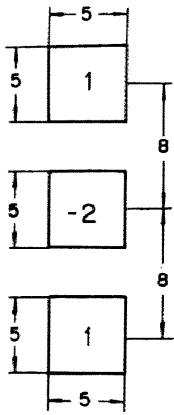
(B-2) $\mathcal{SD}_2 [5, 5; 0, 12]$: SDLF2



(B-3) $\mathcal{SD}_2 [3, 3; 0, 8]$: SDLF2

Fig. 3.1 Some examples of weight functions of difference linear filters.

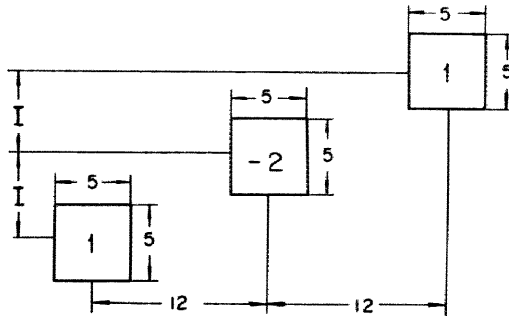
図 3.1 差分型線形フィルタの重み関数の例



(B-4)

$$Sdl_2 [5, 5; 8, 0]$$

: SDLF2



(B-5)

$$Sdl_2 [5, 5; I, -12]$$

: SDLF2

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
7	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
8	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
9	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1

(B-6) $Sdl_1 [4, 10; 5, 0]$

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	-1
6	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	-1
7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	-1
8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	-1
9	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	0	0
10	0	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	0	0	0
11	0	-1	-1	-1	0	0	0	0	0	0	0

(B-7) $Sdl_1' [4, 10; -4, -3]$

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0
2	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0
3	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	-1
4	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	-1
5	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	-1
6	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	-1
7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	-1
8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
9	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
10	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
12	0	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	0	0

(B-9) $Sdl_1' [11, 4; -4, -4]$

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
2	-1	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
3	-1	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
4	-1	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
5	-1	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
6	-1	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
7	0	-1	-1	-1	-1	0	1	1	1	1	1	1
8	0	0	-1	-1	-1	-1	0	1	1	1	1	1
9	0	0	0	-1	-1	-1	-1	0	1	1	1	1
10	0	0	0	0	-1	-1	-1	-1	0	1	1	1
11	0	0	0	0	0	-1	-1	-1	-1	0	1	1
12	0	0	0	0	0	0	-1	-1	-1	-1	0	1

図 3.1 (つづき)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
2	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
3	-1	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0
4	-1	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0
5	-1	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0
6	-1	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0
7	-1	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0
8	0	-1	-1	-1	-1	-1	0	1	1	1	1
9	0	0	-1	-1	-1	-1	-1	0	1	1	1
10	0	0	0	-1	-1	-1	-1	-1	0	1	1
11	0	0	0	0	-1	-1	-1	-1	-1	0	1

(B-8) $Sdl_1' [4, 10; -4, 3]$

なお、このフィルタは、その重み関数の形から、ブリッジフィルタ (*Bridge Filter*)
(36)
ともよばれる。図 3.1・(B-2)~(B-5)にこの重み関数のいくつかの例を示す。

3.2.3 n階差分型線形フィルタ

式 (3.2.1) および式 (3.2.3) から明らかなように、DLF 1 を 2 回続けて適用することにより、DLF 2 を 1 回だけ適用するのと同じ効果を得ることができる。一般に、 $\mathcal{D}_1 [I, J]$ を n 回続けて適用したのと同じ働きをするフィルタを n 階差分型線形フィルタ (*Difference Linear Filter of n-th order-DLF_n*) とよび、 $\mathcal{D}_n [I, J]$ とかくことにする。

DLF_n は、 $(n-1)$ 次以下の多項式で表わされる濃度変動に対してはフィルタ出力がほぼ0になるため、あまり n の大きいものは通常は用いられない。以下では n が2以下、すなわち DLF_1 と DLF_2 についてのみ詳しく考察する。

3.3 差分型線形フィルタの解析

3.3.1 入力図形の数学模型

2.6および2.7でのべた観点から差分型線形フィルタの機能を考察するために、入力図形のある方向の断面の形を表現する数学模型として、長さ $2w$ の区間のみに変化部分をもつ次のような1変数関数を導入する。

$$\mu(y) = \begin{cases} 0 & y \leq -w \\ e(y) & -w \leq y \leq w \\ u & w \leq y \end{cases} \quad (3.3.1)$$

ただし、 u は定数、 $e(y)$ は区間 $[-w, w]$ における濃度変化の状態をあらわす関数であり、

$$e(-w) = 0, \quad e(w) = u \quad (3.3.2)$$

を満たすものとする。このように1変数関数を考えたのは、差分型線形フィルタ $\mathcal{D}_1[I, J]$ 、 $\mathcal{D}_2[I, J]$ において、濃度値の差が計算される2ないし3点は同一直線上にあり、従ってそこではこの直線の方角に沿っての濃度変化の状態のみが問題となるからである。また、平滑化差分型線形フィルタの解析を行なう場合には、 $\mu(y)$ は平滑化フィルタの出力を表わすとみなせばよい。

$\mu(y)$ のいくつかの例を図3.2に示す。①($u > 0$)および②($u < 0$)は図形の“縁”(edge)、③($u = 0$)は“塊”、④($u = 0$)は“線”の例である(ただし、③と④を区別する厳密な定義は与えていない)。従って、①、②、④の入力図形から“線”を検出するならば $y = 0$ の位置が、また①、②、③の入力図形から“塊”を検出するならば区間 $[-w, w]$ の大部分が検出されればよいとする。

このように入力図形の数学模型を連続関数としたのは解析の便宜のためであって、実際の標本化画像では標本化間隔 Δy に対して、 $\mu(n \cdot \Delta y)$ 、 $n = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$ の値のみが与えられる。なお、ランダム雑音に関しては、3.4で考察する。

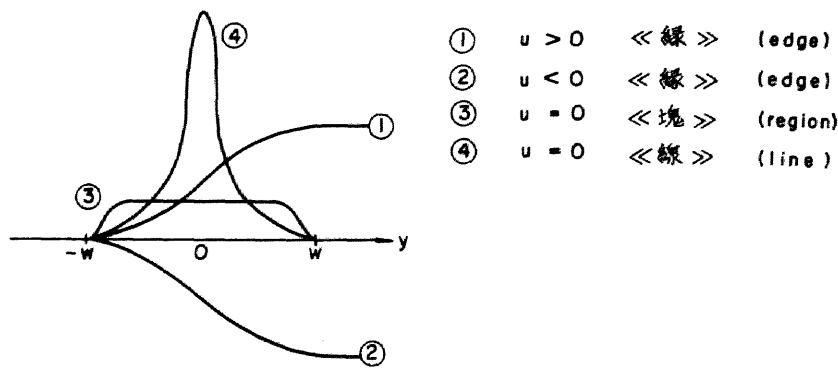


図 3.2 入力図形の数学模型 (断面)

3.3.2 差分型線形フィルタの応答

式 (3.3.1) の入力図形 $\mu(y)$ に対する差分型線形フィルタ $\mathcal{D}_1 [I, J]$, $\mathcal{D}_2 [I, J]$ の応答を求めて、これらのフィルタの機能を調べてみよう。この場合は明らかに $\mathcal{D}_1 [0, J]$, $\mathcal{D}_2 [0, J]$ について調べても一般性は失われない。従って、入力図形 $\mu(y)$ に対する $\mathcal{D}_1 [0, J]$ の出力を $g_1(y)$, $\mathcal{D}_2 [0, J]$ の出力を $g_2(y)$ とすれば

$$g_1(y) = \mu\left(y + \frac{d}{2}\right) - \mu\left(y - \frac{d}{2}\right) \quad (3.3.3)$$

$$g_2(y) = \mu(y+d) - 2\mu(y) + \mu(y-d) \quad (3.3.4)$$

となる。ここで d は、整数値をとるときは J と一致する変数であるが、解析の便宜上連続変数でおきかえてある。具体的には次のようになる ($d' = d/2$ とおく)。

まず、 $g_1(y)$ については、

(i) $d \leq 2w$ の場合、

$$g_1(y) = \begin{cases} e(y+d') & , -w-d' \leq y \leq -w+d' \\ e(y+d') - e(y-d') & , -w+d' \leq y \leq w-d' \\ u - e(y-d') & , w-d' \leq y \leq w+d' \\ 0 & , \text{その他} \end{cases}$$

(3.3.5)

(ii) $2w < d$ の場合

$$g_1(y) = \begin{cases} e(y+d') & , -w-d' \leq y \leq w-d' \\ u & , w-d' \leq y \leq -w+d' \end{cases}$$

$$g_1(y) = \begin{cases} u - e(y-d) & , \quad -w+d \leq y \leq w+d \\ 0 & , \quad \text{その他} \end{cases} \quad (3.3.6)$$

次に, $g_2(y)$ については

(i) $0 < d \leq w$ のとき

$$g_2(y) = \begin{cases} e(y+d) & , \quad -w-d \leq y \leq -w \\ e(y+d) - 2e(y) & , \quad -w \leq y \leq -w+d \\ e(y+d) - 2e(y) + e(y-d) & , \quad -w+d \leq y \leq w-d \\ u - 2e(y) + e(y-d) & , \quad w-d \leq y \leq w \\ e(y-d) - u & , \quad w \leq y \leq w+d \\ 0 & , \quad \text{その他} \end{cases} \quad (3.3.7)$$

(ii) $w < d \leq 2w$ のとき

$$g_2(y) = \begin{cases} e(y+d) & , \quad -w-d \leq y \leq -w \\ e(y+d) - 2e(y) & , \quad -w \leq y \leq w-d \\ u - 2e(y) + e(y-d) & , \quad w-d \leq y \leq -w+d \\ e(y-d) - u & , \quad -w+d \leq y \leq w \\ e(y-d) & , \quad w \leq y \leq w+d \\ 0 & , \quad \text{その他} \end{cases} \quad (3.3.8)$$

(iii) $2w < d$ のとき,

$$g_2(y) = \begin{cases} e(y+d) & , \quad -w-d \leq y \leq w-d \\ u & , \quad w-d \leq y \leq -w \\ u - 2e(y) & , \quad -w \leq y \leq w \\ -u & , \quad w \leq y \leq -w+d \\ e(y-d) - u & , \quad -w+d \leq y \leq w+d \\ 0 & , \quad \text{その他} \end{cases} \quad (3.3.9)$$

$\mu(y)$ が“縁” ($u \neq 0$) および“塊” ($u=0$) あるいは“線” ($u=0$) の場合を例にと
って, $g_1(y)$, $g_2(y)$ の概形を図 3.3 に示す。以下, 図 3.3 を参照しながら, 式 (3.3.5)

～式 (3.3.9) の各場合の説明を行なう。

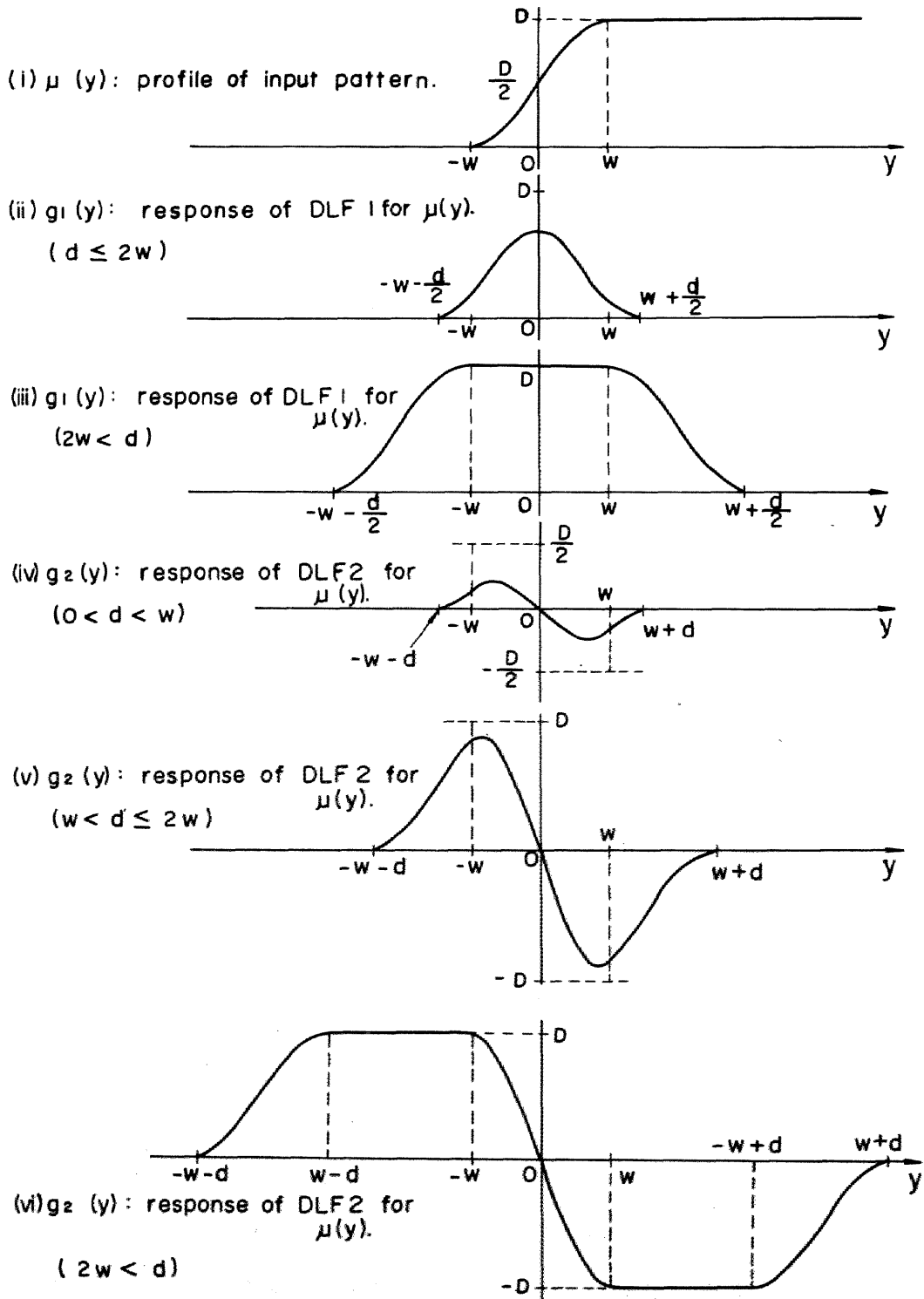


Fig. 3.3 (a) Illustration of responses of DLF1 and DLF2 for $\mu(y)$ ("edges").

図 3.3 (a) "縁" 状入力 $\mu(y)$ に対する DLF1 と DLF2 の応答

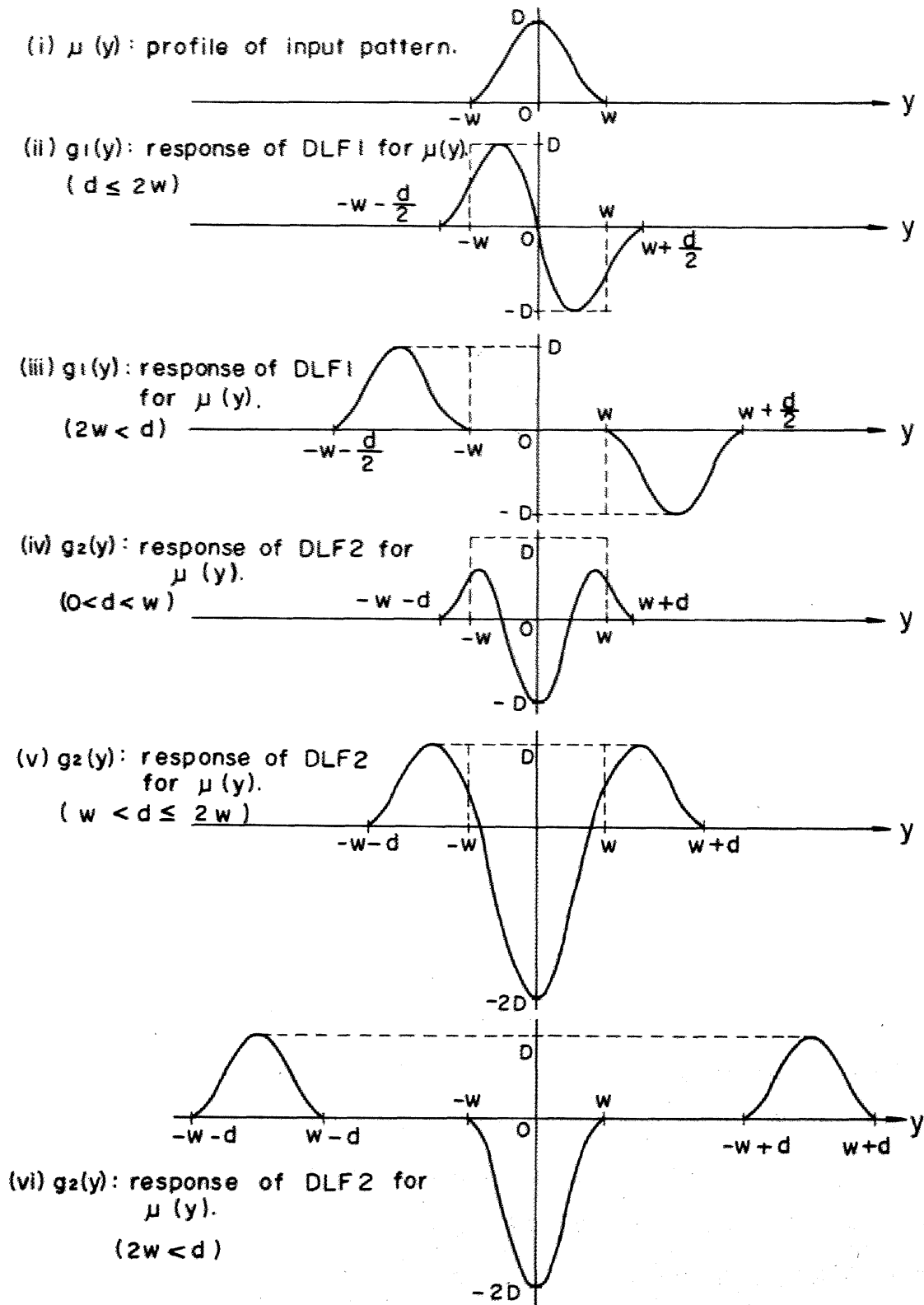


Fig. 3.3(b) Illustration of responses of DLF1 and DLF2 for $\mu(y)$ ("masses").

図 3.3 (b) “塊”状入力 $\mu(y)$ に対する DLF1 と DLF2 の応答

[A] “縁”状入力に対する $D L F 1$ の応答

まず，“縁”状の入力図形 ($u \neq 0$) (図 3.3(a)の(i))を $D L F 1$ によって検出することを考えよう。この場合の $D L F 1$ の出力 $g_1(y)$ は、

- ① $d \leq 2w$ のとき式 (3.3.5), 図 3.3(a) の(ii)
- ② $d > 2w$ のとき式 (3.3.6), 図 3.3(a) の(iii)

で表わされるようにいずれも単峰性となる。

ただし、①では $\max_y |g_1(y)| = |g_1(0)| < |u|$ であり、特に $d \ll 2w$ である場合には $g_1(0) \simeq 0$ となるため、入力に対する検出力が激減する。また、②では、区間 $[w-d', -w+d']$ において $g_1(y) = u \neq 0$ となるため、 d を大きくとりすぎると、得られる結果の精度 (解像力) が低下する恐れがある。これらを考え合わせると，“縁”状の入力に対して $D L F 1$ を用いる場合には、 d を $2w$ 程度にとるのが最も適していることになろう。なお、この場合の $D L F 1$ の動作モードは I 型であり、最終的に“線”を抽出するならば、さらに細線化 (*Thinning*) を施す必要がある。

[B] “縁”状入力に対する $D L F 2$ の応答

次に，“縁”状入力 ($u \neq 0$) (図 3.3(a)の(i))を $D L F 2$ によって検出することを考えよう。この場合の $D L F 2$ の出力 $g_2(y)$ は、

- ① $0 \leq d \leq w$ のとき式 (3.3.7), 図 3.3(a) の(IV)
- ② $w < d \leq 2w$ のとき式 (3.3.8), 図 3.3(a) の(V)
- ③ $2w < d$ のとき式 (3.3.9), 図 3.3(a) の(VI)

となり、いずれも $y = 0$ で零交差する形となる。このときの $D L F 2$ の動作モードは II 型であり、境界線追跡 (*Border Following-BF*) により最終的な“線”を抽出する必要がある。その際、安定した出力を得るためには③すなわち d を十分大きくとるのが最も適している (ただし、後でのべるように、隣接する別の特徴との距離による制約のため、むやみに d を大きくとることは通常不可能である)。

[C] “塊”状入力に対する $D L F 1$ の応答

“塊”状の入力図形 ($u = 0$) (図 3.3(b)の(i))に対する $D L F 1$ の出力 $g_1(y)$ は、

- ① $d \leq 2w$ のとき式 (3.3.5), 図 3.3(b) の(II)
- ② $d > 2w$ のとき式 (3.3.6), 図 3.3(b) の(III)

で表わされる。①は $y = 0$ で零交差する形になるが、②は区間 $[w-d', -w+d']$ に

において $g_1(y) = 0$ となる (この場合の $DLF1$ の動作モードはいずれも II 型である)。

従って、最終的に“線”を抽出する場合には、①の条件で使用し、 BF を用いるのが適当である。

②の条件で使用する場合には、“線”の抽出は考えにくい。

[D] “塊”状入力に対する $DLF2$ の応答

“塊”状の入力図形 ($u=0$) (図 3.3(b)の(i))に対する $DLF2$ の出力 $g_2(y)$ は、

- ① $0 \leq d \leq w$ のとき式 (3.3.7), 図 3.3 (b)の(V)
- ② $w < d \leq 2w$ のとき式 (3.3.8), 図 3.3 (b)の(V)
- ③ $2w < d$ のとき式 (3.3.9), 図 3.3 (b)の(V)

で表わされる。この場合の $DLF2$ の動作モードはいずれも I 型となり、③すなわち d が十分大きいときに安定な出力が得られる。

なお、図 3.6(b)の(i)のような入力に対しては、①, ②, ③いずれの場合も負の側の出力を抽出することが必要である。

3.3.3 差分型線形フィルタの使用法

—フィルタの動作モード (I 型, II 型)

3.3.2 の結果をもとにして、図 3.2 の入力図形に対する $DLF1$ と $DLF2$ の動作モードを図 3.4 にまとめて示す。

入力 図形 フィルタ	《線》	《線》	《塊》
$\mathcal{L}_1[I, J]$	I	II	II
$\mathcal{L}_2[I, J]$	II	I	I, II*

Fig. 3.4 An example of classification of types of DLF.

図 3.4 DLF の動作モード (I 型, II 型) の分類の一例

* ($d \ll w$) 実際にはこのような場合への適用を意図して設計することはまれである。

フィルタの動作モードという考え方は、従来の他の文献には見られないものであり、文献

(27) と本論文がこれを扱った最初のものであると思われる。フィルタの動作モードという考え方は差分型線形フィルタに限らず、一般にどのような型のフィルタを用いる場合にもきわめて重要となる。

実際に画像処理を実行する場合には、上記の性質と、対象とする図形の性質を考慮して、どの種類のフィルタをどの型の動作モードで作用させるかを定めなくてはならない。また、それに応じて後段の処理方法もそれぞれ適したものを選択する必要がある。^{*}

さて、上記のように DLF は構造が簡単であるにもかかわらず広範囲の機能を有するが、これらの能力は、実際の画像処理においては、主として次の3つの点から制約を受けてくる。すなわち、

- (a) 同一画面における2個以上の図形の存在
- (b) ランダム雑音の存在
- (c) 入力図形の方向の不確定性

まず、(a)のため、 DLF のパラメータ d を任意に大きくすることは許されない。これについては、扱う対象に関する事前の知識を考慮して、対象毎に固有の対策を考えることになろう。

次の(b)については、すでに述べたように平滑化フィルタを併用するのが普通である。この場合は、あらかじめ雑音の標準偏差などの統計量を測定しておくことにより、必要な平滑化領域の大きさ(平滑化フィルタの大きさ)を求めることができる。

(c)に対しては、方向の異なる複数個の DLF の出力を併用することが考えられる。その際、複数個の DLF の結合方法としては、大別して、

- (c-1) 線形演算による結合
- (c-2) 非線形演算による結合
- (c-3) より高次のレベルでの結合

があげられよう。(c-1)は、等価な1個の線形フィルタに帰着され^{(12), (17)} ($Laplacian$, 平均的パターンマッチング等)⁽²⁸⁾, (c-2)は1個の非線形フィルタ($Range$ フィルタ, 2次フィルタ, 分散を用いるフィルタ等)^{(29), (30)} ($Range$ フィルタ, 2次フィルタ, 分散を用いるフィルタ等)^{(12), (17)}に帰着される。これらに対し、(c-3)は、複数個の DLF の出力を等価な1個のフィルタにおきかえるのではなく、それらを併用してパターンの識別を行うことを意味しており、原理的には3つの中で最も能力が高いが、識別シス

^{*} このことは、 DLF に限らず、一般にすべてのフィルタについていえることである。

テムの構成は通常複雑になる（たとえば、第7章でのべる胸部X線写真の自動読影システムを参照）。

3.4 ランダム雑音に対する線形フィルタ出力の確率分布

ここでは、線形フィルタ出力におけるランダム雑音の影響の評価を一般的な形で与えておく。

3.5 以下の評価はこの結果を用いて導かれる。

はじめに、入力画像に伴うランダム雑音に関して次の仮定をおく。

[仮定0] 点 (i, j) における画像濃度の観測値 x_{ij} は、真の濃度値 μ_{ij} に標本点間で確率的に独立かつ一様な加法的雑音 n_{ij} が加わったものであるとする。すなわち、

$$x_{ij} = \mu_{ij} + n_{ij} \quad (3.4.1)$$

とする。さらに、[仮定0]の特別な場合として、

[仮定1] [仮定0]と同じ条件で特に、加法的雑音 n_{ij} が平均値0、分散 σ^2 の正規分布 $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$ に従うとする。

[仮定1]をみたす入力画像 $X = \{x_{ij}\}$ の点 (i, j) における濃度値 x_{ij} は、平均値 μ_{ij} 、分散 σ^2 の正規分布に従い、かつ異なる (i, j) に対しては確率的に独立であるから、式(2.4.1)の線形フィルタの出力を $Y = \{y_{ij}\}$ とすれば、 y_{ij} はやはり正規分布 $\mathcal{N}(\nu_{ij}, r^2)$ に従う。ただし、

$$\nu_{ij} = \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L w_{kl} \cdot \mu_{i+k-1, j+l-1} \quad (3.4.2)$$

$$r^2 = \sigma^2 \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L w_{kl}^2 \quad (3.4.3)$$

特別な場合として、式(2.4.5)の $\mathcal{A}[K, L]$ では、

$$\nu_{ij} = \frac{1}{KL} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L \mu_{i+k-1, j+l-1} \quad (3.4.4)$$

$$r^2 = \frac{\sigma^2}{KL} \quad (3.4.5)$$

となる。さらに、 $K \times L$ が大きい値であれば、たとえ入力画像中に含まれる雑音が、正規分布以外の分布に従う場合でも、対応する $\mathcal{A}[K, L]$ の出力は近似的に正規分布に従うことが、

中心極限定理により保証されている。

なお、出力画像 Y' においては行(列)番号 $i(j)$ の値の差が $K(L)$ より小さい2点の値はもはや確率的に独立ではない。また、式(3.4.3)より、 $\alpha = r^2/\sigma^2$ は、 $w_{k,l}$ のみにより定まるフィルタ固有の定数であることが知られる。“塊”の検出において、 $DLF1$ 、 $DLF2$ をI型の動作モードで用いる場合には、通常 $\beta = \nu_{i'j'}/r$ (ただし、抽出すべき特徴の中心は点 (i', j') にあるとする)が、通信理論における SN 比に対応するものとして、一応フィルタの能力評価の目安となる。しかし、“線”の検出においては、フィルタリングにつづく線図形抽出手順をも含めて能力評価を行なう必要がある。これらの詳細については、3.5.2と3.5.3で胸部X線写真の特徴抽出を例にとり、数値例で示すことにする。

3.5 差分型線形フィルタの能力評価

3.5.1 胸部X線写真の特徴抽出への応用

第7章でのべる胸部X線写真の自動読影システム(*Automatic Interpretation System of Chest Roentgenograms Version 2-AISCR-V2*)は、日常の健康診断において用いられる間接撮影胸部X線写真の自動スクリーニングを目的とするソフトウェアシステムであり、胸部X線写真における心陰影、胸部輪郭線、背部および前胸部肋骨、横隔膜、肺の異常陰影等(第6.7章参照)を識別する能力をもつ。そこでは種々の目的のために数種類の線形フィルタを用いており、それらはすべて本章で述べた $SDLF1$ または、 $SDLF2$ である。それらの重み関数を図3.1(B-1)~(B-10)に、また、それらの形式と動作モードを表3.1にまとめて示す。それらの胸部X線写真への適用例については第6章で、また具体的な特徴抽出の方法については第7章で詳しくのべることにし、本節では“線”および“塊”の検出の一例について、能力評価を行なう。

表 3.1 AISC-R-V2 において使用されている
平滑化差分型線形フィルタ

Table 3.1 Smoothed Difference Linear Filters of 1st and 2nd order employed in AISC-R-V2. (10)(11)(14)(15)

{ BF: Border Following⁽⁵⁾
WPM: Wave Propagation Method⁽¹³⁾

	対 象	種 類	S D L F の 仕 様	動 作 モ ー ド	$\alpha = \frac{r^2}{\sigma^2}$	伴う手順	備 考
(1)	心陰影境界線	線	$\mathcal{S}D_1 [5, 2 ; 0, 3]$	I 型	1/5	WPM	*1
(2)	胸郭輪郭線	線	$\mathcal{S}D_1 [5, 2 ; 0, 3]$	II #	1/5	BF	*1
(3)	背部肋骨境界線	線	$\left\{ \begin{array}{l} \mathcal{S}D_1 [11, 4 ; -4, -4] \\ \mathcal{S}D_1 [11, 4 ; -4, 4] \end{array} \right\}$	I #	1/20	WPM	*2
(4)	前胸部肋骨境界線	線	$\left\{ \begin{array}{l} \mathcal{S}D_1 [4, 10 ; -4, -3] \\ \mathcal{S}D_1 [4, 10 ; 5, 0] \\ \mathcal{S}D_1 [4, 10 ; -4, 3] \end{array} \right\}$	I #	1/22	WPM	*2
(5)	肺領域境界線	線	$\mathcal{S}D_2 [3, 3 ; 0, 8]$	II #	6/25	BF	*3
(6)	背部肋骨像概測	線, 塊	$\mathcal{S}D_2 [5, 5 ; 8, 0]$	II #	6/25	BF	*4
(7)	異常陰影概測	塊	$\mathcal{S}D_2 [5, 5 ; 0, 12]$	I #	6/25	—	*3
(8)	異常陰影精密検査	塊	$\mathcal{S}D_2 [5, 5 ; I, J]$ (I, J は可変)	I #	6/25	—	*5

*1 1/2 × 1/2 縮小パターンに適用する。

*2 平滑化領域の形は実際には少し異なる (図 3.1 参照) 。

*3 水平方向ブリッジフィルタ (Horizontal Bridge Filter - H. BRGF)

*4 垂直方向ブリッジフィルタ (Vertical Bridge Filter - V. BRGF)

*5 可変ブリッジフィルタ (Variable Bridge Filter - VAR. BRGF)

3.5.2 差分型線形フィルタの能力評価例 [1]

— “線” の検出 —

“線” 状入力 of 模型として図 3.5, 式 (3.5.1) のようなものを考える。これは, 第 7 章で述べる胸部 X 線写真における心陰影輪郭線 (BH) または横隔膜境界線 (BD) の検出を仮定して, 入力画像を $\mathcal{S} [5, 5]$ で平滑化した結果の平均値パターンの模型である。

types of DLF.

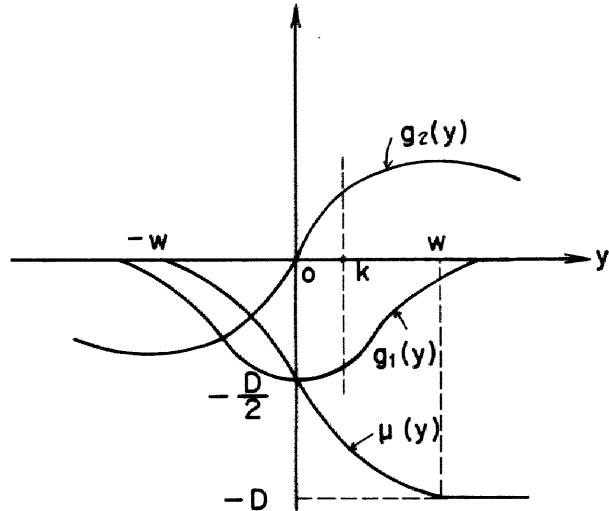


Fig. 3.5 Mathematical model of the input pattern represented by eq. (3.5.1), and responses of DLF1 and DLF2

図 3.5 心陰影境界線，横隔膜境界線抽出の際の入力パターンの数学模型（式（3.5.1））と DLF1, DLF2 の出力

$$\mu(y) = \begin{cases} 0 & , y \leq -w \\ -D [\sin \beta y + 1] / 2 & , -w \leq y \leq w \\ -D & , w \leq y \end{cases}$$

(3.5.1)

ただし， $\beta = \pi / 2w$ である。この入力図形は， y に直交する方向には必要かつ十分長い範囲にわたって一様であるとする。また， y の単位は標本点間隔 Δy を1とするようにとっている。

なお，実際の胸部X線写真では $D = 100$ ， $w = 10$ 程度である。

このパターンに対して，

方式 [A] $\mathcal{D}_1 [5, 5 ; 0, 10]$ + 列内最大値法 (Max in column - MIC と略記，文献 (38) アルゴリズム I) 方式，

方式 [B] $\mathcal{D}_1 [5, 5 ; 0, 10]$ + Wave Propagation Method (WPM) ^{(20)~(22)} 方式，

方式 [C] $\mathcal{D}_2 [5, 5 ; 0, 8]$ または $\mathcal{D}_2 [5, 5 ; 0, 16]$ + 境界線追跡 (Border Following ⁽¹²⁾ - BF と略記) 方式，

の三方式の能力を具体的に評価してみる。はじめに、 y 方向における $\mathcal{D}_1 [0, d]$ および $\mathcal{D}_2 [0, d]$ の出力 $g_1(y)$ および $g_2(y)$ を求める。簡単のため図 3.5 にその概形のみを示す。

仮に入力が式 (3.5.1) そのものであれば、方式 [A], [B], [C] のいずれを使用しても、 $y = 0$ の位置に正しく“線”が検出される。しかしながら、実際には入力画像は雑音を伴うため、検出される線は $y = 0$ からずれた位置にくる可能性がある。

そこで、実際の雑音を伴う入力に対する $DLF1$ と $DLF2$ の出力をそれぞれ $g_1^*(y)$, $g_2^*(y)$ とおくと、検出される線が $y = 0$ からずれる確率を、 $g_1^*(y)$, $g_2^*(y)$ の確率分布から、以下のような尺度を用いて評価してみる。^{*1}

(a) 方式 [A] の場合： y 方向にみて最大値をとる点が線の位置とみなされることから、

$$P_A(k) = Pr. \{ g^*(k) \geq g^*(0) \}, \quad (k = 1, 2, \dots)$$

(b) 方式 [B] の場合：⁽²⁰⁾⁽²³⁾ フィルタ出力に対する閾値操作と重みつき距離変換が伴う。そこで、閾値操作によって切り出される連結領域の左右の端が $y = \pm b$ であるという条件（条件 2 とよぶ）のもとで、この領域の左端から右向きに計算した重みつき距離の y における値を $w_l(y)$ 、右端から左へ計算した重みつき距離を $w_r(y)$ としたとき、 $P_B(k) = Pr \{ w_r(k) \geq w_l(k) \}$ ($k = 1, 2, \dots$) を評価する。これは、条件 2 のもとで、検出される線が少なくとも k 点右へずれる確率になる。ただし、 $w_l(k)$, $w_r(k)$ の計算は、雑音を伴うフィルタ出力 $g_1^*(y)$ を、

$$g_1^*(y) = g_1(y) + n(y) \quad (3.5.2)$$

ただし $n(y)$ はランダム雑音による成分、とおくとき、

$$\left. \begin{aligned} w_l(k) &= \int_{-b}^k g_1(y) dy + \int_{-b}^k n(y) dy \\ w_r(k) &= \int_k^b g_1(y) dy + \int_k^b n(y) dy \end{aligned} \right\} \quad (3.5.3)$$

によって評価し、さらに、上式第 2 項はそれぞれ、 $\sum_{i=-b}^k n(i)$ および $\sum_{i=k}^b n(i)$ で近似してその分散（正規分布に従い、かつ、平均値は明らかに 0 である）を評価する。^{*2}

(c) 方式 [C] の場合： $P_C(k) = Pr \{ g_2^*(k) < 0 \}$ を評価する。これもやはり検出され

*1 これらはいずれも近似的尺度である。これ以上の厳密な評価はきわめて困難になる。

*2 計算機による処理では、実行されるのは $y \sum_{i=-b}^k n(y)$ の方であり、積分演算の方がむしろ実際の計算に対する近似になる。また $n(i)$ と $n(j)$ ($i \neq j$) は必ずしも確率的に独立でないことに注意して計算を行なう。

る線が少なくとも k だけずれる確率になる。

さて、これらの三方式 A, B, C に対する上記の確率 $P_A(k), P_B(k), P_C(k)$ は 3.7 の付録 1 の方法で求められる。ここではその計算結果のみを、表 3.2 に示す。ここで、 $P_A(k)$

表 3.2 方式 A, B, C に対する識別結果のずれの尺度 $IP_A(k), IP_B(k), JPC(k)$

Table 3.2 Error probabilities for the detection of lines by methods [A], [B], and [C].

$D = 100, \sigma = 10$

k	[A]	[B]	[C] ($d=16$)	[C] ($d=8$)
1	0.303	0.4×10^{-6}	0.7×10^{-3}	0.014
2	0.090	0.0	0.0	0.6×10^{-5}
3	0.006	0.0	0.0	0.0
4	0.1×10^{-3}	0.0	0.0	0.0
5	0.2×10^{-6}	0.0	0.0	0.0

のみは他の 2 つと性質が異なるが、少なくとも $k=1$ の場合には、 $P_A(1)$ は、検出された線が 1 点以上ずれる確率になり、三者の比較は可能である。従って、この評価のみから判断すると、方式 B, C, A の順に能力がすぐれていること、またこの傾向は D や σ が変化しても変わらないことが知られる。ただし、方式 B の評価は条件 2 の成立を前提としており、この条件が成立しない場合の理論的評価はきわめて困難である。この点を補うものとして、式 (3.5.1) と正規乱数から発生された画像に対して方式 A, B, C を適用したシミュレーションの結果の一部を次に示そう (図 3.6)。パラメータ D, d および w は表 3.2 の場合と同じである。これによれば、 $D=100$ に対し、 σ が 10 程度であれば、方式 B, C, A の順に能力がすぐれていることが知られる。しかし、方式 B と C の差はきわめてわずかである。

しかも、 σ が大きくなると、条件 2 が成立しなくなるため、方式 B, C の差はほとんどなくなることが知られる。特に、雑音の σ が大きい場合には、むしろ方式 C の方が安定した出力が得られることが多い。

なお、AISC-R-V 2 では、別の要請から心陰影境界線を方式 B および方式 C の両方で求めているが、両者の結果はほとんど一致している。

$D = 100$

$\sigma = 10$

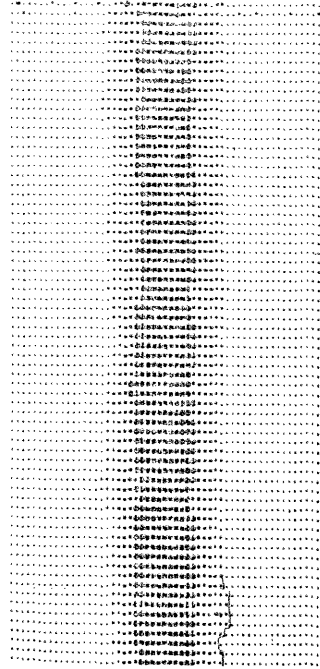


Fig. 3.6(a) Simulation of detection of "lines" by DLF. Output of $SDLF1 \mathcal{A}_1[5,5;0,10]$ for the input pattern of eq. (3.5.1): $D=100, w=10, \sigma=10$

図 3.6(a) DLFによる“線”の検出のシミュレーション、式(3.5.1)の入力パターンに対するSDLF1の出力: $D=100, w=10, \sigma=10$

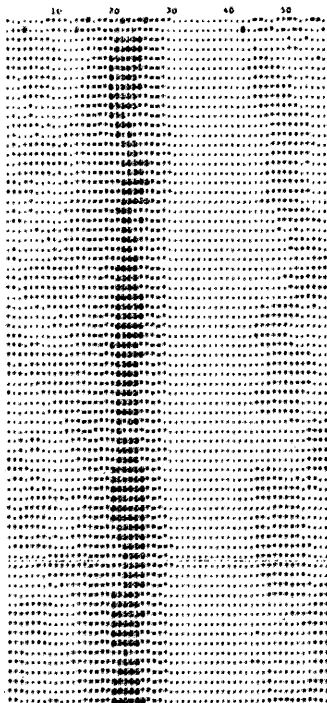


Fig. 3.6(d) Output of $SDLF2 \mathcal{A}_2[5,5;0,8]$ for the input pattern of eq. (3.5.1): $D=100, w=10, d=8, \sigma=10$

図 3.6(d) 式(3.5.1)の入力パターンに対するSDLF2の出力パターン: $D=100, w=10, d=8, \sigma=10$

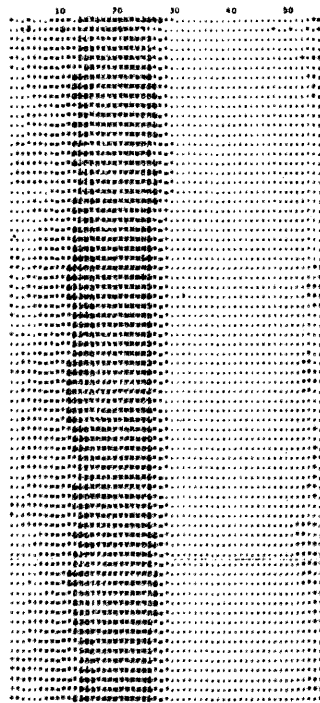


Fig. 3.6(f) Output of $SDLF2 \mathcal{A}_2[5,5;0,16]$: $d=16, \sigma=10$

図 3.6(f) $SDLF2 \mathcal{A}_2[5,5;0,16]$ の出力パターン: $d=16, \sigma=10$

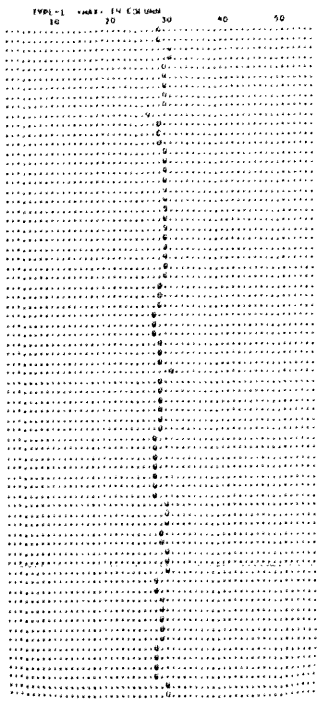


Fig. 3.6(b) A result of simulation of detection of "lines" by DLF. A line detected by method [A] (SDLF1+MIC), $\sigma = 10$

図 3.6(b) DLFによる"線"の抽出のシミュレーションの結果, 方式[A](SDLF1+MIC法)により検出された線: $\sigma = 10$

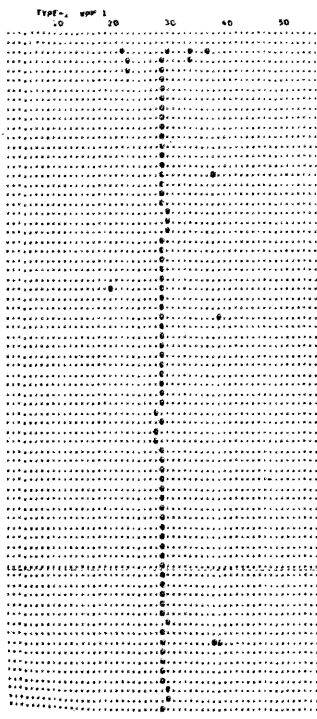


Fig. 3.6(c) A line detected by method [B] (SDLF1+WPM): $\sigma = 10$

図 3.6(c) 方式[B](SDLF1+WPM)により検出された線: $\sigma = 10$

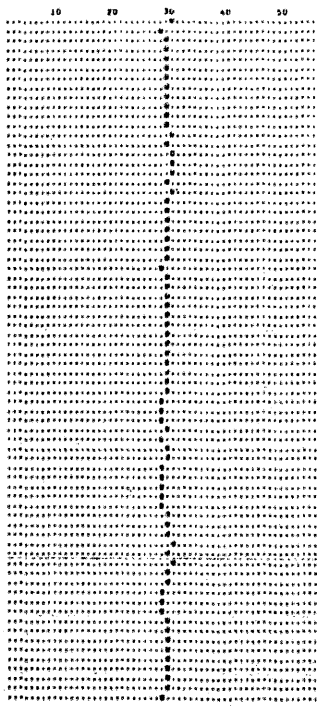


Fig. 3.6(e) A line detected by method [C] (SDLF2+BF): $d=8, \sigma=10$

図 3.6(e) 方式[C](SDLF2+BF)により検出された線: $d=8, \sigma=10$

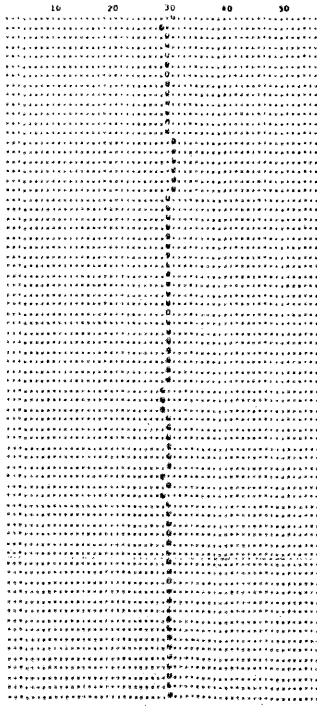


Fig. 3.6(g) A line detected by method [C]: $d=16, \sigma=10$

図 3.6(g) 方式[C]により検出された線: $d=16, \sigma=10$

$$D = 100$$

$$\sigma = 40$$

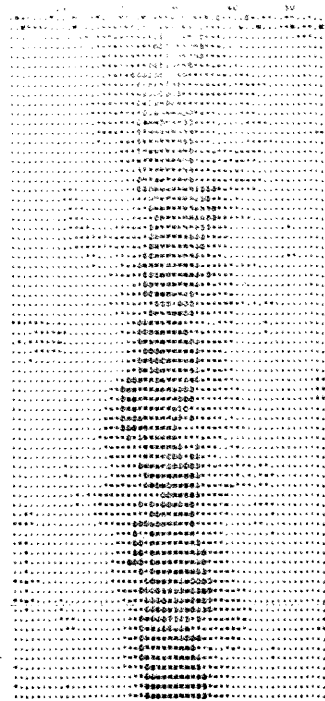


Fig. 3.6(h) Output of SDF1 $\mathcal{A}_{D_1}[5,5;0,10]$ for the input pattern of eq. (3.5.1) : $D=100, w=10, \sigma=40$

図 3.6(h) 式 (3.5.1) の入力パターンに対する SDF1 の出力 : $D=100, w=10, \sigma=40$

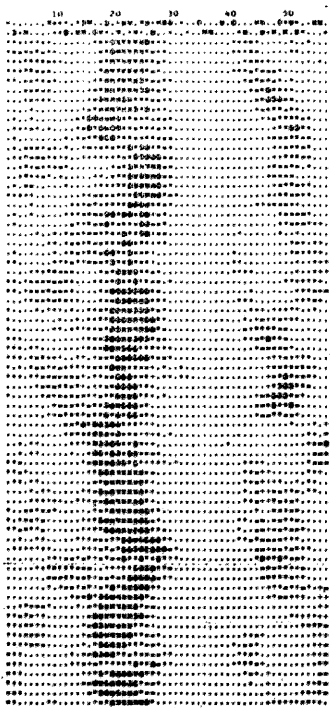


Fig. 3.6(k) Output of SDF2 $\mathcal{A}_{D_2}[5,5;0,8]$: $\sigma=40$

図 3.6(k) SDF2 $\mathcal{A}_{D_2}[5,5;0,8]$ の出力パターン : $\sigma=40$

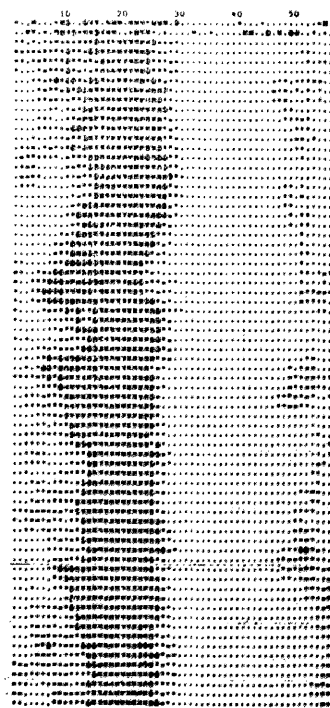


Fig. 3.6(m) Output of SDF2 $\mathcal{A}_{D_2}[5,5;0,16]$: $\sigma=40$

図 3.6(m) SDF2 $\mathcal{A}_{D_2}[5,5;0,16]$ の出力パターン : $\sigma=40$

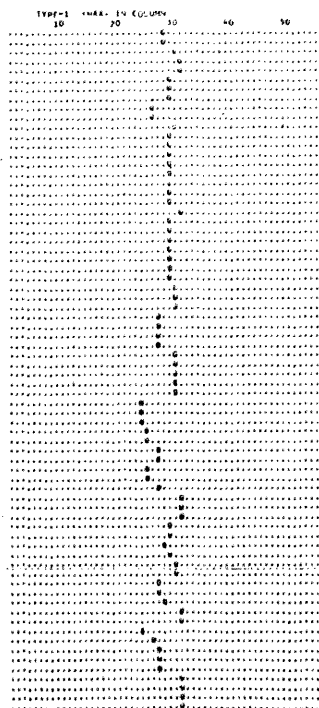


Fig. 3.6(i) A line detected by method [A]: $\sigma = 40$

図 3.6(i) 方式[A]により検出された線: $\sigma = 40$

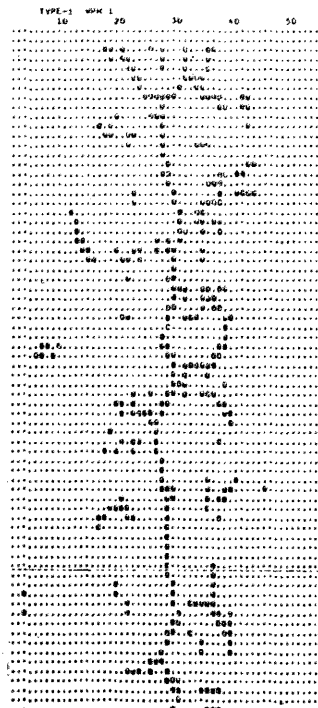


Fig. 3.6(j) A line detected by method [B]: $\sigma = 40$

図 3.6(j) 方式[B]により検出された線: $\sigma = 40$

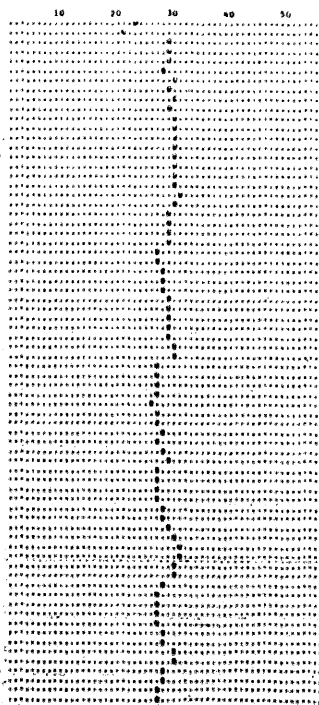


Fig. 3.6(l) A line detected by method [C]:
 $d = 8, \sigma = 40$

図 3.6(l) 方式[C]により検出された線:
 $d = 8, \sigma = 40$

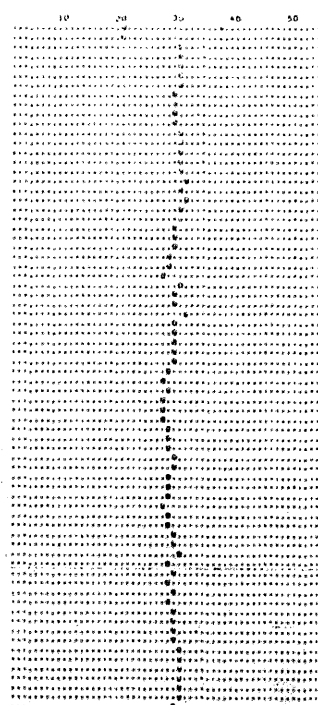


Fig. 3.6(n) A line detected by method [C]:
 $d = 16, \sigma = 40$

図 3.6(n) 方式[C]により検出された線:
 $d = 16, \sigma = 40$

$D = 100$
 $\sigma = 90$

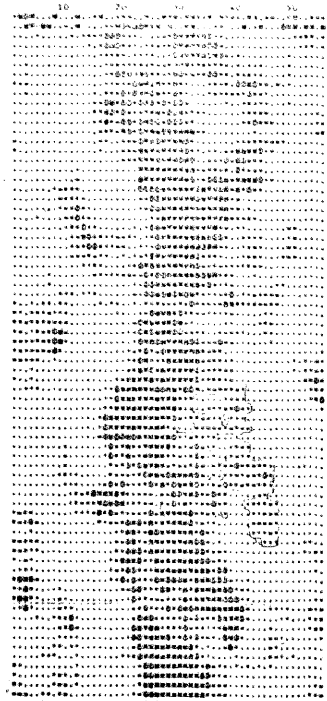


Fig. 3.6(o) Output of SDF1 $\mathcal{A}D_1[5,5;0,10]$
 for the input pattern of eq. (3.5.1) : $D=100,$
 $w=10, \sigma=90$

図 3.6(o) 式 (3.5.1) の入力パターンに対する SDF1
 の出力パターン : $D=100, w=10, \sigma=90$

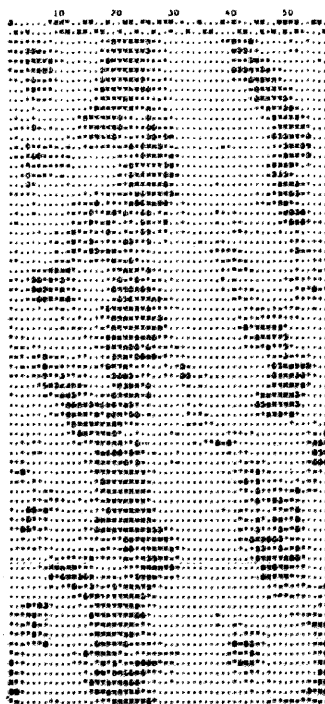


Fig. 3.6(r) Output of SDF2 $\mathcal{A}D_2[5,5;0,8]$
 : $\sigma=90$

図 3.6(r) SDF2 $\mathcal{A}D_2[5,5;0,8]$ の出力パターン
 : $\sigma=90$

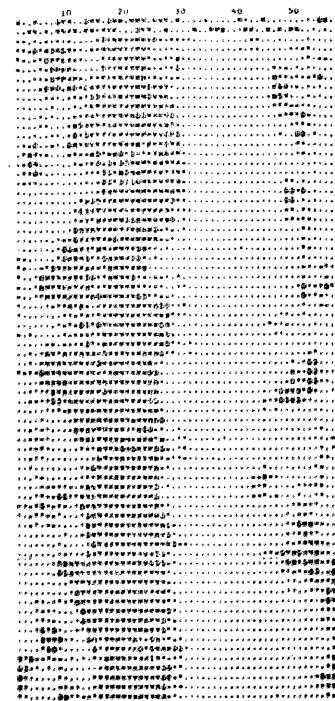


Fig. 3.6(t) Output of SDF2 $\mathcal{A}D_2[5,5;0,16]$
 : $\sigma=90$

図 3.6(t) SDF2 $\mathcal{A}D_2[5,5;0,16]$ の出力パターン
 : $\sigma=90$

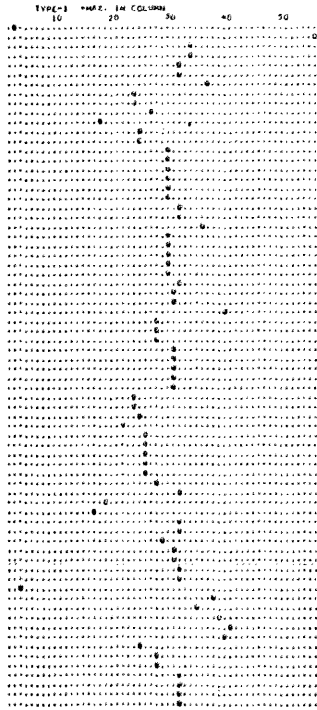


Fig. 3.6(p) A line detected by method [A] :
 $\sigma = 90$

図 3.6(p) 方式[A]により検出された線 : $\sigma = 90$

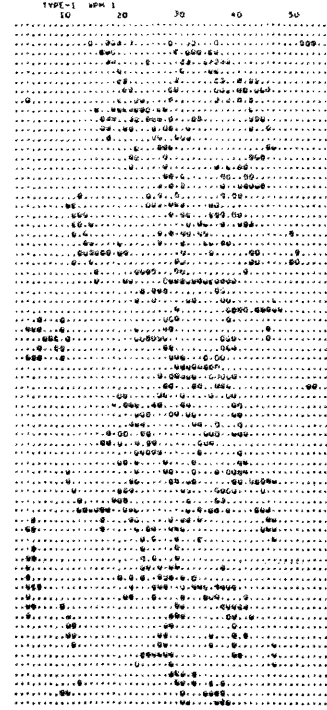


Fig. 3.6(q) A line detected by method [B] :
 $\sigma = 90$

図 3.6(q) 方式[B]により検出された線 : $\sigma = 90$

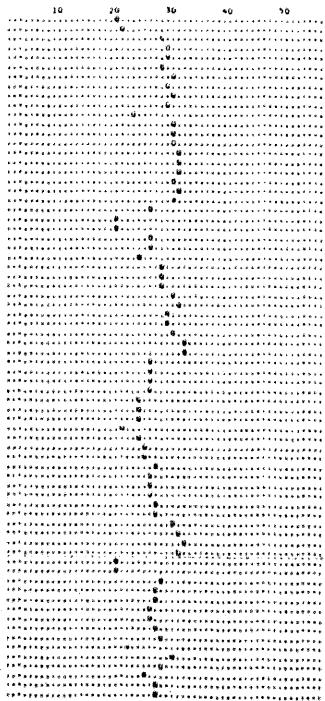


Fig. 3.6(s) A line detected by method [C] :
 $d = 8, \sigma = 90$

図 3.6(s) 方式[C]により検出された線 :
 $d = 8, \sigma = 90$

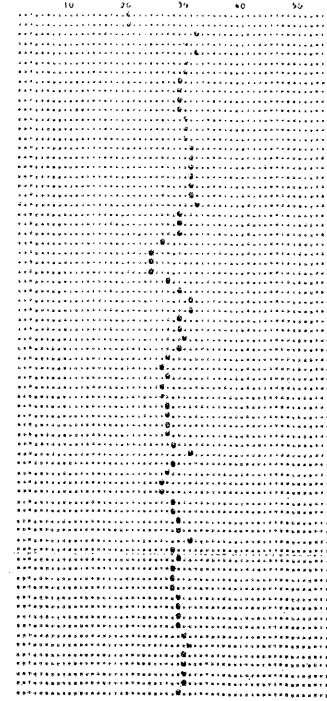


Fig. 3.6(u) A line detected by method [C] :
 $d = 16, \sigma = 90$

図 3.6(u) 方式[C]により検出された線 :
 $d = 16, \sigma = 90$

3.5.3 差分型線形フィルタの能力評価例〔2〕

— “塊”の検出 —

“塊”状の入力図形の模型として、図3.7、式(3.5.4)に示す $\mu(y)$ を考える。これは、第6章の胸部X線写真における肺野内異常陰影(AS)、肋骨(DR, VR)、および血管影(VSL)などの検出を仮定して、入力画像を $\mathcal{D}[5, 5]$ で平滑化した結果の平均値パターンの模型である。

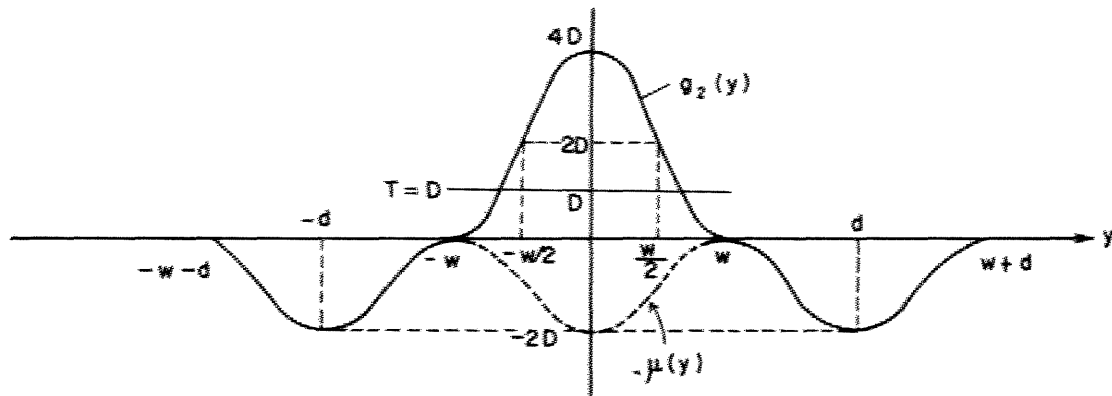


Fig. 3.7 An illustrative example for detection of MIP by DLF 2

図3.7 DLF 2によるMIP(塊状入力)検出

$$\mu(y) = \begin{cases} 0 & y \leq -w \\ -D \{ \cos \alpha y + 1 \} & -w \leq y \leq w \\ 0 & w \leq y \end{cases}$$

(3.5.4)

ただし、 $w=6$ 、 $\alpha=\pi/w$ である。この入力図形は、 y と直交する方向には数点以上の巾にわたってこれと比較的似た濃度分布状態になっているものとする。

すでに述べたように、“塊”の検出においては、もとの図形とひろがりの大部分が一致するような図形が検出されればよい。そこで式(3.5.4)の模型において、図形の中心位置($y=0$)から $w/2$ だけ離れた点が見落される確率を求めることによって、“塊”が見落される確率に対する近似とする。

3.3.2の結果から、“塊”の検出にはDLF2(SDLF2)が適していることが知られている。ここでは $\mathcal{D}_2[0, 12]$ ($\mathcal{D}[5, 5]$ で平滑化したパターンを $\mu(y)$ としているので、入力画像に対しては、 $\mathcal{D}_2[5, 5; 0, 12]$)を使用することを考える。 $y=w/2$ における

フィルタ出力は、3.4の仮定1のもとで、平均値 $g_2(w/2)$ 、分散 r^2 の正規分布に従う。ただし、 $g_2(w/2)$ は式(3.3.9)より、

$$g_2\left(\frac{w}{2}\right) = 2D \left\{ \cos \alpha \cdot \frac{w}{2} + 1 \right\} = 2D \quad (3.5.5)$$

また、 r^2 は式(3.4.3)、および $\sigma = 10$ を用いて、

$$r^2 = \sigma^2 \cdot \frac{6}{25} = (4.899)^2 \quad (3.5.6)$$

となる。

フィルタ出力から、閾値 T 以上の点のみをとり出すとすれば、今考えている“塊”が見落される確率 PeI は、

$$PeI = \Phi\left(\frac{g_2\left(\frac{w}{2}\right) - T}{r}\right) = \Phi\left(\frac{2D - T}{r}\right) \quad (3.5.7)$$

であらわされる。また、入力図形中に“塊”が存在しない場合(式(3.5.4)で $D = 0$ の場合)に、フィルタ出力が閾値 T 以上となる確率 $PeII$ は、

$$PeII = \Phi\left(-\frac{T}{r}\right) \quad (3.5.8)$$

であらわされる。ただし $\Phi(x)$ は標準正規分布関数

$$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{y^2}{2}} dy \quad (3.5.9)$$

である。

特に、 $T = D$ にとると、 PeI 、 $PeII$ は共に、 $\Phi(-D/r)$ に等しくなる(等損失のベイズ決定)。 $D = 10, 20, 30$ 、 $\sigma = 10$ に対する $PeI = PeII$ の値を表3.3に示す。これらの値が非常に小さいことから、*SDLF2 (Bridge Filter)* の“塊”検出能力はきわめて高いことが知られる。なお、この数値に対する詳しい解釈については第7章でのべる。

表 3.3 塊状図形 (MIP) 検出における誤り確率の評価例

Table 3.3 An example of evaluation of error probability for detection of MIP.

入力パターンにおける塊状図形の濃度の最大値	等損失ベイズ決定における塊状図形の見落としおよびひろいすぎの確率
$2D \triangleq Df$	$P_{eI} = P_{eII} = \Phi\left(\frac{-D}{r}\right)$
	$\Phi(-1.02) = 0.154$ $\Phi(-2.04) = 0.021$ $\Phi(-3.06) = 0.001$ $\Phi(-5.10) = 0.000$ $\Phi(-10.21) = 0.000$

F (病巣), VR (前胸部肋骨), DR (背部肋骨), CR (肋骨交差部)

3.6 むすび

本節では、濃淡図形の特徴抽出手段としての2次元フィルタの中で、最も基本的なものの1つである差分型線形フィルタ (Difference Linear Filter-DLF) について考察した。DLF は画面上のある方向の濃度変化を検出するための最も基本的なフィルタである。DLF は方向性をもつ線形フィルタであり、きわめて簡単な構造でありながらすぐれた能力をもつ。また、DLF の性質を調べることによって、2次元パターンの特徴抽出に関する最も基本的かつ重要な考察を行なうことができる。特に、フィルタの動作モード (I型, II型) という、あらゆる図形処理において共通に重要な概念は、DLF の性質を調べることによって初めて導き出されたものである。以下に、DLF の性質を要約しておこう。

- (1) DLF は平面上のある方向の直線上の、互いに距離 d の間隔をもつ点の間の差分で定義される線形フィルタである。原理的には高階差分も考えられるが、通常は1階差分 (DLF1) と2階差分 (DLF2) が最も有用であると考えられる。
- (2) 図形の特定方向の濃度変化を検出する能力が非常に高く、パラメータ d の値を調節することにより、局所的な濃度変化も、大局的な濃度変化も、また“線”あるいは“縁”だけ

でなく“塊”も検出することができる。

- (3) きわめて簡単な構造を有するため、ソフトウェアによる計算、もしくはハードウェアによる実現が容易である。
- (4) 本質的に方向性を有するフィルタであり、単独で用いる場合には、入力パターンの性質に関するある程度の事前情報（濃度変化の方向、濃度変化の大きさと変化部分の巾など）が知られていることが必要である。
- (5) 一様平滑化線形フィルタ (*USLF*) の併用によりランダム雑音の影響を減少させることができる（平滑化差分型線形フィルタ *SDLF*）。従来、直観的に導出され用いられて来た境界線検出用フィルタには *SDLF* の形で書かれるものが非常に多い。
- (6) *DLF*, *SDLF* は線形フィルタであるため、3.4の〔仮定1〕のもとでの確率的能力評価が比較的容易である（3.4, 3.5参照）。
- (7) 一定値入力に対する *DLF1*, *DLF2* の出力は共に0, 1次関数入力に対して, *DLF1* の出力は一定値, *DLF2*の出力は0となる。
- (8) *DLF* 型のフィルタの能力は, (i)図形が方向が不定, (ii)2個以上の図形が接近して存在する, および(iii)大きな雑音の存在, という3つの面から制限される。(i)に対しては複数個の *DLF* の併用 (2.7参照), (ii)に対してはパラメータ d の値の制限, (iii)に対しては平滑化フィルタの形と重み関数の工夫, が考えられる。
- (9) *DLF* 型のフィルタは2通りの動作モード (I型, II型) がある。いずれを用いるかは, 入力パターンの性質, フィルタリングにつづく処理の種類, および出力パターンの性質を考慮して決める必要がある。この, フィルタの動作モードという考え方は, *DLF*に限らず, 一般にどのようなフィルタを用いて図形処理を行う場合にもきわめて重要となる。
なお, 最終的に“線”状出力を得たい場合, I型に対しては細線化 (*Thinning*), II型に対しては境界線追跡 (*Border Following-BF*) を用いる必要がある。
- (10) “線”状入力から“線”状出力を求めたい場合, (a) *DLF1* + *Thinning* (I型), (b) *DLF2* + *BF* (II型) の2通りの手順が考えられる。(a)ではパラメータ d を“線”の巾に近くとるようにし, 細線化の後にもかなりの線図形処理を行なう必要がある。一方, (b)では, 上記(8)の(ii)の心配がなければ d を十分大きくとることによって常に比較的安定した1本の“線”を抽出することができる。従って通常は(b)を用いるのが有利であるが, 上記(8)の(ii)の心配がある場合, および雑音が十分小さい場合にはわずかに(a)の方がすぐれている。

場合もある。

- (1) “縁”状入力から縁の部分全体(“塊”)を求めたい場合には $D L F 1$, “塊”状入力から“塊”を求めたい場合には $D L F 2$ を用いるのが有利である。この場合の動作モードはどちらも I 型である。

$D L F$ は, 入力パターンの性質をよく調査してから適用すれば, すぐれた能力を発揮する。上にのべたような数々の特徴をもち, フィルタの動作モード(I 型, II 型)という重要な概念を導出する原動力ともなった $D L F$ は, 第 4 章でのべる *Range Filter (RF)* と共に, 画像の特徴抽出のための最も基本的かつ強力な手段として今後きわめて重要なものとなる。

3.7 付 録 I

式 (3.5.1) の入力 $\mu(y)$ に対する $D L F 1 (\mathcal{D}_1 [0, 10])$ の出力 $g_1(y)$, および $D L F 2 (\mathcal{D}_2 [0, 8]$ または $\mathcal{D}_2 [0, 16])$ の出力 $g_2(y)$ は, 3.3.2 の結果から, 次のようになる。

$\mathcal{D}_1 [0, 10];$

$$g_1(y) = \begin{cases} 0 & y \leq -w - d', \quad w + d' \leq y \\ -\frac{D}{2} \left\{ \sin \beta \left(y + \frac{d}{2} \right) + 1 \right\} & -w - d' \leq y \leq -w + d' \\ -D \sin \frac{\beta d}{2} \cdot \cos \beta y & -w + d' \leq y \leq w - d' \\ \frac{D}{2} \left\{ \sin \beta \left(y - \frac{d}{2} \right) + 1 \right\} & w - d' \leq y \leq w + d \end{cases}$$

..... (3.7.1)

$\mathcal{D}_2 [0, 8]; 0 < d \leq w$ のとき,

$$g_2(y) = \begin{cases} 0 & y \leq -w - d, \quad w + d \leq y \\ -\frac{D}{2} \left\{ \sin \beta (y + d) + 1 \right\} & -w - d \leq y \leq -w \\ -\frac{D}{2} \left\{ \sin \beta (y + d) - 2 \sin \beta y - 1 \right\} & -w \leq y \leq -w + d \\ D (1 - \cos \beta d) \sin \beta y & -w + d \leq y \leq w - d \\ -\frac{D}{2} \left\{ \sin \beta (y - d) - 2 \sin \beta y + 1 \right\} & w - d \leq y \leq w \end{cases}$$

$$\left\{ \begin{array}{ll} -\frac{D}{2} \{ \sin \beta (y-d) - 1 \} & w \leq y \leq w+d \\ \dots\dots\dots & (3.7.2) \end{array} \right.$$

$\mathcal{D}_2 [0, 16]$; $w \leq d \leq 2w$ のとき,

$$g_2(y) = \left\{ \begin{array}{ll} 0 & y \leq -w-d, w+d \leq y \\ -\frac{D}{2} \{ \sin \beta (y+d) + 1 \} & -w-d \leq y \leq -w \\ -\frac{D}{2} \{ \sin \beta (y+d) - 2 \sin \beta y - 1 \} & -w \leq y \leq w-d \\ D \sin \beta y & w-d \leq y \leq -w+d \\ -\frac{D}{2} \{ \sin \beta (y-d) - 2 \sin \beta y + 1 \} & -w+d \leq y \leq w \\ -\frac{D}{2} \{ \sin \beta (y-d) + 1 \} & w \leq y \leq w+d \\ \dots\dots\dots & (3.7.3) \end{array} \right.$$

3.5.2における3種類の評価尺度(確率) $PA(k)$, $PB(k)$, $PC(k)$ はそれぞれ次のようにして求められる。

[A] *SDLF1 + MIC* 方式

式(3.5.1)の $\mu(y)$ に対する $DLF1$ の出力を $g_1(y)$ ^{*1}, 加法的ガウス雑音を伴う入力に対する $SDLF1$ の出力を $g_1^*(y)$ とすると, 確率変数 $G_A(k) \triangleq g_1^*(0) - g_1^*(k)$ は平均値 $g_1(0) - g_1(k)$, 分散 r_A^2 の正規分布に従う。平均値 $g_1(0) - g_1(k)$ は式(3.5.1)を用いて容易に求められるが, 分散 r_A^2 は次のように評価する必要がある。

3.4の仮定1の雑音入力に対する $\mathcal{B}[5, 1]$ の出力分散は, $r_V^2 = \sigma^2/5$ となる。 $G_A(k) = g_1^*(0) - g_1^*(k)$ を計算するための $SDLF$ の重み関数は, 図3.8のようになり, r_A は式(3.4.3)を用いて次のように求められる。

$$r_A^2 = \frac{4k}{5^2} \cdot r_V^2 \quad (1 \leq k \leq 5)$$

*1 $\mu(y)$ は SLF の出力である。従って, $g_1(y)$ は $SDLF1$ の出力となる。

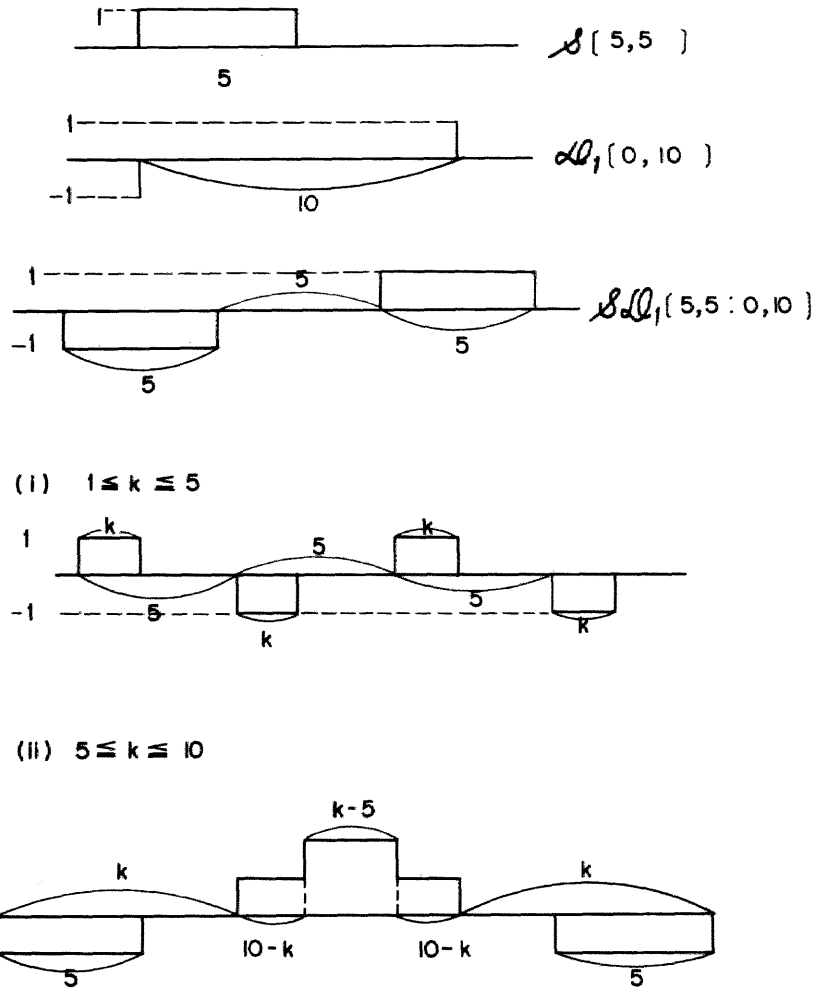


Fig. 3.8 An illustration for [A] of 3.7

図 3.8 SDF1+MIC方式の能力評価(3.7の[A])の説明

$$= \frac{(10+2k)}{5^2} \cdot r_V^2 \quad (5 < k \leq 10)$$

従って、 $P_A(k)$ は、

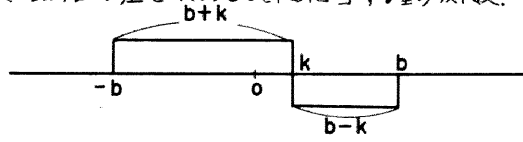
$$P_A(k) = \Phi \left(\frac{g_1(0) - g_1(k)}{r_A} \right)$$

により計算できる。ただし、 $\Phi(y)$ は標準正規分布関数である。

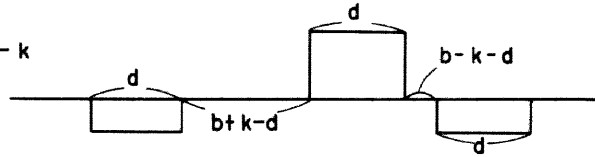
[B] SDF1+WPM方式

WPMにおける重みつき距離の差 $G_B(k)$ は、1点だけに着目すれば、図3.9に示す重み関数をもつ線形フィルタの出力であると考えることができる。従って $G_B(k)$ はやはり正規分布に従い、その平均値 m_B 、分散 r_B^2 はそれぞれ次のようにして求められる。

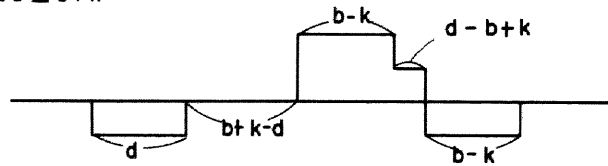
(0) 重みつき距離の差を求めることに相当する重み関数。



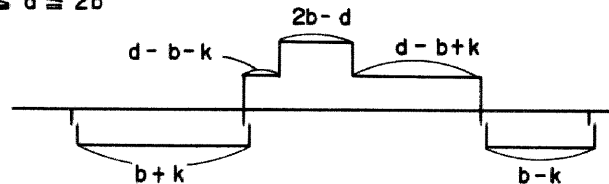
(i) $d < b - k$



(ii) $b - k \leq d \leq b + k$



(iii) $b + k \leq d \leq 2b$



(iv) $2b \leq d$ (trivial)

Fig. 3.9 An illustration for [B] of 3.7

図 3.9 SDLF1 + WPM 方式の能力評価 (3.7 の [B]) の説明

まず, m_B は, $g_1(y)$ が偶関数となることから,

$$m_B = \int_{-b}^k g_1(y) dy - \int_k^b g_1(y) dy = 2 \int_0^k g_1(y) dy$$

となる。次に, r_B は, 図 3.9 の各場合に分けて, 式 (3.4.3) により求められる。

[C] SDLF2 + BF 方式

SDLF2 の出力 $g_2^*(y)$ は式 (3.4.2) および式 (3.4.3) で定まる平均値と分散の正規分布に従う。従って, $P_C(k) = Pr\{g_2^*(k) < 0\}$ は容易に求められる。

(図 3.5 参照)

第 4 章 Range Filter

4.1 はじめに

本節では、第3章で述べた差分型線形フィルタと並んで、画像処理用の基本的かつ重要なフィルタである、Range Filter⁽³²⁾（以後はRFと略記する）を定義し、その性質について詳しく検討する。

RFは、統計量 標本範囲 (sample range) にもとづく非線形、かつ、原則として無方向性のフィルタであり、線状図形抽出手段としてのみならず、織目パターン(Texture)の検出など、領域をもつ図形の処理にも用いることができ、しかもその構造はきわめて簡単であるため、ソフトウェアによる計算、あるいはハードウェアによる実現が容易である等、いくつかの利点をもつ有用なフィルタである。

本章では、最初にRFの定義を行ない、三種類の解釈((a)Max FilterとMin Filterの差、(b)多数個の差分型線形フィルタ出力の最大値演算による結合、(c)近傍領域内の濃度値が一定であるか否かの統計的仮設検定)を示す。つづいて、入力パターンに加法的ガウス雑音を仮定した場合のRF出力の確率分布の評価、および、正規乱数を用いた人工図形に対するシミュレーションを通してRFのパターン検出能力は、輪郭線検出用フィルタとしてこれまでよく知られているLaplacian型の線形フィルタ⁽¹²⁾⁽¹⁷⁾よりも、かなりすぐれていることを示す。さらに、実際の画像に対する応用例として、胸部X線写真への適用、および織目パターン検出の例を示す。最後にRFの拡張について述べ、RFの性質に関するまとめを行なう。

4.2 Range Filter (RF) の定義と解釈

最初にRFの定義を行なう。2次元フィルタの一般的定義式(式(2.3.1))において、 X_{KL} の要素に通し番号をつけたものを x_1, x_2, \dots, x_N とおくとき、^{*1}

$$\begin{aligned} y_{ij} &= f(X_{KL}) \\ &= \max_k \{x_k\} - \min_k \{x_k\} \end{aligned} \quad (4.2.1)$$

$$= \max_{(k, \ell)} \{x_k - x_\ell\} \quad (4.2.2)$$

*1 X_{KL} をある統計的性質をもつ変量の一組の標本とみなしたとき、式(4.2.1)の $f(X_{KL})$ は、統計学
の分野で標本範囲 (sample range) と呼ばれる量になる。Range Filterの名称は、このことに由
来する。

で定義されるフィルタ f を *Range Filter* (RF) とよび $\mathcal{R}[K, L]$ であらわす。

画像の特徴抽出手段としての RF については、次のような種々の解釈が可能である。

はじめに

$$f_1(X_{KL}) = \max_k \{ x_k \} \quad (4.2.3)$$

$$f_2(X_{KL}) = \min_k \{ x_k \} \quad (4.2.4)$$

で定義されるフィルタを、*Max.Filter* ($Max F$ と略記し、記号 $\max[K, L]$ で表わす)、および *Min.Filter* ($Min F$ と略記し、 $\min[K, L]$ で表わす) とよぶことにすれば、 RF の出力は明らかに $Max F$ と $Min F$ の出力の差である。

ところで図 4.1 の簡単な例からも知られるように、 $Max F$ は入力パターンを少し拡大し、小さなくぼみをうめる効果があり、 $Min F$ は逆に入力パターンを縮小し、小さな突起を除去する効果があるが、共に入力パターンを平滑化する機能を有する。しかし両者の平滑化特性は全く逆であるため、 RF の出力においては入力パターンの濃度が変化する部分がきわめて高い感度で抽出されることになる。

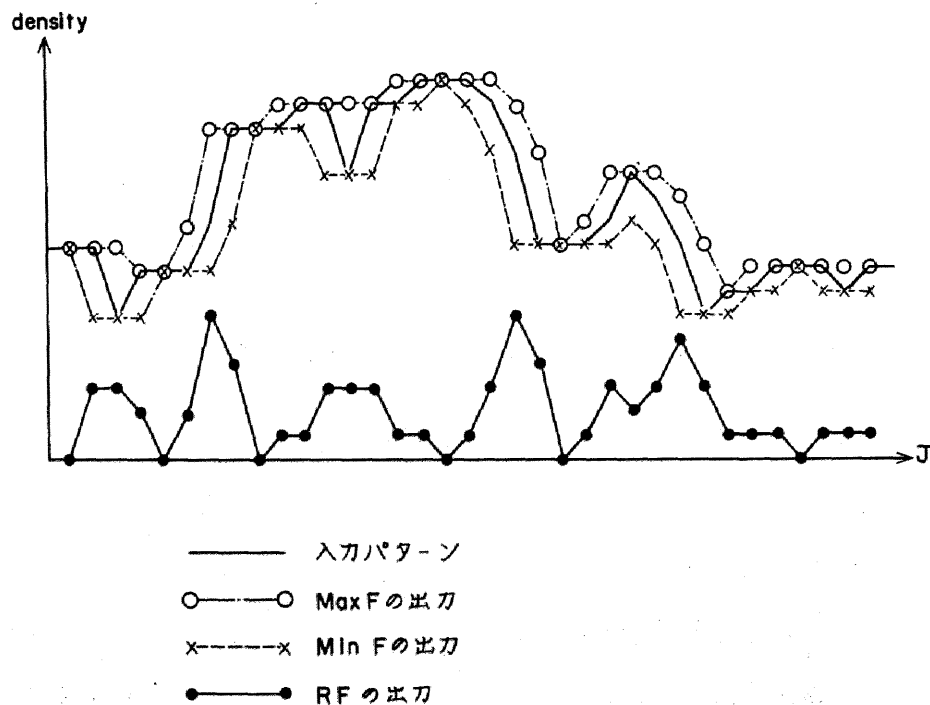


Fig.4.1 An illustrative example of $MaxF$, $MinF$ and $RF(K=1, L=3)$

図 4.1 $MaxF, Min F$ と RF の関係を示す簡単な例

次に、式(4.2.2)に示したように、RF出力は R_{KL} 内の2点の相異なるすべての対について濃度値の差分を求め、その最大値をとったものであると見ることもできる。しかるに、相異なる2点間の差分操作は差分型線形フィルタの最も基本的な場合に相当する。従って、RF出力は複数の差分型線形フィルタの出力を最大値演算によって結合したものと解釈できる。(図4.2参照)

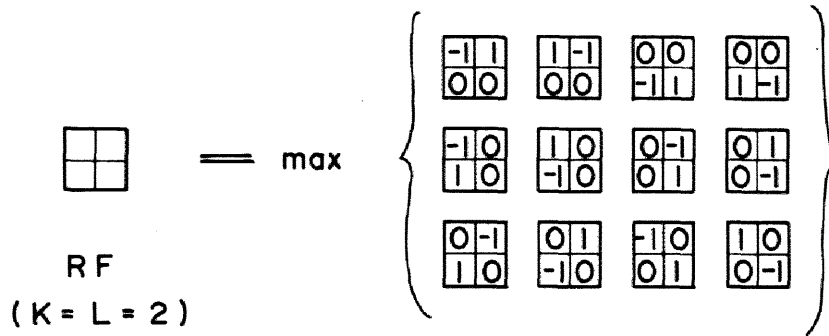


Fig. 4.2 An illustrative example of the relation between difference linear filters and RF.

図4.2 差分型線形フィルタの最大値演算による結合としての、RFの解釈

RFについての上記の2種類の解釈は当然の事実ではあるが、後に述べるRFの拡張、および、2.7で述べたフィルタの合成と分解の概念を示唆するものである。

第三に、RFによるフィルタリングは入力画像の R_{KL} 内における濃度値が一定であるか否かの仮説検定の実行であるとみなすこともできる。これについては4.3で詳しく述べる。

4.3 RFの能力評価

4.3.1 RFに伴う仮説検定

まず、入力パターンに伴う雑音は、3.4の[仮定0]をみたすものとする。つまり

点 (i, j) における画像濃度の観測値 x_{ij} は、真の濃度値 μ_{ij} に、標本点間で確率的に独立かつ全標本点にわたって確立的に一樣な加法的雑音 n_{ij} が加わったものであるとする。すなわち、

$$x_{ij} = \mu_{ij} + n_{ij} \quad (4.3.1)$$

この画像をRFに加えたときの出力がある閾値 T より大きい点のみを抽出する操作を考えてみる。この操作は、各点 (i, j) において、その近傍領域 R_{KL} 内の濃度値が一定であるか否かを、“標本範囲”にもとづいて検定することに相当する。すなわち、

仮説 H_0 : R_{KL} 内のすべての点 (k, l) において, μ_{kl} は一定値 μ に等しい
を,

仮説 H_1 : R_{KL} 内で μ_{kl} は一定でない

に対して検定することであると考えることができる。

4.3.2 RF 出力の確率分布

本節では RF の能力評価のために, 入力画像の濃度値が式 (4.3.1) の性質をもつとき,
仮説 H_0, H_1 のもとでの RF 出力の分布を求める。

一般に N 個の独立な連続確率変数 x_i ($i=1, \dots, N$) の確率密度関数をそれぞれ p_i
(x_i) ($i=1, \dots, N$) とすると, $y = \max_i \{ x_i \} - \min_i \{ x_i \}$ の分布関数 $G(y$
; N) は次式で与えられる。⁽³⁹⁾

$$G(y; N) = \sum_{i=1}^N \int_{-\infty}^{\infty} p_i(x_i) \left[\prod_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \left\{ \int_{x_i}^{x_i+y} p_j(x_j) dx_j \right\} \right] dx_i \quad (4.3.2)$$

さて, 前節の仮説 H_0 のもとでは, $N=K \cdot L$ であり R_{KL} 内の各標本点の濃度値 x_{kl} は
すべて等しい確率密度関数 ($p(x)$ とかく) に従うため, このような状態における RF 出力
 y_{ij} の分布関数 $G_0(y; N)$ は, 式 (4.3.2) の特別な場合として,

$$G_0(y; N) = N \int_{-\infty}^{\infty} p(x) \left[\int_x^{x+y} p(z) dz \right]^{N-1} dx \quad (4.3.3)$$

となる。文献 (40) には, x が標準正規分布 $\mathcal{N}(0, 1)$ に従うと仮定した場合の $G_0(y; N)$
の数表がのせられている。

一方, 仮説 H_1 のもとでの RF 出力は一般には式 (4.3.2) で書かれるが, このままでは
評価が困難である。^{*}そこで, H_1 の 1 つの代表的な場合として, 次の H'_1 を考える。

仮説 H'_1 : R_{KL} 内の N 個の標本点の中で, N_1 個は真の濃度が一定値 μ_1 であり, 残りの
 N_2 個は別の一定値 μ_2 である。 ($N_1 + N_2 = N$)

この仮説 H'_1 のもとでの RF 出力の分布関数 $G_1(y; N_1, N_2)$ は, 式 (4.3.2) の特別な
場合として,

$$G_1(y; N_1, N_2) = N_1 \int_{-\infty}^{\infty} p_1(x_1) \left[\int_{x_1}^{x_1+y} p_1(z) dz \right]^{(N_1-1)} \left[\int_{x_1}^{x_1+y} p_2(x_2) dx_2 \right]^{N_2} dx_1$$

* 文献 (41) には y の確率分布の数表がのせられているが, パラメータのとり方が本文とは異なるためその
まま使用することはできない。

$$+ N_2 \int_{-\infty}^{\infty} p_2(x_2) \left[\int_{x_2}^{x_2+y} p_1(x_1) dx_1 \right]^{N_1} \cdot \left[\int_{x_2}^{x_2+y} p_2(z) dz \right]^{(N_2-1)} dx_2 \quad (4.3.4)$$

となる。ただし、 $p_1(x)$ 、 $p_2(x)$ はそれぞれ、真の濃度が μ_1 、 μ_2 である標本点の濃度値の密度関数である。なお、式(4.3.3)、(4.3.4)から容易に知られるように、仮説 H_0 のもとでのRF出力の分布は図形の真の濃度値 μ に関係なく雑音の性質のみで定まり、仮説 H_1 のもとでの分布は、 $|\mu_1|$ 、 $|\mu_2|$ の値と雑音の性質から定まる。

4.3.3 数値計算例

ここでは、雑音 n_{ij} が平均値0、分散1の正規分布に従うとして、仮説 H_0 （ただし、 $\mu=0$ とする）および H_1 （ただし $\mu_1=0$ 、 $\mu_2=D$ とする）のもとでのRF出力の分布を具体的に求めてみよう*。

まず、 H_0 のもとでの分布関数 $G_0(y; N)$ の数値は文献(40)に求められているから、あとは H_1 のもとでの分布関数を求めればよい。すなわち、式(4.3.4)において、

$$\left. \begin{aligned} p_1(x_1) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{x_1^2}{2}\right\} \\ p_2(x_2) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{(x_2-D)^2}{2}\right\} \\ \Phi(x) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x \exp\left\{-\frac{z^2}{2}\right\} dz \end{aligned} \right\} \quad (4.3.5)$$

を用いると、次式が得られる。

$$\begin{aligned} &G_1(y; N_1, N_2) \\ &= \frac{N_1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left\{-\frac{x_1^2}{2}\right\} \cdot [\Phi(x_1+y) - \Phi(x_1)]^{(N_1-1)} \\ &\quad \cdot [\Phi(x_1+y-D) - \Phi(x_1-D)]^{N_2} dx_1 \\ &+ \frac{N_2}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left\{-\frac{(x_2-D)^2}{2}\right\} \cdot [\Phi(x_2+y-D) - \Phi(x_2-D)]^{(N_2-1)} \\ &\quad \cdot [\Phi(x_2+y) - \Phi(x_2)]^{N_1} dx_2 \end{aligned} \quad (4.3.6)$$

ただし、 $\Phi(x)$ は標準正規分布関数である。

* 画像には前処理段階で $\sigma=1$ となるような正規化が行なわれているものとする。このようにすれば、図形の真の濃度値 D のみがパラメータとなる。

式(4.3.6)を利用して求められた $G_1(y; 5, 4)$ を図4.3に $G_0(y; 9)$ とともに示す。これは、たとえば R_{KL} が、点 (i, j) を中心とする 3×3 の正方形領域(従って $K=L=3$)で、入力パターンが図4.4(a)のような状態である場合のRF出力の確率分布を示している。 $\mu \geq 5$ の範囲では、 μ が変化した場合、 $G_1(y; 5, 4)$ の形はほとんど不変であり、横軸方向に平行移動するだけである。

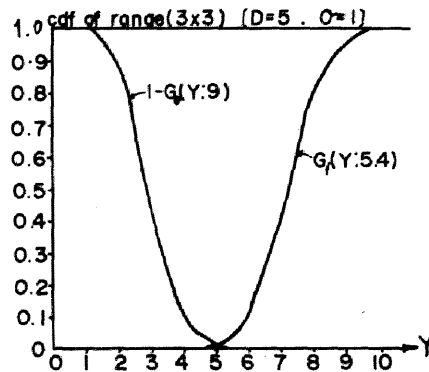


Fig. 4.3 Cumulative distribution function of output of Range Filter

図4.3 Range Filter 出力の分布関数

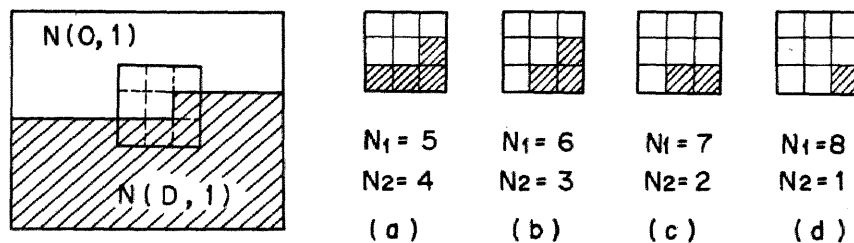


Fig. 4.4 Examples of hypothesis H_1'

図4.4 仮説 H_1' の具体例

4.3.4 RFと線形フィルタとの検出力の比較

ここでは、フィルタの出力に対して、適当な閾値 T を用いて、フィルタ出力が T 以下ならば仮説 H_0 、そうでなければ H_1' と決定する場合を考えてみる。このときには、 H_1' が真であるとき誤って H_0 とする確率 pe_I 、および H_0 が真であるとき誤って H_1' とする確率 pe_{II} がフィルタの能力の1つの目安となる。ここでは、RF、および、従来濃度変化部分抽出のためによく用いられてきたLaplacian型の線形フィルタ(LFと略記、図4.5参照)について、上記の誤り確率を比較してみよう。

$$\begin{array}{c}
 \begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & 1 & 0 \\ \hline 1 & -4 & 1 \\ \hline 0 & 1 & 0 \\ \hline \end{array} \\
 \text{LF1a}
 \end{array}
 = \left(\begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & 1 & 0 \\ \hline 0 & -1 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline \end{array} + \begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & -1 & 0 \\ \hline 0 & 1 & 0 \\ \hline \end{array} + \begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline 1 & -1 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline \end{array} + \begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & -1 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline \end{array} \right)$$

$$\begin{array}{ccc}
 \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & -8 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array} &
 \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & 2 & -1 \\ \hline 2 & -4 & 2 \\ \hline -1 & 2 & -1 \\ \hline \end{array} &
 \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 0 & 1 \\ \hline 0 & -4 & 0 \\ \hline 1 & 0 & 1 \\ \hline \end{array} \\
 \text{LF2} & \text{LF3} & \text{LF1b}
 \end{array}$$

Fig 4.5 Examples of linear filters of Laplacian type

図 4.5 Laplacian 型線形フィルタの例

この比較のため、4.3.3と同じ条件を線形フィルタにも適用する。点 (i, j) の近傍領域 R_{KL} 内の標本点 x_k ($k = 1, 2, \dots, N$)が正規分布 $\mathcal{N}(\mu_k, 1)$ に従う場合、点 x_k にかけられる重みが a_k であるような線形フィルタの出力または正規分布 $\mathcal{N}(\sum_k a_k \mu_k, \sum_k a_k^2)$ に従う(3.4参照)。線形フィルタ出力に対する閾値を T とすると、 $pe_{\perp}, pe_{\parallel}$ は、それぞれ次式で求められる。

$$pe_{\perp} = \Phi \left((T - \sum_k a_k \mu_k) / \sqrt{\sum_k a_k^2} \right) \quad (4.3.7)$$

$$pe_{\parallel} = \Phi \left(-T / \sqrt{\sum_k a_k^2} \right) \quad (4.3.8)$$

式(4.3.7), (4.3.8)により求められた図4.5の線形フィルタ(LF)の誤り確率と4.3.3の結果から求められたRFの誤り確率を表4.1に示す。なお、ここでは $pe_{\parallel} = 0.05$ (または0.01)となるように閾値 T を定めた場合の pe_{\perp} を示す。まず図4.4(a)のように、図形境界がフィルタの中心を通る場合を比較すると、RFの検出力は線形フィルタの検出力よりもかなり高い^{*}、しかも、図4.4(b)~(d)のようにフィルタの位置が図形境界から少しずれた場合、線形フィルタの検出力は急激に低下するのに対し、RFの検出力はほとんど変わらないことがわかる。この性質はRFの大きな特徴の1つである。

* RFは本質的には無方向性であるため、方向性を有する線形フィルタとの能力比較は行っていない。方向性を有する線形フィルタで、ちょうどその方向に適合したパターンを検出する際の検出力に限ればそれはRFよりも高くなることもありうる。

表 4.1 図 4.4 (a) ~ (d) の各場合における Range Filter $\mathcal{R}[3, 3]$ と図 4.5 の Laplacian 型線形フィルタのパターン検出力

Table 4.1 Error probability of Range Filter ($K=L=3$) and Laplacians in Fig.4.5 ($Pr\{H_0 | H_1, \alpha\}$ for $\alpha = Pr\{H_1 | H_0\}$ in the cases of Fig.4.4(a) ~ (d)).
(entry 0 means "less than 10^{-8} ")

		N 1	N 2	RANGE	LF1 a	LF1 b	LF 2	LF 3
D = 5 $\alpha = 0.05$	(a)	5	4	0.0008	0.2773	0.2773	0.2382	0.4916
	(b)	6	3	0.0014	0.7009	0.2773	0.4506	0.9500
	(c)	7	2	0.0050	0.7009	0.7009	0.6793	0.7916
	(d)	8	1	0.0388	0.9500	0.7009	0.8545	0.9933
D = 5 $\alpha = 0.01$	(a)	5	4	0.0103	0.5359	0.5359	0.4876	0.7453
	(b)	6	3	0.0151	0.8480	0.5359	0.7112	0.9900
	(c)	7	2	0.0336	0.8480	0.8480	0.8743	0.9322
	(d)	8	1	0.1248	0.9900	0.8480	0.9588	0.9992
D = 10 $\alpha = 0.05$	(a)	5	4	0	0.0023	0.0023	0.0011	0.0457
	(b)	6	3	0	0.2772	0.0023	0.0293	0.9500
	(c)	7	2	0	0.2772	0.2772	0.2382	0.4916
	(d)	8	1	0	0.9500	0.2772	0.6794	0.9995
D = 10 $\alpha = 0.01$	(a)	5	4	0	0.0159	0.0159	0.0084	0.1570
	(b)	6	3	0	0.5359	0.0159	0.1313	0.9900
	(c)	7	2	0	0.5359	0.5359	0.4876	0.7454
	(d)	8	1	0	0.9900	0.5359	0.8743	0.9999

4.3.5 シミュレーション

4.3.4におけるRFの能力評価を確認するため、雑音として正規乱数を用いたシミュレーションにより、Laplacian型の線形フィルタとの比較を行なった。胸部X線写真の一部を模擬して作成した人工パターン(図4.6(a))に、平均値0、標準偏差5、10、15の正規乱数を加えたものを入力パターン(図4.6(b)~(d))とし、これから局所的濃度変化部分を検出する実験を行なった。

図4.6(e)~(g)にその結果の一部を示す。Laplacian型の線形フィルタによる識別結果と比較すると、RFの有効さと特徴とがはっきりわかる。もちろん、RFの出力はかなり幅が広い(その幅は R_{KL} の大きさによる)から最終的な線図形抽出のためにはWPM等の細線化

の手順が必要である。しかし、この種の処理が必要となるのは、実は *Laplacian* 型の線形フィルタの場合でも同様であり、従って、輪郭線に沿った部分に安定した領域抽出ができる点で *RF* の方がすぐれているといえよう。この検出力の違いは、*Laplacian* 型の線形フィルタが、方向の異なる差分型線形フィルタ（第3章参照）を線形演算によって結合したものである（図4.5参照）のに対し、*RF* はそれらを最大値演算によって結合している（図4.2参照）ことにより生ずるものと考えられる。

なお、図4.6には、 R_{KL} 内の濃度値の標準偏差を出力するフィルタ（*Standard deviation Filter or Sigma Filter - SF*; 第5章参照）の適用例を並べて示す。これから *RF* と *SF* はほぼ同じような働きをすることが知られる。ただし、フィルタの計算は *RF* の方がはるかに容易である。

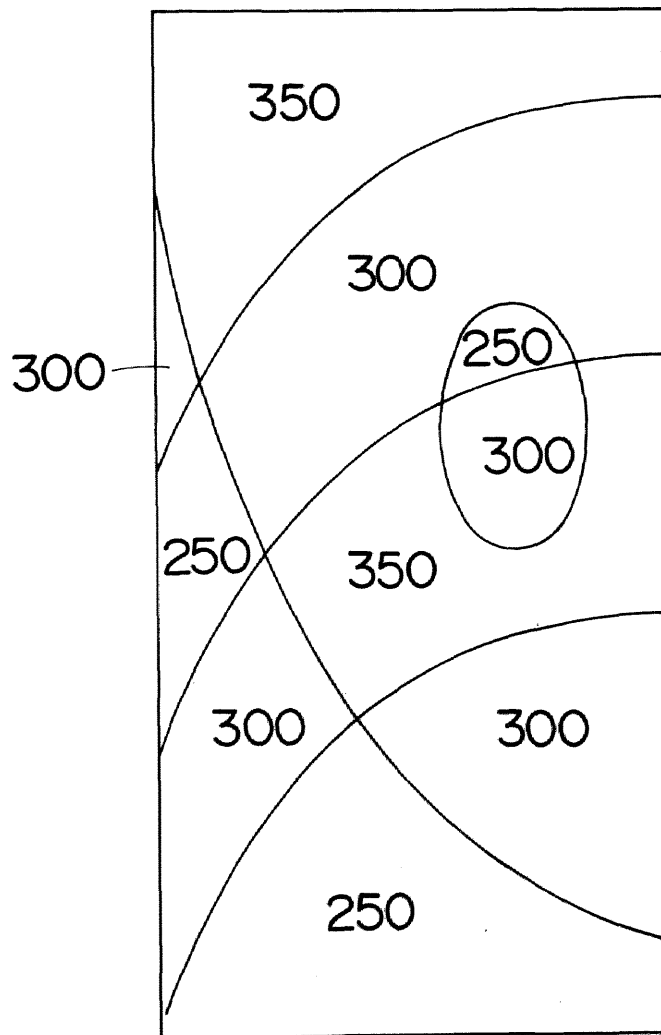


Fig. 4.6(a) Original pattern employed in the simulation.

図4.6(a) シミュレーションに用いた原パターン

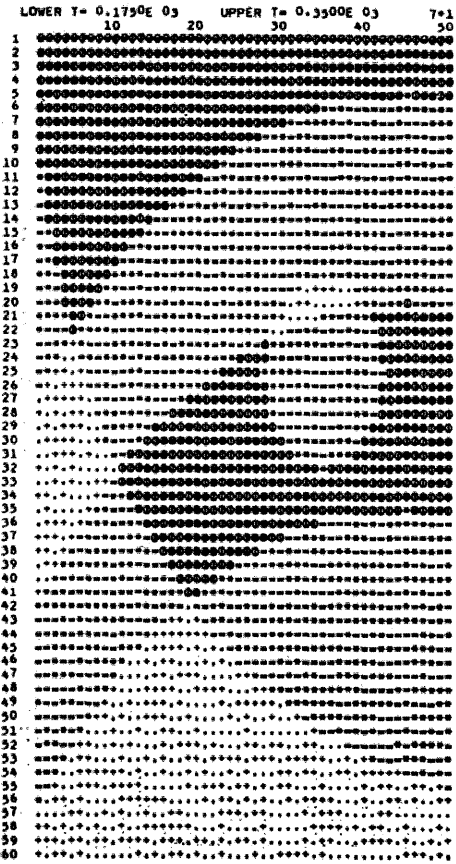


Fig. 4. 6 (b) Original pattern corrupted by artificial Gaussian noise of $\mu=0$, $\sigma=5$. (μ : mean, σ : standard deviation)

図 4. 6 (b) 平均値 $\mu=0$, 標準偏差 $\sigma=5$ の人工的ガウス雑音を加えた原パターン

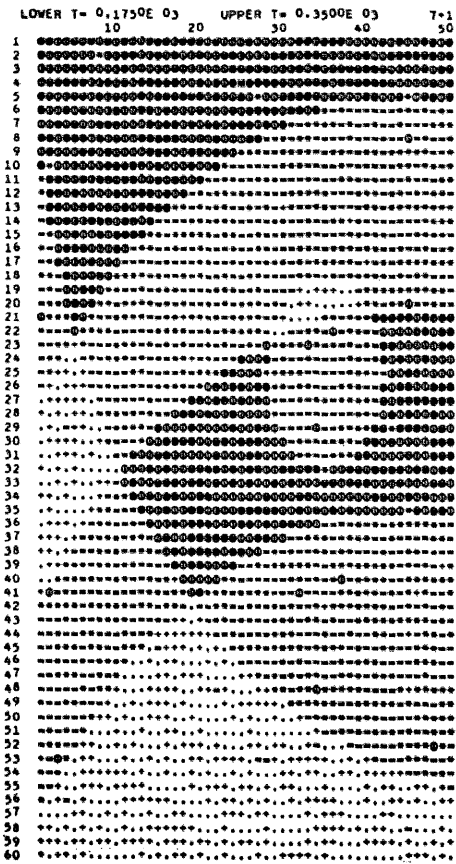


Fig. 4. 6 (c) Original pattern corrupted by artificial Gaussian noise of $\mu=0$, $\sigma=10$

図 4. 6 (c) 平均値 $\mu=0$, 標準偏差 $\sigma=10$ の人工的ガウス雑音を加えた原パターン

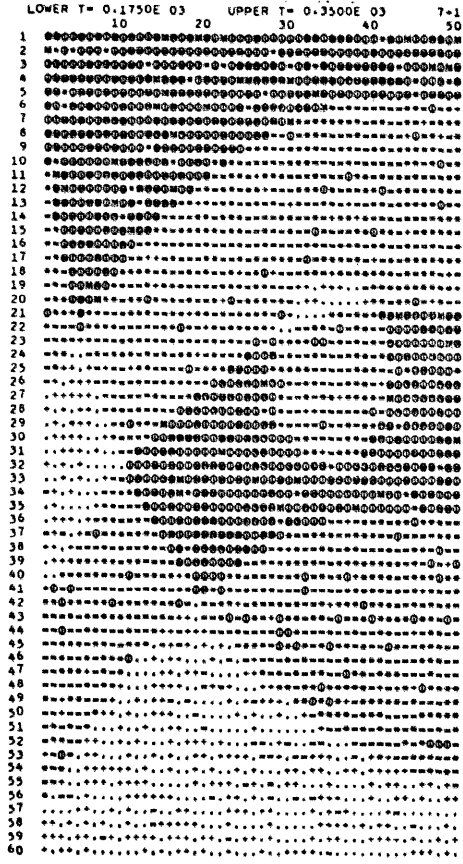


Fig. 4. 6 (d) Original pattern corrupted by artificial Gaussian noise of $\mu=0$, $\sigma=15$

図 4. 6 (d) 平均値 $\mu=0$, 標準偏差 $\sigma=15$ の人工的ガウス雑音を加えた原パターン

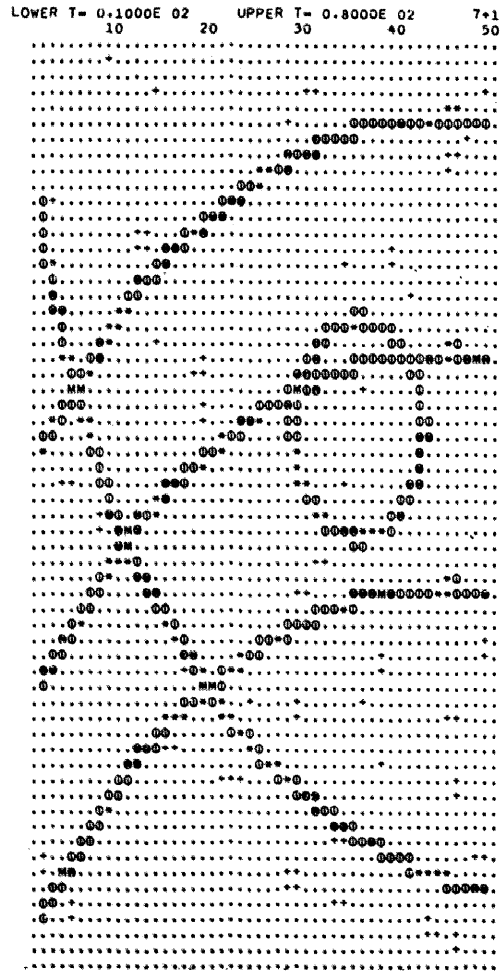


Fig 4.6(e) Output of Range Filter
 $R[2, 2] : \sigma = 5$

図 4.6(e) Range Filter $R[2, 2]$ の
 出力パターン : $\sigma = 5$

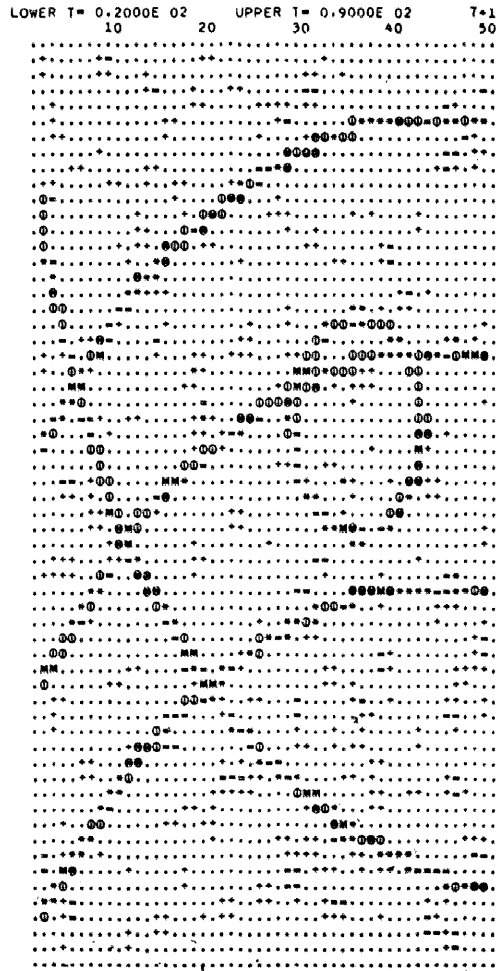


Fig. 4.6(f) Output of Range Filter
 $R[2, 2] : \sigma = 10$

図 4.6(f) Range Filter $R[2, 2]$ の
 出力パターン : $\sigma = 10$

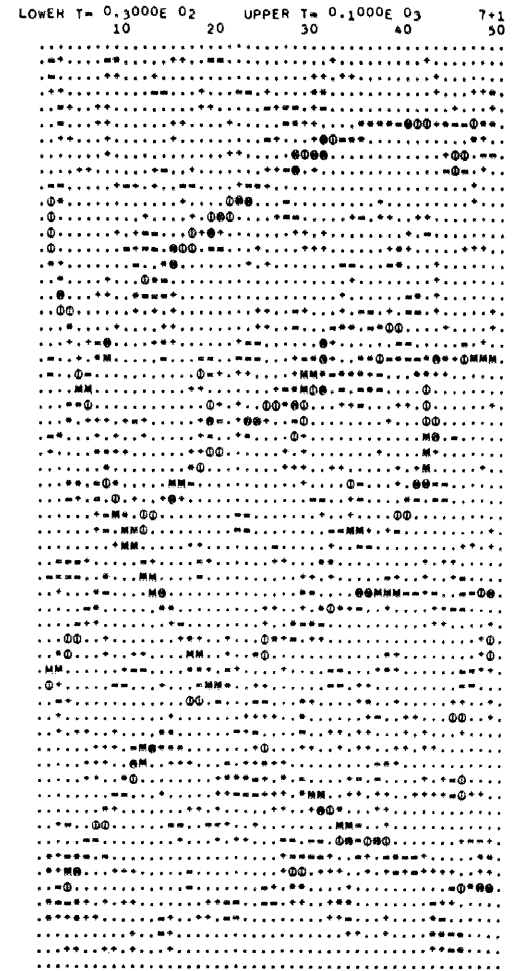


Fig 4.6(g) Output of Range Filter
 $R[2, 2] : \sigma = 15$

図 4.6(g) Range Filter $R[2, 2]$ の
 出力パターン : $\sigma = 15$

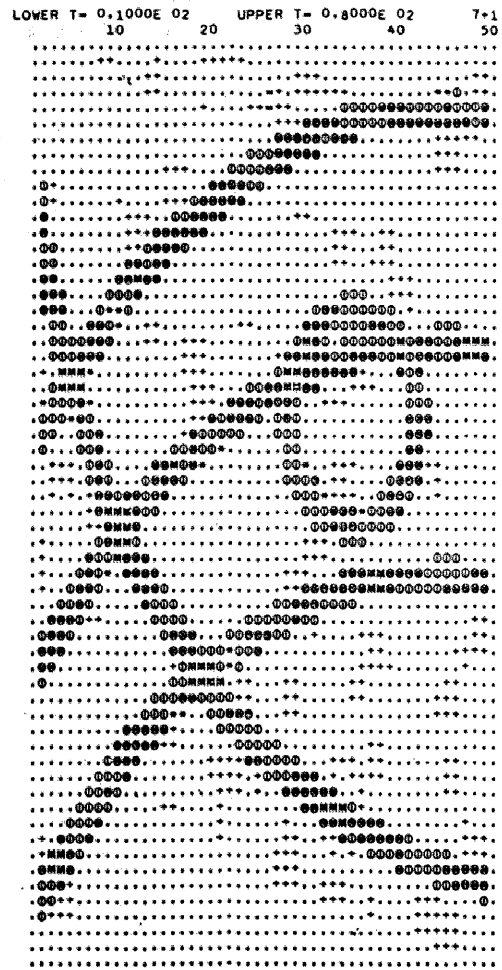


Fig. 4. 6 (h) Output of Range Filter
 $R[3, 3] : \sigma = 5$

図 4. 6 (h) Range Filter $R[3, 3]$
 の出力パターン: $\sigma = 5$

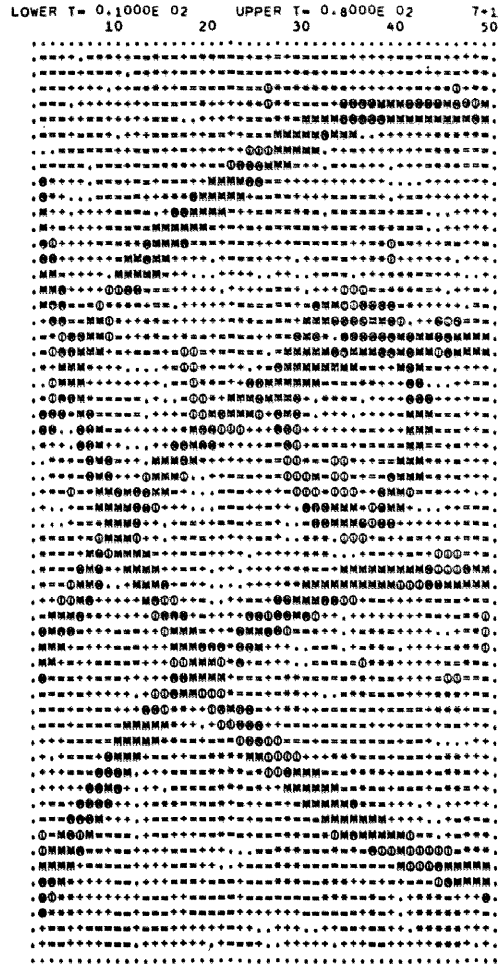


Fig. 4. 6 (i) Output of Range Filter
 $R[3, 3] : \sigma = 10$

図 4. 6 (i) Range Filter $R[3, 3]$
 の出力パターン: $\sigma = 10$

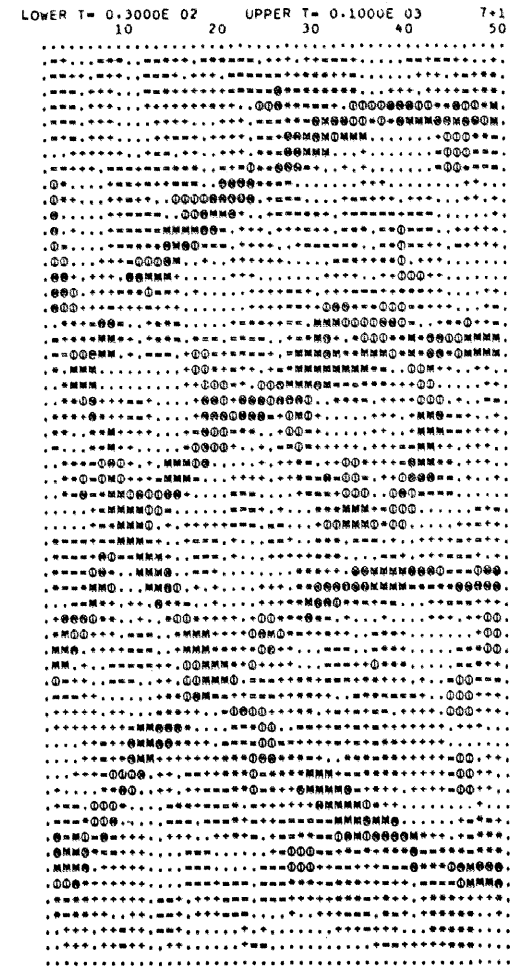


Fig. 4. 6 (j) Output of Range Filter
 $R[3, 3] : \sigma = 15$

図 4. 6 (j) Range Filter $R[3, 3]$
 の出力パターン: $\sigma = 15$

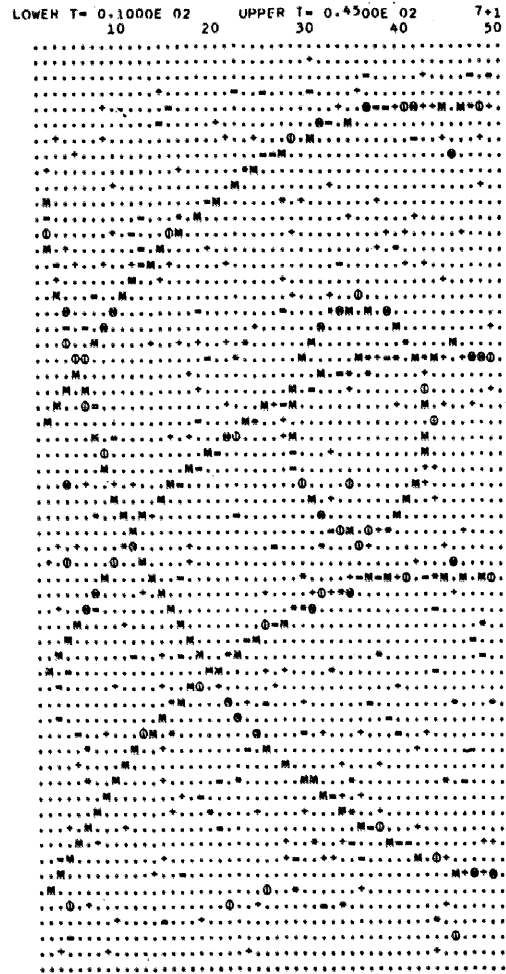


Fig.4.6(k) Output of Laplacian
LF1a of Fig.4.5 : $\sigma=5$

図 4.6(k) ラプラシアン(図 4.5 の LF1a)
の出力パターン : $\sigma=5$

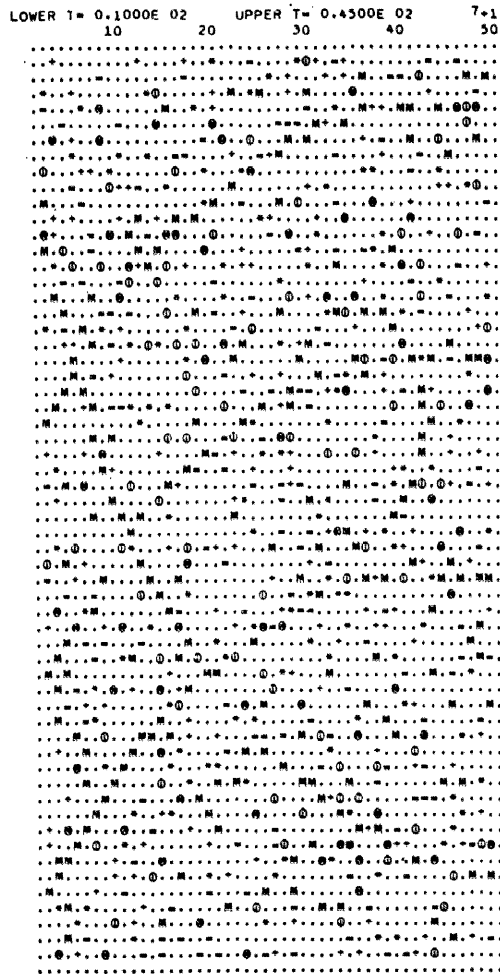


Fig.4.6(l) Output of Laplacian
LF1a of Fig.4.5 : $\sigma=10$

図 4.6(l) ラプラシアン(図 4.5 の LF1a)
の出力パターン : $\sigma=10$

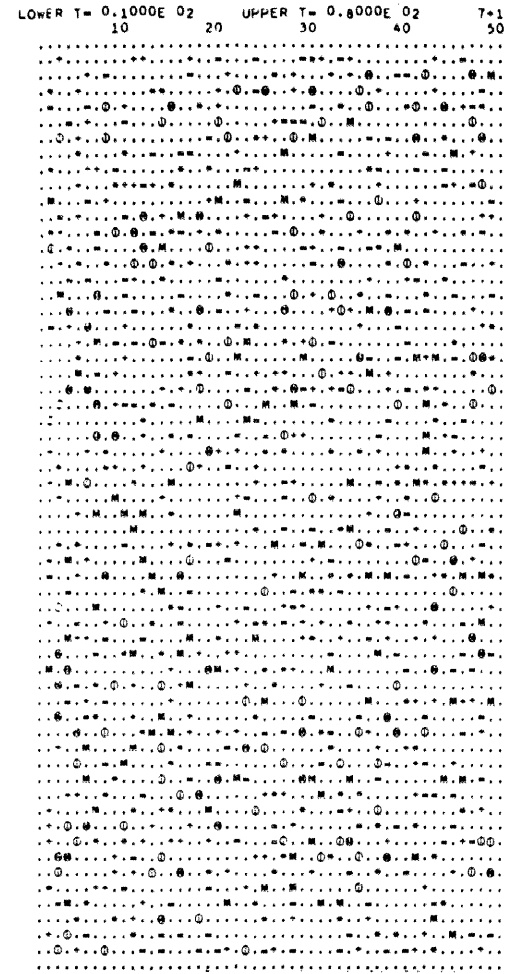


Fig.4.6(m) Output of Laplacian
LF1a of Fig.4.5 : $\sigma=15$

図 4.6(m) ラプラシアン(図 4.5 の LF1a)
の出力パターン : $\sigma=15$

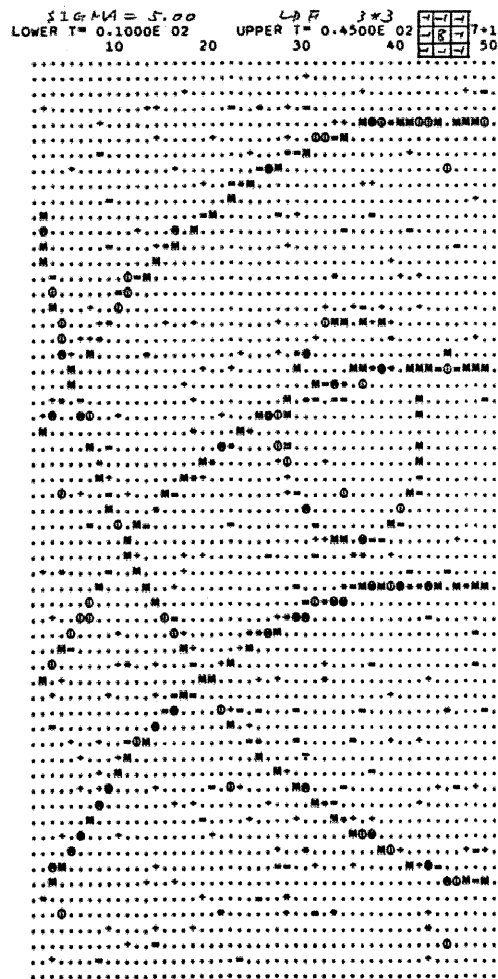


Fig. 4. 6 (n) Output of Laplacian
(LF 2 of Fig. 4. 5) : $\sigma = 5$

図 4. 6 (n) ラプラシアン(図4.5のLF2)
の出力パターン : $\sigma = 5$

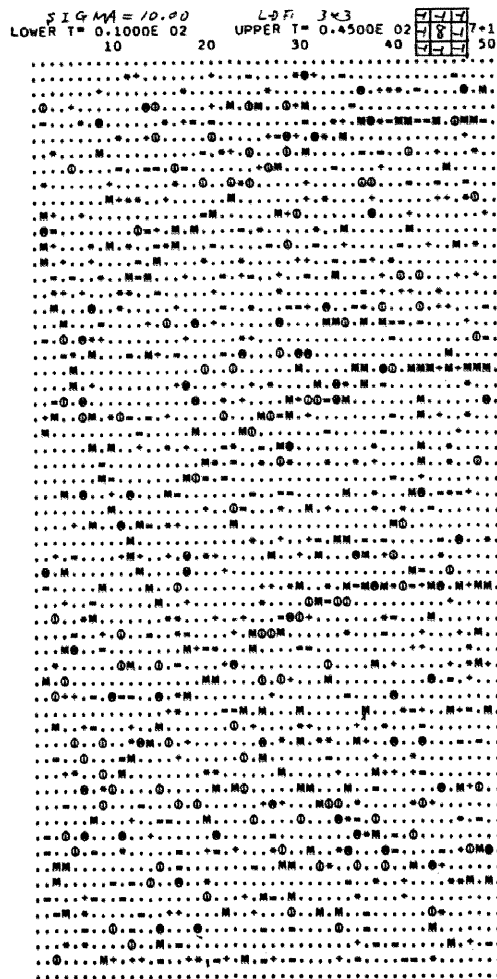


Fig. 4. 6 (o) Output of Laplacian
(LF 2 of Fig. 4. 5) : $\sigma = 10$

図 4. 6 (o) ラプラシアン(図4.5のLF2)
の出力パターン : $\sigma = 10$

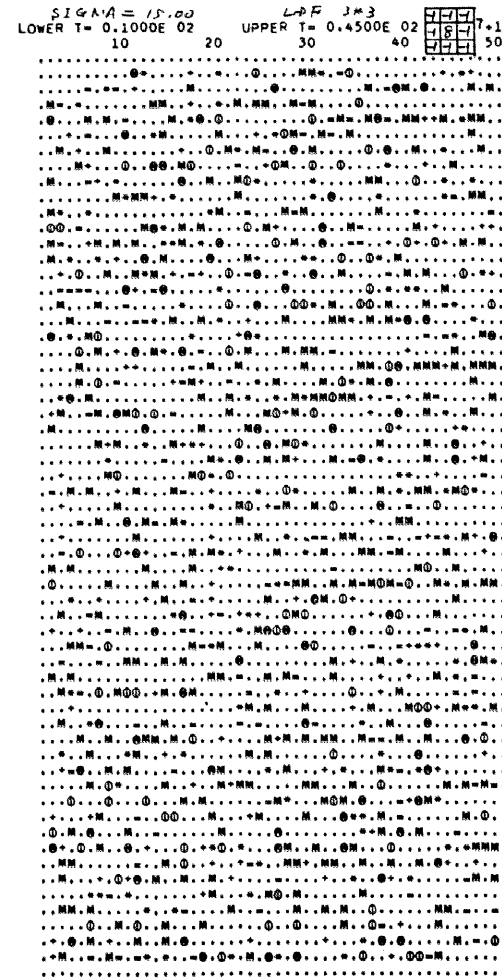


Fig. 4. 6 (p) Output of Laplacian
(LF 2 of Fig. 4. 5) : $\sigma = 15$

図 4. 6 (p) ラプラシアン(図4.5のLF2)
の出力パターン : $\sigma = 15$

$SIGMA = 5.0$ $L\&F$ 3×3

1	2	7
2	4	2
7	2	7

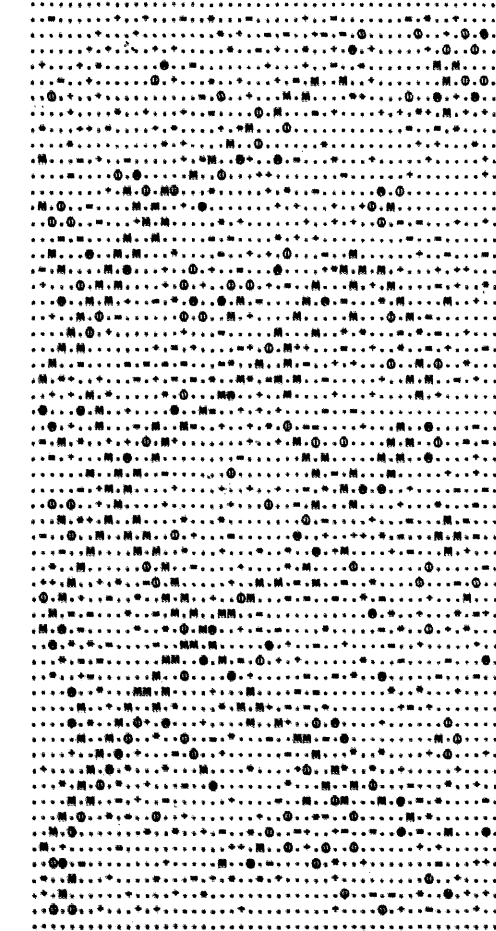


Fig.4.6 (q) Output of Laplacian
 (LF3 of Fig.4.5) : $\sigma = 5$

図 4.6 (q) ラブラシアン(図4.5のLF3)
 の出力パターン : $\sigma = 5$

$SIGMA = 10.0$ $L\&F$ 3×3

1	2	7
2	4	2
7	2	7

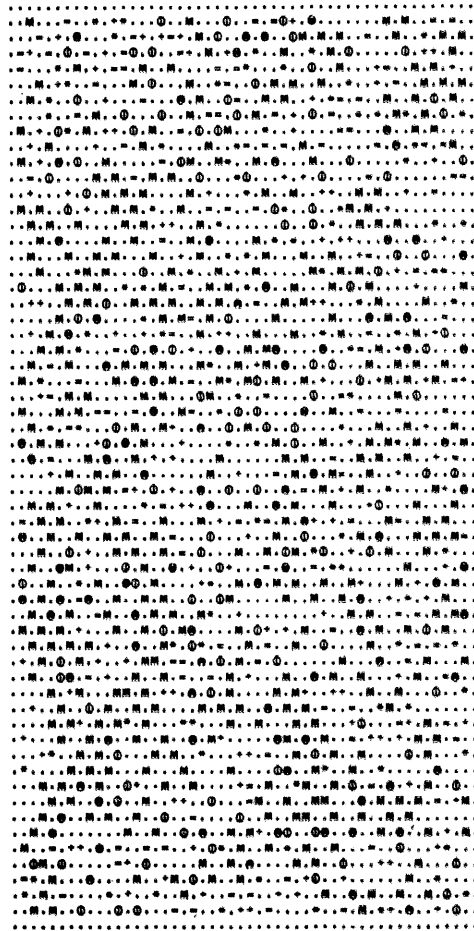


Fig.4.6 (r) Output of Laplacian
 (LF3 of Fig.4.5) : $\sigma = 10$

図 4.6 (r) ラブラシアン(図4.5のLF3)
 の出力パターン : $\sigma = 10$

$SIGMA = 15.0$ $L\&F$ 3×3

1	2	7
2	4	2
7	2	7

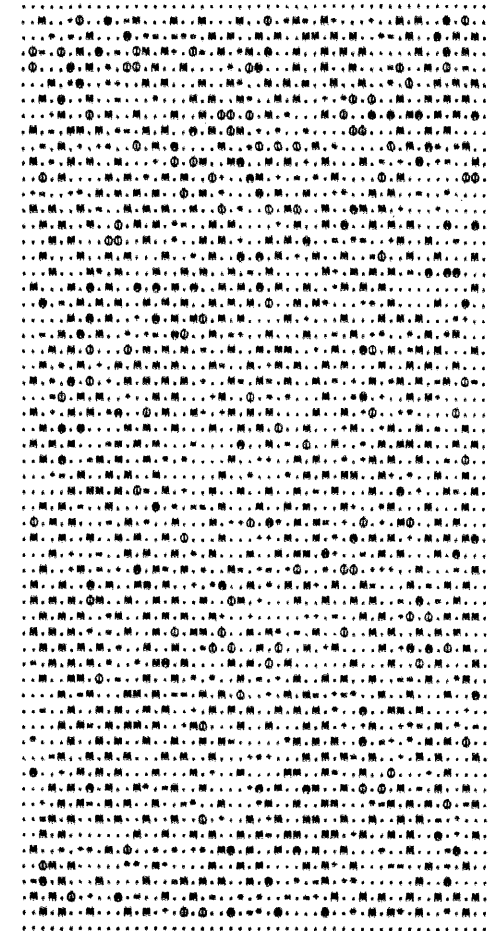


Fig.4.6 (s) Output of Laplacian
 (LF3 of Fig.4.5) : $\sigma = 15$

図 4.6 (s) ラブラシアン(図4.5のLF3)
 の出力パターン : $\sigma = 15$

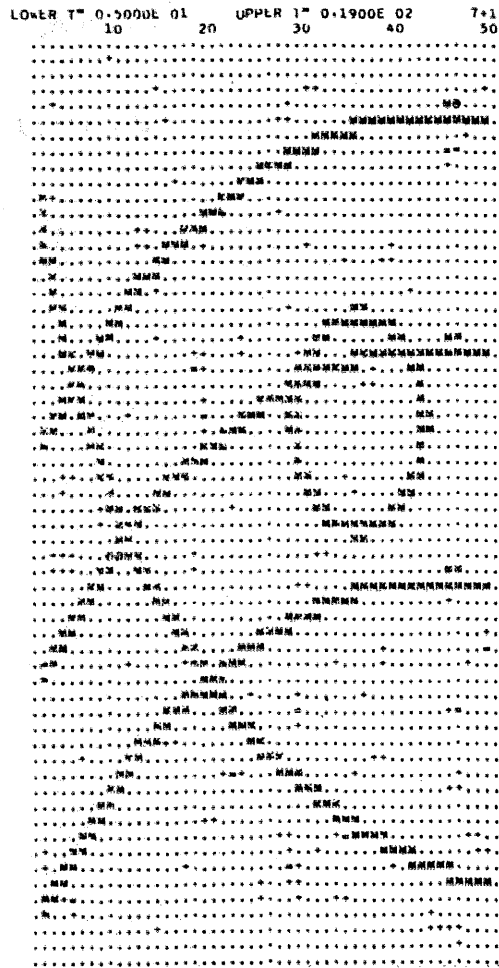


Fig.4.6 (t) Output of Sigma Filter
 $a [2, 2] : \sigma = 5$

図 4.6 (t) Sigma Filter $a [2, 2]$
の出力パターン : $\sigma = 5$

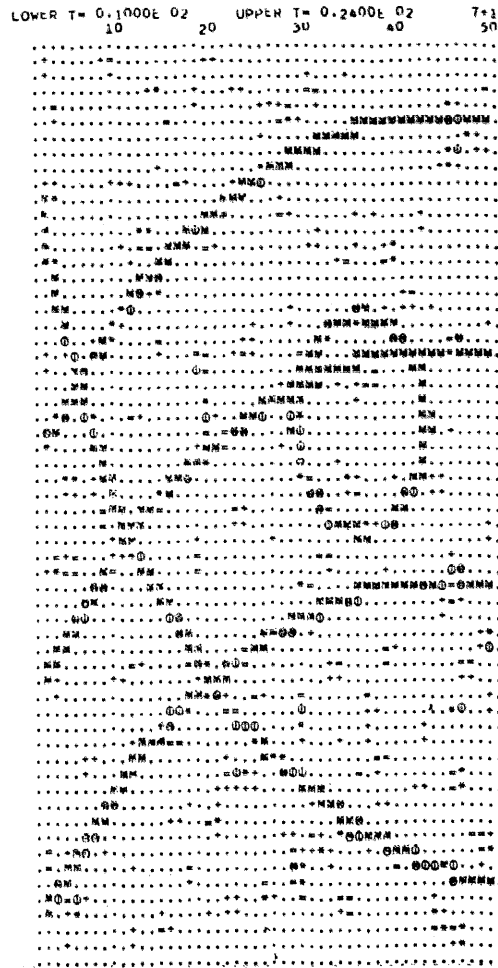


Fig.4.6 (u) Output of Sigma Filter
 $a [2, 2] : \sigma = 10$

図 4.6 (u) Sigma Filter $a [2, 2]$
の出力パターン : $\sigma = 10$

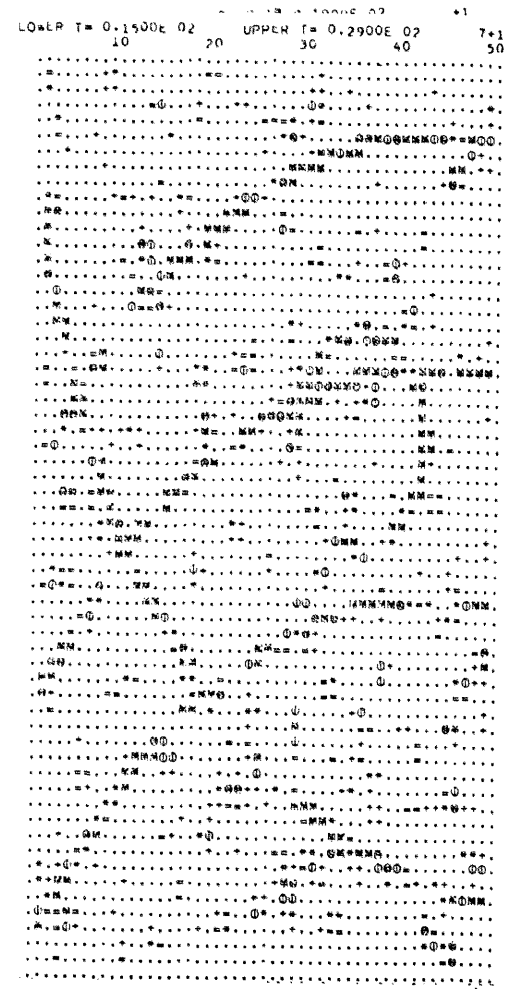


Fig.4.6 (v) Output of Sigma Filter
 $a [2, 2] : \sigma = 15$

図 4.6 (v) Sigma Filter $a (2, 2)$
の出力パターン : $\sigma = 15$

LOWER T = 0.5000E 01 UPPER T = 0.1900E 02 7+1
 10 20 30 40 50

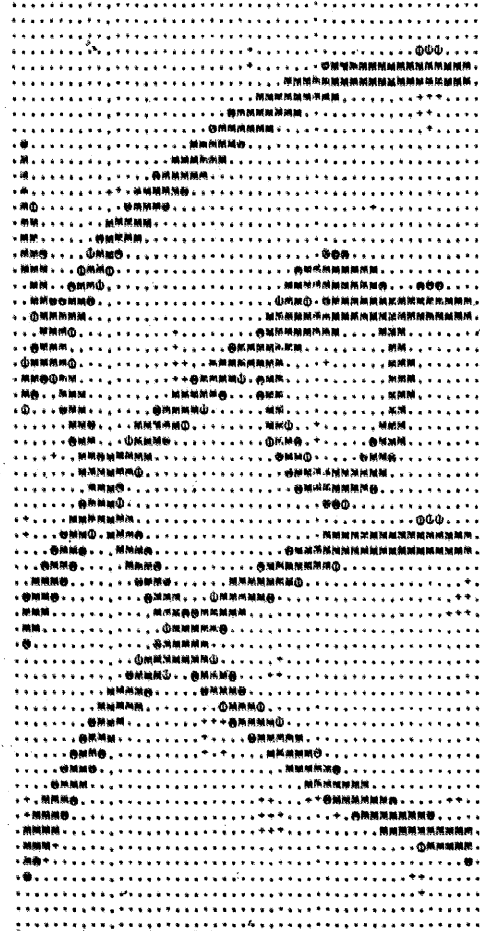


Fig.4.6 (w) Output of Sigma Filter
 $\sigma[3, 3] : \sigma = 5$

⊠ 4.6 (w) Sigma Filter $\sigma[3, 3]$
 の出力パターン : $\sigma = 5$

LOWER T = 0.1000E 02 UPPER T = 0.2400E 02 7+1
 10 20 30 40 50

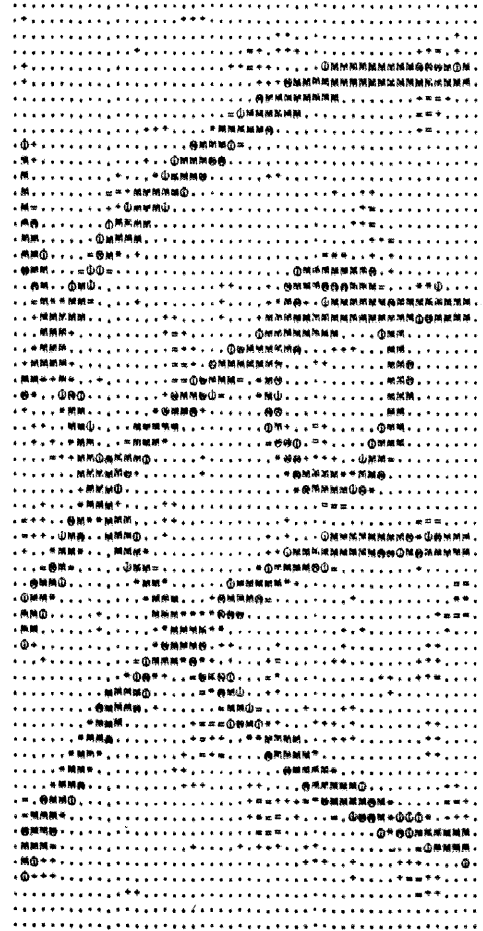


Fig.4.6 (x) Output of Sigma Filter
 $\sigma[3, 3] : \sigma = 10$

⊠ 4.6 (x) Sigma Filter $\sigma[3, 3]$
 の出力パターン : $\sigma = 10$

LOWER T = 0.1500E 02 UPPER T = 0.2900E 02 7+1
 10 20 30 40 50

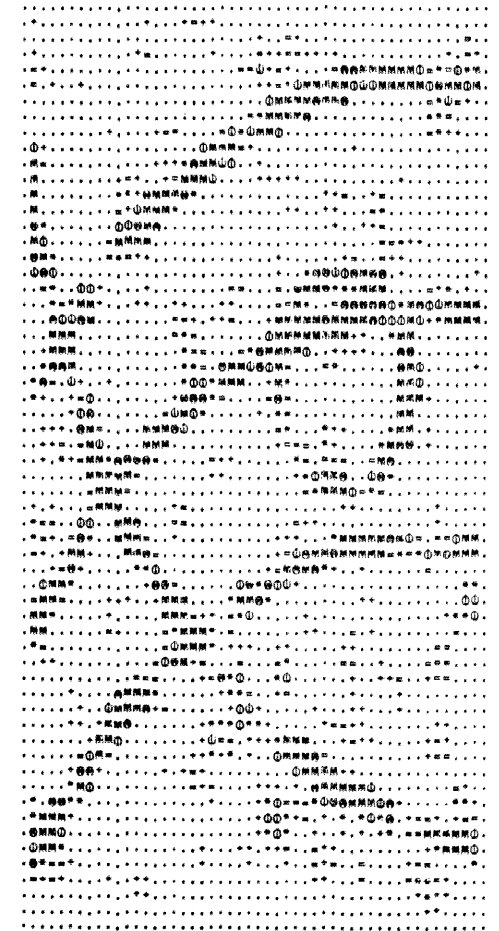


Fig.4.6 (y) Output of Sigma Filter
 $\sigma[3, 3] : \sigma = 15$

⊠ 4.6 (y) Sigma Filter $\sigma[3, 3]$
 の出力パターン : $\sigma = 15$

4.4 RFの応用

4.4.1 胸部X線写真の特徴抽出への応用

実際の濃淡図形処理へのRFの応用例として、胸部X線写真へのRFの適用について簡単に述べておく。

本文の第7章で述べる胸部X線写真の自動読影システムAISCR-V2 (*Automatic Interpretation System of Chest Roentgenograms Version - 2*)においては、比較的大局的な濃度変化を検出するための手段として、第3章で述べた差分型線形フィルタが使用され、肺の大部分に対しては、その優秀性が確かめられている。しかしながら、そこでの実験結果(第6章、および、第7章に示す)によれば、肺尖部^{*1}や、外側肺領域^{*2}の処理、および血管影の処理等においては、これらのフィルタよりもさらに高い検出力をもつフィルタが必要である。しかし、そのような部分では画像の構造がきわめて複雑であるため、適合フィルタの合成はほとんど不可能であり、その他のいくつかの方法を検討中であるが、局所的濃度変化部分を抽出する手段としてのRFも有効と考えられているものの1つである。胸部X線写真へのRFの応用例、および説明の詳細は第6章にゆずる。

4.4.2 織目パターン(Texture)抽出への応用例

RFの使用法としては、線図形抽出のほかに、織目パターン(Texture)の検出、もしくはそのための前処理の手段としての使用法も考えられる。本節ではその一例として、統計的な織目パターン^{*3}の検出への応用例を示す。図4.7(a)に示すように、画面は2つの領域A, Bに分かれ、領域A内の標本点濃度値はすべて正規分布 $N(0, \sigma_A^2)$ に、また領域B内の標本点濃度値はすべて正規分布 $N(0, \sigma_B^2)$ に従うとする($\sigma_A < \sigma_B$)。領域A, Bの境界線を第3章で述べた差分型線形フィルタ $\mathcal{D}_1[5, 5; 0, 10]$ によって検出する場合、原パターンにそのまま適用しても、当然ながら良い結果は得られない(図4.7(b), (c))。しかし、このパターンに対するRFの出力では、標準偏差 σ_A と σ_B の大きさの違いは平均的な図形濃度値の違いに変換され(図4.7(d), (e))、2つの領域の境界は差分型線形フィルタ $\mathcal{D}_1[5, 5;$

*1 胸部X線写真で、鎖骨より上、首から肩の近くにみえる肺の上端付近の部分。

*2 胸部X線写真で、人体の外側の輪郭線の近くにみえる肺の左右の部分。

*3 織目パターン(Texture)の分類については、文献(42), (43)参照。ここでは文献(43)の分類に従う。

0, 10}によって検出される。*

さらに、 R_{KL} の形と大きさに種々工夫を加えたり、次に述べる拡張された RF を組み合わせたりすることにより、構造的な織目パターン⁽⁷⁾の検出にも応用が可能である。これは対象とする織目パターンの性質ときわめて密接な関連があり、織目パターンの分類と解析につながる興味ある問題であるが、ここでは考え方を示すにとどめる。

* 1点の幅をもつ境界線を得るには、この領域をさらに WPM 等により、細線化すればよい。



Fig. 4.7 (a) Application of Range Filter to the detection of texture edge. Original pattern made of artificial Gaussian noises (left half: $N(0, 1^2)$, right half: $N(0, 100^2)$)

図 4.7(a) Range Filter の、織目パターン境界検出への応用例：人工的ガウス雑音より成る原パターン（左半分 $\sim N(0, 1^2)$ ，右半分 $\sim N(0, 100^2)$ ）（織目境界は中央に 1 本垂直方向に存在する）

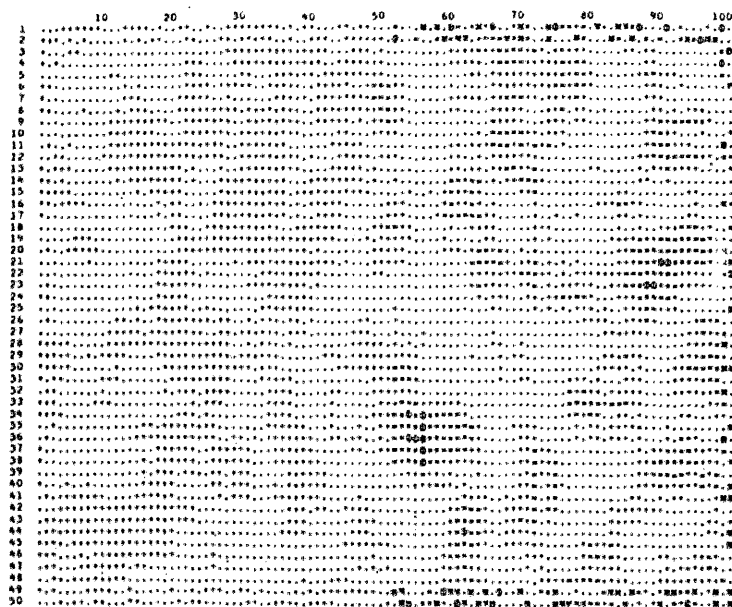


Fig. 4.7 (b) Output of uniformly smoothing linear filter $\mathcal{S}[5,5]$ for the original pattern of Fig 4.7 (a).

図 4.7(b) 図 4.7(a) の原パターンに対する一様平滑化線形フィルタ $\mathcal{S}[5,5]$ の出力パターン

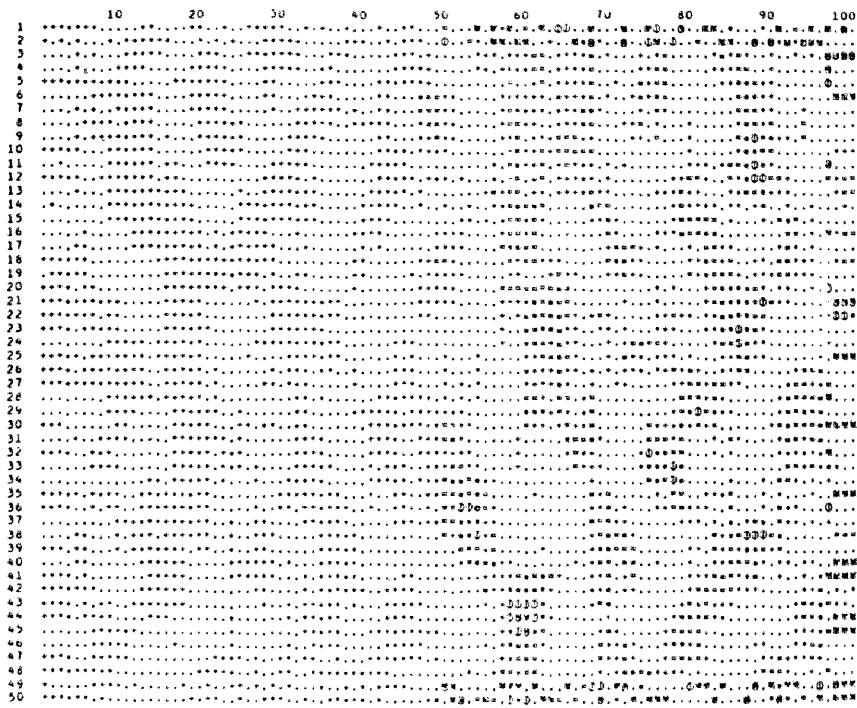


Fig. 4.7(c) Output of smoothed difference linear filter of 1st order $\mathcal{D}_1[5,5:0, 10]$ for the original pattern of Fig. 4.7(a).

図 4.7(c) 原パターン(図 4.7(a))に対する平滑化1階差分型線形フィルタ $\mathcal{D}_1[5,5:0, 10]$ の出力。

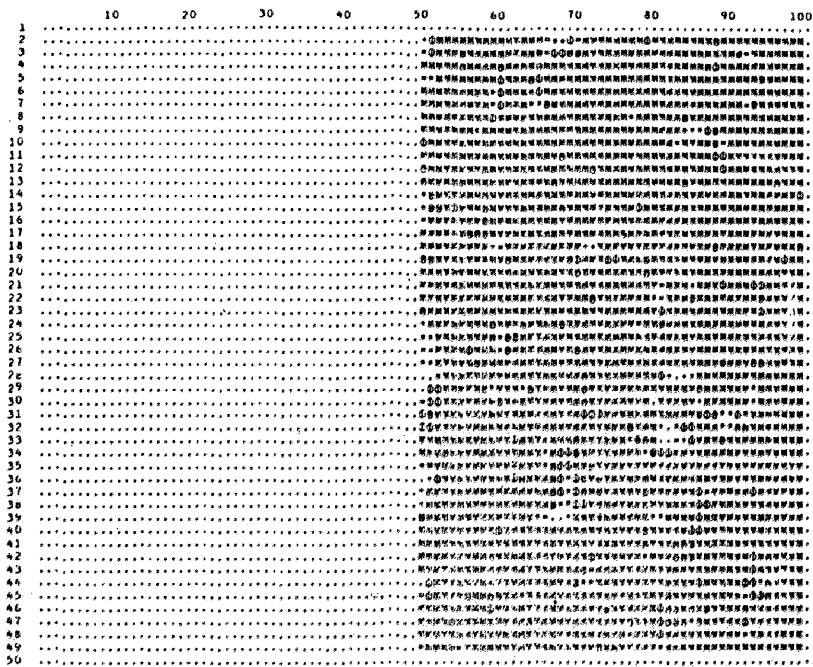


Fig. 4.7(d) Output of Range Filter $\mathcal{R}[3,3]$ for the original pattern of Fig. 4.7(a).

図 4.7(d) 図 4.7(a)の原パターンに対する Range Filter $\mathcal{R}[3,3]$ の出力パターン

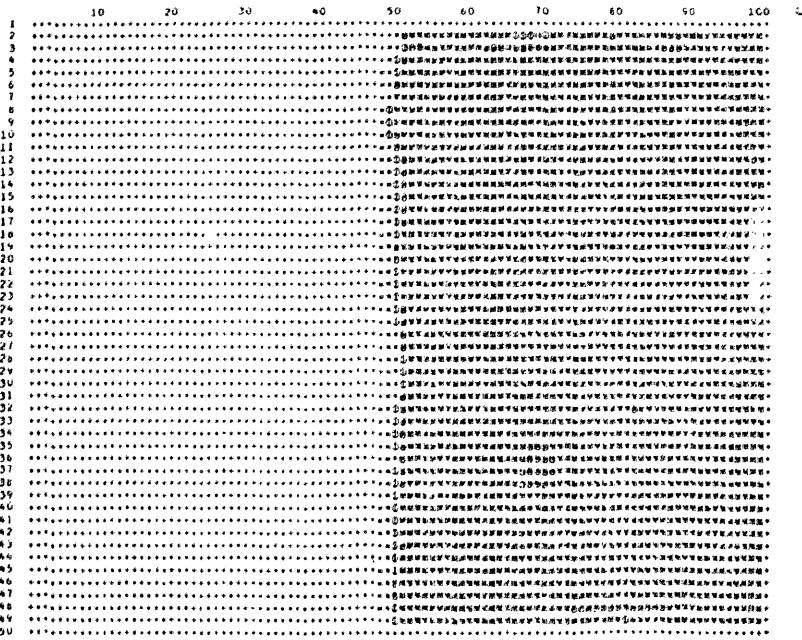


Fig. 4.7 (e) Output of uniformly smoothing linear filter $\mathcal{S}[5,5]$ for the pre-processed pattern of Fig. 4.7 (d).

図 4.7 (e) Range Filter $\mathcal{R}[3,3]$ により前処理されたパターン (図 4.7 (d)) に対する一様平滑化線形フィルタ $\mathcal{S}[5,5]$ の出力パターン

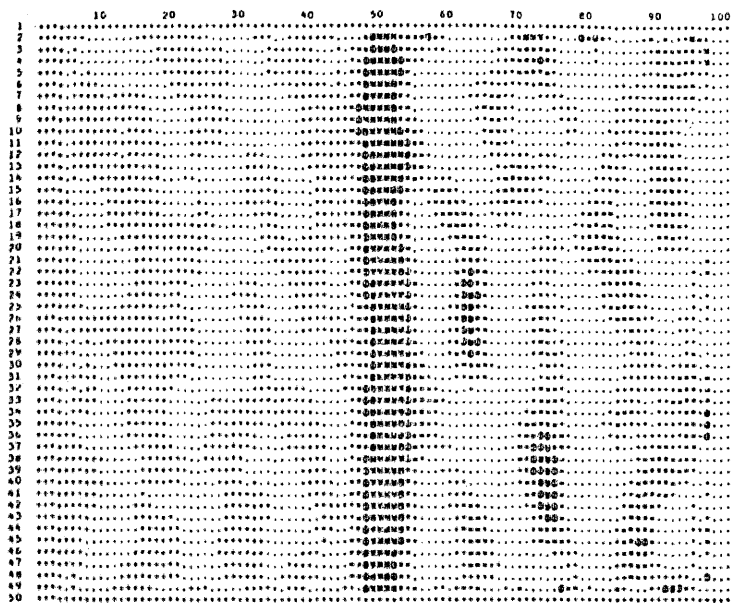


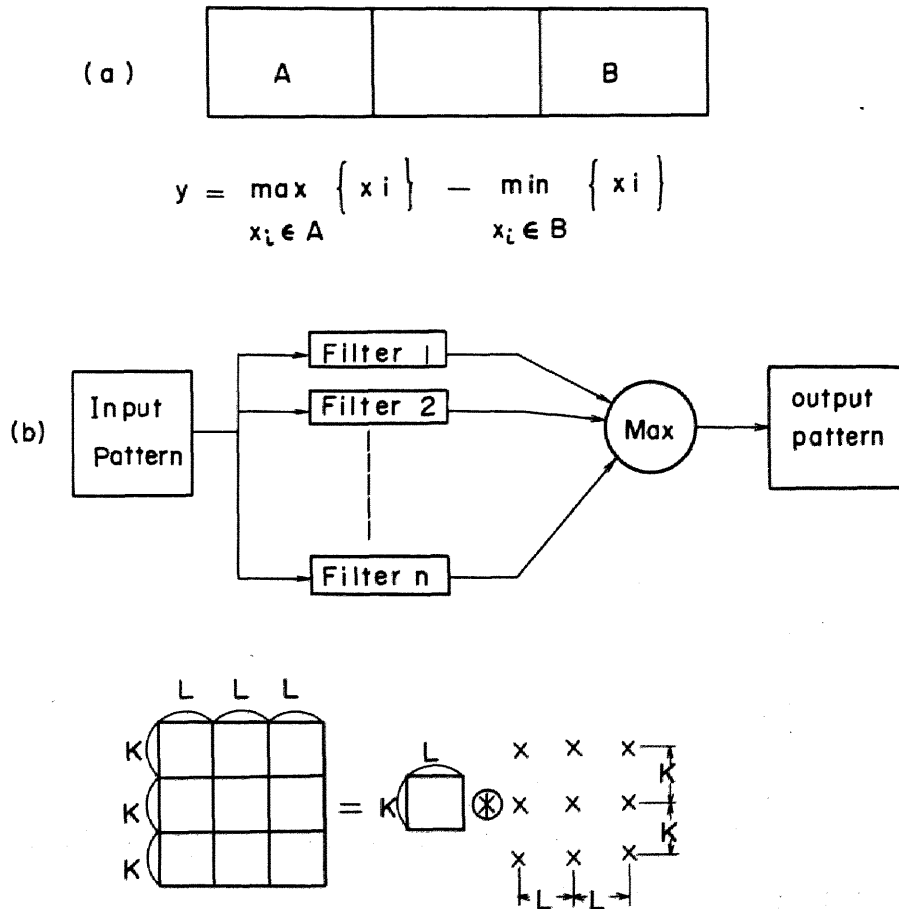
Fig. 4.7 (f) Texture edge detected by applying smoothed difference linear filter $\mathcal{S}\mathcal{D}_1[5,5:0,10]$ for the pre-processed pattern of Fig. 4.7 (d).

図 4.7 (f) Range Filter $\mathcal{R}[3,3]$ により前処理されたパターン (図 4.7 (d)) に対して平滑化1階差分型線形フィルタ $\mathcal{S}\mathcal{D}_1[5,5:0,10]$ を適用することによって検出された織目パターン境界

4.5 拡張されたRF

これまで述べてきたRFは、いわばRFの基本形であり、4.2で述べたRFの定義とその解釈に沿って、いくつかの拡張型RF(Extended Range Filter - Ex. RF)を考えることができる。ここでは、そのいくつかの可能性を示す。それらに共通する基本的な考え方は、他の種類のフィルタと適当な方法で組み合わせることである。

はじめに、RF出力が、 $Max F$ と $Min F$ の出力の差であることに注目する。この $Max F$ と $Min F$ を作用させる濃度値の集合(画面上の領域)を異なった位置にとることにより、ちょうど方向性差分型線形フィルタに対応する方向性をもったRFが導かれる(図4.8(a))。



(c) 一様重みによる平滑化との結合により得られる Ex. RF

Fig 4.8 Examples of Extended Range Filter(Ex. RF)

図 4.8. 拡張されたRF (Ex. RF) の例

次に、いくつかの標本点の対における濃度値の差の最大値演算による結合であることに注目すれば、複数個のフィルタの出力を最大値演算で結合したフィルタが導かれる(図4.8(b)), 文献(44)の応用例は、上記の考え方の組み合わせによる $Ex. RF$ の例である。また、文献(17)に紹介されている輪郭線検出用フィルタのいくつかは、 $Ex. RF$ の一種とみることができる(第2章参照)。なお、 $Max.F, Min.F$ をそれぞれ上記と類似の考え方によって拡張することにより、拡張された $MaxF$ あるいは $MinF$ ($Ex. Max F, Ex. Min F$) を考えることができるがこれ以上の考察は省略する。

$Ex. RF$ や $Ex. Max F, Ex. Min F$ の場合でも、それと組み合わせて用いられるフィルタの適用領域が排反である場合には、比較的容易に確率的能力評価を行なうことができる。たとえば、一様重みによる平滑化と組み合わせられた $Ex. RF$ (図4.8(c)) を考えると、平滑化領域内の標本点数を $N (=K \times L)$ としたとき、平滑化フィルタ出力の雑音成分の分散は、原パターンの場合の $1/N$ 倍になるとして、4.3の確率的能力評価をそのまま適用することができる。

4.6 むすび

本節では、濃淡図形の濃度変化を検出するためのフィルタの一種である *Range Filter* (RF) について考察した。 RF は、統計量“標本範囲”(sample range) にもとづく非線形、かつ、原則として無方向性のフィルタであり、きわめて簡単な構造でありながらすぐれた能力をもつ。以下にその性質を要約しておこう。

- (1) 局所的濃度変化検出能力が非常に高く、図形の背景濃度およびゆるやかな濃度レベル変動には、全然、もしくはほとんど無関係である。
- (2) きわめて簡単な構造を有するため、ソフトウェアによる計算、もしくはハードウェアによる実現が容易である。
- (3) 本質的には無方向性のフィルタであるが、近傍領域 R_{KL} の形を調節することにより、ある程度の方向性をもたせることができる。
- (4) RF の出力は正または0の値をとる。また、画像中に含まれる線図形の抽出も、広がりをもつ図形の輪郭線の抽出も同様に可能であり、どちらの場合も同じような出力(ある程度の幅をもつ線状図形)が得られる。
- (5) 輪郭線検出用としてだけでなく、織目パターン検出の例のように、塊状図形(または

傾坂)検出にも用いることができる。

[6] 無方向性の輪郭線検出用フィルタとして用いる場合には、フィルタの大きさの大小にかかわらず *Laplacian* 型の線形フィルタよりもパターンの検出能力が高い。

[7] 各種の平滑化フィルタおよび線形あるいは非線形なフィルタと組み合わせることにより、種々の拡張された *RF* を考えることができる。

これらの有用な性質をもつ *RF* は、第3章で述べた差分型線形フィルタと共に、画像処理用の基本的なフィルタとして今後重要なものになると思われる。

第5章 統計的2次元フィルタ

5.1 はじめに

第3章で述べた差分型線形フィルタ⁽²⁷⁾、および第4章で述べたRange Filter⁽³²⁾は、いずれも図形処理用の基本的フィルタとしてきわめて重要なものであるが、実際にはこれら以外にも各種の2次元フィルタを考えることができる。それらの代表的なものとしては、平均パターンマッチングの線形フィルタ⁽²⁸⁾、および2次フィルタ⁽²⁹⁾⁽³⁰⁾、標本分散を用いるフィルタ⁽¹²⁾(分散フィルタ)、Kolmogorov-Smirnov 統計量を用いるフィルタ(K-Sフィルタ⁽³³⁾)などがあり、それぞれ興味深い性質を有している。

これらのフィルタの機能は、いずれも雑音の含まれている入力パターンから、目的とする図形だけを、できる限り正確に抽出することであるが、これらはいずれも入力画像の各点について、その近傍領域内の標本点における濃度値集合を統計的な標本と考慮して、何らかの統計的決定を行うことであると解釈することができる。第3章の差分型線形フィルタの確率的能力評価、および第4章のRange Filterの確率的能力評価も上記の解釈にもとづいて行われたものである。

そこで、本章では、統計的2次元フィルタを少し一般的な形で整理し、差分型線形フィルタ、Range Filter、適合線形フィルタ、平均パターンマッチング用線形フィルタ、および2次フィルタ、分散フィルタ、K-Sフィルタなどの具体的なフィルタの間の関係について調べてみることにする。

まず、5.2では統計的2次元フィルタの一般的な考え方、および4種類の統計的決定方式について述べる。ここでは、点 (i, j) の近傍領域 $R_{KL}(i, j)$ 内の原パターン(あるいは標準パターン)の形をあらかじめ仮定する3つの方式(統計的決定方式(1)~(3)とよぶ)と、原パターンの形を仮定しない方式(統計的決定方式(4)とよぶ)を定義し、統計学の分野で用いられる各種の検定手順、あるいはそれらの変形、もしくは各種統計量にもとづく2次元フィルタを定義する。

次に、5.3では、5.2で定義した4種類の決定方式にもとづく2次元フィルタの実例について考察する。ここでは、第2章~第4章で述べた閾値フィルタ、平滑化線形フィルタ、差分型線形フィルタ、平滑化差分型線形フィルタ、Laplacian, Max-Filter, Min-Filter, Range Filter, Extended Max-Filter, Extended Min-Filter, Extended Range Filter, 文献(28)の平均パターンマッチングの線形フィルタ、文献(30)の2次フィルタ、

R_{KL} 内の濃度値の標本分散を出力とする分散フィルタ，文献(33)の *Kolmogorov-Smirnov Filter* などの具体的フィルタが4種類の統計的決定方式のいずれかから導き出される。

5.4では，統計的決定方式(3)にもとづく2次元フィルタについてやや詳しく検討し，その能力評価の方法について述べる。差分型線形フィルタは第3章で，また *Range Filter* は第4章で，すでに能力評価が行ってあるため，ここでは省略する。

最後に5.5で統計的決定方式から導かれる2次元フィルタの性質について，直観的方法によって導かれる2次元フィルタと比較しながら，一般的な形でまとめを行う。

5.2 2次元フィルタリングにおける統計的決定

議論を明確にするために，第2章で述べた2次元フィルタの定義に関する記号を再びここで整理しておく。

◦ 入力画像： $X = \{x_{ij}\} (1 \leq i \leq i_E, 1 \leq j \leq j_E)$

◦ 出力画像： $Y = \{y_{ij}\}$ (" ")

◦ 点 (i, j) の近傍領域 (式(2.2.2)で定義される $K \times L$ 個の点から構成される)： $R_{KL}(i, j)$

◦ X の， $R_{KL}(i, j)$ 内の部分画像： $X_{KL}(i, j)$

式(2.3.1)で定義したように，2次元フィルタ f の機能は入力画像 X の点 (i, j) の近傍領域 $R_{KL}(i, j)$ 内の部分画像 $X_{KL}(i, j)$ を用いて何らかの量 $f(X_{KL}(i, j))$ を計算し，これを出力画像 Y の点 (i, j) における値とするという操作を全画面 ($1 \leq i \leq i_E, 1 \leq j \leq j_E$ をみたすすべての (i, j) の組) について行うことである。

この2次元フィルタリングを統計的決定であると解釈できるのは，主として，入力画像中に次の2つの確率的要因が含まれているからである。

(a) ランダム雑音

(b) 図形の，位置による変化

まず，(a)は，入力画像中の各点が，何らかの形で伴っているランダムな雑音成分であり，場合に応じて種々の確率模型によって記述することができる。通常よく扱われるのは，各標本点間で確率的に独立な加法的ガウス雑音という確率模型であり，第3章の差分型線形フィルタおよび第4章の *Range Filter* の確率的な能力評価もこの確率模型に基いて行われたものであ

る。次に、(b)は入力図形の形および濃度値^{*}の、位置による変化を、確率的变化として解釈するものである。すなわち、式(2.3.1)で定義される2次元フィルタリングの操作を、各点について実行して行く場合を考えると、点 (i, j) の近傍領域 $R_{LK}(i, j)$ 内にあらわれる X の部分画像 $X_{KL}(i, j)$ の形や濃度値は、点 (i, j) の位置が移動するにつれて種々に変化する。このような変化は、(a)のランダム雑音による変化とは別に、どのような入力画像についても存在するものである(ただし、すべての点の濃度値が同一であるような入力画像の場合だけは除く)。

このようにして、部分画像 $X_{KL}(i, j)$ の集合を確率母集団とみなすことができ、 $X_{KL}(i, j)$ は、その $K \times L$ 個の成分が上記(a)および(b)の要因によって確率的に変化する $K \times L$ 次元のベクトルであるとみなすことができる。

このように解釈すれば、式(2.3.1)の $f(X_{KL}(i, j))$ は、 $X_{KL}(i, j)$ という標本から計算される統計量であるとみることができる。この統計量は、通常 $X_{KL}(i, j)$ に関する何らかの統計的決定(あるいは判定)を行うためのものであるから、本章ではフィルタ f のことを判定関数とよぶこともある。この統計量 $f(X_{KL}(i, j))$ にもとづく統計的決定は、フィルタ f の後に、閾値フィルタを続けて適用することによって実行されるのが普通である。従って、厳密にはフィルタ f の適用は、 f の後に適用される閾値フィルタリングと合わせたときに、 $X_{KL}(i, j)$ という標本に基く統計的決定であるとみることができる。第3章の差分型フィルタ、第4章のRangeフィルタの確率的な能力評価も閾値フィルタリングを伴うことを仮定して行われたものである。

ただし、非線形フィルタの中のあるもの(例えば、閾値フィルタ、論理フィルタ等)においては、 $f(X_{KL}(i, j))$ は $X_{KL}(i, j)$ から計算される統計量というよりはむしろ統計的決定の結果そのものであると解釈する方が自然である。

以下で、これらの考え方について、詳しく考察する。

* 正確には、2値図形はその形のみによって規定することができ、濃度値の情報は本質的なものではない(ただし、通常は0と1の2つの値が用いられることが多い)。これに対し、多値図形(濃淡図形)では、各点の濃度値が重要な情報を持ち、図形の形状(2値図形の形とは少し異なる意味をもつ)は、濃度値の分布状態によって規定される。

5.3 統計的決定方式の種類

5.3.1 統計的決定方式の分類

2次元フィルタリングにおける統計的決定方式は次の4種類に分けて考えることができる。

- (a) 厳密法
- (b) 近似法(i)
- (c) 近似法(ii)
- (d) 統計量法

まず、(a)は、 $R_{KL}(i, j)$ 内で生起するすべてのパターン、もしくはそれらの中の代表的なものを複数個あらかじめ想定しておき（これらを標準パターンとよぶ）、 $R_{KL}(i, j)$ 内のパターンの観測値から真のパターンは標準パターンのうちのどれであるかを判定する方式である。この方式はパターンの分類方法としては、考え方の上では基本的なものであり、特に、標準パターンとして、 $R_{KL}(i, j)$ 内で生起可能なすべてのパターンを想定しておくならば、理論的には最も厳密な分類方式であるといえる。しかし、後に述べるように、実用上は標準パターンの種類をあまり多くすることは困難である場合が多い（詳細は5.3.2参照）。

次に(b)は、 $R_{KL}(i, j)$ 内の標準パターンをあらかじめ比較的少数個の類に分け、 $R_{KL}(i, j)$ 内のパターンの観測値から、真のパターンは、上述のどの類に属するかを判定する方式である。この方式では、(a)よりはフィルタの設計が容易となる場合が多い（詳細は5.3.3参照）。

(c)は、(b)の方式において類の個数を2個に限定し、さらに、計算上の便宜から考案された種々の判定関数を使用する方式であり、フィルタの設計は(b)の場合よりもさらに容易となる（詳細は5.3.4参照）。

(d)は、(a)、(b)、(c)の方法とは少し異なる考え方に立つものであり、 $R_{KL}(i, j)$ 内の標本点の2次元配列順序の情報を使用せず、 $X_{KL}(i, j)$ を単に $K \times L$ 個の統計的標本とみなしてしまふ方法である。この方法からも、いくつかの実用的2次元フィルタが導出される。（どの方式の詳細は5.3.5参照）

さて、以下では(a)~(d)の方式について詳しく解説を行うが、最初に説明の都合上、まず以下のように記号を定めておく。

- ① x : 点 (i, j) の近傍領域 $R_{KL}(i, j)$ 内の入力画像の部分画像 $X_{KL}(i, j)$ の観測値を表現するための、 $K \times L$ 次元変数ベクトル、 x の各要素は、一般には連続値をとるものとする。
- ② n : $R_{KL}(i, j)$ 内に存在する雑音成分をあらわすための $K \times L$ 次元変数ベクトル、 n の各要素も一般には連続値をとるものとする。
- ③ a_m : $R_{KL}(i, j)$ 内で生起可能な原パターン (標準パターンとよぶ) のうち m 番目のものをあらわす $K \times L$ 次元ベクトル、 a_m の各成分も一般には連続値をとるものとする。
- ④ $\mathcal{A} = \{a_m; 1 \leq m \leq M\}$: すべての a_m の集合。 \mathcal{A} に属する M 種類の a_m の中のいずれか1つと、雑音 n との合成されたものが実際の観測値 x となる。
- ⑤ $C_k = \{a_m; n_{k-1} < m \leq n_k\}, (1 = n_0 < n_1 < \dots < n_{k-1} < n_k < \dots < n_N = M)$: $R_{KL}(i, j)$ 内で生起可能な原パターンの集合 \mathcal{A} を分割して得られる N 個の互いに排反な集合 (パターンの類とよぶ)。 k 番目の類 C_k は $(n_k - n_{k-1})$ 個のパターン $(a_{n_{k-1}+1}, \dots, a_{n_k})$ より成る。
- ⑥ $p(x)$: x の確率密度関数 (尤度)
- ⑦ $P(a_m)$: パターン a_m の生起する先験的確率
- ⑧ $P(C_k)$: 類 C_k の生起する確率
- ⑨ $p(x | a_m)$: パターン a_m によって条件づけられた x の確率密度関数 (条件付尤度)
- ⑩ $P(a_m | x)$: 観測パターン x によって条件づけられたパターン a_m の生起確率
- ⑪ $p(x | C_k)$: 真のパターンが類 C_k に属しているときの、観測パターン x の確率密度関数
- ⑫ $P(C_k | x)$: パターン x が観測されたとき、真のパターンが類 C_k に属している確率
- ⑬ r_{mn} : 真のパターンが a_m であるとき、これを誤って a_n と判定することに伴う損失 (あるいはコスト)。通常、 $r_{mm} = 0$ と考える。
- ⑭ δ_{kl} : 真のパターンが類 C_k に属しているとき、これを誤って類 C_l に属すると判定することに伴う損失 (あるいはコスト)。通常 $\delta_{kk} = 0$ と考える。
- ⑮ $P(C_k, x)$: C_k と x の同時生起確率
- ⑯ $P(a_m, x)$: a_m と x の同時生起確率
(ただし、厳密には $P(C_k, x), P(a_m, x)$ は *singular* な分布である)
- なお、 $P(a_m), P(C_k), p(x), p(x | a_m), p(x | C_k), P(a_m | x), P(C_k | x)$

$P(C_k, x)$, $P(\alpha_m, x)$ などの間には以下の関係が成立する。

$$P(C_k) = \sum_{m=n_{k-1}+1}^{n_k} P(\alpha_m) \quad (5.3.1)$$

$$P(C_k | x) = \sum_{m=n_{k-1}+1}^{n_k} P(\alpha_m | x) \quad (5.3.2)$$

$$P(C_k, x) = \sum_{m=n_{k-1}+1}^{n_k} P(\alpha_m, x) \quad (5.3.3)$$

$$P(\alpha_m, x) = p(x | \alpha_m) \cdot P(\alpha_m) \quad (5.3.4)$$

$$p(x_k | C_k) = \frac{P(C_k, x)}{P(C_k)} \quad (5.3.5)$$

$$= \frac{1}{P(C_k)} \cdot \sum_{m=n_{k-1}+1}^{n_k} P(\alpha_m, x) \quad (5.3.6)$$

$$= \frac{1}{P(C_k)} \cdot \sum_{m=n_{k-1}+1}^{n_k} p(x | \alpha_m) \cdot P(\alpha_m) \quad (5.3.7)$$

$$\frac{P(C_k | x)}{P(C_l | x)} = \frac{P(C_k, x)}{P(C_l, x)} \quad (5.3.8)$$

$$= \frac{P(C_k) \cdot p(x | C_k)}{P(C_l) \cdot p(x | C_l)} \quad (5.3.9)$$

$$\frac{P(\alpha_m | x)}{P(\alpha_n | x)} = \frac{P(\alpha_m, x)}{P(\alpha_n, x)} \quad (5.3.10)$$

$$= \frac{P(\alpha_m) \cdot p(x | \alpha_m)}{P(\alpha_n) \cdot p(x | \alpha_n)} \quad (5.3.11)$$

5.3.2 厳密法

$R_{KL}(i, j)$ 内の標準パターンをあらかじめ想定しておき, $R_{KL}(i, j)$ 内の観測パターン x から真のパターンは標準パターンの中のどれであるかを種々の統計的判定方法によって判定する。代表的な統計的判定方式としては以下のものがあげられる。

(i) ベイズ決定法

観測値 x が得られたとき、平均損失 $r_{av}(m)$

$$r_{av}(m) \triangleq \sum_{l=1}^M r_{ml} \cdot P(\alpha_l | x) \quad (5.3.12)$$

を最小にするような α_m が真のパターンであると決定する。

(ii) 最大事後確率法

観測値 x に対し、事後確率 $P(m)$

$$P(m) \triangleq P(\alpha_m | x) \quad (5.3.13)$$

が最大となるようなパターン α_m が真のパターンであると決定する。

(iii) ミニマックス法

観測値 x に対し、起こり得る最大の損失 $r_{max}(m)$

$$r_{max}(m) = \max_{1 \leq l \leq M} r_{ml} \cdot P(\alpha_l | x) \quad (5.3.14)$$

$(m \neq l)$

を最小にするようなパターン α_m が真のパターンであると決定する。

(iv) 最大尤度法

観測値 x に対する C_k による条件付きの尤度 $l(m)$

$$l(m) = P(x | \alpha_m) \quad (5.3.15)$$

が最大となるような α_m が真のパターンであると決定する。

このように、 M 種類の標準パターン $\alpha_1, \dots, \alpha_M$ を用意しておいて、観測値 x から、真のパターンが $\alpha_1, \dots, \alpha_M$ のいずれであるかを決定する方式は、原理的には最も基本的な分類方式である。

特に、標準パターンとして、 $R_{KL}(i, j)$ 内で生起し得るすべてのパターンを用意しておくならば、この方式は理論的には最も厳密な分類方式であるといえる。ただし、現実の問題としては、 $R_{KL}(i, j)$ 内で生起し得るすべてのパターンを標準パターン $\alpha_1, \dots, \alpha_M$ として用意することが困難である場合が多く、また、たとえそれが可能であったとしても、(i)~(iv)の決定を正しく行うことが非常に困難となる場合が多い。

その主な理由としては、原理的に生起可能な原パターンの種類は通常きわめて多いため、 R_{KL} 内の観測値 x だけを用いて正しく M 種の類に分けることが困難であることがあげられる。

従って、実用的な統計的決定方式では、 $R_{KL}(i, j)$ 内の標準パターンとして、生起し

得るすべてのパターンを想定することは行わず、代表的なパターンのみを比較的小数個選択し、それを標準パターンとして用いる場合が多い。

5.3.3 近似法 (I)

5.3.2の厳密法では、 $R_{KL}(i, j)$ 内の M 種類の標準パターン $\alpha_1, \dots, \alpha_m, \dots, \alpha_M$ を想定し、観測値 x の情報から、真のパターンは $\alpha_1, \dots, \alpha_M$ のいずれであるかを決定する方式をとった。これに対し、標準パターンの集合 $\mathcal{A} = \{ \alpha_1, \dots, \alpha_m, \dots, \alpha_M \}$ を比較的小数個の類 C_1, \dots, C_N に分けておき、観測値 x の情報から、真のパターンは C_1, \dots, C_N のいずれに属するかを決定する方式が考えられる。これを、近似法(I)とよぶ。

この方式においても、 $R_{KL}(i, j)$ 内で生起可能なすべてのパターンを標準パターンとして用意する場合と、比較的小数個の代表的なパターンを標準パターンとする場合とが考えられるが、実的には後者の方が有用であることが多い。

以下に、近似法(I)の具体的な決定方式を示す。

まず、生起可能な原パターンの集合を、次のように N 個の類 C_1, \dots, C_N に分けておく。

$$C_k = \{ \alpha_m ; n_{k-1} < m \leq n_k \} \quad (5.3.16)$$

$$(0 = n_0 < n_1 < \dots < n_N = M)$$

(i) ベイズ決定

観測値 x に対し、平均損失 $\delta_{av}(k)$

$$\delta_{av}(k) = \sum_{l=1}^N \delta_{kl} \cdot P(C_l | x) \quad (5.3.17)$$

を最小にするような類 C_k を選ぶ。

(ii) 最大事後確率法

観測値 x に対し、事後確率 $P(k)$

$$P(k) \triangleq P(C_k | x) \quad (5.3.18)$$

が最大となるような類 C_k を選ぶ。

(iii) ミニマックス法

観測値 x に対し、起こり得る最大の損失 $\delta_{max}(k)$

$$\delta_{max}(k) = \max_{\substack{1 \leq l \leq N \\ k \neq l}} \{ \delta_{kl} P(C_l | x) \} \quad (5.3.19)$$

が最小となるような類 C_k を選ぶ,

(V) 最大尤度法

観測値 X に対する C_k の条件つき尤度 $l(k)$

$$l(k) = p(X | C_k) \quad (5.3.20)$$

が最大となるような類 C_k を選ぶ,

ここで実用上の価値が特に大きい, $N=2$ の場合について考えてみよう, これは, $R_{KL}(i, j)$ 内の観測パターン X を調べることにより, 真のパターンは2つの類 C_1 と C_2 のいずれに属するかを判定することに相当する。

まず, 2つの類 C_1, C_2 に属するパターンの個数をそれぞれ M_1, M_2 とすると, 上に述べた4種類の決定方式(I)~(V)はそれぞれ次のようになる。

(i) ベイズ決定法

観測値 X に対し, 平均損失 $\delta_{av}(1), \delta_{av}(2)$

$$\left. \begin{aligned} \delta_{av}(1) &= \delta_{12} \cdot P(C_2 | X) \\ \delta_{av}(2) &= \delta_{21} \cdot P(C_1 | X) \end{aligned} \right\} \quad (5.3.21)$$

の小さい方の類が, 真の類であると決定する, これは以下の判定法に従うことと等価である。

$$\left. \begin{aligned} \delta_{12} \cdot P(C_2 | X) &\leq \delta_{21} \cdot P(C_1 | X) \Rightarrow C_1 \\ \delta_{12} \cdot P(C_2 | X) &> \delta_{21} \cdot P(C_1 | X) \Rightarrow C_2 \end{aligned} \right\} \quad (5.3.22)$$

すなわち, 次の判定関数 d_1 を用いて以下のように決定する。

$$\left. \begin{aligned} d_1 \triangleq \frac{P(C_1 | X)}{P(C_2 | X)} &\geq \frac{\delta_{12}}{\delta_{21}} \Rightarrow C_1 \\ &'' < \frac{\delta_{12}}{\delta_{21}} \Rightarrow C_2 \end{aligned} \right\} \quad (5.3.23)$$

(ii) 最大事後確率法

観測値 X に対し事後確率 $P(k) = P(C_k | X)$ が最大となるような類 C_k を真の類であると決定する, 従って以下のように判定すればよい。

$$\left. \begin{aligned} d_1 = \frac{P(C_1 | X)}{P(C_2 | X)} &\geq 1 \Rightarrow C_1 \\ &'' < 1 \Rightarrow C_2 \end{aligned} \right\} \quad (5.3.24)$$

(iii)' ミニマックス法

観測値 x に対し、起こり得る最大の損失 $\delta_{max}(k)$, ($k=1,2$) は、それぞれ次式で表わされる。

$$\begin{aligned} \delta_{max}(1) &= \delta_{12} P C_2 | x) \\ \delta_{max}(2) &= \delta_{21} P C_1 | x) \end{aligned} \quad (5.3.25)$$

これらは、ベイズ決定の場合の平均損失 $\delta_{av}(1)$, $\delta_{av}(2)$ と等しい(式(5.3.21)参照)。従ってこの場合の判定は式(5.3.22)あるいは式(5.3.23)に帰着される。

(iv)' 最大尤度法

観測値 x に対する尤度 $l(k) = p(x | C_k)$, ($k=1,2$) が最大となるような類 C_k を真の類であると決定する。従って、次の判定関数 d_2 を用いて以下のように判定すればよい。

$$d_2 \triangleq \left. \begin{aligned} \frac{p(x | C_1)}{p(x | C_2)} \geq 1 &\Rightarrow C_1 \\ &'' < 1 \Rightarrow C_2 \end{aligned} \right\} \quad (5.3.26)$$

さて、式(5.3.9)で $k=1$, $l=2$ とおけば、

$$\frac{P(C_1 | x)}{P(C_2 | x)} = \frac{P(C_1, x)}{P(C_2, x)} = \frac{P(C_1)}{P(C_2)} \cdot \frac{p(x | C_1)}{p(x | C_2)} \quad (5.3.27)$$

であるから、式(5.3.23)および式(5.3.26)より、次の関係式を得る。

$$d_1 = \frac{P(C_1)}{P(C_2)} \cdot d_2 \quad (5.3.28)$$

すなわち、判定関数 d_1 と d_2 は、単に定数倍の違いがあるだけである。従って、統計的決定方式(2)の $N=2$ の場合の判定法は、(i)~(iv)' のいずれの場合も次式の形に帰着される。

$$d_1 = \left. \begin{aligned} \frac{P(C_1 | x)}{P(C_2 | x)} \geq T &\Rightarrow C_1 \\ &< T \Rightarrow C_2 \end{aligned} \right\} \quad (5.3.29)$$

もしくは、

$$d_2 = \left. \begin{aligned} \frac{p(x | C_1)}{p(x | C_2)} \leq T' &\Rightarrow C_1 \\ &< T' \Rightarrow C_2 \end{aligned} \right\} \quad (5.3.29a)$$

ただし, T, T' は適当に決められた閾値である。

5.3.4 近似法 (ii)

5.3.2 と 5.3.3 で述べた厳密法および近似法(i)は統計的決定理論で用いられる方法をそのまま利用したものであるが, 実際に判定関数の値を計算することを考えると, 必ずしも使いやすい方式ではない。そこで, 計算上の便宜から考案された以下のような判定法を用いることがある。

まず, $R_{KL}(i, j)$ 内の M 個の標準パターン $\alpha_1, \dots, \alpha_M$ を次のように2つの類に分ける。

$$\left. \begin{aligned} C_1 &= \{ \alpha_1, \dots, \alpha_k, \dots, \alpha_{M_1} \} \\ C_2 &= \{ \alpha_{M_1+1}, \dots, \alpha_l, \dots, \alpha_{M_1+M_2} \} \\ M_1 + M_2 &= M \end{aligned} \right\} \quad (5.3.30)$$

そして, 以下の(i)~(viii)に示す判定関数 $d_3 \sim d_{14}$ のいずれか1つ (d^* とおく) を利用して次のように判定する。

$$\left. \begin{aligned} d^* \geq T^* &\Rightarrow C_1 \\ &< T^* &\Rightarrow C_2 \end{aligned} \right\} \quad (5.3.31)$$

ただし, T^* は適当な閾値である。

(i) 平均事後確率比

$$d_3 \triangleq \sum_{k,l} \frac{P(\alpha_k | x)}{P(\alpha_l | x)} \quad (5.3.32)$$

(ii) 平均尤度比

$$d_4 \triangleq \sum_{k,l} \frac{p(x | \alpha_k)}{p(x | \alpha_l)} \quad (5.3.33)$$

(iii) 平均対数事後確率比

$$d_5 \triangleq \sum_{k,l} \log \frac{p(\alpha_k | x)}{p(\alpha_l | x)} \quad (5.3.34)$$

(iv) 平均対数尤度比

$$d_6 \triangleq \sum_{k,l} \log \frac{P(x | \alpha_k)}{P(x | \alpha_l)} \quad (5.3.35)$$

(V) 最大事後確率比または最大対数事後確率比

$$\left. \begin{aligned} d_7 &\triangleq \max_{k,l} \frac{P(\alpha_k | x)}{P(\alpha_l | x)} \\ d_8 &\triangleq \max_{k,l} \log \frac{P(\alpha_k | x)}{P(\alpha_l | x)} \end{aligned} \right\} \quad (5.3.36)$$

(VI) 最大尤度比または最大対数尤度比

$$\left. \begin{aligned} d_9 &\triangleq \max_{k,l} \frac{p(x | \alpha_k)}{p(x | \alpha_l)} \\ d_{10} &\triangleq \max_{k,l} \log \frac{p(x | \alpha_k)}{p(x | \alpha_l)} \end{aligned} \right\} \quad (5.3.37)$$

(VII) 最小事後確率比または最小対数事後確率比

$$\left. \begin{aligned} d_{11} &\triangleq \min_{k,l} \frac{P(\alpha_k | x)}{P(\alpha_l | x)} \\ d_{12} &\triangleq \min_{k,l} \log \frac{P(\alpha_k | x)}{P(\alpha_l | x)} \end{aligned} \right\} \quad (5.3.38)$$

(VIII) 最小尤度比または最小対数尤度比

$$\left. \begin{aligned} d_{13} &\triangleq \min_{k,l} \frac{p(x | \alpha_k)}{p(x | \alpha_l)} \\ d_{14} &\triangleq \min_{k,l} \log \frac{p(x | \alpha_k)}{p(x | \alpha_l)} \end{aligned} \right\} \quad (5.3.39)$$

なお、事後確率比 $P(\alpha_k | x) / P(\alpha_l | x)$ と、尤度比 $p(x | \alpha_k) / p(x | \alpha_l)$ の関係は式 (5.3.11) で表わされている。

上記(i)~(VIII)の決定方式は、いずれもある α_k と α_l についての事後確率比 $P(\alpha_k | x) / P(\alpha_l | x)$ または尤度比 $p(x | \alpha_k) / p(x | \alpha_l)$ の、適当な k と l の組についての平均、または最大、あるいは最小を求めるものである。

まず(i)~(IV)は事後確率比または尤度比の平均を求めるものであり、定性的には、入力パターン x に関する何らかの特徴を、適当な (k, l) の組について平均したものであるといえる。なお、(III)と(V)では事後確率比または尤度比の対数をとってから平均をとっているが、これは計算上の便宜のためである。特に(V)の式 (5.3.35) は、 $p(x | \alpha_k)$ の関数型が正規分布密

度関数のように指数関数型をしている場合に好都合である。平均パターンマッチングの線形フィルタ⁽²⁸⁾ および 5.5 でのべる統計的 2 次フィルタ⁽³⁰⁾ は、式 (5.3.35) から導かれたものである。また、2 次フィルタの特殊な場合である分散フィルタや、第 3 章で述べた差分型線形フィルタも式 (5.3.35) から導かれるフィルタの特殊な場合であると解釈することができる。

次に、(V), (VI) は事後確率比または尤度比の最大値を出力とするものであり、定性的には入力パターン x に関する何らかの特徴が少しでも認められればこれを抽出する機能をもつ、第 4 章で述べた *Max. Filter*, *Range Filter*, および *Extended Range Filter* はこの方式にもとづくものであると解釈することができる。

最後に、(VII), (VIII) は、事後確率比または尤度比の最小値を出力とするものであり、定性的には、入力パターン x に関する何らかの特徴が十分確実に認められる場合にのみこれを抽出する機能をもっている。適当な (k, l) の組についての最小値をとるため、実用上意味のある判定関数を得るためには、標準パターン $\alpha_1, \dots, \alpha_M$ および、 (k, l) の組をかなり厳選しておく必要がある。

5.3.5 統計量法

5.3.2 ~ 5.3.4 の決定方式では、点 (i, j) の近傍領域 R_{KL} 内の入力パターンの観測値 x を、パターン濃度をあらわす $K \times L$ 次元ベクトルとして用いており、ここでは x の要素の配列順序自身の情報を判定のために利用している。

一方、これらの方式とはまったく異なり、 x を単に濃度値の集合とみなし、2 次元パターン上での配列順序は全く無視してしまう方式が考えられる。このような方式では x の要素 $(x_1, x_2, \dots, x_{KL})$ とかく) の値を KL 個の統計的標本とみなし、これから計算される各種の統計量をフィルタの出力値 y_{ij} とする。この種のフィルタでは x の 2 次元パターンとして配列順序を無視してしまうために R_{KL} の面積 $(K \times L)$ が大きい場合には出力パターンの解像力は低下するのが普通である(ただし、意識的にこの目的で用いる場合もある)、また、どのような統計量を用いるかによってフィルタの性質は異なる。

なお、この方式は (x_1, \dots, x_{KL}) から統計量を計算する際の方法によって次のように分類することができる。

(i) 1 標本式

(ii) 2 標本式

(iii) 多標本式

(i)は KL 個の標本 $(x_1, x_2, \dots, x_{KL})$ を一度に使用して一つの統計量を計算する方式であり, (ii), (iii)は $(x_1, x_2, \dots, x_{KL})$ を2つ又はそれ以上の部分に分けてから統計量を計算する方式である。従って, (i)では $R_{KL}(i, j)$ 内の標本点の配列順序の情報は全く使用されていないが, (ii)および(iii)ではその情報がある程度は利用していることになる。これらの具体例については, 次の5.4で述べる。

5.4 統計的2次元フィルタの具体例

本節では, 5.3.2~5.3.5で述べた4種類の統計的決定方式から導かれる2次元フィルタの具体例について考察する。

5.3.2~5.3.5の決定方式から実際の2次元フィルタを導くためには, 種々の先験的確率, 尤度, など(すなわち, $P(\alpha_m)$, $P(C_k)$, $P(\alpha_m | x)$, $P(C_k | x)$, $p(x | \alpha_m)$, $p(x | C_k)$ など)を具体的に決める必要がある。そのためには, 最初に仮定した R_{KL} 内の生起可能な原パターン α_m , ($1 \leq m \leq M$)およびその類 C_k ($1 \leq k \leq N$)さらに雑音成分についての具体的な値, 分布関数形, 分布のパラメータなどを定める必要がある。これらの決定は, 対象とするパターンの性質とフィルタリングの目的とを考慮して行われる。しかし, これらを定めたとしてもただちに具体的な2次元フィルタを導くことができると限らない。5.3.2~5.3.5で述べた決定方式は考え方の上では非常に柔軟性があり, 非常に複雑な場合まで想定することが可能ではあるが, 具体的に使いものになる2次元フィルタを導くためには, 通常は α_m, C_k , 雑音などの性質に関する仮定をかなり簡単化することが必要である。

このことを, 以下の具体例で示そう。

5.4.1 厳密法から導かれる2次元フィルタの例

5.3.2で述べた統計的決定方式(厳密法)では, 通常 $R_{KL}(i, j)$ の大きさ, すなわち $K \times L$ が大きくなると生起し得る標準パターンの種類が非常に多くなり, フィルタの設計が実質的に不可能となる場合が多い。そこで, ここでは点 (i, j) の近傍領域 $R_{KL}(i, j)$ の大きさが1行1列, すなわち, $R_{KL}(i, j) = \text{点}(i, j)$ の場合のみを例にとって考える

ことにしよう。

最初に入力パターン $X = \{ x_{ij} \}$ は、原パターン $A = \{ a_{ij} \}$ と、平均値が 0、分散 σ^2 の、標本点間で確率的に独立なガウス雑音から成るパターン $N = \{ n_{ij} \}$ との和で表わされるものとする。すなわち、

$$X = A + N$$

$$(x_{ij} = a_{ij} + n_{ij}) \quad (5.4.1)$$

ただし、

$$N \sim N(0, \sigma^2 I)$$

である (I は単位行列)

(a) A の各要素が値 0、または値 D のいずれかであると仮定した場合。

標準パターン α_i は 2 種類だけとなり、しかもその内容は点 (i, j) の濃度値で決まる。

$$\alpha_1 : \text{濃度値 } 0, \quad \alpha_2 : \text{濃度値 } D \quad (5.4.2)$$

この場合、 x は正規分布 $N(\mu_i, \sigma^2)$ 、 $\mu_i = 0$ または D 、に従うから、

$$p(x | \alpha_i) = \frac{1}{2\pi\sigma} \cdot \exp\left[-\frac{(x - \mu_i)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (i=1, 2) \quad (5.4.3)$$

$$\frac{P(\alpha_1 | x)}{P(\alpha_2 | x)} = \frac{P(\alpha_1, x)}{P(\alpha_2, x)} = \frac{p(x | \alpha_1) \cdot P(\alpha_1)}{p(x | \alpha_2) \cdot P(\alpha_2)} \quad (5.4.4)$$

従って、(5.3.12) ~ (5.3.15) による決定は、いずれも

$$\frac{p(x | \alpha_1)}{p(x | \alpha_2)} = \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \left\{ (x - \mu_1)^2 - (x - \mu_2)^2 \right\}\right]$$

$$= \exp\left[-\frac{D^2}{\sigma^2}\right] \cdot \exp\left[-\frac{2D}{\sigma^2} \cdot x\right] \quad (5.4.5)$$

なる判定関数による判定に帰着され、各決定方式の違いは判定関数に対する閾値の違いに帰着される。さらに、式 (5.4.5) の自然対数をとれば、等価な判定法として

$$\left. \begin{aligned} x \geq T &\Rightarrow \alpha_1 \\ x < T &\Rightarrow \alpha_2 \end{aligned} \right\} \quad (5.4.6)$$

を得る。ただし、 T は適当な閾値である。

このようにして得られるフィルタは第 2 章で定義した閾値フィルタ $\mathcal{F}_{B_1}(T)$ あるいは $\mathcal{F}_{C_1}(T)$ に他ならない。

(b) Aの各要素が3種以上の離散的な値 $\{D_1 < D_2 < \dots < D_M; M \geq 3\}$ をとると仮定した場合

$$\left. \begin{aligned} \alpha_i : \text{濃度値 } D_i, 1 \leq i \leq M \\ p(x | \alpha_i) = \frac{1}{2\pi\sigma} \exp\left[-\frac{(x-D_i)^2}{2\sigma^2}\right] \end{aligned} \right\} \quad (5.4.7)$$

$$\left. \begin{aligned} p(x | \alpha_i) = \frac{1}{2\pi\sigma} \exp\left[-\frac{(x-D_i)^2}{2\sigma^2}\right] \end{aligned} \right\} \quad (5.4.8)$$

となり、一般には $P(\alpha_i | x)$ を求めることが簡単でないため、式(5.3.12)~式(5.3.14)の決定方式は使いにくい。ただし、式(5.3.15)の決定方式は式(5.4.8)を用いて実行することができ、その結果、次のような多段階閾値フィルタを得る。

$$\left. \begin{aligned} 2x < D_1 + D_2 &\Rightarrow \alpha_1 \\ D_{i-1} + D_i \leq 2x < D_i + D_{i+1} &\Rightarrow \alpha_i \quad (2 \leq i \leq M-1) \\ D_{M-1} + D_M \leq 2x &\Rightarrow \alpha_M \end{aligned} \right\} \quad (5.4.9)$$

このような判定法が導かれることは図5.1より明らかであろう。

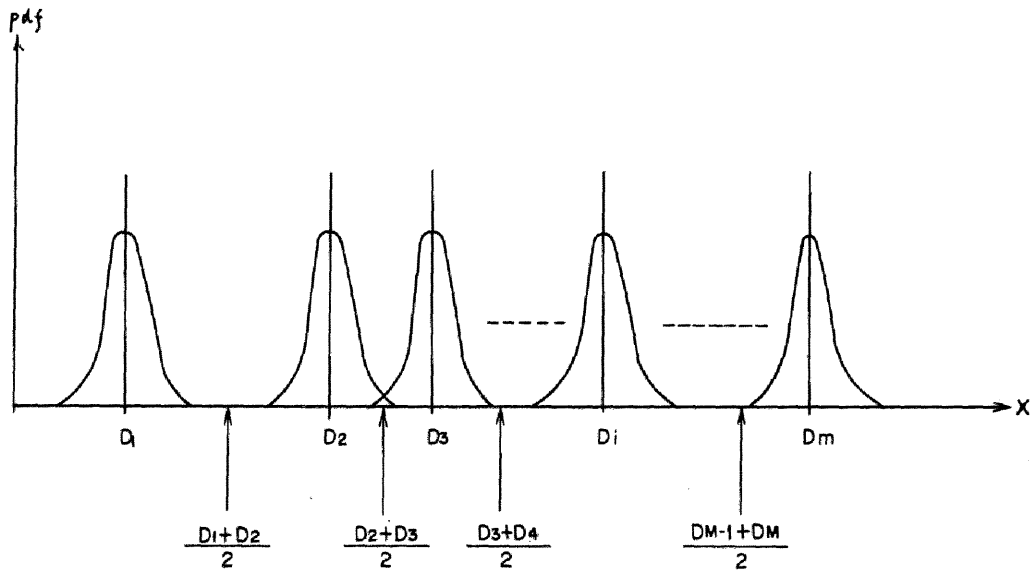


Fig.5.1 Illustration for multi-level threshold filter

図 5.1 多段階閾値フィルタ導出の説明図

なお、点 (i, j) の近傍領域 $R_{KL}(i, j)$ 内の点の個数が増加すると、一般には α_i の種類も非常に多くなり、5.3.2の厳密法にもとづく2次元フィルタの導出はきわめて複雑となる。そのような2次元フィルタは、むしろ個々の問題向きに専用の設計を行うべき

であると思われるため、ここでは省略する。

5.4.2 近似法(i)より導かれる2次元フィルタの例

先にも述べたように、原パターン α_i あるいは類 C_K および雑音をどのように定義するかによって、得られる2次元フィルタの形は異ってくる。

α_i は、一般には、形の情報と濃度値の情報を同時に含む2次元配列であるため、その定義方法にはきわめて多くのものが考えられる。代表的なものとしては、次の方式が考えられる。

- ① α_i の形、濃度値とも固定
- ② α_i の形のみ固定
- ③ α_i の濃度値のみ固定
- ④ α_i の形、濃度値とも固定はしないが、いずれにもある制約を加える。

5.4.1の例は、①の特殊な場合であると考えることができる。ここでは②の簡単な場合を考えてみよう。

まず、入力パターン X は5.4.1の場合と同じく、原パターン A と加法的ガウス雑音 N を用いて式(5.4.1)によって表現されるものとする。

$K=L=1$ の場合を考えることとし、類は C_1 と C_2 の2つのみとする。そして、類 C_1 の標準パターン α_1 の濃度 D_1 は、正規分布 $N(\mu_1, \sigma_1^2)$ に従い、類 C_2 の標準パターン α_2 の濃度 D_2 は、正規分布 $N(\mu_2, \sigma_2^2)$ に従うとする、このとき、

$$p(D_1 | C_1) = \frac{1}{2\pi \cdot \sigma_1} \cdot \exp \left[-\frac{(D_1 - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2} \right] \quad (5.4.10)$$

$$p(D_2 | C_2) = \frac{1}{2\pi \cdot \sigma_2} \cdot \exp \left[-\frac{(D_2 - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2} \right] \quad (5.4.11)$$

さらに、 x を観測値とすれば、次式が成立する。

$$p(x | C_1, D_1) = \frac{1}{2\pi \cdot \sigma} \exp \left[-\frac{(x - D_1)^2}{2\sigma^2} \right] \quad (5.4.12)$$

$$p(x | C_2, D_2) = \frac{1}{2\pi \cdot \sigma} \exp \left[-\frac{(x - D_2)^2}{2\sigma^2} \right] \quad (5.4.13)$$

$$\circ \quad p(x | C_1) = \int_{-\infty}^{\infty} p(x | C_1, D_1) p(D_1 | C_1) dD_1 \quad (5.4.14)$$

$$\circ \quad p(x | C_2) = \int_{-\infty}^{\infty} p(x | C_2, D_2) p(D_2 | C_2) dD_2 \quad (5.4.15)$$

これらから、尤度比 d_2

$$d_2 = \frac{p(x | C_1)}{p(x | C_2)} \quad (5.4.16)$$

を求めることができ、式(5.3.29a)に従って判定を行うことができる。

5.4.3 近似法(ii)より導かれる2次元フィルタの例

R_{KL} 内の濃度実現値 x は、原パターン α_m と雑音 n との和であらわされるものとし、 n は平均値ベクトル 0 、共分散行列 Σ の KL 次元正規分布に従うものとする。また、原パターンの集合 $\{\alpha_m, 1 \leq m \leq M\}$ の形については既知であると仮定し、(A) α_m の濃度値も既知である場合、および、(B) α_m の濃度値が未知であり、そのあいまいさの程度をあらわす変数 K が正規分布 $N(\mu_K, \sigma_K^2)$ に従う場合、とに分けて考察を行う。

(A) $\{\alpha_m, 1 \leq m \leq M\}$ の濃度値が既知の場合

(i) 判定関数の導出

α_m の濃度値をあらわす KL 次元ベクトルを $\mu_m, (1 \leq m \leq M)$ 、とすれば、

$$p(x | \alpha_m) = \frac{1}{(2\pi)^{KL} |\Sigma|} \cdot \exp \left[-\frac{1}{2} (x - \mu_m)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_m) \right] \quad (5.4.17)$$

$$p(x | \alpha_l) = \frac{1}{(2\pi)^{KL} |\Sigma|} \cdot \exp \left[-\frac{1}{2} (x - \mu_l)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_l) \right] \quad (5.4.18)$$

であるから、尤度比 l_{ml} および対数尤度比 l_{ml}' は、

$$l_{ml} = \frac{p(x | \alpha_m)}{p(x | \alpha_l)} = \exp \left[(\mu_m - \mu_l)^T \Sigma^{-1} x - \frac{1}{2} (\mu_m - \mu_l)^T \Sigma^{-1} (\mu_m - \mu_l) \right] \quad (5.4.19)$$

$$l_{ml}' = \log l_{ml} = (\mu_m - \mu_l)^T \Sigma^{-1} x - \frac{1}{2} (\mu_m - \mu_l)^T \Sigma^{-1} (\mu_m - \mu_l) \quad (5.4.20)$$

となる(ここで、 T は転置をあらわす)。

ここで、式(5.4.20)の右辺第1項のみに着目すると、

$$l''_{ml} \triangleq (\mu_m - \mu_l)^T \cdot \Sigma^{-1} \cdot x \quad (5.4.21)$$

なる線形判定関数を得る。特に、 $\Sigma = I$ (単位行列)の場合には、式(5.4.21)は次式に帰着される。

$$l'''_{ml} = (\mu_m - \mu_l)^T \cdot x \quad (5.4.22)$$

なお、事後確率比および対数事後確率比は、式(5.3.11)よりそれぞれ次のように求められる。

$$\frac{P(\alpha_m | x)}{P(\alpha_l | x)} = \frac{P(\alpha_m)}{P(\alpha_l)} \cdot l_{ml} \quad (5.4.23)$$

$$\log \frac{P(\alpha_m | x)}{P(\alpha_l | x)} = l_{ml}' + \log \frac{P(\alpha_m)}{P(\alpha_l)} \quad (5.4.24)$$

従って、式(5.4.19)~(5.4.24)を、5.3.4で述べた(i)~(viii)の方式(式(5.3.32)~式(5.3.39))に代入すれば、近似法(iii)にもとづく各種の2次元フィルタが導出される。

(ii) 具体例

標準パターン $\{\alpha_m, 1 \leq m \leq M\}$ の濃度値が既知の場合の、近似法(iii)にもとづくフィルタの一例として、式(5.4.22)を、式(5.3.35)に代入すると、

$$d_0 = \sum_{m,l} (\mu_m - \mu_l)^T \cdot x \quad (5.4.25)$$

なるきわめて簡単な線形フィルタが得られる。このフィルタだけを例にとっても以下に示すような種々の解釈が可能である。

(a) 平均パターンとのマッチングの差分

式(5.4.25)は次のようにかくこともできる。

$$d_0 = \overline{\mu_1}^T \cdot x - \overline{\mu_2}^T \cdot x \quad (5.4.26)$$

$$\overline{\mu_1} \triangleq \sum_m \mu_m, \quad \overline{\mu_2} \triangleq \sum_l \mu_l \quad (5.4.27)$$

式(5.4.27)で定義される $\overline{\mu_1}$ 、 $\overline{\mu_2}$ は、それぞれ類 C_1 、 C_2 に属するパターンの平均をとったもの(平均パターンとよぶ)であり、式(5.4.26)から知られるように

d_0 は各種の平均パターンと観測値 x との内積の差であるから、これを平均パターンマッチング差分型線形フィルタ (*Averaged Pattern Matching Difference Linear Filter — APM.DLF*) とよぶ。

(b) 平均パターンとのマッチング

式 (5.4.26) で $\overline{\mu}_2 = \mathbf{0}$ (0ベクトル) とおけば、

$$d'_0 = \overline{\mu}_1^T \cdot x \quad (5.4.28)$$

となる。これを平均パターンマッチング線形フィルタ (*Averaged Pattern Matching Linear Filter — APM.LF*) とよぶ。文献 (28) の線形フィルタはこの *APM.LF* の代表的な一例である。

なお、数式の上では、式 (5.4.25) で $\overline{\mu}_1 - \overline{\mu}_2$ を新しく $\overline{\mu}_1$ とおきかえることによっても式 (5.4.28) を得ることができるが、類 C_1 , C_2 との対応づけからすれば、上記のように、類 C_2 の平均パターン μ_2 が $\mathbf{0}$ であると解釈する方が自然であるかもしれない。

(c) 適合差分型線形フィルタ

式 (5.4.25) で、ただ1組の a_m と a_l を考えると、

$$d''_0 = (\mu_m - \mu_l)^T \cdot x = \mu_m^T \cdot x - \mu_l^T \cdot x \quad (5.4.29)$$

なる線形フィルタを得る。これを適合差分型線形フィルタ (*Matched Difference Linear Filter — M.DLF*) とよぶ。なお、数式の上では、式 (5.4.29) は、式 (5.4.26) で $\overline{\mu}_1 = \mu_m$, $\overline{\mu}_2 = \mu_l$ とおくことによっても導くことができる。

(d) 適合線形フィルタ

式 (5.4.29) で $\mu_l = \mathbf{0}$ とおけば、次の線形フィルタを得る。

$$d'''_0 = \mu_m^T \cdot x \quad (5.4.30)$$

これは類 C_1 に属する特定の原パターン a_m とのマッチングであり、このフィルタを適合線形フィルタ (*Matched Linear Filter — M.LF*) とよぶ。

第7章の胸部X線写真の自動読影システム *AISCR-V2* において、肋骨像の識別に用いられている準適合線形フィルタ (*QMLF*) は、上記の *M.LF* または *M.DLF* の一種であるとみなすことができる。

上記(a)~(d)の解釈以外にも、式(5.4.25)をそのままパターン $(\mu_m - \mu_l)$ と x とのマッチングの平均であるとみるなど、各種の解釈が可能である。しかし、いずれにせよ、それらはすべて第2章の(2.4.1)で定義した線形フィルタの演算に帰着され、それぞれ1つの重み関数で表現される。

次に、式(5.4.19)を式(5.3.37)または式(5.3.39)に代入する場合を考えてみよう。式(5.4.19)自身1つの線形フィルタをあらわすから、得られるフィルタは第4章で述べた *Max. Filter*, *Min Filter*, *Range Filter*, および *Extended Max. Filter*, *Extended Min. Filter*, *Extended Range Filter* のいずれかに帰着される。これらのフィルタは、今後きわめて有用なものになると思われるが、詳細は今後の検討にゆずる。

(B) $\{a_m, 1 \leq m \leq M\}$ の濃度値が未知の場合。

R_{KL} 内における標準パターン a_m が次の形で表わされるものとする。

$$a_m: \text{濃度値ベクトル } K \cdot \beta_m \quad (5.4.31)$$

ただし、 K は原パターンの濃度の変動をあらわす変数であり、正規分布 $N(\mu_K, \sigma_K^2)$ に従うものとする。ここで、 μ_K, σ_K の値は既知であるとする。

また、 β_m は a_m を $1/K$ 倍したものであり、その要素は任意のスカラー量が許される。このとき、

$$p(K) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma_K} \exp \left[-\frac{1}{2\sigma_K^2} (K - \mu_K)^2 \right] \quad (5.4.32)$$

$$p(x | a_m, K) = \left\{ (2\pi)^{KL} \cdot |\Sigma| \right\}^{-\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x - K\beta_m)^T \Sigma^{-1} (x - K\beta_m) \right] \quad (5.4.33)$$

であるから、

$$\begin{aligned} p(x | a_m) &= \int_{-\infty}^{\infty} p(x | a_m, K) dK \\ &= \left\{ (2\pi)^N \cdot |\Sigma| \right\}^{-\frac{1}{2}} \cdot \frac{1}{\sigma_K \sqrt{a_m}} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(c - \frac{b^2}{a_m} \right) \right] \quad (5.4.34) \end{aligned}$$

を得る。ただし、ここで、

$$a_m \triangleq \beta_m^T \Sigma^{-1} \beta_m + \frac{1}{\sigma_K^2} \quad (5.4.35)$$

$$b_m \triangleq \beta_m^T \cdot \Sigma^{-1} \cdot x + \frac{\mu_K}{\sigma_K^2} \quad (5.4.36)$$

$$c \triangleq x \cdot \Sigma \cdot x + \frac{\mu_K}{\sigma_K^2} \quad (5.4.37)$$

である。これから、尤度比 q_{ml} および対数尤度比 q_{ml}' を計算すると、

$$\begin{aligned} q_{ml} &= \frac{p(x | \alpha_m)}{p(x | \alpha_l)} = \sqrt{\frac{a_l}{a_m}} \cdot \exp \left[\frac{1}{2} \left(\frac{b_m^2}{a_m} - \frac{b_l^2}{a_l} \right) \right] \\ &= \sqrt{\frac{\beta_l^T \Sigma^{-1} \beta_l + \frac{1}{\sigma_K^2}}{\beta_m^T \Sigma^{-1} \beta_m + \frac{1}{\sigma_K^2}}} \cdot \exp \left[\frac{1}{2} \left\{ \frac{\left(\beta_m^T \Sigma^{-1} x + \frac{\mu_K}{\sigma_K^2} \right)^2}{\beta_m^T \Sigma^{-1} \beta_m + \frac{1}{\sigma_K^2}} - \frac{\left(\beta_l^T \Sigma^{-1} x + \frac{\mu_K}{\sigma_K^2} \right)^2}{\beta_l^T \Sigma^{-1} \beta_l + \frac{1}{\sigma_K^2}} \right\} \right] \end{aligned} \quad (5.4.38)$$

$$\begin{aligned} q_{ml}' &= \log \frac{p(x | \alpha_m)}{p(x | \alpha_l)} = \frac{1}{2} \left[\frac{b_m^2}{a_m} - \frac{b_l^2}{a_l} + \log \frac{a_l}{a_m} \right] \\ &= \frac{1}{2} \left[\frac{\left(\beta_m^T \Sigma^{-1} x + \frac{\mu_K}{\sigma_K^2} \right)^2}{\beta_m^T \Sigma^{-1} \beta_m + \frac{1}{\sigma_K^2}} - \frac{\left(\beta_l^T \Sigma^{-1} x + \frac{\mu_K}{\sigma_K^2} \right)^2}{\beta_l^T \Sigma^{-1} \beta_l + \frac{1}{\sigma_K^2}} + \log \frac{\beta_l^T \Sigma^{-1} \beta_l + \frac{1}{\sigma_K^2}}{\beta_m^T \Sigma^{-1} \beta_m + \frac{1}{\sigma_K^2}} \right] \end{aligned} \quad (5.4.39)$$

特に $\Sigma = I$ の場合には、

$$\frac{p(x | \alpha_m)}{p(x | \alpha_l)} = \sqrt{\frac{\beta_l^T \cdot \beta_l + \frac{1}{\sigma_K^2}}{\beta_m^T \cdot \beta_m + \frac{1}{\sigma_K^2}}} \exp \left[\frac{1}{2} \left\{ \frac{\left(\beta_m^T \cdot x + \frac{\mu_K}{\sigma_K^2} \right)^2}{\beta_m^T \cdot \beta_m + \frac{1}{\sigma_K^2}} - \frac{\left(\beta_l^T \cdot x + \frac{\mu_K}{\sigma_K^2} \right)^2}{\beta_l^T \cdot \beta_l + \frac{1}{\sigma_K^2}} \right\} \right] \quad (5.4.40)$$

$$\frac{\log p(x | \alpha_m)}{\log p(x | \alpha_l)} = \frac{1}{2} \left[\frac{\left(\beta_m^T x + \frac{\mu_K}{\sigma_K^2} \right)^2}{\beta_m^T \cdot \beta_m + \frac{1}{\sigma_K^2}} - \frac{\left(\beta_l^T x + \frac{\mu_K}{\sigma_K^2} \right)^2}{\beta_l^T \cdot \beta_l + \frac{1}{\sigma_K^2}} + \log \frac{\beta_l^T \cdot \beta_l + \frac{1}{\sigma_K^2}}{\beta_m^T \cdot \beta_m + \frac{1}{\sigma_K^2}} \right] \quad (5.4.41)$$

式(5.4.38)~式(5.4.41)を式(5.3.32)~式(5.3.39)に代入することにより、 α_m の濃度値が既知でなく、そのあいまいさの程度が正規分布 $N(\mu_K, \sigma_K^2)$ で表現されると仮定した場合の、近似法(iii)にもとづく各種の2次元フィルタが導出される。

例えば、式(5.4.39)を式(5.3.35)に代入することにより、

$$Q = \sum_{(i,j)} \left[\frac{\left(\beta_i^{T-1} \sum x + \frac{\mu_K}{\sigma_K^2} \right)^2}{\beta_i^T \sum \beta_i + \frac{1}{\sigma_K^2}} - \frac{\left(\beta_j^T \sum x + \frac{\mu_K}{\sigma_K^2} \right)^2}{\beta_j \sum \beta_j + \frac{1}{\sigma_K^2}} + \log \frac{\beta_j^{T-1} \beta_j + \frac{1}{\sigma_K^2}}{\beta_i^{T-1} \beta_i + \frac{1}{\sigma_K^2}} \right] \quad (5.4.42)$$

なる2次フィルタが得られる。文献(30)の2次フィルタはこのフィルタの一例であり、5.5でやや詳しく述べる。また、標本分散を用いる分散フィルタもこのフィルタの一例とみなすことができる。

5.4.4 統計量法より導かれる2次元フィルタの例

5.3.5で述べた統計的決定方式(統計量法)から導かれる2次元フィルタの例について考えてみよう。

(A) 1標本型

$R_{KL}(i, j)$ 内の濃度観測値を1つの確率母集団からの標本と考えると統計量の計算を行う1標本型のフィルタの例としては次のものがあげられる。

(i) 一様平滑化線形フィルタ(Uniformly Smoothing Linear Filter — USLF)

第3章で定義したUSLF $\omega\{K, L\}$ は、 R_{KL} 内の濃度値 x_1, \dots, x_{KL} の標本平均 \bar{x}

$$\bar{x} = \frac{1}{K \cdot L} \cdot \sum_{i=1}^{KL} x_i \quad (5.4.43)$$

を出力 y_{ij} とするフィルタであると考えることができる。

(ii) Max. Filter (MaxF), Min. Filter (MinF).

および Range Filter (RF)

第4章で述べたように、MaxF, MinF, RFはそれぞれ、 x, \dots, x_{KL} の最大値 x_{max} , 最小値 x_{min} , および標本範囲(sample range) x_{range} を出力とするフィルタであると考えられる。ここで、

$$x_{max} \triangleq \max (x_1, x_2, \dots, x_{KL}) \quad (5.4.44)$$

$$x_{min} \triangleq \min (x_1, x_2, \dots, x_{KL}) \quad (5.4.45)$$

$$x_{range} \triangleq x_{max} - x_{min} \quad (5.4.46)$$

ただし, $Max F$, $Min F$, RF は, 5.3.4 の近似法(iii)による解釈も可能であることに注意する必要がある。

(iii) 分散フィルタ, 標準偏差フィルタ

x_1, x_2, \dots, x_{KL} の標本分散 V ,

$$V = \frac{1}{KL} \sum_{i=1}^{KL} (x_i - \bar{x})^2 \quad (\bar{x} \text{ は式 (5.4.43)}) \quad (5.4.47)$$

を出力とするフィルタを分散フィルタ (*Variance Filter - VF*) とよび $v(K, L)$ で表わす。標準偏差 $\sigma = \sqrt{V}$ を出力とする標準偏差フィルタ $\sigma(K, L)$ (*Standard deviation Filter, or Sigma Filter - SF*) も本質的には同じである。ただし, VF は単なる 2 次フィルタであるのに対し, SF ではその平均根をとっているため出力パターンを有限の濃度レベルで表示した場合の画質は異なる場合がある。

(iv) 1 標本 $K-S$ フィルタ, 1 標本 $C-M$ フィルタ,

点 (i, j) の近傍領域 $R_{KL}(i, j)$ 内の濃度値の分散関数 $F(x)$ をあらかじめ仮定しておき, x_1, \dots, x_{KL} を大きさの順に並べかえて得られる順序統計量から得られる *Kolmogorov - Smirnov* 統計量 ($K-S$ 統計量) S_{K-S} あるいは *Cramer von Mises* 統計量 ($C-M$ 統計量) S_{C-M} を出力とするフィルタをそれぞれ, 1 標本 $K-S$ フィルタ, 1 標本 $C-M$ フィルタとよぶ。ただし, S_{K-S}, S_{C-M} は, 標本 x_1, \dots, x_{KL} から計算される経験分布関数 (*empirical cumulative distribution function*) を $F_e(x)$ としたとき, それぞれ次式で与えられる統計量である。

$$S_{K-S} = \sup_{-\infty < x < \infty} |F(x) - F_e(x)| \quad (5.4.48)$$

$$S_{C-M} = \int_{-\infty}^{\infty} (F(x) - F_e(x))^2 dx \quad (5.4.49)$$

これらの統計量は, いずれも, 標本 x_1, \dots, x_{KL} から推定される母集団の分布関数 $F_e(x)$ が, 最初の仮定した分布関数 $F(x)$ とどの程度異なるかを表わしている。また, 同様の統計量を, 2 組の標本を用いて計算する方式も考えられるが, これは (ii) で述べる 2 標本

K-Sフィルタまたは2標本C-Mフィルタとなる。

(V) 閾値推定フィルタ

C. K. Chow & T. Kaneko⁽⁴⁵⁾ は、基本的濃度レベルの変動を有する画像に対する最適な閾値操作を行うために、小領域内の濃度値の度数分布を求め、それを2つの正規分布の混合分布で近似することによって、部分毎に最適な閾値を決定する方法を用いた。これは一種の閾値推定フィルタとみることができる。このフィルタは位置により構造可変なフィルタPVFの1例でもある。ただし、文献(45)では、計算時間の節約のため、画面上の全標本点について閾値を求めることは行っていない。

(B) 2標本型および多標本型

点 (i, j) の近傍領域 $R_{KL}(i, j)$ を2個あるいはそれ以上の小領域に分割し(ただしそれらの小領域は必ずしも排反である必要はない), $R_{KL}(i, j)$ 内の濃度観測値を2個あるいはそれ以上の確率母集団からの標本とみなして統計量の計算を行う2標本型あるいは多標本型のフィルタの例としては次のものがあげられる。

(i) 平滑化1階差分型線形フィルタ(SDLF1)

平面上に、距離 d をもって置かれた2つの小領域 $R_{KL}^{(1)}$ と $R_{KL}^{(2)}$ における濃度値の標本平均の差 D_1

$$D_1 = \bar{x}^{(1)} - \bar{x}^{(2)}$$

ただし、

$$\bar{x}^{(1)} = \frac{1}{KL} \sum_{i=1}^{KL} x_i^{(1)}, \quad \bar{x}^{(2)} = \frac{1}{KL} \sum_{i=1}^{KL} x_i^{(2)}$$

(5.4.50)

を出力とする2次元フィルタは、第3章で定義した平滑化1階差分型線形フィルタ(SSDLF1)である。

(ii) 平滑化2階差分型線形フィルタ(SDLF2)

同一直線上に、互いにある間隔 d をもって置かれた3つの小領域 $R_{KL}^{(1)}, R_{KL}^{(2)}, R_{KL}^{(3)}$ における濃度値の標本平均 $\bar{x}^{(1)}, \bar{x}^{(2)}, \bar{x}^{(3)}$

$$\bar{x}^{(i)} = \frac{1}{KL} \sum_{j=1}^{KL} x_j^{(i)} \quad (i=1, 2, 3) \quad (5.4.51)$$

を用いて、

$$D_2 = \bar{x}^{(1)} - 2\bar{x}^{(2)} + \bar{x}^{(3)} \quad (5.4.52)$$

を出力とするフィルタは、第3章で定義した平滑化2階差分型線形フィルタ(SDLF2)である。

(iii) *Extended Range Filter (Ex. RF)* の例

— 方向性を有する *Range Filter* —

第4章でふれたように、*Range Filter*は本来は方向性をもたないフィルタであるが、たとえば $R_{KL}^{(1)}$ 内における標本最大値と、 $R_{KL}^{(2)}$ 内における標本最小値との差を出力とするフィルタを考えれば、これは *Ex. RF* の一例であり方向性を有することがわかる。

(iv) 2標本 $K-S$ フィルタ, 2標本 $C-M$ フィルタ

$x_1^{(1)}, \dots, x_{KL}^{(1)}$ から推定される経験分布関数を $F^{(1)}(x)$, $x_1^{(2)}, \dots, x_{KL}^{(2)}$ から推定される経験分布関数を $F^{(2)}(x)$ としたときの $K-S$ 統計量, あるいは $C-M$ 統計量,

$$D_{K-S} \cong \sup_{-\infty < x < \infty} |F^{(1)}(x) - F^{(2)}(x)| \quad (5.4.53)$$

$$D_{C-V} \cong \int_{-\infty}^{\infty} (F^{(1)}(x) - F^{(2)}(x))^2 dx \quad (5.4.54)$$

を出力とするフィルタを2標本 $K-S$ フィルタ, および2標本 $C-V$ フィルタとよぶ。文献(33)には、この型の $K-S$ フィルタおよび $C-V$ フィルタの性質について詳しい検討がなされている。

5.5 平均対数尤度比検定から導かれる2次フィルタとその能力評価の方法

5.3で述べたように4種類の統計的決定方式から導かれる2次元フィルタの種類は5.4に例を示したように非常に多い。その中でも特に重要な差分型線形フィルタおよび *Range Filter* についてはそれぞれ第3章と第4章で詳しい検討を行い、確率的な能力評価を行った。そこで、本節では、5.3.4で述べた近似法(ii)の一種類である式(5.4.42)の2次フィルタ(*Quadratic Filter - QF*)についてやや詳しく考察する。

5.5.1 2次フィルタの導出

式(5.4.42)で $\beta_l = \mathbf{0}$ (0ベクトル), $S = I$ とおき, さらに, 実用上許される範囲で解析を簡単化するために $\beta_m^T \cdot \beta_m$ は m に関係しないものと仮定をおいた上で, 入力パターン x に関係する項のみに着目すれば, これと等価なフィルタとして,

$$\Psi_{II}(S) \triangleq \sum_{m=1}^M (Z_m + S)^2 \quad (5.5.1)$$

が得られる。ただし,

$$\left. \begin{aligned} Z &= \beta_m^T \cdot x \\ x &= R_{KL}(i, j) \text{ 内の観測パターン,} \end{aligned} \right\} \quad (5.5.2)$$

$$S \triangleq \frac{\mu_K}{\sigma_K^2} \quad (5.5.3)$$

である。さらに, β_m を第 m 列にもつ N 行 M 列の行列を Δ^T とおけば, Z_m を第 m 成分とする M 次元ベクトル Z は, 入力パターン x を線形変換 Δ によって M 次元空間へ写像したものであると考えることができるから, $\Psi_{II}(S)$ は次のように表わすこともできる。

$$\Psi_{II}(S) = (Z + SE)^T \cdot (Z + SE) \quad (5.5.4)$$

$$Z \triangleq \Delta^T \cdot x \quad (5.5.5)$$

ただし, E は全成分が1の M 次元ベクトルである。一方, 平均パターンマッチング線形フィルタ φ_I (式(5.4.28)参照)は, 上記の記号を用いれば

$$\varphi_I \triangleq Z^T \cdot E \quad (5.5.6)$$

の形に書かれる。従って, $\Psi_{II}(S)$ は,

$$\begin{aligned} \Psi_{II}(S) &= Z^T \cdot Z + 2S \cdot Z^T \cdot E + M \cdot S^2 \\ &\triangleq \varphi_{II} + 2S \cdot \varphi_I + MS^2 \end{aligned} \quad (5.5.7)$$

$$\varphi_{II} \triangleq Z^T \cdot Z \quad (5.5.8)$$

と書くことができる。ここで φ_{II} は入力パターン x に関して2次の項のみから成る部分であるから, 特にこの φ_{II} を出力とするフィルタを純2次フィルタ(Pure Quadratic Fil-

ter - PQF) とよぶことにする。このように、 $\Psi_{II}(S)$ は、 φ_{II} と φ_{I} との、パラメータ S による線形結合として表わされることになる。

特に $S \rightarrow \infty$, すなわち $\sigma_K^2 \rightarrow 0$ とすると、 $\Psi_{II}(S)$ は φ_{I} に収束する。逆に $S \rightarrow 0$, すなわち $\sigma_K^2 \rightarrow \infty$ とすると、 $\Psi_{II}(S)$ は φ_{II} に集束する。次節以下でこれらのフィルタの能力評価法について検討する。

5.5.2 φ_{I} , φ_{II} , $\Psi_{II}(S)$ の平均値と分散

QF の能力評価を行うための準備として、まず φ_{I} , φ_{II} , および $\Psi_{II}(S)$ の平均値と分散を求めてみよう。

(1) φ_{I} の平均値および分散

x が KL 次元正規分布 $N_{KL}(DC, I)$ に従うならば、
 Z が M 次元正規分布 $N_M(D\Delta C, \Delta\Delta^T)$ に従うことから、 φ_{I} は 1 次元正規分布 $N(R_I D, G_I)$ に従う。すなわち、

$$E\{\varphi_{I}\} = R_I D, \quad V\{\varphi_{I}\} = G_I \quad (5.5.9)$$

である。ただし、

$$R_I \cong (\Delta C)^T \cdot E, \quad G_I \cong \text{tr.}(\Delta\Delta^T) \quad (5.5.10)$$

ここで E は全成分が 1 の M 次元ベクトル、 tr. は trace を表わす。

(2) φ_{I} , $\Psi_{II}(S)$ の平均値および分散

式 (5.5.7) より、 $\Psi_{II}(S)$ の平均値 $E\{\Psi_{II}(S)\}$ は

$$E\{\Psi_{II}(S)\} = E\{\varphi_{II}\} + 2S \cdot E\{\varphi_{I}\} + M \cdot S^2 \quad (5.5.11)$$

と書かれる。 $E\{\varphi_{I}\}$ はすでに式 (5.5.9) で求められているから、あとは $E\{\varphi_{II}\}$ を求めればよい。式 (5.5.8) および式 (5.5.9) より、

$$E\{\varphi_{II}\} = R_{II} \cdot D^2 + G_I \quad (5.5.12)$$

を得る。ただし、 G_I は式 (5.5.10) の定数であり、また R_{II} は、次式であらわされる。

$$R_{II} \cong (\Delta C)^T (\Delta C) \quad (5.5.13)$$

同時に、 $\Psi_{II}(S)$ の分散 $V\{\Psi_{II}(S)\}$ は次式で求められる。

$$V\{\Psi_{II}(S)\} = V\{\varphi_{II}\} + 4S^2 \cdot V\{\varphi_{I}\} + 4S \cdot \text{Cov.}[\varphi_{I}, \varphi_{II}] \quad (5.5.14)$$

ただし、 $V\{\varphi_I\}$ は式(5.5.9)で得られており、また、 φ_{II} の分散 $V\{\varphi_{II}\}$ と、 φ_I と φ_{II} の共分散 $Cov. [\varphi_I, \varphi_{II}]$ はそれぞれ以下の式で求められる。

$$V\{\varphi_{II}\} = Q_{II} \cdot D^2 + G_{II} \quad (5.5.15)$$

$$Cov. [\varphi_I, \varphi_{II}] = H_{II} \cdot D \quad (5.5.16)$$

ここで、

$$Q_{II} \triangleq 4 \cdot (\Delta \Delta^T C)^T (\Delta \Delta^T C) \quad (5.5.17)$$

$$G_{II} \triangleq 2 \cdot tr. (\Delta \Delta^T) (\Delta \Delta^T) \quad (5.5.18)$$

$$H_{II} \triangleq 2 \cdot \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^M \beta_{mk} \beta_{lk} C_k \quad (5.5.19)$$

なお、 β_{mk} , C_k , はそれぞれ β_m , C の第 k 成分をあらわす。

5.5.3. QF の確率分布

φ_I は式(5.5.9)の平均値と分散の正規分布に従うが、 φ_{II} および $\Psi_{II}(S)$ の確率分布は、簡単な形では表現されない。しかし、次の一次元数値積分により、数值的に $\Psi_{II}(S)$ の分布関数 $F\{\Psi_{II}(S)\}$ を求めることは可能である。⁽⁴⁶⁾ すなわち、

$$\begin{aligned} F\{\Psi_{II}(S)\} &= \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \int_0^\infty \frac{\sum_{i=1}^M |F_i(\omega)|}{\omega} \cdot \sin \left[\omega \Psi_{II}(S) - \sum_{i=1}^M \Theta_i(\omega) \right] d\omega \end{aligned} \quad (5.5.20)$$

ただし、

$$|F_i(\omega)| = \left[1 + (2\omega\lambda_i)^2 \right]^{-\frac{1}{4}} \cdot \exp \left[-\frac{2(\omega\mu_i)^2 \lambda_i}{1 + (2\omega\lambda_i)^2} \right] \quad (5.5.21)$$

$$\Theta_i(\omega) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \frac{\omega\mu_i^2}{2\omega\lambda_i} + \frac{\omega\mu_i^2}{1 + (2\omega\lambda_i)^2} \quad (5.5.22)$$

$$\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_M)^T = A(D\Delta C + SE) \quad (5.5.23)$$

ここで、 A は Z の共分散行列 $\Delta \Delta^T$ を対角化するような直交行列であり、また λ_i は $\Delta \Delta^T$

の i 番目の固有値である。なお、上式で $S=0$ とおけば φ_{II} の分布関数が得られる。

5.5.4 QF の能力評価

5.5.2, 5.5.3 で得られた平均値, 分散, および確率分布の計算式を利用することによって, QF の能力評価を行うことができる。しかし, 第3章で述べた差分型線形フィルタや第4章で述べた *Range Filter* の場合とは異なり, QF の性質は用意される M 種類の標準パターン β_m の性質と密接に関連しており, 具体的に形の与えられた β_m に対する数値的な能力評価を行うことは可能であるが, 一般的な能力評価を行うことは困難である。文献(30)には, 文献(28)の15種類の β_m に対する QF の能力評価例が述べられているが, そこでの結果は, 必ずしも QF の一般的性質を示すものではないため, ここでは省略する。

5.5.5 分散フィルタ (VF)

R_{KL} 内の濃度値の標本分散を出力とする VF は, 5.4.4 の式(5.4.47)で示したように, 一標本型の統計量法にもとづくフィルタであるが, 次のように解釈すれば, 平均対数尤度比検定にもとづく2次フィルタ (QF) の特殊な場合であるとみなすこともできる。

すなわち, $\beta_m, 1 \leq m \leq M=KL$ を,

$$\beta_1 : \beta_{1,1} = \frac{KL-1}{KL}, \beta_{1,2} = \dots = \beta_{1,KL} = \frac{1}{KL}$$

.....

$$\beta_m : \beta_{m,1} = \dots = \beta_{m,m-1} = \frac{1}{KL}, \beta_{m,m} = \frac{KL-1}{KL}$$

$$\beta_{m,m+1} = \beta_{m,KL} = \frac{1}{KL}$$

.....

$$\beta_{KL} : \beta_{KL,1} = \dots = \beta_{KL,KL-1} = \frac{1}{KL}, \beta_{KL,KL} = \frac{KL-1}{KL}$$

(5.5.24)

にとれば, QF の一種である $\frac{1}{KL} \sum_{m=1}^{KL} (\beta_m^T \cdot x)^2$ は R_{KL} 内の標本分散 (式(5.4.47)) に等しい。従って VF は 5.5.2~5.5.4 で述べたように QF としてその能力評価を行うことが可能である。しかし, 一方では, 正規分布母集団から抽出された標本の分布は, 一般には非心 χ^2 分布に, また平均値 0 の正規母集団に対する標本分散は χ^2 分布に従うことが知られ

ているから、このことを利用することにより、はるかに容易に能力評価を行うことができる。

なお、 $V F$ は、第4章のシミュレーションで示したように、*Range Filter*と比較的に似た性質を示すことが知られている。ただし、計算は*Range Filter*の方がはるかに容易である。

5.6 むすび

本省では、第2章の式(2.3.1)で定義した2次元フィルタリングの機能を、点 (i, j) の近傍領域 $R_{KL}(i, j)$ 内の標本点濃度値の集合を統計的標本とみなして何らかの統計的決定を行うことであると解釈して定式化を行い、4種類の統計的決定方式から導かれる各種の2次元フィルタの例を示した。本章で示した4種類以外にも各種の統計的決定方式があり得ると考えられ、そこから多くの2次元フィルタが導き出されるものと思われる。終りに、本章で述べた統計的2次元フィルタの性質をまとめておこう。

- (1) 統計的2次元フィルタは点 (i, j) の近傍領域 $R_{KL}(i, j)$ 内の原パターンの形を仮定することから出発するため、基本的には位置不変フィルタ(*PIF*, 第2章参照)である。ただし、位置可変な原パターンを仮定するならば、位置可変フィルタ(*PVF*)を考えることも可能である。
- (2) R_{KL} 内の濃度値にもとづいた何らかの統計的決定から導かれるものであるため、確率的な能力評価を行うことが容易である。特に、加法的ガウス雑音のモデルに対する線形フィルタ、*Range Filter*、および2次フィルタについては、第3章、第4章、および本章で述べたようにほぼ評価手順が確立されている。
- (3) 実用上有用なフィルタはほとんどすべて統計的2次元フィルタの一種であるとみなすことができる。従来の画像処理において直観的に導入され使用されているフィルタは、ほとんどすべて、本章で述べた4種類の決定方式のいずれかから導入されたものとみなすことができる。
- (4) 直観的に導かれる2次元フィルタは通常は比較的簡単な関数形をもつものに限られがちであるが、統計的決定方式から導かれるフィルタは、直観的な方法では忘れられがちで非常に簡単な関数形のものから、やはり直観的な方法では導くことができない複雑な関数形をもつものまで非常に多種類のもの考えることができる。統計的決定方式から導

かれるフィルタがすべて強力であるとは限らないが、非常に多種類のものを導出することが可能であるから、その中から強力なもののみを選び出して用いればよい。直観的方法では考えられないおもしろいフィルタがみつけれられる可能性もある。

- (5) 統計的決定の方式により、この種のフィルタの動作モードは、I型もII型もあり得る。ただし、通常は点 (i, j) の上で尤度比などが最大になるような方式がとられるため、I型の動作モードをもつものが多い。
- (6) 本章で述べた統計的考え方による2次元フィルタに対して、解析的考え方による2次元フィルタおよび両者を組合わせた2次元フィルタというものも考えられる。第3章で述べた差分型線形フィルタと平滑化差分型線形フィルタ、および第4章で述べた *Extended Range Filter* などはその簡単な例である。

このように、統計的2次元フィルタの考え方は、現在よく用いられている各種のフィルタの能力を少しでも理論的に評価するための一つの手段として、また、各種の強力なフィルタを考案するための手段としてもきわめて重要であるといえる。

第6章 胸部X線写真の濃度分布の性質

6.1 はじめに

本章では、第2章～第5章で述べた画像処理手法の適用対象となる実際の画像の一例として、胸部X線写真を取りあげ、その濃度分布の性質について考察する。¹⁾ なお、本章の内容は、第7章を解説するための下準備をも兼ねており、胸部X線写真についての基本的事項や、その理解をするために必要な最小限の医学的知識についての解説も含まれている。

胸部X線写真は種々の医用画像の中でもかなり複雑な濃度分布構造を有する画像である。従来の図形パターン認識の研究は、少数の例を除けば、比較的単純な濃度分布構造を有する画像を対象とするものが多いため、対象となる画像の濃度分布を詳しく調べることなく、どちらかといえば直観的な方法によって画像の特徴抽出を行っている例がほとんどであると思われる。しかるに、本章と第7章で考察する胸部X線写真のように複雑な濃度分布構造を有する画像に対しては、単に直観的な方法(この方法は重要なのであるが)だけでは、良好な処理結果を期待することは困難であり、やはり対象画像の性質をあらかじめよく調べ、その結果得られる情報を何らかの形で処理手順に組み込むことによって初めて良い結果が得られるものと思われる。

本章では、上記の考え方に基き、胸部X線写真の濃度分布の性質を、統計的考え方を併用しながら定性的および定量的に詳しく評価し、さらに、胸部X線写真の原パターンに対して、第2章～第5章で述べた各種の2次元フィルタを適用し、その出力パターンを詳しく調べることによって種々の特徴を抽出する方法を考察する。

すなわち、まず6.2で、胸部X線写真とその読影について簡単に説明した後、これをデジタル電子計算機で扱うために、写真の濃度値を標本化する方法について述べ、さらに、胸部X線写真の各部の名称と、本文で用いる略号の説明とを行う。

次に、6.3では、胸部X線写真の濃度分布の性質について詳しく調べる。特に、心陰影の識別、および肺野内異常陰影の識別を行なうために必要となる、写真の大局的な濃度変化、肋骨像、病巣等の成分図形の性質、および雑音として作用する成分の性質について考察する。

さらに、6.4では、第2章～第5章で述べた各種の2次元フィルタの中でも、特に基本的な種類に属する閾値フィルタ、一様平滑化線形フィルタ、1階および2階差分型線形フィルタ、平滑化1階および平滑化2階差分線形フィルタ、ラプラシアン、およびRange Filterを、胸部X線写真の原パターン(標本化画像)に適用し、それぞれのフィルタ出力を詳しく調べることによって、どのような特徴が抽出されるか、あるいは、ある特徴(例えば、心陰影境界線、

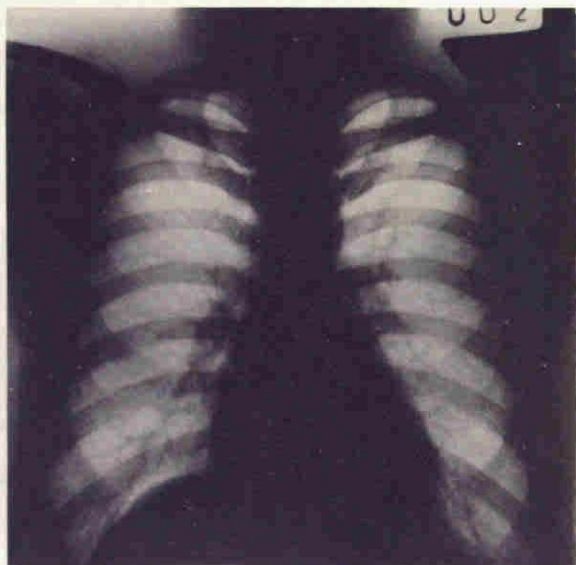
肋骨像，肺野内異常陰影等）を抽出するにはどのフィルタをどのような形で用いるべきであるか等を詳しく検討する。最後に，6.5 で本章のまとめを行う。本章での考察結果は，第7章で述べる胸部X線写真の自動読影システム *AISCR-V2* (*Automatic Interpretation System of Chest Roentgenograms Version-2*) の実現に際して，多くの有効な示唆を与えている。

6.2 胸部X線写真の基礎知識

6.2.1 胸部X線写真

X線写真は，顕微鏡写真，各種シンチグラム，胃カメラあるいは腸カメラによる写真とともに，医学的診断のために重要な役割を演じている医用画像の一種であり，その中でも特に，胸部のX線写真は定期的な健康診断の手段として最も広く普及しているものの1つである。

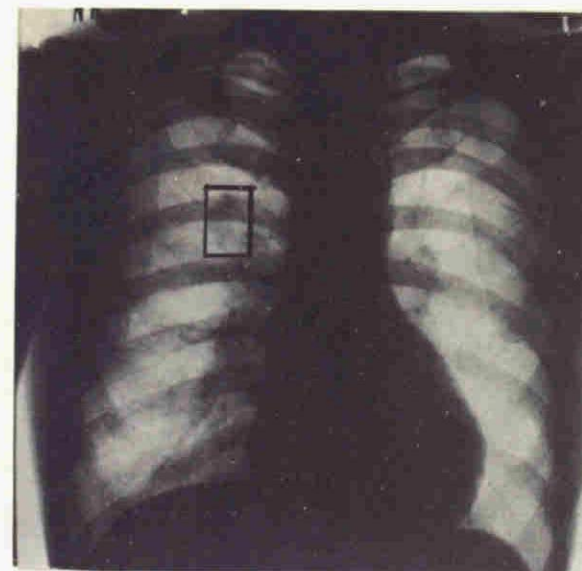
正確には，胸部X線写真には，間接撮影胸部X線写真（間接撮影像）と直接撮影胸部X線写真（直接撮影像）とがある。前者は主として集団検診用であり，画面（フィルム）の大きさも $36\text{mm} \times 24\text{mm}$ ， $60\text{mm} \times 60\text{mm}$ ， $70\text{mm} \times 70\text{mm}$ ， $100\text{mm} \times 100\text{mm}$ 等，比較的小さく，種類もほとんど背腹像（*Postero Anterior image-P.A.image*：被験者に正面を向けさせ，背中側からX線を照射して撮影される胸部X線写真）に限られている。一方，後者は主として精密検査（精検）用であり，画面（フィルム）の大きさも約 $30\text{cm} \times 30\text{cm}$ とかなり大きく，鑑別診断を行うために種類も背腹像だけでなく，断層撮影像など種々のものが用いられる。使用される頻度は，当然間接撮影像の方が大きく，毎年全国で撮影される枚数はほり大なものになる。以下本文では，間接撮影胸部X線写真背腹像を対象とし，これを単に胸部X線写真または単に写真とよぶ。



Data name : DATA 1
Lung : normal
Heart : normal

Fig. 6.1(a) Chest photofluorogram employed in the experiment : DATA 1

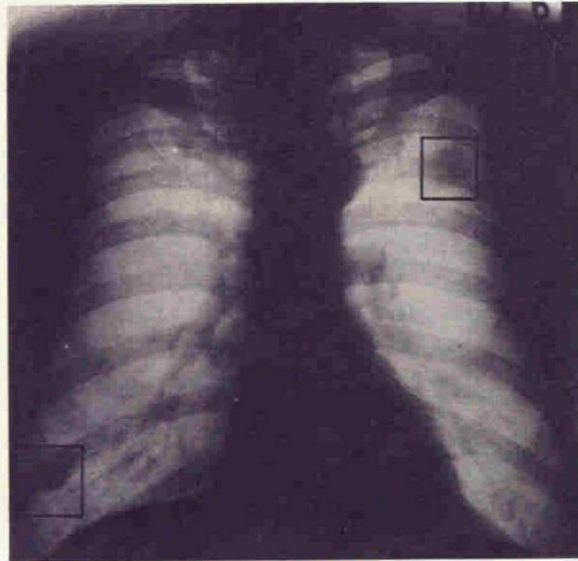
図 6.1(a) 実験に使用した間接撮影胸部 X線写真 : DATA 1



Data name : DATA 2
Lung : abnormal (lung cancer)
Heart : normal

Fig. 6.1(b) Chest photofluorogram employed in the experiment : DATA 2

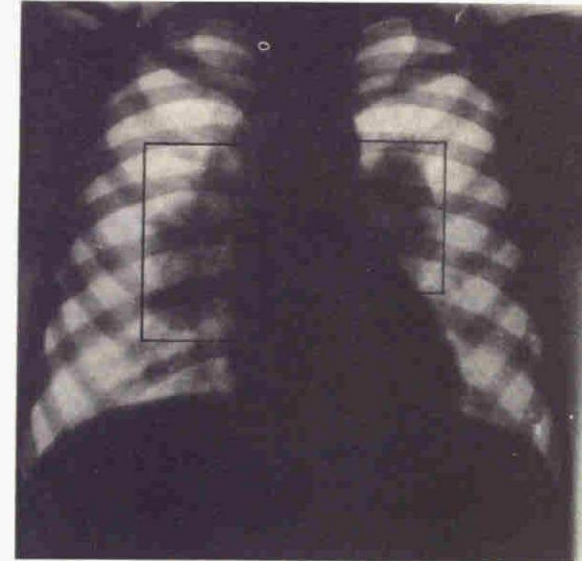
図 6.1(b) 実験に使用した間接撮影胸部 X線写真 : DATA 2



Data name : DATA 3
Lung : abnormal(tuberculosis)
Heart : normal

Fig. 6.1(c) Chest photofluorogram employed in the experiment : DATA 3

図 6.1(c) 実験に使用した間接撮影胸部 X線写真 : DATA 3



Data name : DATA 4
Lung : abnormal(sarcoidosis)
Heart : normal

Fig. 6.1(d) Chest photofluorogram employed in the experiment : DATA 4

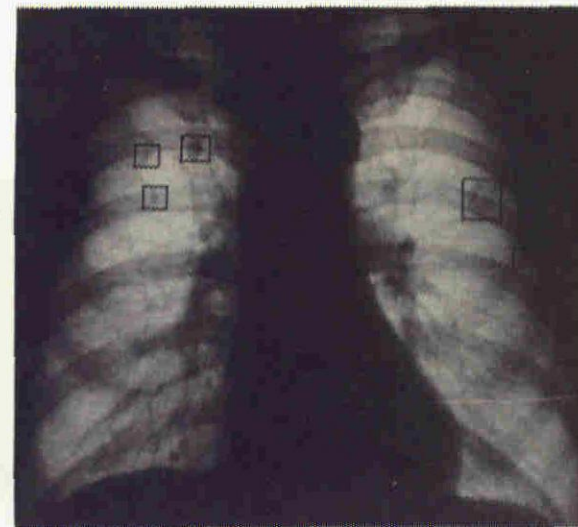
図 6.1(d) 実験に使用した間接撮影胸部 X線写真 : DATA 4



Data name : DATA 5
Lung : normal
Heart : Abnormal(L.V.H)

Fig. 6.1(e) Chest photofluorogram employed in the experiment : DATA 5

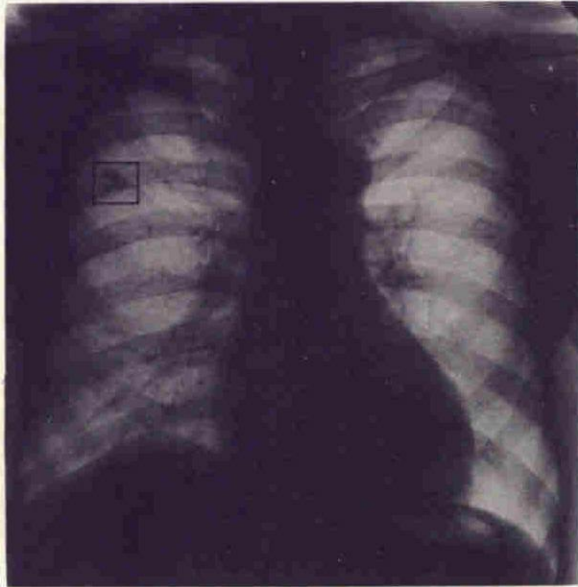
図 6.1(e) 実験に使用した間接撮影胸部 X線写真 : DATA 5



Data name : DATA 6
Lung : abnormal(tuberculosis)
Heart : normal

Fig. 6.1(f) Chest photofluorogram employed in the experiment : DATA 6

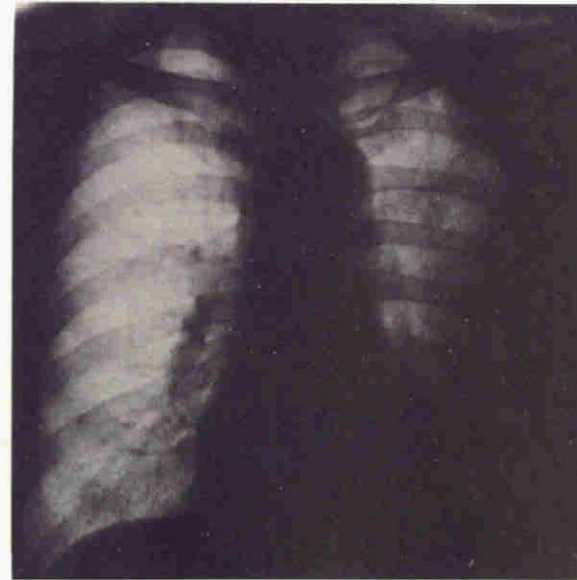
図 6.1(f) 実験に使用した間接撮影胸部 X線写真 : DATA 6



Data name : DATA 7
Lung : abnormal (tuberculosis)
Heart : normal

Fig. 6.1(g) Chest photofluorogram employed in the experiment : DATA 7

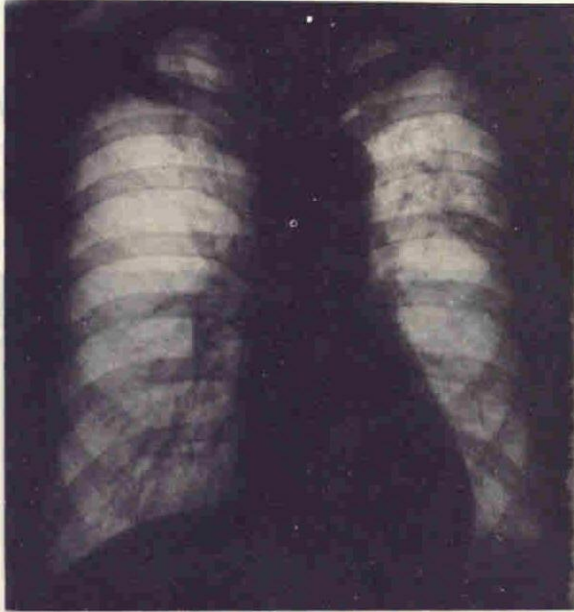
図 6.1(g) 実験に使用した間接撮影胸部 X線写真 : DATA 7



Data name : DATA 8
Lung : abnormal (pleuritis)
Heart : normal

Fig. 6.1(h) Chest photofluorogram employed in the experiment : DATA 8

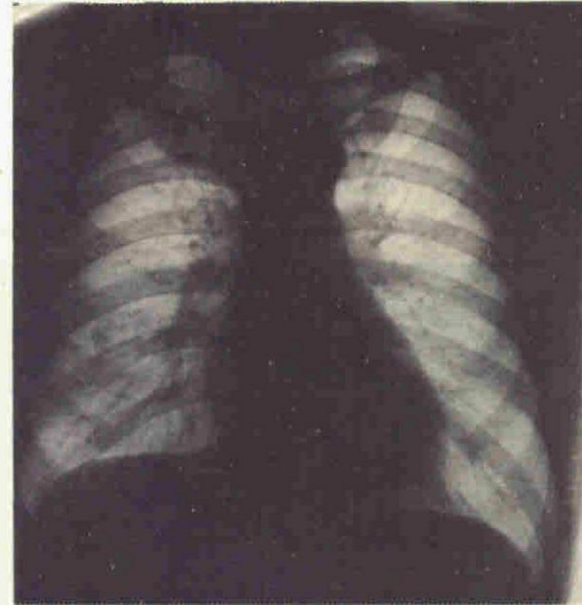
図 6.1(h) 実験に使用した間接撮影胸部 X線写真 : DATA 8



Data name : DATA 9
Lung : abnormal (tuberculosis)
Heart : normal

Fig. 6.1(i) Chest photofluorogram employed in the experiment : DATA 9

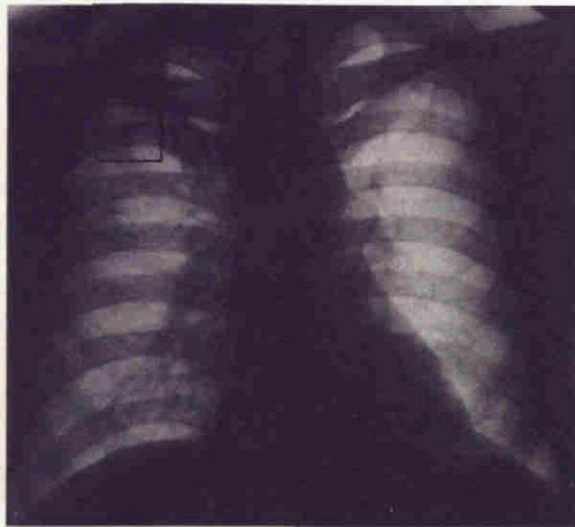
図 6.1(i) 実験に使用した間接撮影胸部 X線写真 : DATA 9



Data name : DATA 10
Lung : abnormal (tuberculosis)
Heart : normal

Fig. 6.1(j) Chest photofluorogram employed in the experiment : DATA 10

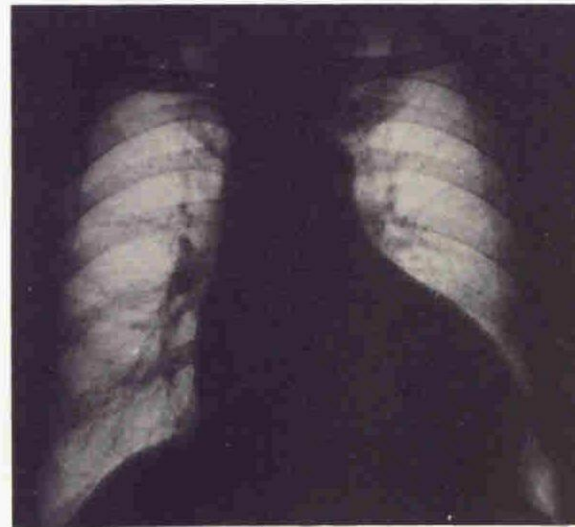
図 6.1(j) 実験に使用した間接撮影胸部 X線写真 : DATA 10



Data name : DATA 11
Lung : abnormal (tuberculosis)
Heart : normal

Fig. 6.1(k) Chest photofluorogram employed in the experiment : DATA 11

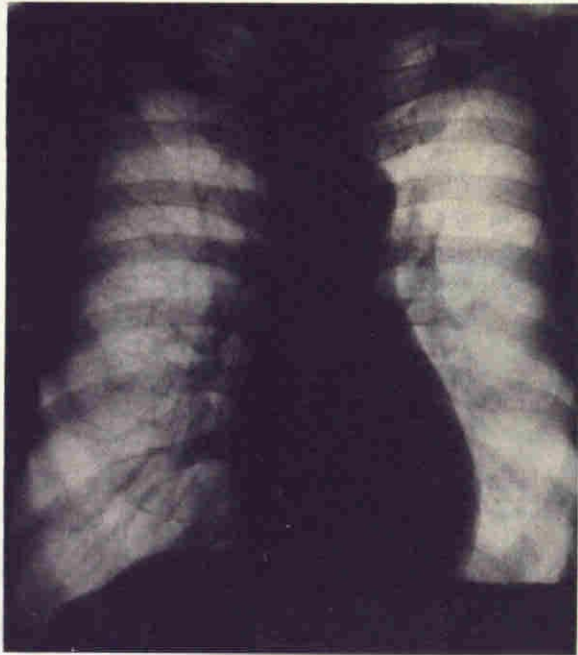
図 6.1(k) 実験に使用した間接撮影胸部 X線写真 :
DATA 11



Data name : DATA 12
Lung : normal
Heart : abnormal (L.V.H)

Fig. 6.1(l) Chest photofluorogram employed in the experiment : DATA 12

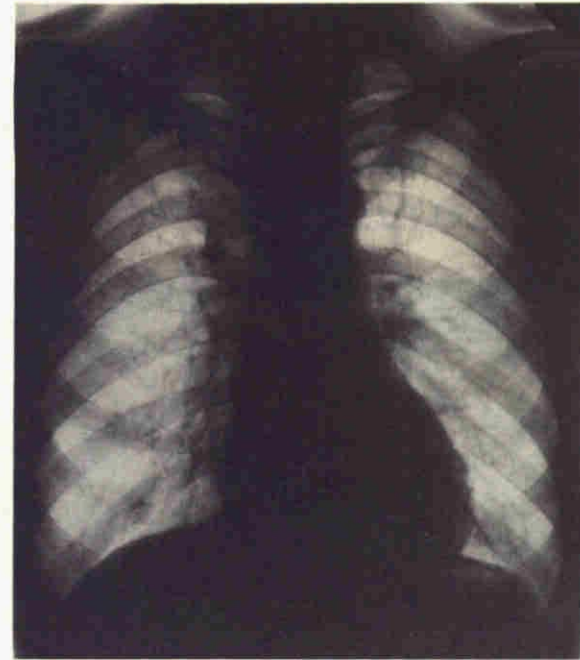
図 6.1(l) 実験に使用した間接撮影胸部 X線写真 :
DATA 12



Data name : DATA 13
Lung : abnormal (tuberculosis)
Heart : normal

Fig. 6.1(m) Chest photofluorogram employed in the experiment : DATA 13

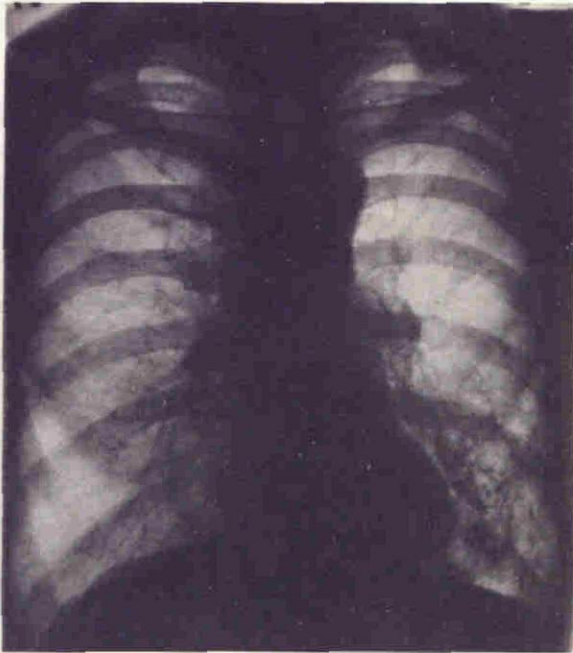
図 6.1(m) 実験に使用した間接撮影胸部 X線写真 :
DATA 13



Data name : DATA 14
Lung : abnormal (deformity of DR's in hilum)
Heart : normal

Fig. 6.1(n) Chest photofluorogram employed in the experiment : DATA 14

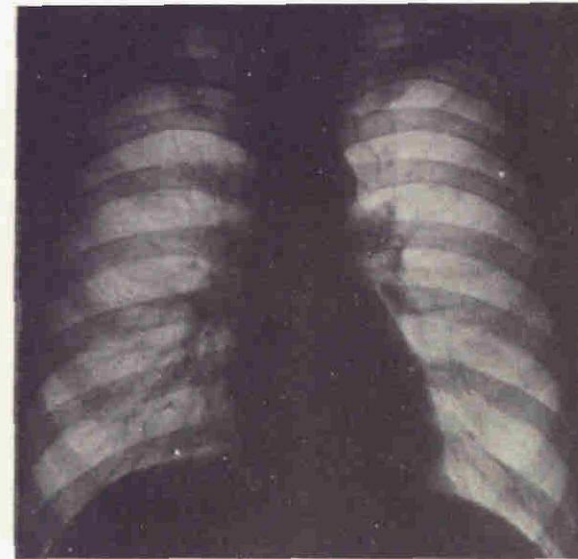
図 6.1(n) 実験に使用した間接撮影胸部 X線写真 :
DATA 14



Data name : DATA 15
Lung : abnormal
Heart : normal

Fig. 6.1(o) Chest photofluorogram employed in the experiment : DATA 15

図 6.1(o) 実験に使用した間接撮影胸部 X線写真 :
DATA 15



Data name : DATA 16
Lung : normal
Heart : normal

Fig. 6.1(p) Chest photofluorogram employed in the experiment : DATA 16

図 6.1(p) 実験に使用した間接撮影胸部 X線写真 :
DATA 16

表 6.1 実験に使用した 16 例の胸部 X 線写真の所見等

Table 6.1 16 samples of chest roentgenograms employed in the experiment

試料名	肺	心臓	
DATA 1	正 常	正 常	成人男子
2	肺ガン	"	"
3	T B	"	"
4	サルコイドーシス	"	14才男子
5	正 常	左室肥大	成人男子
6	T B	正 常	"
7	T B	"	"
8	肋膜炎	"	"
9	T B	"	"
10	T B	"	"
11	T B	"	"
12	正 常	左室肥大	"
13	T B	正 常	"
14	肺門部異常	"	"
15	気管支拡張症	"	"
16	正 常	"	"

注 (T B : Tuberculosis : 肺結核)

6.2.2 フィルム濃度の測定と標本化

本文の実験に用いた胸部 X 線写真は、通常の健康診断に用いられる $70\text{mm} \times 70\text{mm}$ (一部 $60\text{mm} \times 60\text{mm}$) の間接撮影胸部 X 線写真背腹像である。実験に使用した 16 例の胸部 X 線写真を図 6.1 に、またそれらの所見等を表 6.1 に示す。これら 16 例の中で、肺に異常の認められるものは 12 例、心臓に異常が認められるものは 2 例である。

フィルム濃度の測定と標本化は図 6.2 の手順によって行われる。すなわち、まず濃度計 (機械走査、透過光式 : その特性は図 6.3 を参照) によって、大きさ $0.2\text{mm} \phi$ (フィルム上) の光点でラスタ式走査 (raster scanning) を行い、 0.2mm の標本点間隔 (フィルム上) で標本化を行う。

次に AD 変換器を通して、各標本点の濃度を 9 bit で量子化する。従って各標本点濃度は 0~511 の整数値で表現される。フィルムは陰画であり、得られる濃度値はフィルムの黒化度

にはほぼ比例する。以下で用いる濃度値はフィルムの黒化度の約200倍の値である。^{*}なお、実際のフィルム上で胸部の診断で必要となる部分は中央の50mm×50mm程度の範囲であり、従って1試料は250×250点程度の標本点の量子化濃度値の集合(標本化画像とよぶ)となる。標本化画像は中型電子計算機(名古屋大学大型計算機センター, FACOM 230-35, 図6.4参照)を用いて、紙テープから磁気テープへ変換, 編集された後, 汎用大型電子計算機(名古屋大学大型電子計算機センター, FACOM 230-60, 図6.4参照)の補助記憶(ディスクパック)の中へデータファイルとして格納される。このデータファイルは、1語(36ビット)に4標本点分ずつ詰められた形になっており、必要に応じて、必要な部分だけが大型計算機の主記憶上に呼び出されて処理される。

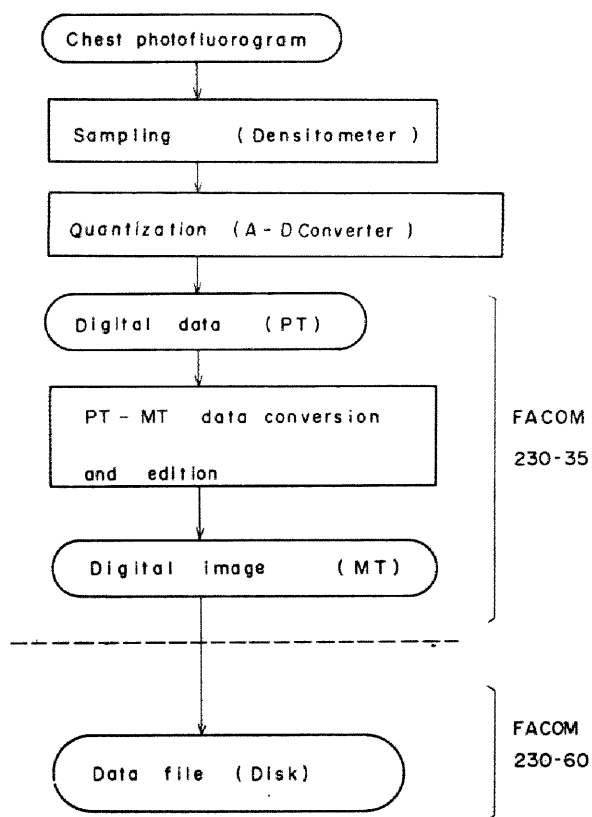


Fig. 6.2 Sampling and Quantization of data

図 6.2 試料の標本化

* フィルム濃度の測定法についての詳細は、文献(55)～(58)にゆずる。

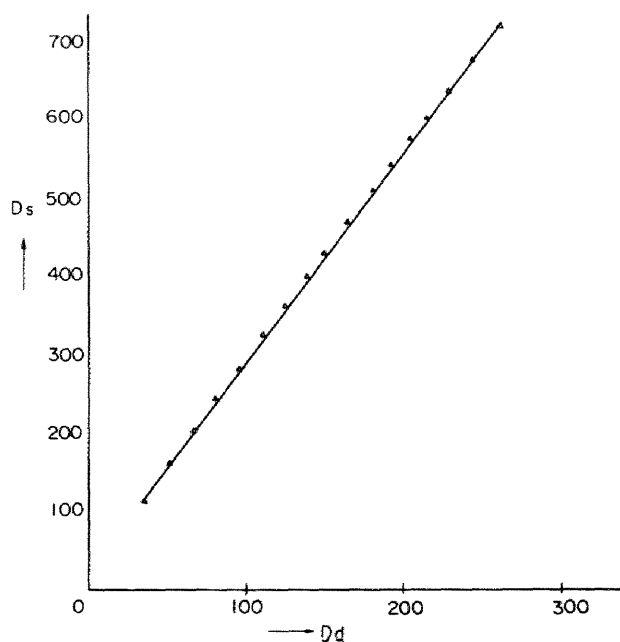


Fig. 6.3 Accuracy of the densitometer employed in the experiment

Dd: measurement by the microdenstitemeter of high quality

Ds: measurement by the densitometer employed in the experiment

図 6.3 実験に使用した濃度計の特性

Dd:高精度マイクロデンストメータによる測定値

Ds:実験に使用した濃度計による測定値

上記の手順によって求められた胸部 X線写真の標準化画像を図 6. 5 (a)~(p)に示す。ただし、これはライプリンタの重ね打ちにより、7レベルの濃淡で表示したものである。

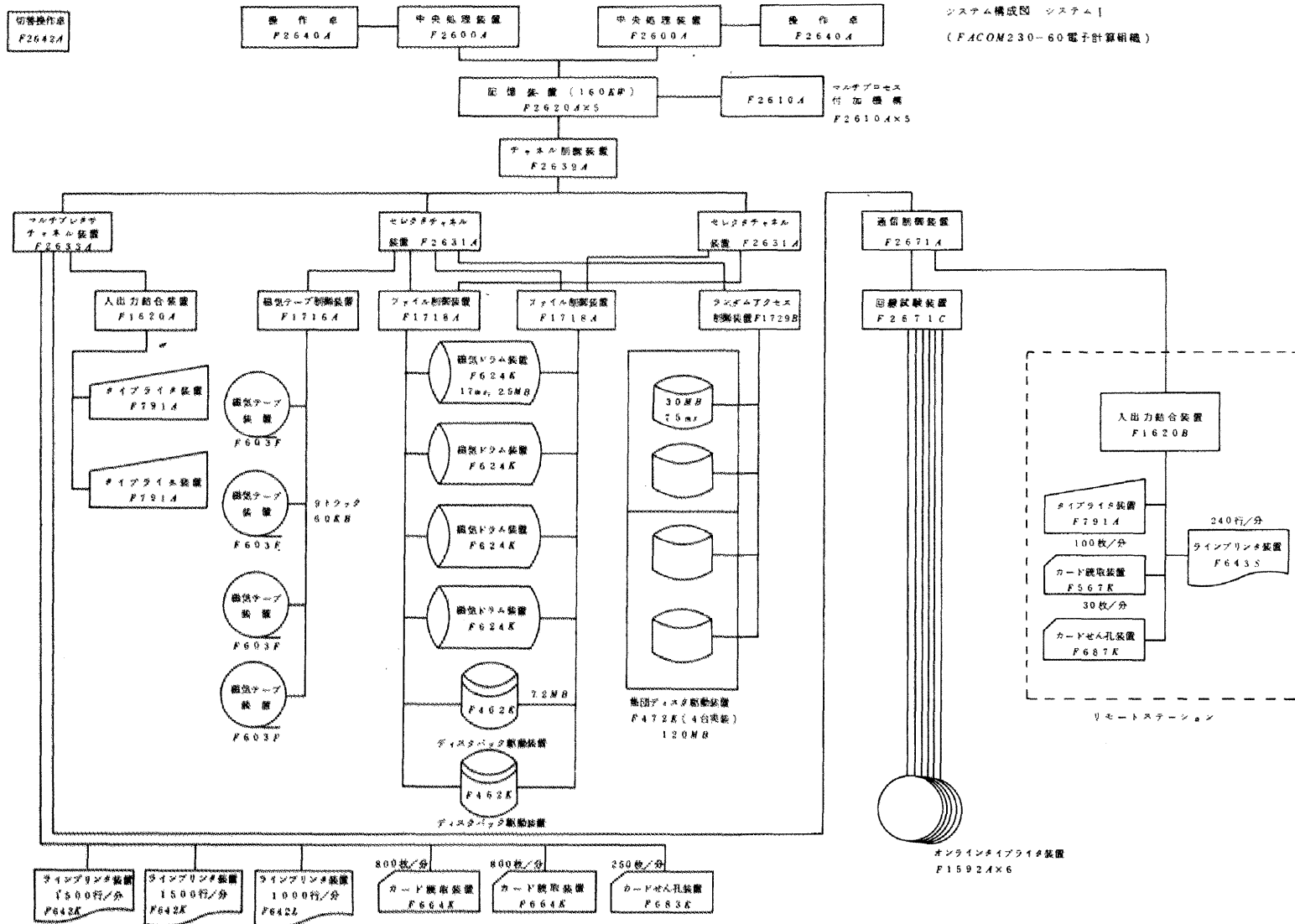
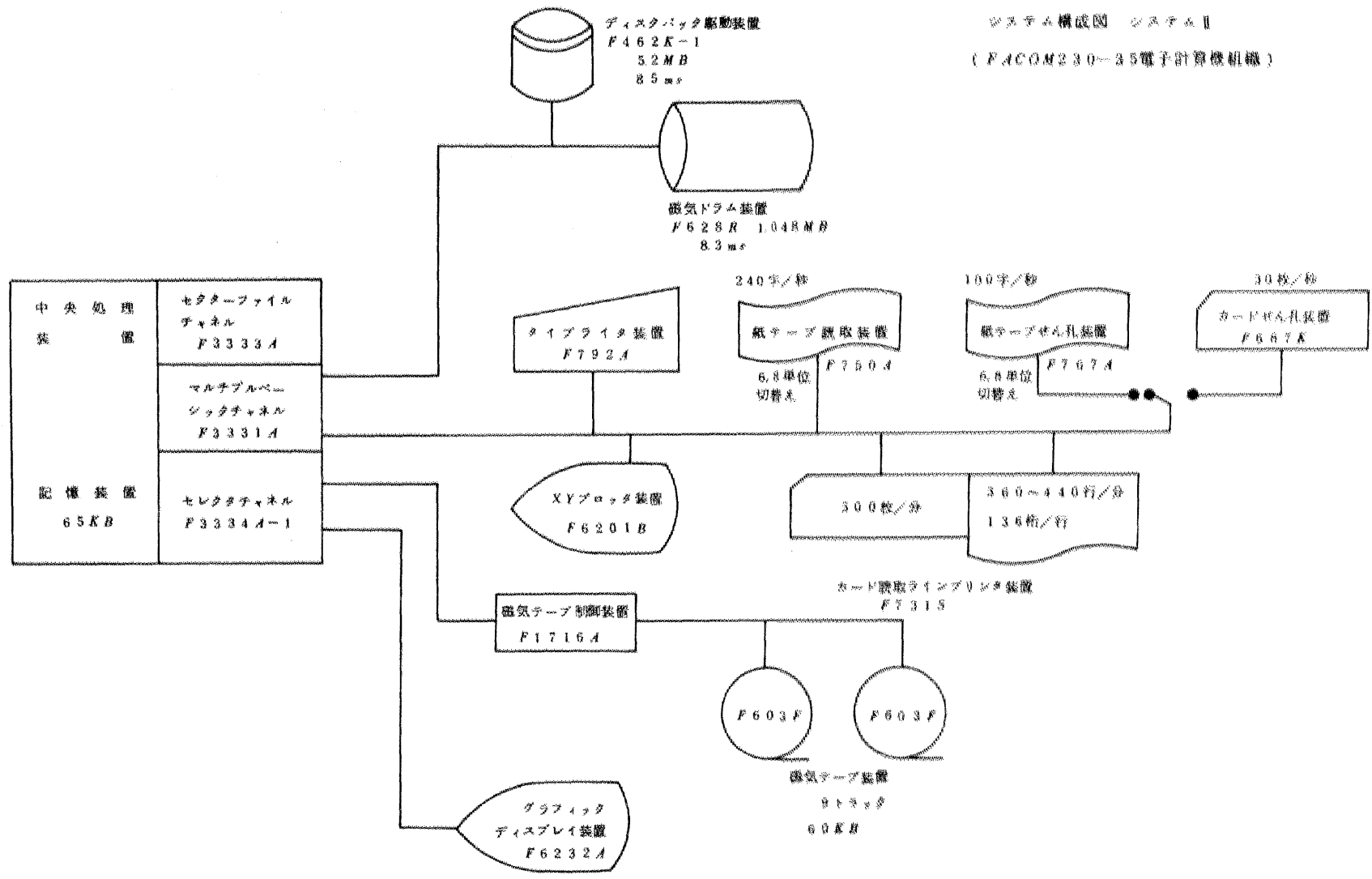


Fig. 6.4(a) The computer system used for realization of AISC-R-V2

図 6.4(a) AISC-R-V2 の実験に使用した計算機システム (名古屋大学大型計算機センター・システム I)



システム構成図 システムⅡ
(FACOM230-35電子計算機組織)

Fig. 6.4(b) The computer system used for editing sampled data of chest roentgenograms.

図 6.4(b) 胸部X線写真の標本化データの編集に使用した計算機システム(名古屋大学大型計算機センター、システムⅡ)



Fig. 6.5(a) DATA1 :
Digitized original pattern (9bit/point)

☒ 6.5(a) DATA1 :
デジタル化された原パターン(9bit/標本点)



Fig. 6.5(b) DATA2 :
Digitized original pattern(9bit/point)

☒ 6.5(b) DATA2 :
デジタル化された原パターン(9bit/標本点)

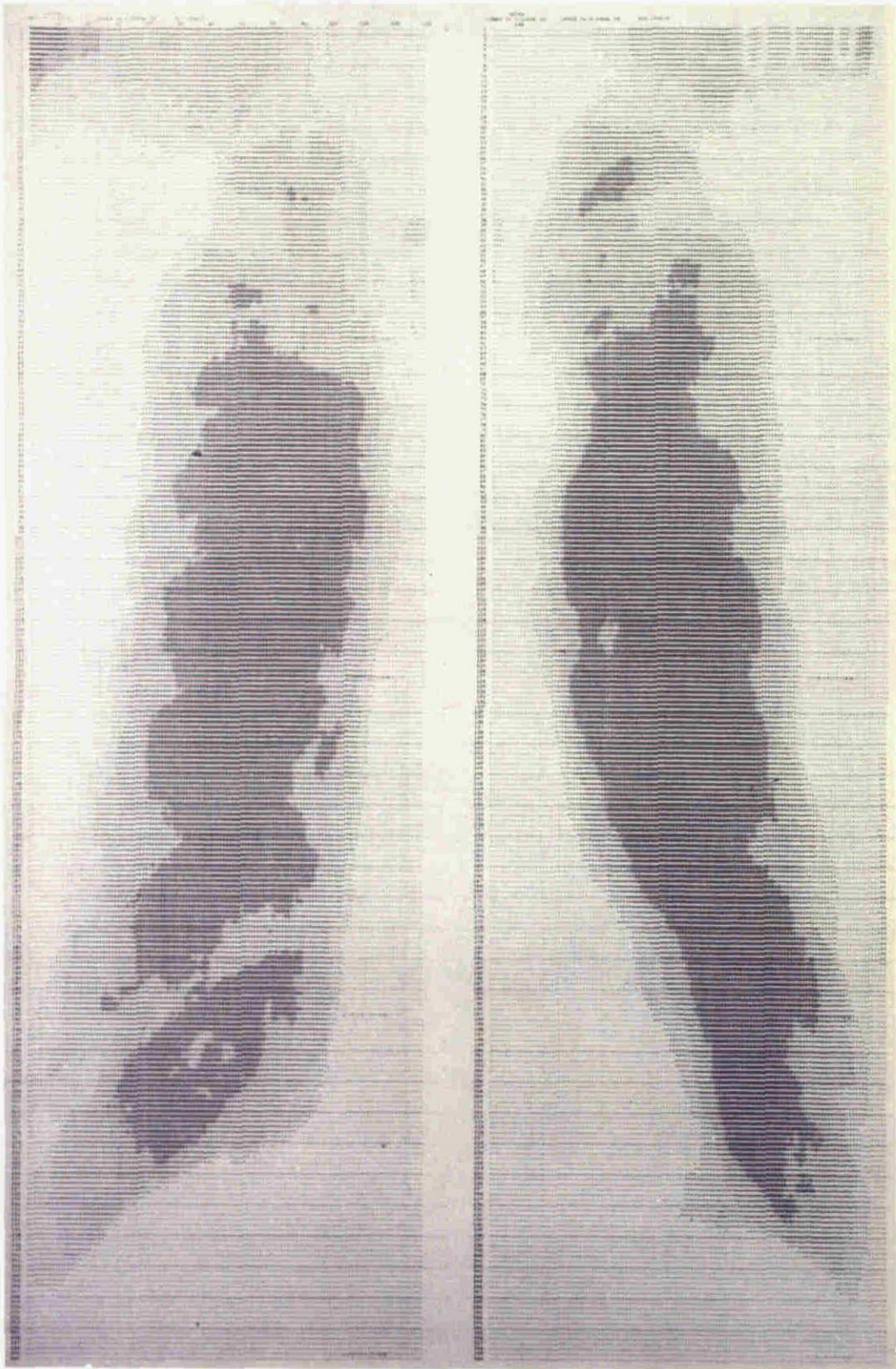


Fig. 6. 5(c) DATA 3 :
Digitized original pattern(9bit/point)

図 6. 5(c) DATA 3 :
デジタル化された原パターン(9bit/標本点)

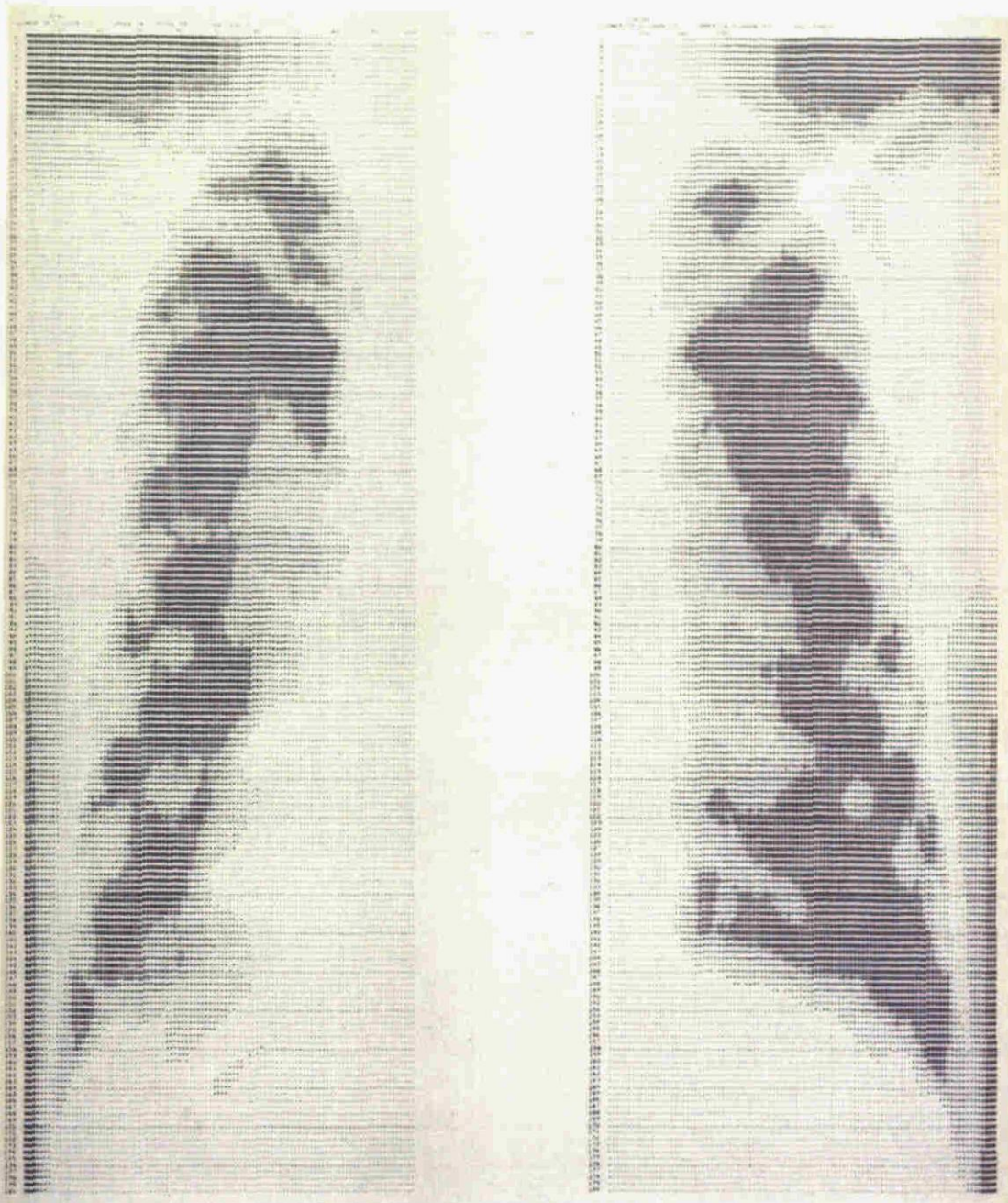


Fig. 6.5(d) DATA4 :
Digitized original pattern (9bit/point)

図 6.5(d) DATA4 :
デジタル化された原パターン (9 bit/標本点)

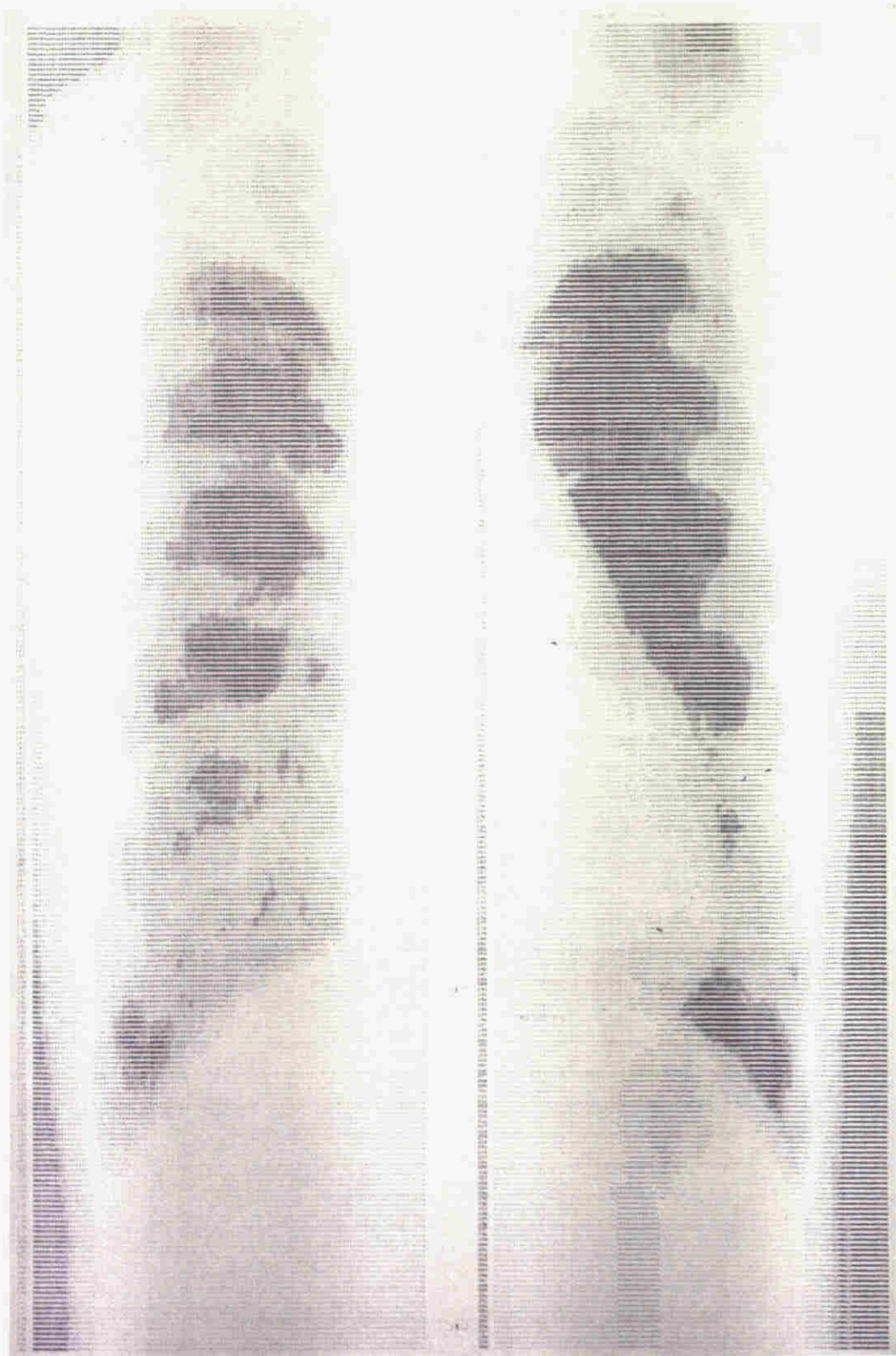


Fig. 6.5(e) DATA5 :
Digitized original pattern(9bit/point)

図 6.5(e) DATA5 :
デジタル化された原パターン(9bit/標本点)

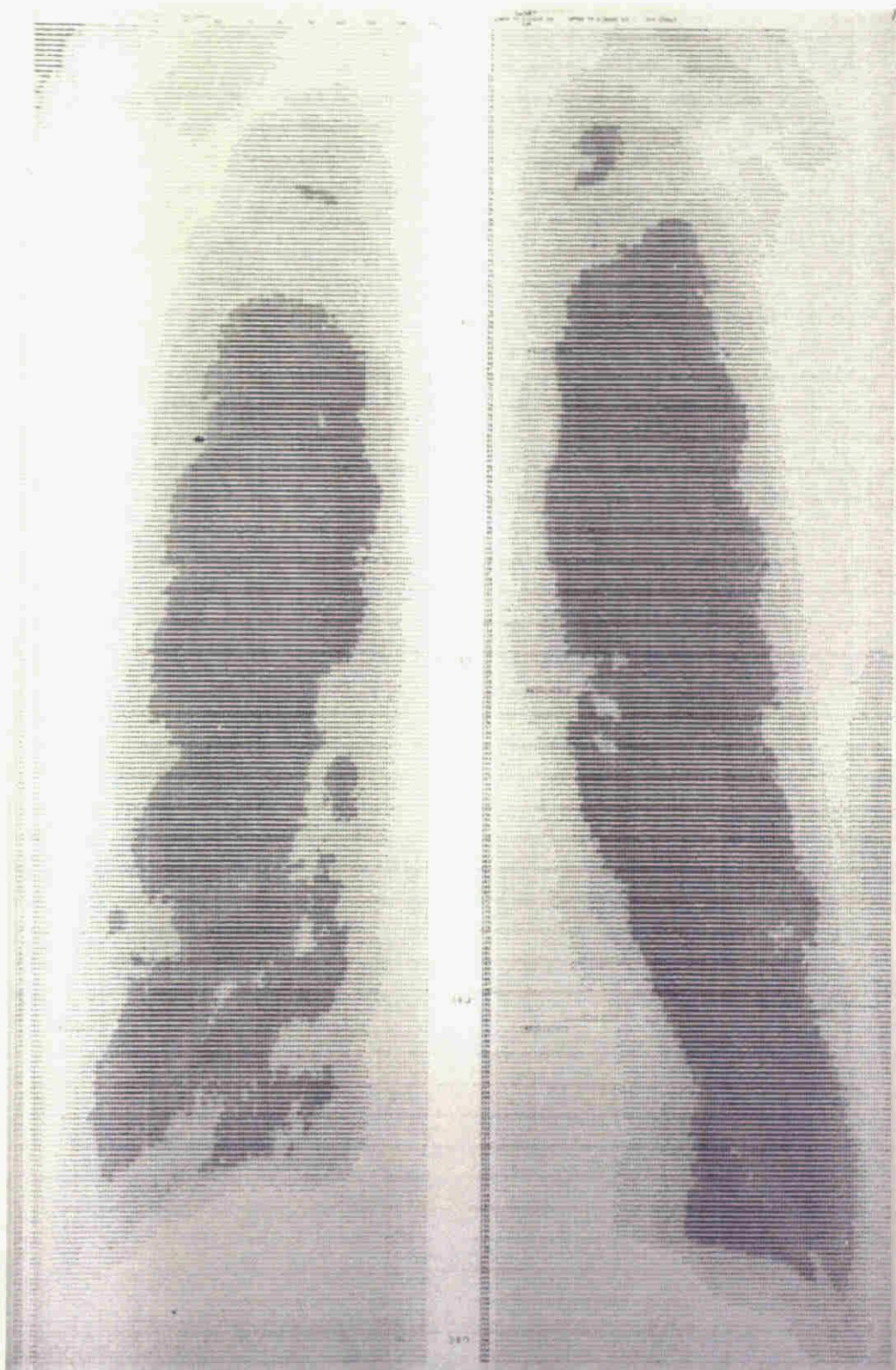


Fig. 6.5(f) DATA 6 :
Digitized original pattern(9bit/point)

図 6.5(f) DATA 6 :
デジタル化された原パターン(9 bit/標本点)

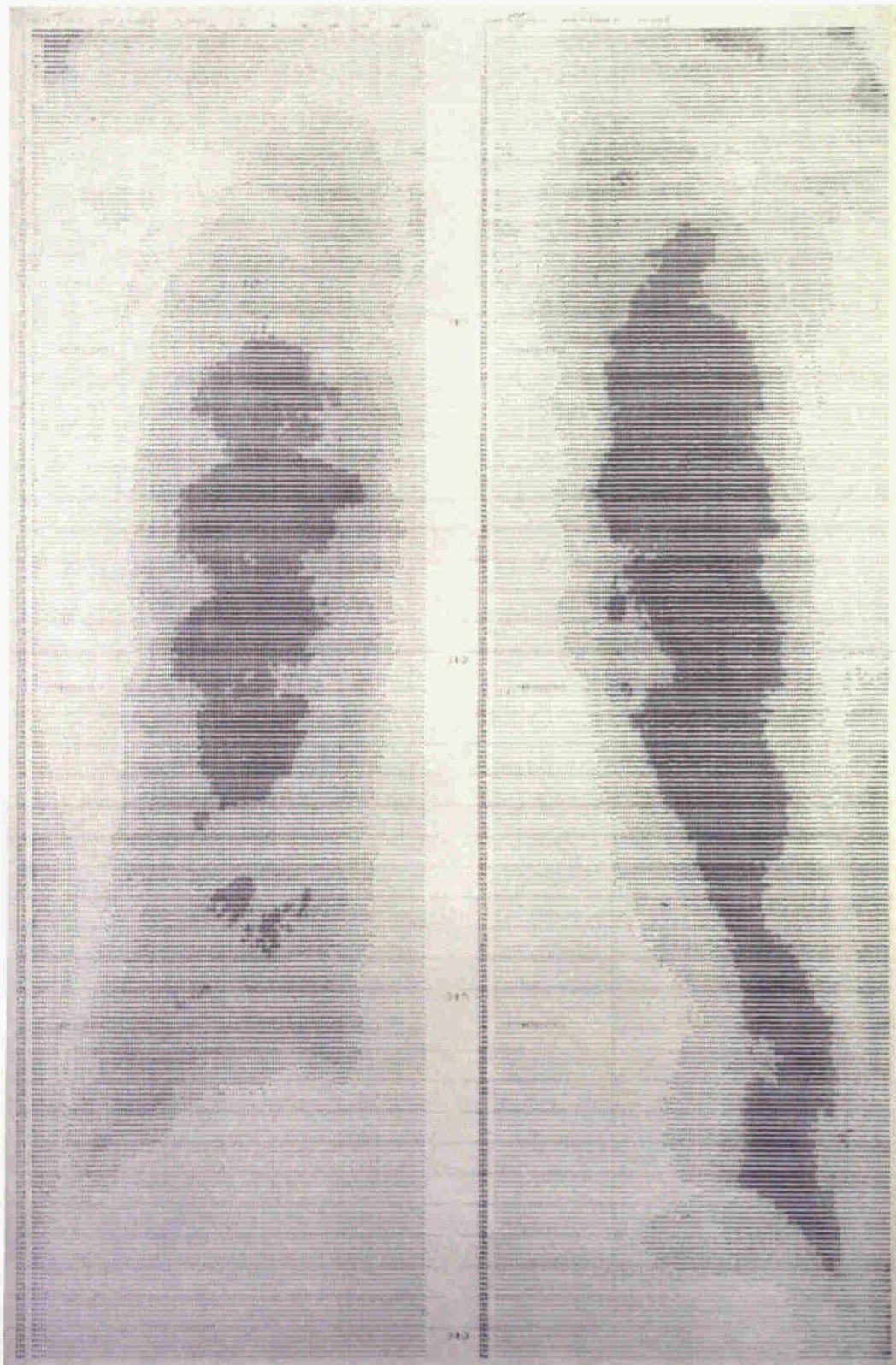


Fig. 6.5(g) DATA7 :
Digitized original pattern(9bit/point)

☒ 6.5(g) DATA7 :
デジタル化された原パターン(9bit/標本点)



Fig. 6.5(h) DATA8 :
Digitized original pattern(9bit/point)

図 6.5(h) DATA8 :
デジタル化された原パターン(9bit/標本点)

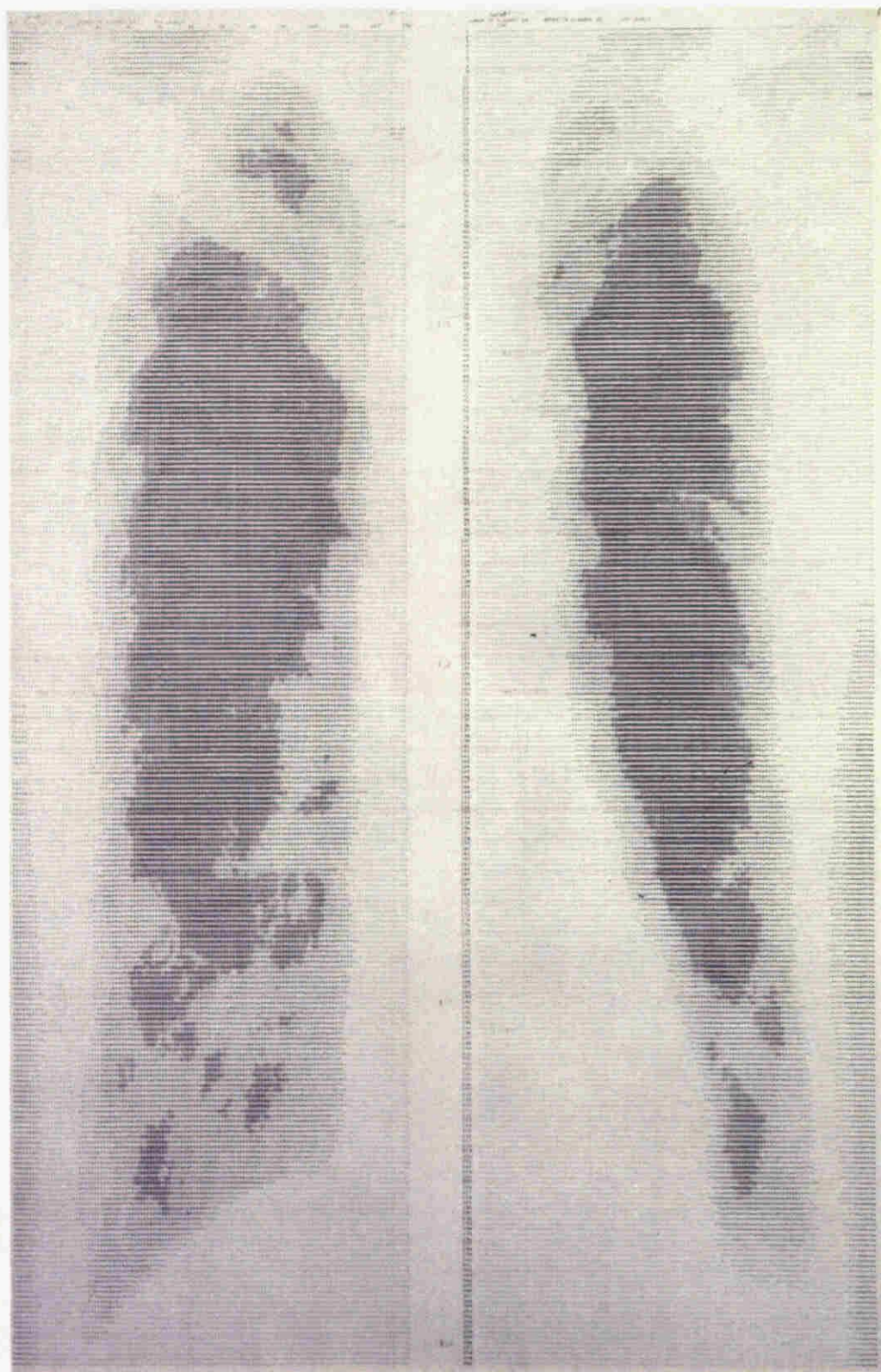


Fig 6. 5(i) DATA 9 :
Digitized original pattern(9bit/point)

図 6. 5(i) DATA 9 :
デジタル化された原パターン(9 bit/標本点)

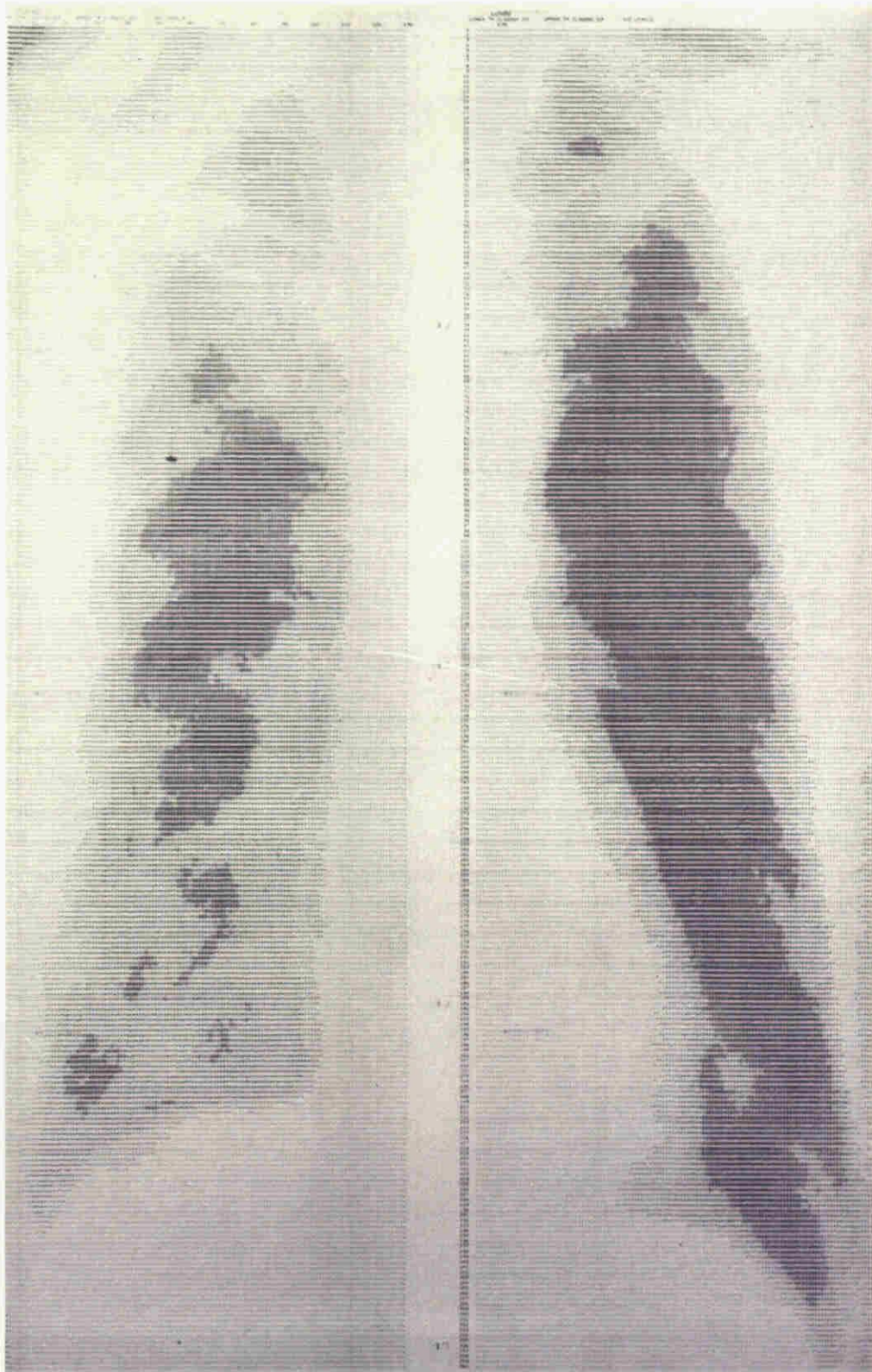


Fig. 6.5(j) DATA 10 :
Digitized original pattern(9bit/point)

☒ 6.5(j) DATA 10 :
デジタル化された原パターン(9bit/標本点)



Fig. 6.5(k) DATA 11 :
Digitized original pattern(9bit/point)

図 6.5(k) DATA 11 :
デジタル化された原パターン(9bit/標本点)



Fig. 6.5(l) DATA 12 :
Digitized original pattern (9bit/point)

図 6.5(l) DATA 12 :
デジタル化された原パターン (9 bit/標本点)

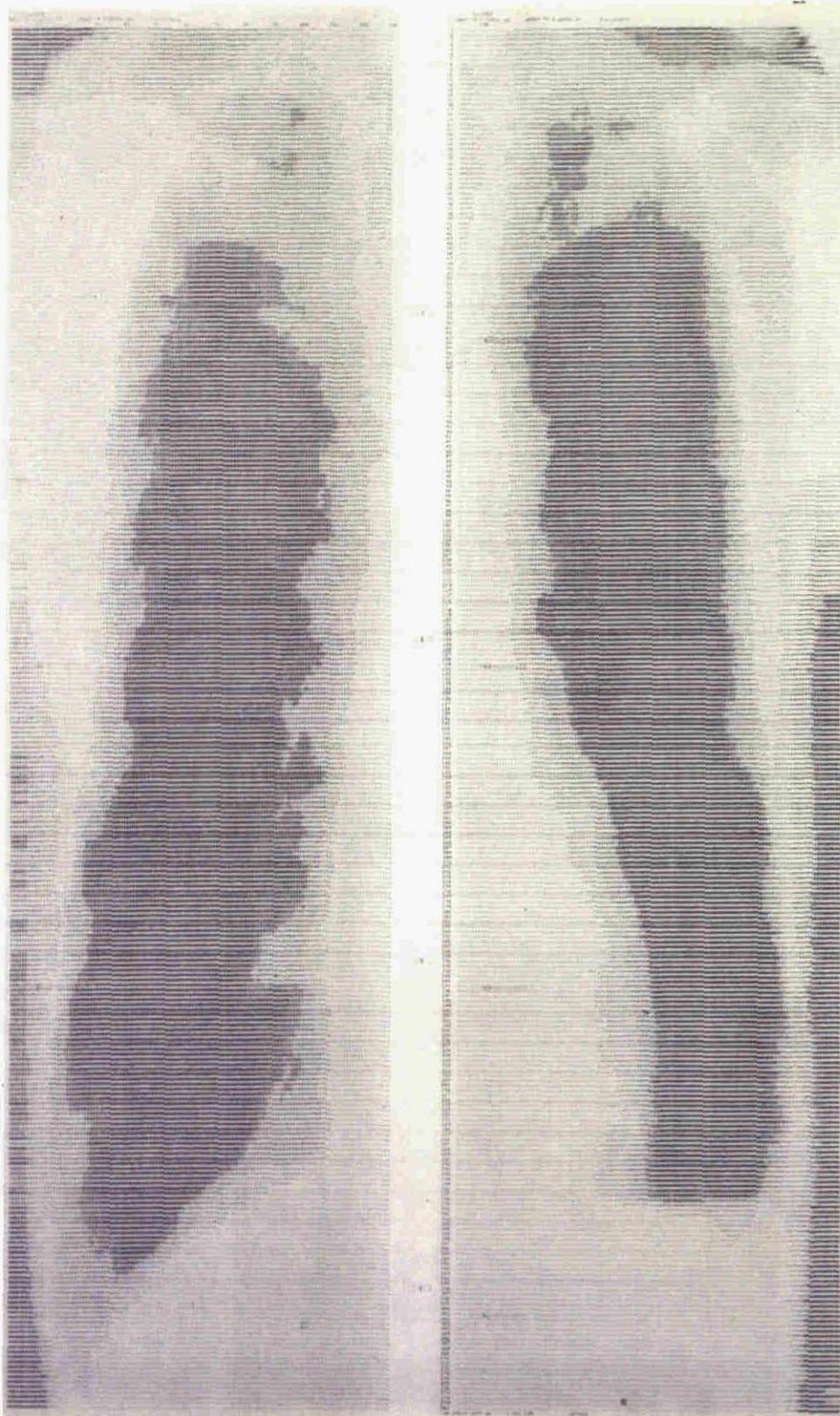


Fig. 6.5(m) DATA 13 :
Digitized original pattern(9bit/point)

図 6.5(m) DATA 13 :
デジタル化された原パターン(9bit/標本点)



Fig. 6.5(n) DATA 14 :
Digitized original pattern(9bit/point)

図 6.5(n) DATA 14 :
デジタル化された原パターン(9bit/標本点)

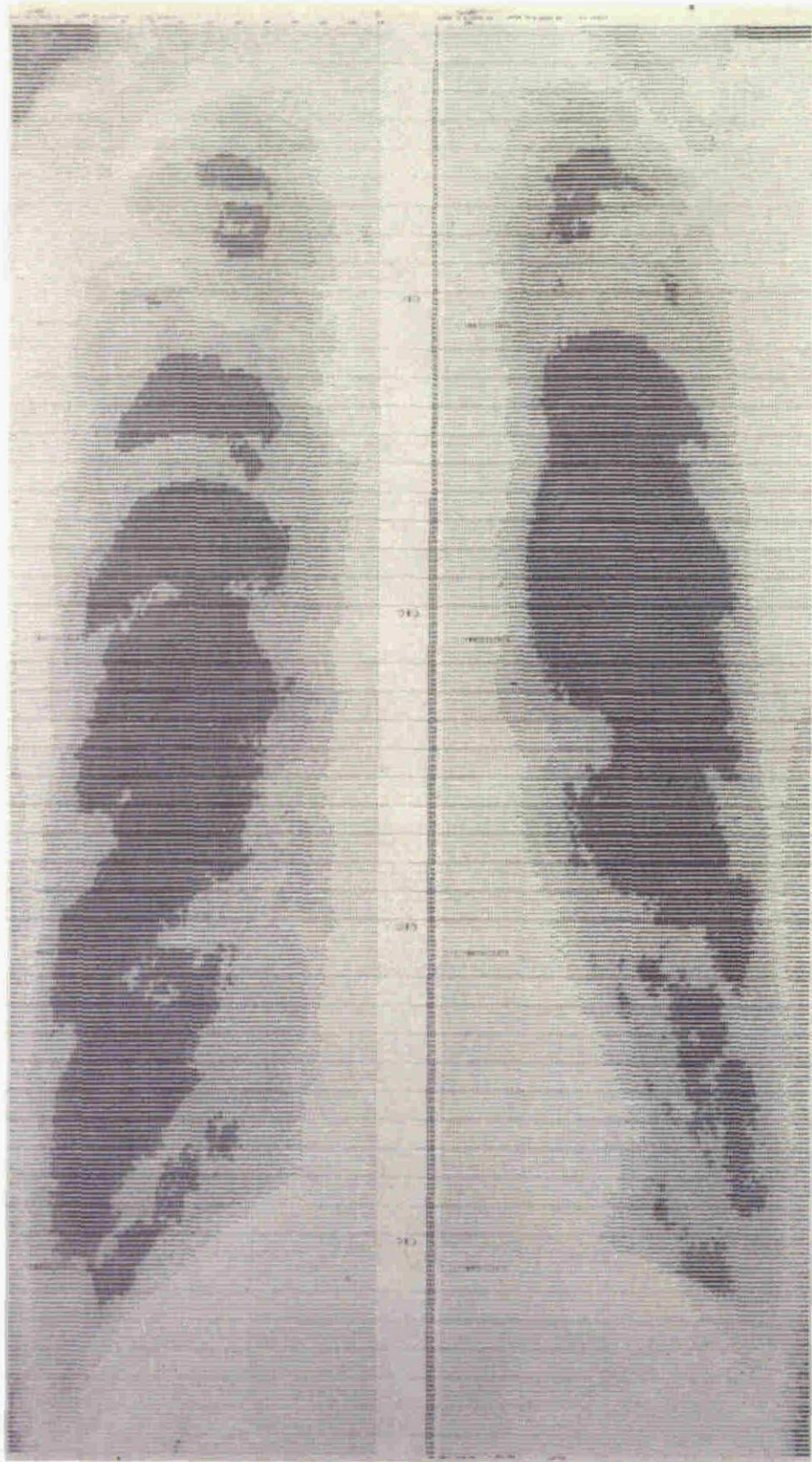


Fig. 6.5(o) DATA 15 :
Digitized original pattern(9bit/point)

図 6.5(o) DATA 15 :
デジタル化された原パターン(9bit/標本点)

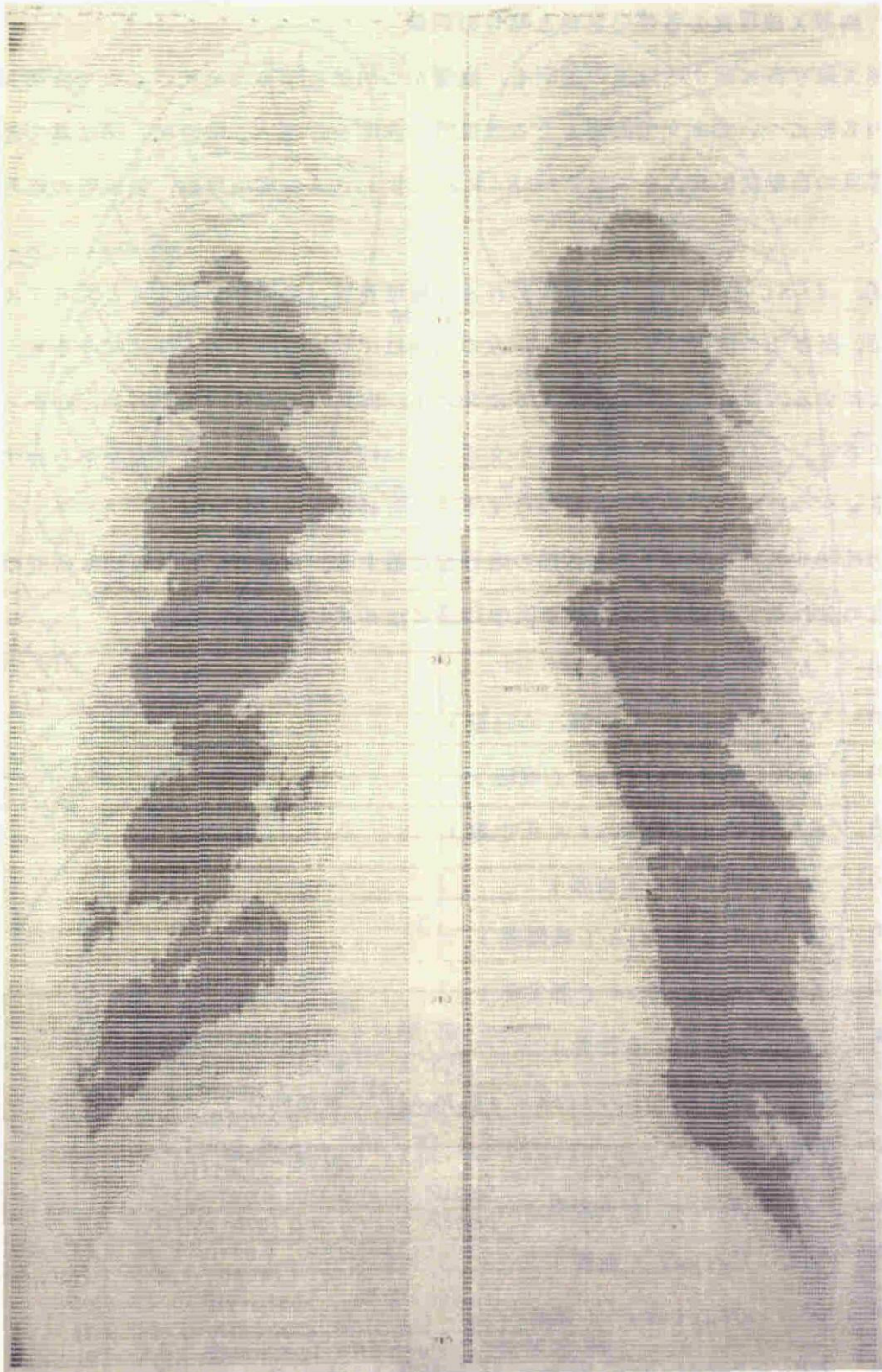


Fig. 6.5(p) DATA 16 :
Digitized original pattern(9bit/point)

図 6.5(p) DATA 16 :
デジタル化された原パターン(9bit/標本点)

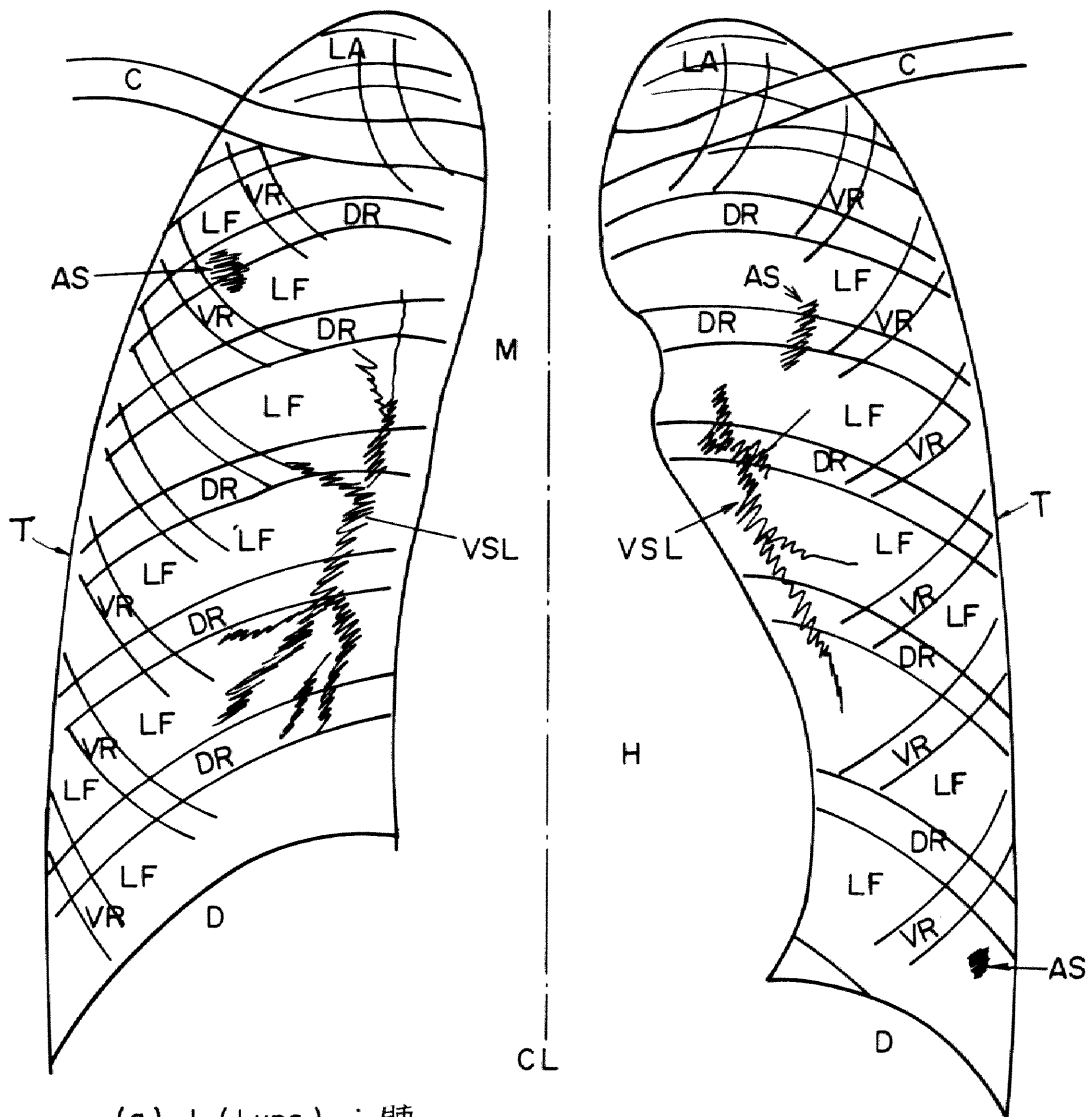
6.2.3 胸部 X 線写真の各部の名称と略号の定義

胸部 X 線写真に関する以後の説明を、簡潔かつ明確にするために、ここで胸部 X 線写真の各部の名称について本文で必要となる最低限の説明を行ない、同時に、第 7 章で述べる胸部 X 線写真の自動読影システム *AISCR-V2* で扱われる各種境界線、領域等の略号を定義しておく。

まず、*AISCR-V2* において扱われる各種境界線、領域等を図 6.6 と図 6.7 に示す。以下では、医学上の慣習に従って、右、左の区別はすべて被験者の人体に関する右、左で表わすことにする。従って、例えば図 6.6 において、向かって左側の肺が右肺、向かって右側が左肺である。また、以下の略号には小文字 *r* をつけて右、*l* をつけて左をあらわす。さらに、小文字 *u* をつけて上、小文字 *d* をつけて下をあらわす。

最初に図 6.6 を参照しながら各部の略号を定義する。ただし、これらは本研究の便宜のために定められたものであり、正式の医学用語とは必ずしも一致しない。

- (a) *L* : *Lung* (肺)
- (b) *H* : *Heart* (心臓, 心陰影)
- (c) *M* : *Mediastinum* (縦隔)
- (d) *CL* : *Center Line* (正中線)
- (e) *T* : *Thorax* (胸郭)
- (f) *D* : *Diaphragm* (横隔膜)
- (g) *LA* : *Lung Apex* (肺尖部)
- (h) *R* : *Ribs* (肋骨)
- (i) *DR* : *Dorsal portions of Ribs* (背部肋骨)
- (j) *VR* : *Ventral portions of Ribs* (前胸部肋骨)
- (k) *A* : *Aorta* (大動脈)
- (l) *VSL* : *Vessel* (血管)
- (m) *C* : *Clavicle* (鎖骨)
- (n) *PH* : *Pulmonary Hilum* (肺門部)
- (o) *AS* : *Abnormal Shadows* (異常陰影)
- (p) *LF* : *Lung Field* (肺野)



- (a) L (Lung) : 肺
- (b) H (Heart) : 心臓
- (c) M (Mediastinum) : 縦隔
- (d) CL (Center Line) : 正中線
- (e) T (Thorax) : 胸郭
- (f) D (Diaphragm) : 横膈膜
- (g) LA (Lung Apex) : 肺尖部
- (h) R (Ribs) : 肋骨
- (i) DR (Dorsal portions of Ribs) : 背胸部肋骨
- (j) VR (Ventral portions of Ribs) : 前胸部肋骨
- (k) A (Aorta) : 大動脈影
- (l) VSL (Vessel) : 血管影
- (m) C (Clavicle) : 鎖骨
- (n) PH (Pulmonary Hilum) : 肺門部
- (o) AS (Abnormal Shadows) : 異常陰影
- (p) LF (Lung Field) : 肺野

Fig. 6.6 Names of component patterns of chest X-ray films

図 6.6 胸部 X 線写真の各部の名称

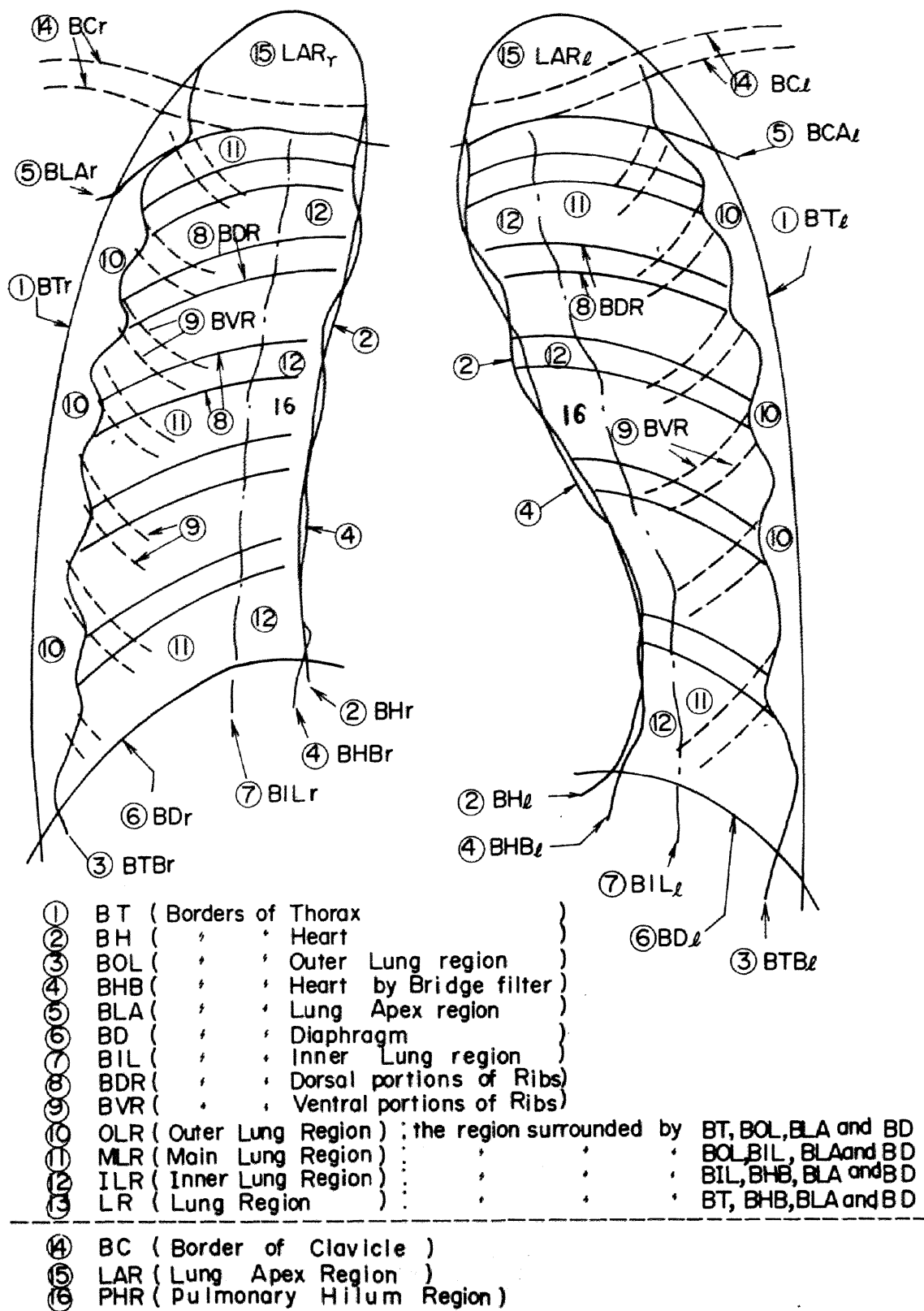


Fig. 6.7 Borders and regions treated in AISC R-V2

⊠ 6.7 AISC R-V2において扱われる境界線および領域

人体の中心を示す垂直方向の線を正中線 (CL) とよぶ。また、右肺 (Lr) と左肺 (Ll) の間の部分は縦隔 (M) とよばれ、その下部は心臓 (H) の陰影 (簡単に心陰影ともよぶ) につながる。また、縦隔の上部と左肺 (Lr) との境界線は、大動脈 (A) の境界線に相当する。

肋骨 (R) は、人体においては背中側から前胸部にかけて、肺を包む "かご" のような形で存在しているが、胸部 X 線写真上では、背部肋骨 (DR) と、前胸部肋骨 (VR) とに分けて呼ばれることが多い。なお、肋骨 (R) は、上から順に第 I 肋骨、第 II 肋骨、……等とよばれるが、胸部 X 線写真背腹像において見られるのは第 I ~ 第 X 肋骨程度である。特に、肺 (L) の上部 (これを肺尖部 (LA) とよぶ) では第 I 肋骨 ~ 第 IV 肋骨が複雑に交差しており、比較的明確に見られるのは第 V ~ 第 X 肋骨である。また、肺の上部には鎖骨 (C) があり、写真上では第 IV もしくは第 V 肋骨と交差して現われる。肺 (L) の下には横隔膜 (D) があり、 D の上側境界線が L の下側境界線となっている。なお、肺 (L) 内部の、肋骨 (R) を除いた部分を肺野 (LF) とよぶ。また、各肺の人体内寄りの部分は肺門部 (PH) とよばれ、* 血管影 (VSL) が多く見られる。最後に、肺 (L) の中に存在する異常な陰影を総称して、(肺野内) 異常陰影 (AS) とよぶ。

次に、第 7 章の $AISCR-V2$ で扱われる略号を定義する (図 6.7 参照)。なお、これらも本研究の便宜上から定められたものであって、医学用語ではない。

(a) 境界線 (*prefix B: Border*)

① $BT: Borders\ of\ Thorax$ (胸郭輪郭線)

肺の、人体外側の境界線

② $BH: Borders\ of\ Heart$ (心陰影輪郭線 I)

肺の、人体内側の境界線; 下の方では心臓の境界線と一致するため、この名称を用いる。

③ $BOL: Borders\ of\ Outer\ Lung\ Region$ (外側肺領域境界線)

水平方向ブリッジフィルタと境界線追跡 ($Border\ Following^{(12)}$) により識別される人体外側境界線

④ $BHB: Borders\ of\ Heart\ by\ Bridge\ Filter$ (心陰影輪郭線 II)

BOL と同様の方法で識別される心陰影輪郭線

* 医学的には血管の心臓に近い部分を表わす用語である。

⑤ *BLA* : *Borders of Lung Apex region* (肺尖部境界線)

肺尖部の上側および下側を与える境界線(ただし、現在の *AISCR-V2* では下側境界線 (*BLAd*) のみを扱う)。

⑥ *BD* : *Borders of Diaphragm* (横隔膜境界線)

横隔膜の上側境界線であり、肺の下側境界を与える線。

⑦ *BIL* : *Borders of Inner Lung region* (内側肺領域境界線)

各行における *BOL* と *BHB* の位置を 2 : 1 に内分する点を結んで得られる境界線。

⑧ *BDR* : *Borders of Dorsal portions of Ribs* (背部肋骨境界線)

背部肋骨 (*DR*) の上下境界線 (*BDRu*, *BDRd*)。

⑨ *BVR* : *Borders of Ventral portions of Ribs* (前胸部肋骨境界線)

前胸部肋骨 (*VR*) の上下境界線 (*BVRu*, *BVRd*)。

(b) 領域 (*suffix R* : *Region*)

⑩ *OLR* : *Outer Lung Region* (外側肺領域)

BT, *BOL*, *BLA*, *BD* により囲まれる領域。

⑪ *MLR* : *Main Lung Region* (主肺領域)

BOL, *BIL*, *BLA*, *BD* により囲まれる領域。

⑫ *ILR* : *Inner Lung Region* (内側肺領域)

BIL, *BHB*, *BLA*, *BD* により囲まれる領域。

⑬ *LR* : *Lung Region*

OLR, *MLR*, *ILR* を合わせた領域。

MLR と *ILR* を合わせて *MILR* : *Main and Inner Lung Region* (主および内側肺領域) などとよぶ。他の組み合わせも同様に定義する。なお、*AISCR-V2* では扱わないが、説明上必要なものとして、以下のものを定義しておく。

⑭ *BC* : *Borders of Clavicle* (鎖骨境界線)

鎖骨 (*C*) の上下境界線 (*BCu*, *BCd*)。

⑮ *LAR* : *Lung Apex Region* (肺尖部領域)

肺尖部境界線 (*BLAu* および *BLAd*) により囲まれる領域。ただし、*AISCR-V2* では *BLAu* が決定されないため、*LAR* の範囲は明確には定められていない。

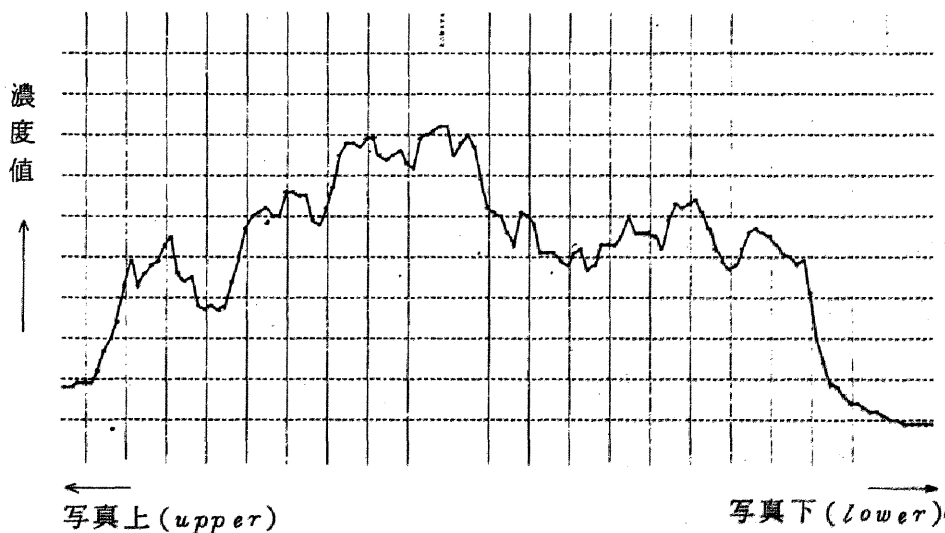
⑯ *PHR* : *Pulmonary Hilum Region* (肺門部領域)

本来、境界線は存在せず、解剖学的知識からこの名称が使われているにすぎない。
AISC R-V2 では明確には範囲を定めていないが、近似的には内側肺領域 (*ILR*) の中央部付近の領域をさす。

6.3 胸部X線写真の濃度分布の性質

6.3.1 濃度分布の概要

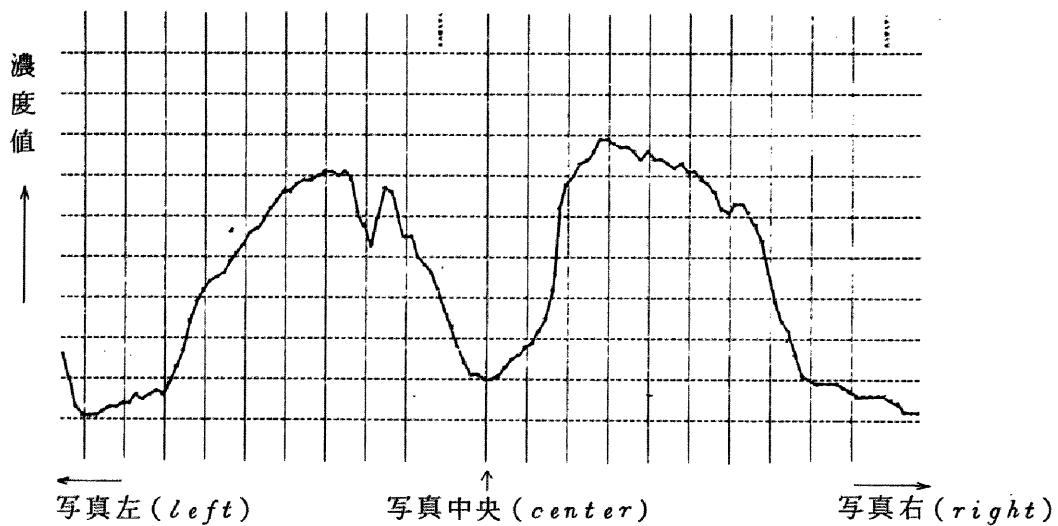
胸部X線写真の濃度分布状態は、*LR* (肺領域) の内部と外部とではかなり異なる。まず図 6.8 の行、および列方向の断面図から知られるように、心陰影の領域 (写真の中央部) の濃度値は小さく、また濃度変化もほとんど存在せず、ほぼ平坦である。*BT* 付近の濃度値はかなり小さく、*BT* よりも人体外側方向に向かうにつれて、かなり急激に濃度値が増加するが、垂直 (*J*) 方向にはあまり急激な濃度変化はない。一方、*LR* の内部は外部にくらべて濃度値が大きく、また濃度変化のもようもはるかに複雑である。画面全体の標本点における濃度値を標本とする度数分布の例 (図 6.9) にもこのもようはある程度あらわれており、濃度値の小さい部分 (ほぼ *LR* 外部に対応) で1つの山があり、濃度値の大きい部分 (ほぼ *LR* 内部に対応) では複数個の山があらわれて、かなり複雑な度数分布形となっている。



(a) 列方向の断面図 (*density distribution in vertical direction*)

Fig. 6.8 Examples of density distribution in vertical and horizontal direction of a chest roentgenogram

図 6.8 原パターンの列方向および行方向の断面図



(b) 行方向の断面図 (density distribution in horizontal direction)

Fig. 6.8 Examples of density distribution in vertical and horizontal direction of a chest roentgenogram

図 6.8 原パターンの列方向および行方向の断面図

実際、 LR 内部には DR (背部肋骨)、 VR (前胸部肋骨)、 VSL (血管影)、 AS (異常陰影) など (これらを成分図形とよぶことにする) が重なり合って存在し、それらが複雑な濃度変化を生じさせる原因となっている。特に LA (肺尖部) および OLR (外側肺領域) では肋骨交差のために、また肺門部付近は VSL のために非常に複雑な濃度分布となっている。成分図形の中で、 DR および VR は形が比較的単純であり、濃度も大きい、 VSL の形、濃度分布はかなり複雑である。 AS は、濃度値、面積共に小さい場合が多く、ちょうど LR の山の山腹のわずかなくぼみのような状態として存在する。以下では、これらの成分図形について少し詳しく考察しよう。

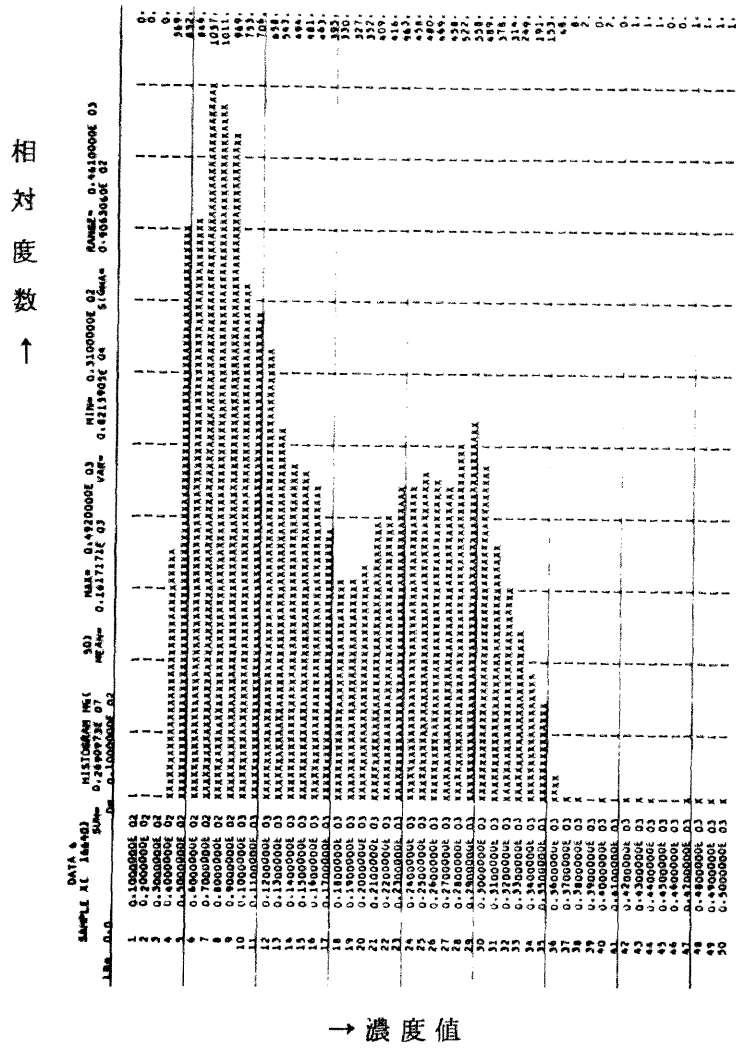


Fig. 6.9 An example of a histogram of sampled density of a chest roentgenogram

図 6.9 原パターンの濃度値の度数分布の一例

6.3.2 肺領域 (LR) 内の大局的濃度変化

肺領域 (LR) 内の濃度値は、被検者の体格、撮影条件などのために、各試料毎にかなりの相違はあるが、通常 50 ないし 100 から、350 ないし 400 程度のきわめて広い範囲にわたっている。

図 6.8 の断面図から知られるように、LR の大局的濃度 (以後、基本的濃度レベルとよぶ) は、LR の中央部に頂上をもつなだらかな山のような状態になっており、特に水平方向 (列方向) の基本的濃度レベル変動が大きい。また、BT 付近にくらべて、BH や BD 付近の基

本的濃度レベルの変動は比較的急激である。通常、 BT 付近から LR の内部に向かって、20標本点程度移動したときに基本的濃度レベル変動が100程度増加するのに対し、 BH または BD 付近から LR の内部に向かって10標本点程度移動すれば100~150程度のかなり急激な基本的濃度レベルの増加がみられる。この数値は、試料により、また部位によりかなりの相違はあるが、全体的傾向としては、 BT 付近よりも BH または BD 付近の基本的濃度レベルの変化は急激である(第3章で行った BT および BH の識別時における差分型線形フィルタの能力評価は上記の数値を用いて実行したものである)。

6.3.3 各成分図形の濃度分布

次に、 LR 内の成分図形(DR , VR , VSL , AS)の濃度分布の性質について考える。まず、濃度値に関して次の仮定をおく。

仮定3 (濃度の加法性の仮定)

“入力画像中に、2個以上の成分図形が重なって存在している場合、重畳部分の濃度値は、各成分図形の濃度値の和で与えられる。”(この仮定は、フィルム感度の直線性の範囲ではほぼ成立するとみてよい)。

さて、ここで扱うフィルムは陰画であり、成分図形と重なる部分における原パターンの濃度値は、成分図形と重ならない部分の LF の濃度よりも小さくなる。従って、各成分図形は負の濃度値をもつことになるが、今後、誤解の恐れがないときには、成分図形の濃度値は、それに絶対値をつけたもので表現することにする。すなわち、成分図形上では、原パターンの濃度値は、背景の濃度レベルよりも成分図形の濃度値の分だけ小さくなっていると解釈する。

(1) 背部肋骨(DR)

DR は胸部X線写真の LR 内の成分図形の中では、通常最も明確なパターンである。 DR は LR 中央部では主として水平方向に走り、 OLR の方へ行くに従ってなめらかに下向きに方向を変え、最終的には BT に接してから VR につながる。 BT はちょうど肋骨像の包絡線に相当する位置にある。 DR の中はフィルム上で2mm程度(標本点間隔0.2mmで標本化した場合、標本点数は10程度)である。 LR 内に観測される DR は通常5~6本であり、その間隔は個人差が相当大きい。また DR の形も個人差があり、撮影時の吸気量、姿勢等によってもかなり異なる。

DR の濃度値は、 LR 中央部で100程度、 LR 周辺部で10程度であり、一本の DR 内の濃度変化がかなり大きい。 DR の、上下境界間の原パターンの列平均濃度の一例を図6.10に示す。また相異なる DR 間でもかなりの濃度の違いがあり、 LR 上部の DR は通常明確(濃度値大)であるが、 LR 下部の DR は不明確(濃度値小)となる場合が多い。これらもまた個人差が大きい。

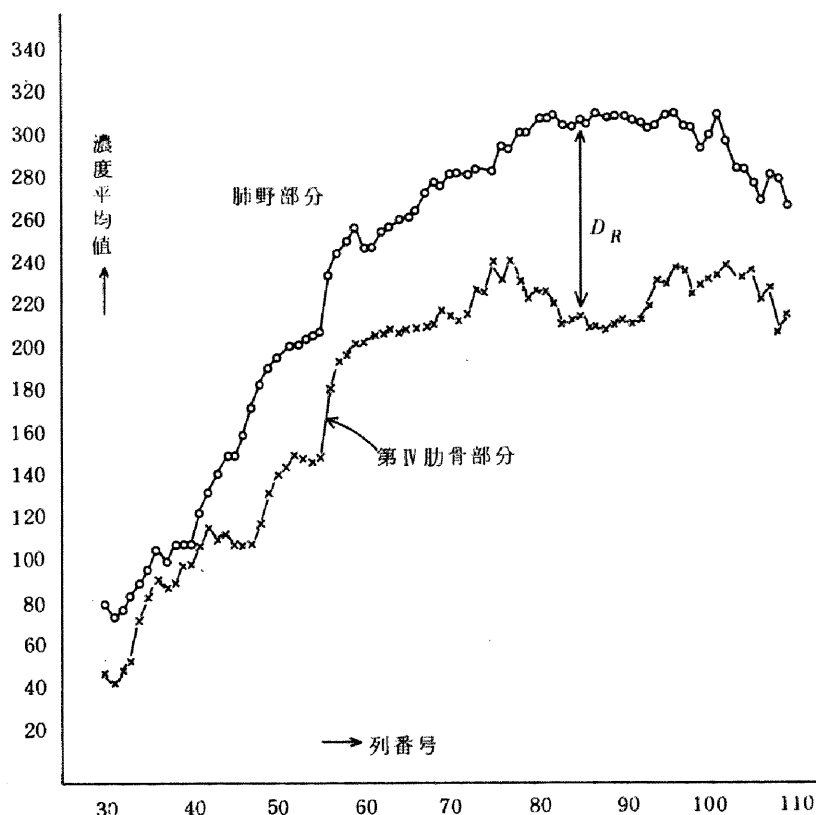


Fig. 6.10 Examples of distribution of original pattern density averaged vertically in each column between two borders of dorsal portions of ribs

図 6.10 背部肋骨上下境界間の原パターンの列平均濃度

(2) 前胸部肋骨 (VR)

VR は BT に接する部分から下方に向かい、なめらかに人体内側の方に向きを変え、垂直方向に対してはほぼ 45° に近い角度で走る。その濃度値は、 OLR 付近で最も大きく(10~30程度)、正中線方向に向かうに従って小さくなり、通常は MLR の中央付近でほとんど0となる。また、 VR の下側境界線は不明確である場合が多い。一般に VR の性質はきわめて個人差が大きい。

なお、*OLR* 内および *LAR* 内は *DR* と *VR* が交差するため非常に複雑な濃度分布状態が形成されている。

(3) 血管影 (*VSL*)

VSL は特に肺門部 (*PH*) 付近に多く存在し、太い動脈と静脈が重なって観測される。*VSL* は、異なる試料間でも、人体の解剖学的構造によるある種の形の大局的な類似性は認められるものの、やはり境界線が *DR* や *VR* にくらべればきわめて不明確であり、形状、面積、濃度値ともに個人差が大きい。

VSL の中心部の濃度値はかなり大きく 100 以上の場合が多い。しかし、一般に、健康人の正常な写真では、*VSL* の境界線が比較的明確であり、面積も小さい場合が多い。一方、肺のいずれかの部分に *AS* を有するような写真では、観測される *VSL* の境界線が不明確で面積も大きくなり、その *AS* の方向に引っぱられた状態になっているのがしばしば見出される。従って、このことを逆に利用して *AS* の検出を行うことも考えられる。

(4) 異常陰影 (*AS*)

AS を生ずる原因となるものは、肺結核、肺がん、肺炎、肋膜炎、肺門リンパ腺炎 (サルコイドーシス)、気管支拡張症、骨折などによる骨の奇形、塵肺、肺の中の異物などがある。*AS* の形、面積、濃度値は、通常他の成分図形 (*DR*, *VR*, *VSL*) にくらべて、きわめて微小である場合が多く、しかも個人差が非常に大きい。自動スクリーニングの観点からみると、少なくとも、フィルム上での直径 1mm 以上、濃度値 10 以上の *AS* は検出する必要がある。これに対し、実際の *AS* の濃度値は通常 5~30 程度であり、きわめて明確なものでは 100 をこえることもあるという程度である。*AS* の存在位置は肺の全域にわたっており、その個数も個々の場合によって全く異なる。さらに、*AS* は他の成分図形と重なって存在することも多い。

6.3.4 雑音成分の濃度分布の性質

DR, *VR*, *VSL*, *AS* 等の成分図形にくらべてかなり局所的な濃度変動は、これらの図形を検出する際に雑音として寄与する成分である。さらに、*BT*, *BH*, *BTB*, *BHB*, *BLA*, *BD* などのかなり大局的な特徴を検出する際には上記の局所的濃度変動に加えて、成分図形自体も雑音として作用する。従って、正確にはこれらの場合を区別する必要がある。ここでは主として前者の意味での雑音 (以後ランダム雑音とよぶ) について考察する。

ランダム雑音の要素としては次の3つが考えられる。

- ① 人体組織の微細構造によるもの。
- ② フィルムの粒状性によるもの。
- ③ 濃度測定時の電氣的雑音。

これら3つの雑音成分は、それぞれ分けて測定することが原理的には可能である。ただし、胸部X線写真においては①が最も支配的であり、②、③はほとんど無視できることが知られている(ただし、濃度計は機械走査式のかなり高精度のものを使用した: 図6.3参照)。

ランダム雑音の標準偏差 σ は、隣点間差分パターン(原パターンに、差分型線形フィルタ $\mathcal{D}_1[1, 0]$, $\mathcal{D}_1[0, 1]$, $\mathcal{D}_1[1, 1]$ などを施して得られるパターン: 6.4.3の[1]を参照)の標準偏差 σ_s からある程度推定することができる(図6.11からも知られるように、隣点間差分パターンの度数分布はほぼ単峰性になっている。これは原パターンの基本的濃度レベル変動が隣点間差分操作によってほとんど消去され、また各成分図形はほとんどその境界線の部分のみとなって、度数分布全体への寄与が減少することによると思われる)。

今、原パターンが、各点において互いに独立な加法的ガウス雑音(平均値0, 分散 σ^2)を伴うとしたとき、隣点間差分パターンの標準偏差 σ_s は $\sqrt{2} \cdot \sigma$ となる。胸部X線写真の隣点間差分パターンの σ_s の値は、試料により、また特に部位により異なるが、5~15程度である。従って σ は3~10程度であると考えてよからう。第7章におけるAISC-R-V2の能力評価例では $\sigma=1.0$ として計算を行なっている。

相
对
度
数
↑

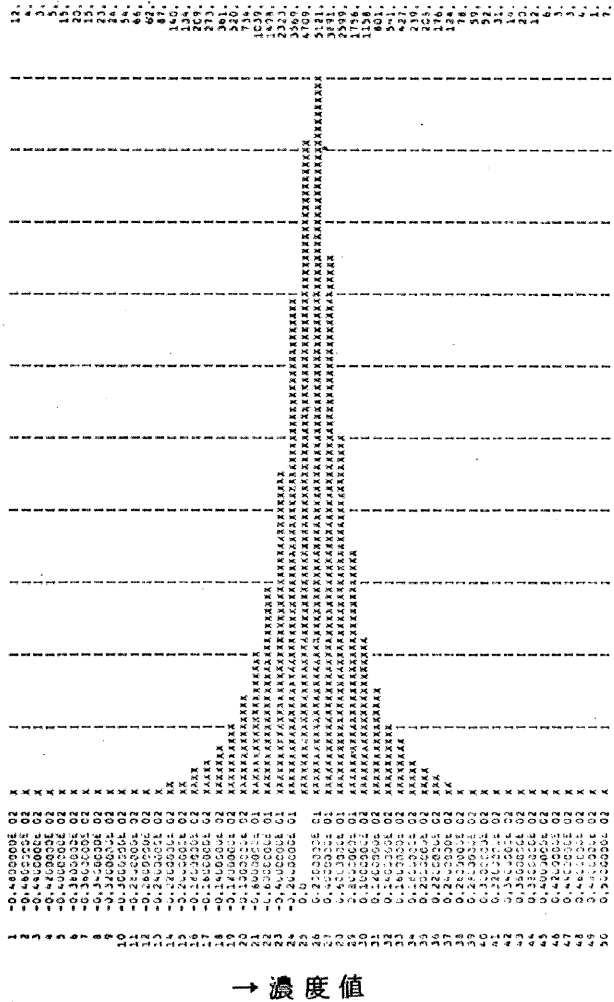


Fig. 6.11(a) Histogram of output of $\mathcal{D}_1[1, 0]$
(Sample: DATA6)

図 6.11(a) 垂直方向隣点間差分パターン ($\mathcal{D}_1[1, 0]$ の出力) のヒストグラム(試料: DATA6)

相
对
度
数
↑

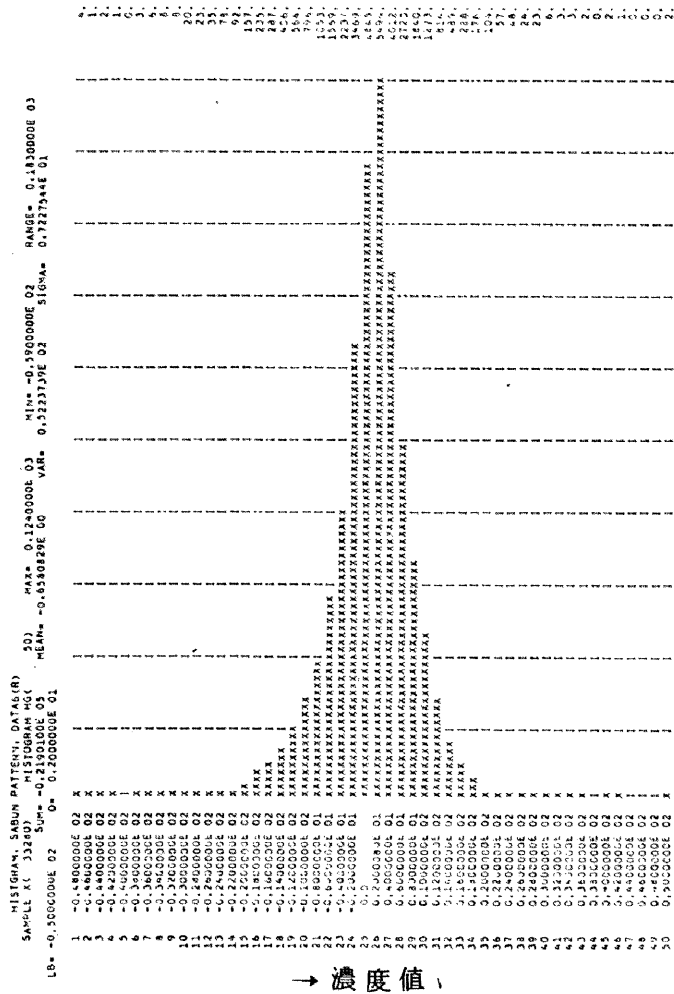


Fig. 6.11(b) Histogram of output of $\mathcal{D}_1[0, 1]$
(Sample: DATA6)

図 6.11(b) 水平方向隣点間差分パターン ($\mathcal{D}_1[0, 1]$ の出力) のヒストグラム(試料: DATA6)

6.3.5 濃度値の相関

最後に原パターンおよび隣点間差分パターンにおける濃度値の相関の大きさを調べてみよう。このために、水平方向に i 点分だけ中心をずらした 10×10 の正方形領域を2つ考え、それらの中に含まれる各100点ずつの濃度値を標本として相関係数 ρ を求めた。その結果の一部を図6.12に示す。 ρ の値は、一枚の写真の中でも、部位によって相当異ってはいるが、全体についていえることは、原パターンにおける ρ の値は、隣点間差分パターンにおける ρ の値よりもはるかに大きいということである。例えば、図6.12の例では、原パターンの相関は、 $i = 2$ に対して $\rho = 0.85$ ないし 0.98 程度、 $i = 5$ に対して $\rho = 0.5$ ないし 0.9 程度で、 $i = 10$ でもかなり大きい(図6.12(a)参照)のに対し、隣点間差分パターンの相関は、 $i = 2$ 以上にすれば(すなわち、2点以上離れると) ρ の値はほとんど 0.1 以下になってしまう(図6.12(b)参照)ことがわかる。

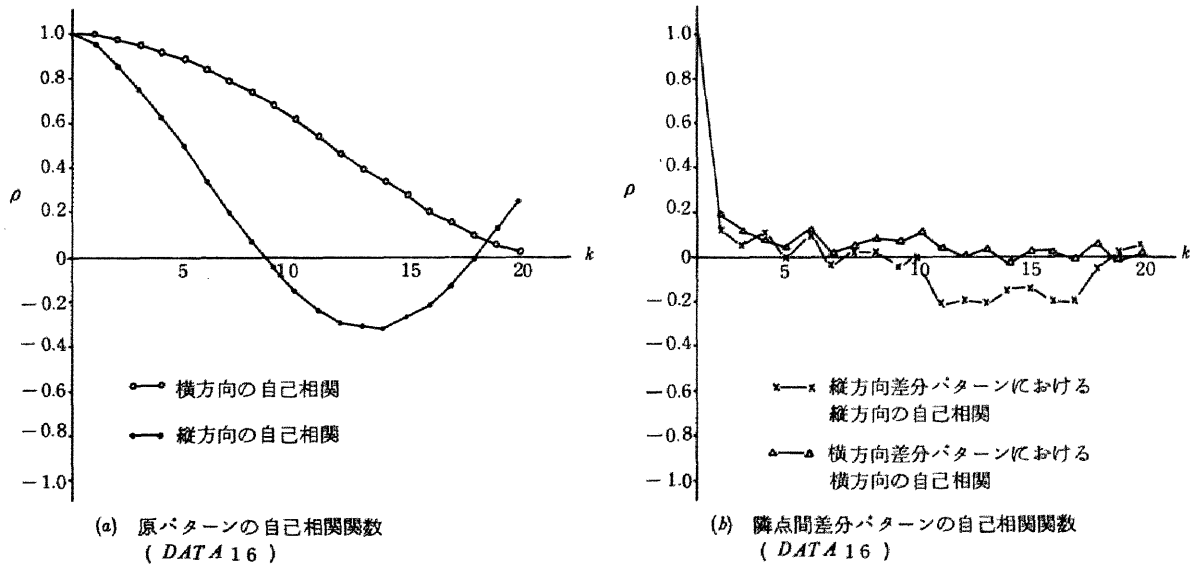


Fig. 6.12 Some examples of autocorrelation function of density in a chest roentgenogram.

図 6.12 胸部X線写真の肺野内における濃度値の自己相関関数の例

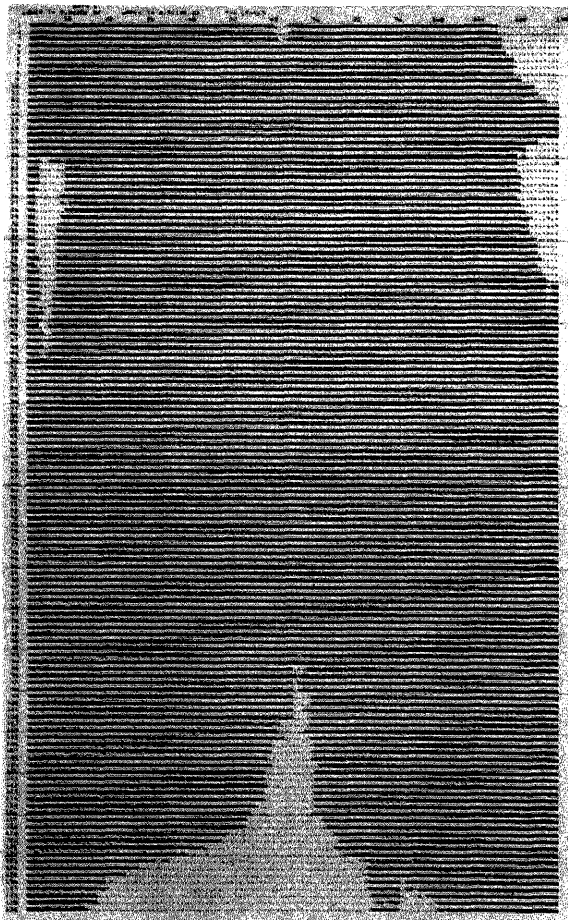
6.4 胸部X線写真に対する2次元フィルタの出力の性質

前節での検討によって、胸部X線写真の濃度分布の大局的な性質、各成分図形の性質、雑音の統計的性質などを知ることができた。

しかし、胸部X線写真を対象とする実際の画像処理システムを作成するためには、前節のような検討に加えて、写真中に含まれる各種の特徴を抽出する具体的な手法の検討を行う必要がある。そのために、本節では、胸部X線写真の標本化画像（原パターン）に対して、第2～第5章で述べた各種の2次元フィルタを適用し、それらの出力の性質について詳しく調べてみることにする。

6.4.1 閾値フィルタによる処理

まず、図6.5(f)の原パターンに対する、式(2.4.8)で定義した2値出力閾値フィルタ $1(BTF1)$, $\mathcal{F}_{B1}[T]$, $T = 50(50)300$, の出力を図6.13(a)～(f)に示す。これから、肺(L)の部分は閾値 $T = 150$ 程度の $\mathcal{F}_{B1}[T]$ により、ほぼ抽出できることが知られる。また、肺の内部でも特に鎖骨下、あるいは肺下野の中央部等の濃度値が最も大きいこと、さらにBD, BH付近の大局的濃度化はBT付近にくらべてかなり急激であることがわかる。



(a) $\mathcal{E}[2, 2] \otimes \mathcal{T}_{B_1}[50]$ の出力 (領域は濃度値 50 以上の点の集合)
 $\mathcal{E}[C, D]$: 単純伸縮出力フィルタ
 $\mathcal{T}_{B_1}[T]$: 2値出力閾値フィルタ (T : 閾値)

Fig. 6.13 Output of binary output threshold filter for $\frac{1}{2} \times \frac{1}{2}$ reduced pattern.

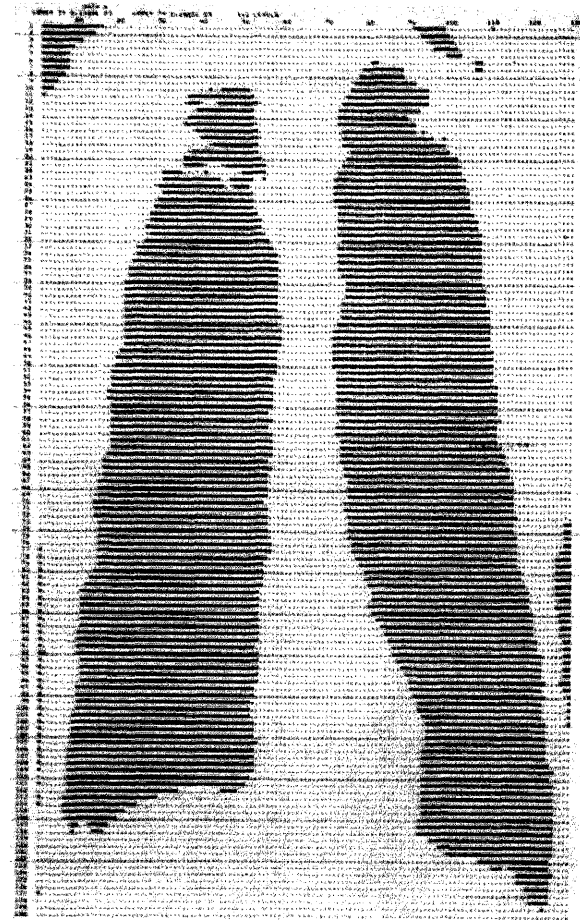
図 6.13 $\frac{1}{2} \times \frac{1}{2}$ 縮小パターンに対する 2値出力閾値フィルタの出力



(b) $\mathcal{E}[2, 2] \otimes \mathcal{T}_{B_1}[100]$ の出力

Fig. 6.13 (continued)

図 6.13 (つづき)



(c) $\mathcal{E}[2, 2] \otimes \mathcal{T}_{B_1}[150]$ の出力

Fig. 6.13 (Continued)

図 6.13 (つづき)



(d) $\mathcal{E}[2, 2] \otimes \mathcal{I}_{B_1}[200]$ の出力

Fig.6.13 (Continued)

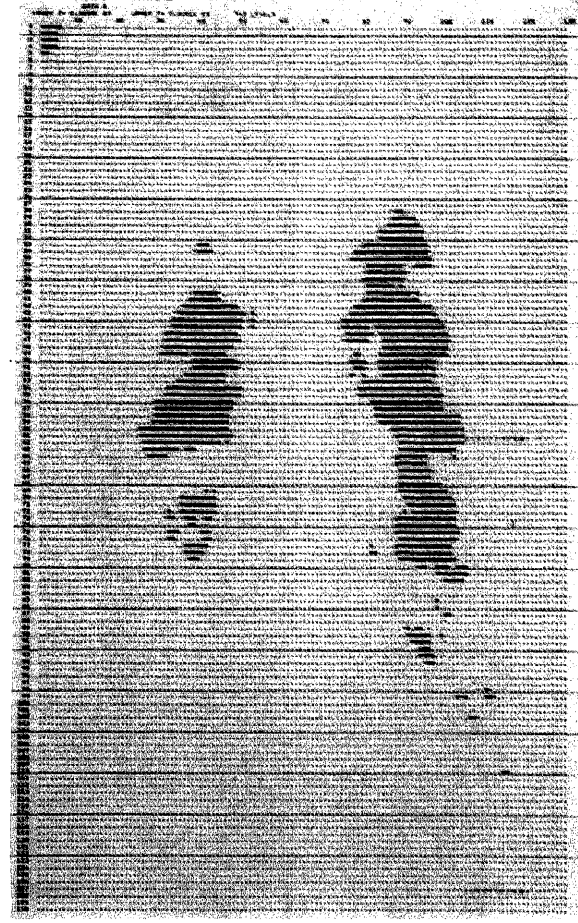
図 6.13 (つづき)



(e) $\mathcal{E}[2, 2] \otimes \mathcal{I}_{B_1}[250]$ の出力

Fig.6.13 (Continued)

図 6.13 (つづき)



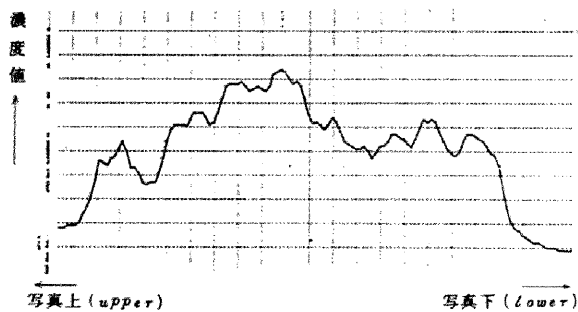
(f) $\mathcal{E}[2, 2] \otimes \mathcal{I}_{B_1}[300]$ の出力

Fig.6.13 (Continued)

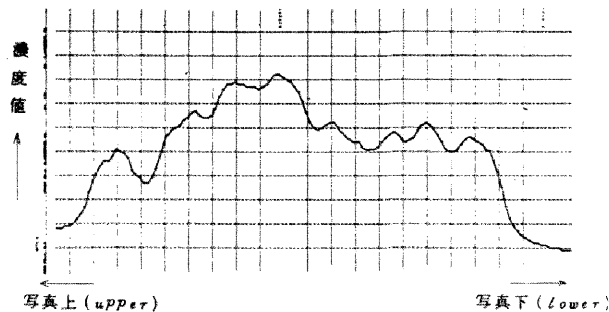
図 6.13 (つづき)

6.4.2 一様平滑化線形フィルタによる処理

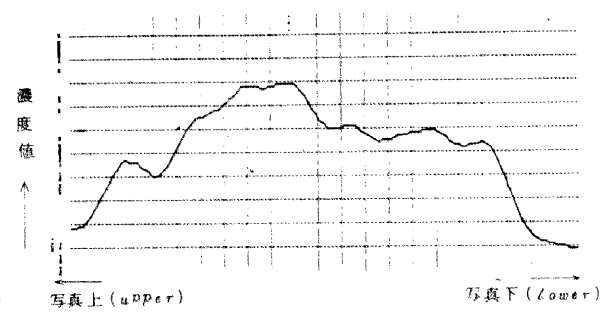
次に、式(2.4.5)で定義した一様平滑化線形フィルタ($USLF$)、 $\mathcal{S}[K, K]$ 、 $K=4, 8, 16$ を図6.5の原パターンに適用して得られる平滑化パターン(それぞれ 4×4 、 8×8 、および 16×16 平滑化パターンとよぶ)の断面図を図6.14(a)~(c)に示す。 K が大きくなるにつれて局所的濃度変化が減少し、大局的濃度変化のみになって行く様子が知られよう。なお、このもようは、平滑化パターンの濃度値の度数分布の上にもある程度あらわれている(図6.15(a)~(c)参照)。また、これらの平滑化パターンに対して、式(2.4.8)の2値出力閾値フィルタ $\mathcal{S}_1[T]$ 、 $T=100$ を適用した例を図6.16(a)~(c)に示す。これらを原パターンの場合(図6.13の(c))と比較すると、平滑化の程度(K)が大きくなるほど、得られる2値連結領域(BCC)の境界線が滑らかになって行く様子がわかる。



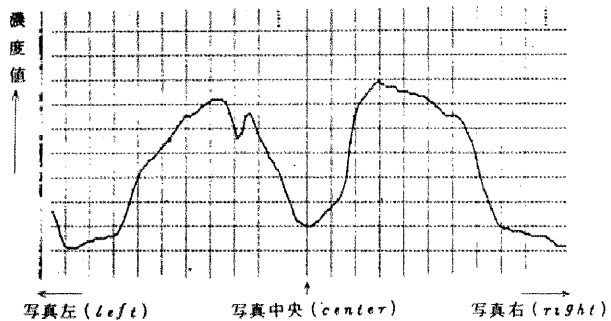
(a) $\mathcal{S}[4, 4]$ の出力パターンの列方向の断面図



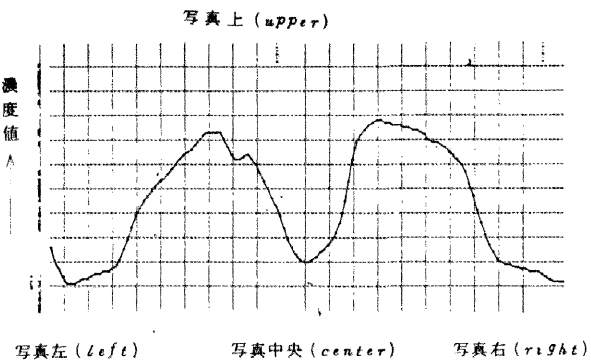
(c) $\mathcal{S}[8, 8]$ の出力パターンの列方向の断面図



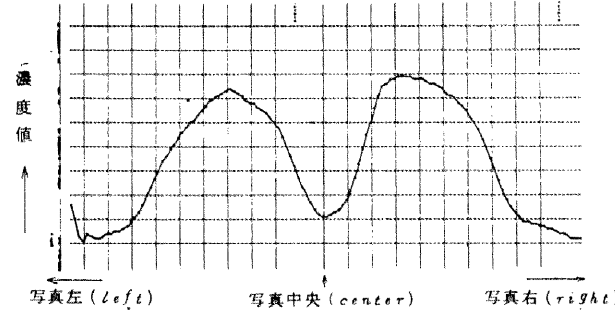
(e) $\mathcal{S}[16, 16]$ の出力パターンの列方向の断面図



(b) $\mathcal{S}[4, 4]$ の出力パターンの行方向の断面図



(d) $\mathcal{S}[8, 8]$ の出力パターンの行方向の断面図

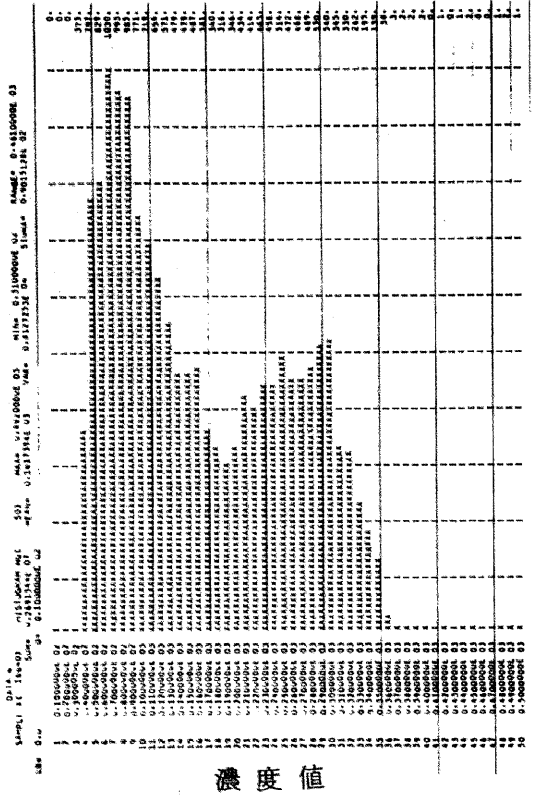


(f) $\mathcal{S}[16, 16]$ の出力パターンの行方向の断面図

Fig. 6.14 Examples of density distribution in vertical and horizontal direction of smoothed pattern.

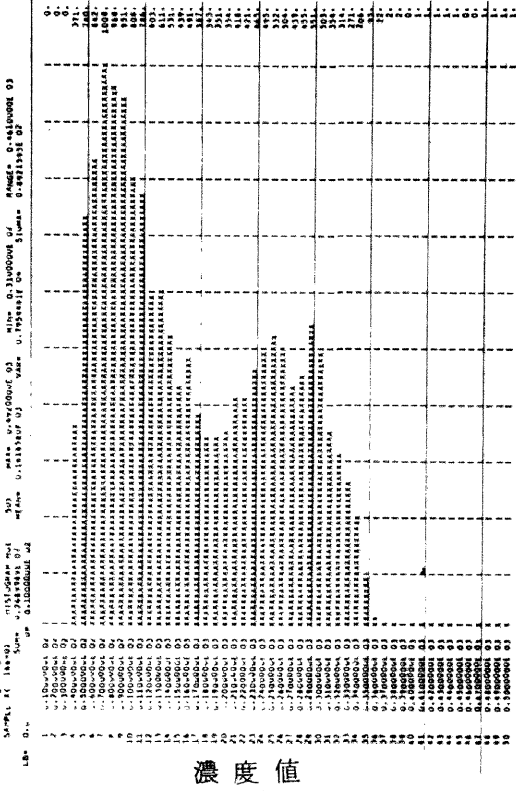
図 6.14 一様平滑化線形フィルタ出力の断面図

相対頻度



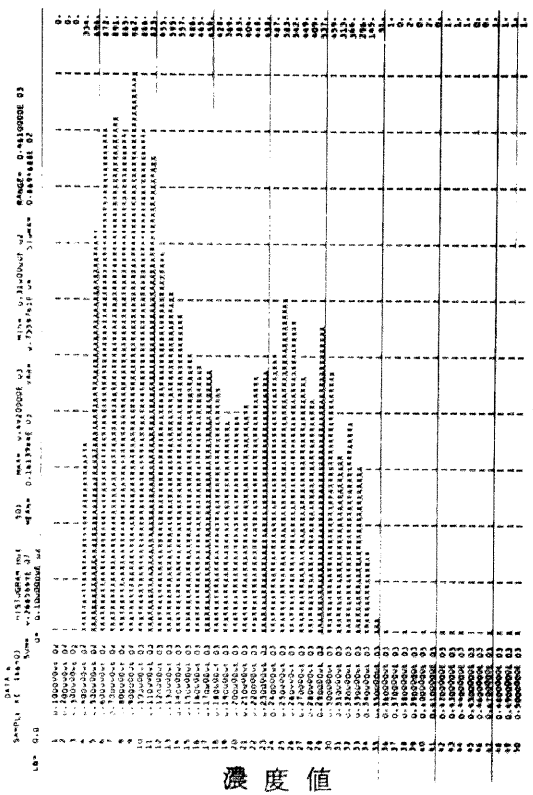
(a) $\mathcal{S}[4, 4]$ の出力パターンの濃度値の度数分布

相対頻度



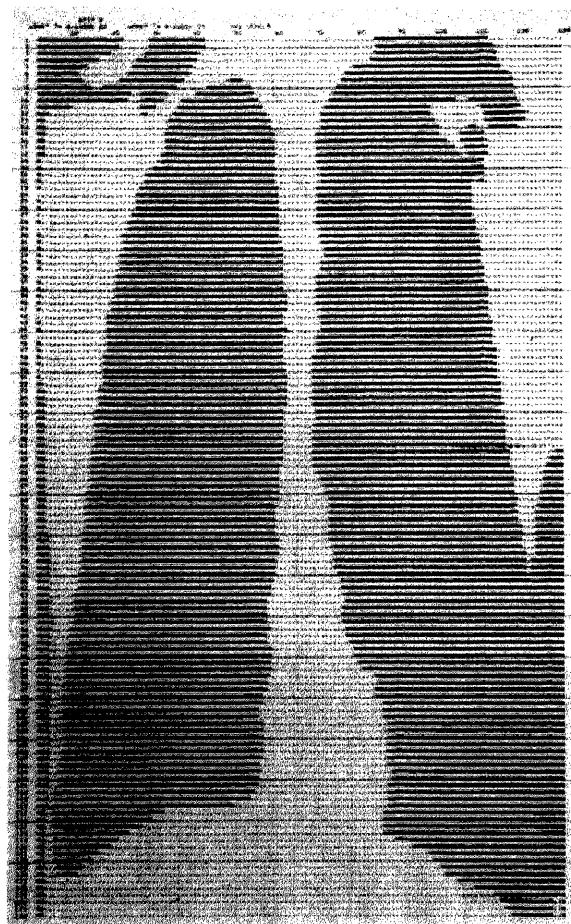
(b) $\mathcal{S}[8, 8]$ の出力パターンの濃度値の度数分布

相対頻度

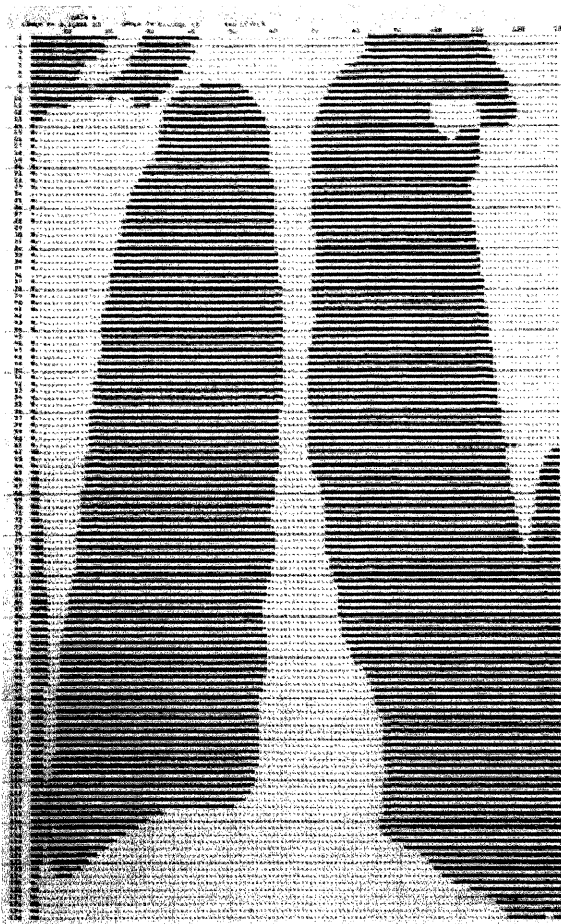


(c) $\mathcal{S}[16, 16]$ の出力パターンの濃度値の度数分布

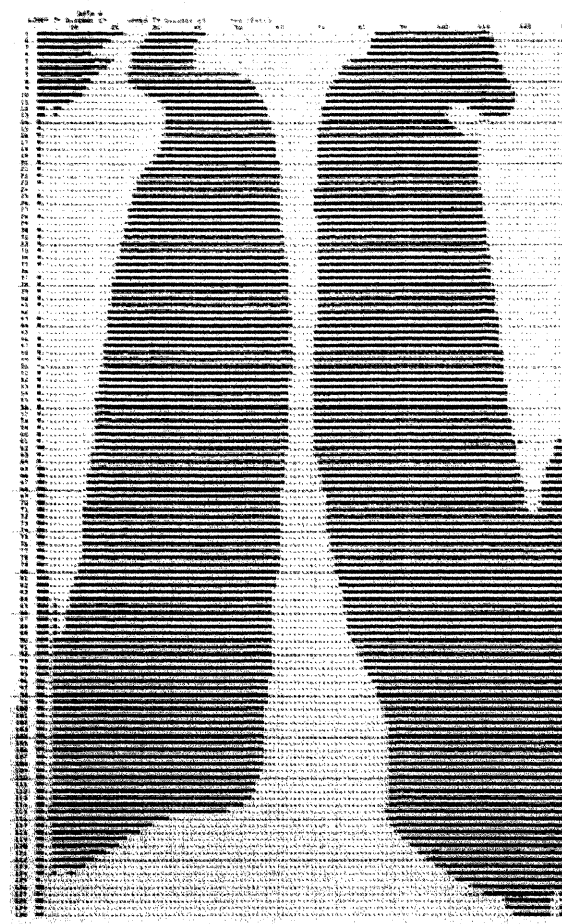
Fig. 6.15 Some examples of histogram of density of the uniformly smoothed pattern
 図 6.15 平滑化線形フィルタの出力パターン濃度値の度数分布の例



(a) $\mathcal{S}[4,4] \otimes \mathcal{E}[2,2] \otimes \mathcal{T}_{B_1}[100]$



(b) $\mathcal{S}[8,8] \otimes \mathcal{E}[2,2] \otimes \mathcal{T}_{B_1}[100]$



(c) $\mathcal{S}[16,16] \otimes \mathcal{E}[2,2] \otimes \mathcal{T}_{B_1}[100]$

Fig. 6.16 Output of binary output threshold filter for the uniformly smoothed pattern.

図 6.16 平滑化線形フィルタ出力に対する 2値出力閾値フィルタの出力

6.4.3 差分型線形フィルタ⁽²⁷⁾による処理

次に、図 6.5 (b) の原パターンに対して種々の差分型線形フィルタ (DLF, 3.2 参照) を適用し、どのような特徴が検出されるかを調べてみよう。

[1] 1階差分型線形フィルタ (DLF 1) の適用

図 6.5 (b) の原パターンに対し、1階差分型線形フィルタ (DLF 1) の中でも最も基本的なものである隣点間差分フィルタ $\mathcal{D}_1[0, 1]$, $\mathcal{D}_1[0, -1]$, $\mathcal{D}_1[1, 0]$, $\mathcal{D}_1[-1, 0]$ を適用して得られる出力パターンを図 6.17 (a)~(d) に示す。これらにおいては、大局的な濃度レベル変動はほとんど消去され、局所的濃度変化のみが検出される。

従って、その濃度値の度数分布が単峰性となることは、先にのべた通りである(図 6.11 参照)

[A] 水平方向隣点間差分

まず、水平方向隣点間差分フィルタ $\mathcal{D}_1[0, 1]$ の出力パターン(図 6.17 (a))では、 BH_l (左肺側の心陰影輪郭線), $BDR_{r \cdot d}$ (右肺側の背部肋骨下側境界線) および $BVR_{r \cdot d}$ (右肺側の前胸部肋骨下側境界線) の OLR に近い部分, $BDR_{l \cdot u}$ (左肺側の背部肋骨上側境界), VSL_l (肺門部血管影) の一部などが検出されている。また、右肺側の第 I (または第 II) 肋骨の人体内側の境界線の一部が検出されるのも興味深い現象である。

次に、同じく水平方向差分フィルタ $\mathcal{D}_1[0, -1]$ の出力パターン(図 6.17 (b))では、 $\mathcal{D}_1[0, 1]$ の出力の場合と左右が逆になるだけで同じ傾向の出力が得られる。すなわち、 BH_r , $BDR_{l \cdot d}$, $BVR_{l \cdot d}$, $BDR_{r \cdot u}$, VSL_r , 左肺側の第 I (または第 II) 肋骨の人体内側境界線の一部などが検出される。

これらの結果(図 6.17 (a), (b)) から、胸部 X 線写真の原パターンは次の性質をもつことが知られる。

- (a 1) BH_l 付近は、 BH_r 付近よりも水平方向の局所的濃度変化が大きい。
- (a 2) OLR 付近の BDR は右、左肺ともに水平方向の局所的濃度変化が大きい。
- (a 3) VSL は、右、左肺側ともに、人体内側の方が水平方向の局所的濃度変化が大きい。また、 VSL_l よりも VSL_r の方が全体的に大きな濃度変化を有する。
- (a 4) 第 I (または第 II) 肋骨は人体内側の境界線の方が、人体外側の境界線よりも水平方向の局所的濃度変化が大きい。

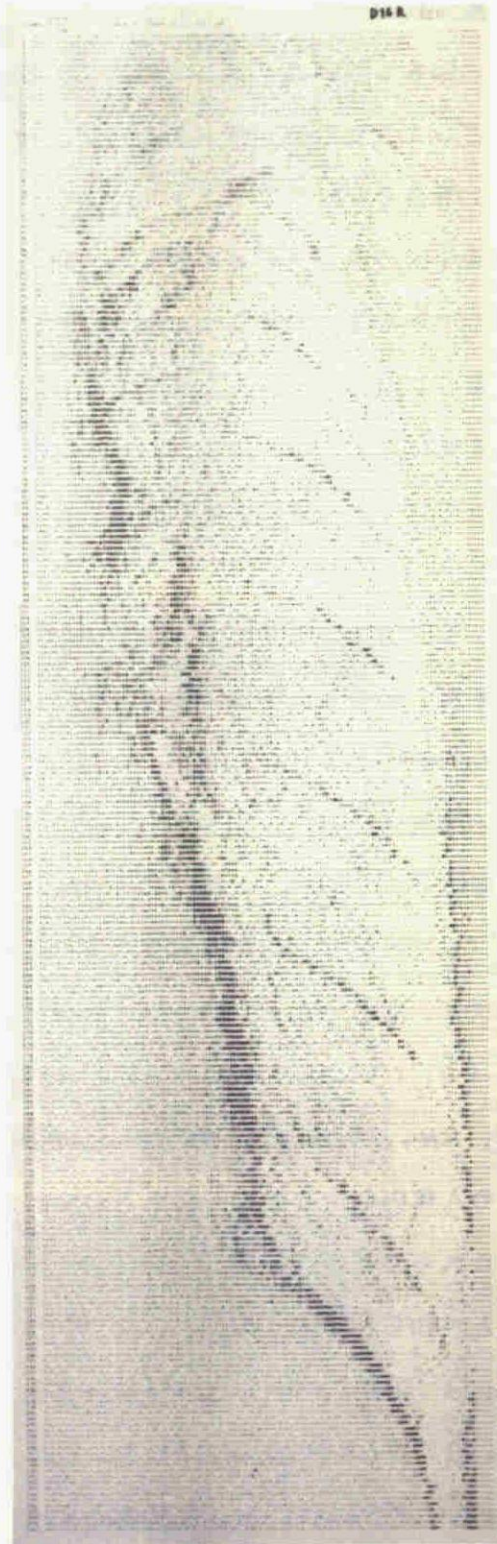


Fig. 6.17 (a) DATA 16 :
Output of DLF 1, $\mathcal{D}_1[0, 1]$

図 6.17 (a) DATA 16 :
1階差分型線形フィルタ $\mathcal{D}_1[0, 1]$ の出力

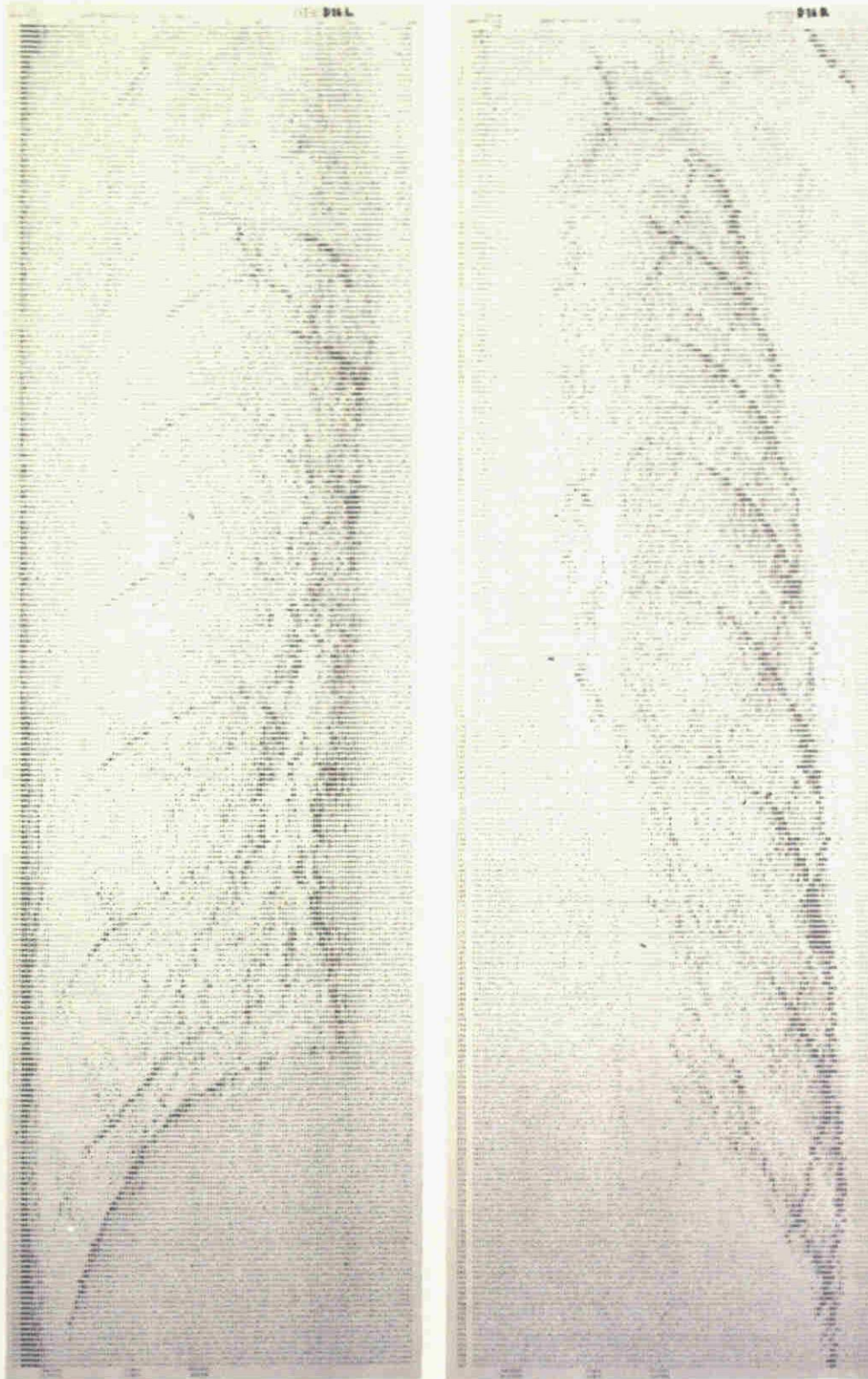


Fig. 6.17 (b) DATA 16 :
Output of DLF 1, $\mathcal{D}_1[0, -1]$

図 6.17 (b) DATA 16 :
1階差分型線形フィルタ $\mathcal{D}_1[0, -1]$ の出力

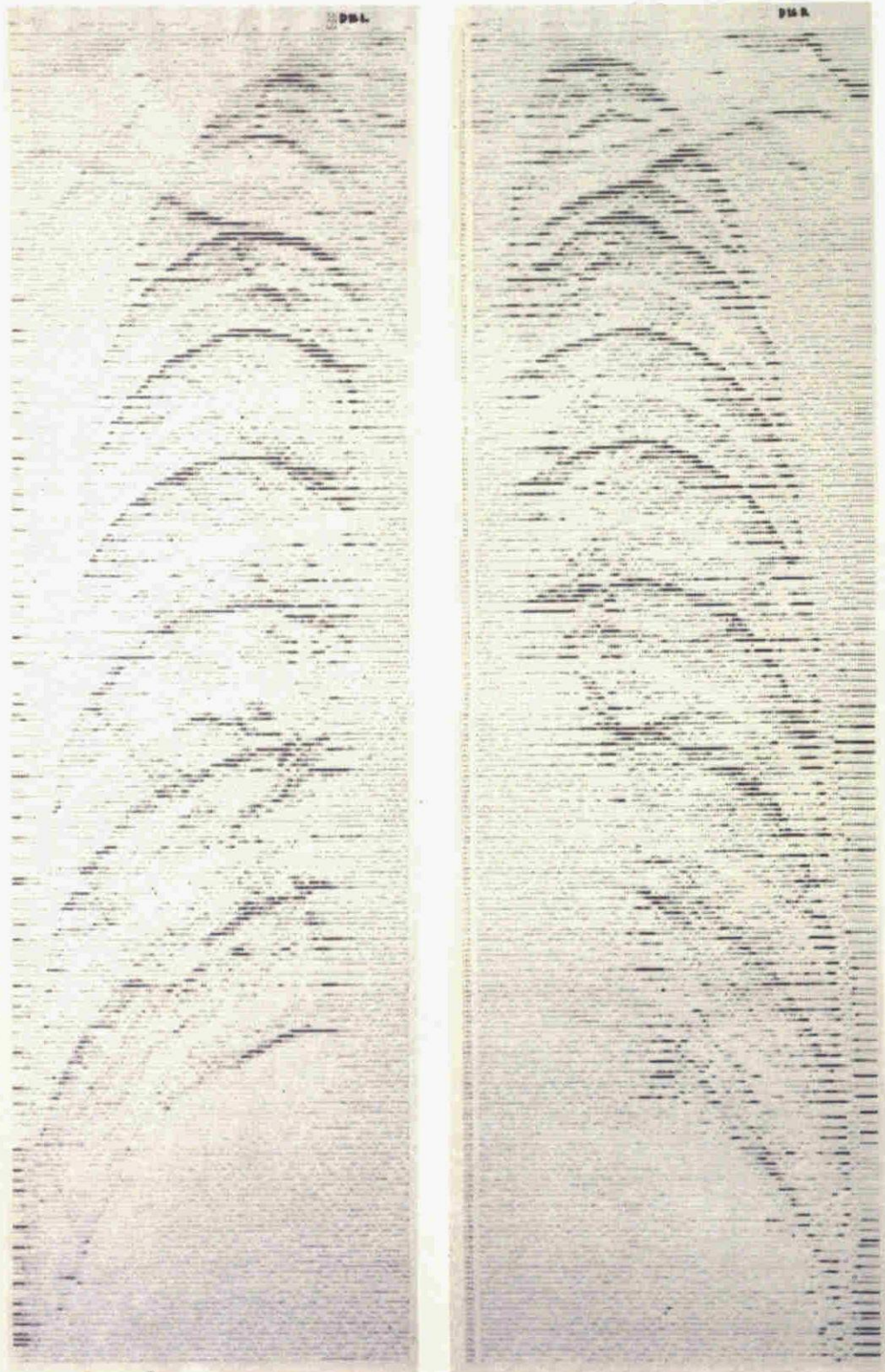


Fig. 6.17 (c) DATA 16 :
Output of DLF 1, $\mathcal{D}_1(1, 0)$

図 6.17 (c) DATA 16 :
1 階差分型線形フィルタ $\mathcal{D}_1(1, 0)$ の出力

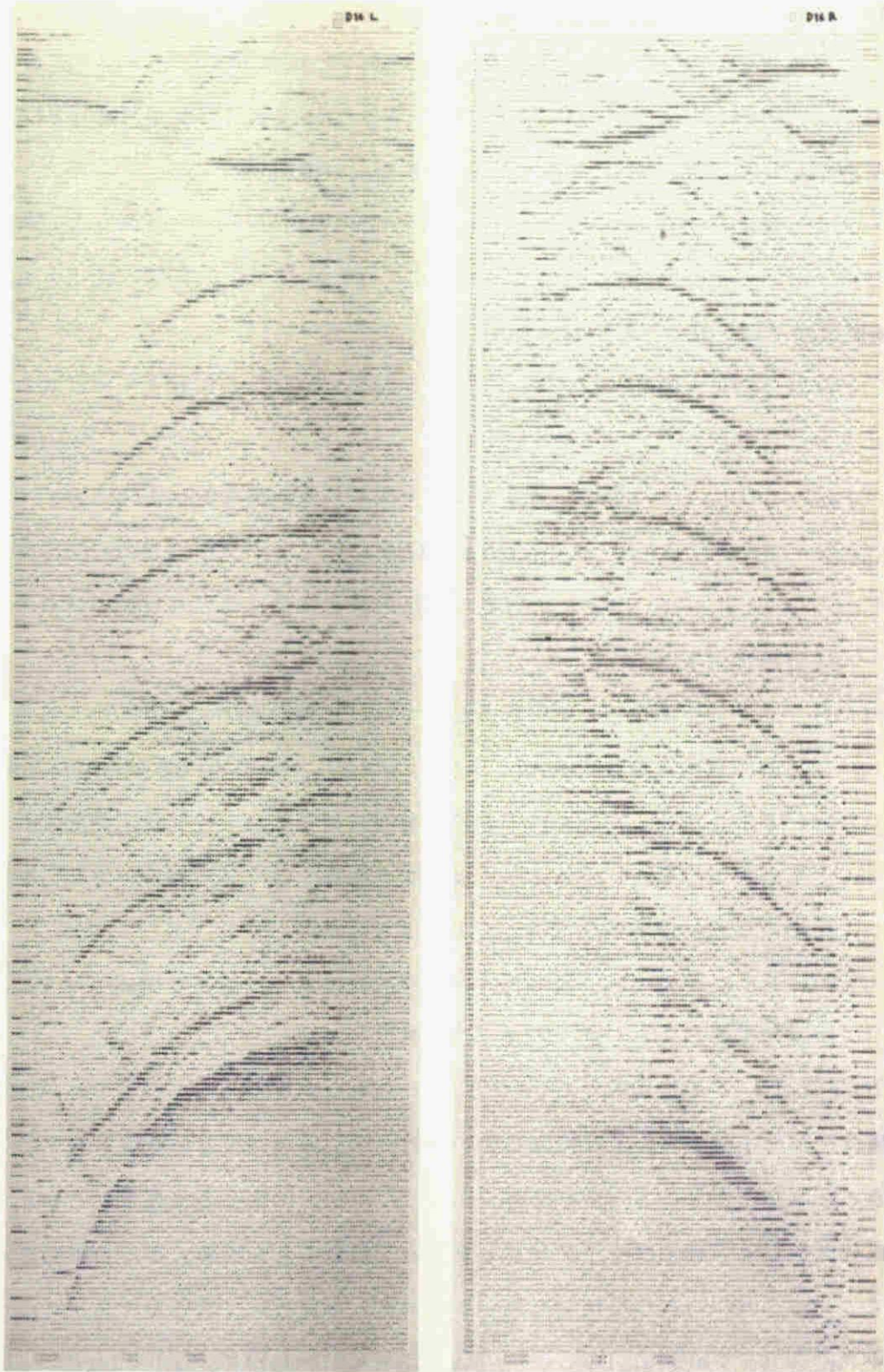


Fig. 6.17 (d) DATA 16 :
Output of DLF 1, $\mathcal{D}_1[-1, 0]$

図 6.17 (d) DATA 16 :
1 階差分型線形フィルタ $\mathcal{D}_1[-1, 0]$ の出力

〔B〕 垂直方向隣点間差分

これに対し、垂直方向隣点間差分フィルタ $\mathcal{D}_1[1, 0]$ の出力パターン (図 6.17(c)) では、右肺、左肺側ともに背部肋骨下側境界線 (BDR_d)、鎖骨下側境界線 (BC_d) の一部、前胸部肋骨の下側境界線 (BVR_d) の一部などが検出される。

また、垂直方向隣点間差分フィルタ $\mathcal{D}_1[-1, 0]$ の出力パターン (図 6.17(d)) では、各成分パターンの上側境界線、すなわち BDR_u 、 BVR_u 、 BC_u などが検出される。また、横隔膜境界線 (BD) も検出される。

これらの結果 (図 6.17(c), (d)) から、胸部 X 線写真の原パターンは次の性質をもつことが知られる。

- (b1) BDR_u は、 BDR_d よりも垂直方向の局所的濃度変化が大きい。
- (b2) BVR_u 、 BVR_d は、 BDR_u 、 BDR_d にくらべて垂直方向の局所的濃度変化が小さい。特に、 BVR_d 付近の局所的濃度変化はほとんど検出されないほど小さい場合が多い。
- (b3) LR の上部から、中央部にかけては、比較的 BDR_u 、 BDR_d 付近の垂直方向局所的濃度変化が大きい。が、 LR の下部では、それらはかなり小さくなる場合が多い。
- (b4) BC_u 、 BC_d 付近では、共に部分的には垂直方向の局所的濃度変化が大きくあらわれているが、全体としてはあまり明確ではない。特に、 BT と交差する部分では局所的濃度変化はほとんど検出されない。
- (b5) VSL 付近では、垂直方向の局所的濃度変化はあまり明確ではない。

〔2〕 2階差分型線形フィルタ ($DLF 2$) の適用

$DLF 2$ は、その定義式 (式 (3.2.3)) から明らかなようにその出力からは、それがあつる成分図形の上側境界線と下側境界線 (あるいは左側境界線と右側境界線) のいずれであるかの区別を行なうことはできない。従つて、お互いに接近して存在するいくつかの小さな成分図形の境界線抽出は、 $DLF 1$ を用いる場合よりも困難であると思われる。

ここでは、 BDR の検出能力を調べるために、垂直方向 2階差分フィルタの出力を求めてみた。図 6.18(a) が $\mathcal{D}_2[2, 0]$ の出力、図 6.18(b) が $Scale[-1] \otimes \mathcal{D}_2[2, 0]$ の出力をあらわす。上記の理由により、 BDR_u と BDR_d は人間にとっては比較の見やすい形で同時に検出される。しかし、 $DLF 1$ の出力 (図 6.17(c), (d)) と同様に、 LR 上部の BDR は比較的明確に検出されるが、 LR 下部の BDR は、局所的濃度変化という形で

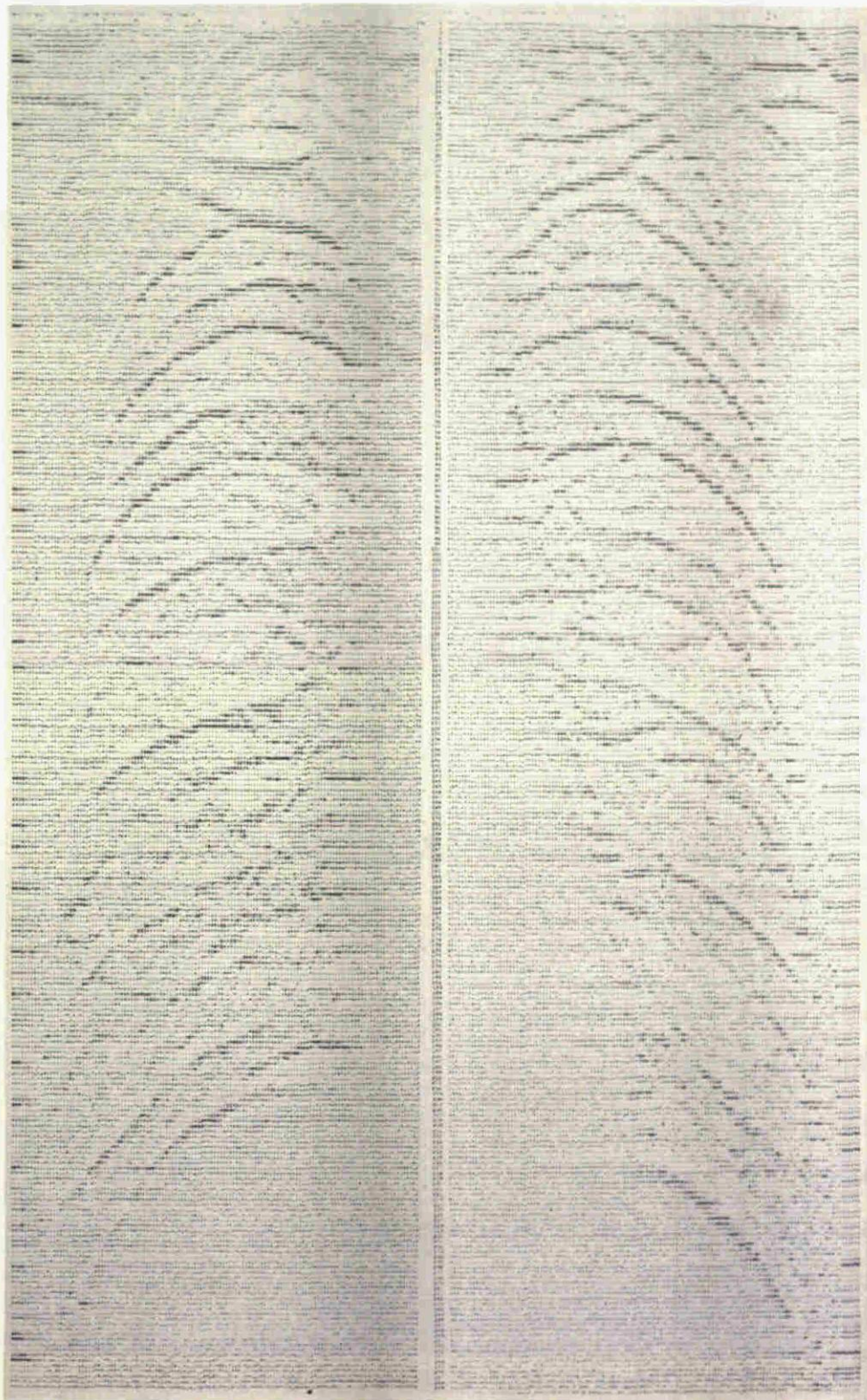


Fig. 6.18 (a) Output of DLF 2 $\mathcal{D}_2[2, 0]$ for DATA 16.

図 6.18 (a) 2階差分型線形フィルタ $\mathcal{D}_2[2, 0]$ の出力 (DATA 16)

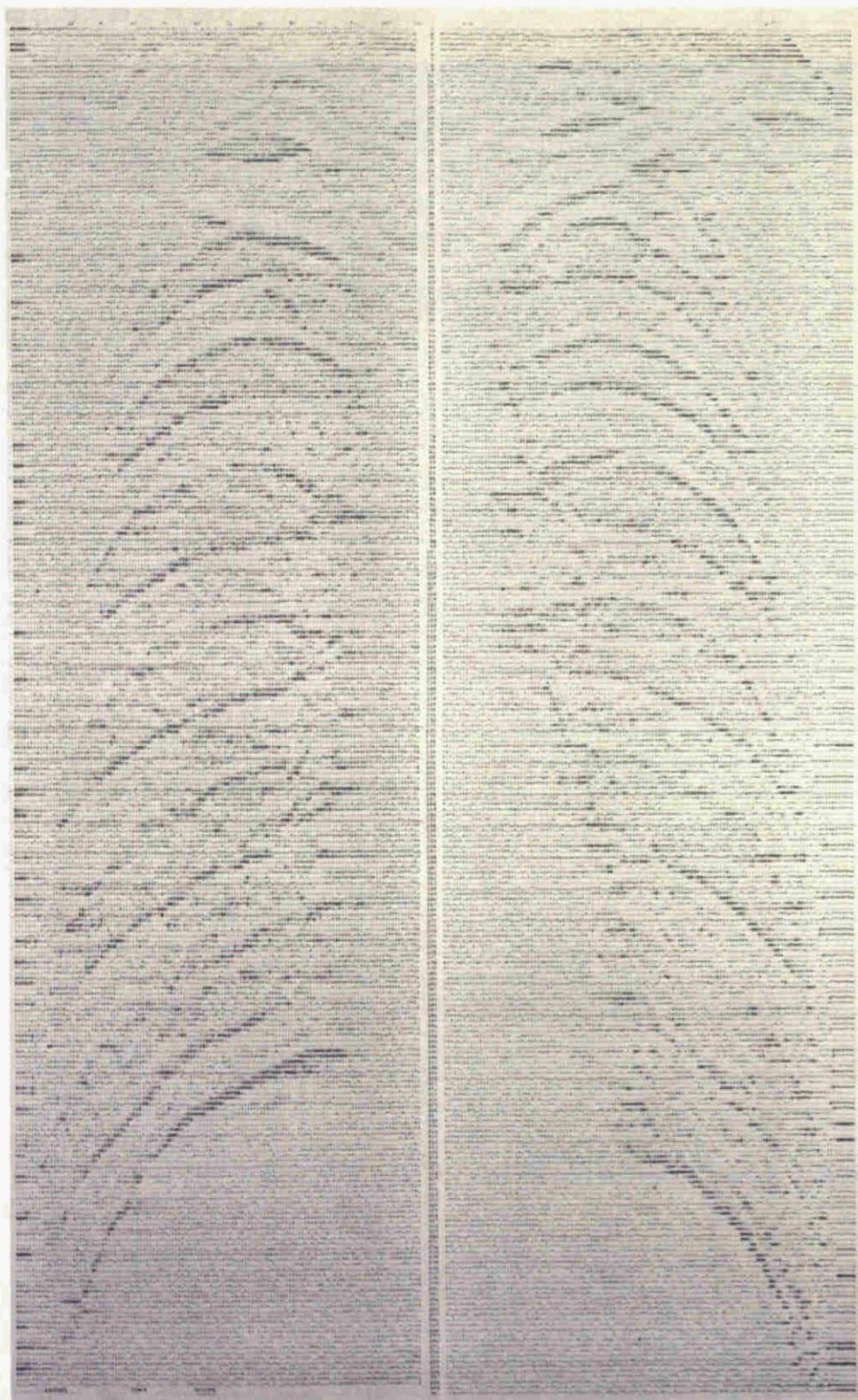


Fig. 6.18 (b) Output of DLF 2 $\text{Scale}[-1] \otimes \mathcal{D}_2[2, 0]$ for
DATA 16.

図 6.18 (b) 2階差分型線形フィルタ $\text{Scale}[-1] \otimes \mathcal{D}_2[2, 0]$ の出力
(DATA 16)

はとらえにくいことがわかる。

〔3〕 平滑化1階差分型線形フィルタ (SDFL1)

大局的な濃度変化を検出するための手段として、一様平滑化線形フィルタの出力に対して1階差分型線形フィルタ $DLF1$ を適用してみよう。

まず図 6.5 (f) の原パターンに対して一様平滑化線形フィルタ $\mathcal{S}[5, 5]$ を適用して得られる 5×5 平滑化パターンに対し、 $\mathcal{D}_1[0, 10]$, $\mathcal{D}_1[0, -10]$, $\mathcal{D}_1[10, 0]$, $\mathcal{D}_1[-10, 0]$ を適用することを考える (結果的には、 $\mathcal{D}_1[5, 5; 0, 10]$, $\mathcal{S}\mathcal{D}_1[5, 5; 0, -10]$, $\mathcal{S}\mathcal{D}_1[5, 5; 10, 0]$, $\mathcal{S}\mathcal{D}_1[5, 5; -10, 0]$ を適用したことになる)。

〔A〕 水平方向平滑化1階差分

$\mathcal{S}\mathcal{D}_1[5, 5; 0, 10]$ の出力を図 6.19 (a) に示す。これを、 $\mathcal{D}_1[0, 1]$ の出力 (図 6.17 (a)) と比較すると、局所的な濃度変化はほぼ完全に消されているが、大局的な濃度変化は非常によくとらえられており、特に、 BT_r , BH_l , VSL_l などが、かなり明確な成分として抽出されていることがわかる。なお、 $\mathcal{S}\mathcal{D}_1[5, 5; 0, 10]$ は BH_l の検出には I 型、 BT_r の検出には II 型として作用することに注意する必要がある (フィルタの動作モード I 型および II 型に関しては第 3 章を参照)。

$\mathcal{S}\mathcal{D}_1[5, 5; 0, -10]$ の出力 (図 6.19 (b)) もまた同様の性質を示し、 BT_l , BH_r , VSL_r などが抽出される。 $\mathcal{S}\mathcal{D}_1[5, 5; 0, -10]$ は、 BH_r の検出には I 型、 BT_r の検出には II 型として作用する。

〔B〕 垂直方向平滑化1階差分

垂直方向平滑化1階差分 $\mathcal{S}\mathcal{D}_1[5, 5; 10, 0]$ によって検出されるのは右肺、左肺ともに、ほぼ BDR_d と BC_d 一部のみである (図 6.19 (c))。また、 $\mathcal{S}\mathcal{D}_1[5, 5; -10, 0]$ によって BDR_u , BC_u の一部、および BD が検出される (図 6.19 (d))。これらの成分図形の境界線検出に際して1階差分はいずれも I 型として作用する。その上 $\mathcal{S}[5, 5]$ による平滑化は、 BDR の正確な識別のためには解像度が低下しすぎるためあまりよい結果を期待することはできない。

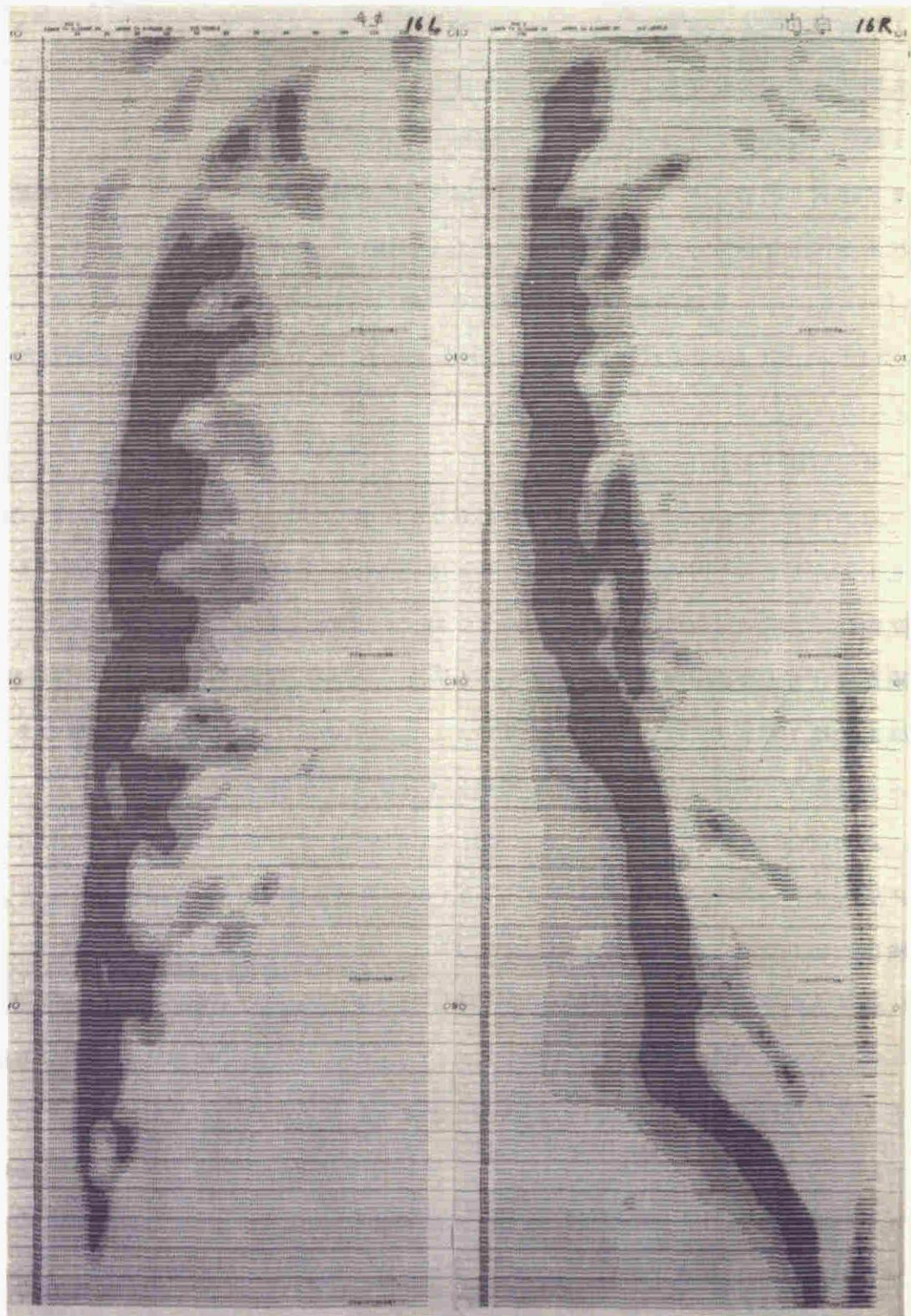


Fig. 6.19 (a) DATA 16 :
Output of SDLF 1, $\mathcal{S}\mathcal{D}_1[5, 5; 0, 10]$

図 6.19 (a) DATA 16 :
平滑化 1 階差分型線形フィルタ $\mathcal{S}\mathcal{D}_1[5, 5; 0, 10]$ の出力

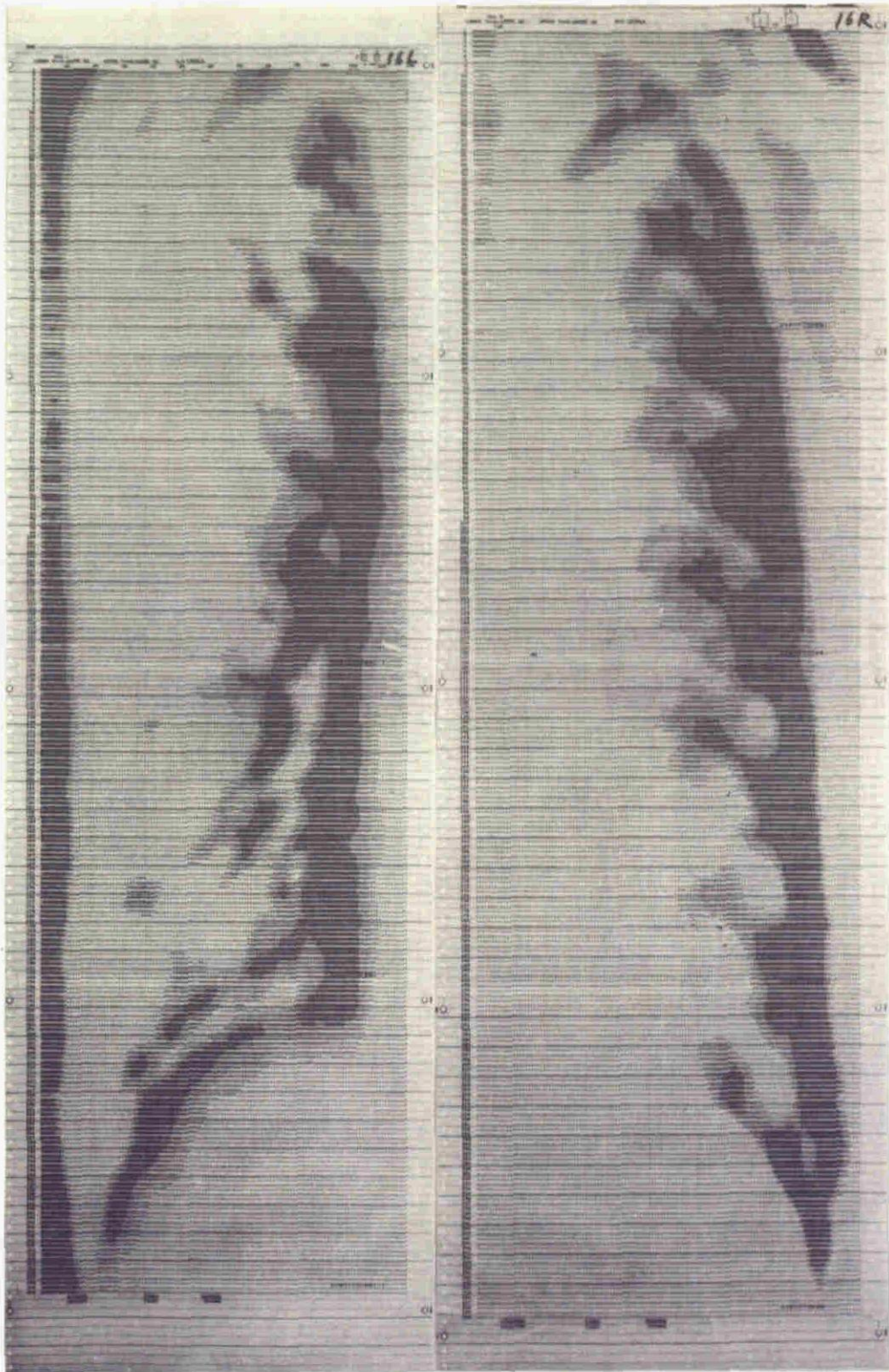


Fig. 6.19 (b) DATA 16 :
 Output of SDLF 1, $\mathcal{SD}_1[5, 5; 0, -10]$

図 6.19 (b) DATA 16 :
 平滑化 1 階差分型線形フィルタ $\mathcal{SD}_1[5, 5; 0, -10]$ の出力

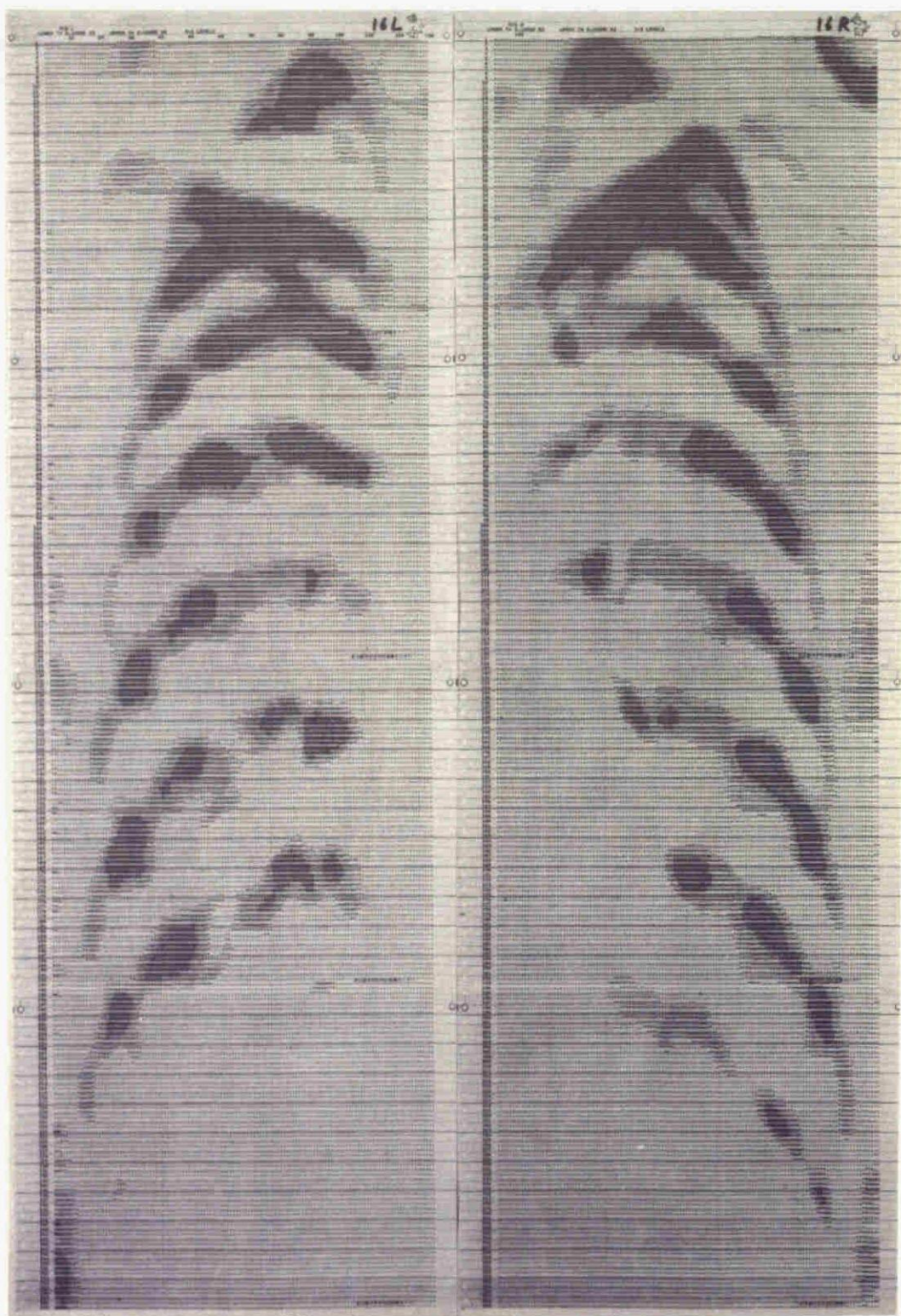


Fig. 6.19 (c) : DATA 16 :

Output of $SDLF 1, \mathcal{A}D_1[5, 5; 10, 0]$

図 6.19 (c) : DATA 16 :

平滑化 1 階差分型線形フィルタ $\mathcal{A}D_1[5, 5; 10, 0]$ の出力

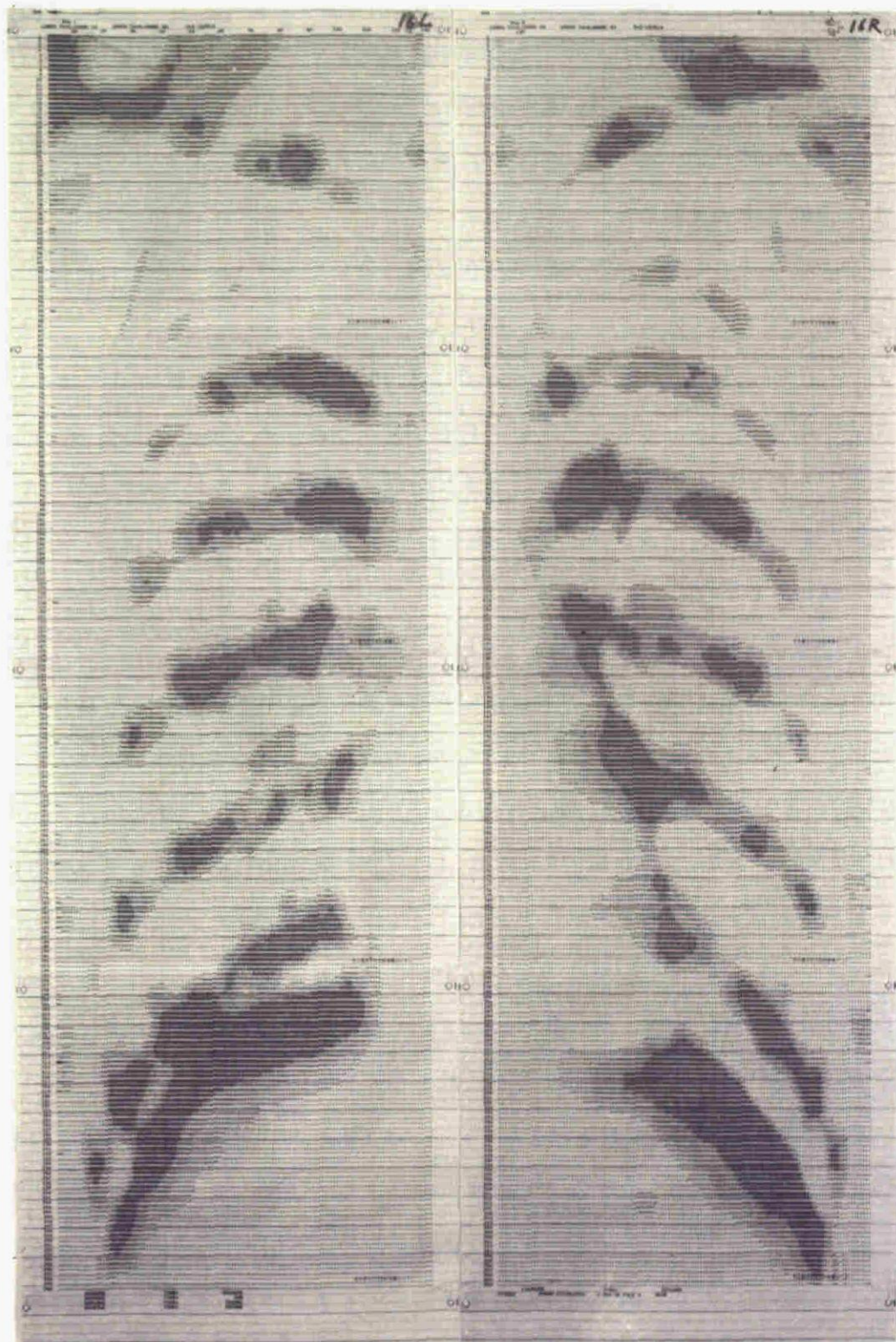


Fig. 6.19 (d) : DATA 16 :

Output of $SDLF 1, \mathcal{D}_1[5, 5; -10, 0]$

図 6.19 (d) : DATA 16 :

平滑化1階差分型線形フィルタ $\mathcal{D}_1[5, 5; -10, 0]$ の出力

[4] 平滑化2階差分型線形フィルタ (SDLF 2)

次に、 $\omega[5, 5]$ の出力に対し、2階差分型線形フィルタ $\omega_2[0, 12]$ 、 $\omega_2[0, 16]$ 、 $\omega_2[8, 0]$ を適用してみよう（結果的には原パターンに $\omega\omega_2[5, 5; 0, 12]$ 、 $\omega\omega_2[5, 5; 0, 16]$ 、 $\omega\omega_2[5, 5; 8, 0]$ を適用したことになる。

[A] 水平方向平滑化2階差分

胸部X線写真に対する水平方向平滑化2階差分型線形フィルタの出力にはきわめて重要な特徴が含まれている。

図6.5(f)(g)の原パターンに対する $\omega\omega_2[5, 5; 0, 12]$ および $\omega\omega_2[5, 5; 0, 16]$ の出力を図6.20(a)~(d)に示す。いずれもBT、BHがかなり大きなパターン成分として抽出される。さらにLR内部にはVSL、DR、VRが、また、異常陰影(AS)を有する試料においては、ASが検出され(図6.20(b)(d)参照)、LRの上部にはC(鎖骨)の一部も検出される。

このように水平方向のSDLF 2 (Horizontal Bridge Filter - H.BRGF)がASの検出に有効であるという事実はきわめて重要である。第7章で述べる胸部X線写真の自動読影システムAISCR-V2におけるASの識別方法の基本的考え方は、このH.BRGFの有効さが確認された時にほぼ定まったといっても過言ではない程であり、現段階のAISCR-V2では、H.BRGFはAS検出のためのほとんど唯一の強力な手段として使用されている^{*}(ASの識別方法については、7.5で詳しく述べる)。

H.BRGFは、またASだけでなくBTおよびBHの検出にも利用することができる。この場合、H.BRGFがI型、II型のいずれの動作モードで作用するかは対象とする図形とH.BRGFの大きさの両方によって異なる(第3章参照)。

$\omega\omega_2[5, 5; 0, 12]$ あるいは $\omega\omega_2[5, 5; 0, 16]$ は、LR内の成分図形(AS、DR、VR、CR、VSL)およびBTの検出にはI型、BHの検出にはII型として作用する。従って、第3章の検討結果によれば、LR内の成分図形は塊状図形であるから、H.BRGFの出力に対し、閾値操作を施せば、目的とする図形が検出される。またBTおよびBHは線状図形であるから、BTの検出のためにはH.BRGFにつづく処理として細線化(Thinning)を、またBHの検出のためには境界線追跡(Border Following-BF)

* ただし、今後は、Extended Range Filterなどの他のフィルタが併用される可能性はある。

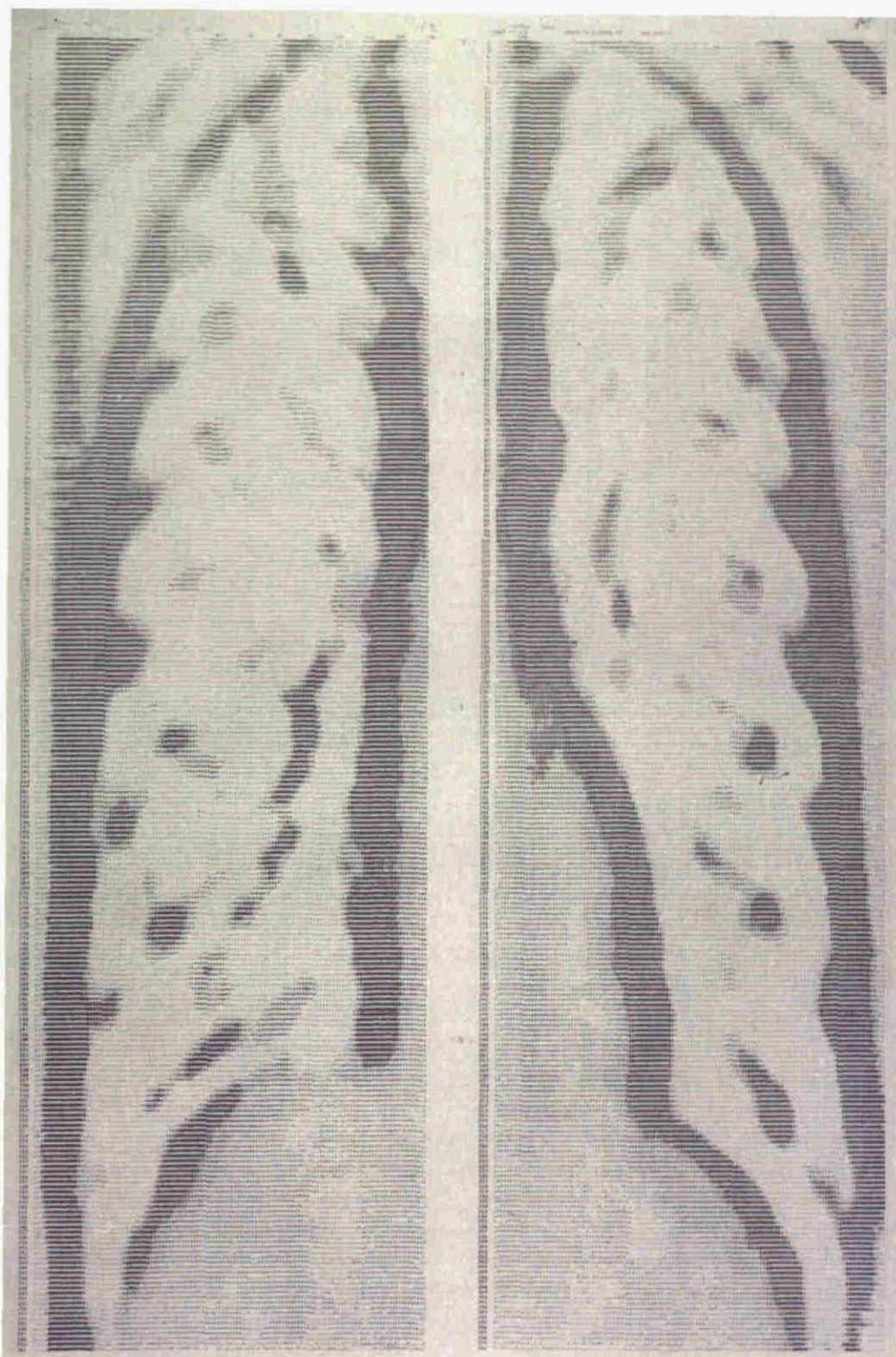


Fig. 6. 20 (a) DATA 16 :
 Output of Horizontal Bridge Filter $\mathcal{D}_2 [5, 5; 0, 12]$

図 6. 20 (a) DATA 16 :
 水平方向ブリッジフィルタ $\mathcal{D}_2 [5, 5; 0, 12]$ の出力

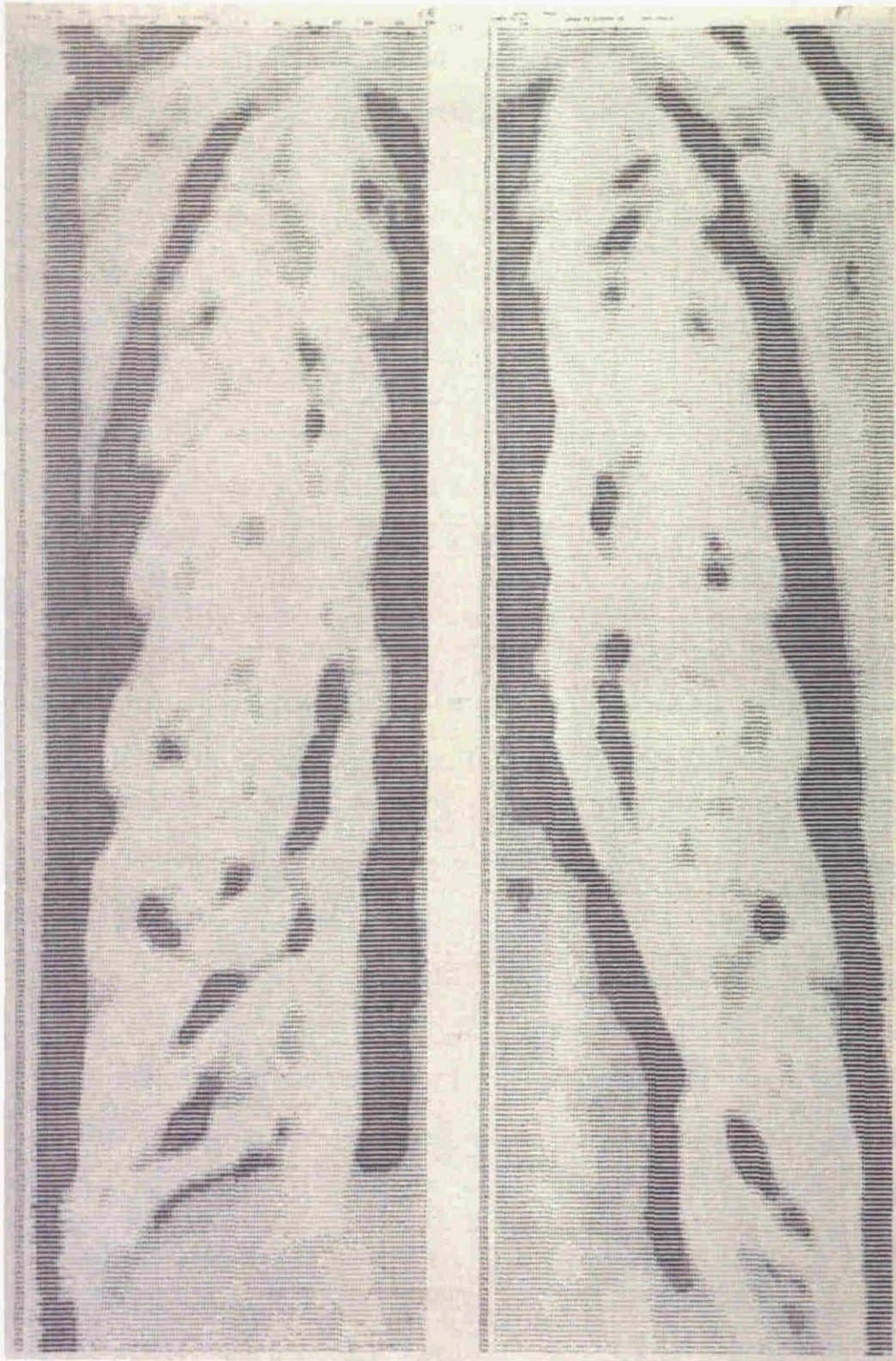


Fig. 6. 20 (b) DATA 6 :
Output of Horizontal Bridge Filter $\mathcal{B}D_2[5, 5; 0, 12]$

図 6. 20 (b) DATA 6 :
水平方向ブリッジフィルタ $\mathcal{B}D_2[5, 5; 0, 12]$ の出力

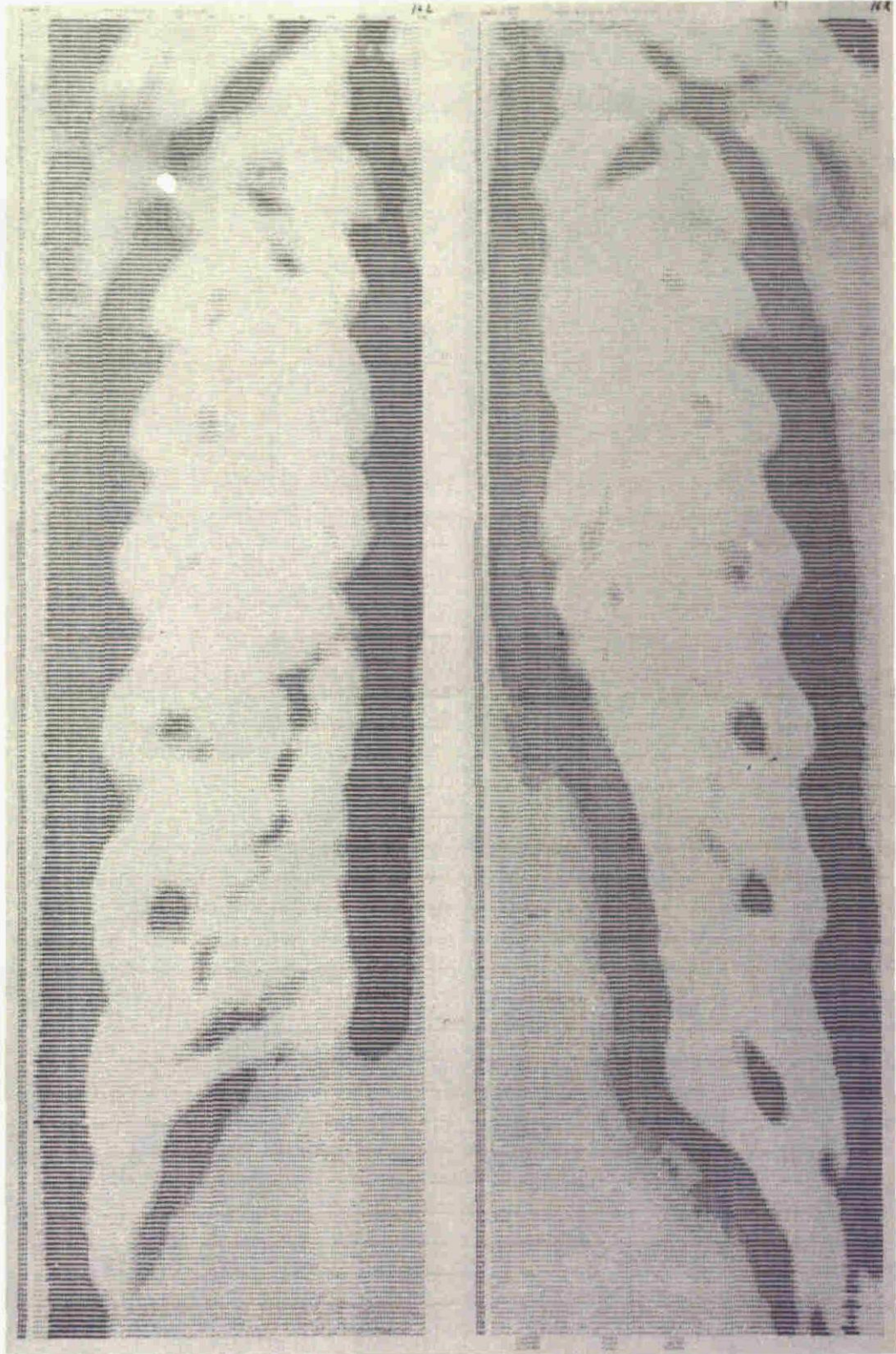


Fig. 6. 20 (c) DATA 16 :
 Output of Horizontal Bridge Filter $\mathcal{B}D_2(5, 5; 0, 16)$

図 6. 20 (c) DATA 16 :
 水平方向ブリッジフィルタ $\mathcal{B}D_2(5, 5; 0, 16)$ の出力

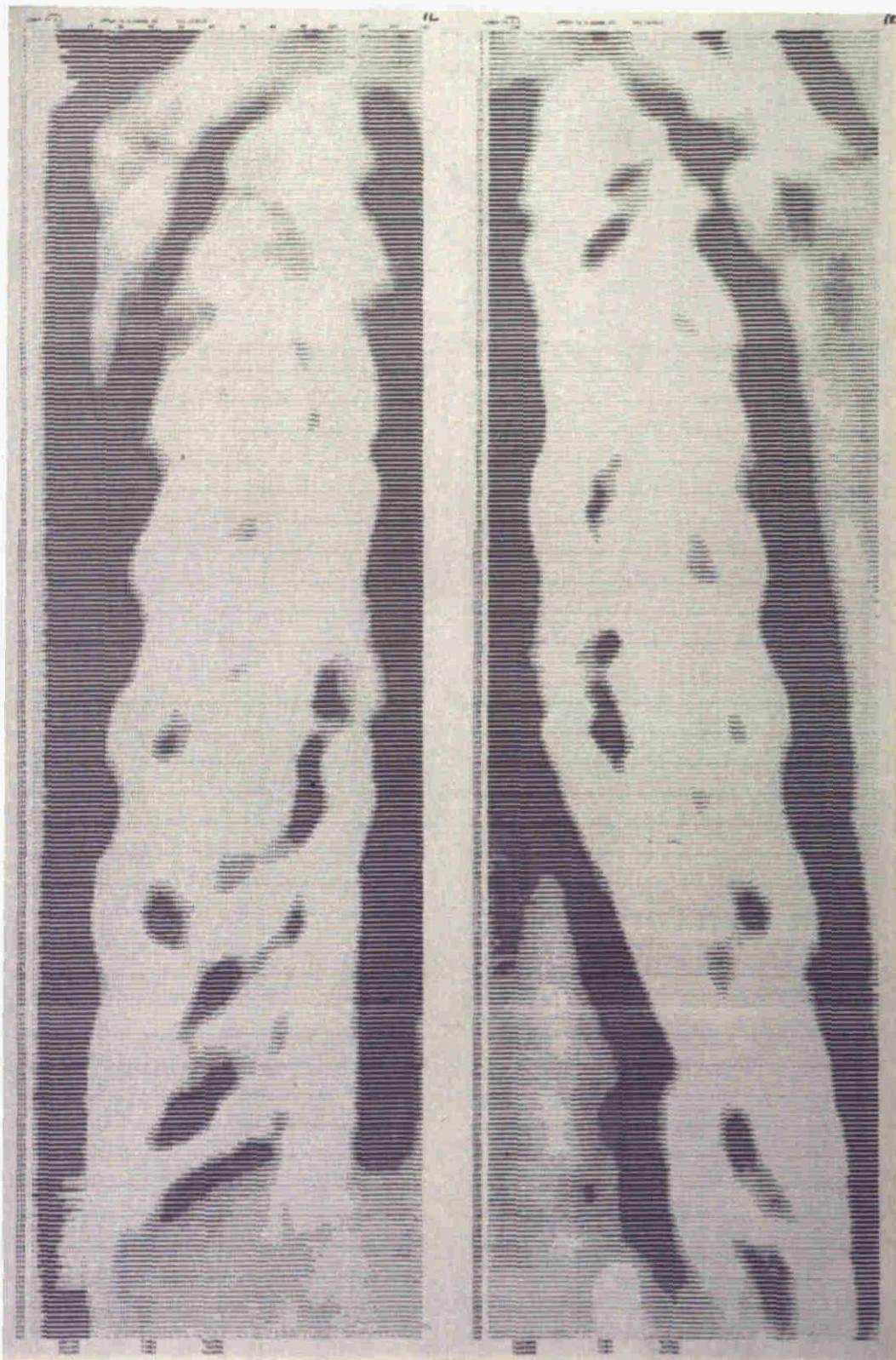


Fig. 6. 20 (d) DATA 6 :
 Output of Horizontal Bridge Filter $\mathcal{B}_2[5, 5; 0, 16]$

図 6. 20 (d) DATA 6 :
 水平方向ブリッジフィルタ $\mathcal{B}_2[5, 5; 0, 16]$ の出力

を用いる必要がある。しかし、第7章で述べる *AISCR-V2* では、*H.BRGF* の出力に対して *BF* を施すことによって得られる線を自動診断のために使用しており、これらを *S DLF1* によって得られる *BT*, *BH* と区別するために、それぞれ *BOL*, *BHB* と呼んでいる。なお、*BH* と *BHB* はほぼ同じ位置に検出されるが、*BT* と *BOL* は原理的に異なるパターンを検出する手順を用いているため、お互いにかなり離れた位置に検出される。これらの詳細は 7.3 で述べる。

$\mathcal{D}_2[5, 5; 0, 12]$ の出力 (図 6.20 (a)(b)) と、 $\mathcal{D}_2[5, 5; 0, 16]$ の出力 (図 6.20 (c)(d)) とを比較すると、解像力、局所的濃度変化の検出能力においては前者の方が、また閾値操作を施した時にえられる領域の安定性においては後者の方がややすぐれている。*AISCR-V2* では、*BOL*, *BHB* の検出には $\mathcal{D}_2[5, 5; 0, 16]$ を、*AS* の検出には $\mathcal{D}_2[5, 5; 0, 12]$ を使用している。

〔B〕 垂直方向平滑化 2 階差分

次に、図 6.5 (a)(b) の原パターンに対し、垂直方向の平滑化 2 階差分型線形フィルタ (*Vertical Bridge Filter - V.BRGF* とよぶ)、 $\mathcal{D}_2[5, 5; 8, 0]$ を適用した例を図 6.20 (e)(f) に、また、その濃度値のヒストグラムの一例を図 6.20 (g) に示す。これから、鎖骨 (*C*)、横隔膜 (*D*)、背部肋骨 (*DR*) の概形がきわめて高い感度で検出されることがわかる。 $\mathcal{D}_2[5, 5; 8, 0]$ は *C*, *DR* の検出に際して I 型として作用するため、*C*, *DR* の境界線に関してはあまり正確な情報抽出を期待することはできないが、それらの塊状図形としての概略の形と位置に関してはかなり正確な情報を抽出することができる。一方、横隔膜境界線 (*BD*) の検出に際しては、 $\mathcal{D}_2[5, 5; 8, 0]$ は II 型として作用するため、かなり正確な境界線情報を抽出することができる。これらの理由から *V.BRGF* ($\mathcal{D}_2[5, 5; 8, 0]$) は、第7章の *AISCR-V2* における *BLA*, *BD*, *BDR* の識別に際してきわめて重要な特徴抽出手段として使用されている。

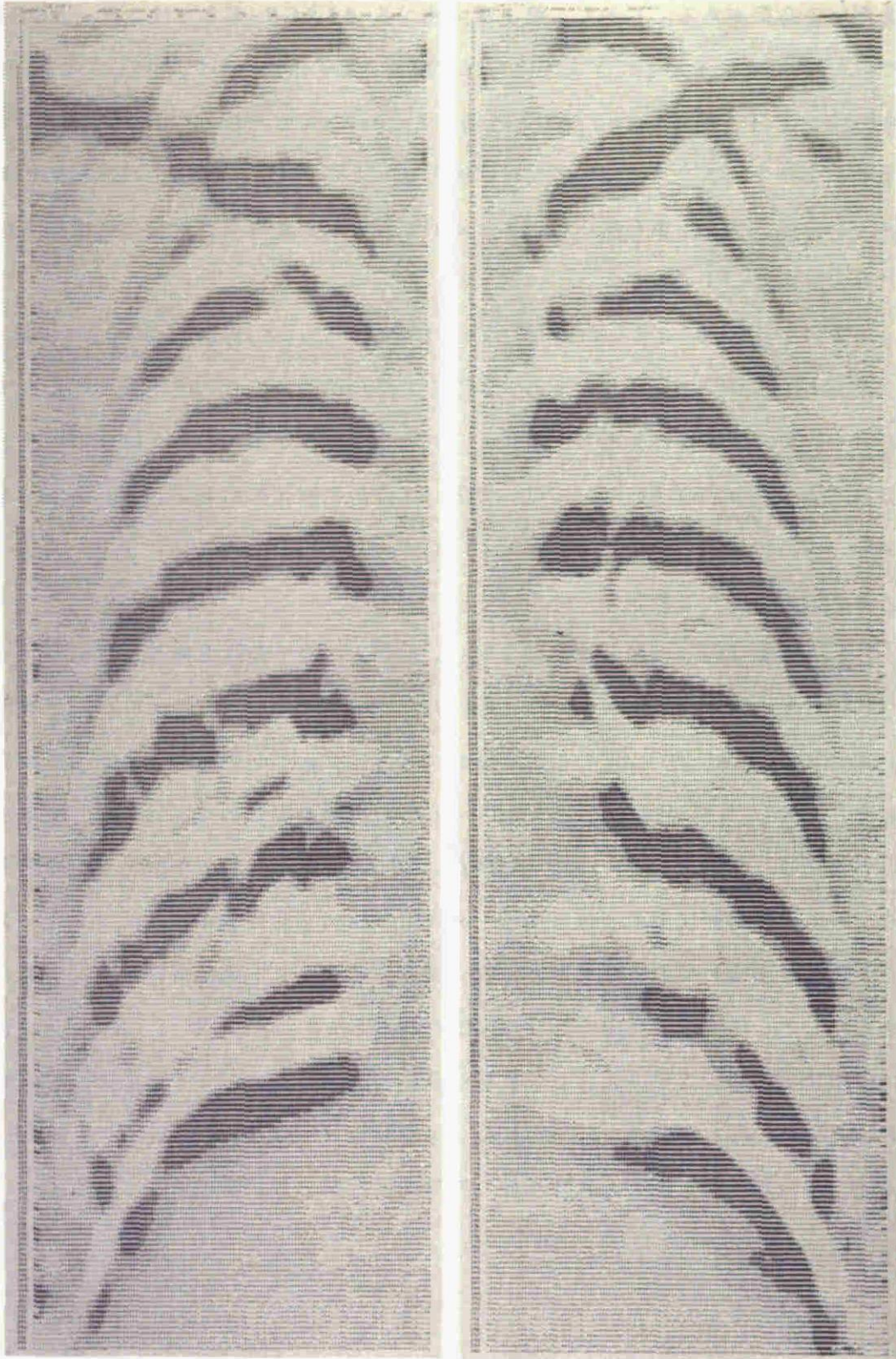


Fig. 6. 20 (e) DATA 16 :

Output of Vertical Bridge Filter $\mathcal{B}_2(5, 5; 8, 0)$

図 6. 20 (e) DATA 16 :

垂直方向ブリッジフィルタ $\mathcal{B}_2(5, 5; 8, 0)$ の出力

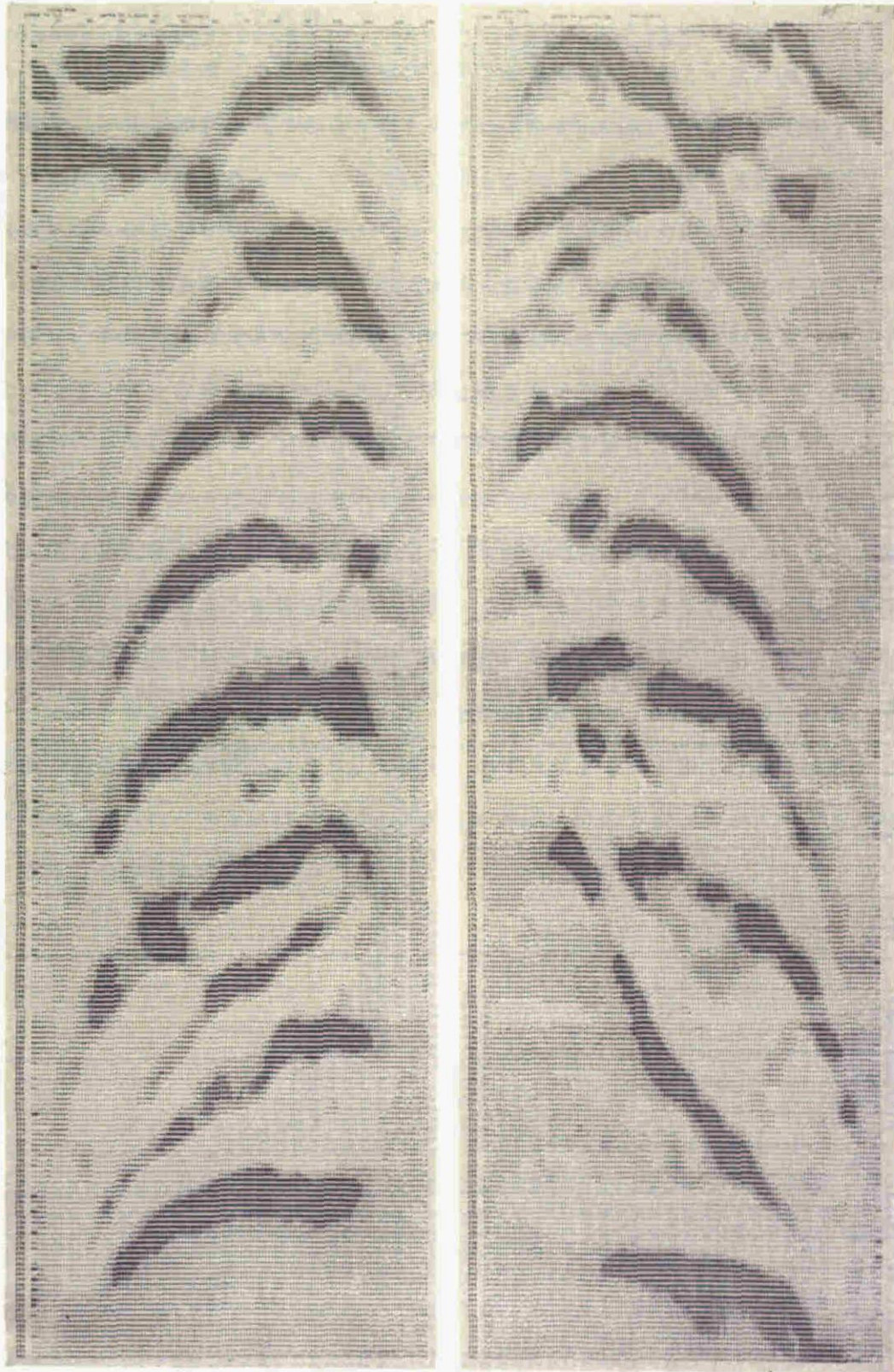


Fig. 6. 20 (f) DATA 6 :
Output of Vertical Bridge Filter $\mathcal{B}_2[5, 5; 8, 0]$

図 6. 20 (f) DATA 6 :
垂直方向ブリッジフィルタ $\mathcal{B}_2[5, 5; 8, 0]$ の出力

↑ 相対頻度

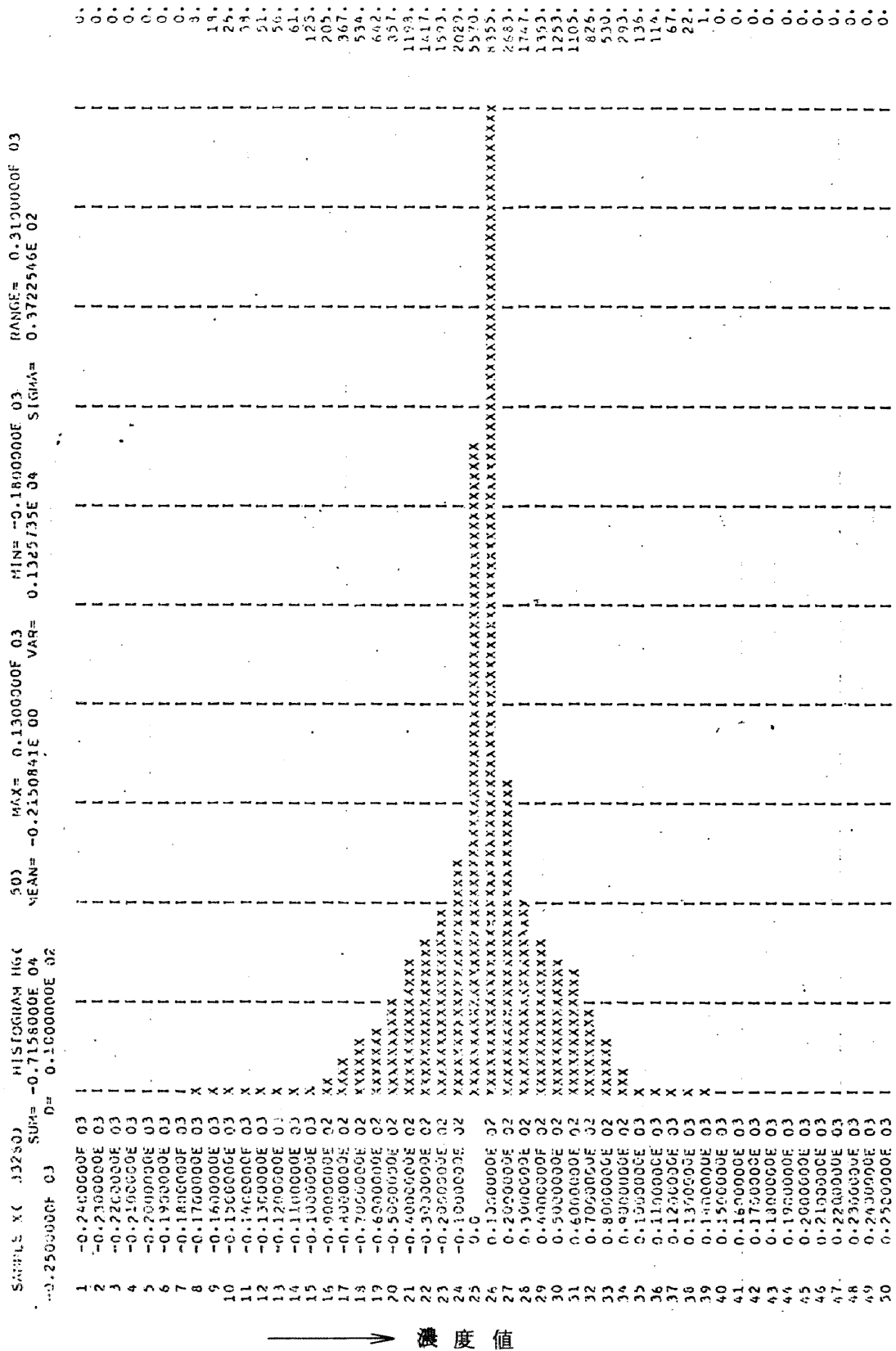


Fig. 6. 20 (g) Histogram of Output of $S_{D_2}[5, 5; 8, 0]$ for DATA 16.

図 6. 20 (g) $S_{D_2}[5, 5; 8, 0]$ の出力の濃度値のヒストグラム (DATA 16)

6.4.4 ⁽¹²⁾⁽¹⁷⁾ラプラシアンによる処理

6.4.3では方向性を有する差分型線形フィルタを適用した。そこで次に無方向性の輪郭線検出用線形フィルタの代表例であるラプラシアン (*Laplacian*) を適用してみよう。ラプラシアンには種々のものがあるが、ここでは、図4.5の *LF1a* および *LF2* を使用する。

図6.21 (a)~(d)にラプラシアン (*LF1a* および *LF2*) の出力を示す。いずれの場合にも *BDR*, *BC* に相当する部分にかすかな出力が得られるが、全体的にきわめて出力パターンの雑音が多い。各境界線 (たとえば *BDRu*) についてみれば単純な隣点間差分 (図6.17 (a)~(d)) よりも *S-N* 比は悪くなっている。これは第4章で行なったラプラシアンの能力評価の結果を裏付けるものであり、方向の異なる *DLF* の出力を線形に結合しただけではあまり良い輪郭線検出用フィルタは得られないことがわかる。本来、ラプラシアンは、入力パターンの方向に関する知識が全くない場合に使用すべき無方向性の線形フィルタであり、第4章での結果からも知られるように雑音に対して弱いことから、そのままの形では胸部X線写真の有効な特徴抽出手段とはならない。ただ、文献(17)に見られるように、ある程度の平滑化線形フィルタと組み合わせた大きなラプラシアンを使用すれば *S/N* 比は改善されるはずであり、ある程度の特徴抽出は可能となろう。しかし、いずれにせよ第4章での検討結果から、次に述べる *Range Filter* あるいは *Extended Range Filter* の方がはるかにすぐれた特徴抽出手段となることが予想される。

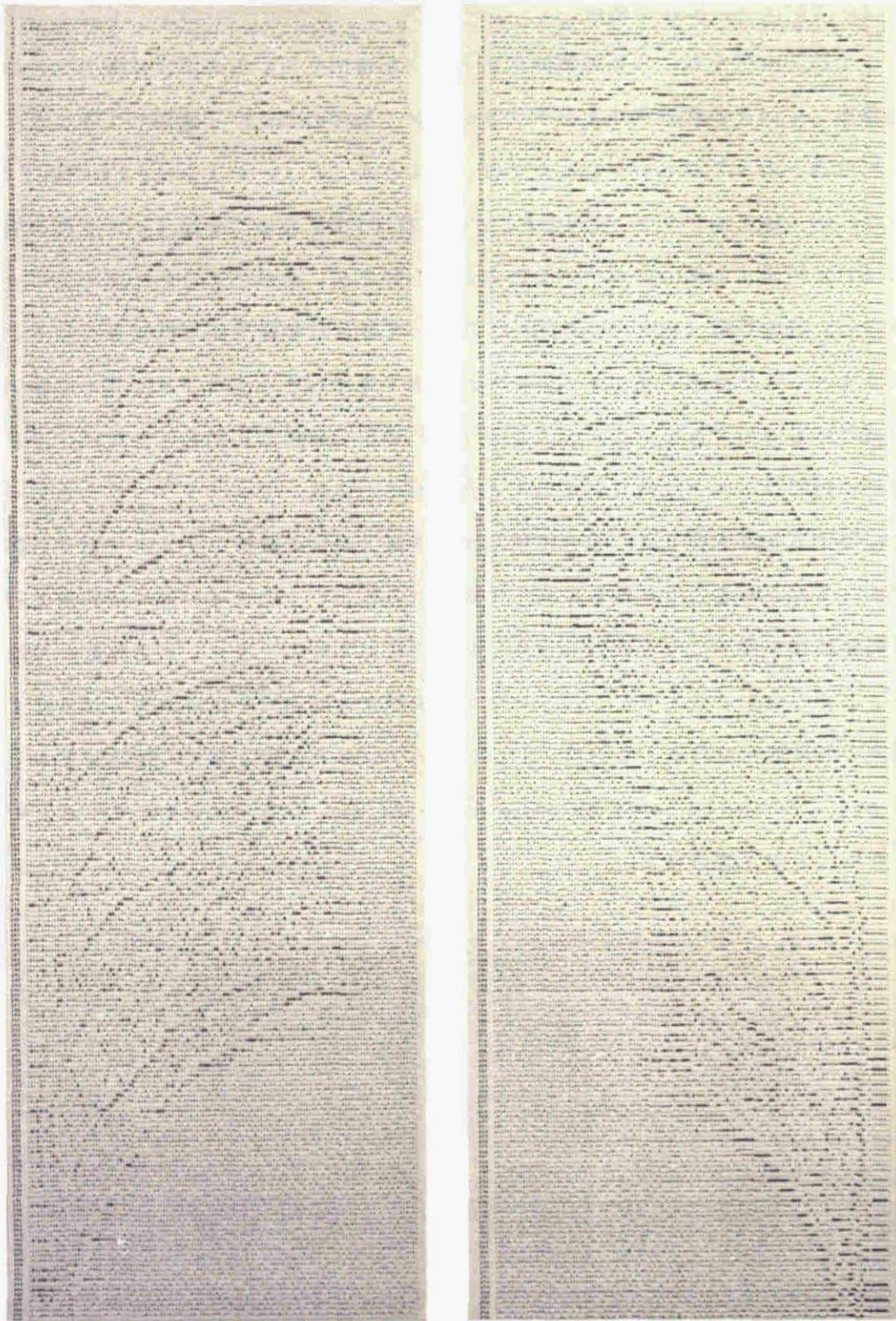


Fig. 6. 21 (a) DATA 16 : Normal : 正常
Output of Laplacian (LF1a in Fig. 4. 5) for DATA16.

図 6. 21 (a) ラプアシアン (図 4. 5 の LF1a) の出力 (DATA16)

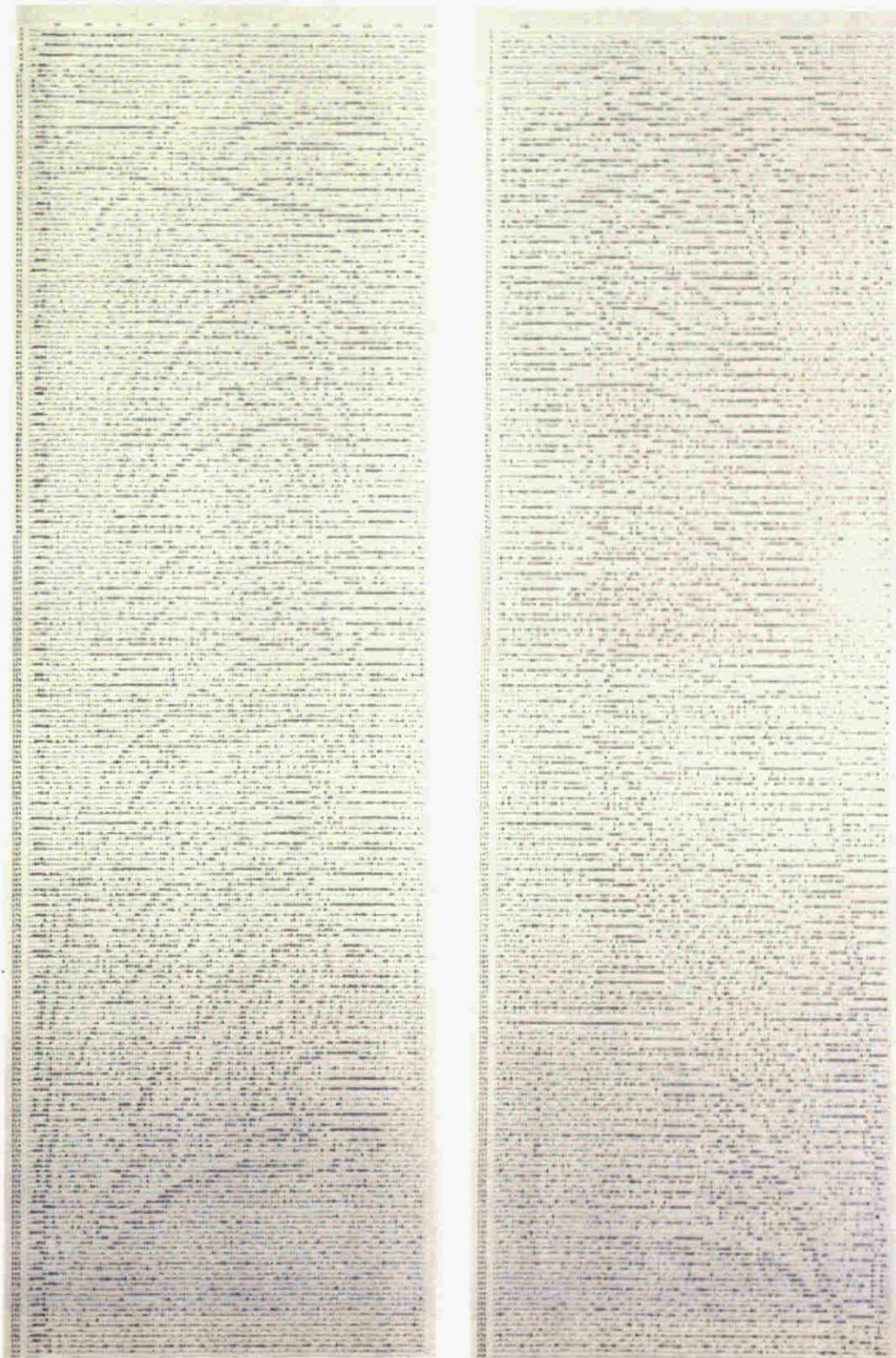
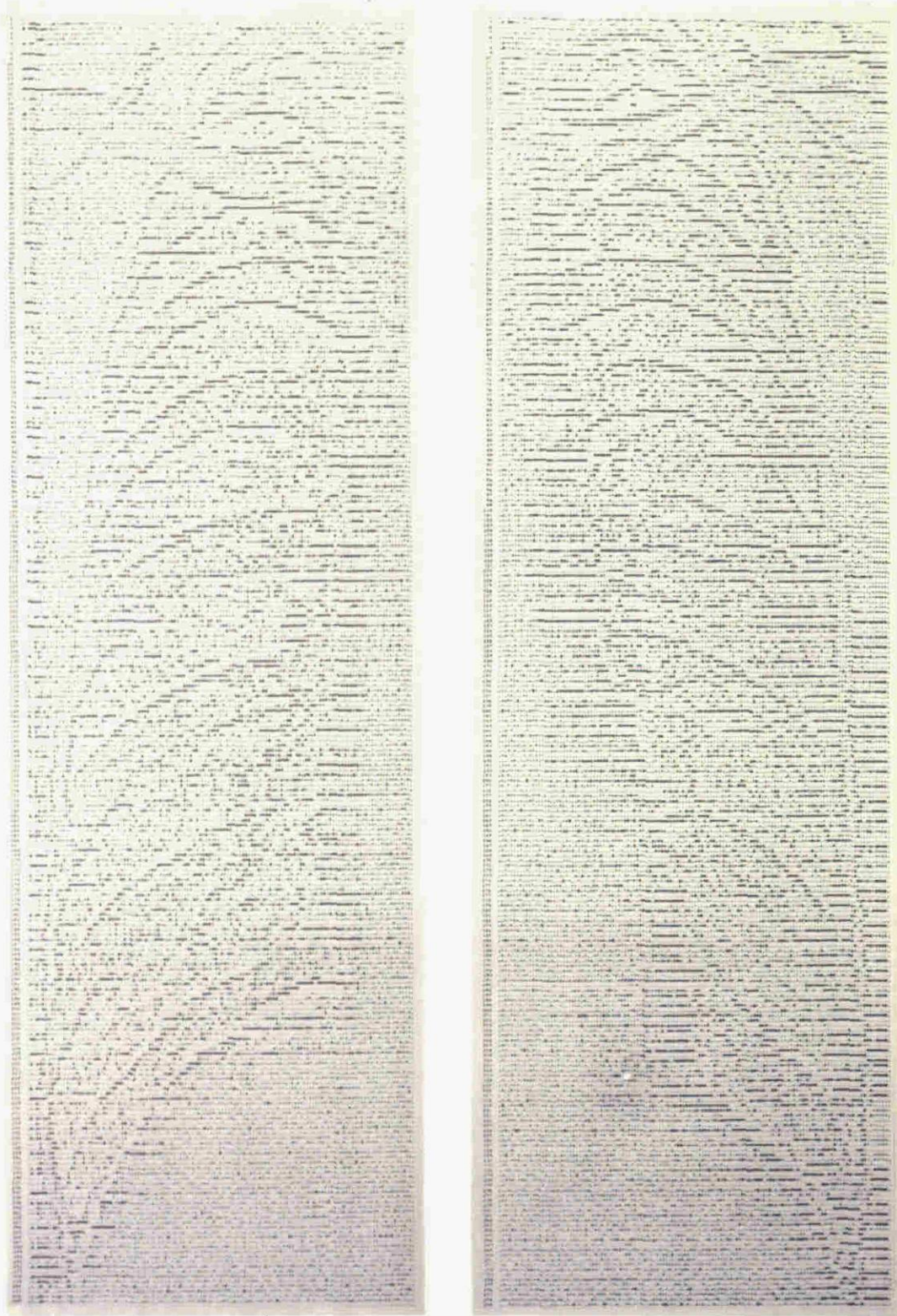


Fig. 6. 21 (b) Output of Laplacian ($LF1a$ in Fig.4. 5) for DATA 6.

図 6. 21 (b) ラブラシアン (図 4. 5 の $LF1a$) の出力 (DATA 6)



DATA16 : Normal : 正常

Fig. 6. 21 (c) *Output of Laplacian (LF 2 in Fig. 4. 5) for DATA16.*

図 6. 21 (c) ラブラシアン (図 4. 5 の LF 2) の出力 (*DATA16*)

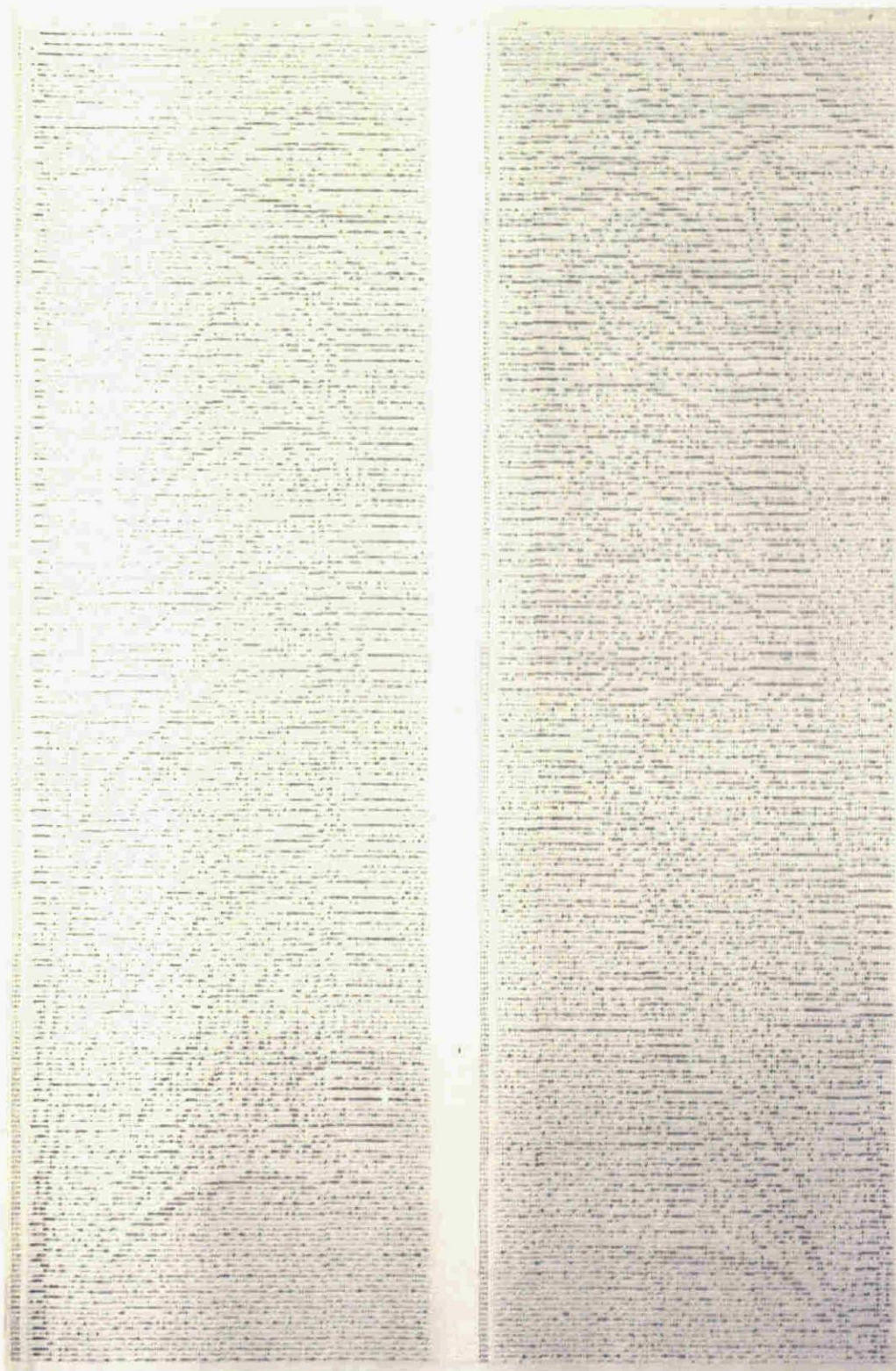


Fig. 6. 21 (d) Output of Laplacian (LF2 in Fig.4. 5) for DATA6.

図 6. 21 (d) ラプリアン (図 4. 5 の LF2) の出力 (DATA6)

6.4.5 Range Filter による処理

第4章でのべた *Range Filter* は、図形の局所的濃度変化を検出する能力の高い無方向性のフィルタであり、輪郭線等の線状図形だけでなく、織目パターン (*texture*) 等の塊状図形の検出にも用いることができる。

図 6.5 (f)(p) の原パターンに対し、大きさの異なる3種類の *Range Filter*、すなわち $\mathcal{R}[2, 2]$ 、 $\mathcal{R}[3, 3]$ 、および $\mathcal{R}[5, 1]$ を適用した例を図 6.22 (a)~(e) に、また $\mathcal{R}[3, 3]$ の出力パターンの濃度値のヒストグラムの一例を図 6.22 (f) に示す。まず $\mathcal{R}[2, 2]$ の出力パターン (図 6.22 (a)(b)) に着目すると、任意の方向の局所的濃度変化 — BDR_u , BDR_d , BVR_u , BH , BD , VSL , BC の一部, AS など — がかなり良く検出されている。しかし, BT はあまり明確には検出されない。 $\mathcal{R}[3, 3]$ の出力パターン (図 6.22 (c)(d)) もまた同様の性質を示すが、得られる線状図形の幅がかなり広くなり, VSL , AS 等がより明確に検出される。しかし同時に BDR , BVR 等の成分パターンの輪郭線部分の出力も大きくなる。

$\mathcal{R}[5, 1]$ の出力パターン (図 6.22 (e)) では, BDR , BD , BC の一部などが検出される。

図 6.22 (a)~(e) を, 図 6.21 (a)~(d) と比較すれば明らかなように, RE の出力はラプラシアン出力とは相当異なる性質を示し, 局所的濃度変化検出能力がはるかにすぐれていることが知られる。

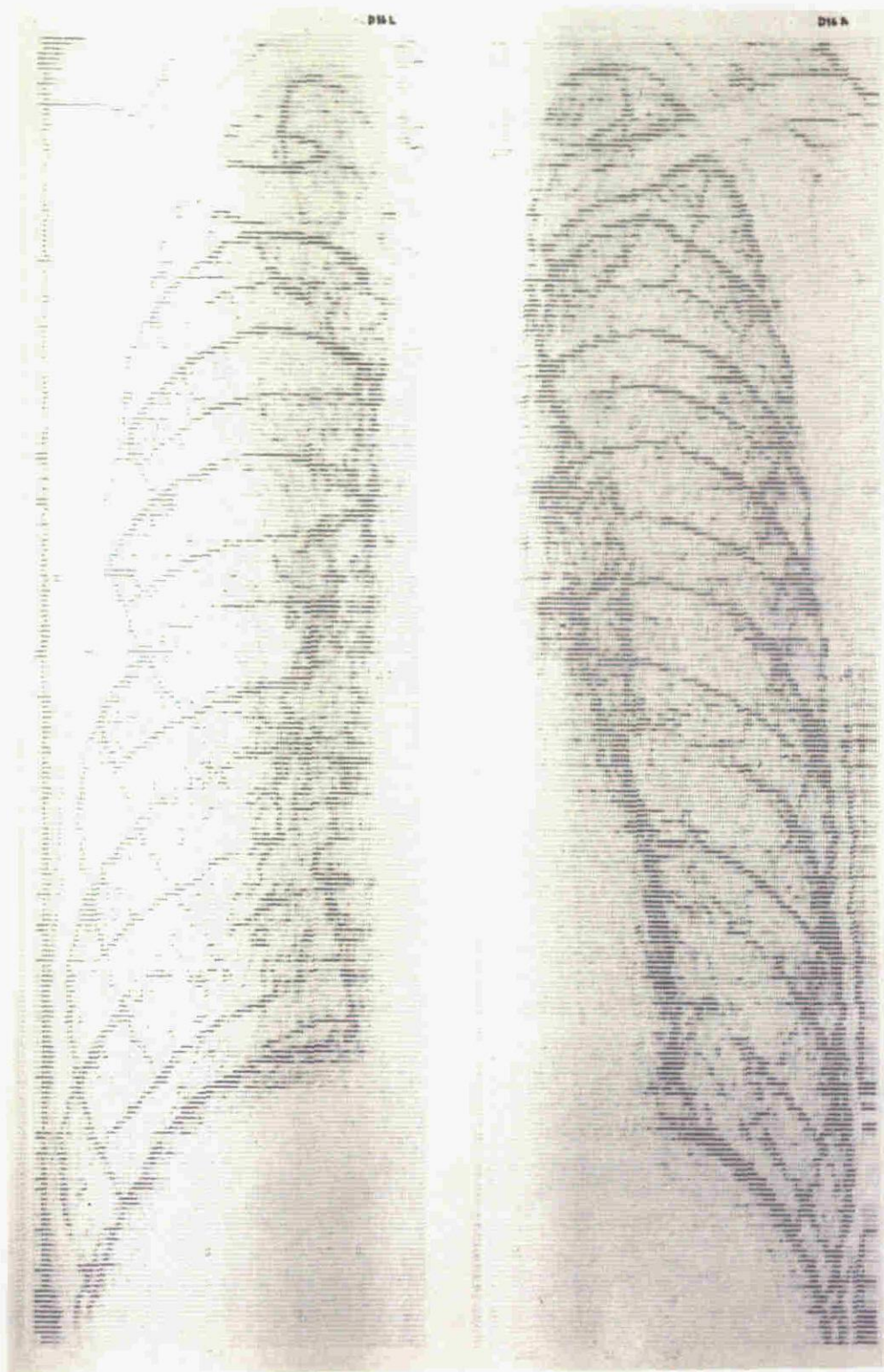


Fig. 6.22(a) *DAT A16* :
Output of Range Filter $\mathcal{R}(2, 2)$

図 6.22(a) *DAT A16* :
Range フィルタ $\mathcal{R}(2, 2)$ の出力

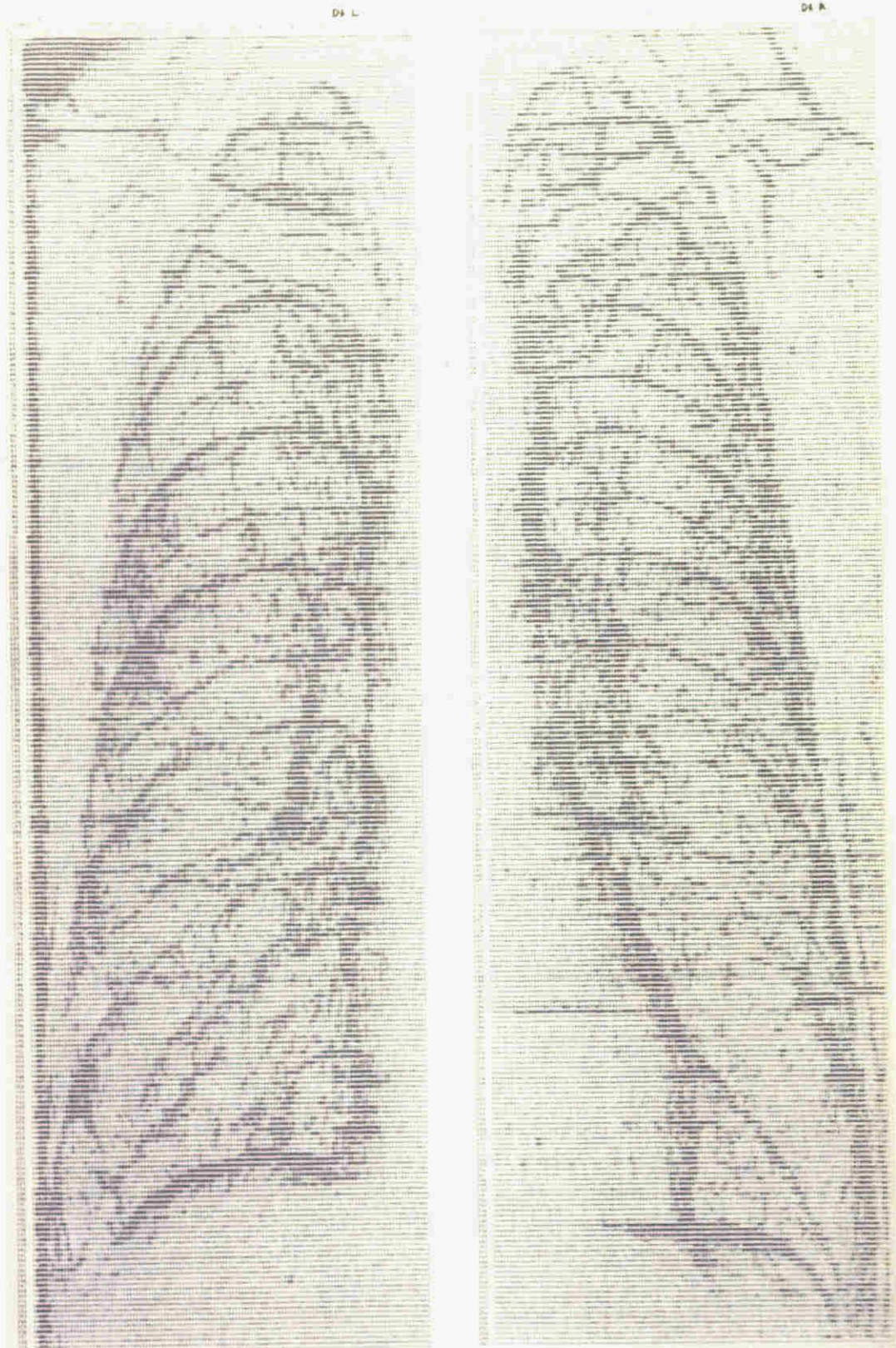


Fig. 6. 22 (b) DATA 6 :
Output of Range Filter $\mathcal{R}[2, 2]$

図 6. 22 (b) DATA 6 :
Range フィルタ $\mathcal{R}[2, 2]$ の出力

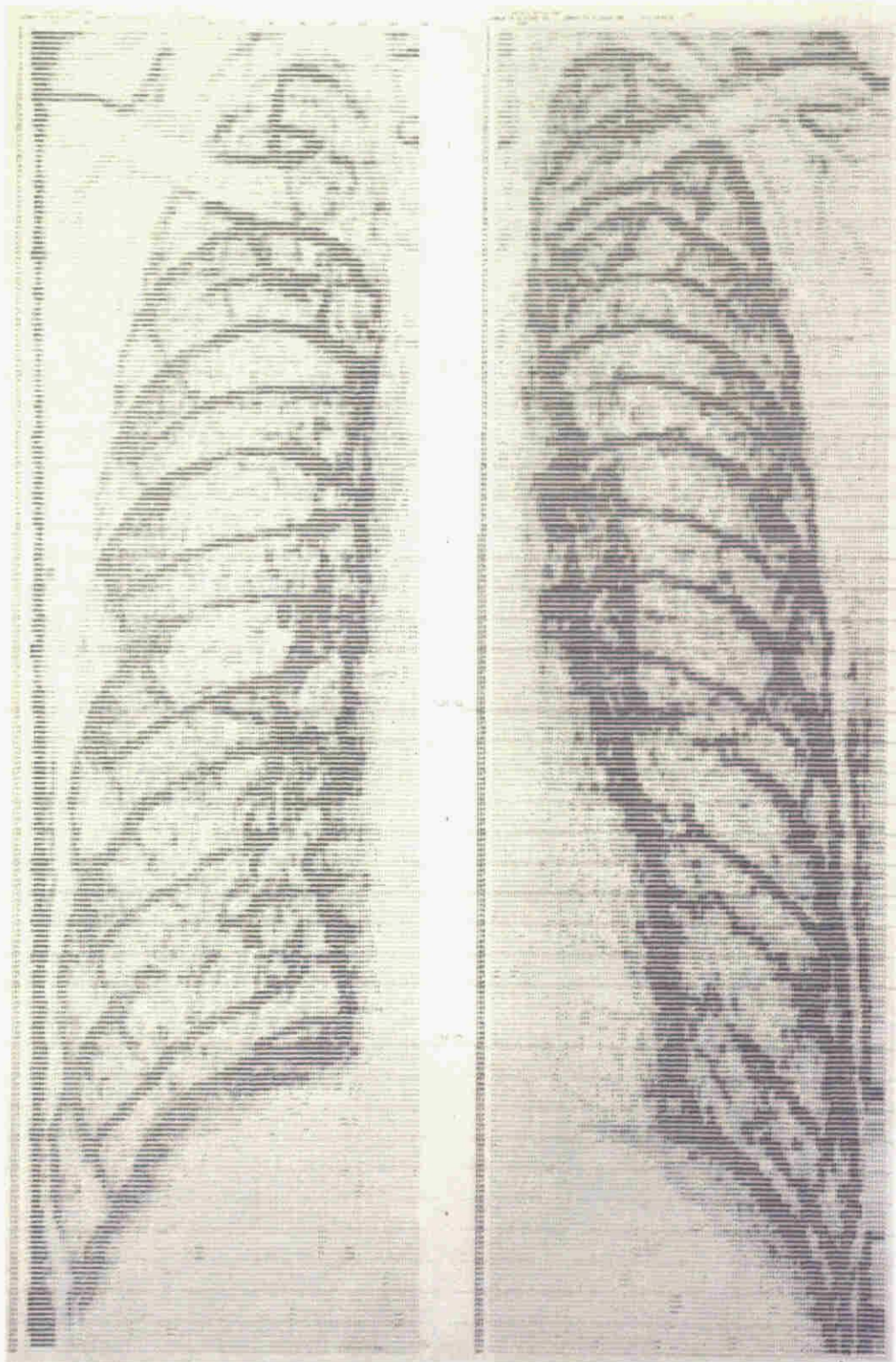


Fig. 6.22(c) DATA 16 :
Output of Range Filter $\mathcal{R}(3, 3)$

☒ 6.22(c) DATA 16 :
Range フィルタ $\mathcal{R}(3, 3)$ の出力

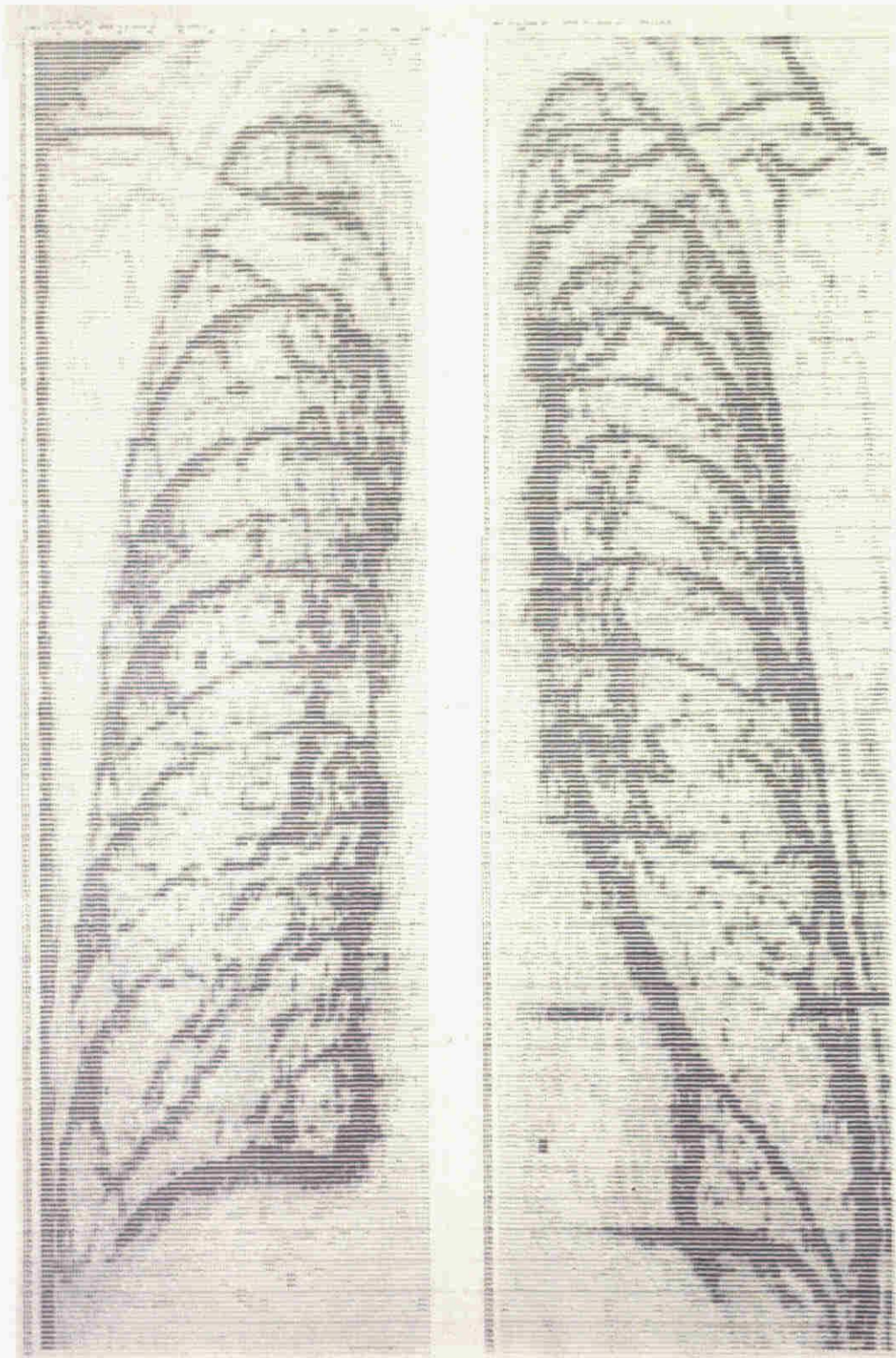


Fig. 6. 22 (d) DATA 6 :
Output of Range Filter $\mathcal{R}[3, 3]$

図 6. 22 (d) DATA 6 :
Range フィルタ $\mathcal{R}[3, 3]$ の出力

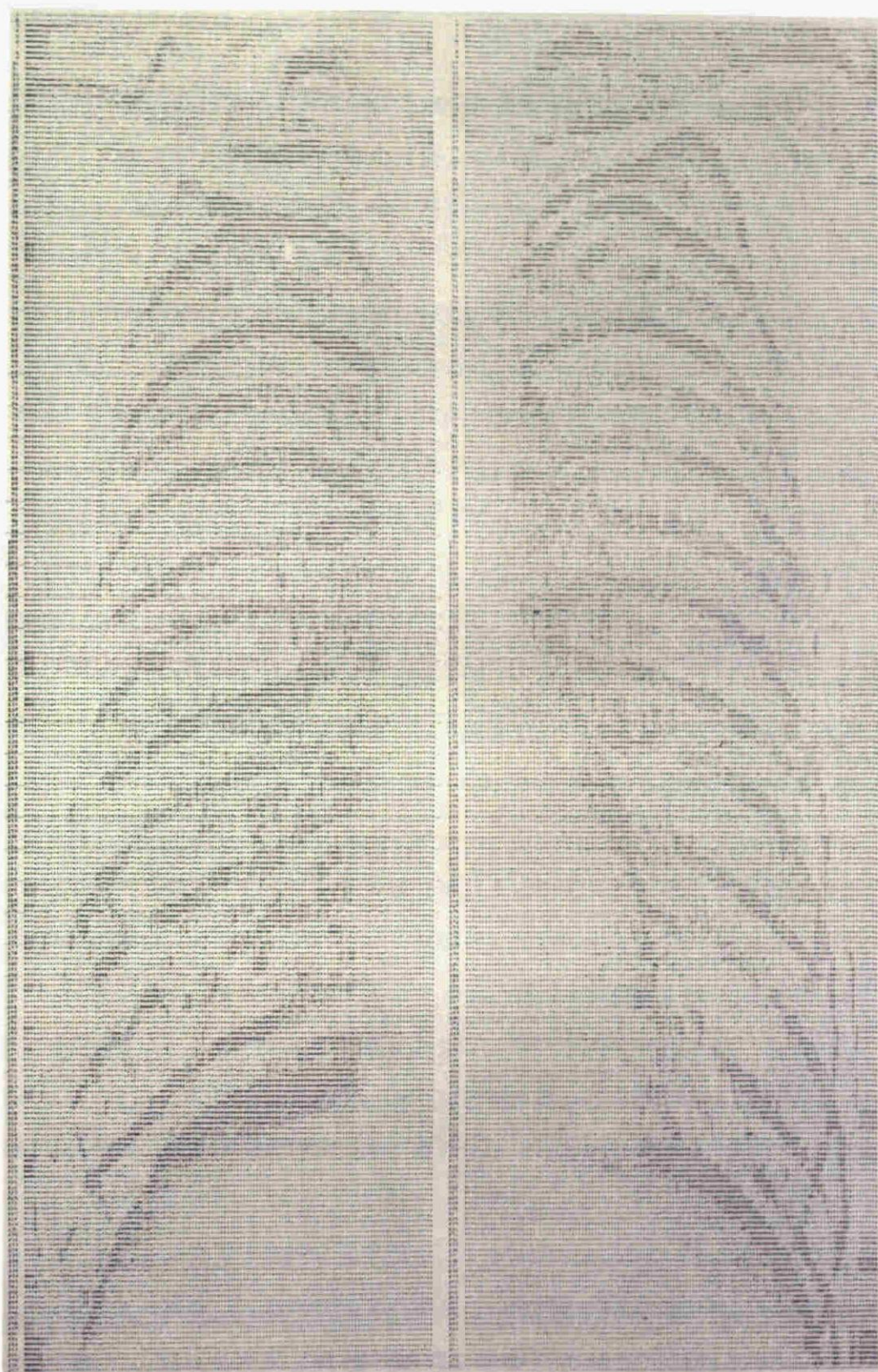


Fig. 6. 22 (e) Output of Range Filter $\mathcal{R}[5, 1]$ for DATA 16.

図 6. 22 (e) Range Filter $\mathcal{R}[5, 1]$ の出力 (DATA 16) .

↑ 相対頻度

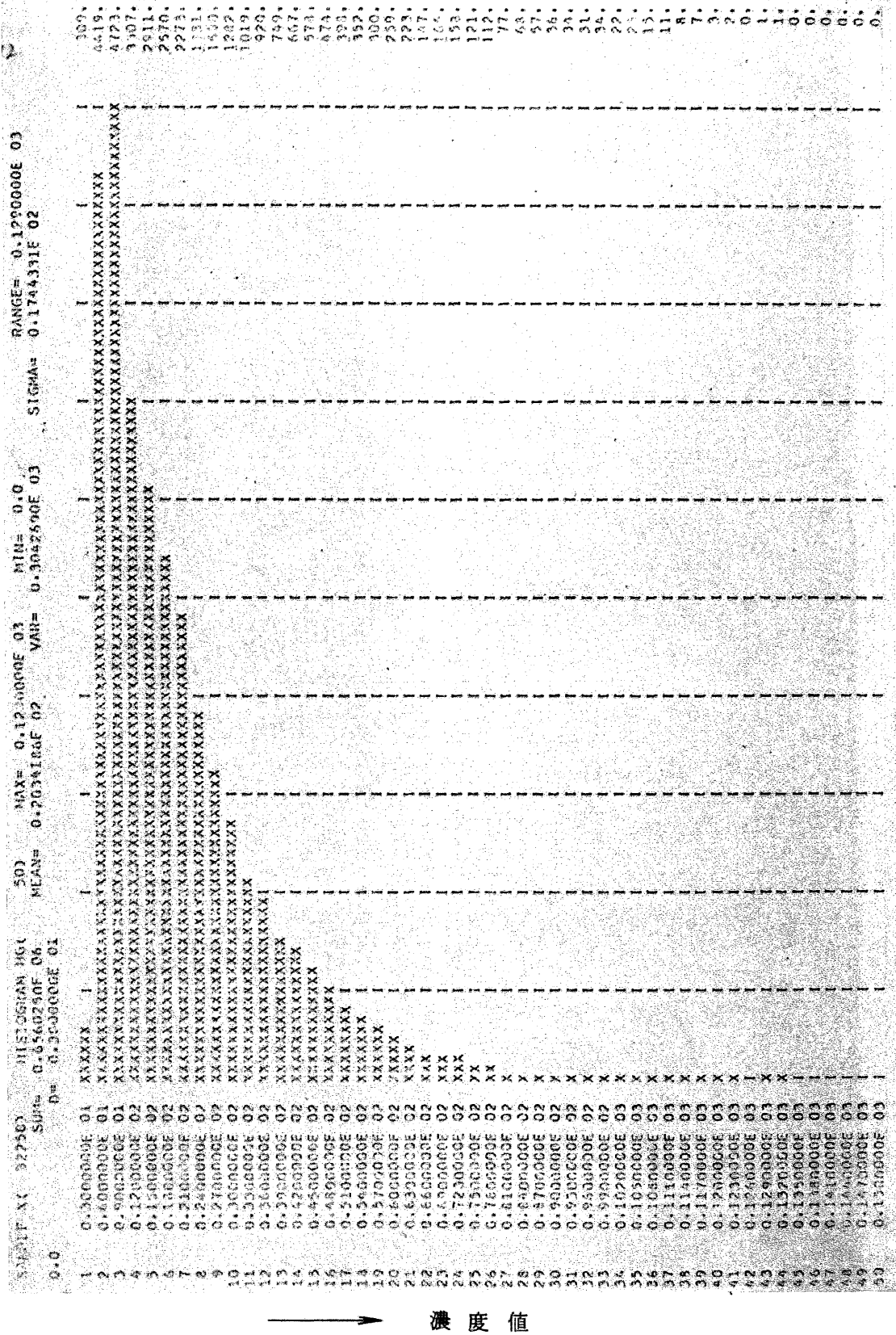


Fig. 6. 22 (f) Histogram of Output of Range Filter $\mathcal{R}(3, 3)$ for DATA 16.

図 6. 22 (f) Range Filter $\mathcal{R}(3, 3)$ の出力の濃度値のヒストグラム (DATA 16) .

6.5 むすび

本章では、第2章～第5章で述べた画像処理手法の適用対象となる実際の画像の一例として、胸部X線写真を取りあげ、その濃度分布の性質、および2次元フィルタによる特徴抽出の可能性について詳しく検討した。以下に、本章で得られた結果を要約しておこう。

〔A〕胸部X線写真の濃度分布の性質

- (a-1) 胸部X線写真(陰画)の濃度値は、肺の内部で大きく(50~400程度)、それ以外の部分(心陰影、縦隔、および、胸郭外でしかも体内に相当する部分)で小さい(30~100程度)。また、体外に相当する部分の濃度値はきわめて大きい(400以上)。
- (a-2) 濃度分布の性質は、肺内部と、心陰影および縦隔部とは非常に異なる。肺内部では多くの成分図形が重なり合って存在するうえに、基本的濃度レベル変動も大きい。これに対し、心陰影および縦隔部には、他の成分パターンはほとんど存在せず、基本的濃度レベルの変動も大きくない。
- (a-3) 肺の部分は、中央部の濃度値が大きく、縦方向に長い丘のような状態になっている。従って、肺内部の基本的濃度レベル変動は、主として肺を横切る方向(水平方向、あるいはj方向)に大きく(濃度値で50~400程度)肺を縦断する方向(垂直方向、あるいはi方向)にはあまり大きくない。
- (a-4) 肺の上側および人体外側の境界線(すなわち、肺尖部上側境界線 $BLAu$ および胸郭輪郭線 BT)付近の肺内部の濃度変化は比較的ゆるやかである(例えば、 BT 付近よりも濃度値が200以上大きくなる点は、肺の中央部に向かって30~40点離れた所に存在する)。これに対し、肺の下側および人体内側の境界線(すなわち、横隔膜境界線 BD 、および心陰影輪郭線 BH)付近の濃度変化は比較的急激である(例えば、 BH 付近では、水平方向に10点ほど離れた2点の間には通常100~200程度の濃度値の差が存在する)。
- (a-5) 肺内部に存在する成分図形の中で、最も勢力が大きいものは、背部肋骨(DR)である。 DR の濃度(正確には DR の部分と、肺野部分との濃度差)は通常5~100程度であり、肺の中央部では比較的大きいが、周辺部(外側肺領域 OLR)付近では小さくなる。
- (a-6) 前胸部肋骨(VR)の濃度値は個人差が特に大きい、通常5~30程度であり、

DR とは逆に肺の中央部に行くと濃度値が小さくなる。試料によっては VR が OLR 付近にしか観測されないものもある。

(a-7) 血管影(VSL)は肺内部の成分図形の中では大きい方に属し、その濃度値も通常100以上と大きい。その形状は個人差がかなり大きい。

(a-8) 肺野内異常陰影(AS)は、肺内部の成分図形の中では(組織影、微細な血管影を除けば)通常最も勢力の小さいパターンであり、しかも、その濃度値(通常5~50程度)、形状、存在位置は症例により千差万別である。しかも AS は、先に述べた基本的濃度レベル変動、背部肋骨、前胸部肋骨、2本の肋骨の交差部分、血管影などと重なって存在することも多い。

(a-9) 異なる試料の間では、写真の濃度値にはかなりのばらつきが存在する。また、同一人物の写真であっても撮影時の条件(撮影装置の印加電圧など)によって差が生ずることも多い。

〔B〕 大局的特徴の抽出

(b-1) 最も大局的な特徴と思われる肺の概形は、まず2値出力閾値フィルタ(BTF)の適用によって抽出することができる。ただし、肺の正確な境界線を求めることはできない。特に、 BLA および BT の情報は、 BD および BH の情報にくらべて、 BTF では抽出しにくい。肺の境界線を正確に求めるためには、別の手段が必要である。

(b-2) 大局的な情報を抽出する際は、ランダム雑音、および、より局所的な濃度変化の影響を小さくするために、平滑化操作(たとえば $USLF$)を併用するのが効果的である。ただし、 $USLF$ の形は、当然抽出すべき特徴とその付近の濃度分布状態を考慮して決める必要があるが、局所的特徴の抽出を考える場合にくらべればかなりの自由度があり、通常は原パターン(256×256点)に対し縦5×横5程度の正方形領域を用いれば十分である。

(b-3) BT 、 BH 、 BLA 、 BD 等の大局的な情報を抽出するには、1次および2次の平滑化差分型線形フィルタ($SDLF1$ および $SDLF2$)を目的に応じて使い分ける必要がある。その際、第3章で行った DLF の解析の結果が有用となる。

(b-4) LR 内の異常陰影(AS)の位置と形の概測を行なうための手段としては、水平方向の $SDLF2$ (*Horizontal Bridge Filter - H.BRGF*)が有効である。ただし、 AS と同時に、他の成分図形(DR 、 VR の一部、 VSL 等)も検出されるため、 AS のみを抽出するためには、 $H.BRGF$ を適用した後、種々の論理操作が必要となる。

(b-5) DR の位置と形の概測を行なうための手段としては、垂直方向の *SDLF2* (*Vertical Bridge Filter - V.BRGF*) が有効である。このとき、*V.BRGF* は I 型として作用するため、塊状図形としての DR の位置と概略の形に関してはかなり正確な情報を抽出できるが、境界線 (*BDR*) の正確な形を抽出することはできない。

(b-6) *V.BRGF* は、また *BC*、*BLA* の識別にも有効である。このとき *V.BRGF* は II 型として作用するため、比較的正確な境界線情報を抽出できるはずである。しかし、現実には、*BD* の識別には胃部に存在する空気の陰影や、*C* (鎖骨) の形状および濃度に個人差があったりするため、これらの識別はそれほど容易ではない。

(C) 局所的特徴の抽出

(c-1) 局所的特徴は、空間的に近接、または交差した状態で存在することが多い。特に、胸部 X 線写真における局所的特徴とは、複雑に交差する成分パターンの輪郭線であるから、単純にすべて線図形として抽出するよりは、垂直方向に伸びる線、水平方向に伸びる線、ある成分パターンの上、下、左、右の輪郭線等に分けて検出する方が通常は有利であると考えられる。

(c-2) 局所的特徴の抽出手段としては、差分型線形フィルタ (*DLF*) が最も基本的なものである。胸部 X 線写真の局所的特徴抽出には 2 階差分 *DLF2* よりも、1 階差分 *DLF1* の方が適しているように思われる。これは (c-1) で述べた理由による。

(c-3) 無方向性の輪郭線検出用フィルタとしてよく知られている *Laplacian* は、胸部 X 線写真の特徴抽出には使いにくい。これは、写真中のランダム雑音がかなりあるため *Laplacian* のパターン検出力では不十分であること、および (c-1) の理由による。

(c-4) 無方向性の局所的濃度変化検出用フィルタとして強力なパターン検出能力をもつ *Range Filter (RF)* は *Laplacian* にくらべるとかなり有効な特徴抽出手段として使えそうである。特に、本節で述べた *RF* の基本型だけでなく、4.5 で述べた拡張型 *RF (Extended Range Filter - Ex.RF)* を工夫して用いることにより種々の効用が期待できる。

(c-5) *DR*、*VR* の境界線を正確に抽出するためにはあらかじめ、ある程度その方向を推定しておき、その方向に沿って *SDLF* を適用するのが有効と思われる (適合フィルタ)。その場合、*SDLF* の形と大きさは実験的に最適なものを決めることになる。上に述べた [A]、[B]、[C] の検討結果の多くは、すでに次の第 7 章で述べる *AISCR-V2*

に応用され、大きな効果をあげている。その中で、具体的特徴抽出手段の代表例は第3章で述べた平滑化差分型線形フィルタ (*SDLF*) であり、現段階での *AISCR-V2* では、特徴抽出手段として用いられている2次元フィルタはすべて *SDLF* である。しかし、今後、よりすぐれた能力をもつ識別システム (*AISCR-V3*, など) を考える場合には、本節での検討結果が再び必ず役立つものと思われる。

第7章 胸部X線写真の自動読影
システムAISCR-V2

7.1 はじめに

本章では、胸部X線写真の自動読影システム (*Automatic Interpretation System of Chest Roentgenograms Version 2 - AISCR-V2*) について述べ、16例の間接撮影胸部X線写真による識別実験の結果を示す。

まず、7.2ではAISCR-V2の概要をのべる。ここでは、AISCR-V2が作成されるまでの歴史的背景を明らかにした後、AISCR-V2を構成する4つのサブシステム(サブシステムI, II, III, IVとよぶ)を紹介し、それらにおける処理の内容およびAISCR-V2における処理の流れについて説明を行う。

次に、7.3~7.6ではAISCR-V2を構成する4つのサブシステムとその処理内容についての詳しい解説を行う。

すなわち、まず、7.3では、サブシステム0(予備処理システム)の構成、ならびに、各種パターンの作成、大局的特徴の抽出、各種パラメータ値の推定、濃度分布の異常の検出の方法について述べる。

次に、7.4では、サブシステムI(心陰影処理システム)の構成、ならびに、胸郭輪郭線、外側肺領域境界線、心陰影輪郭線の識別手順を説明し、心陰影および大動脈影の形に関する特徴量の抽出と診断について簡単にふれる。

7.5では、サブシステムII(肋骨像処理システム)の構成、ならびに肺尖部境界線、横隔膜境界線、背部肋骨境界線、前胸部肋骨境界線の識別手順を解説し、実際の胸部X線写真に対する実験例を示す。

7.6では、サブシステムIII(異常陰影処理システム)の構成、ならびに、肺野内異常陰影の概測、異常陰影候補領域の精密検査の手順について詳しく述べ、実際の胸部X線写真に対する実験例を示す。

さらに、7.7ではAISCR-V2に残された問題点を種々の角度から整理して考察し、最後に、7.8で第7章のまとめを行う。

7.2 AISCR-V2の概要

本節ではAISCR-V2の概要をのべる。すなわち、まず、AISCR-V2が作成されるまでの歴史的背景について述べる。次にAISCR-V2の構成を示し、AISCR-V2の重要な

構成要素である4つのサブシステムとその役割とを紹介した後、*AISCR-V2*における処理の流れについて説明する。

7.2.1 歴史的背景

各種の医用画像の中でも、胸部X線写真は、集団検診の手段としてもっとも広く普及しているものの1つであり、毎年ぼう大な量の写真が撮影され、1枚1枚人間による読影が行なわれている。しかしながら、胸部X線写真の読影という作業は、ある程度限られた期間内に行う必要があり、しかもかなりの医学的知識と高度の熟練をもつ専門家を必要とするため、これら専門家にかかる負担は毎年非常に大きくなって来ている。

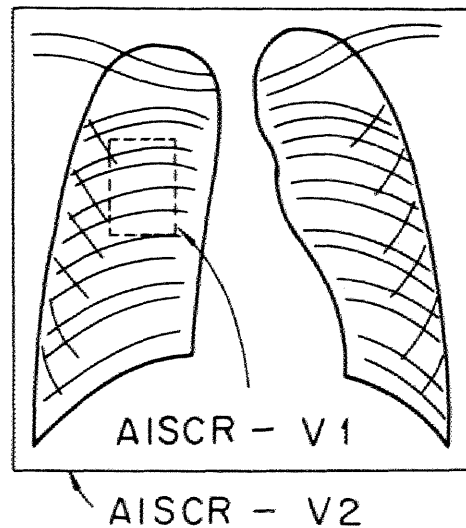
集団検診に主として用いられる間接撮影胸部X線写真についてみれば、大量の写真のうち、ほとんどは正常であり、何らかの異常を有するものは100枚につき、わずか数例程度といわれている。それにもかかわらず1例の異常の見落としは1人の人間の生命にかかわるものであるため、読影作業は慎重に行なわれなければならない。そのために、読影担当医にかかる負担は非常に大きいものがある。そこで、もしも何らかの方法によってこれらのぼう大な写真の中から、明らかに正常とみられるものを前もって除外しておくことができるとすれば、人間（読影者）にかかる負担は大巾に軽減されるだけでなく、残りの写真に対して、より正確な診断を下すことができるようになる。

この目的のために考えられるのが胸部X線写真の自動スクリーニングシステムである。その試みの初期のものとして、胸部X線写真の自動診断システム *AISCR-V1* (*Automatic Interpretation System of Chest Roentgenograms Version 1*)^{(55)~(59)}がある。これは、直接撮影胸部X線写真の肺野中央部の限られた領域のみを対象とし、肋骨像および限局性異常陰影を識別する能力をもつソフトウェアシステムであった（このシステムに関する研究の詳細は文献(55)~(59)を参照）。

しかし、自動スクリーニングの目的を達成するためには、胸部X線写真の画面全体を扱うシステムが必要である。また、肺野内異常陰影の識別だけでなく、心陰影、高血圧の診断なども合わせて、総合的な自動診断を行なうシステムが出来れば非常に便利である。

この要請に答えるべく、筆者らがグループで協力して最近開発したのが、本章の主題である胸部X線写真の自動読影システム *AISCR-V2* (*Automatic Interpretation System of Chest Roentgenograms Version 2*)^{(49)~(54)}である。このシステムの機能は *AISC*

R-V1 にくらべて大巾に拡大，改善されており，胸部 X 線写真の全体を対象として，総合的な自動診断を行なうことができる（図 7.1 参照）。AISCR-V2 は AISCR-V1 と同じくすべて FORTRAN で書かれたソフトウェアシステムであるが，処理内容がはるかに多彩であるためシステムの大きさも AISCR-V1 にくらべて，かなり大きなものとなっている。次節以下で AISCR-V2 について詳しくのべる。



破線わく内は AISCR-V1 により扱われる領域の一例を示す。

これに対し，AISCR-V2 では写真全体が扱われる。

Fig 7.1 Comparison of areas treated by AISCR - V1 and AISCR - V2

図 7.1 AISCR-V1 と AISCR-V2 の処理可能な領域の相違

なお，先にものべたように AISCR-V2 はグループで開発したものである。本文では，特に筆者が担当した部分，すなわち，AISCR-V2 の基本検討とシステム構成，サブシステム I の一部（胸郭輪郭線（BT），外側肺領域境界線（BOL），心陰影輪郭線 II（BHB），および，内側肺領域境界線（BIL）の識別手順），サブシステム II の一部（背部肋骨像識別手順の前半，前胸部肋骨，肺尖部境界線，横隔膜境界線の識別手順），および，サブシステム III の全部（異常陰影識別の基本概念，異常陰影候補領域の概測，および，異常陰影候補領域の精密検査の手順）について詳しく述べ，それ以外の部分についてはシステムを理解するために必要とされる最小限の説明を行うにとどめる。

7.2.2 AISC-RV2 の構成

AISC-RV2 は図 7.2 のブロック図で示すように、大別して4つのサブシステム（サブシステム0, I, II, IIIとよばれる）から成り立っている。各サブシステムはそれぞれ以下の機能をもつ。（なお、詳細はそれぞれ7.3～7.6で述べる）

[A] サブシステム0（予備処理システム）

- (1) 各種縮小パターンの作成
- (2) 大局的特徴の抽出
- (3) 各種パラメータ値の推定
- (4) 濃度分布の異常の検出

[B] サブシステムI（心陰影処理システム）

- (1) 胸郭輪郭線（BT）、外側肺領域境界線（BOL）の識別
- (2) 心陰影輪郭線I, II（BH, BHB）の識別
- (3) 心陰影および大動脈影の形に関する特徴量の抽出と診断

[C] サブシステムII（肋骨像処理システム）

- (1) 肺尖部境界線（BLA）および、横隔膜境界線（BD）の識別
- (2) 背部肋骨境界線（BDR）の識別および背部肋骨係数（CDR）の決定
- (3) 前胸部肋骨境界線（BVR）の識別および前胸部肋骨係数（CVR）の決定

[D] サブシステムIII（異常陰影処理システム）

- (1) 肺野内異常陰影の概測
- (2) 肺野内異常陰影の精密検査
- (3) 心陰影輪郭線I, II（BH, BHB）の比較による肺野内異常陰影の検出

これら4つのサブシステムはお互いに深い関連があり、特にサブシステム0以外の3つはそれぞれ単独では機能を発揮できない。これは処理の中間段階で、サブシステム間で情報の交換を行なう必要があるからである。このもようについて、7.2.3で少し詳しくのべよう。

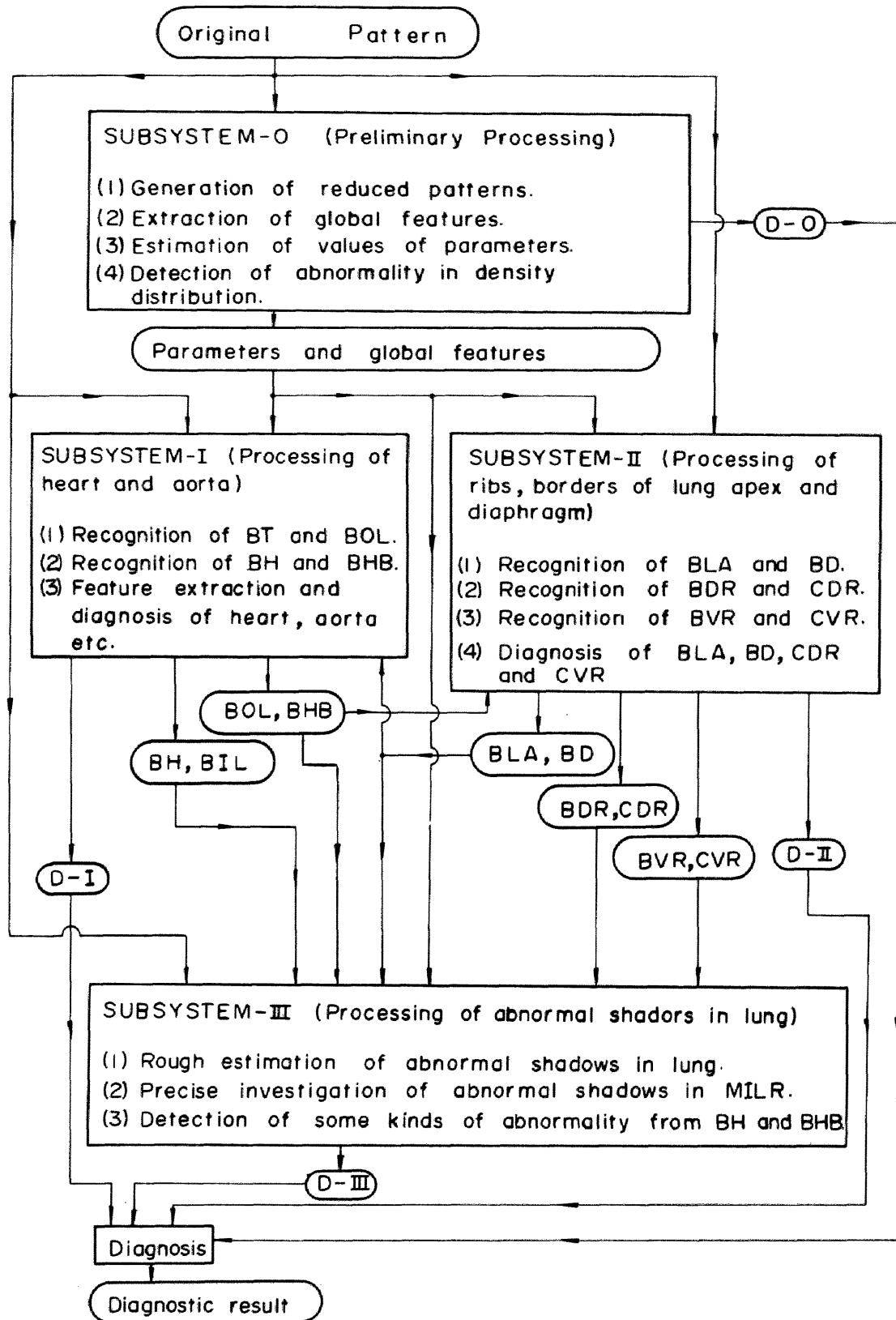


Fig 7. 2 Block diagram of AISCR - V2

☒ 7. 2 AISCR-V2のブロック ☒

7.2.3 AISC-R-V2 における処理の流れ

AISC-R-V2 への入力はいうまでもなく胸部 X 線写真の標本化画像（現段階では標本点数 256×256 点，量子化レベル数 9 bit ，濃度値測定および量子化手順の詳細については第 6 章を参照）である。以下これを単に原パターンともよぶ。AISC-R-V2 を構成する 4 つのサブシステムの中で原パターンを直接使用しないのはサブシステム I だけであり，他のサブシステムでは処理の最初および中間の段階で原パターンを使用する。

AISC-R-V2 の処理は次のような順序で実行される。

- ① サブシステム 0 の全処理（図 7.3 参照）

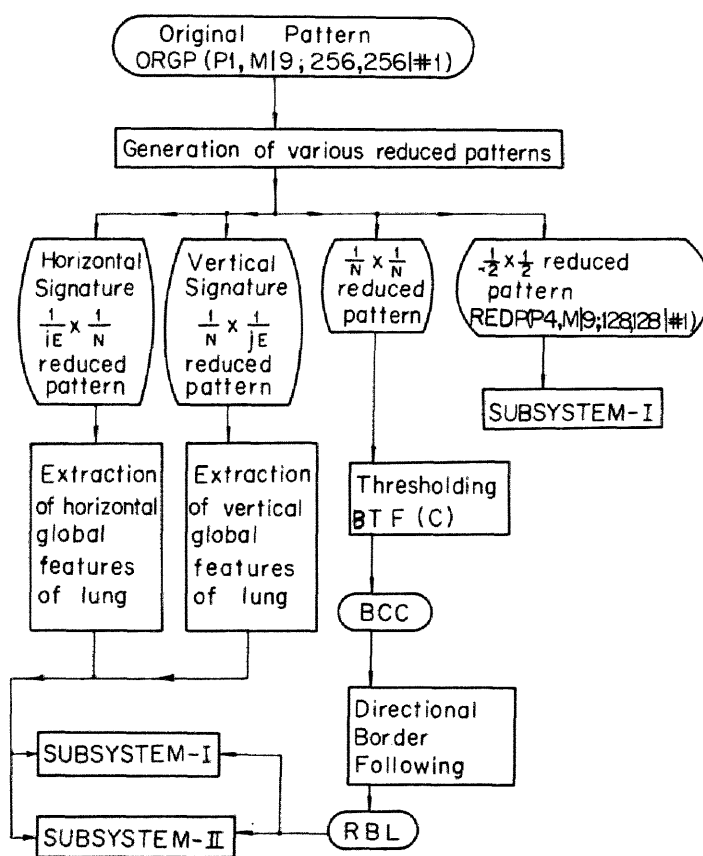


Fig 7.3 Block diagram of SUBSYSTEM - 0

図 7.3 サブシステム 0 のブロック図

サブシステム 0 は，AISC-R-V2 における予備的な処理を実行する部分であり，7.2.2 [A](1)～(4)にあげた 4 種類の処理を，AISC-R-V2 のすべての処理の中で最初に実行する。(1)～(4)の中のいくつかのものは省略可能であるが，このときは AISC-R-V2 の能力は少し低下する。

まず(1)は、原パターンを縦、横の方向にそれぞれある比率で縮小したパターン（縮小パターンとよぶ）を作成する処理である。ここで作られた縮小パターンは、同じくサブシステム0における(2)の処理、サブシステムⅠ、およびサブシステムⅡで使用される。

(2)は、(1)で作られた各種の縮小パターンを利用して、胸部X線写真のきわめて大局的な特徴を抽出する処理である。この結果得られる大局的特徴は、他の3つのサブシステムに送られて、各種の処理をできるだけ正確かつ簡単なものにするために用いられる。

(3)は、胸部X線写真の処理の、ほとんどあらゆる段階で使用される各種のパラメータの値を推定する処理である。特に、原パターンの大きさおよび濃度値に関するパラメータ値の推定は、体格、撮影条件などにより異なる種々の胸部X線写真を扱わねばならない自動スクリーニングシステム *AISCR-V2* の予備的処理としてきわめて重要なものである。また、露光量の極端な過不足、フィルム現像の失敗等による明らかな異常は、このパラメータの値に対する簡単な判定によって、*AISCR-V2* の本格的な処理に入る前に検出することができる。

最後の(4)は、原パターンの濃度分布の形状を調べることによって、上述のような異常、あるいは自然気胸、肋膜炎等により生ずる明らかな濃度分布の異常を検出する処理である。(3)あるいは(4)によって明確な異常が検出された場合には、そこで直ちに「この写真は異常である」との判定を下し、以下の複雑な処理はすべて省略される。逆にいえば、極端な異常の存在しない試料に対してのみ、*AISCR-V2* の以下の処理が実行される。

② サブシステムⅠの処理（図7.4参照）

サブシステム0の予備的処理の次に、サブシステムⅠの処理（7.2.2の〔B〕(1)、(2)）が行われる。これは肺領域の左右の境界線、すなわち、胸郭輪郭線（*BT*）、肺領域境界線（*BIL*、*BOL*）および心陰影輪郭線（*BH*、*BHB*）の検出であり、画像の特徴抽出という観点からみれば、水平方向の大局的な濃度変化に着目することにより、主として垂直方向に長くのびる線を抽出することに相当する。*BT*と*BH*が識別されれば、肺領域の存在範囲が定まると同時に、心陰影および縦隔の存在範囲が定まる。*BT*と*BH*が抽出された後は、胸部X線写真の処理は大きく2つに分けられる。1つは、心陰影の特徴抽出および診断であり、他の1つは肺領域内の特徴抽出および異常陰影の有無の診断である。前者は*BT*、*BH*の情報と、この後で述べるサブシステムⅡから送られる肺の上下の境界線、すなわち、肺尖部境界線（*BLA*）および横隔膜境界線（*BD*）の情報を利用して

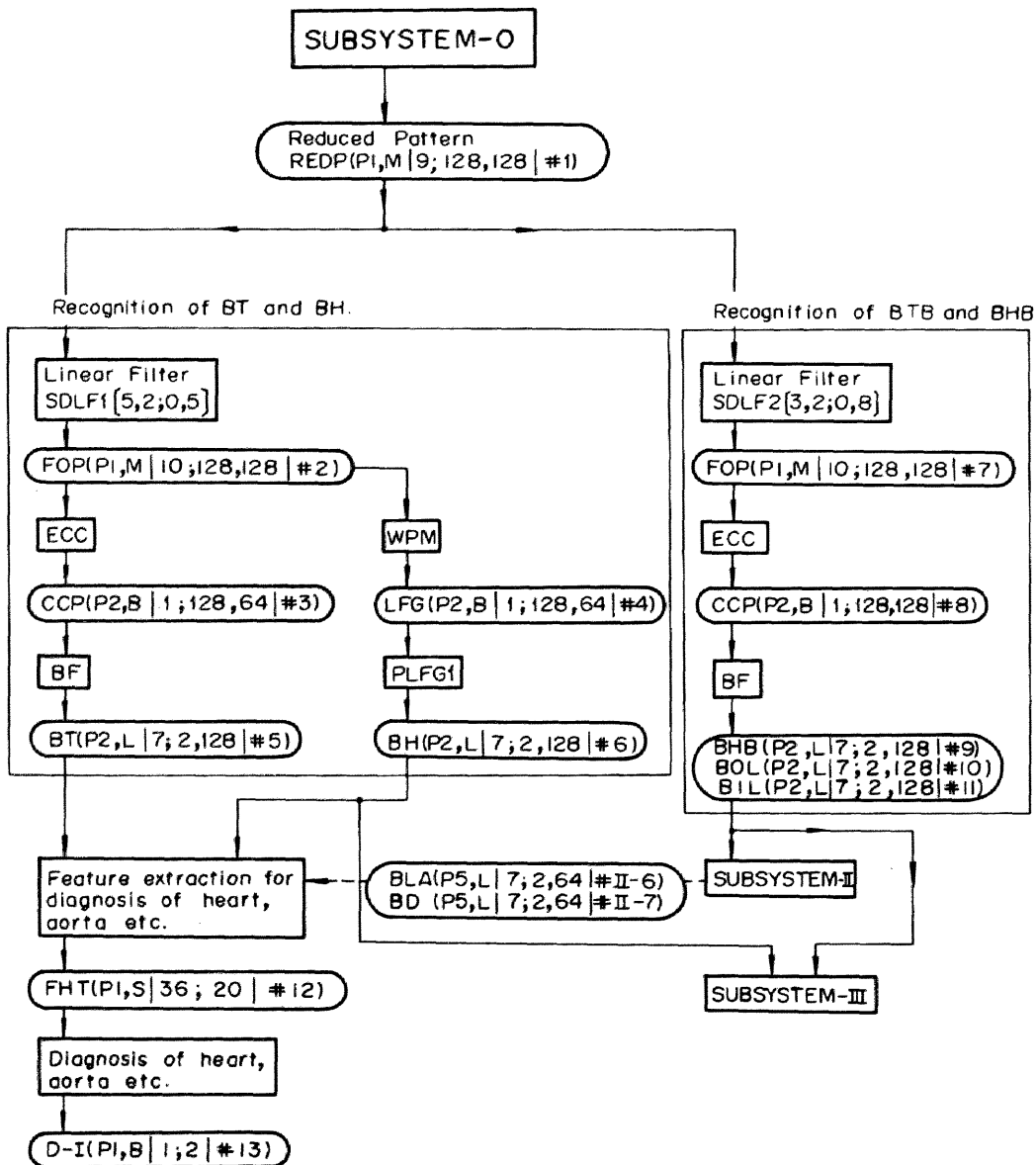
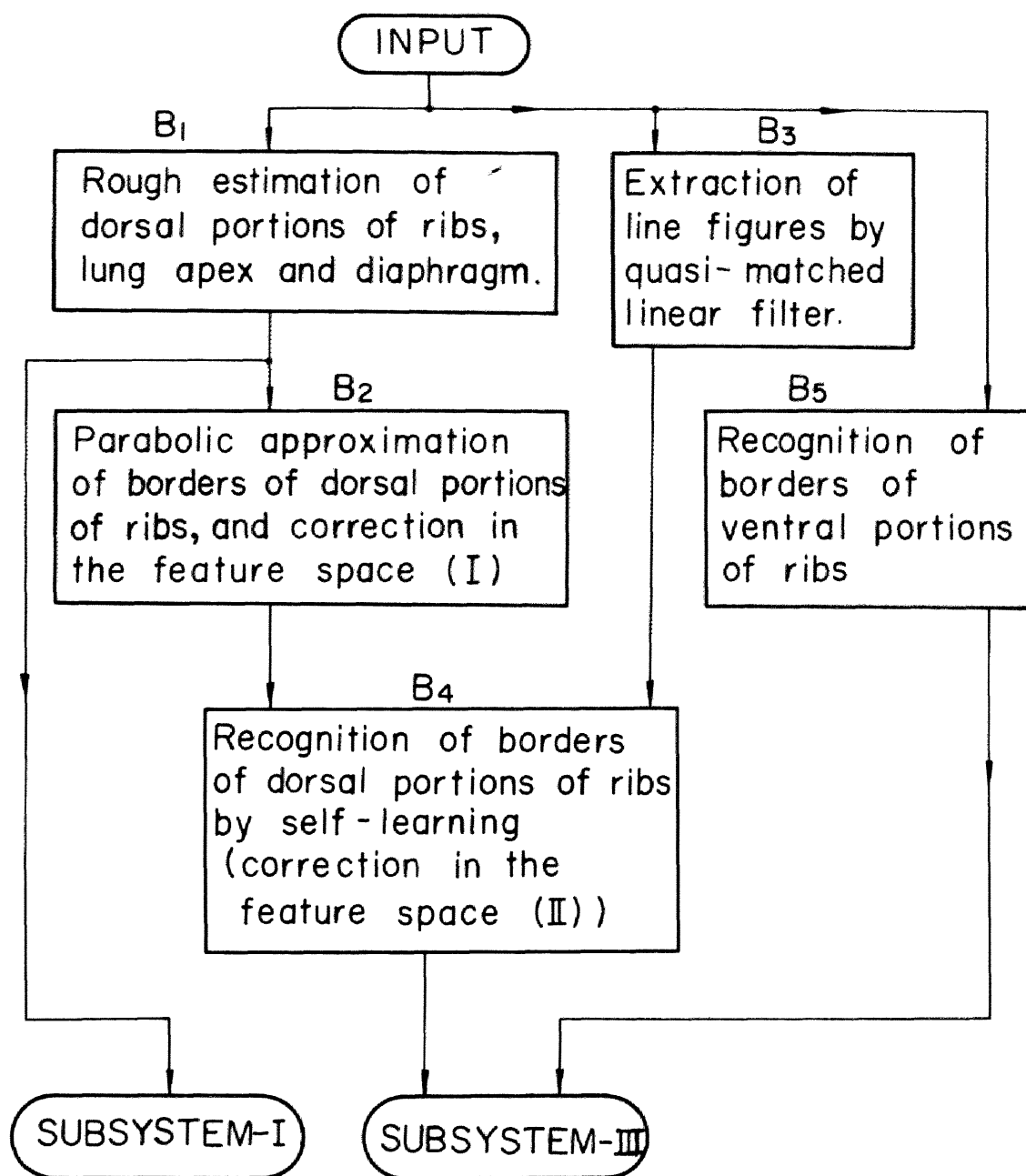


Fig 7.4 Block diagram of SUBSYSTEM-I

図 7.4 サブシステム I のブロック図

サブシステム I で実行される。一方、後者（肺領域内の処理）は、きわめて高度の画像処理技術を必要とし、次に述べるサブシステム II とサブシステム III によって、かなり複雑な手順を経て実行される。

なお、サブシステム I の処理(1), (2)で識別された BT , BIL , BOL , BH , BHB は、サブシステム II およびサブシステム III に送られ、肺領域内の処理を行うための重要な補助情報として利用される。また、サブシステム I の処理(3)（心陰影の特徴抽出と診断）は、サブシステム II から送られる BLA と BD の情報を必要とするため、サブシ

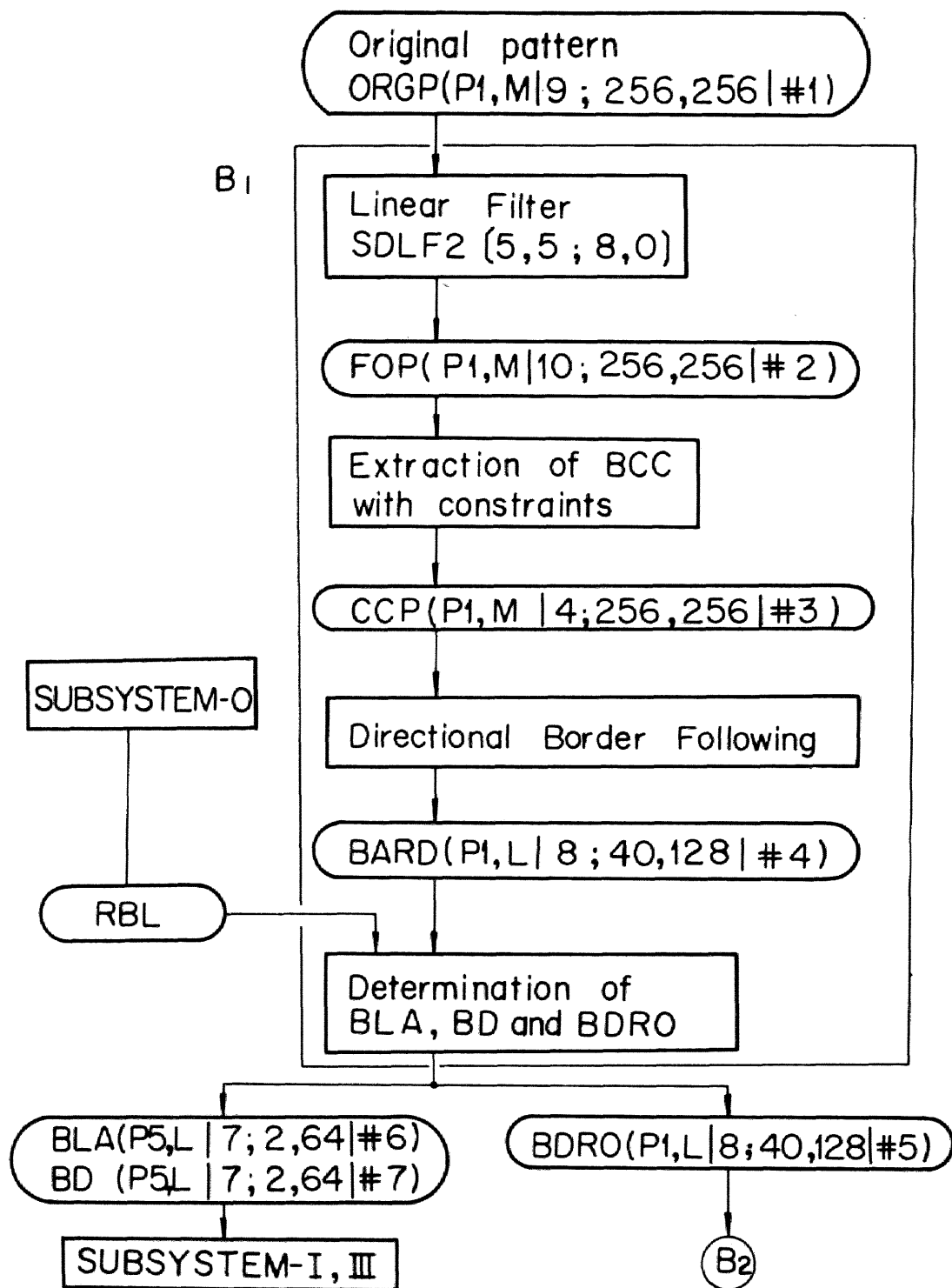


(a) Block diagram of
SUBSYSTEM - II

(a) サブシステムⅡのブロック図

Fig 7.5 Block diagram of SUBSYSTEM-II

図 7.5 サブシステムⅡのブロック図

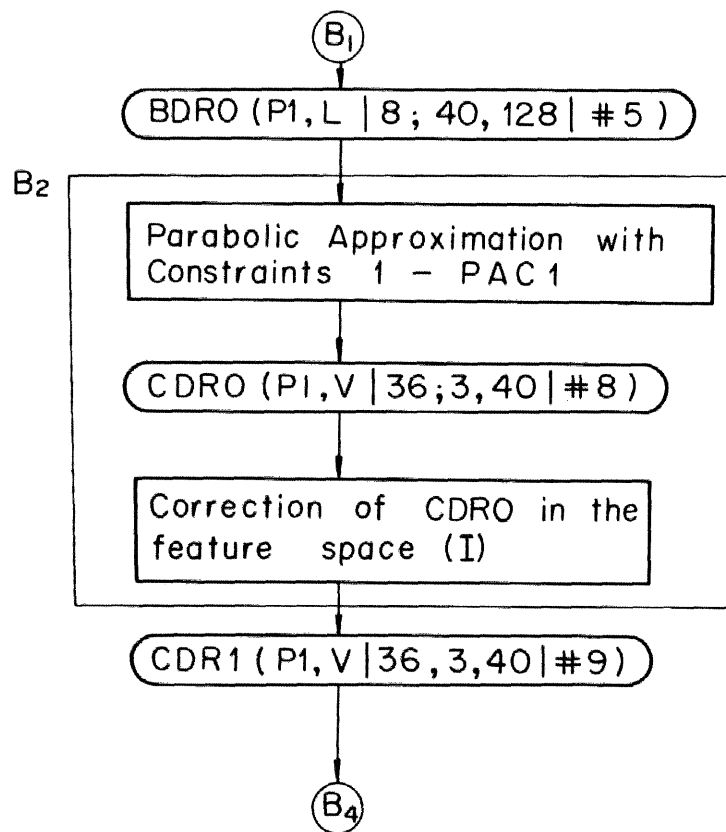


(b) Block diagram of SUBSYSTEM - II · B₁

(b) サブシステム II · B₁ のブロック図

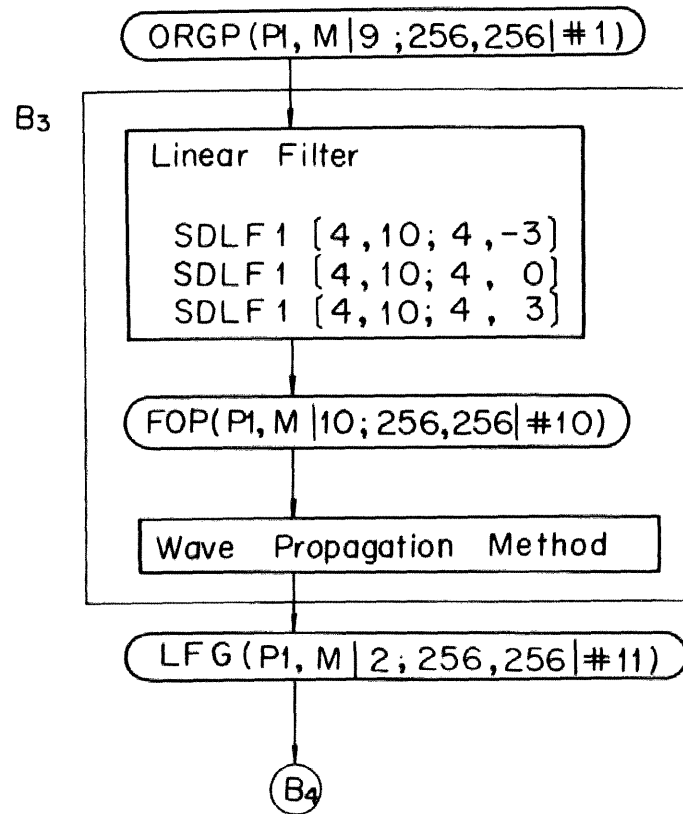
Fig 7.5 Block diagram of SUBSYSTEM-II

図 7.5 サブシステム II のブロック図



(c) Block diagram of SUBSYSTEM - II · B₂

(c) サブシステムⅡ · B₂ のブロック図

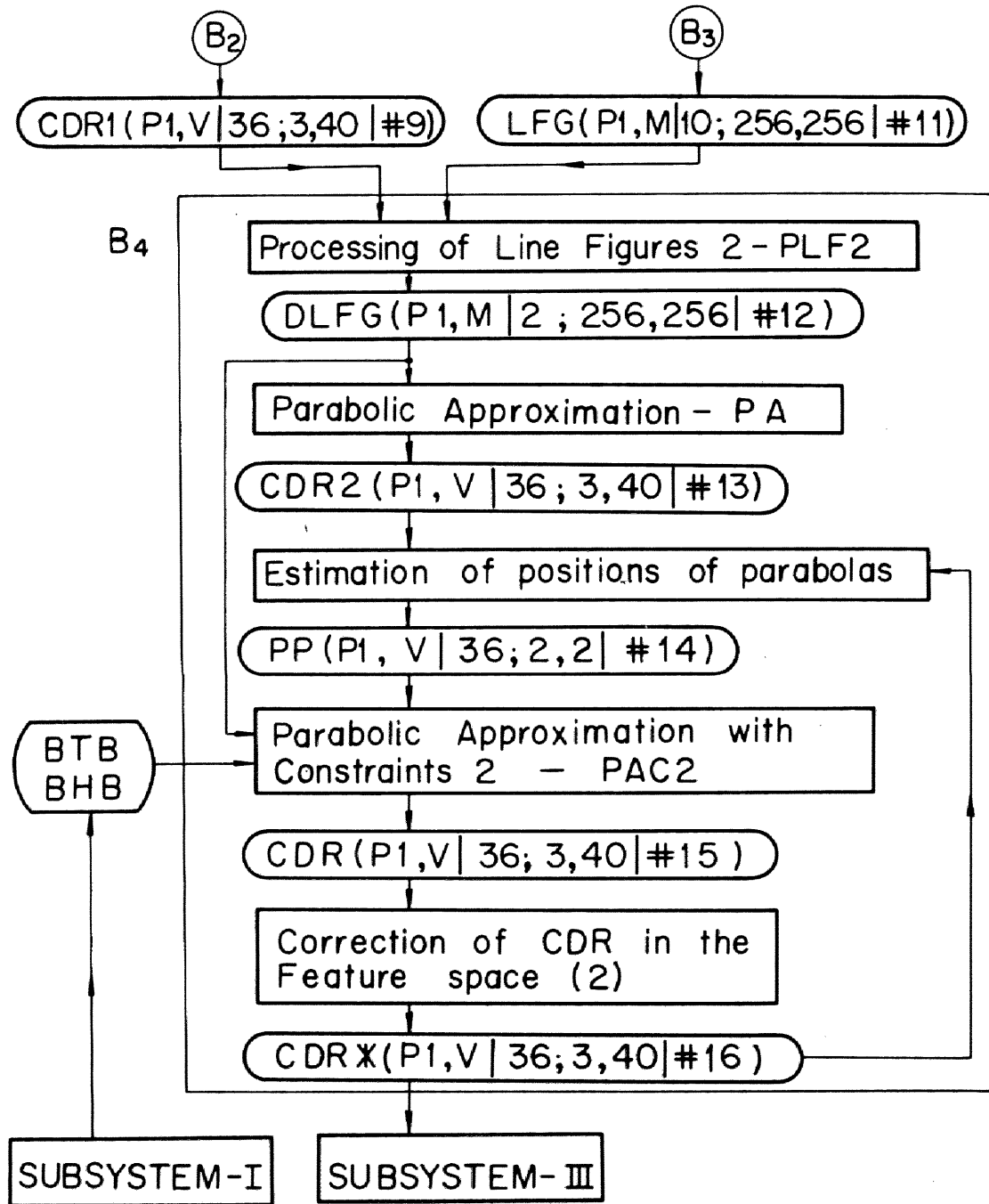


(d) Block diagram of SUBSYSTEM - II · B₃

(d) サブシステムⅡ · B₃ のブロック図

Fig 7.5 Block diagram of SUBSYSTEM-II

図 7.5 サブシステムⅡのブロック図

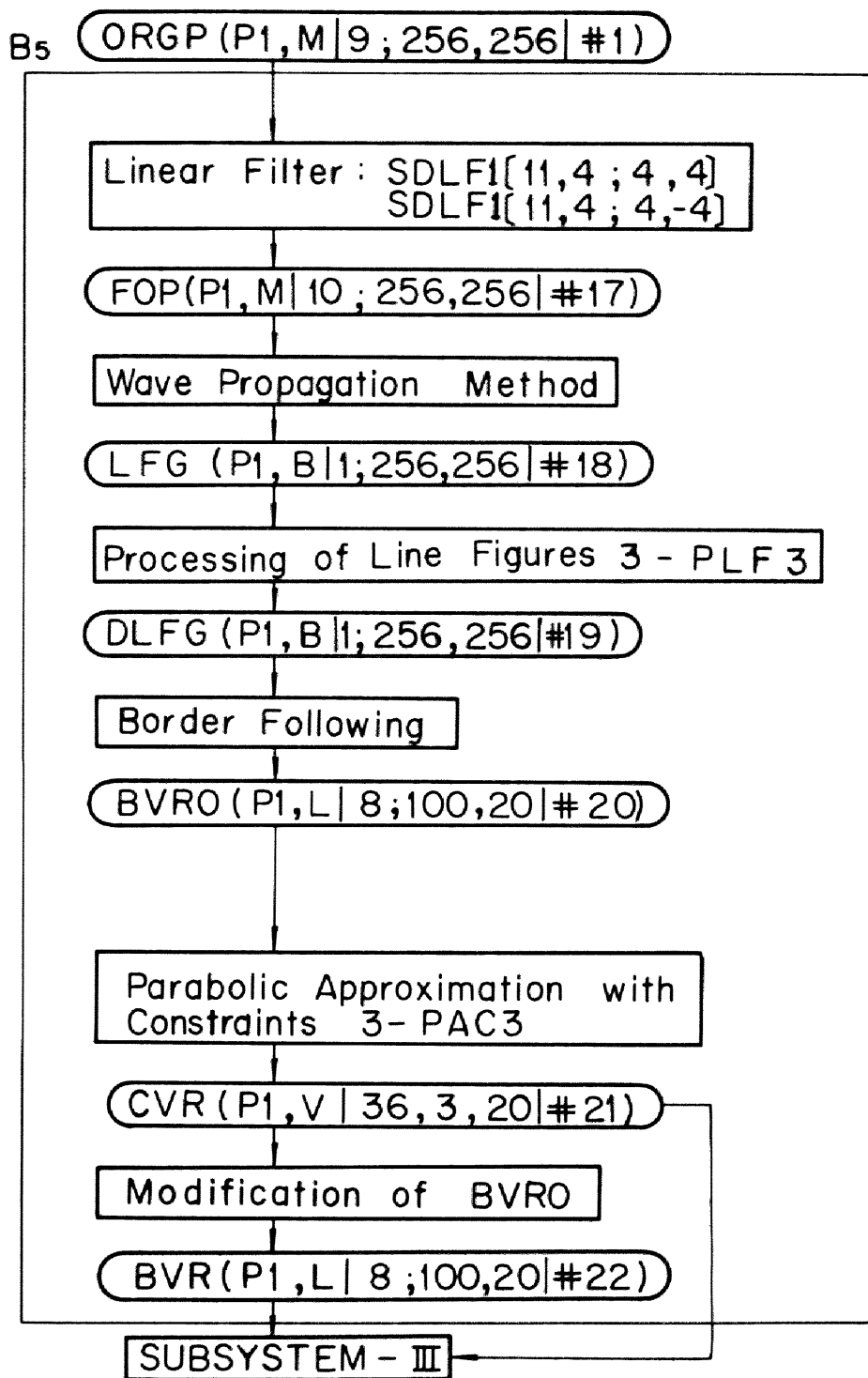


(e) Block diagram of SUBSYSTEM - II · B₄

(e) サブシステム II · B₄ のブロック図

Fig 7.5 Block diagram of SUBSYSTEM-II

図 7.5 サブシステム II のブロック図



(f) Block diagram of SUBSYSTEM - II · B₅

(f) サブシステム-Ⅱ · B₅ のブロック図

Fig 7.5 Block diagram of SUBSYSTEM-Ⅱ

図 7.5 サブシステムⅡのブロック図

ステムⅡの処理がある程度進んでこれらの情報が送られて来た後に実行される。

③ サブシステムⅡの処理（図7.5参照）

第6章での結果からわかるように、肺領域内の異常陰影はきわめて小さい場合が多いため、これを識別するためには、あらかじめ肺領域内に存在する成分図形（肋骨像、血管影等）を識別しておき、その情報にもとづいて詳しい判定を行う必要がある。サブシステムⅡは、主としてサブシステムⅢで行われる異常陰影の判定の際に必要な肋骨像（背部肋骨および前胸部肋骨）の識別を行う部分である。実際は、背部肋骨を識別するためには、まず肺尖部境界線（ BLA ）および横隔膜境界線（ BD ）の識別を行う必要があるため、最初に BLA と BD が抽出される。この BLA と BD はサブシステムⅠにも送られて心陰影の特徴抽出と診断に利用されることは前に述べた通りである。これらはまたサブシステムⅢにも送られる。 BLA と BD が識別された後、サブシステムⅡでは、 $AISCR-V2$ の全処理過程中で最も困難な処理の1つである背部肋骨の識別が行われる。そこでは、まず大局的情報を抽出した後、これを局所的情報によって修正して行くという一種の自己学習形式が用いられている。一方、前胸部肋骨の識別は、背部肋骨の識別とは全く独立の手順で実行される。

画像の特徴抽出の観点からみれば、サブシステムⅠでは水平方向の大局的濃度変化に着目することによって主として垂直方向に長くのびる線を抽出するのにくらべて、サブシステムⅡでは、主として垂直方向のやや局所的な濃度変化に着目して、主に水平方向に長くのびる線を抽出する。ただし、前胸部肋骨の識別においては主に垂直から 45° の方向にのびる線の抽出を行う。このようにして抽出された背部肋骨境界線（ BDR ）と前胸部肋骨境界線（ BVR ）はいずれも2次曲線で近似され、その曲線をあらわすパラメータ（ CDR 、 CVR ）が定められる。これらの情報（ CDR 、 BDR 、 CVR 、 BVR ）は BLA 、 BD と共にサブシステムⅢに送られる。

④ サブシステムⅢの処理（図7.6参照）

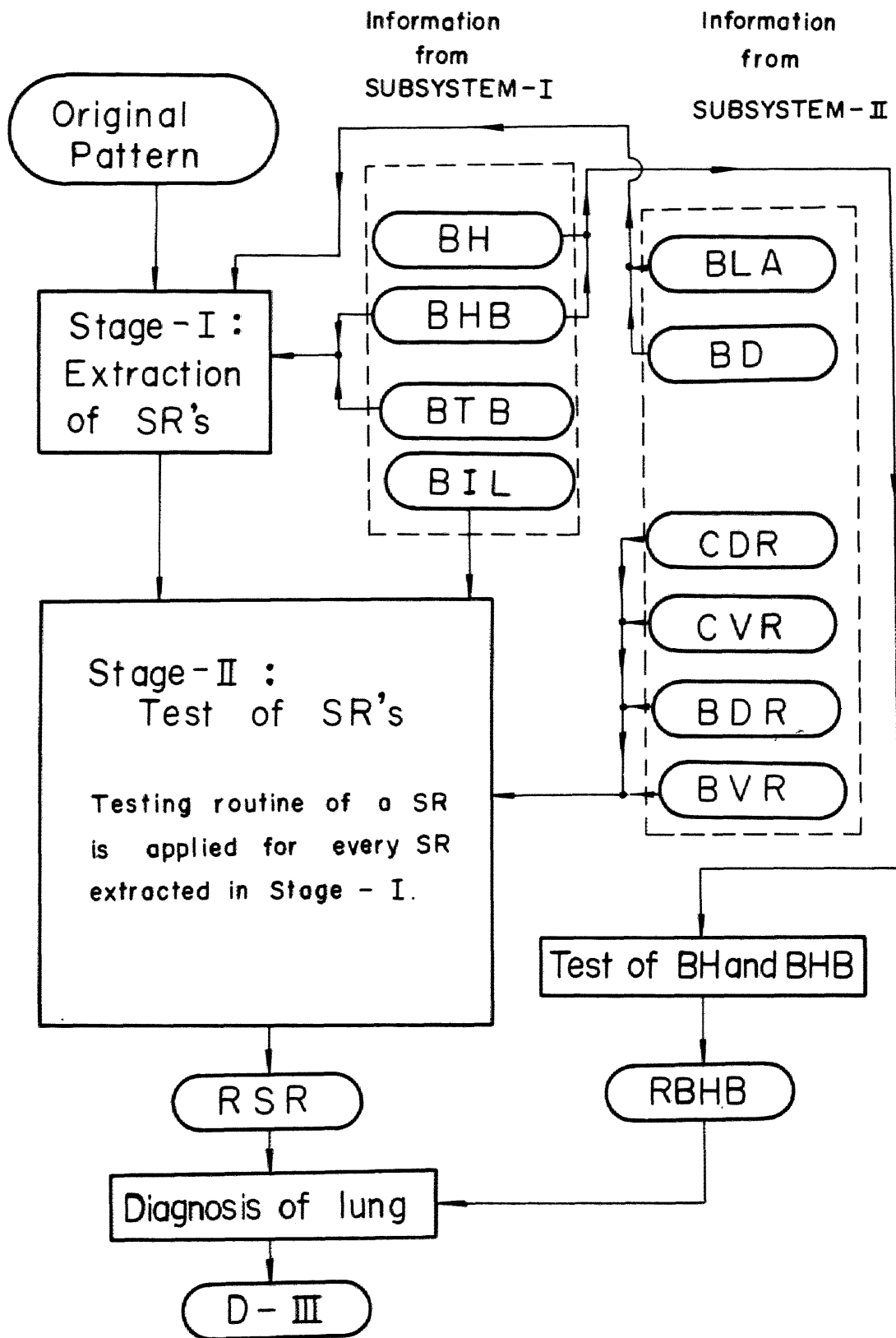


Fig 7.6 (a) Block diagram of SUBSYSTEM - III

図 7.6 (a) サブシステム III のブロック図

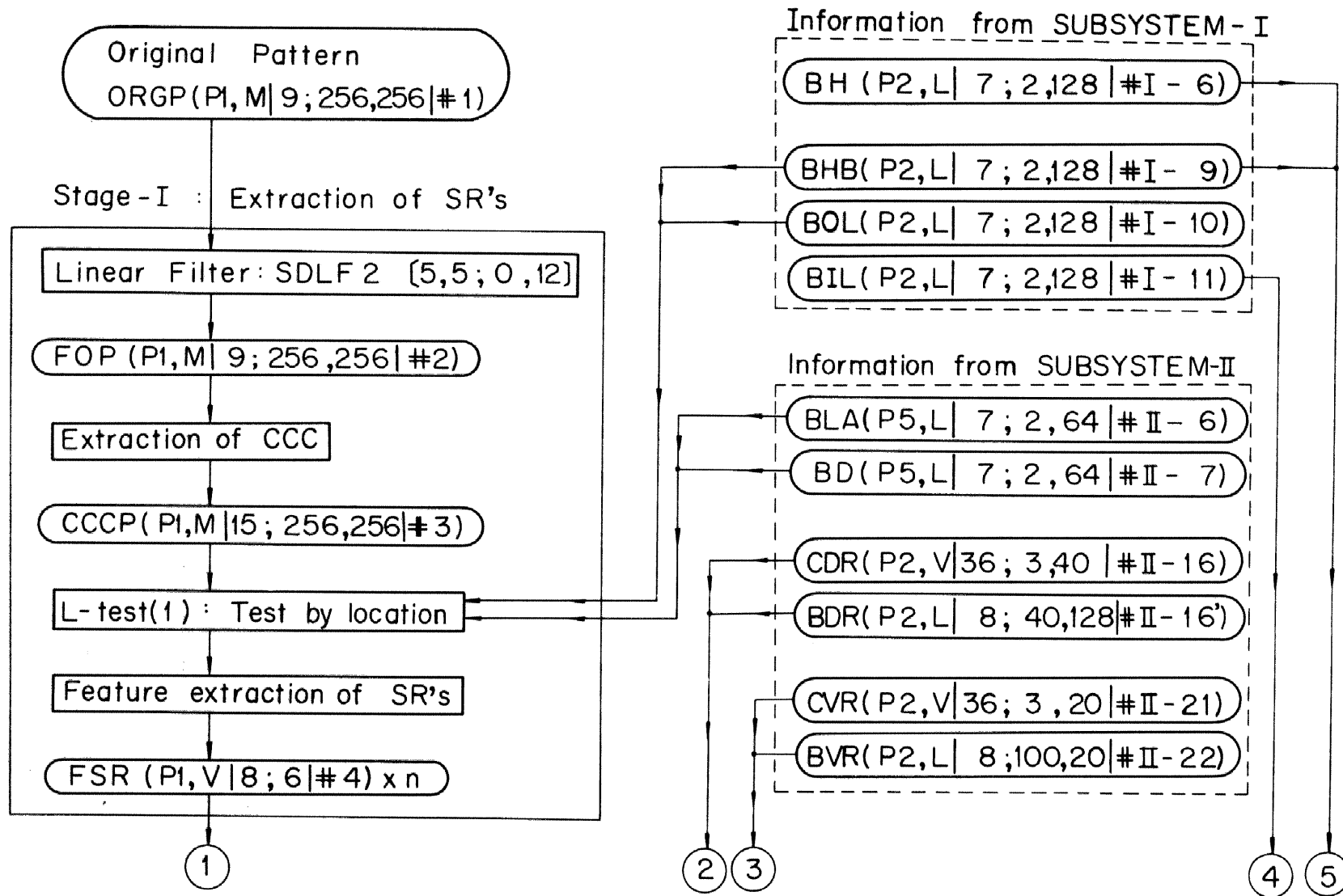


Fig 7. 6 (b) Block diagram of SUBSYSTEM-III · Stage - I

図 7. 6 (b) サブシステムⅢ · Stage-Iのブロック図

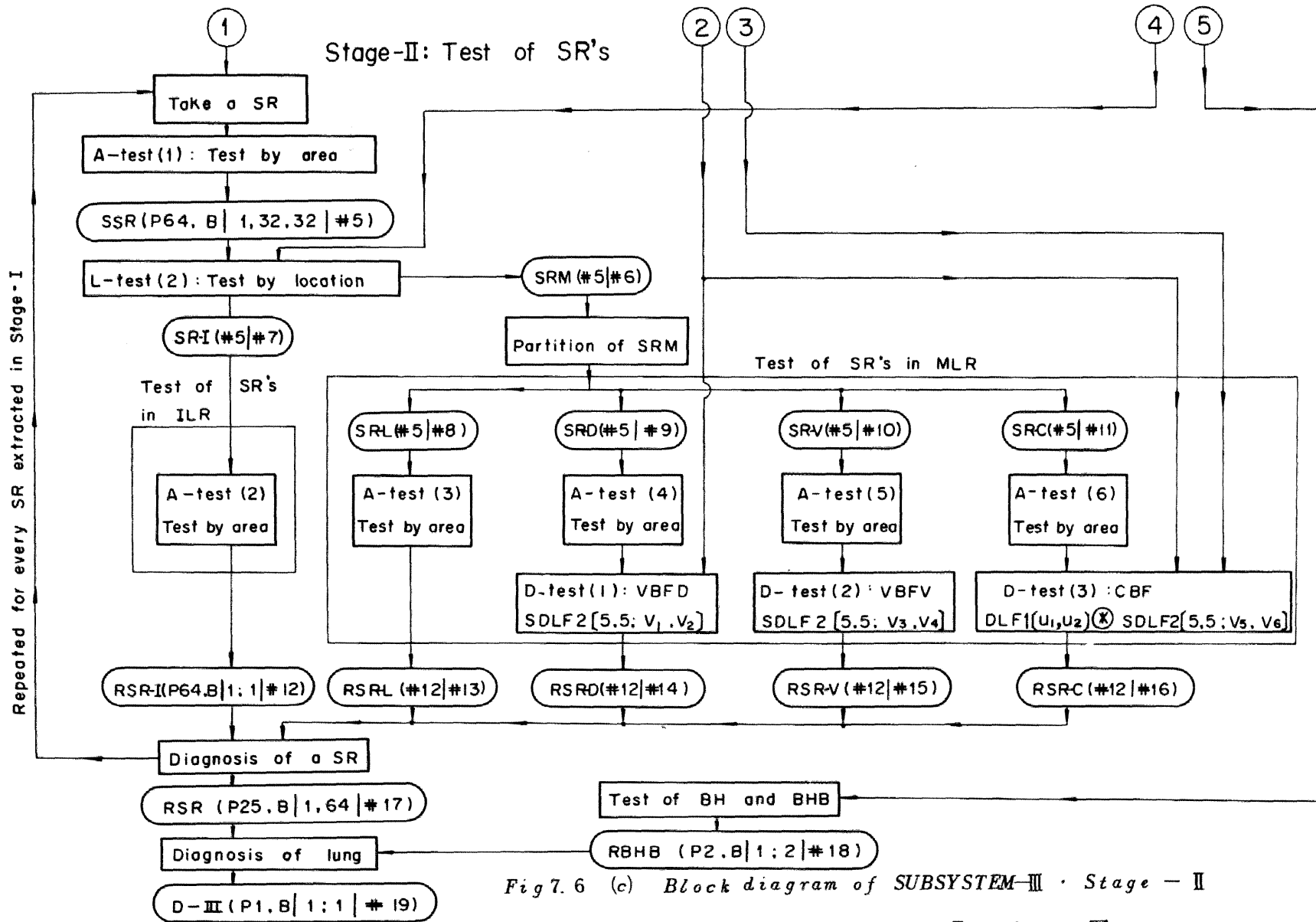


Fig 7.6 (c) Block diagram of SUBSYSTEM-III · Stage - II

⊗ 7.6 (c) サブシステムⅢ · Stage - II のブロック ⊗

サブシステムⅡの処理が終わった後に、サブシステムⅢで肺の異常陰影識別のための処理が行われる。ここでは、他のサブシステムで識別される各種の境界線情報のほとんど全部を利用することが必要であるため、サブシステムⅢの処理は、*AISCR-V2*の全処理途中で、最後に実行される。

サブシステムⅢでは、まずサブシステムⅠから送られる肺領域の左右の境界線 (BOL , BHB)、およびサブシステムⅡから送られる上下の境界線 (BLA , BD)を利用して肺領域の範囲を定め、その中に存在する異常陰影の概測を行う。現在の *AISCR-V2* においては、異常陰影の概測手段としては水平方向ブリッジフィルタが使用されており、これは画像の特徴抽出という観点からみれば、肺領域内の各点の中で、水平方向にみてくぼんでいる部分を抽出することに相当する。この操作によって一般には複数個の小領域が抽出されるが、その中には異常陰影のみならず、背部肋骨、前胸部肋骨2本の肋骨像の重なり、および血管影等が多数含まれているのが普通である。そこで次に、これらの小領域 (異常陰影候補領域) の各々について、サブシステムⅠから送られる BIL 、およびサブシステムⅡから送られる肋骨像の情報 (BDR , BVR , CDR , CDR)を利用して、それを真の異常陰影とみなせるか否かの精密検査を行う。この精密検査を全部の異常陰影候補領域について実行し、1つでも真に異常と判定されたものがあれば、その試料は「肺領域内に異常あり」と診断され、異常と判断された異常陰影候補領域に関する各種の特徴量が出力される。逆に、異常陰影候補領域が1つも検出されないか、あるいはたとえ検出されても、精密検査の結果すべて正常と判定された場合のみ、その試料は「肺野内に異常なし」と診断される。また、サブシステムⅢでは、上記の処理に加えて、ある種の肺野内異常陰影を検出するための処理を、サブシステムⅠから伝達される BH と BHB を利用して行なう。

AISCR-V2 の処理は上のように実行される。診断という観点からみれば、サブシステムⅠの心陰影の診断と、サブシステムⅢの肺野内異常陰影の診断が主体であり、サブシステムⅠとサブシステムⅡはそのために必要な情報を提供する役割をはたすわけであるが、明確な異常は各サブシステムの処理の中間段階でも検出される。^{*}各サブシステムの構成と処理手順については7.3以下でのべる。

* たとえば、自然気胸、肋膜炎などは、サブシステムⅠにおいて濃度分布の異常として検出され、また、肋骨像の明確な異常はサブシステムⅡにおいて検出される。

7.2.4 AISC-R-V2 の実現方法

AISC-R-V2 の各サブシステムを説明する前に、AISC-R-V2 の実現方法と、使用した汎用電子計算機システムについて簡単に紹介しておく。

AISC-R-V2 はすべて、FORTRAN でかかれた数十個のサブルーチンの集合、およびいくつかのメインプログラムから成る。従って、AISC-R-V2 の実験はすべて汎用電子計算機によって行なわれる。使用計算機は、名古屋大学大型計算機センターのシステム I, FACOM 230-60 (使用者領域 90 K 語, 1 語 = 36 ビット) である。AISC-R-V2 のサブルーチンは、ソースプログラムまたはコンパイラを通したオブジェクトプログラムの形で補助記憶 (ディスク) 上のプログラムファイルとして格納されており、実験者が、識別実験の必要な部分を実行するメインプログラムのみを入力すれば、そこで引用されている AISC-R-V2 のサブルーチンが自動的にファイルから呼び出される。そして同じく補助記憶 (ディスクおよび MT) 上に記憶されているデータ (胸部 X 線写真の標本化画像) の必要な部分のみを主記憶上に呼び出して種々の処理を実行する。識別実験の中間結果および最終結果もまた必要に応じて補助記憶上のデータファイルにたくわえられ、同時にラインプリンタに出力される。ただし、中間結果の印刷およびデータファイルの作成は、AISC-R-V2 の処理手順が確定すれば、かなり簡略化もしくは完全に省略できる性質のものである。

なお、入力データ (胸部 X 線写真の標本化画像) の編集には同じく名古屋大学大型計算機センターのシステム II (FACOM-230/35) を利用した (第 6 章参照)

7.2.5 記号の定義

次節以下で AISC-R-V2 の各サブシステムの説明を行うわけであるが、ここで各サブシステムのブロック図 (図 7.3 ~ 図 7.6) において用いる記号の定義を行っておこう。

[1] データ

AISC-R-V2 の処理過程で扱われるデータを次の記号で定義する。

$$\text{Name} (P_i, A, b; d_1, d_2, \dots, d_k, \dots, d_n \mid \# l)$$

ここで、

° Name : データの名前 (data name)

◦ P_i : i 分割 (*Partition- i*), そのデータのもっている情報が, 全画面 (標本点数 256×256) を i 等分した程度の大きさの領域内に関するものであることを表わす。

$$(1 \leq i \leq 256)$$

◦ A : データの属性 (*Attribute*)

◦ A の具体例:

- B : 2値データ (*Binary data*)
- M : 多値データ (*Multi leveled data*)
- L : リストデータ (*List data*)
- V : 数値データ (*Value data*)
- S : 構造データ (*Structured data*)

◦ b : データの1要素を表現するのに必要なビット数

◦ d_k ($1 \leq k \leq n$): データの次元数 (*FORTRAN* プログラムにおけるデータ用配列の大きさ)

◦ $\#l$: データ番号 (*identification*)

なお, 簡単のため,

$$\text{Name} (\#l_1 | \#l_2)$$

という表現法をも許す。これは $\#l_2$ のデータ構成が, すでに定義されているデータ $\#l_1$ のものと同じであることを表わす。

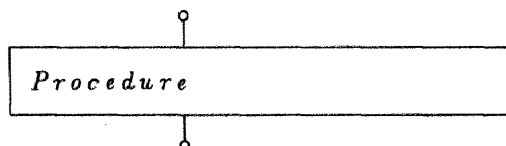
上記のように定義すれば, そのデータを表現するのに必要な総ビット数 Z は,

$$Z = b \cdot \prod_{k=1}^n d_k \quad (\text{bits})$$

で表わされる。

[2] 処理

AISCR-V2 のサブシステムの中で行われる各段階の処理を次の記号であらわす。



ここで *Procedure* は各段階の処理の名前である。図 7.3 ~ 7.6 は上記の2種類の記号を中心にしてかかっている。次節以下でこれらの内容について説明しよう。

7.3 サブシステム

7.3.1 サブシステム0の機能

最初に、サブシステム0について述べる。サブシステム0は、*AISCR-V2*における予備的な処理を担当する部分であり、4つのサブシステムの中で、最初に処理が実行される。サブシステム0のブロック図(図7.3)からも知られるように、サブシステム0は大別して以下の4つの機能を果たす。

- (1) 各種縮小パターンの作成
- (2) 大局的特徴の抽出
- (3) 各種パラメータ値の推定
- (4) 濃度分布の異常の検出

7.3.2以下で、これらの各々について少し詳しく考察してみよう。なお、ここで、サブシステム0に固有の略号を定義しておく(*AISCR-V2*全般にわたって用いられるものについては6.2.3を参照)。

- ① *RPCL: Roughly estimated Position of Center Line*
(正中線の概略の位置)
- ② *RBL: Roughly estimated Border of Lung*
(肺の粗輪郭線)

7.3.2 縮小パターンの作成

*AISCR-V2*では、個々の処理を単純化してシステム全体の処理効率を高めるために、各場合に応じて数種の縮小パターン(原パターンを、標本点数に関して、ある割合で縮小したパターン;文献(60)参照)を使用する。サブシステム0では最初にこの縮小パターンの作成を行なう。

普通は、縮小の割合によって定められる $M \times N$ の長方形領域内の原パターンの濃度の平均値を求め、これを縮小パターン上の1点の値とする。この操作を全画面について行なうことにより垂直方向に $1/M$ 、水平方向に $1/N$ に縮小したパターンを作成する。原パターンの大きさが i_E 行 j_E 列であれば、縮小パターンの大きさは $[i_E/M]$ 行 $[j_E/N]$ 列となる

(ただし, [] はガウス記号である)。

上記の操作による縮小パターンの作成は, 第2章で定義した一様平滑化線形フィルタ $USLF$ と単純伸縮出力フィルタ $SEOF$ の直列合成によって実現することができる(第2章参照)。また, 飯島理論によれば, 一様重みでなく, 指数関数型の重みによる平滑化線形フィルタと, $SEOF$ との直列合成によって縮小パターンを作成する方が, もとの画像のもつ情報を出来る限り多く保存するという意味ではすぐれている。ただし, 現在の $AISC R-V2$ サブシステム0においては, 出来る限り計算方法を容易にすることに重点をおいているため, 平滑化操作にはすべて $USLF$ を使用している。(なお, 画像の縮小には, このほか, 2次元フーリエ変換を利用する方法もある。文献(61)参照)

以下に, 可能な縮小パターンの例をあげておこう(図7.7参照)

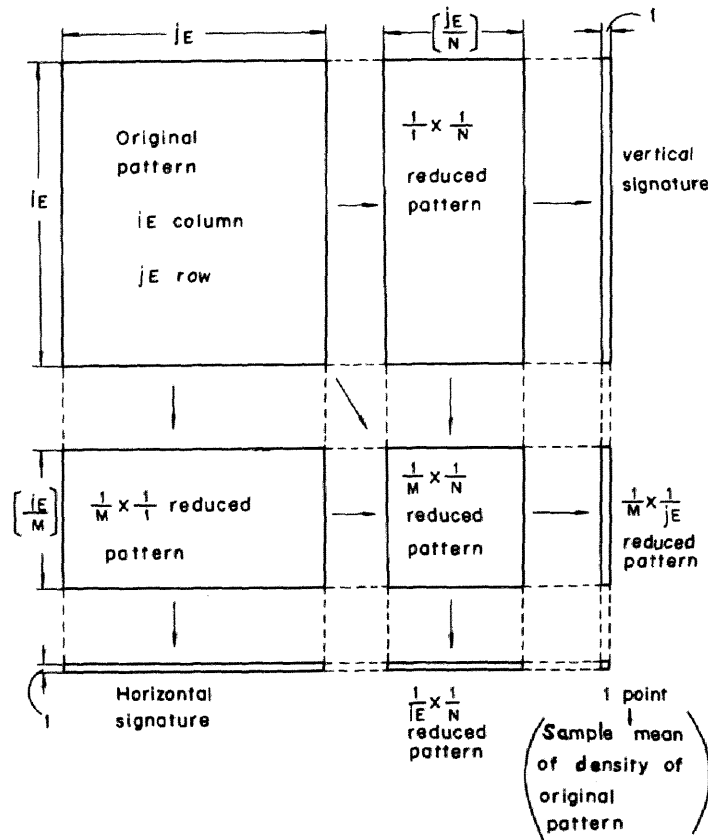


Fig 7.7 Generation of reduced patterns

図 7.7 縮小パターンの作成

(a) $M = N$ の場合

垂直, 水平方向とも同じく $1/M$ に縮小したパターンであり, 最も使用頻度が高い。

(b) $M > N$ の場合

主に垂直方向の縮小度を高めたパターンであり、主として水平方向の濃度変化を抽出するために使用される。特に $M = i_E$ の場合、縮小パターンは 1 行 $[j_E / N]$ 列となり列平均濃度、水平方向の周辺分布、あるいは *horizontal signature* と呼ばれるものになる。

(c) $M < N$ の場合

主に、水平方向の縮小度を高めたパターンであり、主として垂直方向の濃度変化を抽出するために使用される。特に $N = j_E$ の場合、縮小パターンは $[i_E / M]$ 行 1 列となり、行平均濃度、垂直方向の周辺分布、あるいは *vertical signature* と呼ばれるものになる。

なお、本文の実験では $1/2 \times 1/2$ 縮小パターンを一部使用しているだけであり、大部分の処理では原パターンそのものを使用しているが、今後、各処理の内容に応じて数種の縮小パターンを用いるようになる予定である。

7.3.3 大局的特徴の抽出

(1)で得られる縮小パターンを用いて、後の処理に利用するためのいくつかの大局的特徴を抽出する。また、明らかに異常な構造を有する写真は、これらの大局的特徴に関する判定を行うだけでただちに“異常あり”と診断される。表 7.1 に大局的特徴の例として考えられるものをあげておく。

表 7.1 サブシステム 0 で抽出される大局的特徴の例

特 徴 量	縮小パターンの縮小比	使用するサブシステム名
正中線の粗い推定位置 (RPCL)	$\frac{1}{i_E} \times \frac{1}{N}$	0
肺領域の個数	$\frac{1}{i_E} \times \frac{1}{N}$	0
" 水平方向存在範囲	$\frac{1}{i_E} \times \frac{1}{N}$	0, I
" 水平方向長さ	$\frac{1}{i_E} \times \frac{1}{N}$	0, I
" 垂直方向存在範囲	$\frac{1}{N} \times \frac{2}{j_E}$	0, I
" 垂直方向長さ	$\frac{1}{N} \times \frac{2}{j_E}$	0, I
" 粗い輪郭線 (RBL)	$\frac{1}{N} \times \frac{1}{N}$	I, II
" 面積	"	0
" " / [画面の全面積]		0
[右肺の面積] / [左肺の面積]		0

($N \geq 2$)

まず、正中線の粗い推定位置 ($RPCL$) は、1行 $[j_E/N]$ 列の縮小パターンより求められる。これは正中線の位置の第0近似値とでもよぶものであり、小児の写真等においても、後に続く処理を円滑に行うために求める。 $RPCL$ が得られた後は、縮小パターンを $RPCL$ の位置で左右に分割し、それぞれにおいて肺領域の特徴量を求める。また、 $RPCL$ を求める際、肺領域の個数、水平方向存在範囲および長さが求められる。従って、例えば片肺がない例 (気胸等の病因による) 等はこの段階でただちに“異常あり”と診断される。一方、肺の垂直方向の存在範囲および長さは、 $RPCL$ の位置で左右に2分割された原パターンから作成した2つの縮小パターン ($[i_E/N]$ 行1列) から求められる。また、肺領域の概略の面積あるいは面積比は $1/N \times 1 \times N$ 縮小パターンにより求められる。

次に、肺領域の粗い輪郭線 (RBL) を求める手順について述べる (図7.3参照)。

まず、 $1/N \times 1/N$ 縮小パターンに閾値操作を施してえられる2値パターンを $RPCL$ を用いて左右2つに分け、それぞれにおいて面積が最大の連結領域 (*Connected Component-CC*) を抽出する。次に、これら2つの連結領域を左右の肺領域とみなして、それぞれ上下左右の方向から方向性境界線追跡 (*Directional Border Following - DBF*) することにより RBL を抽出する。

7.3.4 各種パラメータ値の推定

$AISCR-V2$ に入力される写真は、必ずしも一定条件のもとに撮影されたものとは限らず、また被験者の体格による違いも原因となって、写真間でかなりの濃度のばらつきが生ずることはさけられない。そこで、入力パターンの濃度値に関する統計量を前もって調査し、他のサブシステムの処理で用いるための各種パラメータ (閾値、定数等) を推定しておくことが有益であると考えられる。

ただし、7.4~7.6でのべるサブシステム I, II, III の識別実験ではほとんどすべての処理において固定パラメータを用いたため、サブシステム 0 におけるパラメータ値の推定は省略した。しかし、今後いずれはサブシステム 0 で推定したパラメータを用いるようになる予定である。

以下に、サブシステム 0 で推定される統計量の例をあげておく。

- ① 濃度の最大値
- ② 濃度の最小値

- ㉔ 濃度の分布範囲
- ㉕ 濃度平均値
- ㉖ 濃度の標準偏差
- ㉗ 濃度値の度数分布

これらの統計量を，画面全体，肺領域，縦隔および心臓領域に分けて，それぞれ原パターンおよび隣点間差分パターンについて計算する。上記の中で，㉔～㉖は他のサブシステムで使われる閾値等の各種パラメータを推定するのに用いられ，㉗は次に述べる濃度分布の異常の検出のために用いられる。

7.3.5 濃度分布の異常の検出

AISCR-V2 は集団検診の自動化を目的とするシステムであるため，各種の症例に対して処置を考えておく必要がある。ただし *AISCR-V2* では鑑別診断を行なうことまでは考えていないため，検出の対象となる“異常”の種類は大別して，①肺領域全体もしくはそのかなりの部分に存在する明確な濃度分布の異常，②心陰影および大動脈影に関する異常，③主および内側肺領域に存在する限局性異常陰影の3種類に分けられる。この中で①だけはサブシステム0において検出することができる。

具体的には入力パターンを正中線の粗い推定位置 *RPCL* により左右半分ずつに分割し，それぞれにおいて濃度値の度数分布を求め，この度数分布の形を調べることによって異常の検出を行なう。

7.4 サブシステム I

7.4.1 サブシステム I の機能

本節では *AISCR-V2* のサブシステム I について簡単に述べる。サブシステム I は，胸部 X 線写真の心陰影の識別および診断を行うシステムであり，図 7.4 のブロック図にも示したように以下の機能を有する。

- ① 胸郭輪郭線 (*BT*)，外側肺領域境界線 (*BOL*) の識別
- ② 心陰影輪郭線 I，II (*BH*，*BHB*) の識別
- ③ 心陰影および大動脈影の形に関する特徴量の抽出と診断

画像の特徴抽出という観点からみれば、サブシステムⅠは、主として垂直方向に長くのびる線を抽出するシステムである。上記の①、②すなわち、 BT 、 BH 、 BTB 、 BHB の識別がこれにあたる。また、上記③の心陰影および大動脈影の診断は BT 、 BH から特徴を抽出し、これに論理判断を加えることによって実行される。さらに、 BT 、 BOL 、 BH 、 BHB は、肺領域の左右の境界線を与える情報としてサブシステムⅡおよびサブシステムⅢに送られる。なお、これらの境界線の情報はそれほど高い精度は必要としないため、サブシステムⅠの処理は、すべてサブシステムⅠで作成される $1/2 \times 1/2$ 縮小パターンを利用して実行される。

7.4.2以下でサブシステムⅠの処理方法について簡単に考察する。なお、ここで、サブシステムⅠに固有の略号を定義しておく。

① FHT : *Features of Heart*

(心陰影の特徴量)

② $D-I$: *Diagnosis of SUBSYSTEM-I*

(サブシステムⅠの診断結果)

7.4.2 胸郭輪郭線，心陰影輪郭線Ⅰの識別

〔1〕 識別方式

すでに第6章で述べたように、胸郭輪郭線(BT)、心陰影輪郭線Ⅰ(BH)の識別を行う際には、主として写真の水平方向の濃度分布を考慮する必要がある。すなわち、図6.8(b)、あるいは図7.8に示されているように BT の部分は“谷”状、 BH の部分は“坂”状の濃度分布になっており、これを第3章の差分型線形フィルタ(平滑化1階差分型線形フィルタ $SDLF1$ 、および平滑化2階差分型線形フィルタ $SDLF2$)を利用して識別する場合には、次の4通りの方法が考えられる(図7.8参照)。

$$(a) \quad SDLF1 + BF$$

$$(b) \quad SDLF2 + BF$$

$$(c) \quad SDLF1 + WPM + PLF1$$

$$(d) \quad SDLF2 + WPM + PLF1$$

ただし、境界線追跡手順 BF (*Border Following*)については文献(12)、細線化手順 WPM (*Wave propagation Method*)は文献(20)～(22)、線図形処理手順 $PLF1$

(*Processing of Line Figures 1*)は文献(50)(54)(62)を参照。

サブシステム I が開発された当初は、 BT 識別用には(d)が、 BH 識別用には(c)が用いられた(文献(50)参照)。しかし、その後、差分型線形フィルタの性質の解明と共に、 BT の識別は(a)でも十分可能であり、しかも(d)にくらべて、安定性、計算時間においてはるかに有利であることが確認されたため、現システムでは(a)が採用されている。

なお、(b)は BOL および BHB を識別するために用いられる。

[2] 胸郭輪郭線 I (BT) の識別

図 7.4 のブロック図で示したように、 BT の識別は平滑化 1 階差分型線形フィルタ $SDLF 1$ (第 3 章参照) と境界線追跡 (BF) により実行される。その一例を図 7.9 に示す。

[3] 心陰影輪郭線 I (BH) の識別

BH の識別は、図 7.4 のブロック図に示したように、 BT の識別に用いるのと同じ $SDLF 1$ の出力に細線化手順 (*Wave Propagation Method - WPM*)、および線図形処理手順 (*Processing of Line Figures 1 - PLF 1*) を施すことにより実行される。 $PLF 1$ は WPM の出力から、画面の縦方向に長く伸びた 1 本の線を抽出する手順であり、その詳細は文献(50)に述べられている。図 7.9 に識別結果の一例を示す。

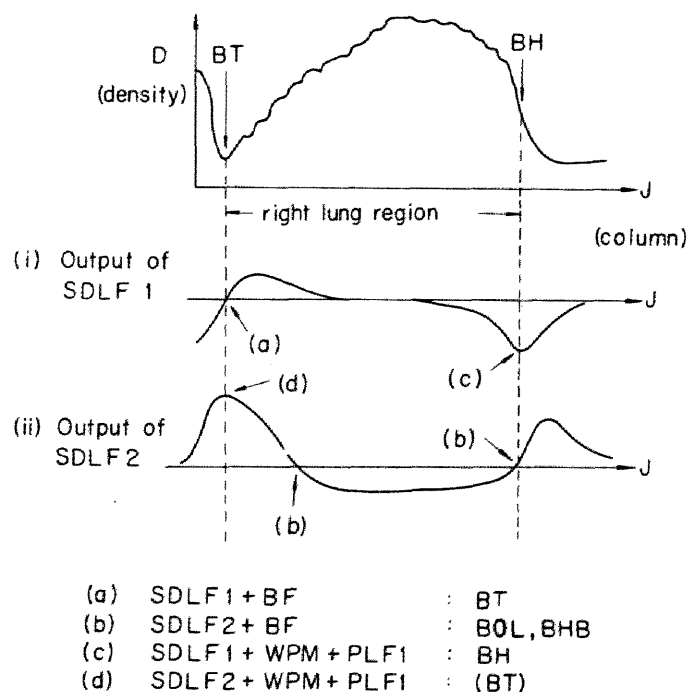


Fig 7.8 Methods of recognizing BT , BH , BOL and BHB

図 7.8 BT , BH , BOL および BHB 識別のための方式

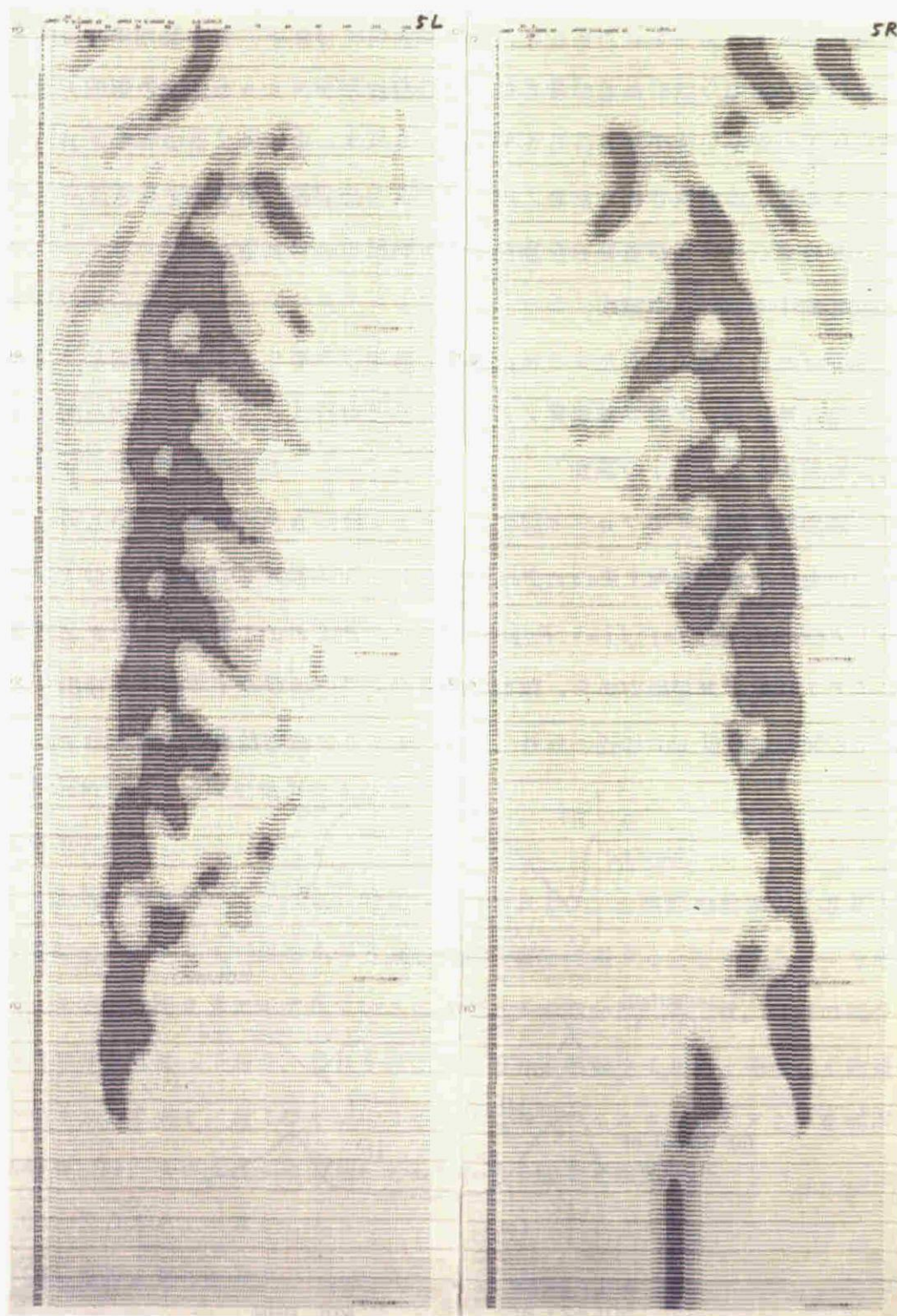


Fig 7.9 (a) Recognition of BT (Borders of Thorax):
Output of SDLF1 (Smoothed Difference
Linear Filter of 1 st order)

図 7.9 (a) BT (胸郭輪郭線) の識別：
SDLF1 (平滑化1階差分型線形フィルタ) の出力

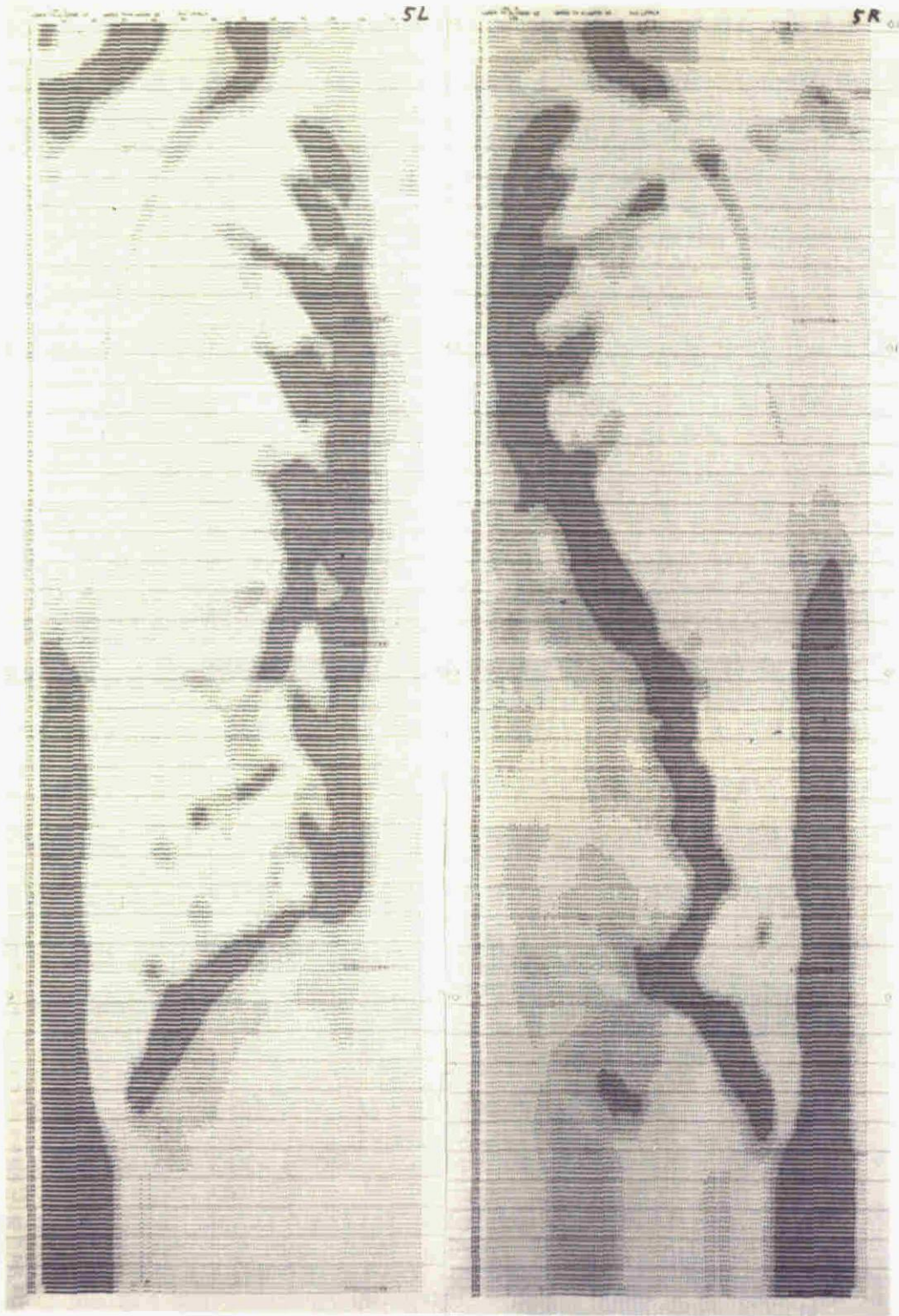


Fig 7.9 (b) Recognition of BH (Borders of Heart) Output of SDLF 1

図 7.9 (b) BT (心陰影輪郭線) の識別
SDLF1 の出力

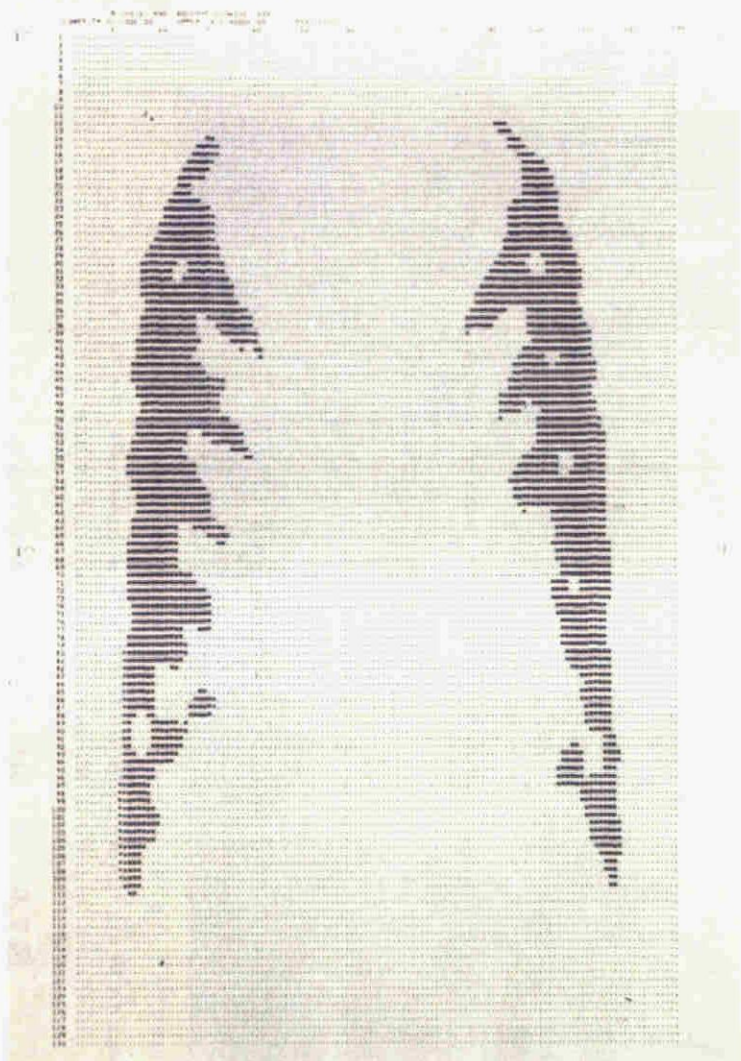


Fig.7.9 (c) Binary Connected Components (BCC's) for detection of BT

図 7.9 (c) BT 識別のための 2 値連結成分 (BCC)

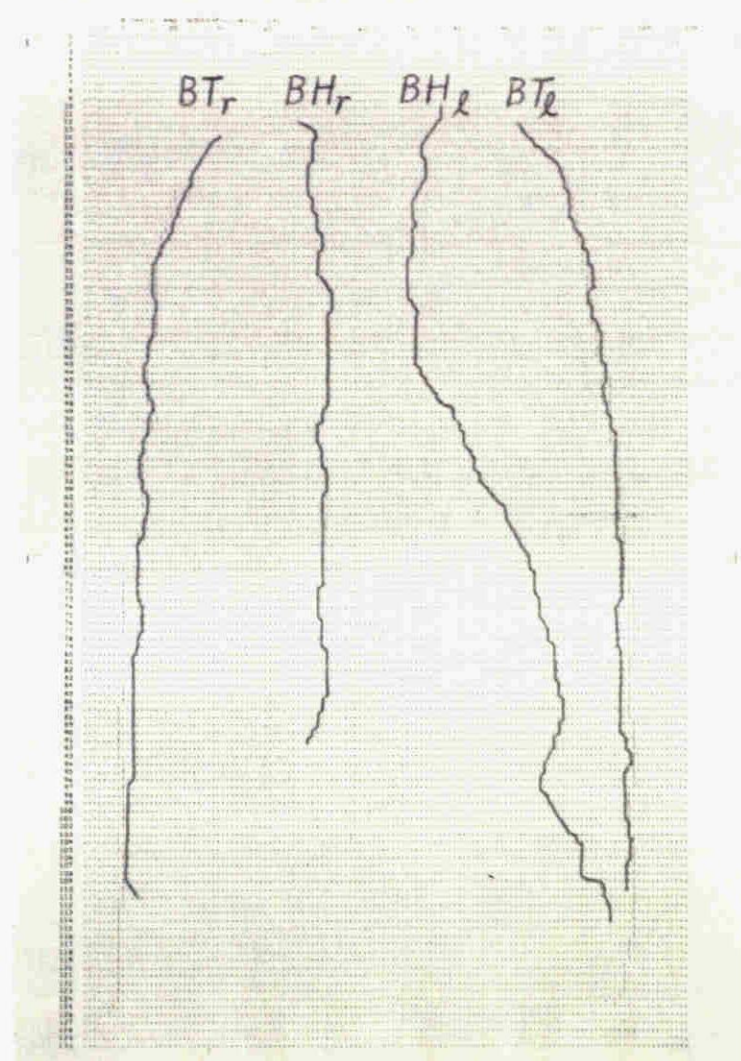


Fig.7.9 (d) BT and BH recognized by AISCR-V2 . SUBSYSTEM - I

図 7.9 (d) AISCR-V2.サブシステムIにより識別されたBTとBH

7.4.3 外側肺領域境界線 (BOL), 心陰影輪郭線 II (BHB) の識別

図 7.4 のブロック図に示したように, BOL , BHB の識別は, 平滑化 2 階差分型線形フィルタ $SDLF2$ (第 3 章参照) と境界線追跡 BF により実行される。この処理は画面を左右に 2 等分して片方ずつ行なう。まず $SDLF2$ の出力に適当な閾値で閾値操作を施して得られる連結領域 (BCC) の中で面積が大きいものから順に 2 つをえらび, その内側境界線を BF により求める。図 7.10 にその一例を示そう。図 7.10 (a) が $SDLF2$ の出力, 図 7.10 (b) が BCC , および BF により描出された BOL と BHB である。

このような識別手順により, BOL は BT よりもかなり肺の内側方向にずれた位置に検出されるが, これは後にサブシステム III において主要な処理の対象となる主肺領域の境界線として利用される。

一方 BHB は, BH とほぼ同じ位置に検出されるが, BHB の方が局所的な濃度変化の影響をより強く受けるため, 線の連続性は BH の方がすぐれている。特に肺内部に存在する濃度分布の異常 (サルコイドーシス, 骨の奇形その他の原因により生じる) は, BHB と BH の大きなずれとなってあらわれる。従ってこの性質を逆に利用して肺門部等の異常検出を行なうことができる。この処理はサブシステム III で実行されるため, ここでは省略する。

なお, BOL と BHB の各行における位置を 2 : 1 に内分する点を結んで得られる線の内側肺領域境界線 (BIL) とよぶ (図 7.10 (b) 参照)。 BIL は BOL と共に, サブシステム III における主要な処理対象である主肺領域 (MLR) と肺門部血管影が大きく現われる内側肺領域 (ILR), および背部肋骨像と前胸部肋骨像の交差が多く現われる外側肺領域 (OLR) の間の境界線を与えるものである。

7.4.4 心陰影および大動脈影の形に関する特徴量の抽出と診断

胸部 X 線写真は肺の診断だけでなく, 心臓病, 高血圧の診断にも利用される。サブシステム I では BT , BH , および BLA , BD を利用して, 心陰影および大動脈影に関する特徴量 (FHT) を抽出し, 診断を行なう。この詳細は文献 (50) にのべられている。



Fig 7.10 (a) Recognition of BOL (Borders Outer Lung region) and BHB (Borders of Heart by Bridge filter):
Output of Horizontal Bridge Filter

図 7.10 (a) BOL (外側肺領域境界線) と BHB (心陰影輪郭線 II) の識別:
水平方向ブリッジフィルタの出力

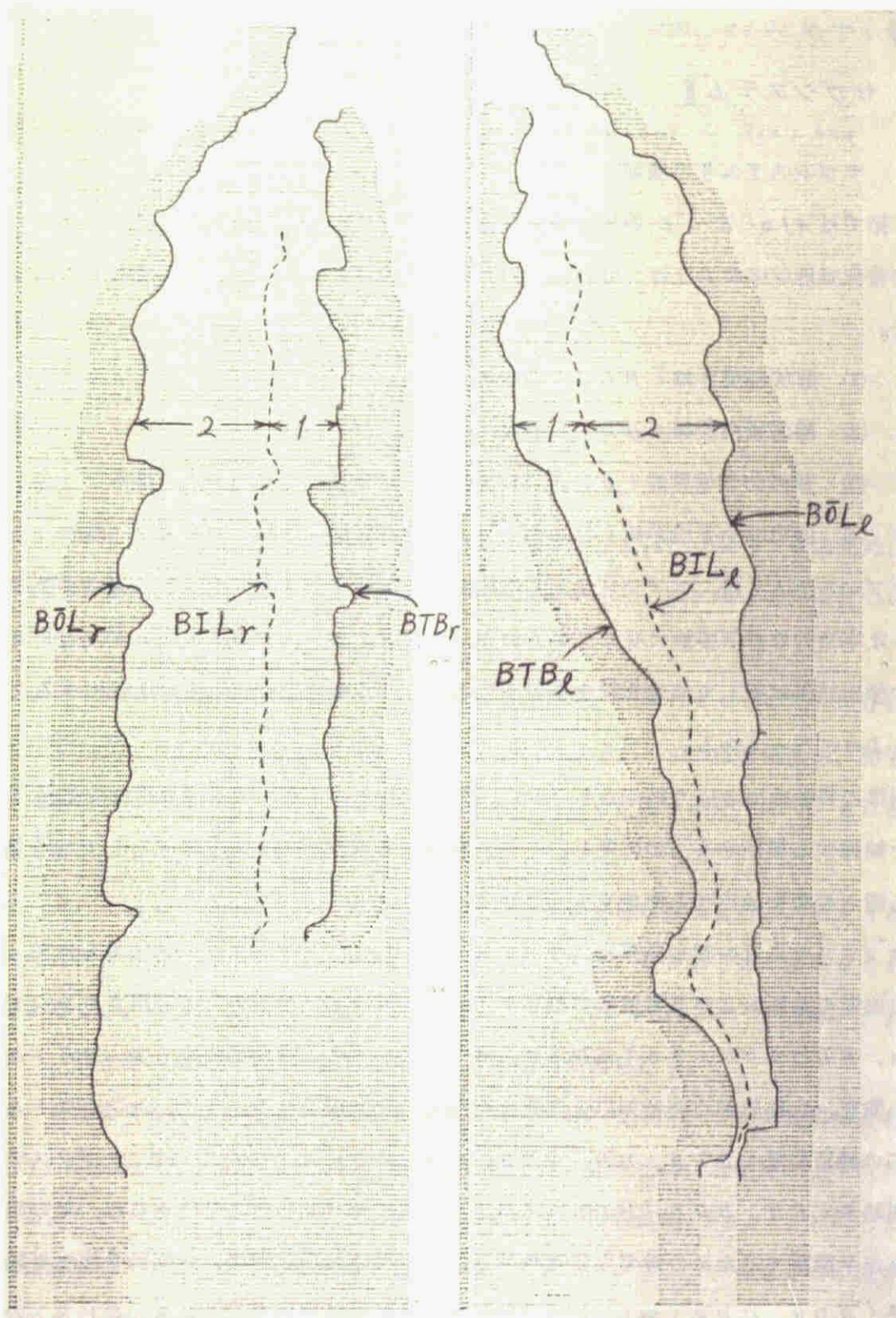


Fig. 7.10 (b) BOL, BIL and BHB recognized by AISCR-V2·
SUBSYSTEM - I (sample: DATA5)

図 7.10 (b) AISCR-V2・サブシステムIで識別されたBOL, BIL
およびBHB (試料: DATA5)

7.5 サブシステムⅡ

7.5.1 サブシステムⅡの機能

本節では *AISCR-V2* のサブシステムⅡについて詳しく解説を行う。サブシステムⅡ（肋骨像処理システム）は、*AISCR-V2* の中で最大のサブシステムであり、次の機能をもつ。

- (1) 肺尖部境界線 (*BLA*) の識別
- (2) 横隔膜境界線 (*BD*) の識別
- (3) 背部肋骨境界線 (*BDR*) および背部肋骨係数 (*CDR*) の識別
- (4) 前胸部肋骨境界線 (*BVR*) および前胸部肋骨係数 (*CVR*) の識別

サブシステムⅡは、サブシステムⅠの心陰影の診断やサブシステムⅢの異常陰影の診断のような本格的な診断機能は有していないが、*BLA*、*BD*、*BDR*、*CDR*、*BVR*、*CVR* の識別結果に対して簡単な判定を行うことにより、極端に異常なものを検出することはできるようになっている。

画像の特徴抽出という観点からみれば、サブシステムⅠが主として垂直方向に長くのびる線を抽出する機能をもつのに対し、これから述べるサブシステムⅡは主として水平方向にのびる種々の線を抽出する機能をもっている。

サブシステムⅡの識別結果は、サブシステムⅠおよびサブシステムⅢに送られて、それぞれ心陰影の診断および異常陰影の診断のための重要な補助情報として利用される。まず、*BLA*、*BD* はサブシステムⅠに送られ、サブシステムⅠの識別結果 (*BT*、*BH*) と合わせて心陰影、大動脈影の特徴抽出と診断を行うために利用される。また、サブシステムⅡのすべての識別結果 (*BLA*、*BD*、*BDR*、*CDR*、*BVR*、*CVR*) は、サブシステムⅠの識別結果 (*BH*、*BHB*、*BIL*、*BOL*) と共にサブシステムⅢに送られ、肺の異常陰影の有無を診断するための重要な基礎情報として利用される。特に、背部肋骨像境界線の識別結果 (*BDR*、*CDR*) および前胸部肋骨像境界線の識別結果 (*BVR*、*CVR*) の良否は、サブシステムⅢの異常陰影識別能力を直接左右する重要なものであるため、サブシステムⅡではこれらの識別のために最も多くの工夫がこらされている。

7.5.2 以下でサブシステムⅡについて詳しく述べよう。

なお、ここでサブシステムⅡに固有の略号を定義しておく（なお、*AISCR-V2*全般にわたって用いられるものについては6.2.3を参照）。

- ① *BAR D* : *Borders of lung Apex, dorsal Portions of Ribs and Diaphragm*
(背部肋骨, 肺尖部および横隔膜の境界線)
- ② *MS* : *Main Strip*
- ③ *LS* : *Left side Strip*
- ④ *RS* : *Right side Strip*

7.5.2 サブシステムⅡの手順

サブシステムⅡは*AISCR-V2*の中でも最も複雑な処理を行なう部分であるため、その構成はかなり複雑である。そこでまず概略の手順の流れを示し、次に個々の手順について7.5.3以下で詳しくのべることにする。

サブシステムⅡは、図7.5(a)のブロック図に示すように、大別して5つの部分に分けられる（それぞれ B_1, B_2, B_3, B_4, B_5 とよぶ）。 B_1, B_2, B_3, B_4 の4つは背部肋骨, 肺尖部および横隔膜境界線の識別を、また B_5 は前胸部肋骨の識別を行なう部分であり、それらの処理手順は図7.5(b)~(f)に示されている。

まず、 B_1 （図7.5(b)参照）は、画像の垂直方向の濃度変化の抽出を行い、 $B L A$ と $B D$ の決定および背部肋骨像の概測を行う部分である。ここでは、第3章で述べた*SDLF2*の一種である $\mathcal{M}_2 [5, 5 ; 8, 0]$ (*Vertical Bridge Filter - V.BRGF*とよぶ)を用いて、肺尖部, 背部肋骨, 横隔膜に相当する領域の概測を行う。

さらに、背部肋骨の形状の性質を利用した領域の番号づけによって、2値連結領域*BCC* (*Binary Connected Component*, 第2章参照)の分離を行い、各領域の上下境界線を抽出する。ここで、サブシステム0から送られる肺領域の粗輪郭線(*RBL*)を利用して、肺尖部下側境界線($B L A_d$)および横隔膜境界線($B D$)を決定し、これら2本の境界線の間には存在する線をすべて背部肋骨境界の第0次推定線($B D R O$)とする。

次に、 B_2 （図7.5(c)参照）は、背部肋骨像の境界線を放物線近似することによって3次元特徴空間上に写像し、 B_1 の識別結果の修正を特徴空間上で実行する部分である。すなわち、まず、 B_1 で得られた背部肋骨境界の第0次推定線($B D R O$)の各々を放物線で近似

することにより、1本1本の境界線を、それぞれの近似放物線の3つの係数で表現する。この係数の集合を、 $CDRO$ とおく。この操作により、背部肋骨境界線は放物線の3つの係数を軸とする3次元特徴空間上の点として表現され、各背部肋骨像の位置、形、幅、隣接する肋骨像の間の距離などの記述がきわめて容易となる。そこで特徴空間上で $CDRO$ の修正、削除、補間などの操作を行い、その結果かなり修正された背部肋骨像に対応する係数の集合 $CDR1$ を得る。

B_1 (図7.5(d)参照)は、画像の垂直方向の局所的濃度変化を検出することにより、背部肋骨像の上下境界線を含む比較的解像度の高い線図形集合(LFG)を抽出する部分である。ここでは、背部肋骨境界線識別用の準適合線形フィルタ(*Quasi Matched Linear Filter* - $QMLF$; 図7.11(a)参照)と、 WPM によって線図形集合(LFG)を抽出する。この LFG は、 B_2 の結果($CDR1$)と比較すれば、かなり高い解像度をもっているが、背部肋骨像の境界線だけでなく、血管影など、他の成分図形の境界線が同時に含まれている。

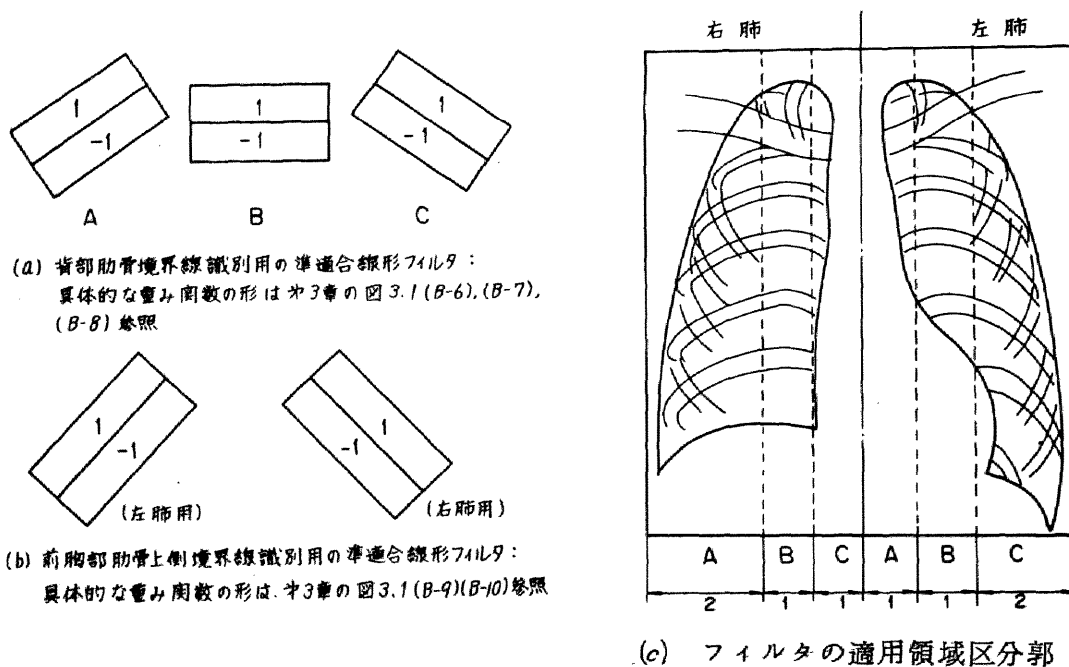


Fig 7.11 *Quasi Matched Linear Filters employed for detection of borders of dorsal and ventral portions of ribs in AISCR-V2·SUBSYSTEM-II*

図7.11 AISCR-V2・サブシステムIIで背部および前胸部肋骨境界識別のために用いられている準適合線形フィルタ

B_4 (図 7.5(e)参照)は、 B_2 の結果 ($CDR1$, 大局的情報)と B_3 の結果 (LFG , 局所的情報)を利用して、より正確な背部肋骨境界線を求める部分である。ここでは LFG に線図形処理 ($PLF2$)を施して得られる方向性線図形を用いて、簡単な自己学習方式 (ただし処理はきわめて複雑である)によって $CDR1$ を修正し、最適な背部肋骨係数 $CDR*$ を求める。

B_5 (図 7.5(f)参照)は、 $B_1 \sim B_4$ の処理とは全く独立であり、前胸部肋骨の識別を行なう部分である。まず前胸部肋骨用の準適合フィルタ (図 7.11 (b)参照)と WPM により、前胸部肋骨上側境界を含む線図形集合を抽出する。次に、この線図形集合に線図形処理 ($PLF3$)を施して前胸部肋骨上側境界線のみを抽出し、これを放物線近似して前胸部肋骨係数 (VR)を求める。

以下で $B_1 \sim B_5$ の各々について詳しく述べる。

7.5.3 背部肋骨の概測および肺尖部境界線と横隔膜境界線の決定 (B_1)

サブシステムⅡを構成する5つのブロック $B_1 \sim B_5$ の中で、 B_1 は最も大局的な濃度変化の抽出を行う部分である。ここでは垂直方向の大局的濃度変化を検出するための手段として垂直方向ブリッジフィルタ (*Vertical Bridge Filter - V.BRGF*)を使用し、肺尖部境界線 (BLA)と横隔膜境界線 (BD)を決定した後、背部肋骨境界線 ($BDR0$)を抽出する。

サブシステムⅡの B_1 の処理は以下の順序で実行される (図 7.5(b)参照)

[1] 垂直方向ブリッジフィルタ (*Vertical Bridge Filter - V. BRGF*)

まず、原パターンに対して $V.BRGF$ ($\omega_2 [5, 5, 8, 0]$)を適用し、背部肋骨、肺尖部、横隔膜等に相当する領域を抽出する。この際、 BLA 、 BD の識別を考えると場合の $V.BRGF$ の動作モードは明らかにⅡ型であるが、 BDR の識別を考えるとこの動作モードはⅠ型であることに注意する (フィルタの動作モードに関しては第3章の差分型線形フィルタの項を参照)。一例として、図 6.5の原パターンに $V.BRGF$ を適用すると図 7.12のようなパターンが得られる。

しかし、この図からもわかるように、 $V.BRGF$ の出力値が大きい部分は胸郭輪郭線付近で連結している場合が多く、また血管影、前胸部肋骨の一部、腹部に存在するガスの陰影等が同時に検出されることもしばしば起こる。従ってこれから BLA 、 BD 、 BDR



Fig 7.12 DATA7:
Output of Vertical Bridge Filter $\mathcal{B}_2[5, 5; 8, 0]$

図 7.12 DATA7:
垂直方向ブリッジフィルタ $\mathcal{B}_2[5, 5; 8, 0]$ の出力

のみを抽出するには以下に述べるような手順が必要となる。

[2] 領域の番号づけ

$V.BRGF$ の出力から、肺尖部、横隔膜部、背部肋骨のそれぞれに対応する領域を分離して抽出するために、以下の手順に従って連結成分 (*Binary Connected Component - BCC*) の抽出と番号づけを行なう。なお、以下では画面を正中線^{*}によって左右に分割し、片肺ずつ同様の処理を行なう。

- (1) $V.BRGF$ の出力パターンに閾値操作をほどこし、0と1の2値パターンに変換する。
- (2) 画面 (片肺分) をさらに3等分し、中央の帯状領域 (*Main Strip - MS*) と、左側帯状領域 (*Left side Strip - LS*) および右側帯状領域 (*Right side Strip - RS*) に分割する (図7.13)

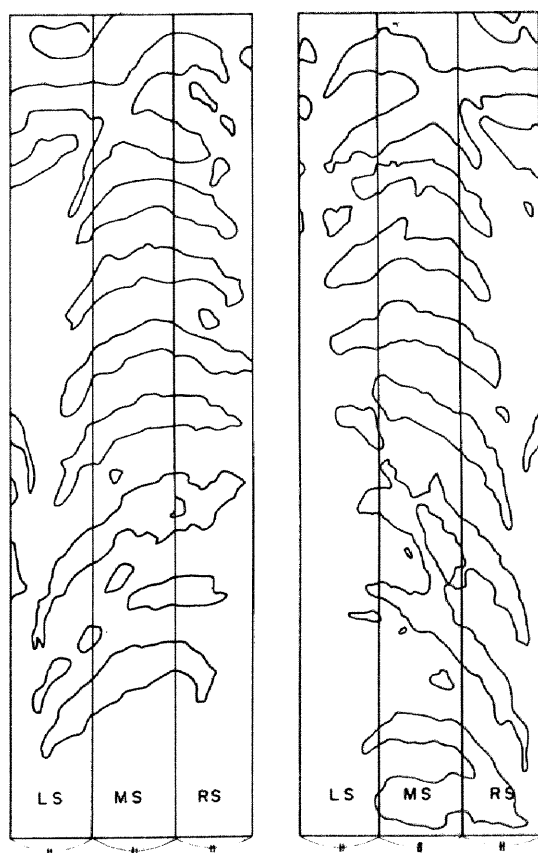
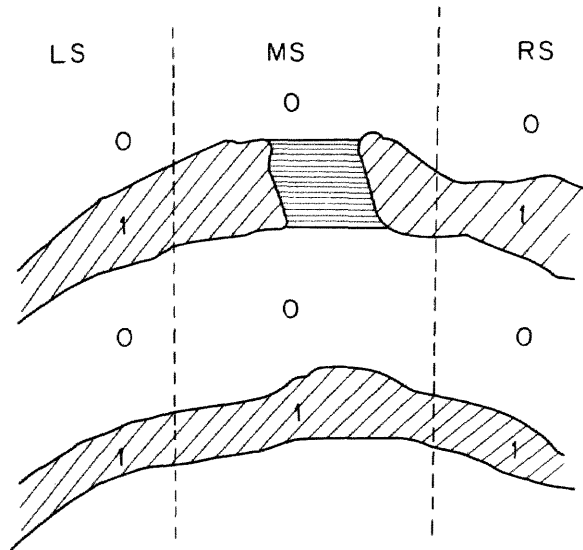


Fig 7.13 *BCC's detected by V.BRGF*

図 7.13 垂直方向ブリッジフィルタ ($V.BRGF$)により検出された2値連結成分

* 図 6.6 参照

- (3) MS 内だけに着目し、水平方向の補間操作を行なう。すなわち、各行毎にみて、水平方向の距離が N_b 点以下であるような値1の2点の間はすべて値1でうめる。この操作は、背部肋骨の部分的な切れ目をつなぐためのものである。一例を図7.14に示す。



Points in BCC's have value "1"'s and others "0"'s. The "bridging" operation is performed for all points in MS. If the distance between two points in a same horizontal line is less than or equal to the pre-determined threshold, these two points are "bridged."

Fig 7.14 Bridging two horizontally adjacent BCC's (Binary Connected Components) in Main Strip

図 7.14 中央の帯状領域 (MS) 内の水平方向に隣接した2値連結成分の結合

- (4) MS 内だけに着目し、各連結成分毎に異った番号をつける。
- (5) (4)でえられた連結成分の水平方向の巾 W をしらべ、 W がある閾値 T_W より小さいものは消去する。
- (6) MS の垂直方向の中央線上を上から順に見て行き連結成分の番号を上から順に1, 2, 3……とつけ直す。このようにして得られた MS 内の連結成分の例を図7.15に示す。
- (7) LS (RS)内への連結成分の番号の伝搬： MS 内で番号づけられた連結成分を LS (RS)内へ延長する。すなわち、 MS と LS (RS)が接する部分から逐次外側に向かってその連結成分の番号を伝搬させて行く。その際、背部肋骨の性質を利用して、水平より上の方向への伝搬は許さないことにする。つまり、図7.16において、 LS 内の点 (i, j) の番号 i, j を図7.16の矢印の方向に次式に従って変えて行く。

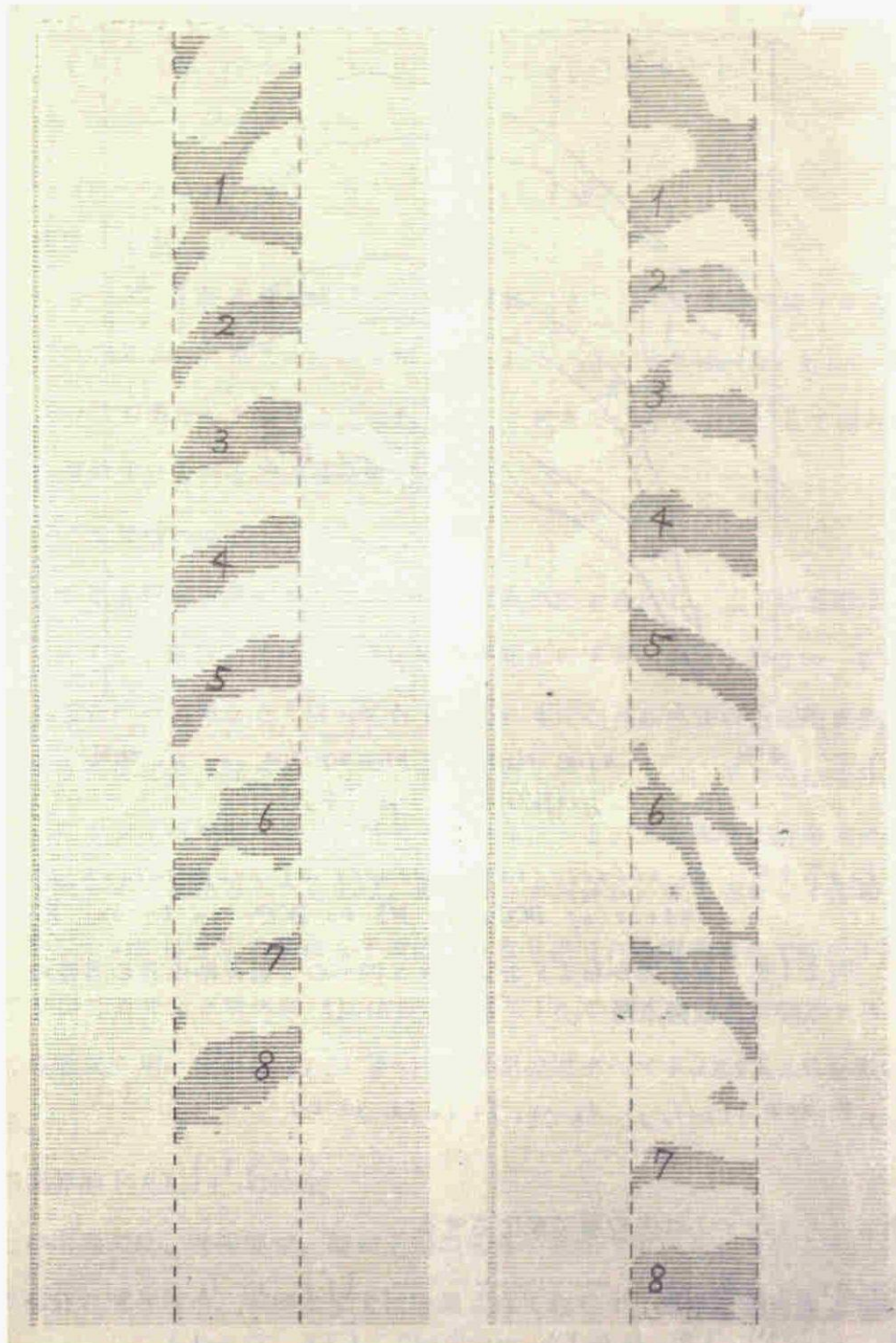


Fig 7.15 DATA7;
 Rough estimation of dorsal portions of ribs
 (SUBSYSTEM - II.B₁)
 Binary Connected Components (BCCs) labeled in
 Main Strip (MS)

図 7.15 DATA7;
 背部肋骨像の概測 (サブシステム II . B₁) MS 内で番号
 づけされた2値連結成分 (BCC)

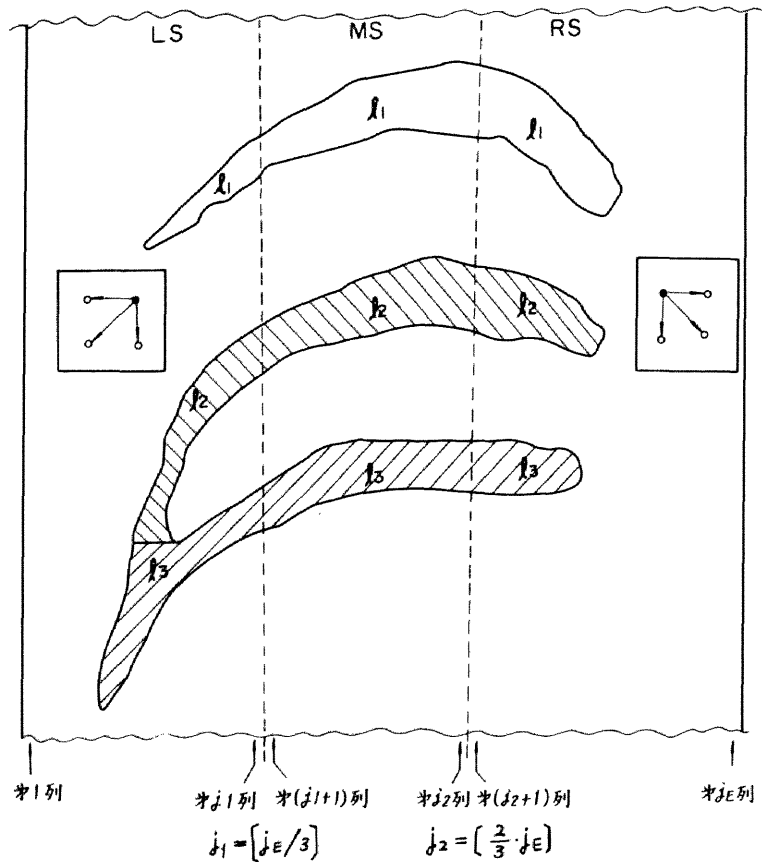


Fig 7.16 An illustrative example of propagation of labels of BCC's in MS to BCC's in LS and RS

図 7.16 MS 内から LS および RS 内への 2 値連結成分の番号の伝搬の例

$$l_{i,j} = \max(l_{i-1,j}, l_{i-1,j+1}, l_{i,j+1}) \quad (7.5.1)$$

ただし、 (i, j) は次の順に変化させる

- $(2, j_2), (3, j_2), \dots, (i_E, j_2),$
 $(2, j_2 - 1), (3, j_2 - 1), \dots, (i_E, j_2 - 1),$
 \dots
 $(2, 1), (3, 1), \dots, (i_E, 1)$

また、RS 内の点 (i, j) の番号 $l_{i,j}$ を図 7.16 の矢印の方向に次式に従って変えて行く。

$$l_{i,j} = \max(l_{i-1,j}, l_{i-1,j-1}, l_{i,j-1}) \quad (7.5.2)$$

ただし、 (i, j) を、 $(2, j_1), (3, j_1), \dots, (i_E, j_1),$
 $(2, j_1 + 1), (3, j_1 + 1), \dots, (i_E, j_1 + 1)$

 $(2, j_E), (3, j_E), \dots, (i_E, j_E)$

の順に変化させる。

上記の番号の伝搬操作は各 $LS(RS)$ につきそれぞれ1回で終了する。これにより、 BCC は、 MS 内で異なった番号がつけられていさえすれば、たとえ $LS(RS)$ 内で連結していても異なった番号がつけられることになる。このようにして得られる番号づけられた連結成分の例を図 7.17 に示す。

[3] 領域の上下境界線の抽出：

[2]で得られる各連結成分に対して方向性境界線追跡を適用し、上下境界線リスト ($BAR D$) を作成する。具体的には、各列毎に最上部から下方へ走査を行ない、初めて連結成分に出会う部分の行番号をとり出して行き、これをその連結成分の上側境界線リストとする。同様に各列毎に最下部から上方へ走査して行くことにより、その連結成分の下側境界線を得る。この上下境界線リストの情報のみからはもとの連結成分の形を完全に再現することができない場合もある(たとえば、連結成分が枝分れ、穴などを有する場合など)が、以後の目的のためには上記の簡単な手順により取り出される情報のみでほぼ十分である。なお、取り出された上下境界線 ($BAR D$)は、図 7.18 の形式の固定長線形リストで表現される。この形式を用いたのは $AISCR-V2$ の記述にすべて $FORTTRAN$ を用いているからである。

[4] 肺尖部境界線 (BLA) の決定

医学上の用語では、肺尖部は、肺の上端の部分の意味で用いられているが、肺尖部とそれ以外の部分の境界線は、明確な形では定義されておらず、通常は鎖骨像よりも上部の肺を肺尖部と呼んでいるようである。一方、 $AISDR-V2$ では、鎖骨像の識別手順が確定していないため、実用上の便宜から独自の定義を用いている(第6章参照)。すなわち、[2]で得られる連結成分の中で、面積のかなり大きいものだけに着目し、通常は最上部にある X 形の連結成分の下側境界線を、肺尖部下側境界線 (BLA_d)と定義し、肺尖部上側境界線 (BLA_u)は特に定めない。これは、現在の $AISCR-V2$ では肺尖部に存在する異常陰影を検出する手順が確定しておらず、肺尖部の処理は最初から除外する方針をとって

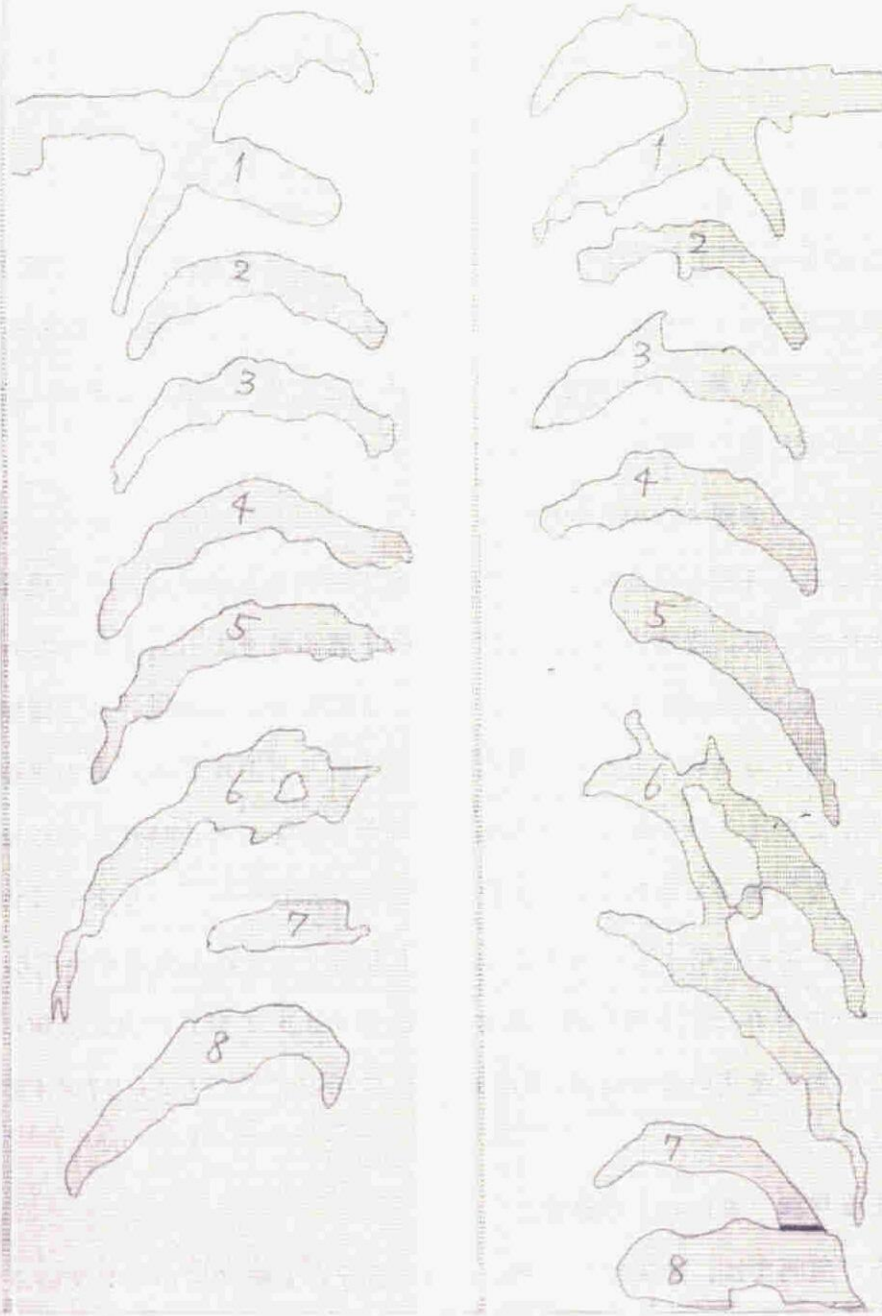


Fig 7.17 DATA7 ;

Rough estimation of dorsal portions of ribs (SUBSYSTEM -II · B₁) Binary Connected Components obtained by propagation of labels from Main Strip into Left and Right side strips (LS and RS)

図 7.17 DATA7 ;

背部肋骨像の概測 (サブシステム II · B₁) MS から LS と RS 内への番号の伝播によって得られる 2 値連結成分 (BCC)

るからである(ただし, 今後, $AISCR-V2$ に肺尖部の処理能力をもたせることになれば, 当然 BLA_d だけでなく, BLA_u をも決定する必要がある)。

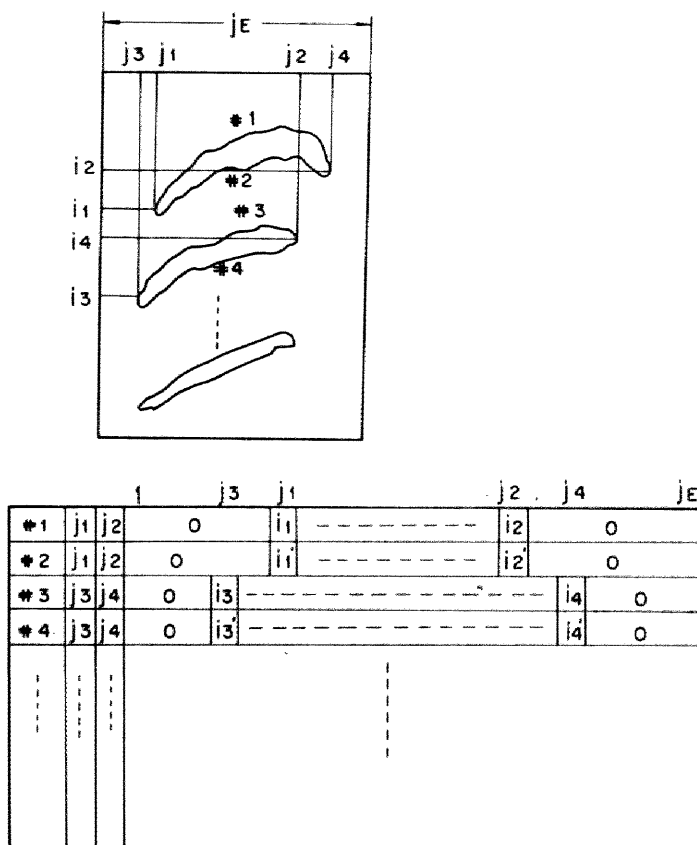


Fig 7.18 Format of BARD (list of upper and lower borders of BCC's)

図 7.18 2 値連結成分の上下境界線のリスト (BARD) の形式

さて, 上記の定義にもとづいて BLA_d を定めるわけであるが, 実際上の問題として, [2]で得られる最上部の連結成分が常に X 形であるとは限らず, 2 つ以上の領域に分離している場合があることを考慮しておく必要がある。すなわち, この X 形の連結成分は, 鎖骨像と第 IV 肋骨像もしくは第 V 肋骨像が交差してできる陰影に相当するものであり, 図 7.19 (a) のような形状になっているのが普通であるが, 図 7.19 (b) のような場合も起り得るのである。

このような場合にはこれらを結合して 1 つの BCC にする必要がある。この操作は, 本来ならば, あらかじめ鎖骨像を識別しておき, それにもとづいて行うべきである。しかし,

現段階では、鎖骨像の識別手段が確立されていないため、便宜的に、画面の上部1/7の部分に一部でも入る連結成分はすべて結合して1つの領域にするという手法を用いている。この結合操作は、[3]で得られた連結成分の上下境界線リスト(BARD)を使用して次のように容易に実行することができる。

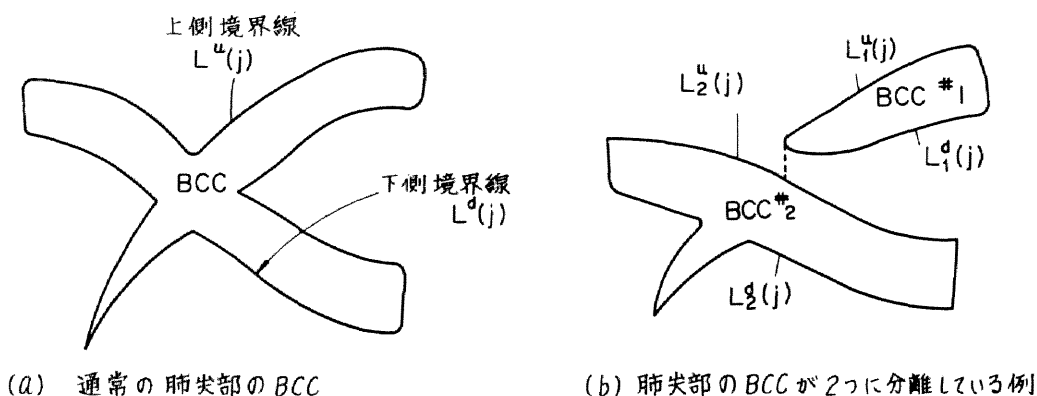


Fig 7.19 Determination of lung apex region

図 7.19 肺尖部の決定

たとえば、図 7.19 (b)のように連結成分が2つに分離している場合を考え、これら2つの成分の上下境界線リストをそれぞれ $L_1^u(j)$, $L_1^d(j)$, および, $L_2^u(j)$, $L_2^d(j)$, ただし, j は画面の列番号 ($1 \leq j \leq j_E/2$), とすると、これらを結合して得られる連結成分の上下境界線リスト $L^u(j)$, $L^d(j)$ は,

$$L^u(j) = \min(L_1^u(j), L_2^u(j))$$

$$L^d(j) = \max(L_1^d(j), L_2^d(j))$$

$$(1 \leq j \leq j_E/2)$$

..... (7.5.3)

で与えられる。

このようにして得られる $L^u(j)$ を BLA_u (肺尖部上側境界線), $L^d(j)$ を BLA_d (肺尖部下側境界線) とする。ただし、現在の AISC-R-V2 における以後の処理では BLA_u は全く使用せず, BLA_d のみを利用する。この理由は先に述べた通りである。また, BLA_d を単に BLA と書くこともある。

BLA_d は上記のように便宜的な方法で決定され, [3]で得られたすべての連結成分の上下境界線リスト(BARD)の中で, BLA_d よりも下部のものが背部肋骨境界線および横隔膜境

界線の候補者となる。

[5] 横隔膜境界線 (BD) の決定

原パターンにおける横隔膜付近の行方向の濃度変化状態 (第6章参照), および, [1]で
使用した $V \cdot BRGF(\omega_2 [5, 5; 8, 0])$ の動作モード (第3章参照) の考察から,
[2]で得られる連結成分の中で最下部にあるものの上側境界線 ([3]で得られる境界線リス
トの中に含まれている) が, 通常は横隔膜境界線 (BD) に対応していることが知られる。

しかし, 場合によっては, 胃部にたまったガス等のために, 本来のBDを与える連結成
分よりも下部に, 別の連結成分が生ずることがある。このような事態は胸部X線写真では
比較的よく起こるものであり, 特に, 胃の存在する左肺の下部に生じやすい。

上のような場合においても正しくBDを識別するために, 現在のAISCRA-V2・サブシ
ステムIIでは, サブシステム0から送られる肺領域の粗境界線 (RBL) を利用して, 次
のような操作を行っている。

まず, サブシステム0から送られてくる肺の粗輪郭線 (RBL) を利用して, 横隔膜の
概略の位置 (行番号) I_D を求める。これは以下の手順で実行される (図7.20 (a)参照)

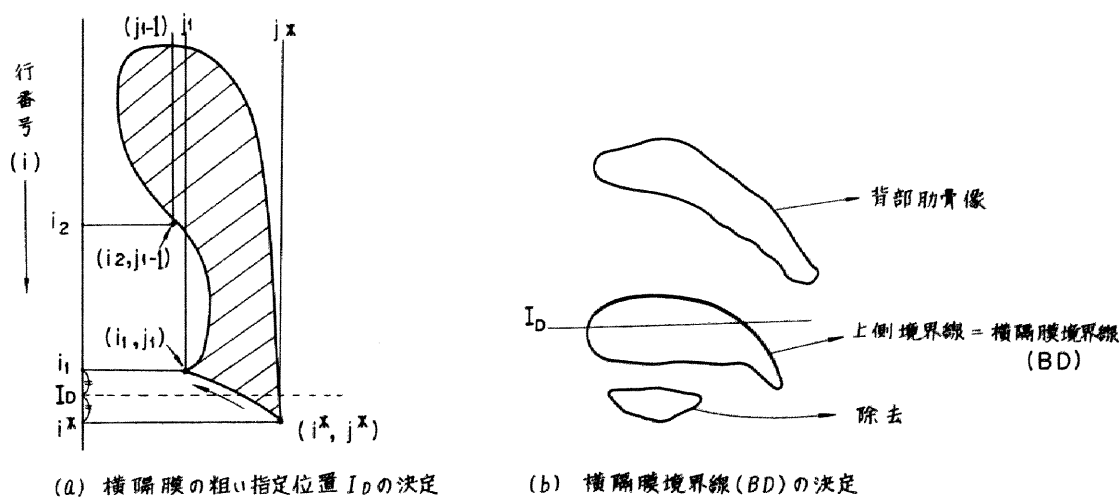


Fig 7.20 Determination of diaphragm

図 7.20 横隔膜の決定

- (1) RBLを利用して, 肺領域の最下部の点 (i^*, j^*) を求める。
- (2) 点 (i^*, j^*) から出発してRBLに沿って肺領域の下側境界線を追跡して行き, 初
めて次の式 (7.5.4) が満たされる2点 $(i_1, j_1), (i_2, j_1 - 1)$ の位置を求める。

$$i_1 - i_2 \geq T \quad (7.5.4)$$

ただし T はあらかじめ定められた閾値である。

(3) I_D を次式で求める

$$I_D = \frac{1}{2}(i_1 + i^*) \quad (7.5.5)$$

(4) BD の決定：

[3]で得られる BCC の上下境界線リスト ($BARD$) の中で、上側境界線のみに着目し、
 $x = I_D$ なる直線と交差する上側境界線の中で最上部のものを BD と決定する。^{*1} (図 7.20 (b) 参照)

[6] 背部肋骨境界線 ($BDR0$) の決定

[3]で得られる連結成分の上下境界線 ($BARD$) の中で、[4]で決定された BLA と、[5]で決定された BD の間に存在するすべての境界線を背部肋骨境界線 ($BDR0$) と決定する。

7.5.4 背部肋骨境界線の放物線近似 (B_2)

7.5.3 の [6] で求められた背部肋骨境界線 ($BDR0$) は、背部肋骨の位置および概略の形に関してはかなり正確であるが、境界線の局所的な形に関しては必ずしも正確ではない。特に、外側肺領域に近い部分では、背部肋骨は前胸部肋骨と交差しているため、 $BDR0$ の真の背部肋骨境界からのずれが局所的にかなり大きくなる場合が多い。さらに、血管影、前胸部肋骨の存在のために、上下2本の背部肋骨が結合した状態で検出されたり、あるいは、血管影そのものが1本の背部肋骨とみなされて検出される場合がある。

このような場合の $BDR0$ は、背部肋骨の上下境界線を表現するものとしてはかなり不自然な形となるため、何らかの方法でこれを修正することが必要となる。そのための手段として、 B_2 では背部肋骨境界線の放物線近似を行い、各背部肋骨境界線の位置と形に関するすべての特徴を、放物線の3つの係数で表現する。これは、きわめて大胆な近似法ではあるが、背部肋骨の大局的情報を3次元特徴空間上の1点に集約することによって、以後に要求される背部肋骨の修正、さらにはサブシステムⅢにおける肺野内異常陰影識別の手順を大幅に簡単化するという大きな意義をもっている。なお、この放物線近似法は、7.5.6 でふれる自己学習方式による背部肋骨境界線の決定の際にも、少し異なった形で使用され、良好な結果がえられている。

*1 ただし、式 (7.5.5) で求められる I_D は、 $\frac{1}{2} \times \frac{1}{2}$ 縮小パターンを利用して得られた肺の粗輪郭線 (RBL) を利用して求められた値であるから、換算を行う必要がある。

以下で、背部肋骨の放物線近似法と、特徴空間における背部肋骨の修正手順について詳しく述べる。

[1] 放物線近似の方法

画面の垂直 (i) 方向を y 、水平 (j) 方向を x にとり、原点を画面の左上隅にとって、最小自乗法により背部肋骨境界を放物線で近似する。すなわち、7.5.3の[6]でえられる $BDR0$ により表わされる背部肋骨境界上の点の座標の集合を $\{(x_k, y_k), k=1, 2, \dots, K\}$ としたとき、これを

$$y = A(x - X)^2 + Y \quad (7.5.6)$$

で近似し、評価関数 L

$$L = \sum_{k=1}^K [y_k - A(x_k - X)^2 - Y]^2 \quad (7.5.7)$$

を最小にする3つの係数 A 、 X 、 Y を求める (7.5.10[1] 参照)

これにより、各背部肋骨境界線はそれぞれ1個の3次元ベクトル (A 、 X 、 Y) で表わされる。すなわち、背部肋骨境界線の位置、形に関する情報を3次元特徴空間上の1点に写像したことになる。このように各背部肋骨境界線毎に放物線近似を行なって得られる (A 、 X 、 Y) の集合を背部肋骨係数とよび $CDRO$ であらわす。

しかし、実験の結果、 B_1 で得られる連結成分 (背部肋骨に相当するもの) が水平 (x) 方向にある程度長い場合には、上記の方法によって、かなり良い近似放物線が得られるが、 BCC が水平方向に短い場合には得られる近似放物線は不安定になりやすく、背部肋骨の形を正しく表現できなくなることが知られた。

そこで、サブシステム II・ B_2 では、上の方式をここでの目的向きに改良し、放物線の頂点の x 座標 X を固定した状態で最小自乗近似を行う方法を採用した。(7.5.10,[2]参照)。具体的には X を、

$$X = \begin{cases} \frac{1}{3} j_E & : (\text{右肺の場合}) \\ \frac{2}{3} j_E & : (\text{左肺の場合}) \end{cases} \quad (7.5.8)$$

に固定し、7.5.10の付録2の式(7.5.12)と式(7.5.14)の連立一次方程式を解くことにより A と Y を求めている。この方法による背部肋骨境界線の放物線近似の例を図7.21(a)に示す。 X を固定したことによって、得られる近似放物線の形および位置はかなり

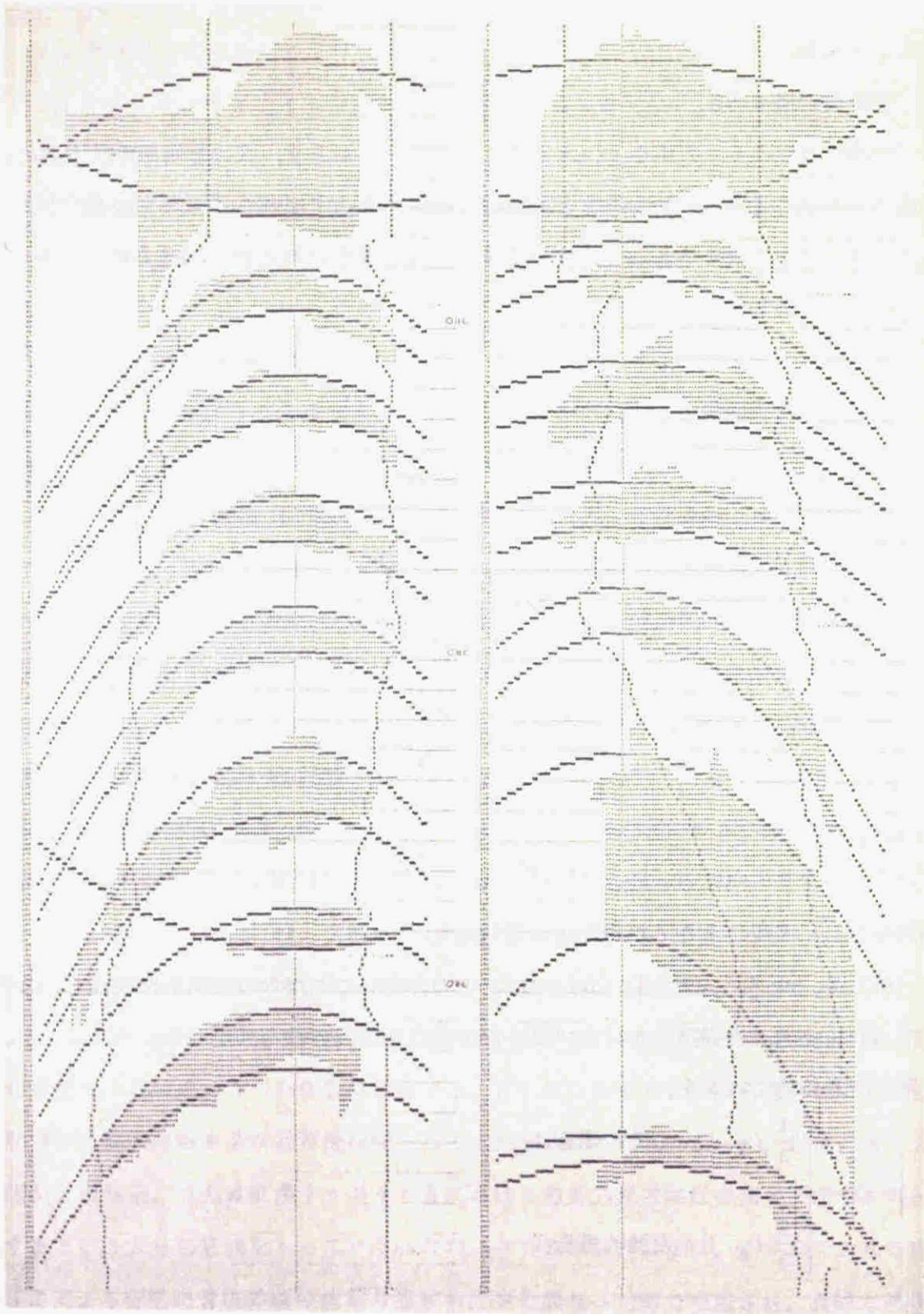


Fig 7.21 Parabolic approximation of borders of dorsal portions of ribs: parabolas corresponding to CDR0

図 7.21 背部肋骨境界線の放物線近似：CDR0 に相当する放物線
(試料：DATA7)

安定したものになり、頂点を固定しない場合にくらべて、真の背部肋骨境界線をより良く近似しているものが得られる。

さて、 B_1 で得られる連結成分の中で、背部肋骨像に対応する BCC がそれぞれ1本ずつ分離している場合には、上の方法により得られる放物線はかなり妥当なものであるが、上下の連結成分が結合している場合や、血管影そのものが連結成分として検出されている場合には、得られる放物線の形、位置などが不自然になる。そこで次に、そのような場合の修正を行うことが必要となる。

[2] 背部肋骨境界線の特徴空間における修正 1

上に述べた放物線近似法により、各背部肋骨境界線の位置および形の情報は、 A 、 X 、 Y を軸とする特徴空間上の1点でそれぞれあらわされる。ここで A は放物線の2次の係数（すなわち背部肋骨境界線の形）を、また X 、 Y は放物線の頂点の位置（すなわち背部肋骨境界線の位置）を表わす。従って、特徴空間上で点の位置を修正したり、削除あるいは追加したりすることによって、肋骨像の修正、削除あるいは補間などの操作をきわめて容易に行なうことができる。

特に、[1] では X を固定しているため、肋骨像の修正は、 A と Y を軸とする2次元平面上で実行すればよい。修正の基準としては、各背部肋骨の曲がりの程度 A_i と、肋骨幅 W_i および肋骨距離 d_i を用いる。

[A] 肋骨幅 W_i と肋間距離 d_i の定義

まず、片肺についての $CDRO$ を $(P_i = (A_i, X_i, Y_i), 1 \leq i \leq 2I)$ とおく。ここで i は背部肋骨境界を区別するために肺領域の上部から順につけてある番号で、 i が奇数ならば肋骨像の上側境界を、 i が偶数ならば下側境界を意味する（なお、すでに述べたように $X_1 = X_2 = \dots = X_{2I} = \text{const}$, である）。このとき、肋骨幅 W_i 、肋間距離 d_i を、

$$\left. \begin{aligned} W_i &= Y_{2i} - Y_{2i-1} \quad (1 \leq i \leq I) \\ d_i &= Y_{2i} - Y_{2i-2} \quad (2 \leq i \leq I) \end{aligned} \right\} \quad (7.5.9)$$

で定義し、以下の手順に従って肋骨像の修正を行なう（図 7.2.2 参照）。

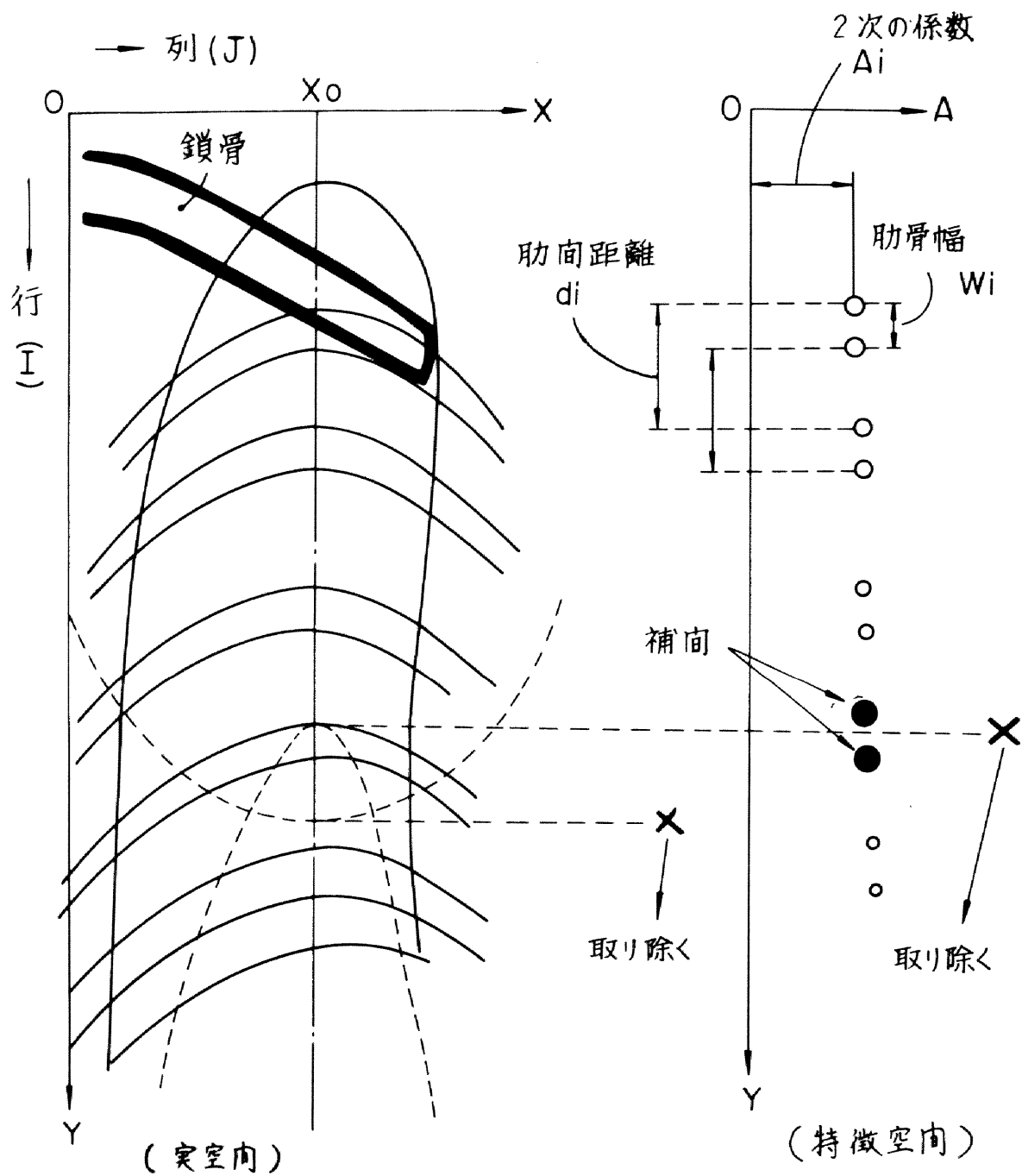


Fig 7.22 Correction of dorsal portions of ribs in the feature space (A-Y plane)

図 7.22 特徴空間 (A-Y 平面) における背部肋骨像の修正

[B] 背部肋骨境界線の特徴空間における修正手順 1

(Correction of Ribs in the Feature space 1 - CRF1)

CRF1では、同じ背部肋骨の上下の境界線の形はほぼ同じであるという解剖学的事前知識に基づいて、同じ肋骨の上下の境界線に対応する2点 P_{2i-1}, P_{2i} を対にして以下の手順を適用する。

(1) 2次の係数 A_i による選択

2次の係数が、 $A_L \leq A_{2i-1} \leq A_U$ かつ、 $A_L \leq A_{2i} \leq A_U$ をみたすような点の対 $P_{2i-1} = (A_{2i-1}, X_{2i-1}, Y_{2i-1})$, $P_{2i} = (A_{2i}, X_{2i}, Y_{2i})$ のみを残し、それ以外のものはすべて消去する。ただし、 A_L, A_U は次式により決定する。

$$\left. \begin{aligned} A_L &= \min \{ A_1, A_2, \dots, A_{2J}, 0.001 \} \\ A_U &= A_L + 0.008 \end{aligned} \right\} \dots (7.5.10)$$

上記の操作は、極端に異常な形を有する肋骨像を削除することに相当する。

(2) 肋骨幅 W_i による選択

肋骨幅 W_i が極端に異常なもののみを削除する。 W_i の値は、通常は10程度であるが、かなり余裕をもたせて、 $4 \leq W \leq 25$ をみたすような点の対 P_{2i-1}, P_{2i} のみを残し、その他は消去する。

(3) 肋間距離 d_i による削除と補間

最上部の点の対から順に肋間距離 d_i の値を調べて行き、以下の(a)~(c)に従って削除と補間生成とを同時に実行して行く。

(a) $d_i \geq 43$ ならば、すぐ上の肋骨像と同じ形のもを、 $d_i = d_{i-1}$ となるような位置に補間生成する。すなわち、

$$\left. \begin{aligned} A_{2i-1} &= A_{2i-3} \\ A_{2i} &= A_{2i-2} \\ Y_{2i-1} &= Y_{2i-3} + d_{i-1} \\ Y_{2i} &= Y_{2i-1} + 10 \\ X_{2i-1} &= X_{2i} = X_{2i-3} = X_{2i-2} = X \end{aligned} \right\}$$

なる点の対 $P_{2i-1} = (A_{2i-1}, X_{2i-1}, Y_{2i-1})$ および $P_{2i} = (A_{2i}, X_{2i}, Y_{2i})$ を新しく生成し、それ以前の $P_{2i-1}, P_{2i}, P_{2i+1}, \dots, P_{2J}$ はそれぞれ添字を2だけくり上げて、 $P_{2i+1}, P_{2i+2}, \dots, P_{2J+2}$ とする。

(b) $d_i < \max \{d_{i-1} - 16, 15\}$ ならば、点の対 P_{2i-1}, P_{2i} を消去し、それ以前の P_{2i+1}, \dots, P_{2J} の添字を 2 だけくり下げて $P_{2i-1}, \dots, P_{2J-2}$ とする。

(c) $\max \{d_{i-1} - 16, 15\} \leq d_i \leq 43$ ならば、修正しない。

以上のようにして、1本の肋骨像の上下境界線に相当する点の対を削除したり生成したりしながら、上から下へ上記の(3)をくり返し適用して行き、横隔膜の位置 Y_D に達した時、すなわち、 $Y_{2i} > Y_D - 30$ となったとき、この修正手順 (CRF1) を終了する。

なお、 Y_D としては、7.5.3の(4)で得られる BD が、原パターン上で直線 $x = X$ と交差する点の y 座標の値を使用する。

特徴空間における背部肋骨境界線の修正1 (CRF1) は上記のようにして行われる。上の手順で $CDR0$ を修正した結果得られる背部肋骨係数を $CDR1$ とよぶ。図 7.21 の背部肋骨像 ($CDR0$) を、上の手順によって修正した結果を図 7.23 に図示しておく。

7.5.5 準適合線形フィルタによる局所的濃度変化の抽出 (B_s)

B_2 で得られる背部肋骨係数 $CDR1$ は、背部肋骨の位置および形の大局的情報に関してはほぼ十分であるが、局所的情報に関してはまだ不正確である場合がある。そこで、サブシステム II・ B_s では、 $CDR1$ より局所的な背部肋骨境界線情報の抽出を行う。 B_s においては、図 7.5 (d) のブロック図に示したように、肋骨境界線の細部構造を抽出するための手段として、背部肋骨像識別用の準適合線形フィルタと WPM を用いる。

このフィルタは図 7.11 (a) のような重み関数をもつ 3 種類の平滑化 1 階差分型線形フィルタ (第 3 章参照) から構成されており、図 7.11 (c) のように、3 つに分けられた各領域毎に異なるフィルタを適用するようになっている。

ただし、 WPM は、これらの 3 種類のフィルタの出力を合成したパターンに対して適用する。その結果、得られる線図形集合は、0, 1, 2 から成る 3 値パターン (値 1 は成分図形の上側境界線に相当する線図形要素、値 2 は下側境界線に相当する線図形要素、値 0 はそれ以外の点をあらわす) の形で表わされる (この線図形集合を $LF G$ と略記する)。

上記の準適合線形フィルタの出力の例を図 7.24 に、またそれに WPM を適用して得られる線図形集合の例を図 7.25 に示しておく。図 7.25 を、図 7.23 と比較すれば容易にわかるように、背部肋骨識別用の準適合線形フィルタと WPM によって抽出される線図形集合は、

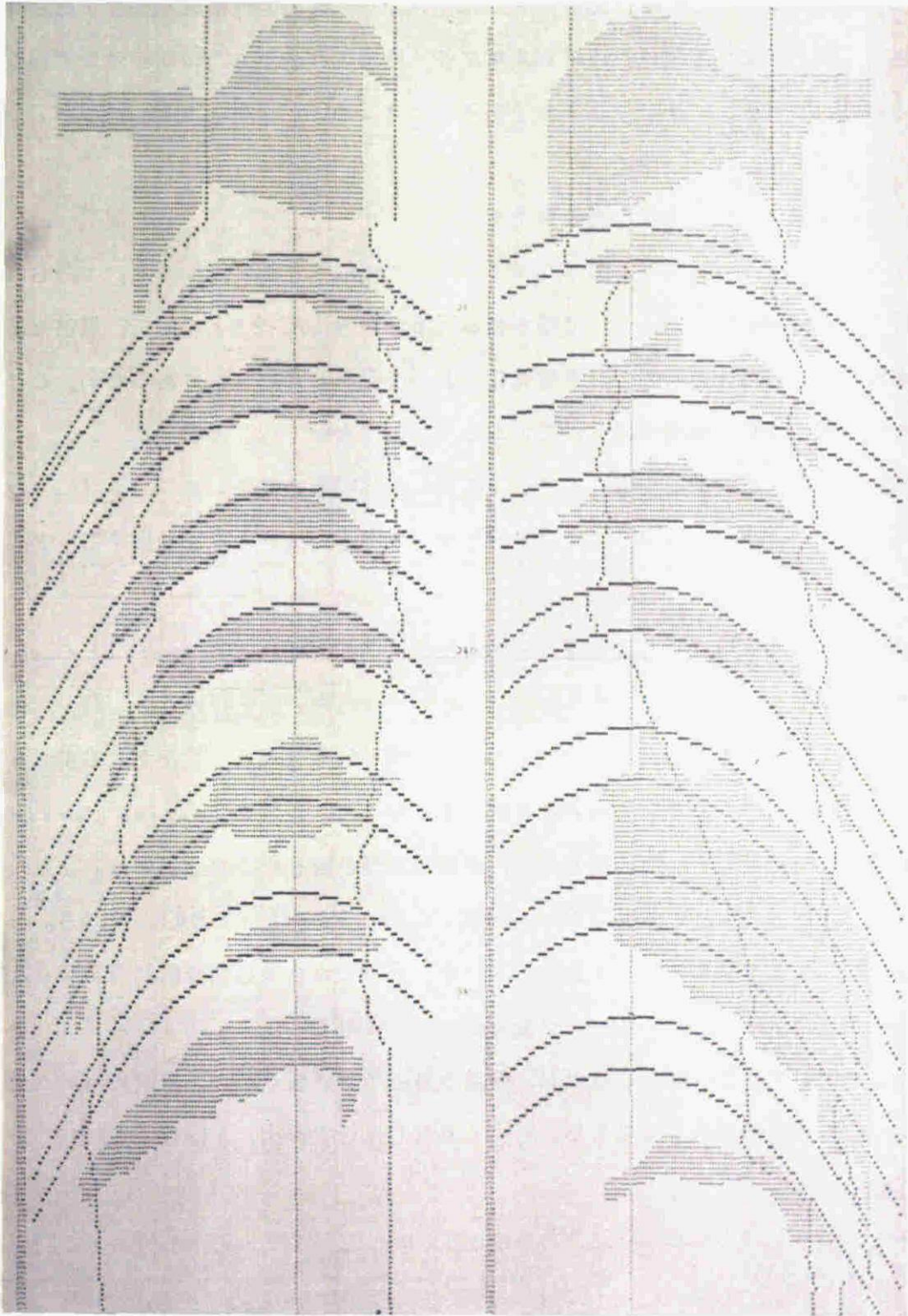


Fig7.23 Parabolas corresponding to CDR 1 which is obtained by correcting CDR0 in the feature space (cf. Fig.7.21) (Sample : DATA7)

図 7.23 CDR1 (CDR0 を修正して得られた肋骨係数) に相当する放物線 (図 7.21 参照) (試料 : DATA7)

局所的な情報に関しては $CDR1$ よりもすぐれているが、大局的な情報に関しては $CDR1$ に劣る。また、背部肋骨境界線以外の線が非常に多く検出されるため、背部肋骨境界線のみを抽出するには、これと、 $CDR1$ とをうまく組み合わせることが必要となる。

7.5.6 自己学習方式による肋骨像の修正 (B_4)

サブシステムⅡ・ B_4 では、図7.5(e)のブロック図に示したように、 B_2 で得られる背部肋骨の大局的情報 $CDR1$ と、 B_3 で得られる局所的情報 LFG をもとにして、最適な肋骨境界線^{*}を求める。この部分の研究は根来俊夫氏^{*}によって行なわれたものであるため、ここでは前後との関連上、手順の概略を示すにとどめる(詳細は文献(62)参照)

- ① B_3 で得られた線図形集合(LFG)に対し、線図形処理2(*Processing of Line Figures 2-PLF2*)を適用し、ほぼ肋骨と平行な向きの成分のみを抽出する(*Primitive Curves*とよぶ)。
- ② $CDR1$ により表現される放物線からある距離以内に含まれる*Primitive Curves*の線図形要素に対し、頂点(X, Y)を固定しないで放物線近似を行なう。
- ③ ②で得られる放物線の頂点の位置に対して直線近似を行なう。(ただし右肺のみ)
- ④ 放物線の頂点の位置を③で求めた直線上に制限して、再び*Primitive Curves*をもとに放物線近似を行なう。この結果えられる背部肋骨係数を $CDR2$ とおく。
- ⑤ $CDR2$ に対し、 B_2 と類似した修正処理($CRF2$)を施し、 $CDR3$ を得る。^{**}
- ⑥ $CDR3$ をある基準によって調査し、合格すればそれを最適な背部肋骨係数 CDR とおき不合格ならば $CDR1$ を $CDR3$ でおきかえて②に戻る。^{**}

このようにして、②~⑥をくり返し、最適な背部肋骨係数 CDR^* を求める。ただし、現段階では、⑥の基準が未完成であるため、くり返しは行なわず、1回目の $CDR3$ を CDR^* として^{***}いる。

一例として上記の手順によって求められた CDR^* を図7.26に示しておく。

* 現在、富士通

** B_2 での修正処理($CRF1$)とここでの処理($CRF2$)の主な相違は次の2点である。まず、 $CRF1$ では放物線の2次の係数、肋骨幅、肋間距離などに関する閾値を固定しているのに対し、 $CRF2$ では $CDR1$ から統計的に推定して求めている。また、 $CRF1$ では放物線の位置を垂直線上に固定しているのに対し、 $CRF2$ では上記(3)のある傾きをもつ直線上に固定している。

***実際には、*Primitive Curves*から抽出し得る情報には限度があり、1回の反復ですべての可能な情報が利用されていると思われる。この点も反復を1回で止めた理由の1つである。

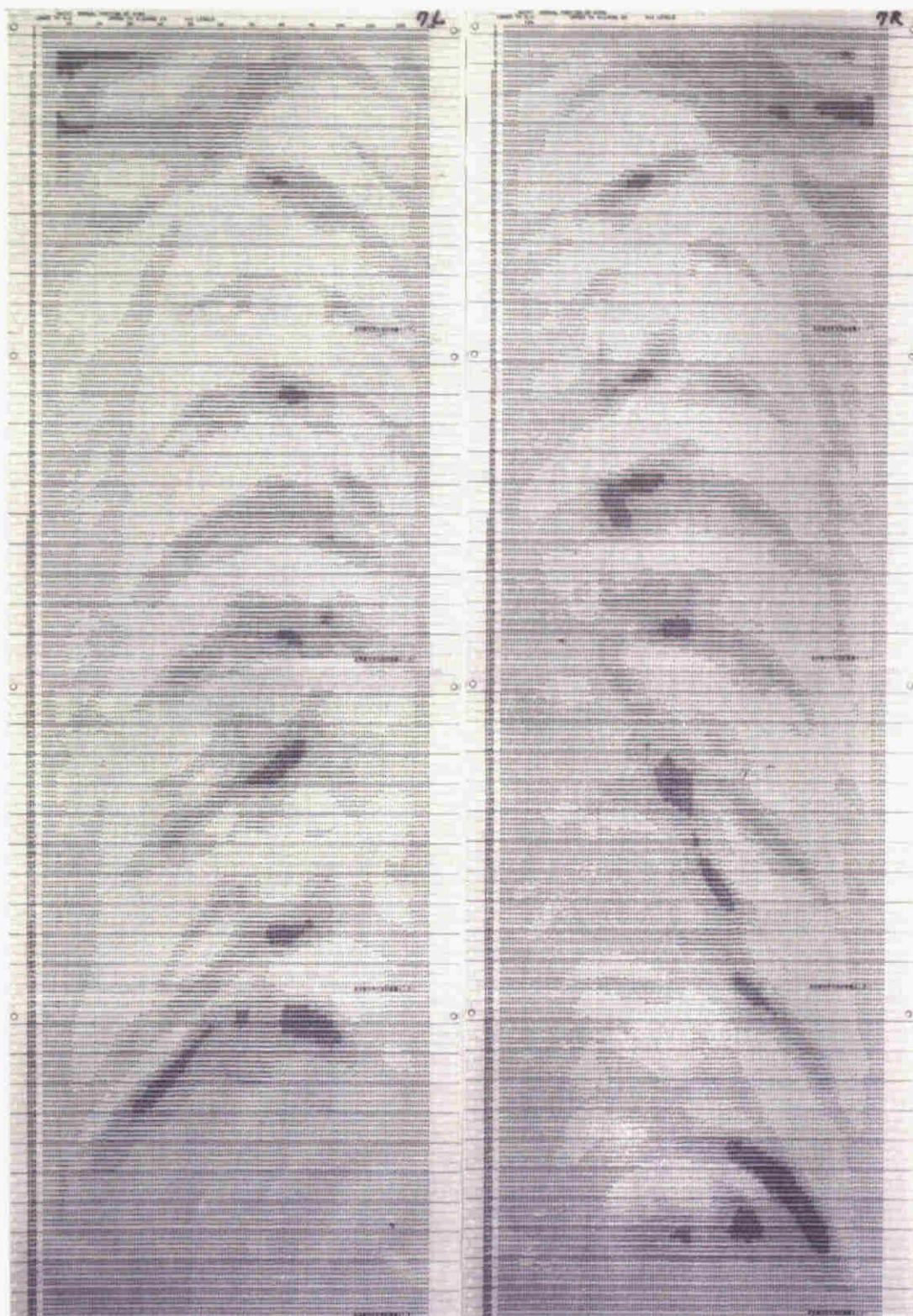


Fig 7. 24 (a) DATA7:
*Output of Ouasi Matched Linear Filter
 (positive side)*

図 7. 24 (a) DATA:
 準適合線形フィルタの出力 (+側)

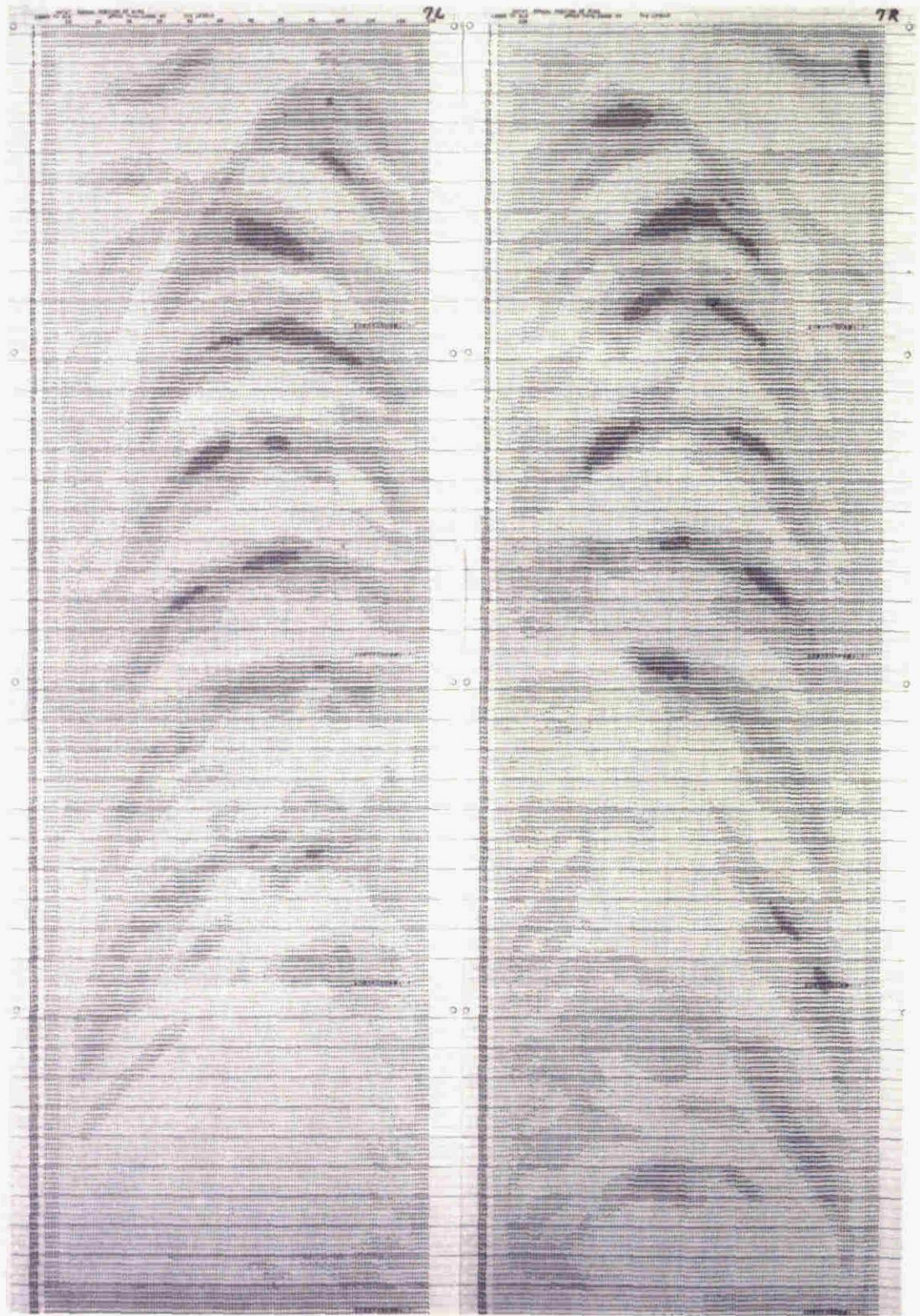


Fig 7. 24 (b) DATA7:
Output of Quasi Matched Linear Filter
(negative side)

図 7. 24 (b) DATA7:
 準適合線形フィルタの出力 (一側)

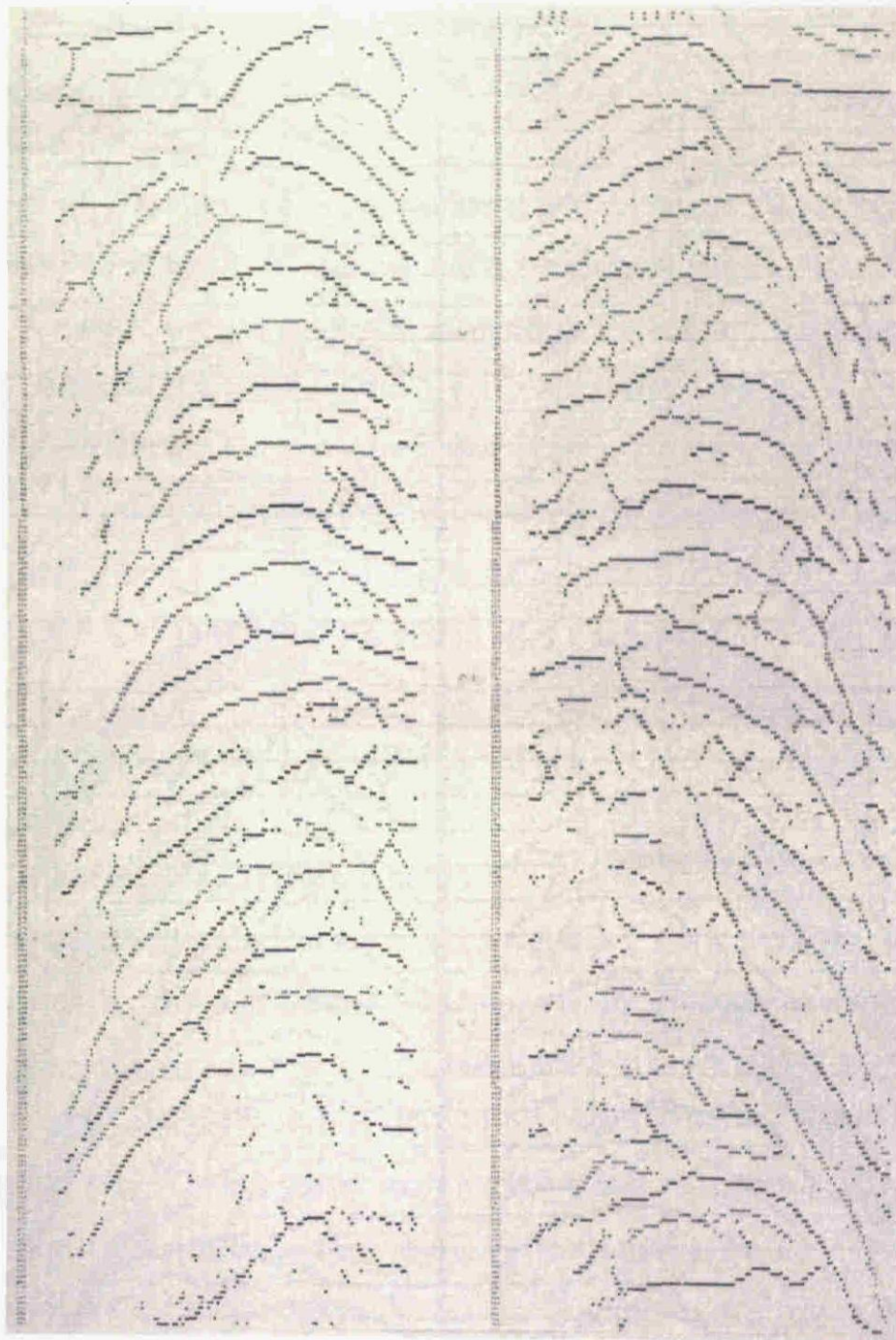


Fig 7.25 Line figures obtained by the procedure of SUBSYSTEM-II·B₃ (quasi-matched linear filtering + WPM) (Sample : DATA7)

図 7.25 サブシステムⅡ・B₃ の手順 (背部肋骨識別用準適合線形フィルタ+WPM) によって得られた線図形集合 (試料 : DATA7)

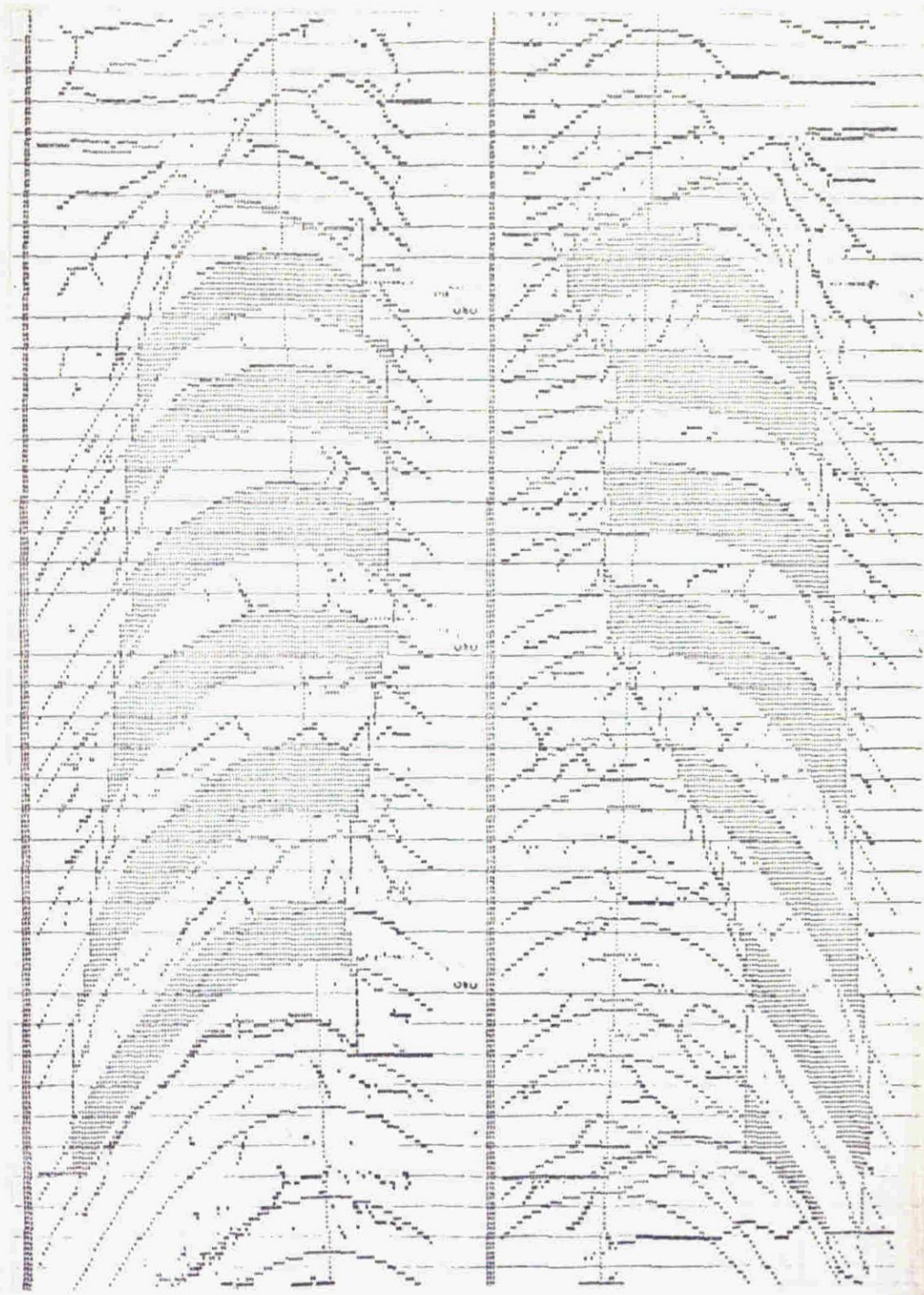


Fig 7.26 Parabolas corresponding to CDR * which is obtained by self learning process of SUBSYSTEM-II * B₄ (Sample : DATA7)

図 7.26 サブシステムⅡ・B₄ の自己学習過程によって得られる肋骨係数 CDR * に相当する放物線 (試料 : DATA7)

7.5.7 前胸部肋骨の識別 (B₅)

サブシステムⅡ・B₅は前胸部肋骨像の識別を行う部分であり、図7.5(a), (f)のブロック図からも容易に知られるように、背部肋骨識別用の4つのブロックB₁～B₄とは完全に独立な構成をもっている。

なお、7.5.7の内容は、考え方および識別実験はすべて筆者によるものであるが、後に述べる線図形処理手順(PLF3)は根来俊夫氏によるものであることを明記しておく。

サブシステムⅢにおける異常陰影の識別のためには、背部肋骨の上下境界線(CDR*)だけでなく、前胸部肋骨情報も必要となる。しかし、現実の胸部X線写真においては、一般に前胸部肋骨の下側境界線は不鮮明であるか、あるいはほとんど見えない場合が多い。そこで、サブシステムⅡにおいては前胸部肋骨に関しては上側境界線のみを識別し、下側境界線は上側境界線から推定することとする。また、背部肋骨境界線識別の場合と異なり、ある程度以上明確な上側境界線をもつ前胸部肋骨のみを識別し、必ずしも全部は抽出しなくともよいという方針をとる。

前胸部肋骨の識別手順は図7.5(f)のブロック図によって示される。以下この図に沿って手順を説明する。

[1] 準適合線形フィルタ(前胸部肋骨用)

前胸部肋骨は胸郭輪郭線(BT)の付近から肺領域(LR)の中央部に向かって斜め下方に伸びており、主たる部分は垂直方向に対してほぼ45°前後の傾斜をもっているため、これを抽出するためのフィルタとして、前胸部肋骨識別用の準適合線形フィルタ(図7.11(b)参照)を使用する。これは、図7.11(b)に示したように、右肺用と左肺用の対称な2種類の平滑化1階差分型線形フィルタ(第3章参照)から構成されており、それぞれ右肺と左肺に別々に適用される。一例として、図6.5(p)の原パターンに対するこのフィルタの出力を図7.27に示しておく。

[2] WPMによる線図形化

単連結領域用WPMを使用して上記のフィルタの出力を線図形化する。一例として、図7.27のフィルタ出力にWPMを適用して得られる線図形集合(Line Figures 2-LFG2)を図7.28に示す。

これから明らかなように、上下に隣接する前胸部肋骨上側境界線が連結した状態で抽出される場合が多く、また、前胸部肋骨上側境界線以外の短い線要素が多数同時に検出され

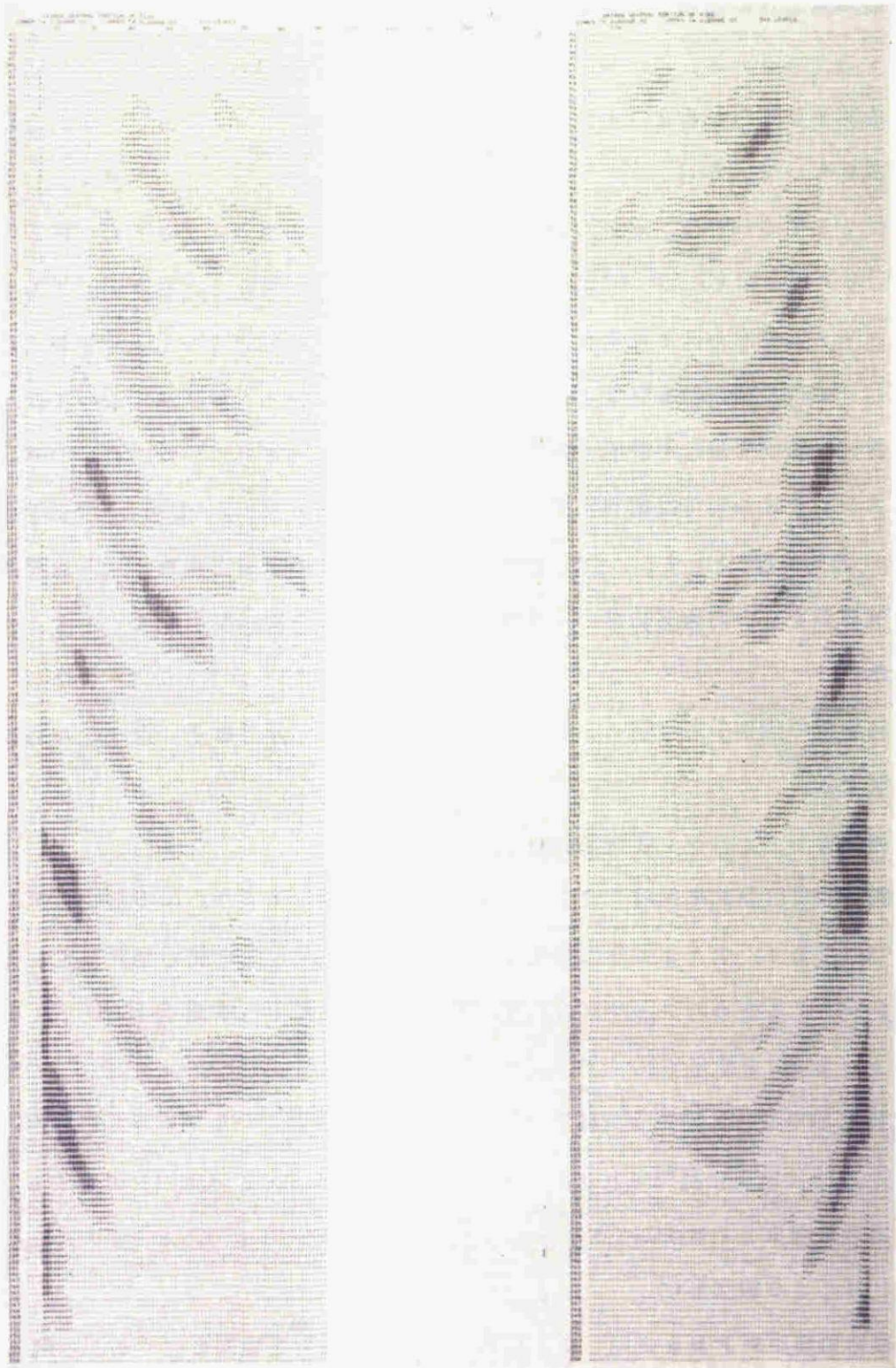


Fig 7.27 Output of quasi-matched linear filter
for detection of borders of ventral
portions of ribs (sample : DATA16)

図 7.27 前胸部肋骨識別用の準適合線形フィルタの出力
(試料 : DATA16)

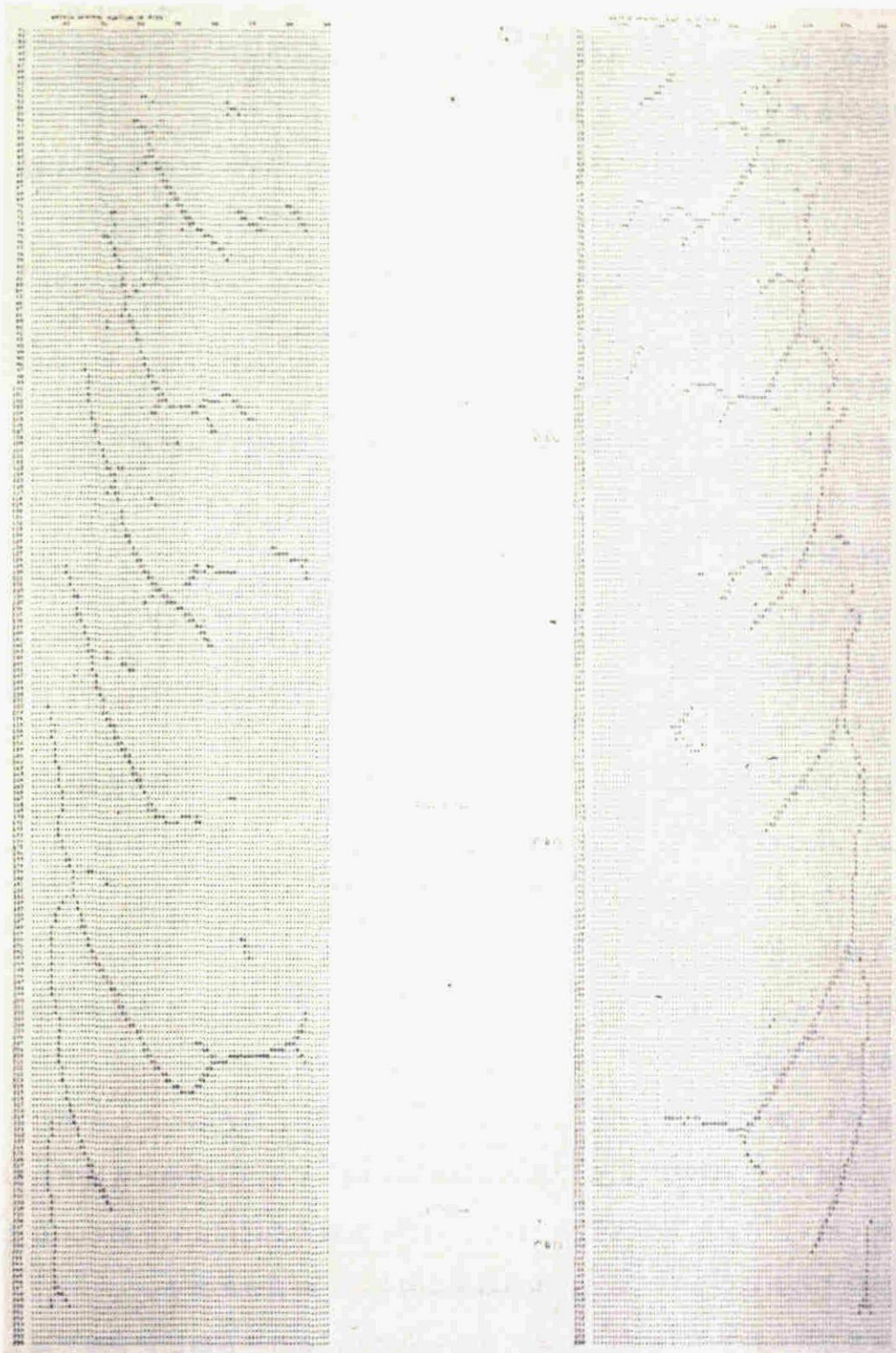


Fig 7.28 Line figures by applying WPM to the output of quasi matched linear filter (Fig 7.27) (sample: DATA16)

☒ 7.28 ☒ 7.27 のパターンに WPM を施して得られる線図形集合 (試料: DATA16)

ることが多い。そこで、これから目的とする前胸部肋骨上側境界線 (BVR_u) のみを抽出するためには、次のような手順を通すことが必要となる。

[3] 線図形処理 (*Processing of Line figures 3 - PLF3*)

WPM により得られた線図形集合 ($LFG2$) から BVR のみを抽出する手順であり、これは以下に示す(i)~(v)の処理手順から成る。この部分の処理手順は先に述べたように根来俊夫氏によるものであり、手順自体の詳細は文献(62)に述べられているため、ここでは簡単に処理内容の概略と、処理された図形の例のみを示す。

(i) 点要素の分類①

線図形集合のすべての点要素を、孤立点、端点、連結点、分岐点、交差点(これらの定義は文献(31)参照)の5種類に分類する。

(ii) 線図形の簡単化

文献(17)のアルゴリズムにより線図形を簡単化する(図7.29)。

(iii) 方向性線図形の抽出

右肺の場合は右下がり(図7.29の連結方向数が5, 6, 7, 8)の、また左肺の場合は左下がり(連結方向数が2, 3, 4, 5)の点のみを抽出し、方向性線図形(*Directional Line Figures - DLF*)を得る。この操作により、 BVR 以外のものがかなり除去される(図7.30)。

(iv) 点要素の分類②

長さが3以下の線要素を取り除いた後、再び(i)と同じ点要素の分類を行なう。

(v) 線要素の接続

相異なる線要素に属する任意の2個の端点に着目し、それらの間の距離が垂直方向(I 方向)に5点以内で、かつ水平方向(J 方向)に3点以内のときはそれら2点間を直線で結ぶ。これは(iii)を実行する際に、局所的な線の変化によって切れてしまった部分を接続するためのものである。処理結果は図7.31のようになる。

(vi) 垂直方向の長さが18以上の線要素のみを残し、これを前胸部肋骨境界線(BVR)と決定する(図7.32)

[4] 前胸部肋骨境界線の放物線近似

[3]の手順により得られた線要素の各々を放物線で近似する。このときは、背部肋骨境界線(BDR)の場合とは逆に、垂直方向(i 方向)を x 軸、水平方向(j 方向)を y 軸にとり、

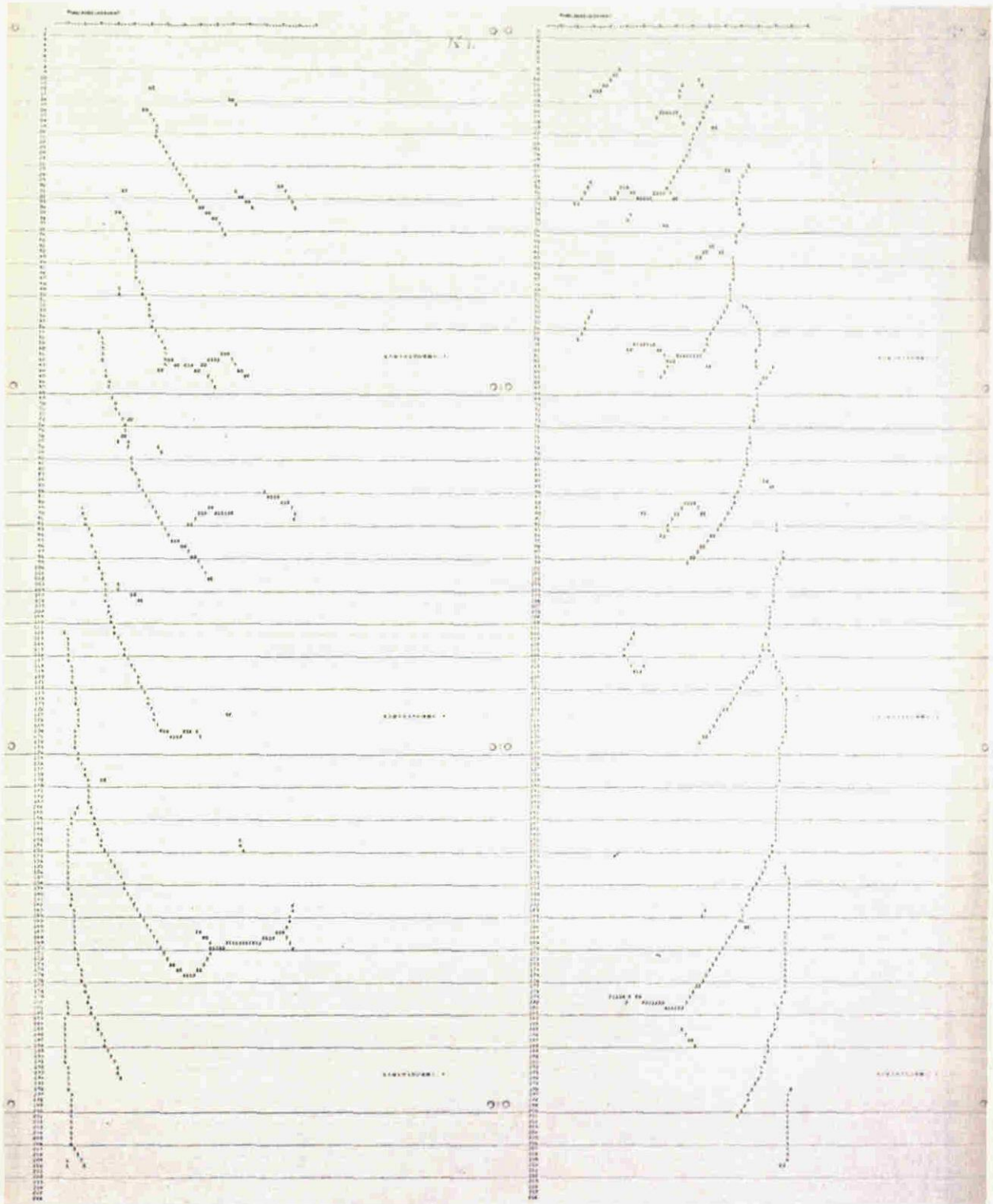


Fig 7. 29 Point elements classified by the procedure of reference(31) (Sample : DATA 16)

図 7.29 図 7.28 の線図形を，文献(31)の方法で分類して得られる点要素の集合(試料: DATA16)

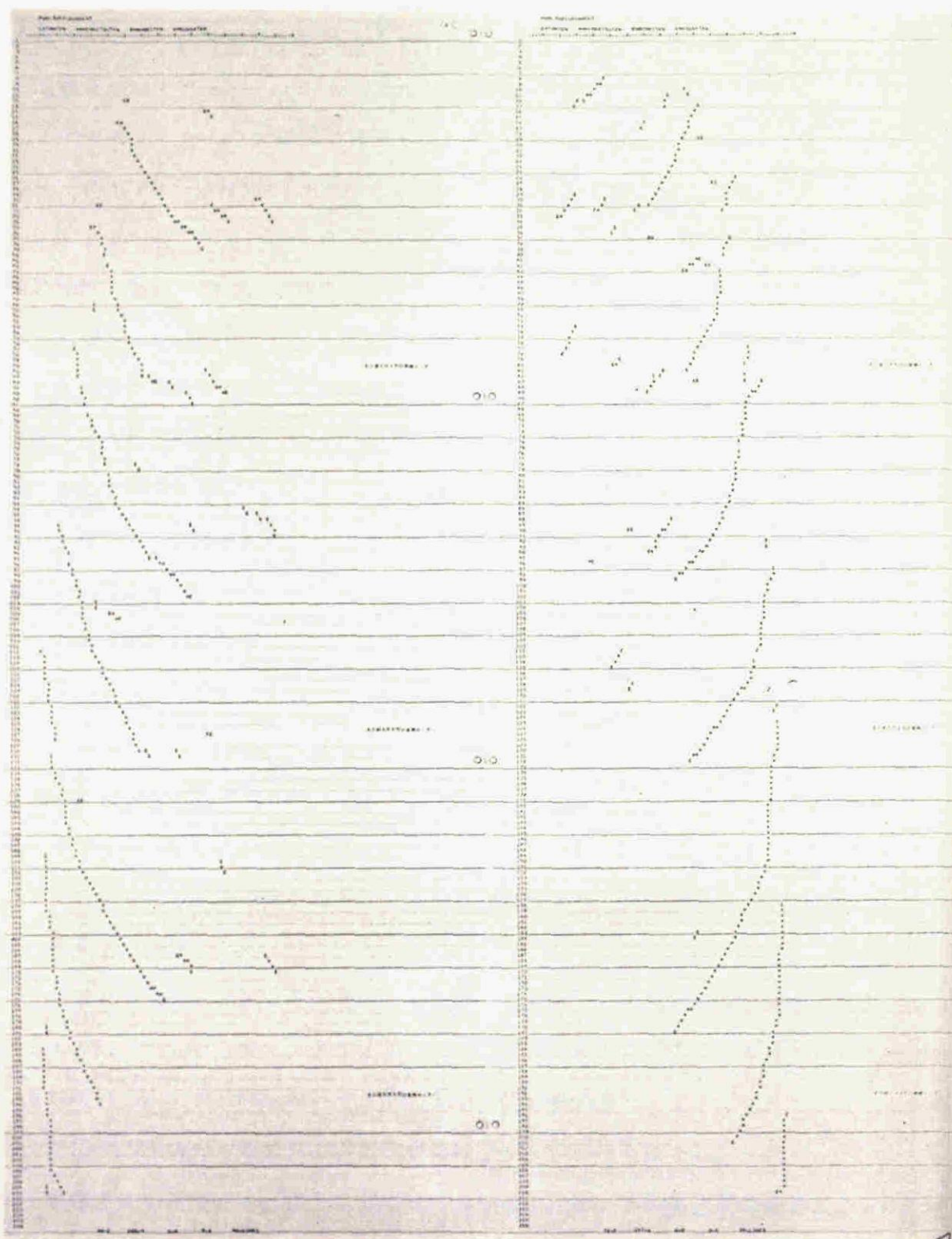


Fig 7. 30 Directional Line Figures (DLFG) obtained from the pattern of Fig 7. 29 (Sample : DATA16)

☒ 7. 30 ☒ 7. 29 のパターンから得られる方向性線図形 (DLFG) (試料 : DATA16)

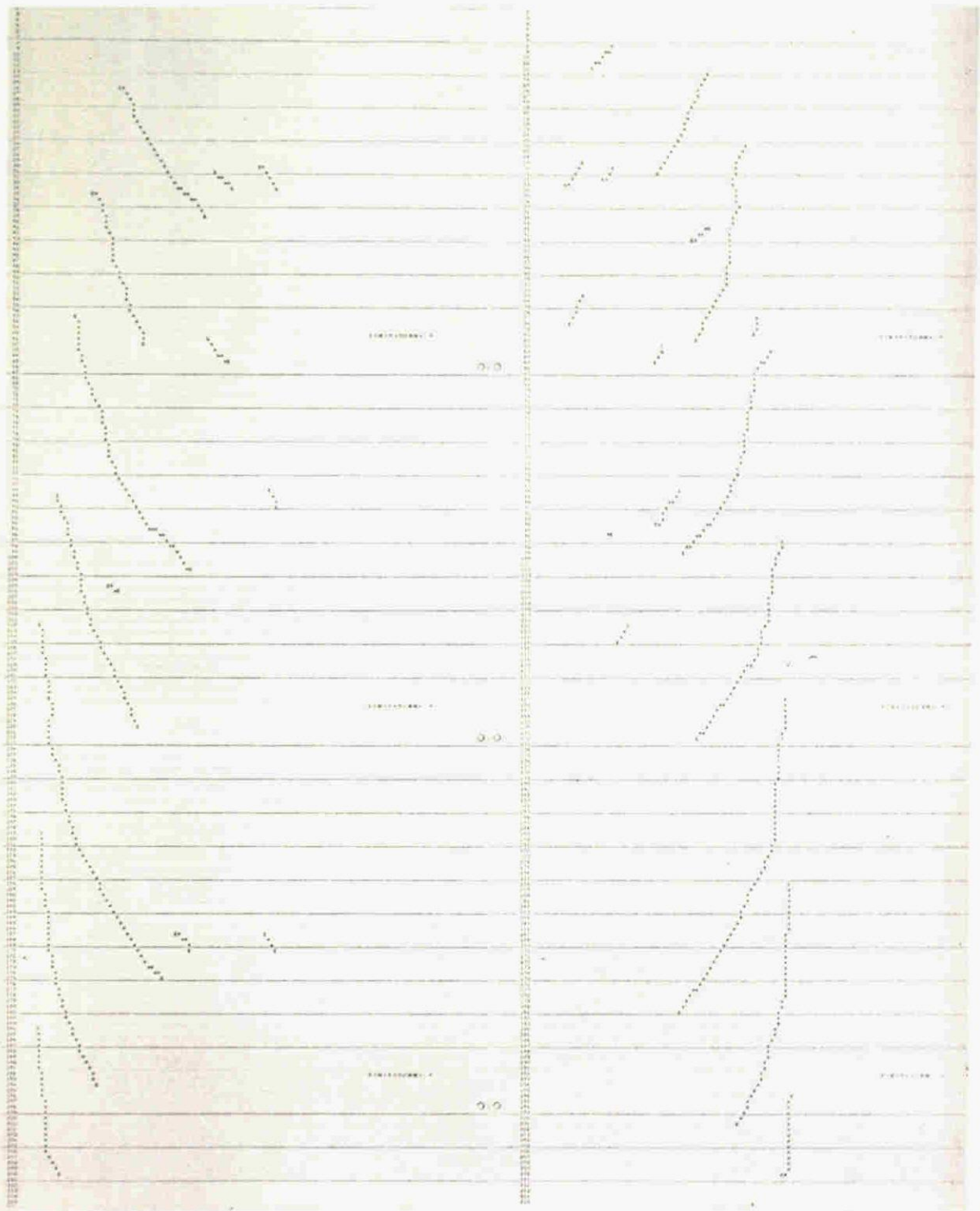


Fig 7.31 *Corrected and connected directional line figures*
 (Sample : DATA 16)

図 7.31 修正・接続された方向線図形集合
 (試料 : DATA16)

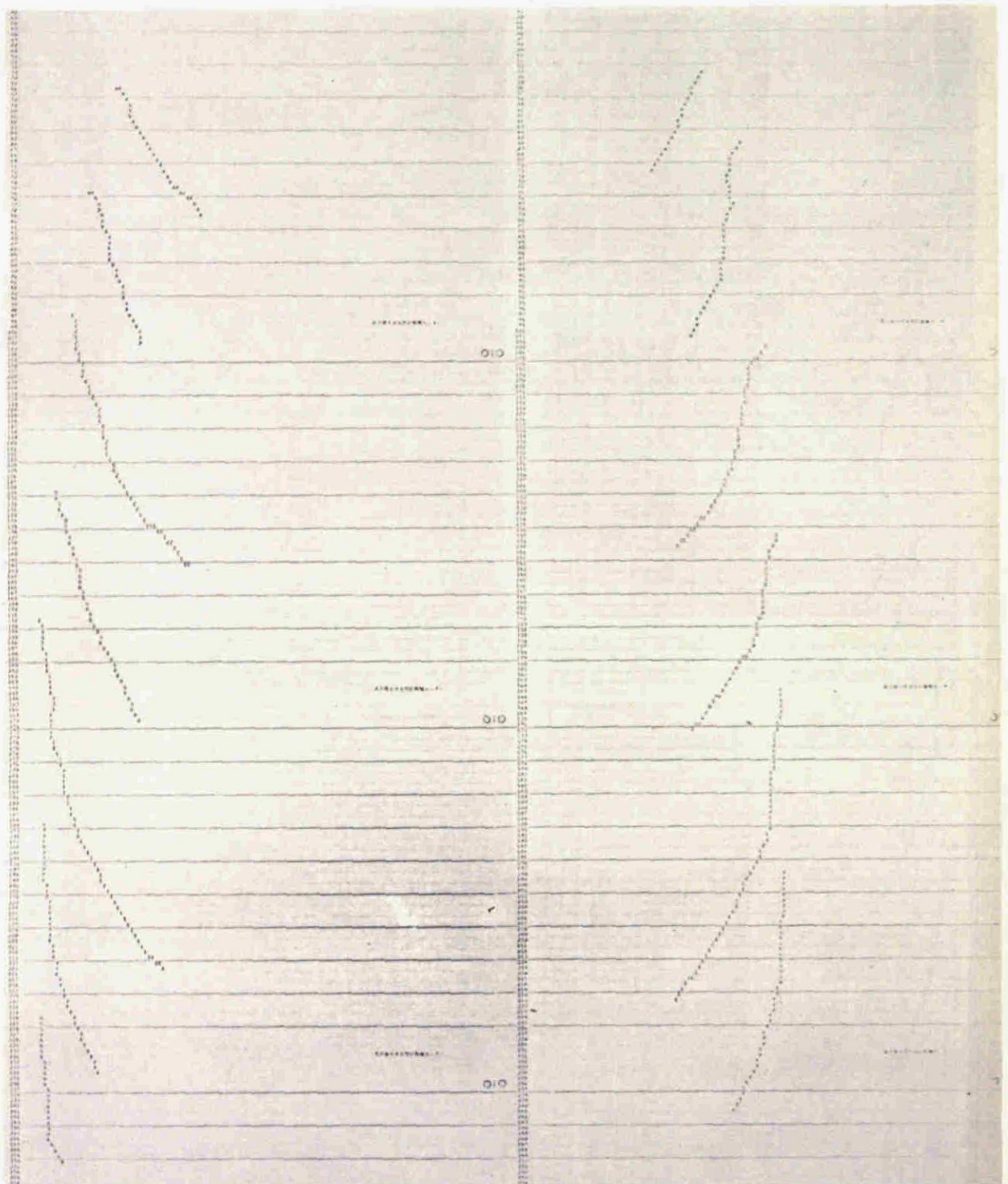


Fig 7.32 Borders of Ventral portions of Ribs (BVR) -
detected by the procedure of SUBSYSTEM-III·B₅
(Sample:DATA16)

図 7.32 サブシステムⅡ・B₅ の手順によって識別された前胸部肋骨
境界線 BVR (試料: DATA16)

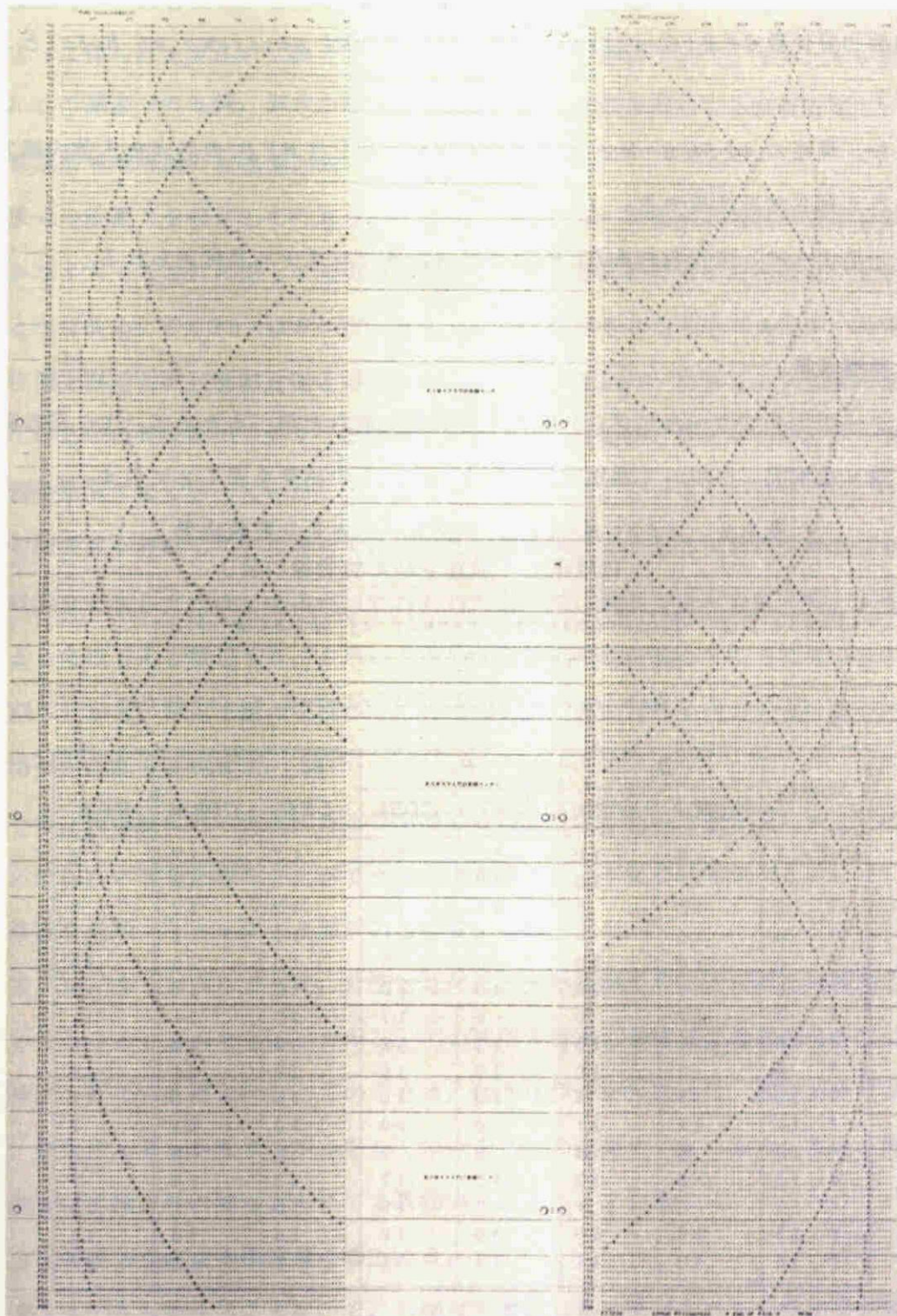


Fig 7.33 Parabolic approximation of BVR (CVR) (Sample: DATA16)

図 7.33 前胸部肋骨境界線 (BVR) の放物線近似 (CVR)
(試料: DATA16)

$$y = Ax^2 + Bx + C \quad (7.5.11)$$

による最小2乗近似を行なう。この結果得られる3次元ベクトル (A, B, C) の集合を、前胸部肋骨係数 CVR (*Coefficients of Ventral portions of Ribs*) とよぶ。

(図 7.33)

なお、現在の $AISCR-V2$ では、 CVR を利用して BVR の各々を人体内部方向へ定められた長さだけ延長する。

以上のようにして得られる BVR と CVR はサブシステムⅢに送られる。

7.5.8 実験結果

7.5.1 ~ 7.5.7 でのべたサブシステムⅡの実際の能力を調べるために、16例の胸部X線写真(第6章参照)を用いて識別実験を行なった。その結果を表7.2に示す。

表 7.2 $AISCR-V2$ ・サブシステムⅡの実験結果
(ほぼ正しく識別された肋骨像の数)

Table 7.2 Experimental result of $AISCR-V2$ ·
 $SUBSYSTEM-II$
(Numbers of ribs extracted reasonably)

Sample	B_1		B_2		B_3	B_4	B_5
	$V.BRGF$	$BDR0$	$CDR0$	$CDR1$	LFG	$CDR*$	BVR
DATA 1	12	10	10	12	12	12	8
" 2	12	10	10	12	12	12	14
" 3	12	9	11	11	12	12	9
" 4	11	6	6	1	11	1	11
" 5	10	10	9	9	10	10	15
" 6	10	10	10	10	10	11	10
" 7	12	9	9	11	12	11	11
" 8	11	10	12	12	9	12	6
" 9	12	10	10	10	12	11	12
" 10	11	9	10	10	11	10	11
" 11	11	11	10	10	10	11	7
" 12	8	6	6	8	8	8	7
" 13	12	12	12	12	12	12	7
" 14	10	7	7	10	10	11	13
" 15	10	10	10	10	10	10	10
" 16	12	11	11	11	12	12	13

[1] 背部肋骨の概測および肺尖部境界線、横隔膜境界線の決定 (B_1)

垂直方向ブリッジフィルタの出力から判断する限りでは、垂直方向の大局的特徴抽出の目的はかなり良くなされていると見てよいと思われる。表7.2(a)からわかるように、背

部肋骨は大部分が検出されている。しかし、部分的に切れたり、血管影のため上下2つの背部肋骨が結合したりする箇所もあり、これが領域の番号づけ、および領域の境界線追跡によって得られた $BDR0$ の誤りとなってあらわれる(表7.2(b))。また、16例の中で、 BLA の識別では3例、 BD の識別では2例が7.5.3の手順による修正を要した。

[2] 背部肋骨境界線の放物線近似 (B_2)

頂点の座標 X を固定して行なう放物線近似法は、 B_1 で生ずる背部肋骨の切断や、 BDR のかなり大きな乱れに対しても偉力を発揮し、真の背部肋骨像に比較的近い放物線を得ることができる。 $CDR0$ は $BDR0$ をもとにして計算されるものであるが、肋骨の x 方向の位置を固定した放物線近似という手段によって、 $BDR0$ 自身よりも良質の情報を表わしているのは興味深い(表7.2(c)参照)。これは、放物線近似という手段が、真の背部肋骨像の性質によく合っていたことによるものであろう。 $CDR0$ の段階では、まだ上下2本の肋骨像が連結している場合や、大きな血管影等により生じた擬似的な肋骨像等に対しては誤りを含んだままであるが、これらの大部分は、特徴空間における修正手順($CRF1$)によってほとんど修正され、 $CDR1$ はかなり正確な情報を表わすようになる。(表7.2(d)参照)しかし、修正手順の不備から、特に横隔膜に近い背部肋骨の生成位置が不適当である場合がかなり存在する。

今後、横隔膜に近い位置にある背部肋骨の肋間距離の推定方法を改めることによって、さらに正しい情報を得ることができるはずであるが、本文では省略する。

[3] 準適合線形フィルタによる局所的濃度変化の抽出 (B_3)

表7.2(e)からわかるように、背部肋骨付近の局所的濃度変化の抽出は比較的よくなされているとみることができる。ただし、この評価では真の背部肋骨境界線付近に何らかの線が検出されていればよいとしているため、厳密な評価を行なえば、識別結果は局所的なずれ、切断箇所等、かなりの誤りを含んでいることに注意すべきである。また、同時に、背部肋骨境界線以外の線がきわめて多数抽出されることに注意する。

[4] 自己学習方式による肋骨像の修正 (B_4)^{*}

表7.2(f)からわかるように、 B_4 の処理を適用した結果得られる背部肋骨係数 CDR^* は、 B_2 の出力である $CDR1$ に比べて全体的にはあまり良くなっているとはいえない。

* 先にも述べたように B_4 の実験は根来俊夫氏によるものであるが比較のため、結果と簡単な考察のみをかかげておく。

しかし、部分的には非常に良くなっている例がある（例えば、データ5, 11等）。これらは B_4 における、頂点の位置を垂直線上でなく、ある傾斜をもつ直線上に固定する方式の放物線近似法の効力によるものである。それにもかかわらず全体としてあまり良い結果が得られないのは、主として、 B_3 の出力である $LF G$ が正確な肋骨像境界線以外の局所的濃度変化を表わしている場合があること^{*}、および、 B_2 の場合と同じく、横隔膜に近い部分の肋骨の生成位置が不適當であることによると思われる。

[5] 前胸部肋骨の識別 (B_5)

前胸部肋骨境界線 BDR は比較的明確かつある程度以上の長さをもつもののみを抽出するため、識別された線自身はかなり正確に真の前胸部肋骨上側境界を示している。ただし一部では、1本の境界線が切れて、2本として観測されたり、あるいは胸部輪郭線に相当する垂直方向の線が抽出されたりするが、これらの部分はいずれも OLR （外側肺領域）に入ってしまうため、現段階では、サブシステムⅢの処理に悪い影響を及ぼすことはない。前胸部肋骨境界線の放物線近似もほぼ妥当な結果を与えている。

7.5.9 ま と め

サブシステムⅡは、胸部X線写真の、主として水平方向に伸びる線、具体的には背部肋骨、前胸部肋骨、肺尖部および横隔膜の各境界線を識別するシステムである。サブシステムⅡでは、サブシステムⅠ、Ⅲにおいて行なわれるような意味での診断は行なわれませんが、ここでの識別結果は、サブシステムⅠ、Ⅲに送られて、それぞれ心陰影、肺野内異常陰影の診断のために用いられる。

サブシステムⅡは大別して5つのブロック($B_1 \sim B_5$)に分けられる。このうち $B_1 \sim B_4$ は背部肋骨、肺尖部、横隔膜の各境界線を識別するための部分であり、 B_5 は前胸部肋骨境界を識別する部分である。

本節では、筆者が直接担当した B_1 、 B_2 、 B_3 および B_5 の手順について詳しく述べ、根来俊夫氏の担当であった B_4 については概略の説明のみを行なった。 B_4 および B_5 で用いられる線図形処理手順の詳細は文献(31)、(62)参照。また、本節では表7.1に示した16例の間接撮影胸部X線写真についてのサブシステムⅡの実験結果を示した。

* さらに、原画像において、肋骨の境界線付近に十分な局所的濃度変化が常に存在するとは限らないことも注意しておく必要がある。

以下にサブシステムⅡの問題点をあげておこう。

[1] サブシステムⅡの機構

サブシステムⅡの機構は、他のサブシステムと切り離して議論することはできない。サブシステムⅡでえられる情報のうち、 BLA と BD の2つはサブシステムⅠで、また BDR , BVR , CDR , CVR はサブシステムⅢにおいてそれぞれ心陰影と肺の異常陰影の診断に用いるためのものがある。サブシステムⅡは $AISCR-V2$ における最も困難な役割を担当するが、サブシステムⅠ, Ⅲの処理方式が変わった場合、サブシステムⅡの処理方法もそれに合わせて変えられることになる。従って、サブシステムⅡは常に $AISCR-V2$ 全体を考慮してその機構が決められることになる。

[2] BLA (肺尖部境界線), BD (横隔膜境界線)

現在のサブシステムⅡでは、 BDR を識別する手順の途中で BLA および BD を決定している。また、現在のサブシステムⅢでは LAR (肺尖部)を処理対象から除外しているため、その下側境界線(これを BLA と呼んでいる)を求めるだけで十分である。しかし、今後、 LAR の診断を行なうようにするためには、まずその境界線を識別する専用手順を設ける必要がある。また、 BD の識別方法をさらに確実なものとし、比較的症例の多い BD の異常を検出する機能も付加する必要がある。本文の方法で得られる BD は原写真における横隔膜のもようをかなり正確に表現しているため、あとは、 BD の形に関する何らかの判定基準を導入すればよい。たとえば、 BD の主要部分を1次式で近似してその1次の係数を調べる(横隔膜に異常がある場合、この係数の符号は、正常の場合とは逆になるはずである)などの方法によって、比較的容易に判定を行うことが可能と思われる。

[3] BDR (背部肋骨境界線), CDR (背部肋骨係数)

サブシステムⅡにおける DR (背部肋骨)の識別は次の方針にもとづいて行なわれている。

- (a) LR 内に存在するすべての DR を検出する。
- (b) DR の境界線のみに着目し、放物線で近似することによって識別する。

しかし、現実の DR の濃度分布状態と、他の成分図形の存在のために、以下の問題点が生じてくる。

- (1) DR はすべて大きな濃度値をもつとは限らず、特に LR の下部(肺下野)の DR は不鮮明である場合が多い。それにもかかわらず、サブシステムⅡでは、本来ほとんど見えない DR に対しても、位置関係から形式的に対応する CDR を推定生成してしまう。一

方、サブシステムⅢにおける異常陰影の識別手順（7.6参照）を実行するためには、必ずしもすべてのDRを識別する必要はない。ここに改良の余地がある。

- (ii) DRの形は個人差が大きく、常に放物線で近似できるとは限らない。
- (iii) DRの識別結果（CDR, BDR）に対してはかなり高い精度が要求される（サブシステムⅢのStage-Ⅱにおける異常陰影候補領域の精密テストにおいては、サブシステムⅡから送られるBDRが真の位置から2～3点ずれただけでも誤判定が起り得る）。
なお、上記の修正手順が正常に動作を開始するためには、最初に少なくとも隣り合う2本のDRが正しく識別されていることが必要であり、そうでないとまったく動作しない（ただし、このような最悪の場合が生ずることはきわめてまれであり、もし生じたとすれば、その写真にはかなり大きな病変の存在する可能性が大きい。従って、肋骨が正常に識別されないような写真はすべて異常と判定して差しつかえないものと思われる。）
- (iv) DRと交差または平行して、前胸部肋骨（VR）、血管影（VSL）、異常陰影（AS）等の成分図形が存在する。場合によっては、これらの成分図形の濃度値の方が大きい場合がある。
- (v) 写真によってはDR自身に異常が存在することがある。

これらの問題に対しては以下のように考えることができよう。まず(i)については、確かに現在のAISC-R-V2サブシステムⅢでは全部のDRを必要とするわけではない。しかし、不鮮明なDRに対して形式的に生成されたBDRはサブシステムⅢの識別結果に対してあまり悪い影響は及ぼさない（識別誤りは、通常、異常陰影のひろいすぎとなってあらわれる。詳細は7.6を参照）。従って、現システムでは一応このままでよいと考える。

次に、(ii)と(iii)は現在のAISC-R-V2の処理の中では最も大きな問題点である。この問題はサブシステムⅢにおける異常陰影の識別方法とも密接な関係があり、単独では論ずることができないため、7.6で考察する。

(iv)と(v)については、DRの識別結果に対し、何らかの基準を設けて、DRの形自身に関する診断機能を付加することが考えられる（現在のシステムでは、識別されたDRの本数が片肺につき3本以下の場合に異常と判定するという程度の診断しか行っていない）。

なお、上記の方法では、医師が胸部X線写真の読影の際に使用していると思われる解

剖学的知識はきわめてわずかしか利用していない。従って、今後、識別手順の中に解剖学的構造の記述を組み込むことによりさらに良好な識別結果を得るという可能性は残されている。

[4] BVR (前胸部肋骨境界線), CVR (前胸部肋骨係数)

VR (前胸部肋骨) に関しては、本文の方法で得られた結果は一応満足すべきものであるといえる。得られる BVR が完全な垂直線であったり、本来1本のもものが2~3本に切れた状態で検出されることはあるが、このようなものはほとんど外側肺領域 OLR 内に入るため、現在のサブシステムⅢ・StageⅡの処理に悪い影響は及ぼさない。今後、 OLR の処理を考える際には、 DR と VR を同時に考慮して識別手順を構成する必要があるだろう。

なお、本文の方法では、 VR の上側境界線の識別のみを行ない、下側境界線は上側境界線をもとにして生成している。下側境界線を同様の方法によって識別する実験も行なわれたが、試料によってはかなり不安定な結果しか得られないことが知られている。本来、 VR の下側境界線は、人間の目でもはっきり区別できない写真がかなりあるため、本文の方法のように、上側境界線から推定する方が得策であると思われる。

7.5.10 付録2 (最小自乗法による肋骨像の放物線近似)

[1] 放物線の位置と形に制限を加えない場合

式(7.5.7)の L を最小とする3つの係数 A, X, Y を求める。そのためには、連立方程式、

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{1}{2} \frac{\partial L}{\partial A} = \sum_{k=1}^K [A(x_k - X)^2 + Y - y_k] (x_k - X)^2 = 0 \\ \end{array} \right. \quad (7.5.12)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{1}{4} \frac{\partial L}{\partial X} = A \sum_{k=1}^K [A(x_k - X)^2 + Y - y_k] (x_k - X) = 0 \\ \end{array} \right. \quad (7.5.13)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{1}{2} \frac{\partial L}{\partial Y} = \sum_{k=1}^K [A(x_k - X)^2 + Y - y_k] = 0 \\ \end{array} \right. \quad (7.5.14)$$

を, A, X, Y について解けばよい。しかし, 本文の実験では, これは名古屋大学計算機センターのプログラムライブラリー (SSL) の中の最小自乗法による多項式近似のサブルーチン $LSTSQD$ によって計算された。

[2] 放物線の位置または形を固定した場合

A, X, Y の中の 1 つまたは 2 つを固定した場合の最小自乗近似について述べる。形式的には次の 6 種類の方式が考えられる。

- (i) A のみ固定 (式 (7.5.13), (7.5.14) 連立)
- (ii) X のみ固定 (式 (7.5.12), (7.5.14) 連立)
- (iii) Y のみを固定 (式 (7.5.12), (7.5.13) 連立)
- (iv) A および X を固定 (式 (7.5.14))
- (v) A および Y を固定 (式 (7.5.13))
- (vi) X および Y を固定 (式 (7.5.12))

実際には, この 6 種類の中で, 簡単に解が求められるのは(ii), (iv), (vi) の場合であり, いずれも連立 1 次方程式を解くか, あるいは 1 つの計算式によって解を得ることができる。一方, (i), (iii), (v) では 2 次方程式, または 3 次方程式を解く必要がある。

[3] 放物線の位置, または形に制限を加えた場合

A, X, Y の値に制限を加えた場合の最小自乗近似について述べる。

(i) 頂点の位置を直線上に固定した場合

$$X = C Y + d \quad (7.5.15)$$

とおき, 式 (7.5.12) と式 (7.5.14) を A と Y に関する連立方程式として解く必要がある。この場合, 式 (7.5.12) は Y に関して 4 次式, 式 (7.5.14) は Y に関して 2 次式となり, 解を求めるのはあまり簡単ではない。そこで, 7.5.6 の B_4 の手順の中では, 頂点の位置を固定した場合の式 (式 (7.5.7)) を利用し, 式 (7.5.15) の直線上の数点について実際に式 (7.5.7) の L の値を計算して最適な A の値を求めている。(X または Y の概略の値は $CDR1$ により定まる)

7.6 サブシステムⅢ

7.6.1 サブシステムⅢの機能

本節ではサブシステムⅢ^{(37)(49)(51)~(53)}について詳しく述べる。いうまでもなく、サブシステムⅢは *AISCR-V2* の処理の中で最も重要な判定、すなわち肺の異常陰影の識別を行う部分であり、サブシステムⅠにおける心陰影と大動脈影に関する診断を除けば、*AISCR-V2* のサブシステム 0, I, II のすべての処理は、サブシステムⅢの処理において必要となる補助情報を原パターンから抽出するためのものであるといえる。また、胸部 X 線写真の自動読影システムとしての *AISCR-V2* の能力は、サブシステムⅠにおける心陰影の診断能力とともに、このサブシステムⅢにおける肺の異常陰影の識別能力によって主たる評価がなされることになる。従って、サブシステムⅢの処理は、*AISCR-V2* の最終的な能力を決定するものであり、その構成は注意深く行わなければならない。

上述のように、サブシステムⅢの機能は肺の異常の有無を診断することであるが、その処理は内容的に次の 3 つに分けられる (図 7.5 (a)~(c) のブロック図を参照)。

- ① 肺野内異常陰影の概測 (Stage - I)
- ② 肺野内異常陰影の精密検査 (Stage - II)
- ③ 心陰影輪郭線 I, II (*BH*, *BHB*) の比較による肺野内異常陰影の検出

サブシステムⅢの処理を実行するためには、他のサブシステムの識別結果をほとんど全部利用する必要がある。従ってサブシステムⅢの処理は *AISCR-V2* の全処理過程中、最後に実行される。

上記の①は、Stage - I ともよばれ、肺野内に存在する少しでも疑わしい部分 (異常陰影候補領域, *Suspicious Region - SR* とよぶ) をすべて抽出する処理である。次に、②は Stage - II ともよばれ、①で検出されたすべての *SR* について精密検査を行ないそれらが真に異常であるか否かの判定を行なう処理である。

最後の③は、上の①、②とは異なった考え方にもとづいており、サブシステムⅠで得られる *BH* および *BHB* を比較することによって、主として肺門部付近に存在する肺野内異常陰影を検出する処理である。

サブシステムⅢにおける処理の主要な部分は①と②により占められている。以下では、ま

ず①と②について詳しく述べた後、③の解説を行なう。ここで、サブシステムⅢに固有の略号を定義しておく（なお、AISCRA-V2全般にわたって用いられるものについては6.2.3を参照）。

- *FSR* : *Features of SR*
- *SR-M* : *SR in Main lung region*
- *SR-I* : *SR in Inner lung region*
- *SR-L* : *SR in Lung field*
- *SR-D* : *SR in Dorsal portions of ribs*
- *SR-V* : *SR in Ventral portions of ribs*
- *SR-C* : *SR in Crossing portions of ribs*
- *RSRI* : *diagnostic Result of SRI*
- *RSRL* : " *SRL*
- *RSRD* : " *SRD*
- *RSRV* : " *SRV*
- *RSRC* : " *SRC*
- *RSR* : " *all SR'S*
- *RBHB* : " *BHB*

7.6.2 異常陰影の識別方針

7.6.2.1 異常陰影の識別とサブシステムⅢの役割

胸部X線写真の異常陰影識別システムを構成するためには、まず、肺の異常陰影なるものの明確な定義を行い、それにもとづいて識別方針を決めなければならない。これをパターン認識の観点からみれば、識別すべきパターンの属性と、類の定義を行った後に、パターン認識系の構成を行うということに相当する。

第6章でも述べたように、胸部X線写真には精密検査と鑑別診断のために用いられる直接撮影像と、集団検診（スクリーニング）に用いられる間接撮影像とがある。前者を用いる鑑別診断においては、単に異常の有無を判定するだけでなく、異常を生じた原因をつきとめることが重要であり、病巣の位置、形状、性質などに関する精密な調査が行われる。一方、後者を用いるスクリーニングにおいては、まず異常陰影の有無を判断することが第1に重要で

あり、病巣の性質に関する精密な調査は通常は行われぬ。これは通常のスクリーニングに用いられる間接撮影像では、直接撮影像に比べれば画質が劣ること、および、最大の原因として読影を行うべき写真の数がスクリーニングにおいては非常に多いことによる。従って、まず、間接撮影像によるスクリーニングによって異常を有する写真を選び出した後、直接撮影像による精密検査、鑑別診断を行うのが普通である（ただし、最近では高性能の機器の出現により、間接撮影像でありながら、直接撮影像にほぼ近い画質を有するものも出現しており、このように良質な間接撮影像はもちろん鑑別診断用としても使われるようになると思われる）。

さて、現在の *AISCR-V2* の目的はその名の示すごとく自動スクリーニングであり、個々の異常陰影に対する鑑別診断を行うことまでは現段階では考えない。そこで、*AISCR-V2*・サブシステムⅢにおいては、第1に異常陰影の有無を正確に診断することが重要であり、これに加えて異常陰影の概略の位置および概略の形を識別できれば、自動スクリーニングシステムとしての目的は十分達せられる。

7.6.2.2 異常陰影の定義

サブシステムⅢのシステム構成（さらに正確には、*AISCR-V2*全体のシステム構成）は、システムで扱う異常陰影というものの定義によってかなりの部分が決定される。*AISCR-V2*では、*AISCR-V2*・サブシステムⅢで扱う異常陰影の定義を与えるものとして、次の定義1を定め、これにもとづいてサブシステムⅢの構成を行った。

〔定義1〕

「*AISCR-V2* サブシステムⅢで扱う肺野内異常陰影とは、肺野内に存在するすべての陰影の中で、正常な肋骨像および血管影以外のすべての陰影をさす。」

肺野内異常陰影をこのような形で定義したことについては2つの理由がある。第1は、第6章の胸部X線写真の濃度分布状態に関する基礎検討の結果、肺野内異常陰影には塊状、点状、線状、織目 (*Texture*) 状などきわめて多くの形状のものがあり、また、その大きさ、および濃度値も個体差が非常に大きいため、異常陰影そのものについての明確な定義を行うことは非常に困難であり、やはり、「正常な陰影以外のもの」という形を用いざるを得なかったことによる。第2は、やはり第6章での考察の結果、肺野内に存在するいくつかの成分パターンの中で、異常陰影との区別が可能な程度に明確なものは、肋骨像と肺門部血管影のみであること、また、これらの成分パターンは、第6章の基礎検討の結果、ある程度識別が可能であると思われたことによる。

定義1を用いた結果、AISCR-V2・サブシステムⅢの基本的考え方は、正常な肋骨像と血管影を識別し、それ以外の陰影が肺野内に存在すればそれを異常陰影とみなすということになる。

定義1の肺野内異常陰影はもちろん医学上の異常陰影と完全には等しくないが、スクリーニングの自動化を目的とするAISCR-V2においては、この定義でほぼ十分であると考えられる。定義1を用いることによる識別誤りは、異常陰影のひろいすぎという傾向となってあらわれることはあっても、異常陰影の見落としという重大な誤りはひきおこさないからである。

7.6.2.3 サブシステムⅢの基本概念

定義1にもとづいたサブシステムⅢの基本概念を図7.34に示す。サブシステムⅢの主要な処理はStage-IとStage-IIの2つに分かれており、まず、Stage-Iでは、水平方向ブリッジフィルタ（平滑化2階差分型線形フィルタSDLF2, $\omega_{D_2} [5, 5, 0, 12]$, 第3章参照）を用いて異常陰影候補領域（Suspicious Region-SR）の抽出を行う。このSRは、真の異常陰影である場合と、正常な成分図形（肋骨像あるいは血管影の一部）である場合とがある。そこで、

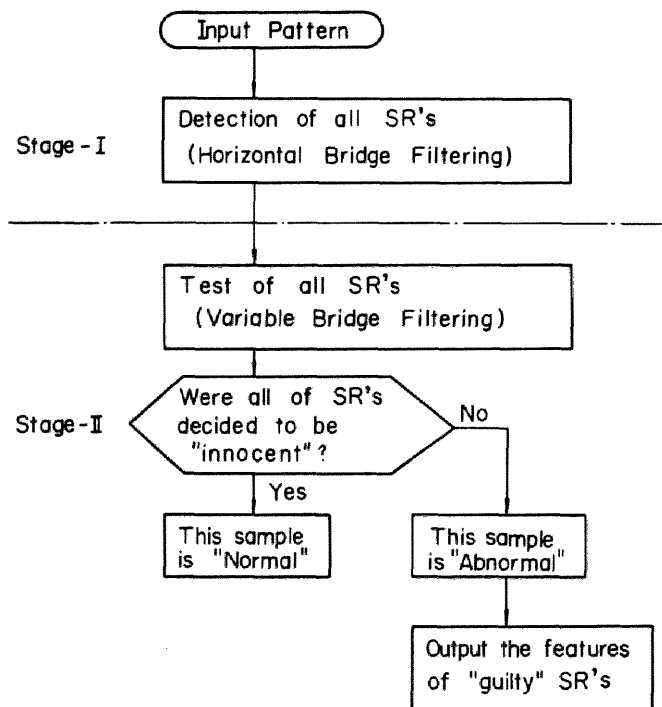


Fig 7.34 Basic notion of detection of abnormal shadows in lung by AISCR-V2·SUBSYSTEM-III

図 7.34 AISCR-V2・サブシステムⅢにおける異常陰影識別の基本的考え方

次に Stage-Ⅱで、他のサブシステムからの情報を利用しながら各SRの精密検査を行ない、真に異常であるか否かを判定する。そして、Stage-Iで検出されたすべてのSRが Stage-Ⅱで正常と判定された場合にのみ、その試料の肺領域は正常であると判定し、Stage-Ⅱで1つでも異常と判定されたSRがあれば、その試料の肺領域は異常であると判定する。なお、肺門部付近に存在するある種の異常陰影は、サブシステムⅠから送られるBHとBBBを比較することによっても検出される。

上記の基本概念にもとづくサブシステムⅢの手順について、以下で詳しく説明する。

7.6.3 異常陰影の概測 (Stage - I)

サブシステムⅢ・Stage-Iは異常陰影(AS)の概測を行う部分であり、その手順の詳細は図7.6(a)に示されている。以下、この図に沿って解説を行う。

(1) 水平方向ブリッジフィルタ ($H \cdot BRGF$)

最初に、原パターンに対して水平方向ブリッジフィルタ (*Horizontal Bridge Filter - $H \cdot BRGF$* ; 具体的には平滑化2階差分型線形フィルタの一種、 $\mathcal{M}_2 [5, 5; 0, 12]$) を適用し、ASの概測を行う。第6章で述べたように、この $H \cdot BRGF$ は、画面の水平(j)方向のくぼみを検出する操作であり、ASの検出能力がきわめて高い(第3章参照)のであるが、ASの他にも、背部肋骨(DR)、前胸部肋骨(VR)、肋骨交差部(CR)、血管影(VSL)などの成分パターン、および、胸郭輪郭線(BT)と心陰影輪郭線(BH)付近の大きな領域が同時に検出される。

上記のASの検出方法($H \cdot BRGF$)は、かなりの信頼性があることが、胸部X線写真の濃度分布の考察(第6章)およびSDLF2の能力評価(第3章)により確かめられている。特に、塊状の異常陰影に対しては、表3.3から知られる通り、ASの濃度値 $D_f=30$ の時これを見落とす確率 $P_{eI}=0.001$ 、 $D_f=20$ のとき $P_{eI}=0.021$ 、 $D_f=10$ のとき $P_{eI}=0.154$ 程度である。この数値は3.4の仮定1に従うランダム雑音(標本点間で確率的に独立な加法的ガウス雑音)の標準偏差 $\sigma=10$ と仮定し、等損失のベイズ決定を行うと仮定した場合のものである。なお、 $\sigma=10$ という値は、第6章の考察にもとづき、かなり雑音が大きい状態を考慮して設定したものである。従って、現実の P_{eI} の値は、上記のものよりもさらに小さくなるものと思われる。

このように塊状のASに対する $H \cdot BRGF$ の検出能力は非常に高いのであるが、線状、

点状あるいは織目 (*Texture*) 状の *AS* の検出になると上記のような評価は通用しない。肺の *AS* の中で、最も出現頻度が高く、かつ重要性の高いのは、塊状の *AS* であるため、現在の *AISCR-V2* では、*H·BRGF* のみを使用しているが、今後は、線状、点状、あるいは織目状の *AS* の検出手順をもつけ加える必要があるだろう。

[2] *SR* の抽出 (*L-test*(1))

[1]で得られる *H·BRGF* の出力が、ある閾値 T_{SR} 以上であるような点のみから成る連続値連結領域 (*Continuous-tone Connected Component-CCC*) の中で、主および内側肺領域 (*MILR*) に完全に含まれるもののみを抽出し、これを異常陰影候補領域 (*Suspicious Region - SR*) とよぶ。また、上記の *CCC* の位置による判定を *L-test* (1) (*Location test*(1)) とよぶ (図 7.35)。

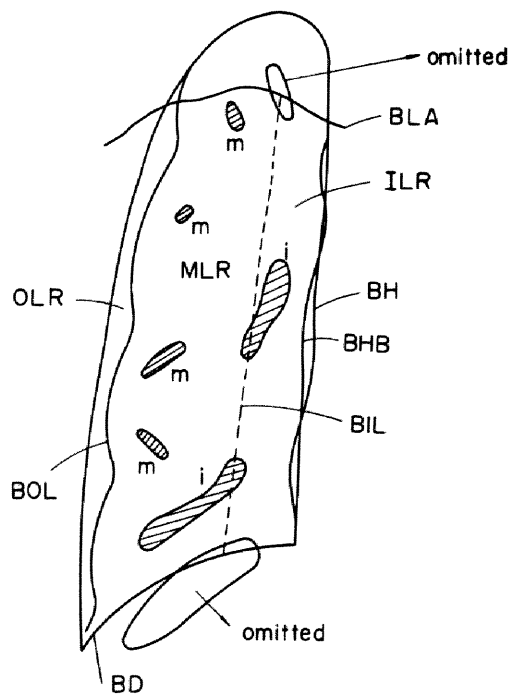


Fig 7.35 Illustration of *L-test* (*Location test*)
SR's with label *m* are decided to be within *MLR*
and *SR's* with label *i* are decided to be within *ILR*

図 7.35 *L-test* の具体例

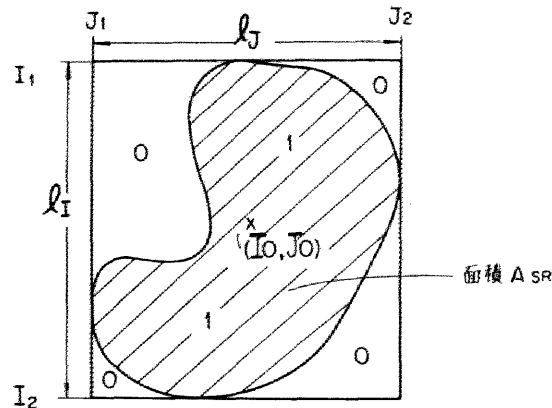
L-test(1)では、*MILR* の境界線を与える情報として、サブシステム I から送られる *BOL* と *BHB*、およびサブシステム II から送られる *BLA* と *BD* が利用される。なお、*L-test* (1)では、図 7.35 の簡単な例で示したように、*MILR* の外側にある *CCC*、および、*BOL*、

BHB, BLA, BDのいずれかと一部分でも交差するようなCCCは、たとえ大部分がMILR内であってもSRとは判定されないことに注意する。これは主として第I肋骨の陰影、および横隔膜の陰影そのものがSRとして検出されることを防ぐための操作である。また、この操作により、BOL, BHB検出用のSDLF2である ω_2 [5, 5; 0, 16] の出力と、AS検出用のSDLF2である ω_2 [S, S; 0, 12] の出力のわずかな違いの部分の偽りのSRとして検出されることも防止できる。

このようにMILR内のCCCだけをSRとして検出するのは、肺の全域の自動読影を行うという本来の目的には反するが、現段階ではLARおよびOLRにおけるASの検出手順が確立されていないためやむをえない。

[3] SRの特徴量の抽出

Stage - Iの最後の部分において、Stage - IIに送るための各SRの特徴量を抽出する。現在のAISC-RV2・サブシステムIIIでは、以下の特徴量を用いている（図7.36参照）



Points within the shaded area have value 1.

Fig 7.36 Features of a SR

図 7.36 SRの特徴量

① SRの存在範囲の座標 (I_1, I_2, J_1, J_2)

② SRの存在範囲の大きさ (l_I, l_J)

ただし、 $l_I = I_2 - I_1$, $l_J = J_2 - J_1$

③ SRの存在範囲の中心 (I_0, J_0)

ただし、 $I_0 = (I_1 + I_2) / 2$

$J_0 = (J_1 + J_2) / 2$

④ SRの面積 ASR (= SR内の標本点数)

⑤ SR の形をあらわす0, 1の2値パターン(l_I 行 l_J 列): 以下これを SR パターンとよび, $SR = \{s_{ij}, 1 \leq i \leq l_I, 1 \leq j \leq l_J\}$ であらわす。すなわち, 点 (i, j) が SR 上のとき $s_{ij} = 1$, その他の時0とする。

上記の特徴量は, 本質的に SR の位置および形のみに関する量であり, 必ずしも連続値連結領域(CCC)を用いて計算する必要はなく, 2値連結領域(BCC)を用いて求めることができる。

ただし, 現在, 上記の特徴量以外に, SR の濃度値をも利用する特徴量(各種統計量, モーメント等)の併用が検討されており, これらを求めるためには連続値連結領域(CCC)が必要である。後者の特徴量を併用する方法については文献(63)にゆずり, 本文では①~⑤の特徴量のみを用いる方法について述べる。

7.6.4 異常陰影候補領域(SR)の精密検査(Stage-II)

7.6.4.1 SR の精密検査の方法

図7.6(c)のブロック図に示したように, サブシステムⅢのStage-IIでは, Stage-Iで検出された SR の精密検査を行なう。通常Stage-Iで検出される SR は複数個であり, その中には真の異常陰影 AS と, そうでないもの(AS 以外の成分図形)とが含まれている。Stage-IIではそれらの各々が真に異常であるか否かを検定し, それらの結果を総合して診断を行なう。

$AISCR-V2$ サブシステムⅢでは, AS の定義として, 7.6.2の定義1を用いているため, 各 SR の検定は, それらを以下の2つの類 C_1, C_2 のいずれかに分類することに帰着される。

$$\left\{ \begin{array}{l} C_1 \text{ (正常)} : \left\{ \begin{array}{l} \text{正常な血管影 (VSL)} \cdots \cdots I L R \text{ 内} \\ \text{正常な背部肋骨 (DR)} \\ \text{" 前胸部肋骨 (VR)} \\ \text{" 肋骨交差部 (CR)} \end{array} \right\} \cdots \cdots M L R \text{ 内} \\ C_2 \text{ (異常)} : C_1 \text{ 以外のものすべて} \end{array} \right.$$

SR の精密検査は, Stage-Iから送られる各 SR の特徴量と, サブシステムⅡから送られる各種の情報を利用して実行される。図7.37に示すように, SR の精密検査は, 主として面積テスト($Area\ test, A-test$), 位置テスト($Location\ test, L-test$), およ

び、濃度値テスト (*Density test, D-test*) から構成されている。図 7.37 は 1 つの *SR* についての精密検査の手順を示したものであり、*Stage-I* から送られる *SR* が複数個の場合には、すべての *SR* についてこの手順がくり返し適用される。図中の①および②は、それぞれの判定における判定結果であり、①は“無罪 (*Innocent*)”，②は“有罪 (*Guilty*)”を意味する。^{*}

最初に *A-test* (1) で微細な *SR* を除去した後、*L-test* (2) によって *SR* を *ILR* 内のもの (*SR-I* とおく) と、*MLR* 内のもの (*SR-M*) とに分類し、^{**} それぞれ異なる方法によって検定を行う。すなわち、まず *SR-I* に対しては、*A-test* (2) だけで、ただちに①か②かが判定される。これに対して、*SR-M* は 4 つの部分 (*SR-L*, *SR-D*, *SR-V*, *SR-C*) に分割され、それぞれに対して検定が行われる。そして、4 種類の検定結果がすべて①である場合にのみ、その *SR-M* は①と判定され、それ以外の場合はすべて②と判定される。

以下で、これらの検定の内容について詳しく述べる。

* 1 つの *SR* についての判定結果を“無罪” (*Innocent*) および“有罪” (*Guilty*) で、また、1 枚の写真全体についての判定結果を“正常” (*Normal*) および“異常” (*Abnormal*) で表わすことにする。

** 各 *SR* を *SR-I* か *SR-M* のいずれかに分類するのであって、1 つの *SR* を *SR-I* と *SR-M* の 2 つの部分に分割するわけではない。この分類方法については、7.6.4.2 を参照。

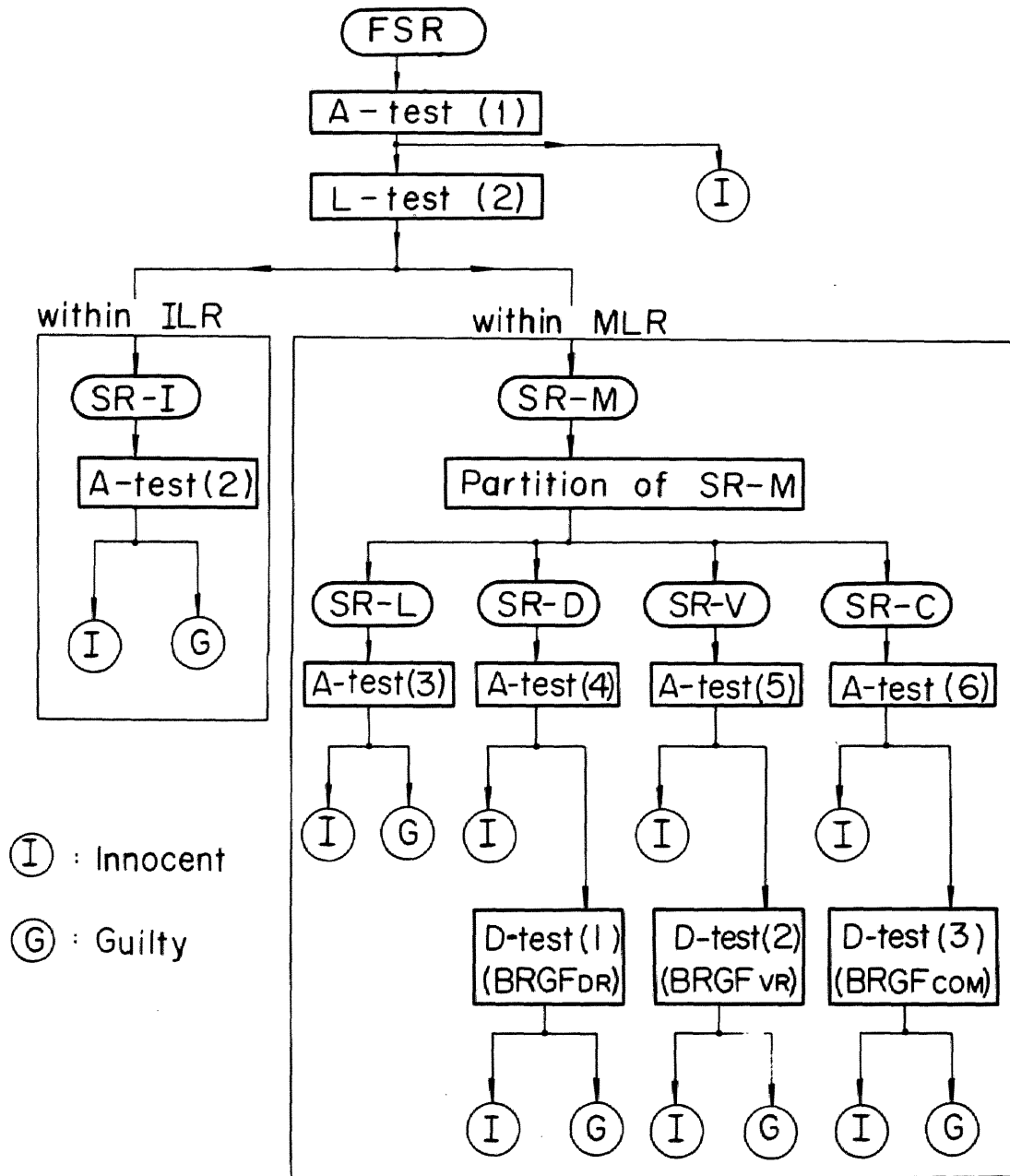


Fig 7.37 Test of a SR in Stage - II of AISCR-V2. SUBSYSTEM-III

図 7.37 AISCR-V2・サブシステムⅢの Stage - II における SR の精密検査

7.6.4.2 SRのテスト(位置テスト, 面積テスト, および濃度値テスト)

[1] A-test (1)

Stage - IIでは最初に面積テスト(A-test (1)とよぶ)を行ない, 微細なSRを除去する。すなわち, あるSRの面積が閾値 T_1 より小さい場合にはただちにそのSRは①, すなわち"無罪"と決定し, 次のSRの検定に移る。また, T_1 以上である場合には以下の手順に従って詳しい検定を行なう。

[2] L-test (2)

Stage - Iで検出されてStage - IIに送られるSRはすでにMILR内に限定されている。そこで, Stage - IIでは, SRをILR内のものとMLR内のものに分類し, それぞれ異なる検定方法を適用する(後に述べるようにILR内のSRに対しては, 主として正常な血管影とみなせるか否かの検定を行ない, MLR内のSRに対しては, 主として正常な肋骨像とみなせるか否かの検定を実行する。なお, ILRとMLRの境界線としては便宜的にBOLおよびBHBから定められるBILを使用しているが, 後に述べる識別実験ではほぼ満足すべき結果がえられている。

L-test (2)の具体的方法は次のようである。そのSRが,

- ① MLRに完全に含まれ, しかもBILと接しないとき, →"MLR内"
- ② ILRに完全に含まれるとき, および, たとえ一部分はMLR内に含まれていても, BILと接触または交差するとき "ILR内"

このとき, SRパターン $SR = \{s_{ij}\}$ から, $SR-I$, $SR-M$ をあらわすパターン SR_I , SR_M を作成しておく。

$$\begin{cases} SR \text{ が } ILR \text{ 内のとき} \rightarrow SR_I = SR, SR_M = 0 \\ SR \text{ が } MLR \text{ 内のとき} \rightarrow SR_I = 0, SR_M = SR \end{cases}$$

このように, SR_I と SR_M のいずれか一方の要素はすべて0となることに注意する。

L-test (2)の簡単な例を図7.35に示す。

[3] A-test (2): ILR内のSR($SR-I$)の検定

$SR-I$ に対しては, それが正常な血管影とみなせるか否かの検定を行なう。この検定を厳密に行なうためには, まず血管影の性質を調べることによって識別に有効となる特徴を抽出し, それにもとづいて"正常な血管影"の定義を与える必要がある。AISCRA-V2サブシステムIIIを作成する段階ではまだ詳細な検討がなされていなかったため, "正常

な血管影 " の定義を明確に与えることは行なわず、その代わりに、極端に大きな面積をもつ $SR-I$ は異常と判定するという方式を用いた。すなわち、 $SR-I$ の面積 (パターン SR_I の値 1 の点の個数) が、かなり大きな閾値 T_2 以上であれば "有罪" (*Guilty*-⑥) と決定し、 T_2 未満であれば "無罪" (*Innocent*-⑦) と決定する。これを面積テスト (2) (*Area test* (2), *A-test* (2)) とよぶ。

なお、肺のいずれかの部分に何らかの異常が存在する試料では血管影が腫脹する傾向があり、また肺門リンパ線炎 (サルコイドシス) 等では明確な肺門部血管影の腫脹が観測されることから、この方式は単純であるにもかかわらず、はっきりした症例に対してはかなり有効である。ただし、この面積のみによる判定方式は、異常を検出するための必要条件の 1 つに過ぎず、たとえその $SR-I$ の面積が T_2 より小さくとも異常である場合もあり得るため、これを判定するための詳細な方法の開発は、今後の重要な課題の 1 つとして残されている。

[4] *L-test* (3): *MLR* 内の SR ($SR-M$) の、位置によるテスト

$SR-M$ に対しては、それが正常な肋骨像の一部であるとみなせるか否かの検定を行なう。サブシステム II において非常に複雑な手順を通して識別される背部肋骨 (DR) および前胸部肋骨 (VR) の情報はこの検定において最も重要な役割をはたす。

まず、 $SR-M$ を、肺野 (LF)、背部肋骨 (DR)、前胸部肋骨 (VR)、肋骨交差部 (CR) に属する 4 つの部分に分け、それらをそれぞれ $SR-L$, $SR-D$, $SR-V$, $SR-C$ とよぶ。これらの形をあらわす 2 値パターン SR_L , SR_D , SR_V , SR_C は、 $SR-M$ の形をあらわす 2 値パターン $SR_M = \{s_{Mij}\}$ と、背部肋骨境界線 (BDR) および前胸部肋骨境界線 (BVR) の情報を用いて作成される (図 7.38 参照)。

(1) $SR_L = \{s_{Lij}\}$,

$$s_{Lij} = \begin{cases} 1 : s_{Mij} = 1 \text{ かつ点 } (i, j) \in LF \\ 0 : \text{その他} \end{cases}$$

(2) $SR_D = \{s_{Dij}\}$,

$$s_{Dij} = \begin{cases} 1 : s_{Mij} = 1 \text{ かつ点 } (i, j) \in DR \\ 0 : \text{その他} \end{cases}$$

(3) $SR_V = \{s_{Vij}\}$,

$$s_{Vij} = \begin{cases} 1 : s_{Mij} = 1 \text{かつ点}(i, j) \in VR \\ 0 : \text{その他} \end{cases}$$

(4) $SR_C = \{s_{Cij}\}$,

$$s_{Cij} = \begin{cases} 1 : s_{Mij} = 1 \text{かつ点}(i, j) \in CR \\ 0 : \text{その他} \end{cases}$$

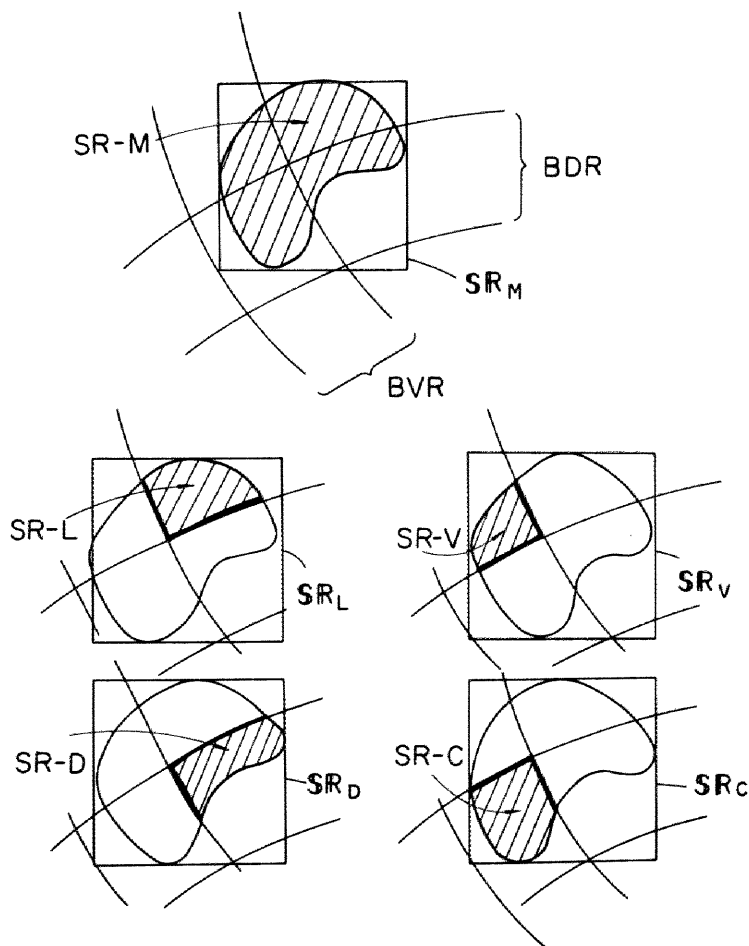


Fig 7.38 Partition of a SR-M

図 7.38 SR-Mの分割

SR_L, SR_D, SR_V, SR_Cはいずれも SR_Mと同じく l_I 行 l_J 列の2値パターンであり, 対応する部分がない場合にはその要素の値はすべて0となる。例えば, SR_Mが BDR, BVRのいずれによっても分割されない場合には, SR_L, SR_D, SR_V, SR_Cのうち1つだけが SR_Mと同じになり, 残りの3つの要素はすべて0となる。このようにして, MLR

内の SR ($SR-M$) は、それぞれ LF , DR , VR , CR に属する部分に分解された後、以下の 4 種類の手順 ([5]~[8]) によって検定を受ける。

[5] $SR-L$ の検定: ($A-test(3)$)

SR_M を肋骨境界線 (BDR , BVR) で分割することによって作られた 4 種類の 2 値パターン SR_L , SR_D , SR_V , SR_C の中で、 SR_L の検定は最も単純である。 $AISCR-V2$ サブシステム III で扱う異常陰影を定める定義 1 によれば、 SR_L に値 1 の要素があれば、それはただちに異常陰影と判定されるべきものである。実際には少し余裕をもたせて、 SR_L の要素の中で、値 1 のものの数 ($SR-L$ の面積) が閾値 T_3 以上であれば、ただちにこの $SR-L$ は "有罪" (*Guilty*) と決定し、 T_3 未満であれば、"無罪" (*Innocent*) と決定する。この判定を、面積テスト(3) ($Area\ test(3)$, $A-test(3)$) と呼ぶ。 SR_L が値 1 の要素をもつ場合、直ちに "有罪" とせず、わざわざ $A-test(3)$ を行うのは、 BDR , BVR のわずかなずれにより生ずる誤りを防止するためである。なお、この場合の閾値 T_3 は、 $A-test(1)$ の場合の閾値 T_1 以下にとる ($T_3 \leq T_1$) のが妥当である (ただし、本文の実験は $T_3 = T_1$ として行なった)。

[6] $SR-D$ の検定: ($A-test(1)$)

次に SR_D に着目する。これは SR_M のうち背部肋骨 (DR) と重なっている部分の形をあらわしており、これが真の異常陰影と背部肋骨影との重なりによるものか、あるいは背部肋骨影のみによるものかを調べる必要がある。まず面積テスト(4) ($A-test(4)$) を適用する。この目的は $SR-L$ の場合 ($A-test(3)$) と同様である。次に、面積が閾値 T_3 以上となる場合にのみ、以下に述べる濃度値テスト(3) ($Density\ test(1)$, $D-test(1)$) を適用する (図 7.39 参照)。

$D-test(1)$ は、原パターンにおける異常陰影の濃度と背部肋骨像の濃度の加法性の仮定 (6.3.3 参照) にもとづいており、背部肋骨の接線方向に沿っての変換ブリッジフィルタリング (*Bridge Filtering along Dorsal portions of ribs - BRGF_{DR}*) $\omega_{D_2}[5, 5; v_1, v_2]$ により実行される。このもようを、図 7.40(a) を例にとって説明しよう。

まず、サブシステム II から送られる背部肋骨係数の中で、その SR の位置に対応する背部肋骨係数を (a_D, x_0, y_0) とする。サブシステム II の場合と同様に、水平(i)方向を x 軸、

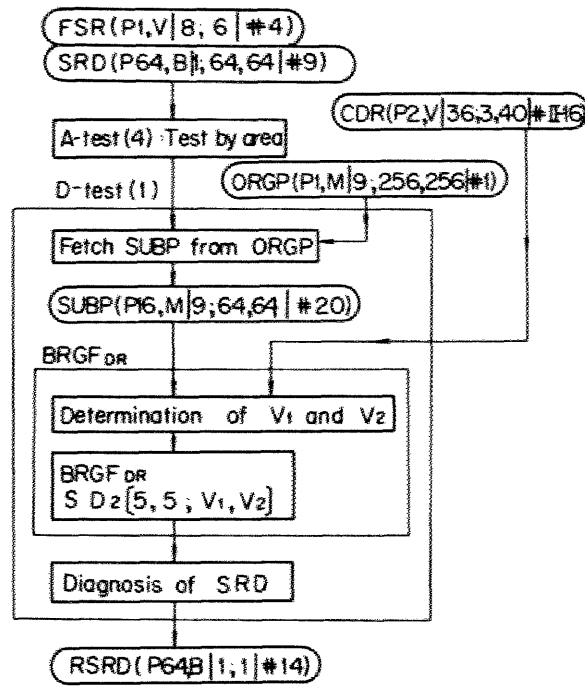


Fig. 7.3 9 Block diagram of D-test (1)

☒ 7.3 9 D-test (1)のブロック図 (D-test (2)もほぼ同様)

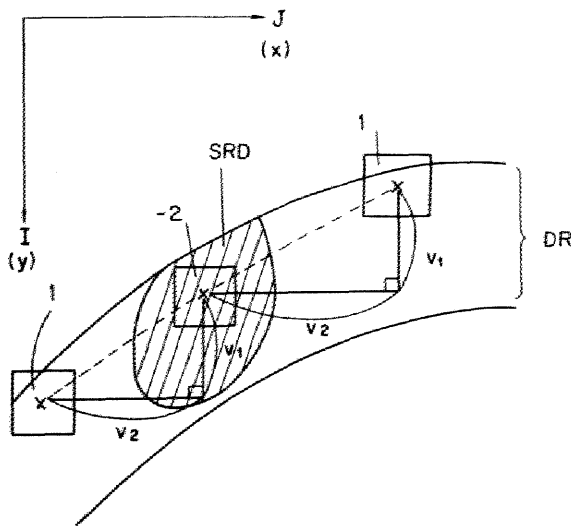


Fig. 7.4 0(a) D-test(1) : Variable Bridge Filtering along Dorsal Portions of ribs (BRGF_{DR})

☒ 7.4 0(a) D-test(1) : 背部肋骨の接線方向に沿っての可変ブリッジフィルタリング (BRGF_{DR})

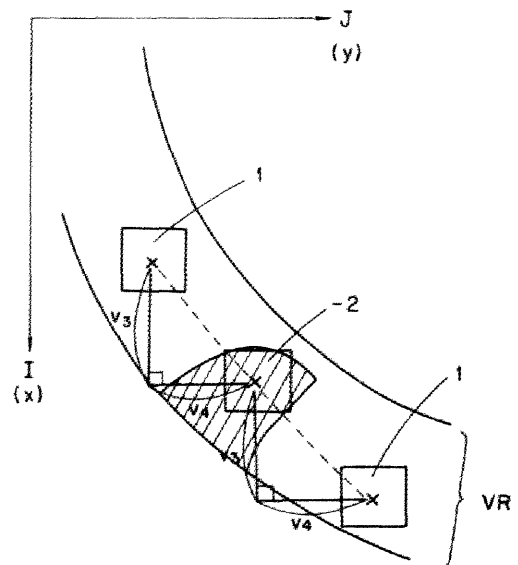


Fig.7.4 0(b) D-test(2) : Variable Bridge Filtering along Ventral Portions of ribs (BRGF_{VR})

☒ 7.4 0(b) D-test(2) : 前胸部肋骨の接線方向に沿っての可変ブリッジフィルタリング (BRGF_{VR})

垂直(i)方向を y 軸にとれば, 対応する背部肋骨境界線は,

$$y = c_D (x - x_0)^2 + y_0 \quad (7.6.1)$$

で表わされるから, 点 (i, j) における接線の傾き S_D は,

$$S_D = 2a_D(j - x_0) \quad (7.6.2)$$

となる。BRGF_{DR} は, $\mathcal{D}_2[5, 5; v_1, v_2]$ を, この接線方向に適用するものであり, そのパラメータ v_1, v_2 は, 次式で定められる。

$$\left. \begin{array}{l} v_2 = 12 \text{ (固定)} \\ v_1 = v_2 \times S_D \end{array} \right\} \quad (7.6.3)$$

実際の手順としては, まず, 点 (I_0, J_0) を中心とする適当な大きさ (具体的には, $(I_J + 24$ 行, $(I_J + 24)$ 列) の原パターン $G_D = \{g_{Dij}; I_1 - 12 \leq i \leq I_2 + 12, J_1 - 12 \leq j \leq J_2 + 12\}$ を切り出し, それに上記のフィルタ (BRGF_{DR}) を適用する。次に, そのフィルタ出力の中で, SR_D の位置と一致する部分を $G'_D = \{g'_{Dij}; I_1 \leq i \leq I_2, J_1 \leq j \leq J_2\}$ とおくと, 次式によって判定を行う。

$$\left\{ \begin{array}{l} n_D \geq T_4 \implies \text{その SRD は "有罪" (Guilty)} \\ n_D > T_4 \implies \text{その SRD は "無罪" (Innocent)} \end{array} \right. \quad (7.6.4)$$

ただし, n_D は, $g'_{Dij} \geq T_D$ かつ $s_{Dij} = 1$, であるような点 (i, j) の個数である ($I_1 \leq i \leq I_2, J_1 \leq j \leq J_2$)。また, T_D と T_4 は適当に定められた閾値である。

上記の判定を D -test (1) と呼ぶ。D-test (1) の具体例を図 7.4 1 に示す。図 7.4 1 (a) が SR-M, 図 7.4 1 (b) が分割された SR (SR-L, SR-D, SR-V, SR-C), 図 7.4 1 (c) が原パターン G_D , 図 7.4 1 (d) が BRGF_{DR} の出力 G'_D , 図 7.4 1 (e) がこの SR に対する判定結果である。この例における SR は実際は肺結核の病巣に相当するものであるが, 上記のテストにより SR-D は "有罪", また同時に SR-L も "有罪", 従ってこの SR は "有罪" と判定されている。

[7] SR-V の検定 (D-test (2))

SR-V は, SRM のうち前胸部肋骨 (VR) 内に属する部分をあらわす。これが真の異常陰影と前胸部肋骨影との重なりによるものか, あるいは前胸部肋骨影のみによるものを調べるには, SR-D の検定の場合と類似の方法を用いる。まず面積テスト (5) (A-test (5)) により, ある閾値 T_3 以上の面積をもつ場合のみに着目し, 前胸部肋骨の接線方向に沿っての変ブリッジフィルタリング (Bridge Filtering along Ventral

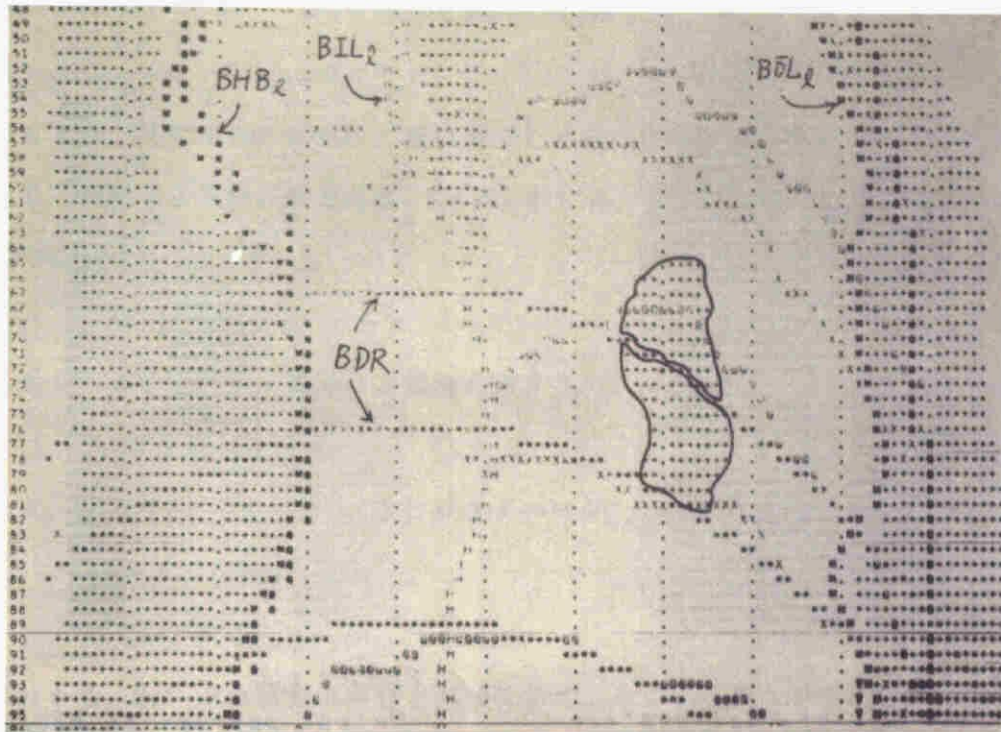


Fig.7.4 1(a) An example of test of a SR
 This SR-M is a actual abnormal shadow (focus of tuberculosis).
 [Sample : DATA3 position: left upper lung

図 7.4 1(a) SRのテストの一例：
 実際の異常陰影（肺結核の病巣）に相当するSR-Mのテスト
 [試料：DATA3 位置：左肺上野

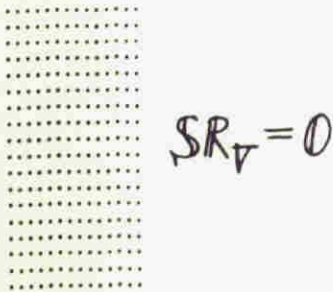
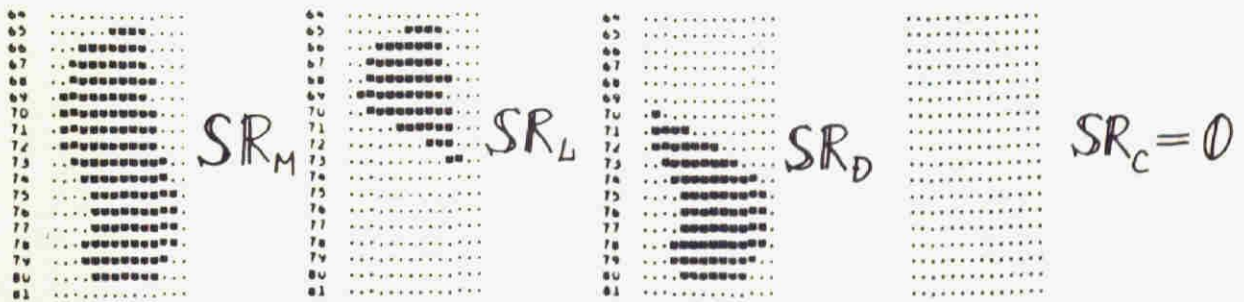


Fig.7.4 1(b) Result of partition of the SR by Borders of Dorsal portions of Ribs(BDR).

図 7.4 1(b) 背部肋骨境界線(BDR)によるSRの分割の結果
 (この例の場合, $SR_C = SR_V = 0$ となる)
 (試料: DATA3)

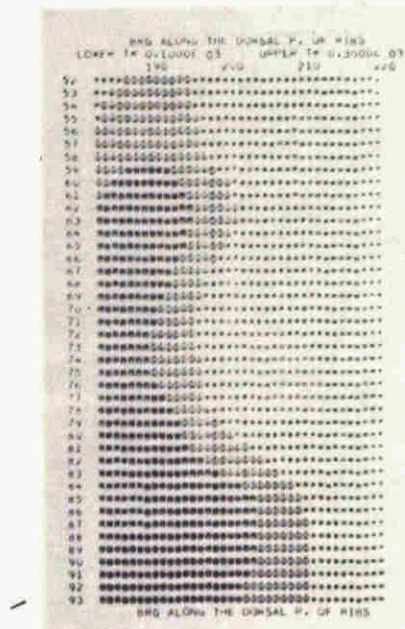


Fig. 7. 4 1 (c)
A part of original pattern
for $BRGF_{DR} (G_D)$

☒ 7. 4 1 (c)
背部肋骨に沿ってのブリッジフィルタ
リング ($BRGF_{DR}$) に使われる原パ
ターンの一部分 (G_D)
(試料: $DATA3$)

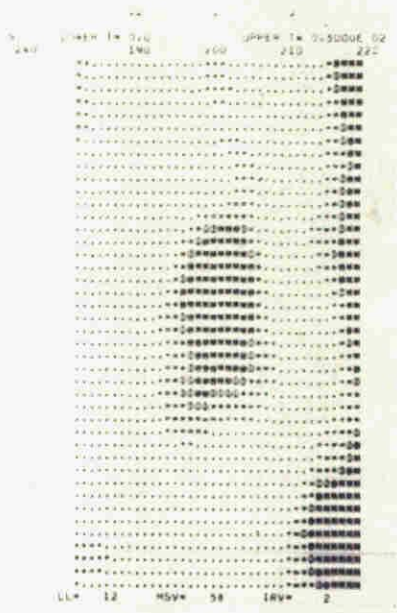


Fig. 7. 4 1 (d)
Output pattern of $BRGF_{DR}$
(G'_D)

☒ 7. 4 1 (d)
 $BRGF_{DR}$ の出力パターン G'_D
(試料: $DATA3$)

Diagnostic Result of a SR

(I_0, J_0) : (72, 199)
SR - L : "Guilty"
SR - C : "Innocent"
SR - D : "Guilty"
SR - V : "Innocent"

Total : This SR is "Guilty"

Fig. 7. 4 1 (e) Diagnostic result of the SR
of Fig 7.4 1(a)

☒ 7. 4 1 (e) ☒ 7. 4 1 (a) の SR の判定結果

portions of ribs - BRGF_VR; $\mathcal{A}D_2[5, 5; v_3, v_4]$) を適用する (図 7.4 0.(b) 参照)。

このときは, [6]の場合とは逆に, 垂直方向 (i 方向) を x 軸, 水平方向 (j 方向) を y 軸にとり, 対応する前胸部肋骨係数 (CVR) を (a_Y, b, c) とおくと, 前胸部肋骨境界線は, 次式で表わされる。

$$y = a_Y \cdot x^2 + b \cdot x + c \quad (7.6.5)$$

これから, 点 (i, j) における接線の傾き S_Y は,

$$S_Y = 2a_Y \cdot i + b \quad (7.6.6)$$

となり, $\mathcal{A}D_2[5, 5; v_3, v_4]$ のパラメータ v_3, v_4 は次式で決定される。

$$\left. \begin{array}{l} v_3 = 12 \text{ (固定)} \\ v_4 = v_3 \times S_Y \end{array} \right\} \quad (7.6.7)$$

これから, SR-D の検定の場合と同様にして, 点 (I_0, J_0) を中心とする適当な大きさ ($(I_1 + 24)$ 行, $(J_1 + 24)$ 列) の原パターン $G_V = \{g_{Vij}; I_1 - 12 \leq i \leq I_2 + 12, J_1 - 12 \leq j \leq J_2 + 12\}$ を切り出して, 上記のフィルタ (BRGF_VR) を適用し, その出力で SR_V と重なる位置に存在する部分を $G'_V = \{g'_{Vij}\}$ とし, 次式に従って判定を行う。

$$\left\{ \begin{array}{l} n_V = T_S \implies \text{その SR-V は "有罪 (Guilty)"} \\ n_V < T_S \implies \text{その SR-V は "無罪 (Innocent)"} \end{array} \right. \quad (7.6.8)$$

ただし, n_V は, $g'_{Vij} \geq T_V$ かつ $sv_{ij} = 1$ なる点の個数である ($I_1 \leq i \leq I_2, J_1 \leq j \leq J_2$)。また, T_V と T_S は前もって定められた閾値である。

[8] SR-C の検定 (D-test (3))

SR-C は, SR-M のうち, 2本の肋骨像 (背部肋骨と前胸部肋骨) の交差部 (CR) に入る部分である。本来, この交差部はたとえそれが正常なものであっても, Stage-I の H. BRGF で検出されやすい性質をもっており, SR-C の大部分は 2本の肋骨像の重なりにより生じたものであるとみてよい。しかし, まれに, 異常陰影 (AS) がこの交差部内に存在していることがあるため, やはり, 各 SR-C についてテストを行い, それが交差した肋骨のみによるものか, あるいはそれと異常陰影との重なりによるものかを調べる必要がある。ここで用いられる SR-C のテストを D-test (3) とよぶ。D-test (3) はその SR-C を中心とする小領域内の原パターンの濃度値を利用して行われる。ただし, ここで,

SR-Cの多くは、MLRの中でも比較的OLRに近い部分で検出され、その付近では、特に水平方向の濃度レベル変動が非常に大きいことに注意する必要がある。

SR-Cの検定(D-test(3))は図7.42の手順に従って行われる。

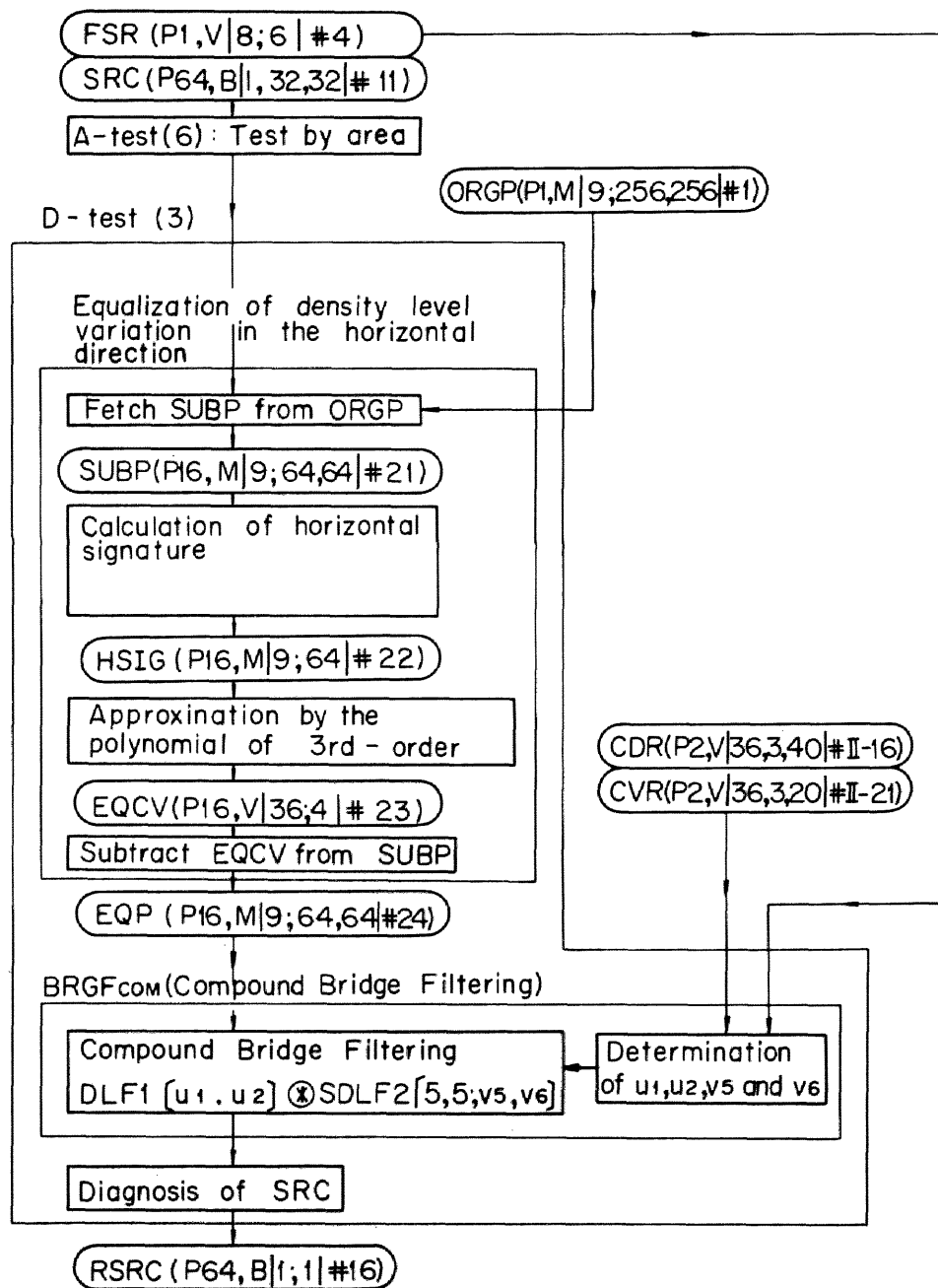


Fig 7.4 2 Block diagram of D-test (3)

図 7.4 2 D-test (3)のブロック図

① 水平方向基本濃度レベル変動の補正

点 (I_0, J_0) を中心とする定められた大きさ (64 行 × 64 列) のパターン $G_C = \{g_{Cij}; I_1 \leq i \leq I_2, J_1 \leq j \leq J_2\}$ を原パターンから切り取って来る。この G_C に対して平滑化を伴う伸縮出力フィルタを適用し、 $\frac{1}{64} \times 1$ 縮小パターン (*Horizontal signature - HSIG*) を求める^{*}。さらに、*HSIG* を最小自乗法によって 3 次多項式で近似して得られる濃度値の補正曲線 (*Equalizing Curve - EQCV*) の各列 (j) における値 $e = \{e_j; J_1 \leq j \leq J_2\}$ を G_C の各点から差し引くことによって、水平方向基本濃度レベル変動の補正を行う。この手順によって得られるパターンを、濃度レベル変動補正済パターン (*Equalized Pattern - EQP*) とよび、 G'_C とおく。すなわち、 G'_C は次式に従って求められる。

$$G'_C = \{g'_{Cij}; I_1 \leq i \leq I_2, J_1 \leq j \leq J_2\},$$

$$g'_{Cij} = g_{Cij} - e_j; (I_1 \leq i \leq I_2, J_1 \leq j \leq J_2)$$

② 複合ブリッジフィルタ (*BRGF_{COM}*)

① で得られる *EQP* に対し、複合ブリッジフィルタ (*Compound Bridge Filter - BRGF_{COM}*) を適用し、その *SR-C* が正常な肋骨交差部分により生じたものとみなせるか否かを調べる。これを行う際に、サブシステム II から送られる肋骨係数 *CDR* および *CVR* が使用される。*BRGF_{COM}* は、前胸部肋骨の接線方向に沿ってのブリッジフィルタ (*BRGF_{VR}*) の出力に対し、背部肋骨の接線方向に沿っての 1 階差分型線形フィルタ (*DLF1*) を適用する操作であり、第 2 章で定義したフィルタの直列合成の記号 \otimes を利用すれば、 $\mathcal{D}_1[u_1, u_2] \otimes \mathcal{D}_2[5, 5; v_5, v_8]$ と表現することができる。さて、*BRGF_{COM}* の出力パターンを $G''_C = \{g''_{Cij}\}$ とおくと、*SR-C* の検定 (*D-test* (3)) は次式で与えられる。

$$\begin{cases} n_C \geq T_S \implies \text{その } SR-C \text{ は "有罪 (} \textit{quilty} \text{) "} \\ n_C < T_S \implies \text{その } SR-C \text{ は "無罪 (} \textit{Innocent} \text{) "} \end{cases} \quad (7.6.9)$$

ただし、 n_C は $g''_{Cij} \geq T_C$ かつ *SR_C* の要素 $s_{Cij} = 1$ なる点 (i, j) の個数である。また、 T_C, T_S は前もって定められた閾値である。

上記の *BRGF_{COM}* による判定は、その *SR-C* が正常な肋骨交差部とみなせるか否かの

* 各列の平均濃度を求めることに等しい。

検定であり、次のように解釈することができる。

まず、上記の $BRGF_{COM}$ の出力パターン G'_C の要素 g'_{Cij} は、図 7.4.3 に示す G'_C 上の 6 点の濃度値 $f_1 \sim f_6$ を用いて、

$$g'_{Cij} = \frac{\{f_3 + f_5 - 2f_1\}}{2} - \frac{\{f_4 + f_6 - 2f_2\}}{2} \quad (7.6.10)$$

と書かれる。

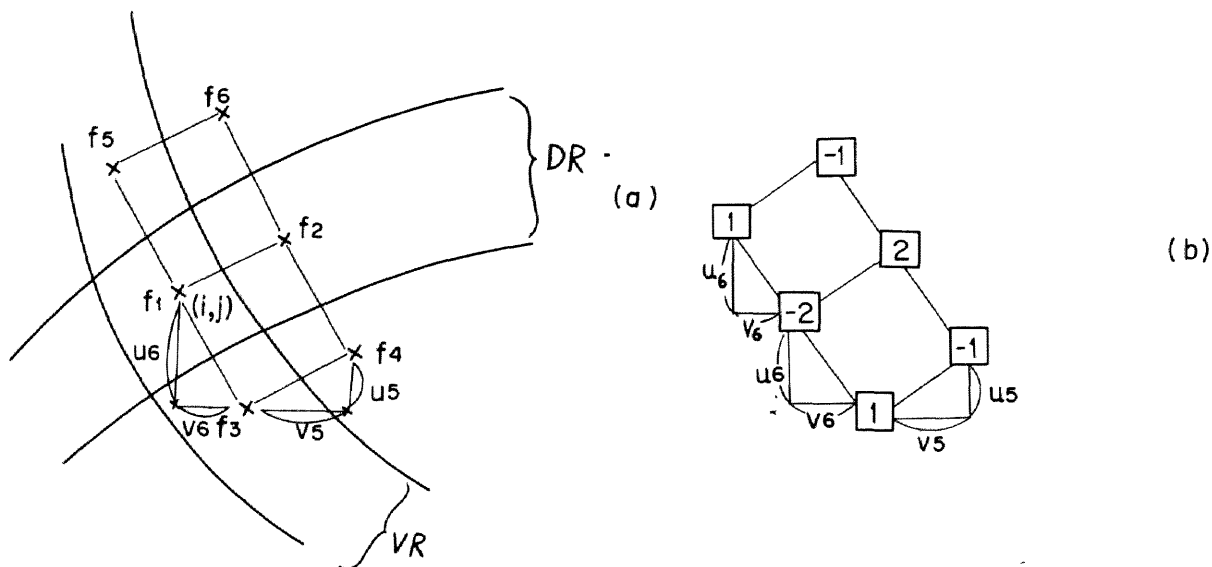


Fig 7.4.3 Test of SR-C (D-test (3))

図 7.4.3 SR-C の検定 (D-test (3))

ここで、式 (7.6.10) 右辺の第 1 項は、前胸部肋骨の外部で推定された背部肋骨の濃度値であり、第 2 項は前胸部肋骨の内部で推定された背部肋骨の濃度値である。従って両者の差である g'_{Cij} は、肋骨交差部内における背部肋骨の濃度値と、肋骨交差部外における背部肋骨の濃度値との差に相当し、これが 0 に近い程その交差部は正常である可能性が高くなる。もし交差部内に濃度値 D_f の異常陰影が存在すれば $g'_{Cij} = D_f$ となるはずであり (実際には、濃度値の変動、雑音などによりばらつきが生ずる)、 g'_{Cij} の値が大きくなれば、その交差部は "有罪" (異常陰影が存在する) である可能性が高くなる。

なお、7.6.7 で述べる識別実験においては、 D -test (3) は式 (7.6.9) を使用せず、便宜的に次式を利用して実行した。

$$\begin{cases} g'_{Cij} \geq T_C & \longrightarrow \text{その SR-C は "有罪 (Guilty)"} \\ g'_{Cij} < T_C & \longrightarrow \text{その SR-C は "無罪 (Innocent)"} \end{cases} \quad (7.6.11)$$

ここで、 I_0 、 J_0 は7.6.3の〔3〕で定義したSRの存在範囲の中心位置を与える座標値である。ただし、やはり、式(7.6.11)の判定法は不正確となりやすいため、今後は式(7.6.9)の判定法が用いられることとなる。

図7.4.4にD-test(3)の具体例を示す。図7.4.4(a)がSR-M、図7.4.4(b)が分割されたSR、図7.4.4(c)が原パターン G_C 、図7.4.4(d)が列平均濃度HSIGおよび水平方向濃度レベル変動補正曲線e、図7.4.4(e)が水平方向濃度レベル変動補正済パターン G'_C 、図7.4.4(f)がこのSRに対する判定結果である。この例のSRは実際は正常な肋骨交差部に相当するものであり、上記の判定により正しく“無罪”と判定されている。

〔9〕MLR内のSR(SR-M)の判定

MLR内のSRパターン SR_M を、〔4〕のL-test(3)で分割して得られる4種類のパターン SR_L 、 SR_D 、 SR_V 、 SR_C をそれぞれ〔5〕～〔8〕の方法でテストした結果が、すべて“無罪”であった場合にのみ、そのSRは“無罪”と決定し、4種類のテストの結果が1つでも“有罪”であれば、そのSRは“有罪”と決定する。

〔10〕Stage-IIの総合判定

上記〔1〕～〔9〕の方法に従って、Stage-Iで検出された各SRを1つずつ検査し、すべてのSRが“無罪”と判定された場合にのみその写真の肺野内は“正常”であると決定し、1つでも“有罪”と判定されたSRがある場合には、その写真の肺野内は“異常”であると決定する。

7.6.4.3 SRの濃度値テストで用いられるブリッジフィルタの能力評価

ここで、サブシステムⅢ・Stage-IIにおけるSRの精密検査の手段として利用されている3種類のフィルタ、すなわち、背部肋骨像に沿ったブリッジフィルタ $BRGF_{DR}$ 、前胸部肋骨に沿ったブリッジフィルタ $BRGF_{VR}$ 、および、複合ブリッジフィルタ $BRGF_{COM}$ の能力について考察しておく。

① $BRGF_{DR}$ と $BRGF_{VR}$ の能力評価

7.6.4.2の〔6〕と〔7〕でも述べたように、 $BRGF_{VR}$ は背部肋骨(DR)の接線方向に、また $BRGF_{DR}$ は前胸部肋骨(VR)の接線方向に適用するという違いがあるだけで、本質的には両者は同様の操作である。しかも、たとえば、図7.4.5(a)に示すように、その付近に存在する図形成分が1本の背部肋骨(または1本の前胸部肋骨)と、異常陰影のみである、という場合に限れば、ブリッジフィルタのもつ1次以下の濃度レベル変動除去能力に

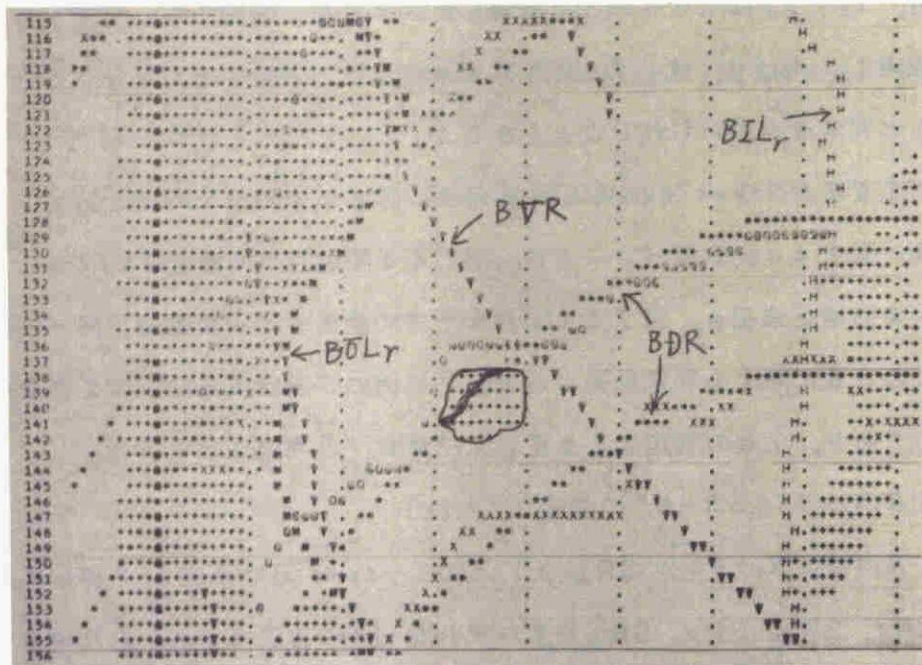


Fig. 7. 4 4 (a) An example of test of a SR.
 This SR-M really is a normal crossing portion of ribs.
 { Sample : DATA16 (Normal)
 Position : right lung

図 7. 4 4 (a) SR のテストの一例：
 正常な肋骨交差部に相当する SR のテスト
 { 試料：DATA16 (正常)
 位置：左肺中野

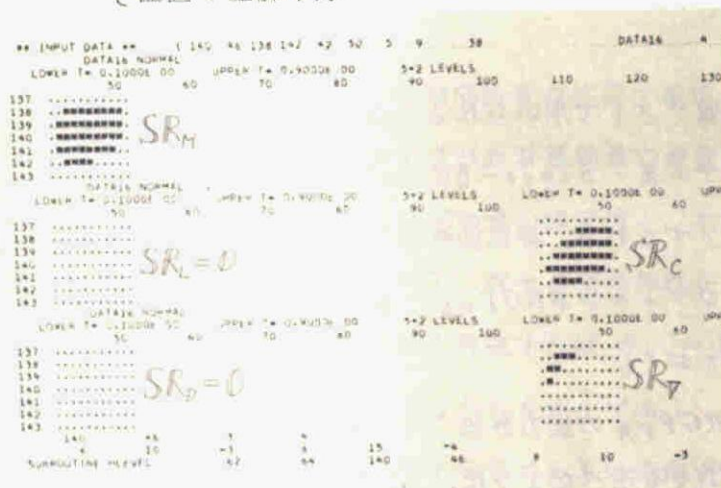


Fig. 7. 4 4 (b) Result of partition of the SR by BDR and BVR.

図 7. 4 4 (b) 背部肋骨境界線 (BDR) と前胸部肋骨境界線 (BVR) による SR の分割の結果 (試料：DATA16)

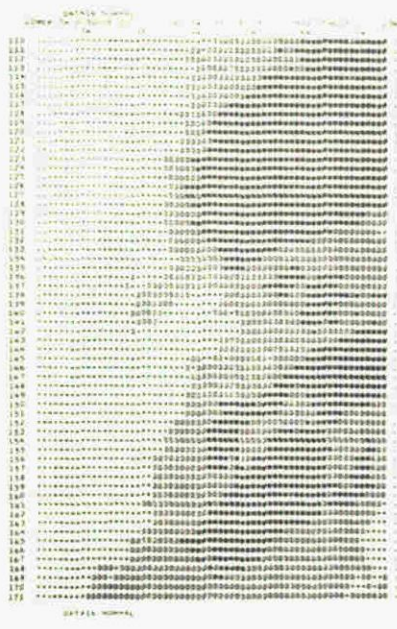


Fig.7.4 4(c) A part of original pattern for BRGF_{COM} (G_C)

図 7.4 4(c) 複合ブリッジフィルタリング(BRGF_{COM})に
に使われる原パターン的一部分(G_C)
(試料: DATA16)

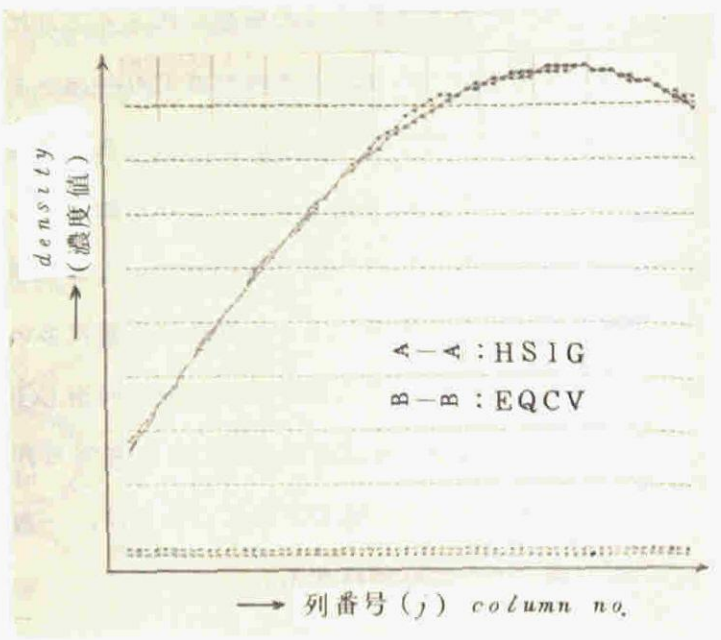


Fig 7.4 4(d) Horizontal Signature(HSIG) and Equalizing Curve(EQCV)

図 7.4 4(d) 列平均濃度HSIGと、濃度レベル変動補正曲線EQCV。
(試料: DATA16)

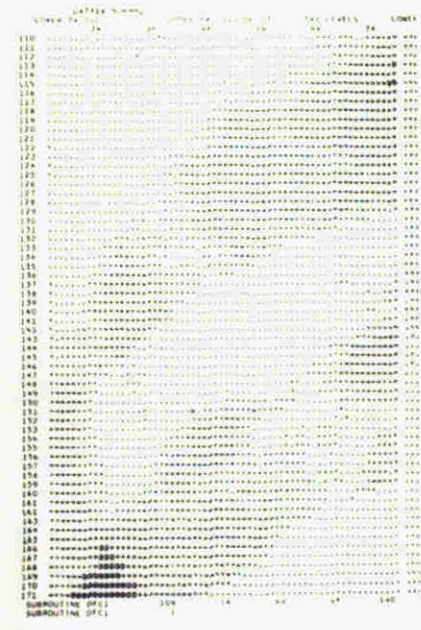


Fig.7.4 4(e) Equalized pattern G_C

図 7.4 4(e) 水平方向濃度レベル変動補正されたパターンG_C
(試料: DATA16)

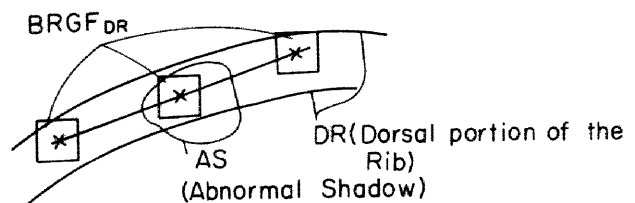
Diagnostic Result of a SR
 (I₀ , J₀) : (140 , 46)
 SR - L : "Innocent"
 SR - C : " " "
 SR - D : " " "
 SR - V : " " "
 Total : This SR is "Innocent"

Fig 7.4 4(f) Diagnostic result of the SR of Fig.7.4 4(a).

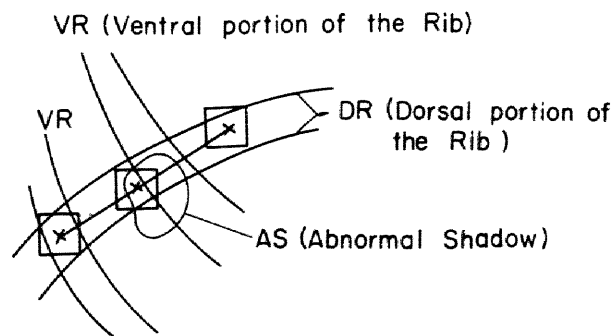
図 7.4 4(f) 図 7.4 4(a)のSRの判定結果

よって、これらの肋骨像の影響はほとんど0に近くなり、 $H.BRGF$ の場合と同様、第3章で行った $SDLF2$ の塊状図形検出能力の評価をそのまま適用することができる。この場合の $BRGF_{DR}$ または $BRGF_{VR}$ は、表3.3の等損失ベイズ決定における誤り確率から知られるように、きわめて能力が高いことが知られる。

しかし、現実には、図7.45(a)のような理想の場合だけではなく、付近の肋骨像など、他の成分図形が隣接している場合も非常に多い。また、 $BRGF_{DR}$ （または $BRGF_{VR}$ ）の適用方向が対応する肋骨像の接線方向から少しずれた場合や、肋骨交差部に近い場合などは、かなり複雑な状態になることも考えられる（例えば、図7.45(b)）。しかし、そのような複雑な場合の能力評価については、一般的な形での能力評価を行うことは困難であるため、ここでは省略する。



(a)



(b)

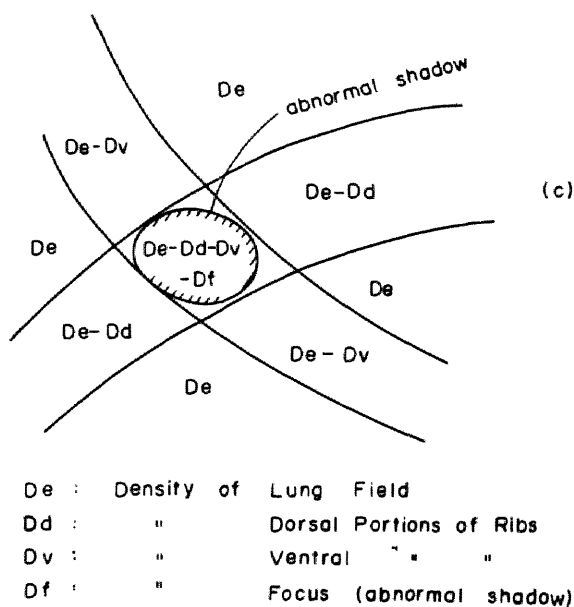
Fig.7.45 Ability evaluation of $BRGF_{DR}$ or $BRGF_{VR}$

図 7.45 $BRGF_{DR}$ あるいは $BRGF_{VR}$ の能力評価

② $BRGF_{COM}$ の能力評価

$BRGF_{COM}$ は、 $\mathcal{D}_1[u_1, u_2] \otimes \mathcal{D}_2[5, 5; v_5, v_6]$ で定義される。これは、 $BRGF_{VR}$ の

出力パターンに対して u_1, u_2 を適用することに相当する。BRGF_{COM} の能力評価においては、いくらでも複雑な場合を想定することはできるが、ここでは図 7.4.6 のように、最も理想化された単純な場合の評価を行うにとどめる。



(Df > 0 : 異常陰形存在
 = 0 : " せず。

Fig.7.4.6 A Simplified pattern model for the ability evaluation of BRGF_{COM}.

図 7.4.6 BPGF_{COM} の能力評価のための簡単化されたパターン模型

図 7.4.6 の模型においては、背部肋骨の濃度値を D_d , 前胸部肋骨の濃度値を D_v , 異常陰影の濃度値を D_f (異常陰影が存在する場合には $D_f > 0$, 存在しない場合には $D_f = 0$ とする), 肺野の濃度値を D_e とおき, これらはすべて肋骨交差部の付近で一定値をもつものと仮定する (これらは, 水平方向の濃度レベル変動を補正して得られる G'_C に対する模型と考えてよい)。

このとき, 点 (I_0, J_0) における BRGF_{COM} の出力 $g_{CI_0J_0}$ は, 式 (7.6.10) に,

$$\left. \begin{aligned} f_1 &= D_e - D_d - D_v - D_f \\ f_2 &= D_e - D_d \\ f_3 &= D_e - D_v \\ f_4 &= D_e \\ f_5 &= D_e - D_v \\ f_6 &= D_e \end{aligned} \right\} \quad (7.6.12)$$

を代入することにより、容易に、 $g_{CI_0J_0} = D_f$ となることが知られる。

さて、上記の議論では、雑音の存在しない場合を考えたが、次に、図 7.4.6 の図形の各点に、平均値 0、分散 σ^2 の加法的ガウス雑音を加わった場合を考えると、 $g_{CI_0J_0}$ は、平均値 D_f 、分散 $\frac{3}{25}\sigma^2$ の正規分布に従う。これまでの評価と同様に $\sigma = 1.0$ とおき、 $D_f = 1.0, 2.0, 3.0$ について、等損失のベイズ決定（第 3 章参照）を行う場合の誤り確率 $Pe I = Pe II = \Phi(-D_f / (4\sqrt{3}))$ を計算すると、表 7.3 を得る。これから、異常陰影の濃度値 D_f が 3.0 以上であればほぼ確実に正しい判定結果が得られることがわかる。

表 7.3 複合ブリッジフィルタ (BRGF_{COM}) の能力評価

Table 7.3 Ability evaluation of BRGF_{COM}
(compound bridge filtering).

D_f	$Pe I = Pe II = \left(-\frac{D_f}{2(2\sqrt{3})} \right)$
1.0	$(-1.443) = 0.075$
2.0	$(-2.886) = 0.002$
3.0	$(-4.330) = 10^{-6}$

7.6.5 心陰影輪郭線 I, II (BH, BHB) の比較による肺野内異常陰影の識別

7.6.3 と 7.6.4 で、サブシステム III の主要な部分を占める Stage-I と Stage-II について述べた。本節では心陰影輪郭線 I, II (BH, BHB) の比較による、特殊な異常陰影の識別方法について述べる。

サブシステム III・Stage-I では、異常陰影の検出方法として水平方向ブリッジフィルタ $H.BRGF(\mathcal{A}\mathcal{D}_2[5, 5; 0, 12])$ を使用しており異常陰影と思われる部分はすべて主および内側肺領域 MILR 内の異常陰影候補領域 (SR) という形で抽出される。従って、MILR の境界線を与える BOL と BHB よりも外側にある異常陰影は検出することができない。特に、サルコイドーシス等により生ずる肺門部付近の大きな異常陰影は、たとえ $H.BRGF$ によって検出されても、BHB 自身がその陰影のために大きくずれて識別されるために、MILR の外側にあると判定されてしまう場合が多い。

このような場合には、 BHB 自身をある基準で判定することにより異常陰影を検出することが考えられる。そのための一つの方法として、 $AISCR-V2$ ・サブシステムⅢでは、 BHB を BH と比較する方法を用いる。第3章および7.4でも述べたように、異常所見のない胸部X線写真においては、 BHB と BH はほとんど一致することが確かめられている。これに対して、上記のような異常陰影が存在する場合には、 BH と BHB の間にかなり大きなずれが生ずる。従って、このずれの程度を検査することにより、異常陰影の有無をある程度推定することができる。

一例を図7.47に示す。これはサブシステムⅠの識別結果である BH と BHB をならべて示したものであり、実線が BH 、破線が BHB をあらわす。

さて、両者のずれの程度を調べるための判定関数としては、以下のようなものが考えられる。 BH および BHB の、第 i 行における列番号(j)をそれぞれ、 $a_i, b_i, (1 \leq i \leq i_E)$ とおくと、

$$g_w = \max_{1 \leq i \leq i_E} |a_i - b_i| \quad (7.6.12)$$

$$g_a = \sum_{i=1}^{i_E} \{|a_i - b_i|\} \quad (7.6.13)$$

$$g_l = \max_{1 \leq i \leq i_E} \{l \mid |a_k - b_k| \geq c \text{ for all } k = i+1, \dots, i+l\} \quad (7.6.14)$$

検討の結果、これらの中では式(7.6.14)の g_l が最も有効であることが知られたため、現在の $AISCR-V2$ ・サブシステムⅢではこれを用いている。この g_l は、 BH と BHB の列(j)方向のずれが閾値 C 以上となるような部分の行(i)方向の長さの最大値を表わしている。この g_l による判定結果を表7.4に示しておく。

7.6.6 実験結果

$AISCR-V2$ ・サブシステムⅢの能力を調べるための異常陰影識別実験を、16例の試料(図6.1および表6.1参照)を使用して行った。これまで述べてきたように、サブシステムⅢの処理は、他のサブシステムの識別結果を利用して行うことが必要であり、またそれらの識別結果の良否により、サブシステムⅢの識別結果は大きく変動する。本文の実験では、胸部X線写真の処理の全過程を $AISCR-V2$ で自動的に実行するために、サブシステムⅢ

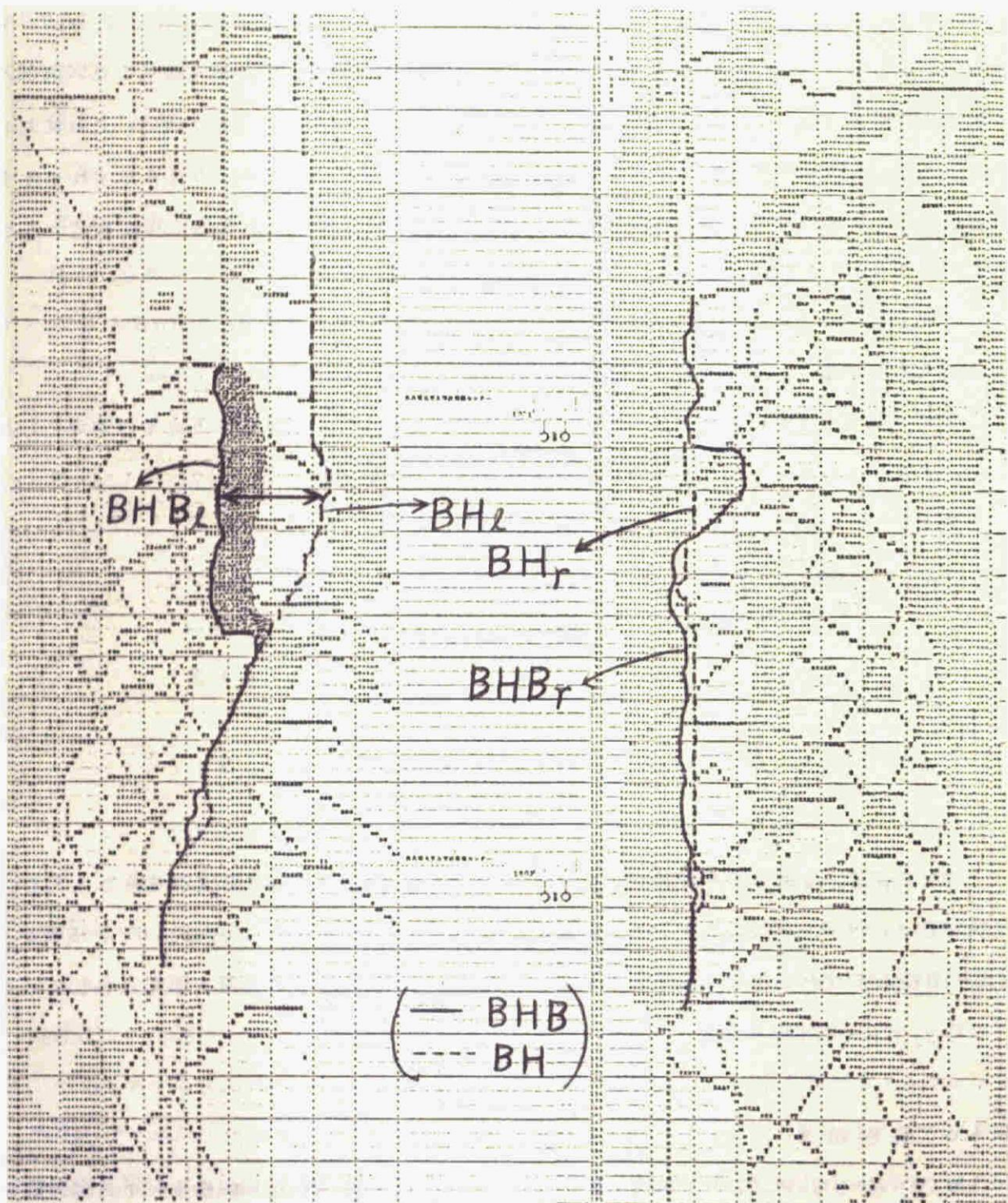


Fig.7.4 7(a) Detection of abnormality by comparing BH with BHB (sample : DATA4)

図 7.4 7(a) BHとBHBの比較による異常の検出例 (試料: DATA4)

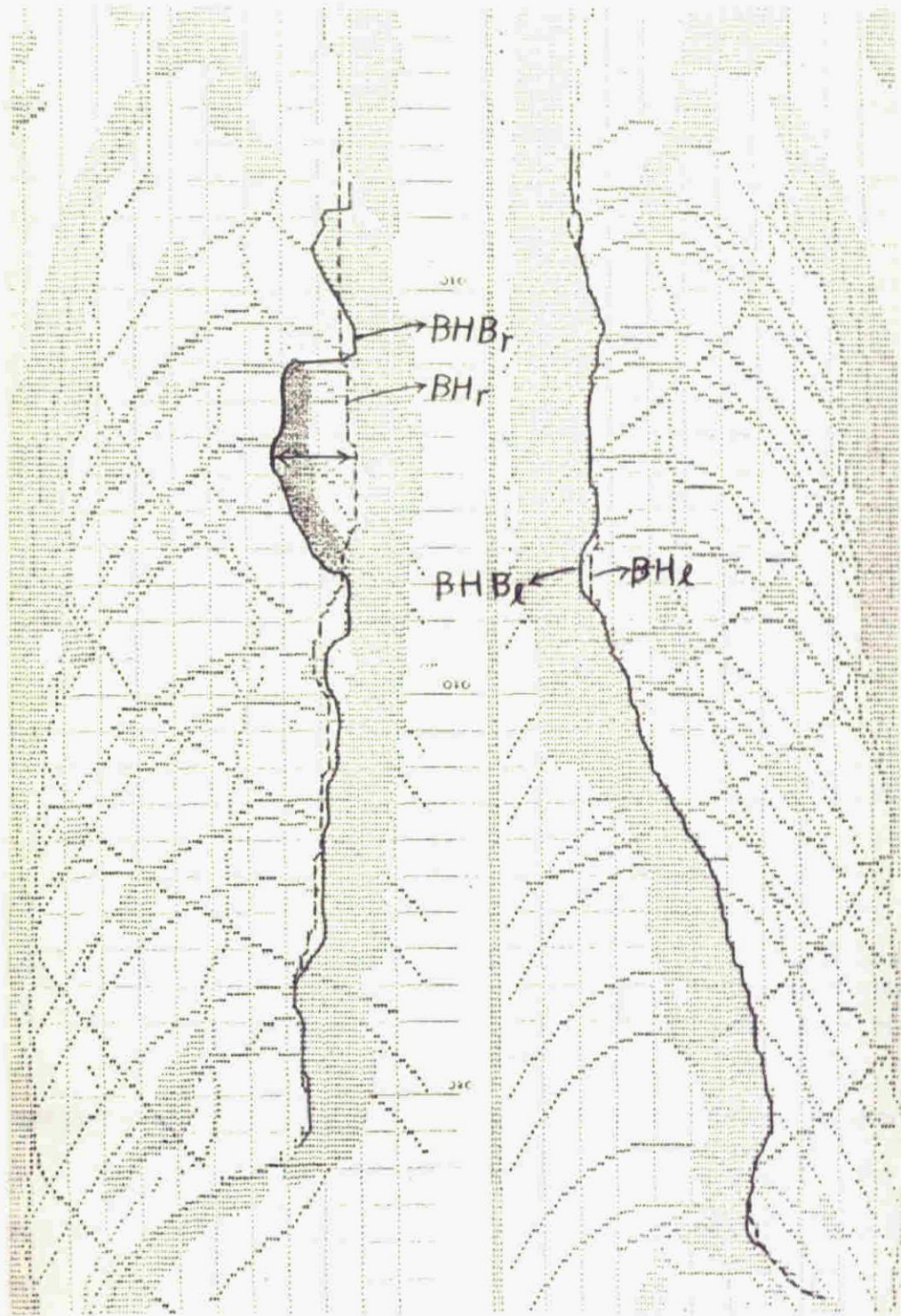


Fig 7.47(b) Detection of abnormality by comparing BH with BHB (sample: DATA14).

図 7.47(b) BHとBHBの比較による異常の検出例 (試料: DATA14)

表 7.4 BHとBHBの比較による肺野内異常陰影の識別結果

Table 7.4 Detection of abnormality in pulmonary hilum depending on BH and BHB

試料名	g_w		g_l	
	$= \max_{1 \leq i \leq i_E} a_i - b_i $		$= \max_{1 \leq i \leq i_E} \{ l \mid a_k - b_k \geq 15, \text{ for all } k = i + 1 \dots, i + l \}$	
	右 肺	左 肺	右 肺	左 肺
DATA 1	6	7	0	0
" 2	2	8	0	0
" 3	4	8	0	0
" 4*	<u>2 5</u>	1 4	<u>4 6</u>	2**
" 5	6	6	0	0
" 6	6	6	0	0
" 7	1	5	0	1
" 8	7	5	0	0
" 9	8	6	0	0
" 10	7	4	0	0
" 11	6	2 0	0	3
" 12	6	1 0	0	0
" 13	5	4	0	0
" 14*	<u>2 3</u>	4	<u>2 4</u>	0
" 15	2 0	1 8	8	9
" 16	4	6	0	0

* : 右肺の肺門部に異常を有する試料

** : 左肺・肺門部の陰影は、ILR内のSRとして検出され、異常と判定されている。

の実験においては、サブシステムⅠ、Ⅱの結果を（たとえそれらが誤った識別結果であっても）そのまま使用した。従って、以下に示す実験結果は、純粹にサブシステムⅢのみの能力ではなく、むしろAISC-RV2全体の異常陰影識別能力を示していることに注意する必要がある。

(a) AISC-RV2・サブシステムⅢの実験結果

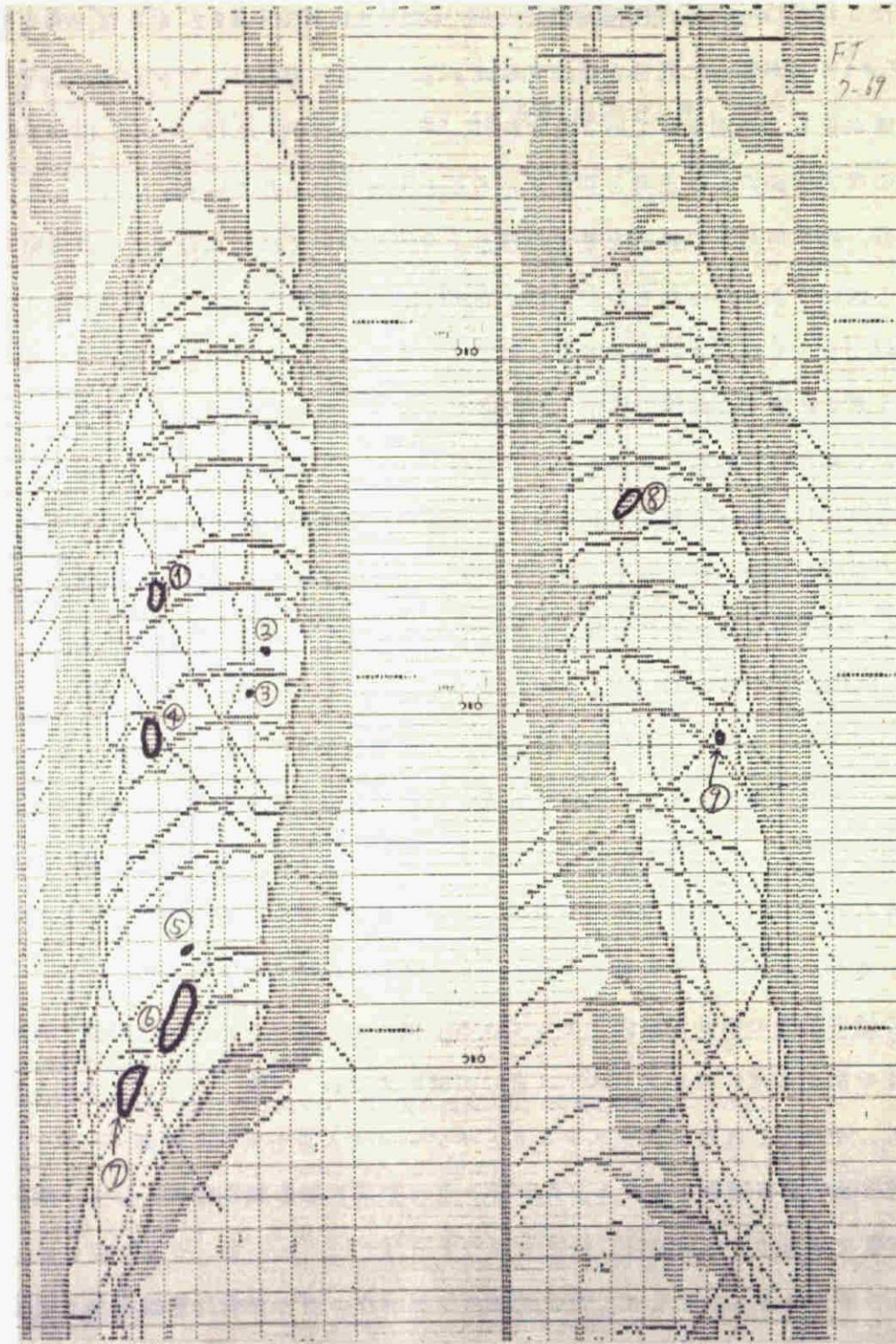
図6.1あるいは表6.1の16例の胸部X線写真を用いたサブシステムⅢの診断結果を図7.48、図7.49および表7.5に示す。この中で、肺に異常所見のない4例（DATA1、DATA5、DATA12、DATA16）については、各写真ともStage-Iで9~19個のSR

が検出され、Stage-IIの精密検査で2例(DATA1, DATA12)が“正常”残り2例(DATA5, DATA16)が誤って“異常”と判定された。しかし、一方では、サブシステムIIにおいて、肋骨像が正しく識別されていさえすれば、それらの2例(DATA5, DATA16)もStage-IIの精密検査により“正常”と判定されることも確かめられている。

一方、肺に何らかの異常を有する残り12例については、真のAS(異常陰影)をSRとして検出できなかったものが1例(DATA13)だけあった。また、他の11例中1例(DATA6)では、真の異常陰影に対応するSRがILR内と判定されてしまい、A-test(2)(SR Iに対する面積の検定)においても“正常”とされてしまった。残り10例では、各写真とも真の異常陰影に対応するSRの中で少なくとも1個が“有罪”と判定され、従って10例全部が正しく“異常”と判定された。また、真の異常陰影の検出に失敗した1例、およびSRがILR内と判定されてしまった1例では、他の正常なSRを誤って“有罪”と判定したことにより、いずれも最終的には異常と判定された。さらに、肺門部に異常を有する2例(DATA4, およびDATA14)では他の14例にくらべて式(7.6.14)の、 g_i の値がきわめて大きくなり、この場合には容易に異常を検出することができた。(表7.4参照)

個々の写真に対する判定の内容をSRの個数で表示したものが表7.5である。これからもわかるように、真の異常陰影を正常とする誤り、および正常なSRを誤って異常とする誤りも存在するが、SR全体についてみれば、正しい判定の数の方がはるかに多くなっている。また、サブシステムIII・Stage-IIの識別実験における誤りの多くは、サブシステムIIの識別結果の誤りが原因となっている。従って、サブシステムIIの識別結果にわずかの修正を加えるだけでサブシステムIIIの実験結果はかなり良くなることが知られている。しかし、やはりこれはサブシステムIIとサブシステムIIIを別々に評価すべきではなく、胸部X線写真の自動読影システムAISC R-V2の異常陰影識別能力として、総合的評価を行うべきであろう。

なお、表7.4をもとにして、形式的にサブシステムIIIの異常陰影識別率を計算することは可能であるが、本文の実験はむしろ種々の型の異常に対してAISC R-V2がどのような判定を示すかを調べるためのものであって、現時点でこのように少数個の試料をもとに識別率を計算することはあまり意味がないと考えられる。AISC R-V2の、自動スクリーニングシステムとしての、意味のある識別率を求めるためには、かなり大量の写真について識別実験を行なう必要がある。



Sample : DATA1 : Normal (正常)

Fig.7.48(a) Diagnostic result by AISC R-V2・SUBSYSTEM-III
(cf. Table 7.5(a))

Fig.7.48(a) AISC R-V2・サブシステムⅢの診断結果(CDR1使用)
(表 7.5(a)参照)

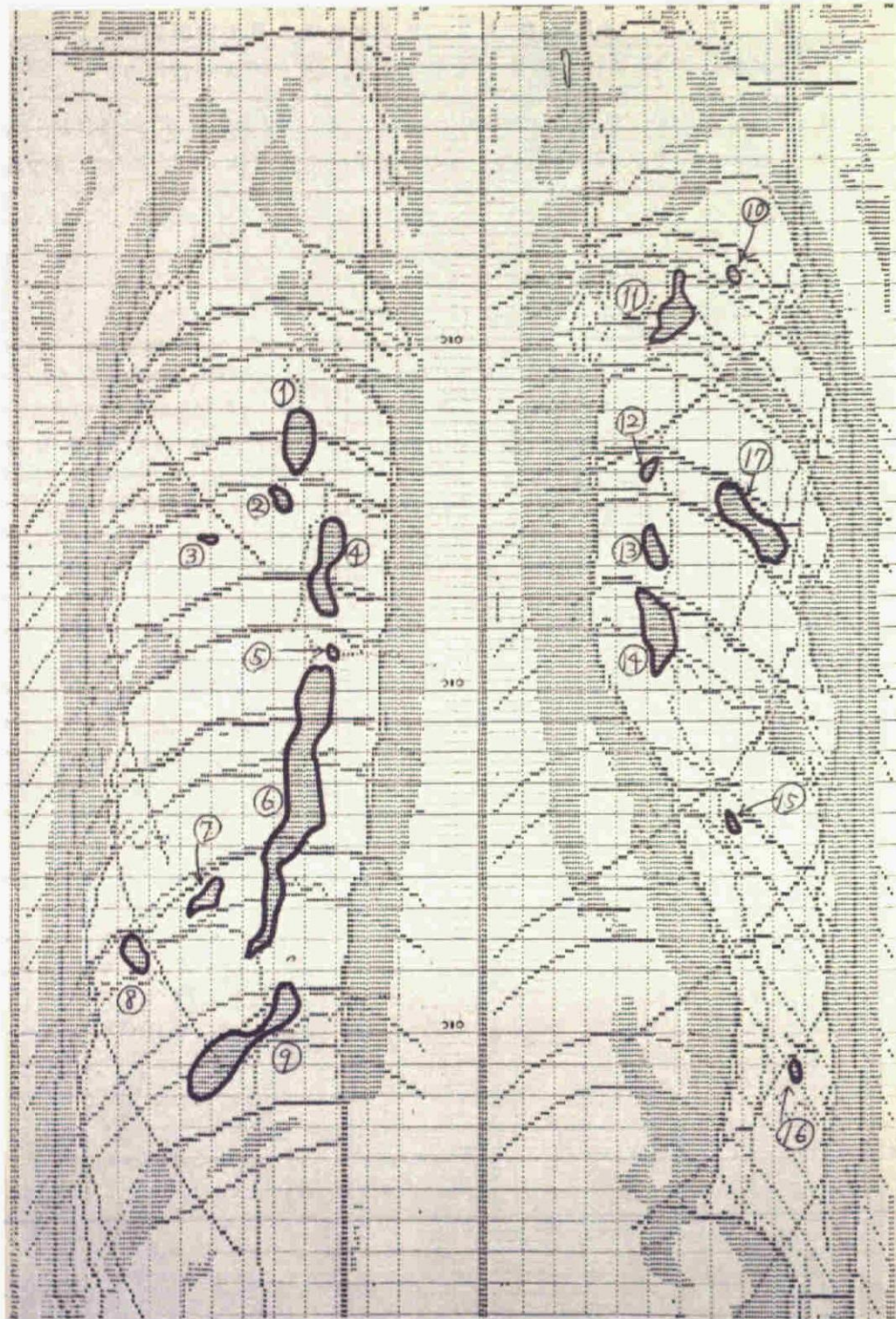
表 7.5(a) AISC-R-F2・サブシステムⅡの診断結果

試料：DATA1：正常（図7.48(a)，図7.49(a)参照）

Table 7.5(a) Diagnostic result by AISC-R-F2-SUBSYSTEM-II

Sample: DATA1: Normal (cf. Fig. 7.48(a) and Fig. 7.49(a))

SR	Result of L-test (a)	Diagnosis by AISC-R-F2		Diagnosis by the physician (医師の診断結果)
		CDRI	CDR*	
①	within MLR	Innocent	Innocent	Normal (Rib)
②	" ILR	"	"	" (Vessel)
③	" ILR	"	"	" (")
④	" MLR	"	"	" (Rib)
⑤	" MLR	"	"	" (Vessel)
⑥	" MLR	"	"	" (Rib)
⑦	" MLR	"	"	" (Rib)
⑧	" ILR	"	"	" (Vessel)
⑨	" MLR	"	"	" (Rib)
Final result		Normal	Normal	Normal



Sample : DATA2 : Abnormal (Lung Cancer) (肺ガン)

Fig.7.4 8(b) Diagnostic result by AISC-R-V2・SUBSYSTEM-III
(cf. Table 7.5(b))

図 7.4 8(b) AISC-R-V2・サブシステムⅢの診断結果(CDR1使用)
(図7.5(b)参照)

表 7.5(b) AISC R-V2・サブシステムⅢの診断結果

試料: DATA2:異常(肺ガン)

(図7.48(b), 図7.49(b)参照)

Table 7.5(b) Diagnostic result by AISC R-V2・
SUBSYSTEM-Ⅲ

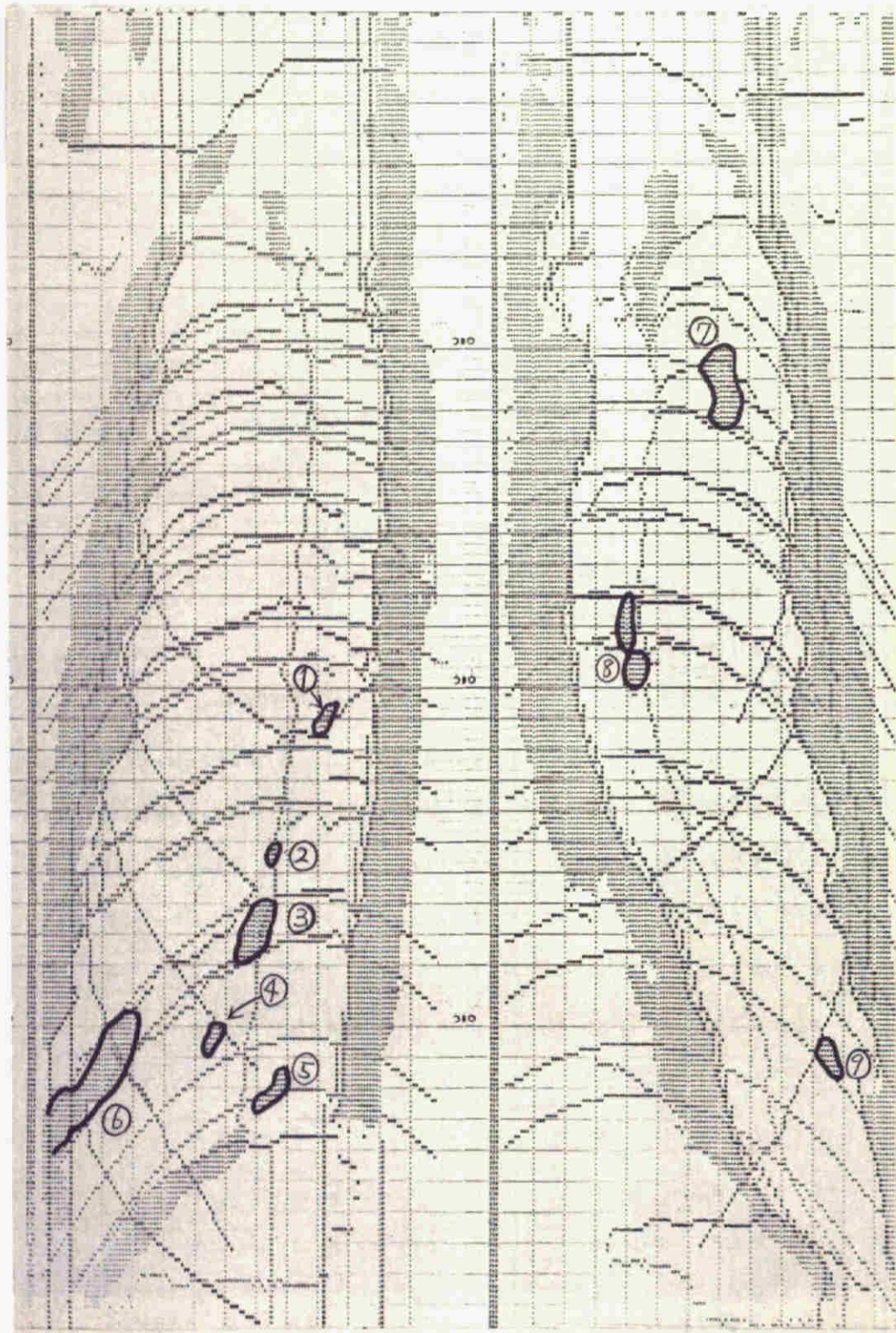
Sample: DATA2: Abnormal(Lung Cancer)

(cf. Fig. 7.48(b) and Fig. 7.49(b))

SR	Result of L-test (1)	Diagnosis by AISC R-V2		Diagnosis by the physician (医師の診断結果)
		CDR1	CDR*	
①	within I LR	Innocent	Innocent	Abnormal (Focus) [*]
②	" MLR	Guilty	Guilty	" (Focus) [*]
③	" MLR	Innocent	Innocent	Normal (Rib)
④	" I LR	"	"	" (Vessel)
⑤	" I LR	"	"	" (")
⑥	" I LR	Guilty	Guilty	Abnormal (Vessel)
⑦	" MLR	Guilty	Guilty	Abnormal (Calcium) ^{**}
⑧	" MLR	Innocent	Guilty	Normal (Rib)
⑨	" I LR	"	Innocent	" (Vessel)
⑩	" MLR	"	"	" (Rib)
⑪	" I LR	"	"	" (")
⑫	" I LR	"	"	" (Vessel)
⑬	" I LR	"	"	" (")
⑭	" I LR	"	"	" (")
⑮	" MLR	Guilty	Guilty	" (Rib)
⑯	" MLR	Innocent	Innocent	" (")
⑰	" MLR	Guilty	Guilty	" (")
Final result		Abnormal	Abnormal	Abnormal

* 病巣(肺ガン)

** 石灰化



Sample : DATA3 : Abnormal (Tuberculosis) (肺結核)

Fig.7.48(c) Diagnostic result by AISC-R-V2・SUBSYSTEM-III
(cf. Table 7.5(c))

図 7.48(c) AISC-R-V2・サブシステムⅢの診断結果(CDR1使用)
(表7.5(c)参照)

表 7.5(c) AISC R-V 2・サブシステムⅢの診断結果

試料：DATA 3：異常（肺結核）；（図 7.4 8(c), 図 7.4 9(c)参照）

Table 7.5(c) Diagnostic result by AISC R-V 2・SUBSYSTEM-Ⅲ.

Sample: DATA 3: Abnormal(Tuberculosis)

(cf. Fig. 7.4 8(c) and Fig. 7.4 9(c))

	Result of L-test (1)	Diagnosis by AISC R-V 2		Diagnosis by the physician (医師の診断結果)
		CDR1	CDR*	
①	within I LR	Innocent	Innocent	Normal (Vessel)
②	" I LR	"	"	" (")
③	" I LR	"	"	" (")
④	" M LR	"	"	" (")
⑤	" I LR	"	"	" (")
⑥	" M LR	"	"	Abnormal (Focus) *
⑦	" M LR	Guilty	Guilty	" (") *
⑧	" I LR	Innocent	Innocent	Normal (Vessel)
⑨	" M LR	"	"	" (Rib)
Final result		Abnormal	Abnormal	Abnormal

* 病巣（肺結核）



Sample : DAT A4 : Abnormal (Sarcoidosis) (サルコイドーシス)

Fig.7.4 8(d) Diagnostic result by AISC-R-V2・SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5 (d))

図 7.4 8(d) AISC-R-V2・サブシステムⅢの診断結果(CDR1使用)
(表 7.5 (d)参照)
(なお、この1例のみ、処理の都合により左右が逆になっている)

表 7.5(d) AISC R-V2・サブシステムⅢの診断結果
 試料：DATA4：異常（サルコイドーシス）
 （図7.48(d), 図7.49(d)参照）

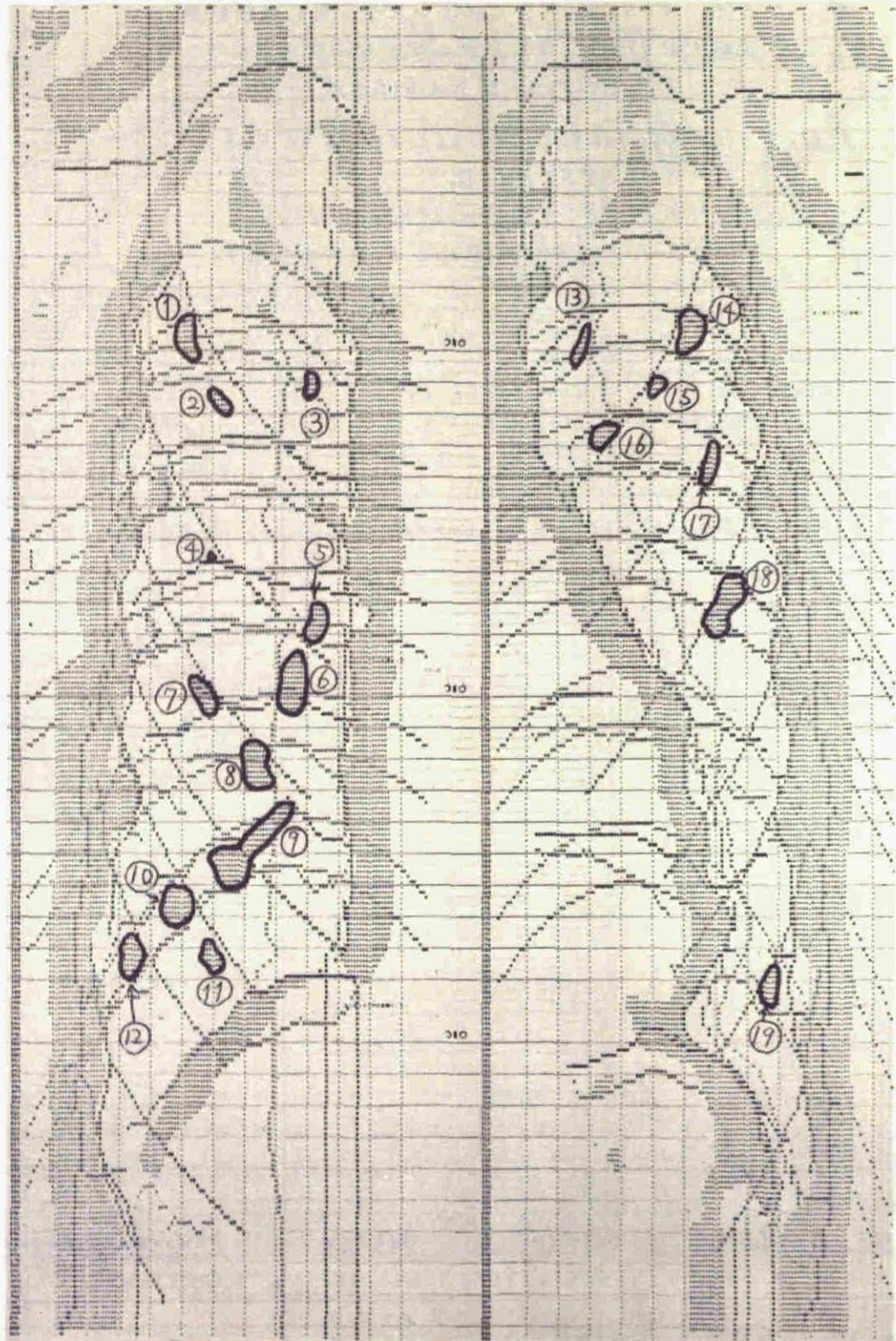
Table 7.5(d) Diagnostic result by AISC R-V2・
 SUBSYSTEM-Ⅲ.

Sample : DATA4 : Abnormal (Sarcoidosis)
 (cf. Fig. 7.48(d) and Fig. 7.49(d))

SR	Result of L-test (1)	Diagnosis by AISC R-V2		Diagnosis by the physician (医師の診断結果)
		CDR1	CDR*	
1	within MLR	Guilty	Guilty	Normal (Rib)
2	" "	"	"	" (")
3	" "	"	"	" (")
4	" "	"	"	" (")
5	" "	"	"	" (")
6	" "	"	"	" (")
7	" I LR	"	"	Abnormal (Focus)**
8	" MLR	"	"	Normal (Rib)
9	" "	"	"	" (")
⑩	" "	"	"	" (")
⑪	" I LR	"	"	" (")
⑫	(BHB)	Guilty*	Guilty*	Abnormal (Focus)**
Final result		Abnormal	Abnormal	Abnormal

* BHBの異常として検出

** 病巣（サルコイドーシス）



Sample : DATA5 : Normal (正常)

Fig 7.48(e) Diagnostic result by AISC-R-V2・SUBSYSTEM-Ⅲ.
(cf. Table 7.5(e))

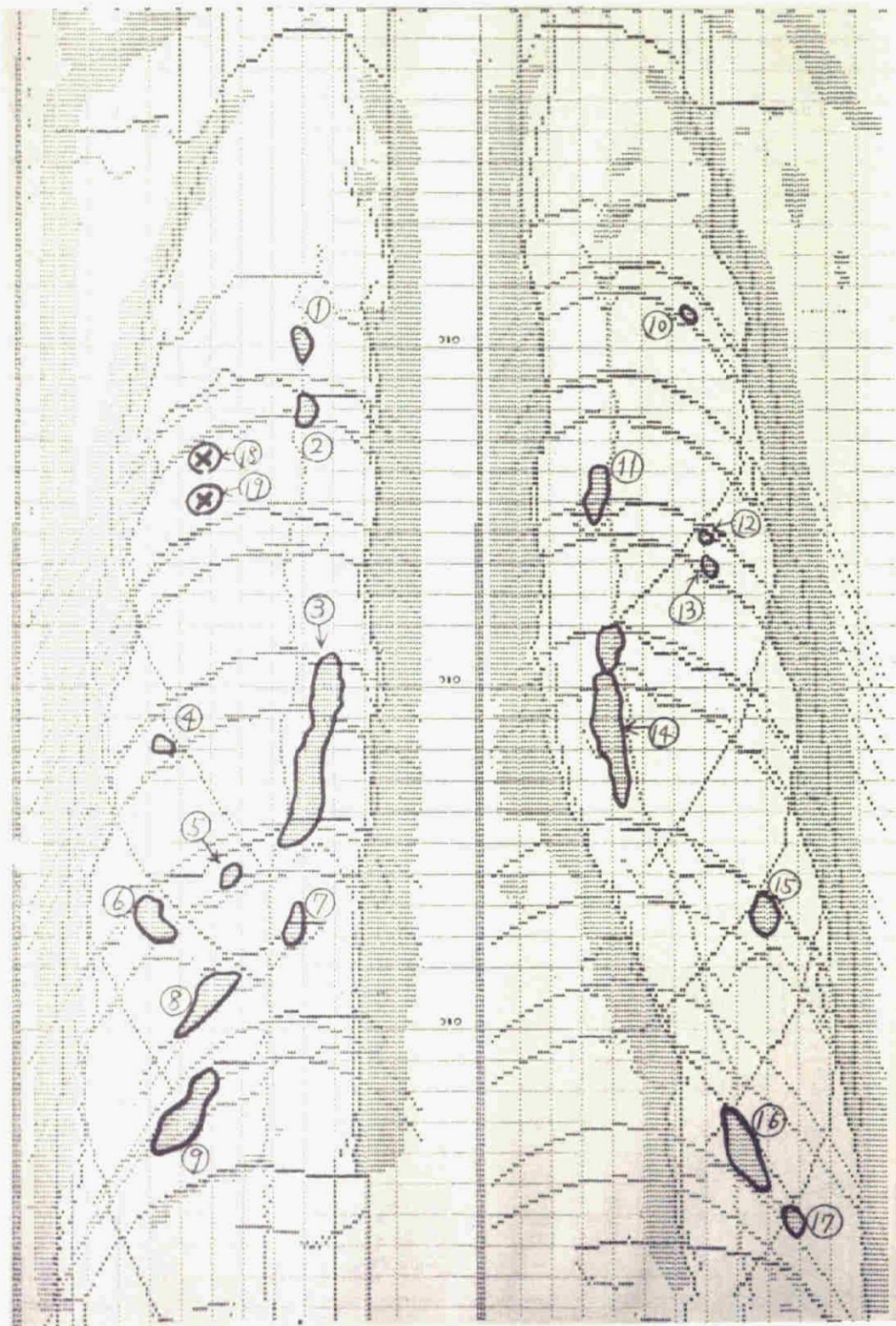
図 7.48(e) AISC-R-V2・サブシステムⅢの診断結果(CDR1使用)
(表7.5(e)参照)

表 7.5(e) AISC R-V2・サブシステムⅢの診断結果
 試料：DATA5：正常（図7.48(e), 7.49(e)参照）

Table 7.5(e) Diagnostic result by AISC R-V2・SUBSYSTEM-Ⅲ.
 Sample : DATA5 : Normal (cf. Fig.7.48(e) and Fig.7.49(e))

S R	Result of L-test (1)	Diagnosis by AISC R-V2		Diagnosis by the physician (医師の診断結果)
		CDR1	CDR*	
①	within MLR	Guilty*	Innocent	Normal (Rib)
②	" MLR	Innocent	"	" (")
③	" ILR	"	"	" (")
④	" MLR	"	"	" (")
⑤	" ILR	"	"	" (Vessel)
⑥	" ILR	"	"	" (")
⑦	" MLR	"	"	" (Rib)
⑧	" ILR	"	"	" (Vessel)
⑨	" ILR	"	"	" (")
⑩	" MLR	"	"	" (Rib)
⑪	" MLR	"	"	" (")
⑫	" MLR	"	"	" (")
⑬	" ILR	"	"	" (")
⑭	" MLR	"	"	" (")
⑮	" MLR	"	"	" (")
⑯	" ILR	"	"	" (")
⑰	" MLR	"	"	" (")
⑱	" MLR	"	Guilty*	" (")
Final result		Abnormal*	Abnormal*	Normal

* サブシステムⅡから送られた肋骨像情報（CDR1およびCDR*）のわずかな誤りによりGuiltyと判定された。正しい肋骨像情報を使用すれば、サブシステムⅢの判定はNormalとなることは確認済。



Sample : DATA6 : Abnormal (Tuberculosis) (肺結核)

Fig.7.48(f) Diagnostic result by AISC-R-V2・SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5(f))

図 7.48(f) AISC-R-V2・サブシステムⅢの診断結果(CDR1使用)
(表7.5(f)参照)

表 7.5 (f) AISC R-V2・サブシステムⅢの診断結果
 試料：DATA6：異常（肺結核）；
 （図7.48(f)，図7.49(f)参照）

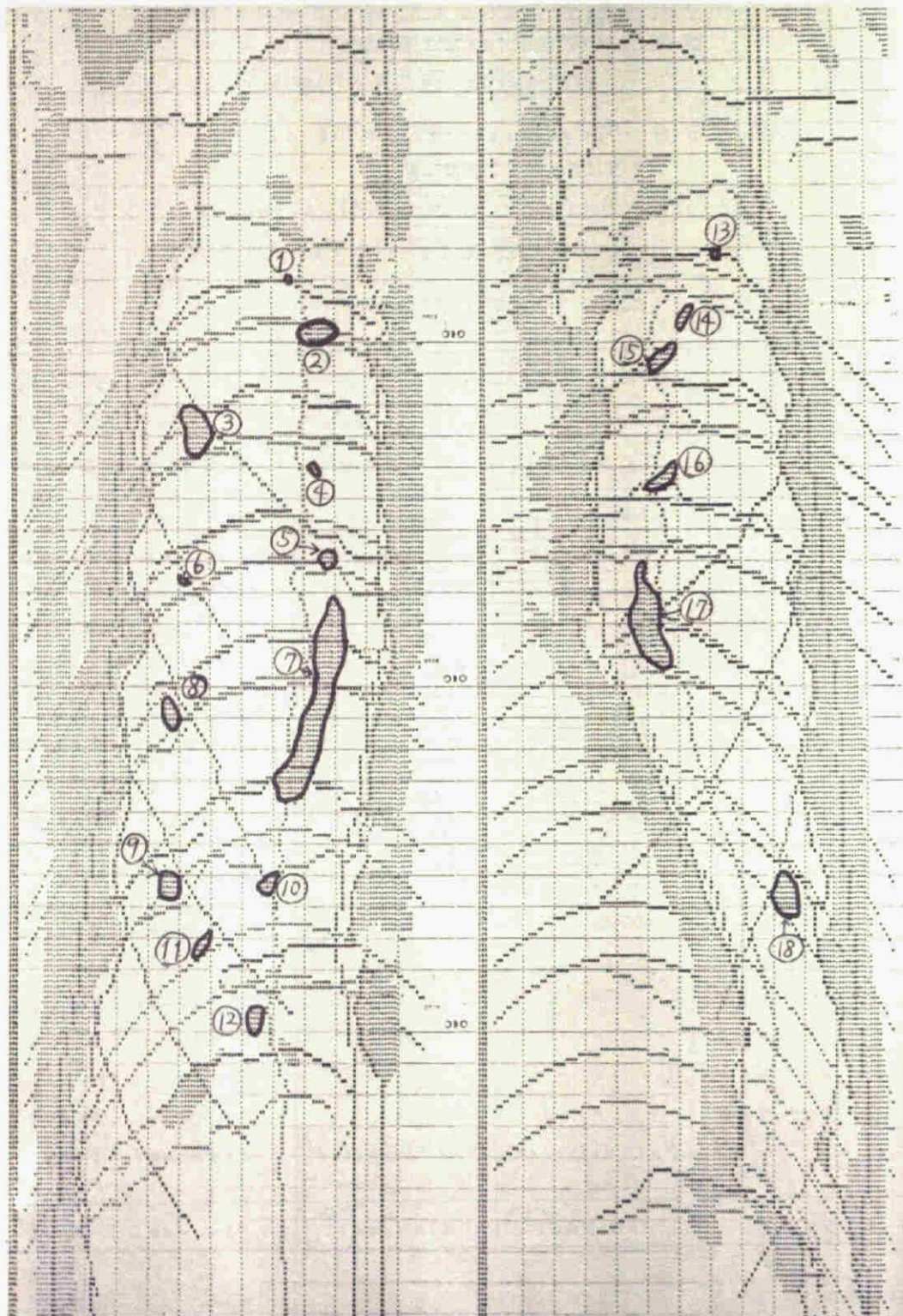
Table 7.5 (f) Diagnostic result by AISC R-V2・
 SUBSYSTEM-Ⅲ.
 Sample：DATA6：Abnormal (Tuberculosis)；
 (cf. Fig. 7.48(f) and Fig. 7.49(f))

SR	Result of L-test (1)	Diagnosis by AISC R-V2		Diagnosis by the physician (医師の診断結果)
		CDR1	CDR*	
①	within ILR	Innocent**	Innocent**	Normal (Rib)
②	" ILR	Innocent	Innocent**	Abnormal (Focus)*
③	" ILR	Innocent	Innocent	Normal (Vessel)
④	" MLR	"	"	" (Rib)
⑤	" MLR	"	"	" (")
⑥	" MLR	"	"	" (")
⑦	" ILR	"	"	" (Vessel)
⑧	" MLR	Guilty	Guilty	" (")
⑨	" MLR	Innocent	Innocent	" (Rib)
⑩	" MLR	"	"	" (")
⑪	" ILR	"	"	" (")
⑫	" MLR	"	"	Abnormal (Focus)*
⑬	" MLR	"	"	" (")*
⑭	" ILR	"	"	Normal (Vessel)
⑮	" MLR	"	"	" (Rib)
⑯	" ILR	"	"	" (Vessel)
⑰	" MLR	"	"	" (Rib)
⑱		(Not detected)	(Not detected)	Abnormal (Focus)*
⑲		(")	(")	" (")*
Final result		Abnormal***	Abnormal***	Abnormal

* 病巣（肺結核）

** Stage-I では異常陰影候補領域（SR）として検出されたが，Stage-II のL-test(1)でILR内とされたため，「無罪」と判定されてしまったもの。

*** 「無実」のSR（No. ⑧）を誤って「有罪」と判定したため，たまたま「異常」という診断を下したもの。



Sample : DATA7 : Abnormal (Tuberculosis) (肺結核)

Fig.7.48(g) Diagnostic result by AISC-R-V2・SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5(g))

図 7.48(g) AISC-R-V2・サブシステムⅢの診断結果(CDR1使用)
(表7.5(g)参照)

表 7.5(g) AISC R-V 2・サブシステムⅢの診断結果

試料：DATA7：異常（肺結核）；

（図7.48(g), 図7.49(g)参照）

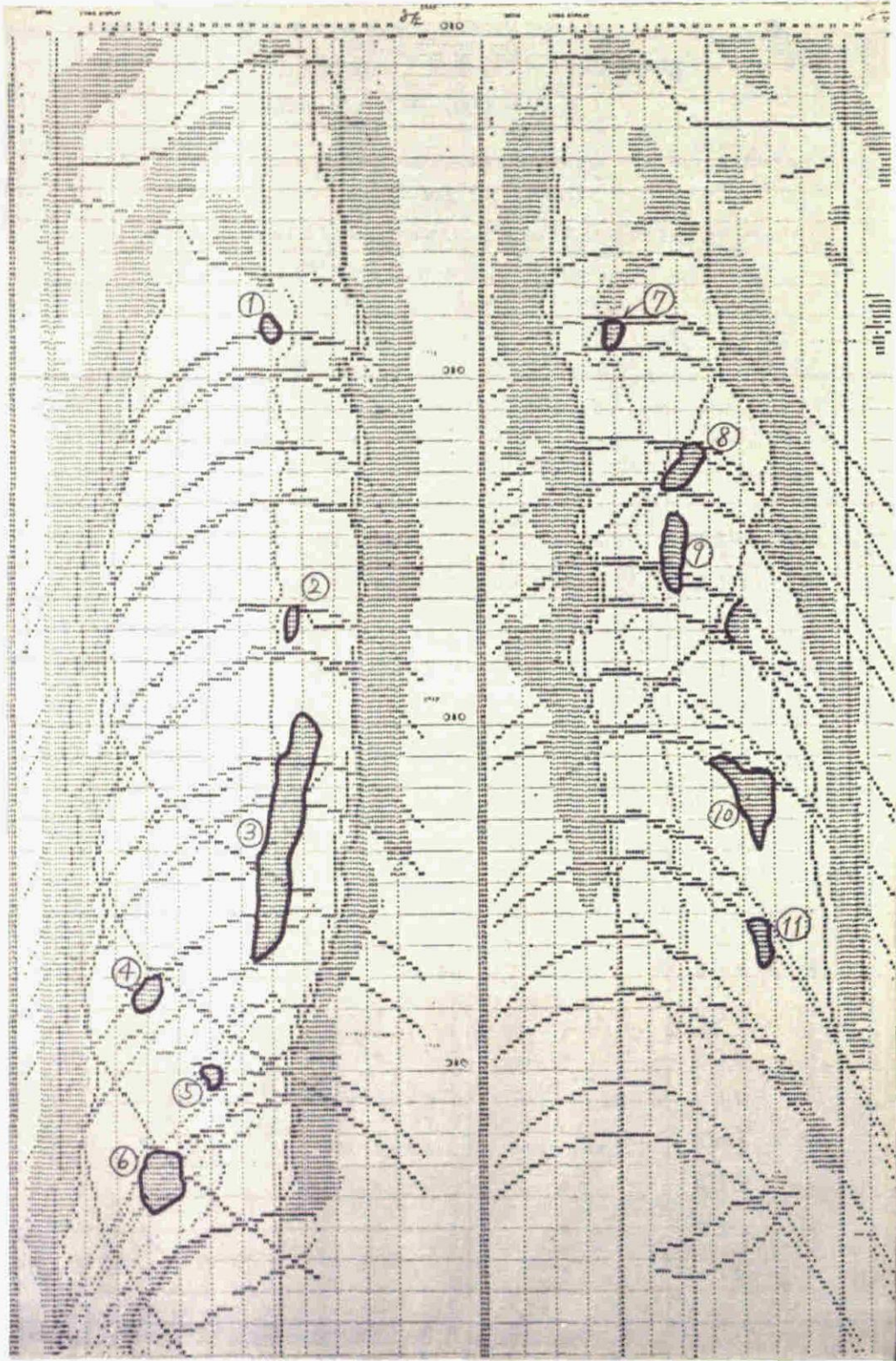
Table 7.5(g) Diagnostic result by AISC R-V 2・SUBSYSTEM-Ⅲ.

Sample : DATA7 : Abnormal(Tuberculosis);

(cf. Fig.7.48(g),and Fig.7.49(g))

S R	Result of L-test (1)	Diagnosis by AISC R-V 2		Diagnosis by the physician (医師の診断結果)
		CDR1	CDR*	
①	within MLR	Innocent	Innocent	Normal (Rib)
②	" ILR	"	"	" (")
③	" MLR	Guilty	Guilty	Abnormal (Focus*)
④	" ILR	Innocent	Innocent	Normal (Rib)
⑤	" ILR	"	"	" (Vessel)
⑥	" MLR	"	"	" (Rib)
⑦	" ILR	"	"	" (Vessel)
⑧	" MLR	"	"	" (Rib)
⑨	" MLR	"	"	" (")
⑩	" ILR	"	"	" (Vessel)
⑪	" MLR	"	"	" (Rib)
⑫	" ILR	"	"	" (Vessel)
⑬	" MLR	"	"	" (Rib)
⑭	" MLR	Guilty	Guilty	" (")
⑮	" ILR	Innocent	Innocent	" (")
⑯	" ILR	"	"	" (")
⑰	" ILR	"	"	" (Vessel)
⑱	" MLR	"	"	" (Rib)
Final result		Abnormal	Abnormal	Abnormal

* 病巣（肺結核）



Sample : DATA8 : Abnormal (Pleuritis) (肋膜炎)

Fig. 7.4 8(h) Diagnostic result by AISC R-V 2 · SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5 (h))

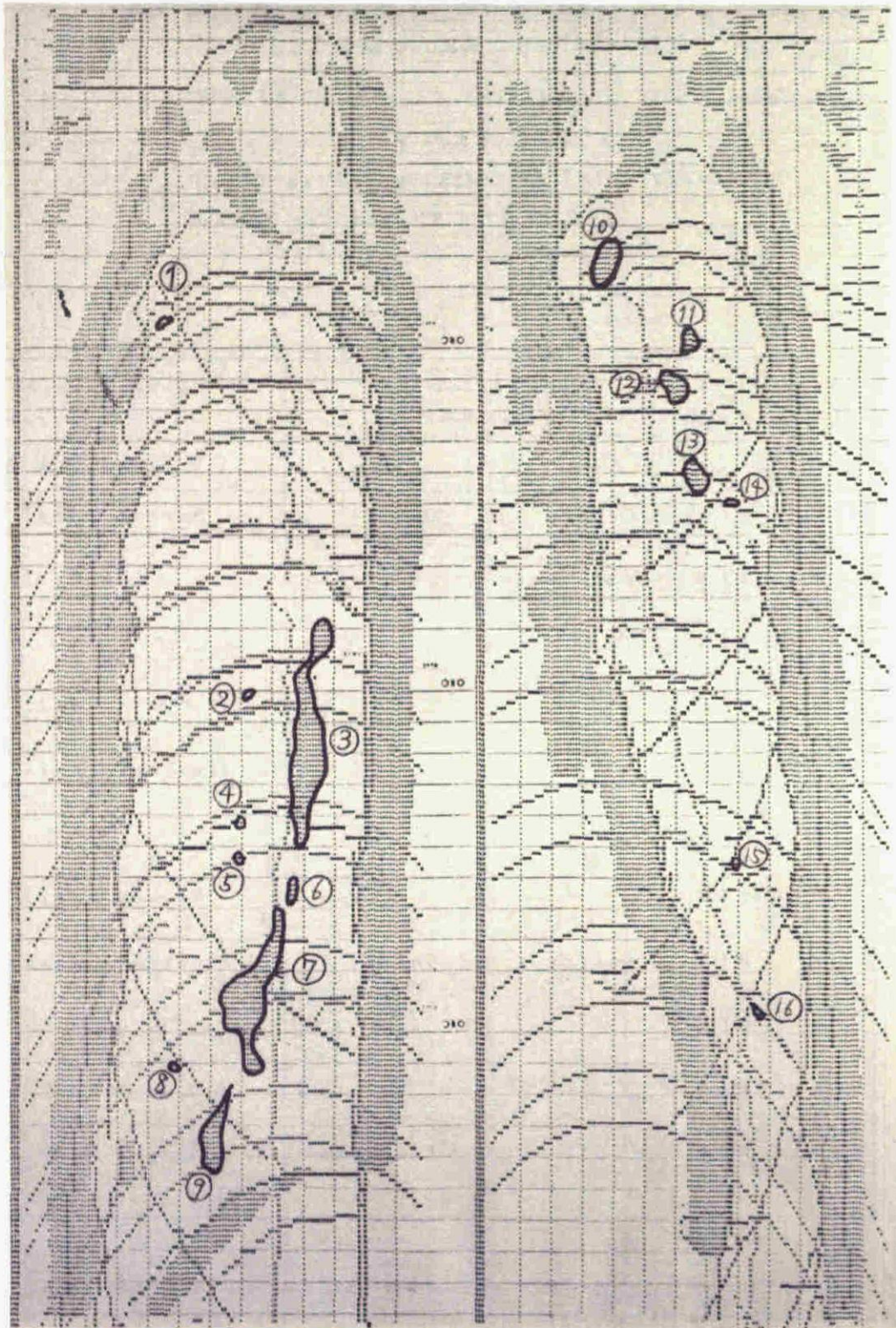
図 7.4 8(h) AISC R-V 2 · サブシステム III の診断結果 (CDR1 使用)
(表 7.5 (h) 参照)

表 7.5 (h) AISC R-V2・サブシステムⅢの診断結果
 試料: DATA8: 異常(肋膜炎);

Table 7.5 (h) Diagnostic result by AISC R-V2・
 SUBSYSTEM-Ⅲ.

Sample : DATA8 : Abnormal (Pleuritis);
 (cf. Fig. 7.48(h) and Fig. 7.48(h))

S R	Result of L-test (1)	Diagnosis by AISC R-V2		Diagnosis by the physician (医師の診断結果)
		CDR1	CDR*	
①	within MLR	Guilty	Guilty	Normal (Rib)
②	" ILR	Innocent	Innocent	" (Vessel)
③	" ILR	"	"	" (")
④	" MLR	"	"	" (Rib)
⑤	" MLR	"	"	Abnormal (Vessel)
⑥	" MLR	"	"	" (")
⑦	" ILR	"	"	Normal (Rib)
⑧	" MLR	Guilty	Guilty	Abnormal (Focus)
⑨	" MLR	"	"	" (")
⑩	" MLR	"	"	" (")
⑪	" MLR	"	Innocent	" (")
Final result		Abnormal	Abnormal	Abnormal



Sample : DATA9 : Abnormal (Tuberculosis) (肺結核)

Fig.7.48(i) Diagnostic result by AISC R-V2 · SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5(i))

☒ 7.48(i) AISC R-V2 · サブシステムⅢの診断結果 (CDR1 使用)

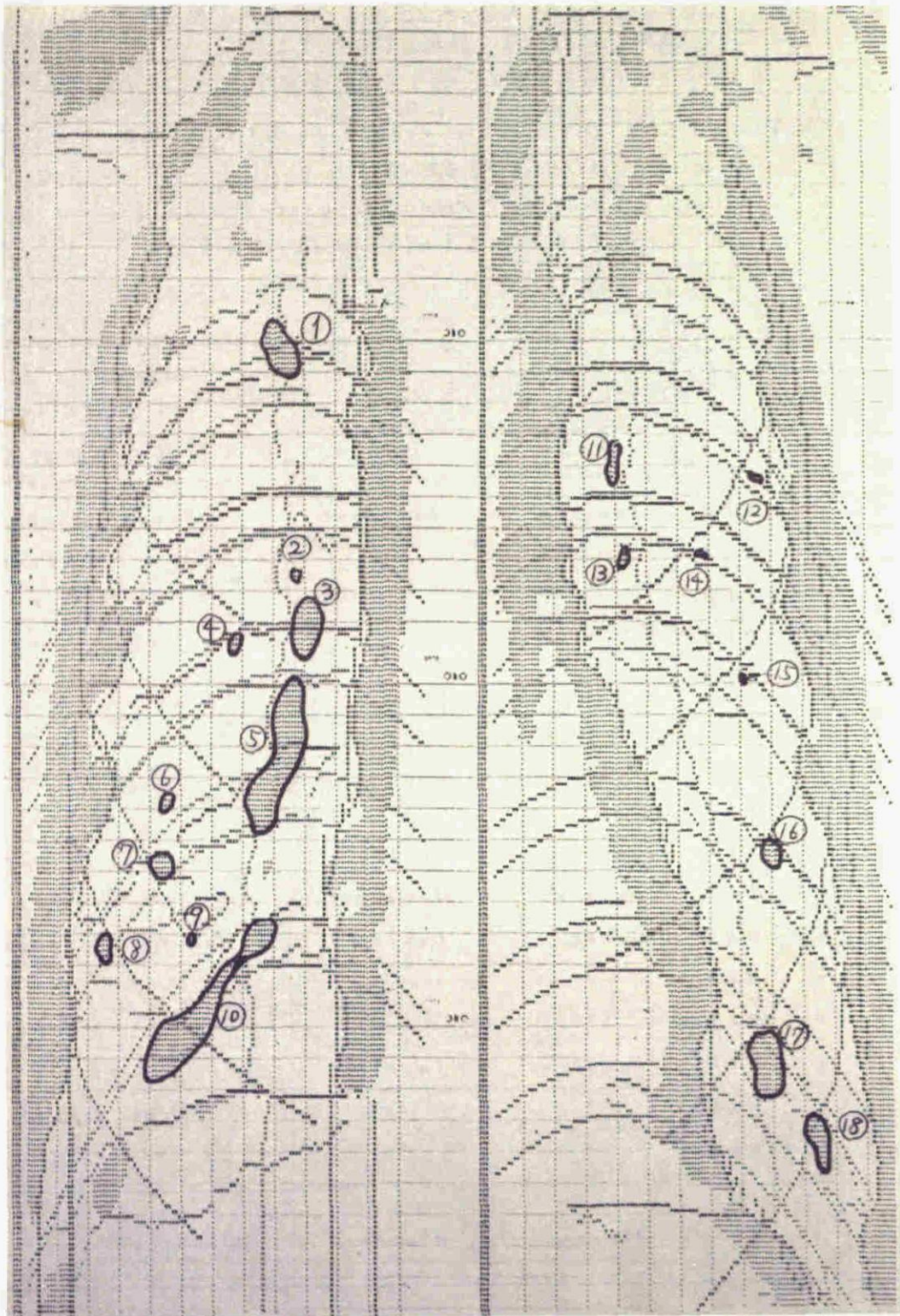
表 7.5(i) *SISCR-V2*・サブシステムⅢの診断結果
 試料：*DATA9*：異常（肺結核）；
 （図7.48(i)，図7.49(i)参照）

Table 7.5(i) Diagnostic result by AISCR-V2・SUBSYSTEM-III.

Sample : DATA9 : Abnormal(Tuberculosis);
 (cf. Fig. 7.48(i) and Fig. 7.49(i))

SR	Result of L-test (1)	Diagnosis by AISCR-V2		Diagnosis by the physician (医師の診断結果)
		CDR1	CDR*	
①	within MLR	Innocent	Innocent	Normal (Rib)
②	" MLR	"	"	" (Vessel)
③	" ILR	"	"	" (")
④	" MLR	"	"	" (")
⑤	" MLR	"	"	" (")
⑥	" ILR	"	"	" (")
⑦	" ILR	"	"	" (")
⑧	" MLR	"	"	" (Rib)
⑨	" MLR	Guilty	Guilty	" (Vessel)
⑩	" ILR	Innocent	Innocent	" (Rib)
⑪	" MLR	Guilty	Guilty	Abnormal (Focus*)
⑫	" MLR	"	"	" (" *)
⑬	" MLR	"	"	" (" *)
⑭	" MLR	Innocent	Innocent	" (" *)
⑮	" MLR	"	"	Normal (Rib)
⑯	" MLR	"	"	" (")
Final result		Abnormal	Abnormal	Abnormal

* 病巣(肺結核)



Sample : DATA10 : Abnormal (Tuberculosis) (肺結核)

Fig.7.48(j) Diagnostic result by AISCR-V2・SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5(j))

図 7.48(j) AISCR-V2・サブシステムⅢの診断結果(CDR1使用)
(表7.5(j)参照)

表 7.5(j) AISC R-V2・サブシステムⅢの診断結果

試料：DATA10：異常（肺結核）；

（図7.48(j), 図7.49(j)参照）

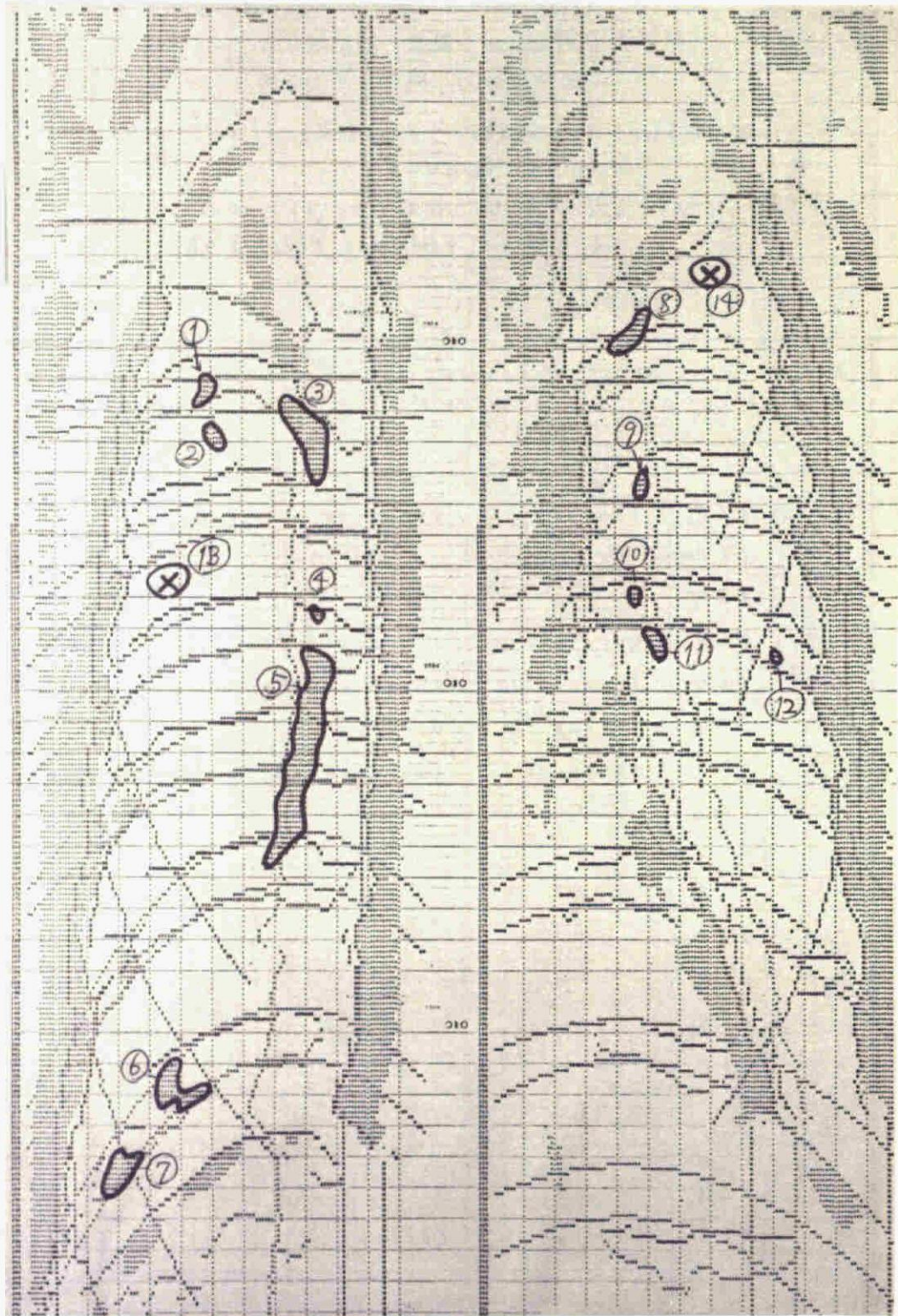
Table 7.5(j) Diagnostic result by AISC R-V2・SUBSYSTEM-III.

Sample : DATA10 : Abnormal (Tuberculosis);

(cf. Fig. 7.48(j) and Fig. 7.49(j))

SR	Result of L-test (1)	Diagnosis by AISC R-V2		Diagnosis by the physician (医師の診断結果)
		CDR1	CDR*	
①	within I LR	Innocent	Innocent	Normal (Rib)
②	" I LR	"	"	" (Vessel)
③	" I LR	"	"	" (")
④	" MLR	Guilty	Innocent	" (Rib)
⑤	" I LR	Innocent	Innocent	" (Vessel)
⑥	" MLR	Guilty	Guilty	Abnormal (Focus*)
⑦	" "	Innocent	Innocent	Normal (Rib)
⑧	" "	"	"	" (")
⑨	" "	"	"	" (Vessel)
⑩	" I LR	"	"	" (")
⑪	" I LR	"	"	" (")
⑫	" MLR	"	"	" (Rib)
⑬	" I LR	"	"	" (Vessel)
⑭	" MLR	"	"	" (Rib)
⑮	" "	"	"	" (")
⑯	" "	"	"	" (")
⑰	" I LR	"	"	" (Vessel)
⑱	" MLR	Guilty	Guilty	" (Rib)
Final result		Abnormal	Abnormal	Abnormal

* 病巣（肺結核）



Sample : DAT A11 : Abnormal (Tuberculosis) (肺結核)

Fig.7.48(k) Diagnostic result by AISC-R-V2・SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5(k))

図 7.48(k) AISC-R-V2・サブシステムⅢの診断結果(CDR1使用)
(表7.5(k)参照)

表 7.5(k) AISCR-V2・サブシステムⅢの診断結果
 試料：DATA11：異常（肺結核）；
 （図7.48(k)，図7.49(k)参照）

Table 7.5(k) Diagnostic result by AISCR-V2・
 SUBSYSTEM-Ⅲ.

Sample : DATA11 : Abnormal(Tuberculosis);
 (cf. Fig. 7.48(k) and Fig. 7.49(k))

S R	Result of L-test (1)	Diagnosis by AISCR-V2		Diagnosis by the physician (医師の診断結果)
		CDR1	CDR*	
①	within MLR	Guilty	Innocent	Abnormal (Focus*)
②	" MLR	"	Guilty	" (")
③	" ILR	Innocent	Innocent	Normal (Rib)
④	" ILR	"	"	" (Vessel)
⑤	" ILR	"	"	" (")
⑥	" MLR	"	"	" (Rib)
⑦	" MLR	Guilty	Guilty	" (")
⑧	" ILR	Innocent	Innocent	" (")
⑨	" ILR	"	"	" (Vessel)
⑩	" ILR	"	"	" (")
⑪	" ILR	"	"	" (")
⑫	" MLR	"	"	" (Rib)
⑬		(Not detected)	(Not detected)	Abnormal (Focus*)
⑭		(")	(")	Abnormal (" *)
⑮	within MLR	Guilty	Guilty	Normal (Rib)
Final result		Abnormal	Abnormal	Abnormal

* 病巣（肺結核）



Sample : DAT A12 : Normal (正常)

Fig.7.48(l) Diagnostic result by AISC R-V2・SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5(l))

図 7.48(l) AISC R-V2・サブシステムⅢの診断結果(CDR1使用)
(表7.5(l)参照)

表 7.5(l) AISC R-V 2・サブシステムⅢの診断結果

試料：DATA12：正常；

(図 7.48(l), 図 7.49(l) 参照)

Table 7.5(l) Diagnostic result by AISC R-V 2・
SUBSYSTEM-Ⅲ.

Sample : DATA12 : Normal ;

(cf. Fig. 7.48(l) and Fig. 7.49(l))

S R	Result of L-test (1)	Diagnosis by AISC R-V 2		Diagnosis by the physician (医師の診断結果)
		CDR1	CDR*	
①	within I L R	Innocent	Innocent	Normal (Vessel)
②	" I L R	"	"	" (")
③	" I L R	"	"	" (")
④	" I L R	"	"	" (")
⑤	" M L R	"	"	" (")
⑥	" M L R	"	"	" (Rib)
⑦	" I L R	"	"	" (")
⑧	" I L R	"	"	" (Vessel)
Final result		Normal	Normal	Normal



Sample : DATA 13 : Abnormal (Tuberculosis) (肺結核)

Fig. 7. 4 8(m) Diagnostic result by AISC-R-V 2 · SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7. 5(m))

図 7. 4 8(m) AISC-R-V 2 · サブシステム III の診断結果 (CDR1 使用)
(表 7. 5(m) 参照)

表 7.5(m) AISC R-V2・サブシステムⅢの診断結果
 試料：DATA13*：異常（肺結核）；
 （図7.48(m)，図7.49(m)参照）

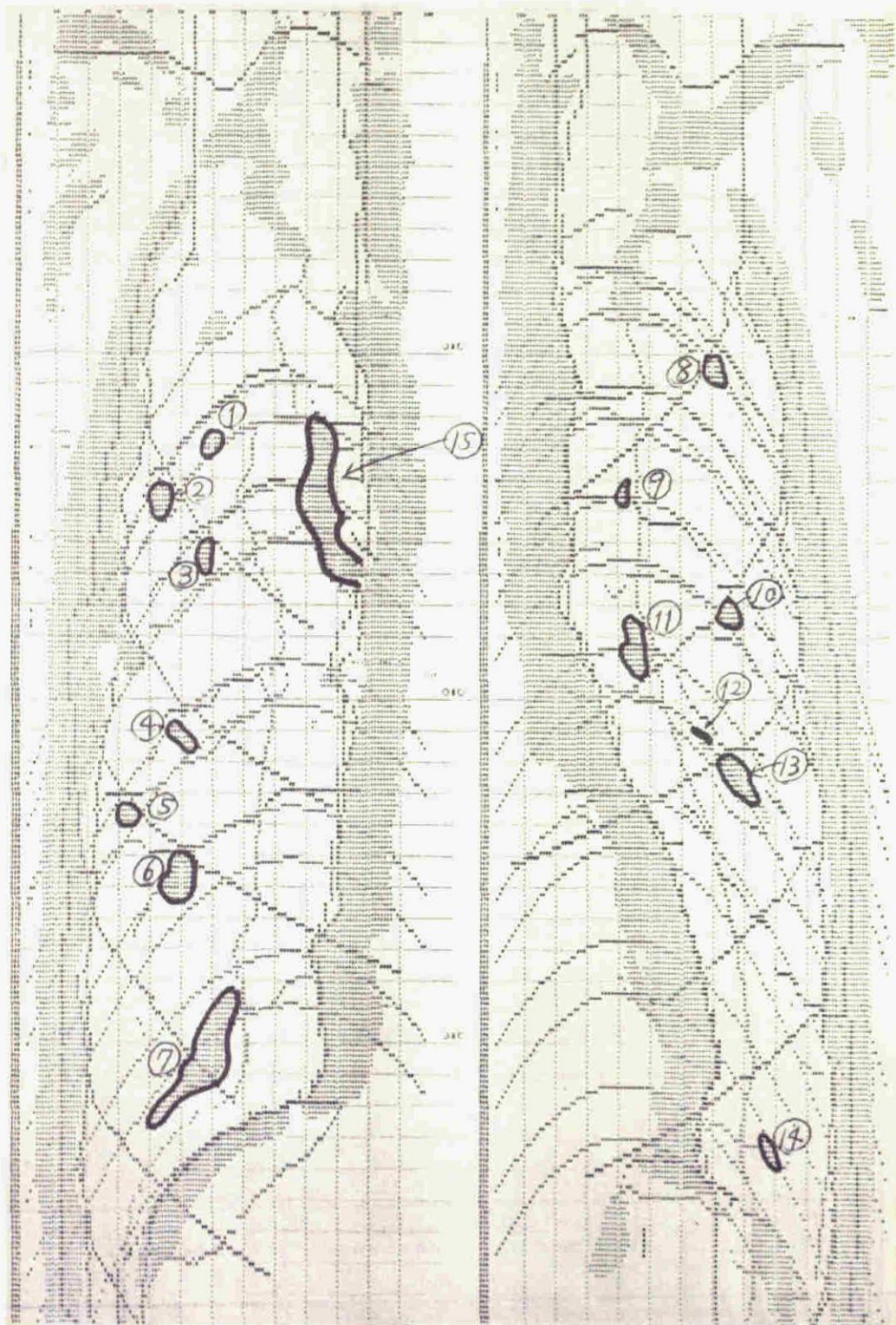
Table 7.5(m) Diagnostic result by AISC R-V2・
 SUBSYSTEM-Ⅲ.
 Sample：DATA13*：Abnormal(Tuberculosis)；
 (cf. Fig.7.48(m) and Fig.7.49(m))

SR	Result of L-test (1)	Diagnosis by AISC R-V2		Diagnosis by the physician (医師の診断結果)
		CDR1	CDR*	
①	within I LR	Innocent	Innocent	Normal (Vessel)
②	" I LR	"	"	" (")
③	" I LR	"	"	" (")
④	" MLR	"	"	" (Rib)
⑤	" MLR	"	"	" (")
⑥	" I LR	"	"	" (Vessel)
⑦	" I LR	"	"	" (")
⑧	" MLR	Guilty**	Guilty**	" (")
⑨	" MLR	Innocent	Innocent	" (Rib)
⑩	" I LR	"	"	" (Vessel)
⑪	" MLR	Guilty**	Guilty**	" (")
⑫	" MLR	"	"	" (")
⑬	" I LR	Innocent	Innocent	" (Rib)
⑭	(" LAR)	(Not detected)	(Not detected)	Abnormal (Focus*)
⑮	(" LAR)	(")	(")	" (" *)
⑯	(" OLR)	(")	(")	" (" *)
Final result		Abnormal**	Abnormal**	Abnormal

* 病巣（肺結核）：微細な病巣が肺尖部領域（LAR）および外側肺領域（OLR）に存在するきわめて発見困難な症例。

（熟練した医師が、詳細に観察した場合にはじめて異常を発見できるという程度の困難な症例）

** 「無実」のSR（No. ⑧，⑪）を誤って「有罪」と判定したことによりたまたまサブシステムⅢの診断結果が「異常」となったもの。



Sample : DATA14 : Abnormal (Malformation of ribs in hilum)
 (肺門部における肋骨の奇形)

Fig. 7. 4 8 (n) Diagnostic result by AISC-R-V 2 · SUBSYSTEM-III.
 (cf. Table 7. 5 (n))

図 7. 4 8 (n) AISC-R-V 2 · サブシステム III の診断結果 (CDR1 使用)
 (表 7. 5 (n) 参照)

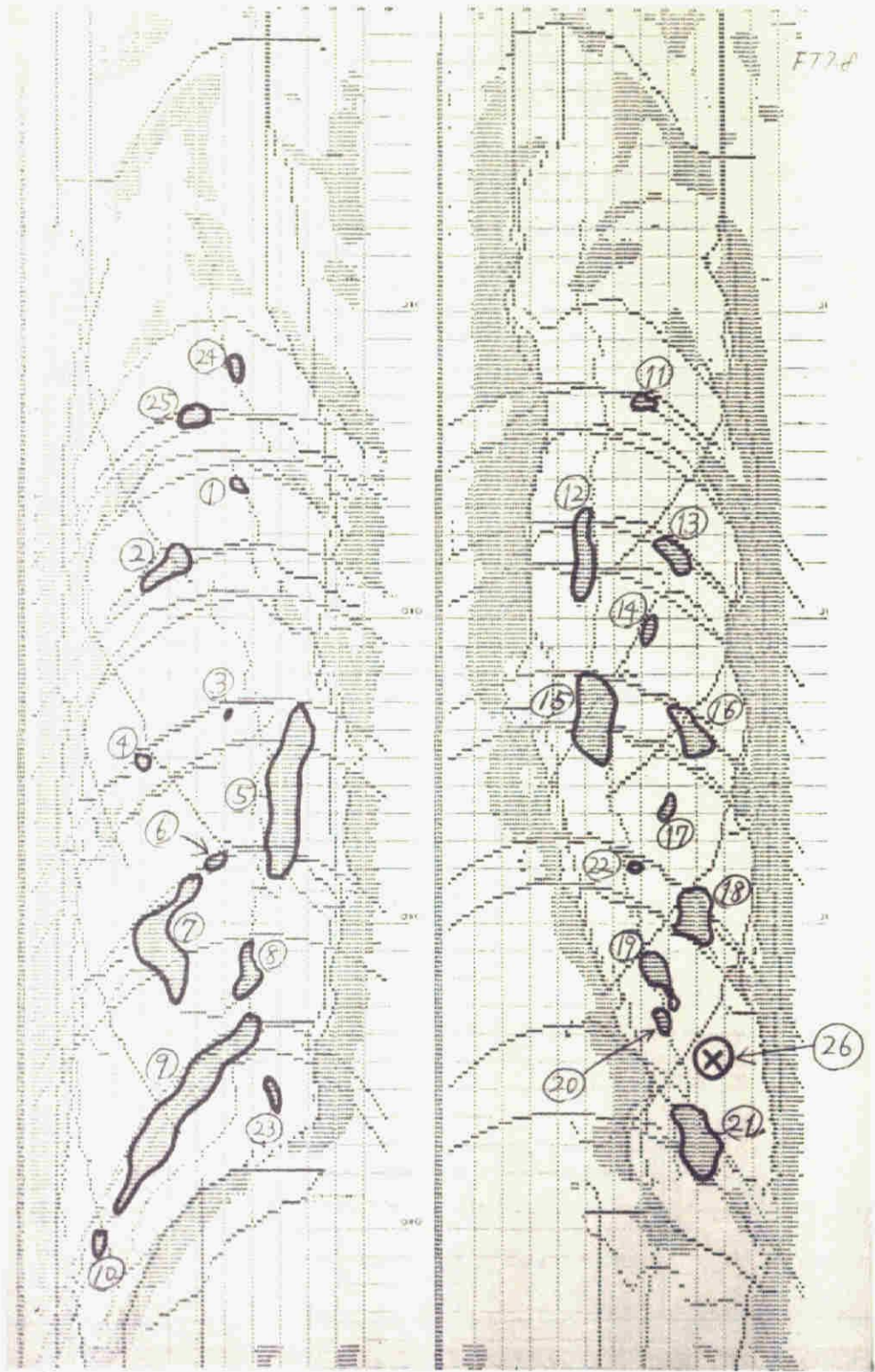
表 7.5(n) AISC R-V2・サブシステムⅢの診断結果
 試料：DATA14：異常（肺門部・肋骨の奇形）；
 （図7.48(n), 図7.49(n)参照）

Table 7.5(n) Diagnostic result by AISC R-V2・
 SUBSYSTEM-Ⅲ.

Sample : DATA14 : Abnormal (Malformation of ribs) ;
 (cf. Fig.7.48(n) and Fig.7.49(n))

SR	Result of L-test (1)	Diagnosis by AISC R-V2		Diagnosis by the physician
		CDR1	CDR*	(医師の診断結果)
①	within MLR	Innocent	Innocent	Normal (Rib)
②	" MLR	"	"	" (")
③	" MLR	"	"	" (")
④	" MLR	Guilty	Guilty	" (")
⑤	" MLR	Innocent	Innocent	" (")
⑥	" MLR	Guilty	Guilty	" (")
⑦	" MLR	"	"	" (Vessel)
⑧	" MLR	Innocent	Innocent	" (Rib)
⑨	" ILR	"	"	" (Vessel)
⑩	" MLR	"	"	" (Rib)
⑪	" ILR	"	"	" (Vessel)
⑫	" MLR	"	"	" (")
⑬	" MLR	"	"	" (")
⑭	" MLR	Guilty	Innocent	" (Rib)
⑮*	" MLR	Guilty*	Guilty*	Abnormal (Rib*)
Final result		Abnormal	Abnormal	Abnormal

* 肺門部における肋骨の奇形：BHBの異常として検出された。



Sample : DAT A15 : Abnormal (Bronchiectasia) (気管支拡張症)

Fig.7.48(o) Diagnostic result by AISC-R-V2・SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5(o))

図 7.48(o) AISC-R-V2・サブシステムⅢの診断結果(CDR1使用)
(表7.5(o)参照)

表 7.5 (o) AISC R-V 2・サブシステムⅢの診断結果

試料：DATA15：異常（気管支拡張症）；

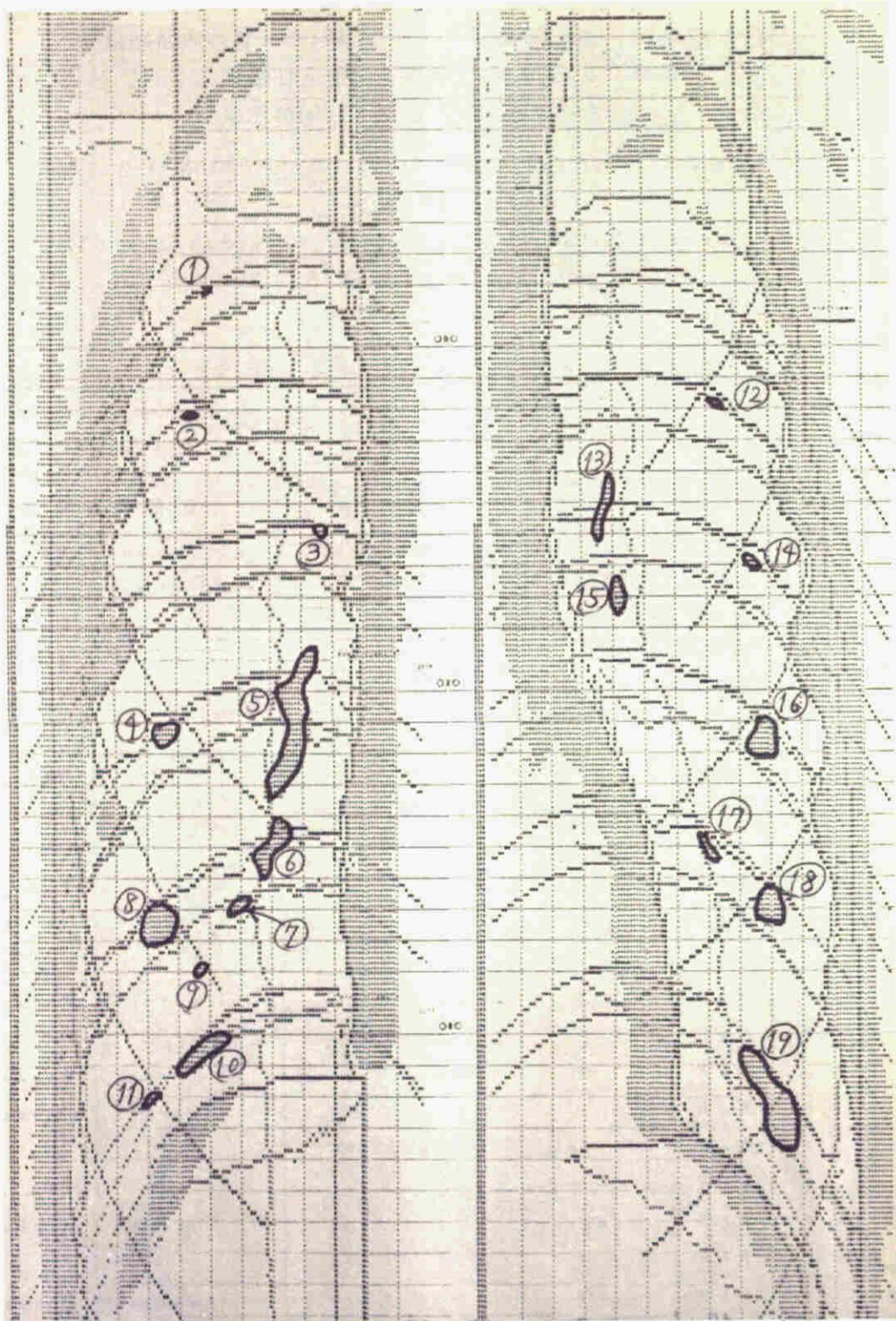
（図7.48(o), 図7.49(o)参照）

Table 7.5 (o) Diagnostic result by AISC R-V 2・SUBSYSTEM-III.

Sample : DATA15 : Abnormal (Bronchiectasia) ;

(cf. Fig. 7.48 (o) and Fig. 7.49 (o))

S R	Result of L-test (1)	Diagnosis by AISC R-V 2		Diagnosis by the physician
		CDR1	CDR*	(医師の診断結果)
①	within I L R	Innocent	Innocent	Normal (Rib)
②	" M L R	Guilty	"	Abnormal (Focus)
③	" M L R	Innocent	"	Normal (Vessel)
④	" M L R	"	"	" (Rib)
⑤	" I L R	"	"	" (Vessel)
⑥	" M L R	Guilty	Guilty	" (")
⑦	" M L R	"	"	" (Muscle)
⑧	" I L R	Innocent	Innocent	" (Vessel)
⑨	" I L R	"	"	" (")
⑩	" M L R	"	"	" (Rib)
⑪	" M L R	"	"	" (")
⑫	" I L R	"	"	" (Vessel)
⑬	" M L R	"	"	Abnormal (Focus)
⑭	" M L R	"	"	" (")
⑮	" I L R	"	"	Normal (Vessel)
⑯	" M L R	"	"	Abnormal (Focus)
⑰	" M L R	Guilty	Guilty	" (")
⑱	" M L R	"	"	" (")
⑲	" I L R	Innocent	Innocent	Normal (Vessel)
⑳	" I L R	"	"	" (")
㉑	" I L R	"	"	Abnormal (Focus)
㉒	" M L R	"	"	" (")
㉓	" I L R	"	"	Normal (Vessel)
㉔	" I L R	"	"	" (Rib)
㉕	" M L R	"	"	" (")
㉖	(" M L R)	(Not detected)	(Not detected)	Abnormal (Focus)
Final result		Abnormal	Abnormal	Abnormal



Sample : DATA16 : Normal (正常)

Fig.7.48(p) Diagnostic result by AISC R-V2 · SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5(p))

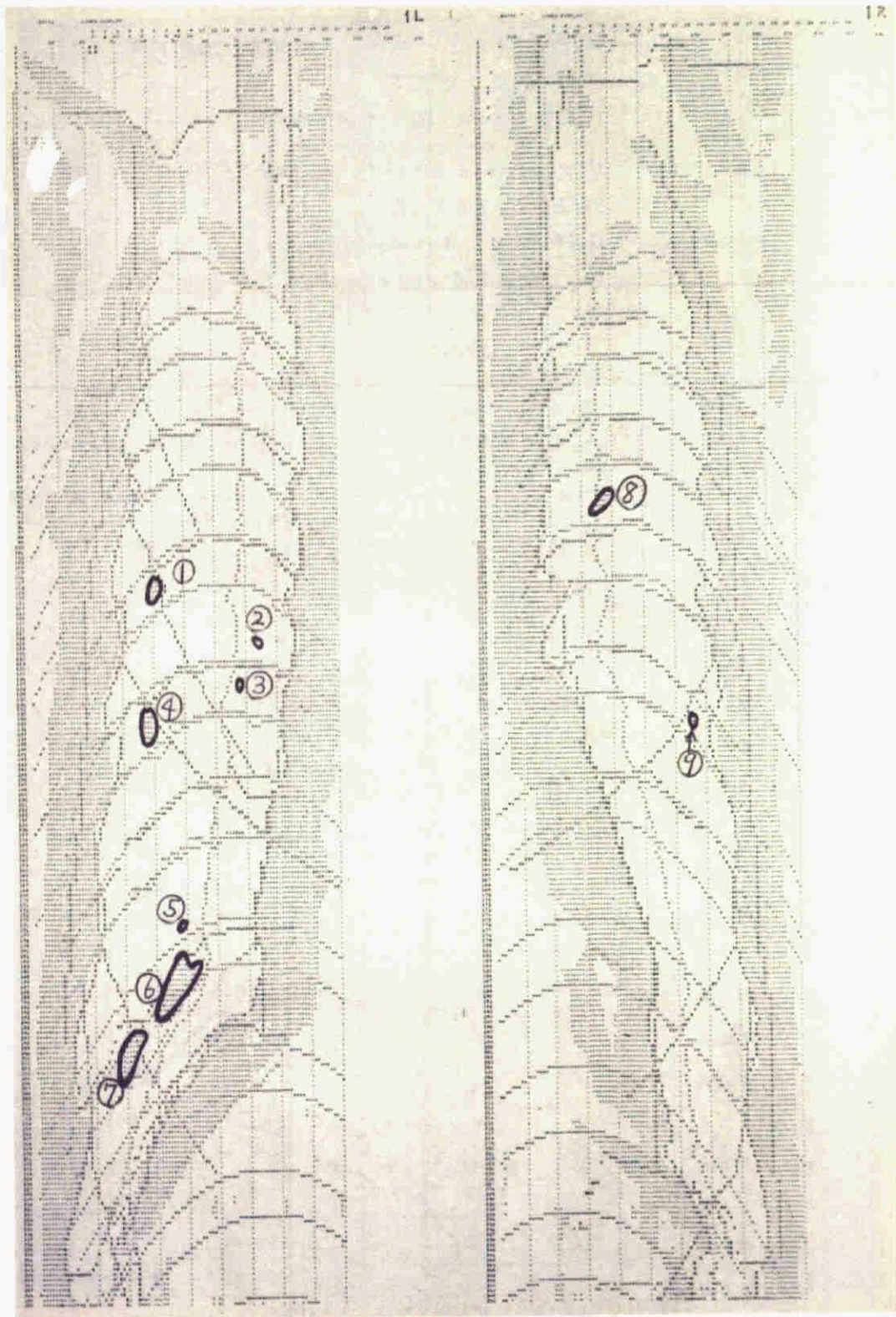
図 7.48(p) AISC R-V2 · サブシステム III の診断結果 (CDR1 使用)
(表 7.5 (p) 参照)

表 7.5 (p) AISC R-V2・サブシステムⅢの診断結果
 試料：DATA16：正常；
 (図7.48(p), 図7.49(p)参照)

Table 7.5 (p) Diagnostic result by AISC R-V2・
 SUBSYSTEM-Ⅲ.
 Sample : DATA16 : Normal ;
 (cf. Fig.7.48(p) and Fig.7.49(p))

S R	Result of L-test (1)	Diagnosis by AISC R-V2		Diagnosis by the physician (医師の診断結果)
		CDR1	CDR*	
①	within MLR	Innocent	Innocent	Normal (Rib)
②	" MLR	"	"	" (")
③	" ILR	"	"	" (Vessel)
④	" MLR	"	"	" (Rib)
⑤	" ILR	"	"	" (Vessel)
⑥	" ILR	"	"	" (")
⑦	" MLR	Guilty*	Guilty*	" (")
⑧	" MLR	Innocent	Innocent	" (Rib)
⑨	" MLR	"	"	" (")
⑩	" MLR	Guilty*	"	" (")
⑪	" MLR	Innocent	"	" (")
⑫	" MLR	"	"	" (")
⑬	" ILR	"	"	" (Vessel)
⑭	" MLR	"	"	" (Rib)
⑮	" ILR	"	"	" (Vessel)
⑯	" MLR	"	"	" (Rib)
⑰	" ILR	"	"	" (Vessel)
⑱	" MLR	"	"	" (Rib)
	Final result	Abnormal*	Abnormal*	Normal

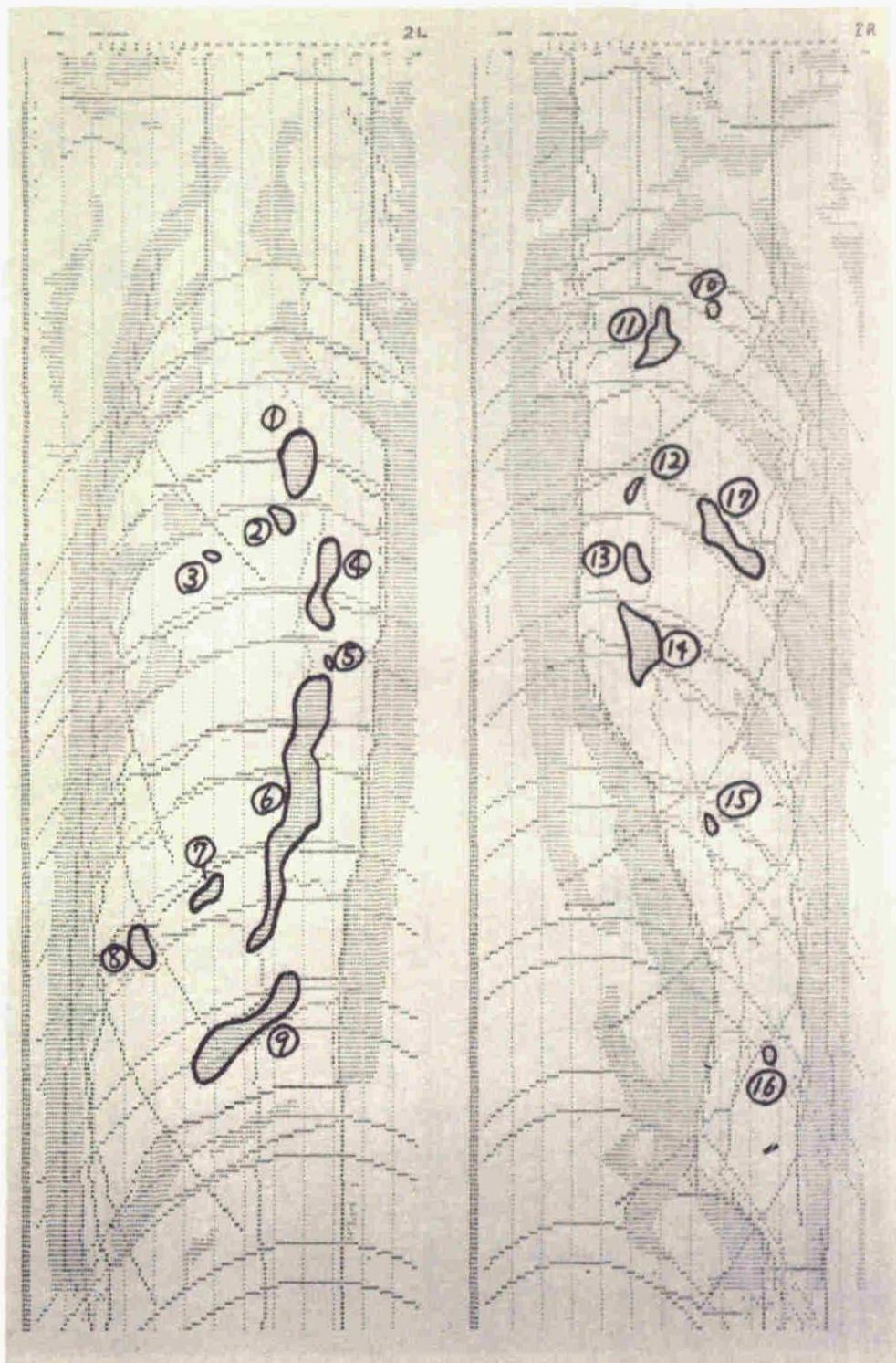
* サブシステムⅡから送られた肋骨像情報 (CDR1 および CDR*) が真の肋骨像からわずかにずれていたために Guilty と判定された。正しい肋骨像の情報を与えてやればサブシステムⅢの判定は Normal となることを確認済。



Sample : DATA 1 : Normal (正常)

Fig.7.4 9(a) Diagnostic result by AISC R-V 2 · SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5(a))

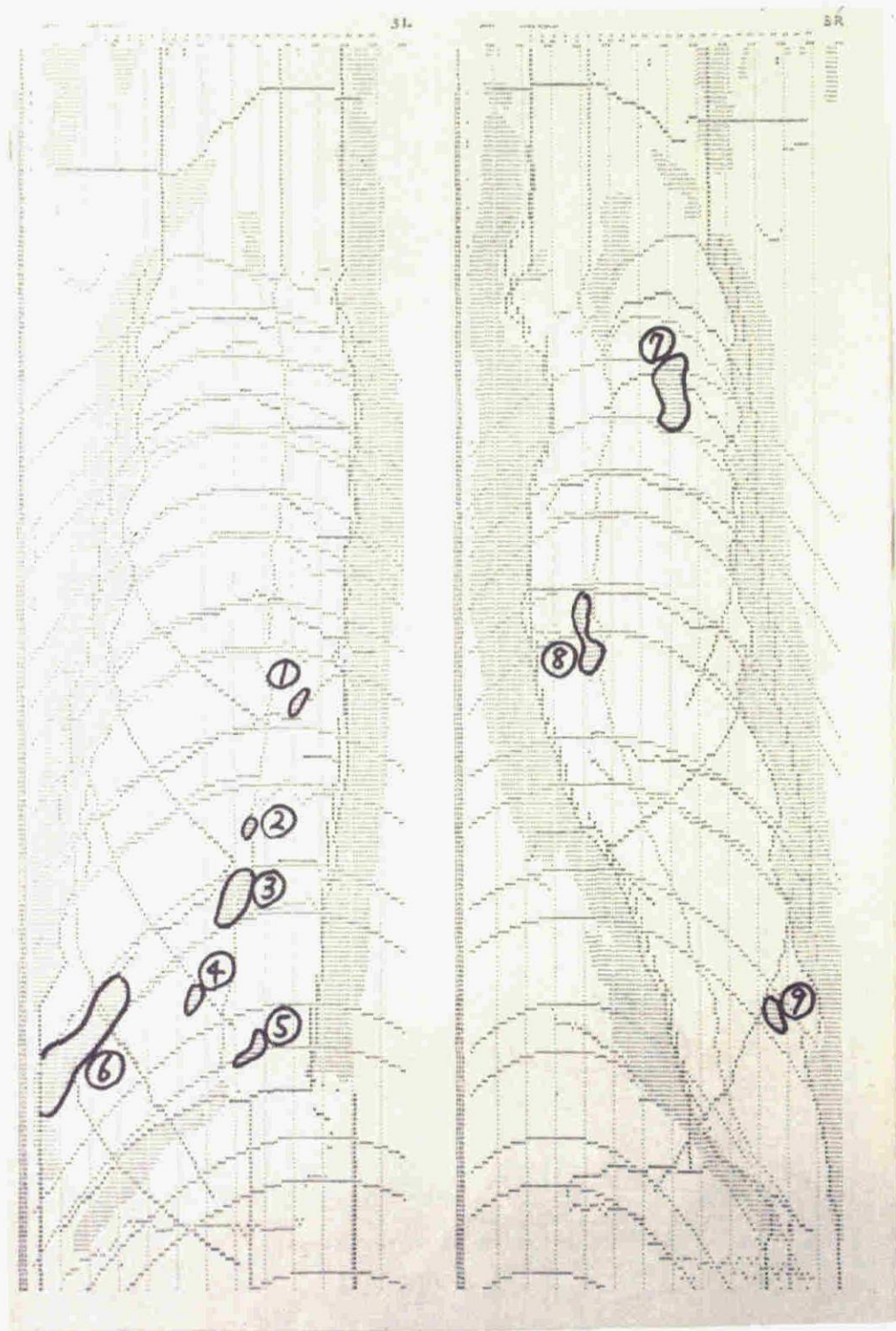
☒ 7.4 9(a) AISC R-V 2 · サブシステムⅢの診断結果 (CDR * 使用)
(表 7.5(a) 参照)



Sample : DATA2 : Abnormal (Lung Cancer) (肺ガン)

Fig.7.4 9(b) Diagnostic result by AISC-R-V2・SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5 (b))

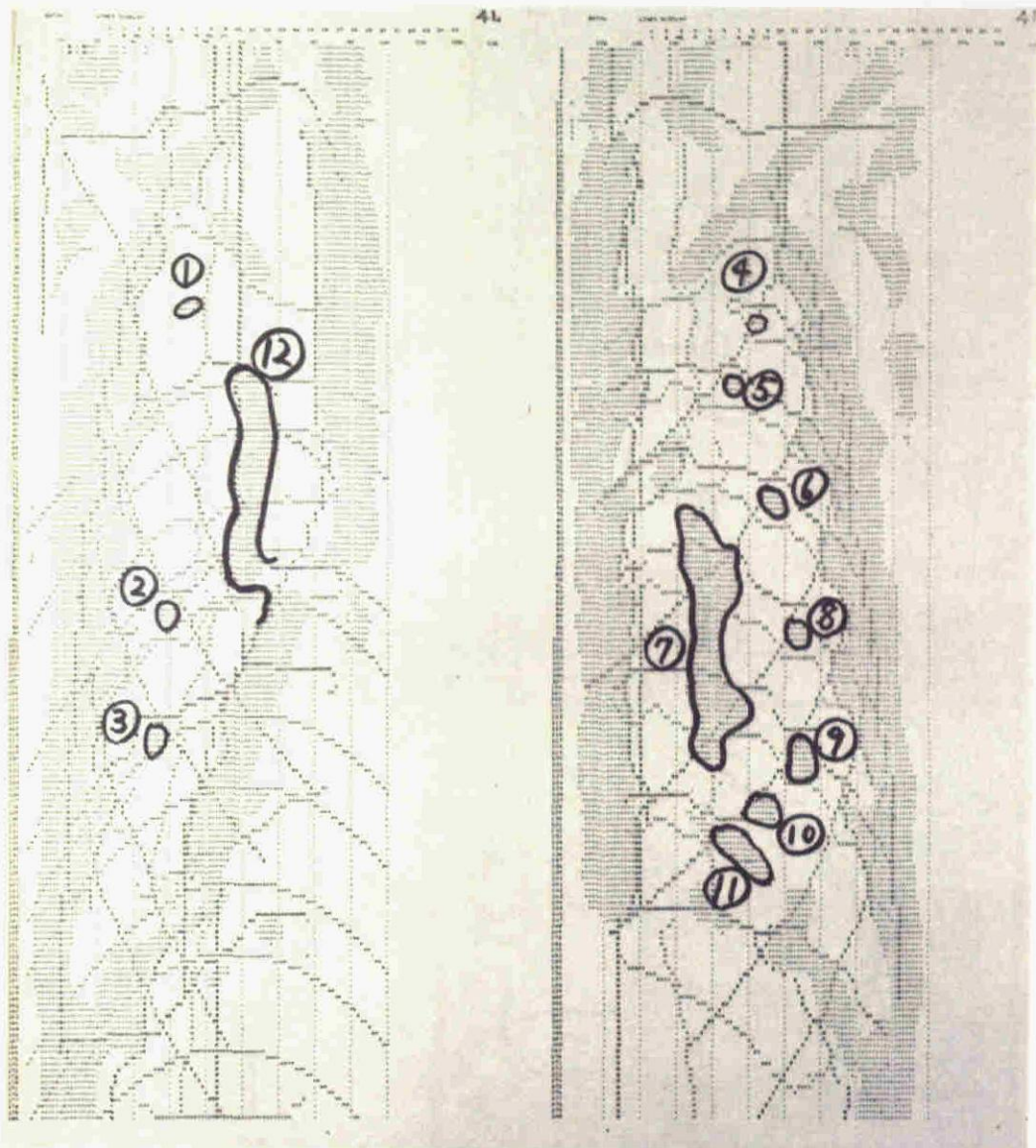
図 7.4 9(b) AISC-R-V2・サブシステムⅢの診断結果(CDR*使用)
(表7.5(b)参照)



Sample : DAT A3 : Abnormal (Tuberculosis) (肺結核)

Fig.7.49(c) Diagnostic result by AISC-R-V2·SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5(c))

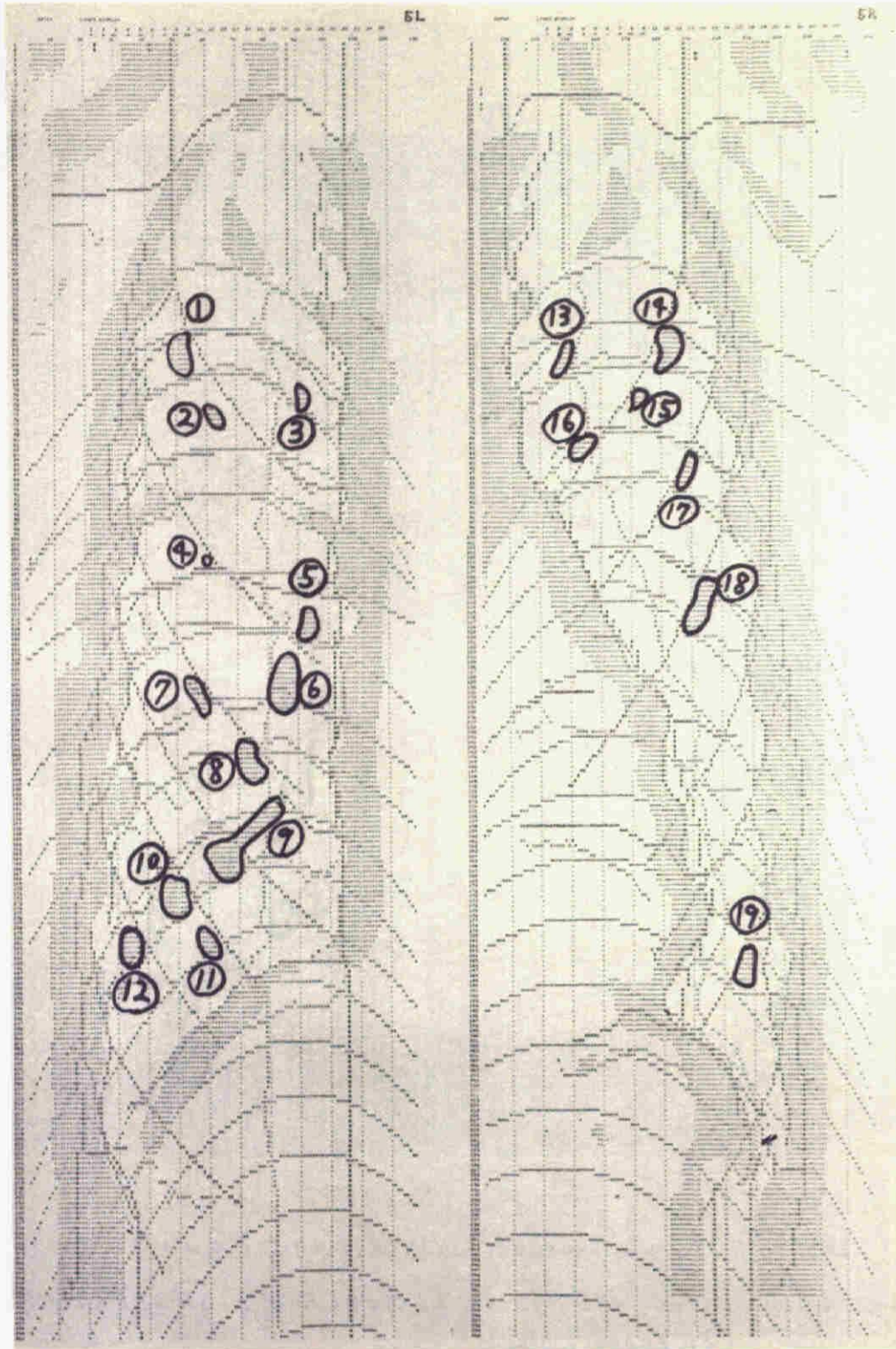
図 7.49(c) AISC-R-V2・サブシステムⅢの診断結果(CDR*使用)
(表7.5(c)参照)



Sample : DATA4 : Abnormal (Sarcoidosis) (サルコイドーシス)

Fig.7.49(d) Diagnostic result by AISC R-V 2 · SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5(d))

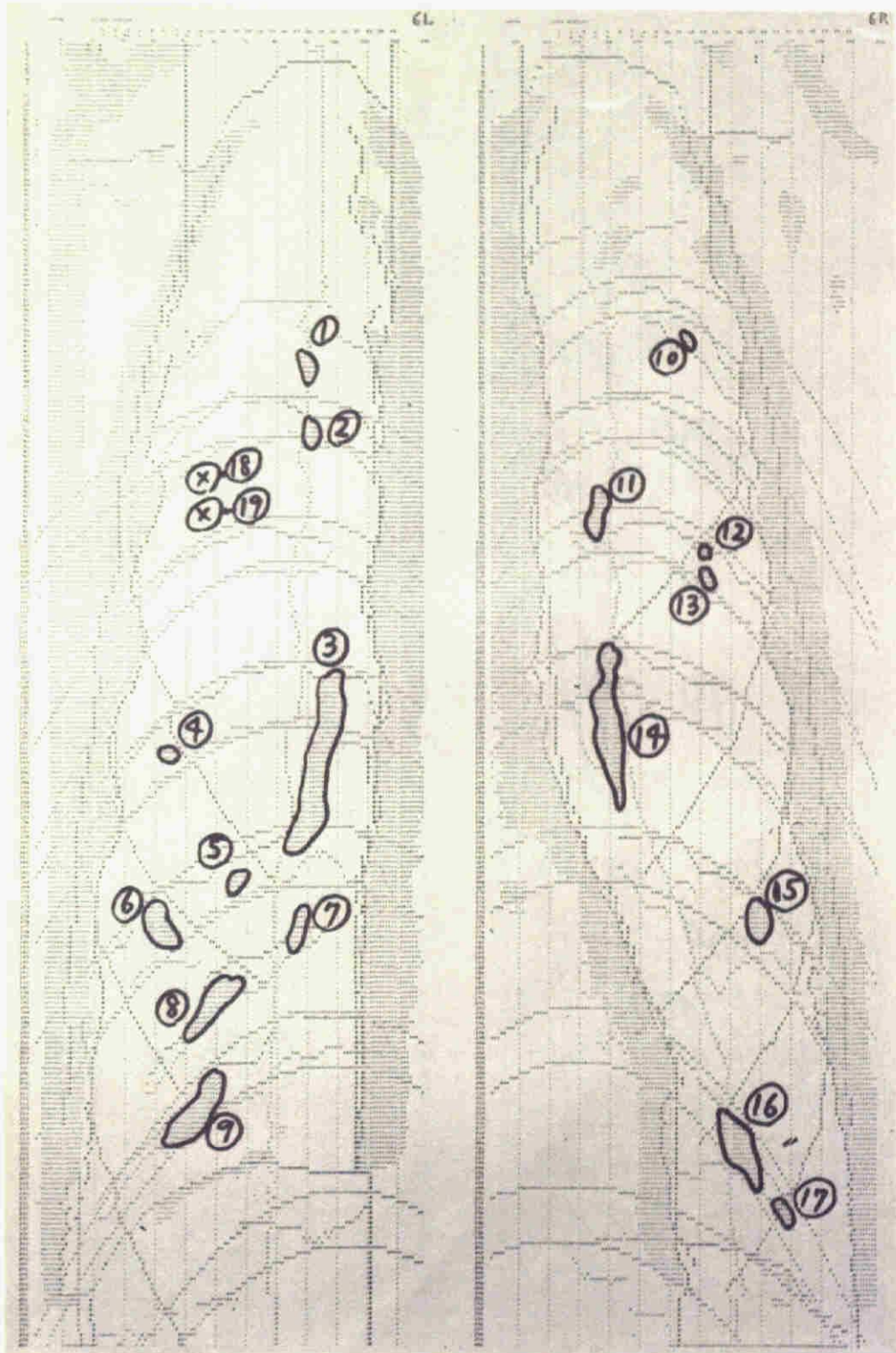
図 7.49(d) AISC R-V 2 · サブシステム III の診断結果 (CDR*使用)
(表 7.5(d) 参照)



Sample : DAT A5 : Normal (正常)

Fig.7.49(e) Diagnostic result by AISC R-V2・SUBSYSTEM-Ⅲ.
(cf. Table 7.5(e))

図 7.49(e) AISC R-V2・サブシステムⅢの診断結果(CDR*使用)
(表7.5(e)参照)



Sample : DAT A6 : Abnormal (Tuberculosis) (肺結核)

Fig.7.4 9(f) Diagnostic result by AISC-R-V2・SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5(f))

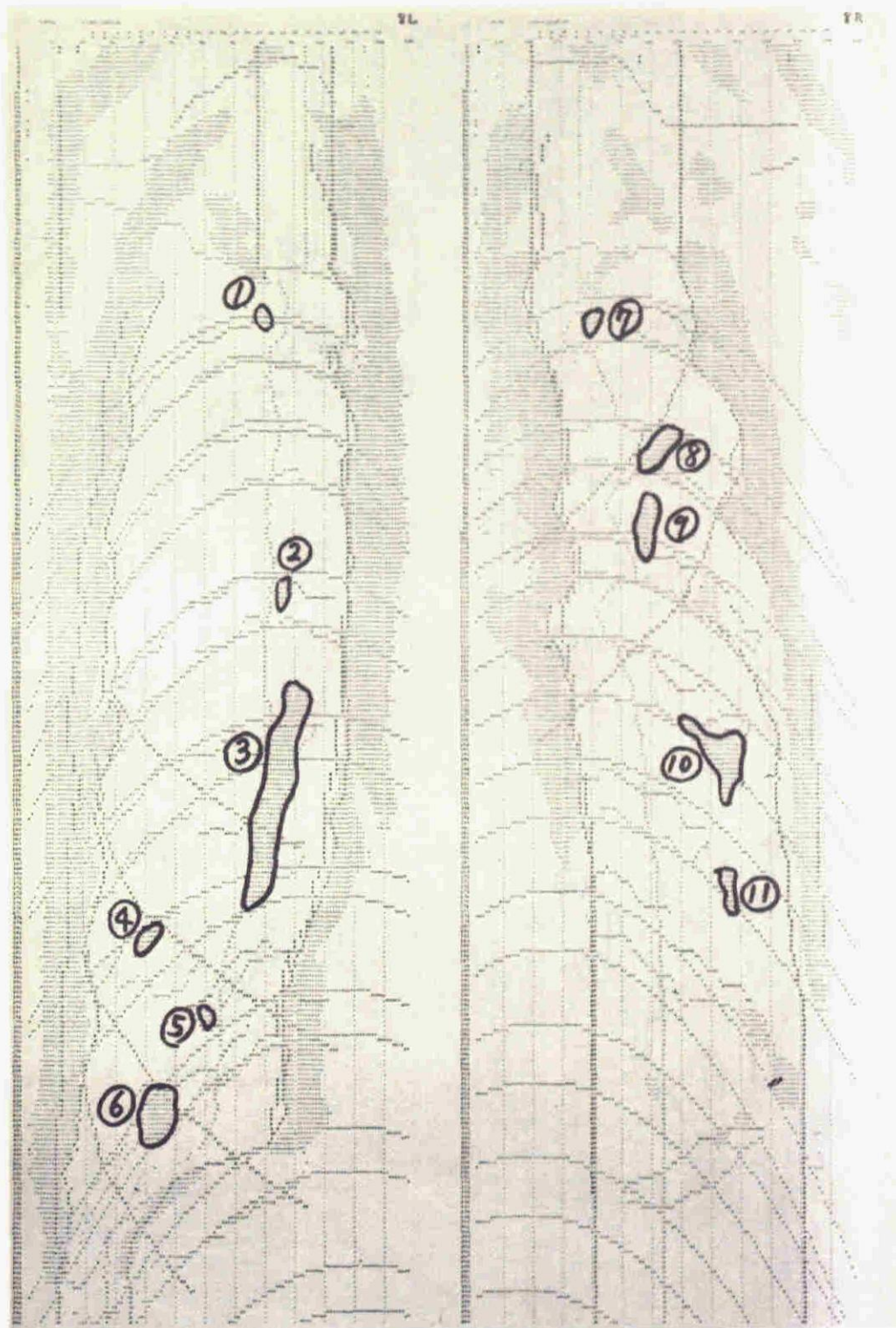
図 7.4 9(f) AISC-R-V2・サブシステムⅢの診断結果(CDR*使用)
(表7.5(f)参照)



Sample : DATA7 : Abnormal (Tuberculosis) (肺結核)

Fig.7.49(g) Diagnostic result by AISC-RV2-SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5(g))

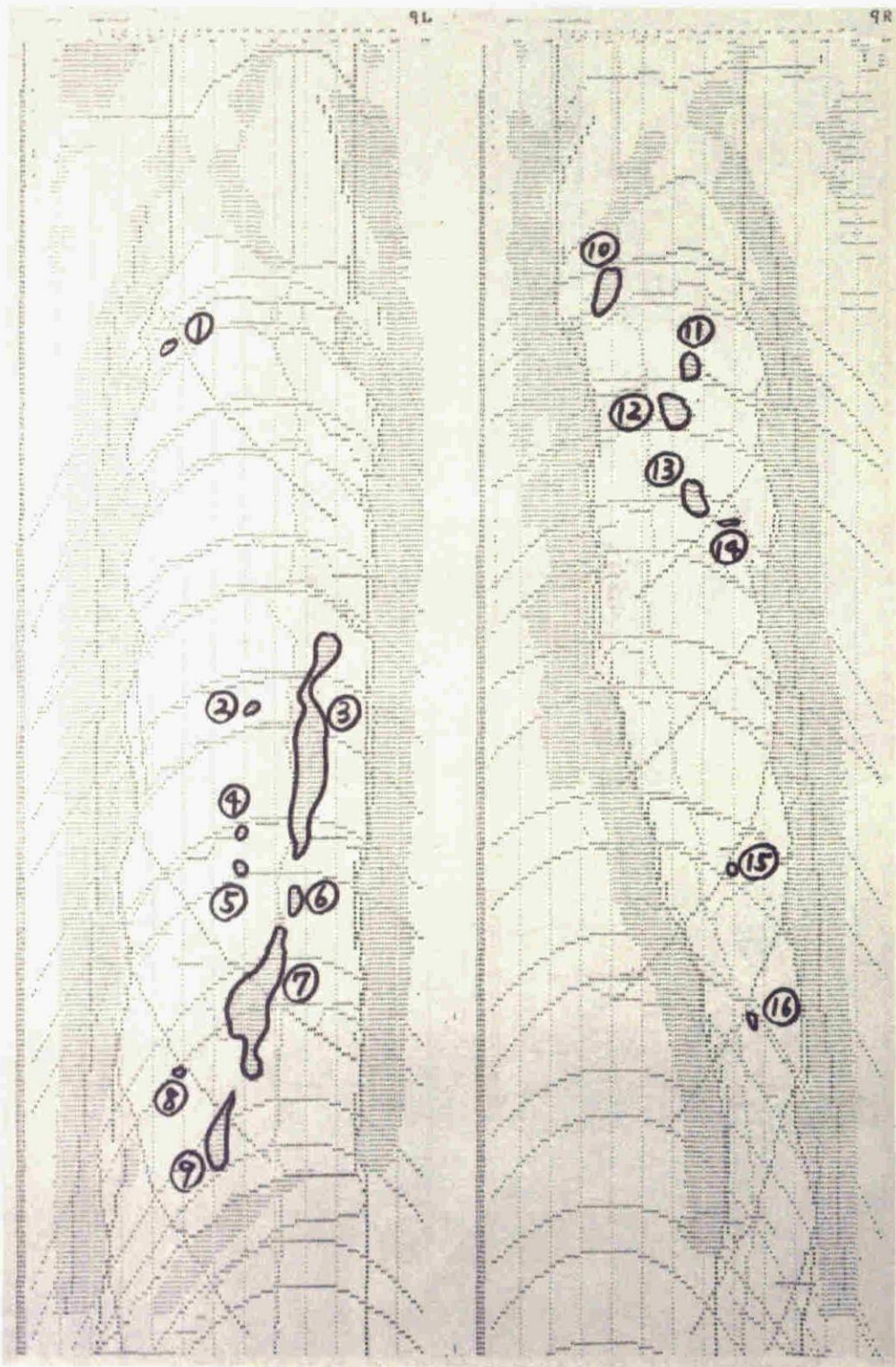
図 7.49(g) AISC-RV2・サブシステムⅢの診断結果(CDR*使用)
(表 7.5(g)参照)



Sample: DATA8: Abnormal (Pleuritis) (肋膜炎)

Fig. 7. 4 9 (h) Diagnostic result by AISC R-V 2 · SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7. 5 (h))

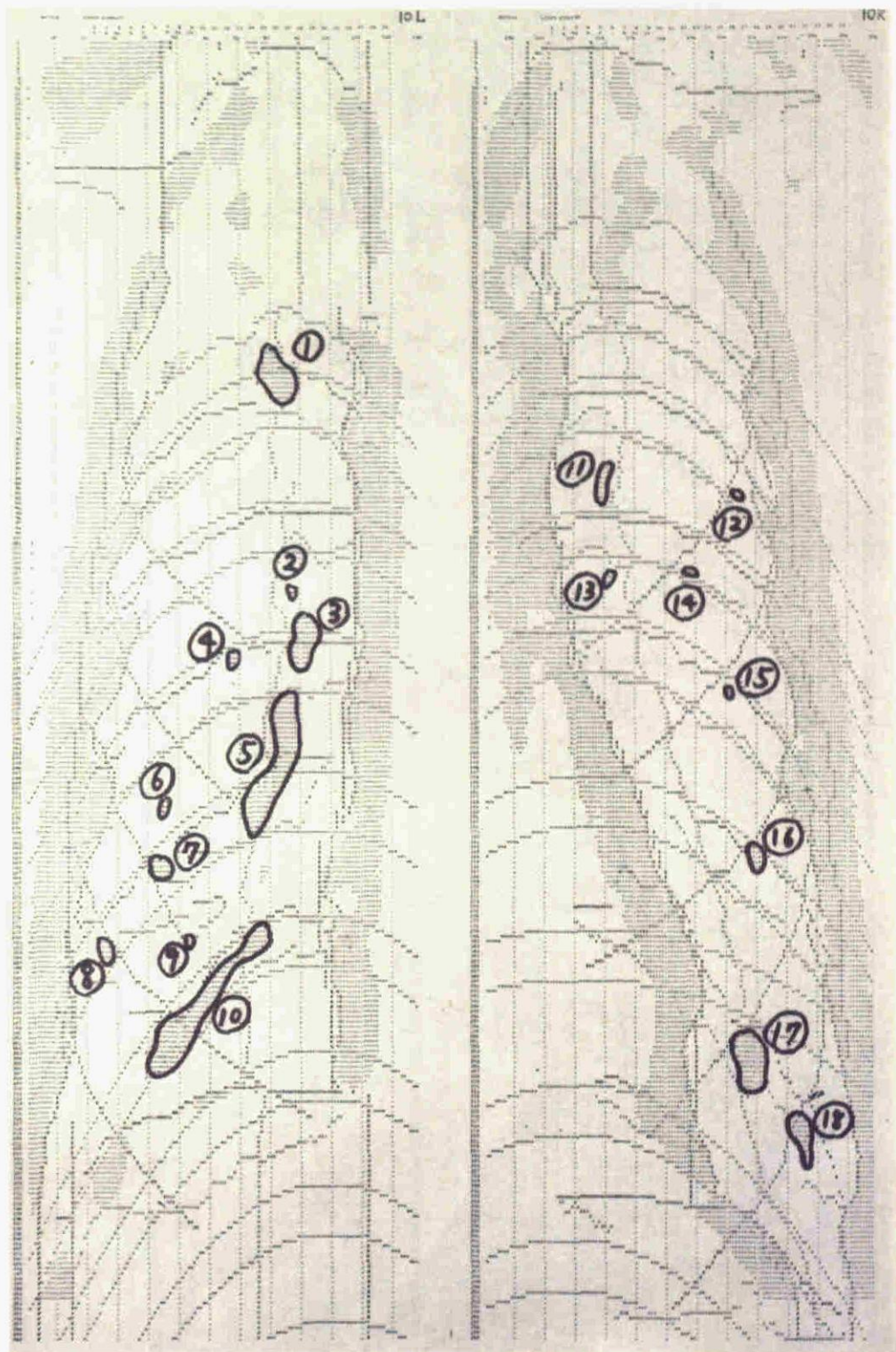
図 7. 4 9 (h) AISC R-V 2 · サブシステム III の診断結果 (CDR 未使用)
(表 7. 5 (h) 参照)



Sample : DATA9 : Abnormal (Tuberculosis) (肺結核)

Fig. 7.4 9(i) Diagnostic result by AISC-R-V2 · SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5(i))

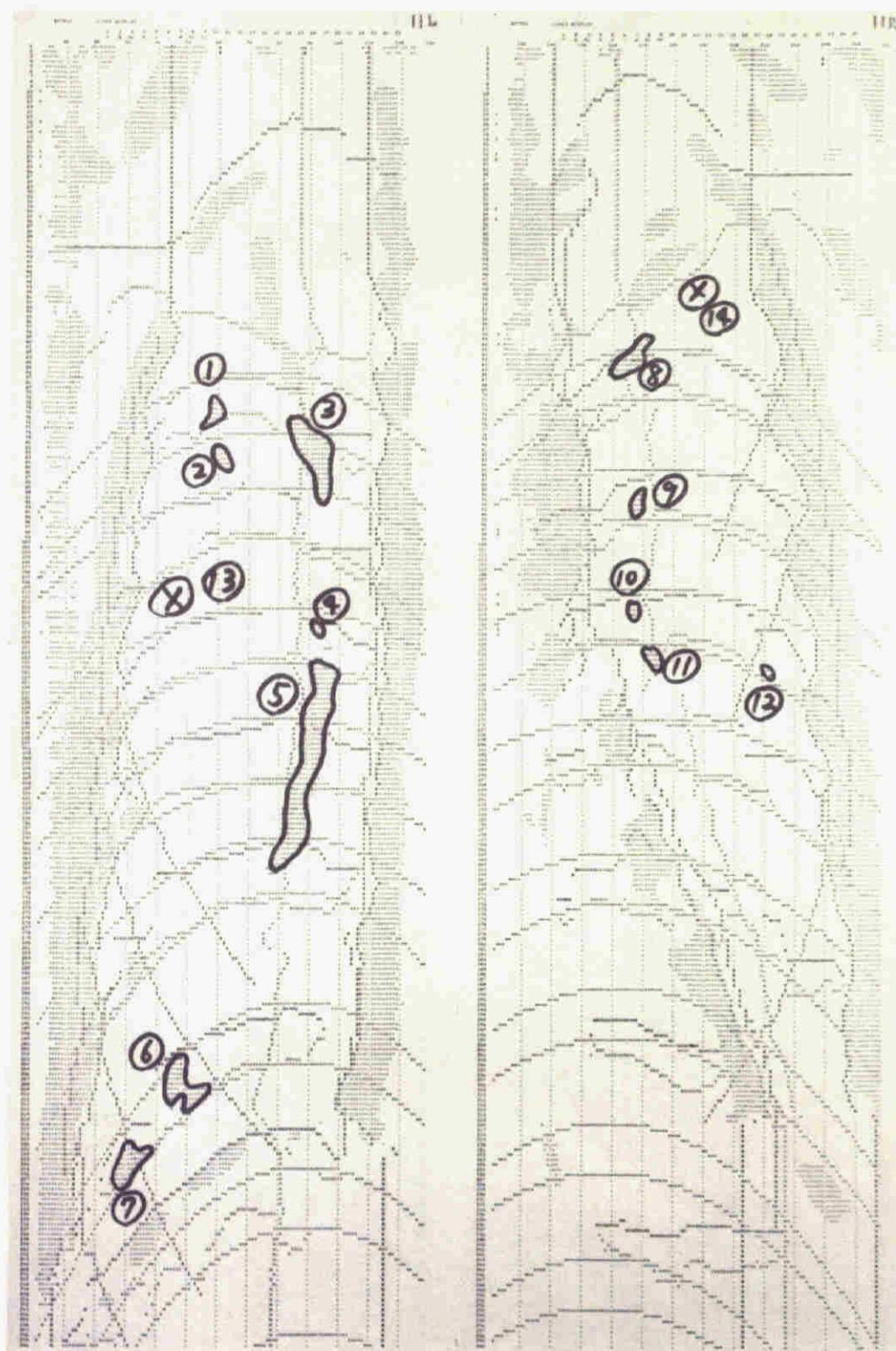
図 7.4 9(i) AISC-R-V2 · サブシステム III の診断結果 (CDR* 使用)
(表 7.5(i) 参照)



Sample : DATA 10 : Abnormal (Tuberculosis) (肺結核)

Fig. 7.49(j) Diagnostic result by AISC-R-V2 · SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5(j))

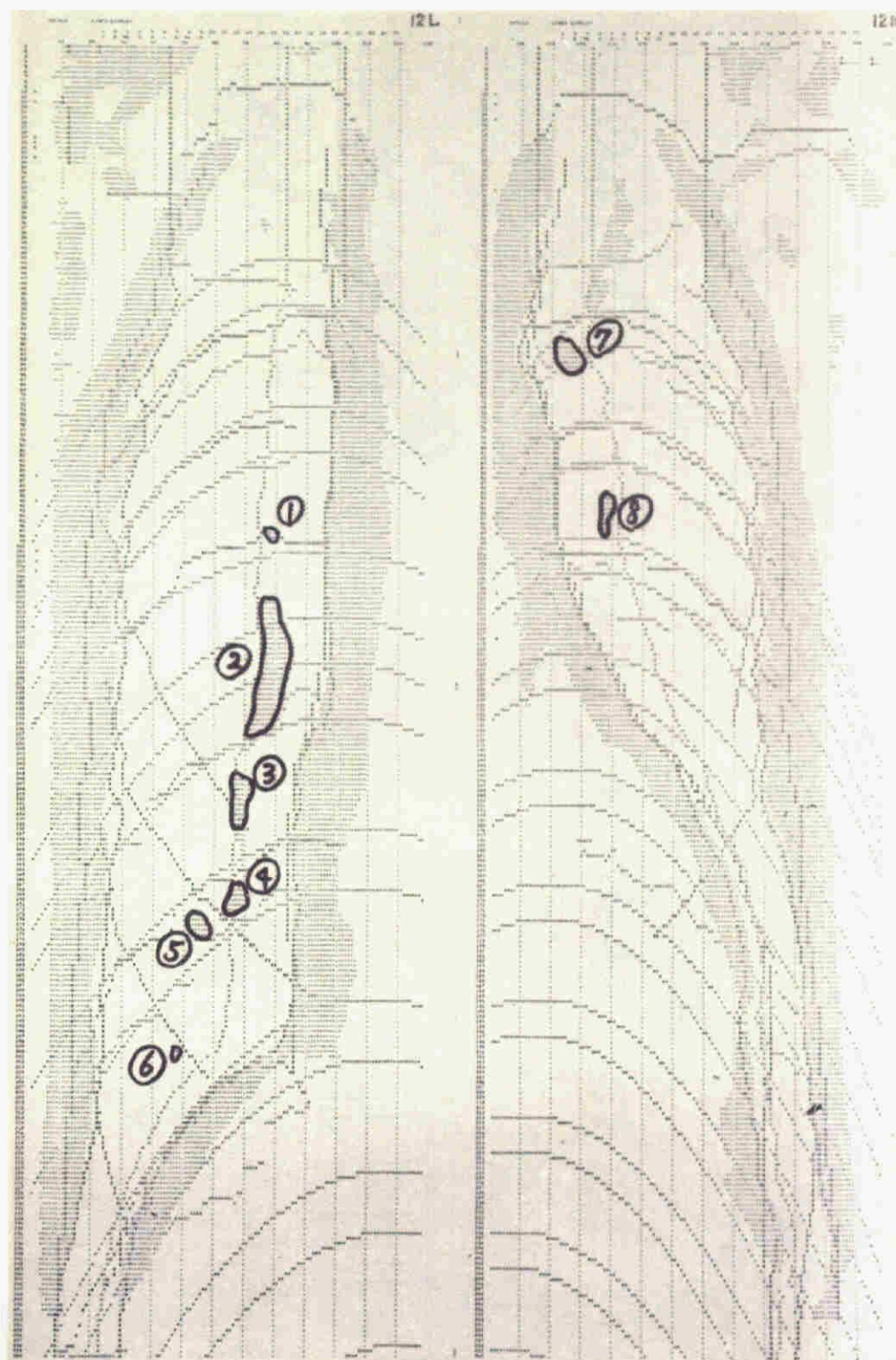
図 7.49(j) AISC-R-V2 · サブシステム III の診断結果 (CDR* 使用)
(表 7.5(j) 参照)



Sample : DATA11 : Abnormal (Tuberculosis) (肺結核)

Fig.7.49(k) Diagnostic result by AISC-R-V2・SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5(k))

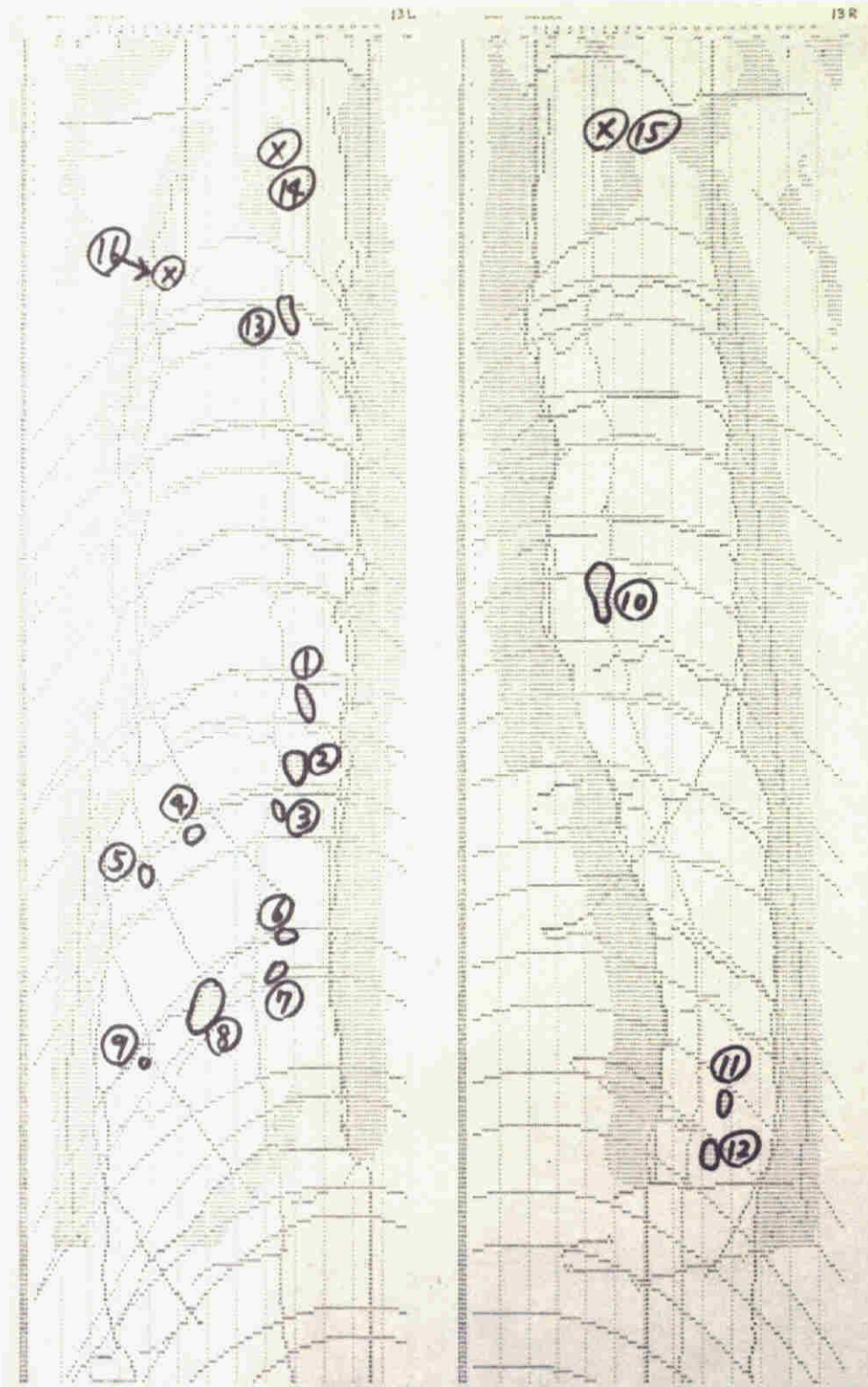
図 7.49(k) AISC-R-V2・サブシステムⅢの診断結果(CDR*使用)
(表7.5(k)参照)



Sample : DATA12 : Normal (正常)

Fig.7.49(l) Diagnostic result by AISC-R-V2・SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5(l))

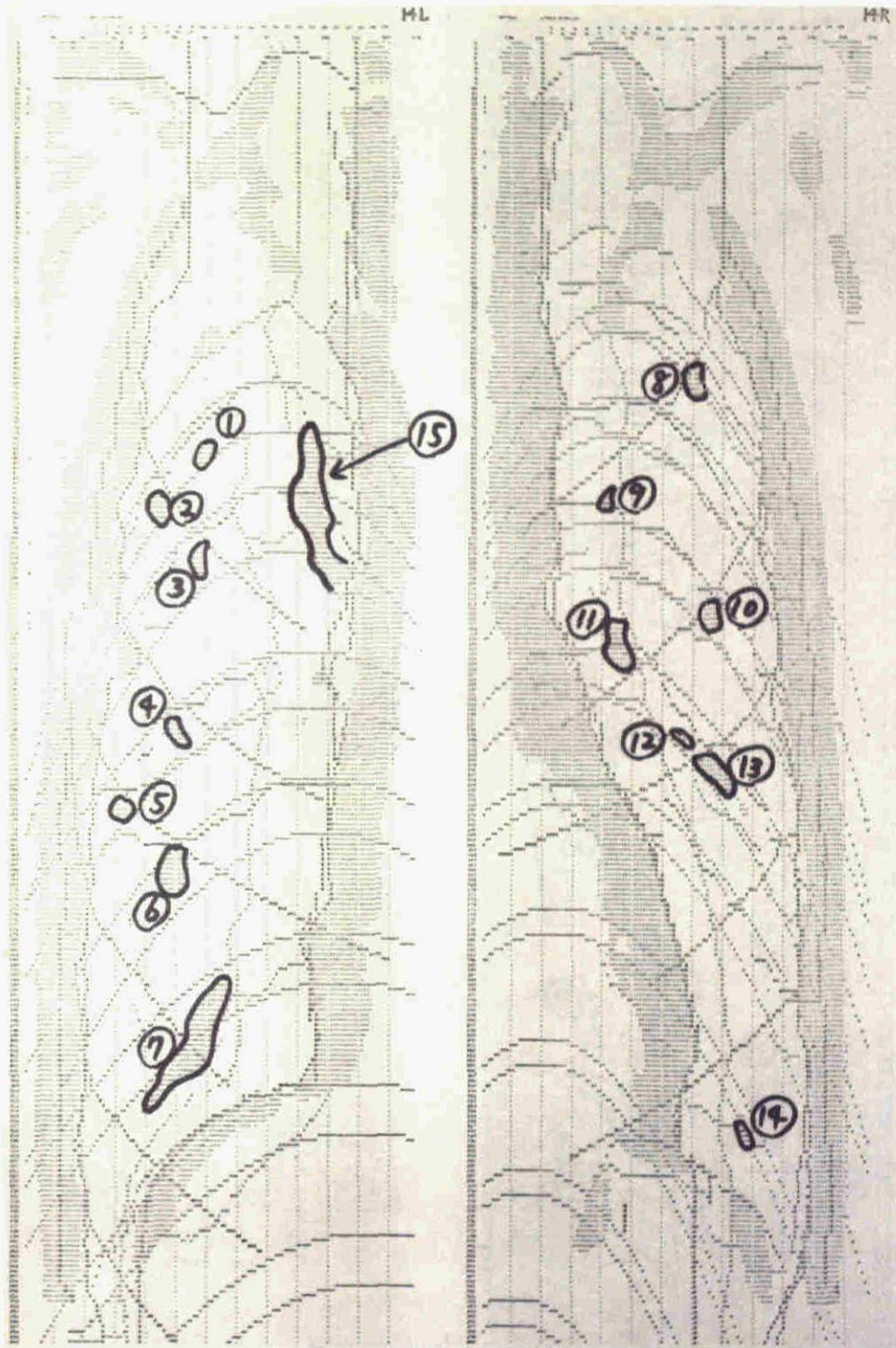
図 7.49(l) AISC-R-V2・サブシステムⅢの診断結果(CDR*使用)
(表7.5(l)参照)



Sample : DATA 13 : Abnormal (Tuberculosis) (肺結核)

Fig. 7. 4 9 (m) Diagnostic result by AISC-R-V 2 · SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7. 5 (m))

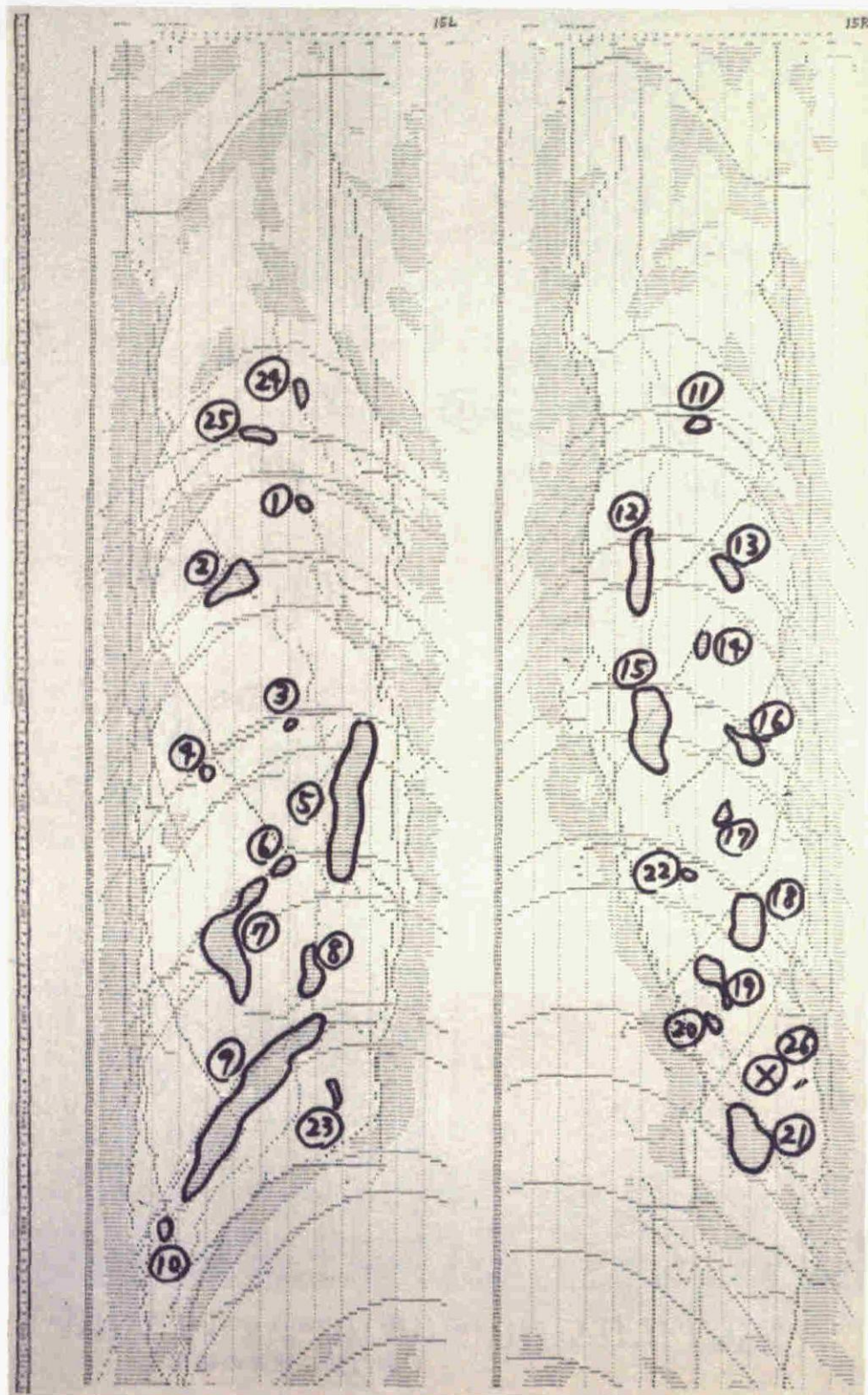
図 7. 4 9 (m) AISC-R-V 2 · サブシステム III の診断結果 (CDR*使用)
(表 7. 5 (m) 参照)



Sample : DATA14 : Abnormal (Malformation of ribs in hilum)
 (肺門部の肋骨の奇形)

Fig.7.49(n) Diagnostic result by AISC R-V2・SUBSYSTEM-III.
 (cf. Table 7.5(n))

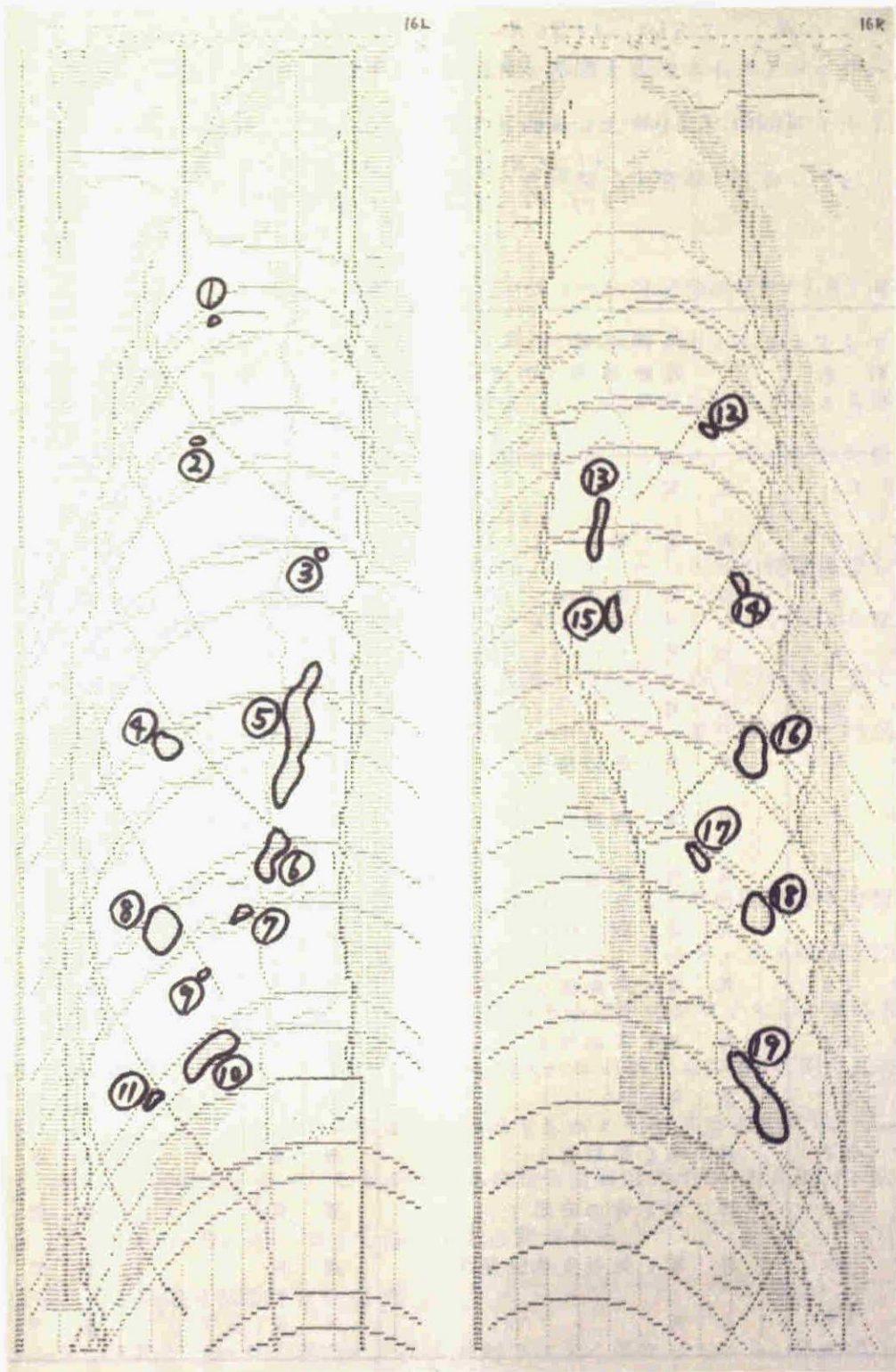
図 7.49(n) AISC R-V2・サブシステムⅢの診断結果 (CDR*使用)
 (表 7.5(n)参照)



Sample : DATA15 : Abnormal (Bronchiectasia) (気管支拡張症)

Fig.7.4 9(o) Diagnostic result by AISC R-V2・SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5(o))

図 7.4 9(o) AISC R-V2・サブシステムⅢの診断結果(CDR*使用)
(表7.5(o)参照)



Sample : DAT A16 : Normal (正常)

Fig. 7.4 9(p) Diagnostic result by AISC R-V 2 · SUBSYSTEM-III.
(cf. Table 7.5 (p))

図 7.4 9(p) AISC R-V 2 · サブシステム III の診断結果 (CDR * 使用)
(表 7.5 (p) 参照)

表 7.5(q) AISCR-V2・サブシステムⅢの診断結果のまとめ
(図7.48, 図7.49および表7.5(a)~(p)参照)

Table 7.5(q) Summary of diagnostic results by
AISCR-V2・SUBSYSTEM-Ⅲ.
(cf. Fig. 7.48, Fig. 7.49 and Table (a)~(p))

試料名	医師による肺の 診断結果(病名)	AISCR・V2・サブシステムⅢに よる自動診断の結果	
		(CDR1使用)	(CDR*使用)
DATA1	正常	正常	正常
" 2	異常(肺ガン)	異常	異常
" 3	異常(肺結核)	異常	異常
" 4	異常(サルコイドーシス)	異常 ^{*1}	異常 ^{*1}
" 5	正常	異常(正常) ^{*2}	異常(正常) ^{*2}
" 6	異常(肺結核)	異常 ^{*3}	異常 ^{*3}
" 7	異常(肺結核)	異常	異常
" 8	異常(肋膜炎)	異常	異常
" 9	異常(肺結核)	異常	異常
" 10	異常(肺結核)	異常	異常
" 11	異常(肺結核)	異常	異常
" 12	正常	正常	正常
" 13	異常(肺結核)	異常 ^{*3}	異常 ^{*3}
" 14	異常(骨の奇形)	異常 ^{*1}	異常 ^{*1}
" 15	異常(気管支拡張症)	異常	異常
" 16	正常	異常(正常) ^{*2}	正常

*1 BHとBHBの比較により異常を検出

2 サブシステムⅡから送られた肋骨像の情報(CDR1およびCDR)が真の肋骨像からわずかにずれていたため誤って異常と判定されたもの。正しい肋骨像の情報を与えてやれば正常と判定されることを確認済。

*3 真の病巣は見落したが、別の部分を誤って異常と判定したことにより、たまたま異常と判定されたもの。

7.6.7 ま と め

本節では *AISCR-V* 2 において、異常陰影識別の部分を担当するサブシステムⅢについて詳しく述べ、16例の試料に対する識別実験の結果を示した。ここで7.6.1～7.6.6で述べたサブシステムⅢの機能をまとめ、今後に残された問題点を整理しておこう。

[A] サブシステムⅢ全体に関して

- (1) サブシステムⅢが扱うことのできる領域は主および内側肺領域 (*MILR*) 内に限られている。しかし、胸部X線写真の自動スクリーニングを行なうシステムとしては、残された領域 (肺尖部領域 *LAR* および外側肺領域 *OLR*) の処理を行なうことも重要である。これらの領域は、画像の性質が *MILR* 内とは全く異なるため、それぞれ独自に処理方法を開発する必要があると思われる。
- (2) *MILR* 内の処理は、異常陰影の概測 (*Stage-I*) と、*SR* の精密検査 (*Stage-II*) の2段階に分かれている。*Stage-I* で水平方向ブリッジフィルタ (*H.BRGF*) により、以後の処理対象となる領域を一挙に削減しているため、*Stage-II* での精密検査が比較的高度なものであるにもかかわらず、サブシステムⅢ全体としての処理に要する時間はかなり短かくなっている。

[B] *Stage-I* (異常陰影の検出) に関して

Stage-I では、*AS* の概測の手段として、第3章で述べた平滑化2階差分型線形フィルタ *H.BRGF* ($\mathcal{A}_2[2, 5; 0, 12]$) を用いている。このフィルタは *MILR* 内に存在する通常の異常陰影に対してはきわめて強力な検出能力を有するが、ある種の異常陰影 (たとえば、点状、線状、織目パターン (*Texture*) 状のもの等) に対しては検出能力が低い。今後、そのような異常陰影をも抽出できるようにするためには、 $\mathcal{A}_2[5, 5; 0, 12]$ 以外のフィルタ (たとえば、他の差分型線形フィルタ *SDLF*, 拡張された *Range Filter Ex. RF* 等) を併用する必要がある。

[C] *Stage-II* (異常陰影の精密検査)

- (1) *Stage-II* の処理は *MLR* 内と、*ILR* 内では全く異なっている。このうち、*ILR* 内の処理は、*SR* の面積の検定のみであり、複雑な処理を行なっているのは *MLR* 内のみである。

現システムにおける *ILR* 内の処理方法では、極端に腫脹した血管影が検出できるだけであり、小さな *SR* はすべて正常と判定されてしまう。

$I L R$ 内の $S R$ は、大部分が $V S L$ （血管影）および第I肋骨の一部であるため、これらを識別する機能をもたせることができれば $I L R$ 内の小さな $A S$ をも識別できる可能性が出てくる。

- (2) $M L R$ 内の処理は、基本的には、 $S R$ が肋骨像によるものか、それ以外の原因によるものかを検定することである。その検定においては、サブシステムIIで識別される全部の背部肋骨境界線の情報、ならびに、前胸部肋骨境界線の情報が重要な役割を演ずる。従って、これらの情報に誤りがあれば、サブシステムIIIの判定も誤りとなる可能性が大きい。
- (3) $M L R$ および $I L R$ 内の $S R$ の精密検査（*Stage-II*）では、 $S R$ の特徴量はほとんど用いていない。しかし、今後、適切な特徴量を使用すればサブシステムIIIの能力はさらに向上するはずである。特に、 $I L R$ 内の $S R$ については、図形のモーメントが異常陰影と血管影との区別に有用であることが知られている（文献（6.3）参照）。
- (4) $M L R$ 内の $S R$ が肋骨像によるものか否かの検定は3種類の濃度値テスト（*D-test* (1)(2)(3)）に分けられており、それぞれ背部肋骨、前胸部肋骨、および肋骨交差部とみなせるか否かを、パラメータ可変のブリッジフィルタにより検定する。その可変パラメータは、サブシステムIIから送られる肋骨係数（ $C D R$ および $C V R$ ）のみを用いて計算するようになっており、本質的には $B R G F$ の適用方向のみが可変となっている。今後、ブリッジフィルタの大きさをも可変にする（例えば、 $S R$ の大きさに応じてブリッジフィルタの大きさを変える）ならば、さらにきめ細かな判定が可能となろう。

7.7 A I S C R - V 2 の問題点

7.2～7.6でA I S C R - V 2について詳しく述べた。A I S C R - V 2は胸部X線写真の自動スクリーニングを目的とするソフトウェアシステムであり、胸部X線写真の心陰影、胸郭輪郭線、横隔膜境界線、肺尖部下側境界線、肋骨像、血管影、異常陰影などを検出して種々の論理操作を行なうことにより、心陰影の診断、および肺の異常の有無の診断をすべて自動的に実行することができる。

そこで、用いられる手法は、図形パターン認識の立場から見てもきわめて興味深いものであり、このシステム作成にあたって、多くの有益な成果が導出された。

本文で用いた16例の試料では種々の形態の異常に対してかなり正確な診断結果を得ること

ができたが、*AISCR-V2*が実用的な自動スクリーニングシステムとなるためには、まだなお多くの問題点が残されている。本節では、それらの問題点を種々の角度から考察してみよう。

7.7.1 *AISCR-V2*の機能の検討

最初に、現在の*AISCR-V2*の能力から判断して、今後大量の試料を用いて識別実験を行った場合に、かなり良好な識別結果を期待できる部分と、現在の*AISCR-V2*では処理が困難であるかまたは全く不可能である部分とを分けて整理しておこう。

表 7.6 (a) 現在の *AISCR-V2* で可能な処理および、*AISCR-V2* の能力から判断して可能と予想される処理

(a - 1)	写真の濃度分布の明確な異常の識別
(a - 2)	肺領域の形の明確な異常(例:気胸, 肋膜炎等)の識別
(a - 3)	主肺領域 (<i>MLR</i>) 内に存在する通常の異常陰影(肺結核, 肺ガン, その他)
(a - 4)	内側肺領域 (<i>ILR</i>) 内に存在するきわめて明確な異常陰影 (<i>AS</i>) (例:サルコイドーシス) または、肺門部血管影の腫脹の識別
a - 5	心陰影の異常(心臓の肥大)の識別
a - 6*	大動脈影の異常(高血圧)の識別
a - 7	背部肋骨上下境界線 (<i>BDR</i>) の識別
a - 8	前胸部肋骨上側境界線 (<i>BVR</i>) の識別
a - 9*	背部肋骨像の異常または奇形の識別
a - 10*	横隔膜の形の異常の識別

* 印のものは、他の試料による実験が必要

表 7.6 (b) 現在の *AISCR-V2* では非常に困難あるいは不可能な処理

(b - 1)	肺炎部領域 (<i>LAR</i>) の処理
(i)	肺炎部上側境界線 (<i>BLAu</i>) の識別
(ii)	鎖骨境界線 (<i>BC</i>) の識別
(iii)	<i>LAR</i> 内の肋骨像(主として第I肋骨)の識別
(iv)	<i>LAR</i> 内の異常陰影の検出

(V)	LAR内の異常陰影の識別
(b-2)	外側肺領域(OLR)の処理
(i)	OLR内の肋骨境界線(BDR, BVR)の識別
(ii)	OLR内の異常陰影の検出
(iii)	OLR内の異常陰影の識別
(b-3)	内側肺領域(ILR)内の通常の異常陰影, および微細な異常陰影の識別
(b-4)	主肺領域(MLR)の, 特殊な構造をもつ異常陰影(例:点状, 線状の微細な異常陰影)の識別
(b-5)	CDR1, CDR*よりも精細な背部肋骨上下境界線の識別
(b-6)	BVRよりも精細な前胸部肋骨境界線の識別
(b-7)	背部肋骨像の異常または奇形の識別

まず表 7.6 (a)には現在の *AISCR-V 2* の能力からみて実行可能な処理が示されている。(a-1)は, 主として胸部 X 線写真の撮影時の露光不適正, フィルム現像の失敗等の原因による, 明らかに異常な濃度分布を有する写真を除く処理であり, これは確実に実行可能である。次の(a-2)は自然気胸, 肋膜炎, かなり進行した肺結核等の原因による, 肺領域の形の明確な異常を識別する処理であり, これもほぼ確実に実行可能である。(a-3)は *MLR* 内に存在する通常の異常陰影(間接撮影のフィルム上で直径 1mm 以上, 異常陰影の濃度 Df が 10 以上程度のもの)の識別であり, 特に悪条件が重ならない限り, 識別可能である。

第 3 章の表 3.3 から明らかなように, 異常陰影の濃度値 Df が 10 以上であればかなり高い確率で異常と判定される。ただし, *AS* が肋骨の交差部と重なっている場合にもほぼ確実に識別されるためには $Df \geq 30$ であることが必要と思われる(表 7.3 参照)。

(a-4)は, 肺門リンパ線の腫脹(サルコイドーシス)等による, *ILR* 内のかなり大きな異常陰影, または, 肺門部血管影の明確な腫脹を識別する処理であり, サブシステム III の *Stage-I* で検出される *SR* の面積が顕著に大きいもの, あるいは *BHB* と *BH* のずれがかなり大きいものを異常と判定する。この場合も, 真の異常陰影がかなり大きければほぼ確実に識別される。(a-5), (a-6)はサブシステム I で実行される心陰影の処理と診断であり, 識別率はかなり良好と推定されている。詳細は文献(50)を参照。

(a-7)は, 放物線近似による背部肋骨上下境界線の識別であり, 大局的にはかなり正確な境界線が得られることが知られている。

(*a-8*)は、前胸部肋骨上下境界線の識別であり、前胸部肋骨の上側境界のうち、本来明確なもののみを検出し、下側境界は上側境界から推定生成する。従って、上側境界が明確な前胸部肋骨は上下境界線ともにほぼ確実に識別される。

(*a-9*)は、横隔膜境界線の識別結果(サブシステムⅡで得られる*BD*)を用いて*BD*の異常、または奇形を識別する処理であり、*BD*を直線近似し、その傾きを調べることにより、明らかな異常があればほぼ確実に識別されるはずである。

一方、現在の*AISCR-V 2*では実行不可能な処理も多数残されており、それらは表 7.6 (*b*)にまとめられている。まず(*b-1*)の肺尖部領域(*LAR*)の処理は、究極的には(*iv*)の*LAR*における異常陰影の識別であり、これは、(i)肺尖部上側境界線(*BLAu*)の識別、(ii)鎖骨の識別、(iii)*LAR*内の肋骨像の識別、および(*v*)*LAR*内の異常陰影の検出、の4つの手順が確立されていないために実行不可能となっている。次に、(*b-2*)の外側肺領域(*OLR*)の処理、すなわち、*OLR*内の異常陰影の識別は、主として(i)*OLR*内の*BDR*、*BVR*の識別、および(ii)*OLR*内の異常陰影の検出、の2つの手順が確立されていないために実行不可能となっている。これは、*LAR*における処理の場合とよく似た事情になっており、*OLR*内の成分パターン(*OLR*内の異常陰影、肋骨、鎖骨)を検出するための強力な手段が確定していないことが原因となっている。

7.7.2 肺領域内の異常陰影の識別方法の検討

肺の異常陰影の識別は、*AISCR-V 2*の処理の中で最も本質的かつ達成困難な部分である。今後、肺の異常陰影の識別方法の変更によって、*AISCR-V 2*のシステム構成、処理機能が大きく変わるといふこともあり得よう。7.6.1～7.6.6の識別手順にもとづく*AISCR-V 2*の異常陰影識別システム(サブシステムⅢ)自体の問題点については7.6.7で述べたが、ここでは胸部X線写真における肺の異常陰影の識別方法について根本から見直し、現在の*AISCR-V 2*における異常陰影識別方法の問題点と、その解決の可能性、および新しい識別方法の可能性について考えてみよう。

[1] 肺の異常陰影

まず、肺の異常陰影について根本から考え直してみよう。第6章でもふれたように、肺の異常陰影(*AS*)を生ずる原因となるものは、肺結核、肺がん、肺炎、肺門リンパ腺炎(サルコイドーシス)、気管支拡張症、骨の奇形、塵肺、肺の中の異物等があり、*AS*

の形状は病気の種類，進行度，異物の種類などによって非常に異なるうえに，個人差もまたきわめて大きい。しかし，ASの形状と，それを生じた原因との間には，かなりの関連があるものもある。このもようを表7.7に示す。

表7.7 肺の異常陰影の形状とその原因との関連

症例	ASの属性	多発部位	大きさ	形状	輪郭線	濃度	個数
① 肺結核		LAR, MLR ILR, OLR	不定	塊, 線, 点	不足	中	不定
② 肺癌		LAR, MLR ILR, OLR	不定	塊, 線, 点	不定	小	不定
③ サルコイドーシス		ILR	大	塊	不明確	大	少
④ 気管支拡張症 肺炎		MLR, OLR	不定	塊, 線 織目	不明確	小~大 不定	多
⑤ 骨の奇形		不定	不定	不定	不定	不定	不定
⑥ 塵肺		両肺全域	小	織目	不定	不定	多
⑦ 異物		不定	不定	塊, 線	明確	大	少
⑧ 肋膜炎(痕跡)		MLR, OLR	大	(BTの 位置ずれ)	"	大	少
⑨ 気胸		片肺全域	大	—	—	大	—
⑩ その他		—	—	—	—	—	—

この表にあげた10種類の例の中で，6種類（①肺結核，②肺癌，③サルコイドーシス，④気管支拡張症，⑤骨の奇形，⑥肋膜炎）については，AISC R-V2の実験が行われたが，その他の症例（⑦塵肺，⑧異物，⑨気胸，⑩その他）については実験は行われていない。

しかも，7.2~7.6で述べたAISC R-V2の実験に用いた試料はわずか16例であり，このうち正常例が4例，肺結核が7例で，他の症例はすべて1例ずつしか含まれていない（表6.1参照：このような構成となったのは，病気の種類よりも，むしろ種々の形状の異常陰影に対してAISC R-V2がどのような判定を行うかを調べるという目的で16例の試料を選んだためである）。従って，これだけの実験からただちに各症例に対するAISC R

-V 2の識別能力を議論することはできない。ただし、16例の試料に対する実験の結果種々の形状の異常陰影に対してAISCR-V 2がどのような判定を行うかは知られている。そこで、次に表7.7の①～⑩の異常陰影の識別に対する現在のAISCR-V 2の問題点について考察してみよう。

[2] 各種の異常陰影の識別における現在のAISCR-V 2の問題点

[A] 肺結核および肺癌による異常陰影

まず、①肺結核、および、②肺癌による異常陰影の識別について考察する。これらの病気の検出は、胸部X線写真の自動スクリーニングにおいて最も重要な目標でもある。

肺結核による異常陰影と、肺癌による異常陰影は、胸部X線写真背腹像の上ではほとんど見分けがつかないことがあるほどよく似ている。ただ、肺結核の陰影は症状によってはやや明確な輪郭線をもつものがあり、鎖骨下および肺尖部(LAR)に多く発生するということが知られている程度である。その他に関しては両者はほとんど同様の特徴もっている。

すなわち、形状としては、塊状、線状、点状、織目状等があり、その大きさ、個数、輪郭線の明確さ等はすべて不定である。また、発生部位も肺の全域(LAR, MLR, ILR, OLR)にわたっている。これらの各々に対する現在のAISCR-V 2の処理能力を表7.8に示す。

表 7.8 各種の形状の異常陰影に対する現在のAISCR-V 2の処理能力

部位 \ 異常陰影の形状	塊 状	線 状	点 状	織 目 状
M L R	D, T	(D)	(D)	(D)
I L R	D	(D)	(D)	(D)
O L R	(D)	(D)	(D)	((D))
L A R	((D))	(D)	((D))	((D))

D (Detection) : 検出可能

T (Test) : 検査可能

- 表中に書かれているものは現在のAISCR-V 2ですでに処理可能な部分を示す。
- (D) は、現在のAISCR-V 2の機能には含まれていないが、今後他の手段(例: Extended Range Filter)により検出可能と予想される部分をさす。
- ((D)) は現段階では検出方法が確立されていないものをさす。

これから容易に知られるように、現在の *AISCR-V2* により識別（検出および精密検査の両方）が可能である *AS* は、事実上 *MLR* 内の塊状の *AS* だけであり、他の *AS* は検出困難であるか、あるいはたとえ検出は可能であっても精密検査の手順が不完全である。実際には、*MLR* は肺の大部分を占める領域であり、肺結核または肺癌による異常陰影は塊状のものが一番多いことから、現在の *AISCR-V2* の機能だけでもかなりの効力はあるのであるが、自動スクリーニングシステムとして完全なものとするためには、*MLR* 以外の部分に存在する異常陰影、あるいは塊状以外の異常陰影の識別能力を *AISCR-V2* にもたせる必要がある。その中で、特に重要性が高いものについて考慮してみよう。

(1) *ILR* 内の塊状異常陰影の識別

ILR 内の塊状異常陰影は、たとえサブシステムⅢの *Stage-I* で *SR* として検出されても、その面積が非常に大きい場合以外は *Stage-II* ですべて正常と判定されてしまう。これを異常と判定するためには、*ILR* 内の他の成分図形（第Ⅰ肋骨、および血管影）をあらかじめ正確に識別しておく必要がある。

(2) 肺尖部領域（*LAR*）内の塊状異常陰影の識別

前にも述べたように現在の *AISCR-V2* では、*LAR* の処理は全く行っていない。*LAR* 内の塊状異常陰影を識別するためには、*MLR* 内の処理方法とはかなり異なる手法を開発する必要があると思われる。例えば、医師の行う胸部 X 線写真の読影においては、左右の肺尖部の対応する同じ部位の濃度値を比較することにより異常陰影の有無を判定するという手法が経験的に用いられている。従って *AISCR-V2* に *LAR* の異常陰影識別機能をもたせるために、左右の *LAR* 内の一部分の濃度平均値あるいは濃度分布等を比較する方法を検討することも考えられる。

(3) *MLR*, *ILR* 内の線状、点状（あるいは小さな塊状）の異常陰影の識別

線状、点状（あるいは小さな塊状）の異常陰影は、ある程度は現在の *AISCR-V2* ・サブシステムⅢの *Stage-I* で検出される。ただし、そこで用いられる異常陰影検出手段は水平方向の *Bridge Filter* ($\mathcal{B}D_2[5, 5; 0, 12]$) のみであるため、検出されないものもある。さらに、それがたとえ *Stage-I* で検出されたとしても、現在の方法では *Stage-II* の精密検査で見落される可能性がかなり大きい。

そこで、まず *Stage-I*（検出）に関しては、線状、点状の異常陰影を検出するための機能（現在のものよりも解像力の高い *Bridge Filter*, *Extended Range*

*Filter*など)を追加することが考えられる。ただし、具体的な設計に関しては慎重な検討が必要となろう。

次に、*Stage-II* (精密検査)に関しては、現在の *AISCR-V2* の方法はまだ十分に改善の余地が残されている。特に、*Stage-I* で検出される異常陰影候補領域 (*SR*) の特徴量の利用、および適用方向だけでなく大きさおよび解像力をも可変にした *Bridge Filter* を用いることにより、線状、点状の異常陰影に対する *Stage-II* の精密検査の能力はかなり改善されるものと思われる。これに関しては 7.6.7 で述べてあるため詳細は省略する。

[B] 肺結核と肺がん以外の原因による異常陰影

一方、肺結核と肺がん以外の症例は、異常陰影の濃度値あるいは面積が大きい場合が多いため、その検出は比較的容易であると考えられる。事実、*AISCR-V2* の実験でも症例③～⑥はいずれも明確な異常として検出されている(表 7.5)。

③ サルコイドーシス：肺門部の非常に明確な異常陰影となってあらわれる。形状は普通塊状で、濃度値、面積共に大きいため、*ILR* 内の *SR* (*SR-I*) の面積の検定 (*A-test* (2)), または *BH* と *BHB* の比較により容易に検出される。

④ 気管支拡張症：肺の中野および下野全体に、細長い塊状または線状図形の集合体、あるいは織目パターン (*Texture*) 状の陰影として、かなり広い範囲にわたって存在する。その濃度値は一定でなく大きな部分と小さな部分の差が大きい。従って *AISCR-V2* の判定では、濃度値および面積の比較的大きな部分だけが *MLR* 内の *SR* (*SR-M*) の検定によって検出される。濃度値、面積が小さい部分、および織目パターン状の部分は、現在の *AISCR-V2* の判定法では見落されることが多いが、スクリーニングのためには異常陰影が1ヶ所以上検出されれば十分であるから、これも比較的検出が容易な症例であるといえる。

⑤ 骨の奇形：主として骨折等の原因による肋骨あるいは鎖骨の変形、結合、傾斜異常などの奇形であり、様々のものがあり得る。*AISCR-V2* の実験では2本の肋骨の異常な結合部が *BH* と *BHB* の比較により検出された。いずれにせよこの種の症例は危険が少ないため、スクリーニングによって見落されたとしてもほとんど重大な影響はないものと思われる。

⑥ 肋膜炎：肺領域における非常に大きな異常陰影としてあらわれ、肺領域の形その

ものの変形を伴う場合が多いため、肺領域の形、面積の検定（縮小パターン使用）、あるいは入力画像の濃度分布の異常、もしくはBOLの明確な異常として容易に検出される。

次に、AISC R-V 2の実験には用いられなかった症例⑦～⑩について考えてみよう。

- ⑦ 塵肺：両肺全域にわたって織目パターン状の異常陰影があらわれる。現在のAISC R-V 2では、織目パターンを検出するための機能はないが、濃度分布の異常として検出される可能性は残されている。
- ⑧ 異物：異物の材質によって形状も濃度値も一定していないが、通常は明確な輪郭線と大きな濃度値とを有するものが多いため、比較的容易に検出されるものと思われる。（例：砲弾の破片、ピン、鉗子、ペンダント、首飾り）
- ⑨ 気胸：肺領域（通常片肺）に相当する部分全体の濃度値が大きくなり、血管影、組織影などの成分がほとんど消えて、肋骨像のみが明確になるよが多い。このような症例は入力画像の濃度分布の異常として検出される可能性が大きい。
- ⑩ その他：①～⑨以外にも種々の異常陰影を生ずる原因はあり得るが、実際の症例を多数集めたりうえて固有の対策を考えることになろう。

7.7.3 異常陰影識別における問題点のまとめ

7.7.1と7.7.2の考察結果から、現在のAISC R-V 2が、自動スクリーニングシステムとして実用的なものとなるための、異常陰影識方法の本質的な問題点を整理しておこう。

- (1) 最も重要なことは、かなり小さな異常陰影（フィルム上で直径1mm程度、濃度値10程度のもの）を確実に識別できるような処理体系を確立することである。大きな異常陰影は比較的容易に識別されるからである。
- (2) 異常陰影の識別は、基本的には2つの段階、すなわち、Stage-I（検出）とStage-II（精密検査）に分けられる。Stage-Iではできるだけ検出能力の高いフィルタまたは特徴抽出手段を考案することが必要であり、Stage-IIではできる限り正確な精密検査の方法を確立することが必要である。
- (3) Stage-Iでは、異常陰影の検出手段として、現在用いられている水平方向のBridge Filter ($\mathcal{A}D_2[5, 5; 0, 12]$)以外に、より高い解像力をもつフィルタ、すなわち、線状、点状および織目状の異常陰影を検出するための特殊なフィルタが必要となる。その

ための有力な候補として、各種差分型線形フィルタ、*Range Filter* および *Extended Range Filter* があげられる。

(4) *Stage-II* では、現在のものよりもきめの細かい精密検査の体系を確立する必要がある。そのためには、解剖学的な事前情報を処理に適した形で識別システムに組み入れなければならない。その方法によっては、現在の *AISCR-V2* の処理体系がかなり大巾に変更されることになるかもしれない。

(5) 現在の *AISCR-V2* における本質的な欠陥は、*ILR* における *Stage-II*、および *LAR* と *OLR* における *Stage-I*、*II* の手順が確立されていないことである。

現在の *AISCR-V2* ・サブシステムⅢの *Stage-II* は、ほとんど *MLR* 内の *SR* の精密検査手順で占められており、*ILR* 内の *SR* に対してはきわめて簡単な検査手順が用意されているだけである。さらに、*LAR*、*OLR* においては *Stage-I* すらも確立されていない。これらの解決は今後の重要な問題である。

(6) 現在の *AISCR-V2* における *MLR* 内の *SR* の精密検査手順自身にもいくつかの改良の余地が残されている。例えば、7.6.7 で述べたように、*SR* の特徴量の併用、適用方向だけでなく大きさや解像力をも可変にした *Bridge Filter* を使用すること等があげられる。特に後者は、*Stage-I* で検出された *SR* の大きさに応じて *Stage-II* の精密検査の範囲と検査用フィルタの大きさを変えるという意味で、ある種の学習作用（人間の目の働きにより近い）の導入であるとも考えられ、うまく適用すればかなりの能力改善が期待されよう。

7.8 むすび

本章では、第2～第6章で述べた画像処理手法の具体的な応用例である、胸部X線写真の自動読影システム *AISCR-V2* について詳しく解説し、16例の胸部X線写真を用いた識別実験を通して種々の角度から考察を行った。

AISCR-V2 は胸部X線写真の自動スクリーニングを目的とするソフトウェアシステムであり、胸部X線写真の心陰影、胸郭輪郭線、横隔膜境界線、肺尖部下側境界線、肋骨像、血管影、異常陰影などを検出して種々の操作を行うことにより、心陰影の診断、および、肺の異常陰影の有無の診断をすべて自動的に実行することができる。

AISCR-V2 の研究は、胸部 X 線写真の自動診断の試みとして、医学的にもきわめて重要な意味をもつものであるが、同時に、画像処理工学の立場から見ても非常に興味深いものであり、このシステム作成にあたって多くの有益な結果が導出された。

しかし、*AISCR-V2* が真に実用的な自動スクリーニングシステムとなるためには、まだなお解決すべき問題点がいくつか存在することが、本章での検討を通じて明らかとなった。それらの問題点は 7.7 にまとめられている。今後、第 2～5 章でのべた画像処理手法の検討結果および第 6 章でのべた胸部 X 線写真の性質に関する考察結果をあわせてさらに深く検討を行うことにより、かなり多くの問題点が解決されるものと予想され、*AISCR-V2* が具体的な自動スクリーニングシステムとして実用化される日もそれ程遠いことではないと思われる。

あとがき

本論文では、胸部 X 線写真のパターン認識を主題として、複雑な構造を有する画像を処理するための基本的手法について詳細な検討を行った。

すなわち、まず第 1 章では、パターン認識に関する解説を行い、その主要な一分野である図形パターン認識と、それに伴う画像処理の問題について述べた。

次に、第 2～5 章では、画像処理の基本的手法の中でも最も代表的な手法である 2 次元フィルタについて、筆者の研究結果を詳細に述べた。

まず、第 2 章では、2 次元フィルタの定義と分類を行ない、画像処理の基本的手段としての 2 次元フィルタの一般的性質を述べた。ここでは、2 次元フィルタの基本型を、1 つの入力画像から 1 つの出力画像を作り出す変換あるいは操作であると定義し、特に重要な位置を占める線形フィルタを中心として詳しい考察を行った。さらに、2 次元フィルタの拡張型として、伸縮出力フィルタ、および、多入力多出力フィルタを定義し、フィルタの直列合成と直列分解、および、並列合成と並列分解の概念について述べた。また、約 30 種類の基本的な 2 次元フィルタを定義して、それらの相互関係を整理すると共に、現在までに考案されている各種 2 次元フィルタの大部分は、上記約 30 種類の基本的な 2 次元フィルタの合成によって表現できることを示した。

続いて、第 3 章では、2 次元フィルタの中でも最も基本的なフィルタの 1 つである差分型線形フィルタ (*DLF*) について理論的および実験的に詳細な検討を行った。*DLF* は画像の特徴抽出手段として従来から種々の名称で呼ばれ、各種の形態のものが使用されて来たが、それらはお互いにかなり性質の異なるフィルタであるかのように解釈されており、一般的な能力評価はほとんどなされていなかった。第 3 章では、この *DLF* を 1 つの形式で整理し、入力図形に対する 1 次元の数学モデルを設定することによって、その能力を理論的に詳しく解析した。その結果、入力図形の方向、大きさ等がある程度知られている場合には、*DLF* はさわめてすぐれた特徴抽出手段であること、また *DLF* には、入力図形の大きさと、フィルタの大きさの両方の原因によって定まる 2 種類の動作モード (I 型, II 型) があることが導き出された。この解析により、従来、図形の特徴抽出に用いられてきたフィルタの動作モードはほとんどすべて I 型に限られていたこと、II 型の動作モードを用いても I 型とほとんど同等、場合によっては I 型よりも有効な特徴抽出が可能であることが明らかとなり、特に“線”および“塊”の識

別に関して、従来の文献にはみられなかった有用かつ厳密な考察を行うことができた。事実、この章で考察を行った *DLF* は、第 7 章で述べた胸部 X 線写真の自動読影システムにおいて強力な特徴抽出手段として使用され、第 3 章での理論的能力評価の助けを借りて、きわめて優秀かつ安定な特徴抽出効果を実証した。

第 4 章では、濃淡図形の局所的な濃度変化を検出するための手段として、*DLF* と並んで重要なフィルタである *Range Filter (RF)* を定義し、その能力を詳しく検討した。*RF* は統計量「標本範囲」(*sample range*)にもとづく、非線形かつ原則として無方向性のフィルタであり、線図形抽出手段としてのみならず、織目パターン (*Texture*) の検出など、領域をもつ図形の処理においてもすぐれた能力を示す。しかも、その構造はきわめて簡単であるため、ソフトウェア、ハードウェアいずれによる実現も容易である。第 4 章では *RF* の確率的能力評価およびシミュレーションにより、*RF* の興味深い性質とすぐれた図形検出能力を確認し、最後に、拡張された *Range Filter (Ex. RF)* の考え方についても述べた。

第 5 章では、2次元フィルタリングの操作を、入力画像の濃度値を標本とする統計的決定であるとみなし、各種の2次元フィルタを、統計的決定方式によって分類することを試みた。その結果、第 3 章で述べた差分型線形フィルタ (*DLF*)、第 4 章で述べた *Range Filter (RF)* をはじめ、適合線形フィルタ、平均パターンマッチング用線形フィルタおよび2次フィルタ、分散フィルタ、*K-S* フィルタなどの代表的な図形処理用2次元フィルタと統計的決定方式との関係が導かれた。

従来の画像処理の研究には、きわめて多種類の2次元フィルタが各々の目的に応じて考案され使用されてきているが、これらを統一的にまとめた例は非常に少ない。第 2 章～第 5 章で述べた2次元フィルタの理論はそのための1つの試みとして筆者独自の考え方を示したものであり、今後さらにこの方面の研究がすすむことによりさらに厳密な定式化がなされるものと思われる。

第 6 章では、第 2～5 章で述べた画像処理手法の適用対象となる複雑な画像の一例として、胸部 X 線写真をとりあげ、その濃度分布の性質について詳しく考案した。ここでは、胸部 X 線写真の標本化画像の濃度分布の概要、大局的濃度変化、成分図形の性質、雑音成分の性質、濃度値の相関などについて定量的および定性的な評価を行った。さらに、胸部 X 線写真に対して、第 2～5 章で述べた各種の2次元フィルタを適用し、どのような処理を施せば、胸部 X 線写真の自動診断に有効な特徴が抽出されるかを調査した。これらの調査結果は、第 2～5 章の研究

究結果と共に、第7章の胸部X線写真の自動診断システムの構成に大きな影響を与えた。

最後に、第7章では、複雑な構造をもつ画像の処理システムの一例である胸部X線写真の自動読影システム (*Automatic Interpretation System of Chest Roentgenograms Version 2 - AISCRA-V2*) の構成と、実際の間接撮影胸部X線写真に対する実験結果について詳しく述べた。

このように、第2章～第5章では図形パターン認識のための画像処理の基本的な手法について検討し、第6章および第7章でその応用例としての胸部X線写真のパターン認識について詳しく述べた。ここで得られた結果は20世紀の科学における最も野心的な試みの1つといわれているパターン認識、あるいは近年注目を集め始めている画像処理の研究原野の広大さからみれば非常にわずかなものである。しかし、胸部X線写真の特徴抽出を目的として開発された差分型線形フィルタ(第3章)、および *Range Filter*(第4章) という2つの強力なフィルタは、胸部X線写真に限らず、一般に、ほとんどあらゆる種類の画像の特徴抽出手段として最も重要となるものであり、第2章における2次元フィルタの一般論、第5章における統計的2次元フィルタの考え方と共に、今後の画像処理の手法としてきわめて重要なものになると考えられる。また、従来不可能に近いと考えられていた胸部X線写真というかなり複雑な画像の特徴抽出および自動診断を、差分型線形フィルタ、線図形の処理、面図形の処理、曲線の多項式近似と特徴空間における処理、統計的数学モデルに基づく濃度値の検定などの基本的な手法を有効に組み合わせることにより実現した世界最初のシステムとして、本文で述べた *AISCRA-V2* の意義は大きいと思われる。この意味で、本文の研究は、今後ますます発展が予想される図形パターン認識、画像処理の研究分野に、きわめてわずかではあるが1つの着実な進歩の材料を与えたことを確信する。

謝 辞

終りに、卒業研究以来公私にわたって、人情味あふるる御指導を頂いた名古屋大学 福村晃夫教授，御鞭達を頂いた東北大学 本多波雄教授，名古屋大学 池谷和夫教授，市川真人教授，丸勢進教授に深く感謝する次第である。

また，筆者の研究の直接の指導者兼最良の研究仲間^{*}として懇切なる御指導を頂いた名古屋大学 鳥脇純一郎助教授，福村研究室の先輩として御指導を頂いた名古屋大学 稲垣康善助教授，静岡大学 阿部圭一助教授，岐阜大学 後藤宗弘助教授，名古屋大学吉田雄二氏，泰野和夫氏にも厚くお礼を申し上げる。

研究の面では，国立療養所東名古屋病院 高木良雄博士，および，故 小池和雄博士に医学者の立場から御指導を頂き，実験をすすめる上での多大の御援助を頂いたことを記して深謝する。

さらに，筆者の属していた福村研究室パターン認識研究グループにおける当時の良き研究仲間であり有益な御討論を頂いた小柳津育郎氏，桑原耕治氏，大野英夫氏，輿水大和氏，鹿野清宏氏，根来俊夫氏，横井茂樹氏，稲垣充広氏，をはじめ，福村研究室の皆様に深謝する。

* 敬愛をこめてあえてこう呼ばせて頂く

文 献

(第 1 章)

- (1) *H.C.Andrews* : "Introduction to mathematical techniques in pattern recognition", *John Wiley* (1972)
- (2) *R.O.Duda and P.E.Hart* : "Pattern classification and scene analysis", *John Wiley*(1972)
- (3) *K.Fukunaga* : "Introduction to statistical pattern recognition", *Academic Press*(1972)
- (4) *W.S.Miesel* : "Computer oriented approaches to pattern recognition", *Academic Press*(1972)
- (5) *E.A.Patrik* : "Fundamentals of pattern recognition", *Prentice Hall*(1972)
- (6) *J.R.Ullmann* : "Pattern recognition techniques", *Butterworth & Co (Publishers) Ltd, London*(1973)
- (7) *S.Watanabe (ed.)* : "Frontiers of pattern recognition", *Academic Press* (1972)
- (8) *S.Watanbe (ed.)* : "Methodologies of pattern recognition", *Academic Press* (1969)
- (9) *G.C.Cheng, R.S.Ledley, D.K.Pollock and A.Rosenfeld (ed.)* : "Pictorial pattern recognition", *Thompson, Washington* (1968)
- (10) *A.Grasselli (ed.)* : "Automatic interpretation and classification of images", *Academic Press*(1969)
- (11) *B.S.Lipkin and A. Rosenfeld(ed.)* : "Picture processing and psychopictorics", *Academic Press, New York* (1970)
- (12) *A. Rosenfeld* : "Picture processing by computer", *Academic Press, New York*(1969)
- (13) *Proceedings of Two Dimensional Digital Signal Processing Conference, Columbia*, (1971)
- (14) *Special Issue on Two Dimensional Digital Signal Processing, IEEE Trans.on Computers, C-71, 7, (July 1972)*

- (15) *Special Issue on Digital Picture Processing, Proc. IEEE*, 60, 7, (July 1972)
- (16) *Special Issue on Digital Pattern Recognition, Proc. IEEE*, 60, 7, (Oct. 1972)
- (17) 長尾, 金出: "パターン認識における縁, 線の抽出", 信学誌, 55, 12, p1618 (Dec. 1972)
- (18) A. Rosenfeld and J.L. Pfaltz: "Sequential operations in digital picture processing", *Journal ACM*, 13, 4, pp 471~494, (Oct. 1966)
- (19) G. Levi and U. Montanari: "Grey weighted skeleton", *Information and Control*, 17, 1, pp62~91 (Aug. 1970)
- (20) 鹿野, 鳥脇, 福村: "濃淡図形から線図形を抽出する一方法—Wave Propagation Method", 信学論, 55-D, 10, pp 668-675, (Oct. 1972)
- (21) 鹿野, 鳥脇, 福村: "濃淡図形処理のための Wave Propagation Method —基本形とその諸性質", 情報処理, 14, 7, p474 (July 1973)
- (22) 鹿野, 鳥脇, 福村: "濃淡図形処理のための Wave Propagation Method の諸変形について", 信学論, 56-D, 9, pp515-522 (Sept. 1973)
- (23) 横井, 鳥脇, 福村: "標本化された二値図形のトポシカルな性質について", 信学論, 56-D, 11, pp662-669 (Nov. 1973)
- (24) C. J. Hilditch: "Linear Skeletons from Square Cupboards", in B. Meltzer and D. Michie, Eds. *Machine Intelligence IV*. pp403-420, American Elsevier, New York (1969)
- (25) 鳥脇: "図形パターン認識について", 名古屋大学大型計算機センターニュース, 3, 4 (Aug. 1972)
- (26) 鳥脇: "図形パターン認識について(その2)", 名古屋大学大型計算機センターニュース, 3, 5, (Oct 1972)

(第2章)

- (27) 末永, 鳥脇, 福村: "濃淡図形処理のための差分型線形フィルタについて", 信学論, 57-D, 3, pp 119-126 (March 1974)

- (28) 鳥脇, 福村 : "雑音をともなう二次元図形の境界の一識別法", 信学論, 51-C, 2, pp 43-50 (Feb. 1968)
- (29) A. K. Griffith : "Mathematical models for automatic line detection", Artificial Intelligence Conf., London, (1971)
- (30) 末永, 鳥脇, 福村 : "雑音を伴う曲線の識別", 信学会インホメーション理論研資, IT70-25 (1970-07)
- (31) 根来, 鳥脇, 福村 : "線図形を構成する点要素の分類の一方法", 信学論, 55-D, 11, pp 762-763 (Nov. 1972)
- (32) 末永, 鳥脇, 福村 : "濃淡図形処理のための Range Filter とその応用", 信学論, 57-D, 1, pp 23-30 (Jan. 1974)
- (33) 加藤, 鳥脇, 福村 : "コルモゴロフ-スミルノフ・フィルタの能力の評価と, その織目パターン検出への応用", 信学論, 56-D, 4, pp 242-249 (April 1973)
- (34) A. Rosenfeld and M. Thurston : "Edge and curve detection for visual scene analysis", IEEE Trans, C-20, 5, p 562 (May 1971)

(第3章)

- (35) L. Herskovits and T. O. Binford : "On boundary detection", MIT Project MAC, AI Memo No. 183 (July 1970)
- (36) 末永, 鳥脇, 福村 : "Bridge Filterによる間接撮影胸部X線写真の特徴抽出と処理", 第3回画像工学コンファレンス論文集, p107 (1972-11)
- (37) 末永, 鳥脇, 福村, "間接撮影胸部X線写真における異常陰影の識別", 信学会画像工学研資, IT72-25 (1972-10)
- (38) 小柳津, 鳥脇, 福村 : "雑音を伴う連続濃淡図形から曲線を識別する一方法", 情報処理 11, 7, p 388 (July 1970)

(第4章)

- (39) H. A. David : "Further applications of range to the analysis of variance", Biometrika, 38, p 393 (1951)
- (40) W. H. Beyer : "Handbook of tables for probability and statistics",

The Chemical Rubber Co., Cleveland, Ohio (1966)

- (41) *H. A. David, P. A. Lachenbruch, and H. P. Brandis : " The power function of range and studentized range tests in normal samples", Biometrika, 59, 1, P161 (1972)*
- (42) *R. M. Pickett : " Visual analysis of texture in the detection and recognition of objects", in B. S. Lipkin and A. Rosenfeld eds. Picture Processing and Psychopictorics, P289, Academic Press, New York (1970)*
- (43) 鳥脇 : " 図形パターン認識について (その 3) ", 名古屋大学大型計算機センターニュース, 4, 1, p 35 (Feb. 1973)
- (44) 横内久猛, 山本夏司, 鈴木考治 : " 眼底像の血管境界線抽出 ", 信学会画像工学研資, IT72-38 (Feb. 1973)

(第 5 章)

- (45) *C. K. Chow and T. Kaneko : " Boundary detection of radiographic images by a threshold method ", Proc. IFIP Conf. , 1971, North - Holland Pub. Co. PP 1530-1535 (1972)*
- (46) *K. Fukunaga and T. F. Krile : " Calculation of Bayes recognition error for two multivariate Gaussian distributions ", IEEE Trans. on Computers, C-18, 3, PP 220-229 (March 1969)*

(第 6 章)

- (47) 末永, 鳥脇, 福村, " 間接撮影胸部 X 線写真の濃度分布の諸性質について ", 信学会医用電子・生体工学研資, MBE 71-23 (1971-10)
- (48) 末永, 鳥脇, 福村 : " 間接撮影胸部 X 線写真のパターン認識 ", テレビジョン学会誌, 26, 9, PP 747~754 (Oct. 1972)

(第 7 章)

- (49) 末永, 根来, 鳥脇, 福村, 小池, 高木 : " 間接撮影胸部 X 線写真の自動読影のためのソフトウェアシステム AISC R-V2 について ", ME 学会誌, 12, 1 (1974)

- (50) 鳥脇, 福村, 大野: "間接撮影胸部X線写真における心陰影の識別と特徴抽出", 信学会画像工学研資, *IT72-37* (Feb. 1973)
- (51) 末永, 鳥脇, 福村: "間接撮影胸部X線写真のパターン認識(I) - 肺の異常陰影の識別" 信学論, 投稿中
- (52) *J. Toriwaki, Y. Suenaga, and T. Fukumura: "Pattern recognition of chest X-ray images", Proc. of First International Conf. on Pattern Recognition, Washington (Oct. 1973)*
- (53) *T. Fukumura, J. Toriwaki and Y. Suenaga: "Pattern recognition of chest photofluorograms", Proc. of First USA-Japan Computer Conference, PP 264-271 (Oct. 1971)*
- (54) 根来, 末永, 鳥脇, 福村: "間接撮影胸部X線写真における肋骨像の識別", 信学会画像工学研資, *IT72-24* (Oct. 1972)
- (55) 鳥脇, 福村・小池, 高木: "胸部X線写真自動診断システムのシミュレーション", *ME* 学会誌, 8, 3, *PP 220-228* (June 1970)
- (56) 鳥脇, 福村, 小池, 高木: "電子計算機による胸部X線写真の病巣陰影識別に関する基礎的実験", 同上, 6, 3, *pp 207-214* (June 1968)
- (57) 鳥脇, 福村, 小池, 高木: "胸部X線写真の濃度分布の性質と肋骨境界の自動識別", 同上, 5, 3, *PP 182-191* (July 1967)
- (58) 鳥脇, 名古屋大学博士論文, 昭和43年
- (59) *J. Toriwaki and T. Fukumura: "The Program System for Image Processing and Its Application to Automatic Interpretation of Chest X-ray images", Memoirs of the Faculty of Engineering, Nogoya Univ., V, 2, PP 458-473 (Nov. 1968)*
- (60) 稲垣, 鳥脇, 福村: "画像の大局的情報抽出の一方法とその胸部X線写真への応用", 信学会全国大会予稿集 No. 1280 (P1157), (March 1973)
- (61) 興水, 鳥脇, 福村: "間接撮影胸部X線写真のパターン認識における空間周波数帯域制限の効果", 信学会パターン認識と学習研資, *P RL73-58* (1973-09)
- (62) 根来俊夫: 名古屋大学修士論文(工・電気)(1973)
- (63) 稲垣, 鳥脇, 福村: "胸部X線写真における異常陰影候補領域の統計的性質について",

昭和48年電気四学会東海支部大会予稿集

- (64) 鳥脇, 末永, 根来, 福村: "間接撮影胸部 X線写真における肋骨像と異常陰影の識別(2), 信学会パターン認識と学習研資, (Sept. 1973)
- (65) *J. Toriwaki, Y. Suenaga, T. Negoro, and T. Fukumura, "Pattern Recognition of Chest X-ray Images", Computer Graphics and Image Processing (1974, 掲載予定)*