

GMS画像データによる客観的 雲頂高度算出処理について

Objective Cloud Top-Height Estimation System for GMS Imageries.

加藤 一靖*・石川 正勝*
Kazuyasu Kato* and Masakatsu Ishikawa*

Abstract

A man-machine interactive processing system had developed in April 1978 at MSC (Meteorological Satellite Center) for extracting a cloud top-height from GMS image data. Detail description of this system, named "CTHES (Cloud Top-Height Estimation System)" is given by Kodaira *et al* (1981). In this system, an analyst makes decision on selection of a cloud area, location of measuring points, and cloud types inspecting the IPC (Image Processing Console) by pressing a button on the function keyboard. The man-machine method has a lot of benefits but wastes computer resources and processing time. In past few years, routine jobs to be processed are increasing rapidly. This requires a reduction on memory size and processing time to improve a busy computer schedule. As one of the countermeasures, current effort is being directed to automation of cloud top-height estimation system. The substantial information to realize an objective cloud top-height estimation system is an identification of representative measuring point within a cloud area and a cloud type.

The MSC developed in March 1979 an objective cloud type classification method based on a maximum-likelihood classification technique, and developed in March 1980 an cloud selection technique based on both an edge detection method and a touching method.

The model described above became operational in October, 1981 after refinement of parameters for the objective cloud top-height estimation system. The developed system can reduce the computer memory size from 165 KW (CTHES) to 95 KW and the processing time from 40 min (CTHES) to 20 min. Measuring points are increased from about 100 points to about 200 points.

The purpose of this paper is to present the design and concept of objective cloud top-height estimation system.

はじめに

画像データから気象情報の抽出を主な目的とするバッチ系計算機の処理スケジュールは、マップタイムにいくつかの処理が集中するため過密化している。特に、00, 12Z 帯は風計算処理、総観雲頂高度算出処理、局地雲頂高度算出処理のような会話型処理に加えて、VISSR (Visible and Infrared Spin Scan Radiometer) 格子点

* 気象衛星センター システム管理課, Meteorological Satellite Center

データ作成処理, TOVS (TIROS Operational Vertical Sounder) データ処理のような自動処理が実行されている。これらの処理は出力時刻の制約などもあり、競合を避けることは困難であるため、計算機負荷は極度に増大している。

このような状況は1978年当初から予測されれていたもので、気象衛星センターではバッチ系計算機の負荷の軽減と資源の効果的利用について検討した結果、会話型処理を行なうプログラム群を効率化するのが適切であるとい

う結論に達した。とりあえず、会話型処理のうち総観雲頂高度算出処理（以下、雲頂高度処理とする）を自動化することにした。

雲頂高度処理の詳細については、加藤(1979), Kodaira et al (1981)の報告があるので参照されたい。この処理で必要な会話型処理の内容は雲指定といわれる操作で、測定すべき雲域を選択し、その測定点の位置、雲の属性に関する情報（雲形、雲層の大小、等）、測定条件(代表温度の算出方法、等)を IPC (Image Processing Console) とよばれるTV型ディスプレイを介して計算機に入力するものである。この操作のうちで基本的に必要なものは雲の属性に関する情報の抽出、つまり雲形判別と雲域を選択し測定点の位置を決定すること（以下、雲域判別とする）の二点である。

雲形判別を客観的に行なう方法は、加藤(1981)の総合報告にもあるように、精力的に調査研究され、一応の成果が得られている。雲形判別方法の応用範囲は広く、風計算処理の雲指定（周囲の大気の流れにそって移動すると考えられる小積雲の選択）の客観化、精姿勢決定処理で必要となる、雲のないランドマークの選択、等に利用することができる。また、Follansbee and Oliver (1975), Scofield and Oliver (1977)などが示したように、雲形と降雨量の統計的關係を利用した降雨量の推定方法や雲解析図の客観化を試みた Harris and Barret (1978)の方法などにも利用可能である。気象衛星センターでは1978年に雲形判別方法の予備調査に着手し、1979年3月に完了した。その成果は気象衛星センター(1979)に報告されている。

次に、雲域判別であるが、これに関する調査研究は従来、スペクトラル特徴（後述）を利用した判別方法（ヒストグラム解析）による、海面水温や雲量の算出の際に問題となる海面と雲域の判別に関するものである。代表的なものとして、Koffler et al (1973), Brower et al (1976)などの例がある。ヒストグラム解析法では、ある大きさの領域に関する情報しか得られないという欠点があり、雲域の二次元的な広がりや正確に把握することは困難である。このため、気象衛星センターでは全く新しい発想にもとづく雲域判別方法の開発を1979年に着手し、1980年3月に完了した。その成果は気象衛星センター(1980)に報告されている。

雲頂高度処理を客観化するのに不可欠である雲形判別雲域判別を行なうアルゴリズムを従来の雲頂高度処理に組み込むことによって、雲頂高度処理を会話型処理から自動処理（計算機処理）へ転換することが可能になった。以下の報告では、雲形判別および雲域判別に関するアルゴリズムの概要を述べることによって、1981年8月

からルーチン的に使用することになった“自動総観雲頂高度算出処理”の概要を理解する上で必要となる事項について解説することを主な目的としている。なお、現業化するにあたって1980年12月から約6ヶ月にわたって雲域判別パラメータの最適化を行なった。

1 雲域判別

静止気象衛星「ひまわり」で取得される赤外面像データ（0～255レベル）は撮像ライン毎に VISSR データ履歴ファイル（磁気テープ）に記録されている。ここで報告する雲域判別は VISSR データ履歴ファイルを入力として、黒体放射温度に対応する赤外面像データの観測輝度レベル（以下、輝度レベルという）を用いて以下の処理手順で行なう。

- (1) エッジ検出法による海面レベルの抽出（海域と雲域の分離）
- (2) エッジ検出法による一次元雲域の抽出
- (3) タッチング法によるライン方向の連続性判定と二次元雲域の抽出
- (4) 近傍雲域の削除と最終雲域の抽出

1.1 エッジ検出法

エッジの抽出は輝度レベルの急激に変化している所が背景と対象物を識別する縁や線であるという考え方から、輝度レベルの微分値を計算する方法（長尾, 1972）、や対象の標準的なマスクを用意し、与えられた図形との相関を計算する「テンプレートマッチング法」の方法等が報告されている（Smith et al 1972）。

ここで報告する雲域判別で用いるエッジ検出法は原理的に微分値を計算する方法と同じである。赤外面像データの輝度レベルを用いて検査点間のレベル差を検出する。そのレベル差が許容範囲内の時、フラットとみなして同一領域とし、許容範囲外の時はエッジとする。したがって、エッジとエッジには含まれた部分は同一領域とみなされる。この処理を指定サンプリング間隔で繰返し行ない、全ての処理範囲についてライン毎にフラットな領域とエッジを抽出する。Fig. 1.1 にその概念図を示す。Fig. 1.1の検査点間の距離、サンプリング間隔、レベル差は雲パターンの多様性から一義的に決めることは困難である。したがって、これ等のパラメータは経験的に決定する必要があるため、その変更が容易であるように考慮されている。このエッジ検出法により海域と雲域を分離するための海面レベル抽出および一次元雲域抽出を行なう

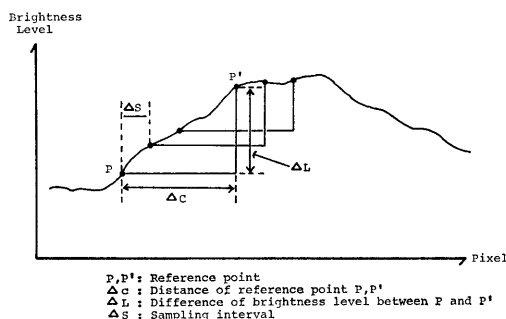


Fig. 1.1 Edge detection method for separating a cloud area and a cloud-free area from infrared scan profile. Pixels along a scan line are sampled by a given sampling interval Δs , and two reference points P, P' with a distance Δc are compared their brightness levels to obtain a difference of brightness level ΔL . ΔL indicates a measure of flatness corresponding to a uniform cloud area or a sea surface. A large ΔL occurs in an edge of cloud area and cloud-free area. The portion defined by leading edge and trailer edge is regarded as the same surface property. The separation of cloud area and cloud-free area is performed by comparing a preset parameter and brightness level of that portion.

1.2 エッジ検出法による海面レベル抽出（海域と雲域の分離）

海域と雲域を分離するため、赤外データの輝度レベルを用いて各ライン毎に全ての処理範囲について以下の方法で海面レベルを抽出する。閾値として一定の温度値（最下層雲の雲底温度より高温であればよい）を与え、輝度レベルに変換後、エッジ検出法により抽出されたフラットな領域の平均輝度レベルと比較する。閾値より大きい輝度レベルをもつ領域を海域とし、その輝度レベルを海面レベルとする。この海面レベルより小さい輝度レベルをもつ領域は雲域と判定する。同一のラインで複数の海面レベルが抽出された場合は、平均の最大輝度レベルをもつ海面レベルを、そのラインを代表する海面レベルとして採用する。また、陸地や雲の影響で全ての処理範囲で海面レベルが抽出されるとは限らないので、この場合は1ライン前の海面レベルを当該ラインの海面レベルとして採用している。

1.3 雲域の抽出

1.3.1 エッジ検出法による一次元雲域抽出

海面レベル抽出によって分離された雲域について、エッジ検出法によりライン毎に一次的な雲域の広がり（以下一次元雲域という）を抽出する。同時に一次元雲域の中心点（最低輝度レベルをもつ画素の位置）および中心点から両端のエッジまでの画素数を求める。この画素数は一次元雲域の大きさとみることができる。雲組織は異なる雲型が混在しているだけでなく、面積の大小もある。これに対応するため、エッジ検出の際、2種類のパラメータ群を使用して処理を2回行なうことにより、雲域面積の大小にかかわらず抽出できるように工夫されている。はじめのパラメータ群では大きな雲域、次のパラメータ群では小さな雲域が抽出できるように設定されている。一次元雲域の抽出は経度方向の海面温度の影響をとり除くため変化分に相当する補正レベルを海面レベルから差し引き、それ以下の輝度レベル領域を雲域としてエッジ検出を行なう。

1.3.2 タッチング法による二次元雲域抽出

各ラインの一次元雲域からライン方向の連続性を判定して、二次元的に雲域を抽出する。Fig. 1.2に示すように各ラインの中心点の位置情報 ($M_i, M_{i+1}, M'_{i-1}, M'_i$)、輝度レベル ($L_i, L_{i+1}, L'_{i-1}, L'_i$)、ライン間距離 (Δl) および中心点の水平移動量 (d_{i-1}, d_i, d_{i+1}) を用いて二次元的な雲域の連続性を判定をする。この判定基準はライン方向にみた中心点間の方向（以下、方向変動量という）と画素方向にみた中心点間の水平的な距離の差（以下、水平移動量という）および輝度レベルの差から設定されている。J'のライン上の中心点 (M'_{i-1}, M'_i) で、Jのライン上のi番目の中心点 (M_i) との2点間の方向変動量が“許容方向変動量”以下、且つ輝度レベルの差が“許容レベル差”以下、且つ中心点の水平移動量が“許容水平移動量”以下の条件を全て満たすもので、水平移動量が最小の中心点 (M'_i) をとり出す。さらに M'_i のJライン上のi+1番目の中心点 (M_{i+1}) とが上記条件を満足しない時、もしくは条件を満足しても M'_i と M_{i+1} との水平移動量 (d_{i+1}) が、とり出した水平移動量 (d_i) より大きい時、中心点 M_i は M'_i と連続している、つまり同一雲域と判定する。それ以外は全て不連続と判定し、同一領域としない。この処理を各ライン毎に行なう。連続性の判定とともに二次元雲域の最低輝度レベルを持つ画素を中心点として求め、雲頂高度を算出する際の測定点の位置とする。また、二次元雲域の面積情報として、同一雲域と判定された雲域に関連した上下方向のライン数と、雲域の中心位置に対応した画素数を算出してお

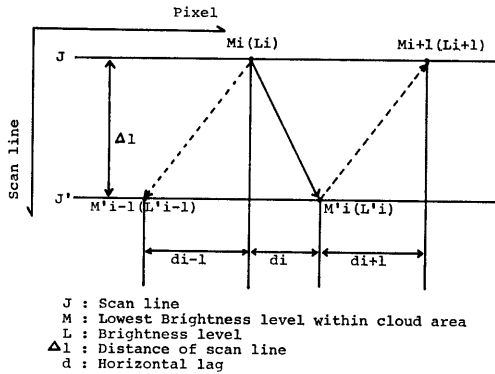


Fig. 1.2 Touching method to identify an two-dimensional extension of cloud area. It is required that a center of cloud area defined as a point of lowest brightness level (temperature) within cloud area is touching at least one other center. Touching is defined as being adjacent up or down, left or right and a difference of brightness level between centers of cloud area. When two centers of cloud area $M_i(L_i)$ and $M_{i+1}(L_{i+1})$ are obtained from the scan line profile J , and $M'_{i-1}(L'_{i-1})$, $M'_i(L'_i)$ from successive scan line profile J' with distance Δl , three horizontal lags d_{i-1} , d_i and d_{i+1} are compared each other. As the horizontal lag obtained from $M_i(L_i)$ and $M'_i(L'_i)$ gives the smallest value, they are regarded as a touching group. In this procedure, the horizontal lag and difference of brightness should be satisfied some conditions.

り、両者の積をこの雲域の面積であるとみなしている。この面積は次節で述べる最終雲域抽出の際に使用する。

1.3.3 最終雲域抽出

一次元雲域抽出の際に指定した第1パラメータおよび第2パラメータによって抽出される二次元雲域に対して、利用目的（ここでは総観雲頂高度算出処理）に応じて雲域の数を制限するため、近傍雲域の削除を行ない最終的に採用する雲域を抽出する。削除方法は“ライン方向スクリーンサイズ”、“画素方向スクリーンサイズ”を設定し、その領域内で1個の最大面積（中心点を有するラインの雲域の画素数と中心点からの上下のライン数により決める）の雲域を採用する。採用順位は第1パラメータにより抽出された二次元雲域の面積最大のもの、次に第2パラメータにより抽出された面積最大のものとす

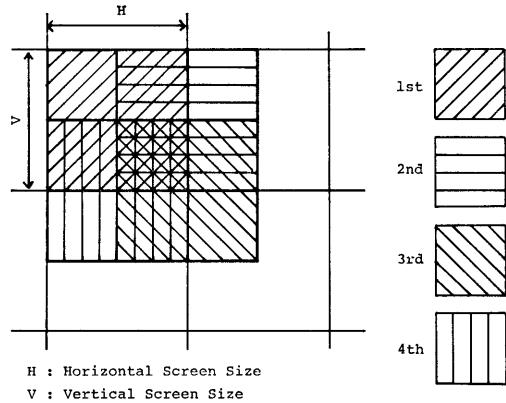


Fig. 1.3 Screen method to eliminate an invalid center of cloud area. It is necessary to identify a representative measuring point from a number of candidates which are obtained from centers of cloud area as the result of touching procedure, the measuring point is defined as the lowest brightness level in the touching group with the largest cloud extension. The cloud extension is estimated from a horizontal distance between leading edge and trailer edge of cloud area indicating the lowest brightness level of center of cloud within the same touching group and a vertical distance of touching group. The cloud with small extension is screened by this method because a large cloud extension is suitable for a target cloud. To realize this, a horizontal screen size H and a vertical screen size V are preset. The screen procedure is performed four times moving its location as shown in this illustration.

る。第1パラメータおよび第2パラメータで同じ中心点を持ち、且つ面積が等しい場合は第1パラメータの雲域を優先して採用する。この処理をFig. 1.3に示すように設定領域の移動を行ない、1回の処理で計4回の近傍雲域の削除を全ての処理範囲で行なう。処理終了後さらに雲域の数を減らしたい場合は、ライン方向および画素方向のスクリーンサイズを拡大して同様の処理を繰返すことにより、雲域抽出個数を制限することが可能である。

1.4 雲域判別パラメータ

大気擾乱に起因して発生する多種多様な雲パターンに対して雲型毎に雲域判別を行なうためには、各処理毎に

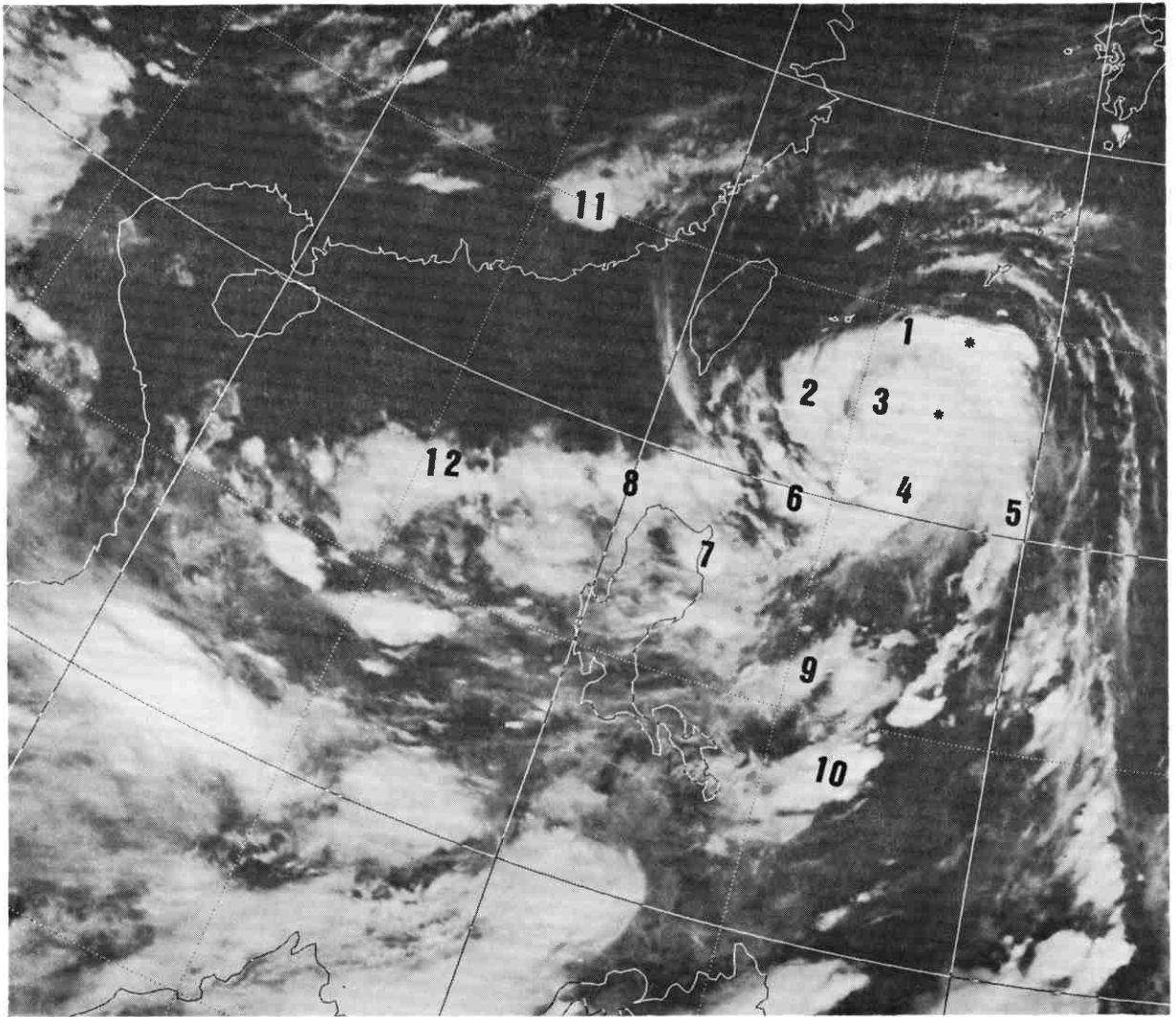


Fig. 1.4 Full resolution infrared picture, 1800 Z August 26, 1980.

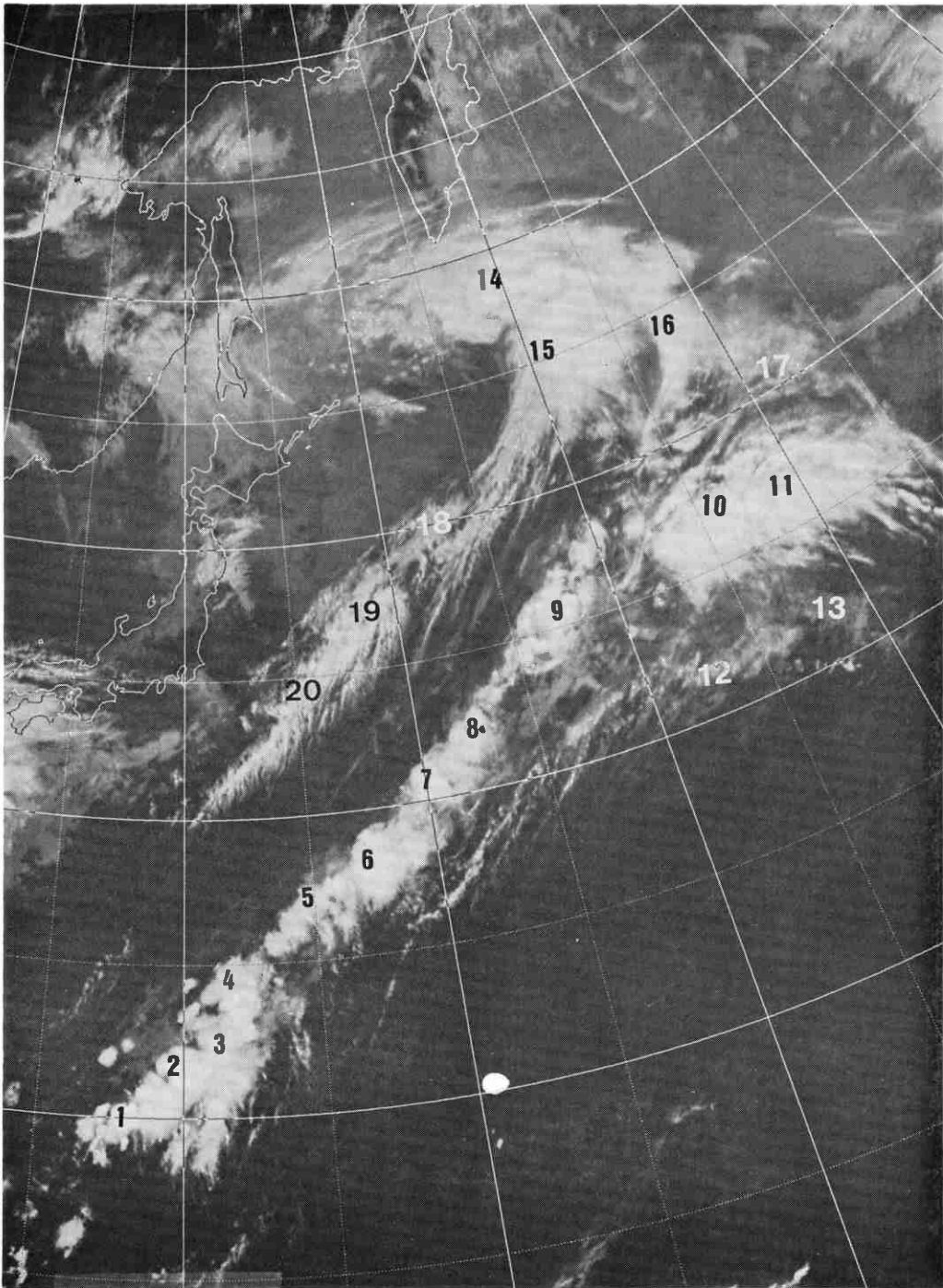


Fig. 1.5 Full resolution infrared picture, 0000 Z May 30, 1981.

- (iii) 二次元雲域とみなす雲面積(ライン数×画素数)
- (iv) 許容水平移動量
- (v) 許容方向変動量
- (vi) 許容輝度レベル差
- (5) 最終雲域抽出パラメータ
 - (i) 雲域最大指定数
 - (ii) メッシュサイズのライン数
 - (iii) メッシュサイズの画素数
 - (iv) メッシュサイズ増分のライン数
 - (v) メッシュサイズ増分の画素数

1.5 処理結果

Fig. 1.4 は1980年8月26日18Z, Fig. 1.5は1981年5月30日00Zの赤外画像である。Fig. 1.4では東経126度北緯23度付近に中心を持つ台風および周辺に点在する対流雲が見られ, Fig. 1.5では東経150度北緯45度付近に中心を持つ低気圧性の擾乱で寒冷前線にともなう対流雲, 温暖前線にともなう中層雲主体の雲域, 暖域内の対流雲, ジェット気流にともなう絹雲が見られる。今回, これらの雲パターンについて処理範囲を限定しパラメー

タの最適化を試みた。

Fig. 1.6~Fig. 1.8はFig. 1.4の雲パターンに対応し, Fig. 1.9~Fig. 1.11はFig. 1.5の雲パターンに対応している。Fig. 1.6, Fig. 1.9は第1パラメータを Fig. 1.7, Fig. 1.10は第2パラメータを用いて雲域判別を行なった時の二次元雲域のエッジ情報である。縦軸はラインに横軸は画素に対応し, 5ライン, 10画素にそれぞれサンプリングした出力図である。図中, 英数字は単なる雲域の識別記号である。Fig. 1.8, Fig. 1.11は雲域判別および雲型判別を組み込んだ自動総観雲頂高度算出処理の結果を示したものである(シンボルマークおよび付加情報については Fig. 1.12を参照)。また, 特定の雲域のみ選択し図間の対応を番号で示してある。Fig. 1.8の*印は測定点として採用されていないが, Fig. 1.6*印を見ればわかるように雲域判別は正常に行なわれている。原因は, 温度/高度変換に必要な気候値が境界面高度以上では設定されていないので, 雲頂温度から高度への変換が不可能となるためである。各図間の番号の対応からわかるように雲パターンに応じて最適のパラメータを選ぶことにより雲域判別の自動化を行なうことが

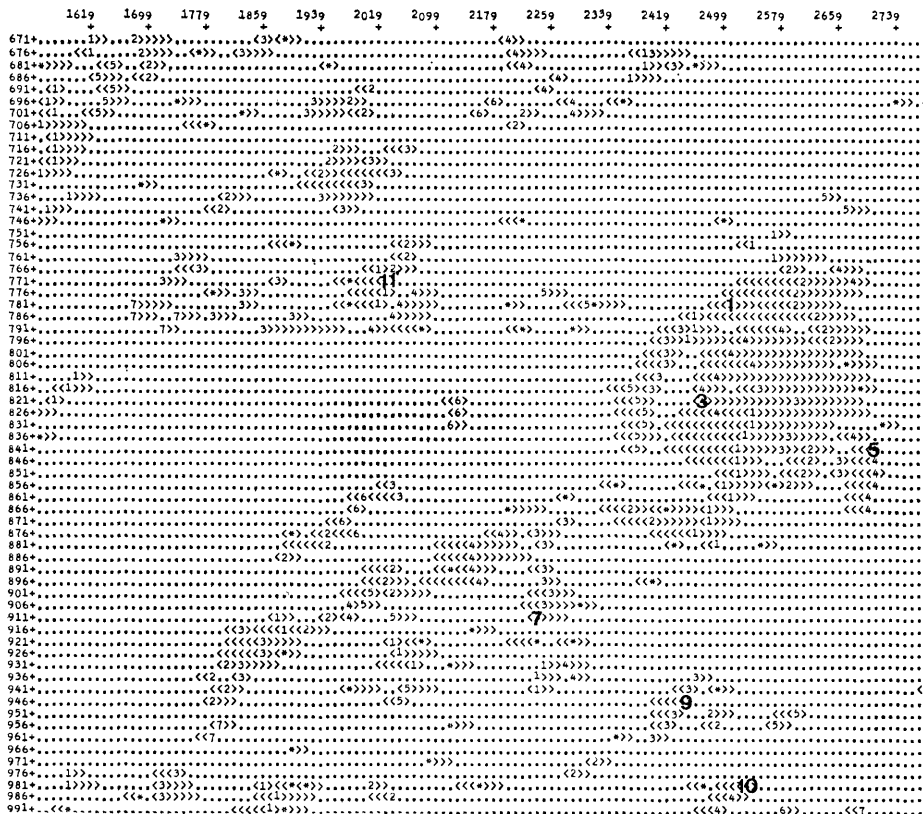


Fig. 1.7 Same as Fig. 1.6, but for using another set of parameters.

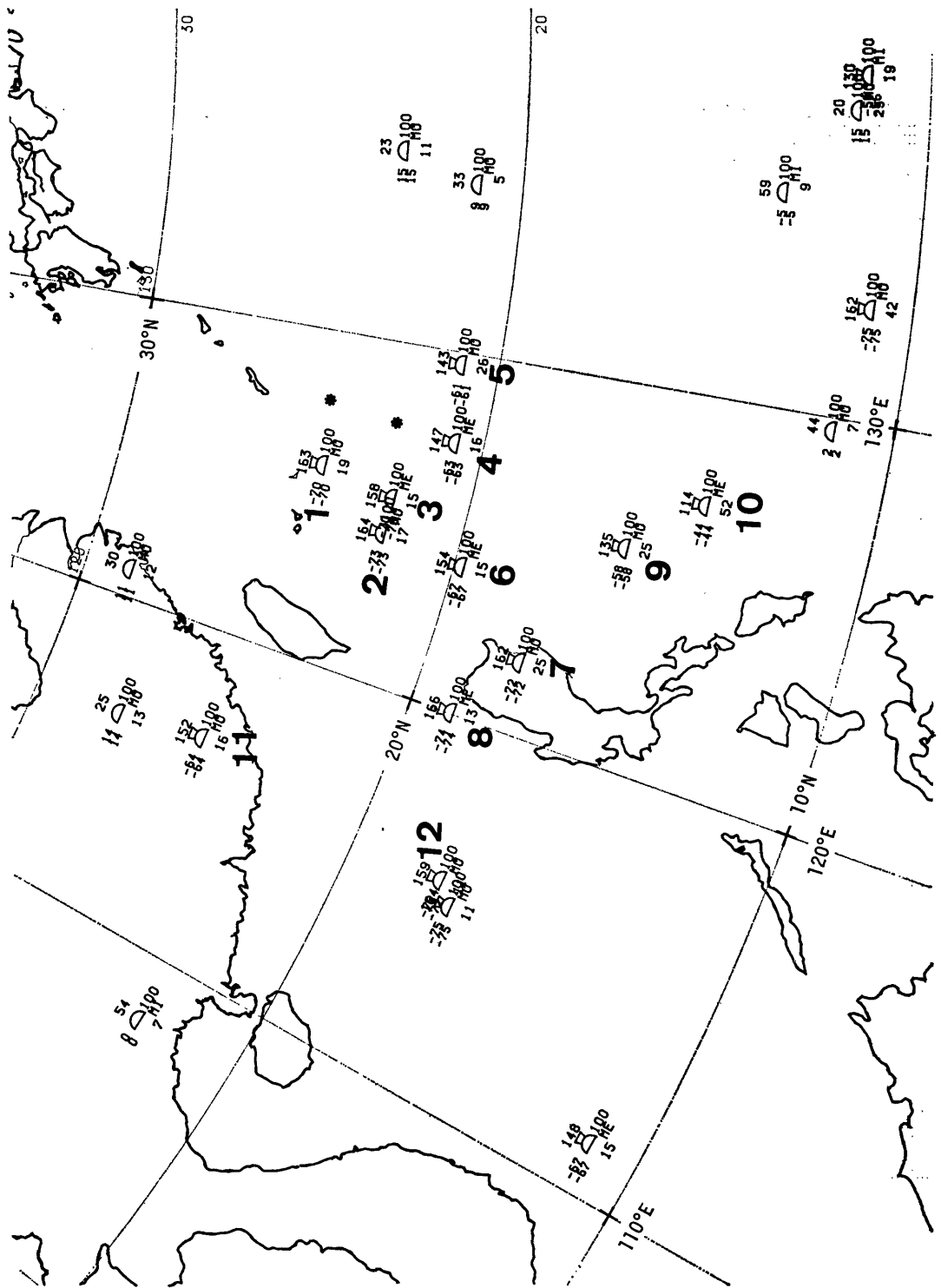
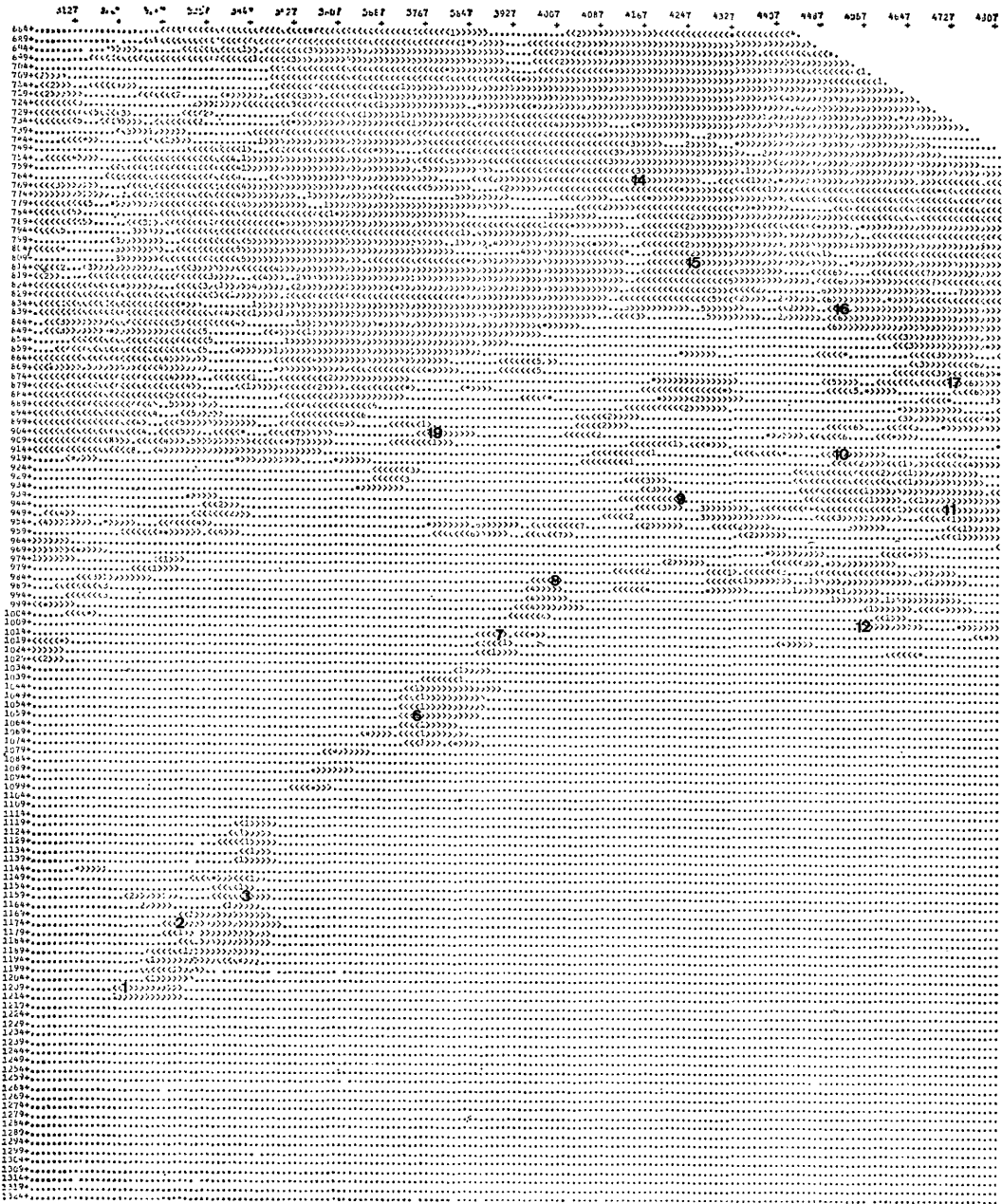


Fig. 1.8 The result of objective cloud top-height estimation procedure applied for the cloud picture of Fig.1.4.

METEOROLOGICAL SATELLITE CENTER TECHNICAL NOTE No. 5. MARCH 1982



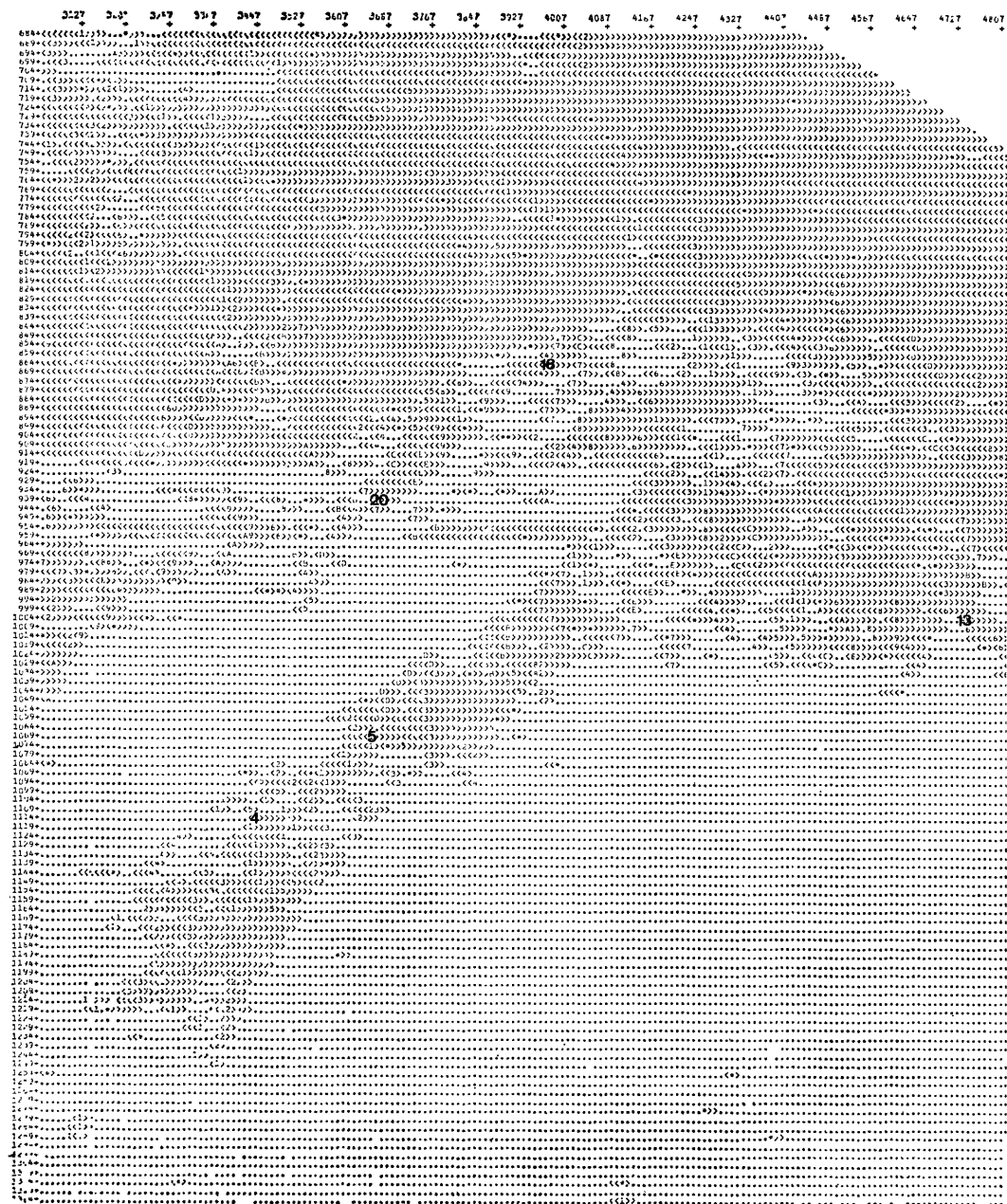


Fig. 1.10 Same as Fig. 1.7, but for the cloud picture of Fig. 1.5.



Fig. 1.11 Same as Fig. 1.8, but for the cloud picture of Fig. 1.5.

可能である。

従来、会話型処理によって行なってきた雲頂高度処理の作画に要する時間を除く処理時間は100個の測定点で約45分である。雲型判別および雲域判別を自動化することによって200個以上の測定点が抽出されるとともに、処理時間も約20分に短縮された。また、記憶容量は165K語から95K語に減らすことができた。

しかしパラメータの最適化の調査に当たって、以下の問題点があることがわかった。

- (1) 特に擾乱が発生し易く、陸地面積の大きい中緯度以北では海面レベルが抽出できないケースがあるため、陸地や海面を雲域として認識する場合がある。
- (2) 最低輝度レベルを持つ画素を中心点とするため、雲域の端を測定点として抽出する傾向がある。

- (3) 低層の雲域に一筋でも C_1 がかかっていると、その雲域を C_1 と認識する場合がある。

これらの問題点は、雲域判別の際の測定点を最低輝度レベルから平均輝度レベルに変えることや、雲域と海面の識別に海面温度を使用する、雲型判別で使用する判別式の係数の再決定、等によって改善することができよう。

2 雲形判別

雲形 i を特徴づけるパラメータ（以下、雲特徴パラメータとする）は大別すると、スペクトラル特徴 (spectral feature) とテクスチャル特徴 (textural feature) に分類される。前者は雲を観測するのに使用した波長に依存する情報で、測定領域内の画像データから得られる最

SYMBOL	CLOUD TYPE CATEGORY
Cu \cup	CUMULIFORM CLOUDS WITH NO SIGNIFICANT CIRRUS
Sc \sim	STRATOCUMULUS WITH NO SIGNIFICANT CIRRUS
St \equiv	STRATIFORM CLOUDS WITH NO SIGNIFICANT CIRRUS
As \llcorner	MIDDLE CLOUDS WITH NO SIGNIFICANT CIRRUS
Ci \swarrow	CIRRUS UNMIXED WITH OTHER CLOUDS
Cb ⊃	CUMULONIMBUS AND/OR CUMULONIMBUS WITH CIRRUS
CLR \circ	CLEAR
	* NOT SPECIFIED

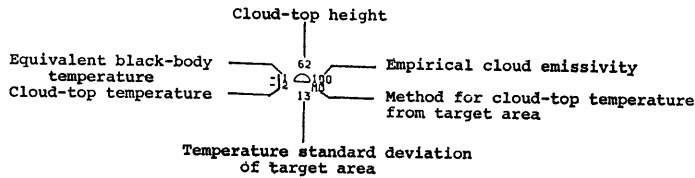


Fig. 1.12 Illustration of cloud-type symbols and additional information depicted on machine plotter obtained from objective cloud top-height estimation system.

低, 平均, 最大温度などがその例である。後者は雲の表面状態に関する情報で, 方向性を考慮した差分ヒストグラムから得られるコントラスト, エントロピーなどがその典型である。その他に, 雲の大きさの分布に関連した情報であるパワースペクトラムを使用した例が Booth (1973, a, b) によって示されている。

雲形判別プログラムを開発するために使用した雲特徴パラメータは Booth (1973, a, b), Harris and Barret (1978), Koffler et al (1973), Parikh (1977), Parikh (1978), Stowe et al (1978)の調査を参考にして, Appendix 1 に示したような雲特徴パラメータ (可視, 赤外でそれぞれ 188 種) を設定した。各特徴パラメータの補足説明を Appendix 2 に示した。なお, これらのパラメータを計算する領域の大きさは雲頂高度処理と同じく, 赤外画像データで 17 ライン \times 45 画素 (日本附近で約 120 \times 120 km²) としており, 可視の場合も同じ大きさ (68 ライン \times 90 画素) である。また, 可視画像データを扱う際に問題となる太陽天頂角, 衛星天頂角による輝度レベルの正規化は, 当初, Appendix 2 の (10) 式に示した式で実施したが, 良い結果が得られなかったため, 以下の調査では使用していない。

2.1 パラメータの決定

雲形判別で決定すべきパラメータは雲特徴パラメータ

(後述) および判別式の係数である。これらのパラメータを決定するのに必要なデータ (画像データ) は, パラメータを決定際に使用する従属データと決定されたパラメータの精度の評価に必要な独立データとに分類される。判別式の係数は従属データを統計的に処理することによって決定することができる。

1) 使用データ

Table 2.1 Dates and cloud-type frequencies for dependent and independent data used to develop a cloud-type classification algorithm.

DEPENDENT DATA			Cu	Sc	St	As	Ci	Cb	CLR
1978	FEB.	15 0330Z	45	13	-	12	8	10	5
	MAR.	4 0400Z	34	12	-	16	18	6	9
	APR.	3 0300Z	41	6	-	16	20	6	5
	MAY	20 0300Z	2	9	4	5	15	2	1
	JUN.	11 0300Z	12	9	10	10	18	18	4
TOTAL			134	49	14	59	79	42	24
INDEPENDENT DATA									
1978	FEB.	15 0330Z	28	20	-	6	14	6	5
	MAR.	4 0400Z	12	10	-	4	8	7	-
	APR.	3 0300Z	46	10	-	12	11	14	5
	JUL.	8 0300Z	6	10	18	9	6	24	3
1979	APR.	8 0000Z	35	14	-	2	23	24	11
TOTAL			127	64	18	33	62	65	24

Table 2.1 は従属データおよび独立データの日時を示したものである。これらのデータは各月で1例を選択することを目標としたが、時間的な余裕がなかったので、2~7月分のデータでしか調査できなかった。観測時刻が03Z に多いのは可視画像データを使用した際、広い領域を調査の対象にするためである。

従属データ、独立データの作成は雲頂高度処理システムを改造して実施した。IPC に画像を表示し、解析者に依頼して典型的な雲形を示す領域を選択してもらい、その位置と雲形に関する情報を収集する方法をもちいた。

2) 判別すべき雲形のカテゴリー

Booth (1973, a, b) は積雲 (Cu), 層積雲 (Sc), 積乱雲 (Cb), 絹雲 (Ci), 下層雲をとまなう Ci, 晴天 (Clr) のように判別した。Parikh (1977, 1978) は下層雲 (Cu, 雄大積雲, 層雲 (St), 層積雲 (Sc), 混合雲 (Ci と下層雲あるいは中層雲), Ci, Cb の4雲形を使用した。Harris and Barrett (1978) は層雲系, 層積雲系, 混合雲, 積雲系, Clr のように判別している。

雲形判別をもちいて、どのようなカテゴリーに雲形を判別するかは、その目的による。ここで述べるアルゴリズムは雲頂高度処理の客観化を目的としているので、可能な限り多くのカテゴリーに判別するのが望ましい。

Table 2.2 Seven cloud-type categories for cloud-type classification.

SYMBOL	CLOUD TYPE CATEGORY
Cu	CUMULIFORM CLOUDS WITH NO SIGNIFICANT CIRRUS
Sc	STRATOCUMULUS WITH NO SIGNIFICANT CIRRUS
St	STRATIFORM CLOUDS WITH NO SIGNIFICANT CIRRUS
As	MIDDLE CLOUDS WITH NO SIGNIFICANT CIRRUS
Ci	CIRRUS UNMIXED WITH OTHER CLOUDS
Cb	CUMULONIMBUS AND/OR CUMULONIMBUS WITH CIRRUS
CLR	CLEAR

Table 2.2 は雲形判別で使用する雲形のカテゴリーである。この表に示したカテゴリーでは、ある雲形が単独で出現することは少なく、薄い Ci との共存という形で出現することが多いことを考慮した。例えば、薄い Ci の下方に Cu が見える場合でも Cu というカテゴリーに分類している。中層雲で、高層雲(As), 高積雲(Ac) の識別は一般に困難であるため、両者の区別はしていない。表中の略号では As としているが、これは中層雲であることを意味している。

カテゴリーに分類する際には雲形という属性によるも

の他に、雲層の大小(薄い, 並, 厚い)も考慮することができる。データの収集段階では雲層の大小に関する情報も附加していたが、パラメータ決定の際には、1カテゴリー当りのサンプル数が確保できないこと、判断の基準を設定することが困難であること、等のために、この情報を使用しなかった。

3) 判別式

判別解析に使用したプログラムは、富士通アプリケーションパッケージの一つであるBMD (Biomedical Computer Programs) のうち、ステップワイズ法による判別解析を目的とした BMDP7M である。このプログラムの詳細は、University of California (1977) に述べられており、このプログラムを使用して雲形判別を試みた例として、Booth (1973 a) がある。

雲特徴パラメータの観測ベクトルを x , それが雲形で生ずる確率 $P(x|i)$ は多次元正規分布であり、 x のベクトル分散行列は各雲形で等しいと仮定したときの判別式は

$$\delta_i^2 = \sum_{j=1}^p C_{ji} x_j + C_{0i} + \ln q_i \quad (1)$$

となる。ただし、 p は判別すべき雲形の数、 x_j は j 番目の雲特徴パラメータ、 C_{ji} は雲形 i の j 番目の雲特徴パラメータに関する係数、 C_{0i} は雲形 i で定まる定数、 q_i は雲形 i の事前確率である。この式の算出方法については、加藤 (1981) に述べられている。なお、 q_i はすべての雲形について等しいとみなすことにする。

最尤法による判別では、 x が得られたときどの雲形に判別すべきかは δ_i^2 が最大になるものをさがせば良い。つまり、次式のように示される。

$$\delta_i^2 > \delta_j^2 \text{ for all } j \neq i \quad (2)$$

4) 判別トリー構造

雲形判別の際、雲形をどのような順序で判別するかが問題となる。一般的には、一回の判別解析で各雲形に判別する Single-Stage Decision Tree と、判別解析を順次くり返して行ない、その都度、一つの雲形に判別してゆく Binary Decision Tree などが知られている。Parikh (1977) は雲形判別でいくつかの判別トリーを作成し、正当率を比較している。その結果では Single-Stage と Binary とではほとんど差がないことを示した。実際的には、Binary では判別すべき雲形の順序とそれに使用する雲特徴パラメータを決定するのが困難であるため、この調査で使用した判別トリー構造は

Table 2.3 Cloud features based on visible and infrared (two channels) imageries. Cloud features were screened from those given in Appendix 1 using BMDP 7M (Biomedical Computer Programs developed at University of California, Stepwise discriminant analysis). Cloud feature numbers refer to features described in Appendix 1. The suffix "V" or "I" appended to the feature number refer to cloud feature estimated from visible (VIS) or infrared (IR) imagery, respectively. Sequence number, the right side of cloud feature number, indicates a priority on efficiency of classification derived from BMDP 7M.

Feature No.	Feature (VIS and IR)
1 15V	Value at 99% cumulative frequency
2 11 I	Value at 1% cumulative frequency
3 104V	Entropy ($\rho=4, \theta=0^\circ$)
4 168V	Minimum of angular second moment ($\bar{\rho}=8$)
5 8 I	Coefficient of variation
6 83 I	Angular second moment ($\rho=2, \theta=45^\circ$)
7 118V	Mean of angular second moment ($\bar{\rho}=2$)
8 3V	Mean
9 79V	Angular moment($\rho=1, \theta=45^\circ$)
10 184V	Difference between maximum and minimum of angular second moment ($\bar{\rho}=8$)
11 34V	Difference between maximum and minimum of quadrant values for 1% cumulative frequency
12 112V	Mean of difference histogram ($\bar{\rho}=8$)
13 169V	Minimum of entropy ($\bar{\rho}=1$)
14 37 I	Difference between maximum and minimum of quadrant values for 84% cumulative frequency
15 22V	Difference between values at cumulative frequency 99%—50%

Table 2.4 Same as Table 2.3, except for cloud features based on IR imagery (single channel).

Feature No.	Feature (IR)
1 11 I	Value at 1% cumulative frequency
2 92 I	Maximum of angular second moment ($\bar{\rho}=8$)
3 8 I	Coefficient of variation
4 156 I	Entropy ($\bar{\rho}=8$)
5 151 I	Maximum of angular second moment ($\bar{\rho}=4$)
6 9 I	Skewness
7 118 I	Mean of angular second moment ($\bar{\rho}=2$)
8 89 I	Angular second moment ($\rho=8, \theta=135^\circ$)
9 40 I	Difference between maximum and minimum values of quadrant values for 84% and 16% cumulative frequencies
10 32 I	Difference between maximum and minimum of quadrant skewness
11 27 I	Difference between maximum of values of quadrant mode and quadrant median
12 31 I	Difference between maximum and minimum of quadrant coefficient of variations
13 85 I	Angular second moment ($\rho=4, \theta=135^\circ$)
14 181 I	Difference between maximum and minimum of angular second moment ($\bar{\rho}=1$)
15 108 I	Entropy ($\rho=8, \theta=0^\circ$)

Single-Stage とした。

2.1.1 雲特徴パラメータの選択

BMDP 7M を使用して、Appendix 1 に示した雲特徴パラメータの中から雲形判別に有効なパラメータの選択とその組み合わせを従属データについて決定した。その結果は可視、赤外画像データの両方を使用した場合を Table 2.3, 赤外画像データのみの場合を Table 2.4 に示した。表中の一連番号は採用された順位、また、V, I の表示は、それぞれ可視、赤外画像データから得られるパラメータであることを示している。雲形判別に使用

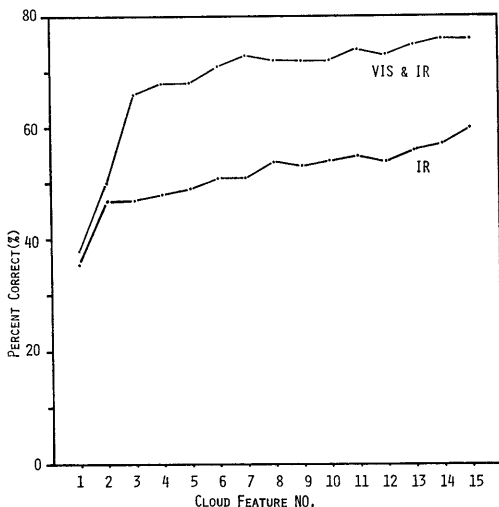


Fig. 2.1 Mean percent correct versus number of cloud features. A percent correct is defined as a percentage of samples correctly classified. An average of percent corrects on seven cloud-type classification makes an mean percent correct. The numerals in abscissa are corresponded to the sequence number of cloud feature given in Table 2.3 for two channels classification, or Table 2.4 for single channel classification. In the case of cloud-type classification using two channels and three cloud features (labeled 3 in abscissa), for example, cloud features from 1st to 3rd (15 V, 11 V and 104 V, as shown in Table 2.3) are used for the classification, and the result shows the mean percent correct of 67%. As is evident from this graph, a few of cloud features have a share in improving the mean percent correct.

するパラメータ数は少ない方が良いので、さらに厳選する必要がある (パラメータの数は多い方が正当率は向上する傾向がある)。Fig. 2.1 にその様子を示した。横軸の数値は Table 2.3, 2.4 の一連番号と一致しており、縦軸は正当率である。例えば、可視および赤外画像データを使用した場合、横軸で 3 (パラメータ数も 3 になる) のときは 15 V, 11 I, 104 V のパラメータを使用しており、その平均正当率 (7 雲形毎の正当率の平均値) が 67% であることを示している。同様に、赤外画像データのみを使用した場合では、11 I, 92 I, 8 I のパラメータで、47% の平均正当率を示している。このように、赤外画像データのみより可視画像データを併用した方が良い結果が得られる。また、正当率が急激に向上するのはパラメータ数が 3 程度までであり、それ以上はパラメータ数を増やしても正当率の改善にあまり寄与しないことを示している。

2.2 判別結果

従属データを使用して、可視および赤外画像データを併用した場合と赤外画像データのみを使用した場合について雲形判別の結果について述べる。

雲特徴パラメータは、可視および赤外画像データを併用した場合は、可視累積ヒストグラムの 99% の輝度レベル (15 V), 赤外累積ヒストグラムの 1% の輝度レベル (11 I), 可視差分ヒストグラムによるエントロピー ($\theta=0^\circ$, $\rho=4$; 104 V) である。赤外画像データのみの場合、11 I, 赤外角二次モーメント ($\theta=0^\circ$, $\rho=8$; 92 I) である。また、判別式(1)で使用する係数は C_{11} , C_{01} , BMDP 7M から Table 2.5 のように求められている。表中、 $X_1 \sim X_3$ は雲特徴パラメータで、 $X_1=15 V$, $X_2=11 I$, $X_3=104 V$ を意味している。赤外画像データの場合は、 $X_1=11 I$, $X_2=92 I$ である。例えば、可視、赤外画像データを併用して C_u を判別する場合、判別式の値 δ_{cu} は、

$$\delta_{cu} = 1.51143 \times 15 V + 0.21280 \times 11 I + 8.55000 \times 104 V - 54.59604 \quad (3)$$

のように与えられる。各雲形ごとに、同様に Table 2.5 の係数を使用して δ を求め、最大値を与える雲形に判別する。

2.2.1 従属データによる判別結果

- 1) 可視、赤外画像データを併用した場合
 - 3 個の雲特徴パラメータ、15 V, 11 I, 104 V を使用した場合の判別結果を Table 2.6 に示した。表中、上段の数値は例数、下段の数値は正当率である。結果をまと

Table 2.5 Coefficients for linear discriminant function. X_1, X_2, X_3 are corresponded to cloud feature 15 V, 11 I, 104 V for two channels classification and X_1, X_2 are also corresponded to cloud features 11 I, 92 I for the single channel classification, respectively. Both of C_0 's mean a constant term in the discriminant function. The discriminant function is given by

$$\delta_i^2 = \sum_{j=1}^p X_{ji} + C_{0i} + \ln q_i$$

where X_{ji} is the p-parameters observation vector (cloud feature) belonging to cloud-type i, C_{0i} is the constant term, q_i is a priori probability of occurrence of cloud-type i, but assumed to be the same for each cloud-types, p is the number of cloud-type categories to be classified. The p-parameters in observation vector are assumed to have a multivariate normal distribution with equal variances and covariances within the different cloud-types. The classifier assigns an observation to cloud-type i if $\delta_i^2 > \delta_j^2$ for all $j \neq i$.

	Cu	Sc	As	St	Cl	Cb	CLR
<u>VIS & IR</u>							
X1	1.51143	1.53625	1.56568	1.35888	1.21393	1.66406	0.76778
X2	0.21280	0.28903	0.20176	0.32042	0.15661	0.11305	0.34434
X3	8.55000	3.92342	3.34281	0.44561	4.04918	9.23918	-1.90695
C0	-54.59604	-55.25731	-47.63769	-47.30733	-30.88886	-56.11736	-32.26779
<u>IR</u>							
X1	0.19237	0.22398	0.13334	0.22628	0.11588	0.08954	0.26680
X2	6.19776	20.03287	15.38905	41.19193	9.87121	6.28866	36.96858
C0	-11.60700	-17.22055	-7.85958	-23.89943	-5.97924	-4.24731	-27.71963

Table 2.6 Classification matrix for seven cloud-type dependent data based on two channels classification (maximum likelihood, single-stage) using cloud features of 15 V, 11 I and 104 V as shown in Table 2.3. The percent corrects are shown in parentheses.

SUMMARY OF CLASSIFICATION

GROUP	TOTAL NO.	CORRECT NO. (PNCB.)	CLASSIFIED GROUP						
			Cu	Sc	As	St	Cl	Cb	CLR
Cu	134	76 (56.7)	76 (56.7)	21 (15.7)	14 (10.4)	1 (0.7)	6 (4.5)	16 (11.9)	0 (0.0)
Sc	49	28 (57.1)	8 (16.3)	28 (57.1)	3 (6.1)	9 (18.4)	1 (2.0)	0 (0.0)	0 (0.0)
As	59	41 (69.5)	1 (1.7)	7 (11.9)	41 (69.5)	1 (1.7)	7 (11.9)	2 (3.4)	0 (0.0)
St	14	11 (78.6)	0 (0.0)	2 (14.3)	0 (0.0)	11 (78.6)	1 (7.1)	0 (0.0)	0 (0.0)
Cl	79	36 (70.9)	0 (0.0)	0 (0.0)	18 (22.8)	0 (0.0)	56 (70.9)	3 (3.8)	2 (2.5)
Cb	42	34 (81.0)	3 (7.1)	0 (0.0)	4 (9.5)	0 (0.0)	1 (2.4)	34 (81.0)	0 (0.0)
CLR	24	21 (87.5)	0 (0.0)	0 (0.0)	0 (0.0)	2 (8.3)	1 (4.2)	0 (0.0)	21 (87.5)
TOTAL	401	267 (66.6)	88	58	80	24	73	55	23

METEOROLOGICAL SATELLITE CENTER TECHNICAL NOTE No. 5. MARCH 1982

Table 2.7 Same as Table 2.6, except for single channel classification using cloud features of 11I and 92I as shown in Table 2.4.

SUMMARY OF CLASSIFICATION									
GROUP	TOTAL NO.	CORRECT NO. (PROB.)	CLASSIFIED GROUP						
			CU	SC	AS	ST	CI	CB	CLR
CU	134	67 (50.0)	67 (50.0)	21 (15.7)	10 (7.5)	2 (1.5)	20 (14.9)	10 (7.5)	4 (3.0)
SC	49	15 (30.6)	16 (32.7)	15 (30.6)	1 (2.0)	11 (22.4)	0 (0.0)	1 (2.0)	5 (10.2)
AS	59	23 (39.0)	12 (20.3)	5 (8.5)	23 (39.0)	0 (0.0)	11 (18.6)	8 (13.6)	0 (0.0)
ST	14	8 (57.1)	1 (7.1)	1 (7.1)	1 (7.1)	8 (57.1)	0 (0.0)	0 (0.0)	3 (21.4)
CI	79	32 (40.5)	10 (12.7)	0 (0.0)	17 (21.5)	0 (0.0)	32 (40.5)	20 (25.3)	0 (0.0)
CB	42	34 (81.0)	3 (7.1)	0 (0.0)	0 (0.0)	0 (0.0)	5 (11.9)	34 (81.0)	0 (0.0)
CLR	24	11 (45.8)	1 (4.2)	5 (20.8)	0 (0.0)	7 (29.2)	0 (0.0)	0 (0.0)	11 (45.8)
TOTAL	401	190 (47.4)	110	47	52	28	68	73	23

Table 2.8 Same as Table 2.6, except for independent data.

SUMMARY OF CLASSIFICATION									
GROUP	TOTAL NO.	CORRECT NO. (PROB.)	CLASSIFIED GROUP						
			CU	SC	AS	ST	CI	CB	CLR
CU	127	43 (33.9)	43 (33.9)	34 (26.8)	10 (7.9)	3 (2.4)	21 (16.5)	14 (11.0)	2 (1.6)
SC	64	32 (50.0)	5 (7.8)	32 (50.0)	4 (6.3)	11 (17.2)	8 (12.5)	0 (0.0)	4 (6.3)
AS	33	13 (39.4)	0 (0.0)	12 (36.4)	13 (39.4)	0 (0.0)	8 (24.2)	0 (0.0)	0 (0.0)
ST	18	16 (88.9)	0 (0.0)	1 (5.6)	0 (0.0)	16 (88.9)	1 (5.6)	0 (0.0)	0 (0.0)
CI	62	54 (87.1)	2 (3.2)	0 (0.0)	3 (4.8)	1 (1.6)	54 (87.1)	2 (3.2)	0 (0.0)
CB	65	50 (76.9)	4 (6.2)	0 (0.0)	4 (6.2)	0 (0.0)	7 (10.8)	50 (76.9)	0 (0.0)
CLR	24	24 (100.0)	0 (0.0)	0 (0.0)	0 (0.0)	0 (0.0)	0 (0.0)	0 (0.0)	24 (100.0)
TOTAL	393	232 (59.0)	54	79	34	31	99	66	30

めてみると、

- ・ 正当率は Cu, Sc, が低く、次いで As, Ci が低い。
- ・ Cu, Sc, As 間の正当率は、他の雲形間の正当率に比べて低い。
- ・ Cb, As 間の正当率は低い。
- ・ Clr の正当率は高い。
- ・ Clr と Sc 間の正当率は低い。
- ・ 平均正当率は67%である。

2) 赤外画像データのみを使用した場合

2個の雲特徴パラメータ, 11 I, 92 I を使用した場合の判別結果を Table 2.7 に示した。結果をまとめてみると、

- ・ 正当率は Sc が低く、次いで As, Ci が低い。
- ・ Sc は Cu, St に判別されやすい。
- ・ As は Cu, Ci, Cb に判別されやすい。
- ・ Clr, St, Sc 間の正当率は低い。
- ・ Cu は他のすべての雲形に判別されやすいが、とくに Sc や Ci に判別されやすい。
- ・ Cb の正当率は高い

2.2.2 独立データによる判別結果

従属データによる雲形判別で使した雲特徴パラメータおよび判別式の係数をもちいて、独立データについて

雲形判別を試みた。

1) 可視, 赤外画像データを併用した場合の判別結果を Table 2.8 に示す。従属データの判別結果 (Table 2.6) と比較してみると、

- ・ 平均正当率は59%となり、従属データの場合よりも低下している。
- ・ Cu の正当率は57%から34%へ、As のそれは70%から39%へと著しく低下している。

2) 赤外画像データのみを使用した場合

判別結果を Table 2.9 に示す。従属データの判別結果 (Table 2.7) と比較してみると、

- ・ 平均正当率はほとんど変らない。
- ・ St の正当率が57%から0%と著しく低下している。
- ・ Clr の正当率が46%から88%に向上している。

2.2.3 確率楕円による比較

雲特徴パラメータの観測ベクトルを x とすると、それが雲形 i で生ずる確率 (確率密度関数) $P(x|i)$ は、 P 次元正規分布を仮定すれば、

$$P(x|i) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{p}{2}} |\Sigma_i|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2} Q_i^2\right)$$

Table 2.9 Same as Table 2.7, except for independent data.

SUMMARY OF CLASSIFICATION

GROUP	TOTAL NO.	CORRECT NO. (PROB.)	CLASSIFIED GROUP						
			CU	SC	AS	ST	CI	CB	CLR
CU	127	46 (36.2)	46 (36.2)	33 (26.0)	12 (9.4)	0 (0.0)	13 (10.2)	19 (15.0)	4 (3.1)
SC	64	26 (40.6)	16 (25.0)	26 (40.6)	2 (3.1)	4 (6.3)	4 (6.3)	2 (3.1)	10 (15.6)
AS	33	11 (33.3)	7 (21.2)	4 (12.1)	11 (33.3)	1 (3.0)	7 (21.2)	3 (9.1)	0 (0.0)
ST	18	0 (0.0)	1 (5.6)	2 (11.1)	0 (0.0)	0 (0.0)	0 (0.0)	0 (0.0)	15 (83.3)
CI	62	18 (29.0)	5 (8.1)	1 (1.6)	19 (30.6)	0 (0.0)	18 (29.0)	19 (30.6)	0 (0.0)
CB	65	50 (76.9)	2 (3.1)	0 (0.0)	1 (1.5)	0 (0.0)	12 (18.5)	50 (76.9)	0 (0.0)
CLR	24	21 (87.5)	1 (4.2)	1 (4.2)	0 (0.0)	1 (4.2)	0 (0.0)	0 (0.0)	21 (87.5)
TOTAL	393	172 (43.8)	78	67	45	6	54	93	50

Q_i^2 はマハラノビスの距離とよばれ、

$$Q_i^2 = (x - \mu_i)^t \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i)$$

ただし、

μ_i : 雲形 i の平均観測ベクトル

Σ_i : 観測ベクトルの分散行列

Σ_i^{-1} : Σ_i の逆行列

である。 Q_i^2 は自由度 p の χ^2 分布にしたがうことが知られており、 $Q_i^2 \leq \alpha$ (定数) は楕円体を示している。 $\gamma\%$ 点を $\chi^2(p, \gamma)$ で表わすと、 $Q_i^2 \leq \chi^2(p, \gamma)$ は、楕円体の中に母集団の $(1-\gamma) \times 100\%$ が含まれる。これが確率楕円体 (二次元では確率楕円) である。確率楕円体の大きさは各雲形データが正規分布をすると仮定したときに、

$(1-\gamma) \cdot 100\%$ の確率でその楕円体にデータが含まれると考えることができる。以下では $\chi^2(2, 0.1) = 2.146$, つまり 90% の確率楕円について比較する。確率楕円の大きさ、重心の位置を比較することによって、雲特徴パラメータが雲形を判別するのに有効であるかどうか (以下、分離性とする) を知ることができる。Fig. 2.2 は可視、赤外画像データを併用した場合で最も重要な雲特徴パラメータであった $15V$ (可視の最大輝度) と $11I$ (最低温度) を座標軸とする確率楕円を従属データについて示したものである。この図からは以下のようなことがわかる。

- Clr は最低温度が高く、最大輝度が小さく、他の雲形から良く分離している。

- Cb は最低温度が低く、最大輝度が大きく、分離性が良いが、一部 Ci , As と重なりをもっている (誤判別となりやすい)。

- 他の雲形ではお互いに重なり合っており、特に Cu は広範囲は分布している。

同様に、赤外画像データのみを使用した場合で、 $11I$ と $92I$ (距離 8 の角二次モーメント) を座標軸とする確率楕円を Fig. 2.3 に示した。この図からは、

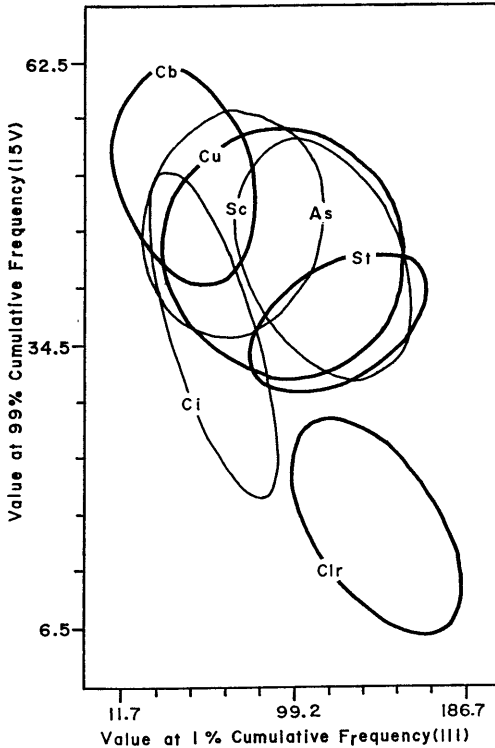


Fig. 2.2 Probability distribution of cloud-type data samples obtained from two channels classification using cloud features, $11I$ and $15V$. Each of ellipses is estimated from $\chi^2(2, 0.1)$ —distribution which indicates 90% of number of samples are including within an ellipses. An overlapped region bounded by adjacent ellipses shows that an erroneous classification is performed.

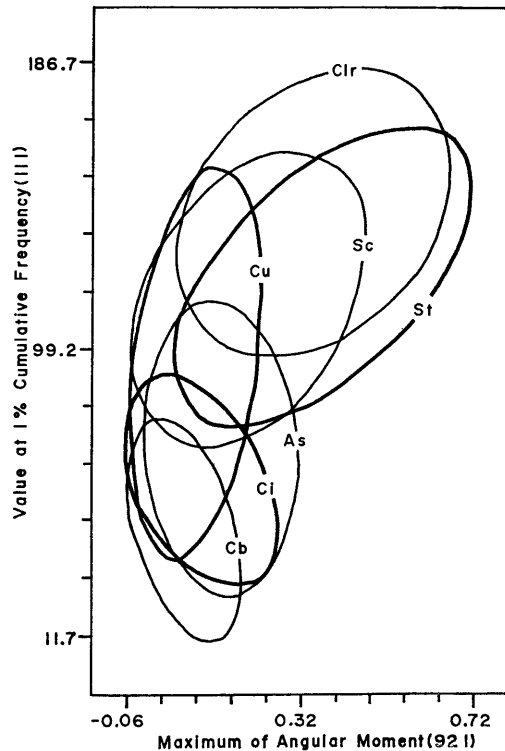


Fig. 2.3 Same as Fig. 2.2, except for single channel classification using cloud features, $11I$ and $92I$.

- ・ Clr と St は大きな角二次モーメントをもつ。
- ・ 最低温度は Clr と St が大きく、次いで Sc, Cu, As, Ci, Cb の順である。
- ・ Cb, Ci, As はかなり重複しており、Cuと As, Sc も同様である。

この結果からも赤外画像データのみを使用した場合の正当率が良くないことがわかる。同様な比較を従属データと独立データについても行ない、両データ間の相違について調査した。前項 2.2.1, 2.2.2 で述べたような判別結果の相違は、両データが持つ特性によるものであるといえる。

2.3 結論と考察

雲特徴パラメータとして、スペクトラル、テクスチャル特徴パラメータ、376種の中から、ステップワイズ法による判別解析プログラム (BMDP 7M) をもちいて選択し、雲形に判別する調査を実施した。なお、判別には線形判別式による最尤法をもちい、判別トリー構造は Single-Stage とした。雲形判別は可視、赤外画像データを併用する場合と赤外画像データのみを使用する場合とで実施した。判別式に必要な係数は従属データから決定し、それを独立データに適用した。平均正当率は雲特徴パラメータの数を増やしてもそれほど向上しない。Table 2.10は、本文中では言及しなかったが、雲特徴パラメータの種類と平均正当率を比較したものである。この表からも2~3個の雲特徴パラメータを使用した平均

正当率と、20個以上使用した平均正当率とで大差がないことがわかる。376種もの雲特徴パラメータのうち、雲形判別に有効な雲特徴パラメータはわずかに数個である。可視、赤外画像データを併用した場合には、赤外累積ヒストグラムの1%の輝度レベル (11 I, 最低輝度温度に相当)、可視累積ヒストグラムの99%の輝度レベル (15 V, 最大アルベード)、可視差分ヒストグラムから求まる方向0° (東向き) および距離4画素のエントロピー (104 V) の三つの雲特徴パラメータをもちいて、従属データでは66.7%、独立データでは59.0%の平均正当率を得た。赤外画像データのみを使用した場合には11 I と赤外角二次モーメント) 92 I, 方向0°, 距離8画素) の二つの雲特徴パラメータをもちいて、従属データでは47.4%、独立データでは43.8%の平均正当率となった。

この調査の成果を踏まえて、雲頂高度処理に組み込んだ雲形判別アルゴリズムは、可視、赤外画像データが使用できる時間帯(00, 06 Z) では 11 I, 15 V, 104 V; 赤外画像データのみを使用する時間帯(12, 18 Z) では11 I 92 I の雲特徴パラメータを使用した判別式を使用することにした。

確率楕円の比較でも明らかであるように、この調査で使用した雲特徴パラメータでは雲形をよく分離できない。最も有効なパラメータであった15 V と11 I でさえ、確率楕円に重なりを持っている。今後、正当率を向上させるうえで雲特徴パラメータの設定で考慮すべきことは、第一に雲形の気候学的な特徴を考慮したパラメータを導入することである。例えば、雲形によって、それが出現しやすい温度範囲は決っているので、判別された雲形がその温度範囲にあるかどうかを検証することなどが考えられる。第二に、使用した雲特徴パラメータを算出する際、測定領域内で雲域と晴天域を区別していないため、両域を含んだ形で算出される欠点を改良することである。そのためには晴天域と雲域を識別するための閾値が必要になる。第三に、人間が雲形を判断するときを考慮するような雲域の広がり、形状、隣接した雲形との関連、等の情報をパラメータ化する方法を検討することであろう。

この調査では判別トリー構造を Single-Stage としたが、分類すべき雲形の数が多き場合には一考を要するのかも知れない。雲形ごとにその判別に適した雲特徴パラメータが存在するとすれば、判別しやすい雲形を有効な雲特徴パラメータで順次、判別してゆく構造にすることが考えられる。

以上のような点を考慮することによって、解析者の雲指定結果と同等な成果を得るように改善してゆく努力を継続する必要がある。なお、開発された客観的雲頂高

Table 2.10 Summary of seven cloud-type classification results. Feature names corresponding to features are given in Appendix 1. The suffix "V" or "I" appended to the feature number are the same as the notation of Table 2.3.

IMAGERY	CLOUD FEATURE NUMBERS	PERCENT CORRECT (%)	
		DEPENDENT	INDEPENDENT
TWO CHANNELS (VIS AND IR)	15V, 11I, 104V	67	59
	15V, 11I, 104V, 168V, 8I	68	59
	15V, 11I, 104V, 168V, 8I, 83I, 118V, 3V, 79I, 184I, 34V, 37I, 150I, 156V, 8V, 88V, 107V, 34I, 39V, 40I, 12I, 179V, 119I, 22V, 33V, 94V	79	59
SINGLE CHANNEL (IR)	11I, 92I	50	44
	11I, 92I, 8I, 156I	48	46
	11I, 92I, 8I, 156I, 151I, 9I, 118I, 89I, 40I, 32I, 27I, 31I, 85I, 181I, 108I, 137I, 29I, 44I, 34I, 3I, 7I, 39I, 30I	63	43

度算出処理は1981年10月からルーチンの使用されている。

おわりに

雲型判別および雲域判別に協力して頂き、有益な助言を頂いたシステム管理課、解析課、管制課の各担当官、富士通株式会社の山本誠氏、河津安行氏の各氏に感謝いたします。また、計算機使用にあたって、データ処理課の方々に御協力頂きましたことを感謝いたします。

skewnesses, quadrant kurtosises.

- 34-38* Difference between maximum and minimum of quadrant values for 1%, 16%, 50%, 84%, 99% of cumulative frequency.
- 39-44 Difference between maximum and minimum values of quadrant values for cumulative frequencies 1% and 99%, 84% and 16%, 99% and 50%, 84% and 50%, 50% and 16%, 50% and 1%.

Appendix 1

Feature Numbers

1 Spectral feature

1.1 Histogram Parameters

- 1 Mode
- 2 Median
- 3 Mean
- 4-6 Difference between Mode and Median, Median and Mean, Mean and Mode.
- 7 Standard Deviation
- 8 Coefficient of Variation
- 9 Skewness
- 10 Kurtosis
- 11-15 Values at 1%, 16%, 50%, 84%, and 99% cumulative frequencies.
- 16-21 Differences between values at cumulative frequencies 1% and 99%, 84% and 16%, 99% and 50%, 84% and 50%, 50% and 50%, 50% and 16%, 50% and 1%.
- 22 Difference between value at cumulative frequencies 99%-50% and 50%-1%.
- 23 Difference between value at cumulative frequencies 84%-50% and 50%-16%.

1.2 Quadrant Parameters

- 24-26 Difference between maximum and minimum of quadrant mode values, quadrant median values, quadrant average values.
- 27-29 Difference between maximum and minimum of quadrant median values, quadrant mean values, quadrant mode values.
- 30-33 Difference between maximum and minimum of quadrant standard deviation, quadrant coefficient of variations, quadrant

2 Textual Features

2.1 Difference Histogram Information

- 45-60 Mean (ρ, θ) (ρ : distance, $\rho=1, 2, 4, 8$; θ : direction, θ =vertical, horizontal, right diagonal, left diagonal)
- 61-76 Contrast (ρ, θ)
- 77-92 Angular Second Moment (ρ, θ)
- 93-108 Entropy (ρ, θ)
- 109-112 Mean (ρ) of Mean (ρ, θ), all for θ
- 113-116 Mean (ρ) of Contrast (ρ, θ), all for θ
- 117-120 Mean (ρ) of Angular Second Moment(ρ, θ), all for θ
- 121-124 Mean (ρ) of Entropy (ρ, θ), all for θ
- 125-128 Standard Deviation (ρ) of Mean (ρ)
- 129-132 Standard Deviation (ρ) of Contrast (ρ)
- 133-136 Standard Deviation (ρ) of Angular Second Moment (ρ)
- 137-140 Standard Deviation (ρ) of Entropy (ρ)
- 141-144 Maximum (ρ) of Mean (ρ)
- 145-148 Maximum (ρ) of Contrast (ρ)
- 149-152 Maximum(ρ) of Angular Second Moment (ρ)
- 153-156 Maximum (ρ) of Entropy (ρ)
- 161-164 Maximum (ρ) of Contrast (ρ)
- 165-168 Maximum(ρ) of Angular Second Moment (ρ)
- 169-172 Maximum (ρ) of Entropy (ρ)
- 173-176 Difference between Maximum(ρ) and Minimum (ρ) for Mean (ρ).
- 177-180 Difference between Maximum(ρ) and Minimum (ρ) for Contrast (ρ).
- 181-184 Difference between Maximum (ρ) and Minimum (ρ) for Angular Second Moment (ρ).
- 185-188 Difference between Maximum (ρ) and Minimum (ρ) for Entropy (ρ).

Note : In order to obtain both infrared and visible features for the same geographical area size, 17 scan lines by 45 pixels (infrared) and 64 scan lines by 90 pixels (visible) are used for calculating these cloud features. The size of this area is 85×85 km at the sub-satellite point (140°E, 0°N).

Appendix 2

1) モード

画素の輝度レベルによるヒストグラムの最頻値

2) メジアン

画素の輝度レベルを大きさの順に並べたときの中央値

3) 平均値

n ライン, m 画素からなる測定領域の j ライン, i 画素の輝度レベルを x_{ij} , 全画素数を $N(=m \cdot n)$ とすると, 平均値 \bar{x} は

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x_{ij}}{N} \quad 1)$$

4) 標準偏差

前項3)と同様な定義より, 標準偏差 σ は

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x})^2}{N}} \quad 2)$$

5) 変異係数 (Coefficient of Variation)

1), 2)式から変異係数 CV は

$$CV = \sigma / \bar{x} \quad 3)$$

6) 歪度 (Skewness)

1), 2)式から歪度 S は

$$S = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x})^3 \right\} / \sigma^3 \quad 4)$$

7) 尖度 (Kurtosis)

1), 2)式から尖度 K は

$$K = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x})^4 \right\} / \sigma^4 \quad 5)$$

8) 四分領域 (Quadrant)

n ライン, m 画素からなる測定領域を $n/2$ ライン, $m/2$

画素の大きさの4領域に分割したときの, 個々の領域を示す。

9) 差分データの平均

差分をとる2点間の距離, 方向を ρ , θ とする。2点間の輝度レベルの絶対値をクラス分けしたときの値を i , その度数を $f(i)$, クラス数 nl , 測定領域内に含まれるペア数 (2点を1ペアとする) N とすると, 差分データの平均値 $M(\rho, \theta)$ は,

$$M(\rho, \theta) = \frac{1}{nl} \sum_{i=1}^{nl} i \left(\frac{f(i)}{N} \right) \quad 6)$$

10) 差分データのコントラスト (Contrast) コントラスト $C(\rho, \theta)$ は

$$C(\rho, \theta) = \sum_{i=1}^{nl} i^2 \left(\frac{f(i)}{N} \right) \quad 7)$$

11) 差分データの角二次モーメント (Angular Second Moment)

角二次モーメント $A(\rho, \theta)$ は,

$$A(\rho, \theta) = \sum_{i=1}^{nl} \left(\frac{f(i)}{N} \right)^2 \quad 8)$$

12) 差分データのエントロピー (Entropy)

エントロピー $E(\rho, \theta)$ は,

$$E(\rho, \theta) = - \sum_{i=1}^{nl} \left(\frac{f(i)}{N} \right) \ln \left(\frac{f(i)}{N} \right) \quad 9)$$

13) 可視画像の正規化

可視輝度レベルから得られる雲特徴パラメータを α , 太陽天頂角 ζ , 衛星天頂角 θ として, 正規化された値を A とすると,

$$A = \alpha / ((\cos \zeta) \cdot (\cos \theta)) \quad 10)$$

References

Booth, A. L, 1973 a : Cloud Type Pattern Recognition Using Environmental Satellite Data., Proceedings of the 1st International Joint Conference on Pattern Recognition, IEEE Inc., 526-533
 Booth, A. L, 1973 b: Objective Cloud Type Classification Using Visual and Infrared Satellite Data.,

- The 3rd Conference on Probability and Statistics in Atmospheric Science. Boulder, Colorado, published by American Meteorological Society, 163-170
- Brower, R. L., H. S. Gohrband, W. G. Pichel, T. L. Singnore and C. C. Walton, 1976 : Satellite Derived Sea-Surface Temperature from NOAA Spacecraft., NOAA Technical Memorandum NESS 78, 74 pp.
- Follansbee, W. A. and V. J. Oliver, 1975 : A Comparison of Infrared Imagery and Video Picture in the Estimation of Daily Rainfall from Satellite Data. NOAA Tech. Memo. NESS 62, 14 pp.
- Harris, R., E. C. Barret, 1978 : Toward an Objective Nephanalysis., J. App. Meteor., **17**, 1258-1266.
- Kodaira, N., K. Kato and T. Hamada, 1981 : Man-Machine Interactive Processing for Extracting Meteorological Information from GMS Images. Real-Time/Parallel Computing Image Analysis, Edited by Morio Onoe et al, Plenum Press, 397 pp.
- Koffler, R., A.G. Decotiis and P.K. Rao, 1973: A Procedure for Estimating Cloud Amount and Height from Satellite Infrared Radiation Data.
- Parikh, J., 1977: A Comparative Study of Cloud Classification Techniques., Remote Sensing of Environment, **6**, 67-81.
- Parikh, J., 1978 : Cloud Classification from Visible and Infrared SMS-1 Data., Remote Sensing of Environment, **7**, 85-92.
- Scofield, R. A., and V. J. Oliver, 1977 : A Scheme for Estimating Convective Rainfall from Satellite Imagery, NOAA Tech. Memo. NESS 86, 47 pp
- Stowe, L. L., M. Chen, H. Jacobowiz and I. Ruff, 1978 : Classification of Clouds for the NIMBUS Satellite ERB Experiment Using THIR Data., 3rd Conference on Atmospheric Radiation of the American Meteorological Society, 103-106.
- Smith, E. A. and D. R. Phillips, 1972 : Automated Cloud Tracking Using Precisely Aligned Digital ATS Picture., IEEE Trans. on Computers, **21**, 715-729
- University of California, 1977 : BMDP Biomedical Computer Programs P-Series., University of California Press, 880 pp.
- 加藤一靖, 1979 : 雲頂高度, GMS システム総合報告, II データ処理解説編その2, 気象衛星センター技術報告(特別号II-2), 43-57.
- 加藤一靖, 1981 : 気象衛星の画像データによる客観的雲形判別方法について, 気象衛星センター技術報告, 第3号, 1981, 37-54.
- 気象衛星センター : VISSR 画像データの位置対応の精度向上に関する調査報告(1), 昭和54年3月。
- 気象衛星センター : 総観雲頂高度算出処理プログラムの改造に関する詳細設計書, プログラム設計書, プログラム解説書, 昭和55年3月。
- 長尾真, 金出武雄, 1972 : パターン認識における緑・線の抽出, 電子通信学会誌, **55**, 1618-1627.