

TECHNICAL REPORTS OF THE METEOROLOGICAL RESEARCH INSTITUTE No.39

Study on the Objective
Forecasting Techniques

BY

Forecast Research Department

気象研究所技術報告

第 39 号

客観的予報技術の研究

予報研究部



気 象 研 究 所

METEOROLOGICAL RESEARCH INSTITUTE, JAPAN

FEBRUARY 2000

Meteorological Research Institute

Established in 1946

Director-General : Mr. Takashi Nakayama

Forecast Research Department	Director : Dr. Sadao Yoshizumi
Climate Research Department	Director : Mr. Hiroki Kondou
Typhoon Research Department	Director : Mr. Shouin Yagi
Physical Meteorology Research Department	Director : Mr. Toyoaki Tanaka
Atmospheric Environment and Applied Meteorology Research Department	Director : Dr. Tatsuo Hanafusa
Meteorological Satellite and Observation System Research Department	Director : Dr. Tsutomu Takashima
Seismology and Volcanology Research Department	Director : Dr. Akio Yoshida
Oceanographical Research Department	Director : Dr. Takeshi Uji
Geochemical Research Department	Director : Dr. Katsuhiko Fushimi

1-1 Nagamine, Tsukuba, Ibaraki, 305-0052 Japan

Technical Reports of the Meteorological Research Institute

Editor-in-chief : Hiroki Kondou

Editors : Masakatsu Kato Toshiro Inoue Naoko Kitabatake
 Masashi Fukabori Naoko Seino Yoshimasa Takaya
 Osamu Kamigaichi Tamaki Yasuda Hidekazu Matsueda
Managing Editors : Hiroshi Satoh, Takafumi Okada

The *Technical Reports of the Meteorological Research Institute* has been issued at irregular intervals by the Meteorological Research Institute since 1978 as a medium for the publication of technical reports, data reports and comprehensive reports on meteorology, oceanography, seismology and related earth sciences (hereafter referred to as reports) contributed by the members of the MRI and the collaborating researchers.

The Editing Committee reserves the right of decision on acceptability of manuscripts and is responsible for the final editing.

©2000 by the Meteorological Research Institute.

The copyright of reports in this journal belongs to the Meteorological Research Institute (MRI). Permission is granted to use figures, tables and short quotes from reports in this journal, provided that the source is acknowledged. Republication, reproduction, translation, and other uses of any extent of reports in this journal require written permission from the MRI.

In exception of this requirement, personal uses for research, study or educational purposes do not require permission from the MRI, provided that the source is acknowledged.

Study on the Objective
Forecasting Techniques

BY

Forecast Research Department

気象研究所技術報告

第 39 号

客観的予報技術の研究

予報研究部

気 象 研 究 所

概 要

社会の高度情報化に伴い、気象情報についても時間的・空間的にきめ細かく精度の高い予報や防災情報の提供が求められ、気象庁では気象審議会の18号答申に則って一般予報については、予報領域を20km四方と細かくし、予想時間間隔も3時間と小さくすることにし、また注意報や警報等の防災情報もできるだけきめ細かく発表することになった。きめ細かい予報を行うためには、数値予報やガイダンスを観測実況に基づいて適時・適確に修正することが必要であり、予報官の作業に大きな負担が課せられる。人員増の期待できない現状では作業量の軽減に繋がる新しい機械化技術の開発が期待される。

このような状況を受けて、気象研究所予報研究部では観測実況により数値予報を修正したり、予報官の経験的知識を取り込んだり、また短時間予報の精度を向上させたりするための新しい機械化技術の開発を、人間の知能や知識を活用する人工知能技術や各種の統計解析技術を駆使して行うことになり、平成3年度～平成7年度の5年間に渡って経常研究「天気系の診断と客観的予報技術の応用的研究」を実施した。

本報告は、同研究計画の中の「客観的予報技術の応用的研究」に関する成果を取りまとめたものである。第1章では研究の背景や目的および客観的予報技術の歴史的概観、特にこれまで行われていたMOS方式との相違と研究の必要性について述べられている。第2章は人間の学習経験をコンピュータによって再現しようとした研究で、逐次学習に重点が置かれている。ニューロネットワークを用いて数値予報の結果を実況に基づいて修正する技術や、与えられたデータから分岐木を自動的に作成して予測を行う技術および分岐木をニューロネットワークに変換して学習させる洗練化の技術、またそのニューロネットワークを分岐木に逆変換する場合の可能性や条件等の各種の予測技術が紹介されている。第3章では中規模気象現象の予測を目的に人間の知識や経験を概念モデルの形に整理して、計算機可読型の知識に表現するエキスパートシステムが取り上げられる。また経験的知識に不足している閾値や確信度の客観化や知識の組み合わせ等のエキスパートシステムの客観化技術についても述べられている。第4章では降水短時間予報の改善のためにレーダとアメダスを用いた詳細な解析法について行った種々の改良が述べられている。第1章と第3章は野口晋孝が、第2章は小泉 耕が、第4章は牧原康隆が、それぞれ執筆した。なお、「天気系の診断」に関する研究は本研究と関連しているが、別に取り扱った方が混乱しなくて良いと考え、別途報告することにした。

最初、本報告は全体を英文で出版される予定であったが、諸般の事情で第4章のみ英文で他は和文という読みにくい形になってしまったことをお詫びしたい。

Summary

Highly information-oriented society today demands more accurate and detailed weather forecasts, warnings and advisories. According to the eighteenth report of the Meteorological Council in view of above situation, Japan Meteorological Agency(JMA) made a plan that weather forecasts would be issued three-hourly for every 20-km square area, and weather advisories and warnings be issued in as much detail as possible.

Timely and precise correction of numerical predictions and forecast guidance outputs based on the actual observation is indispensable for these reliable fine meshed forecasts. However, this correction is rather difficult for each individual forecaster to do appropriately. New techniques are required to help forecasters make an objective modification of these outputs.

This report deals with a part of the project, which is called Applied Study on Objective Weather Forecast Techniques. Chapter one is introduction, which describes the background and purpose of this study, the history of objective forecast, and problems on the Model Output Statistics(MOS) guidance outputs. Chapter two describes the machine learning techniques, especially the incremental learning methods, for example, Artificial Neural Networks which modify the numerical prediction data using the newly given observational data, the automatic producing of the Decision Tree with ID3 algorithm and the Entropy Net which converts Decision Tree to Neural Network and adjusts Decision Tree parameters using Neural Network learning algorithm. Chapter three describes an expert system that converts experiential knowledge and meteorological knowledge on meso-scale phenomena processed into a knowledge base that can be processed with computer. Chapter three also describes the techniques to objectively established criteria of rules of knowledge base and their reliability, and those to objectively combine the rules.

Chapter four describes the algorithms for precipitation nowcasting focused on detailed analysis using radar and raingauge data. N.Noguchi described Chapters one and three, K.Koizumi Chapter two, and Y.Makihara Chapter four. The authors would like to apologize for readers' inconvenience since papers, parts of which were introduced in other publications in advance, were assembled in their original languages into this report.

目 次

第1章 はじめに	1
1.1 研究の背景	1
1.2 研究の必要性	1
1.3 研究の目的	2
1.4 研究環境の整備	2
1.5 客観的予報技術の歴史的概観	3
第2章 帰納的学習手法を用いた天気予測	5
2.1 はじめに	5
2.2 単純ベイズ法	5
2.3 ニューラルネットワーク	10
2.4 ID3による分岐木の自動生成	20
2.5 分岐木とニューラルネットワークの相互変換	24
2.6 まとめ—客観予報技術が抱える課題	28
付録A. 逐次学習の必要性と可能性について	29
付録B. ニューラルネットワーク応用の最近の進展（1996年以降）	30
第3章 エキスパートシステムの気象予測への利用	35
3.1 はじめに	35
3.2 対象領域の選択	37
3.3 中規模気象現象の予測知識の獲得と整理の方法について	40
3.4 北東気流の概念モデルについて	43
3.5 北東気流発生予測のエキスパートシステム	46
3.6 客観的手法によるエキスパートシステムについて	57
3.7 まとめと展望	61
第4章 レーダーとアメダスの詳細解析に基づく降水短時間予報実況解析アルゴリズムの改善	63
4.1 はじめに	63
4.2 気象庁降水短時間予報システムの概要	63
4.3 気象庁降水短時間予報システムが利用するデータ	64
4.4 デジタル化されたレーダーエコーの各レベルに最適な代表降水強度	65
4.5 地上雨量計と複数のレーダーを使用したレーダー雨量修正の一手法	74
4.6 Z-R関係の修正および地上雨量に対応するレーダー雨量の推定に基づいたレーダー雨量の修正	96
4.7 レーダー・アメダス解析雨量の精度	99
付録(1)	109
付録(2)	110

第1章 はじめに

1.1 研究の背景

(1) 社会的背景

社会の高度情報化に伴い、気象情報についても社会から時間的・空間的にきめ細かく精度の高い予報や防災情報の提供が求められている。このような状況に鑑み、気象庁では気象情報の高度化に関して気象審議会に諮問した。18号答申としてまとめられた気象審議会の要請を受け、気象情報の高度化に向けて積極的に取り組むことになった。

(2) 新領域数値予報モデル

近年数値予報は目覚ましい発展を遂げてきた。特に日本列島周辺を約30kmの格子間隔で覆う日本域モデル(JSM)は関東地方の北東気流悪天等、これまで予測困難と考えられていた中規模擾乱をかなりの程度予測できるようになった。格子間隔をさらに細かくすれば一層の精度向上が期待され、新しい領域モデルの格子間隔は約20kmに設定された。ただし、領域はほぼこれまでのアジアモデルの領域である。

(3) 情報伝送網の発達と格子点値の自由化

数値予報の格子点値は今まで気象庁本庁のみで利用できるだけであったが、伝送網(L-ADESS)の拡充により地方の気象官署はもちろん、気象資料支援センターを通じて部外機関でも入手・利用可能になった。これにより、配信を受けた気象官署や民間の事業所では種々の予測資料の作成が可能になり、数値予報の格子点値を利用した予測技術への関心が高まってきた。

1.2 研究の必要性

(1) MOS方式によるガイダンスの課題

約20kmの格子間隔を持つ新しい数値予報で予測可能な擾乱は、水平スケールが100-200km以上の擾乱である。従って新しい数値予報でも約20kmの格子間隔の天気分布を数値予報のみで予測することは困難である。そこで数値予報の出力値を用いて、任意の地点を客観的に予測する技術が必要となる。数値予報による予測値と過去の観測値から重回帰式を作成して予測する方式は狭義にMOS(Model Output Statistics)と呼ばれているが、これまでこのMOS方式を中心とする統計手法が用いられ、予報官への支援資料として現場で利用されてきた。

MOS方式によるガイダンスは10年以上の長きに経って予報の現場で使用され、安定した実績がある。しかし、MOS方式によるガイダンスは数値予報の予測値を用いるため数値予報モデルが変更される度に予測式を作り直さなければならない欠点がある。すなわち、ガイダンスの作成に当たって統計的に有為な結果を得るために一定期間(約3年位)数値予報モデルの格子点値の蓄積が必要で、新モデルになっても直ぐには新ガイダンスを作成・利用することができない。

(2) 実況を反映した新ガイダンスの要求

これまでのガイダンスは予報の段階では数値予報のみを用い、観測値は用いられなかった。このため似た気圧配置が持続する場合、連日外れ続けることがあった。この欠点を是正するために、実況を取り込んで学習する機能を持った新しいガイダンスの開発が要請されるようになった。

(3) 予報官の技術の定式化の要求

アメリカでは予報官の能力を客観的に評価する心理学的テストを行った。その結果によれば、経験豊かで学識高い予報官の技術はすばらしいが、経験の浅い予報官の場合は予報成績がガイダンスより劣ることが示されている。優秀な予報官は少数である。また最近のように数値予報やガイダンスがきめ細かくなり、予測に用いる資料や検証のため

のデータが多くなってくると、個々のデータを整理・集約したり、数値予報やガイダンスを正しく評価・使用することができない予報官が多くなっている。このような事情から優秀な予報官の持つ経験や技術を獲得・定式化して利用すれば誰でもよい予報を行うことができそうである。現実には優秀な予報官を探しだし、彼等の経験や知識を抽出・利用することは容易ではない。また予報官に限らず人間は定量的知識をあまり所有していない事情もある。

最近知識を定式化して表現する人工知能技術が他の分野で利用されているので、天気予報の分野にも応用して、予報官の技術を客観的に定式化する手法の開発が求められている。

(4) 短時間予報の改善の必要性

ガイダンスは数値予報を基礎にしているので、数値予報と同様に立ち上がりが悪く6時間以内の予測精度が悪い傾向がある。そのため、短時間予報は実況を主体に予報する方法が採られ、現在降水3時間予報として実用化され、大雨注・警報等の発表に用いられている。しかし、2時間を越えると予報の精度は悪くなり、改善の要求が強い。又3時間を越える予報期間の延長技術の開発も求められている。

1.3 研究の目的

気象研究所予報研究部ではこのような気象情報の高度化を求める社会の要求やこの要請に応える気象庁の意向を受け、時間的・空間的にきめ細かい量的予測や防災情報の発表のための研究に取り組むことになった。従って本研究は、主として24時間以内の短期・短時間予報に関する予測技術に限定されている。

気象庁では短期・短時間予報の資料として、ガイダンスや降水短時間を実施してきており、すでに10年以上の実績を持っている。殆どの資料が中央である気象庁から地方へ発信されてきた。しかし情報通信技術の進歩により、多量の数値予報の格子点値を始めとするデータが地方や民間に発信される時代になり、ガイダンスも地方機関でそれぞれの機関の多様な目的に合わせて作成される必要性が出てきた。

このような状況から、本研究はどの種類の機関にも適用可能な基礎的技術についてなされたものであるが、特に地方予報中枢や地方気象台などの地方機関のガイダンスの開発を支援することを念頭において行われた。

1.4 研究環境の整備

(1) L-ADESSの導入

気象研究所は実際の現業ベースで予報作業を行っているわけではない。しかし本研究では多種・多量のデータを高速・効率的に処理し、注・警報等の防災情報や天気予報の作成を支援する地方予報中枢や地方気象台のL-ADESS上で稼働するソフトウェアを開発することを念頭に置いて研究を行う必要があり、気象研究所にオンラインで稼働するL-ADESSシステムを高層気象台経由で導入し、利用した。

(2) 静止気象衛星受信装置とL-ADESSの接続

降水短時間予報の延長や学習システムの構築に際し、静止衛星データの利用の有効性が期待される。このため静止気象衛星「ひまわり」の小規模利用局(S-DUS)の簡易型受信受画装置をL-ADESS装置とLAN接続することにより衛星画像データがデイテイル化され、L-ADESS上で数値予報やレーダのデータと合成して利用することが可能になった。

(3) L-ADESSと大型計算機との接続

L-ADESSを気象研究所内のLANと接続することにより、L-ADESSのデータを気象研究所の大型計算機で処理することができ、また大規模なデータ処理空間を構築することができた。

なお、これらの接続がL-ADESSに悪影響を及ぼさないよう、セキュリティーには十分な注意が払われている。

第1.1図に同システムの概要を示す。これによりこれまで入手できなかったオンラインデータを取得することが可能

になり、実況の観測データを随時取り込んで予報を修正していく学習方式のプログラムの開発が可能になった。また、全国のL-ADESSに先駆けてアメダス、S-DUS、レーダー画像等の観測値と数値予報の合成や人工知能技術を用いた量的予報の開発、データの面的並びに時系列表示等が可能になり、地方の現場と研究所の開発環境の整合が計られた。

1.5 客観的予報技術の歴史的概観

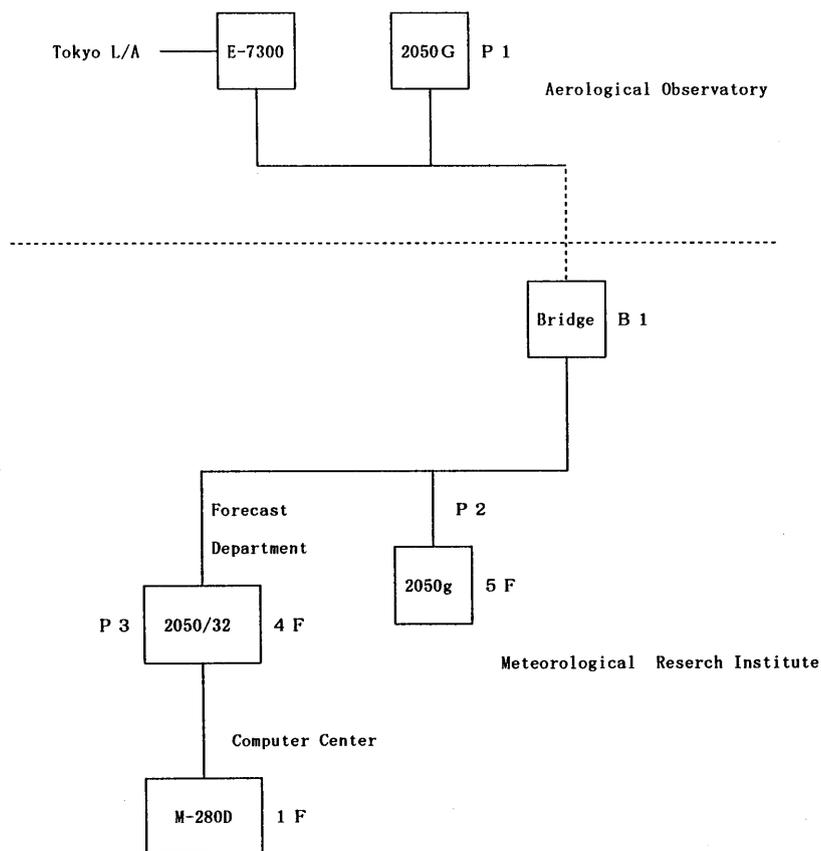
(1) 実験式による量的予報

気温、風、降水量等の気象要素毎に、統計的・物理的關係から作成された実験式を用いる予報は量的予報として、日本では高橋(1947)により始められた。その後、渡辺(1952)、粕屋(1964)等多くの調査がなされ、大半が予報作業指針(1970)としてまとめられ、一応の水準に達した。ところで、これらの実験式の多くが利用に当たって予測値を必要としたが、当時は良い予測値が得られなかったため、事前の実況値を使ったり(予報対象時間が実況値より遅れているのでLAG方式とも言われる)、予測値を仮定したりしたので精度が悪く、又手間が多くかかったことから、現在ではこれらの実験式は殆ど使用されなくなり、全国的にガイダンスに取って変わられるようになった。しかし最近では数値予報から精度の良い予測値が得られるようになったので、今後再び日の目を見る可能性がある。

(2) 重回帰式による量的予報

a. PPM方式ガイダンス

数値予報の進歩を受けて、アメリカでは1965年頃から重回帰式を用いたPPM方式により、格子点値を天気の詳細値に翻訳するガイダンスが天気予報の基礎資料として利用されるようになった。PPM方式は数値予報の初期値や高層・地上観測データおよびそれらを加工して得られるいくつかの因子を予測因子とし、予測対象時刻の実況値を被予測因



第1図 予報データ処理システムの構成

子として、予めこれらの関係を線形重回帰式によって表現しておき、使用する場合は求める対象時刻の数値予報の予測値を予測因子に代入して求めた被予測因子の結果を実際の予報に利用する手法である。予測式として用いられる線形重回帰式は仮予測因子群から選ばれた数個の予測因子から構成される。

本方式は数値予報モデルに改変があっても、特に予測式を作り変える必要がないと言われている。日本での最初の使用例として、新井・佐々木(1976)による東京の最高・最低気温予報があるが、予測式を作成する段階では解析値を使用する段階では予測値を利用するので次に述べるMOS方式に比して劣ると考えられ、また上昇流のように解析値では得にくい重要なデータの問題もあり、実用的には問題を内包している。

b. MOS方式によるガイダンス

数値予報のさらなる進歩を受けてアメリカでは、1970年代になってMOS方式が主流になった。

日本でも1970年代後半からMOS方式によるガイダンスが開発され、予報の現場で使用されてきた。1980年代にはMOS方式による降水確率予報が部外に発表されるようになった。

MOS方式はPPM方式の予測因子の代わりに数値予報のGPVおよびそれらを加工して得られるいくつかの因子を予測因子として利用し、それに対応する時刻の実況値を被予測因子として、予めこれらの関係を線形重回帰式によって表現しておき、その後新たに得られた数値予報の予測値を予測因子に代入して求めた被予測因子の結果を実際の予報に利用する。又PPM方式と同様に予測式として用いられる線形重回帰式は仮予測因子群から選ばれた数個の予測因子から構成される。

MOS方式はPPM方式に比べ、ある程度数値予報のくせが反映できるため、PPM方式より一般に精度が高いが、モデルの変更に敏感に対応できない欠点がある。

c. MOSとLAGを併用したガイダンス

予測因子の中に、事前の実況値を含んだ予測式で、三瓶(1984)によれば予測精度は一般にMOS単独の場合より高い。予測因子に実況をオンラインで入力する必要があるため、実況値が入るまで配信できない。このため中央作成のガイダンスには不向きであるが、地方では今後利用が増えると考えられる。

(3) 最近の客観的予測技術と本報告の目的

MOS方式を主体とするガイダンスの欠点を改善し、より高い予報精度を求めて新しい予測技術が出てきた。以下の章では次の内容を中心として述べられる。

a. 学習機能を持った予測技術

ニューロネットワークやカルマンフィルター等の学習機能を有する手法では観測データを取り入れながら予測式自体を修正していくので、新計算機への移行に伴うデータの蓄積期間を短縮することができ、またよく似た気象パターンが持続する場合のハズレを補正できる機能を持っている。

b. 予報官の技術の客観的定式化

予報官の技術を客観的に抽出・定式化するため、客観的にエキスパートシステムを作成・改良を行う技術について述べられる。

c. 降水短時間予報の改善

数値予報の翻訳に重点を置いた方式では短時間の予測は困難である。降水の短時間予報では初期値と予測手法の両者の精度向上が必要である。本文では初期値であるレーダー・アメダス合成値の改善に重点をおいて述べられる。

第2章 帰納的機械学習手法の天気予報への応用

2.1 はじめに

今日の天気予報において数値予報が重要な位置を占めていることはいうまでもない。しかし、特に目先の24時間程度の子測を考へるとき、予測を行う時点での実況というものも重要な資料であり、この実況と数値予報がずれていた場合は、予報を組み立てる上で、実況とモデル結果との間にどのような折り返いを付けるかということが予報者の重要な役割となってくる。

従来、このような作業は予報者の経験と知識に基づいてなされてきた。今日でも基本的にはその在り方は変わっていないが、時間的・空間的により細かな予報が求められるにつれて、この作業を人間だけの力で行うのは物理的に困難になってきている。加えて、「より細かな予報」というのは熟練した予報者にとっても「未経験の分野」である場合があり、十分な経験が蓄積されるまでには時間がかかるといった状況もある。

予報者が「経験を積む」というのは、「予測のための資料」と「実際に現れた天気」との組み合わせを多数の事例について体験し、「資料」と「天気」との関係についての論理的なつながりを見出していくことにほかならない（「論理的」といっても、常に気象学的あるいは物理学的な説明ができるわけではないが、その場合でも「経験則」という形で法則化することは可能である）。従って、この論理的なつながりを発見するための機械的な方法があれば、「経験を積む」という行為を自動化することができる可能性がある。

人工知能の分野で研究されている「機械学習」は、人間の学習行為をコンピュータによって再現しようとするもので、その手法も対象も極めて多岐にわたっている。その中には、上に述べたような、多数の事例からの帰納的な学習により問題解決を図る方法も含まれており、それらの手法によって「経験則」の発見とその経験則に基づく処理（たとえば天気の子測）の自動化（および高速化）を図ることが可能になると期待されている。

本章では、それらの帰納的機械学習手法を天気予報に適用した例について報告する。これらの技術を天気予報に応用するにあたっては、応用事例の報告がまだまだ少ないこともあり、それぞれの技術について「どのように使うのか」「どの程度使えるのか」といった点から調べて、どの技術が使いやすいのかを見極めることが、第一の課題である。そのため、本章では、各手法の概要と応用例を並列的に記述している。とりあげた手法は、単純ベイズ法・ニューラルネットワーク・ID3・エントロピーネットワークである。予測対象は特定の地点または地域での降水の有無で、予測時間は24時間以内を想定している。予測に用いる資料は、L-ADESSによって配信されている数値モデルGPVと実況観測値である。本報告の研究は1991年度～1995年度の間に行われたものであるため、数値モデルの資料としては、ASMおよびJSMのGPVが用いられている。

本報告の対象となる研究期間(1991-95年度)の後に、ニューラルネットワークの応用についていくつかの進展が見られた。これらについては、その概略を付録B「ニューラルネットワーク応用の最近の進展(1996年以降)」に記した。

2.2 単純ベイズ法

2.2.1 手法の概要

おおよそ我々の経験的知識は「AならばB」という因果関係で記述されることが多い。これをもう少し正確に(確率論的に)表現すれば、何もデータが無いときのBの確率より、Aという情報が与えられた時のBの条件付き確率の方が大きい、ということである。さて、ここに「AならばB」と「XならばB」という2つの知識があった場合、「AとXがともにある」「AはあるがXはない」「AがなくてXがある」といったそれぞれのケースについて、Bの確率がどのように振る舞うかを判断するのは、直観的には難しい。これらを「Bの条件付き確率」という形で統一的に表現し、条件が2つ

以上組み合わせた時に、その確率がどのように振る舞うかを客観的に表わすのがベイズの法則である。本節でとりあげる単純ベイズ法とは、予測対象の生起確率（予測資料の元での条件付き確率）をベイズの法則によって求める手法である（安西,1989を参照）。

予測のための資料を a 、予想対象を x とし、ある事象 s の起こる確率を $p(s)$ で表すことにすると、何も資料が無いときは x の起こる確率は $p(x)$ と書ける（いわば気候学的な確率である）。ここで資料 a が与えられると x の起こる確率は条件付き確率となり、 $p(x|a)$ と表される。経験を積むというのは、つきつめれば、過去の事例の生起確率に基づいて a が与えられたときの条件付き確率 $p(x|a)$ を推定することである。たとえば、 x が「雨が降る」という現象、 a が「低気圧が近くにある」という資料だとすると、低気圧と雨の関係についての知識がある人（経験を積んでいる人）は、 $p(x) < p(x|a)$ である（すなわち、低気圧が近づくと雨の降る確率は高くなる）ということがすぐにわかるはずである。一般に、予測を行うということは、与えられた資料のもとでの予測対象の条件付き確率を求めることである。

さて、ここで $p(x)/p(\bar{x})$ という変数を考える（ここで $p(\bar{x})$ は x が起こらない確率で $1-p(x)$ に等しい）。この変数は資料 a が存在する場合は条件付き確率の比の形になり、 $p(x|a)/p(\bar{x}|a)$ と書ける。この変数はベイズの法則を用いて次のように変形することができる。

$$\frac{p(x|a)}{p(\bar{x}|a)} = \frac{p(a|x)}{p(a|\bar{x})} \times \frac{p(x)}{p(\bar{x})}$$

つまり、求める条件付き確率の比は、元の確率の比と $p(a|x)/p(a|\bar{x})$ との積で表すことができ、従って $p(a|x)/p(a|\bar{x})$ の値が1より大きければ、「 a が存在すると x の確率は高くなる」という事がわかり、逆に1より小さければ、「 a が存在するとき x の確率は低くなる」ことがわかる。

資料が複数（例えば a 、 b の2つ）ある場合は、それらの資料が x, \bar{x} の下で互いに独立である場合に限り次のように表せる。

$$\frac{p(x|a,b)}{p(\bar{x}|a,b)} = \frac{p(a|x)}{p(a|\bar{x})} \times \frac{p(b|x)}{p(b|\bar{x})} \times \frac{p(x)}{p(\bar{x})}$$

つまり個々の資料について $p(a|x)/p(a|\bar{x})$ 、 $p(b|x)/p(b|\bar{x})$ などという値を計算しておけばそれらの積と $p(x)/p(\bar{x})$ を掛け合わせた値を使って、与えられた資料の下での x の確率を求めることができる。もし確率値が不要で、与えられた資料から x が気候値に比べて「起こり易い」か「起こりにくい」かを判断するだけでよい場合は、個々の資料の $p(a|x)/p(a|\bar{x})$ 、 $p(b|x)/p(b|\bar{x})$ などの値を掛け合わせたものが1より大きいかどうかを調べればよい。また資料の一部が入手できなかった場合は、それについては $p(a|x)/p(a|\bar{x})$ を1とすれば他に影響を及ぼすことなく取り扱えるし、資料 a が現れていないことが明らかな場合には（言い換えれば資料 \bar{a} が現れている場合には）、 $p(a|x)/p(a|\bar{x})$ の代わりに $p(\bar{a}|x)/p(\bar{a}|\bar{x})$ を使えばよい。

ここで用いる確率の値は、事例数を数えることによって推定する。ある期間における事象 a の事例数を $n(a)$ とし、 a と b が同時に現れる事例の数は $n(a,b)$ のように表すことにすると、たとえば $p(a|x)$ は次のように推定される。

$$p(a|x) = \frac{n(a,x)}{n(x)}$$

この手法の場合、「経験を積む」ということは貯えられる事例数が増える（従って、推定される確率値の信頼性が増す）ということと同じである。またここでは、事例の計数は新しい事例が与えられるたびに行うことができるので、この手法は逐次学習の一手法であるといえる。

この手法は、複数の資料が x, \bar{x} の下で互いに独立である、という仮定をおいて問題を単純化していることから「単純ベイズ(Naive Bayes)法」と呼ばれており、現実の問題への適用に際しては、独立性の仮定が満たされていない（現実には、これが満たされることは、ほとんどない）ということが、しばしば問題にされる。しかし、実際には、手法

の前提となる独立性の仮定が満たされていない場合、多くの場合に有効な結果をもたらすことが知られており、その理由についての調査も行われている (Domingos and Pazzani,1997)。

2.2.2 降水の有無の予測に適用した場合

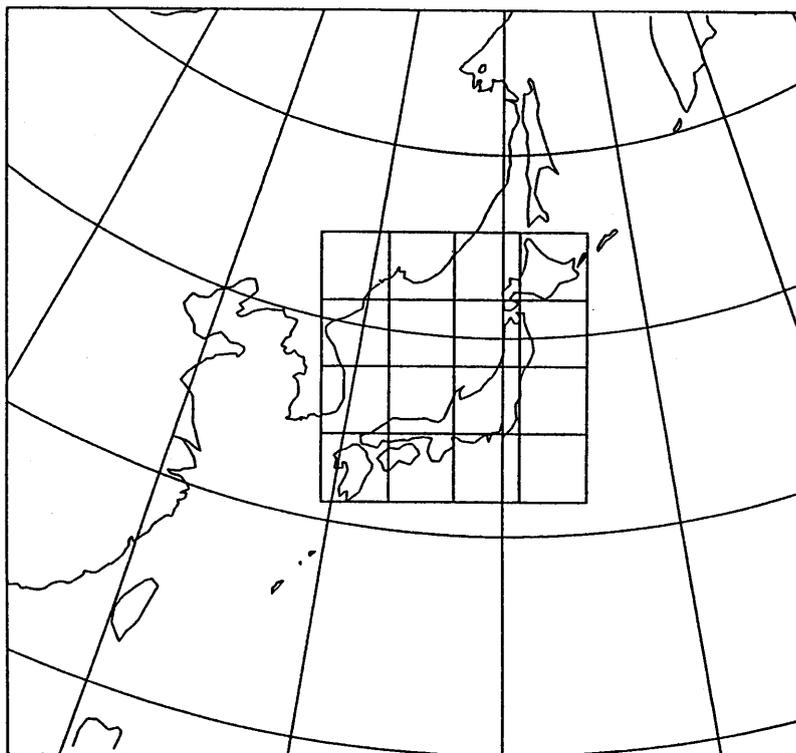
L-ADESSのデータを用いて単純ベイズ法のテストを行った。予想の対象 x としては「ある特定の1時間のうちに東京(大手町)のアメダスポイントで1mm以上の降水があること」とした。資料はL-ADESSで配信されるASM広域・JSM狭域のGPVをもとに、第1表に掲げたものを用いることにした。この方法では離散的な量を扱う方が簡単なので、低気圧等の位置についてはASM広域GPVの配信領域の中に第1図のようなマス目(1マスにASM広域の格子点が4つ入る)を作り、どのマスに入ったかで表現することにした。また、風向は8方位とし、その他の量は適当なしきい値で離散化した。

数値予報の初期時刻から0,6,12,18,24時間後の予想値を資料とし、valid timeの前1時間に東京で1mm以上の降水があったかどうかを調べて、事例数をカウントした。予想時間による区別は行っていない。具体的にはプログラムは以下のような手順で動作する。

1. 1日2回、9時35分と21時35分(日本時)に自動起動し、それぞれ前日の00z, 12zを初期値とする数値予報GPVを読む。
2. 数値予報の初期時刻から0,6,12,18,24時間後の各々について以下の事を行う。まず、数値予報GPVとその時点での事例数に基づく条件付き確率の推定値から予想を行って結果を出力する。その後アメダスデータを読んで事例数を更新する。

第1表 単純ベイズ法で入力として用いた資料

- | |
|----------------------|
| 1. 低気圧の位置 |
| 2. 850mbの卓越風向 |
| 3. 850mbの温度集中帯の位置と強さ |
| 4. 850mbの温度集中帯の走向 |
| 5. 850mbのリッジの傾き |
| 6. 700mb上昇流の位置と強さ |
| 7. 500mbの正渦の位置と強さ |
| 8. 500mbのリッジの傾き |
| 9. 東京付近の900mbの風向 |
| 10. 東京付近の850mbの風向 |
| 11. 東京付近の700mbの風向 |
| 12. 東京付近の500mbの風向 |
| 13. 東京付近の900mbのT-Td |
| 14. 東京付近の850mbのT-Td |
| 15. 東京付近の700mbのT-Td |
| 16. 東京付近の500mbのT-Td |
| 17. 東京付近の900mbの温度移流 |
| 18. 東京付近の850mbの温度移流 |
| 19. 東京付近の700mbの温度移流 |
| 20. 東京付近の500mbの温度移流 |
| 21. 東京付近のRsfc |



第1図 単純ベイズ法において、低気圧等の位置を離散化するためのマス目

第2図はこのシステムを1991年9月中旬から動かし、1ヶ月ごとに計算したスキルスコアの時系列である。予想については実際のシステムの出力は確率の形だが、ここでは前に述べた $p(a|x)/p(a|\bar{x})$ の積が1より大きければ降水あり、1以下なら降水無しとして、2x2の分割表を作ってスコアを計算した。

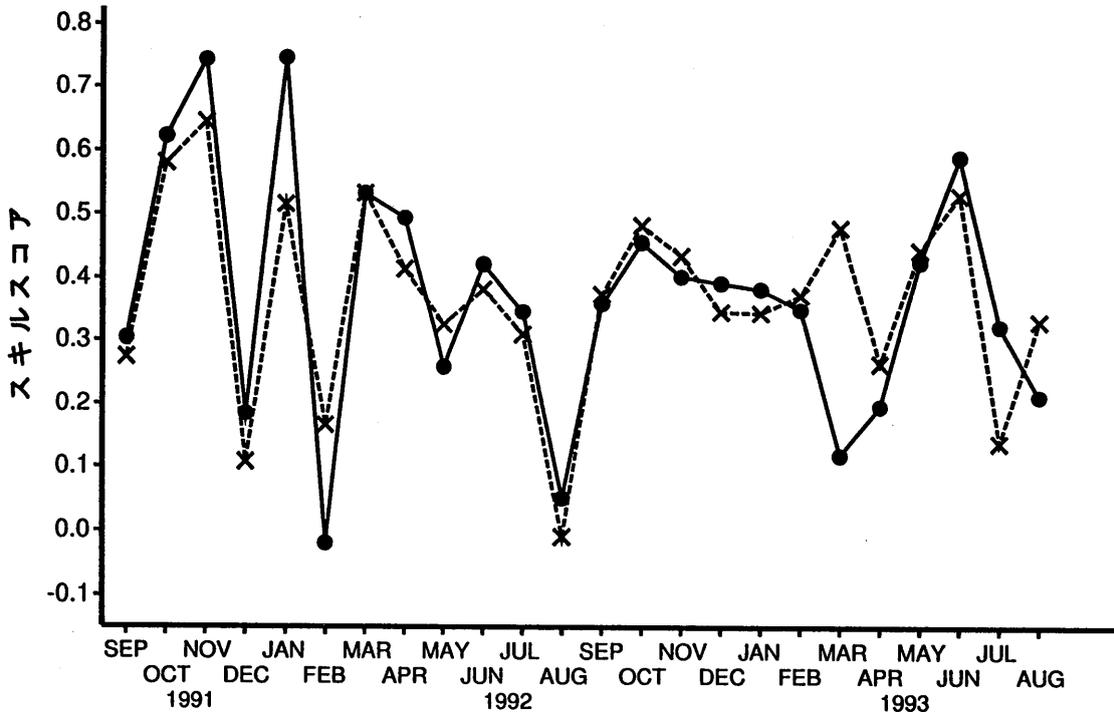
事例数を数えるだけの極めて単純な方法であるにもかかわらず、短期間の中に十分なスコアが得られている。試みに、10日ごとに蓄積した事例数を消去して、学習を再スタートさせた場合のスコアの時系列が第2図の破線である。このようにしても、得られるスコアの値はほとんど変わらず、この手法は極めて短期間のデータで予測が可能になることを示している。

本来、このシステムは確率を与えるものであるから、その値が確率値として適当であるか、ということも重要である。第3図は、横軸にシステムが与えた予測確率値、縦軸に実際の降水の出現頻度をプロットしたものである。一見してわかる通り、予測値は実際の出現頻度よりも高い値に偏っていることがわかる。これは、手法の前提となる資料相互の独立性が満たされていないことから来る、確率の過大評価と考えられる。ちなみに、第3図の破線は、10日ごとに蓄積した事例を消去した場合のプロットである。こちらの方が偏りが少なく、長期間の学習によって個々の確率が安定して推定されることが、かえって確率の過大評価に結び付いているようにみえる。

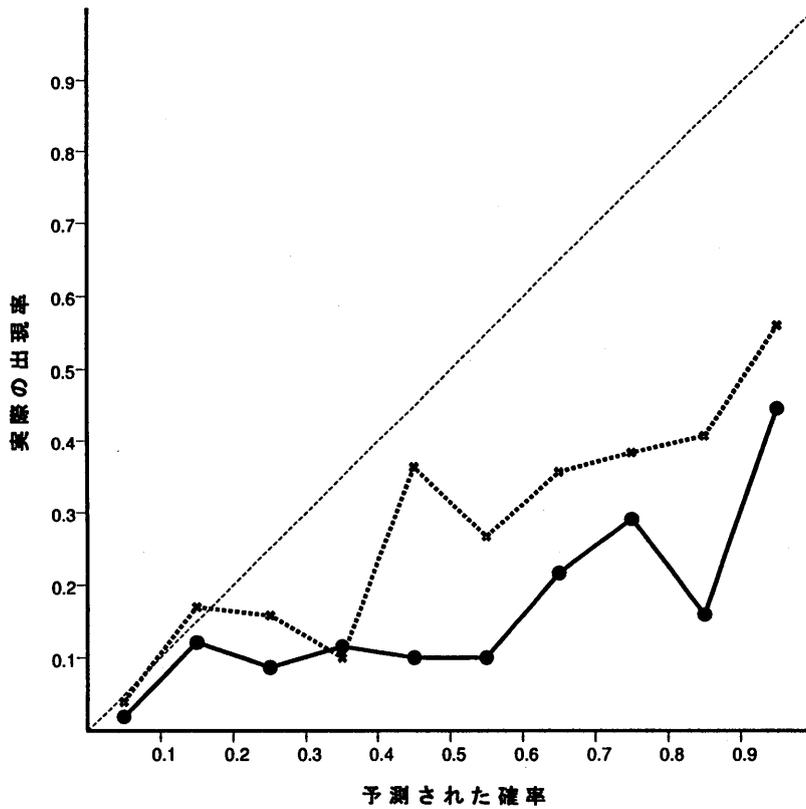
この事からすると、予測を行う時点に近い数日~数十日のデータのみを使うという方法が良いのかもしれない。これは、現象の出現確率が、ここで用いられているデータだけでは表現できないような背景の場の影響を受けている、ということかもしれない。ただし、いずれにせよ、10日ごとに学習を0からやり直すというのは、実用上は問題があるので、なんらかの方法で学習の履歴を監視し、古いものから消去する、あるいは、学習の際に最近の事例に重みのかかった学習を行なう、という方法を考案する必要がある。

2.2.3 考察と将来の展望

単純ベイズ法は、予測対象の条件付き生起確率を直接推定するものであり、予測資料相互の独立性以外には仮定が



第2図 単純ベイズ法のスキルスコア(実線)。1991年9月に学習を開始し、1ヶ月単位でスコアを計算した。破線は10日ごとにそれまで学習したことを消去した場合のスコア



第3図 単純ベイズ法による降水確率(横軸)と実際の降水の出現率(縦軸)との関係(実線)。破線は10日ごとにそれまで学習したことを消去した場合

必要でないため、極めて堅牢な手法である。また、予測に有効である可能性のある資料を用意して事例数を数えるだけなので、システム構築も極めて簡単であるし、予測対象にたいして情報を持たない資料については $p(a|x)/p(a|\bar{x})$ が 1 に近づくことで自動的に排除されるので、重回帰法のように、予測変数の数が手法の性能に影響を与えることもない。

また、ある特定の予測対象に対して、定性的な経験則しか持ち合わせていないような場合でも、事例をある程度蓄積するだけで確率予報を行うことができるという点は、極めて有用である。

ただし、この方法には幾つかの弱点がある。その一つは、予測資料を離散化する必要があるという点である。離散化は、細かく行うほど多様な事例についてきめ細かな予測が可能になる反面、一つのカテゴリーに入る事例数が減少して確率の推定精度が下がるという問題が生ずる。また、確率の推定のためにはカテゴリーごとに事例数を保存しておく必要があるため、細かい離散化を行うとそれだけ多くの計算機資源を消費することにもなる。

もう一つの弱点は、この手法が仮定している独立性が、現実にはほとんど満たされていないという点にある。このため、得られた生起確率が、0.5 を越える場合には過大に、0.5 を下回る場合には過小になる傾向があり、確率の値そのものとしてはやや信頼性に欠けるきらいがある。

ただ、この点については、近年 Friedman et al. (1997) によって提案された TAN (Tree Augmented Naive Bayes) を用いることにより、互いに独立でない予測資料を用いた場合でも、より適切な (かつ精度の高い) 予測が可能になる見込みが出てきた。TAN についても天気予報への応用を試みる必要がある。

単純ベイズ法は、現在のところ、天気予報の現場では全く利用されていない。実用上最大の難点は、天気予報に用いられる資料のほとんどが連続量であるために、離散化しなければ手法を適用することができない、という点にある。データの条件付き確率分布を、ガウス分布で近似するなど、連続量をそのまま扱うための改良を試みる余地はあると思われる。

2.3 ニューラルネットワーク

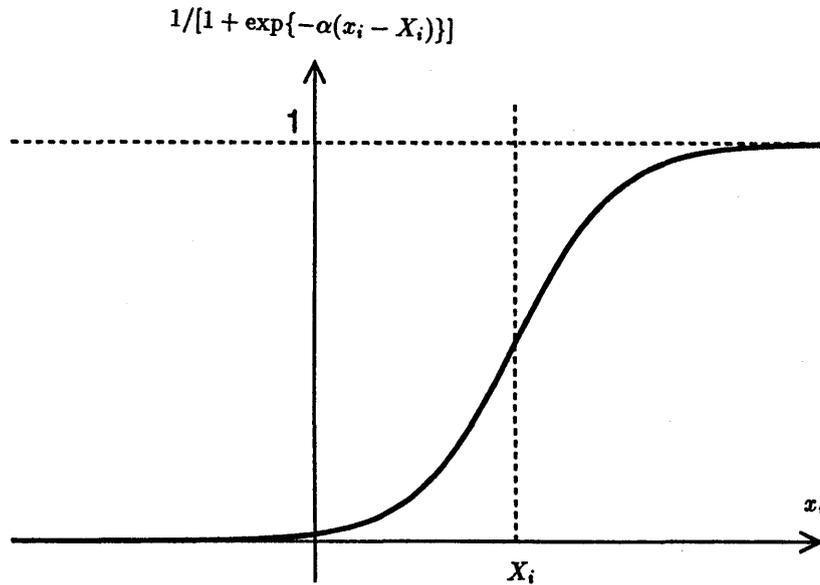
2.3.1 手法の概要

ニューラルネットワークは、もともとは脳の中の信号処理過程のモデルとして発想されたものである。しかし、ニューラルネットワーク研究の中から生み出されたある種のネットワークモデルは、未知の関数をきわめて柔軟に近似できる非線型のパラメトリック関数としての性質を持っていたために、脳神経学的な興味とは別に、様々な分野に応用されるようになった。

天気への予測への応用という観点から見たニューラルネットワークの最大の魅力は、入出力ともに連続量を扱える、という点にある。気象データの多くが連続量で表わされ、予測対象もまた、本質的には連続量であることを考えると、このことは実用上大きな意味を持っている (ニューラルネットワークの実用的な側面については、久間・中山,1992, 小泉,1997a等を参照。また、天気への予測への応用については、柳野,1998abも参考になる)。

本節では、最も広く使われている 3 層フィードフォワード型 (以下、FF型と略記) のニューラルネットワークを用い、バックプロパゲーション (以下、BPと略記) アルゴリズムによって学習を行うモデルについて記述する。

ここに n_I 個の要素からなる入力ベクトルの集合 I と n_O 個の要素からなる出力ベクトルの集合 O があり、 I に属するベクトル x にはそれぞれ対応する出力ベクトル y が一つ存在するものとする。 x と y との間一般的な関係が不明であるとき、その関係のある関数 ϕ で近似することを考える (すなわち、 $y = \phi(x)$ となるような ϕ を求める)。例えば、比較的簡単に得られる ϕ として、 n_O 個の重回帰式の集合を考えることができる。このとき個々の重回帰式は $n_I + 1$ 個のパラメータを持つので、 ϕ は $n_O(n_I + 1)$ 個のパラメータによって決まることになる。この場合はパラメータの決定は最小二乗法により、行列計算によって行われるのが普通である。



第4図 シグモイド関数の形

重回帰法は線形近似であるが、 x と y が複雑な対応関係を示す場合は非線形関数による近似が望ましいと思われることも多い。近年、FF型のニューラルネットワークが、適応性の高い非線形関数として広く利用されるようになってきた。

FF型ニューロでは次のような操作によって入力-出力関係が定義されている。まず、 n_i 個の入力変数の線形結合によって中間変数 u を作る ($u_j = w_{0j} + \sum_i w_{ij}x_i$)。ここで x_i は入力ベクトル x の i 番目の要素、 w はパラメタである。 u は任意の個数定義できるので、ここでは個数を n_M 個とし、 j 番目の変数を u_j と表すこととする。

次に、 u_j を非線形の応答関数 f によって v_j に変換する ($v_j = f(u_j)$)。 f は通常シグモイド関数を持ちいる。本研究でも $f(x) = 1 / (1 + \exp(-x))$ とした ($f(x)$ の形を第4図に示す)。

最後に v_j の線形結合により出力変数 o を作る ($o_k = W_{0k} + \sum_j W_{jk}v_j$)。ただし W はパラメタで、 o_k は n_o 個の出力変数の k 番目のものを表す。この o を f で変換した値 ($f(o)$) を出力とする場合もある (本節では $f(o)$ を出力としている。以下の文章では $f(o)$ を o と書く)。

上のように定義された ϕ は w と W というパラメタによって決まる非線形関数の組である。この形の関数は、**パラメタを適切に与えれば**、任意の連続関数を表すことができることが知られている。ただ、そのための**適切なパラメタ**を求める方法は知られておらず、実用的には、関数が与える出力値と望ましい出力値との差を小さくするように少しずつパラメタを変えていく方法が採られている。この逐次的なパラメタ調節の方法の一つがBP法であり、手順は以下の通りである。

1. ϕ の出力 o と真の値 y とのずれを評価する関数 E を定義する。本研究では $E = \sum_s \sum_k (o_k - y_k)^2 / 2$ とした。ただし o_k は o の k 番目の要素、 \sum_s は与えられた x と y の組合せ全体についての総和、 \sum_k は k についての総和である。
2. E を各パラメタで微分する。 E を w_{ij} で微分した値を α_{ij} 、 W_{ij} で微分した値を β_{ij} とする。
3. w_{ij} を $w_{ij} - \eta\alpha_{ij}$ で、 W_{ij} を $W_{ij} - \eta\beta_{ij}$ で置き換える。ただし η は任意の (通常は微少な) 正定数である。
4. このように修正された ϕ を用いて出力 o を再計算し、はじめに戻る。 o と y の差が充分小さくなったら調節終了とする。

2.3.2 降水分布予測への応用

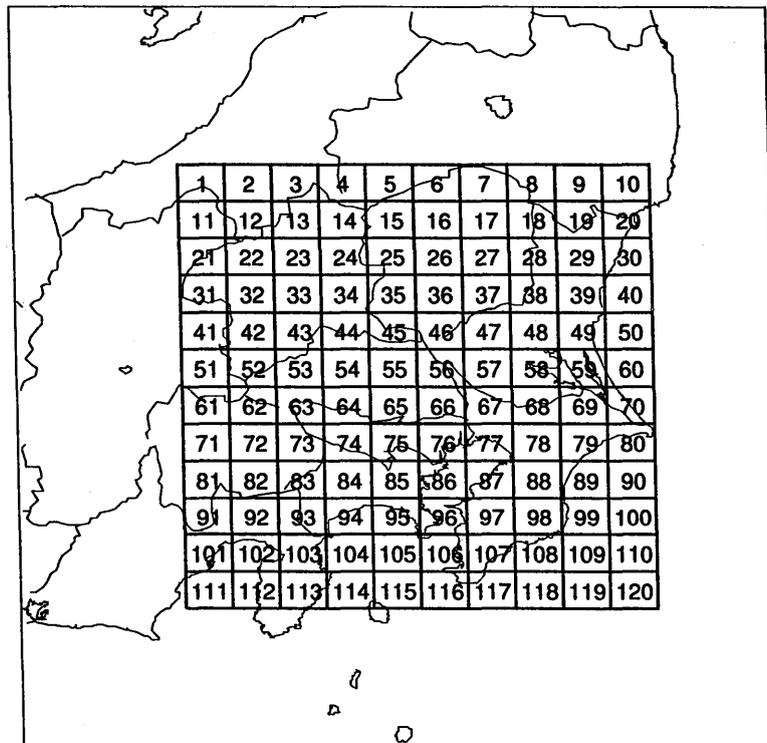
2.3.2.1 ニューラルネットワークに用いるデータおよび学習手順

上に述べたアルゴリズムを用いて、降水の有無の分布予測を試みた。ここで用いたニューラルネットワークは200個の中間層ニューロンと120個の出力層ニューロンを持ち、第5図に示したメッシュ一つ一つにおける降水の有無の予測を0から1の間の数値で出力するようになっている（降水なしが0，降水ありが1）。メッシュの大きさは約20km×20kmである。実際の降水の有無は、3時間積算したレーダーアメダス解析雨量が最低レベルの雨量以上となったかどうかで決め、ニューラルネットワークに与える真値としては、各メッシュに占める降水領域の割合を用いた。

ニューラルネットワークへの入力値はL-ADESSで配信される数値モデルの結果及び各種実況観測値である。ニューラルネットワークへの入力値の種類を第2表に示した。値を取得する格子点の位置は、第6図に示した通りである。実況観測値からは、格子点に内挿したアメダスの風の東西成分・南北成分および収束値、格子点に内挿したアメダスの気温とJSMの850hPaの気温との差、レーダーアメダス解析雨量値、降水短時間予報による予想雨量値、レーダー合成図によるエコー強度値、SDUSのLR-FAX画像による静止気象衛星ひまわりの赤外輝度温度値を用いた。

エコー強度値については第7図に示した領域ごとにエコー強度の階級値(0-15)を平均して入力値とした。エコー強度を平均する領域の広さは降水域のおおまかな動きを捉えるために50km四方程度に設定している。また、遠い西方のエコーほど予測対象領域の降水との関係が曖昧になっていくので、領域を広くしてある。

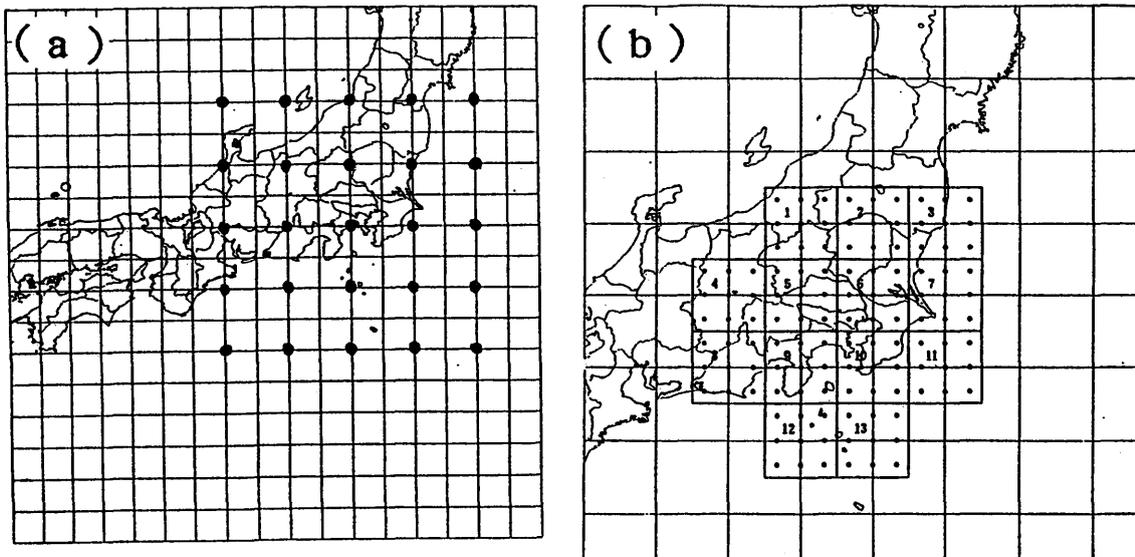
輝度温度値については第8図に示した各領域で階級値(0-63)を平均して入力値としている。SDUSの画像データは、雲の画像に緯経線や海岸線が重ねられた状態で配信されてくるが、これらの緯経線や海岸線のデータは一定の値でなく、各点で雲とのコントラストがはっきり付くような値になっており、取り除くことが非常に困難である。このため、平均をとる領域を設定するにあたっては緯経線や海岸線をなるべく避けることが必要となり、第8図のような不規則な配列となった。



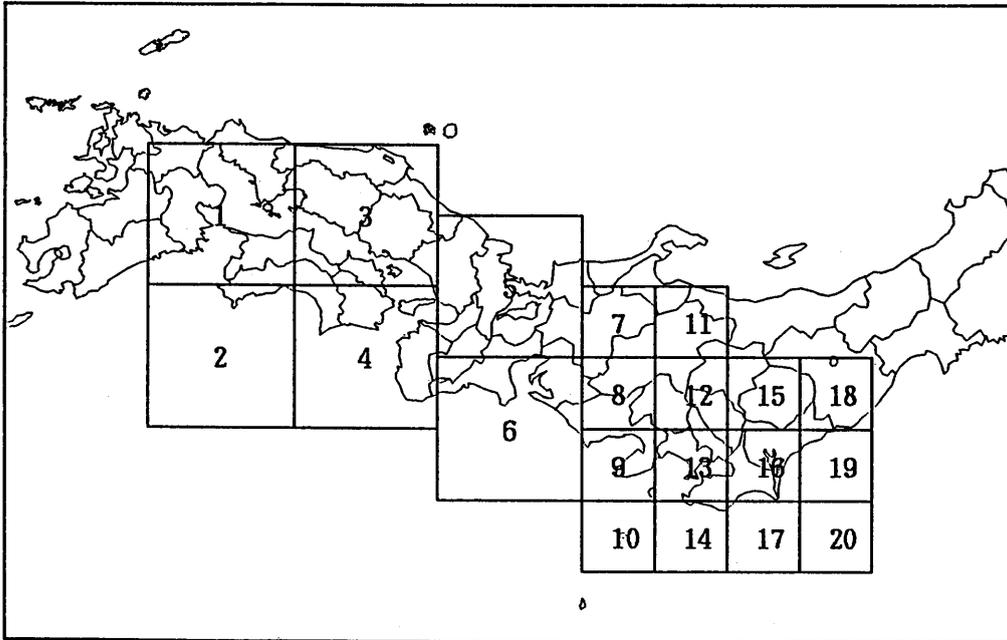
第5図 ニューラルネットワークの予測対象領域。番号の付いているメッシュそれぞれについて降水の有無を予測する。各メッシュの大きさは約20km四方

第2表 ニューラルネットワークへの入力データ

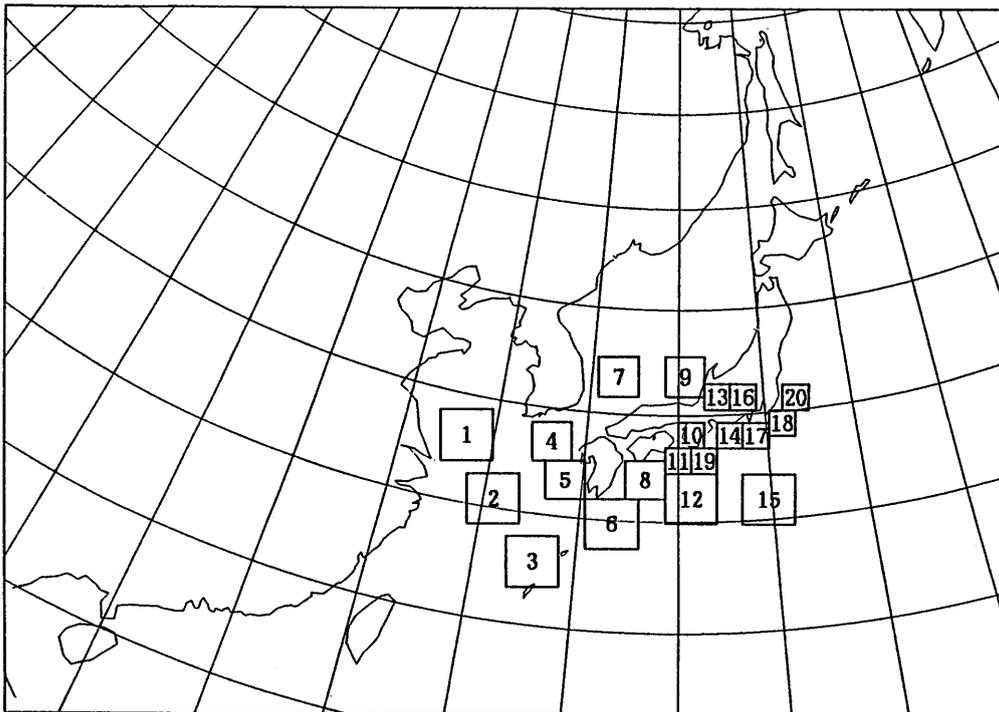
データの種別	内容	データの数
数値モデル (ASM)	Qベクトルの発散	50
	相当層厚の傾度	50
	相当層厚による相対湿度	50
数値モデル (JSM)	全雲量	26
	中層雲量	26
	相当層厚による相対湿度	26
	SSI	26
	500hPaの温度移流	26
	700hPaの上昇流	26
	850hPaの風(東西成分・南北成分)	52
	900hPaの水蒸気流束の発散	26
	降水量(3時間積算値)	26
	実況観測値	アメダスの風(東西成分・南北成分)
アメダスの風の発散		42
アメダスの気温(JSMの850hPaの気温との差)		42
レーダーエコー強度の領域平均値(全国)		20
レーダーアメダス解析雨量(関東)		30
降水短時間予報(3時間積算)		30
GMSのLR-FAXデータの領域平均値		20
その他	季節変化項(元日から数えた通年日のsinとcos)	2
	定数項	1
		計 681



第6図 ニューラルネットワークの入力として用いられる数値モデルGPVの格子点の位置。(a) ASM狭域データ, (b) JSMデータ。JSMは図中のマス内の9点を平均して用いた



第7図 ニューラルネットワークの入力として用いられるレーダーエコー強度のメッシュ



第8図 ニューラルネットワークの入力として用いられるSDUSのH画像のメッシュ。SDUSの画像データには海岸線と緯経線が含まれているので、できるだけそれらを避けるように設定した

学習の手順については、地方官署のワークステーション上で使用することを想定し、次のような逐次学習方式を採用した。

1. ニューラルネットワークへの入力データは、個々のデータが入るたびに更新しておく。たとえば、数値モデルのデータについては、0530Zおよび1730Zに、その時点の最新の予想値を使って入力データを作って保存しておく。実況観測値については3時間毎に入力データを作成する。入力データは常に1日分を保存しておくようにする。
2. 3時間ごとに、レーダー・アメダス解析雨量のデータが入った時点で検証用のデータ（真の出力値）を作成する。
3. 作成した「真の出力値」と、保存してある入力値を使ってネットワークのBP学習を行う。パラメタ値の変更は一度だけおこなう。
4. 学習の終わったネットワークを使い、最新の入力データによって18時間先までの予測を行う。

2.3.2.2 ニューラルネットワークによる予測例

第9図にこのニューラルネットワークによる予測例を示す。予測の最初の段階では、予測を行う時点の降水パターンからの情報によって、実況との連続性の良い予測パターンとなっている。予測対象時刻までのラグが大きくなるに連れて、実況パターンの影響は小さくなり、JSMの予測の影響が強くなってきている。この例の場合は、実際の降水が持続的なものであったために、むしろ実況パターンの影響を持続させた方が良かったかも知れない。しかし一般的には予測の前半では実況との連続性を重視し、次第にモデルの予測の重みを増していくという方法が妥当と思われるので、この例のようなニューラルネットワークの振る舞いは予測資料として妥当なものといえる。

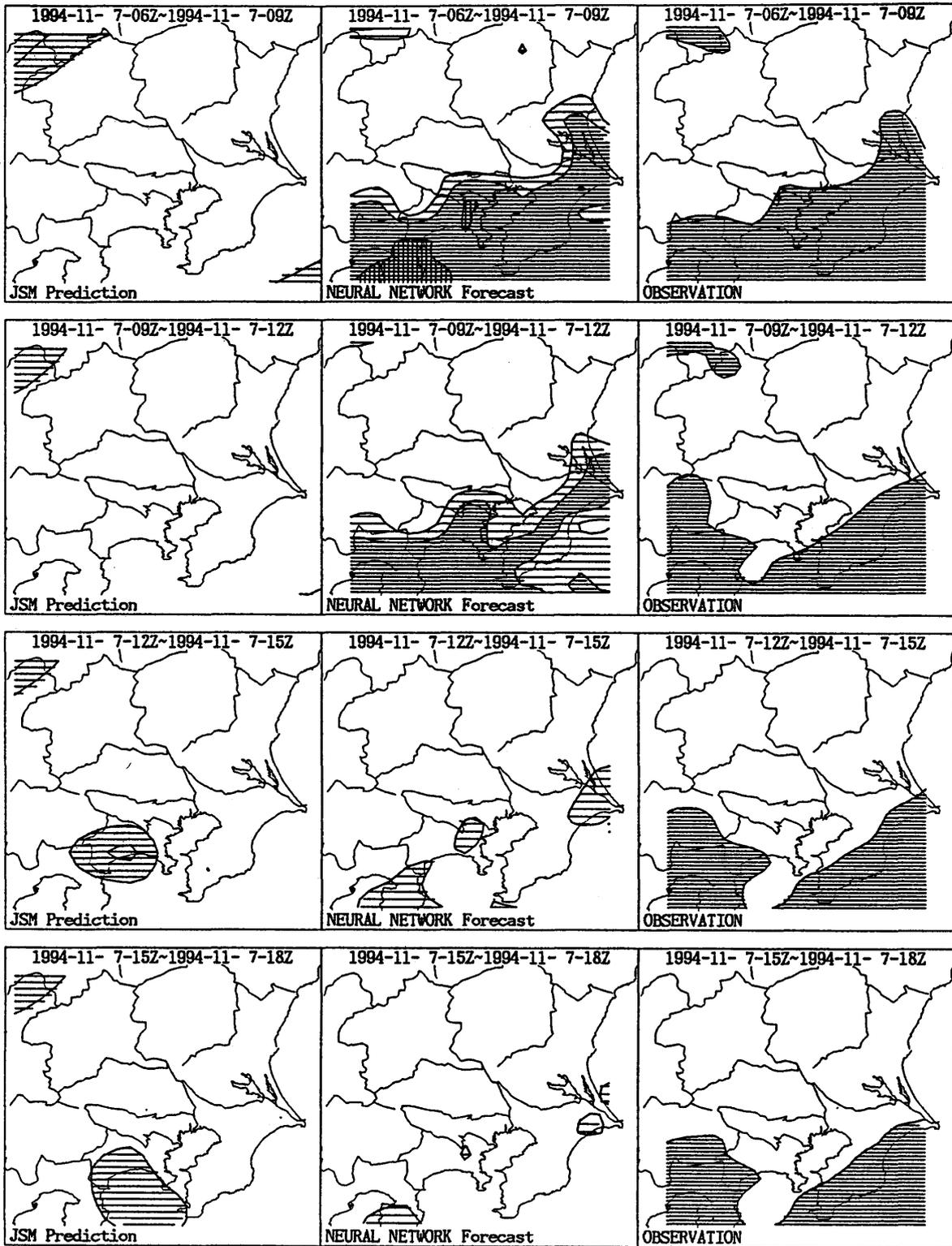
このニューラルネットワークの日々の予測結果を見ると、一般的な傾向としては実況を重視しすぎるきらいがあり、予測の後半まで実況パターンを持続させるような予測をおこなって、かえって予報をはずすという場合が多く見られた。ニューラルネットワークは任意の入力-出力関係を学習させることができるという利点を持っているが、学習の途中では学習の順序（何をまず学ぶか）をコントロールすることができない（最初に乱数で与えるパラメタの初期値できまってしまう）。ここで試みているような逐次学習の場合は、ゆっくりとした学習が長期間継続しているようなものであるから、ネットワークが「何から学びはじめるか」ということは、日々の予報精度に直接影響を与える大きな問題である。

学習の順序をコントロールする方法としては、例えば、第一推定値としてJSMの降水パターンを与え、そこからの修正量をニューラルネットワークに予測させるという方法も考えられるが、この場合は「誤差の予測」を行うことになるので予測自体がかなり困難になる可能性もある。ニューラルネットワークのパラメタの初期値として、乱数でなく何か意味のある値を与えることが最も本質的な解決であると考えられるが、その「意味のある値」をどのように作るかが問題となる。現時点では、後述するエントロピーネットが、ニューラルネットワークに意味のある初期値を与える一つの手法として期待されている。

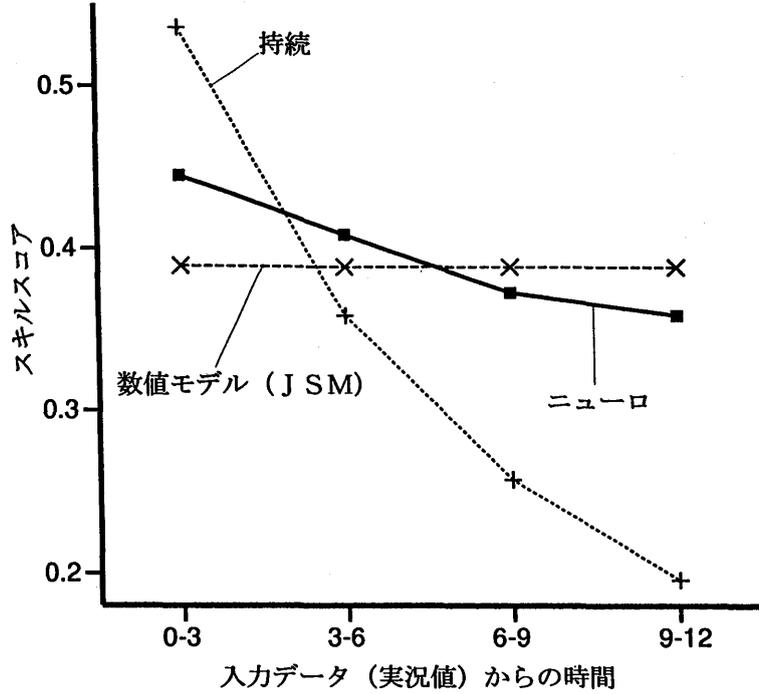
2.3.2.3 ニューラルネットワークの精度

ニューラルネットワークの予測精度を客観的に評価するため、1994年3月17日～10月7日の期間の予測についてスキルスコアを計算した。第10図には入力した実況値の時刻と予測対象時刻とのラグによるスキルスコアの変化を示してある。このスキルスコアはニューラルネットワークの予測値が50%以上であった時を降水ありの予想として計算したものである。JSMの降水量をそのまま利用する場合と比べて、6時間程度先までは実況値による改善が行われているが、それより先ではかえって予報を悪くしている。これは前節でも触れたとおり、予測開始時の降水パターンの影響が先の時間の予測にまで強く残りすぎていることが大きな原因と考えられる。

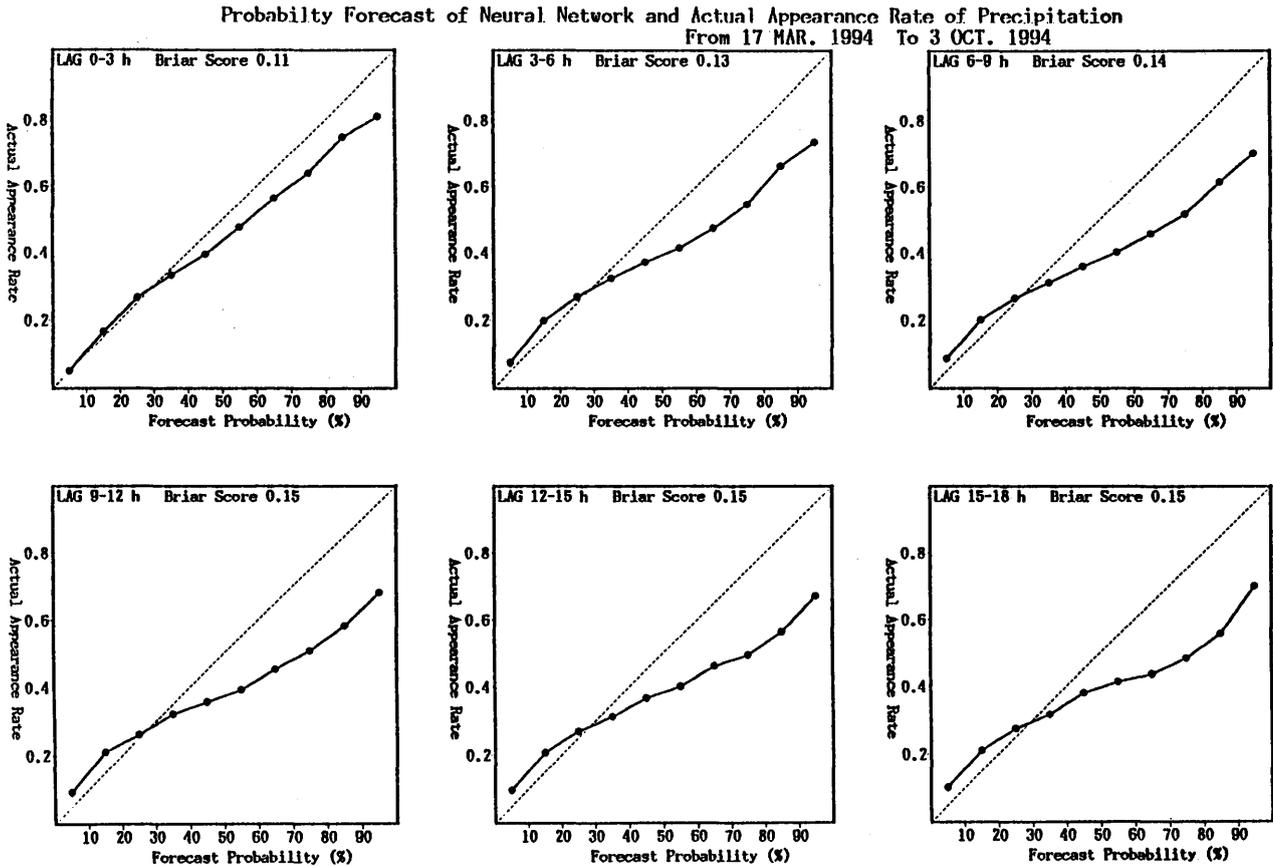
一方このシステムの出力値は便宜的に降水確率とみなすことができるので、確率値として妥当であるかどうかを調べた。第11図はニューラルネットワークの出力した値と、実際の出現率との対応を示したものである。3時間以降の予測においては、予測値が大きい領域で実際の出現率が予測値よりも低くなる傾向がみられるが、ニューラルネット



第 9 図 左:JSMの降水域(3時間積算降水量が0.4mm以上の領域)。中央:ニューラルネットワークによる降水確率(30%, 50%, 80%の等値線が引いてある)。右:レーダーアメダス解析雨量で降水が観測された領域。1994年11月7日00Zを初期値とする数値モデルを用い、11月7日06Zの実況値とあわせてニューラルネットワークへの入力とした



第10図 ニューラルネットワークのスキルスコア。持続予報およびJSMの予想降水量のスコアを合わせて示した。スコアは1994年3月17日～10月7日の期間の予測について計算した



第11図 ニューラルネットワークによる降水確率と実際の降水出現率との関係

ワークの出力値を降水確率とみなして利用することも可能であることが示唆される。

2.3.3 逐次法の限界

このニューラルネットの精度は、3-6時間後の予測については、一応実用になるものであったが、それより先の時間についてはJSMの降水予測と同等以下であり、ニューラルネットが何ら積極的な役割を果たしていないことを示している。

一般にニューラルネットワークのBP学習を行うときは、一定量の入力-出力データのペアからなる「教師データ」を与え、そのデータについての誤差が十分小さくなるまで繰り返して学習（パラメタ調節）するのが普通である。しかし、ここでは日々与えられる新しいデータを、一度学習した後に捨てるという「逐次学習」の方法を採っている。

逐次学習には、大量の「教師データ」を保存しておく必要がなく、一回の学習に必要な計算時間が短くて済むという利点があり、特に小規模のコンピュータ上での運用に適していると考えられる。

しかし、この方法には次のような問題がある。

1. ニューラルネットワークのアルゴリズムは「誤差の極小化」を行うものであり、そのように最適化された状態で本来の機能を発揮するものと考えられている。しかし、逐次学習では、最適化の途中の状態のネットワークを使っていることになるので、期待される性能を発揮する保証がない。
2. 逐次学習はいわば「開かれた教師データ」の学習と考えることができる。「開かれた」とはいつても、無限に新しいデータが与えられるわけではなく、大きく見れば一年を単位とするデータセットを少しずつ変化を付けながら繰り返し学習していると見ることもできる。とすると、この場合は一回の繰り返しの一年かかっているわけで、本来それほど効率的でないBPアルゴリズムでは、誤差が十分減少するまでには相当の時間がかかることが予想される。仮に200回の繰り返して実用的なネットワークが得られるとすると、200年の歳月が必要になるわけで、これでは全く実用にならない。

この調査が行われた時点から今日に至るわずか数年の間にも、計算機に関する環境は大きく変動してきており、今や、数GBのハードディスクと高速のCPUが個人でも購入可能になっている。従って、上に述べたような、計算時間やディスク容量の節約という発想はもはや時代遅れになってしまっており、少なくともニューラルネットワークの学習に関しては、一般的に繰り返し学習を採用すべきであると考ええる。

しかしながら、「システムを逐次的に変更する」という考え方そのものは、天気予報の分野では重要な意味を持つと考えられるので、この事自体は別に探求する必要がある（付録A参照）。

2.3.4 蓄積された知識の抽出について

ニューラルネットワークの問題点の一つは、それがどのような性質を持っているのか、つまり、一つの入力変数が出力に対してどのような影響を及ぼすのか、ということがわかりにくい点にある。重回帰式の場合は、どの予測変数が、被予測変数に対してどの程度の影響を与えるか、という点について、回帰係数が一定の情報を与えてくれる。しかし、ニューラルネットワークの場合、一つの入力変数が出力変数に与える影響は非常に複雑である。このために、ニューラルネットワークの予測値が異常であった場合でも、その原因を把握することは困難であり、このことが、天気予報の現場でニューラルネットワークを使いにくいものになっている。

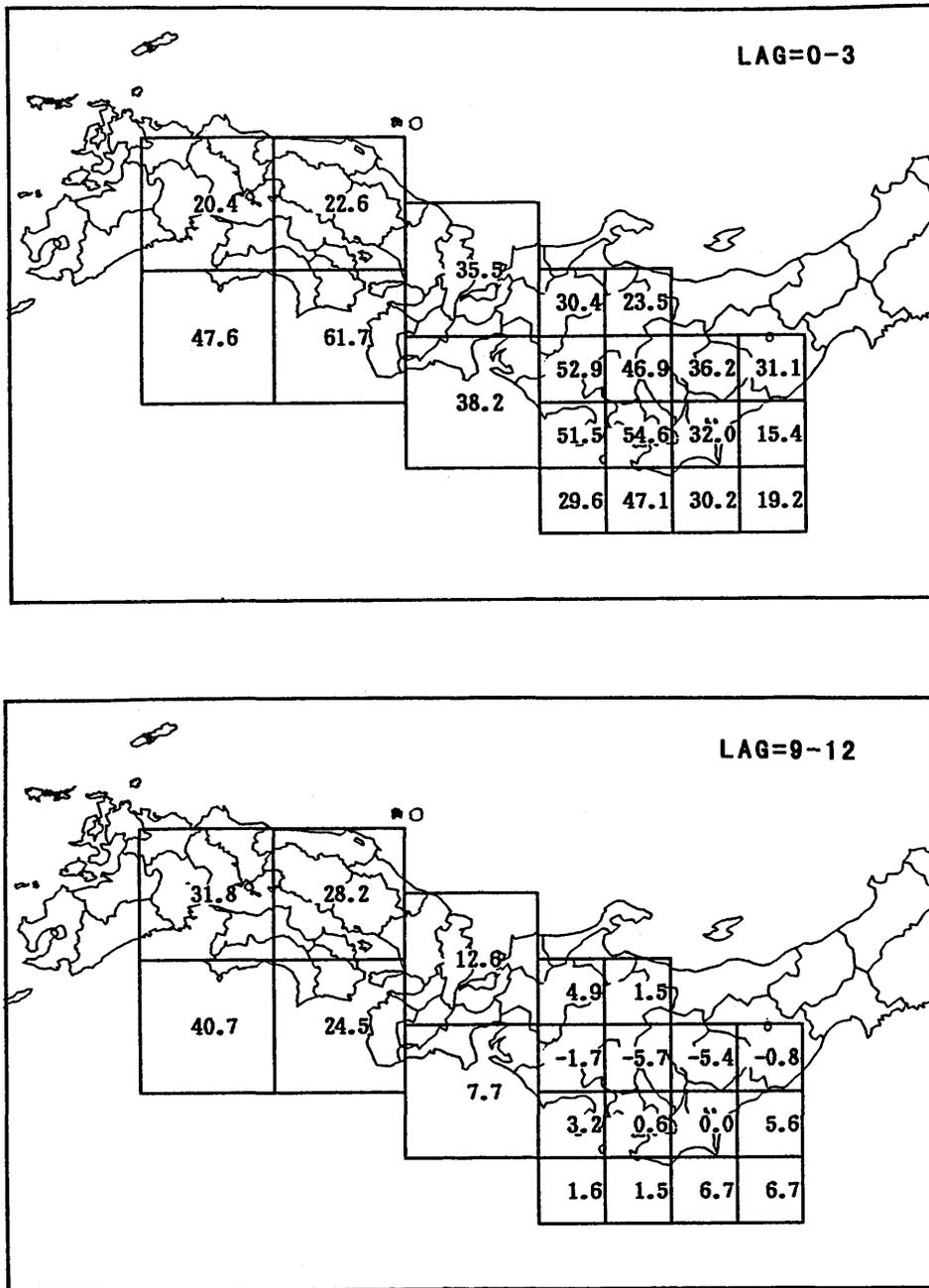
ニューラルネットワークの性質を解析する方法についてはSarle(1998)にまとめられているが、一口に言えば、うまい方法は無い、ということになる。特に、入力変数が相互に相関を持つ場合には個々の入力変数に対するネットワークの振る舞いを正確に理解するのは全く不可能と言って良い。

比較的単純な方法としてLee et al.(1990)が採用した線形応答係数というものがある。ニューラルネットワークの中間層及び出力層で用いられている応答関数を線形関数(最も単純な形は $f(x)=x$)で置き換えると、全体は線型重回帰式になる。そうして得られた線形重回帰式の係数を、出力に対するその入力の相対的な重みとみなすのである。こ

の係数を便宜的に線形応答係数と呼ぶ。

この量を、入力変数の相対的な重要度の指標として用いるには、いくつかの問題がある。第1には、線形重回帰式の回帰係数を予測変数の相対的な重要度の指標として用いるときと同様に、予測変数が正規化されていなければならない、ということである。特に、予測変数間で分散が異なっているような場合には、この量は意味を持たない。また、予測変数同士の間に関連がある場合、この量の絶対値は意味を持たず、相対的な大小関係のみが意味を持つようになる。第2に、ニューラルネットワークは本来非線形関数であるものを、無理に線形化しているため、値の大小が重要度を正確に反映しているわけではない、ということがある。オーダーが一桁小さければ相対的に重要でないと言えるが、たとえば10.0と20.0の場合どちらが重要かを論ずることはできない。

本節のニューラルネットワークの場合、入力変数の正規化は行わなかったため、異なる要素間の重要度の比較を行うことはできない。また、隣接する格子点値相互には強い相関があり、同一要素の中でも正確な比較は困難である。



第12図 レーダーエコー強度の線型応答係数。上は予測対象時間までのラグが0-3時間の場合。下はラグが9-12時間の場合

線形応答係数の計算例を掲げる。第12図は、レーダーエコー強度の線形応答係数を、予測時間毎に示したものである。予測時間が長くなるにつれて、相対的に重要な領域が西に移っており、ニューラルネットワークが遠い先の予測のために、より西の方のエコーに着目するという、きわめて常識的な知識を取得していることが見て取れる。しかし、係数の値そのものは厳密な評価に堪えるものではないため、この値を使ってこれ以上の詳しい解析を行うことは困難である。

ニューラルネットワークからの知識抽出のためには、ネットワークの設計段階からの適切な処置が必要である。入力変数の正規化は必須であるし、もしかしたら、EOF解析などによって相互に相関を持たないような入力変数に変換することも必要かもしれない。また、線形応答係数は、相対的重要度の推定値としては、あまりにも曖昧である。一定量（できれば数年分）のサンプルについて、一つの入力変数を少し動かした場合の出力の変化をひとつひとつ調べるという方法が、最も有効であると考えられる。

2.3.5 考察

ニューラルネットワークは、その非線形性によって、従来の重回帰式では表現できなかった入出力関係を表現できるという点で、優れた方法であることは、いまや周知の事実となっている。

しかし、どのようにして最適なパラメタを求めるか、という点については、必ずしも明快な解答があるわけではない。特に、ネットワークの規模が大きくなった場合には、効率的なアルゴリズムを選択することが必須となる。

また、ネットワークの構造（中間層をいくつ設けるか、中間層ニューロンをいくつにするか）や、BPアルゴリズムの学習定数には任意性があるため、これらを最適に設定するにはどうしたら良いか、という難問もある。更に、ニューラルネットワークにおいても、パラメタ数がサンプル数に比べて多い場合に重回帰式と同じ様な「過適応(overfitting)」が起こることが知られており、これをどのように回避するか、ということも問題になる。

このように、ニューラルネットワークそれ自体は強力なツールではあっても、最適なモデルを得るための手順は必ずしも自動化されているわけではない（むしろ、多くの面でまだ試行錯誤の途上にある）という点には注意する必要がある。「ニューラルネットワークを使っているから良い結果がでるはず」という思い込みは危険である。ニューラルネットワークに関しては、「既に確立した技術を応用すればよい」といった安易な状況にはないことを改めて強調しておきたい。

2.4 ID3による分岐木の自動生成

単純ベイズ法もニューラルネットワークも、与えられた全資料を一度に取り込んで一つの結論を出すものである。しかし、一般に人間の思考過程には、パターン認識のように全体を一度に見渡して判断を下すようなもの他に、論理的に順を追って結論にたどり着くというものもある。人間の予報者が天気予報を行う場合でも、天気図などの個々の資料はパターン認識で一瞬にして把握するにせよ、それぞれの資料の相互の関りについては、順序立った検討が行われることが普通である。

こうした段階的な思考過程を客観的に記述する手段として分岐木がある。地方官署などでは、特定の現象（たとえば雷など）の発生を予測するための道具として、分岐木の形の「ワークシート」を作成している所がある。

このように、分岐木は人間の思考過程を記述する一つの方法としても使えるが、これをデータから自動的に作成する方法もあり、こうすればデータに内在している知識を、人間にわかりやすい形で表現することが可能になる。

いくつかの判断材料と正しい判断結果からなるデータの集合が与えられたときに、そこから効率的な判断規則を、**木構造の形で帰納的に与える方法**がいくつか知られているが、本節では、それらの中で最も基本的な方法であるID-3 (Quinlan,1986 ただし本稿では安西,1989 の紹介による) について述べる。

2.4.1 ID3アルゴリズムの概要

与えられたデータの集合から、個々の判断材料（「テスト」と呼ばれる）の有効度を以下のように計算する。N個のサンプルからなるデータの集合があるとし、最終的な判断結果は○か×かのような2値であたえられるとする。また、個々のテストもyesかnoかのような2分割のみとする（もちろん判断結果が3値以上であったり、2より大きい分割を行うテストが含まれていたりしても本質的には変わらない）。このN個のサンプルのうち、最終結果が○となるものが N_o 個、×となるものが N_x 個とすると、このデータの集合の情報量 E は次の式のように定義される。

$$E = - \sum_{i=0}^1 \frac{N_i}{N} \log_2 \frac{N_i}{N}$$

この定義式からも推察できるように、サンプルの中で最終結果がランダムであれば E は大きく、最終結果がそろっていれば（即ち、 N_i/N が0か1に近い値であれば） E は小さくなる。

このサンプルの内、あるテストでyesであったものが N_y 個、noであったものが N_n 個とする。このテストの結果によって、N個のサンプルをyesのグループとnoのグループの2つに分割すると、yesとなったグループの情報量 E_y は上と同様に

$$E_y = - \sum_{i=0}^1 \frac{N_{yi}}{N_y} \log_2 \frac{N_{yi}}{N_y}$$

と計算できる。ただし、この N_y 個のサンプルのうち、最終結果が○となるものの数を N_{y0} 個、×となるものの数を N_{y1} 個としている。同じように、テスト結果がnoとなったグループの情報量 E_n も計算することができ、この E_y と E_n から、分割した後の情報量の総和 \hat{E} を次のように求めることができる。

$$\hat{E} = \frac{N_y}{N} E_y + \frac{N_n}{N} E_n$$

一般に \hat{E} は E と同じか、より小さくなる（分割することで、より結果のそろったグループを生じる）ので、情報量の降下量 $E - \hat{E}$ によってそのテストの持つ有効度を測ることができる。つまり、 $E - \hat{E}$ が大きいほど、ランダムな状態から秩序のある（最終結果のそろった）状態へ変化しているということになる。

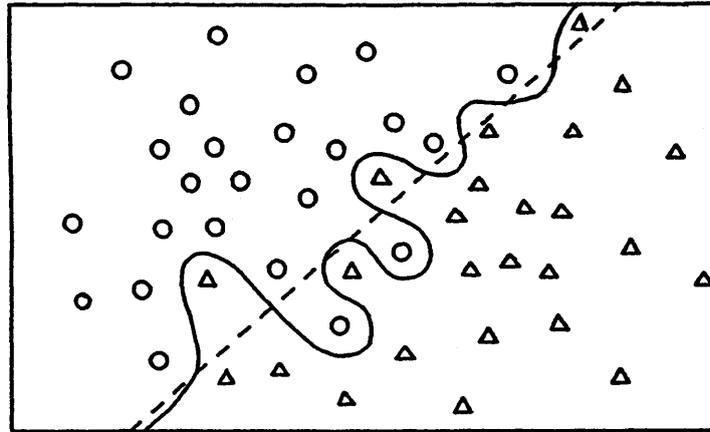
全てのテストのうち、最も有効度の高いテストによってデータを分割し、分割された各々のグループについて上と同様にテストの有効度を計算し、最も有効度の高いテストで更に分割を行う。以下、この操作を繰り返すことによって、与えられたデータから自動的に一つの分岐木が得られる。

2.4.2 枝切りの問題

上の手順は、分割が不可能になるまで繰り返すことができる。しかし多くの場合、最後まで分割を繰り返すと、個々のグループに含まれるサンプルの数が少なくなってきて、意味のある分割かどうかわからなくなってしまふ。そこで、どこまでで分割を止めるかという、分岐木の「枝切り」の問題が出てくる。これについては、いくつかの提案がなされているようだが、ここでは伊藤（1992）の提案したMDL原理による方法を用いた。

与えられたデータに対して適合する複数のモデルがあるときに、どのモデルが最も適当かを判断することは、統計的手法において重要であり、かつ、困難な問題である。たとえば、重回帰式で予測を行う場合に、どの予測因子を選択するか、予測因子の数を幾つにしたら良いか、といったことを決定するのは容易ではない。こうした問題の解決のために、モデルの適合性の客観的な尺度として、情報量基準というものが提案されている。MDL原理はそうした情報量基準の一つである。MDLはMinimum Description Length（最小記述長）の略で、いくつかのモデルの中で記述長が最小になるモデルを最も良いと判断する原理である（Rissanen,1978, 山西・韓,1992）。

記述長とはどういうものかを簡単に説明する。第13図のような○と△のデータの分布を記述する場合次のような方法が考えられる。



第13図 2次元的なデータ分布の記述の例

1. 1つ1つのデータの座標と種類を記述する。この場合の記述の量が膨大なものになることはいうまでもない。
2. 第13図の破線のような境界線の記述を与えて、境界線の右側では△といったおおまかな記述を行い、更に例外の事例についての記述を行う。
3. 第13図の実線のような境界線の記述を与えて、境界線の右側では△といった記述を行う。この場合は例外の記述は不要であるが、境界線の記述が長くなる。

これにMDL原理を適用するとすれば、境界線の記述長・大域的な分布の記述長・例外の記述長をそれぞれ定量的に評価し、その総和が最も小さくなるものを求める。この場合は、直観的には上の2に近いものが得られると思われる。

分岐木にMDLを適用する場合も同様に、分岐木自体の記述長と分岐された末端における例外事例の記述長の和を計算して、最小となるものを求めれば良い。ただ、分岐木の記述長については様々な定義が考えられる上、一般論としては実現可能なあらゆる大きさの分岐木について総当たりに記述長を計算しなくては行けないので、現実にはかなり困難な作業であるといわざるを得ない（たとえば中莖他, 1992, 鈴木・圓川, 1995など）。

本節で用いた伊藤(1992)の方法は、最終結果が0か1かの2値で、途中の分岐もすべて2分割であるような特別の場合について、末端の枝1つについて下の式の L という量を計算し、これを末端の枝全てについて総和を取ると、それが分岐木全体の記述長となるというものである。 L の定義式のうち、第1項が分岐木自体の記述長(末端の枝1本当りの値)、第2項以下が例外事例の記述長に相当する。

$$L = 2 + 2\log_2\left(\frac{1}{s}\right) - n_0\log_2\left(\frac{n_0}{n}\right) - n_1\log_2\left(\frac{n_1}{n}\right)$$

ただし、 $s = n_0 n_1 / n^2$ 。 n はその枝に落ちてきたデータの数、 n_0 はそのうち最終結果が0となるものの数、 n_1 は最終結果が1となるものの数である。

この方法の場合、末端の枝についてだけ考えれば良いので、ある枝の L の値が L_0 、これを更に2つに分割した場合の2つの枝の L の値をそれぞれ L_1 、 L_2 とすると、 $L_0 > L_1 + L_2$ なら分割を行い、そうでなければ分割を行わないというやり方で最適な分岐木を求めることができる。

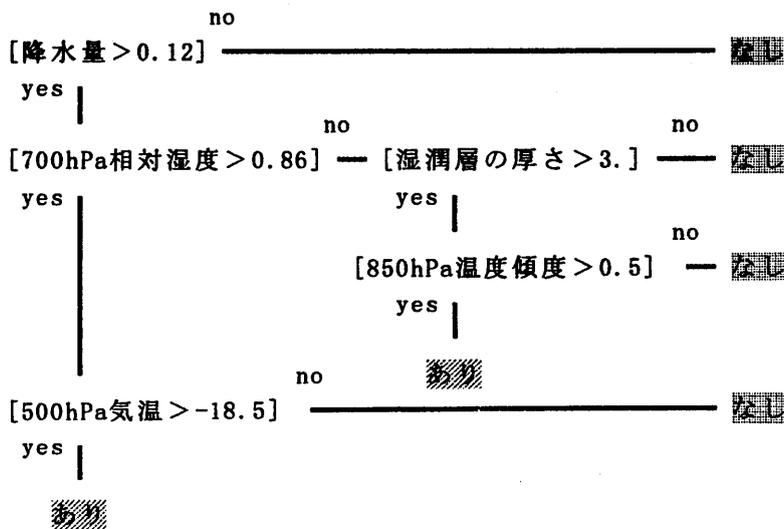
2.4.3 JSMデータから作った降水の有無を予測する分岐木

ここでは、JSMの24時間予想値を用いて東京で1mm/3h以上の降水があるかどうかを判断する分岐木を作成する例について説明する。この例では第3表のデータを予測資料として用いた。分岐のためのしきい値は、事前の調査によって求めた値(第3表に記載)を与えた。

1991年11月から1992年10月までの一年分のデータを用いて作成した分岐木が第14図である。大元にはJSM降水量に

第3表 ID3による分岐木作成のために用意した予測資料および分岐のためのしきい値

要素	事前に求めたしきい値
500hPa 相対湿度	0.900
700hPa 相対湿度	0.860
850hPa 相対湿度	0.820
900hPa 相対湿度	0.885
700hPa ω	-8.5
700hPa 湿数	2.0
850hPa 湿数	2.5
900hPa 湿数	2.5
湿潤層の厚さ (DWL)	3.0
700hPa 温度移流	2.0
850hPa 温度移流	3.5
900hPa 温度移流	3.5
850hPa 相当温位移流	10.5
900hPa 相当温位移流	16.0
500hPa 気温	-18.5
850hPa 気温	8.5
850hPa 相当温位	295.5
850hPa 渦度	2.0
850hPa 渦度移流	9.5
900hPa 渦度移流	10.0
850hPa 温度傾度	0.5
900hPa 温度傾度	0.5
1 時間降水量	0.12
気温差 (地上-900hPa)	6.0
気温差 (850-700hPa)	7.5
相当温位差 (850-900hPa)	1.0
温位差 (700-850hPa)	8.5



第14図 JSMの24時間予想値から、東京における 1 mm/ 3 h以上の降水の有無を判別する分岐木

よる分岐がおかれ、これがしきい値（ここでは0.12mm）より小さい場合には、「降水なし」とされる。JSM降水量がしきい値より大きい場合には、他の資料（700mbの湿度など）を参照してさらに細かく分岐していく。

当時のJSMの降水量は、どちらかといえば「見逃しを減らす」というチューニングになっていたようで、このため逆にJSM降水量が一定値より小さければ、かなりの高確率で「雨なし」と判断することができた。ここでの分岐木はJSM降水量のこうした性質を反映したものとなっている。

2.4.4 考察と最近の話題

ID3の最大の利点は、作られた予測モデルが、人間にわかりやすい形をしているということにある。また、自動的に作られた分岐木に、人間の専門家が手を入れるということも比較的容易である。従って、専門家の知識と機械学習の融合という点から見れば、この方法は本章でとりあげている各手法の中でも最もすぐれたものといえることができる。

上で得られた分岐木を例として考えると、この分岐木は、降水量によって最初に分岐が行われる形となっている。これはJSMの降水量が「降水なし」を分離するための尺度として優れているためであるが、おそらくこうした判断順序は、ベテランの予報者の判断過程とは合致しないであろう。もしこの形が専門家のやり方にあわないのであれば、作成された分岐木を元に、判断順序の入れ替えを行うなどの修正をすればよい。そのような修正を通して、人間の知識を客観的予報技術に取り込んでいくことができる。

ただし、このやり方が成功するためには、機械的に分岐木を作成する際、尺度の候補を十分に用意しておく必要がある（人間が参照しそうな資料をすべて尺度の候補として用意するのが理想である）。おそらく多くの予報官にとっては、総観場のチェックがはじめにくるのが自然なやり方であろうから、第14図のようにモデルの降水量からみていくという手順は不自然に思われることと思う。しかしここで用意した尺度の候補（第3表）は対象地点に近いJSMの格子点の値のみで、総観場を記述するものが無いため、残念ながらそうした予報官の感覚に基づいた修正をおこなうことができない。

ID3の弱点の一つは、単純ベイズ法と同じく、予測資料の離散化が必要となる点にある。この点については、連続量をそのまま扱い、分岐のためのしきい値も自動的に設定するアルゴリズム（IndectsやC4.5）が提案されており、こうした手法の導入も検討の余地がある。

2.5 分岐木とニューラルネットワークの相互変換

2.5.1 エントロピーネットの概要と降水予測への応用

機械的に作成された分岐木を人間が修正する場合、分岐のためのしきい値をどのように設定するかが問題になる。人間は、分岐木の構造のような論理構造については適切な判断ができるが、しきい値のような定量的な設定は苦手だからである。また、修正を行わない場合でも、作成した分岐木を長期間そのまま使用していると次第に陳腐化していく（つまり、分岐木作成の段階で与えたデータには含まれなかったような現象に遭遇して適切な予報ができなくなる）おそれがある。

これらに対処するもっとも根本的な方法は「分岐木を初めから作り直すこと」である。実際、Quinlan(前節で説明したID3アルゴリズムの考案者)も、「陳腐化するような分岐木は価値がないので初めから作り直すべき」といっている。しかし、このためにはすべてのデータを保存し続けなければならない、あまり現実的とはいえない。

そこで、ここではSethi(1990)のエントロピーネットの手法をつかって分岐木をニューラルネットワークに変換し、逐次学習を行うことにした。ニューラルネットワークの節に書いたとおり、ニューラルネットワークは与えられたデータを学習してその入力-出力関係を再現する能力がある。一般的なニューラルネットワークの場合には学習した結果を人間にわかるような形で取り出すことが難しいという欠点があったが、ここで述べる方法を使えば、分岐木という人間にわかる形のものをニューロ化し、また必要に応じてニューロから分岐木への変換を行うことで、このような

ニューラルネットのブラックボックス化を避けることができる。

たとえば第14図の分岐木は次式のようなニューラルネットワークとして記述できる。

$$a_1 = \frac{1}{1 + \exp\{-\alpha(x_1 - 0.12)\}} \quad (1)$$

$$a_2 = \frac{1}{1 + \exp\{-\alpha(x_2 - 0.86)\}} \quad (2)$$

$$a_3 = \frac{1}{1 + \exp\{-\alpha(x_3 - 3.0)\}} \quad (3)$$

$$a_4 = \frac{1}{1 + \exp\{-\alpha(x_4 - 0.5)\}} \quad (4)$$

$$a_5 = \frac{1}{1 + \exp\{-\alpha(x_5 - 18.5)\}} \quad (5)$$

$$b_1 = \frac{1}{1 + \exp\{-\alpha(a_1 + a_2 + a_5 - 2.5)\}} \quad (6)$$

$$b_2 = \frac{1}{1 + \exp\{-\alpha(a_1 - a_2 + a_3 + a_4 - 2.5)\}} \quad (7)$$

$$y = \frac{1}{1 + \exp\{-\alpha(b_1 + b_2 - 0.5)\}} \quad (8)$$

$$\alpha = \text{const.} (\gg 1.) \quad (9)$$

ただし、 x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 はそれぞれ降水量、700hPaの相対湿度、湿潤層の厚さ、850hPaの温度傾度、500hPaの気温である。また、 y は出力値で0.5以上ならば「降水あり」、0.5未満ならば「降水なし」を表す。

ここで、個々の式について簡単に説明する。 $1/[1 + \exp\{-\alpha x\}]$ の形の関数は前出のシグモイド関数で、 x が0より大きいと急速に1に近づき、0より小さいと急速に0に近づくという性質を持っている(α を正の大きな値にすることで0および1への接近を加速することができる)。従って(1)~(5)式は、 x_i がそれぞれのしきい値より大きいか小さいかで a_i が1に近い値か0に近い値をとることを表しており、分岐木の個々の分岐点での分岐に対応している。また、(6)式は、 a_1, a_2, a_5 のすべてが1(に近い値)の時のみ b_1 が1に近い値をとることを表しており、第14図の分岐木の、降水量からまっすぐ下に降りている枝(降水量、700hPa相対湿度、500hPa気温がすべてyes)に相当する。同様に(7)式は a_1, a_3, a_4 がすべて1(に近い値)で、かつ a_2 が0(に近い値)である時にのみ b_2 が1に近い値をとることを表している(第14図で700hPa相対湿度でnoに進んだ後、下に降りる枝に相当する)。さらに、(8)式は、 b_1, b_2 のいずれかが1(に近い値)の時 y が1に近い値になることを表しており、これは第14図の分岐木で「降水あり」となるのは2つの枝のいずれかに落ちた場合であることに対応している。

一般の3層ニューラルネットワークは

$$u_i^{(1)} = \sum_k w_{ki}^{(1)} x_k + w_{0i}^{(1)} \quad (10)$$

$$v_i^{(1)} = \frac{1}{1 + \exp\{-\alpha(u_i^{(1)})\}} \quad (11)$$

$$u_j^{(2)} = \sum_n w_{nj}^{(2)} v_n^{(1)} + w_{0j}^{(2)} \quad (12)$$

$$v_j^{(2)} = \frac{1}{1 + \exp\{-\alpha(u_j^{(2)})\}} \quad (13)$$

$$y = \frac{1}{1 + \exp\{-\alpha(\sum_j w_j^{(3)} v_j^{(2)})\}} \quad (14)$$

のように書くことができる(模式的には第15図(a)のように表せる)。(1)~(9)の式はこの式の中のパラメタ $w_j^{(k)}$ を特定の値に固定したものと考えることができる(第15図(b))ので、一般のニューラルネットワークに(1)~(9)式に合うような各パラメタの初期値を与え、後は通常のニューラルネットの学習アルゴリズムを用いて逐次的に学習させることにより、第14図の分岐木を新しいデータで逐次的に洗練することができるのである。また、学習の際に(10)~(14)式の特定のパラメタだけを調節することによって、たとえば分岐のしきい値だけを学習させたりすることもできる。

第14図の分岐木から作成したニューラルネットワークの、検証期間(1992年11月~1993年10月)におけるスキルスコアは、分岐木をニューラルネットに変換しただけの状態では0.48であったが、検証期間のデータを逐次学習(一つのデータについて予測を行った後でそのデータの学習を行う)した場合には0.51となった。ここでは分岐のしきい値のみの学習を行ったのだが、学習によるスコアの向上が見られた。

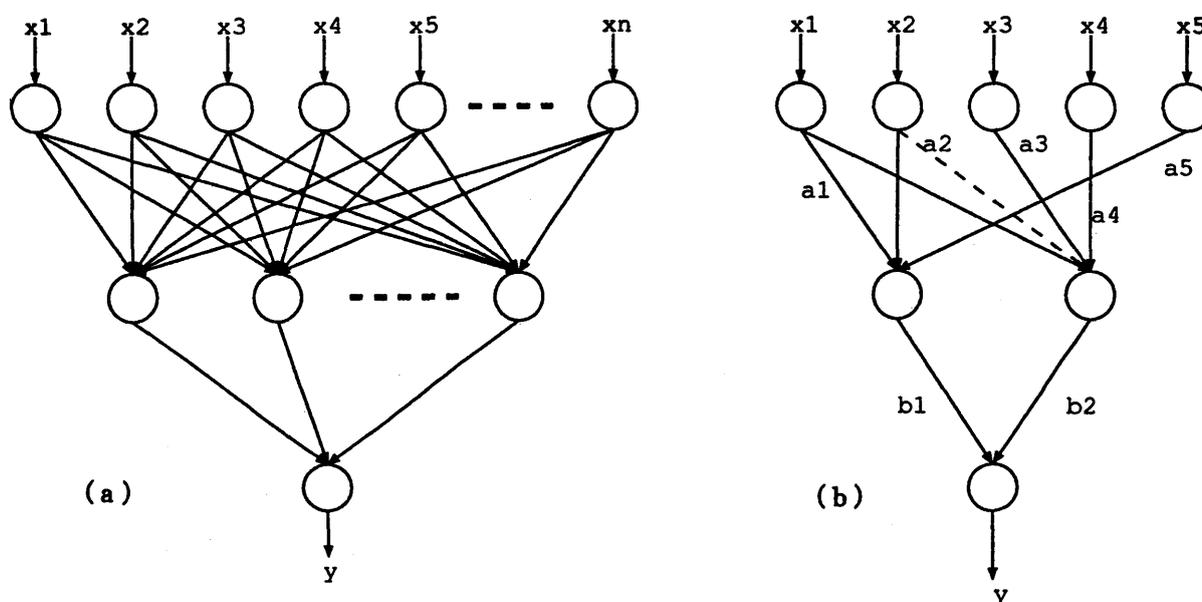
2.5.2 考察

2.5.2.1 「何を学習すべきか」という問題

分岐木から生成されたニューラルネットワークは、最初の時点では元の分岐木の構造をそのまま反映しており、各層(入力層・中間層・出力層)をつなぐリンクの中には値が0のもの(つまりリンクが存在していない部分)もある。

ニューラルネットワークの学習というのは、リンクの値の調整であるから、学習の過程でネットワークの構造は最初に分岐木の構造からは離れていく。問題は、この、分岐木構造からの逸脱をどの程度まで許容するか、ということである。

本節の応用例では、入力層-中間層リンクの中で、最初の段階で値を持っていたものだけについて値の変更を許した。これは分岐木の分岐のしきい値のみをニューロの学習によって調節したことと同じである。こうすれば元の分岐木の木構造自体は変更を受けない。しかし同時に、限定されたリンクだけを調節することによって学習が部分的なも



第15図 ニューラルネットワークの模式図。xは入力、yは出力を表わす。(a)一般的なネットワーク構造。(b)第14図の分岐木をニューラルネットワーク化した場合の構造

のになっていることもまた事実である。現に、最初の時点でリンクの存在しない箇所にも初期値0のリンクを仮定し、更に入力層—中間層以外の層についても学習を許すことにすれば、この例については、予測誤差を更に小さくすることが可能になる。この場合は、学習後に得られたネットワーク構造は元の分岐木とは全く異なるものになっている可能性が大きく、分岐木の形に逆変換できるかどうかもわからない。

このように、「構造が人間にとってわかりやすい」ということと「予測性能が高い」ということとは相容れない要請である場合がある。こうした場合に、それぞれの要請をどの程度まで満たすか、ということは、予測システム的设计思想にかかっている。「とにかく予測性能が高ければ良い」という設計方針もあるが、これはあまり得策とは思えない。なぜなら、どんなに性能の高いシステムであっても、それがブラックボックスになってしまうと、それ以上の改良の糸口が掴めなくなってしまうからである。

2.5.2.2 ニューラルネットワークの解釈法としての可能性

エントロピーネットの考え方は、ニューラルネットワークと分岐木が同じものを表現することができることを明らかにした点で、画期的であった。

このことを敷衍して、一般にはその構造の解釈が困難なニューラルネットワークを、分岐木の形に表現することで理解しやすいものにするという方向が考えられる。実際には、分岐木からニューラルネットワークへの変換が常に可能であるのに対して、ニューラルネットワークから分岐木への変換は常に可能であるとは限らず、また、可能な場合でも、作られた分岐木が解釈の困難な複雑なものになることがあるが、部分的にはあれ、ニューラルネットワークの解釈が可能になるということは大きな意味がある。

2.5.2.3 ニューラルネットワークの初期値としての可能性

一般に、FF型のニューラルネットワークのBP学習を行う場合、パラメタの初期値は乱数によって与えることが多い。乱数による初期値から始めるのは、人間の学習にたとえれば、何の知識も持たない赤ん坊の状態から学習を始めることに相当する。しかし実際には、人間の専門家は天気予報についての知識・経験を持っているのであるから、赤ん坊の状態から学習を始めるのは学習時間の浪費であり、効率的でない。

ニューラルネットワークの初期値の与え方としては、入力変数をあらかじめ主成分分析してその係数を与える（中間層ニューロンで表現される入力変数空間内の識別面を、あらかじめ入力変数の変動軸に直交するように設定する）などの工夫もあるが、本節で述べたエントロピーネットによる分岐木のニューロ化も、人間の知識をニューラルネットワークの初期値として与える手法として考えることができる。つまり、分岐木から変換したネットワークを初期値として学習を始めることによって、人間が既に取得している知識の上に機械学習による知識を積み上げることができる、という考えである。

そのような観点から見れば、本節で述べた例も、与えられた資料（第3表）と東京での降水の有無との関係を表すニューラルネットワークを作成するに当たって、既得の知識（分岐木）をもとにした初期値から学習を開始した、ということができる。本節で見たような小規模なネットワークの場合は、完全な乱数から学習を始めた場合とそれほど大きな違いはないが、もっと大規模なネットワーク（たとえば第3節で述べたようなもの）であれば、適切な初期値から学習を開始するという事は、学習の効率化に大きく貢献するものと期待される。

ただし、大規模なニューラルネットワークに適切な初期値を与えるためには、人間の持っている複雑な知識を体系的に記述する必要がある、作られる分岐木も大規模複雑なものにならざるをえない。こうなると、そのような複雑な知識表現をどうやって行うのか、という問題が生じて、“データからの知識獲得”と“既得の知識の客観化”との間で、どちらを先に行うかという堂々巡りに陥ることになりかねない。

人工知能技術の応用全般に言えることだが、基本となる技術が未だ発展途上にあるため、我々としてはその都度その時点で利用可能な技術は何かを確認し、“開発のコスト”と“その技術から得られる利益”とのかねあいを考慮して

採用する技術の選択を行っていかなければならない。筆者の私見では、現時点では“データからの知識獲得”の方が“人間からの知識取材”よりもコストが低いと考えるが、こうした状況も日々変化しているのあり、また、開発者自身の知識・経験の量によっても変わってくる問題である点には注意する必要がある。

2.5.2.4 我々はどんな知識を持っているのか？

本節の応用例ではID3で作成した分岐木を元にしてテストをおこなったが、本来エントロピーネットの役割は、人間の経験的知識を分岐木の形で表現し、それをさらにニューロ化することによって洗練することにある。従って、元になる分岐木は人間が作り出したものであることが望ましい。

しかしながら、実際に予報の現場で分岐木形式のワークシートを作成しようとしたときに誰もが経験するとおり、「人間の経験的知識を分岐木の形に表現する」というのは、それほど容易ではない。これは、分岐木（ワークシート）の作成手法の問題ではなく、そもそも「分岐木」という形式が人間の知識・経験を表現するのに適したものなのかどうか、という問題ではないかと思われる。

一つには、天気予報で用いられる資料のほとんどが数値データであるにもかかわらず、予報者の持つ経験的知識は多くが天気図型に代表されるような記号的なものであり、しかもそれらは常に曖昧さを含んでいる。つまり、一般的に言って、人間の思考過程においては数値的なデータから曖昧さを含む記号的な情報を取り出してそれをもとに判断を行うことが多い。

分岐木は、人間に理解しやすいものではあるが、「曖昧さを含むことができない」という点では、人間の判断過程と決定的に食い違っている。その点で、ニューラルネットワークはファジネス（あいまいさ）を含んだものも扱うことができると考えられるので、「曖昧さを含む分岐木」を、ニューロによって表現することが試みられるべきなのかもしれない。

いずれにせよ、人間の持つ知識経験を適切に表現する手段については未だに十分満足できるものはない。人間の知識経験を表現方法にブレークスルーがおきるかどうかで、これからの客観的予報技術の在り方は大きく変わってくるであろう。先にも述べたとおり、現時点ではこの部分がボトルネックになっていて、人間が行っている天気予報全体の客観化を難しくしている。

2.6 まとめ—客観的予報技術が抱える課題

もともと、本研究が要請された背景には、天気予報が個々の予報者個人の技術レベルに依存する「職人芸」になっていることに対する問題意識から、熟練した専門家の持つ技術を客観的に記述して共有したいという要求があった。

しかし、この研究が行われている間に情勢は急速に変化し、今日では、客観的な手法による資料のみが重視され、予報者個人のスキルへの依存度は相対的に小さくなったように見える。この背景には客観的手法の最たるものであるところの数値モデルが急速に進歩したという事実があり、またそれ以外の技術にしても、計算機環境の改善によってより複雑高度な技術の利用が可能になったということがある。

数値モデルをはじめとする高度な客観的技術が発展していくことそのものは、それ自体きわめて望ましいことである。しかし、客観的な手法であれば無条件に主観的な（予報者個人のスキルに依存する）技術に優っているという、盲目的な信仰があるとすれば、それは問題であると言わざるを得ない。

本研究は、「熟練した予報者の持つスキル」の存在を前提としている。情勢は変化したが、この前提は間違っていないと思う。問題は、このスキルを誰の目にも明らかな形で表すにはどうしたら良いのか、ということである。エキスパートシステムや分岐木表現のような、専門家への取材に基づく方法が正攻法であることは事実であるが、これは取材方法・知識の表現方法がともに確立されておらず、実際の問題に適用するのは容易ではない。

本章では、データに内在している（従来の、数値モデルを含む客観的技術では取りこぼされた）情報を、機械学習

の技術によって取り出す試みについて述べた。専門家はこれらの、言わば「隠されている」情報を、その経験・知識によって取り出し利用していると考えられるので、その意味では、ここで述べた各種の手法はデータの側から、専門家のスキルに接近しようとする試みと言うこともできる。

このような機械学習の開発も、将来的には専門家との情報交換（機械学習で得られたモデルを専門家が修正する、あるいは、専門家の持つ定性的なモデルを機械学習によって定量的に構築する）を目指すべきであると考えられるので、やはり、人間の知識の客観的記述方法の開発が大きな課題であるということになる。

このことは、人工知能分野での基礎技術の進歩を待つという側面もあるが、天気予報という分野独自でやらなければならないことも多いと思う。たとえば「天気図型」ということ一つ取っても、テレビ天気予報などで天気図は多用されているにもかかわらず、「天気図型」の厳密な定式化や、天気図が持っている情報（我々はそこから何を読み取っているのか）についての体系的な記述はほとんどない。しかし専門家は一枚の地上天気図から多くの情報を取り出しているのである。たとえば、個々の専門家が自分の行っていることを客観的に記述するように努めてみるというだけでも有益な資料になる。そうしたことの積み重ねによって、天気予報に関する専門家の知識の体系的客観的な表現を目指すべきではないだろうか。

付録A. 逐次学習の必要性と可能性について

本章で述べてきた各種手法のうち、単純ベイズ法以外は、いずれも、本来は逐次学習を想定していない。ニューラルネットワークにしても、本章で試みたような逐次学習は学習効率の点で問題があり、実用に堪えるネットワークを得るためには、通常行われているように、固定した教師データについて繰り返し学習を行う必要があるという報告もある（小泉,1997）。

手法（予測モデル）が複雑になればなるほど、学習（パラメタの調節）には繰り返し(iteration)が必要になる。従って、そのためには固定したデータセットがどうしても必要であり、常に新しいデータに対して開かれているような逐次学習手法を構築することは困難になる。

しかしながら、天気予報を行うシステムにおいては、本来、逐次学習を行うことが好ましい。その理由は次のとおりである。システム構築の段階では、「起こりうるすべての事例」を用意することはできない。そのため、出来上がったシステムは、システム構築時には想定していなかったような現象に遭遇したときに、異常な振る舞いをする可能性がある。新しく与えられた事例をその都度学習していく逐次学習システムであれば、このような異常な挙動は、その事例がとりこまれるまでの一時的なもので済む。

非常に理想的な状況を想定すれば（計算機の能力・利用できるデータが共に無制限であるとすれば）次の2つの方法が考えられる。一つは、大規模複雑なモデルに十分大量なデータを与えて繰り返し学習させることで、「想定されるあらゆる場合に対応できるシステム」を構築すること、もう一つは、「事例に基づく推論」つまり、過去の類似事例検索による予測法を構築しておき、新しく与えられる事例を、その都度過去事例のデータベースに加えていく、というものである。

現時点では、この二つの方向のいずれが、より実現可能であるかを判断することは難しい。前者は例えば超大規模なニューラルネットワークに最低10年分くらいのデータを学習させる、といったことが考えられる。超大規模なニューラルネットワークが実用的な時間内に学習を終える（計算が収束する）ためには、相当高速の計算機が必要である上、データ量も巨大なものになるので、実現には今しばらくの時間が必要であるように思われる。一方、後者の「事例データベース」は、計算機の能力という点から見れば、前者よりも実現性が高いが、「類似事例の検索に基づく予測」という方法そのものがどれほど有効なのか、という点について疑問があるのと、データベースをどのように構築するかという明確な設計思想が存在していないという点で、実現には困難が伴うと思われる。

今日、天気予報ガイダンスで用いられているニューラルネットワークおよびカルマンフィルターは、固定されたデータセットによる学習をある程度行った後に、逐次的に与えられるデータによって、パラメタを更新していくという折衷的な方法を採用している。方法的には、これが現在実現可能な最も良いものだと考えられるが、ニューラルネットワークについては、本節のはじめに述べた通りに、本来、逐次学習が許されるものかどうかははっきりわかっていない（逐次学習をするということは、常に学習途中のネットワークを使うことになるが、学習途中のネットワークにどのような意味があるかが明らかでない）という問題があり、カルマンフィルターについては、基本となるモデルが線形重回帰式であるため、もともとあまり複雑な関係を表現できないという問題がある。折衷方式の改善のためには、基本となる統計モデルの見直しが最も本質的である。

付録B. ニューラルネットワーク応用の最近の進展(1996年以降)

B.1 共役勾配法の導入

第10図で見たとおり、本文中で取り上げたニューラルネットワークは、JSMの降水量をそのまま用いた場合と比べて、6-9時間より先については予測を改善しておらず、ニューラルネットワークを使った意味がないという結果になっている。

本文中でも考察したとおり、ニューラルネットが期待したほどの性能を発揮していない最も大きな原因は、学習(ニューラルネットワークのパラメタの調節)が十分に行われていない、という点にあると思われる。ここで採用した「バックプロパゲーション法の逐次学習」という方式は思ったほどうまく働いていない。

そこで、同じ問題(入出力およびネットワーク構造は同じとする)に対して、次のような方針でニューラルネットワークを構築し、その性能を調べた(詳細は、小泉,1999a, Koizumi,1999を参照)。

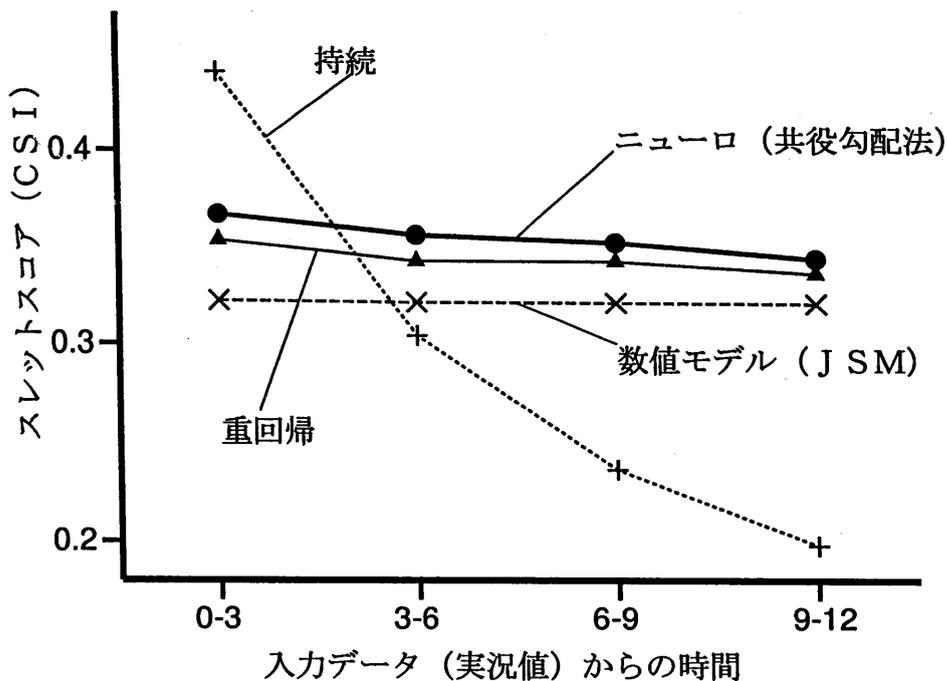
1. 一年分のデータを「教師データセット」として固定し、これの繰り返し学習を行うこととする。
2. バックプロパゲーション・アルゴリズムに代えて、共役勾配方向の直線探索というアルゴリズムを採用する。

ここで「共役勾配方向の直線探索」について少しだけ説明を加える(詳しくは専門書を参照されたい。また、小泉,1999aにも若干の解説がある)。本章第2節で紹介した通り、バックプロパゲーション法では、関数の最急降下方向に「少しだけ」パラメタを動かすのであり、パラメタを動かした結果の関数値については関知しない。これに対して「直線探索」では、与えられた方向(たとえば最急降下方向)に細かい探索を行なって極小点を探す。従って、バックプロパゲーション法は計算コストが低く、繰り返し1回あたりの計算時間が短いかわりに、最終的に極小点にたどりつくまでには繰り返し回数が多く必要となるのに対して、直線探索では、確実に極小点をたどりながらパラメタ空間全体における関数の極小点に向かうので、繰り返し計算の回数が少なくてすむかわりに計算コストは高く、繰り返し計算1回あたりの計算時間が長い。大規模ニューラルネットワークのような複雑な関数の場合は、後者の方が確実に極小点にたどりつけるという点で好ましい。(「最急降下方向」と「共役勾配方向」の違いについては煩雑になりすぎるので、ここでは触れない)

さて、本節のニューラルネットワークは、1993-1994年の2年間のデータで学習を行ない、1995年の1年分のデータで検証を行なった。付図1に、本節のニューラルネットワークの検証期間におけるスレットスコアを掲げた。スコアの計算にあたっては、出力値が0.5以上の場合に「降水あり」を予測したものとした。

このニューラルネットワークは、9-12時間先までJSMの予測を改善しているばかりでなく、同じ資料を用いてステップワイズ法で作成した線形重回帰式よりも高いスコアを示している。

このことから、少なくともここで扱ったような大規模なネットワークの場合には、共役勾配法の繰り返し学習という方法によらなければ、そのネットワークが持つ潜在的な能力を引き出すことは難しいことがわかる。逆に言えば、逐次学習を行なっているニューラルネットワークが芳しい成績を上げていない場合でも、それは必ずしもそのネット



付図1 共役勾配法で繰り返し学習を行なった場合のニューラルネットワークのCSI(スレットスコア)。持続予報, JSMの予想降水量のスコアの他, ニューロと同じ入力変数を用いて, 対象点ごとにステップワイズ法で作成した重回帰式のスコアも合わせて示した

ワークそのものの問題とは限らず, 学習アルゴリズムの選択の問題である可能性がある。

なお, 物理的な因果関係を考慮して作られている数値モデルの降水量予想値に対して, 単なる統計処理に過ぎないニューラルネットワークがより良い成績を示すのは不自然ではないか, という議論がある。これについては, 現時点では次のような回答を考えている。

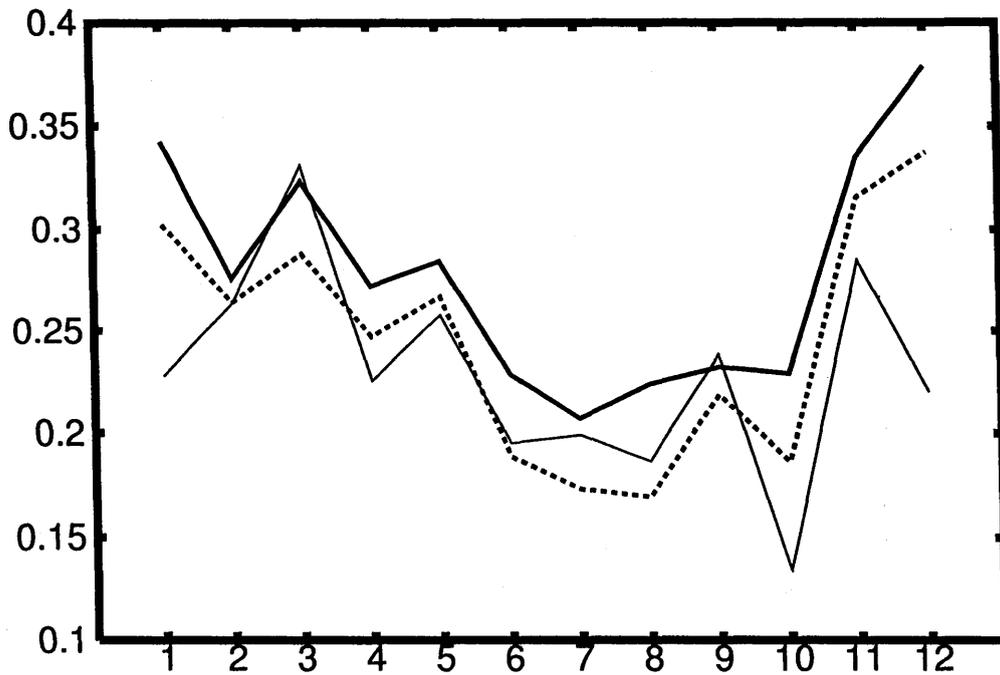
1. 地形による強制など, モデルで表現できないスケールの外的条件が, モデルで表現できるスケールの大気場と相互作用する場合は, モデル自体ではその相互作用を表現することはできないが, 統計処理を行なえば, **モデル内で表現されている大気場の情報だけからその相互作用について記述することが可能になる**。従って, 統計操作だけでもモデルの予想を改善することはありうる。
2. 付け加えれば, 本章で用いたニューラルネットワークはいずれも数値モデル出力だけでなく, 直前の実況観測データをも入力データとして用いており, 観測から得られた情報(主としてモデルの誤差に関する情報)を用いてモデルの予想を改善することができたものと思われる。

これらはいずれも仮説である。ニューラルネットワークを有効に使うためにも, ニューラルネットワークが具体的にどのように機能しているのか, ということについては, きちんと調査する必要がある。

B.2 降水量予測にかかわる諸問題

本稿では専ら「降水の有無」を予測する問題を扱ってきた。この問題は, 予測対象がカテゴリカルであるという点で扱いやすい面がある。しかし, 気象において予測の対象となるものの多くは連続量であり, その予測にはカテゴリ一予測の場合とは異なる困難が伴う。

筆者は最近の調査(小泉,1999b)において, 共役勾配法ニューラルネットを降水量予測に応用することを試みた。これまでのところ, 次のような結果を得ている(付図2参照)。



付図2 実況データから9-12時間後の降水量を予測した場合の月別スキルスコア。4層フィードフォワード線型出力ニューラルネットワーク(細実線), 3層ハイブリッド確率出力ニューラルネットワーク(太実線), チューニングを行なったステップワイズ重回帰(破線)のスコアを示した

1. 連続量の予測においては、ニューラルネットワークの出力層の応答関数をどのように設定するかが問題となる。降水量の場合は出力値を0以上に制約する、という意味では指数関数が適当とも思われるが、検証データにおける精度では良い結果が出なかった。精度の評価方法に依存する部分もあるが、降水量を適当な階級に分け、各階級に入る確率を予測する形にしたものが、最も良好な成績を示した。その際、階級の確率を $p = 1 / (1 + \exp(-x + \beta \log r))$ と表現する方法が有効であった(ただし、 p は降水量が r 以上である確率。 x は出力層への入力値。パラメータ β も学習によって調節する)。
2. 一般的に使われている3層(または4層)FF型のネットワークは、あまり精度が上がらなかった。3層FF構造に、入力層と出力層を直結するリンクを加えた構造(3層ハイブリッド構造)が有効であった。

これらの結果は、ニューラルネットワークの次のような性質に由来するものと思われる。

1. ニューラルネットワークは、直観的には、入力変数空間を中間層で分割し、その部分空間ごとに対応する出力値を与えるものと考えることができる。これは、入力変数の全値域にわたって一つの線型関係を与える重回帰式と大きく異なる点である。
2. 降水量は、0に突出した頻度のピークを持ち、値が大きくなるにつれて頻度が小さくなるという、偏った頻度分布を示す。このため、これに重回帰式をあてはめる場合は、回帰式の形が事例数の多い小雨のケースに支配されやすく、大雨のケースについては、小雨のケースから求めた線型関係を外挿するのに近い形となる。
3. これに対してニューラルネットワークの場合は、上記のように入力変数空間の分割が行なわれるために、小雨のケースと大雨のケースは別々に「関数のあてはめ」が行なわれる。
4. 一般に統計モデルをデータにあてはめる場合、事例数が多いほど頑健になる。これは、重回帰式もニューラルネットワークも同じである。従って、ニューラルネットワークの場合は、小雨を表現する部分については一般性が

高いが、大雨を表現する部分については一般性が低くなる、ということが起こっていると思われる。

5. 上に示した出力層の関数の形や、3層ハイブリッド構造は、本来独立でありうるはずの小雨事例と大雨事例とを人為的に結びつけるものである。これによって、非線型性を保持しつつ全体としての頑健性を補っているものと思われる。

以上のことは、さまざまな問題にニューラルネットワークを適用しようとするときに、対象となる問題の性質(ここでは予測対象の頻度分布)を把握して適切なネットワーク構造や応答関数を選択することが重要であることを示唆している。

参考文献

安西祐一郎, 1989: 認識と学習(岩波ソフトウェア講座16). 岩波書店

Domingos, P., M.Pazzani, 1997: On the Optimality of the Simple Bayesian Classifier under Zero-One Loss. *Machine Learning*, **29**, 103-130

Friedman, N., D. Geiger and M. Goldszmidt, 1997: Bayesian Network Classifiers. *Machine Learning*, **29**, 131-163

伊藤秀一, 1992: MDLのパターン認識への応用. 人工知能学会誌, **7**, 608-614

小泉耕, 1997a: ニューラルネットワーク. 天気, **44**, 51-55

小泉耕, 1997b: 大規模ニューラルネットワークは天気予報に使えるか?. 日本気象学会1997年度秋季大会予稿集

Koizumi, K., 1999: An Objective Method to Modify Numerical Model Forecasts with Newly Given Weather Data Using an Artificial Neural Network. *Weather and Forecasting*, **14**, 109-118

小泉耕, 1999a: ニューラルネットワークの構築法の改善について. 平成10年度全国予報技術検討会資料(気象研究所)

小泉耕, 1999b: ニューラルネットワークによる降水量予測(第2報). 日本気象学会1999年度春季大会予稿集

久間和生, 中山高(編著), 1992: ニューロコンピュータ工学. 工業調査会

Lee, J., R. C. Weger, S. K. Sengupta and R. M. Welch, 1990: A Neural Network Approach to Cloud Classification. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, **28**, 846-855

中荳洋一郎, 古関義幸, 田中みどり, 1992: 確率モデルの学習方式と診断への応用. 人工知能学会誌, **7**, 862-869

Quinlan, J.R., 1986: Induction of Decision Trees. *Machine Learning*, **1**(1), 81-106

Rissanen, J., 1978: Modeling by Shortest Data Description. *Automatica*, **14**, 465-471

Sarle, W. S., 1998: How to measure importance of inputs? <ftp://ftp.sas.com/pub/neural/importance.html> より入手可能

Sethi, I.K., 1990: Entropy Nets: From Decision Trees to Neural Networks. *Proceedings of the IEEE*, **78**(10), 1605-1613

鈴木秀男, 圓川隆夫, 1995: MDL基準による判別木の生成. 人工知能学会誌, **10**, 572-579

西健司, 韓太舜, 1992: MDL入門:情報理論の立場から. 人工知能学会誌, **7**, 427-434

柳野健, 1998a: 気象の予測と研究のためのニューラルネットワークI. 天気, **45**, 865-872

柳野健, 1998b: 気象の予測と研究のためのニューラルネットワークII. 天気, **45**, 907-913

第3章 エキスパートシステムの気象予測への利用

3.1 はじめに

(1) 人工知能とエキスパートシステム

人間の思考、認識、理解や創造などの知的能力の本質を解明して、人工的に模倣しようとして発達した学問に人工知能がある。研究の一つの手段として、計算機を用いて模倣的に知的能力を解明することが試みられた。

その後人間の知的能力の内、知識を重視して計算機上に知識を表現・利用する知識情報処理と呼ばれる技術が提案された。特に、専門家の知識を利用することにより、効率的な計算機処理が可能になった。これがエキスパートシステムの始まりである。第1図にエキスパートシステムの概略図を示す。本節ではエキスパートシステムがどのようなものであるかを示す。

(2) エキスパートシステムの定義

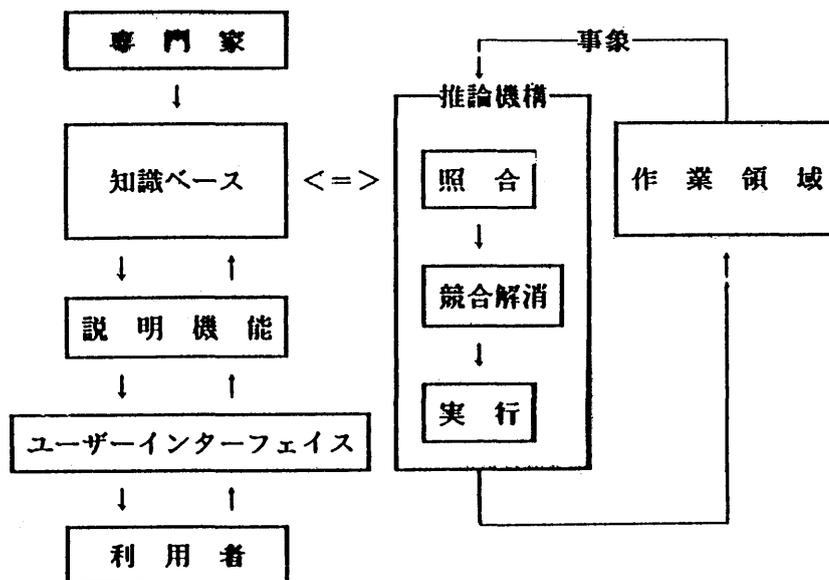
Hart(1989)はエキスパートシステムの定義として、Welbank(1983)の唱えた次の説が代表的であると言っている。

エキスパートシステムとは、ある限定された領域に関する広範な知識ベースを持ち、人間の専門家が行うような職務を遂行できるだけの複雑な推論機構を有したプログラムのことである。

この定義で重要なことは

- ①対象領域の選択
- ②専門家の広範な知識をどのように獲得・整理して、知識のデータベース(知識ベース)を作成するか?
- ③専門家のような推論をどのようにして行うか?

である。言い換えると、精度の高い知識が存在する領域を対象として選び、その領域の専門家から知識を獲得して知識ベースを作成し、利用することにより精度の高い推論をすることを意味している。しかし、対象とする領域の専門



第1図 エキスパートシステムの概略図

家から精度の高い情報を如何に得るか、またそれらの知識を如何に整理・利用するかが知識ベースの作成の成功に影響する。

(3) 知識ベースの構成

a) 知識表現

知識を①式に示す形式のルールと呼ばれる最小単位で表現する。

$$\text{IF } a \quad \text{THEN } x \quad \text{cf} \quad \text{①}$$

ここで、 a : ルールの条件部

x : ルールの実行部

cf : ルールの信頼度

*尚、本文では簡略化のため、ルールを a : x と表現する。

b) 知識群

いくつかの知識の集まりを知識群（ルール群）と言う。知識群の集まりが知識ベースである。知識群の並べ方も、次に述べる知識の並べ方に準じて行う。

c) 知識群内の知識の並べ方

個々のルールを並べて知識群を作成する。並べ方には次の3つの方法がある。

①単純並列型：

単純にルールを並べる方法で、順序を問わない方法。

②連鎖型：

概念の大きさや包含性に関わらず関連している知識を連鎖させる方法。

③木構造型：

概念や包含性の大きいルールから順に樹状に並べる方法。後で小泉(1995)の示す洗練化が利用しやすいように、できるだけ木構造で表現するのが望ましい。

(4) 推論機構

a) プロダクションシステムによる推論：三段論法を基礎とした推論である。

$$\text{IF } a \quad \text{THEN } b \quad \text{②}$$

$$\text{IF } b \quad \text{THEN } c \quad \text{③}$$

これにより、aが「真」の時、cは「真」である。

b) 分岐木による推論：

木構造を順に辿っていき、行き着いた葉の部分が「解」である推論。後述するように情報量が小さくなるように分岐・推論が行われる方法。

c) 信頼度による推論：

信頼度の最も大きなルールの組み合わせが選択・推論される方法。

(5) 気象予測への利用の課題とエキスパートシステムの客観化

a) 気象予測へのエキスパートシステムの利用と課題

気象予測のためのエキスパートシステムを構築するには、専門家（エキスパート）である予報官から知識を抽出・整理して利用しなければならない。予報官は非常に有用な知識を保有しているが断片的で単純な構造の知識から現象

を全体的に理解しようとする複雑な知識まで種々の段階の知識がある。近年予報官の知識や彼らの行った調査結果を整理して知識ベースの元となる概念モデルを作成する試みが広く行われている。そこで概念モデルをエキスパートシステムに表現することを試みた。

しかし予報官の考える概念モデルは複雑であり、全てをシステム化するのは非効率で、現在のパターン認識技術や人工知能技術では対応困難な面があり、簡略化や定量化が必要である。

b) 客観的エキスパートシステムの開発

専門家の知識の集大成である概念モデルのシステム化に当たっては、専門家の主観的知識を定量的に表現し、それらを組み合わせて客観的エキスパートシステムに構築する必要がある、開発には概ね次の手順が必要である。

- ①概念モデルを主観的・経験的知識に基づいて、木構造で表現する。各知識は定性的な表現のままでも良く、木構造に表現できる場合は直接④に進む。一般には定性的知識では木構造を作成するのは困難なので②に進む。
- ②定性的な表現のルールの特徴部の閾値や確信度をデータから客観的に決定する。
- ③各ルールを情報量に基づいて、木構造に表現する。
- ④木構造のルール群をニューラルネットワークに変換し、新たなデータを取り込んで学習し、閾値の洗練化を図る。

専門家により①の概念モデルの木構造への表現ができれば、直ちにニューラルネットワークに変換して実際のデータによる学習をさせることにより、客観的エキスパートシステムを作成できる。概念モデルを木構造に表現するのは簡単ではない。困難な場合は②に進む。②以降の作業はすべて客観的手法によって行われる。

第2図は、予報官や調査結果からの定性的な知識を整理して知識ベースの元となる概念モデルを作成し、その概念モデルを計算機上のプログラムであるエキスパートシステムとして表現したもので、①の部分に該当する。定量的な気象予測システムを作成するためには、さらに②、③、④の順に作業を進め、客観化・洗練化を計る必要がある。

主観的な知識を統計的な手法により客観化を計り、さらにニューロネットワークを用いて洗練化する技術を組み合わせた客観的なエキスパートシステムの構築手法は簡便であり、客観的に作成できる面からも将来性があると考えられる。

以下では①の現象の選択から概念モデルの作成の主観的手法と②、③、④の客観的手法に大別して記述されているが、知識を整理する主観的作業の方が時間と労力を多く要するので、量的に多く記述されている。

3.2 対象領域の選択

(1) 気象予測の課題

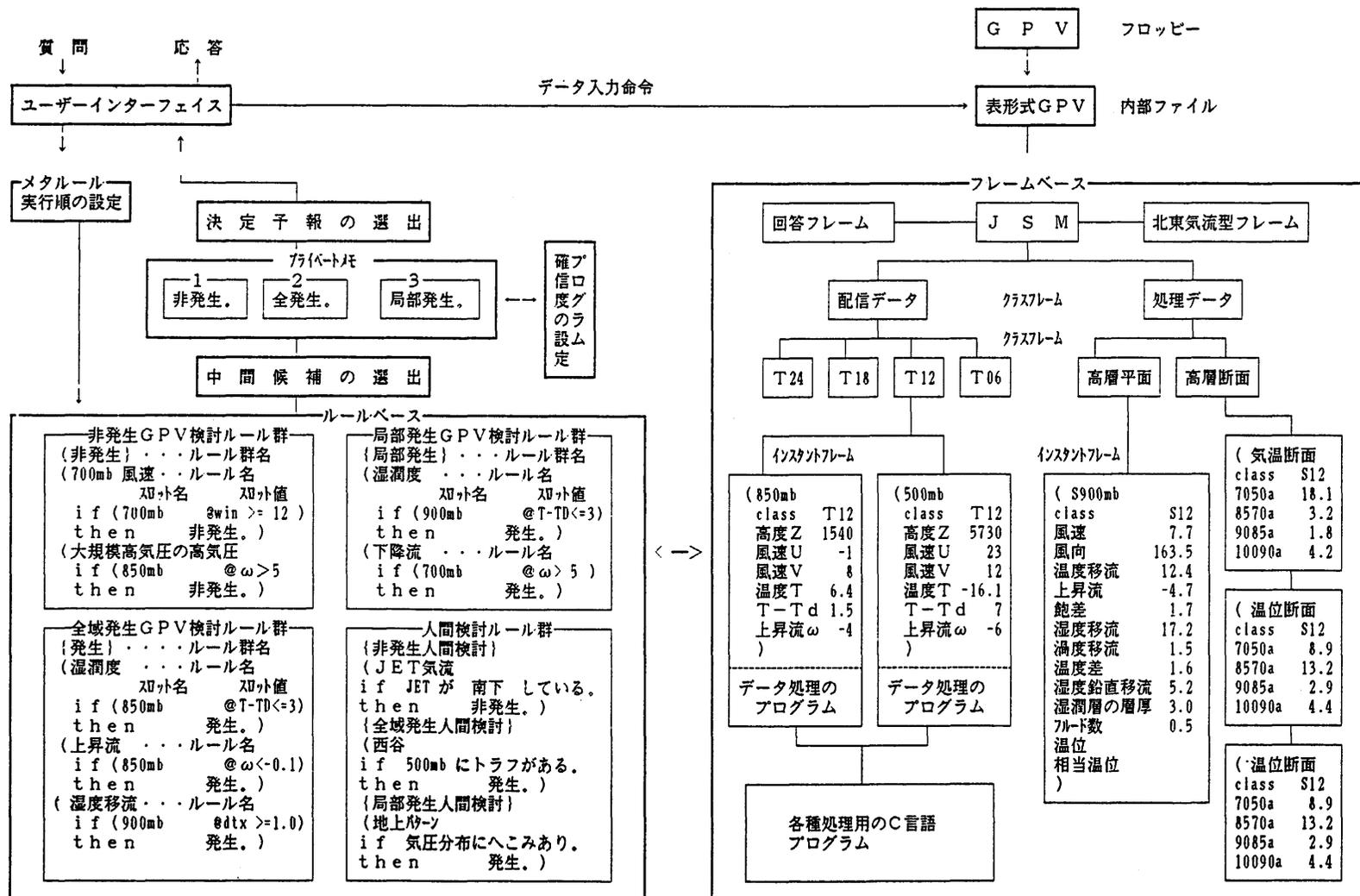
一般にエキスパートシステムにふさわしい課題は以下の三条件を満足する必要がある。

- ①担当者である専門家が課題に関する解決のための知識を有していること。
- ②専門家の知識が比較的簡単に抽出可能であること。
- ③対象の解が物理的又は化学的数式で導出困難か、或いは可能であっても経済的コストが非常に大きくなる可能性の大きい課題（一般に悪構造「ill-structure」の課題と呼ばれる）であること。

このような条件から見て、我々の気象予測の分野ではどのような対象がエキスパートシステムにふさわしいかを考えてみたい。

大気中には総観規模現象から中・小規模現象まで、種々の規模の現象が混在して各地の気象を支配している。そのうち総観規模現象に関しては理解が進み、その予測は数値的にかかなりの精度で数値予報や各種のガイダンスとして示され、予測の中心的資料となっている。また総観規模現象の予測は現場にも知識が多くあり、①や②の条件は満足しているが、すでに数値予報が行われているので③の条件に当てはまらず、エキスパートシステムとしてはふさわしくない。

エキスパートシステムの構造



第2図 気象予測のためのエキスパートシステムの構成図

中規模現象はまだ気象学的理解が十分でなく、ライフタイムが短いので予測可能時間も短く、技術的に困難な問題が多いので③の条件には当てはまる。小規模現象はライフタイムが非常に短く予測対象として現段階で取り上げるのには困難が多すぎるので、中規模現象を主体に取り上げたい。中規模現象も①や②の条件を満足する知識の抽出・獲得には問題があるが、近年研究が進んできているので、知識の獲得に工夫を講ずればエキスパートシステムとしてふさわしい対象領域となる可能性がある。

(2) 中規模現象の予測について

中規模現象の予測にはスケールに応じて種々の予測方法があるが、それぞれ長所と短所があり、すべての現象に万能な方法は確立されていない。第3図に中規模現象の予測に関する予測手段の有効性と予測時間との関係についての概念図を示す。

中規模現象は全般に持続時間が短いので、二宮(1991)の指摘するように予測に費やす時間をできるだけ圧縮しなければ予測の有効性がなくなってしまう。現象の線形補外による予測は簡便で他の方法に比べ精度が比較的高い実用的な予測手法であるが、3時間以内の短時間予報のみに有効である。3時間を超える予測にはメソスケールの数値予報が原理的には最も有望であり今後の発展が期待される。

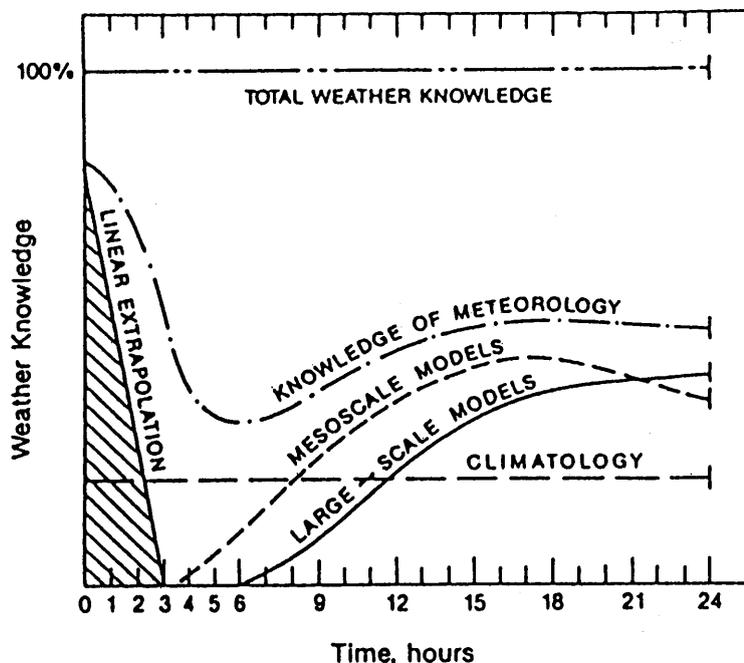
中規模現象は発生原因から

①地形に強制されて発生する型

②地形と関係なく自由に発生する型

に分類される。①の地形強制型の現象でも地形に②の効果が混合したものや周辺の総観規模場に関連するものなども多い。逆に②の自由型と見られる現象でもほとんどが地形や総観規模場と深い関わりをもっていることが分かってきた。

第4図に平成2年から6年の5年間に全国予報技術検討会で検討された日本周辺に見られる中規模現象のうち気温を主とする例を示す。これらの現象の内、いくつかの現象について知識を整理して概念モデルが作成された。



第3図 メソスケール現象の予測に関する予測手段の有効性と予測時間との関係

3.3 中規模気象現象の予測知識の獲得と整理の方法について

3.3.1 はじめに

(1) 知識の獲得方法について

対象領域が選択されると、次にその領域に関する知識を獲得しなければならない。知識の獲得には

- ① 専門家である予報官から知識を獲得する方法
- ② 過去の調査や文献から知識を獲得する方法。
- ③ 気象データから学習により、客観的に知識を獲得する方法

の3つの方法がある。

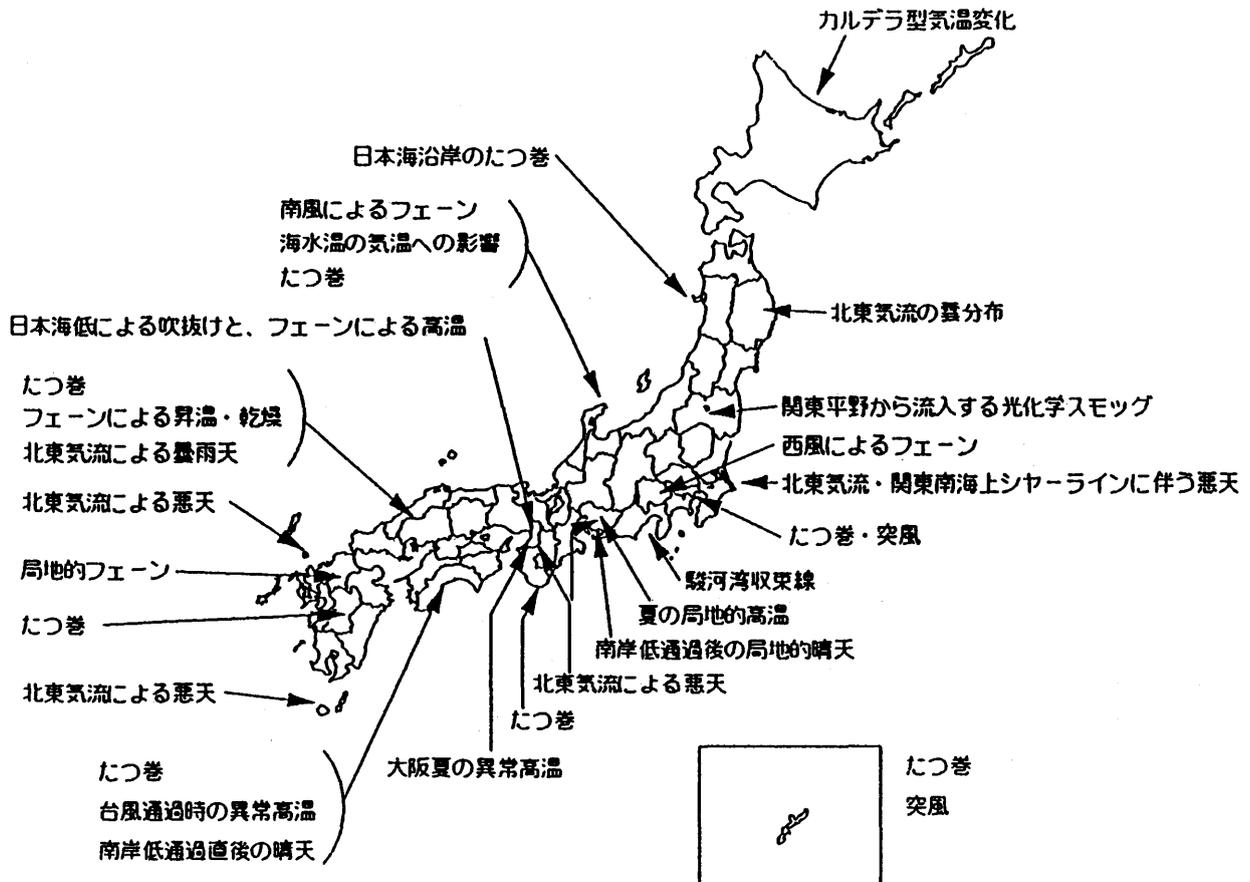
(2) 獲得知識の整理について

獲得知識の整理には次の4種の方法が考えられる。

- ① 個々の知識を羅列的にならべる方法
- ② 個々の知識をグループ分けする方法
- ③ 多くの事例から概念モデルを構築する方法
- ④ 学習により客観的に獲得した知識を客観的に整理する方法

3.3.2 予報官からの知識の獲得と整理の方法

本来、エキスパートシステムは専門家から知識を獲得して作成するものである。気象予測の分野の専門家は予報官である。シビア現象を始め種々の中規模現象の予測には人による主観的監視や予測が有効であると言われているが、



第4図 気温を主とする各地のメソ現象例

第1表 予報官の予報とエキスパートシステム (ES) の相関係数の比較。
優秀な予報官ほどシビアーな現象に強い。

全てのひょうの相関係数			大きなひょうの相関係数		
氏名	予報官	ES	氏名	予報官	ES
A	0.48	0.38	A	0.46	0.41
E	0.47		B	0.40	
D	0.45		F	0.36	
B	0.43		G	0.34	
C	0.42		E	0.30	
G	0.39		D	0.30	
F	0.35		C	0.27	

主観的監視や予測に当たる予報官の知識や技術について検討する必要がある。

予報官の知識を利用するためには、予報官が予測に役立つ専門的知識を真の意味で有しているかが問題である。Stewart他(1989)は多くの予報官の協力を得て予報官による電をもたらしシビアー現象の予報のテストを行い、各予報官の予測技術の優劣を比較・評価した。その結果、第1表に示すように優秀な予報官とそうではない予報官の予測技術に大きな差があること、又優秀な予報官の予測には一貫性があることが示された。

一般に、予報官の知識は経験的知識と学術的知識に大別される。経験的知識は過去に経験した事例に基づくもので定性的な知識が多く、定量的な表現は困難である。又彼らの有する学術的知識は本来体系付けられたものであるが、実際の予報作業時に細部に渡って学術的知識を利用するのは時間的に困難である。このような状況では予報官からのインタビューや予報官の作業の解析から知識ベースを作成するのは大変な困難が予測される。また現状は人事異動などの影響で優秀な専門家が育ちにくい環境にあり、優秀な予報官を探し出し、知識を抽出するのは非常に困難である。

また、アメリカの予報官はシビアー現象のような中規模気象現象の予測経験が豊富であるが、日本の予報官はこれまで総観規模擾乱に伴う広域的予測に重点を置き、中規模現象の予測に取り組んだ経験が少ない。しかし、予報官は定性的であるが知識を有しているので、知識の獲得は可能である。

現状では知識の整理の形としては並列型が主であるが、分岐木のようなグループ分けした整理法が望ましい。

3.3.3 気象の文献からの知識の獲得と整理の方法

予報の現場では以前から多くの調査や研究が行われ、調査結果は事例解析として報告されてきた。しかし、事例解析は予測に用いる場合、同じ状況が再現されることはないので利用には工夫が必要である。気象学では近年このような事例解析を整理して予測に用いる目的で概念モデルを作成しようとする動きが出てきた。

総観規模現象の予測に低・高気圧や前線の概念モデルが用いられているように、中規模現象の予測にもふさわしい概念モデルを作成して利用しようとする考えがここ10年来提唱されている。

Browning(1985)は「conceptual model (概念モデル)」について、満たすべき次の6条件を示した。

- ①通常の観測手段で特定できること。
- ②ライフサイクルが示されていること。

- ③発達・衰弱の要因が理解されていること。
- ④構造が明らかになっていること。
- ⑤発生を判断する手掛かりが得られていること。
- ⑥移動の指標が与えられていること。

二宮(1991)は予報官による主観的監視・予測には概念モデルの形に集約された知識に基づいたパターン認識の役割が最も重要であると指摘している。また、饒村(1991)、檜尾(1991)はメソ概念モデルの量的予報への利用の可能性を示唆した。

二宮(1991)は概念モデルを「気象現象の総合的特徴を単純化・抽象化し、象徴的概念図に集約した知識」と呼び、多くの事例研究や経験的知識、現象を理解するに足る物理的知識などの統合的集約のエッセンスとしてまとめられたものと述べている。

総観規模現象に関する概念モデルとしては「極前線と低気圧」が有名であるが、中規模現象の概念モデルとしては米国のスーパーセルの雷雲が良く知られている。

これらのメソ天気系概念モデルにも、現象の発生前、発生時、最盛期、消滅期の各ステージのみを記述するものから現象の発生から消滅までのライフサイクル全体や周辺の間との関連まで共に表現するものまで、いろいろな種類や段階のものがある。

檜尾(1992)は中規模現象を概念モデルに表現するに当たり、メカニズムの重要性を強調し、概念モデルを次のような5段階で考えることを提案した。

第I段階：単一の観測量を統計的に分類し、ライフサイクルや移動型は明らかにされているが、他の気象要素との関連が不明の段階。衛星の雲画像の分類やレーダによる特徴的な降水型の分類などが含まれる。

第II段階：雲や雨域等のパターンと気温や風等の気象要素との関連が明らかにされているが、関連する大気塊の成因について確認されていない段階。例えば降水域と地形的な風の収束線との関連のモデルで、収束線の成因が不明の段階が相当する。

第III段階：大気塊の成因について理解されているが、定性的に止まっている段階。

第IV段階：第III段階を構成する大気塊の一部について各物理量との関連が理論的・定量的に理解されている段階。

第V段階：構成する大気塊すべてについて第IV段階が完成している理想的な段階。

高段階のモデル程良いモデルと言えるが、鈴木(1991)は良い概念モデルを作成するためによく知られた、出現頻度の高い現象を選ぶことを薦めている。よく知られた現象は経験則が得られやすく、出現頻度の高い現象はデータが豊富なので統計処理がしやすいためである。また、過去の調査をよく整理することも薦めている。調査により解明されている点や、まだ解明されていない点を把握する。統計的調査により現象の平均的な姿を捕らえると共に、事例解析を集めて典型例を選び、ライフサイクル毎に周囲の総観規模場や中規模現象内の構造や変化を明らかにすることにより、当面目標とする第II～III段階の概念モデルが作成できること、及びその概念モデルの備えるべき要件として次の3条件を示した。

- ①ライフサイクルを示す。
- ②各種データの解析結果相互の関連を示す。
- ③大気の物理量を数値で記述するように心掛ける。

ここでは関東地方で良く問題となる北東気流についての概念モデルを取り上げ、そのエキスパートシステム化の試みを検証し、考察を行うことにより問題点を明らかにしたい。

3.4 北東気流の概念モデルについて

3.4.1 北東気流の概要

北東気流の現象は「関東の北に高気圧が位置し、北東風が吹き、曇天で、気温が平年より低くなって降水の起こりやすい現象」として古くから予報の現場では知られていたが、実態の把握があいまいな状況が永く続いていた。しかし近年、真島(1980)、櫃間・成川(1980)、長谷川(1982)、山岸(1983)、岩瀬(1985)等、多くの調査が続けてなされ、発現時の総観場は寒気移流場であり、高気圧の北偏に伴う不安定現象で、中部山岳を分流・迂回後再合流する気塊による雲形成メカニズムがもたらす現象であることが明らかになってきたが、“北東気流の現象の立ち上がりの早さや相当な降水をもたらす”などの現場における実感とは差があった。加藤(1983)は下層の中小規模の雲域が上層のトラフに伴う上層雲の接近による相互作用により変質・急発達して中規模現象の発達に相当する上昇流を呈することを示し、地形性の収束による雲域だけでなく総観場の影響による雲域も存在することを示した。また北東気流の現象は形態よりメカニズムの研究の方が先行したために、実像が掴めないジレンマの状態が続いた。鈴木・安東(1992)は気象衛星と高層観測のデータを用いて、北東気流に特徴的な雲域パターンをN型、U型、K型、A型、O型の5パターンに分類し、それらの構造も調べた。彼らの研究により北東気流の現象が概念の中だけでなく、雲域が形として把握されイメージが実感されるようになった。

一方北村(1990)は悪天の広がる領域から、

- ①北海道から関東地方にかけての広範囲型（「ヤマセ」）
- ②関東地方中心に広がる型
- ③沿岸、内陸それぞれ小規模に局在する型

のように分類した。以下ではそれぞれのパターン別に、加藤(1983)の分類に従い、構造やメカニズムについて検討が行われる。

3.4.2 北東気流の構造やメカニズム

(1) 上層トラフの影響を受けなかった雲域の構造

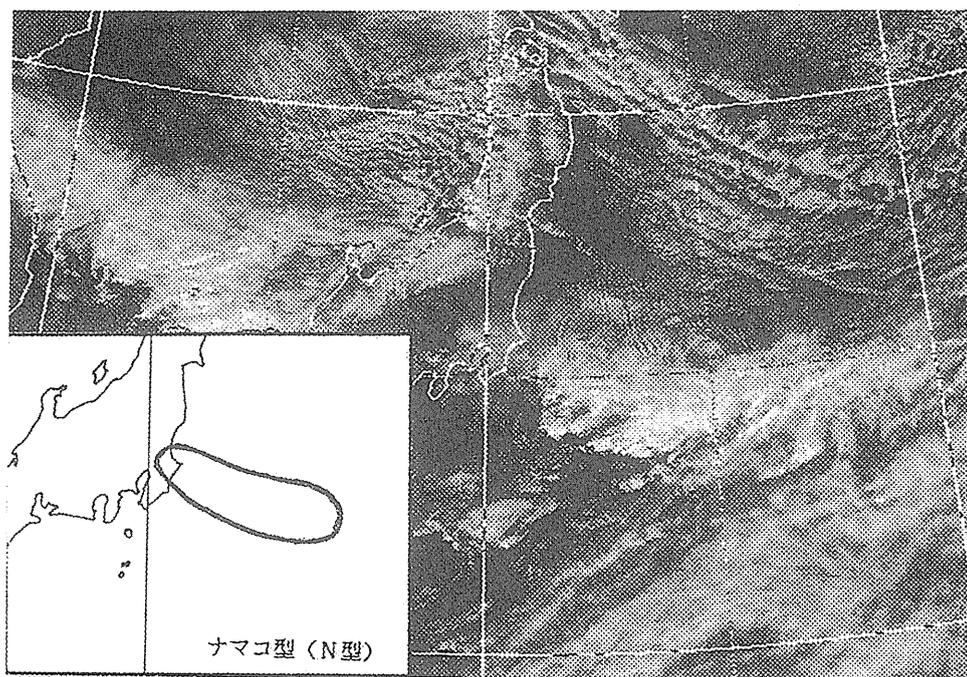
冬型気圧配置が弱まり北西風も弱まってくると、中部山岳を北回りして北東風となって関東南岸に達した気塊と中部山岳を南回りに分流して西風となった気塊が駿河湾沖付近で再び合流して収束することにより発生する。第5図に示す雲域が典型的であるが、構造的な特徴は次の通りである。

- * 雲の南縁は西風と北東風のシャーラインと一致している。
- * 800hPaより上層では西～北西風が吹き寒気移流である。
- * 800～900hPa付近に安定層が存在する。
- * 安定層より下では雲域内で湿度60%以上の湿潤層である。

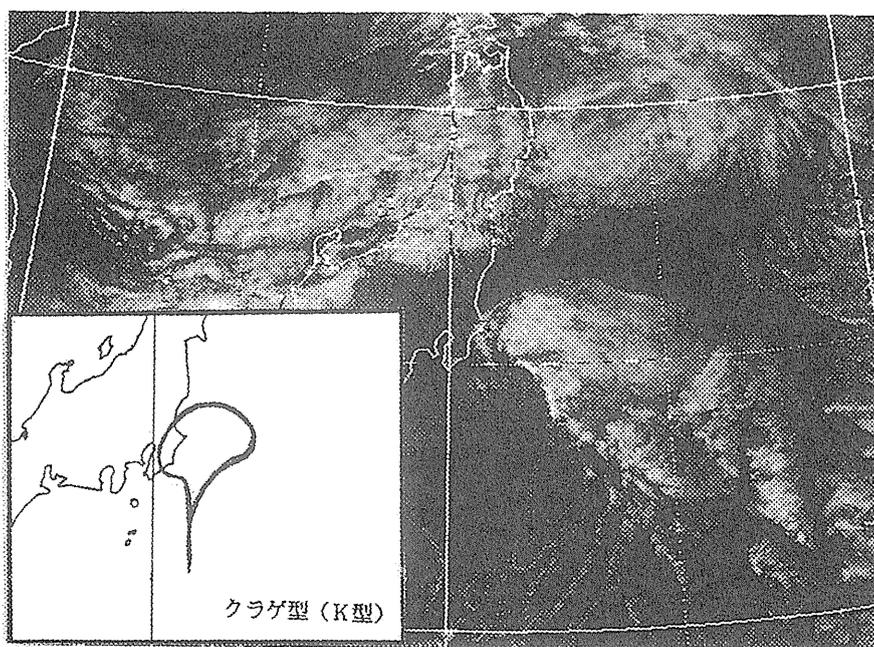
(2) 上層トラフの影響を受けた雲域の構造

トラフの動きに呼応して発達しながら北東進する。第6図に示す雲域が典型的で、さらに入田・土井(1993)による雲域内の中規模小低気圧の発生、また関東地方周辺の収束線と結びついて発達する降水をもたらす現象が含まれる。構造的な特徴は次の通りである。

- * 雲の西縁では東よりの風と南西風とのシャーラインが見られる。
- * 700hPa以下の層が暖気移流になっている。
- * 湿潤層が厚くなる。
- * 発達時に上層雲が接近する。
- * 500hPaの渦度が接近する。



第5図 上層トラフの影響を受けなかった雲域



第6図 上層トラフの影響を受けた雲域

3.4.3 北東気流のシミュレーション

(1) シミュレーションについて

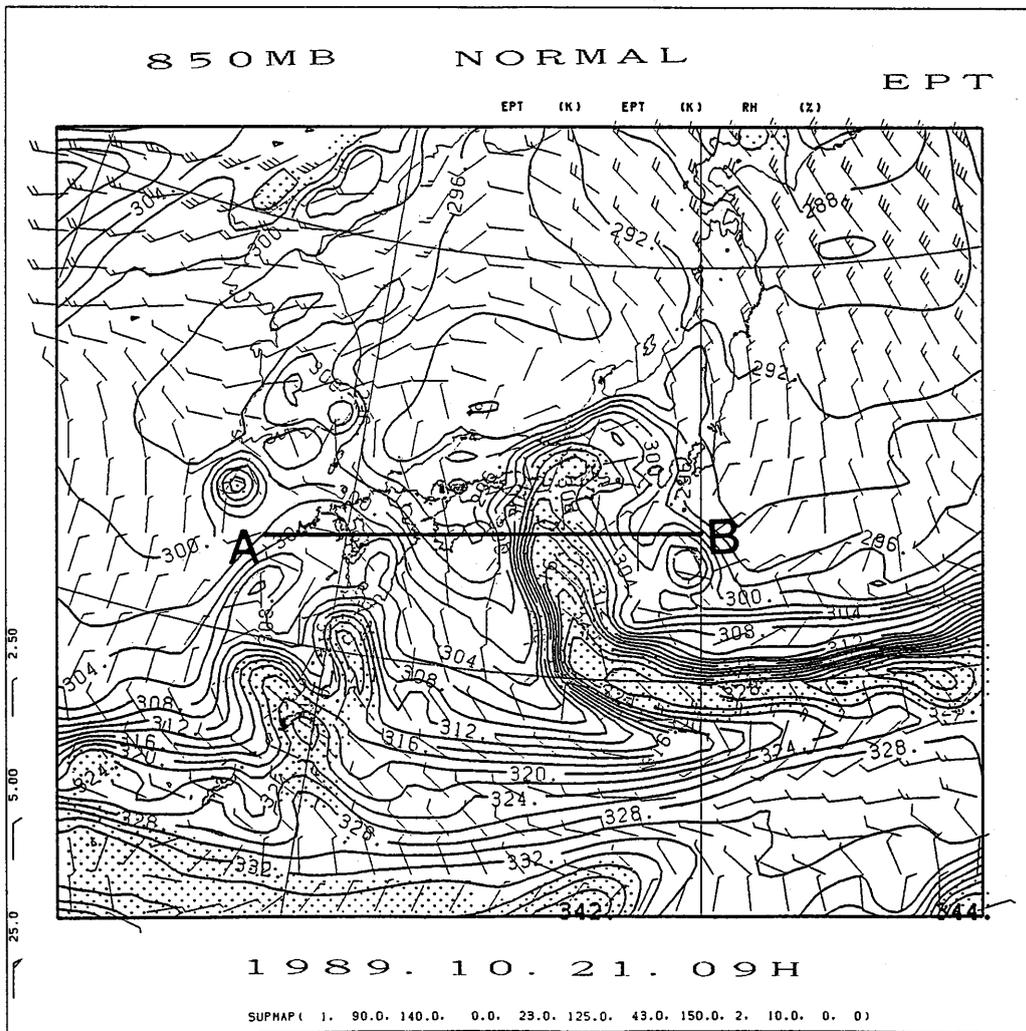
山岸(1983)は63.5kmメッシュの数値予報モデルを用いてシミュレーションを行った。第7(a)図に野口(1991)による40Kmメッシュで行った北東気流の雲域のシミュレーションと実況を示す。かなり良く予測されているが、位置的に西にずれている。図中A-B間の東西断面図を第7(b)図に示す。

高度3000m位まで湿潤で相当温位が高い。

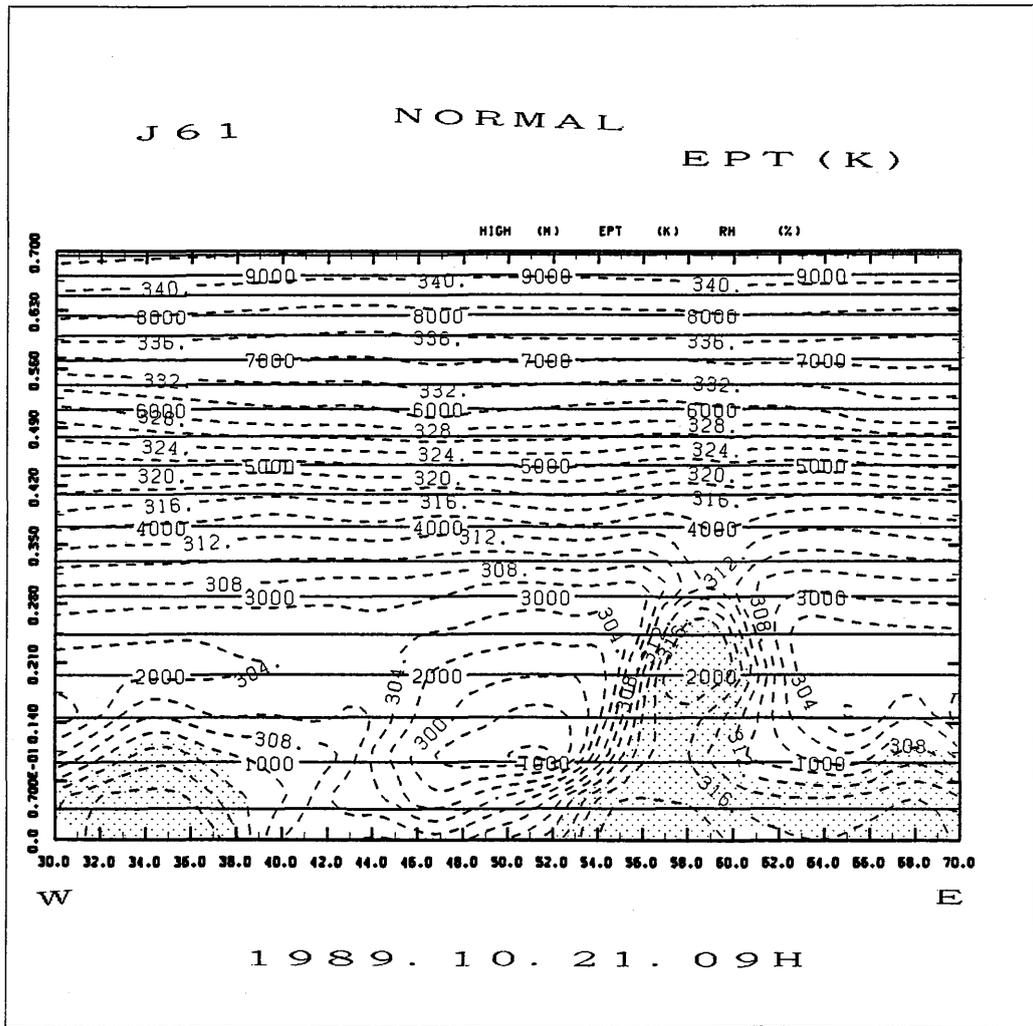
(2) シミュレーションとエキスパートシステム

予報官は日常この「ずれ」を定性的に補正して利用している。このように良くシミュレートできていると考えられている問題でも、その地域の予測という細かい視点で見ると予測できていないので、「悪構造(ill-structure)の課題」と言える。

完全な数値モデルができれば予報官の存在は希薄になり、エキスパートシステムの予報の道具としての意義もなくなってしまうだろう(もち論、今起こっている現象の説明をさせるとか、情報文を作成させるとかのこともエキスパートシステムに行わせるべき仕事として考えられるので、エキスパートシステムそのものの存在意義がなくなってしまうわけではない)。しかし、現状ではモデルは完璧ではなく(恐らく将来に渡っても)、なんらかの解釈を加えてやらなければならない点に、予報官の経験や知識が必要とされているのであり、その予報官の経験や知識を集約したものとしてエキスパートシステムの存在意義がある。



第7(a)図 上層トラフの影響を受けた雲域のシミュレーション、850hPaの相当温位の盛り上がりが見られる。



第7 (b) 図 図中A-B間の雲域の鉛直断面図、
300mまでの湿潤である。

3.5 北東気流発生予測のエキスパートシステム

3.5.1 はじめに

野口(1991)は前述の北東気流の概念モデルを整理し、また予測に関する経験的知識も収集・整理して、エキスパートシステムの作成を試みた。

システム化を目指す立場から見ると、鈴木・安東(1992)の分類は主観的で、また細部に拘り過ぎの面が見られる。北東気流のメカニズムからは、加藤(1983)が示したように上層トラフの影響を受けた雲域 (K型と発達したU型) と受けなかった雲域 (N型, A型, O型) の大きく2種があり、その中間として種々の雲域があると分類するのが現実的である。

また北村(1991)と加藤(1983)、鈴木・安東(1992)との大きな違いは「やませ」を北東気流のカテゴリーに入れるか入れないかである。気象現象から見ると北村(1991)の①と② (P 8 参照) は似た現象を示すが、多くの研究者は①の「やませ」を北東気流に入れていないので、ここでは①を取り入れないで、②と③に限定する。北村(1991)の②は加藤(1983)の上層トラフの影響を受け広く広がり降水をもたらす雲域に相当し、③は上層トラフの影響を受けず局部的に曇る雲域に相当すると考えられる。

小泉(1992)は野口(1991)による北東気流型悪天予測へのエキスパートシステムの利用の提案に基づき、新L-

ADESS端末上にオンラインデータで稼働するエキスパートシステムを試作した。

以下は小泉の研究を中心にエキスパートシステムの概要、実行例及び予測結果の検証等について紹介する。

3.5.2 北東気流型悪天予測システムの概要

(1) システムの環境

- ①新L-ADESS上で動作するため、C言語でプログラム。
- ②データはJSM狭域データとASM広域データを使用。
- ③天気図の画面表示等には日立社提供の拡張CGIと呼ばれる関数群を使用。

(2) 処理の概要

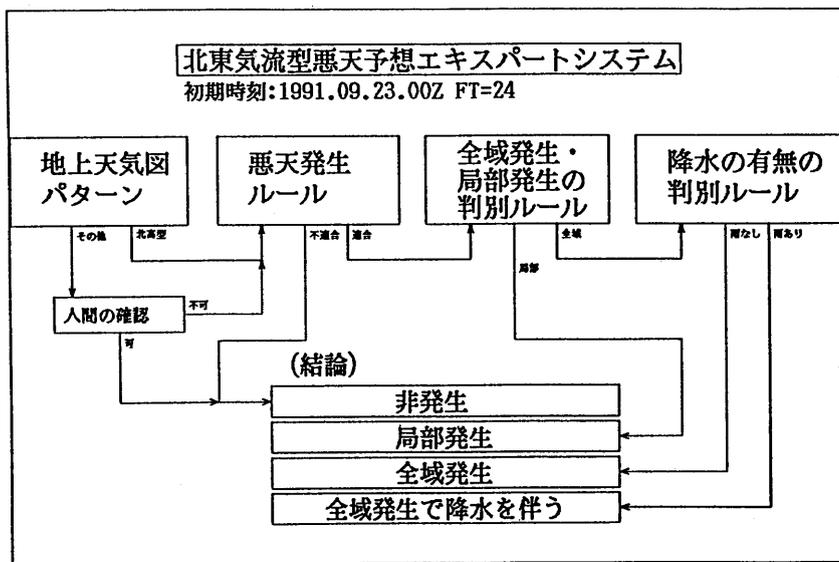
第8図に全体の流れを示すように次の番号順に推論を進める。

- ①北高型の判定を行う。
- ②発生の有無の判定を行う。
- ③発生域の判別を行う。

北東気流の雲域の型を予測するのは困難であり、また出現する場所で悪天域の広がりや現象が異なってくるので、雲域の型を実際の子報に利用するのは難しい。しかし北東気流は種類によってメカニズムに差があり、雲域の広がりの特徴があるので、次のような型別発生領域を用いることにした。

- *上層トラフの影響を受けなかった雲域・・・関東地方の一部（20%～80%未満）で曇域が発生しやすい。局部発生と称する。
- *上層トラフの影響を受けた雲域・・・・・・関東地方の全域（80%以上）で曇域が発生しやすい。全域発生と称する。

- ④悪天程度大きさの判別を行う。
- ⑤天気図のパターンについては計算機による処理が困難なため、天気図と質問を表示して、操作者に判断して入力してもらう。



第8図 北東気流悪天予測エキスパートシステムの処理フロー図。
1991年9月23日00Zを初期値とする24時間後の予想について太線で示す。

⑥出力について。

本システムは推論結果を表示するだけでなく、どのルールを満たして結論に達したかを、ディスプレイまたはプリンターに一覧表示するようになっている。これによって、ユーザーは単にブラックボックスから結論を受け取るのではなく、システムがどういう推論過程で結論を出したかを知ることができる。

(3) 北東気流型悪天予測のルール

A. 北高型の判定ルール

a) 最大気圧による判定

第9図は新L-ADESSで配信されるASM広域の格子点を示す。図中の太線のそれぞれについて、地上気圧が最大となる格子の位置を求める。3本の線のいずれかにおいて最大気圧を取る格子点がX印で示した格子の範囲内に入れば北高型とする。

b) 夏型気圧配置の排除

ただし、①では第10図のようなパターンを北高型としてしまうので、第11(b)図の丸印で示した格子点の値が

* 850hPaの気温が15度以上、または500hPaの高度が5850m以上の時は北高型ではない。

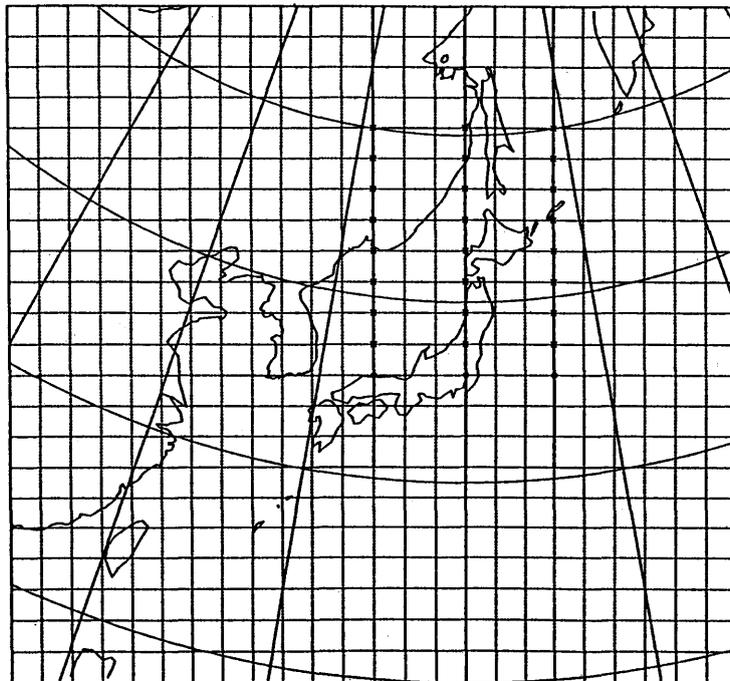
c) 問題点

第11図のような気圧型が夏型排除のルールのため北高型ではないことになる。

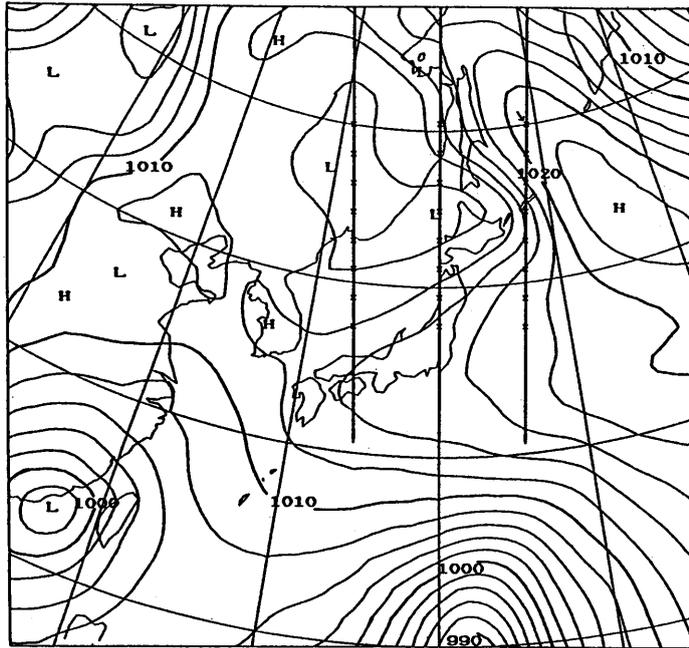
* システムを使用する操作者に判断の負担がかかる。

B. 発生の判断ルール

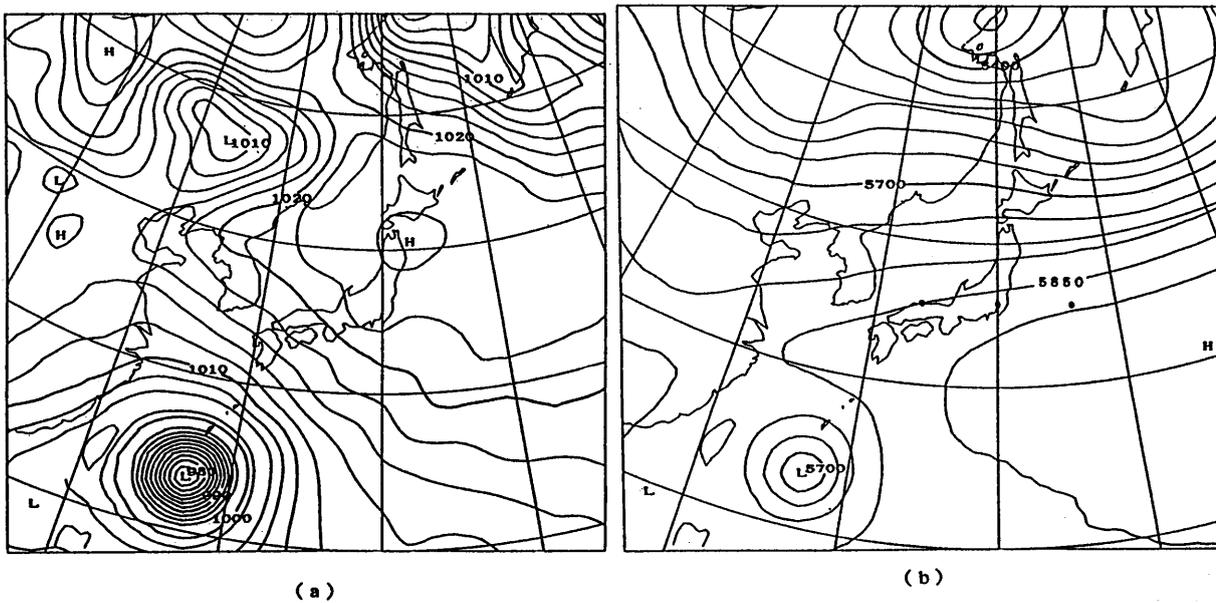
第2表に発生判断のための野口(1991)によるルール群を示す。表中(人間判断)とあるルールは、画面上に天気図と質問文を表示し、マウス操作によって人間の判断を入力するようになっている。



第9図 新L/Aで配信されてくるASM広域GPVの格子点。北高型の判定には太線の範囲で地上気圧が最大となる点を求め、それがX印の点であれば北高型とする。ただし、丸印の点で500hPa高度が5850m以上または850hPaの気温が15度以上となった場合は北高型ではない(夏型排除ルール)



第10図 夏型排除ルールを用いない場合に北高型と判定される例(1991年9月5日00Zを初期値とする24時間後の地上気圧)。矢印で示した格子点が最大の地上気圧となった。等値線の間隔は2 hPa。



第11(a)(b)図 夏型排除ルールのために北高型でないと判定された例(1991年9月25日00Zを初期値とする24時間後の予想値)。(a)地上気圧。(b)500hPa高度。等値線の間隔は50m。黒丸で示した点が夏型排除ルールで参照される点。

a) 中規模現象の条件 (基本ルール)

- ① 関東南部の下層が湿潤，または暖湿気の移流のルールで，3つの条件のうち2つ以上満たせば適合とする。
- ② 風向が北東である条件。

第2表 北東気流型悪天の発生/非発生を判断するためのルール

<p>〔発生/非発生を判断するためのルール〕</p> <p>① A. $TTd850 \leq 3.0$ OR $TTd900 \leq 3.0$ B. 900mb 相当温位移流 ≥ 5.0 C. 850mb 温度移流 > 5.0 OR 900mb 温度移流 > 5.0</p> <p>② 10. \leq 関東の東の海上の風向 ≤ 80.</p> <p>③ 南北平均 $T850-700 < 6$. OR $\theta 850-700 > 5$.</p> <p>④ 北東平均 $Tsfc-900 > 9$. OR $\theta e900-850 \leq 0$.</p> <p>⑤ 850mb の等温線が関東で南下・西日本で北上</p> <p>⑥ 日本海にサーマルトラフがある。</p> <p>⑦ 渦度の零線が関東の北にある。</p> <p>⑧ (人間判断) 関東の地上は東南東にのびる高圧場の中にある。</p> <p>⑨ (人間判断) 500mb の谷は抜け、850mb の温度集中帯が関東付近にある。</p> <p>⑩ (人間判断) 関東地方は合流場である。</p> <p>⑪ (人間判断) 500mb の負の渦に、関東付近で割れ目がある。</p>

③ 850~700hPa間が安定であること (中部山岳を回り込む風が吹くために必要)。

④ 最下層が不安定であること。

b) 総観規模現象の条件

⑤から⑪は総観規模の場との関係を示したもので、ここでは詳細に述べないが解析的研究によって得られてきた経験的知識が反映されている。

c) 発生の判定

ここでは発生の条件として、これらの11個のルールの内、4個以上を満たすこととしている。4個という数字の根拠は、基本ルールである①から④をすべて満たした時はそれだけで発生と考えてよいという判断からである。

C. 発生領域判断ルール群

第3表は全域発生するか、局部発生で済むかを判断するためのルールである。ここでは全域と局部の内、適合した「ルール数の割合」が大きい方が起こるといふ「多数決方式」を取っている。

D. 悪天の程度が大きいことを判断するルール群

第4表に掲げたルールを検討し、一つでも満たせば「全域発生で、かつ、悪天の程度が大きい」という結論になるようになっている。

3.5.3 実行例

1991年9月23日の00Zを初期値とする24時間後の予測を例に、使用法を説明する。

① 北高型の判断

プログラムを起動すると、新L-ADESSで配信されている最新の数値予報GPVの初期時刻を表示し、何時間先の予測を行うかを聞いてくる。24と入力してリターンキーを押すと、次に500hPa, 850hPa, 地上気圧の各マップを表示し、北高型かどうかの判断結果が表示される (第12図)。この場合は北高型と判断されたので、次に進む。

② 発生/非発生の判断

人間判断のステップでは第13図のように質問に該当する高度マップと質問文を表示するので、YESまたはNOで回答する。人間判断が終了すると、第14図のように発生/非発生の判断結果を表示する。この例では第2表のルー

第3表 北東気流型悪天が全域発生か局部発生かを判断するためのルール

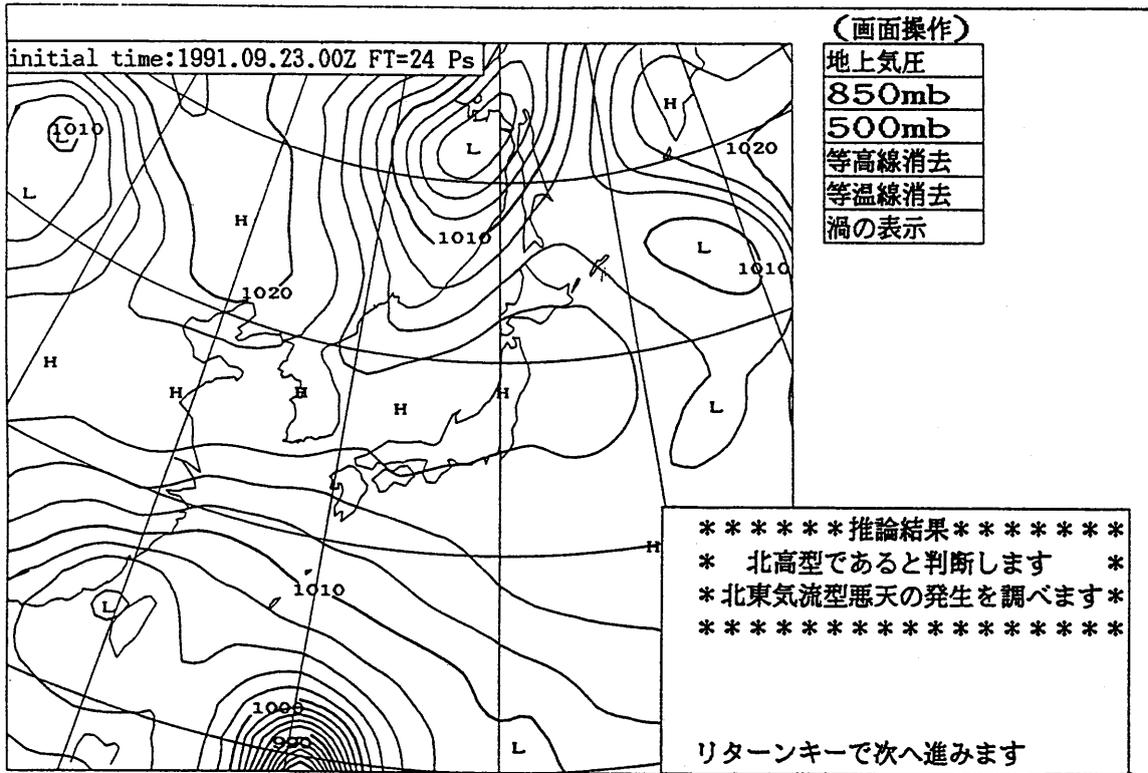
<p>[全域発生のルール]</p> <p>① $DWL > 2$.</p> <p>② 渦度の移流 $avor850 > 2$. OR $avor900 > 1$.</p> <p>③ 温度勾配 $850mb > 3$. OR $900mb > 3$.</p> <p>④ $R_{sfc} > 1$.</p> <p>⑤ 南北平均 $\theta_{e850-900} \leq 0$.</p> <p>⑥ $130. \leq 900mb$ 風向 ≤ 250 .</p> <p>⑦ $190. \leq 700mb$ 風向 ≤ 260 .</p> <p>⑧ $700mb \omega < 0$.</p> <p>⑨ 850mb の正の渦が近くにある</p> <p>⑩ 500mb の渦が接近</p> <p>⑪ 300mb の渦が接近</p> <p>⑫ (人間判断) 125~137E に明瞭なトラフがある。</p> <p>⑬ (人間判断) 逆位相の場が関東地方に接近している。</p> <p>⑭ (人間判断) 寒冷渦が沿海州から日本海付近にある。</p> <p>[局部発生のルール]</p> <p>① $700mb \omega > 5$.</p> <p>② $TTd700 > 9$.</p> <p>③ 700mb 温度移流 < 0 . (寒気移流)</p> <p>④ 850mb 温度勾配 ≤ 3 .</p> <p>⑤ $R_{sfc} < 1$.</p> <p>⑥ $270. \leq 850mb$ 風向 < 330 .</p> <p>⑦ 850mb 相当温位移流 < 0 .</p> <p>⑧ (人間判断) 関東の西に弱いトラフがある。</p>

第4表 北東気流型悪天が全域発生する場合、悪天の程度が大きくなるかどうかを判断するためのルール

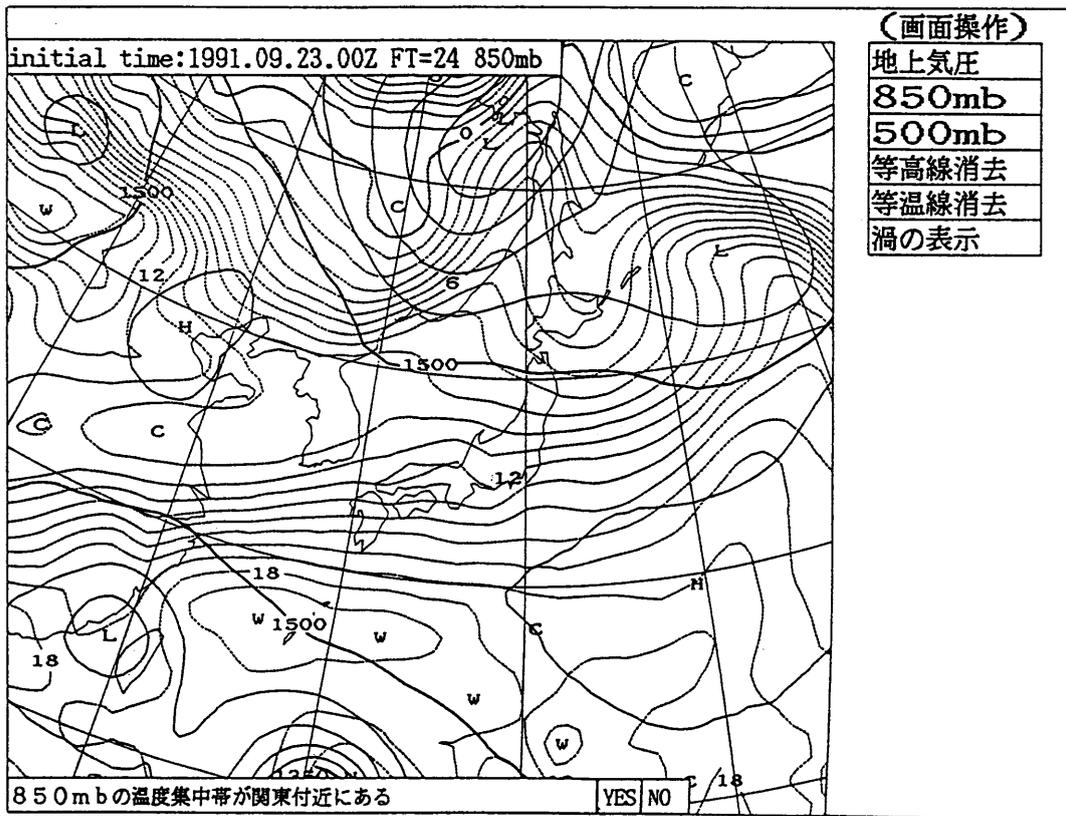
<p>[悪天の程度が大きいことを判断するルール]</p> <p>① (人間判断) 地上で関東の南海上32N 以北に前線がある。</p> <p>② (人間判断) 850mb で2本の前線帯に挟まれた発散軸は38N 以北にある。</p> <p>③ (人間判断) 関東付近に低気圧がある。</p> <p>④ (人間判断) 地上で関東南部に凹みがある。</p>
--

ルうち②③④⑨⑩を満たしたので適合ルール数が4以上となり、発生と判断され次のステップに進んだ。なおこの時のJSMでは関東地方の中・下層は乾燥しており、JSMの雲量をそのまま使えば中・下層雲の発生はないことになる。

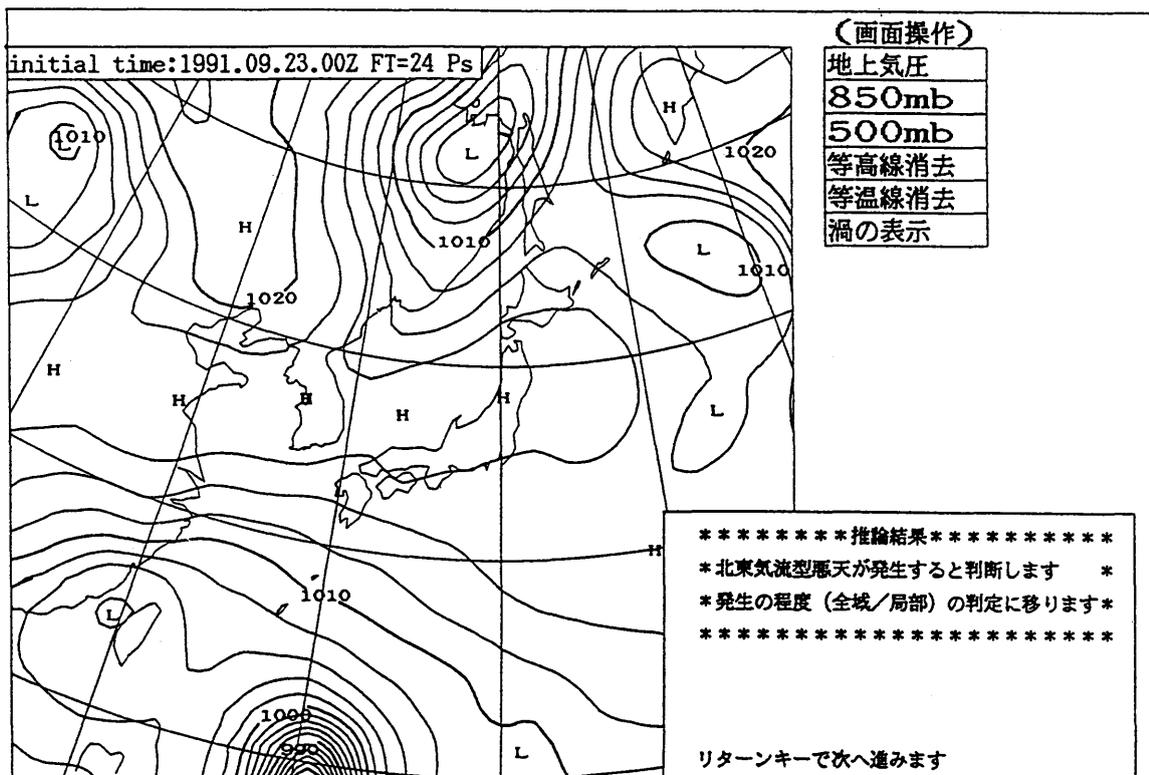
③ 全域/局部発生の判断



第12図 北高型判定結果表示画面



第13図 人間判断の入力画面。操作者は画面下部に表示された文章に対してYESかNOかをマウスでピックして回答する。



第14図 北東気流型悪天の発生／非発生の判断結果表示画面。

本ステップでも人間への質問を行い、それが終わると第15図のように判断結果を表示する。この例では第3表の全域発生ルールのうち②⑤～⑪，局部発生ルールのうち②④⑤⑧を満たしたので，全域発生ルール適合率が57%，局部発生ルール適合率が50%となり，全域発生と判断された。

④悪天の程度の判断

第4表のルールのうち④を満たしたので，結論を同じく第15図に示した。

⑤終了処理

推論に使用されたルールの一覧表示をするかどうかを聞いてくるので，表示を選択すると，第5表のような一覧をディスプレイまたはプリンターに表示する。

3.5.4 システムの検証について

(1) 検証の方法

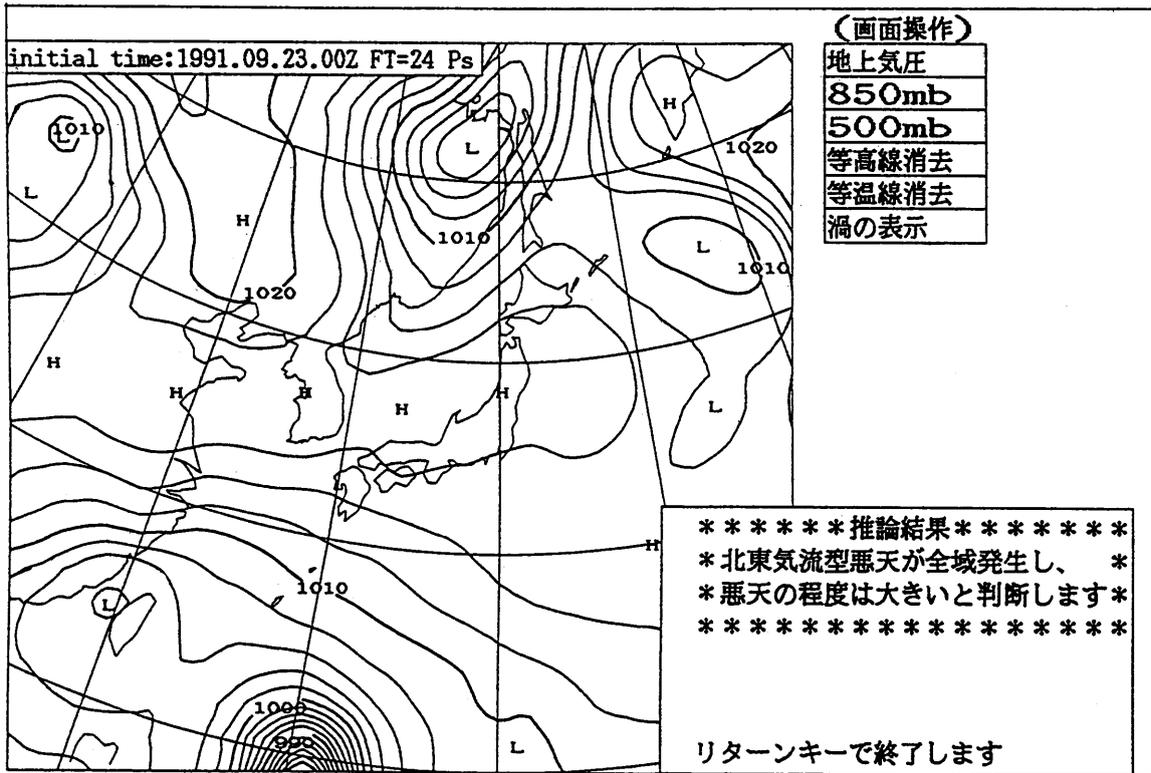
元木(1994)は野口・小泉(1992)が開発した「北東気流型悪天予測のエキスパートシステム」を気象庁の新L-ADESSに搭載し，1992年4月～1993年3月の1年間，9時を初期時刻とする24時間予測を行い，実況と比較・検証した。1年間に実際に予測を行ったのは201例で，暖候期112例，寒候期は89例である。

地上天気図，JSM数値予報，局地天気図，GMSの可視画像および地方指示報を用いて北東気流の発生の有無，北東気流による悪天の程度を判断した。

(2) 検証結果

第6，第7，第8の各表に年間，暖候期，寒候期の検証結果を示す。

- ①第6表から年間の実況の北高型の発生は87例(43%)で，予測は66例(33%)と76%予測している。
- ②実況の北高型87例の中で局地以上の曇天や降水を伴う現象は65例(75%)と頻度が高い。一方予測は27例で見逃しが多い。



第15図 北東気流型悪天の程度についての判断結果表示画面。

第5表 24時間後の予想に用いられたルールの一覧。プログラムの最後に出力される。

初期時刻1991年9月23日00Zから24時間後の予想

(結論)北高型であると判断します。

(非発生)TTd 850 9.195570 > 3.0 AND TTd900 6.345417 > 3.0

(非発生)900mb 相当温位移流 -3.924467 < 5.0

(非発生)850mb 温度移流 0.830790 <= 5.0 AND 900mb 温度移流 1.677767 <= 5.0

(発生)10. <= 関東の東の海上の風向 30.660519 <= 80.

(発生)南北平均 T850-700 6.737582 < 6. OR θ 850-700 9.630280 > 5.

(発生)北東平均 Tsfc-900 7.951333 > 9. OR θ e900-850 -4.056152 <= 0.

(発生)*500mbの谷は抜け、850mbの温度集中帯が関東付近にある。

(発生)*関東地方は合流場である。

(結論)北東気流型悪天が発生すると判断します。

(全域)渦度の移流 avor850 -0.538901 > 2. OR avor900 1.885317 > 1.

(全域)南北平均 θ e850-900 -4.047964 <= 0.

(全域)130. <= 900mb 風向 136.382050 <= 250.

(全域)190. <= 700mb 風向 250.336899 <= 260.

(全域)700mb ω -5.605392 < 0.

(全域)850mbの正の渦が近くにある

(全域)500mbの渦が接近

(全域)300mbの渦が接近

(局部)TTd700 20.438679 > 9.

(局部)850mb 温度勾配 0.504514 <= 3.

(局部)Rsfc 0.014771 < 1.

(局部)*関東の西に弱いトラフがある。

(悪天)*地上で関東南部に凹みがある。

(結論)北東気流型悪天が全域発生し、悪天の程度は大きいと判断します。

第6表 北東気流型悪天予想エキスパートシステムの本庁における評価テストの結果1992年4月～1993年3月の結果。

予 想	実 況				E	計
	A	B	C	D		
A : 北高型、曇天は非発生	11	5	1	14	8	39
B : 々、曇天は局部的発生	7	2	3	7	2	21
C : 々、曇天は全域発生	0	0	0	0	0	0
D : 々、降水を伴う全域発生	0	0	0	5	1	6
<hr/>						
E : 北高型にならない	4	9	6	13	103	135
<hr/>						
計	22	16	10	39	114	201

第7表 第6表に同じ。ただし、1992年4月～1992年9月（暖候期の結果）。

予 想	実 況				E	計
	A	B	C	D		
A : 北高型、曇天は非発生	3	1	1	6	4	15
B : 々、曇天は局部的発生	5	1	2	4	2	14
C : 々、曇天は全域発生	0	0	0	0	0	0
D : 々、降水を伴う全域発生	0	0	0	3	1	4
<hr/>						
E : 北高型にならない	3	3	4	9	60	79
<hr/>						
計	11	5	7	22	67	112

なお7月の場合、17回の予想および判定結果はどちらもAであった。

第8表 第6表に同じ。ただし、1992年10月～1993年3月（寒候期の結果）。

予 想	実 況				E	計
	A	B	C	D		
A : 北高型、曇天は非発生	8	4	0	8	4	24
B : 々、曇天は局部的発生	2	1	1	3	0	7
C : 々、曇天は全域発生	0	0	0	0	0	0
D : 々、降水を伴う全域発生	0	0	0	2	0	2
<hr/>						
E : 北高型にならない	1	6	2	4	43	56
<hr/>						
計	11	11	3	17	47	89

③実況では降水を伴う全域の曇天は39例(19%) あるが、予測では6例しかなく見逃しが非常に多くなっている。

④全域曇天の予測例はない。

(3) 改良案

- ①曇天や降水を伴う場合の予測精度は低く、見逃しが多いので予測ルールの改良や追加が必要である。
- ②全域で曇るときはほとんど小雨を伴っているので、降水を伴わない全域曇天のカテゴリーは不用である。小雨と1 mm/hr以上の降水との区別が良い。
- ③雨域の広がりなどの降水の予測には客観的な方法を導入すべきである。

3.5.5 ルールの再構成

(1) 情報量計算による分岐木の構成

前項の検証結果を見るとルールの追加や改良を求めている。小泉(1993)は各ルールの閾値の改良やルールの追加のための再検討も必要であるが、現在並列的・平均的な取り扱いをしているルールを再構成するため第2章に示したID3を用いて、北東気流型悪天予測エキスパートシステムのルールを分岐木に再構成した。

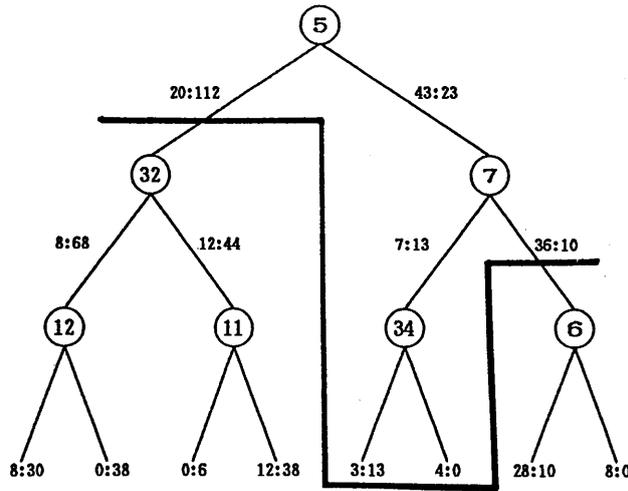
(2) 結果

小泉(1993)は第9表のように北東気流型悪天予測に用いられたすべてのルールを用い、全域に広がる悪天の発生の有無を予測対象とした。1991年11月～1992年5月の198個のサンプルに、ID3を適用して求めた分岐木を第16図に示す。MDL原理に基づいて求めた最適な分岐木は図中の太線より上の部分である。

これによるとルール5の降水量が0より大きいかが最も有効なルールとなっており、経験的ルールは上位にランクされていない。この結果は統計的に見る限り、経験的ルールよりモデルの出力を直接適用する方が有効性が高い

第9表 北東気流型悪天予想エキスパートシステムで使われているルールの一覧表。
すべて00Zを初期値とするJSMの24時間予想値に基づいている。

- 1 850mb T-Td \leq 3.0 または 900mb T-Td \leq 3.0
- 2 900mb相当温位移流 \geq 5.0
- 3 850mb温度移流 $>$ 5.0 または 900mb温度移流 $>$ 5.0
- 4 DWL(湿潤層の厚さ) $>$ 2.
- 5 降水量 $>$ 0.
- 6 降水量 \geq 1.
- 7 700mb T-Td $<$ 9.
- 8 10. \leq 関東の東の海上の風向 \leq 80.
- 9 130. \leq 900mb風向 \leq 250.
- 10 190. \leq 700mb風向 \leq 260.
- 11 270. $<$ 850mb風向 $<$ 330.
- 12 南北平均T850-T700 $<$ 6. または θ 700- θ 850 $>$ 5.
- 13 北東平均Tsfc-T900 $>$ 9. または θ e850- θ e900 \leq 0.
- 14 渦度の移流avor850 $>$ 2. または avor900 $>$ 1.
- 15 850mbの温度勾配 $>$ 3. または 900mbの温度勾配 $>$ 3.
- 16 700mb ω $<$ 0.
- 17 700mb ω $<$ 5.
- 18 700mb暖気移流 $>$ 0.
- 19 850mb相当温位移流 $>$ 0.
- 20 900mb相当温位移流 $<$ 0.
- 21 34N137Eと32.3N140Eの風向差 $>$ 20.
- 22 275 $<$ 仙台の風向 $<$ 315 かつ 風速 $>$ 10m/s
- 23 房総半島南部の風速 \leq 10m/s
- 24 850mbの等温線が関東で南下・西日本で北上
- 25 30～40N, 125～137Eに明瞭なトラフがある。
- 26 関東の西30～40N, 125～137Eに弱いトラフがある。
- 27 逆位相の場が関東地方に接近している。
- 28 寒冷渦が沿海州から日本海付近にある。
- 29 日本海にサーマルトラフがある。
- 30 渦度の零線が関東の北にある。
- 31 850mbの正の渦が近くにある
- 32 500mbの渦が接近
- 33 関東地方は合流場である。
- 34 500mbの負の渦に、関東付近で割れ目がある。
- 35 地上で関東の南海上32N以北に前線がある。
- 36 関東付近に低気圧がある。
- 37 850mbで2本の前線帯に挟まれた弱散軸は38N以北にある。
- 38 地上で関東南部に凹みがある。



第16図 北東気流型悪天予想エキスパートシステムの全ルールにID3の方法を適用して得た分岐木(4段目まで)。丸付き数字は表1のルールの番号を表し、ルールに適合したサンプルは右の枝に、適合しなかったサンプルは左の枝に進む。全部で198のサンプル(現象発生63:非発生135)を用いており、各々の枝の上の数字はその枝に進んだサンプルのうちの現象発生例数:非発生例数を表す。また、MDL原理によって求めた最適な分岐木は太線より上の部分である。

という統計的な有効性と人間にとっての優先順位が食い違った形になっている。

3.5.6 考察

北東気流の発生についての概念モデルを基に、一応エキスパートシステムに表現する試みはできたが、検証によれば悪天が広がって降水が発生するような型の北東気流を推論することができていないことが分かった。鈴木・安藤(1992)の概念モデルは雲域の特徴的な形の検出できる状況の場合であり、降水が発生する時に現れる崩れた形の北東気流は考慮されていない。上層のトラフが接近すると加藤(1983)も指摘しているように非常に早く雲域が拡大・発達し、形を特定するのは困難である。またオホーツク海高気圧による悪天、いわゆる「ヤマセ」が除外されている。元木の検証には「ヤマセ」や関東周辺に低気圧が存在する時の北東気流も含まれている。予報の現場で利用するには止むを得ないと思うが、システムのもとになる概念モデルと違った使われ方をしたのは残念なことである。

現場で利用するにはもっと強固なシステムでないといけないことが分かった。また総観場の降水と中規模場の降水を分けるのは困難であり、拘る意味はない。またルールは数値的表現の方が処理も簡単であるが、この時点ではアメダスの降水量の測定は1mm単位であるので、北東気流の降水の下限を如何に設定するかの問題がある。このような点も考慮に入れて、客観的な立場でエキスパートシステムの作成を試み、両方の立場からエキスパートシステムを見ることが、人間の知識が考慮された客観的で精度の高いシステム構築への早道になると考える。

3.6 客観的手法によるエキスパートシステムについて

3.6.1 はじめに

野口・小泉(1994)はルールの閾値や信頼度を客観的に適正な値に決定し、またそのルールを客観的に適正に構成する手法について以下のように検討した。

用いたデータは1991年11月～1992年10月の1年間の前日9時を初期値とする数値予報(ASMとJSM)の24時間予報と東京における午前7時～10時の3時間に1mm以上の降水量である。一部欠測のためデータ数は338例である。

ルールは一般に①式で示した形をしている。

$$\text{IF } a \quad \text{THEN } x \quad \text{cf} \quad \textcircled{1}$$

(もし a が真実ならば x である。このルールの信頼度は cf である)

ここで、a が条件部で、x が実行部、cf は信頼度で

$$cf = P(x | a)$$

②

の条件確率で与えられる。

3.6.2 降水の有無の予測ルール

(1) 予測対象の選択

予測対象は①式の x (実行部) に当たるもので、北東気流による降水が表現できるように 3 時間に 1 mm 以上の降水量の有無を対象とした。

(2) 条件部の予測因子

数値予報 (ASM と JSM) の 24 時間予測から第 10 表に示す 26 個の変数を条件部の予測因子とした。

(3) 条件部の予測因子の最適な閾値の決定

条件部 a は一般には

$$a > a_0$$

③

の形をしており、 a_0 が閾値である。

降水の有無についての各予測因子の値が閾値以上の時、1 mm/3 hr の降水の有無を実況として、第 11 表のようなカテゴリ分割表を作り、確信度 cf や CSI (スレットスコアとも呼ばれる) 等の検証指数を計算する。

閾値を少しずつずらしながら、降水の有無を最も良く予測する分割表の閾値を最適な閾値とする。

第 10 表 CSI による予想ルールの閾値と信頼度

予測因子	RH50	RH70	RH85	RH90	W70	TD70	TD85	TD90	DWL	TA70	TA85	TA90	EPA8
しきい値	96.5	86.0	82.0	84.5	-8.5	2.0	2.5	2.5	3.0	2.0	3.5	3.5	5.5
信頼度	0.60	0.59	0.43	0.40	0.22	0.58	0.44	0.37	0.60	0.19	0.28	0.32	0.21
予測因子	EPA9	T500	T850	EPT8	VOR8	VOA8	VOA9	TG85	TG90	FR1	TVS9	PT78	EP89
しきい値	16.0	-18	8.5	294	2.0	9.5	10.0	0.5	0.5	0.12	6.0	8.5	2.0
信頼度	0.35	0.17	0.17	0.16	0.29	0.33	0.28	0.13	0.14	0.51	0.15	0.17	0.21

(予想因子の略号の説明)

RH50 : 500hPAの相対湿度 (%)	EPA9 : 900hPA相当温位移流
RH70 : 700hPAの相対湿度 (%)	T500 : 500hPAの気温
RH85 : 850hPAの相対湿度 (%)	T850 : 850hPAの気温
RH90 : 900hPAの相対湿度 (%)	EPT8 : 850hPA相当温位
W70 : 700hPAの上昇流 (hPA/hr)	VOR8 : 850hPAの渦度
TD70 : 700hPAの露点差 (度)	VOA8 : 850hPAの渦度移流
TD85 : 850hPAの露点差 (度)	VOA9 : 900hPAの渦度移流
TD90 : 900hPAの露点差 (度)	TG85 : 850hPAの温度差の絶対値
DWL : 85%以上の湿潤層の厚さ	TG90 : 900hPAの温度差の絶対値
TA70 : 700hPA温度移流	FR1 : 1時間降水量の予想 (mm/hr)
TA85 : 850hPA温度移流	TVS9 : 地上と900hPAの温度差
TA90 : 700hPA温度移流	PT78 : 850と700hPAとの温位差
EPA8 : 850hPA相当温位移流	EP89 : 850と900hPAとの相当温位の差

第11表 最適閾値を決定する2カテゴリー表。SCはスキルスコア。aはRH50, bはDWI, cはFRIを示す。

a			b			c		
	予 測			予 測			予 測	
実 況	降水あり	降水なし	実 況	降水あり	降水なし	実 況	降水あり	降水なし
降水あり	18	20	降水あり	27	11	降水あり	25	13
降水なし	12	288	降水なし	18	282	降水なし	24	276
しきい値	96.5		しきい値	3.0		しきい値	0.120	
CSI	0.360		CSI	0.482		CSI	0.403	
S C	0.478		S C	0.602		S C	0.513	
適中率	0.905		適中率	0.914		適中率	0.891	
信頼度	0.600		信頼度	0.600		信頼度	0.510	

一般に2カテゴリーの検証指数として、菊池原(1988)が示しているように、適中率、スキルスコア、CSIの3種がよく使われるが、スキルスコアとCSIは似た特性を持っており、また以下の理由もあるのでCSIを選んだ。

$$cf = \alpha / (\alpha + \beta)$$

$$CSI = \alpha / (\alpha + \beta + \gamma)$$

$$\text{適中率} = (\alpha + \delta) / (\alpha + \beta + \gamma + \delta)$$

これら3者の各数値が最大になる閾値はそれぞれ微妙に異なっている。ルールであるので、通常は信頼度が最大になる閾値が選ばれるのであろうが、降水の有無の気候学的降水確率は0.112と小さく、 δ の値が大きい。こういう場合、値の大きい δ を除いた検証指数CSIを使うが良いと考え、CSIが最大になる閾値をそれぞれのルールについて最適な閾値とした。

(4) ルールの信頼度の決定

CSIを最大にする閾値に相当する信頼度をルールの信頼度とした。

3.6.3 ルール群の総合信頼度の決定

(1) ルールの結合の必要性

降水予測対象xに対し、予測ルールは26個あるので、このままではどのルールを信じて良いか迷ってしまうことになる。ルール群全体としてxをどう判定するかが問題であるので、ルール群全体を結合して総合信頼度を求める必要がある。

(2) ベイズ法による結合

aとbがxに対して互いに独立ならば(注)

$$\text{IF } a \quad \text{THEN } x \quad cf_1 \tag{4}$$

$$\text{IF } b \quad \text{THEN } x \quad cf_2 \tag{5}$$

ただし、 $cf_1 = P(x | a)$, $cf_2 = P(x | b)$

④と⑤の2ルールの結合信頼度 c は、

$$\text{IF } a \cap b \quad \text{THEN } x \quad c \quad \text{⑥}$$

$$c = cf_1 cf_2 / \{(1 - cf_1)(1 - cf_2)Q(x) + cf_1 cf_2\}$$

$$Q(x) = p(x) / p(\sim x), \quad p(x) + p(\sim x) = 1$$

となる。

3ルール以上の結合は同じ操作を次々と継続して行う。

(注) 独立性の検定

26個の予測ルールから x に対して、互いに独立なルールを次のように見つけた。まず信頼度の最も大きいルールを抽出する。第11表からはDWL (85%以上の湿潤層の厚さ)とRH50 (500hPaの相対湿度)が信頼度は0.6で同じであるが、CSIや適中率等から見てDWLの方が良い。DWLと独立なルールを5%の危険率で X (カイ)2乗検定により、総当たり方式で抽出した。それらのルールの中で、個別の信頼度が0.3未満のルールを精度向上のため除外した。その結果RH50と850hPaの渦度移流が選択された。

(3) 最大信頼度選択法

適中したルールのうち、信頼度の最も大きいルールのみを選択する方法である。簡便で独立性の問題もないが、他の要素の相乗作用が取り込めない。

(4) 情報量を用いた分岐木による方法

小泉・野口(1992)の示した情報量を用いた分岐木の作成法 (Id3)を今回の降水の有無の判定に利用する。2.4.3節に、小泉がこの問題の分岐木を求め(2.14図参照)、詳しい解説を載せているのでここでは省略し、他の予測法と比較検証するため、結果のみ次節で利用する。

3.6.4 予測の検証

検証のための独立データとして、1992年11月～1993年6月の8ヶ月を選んだ。第11表に、最大信頼度選択法、ベイズ法、分岐木及び数値予報の降水予報の4種の予報法をCSI、適中率、見逃し率、空振り率の4種の検証スコアで検証した結果を示す。

最大信頼度選択法は見逃し率は小さいが、空振りが多くCSI、適中率共に低い。降水量単独法は $FR1 > 0.12$ のルールのみを用いる方法で独立期間で適中率87%を示し、ベイズ法や最大信頼度選択法より優れている。ベイズ法は最大信頼度選択法より優れている。分岐木法はCSI、適中率、共に最も良いが、見逃し率の大きいのが問題である。

結論としては、分岐木法が最も良いが防災上見逃しを小さくする目的では最大信頼度を用いるのも簡便でもあり、分岐木と併せて利用すると良いと思われる。

3.6.5 ルールの洗練化

分岐木は精度は高いが、また人間の思考過程を小泉は第2章の5節で分岐木のニューラルネットへの変換について述べている。これにより分岐木に表現されたルールの閾値が新しいデータによって学習され、より適切な閾値へ近づくことが期待される。問題は知識を分岐木の形式に如何に表現するかである。客観的手法はその糸口を与えるのではないかと期待される。

3.6.6 考察

エキスパートシステムのルールを2値カテゴリ表で表現し、条件部の閾値をずらしながらCSIが最も大きくなる

第12表 降水予測精度の予想法による比較

期 間	従 属 期 間				独 立 期 間			
	C S I	適中率	見逃率	空振率	C S I	適中率	見逃率	空振率
最大法	0.410	0.855	0.048	0.542	0.302	0.813	0.079	0.619
ベイズ	0.492	0.905	0.111	0.397	0.320	0.855	0.160	0.520
分岐木	0.652	0.953	0.174	0.174	0.419	0.923	0.355	0.226
降水量	0.500	0.905	0.094	0.406	0.362	0.872	0.149	0.489

時の閾値を最適値とした。検証指数としてCSIを採用したのは、降水現象は発生が少いためである。次にこれらの最適なルールの組み合わせを種々検討し、情報量の計算から求めた分岐木による組み合わせが最も精度が良いことがわかった。分岐木をさらにニューラルネットに変換して逐次学習を行わせることにより柔軟で精度の良いエキスパートシステムを開発できると考えている。

3.7 まとめと展望

主観的な方法と客観的な方法の両方でエキスパートシステムの作成を試みた。客観的な方法では定性的なルールにデータを使って客観的に適正なルールの閾値を与え、それらのルールを機械的に分岐木にくみ上げ、さらにニューラルネットに変換する方法も開発された。エキスパートシステムの道具作りが一応できたことになる。

予報の現場ではシステムは毎日稼働するものであり、精度の良さと共に例外の少ない頑丈なシステムが求められている。そのためには異常気象への対応が是非とも必要である。大雨などの異常気象は事例が少ないので最初から客観的な手法で作成することは難しく、概念モデルが必要である。しかし最近では毎時データが獲得できるので総観場では1事例であっても、中規模スケールで見ると10倍以上のサンプルを得ることができる。数値予報やレーダエコーの微妙な違いにより、降水状況が刻々変化している。

これらの概念モデルを分岐木に表現し、ニューロネットワークに変換して逐次学習することにより、実用化に耐えるシステム作りが可能と考えている。

このような状況を背景に野口(1997)は東京地方の7年間のデータを用い、降水強度と総観場との関係を明らかにすると共に、関東地方では中規模場で見ると地形によるシャドーラインから20~30km以内に大雨域が集中していることがわかった。シャドーラインはアメダスの収束場と良い対応が認められるが、予測に用いるにはこのアメダススケールの収束の予測を如何に行うかが課題である。現在の数値予報では困難であるが、近い将来数値予報モデルの高度化(10kmメッシュ)が実施されれば上述の戦略により大雨予測のためのエキスパートシステムも可能になるのではないかと考えている。

また将来もっと数値予報が進歩すると実況との誤差が小さくなっていく。しかし、ぴったり一致することはなく、似た予測分布が与えられると考えられる。この場合、数値予報が実況を良くシミュレートしているかどうかの判定をどうするかの問題がある。スキルスコアなどの指数で検証する方法もあるが、各々の事例が数値予報とどの程度合致しているかどうかの検討が必要になってくると思われる。パターン処理技術を用いて、類似性を判定する技術も提案

されている。これらの研究はエキスパートシステムと直接関係しないので今回は省略したが、将来この方面の技術が必要になると考えられる。

参考文献

- 檜尾守昭, 1991: メソ量的予報技術の確立について, 気象庁研究時報, 43, 326-331, 気象庁
- 檜尾守昭, 1992: 概念モデルの進化の段階分けの試みとメソ量的予報にとって必要な段階, 気象庁研究時報, 44, 323-326, 気象庁
- 加藤正勝, 1983: 中・小規模じょう乱に伴う雲域と上層の谷との相互作用, 天気, 30, 335-336
- 菊地原英和, 1988: 2 カテゴリー予測の検証と評価, 気象研究ノート, 161, 日本気象学会
- 北村雅仁, 1991: 北東気流, 平成 2 年度全国予報技術検討会資料, 2-11, 気象庁予報部
- 元木敏博, 1994: 北東気流型悪天を予想するエキスパートシステムの試験, 平成 5 年度全国予報技術検討会資料, 64-68, 気象庁予報部
- 二宮洗三, 1991: メソスケール予報の問題点, 気象研究ノート, 172, 45-58, 日本気象学会
- 野口晉孝, 1991: 沿岸前線と北東気流の数値予報による解析, 日本気象学会春季大会予稿集, 35
- 野口晉孝, 小泉 耕, 1994: 客観的手法によるエキスパートシステムについて, 平成 5 年度全国予報技術検討会資料, 46-55, 気象研究所
- 野口晉孝, 1997: 東京地方に短時間強雨と不連続線の関係についての統計的研究, 平成 8 年度全国予報技術検討会資料, 10-18, 気象研究所
- 饒村 曜, 1991: メソ量的予報技術の確立について, 気象庁研究時報, 43, 323-326, 気象庁
- 鈴木和史, 1991: メソ天気系モデル作成の手順, 気象庁研究時報, 43, 338-347, 気象庁
- 鈴木和史, 安藤義彦, 1992: 関東地方に局地的悪天をもたらすメソ α スケール雲システムのメソ天気系モデル, 気象庁研究時報, 44, 63-79, 気象庁

4. Algorithms for precipitation nowcasting focused on detailed analysis using radar and raingauge data

4.1 Introduction

The Japan Meteorological Agency (JMA) began operating of a precipitation nowcasting system in April 1988. One of the purposes of this study is to improve products this system provides. Since the algorithms and accuracy of the products depend highly on the characteristics of observation instruments and the configuration of the nowcasting system, we first outline the JMA nowcasting system. We then describe in detail the algorithms and techniques developed in this study for detailed precipitation analysis.

The subjects included in Section 4 are:

- (1) Newly determined representative values of digitized radar echo intensity levels suitable for precipitation nowcasting,
- (2) A method for improving radar estimates of precipitation by comparing data from multiple radars and raingauges,
- (3) Radar-estimate calibration by raingauge in view of $Z-R$ relationship modification and appropriate correspondence between calibration targets,
- (4) Evaluation of the product for detailed precipitation analysis, called Radar-AMeDAS precipitation.

4.2 Outline of the JMA nowcasting system

Japan Meteorological Agency (JMA) precipitation nowcasting system went into operation in April 1988, as one of the components of the National Weather Watch (NWW) system, which was programmed to mitigate disasters caused by heavy rainfall, such as landslides, flash floods, and debris flows. The JMA nowcasting system provides hourly precipitation charts on a 5 km grid, namely Radar-AMeDAS precipitation, hourly precipitation forecast charts up to 3 hours, radar echo intensity composite, and radar echo top-height composite, using data from conventional weather radars and a network of automated weather stations, called AMeDAS (Forecast Division, 1991; Makihara et al., 1995). These products are disseminated in digital form to local meteorological offices, TV stations, and meteorological consulting corporations about 20 minutes after each hourly observation.

Features of the JMA nowcasting system are:

- (1) A network of radars with a Moving Target Indicator (MTI) filter for rejecting ground clutter;
- (2) A dense raingauge network with an average spacing of nearly one station per 280 km² employed for calibrating precipitation estimates by radar;
- (3) Process domain of about 1,000 km by 3,000 km;
- (4) Utilization of Numerical Weather Prediction (NWP) values for forecasts up to 3 hours ahead;
- (5) Prediction in view of orographic effects often found in heavy rainfall events;
- (6) A format of products identical to that of the digital topography or the digital river information issued by the Geographical Survey Institute of Japan.

The domain for the nowcasting system is shown in Fig. 4.2.1. A projection with a standard line slanting about 45° against parallels and meridians, the so-called Biased-Lambert conical projection, is employed for the least

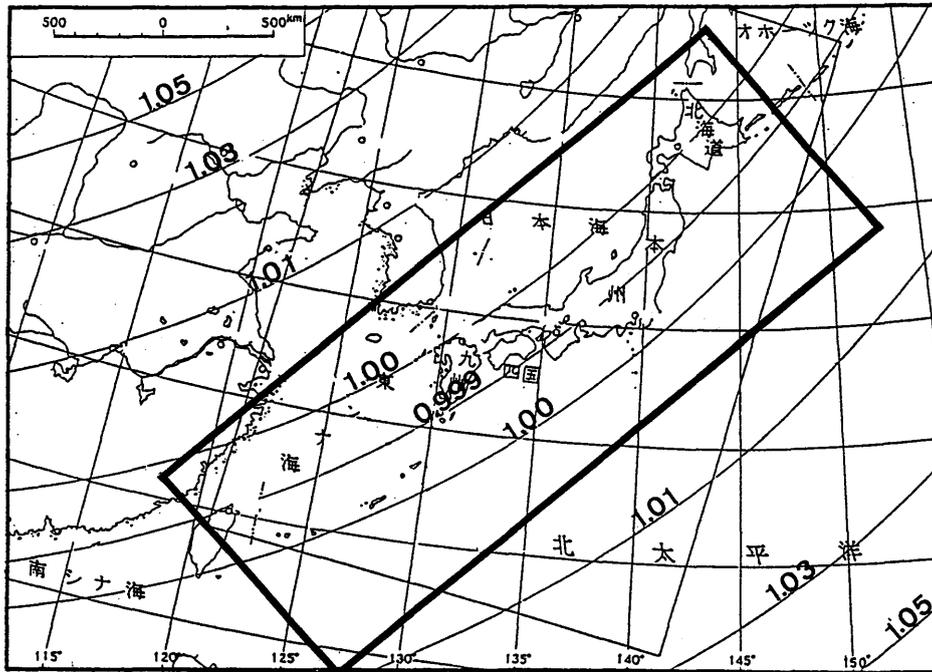


Fig. 4.2.1 Domain of the JMA nowcasting system and distortion rate on distance. The thick rectangle denotes the domain. Numbers along the thin arc lines are the distortion rates calculated by $(\text{distance on map}) / \{ (\text{actual distance}) / (\text{representative fraction of map}) \}$

distortion of direction and distance. By use of this projection, the maximum rate of distortion in the domain is about 1 % (Makihara et al., 1995).

An example of a Radar-AMeDAS precipitation chart is shown in Fig. 4.2.2, and a flowchart for on-line data processing of the nowcasting system is shown in Fig. 4.2.3.

4.3 Data

The following data are used in the JMA precipitation nowcasting system:

- (1) Radar data
 - Echo intensity
 - Echo-top height
 - Hourly precipitation estimate
- (2) Raingauge data:
 - Hourly precipitation
- (3) NWP data
 - Wind forecast at 700 hPa
 - Wind and temperature forecast at 900 hPa

Radar data are provided by the JMA radar network, and raingauge data by a network of automated surface weather stations called Automated Meteorological Data Acquisition System (AMeDAS). With the exception of some radar data, all data are usually obtained hourly.

NWP data are used only in the forecasting process, so the detailed description is not included in this study.

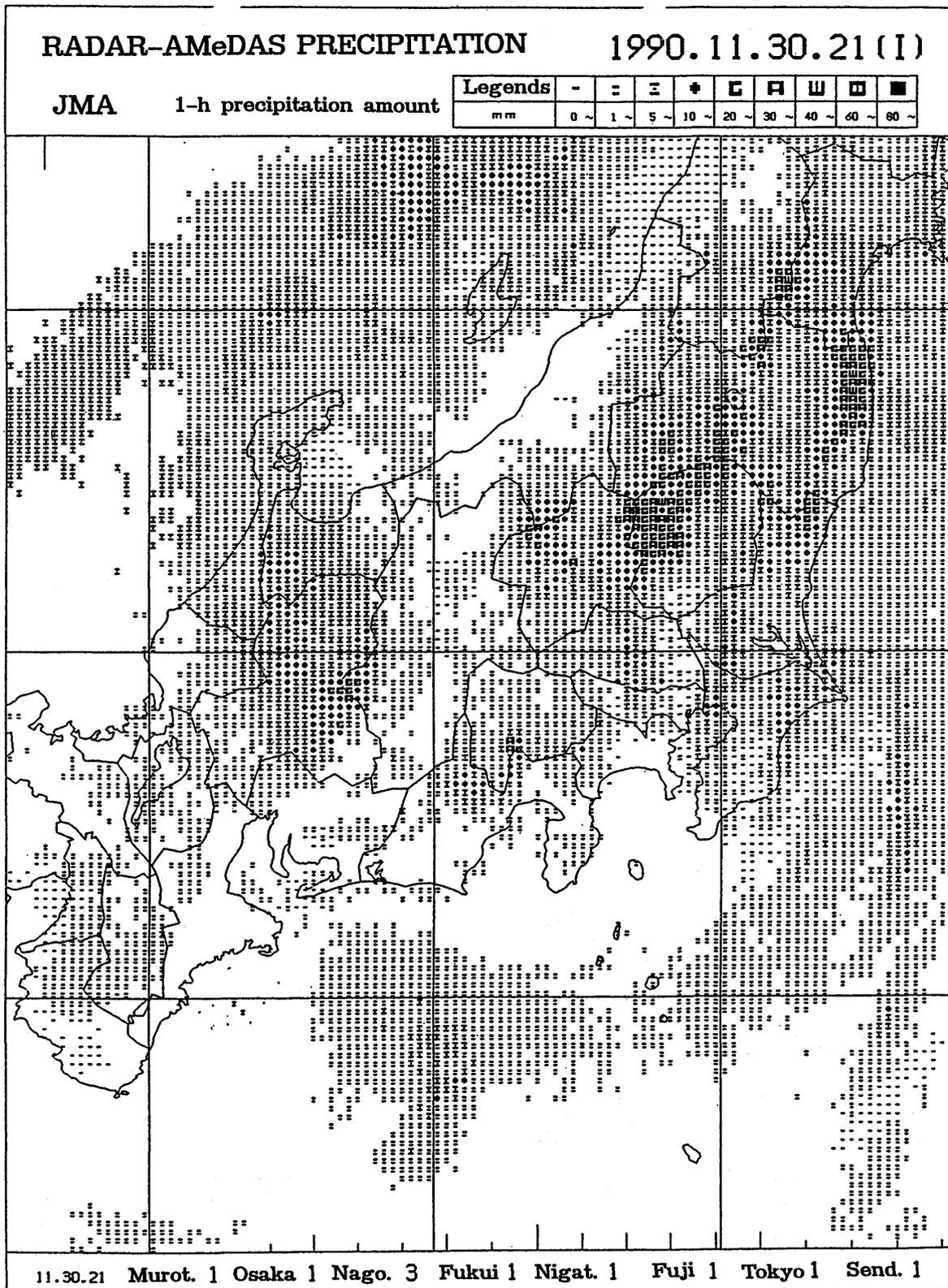


Fig. 4.2.2 Example of Radar-AMeDAS precipitation chart for Kanto district at 21 JST on 30 November 1990. The size of each pixel is 3 minutes of the latitude and 3.75 minutes of the longitude, which is equivalent to about 5.5 km by 5 km in this area.

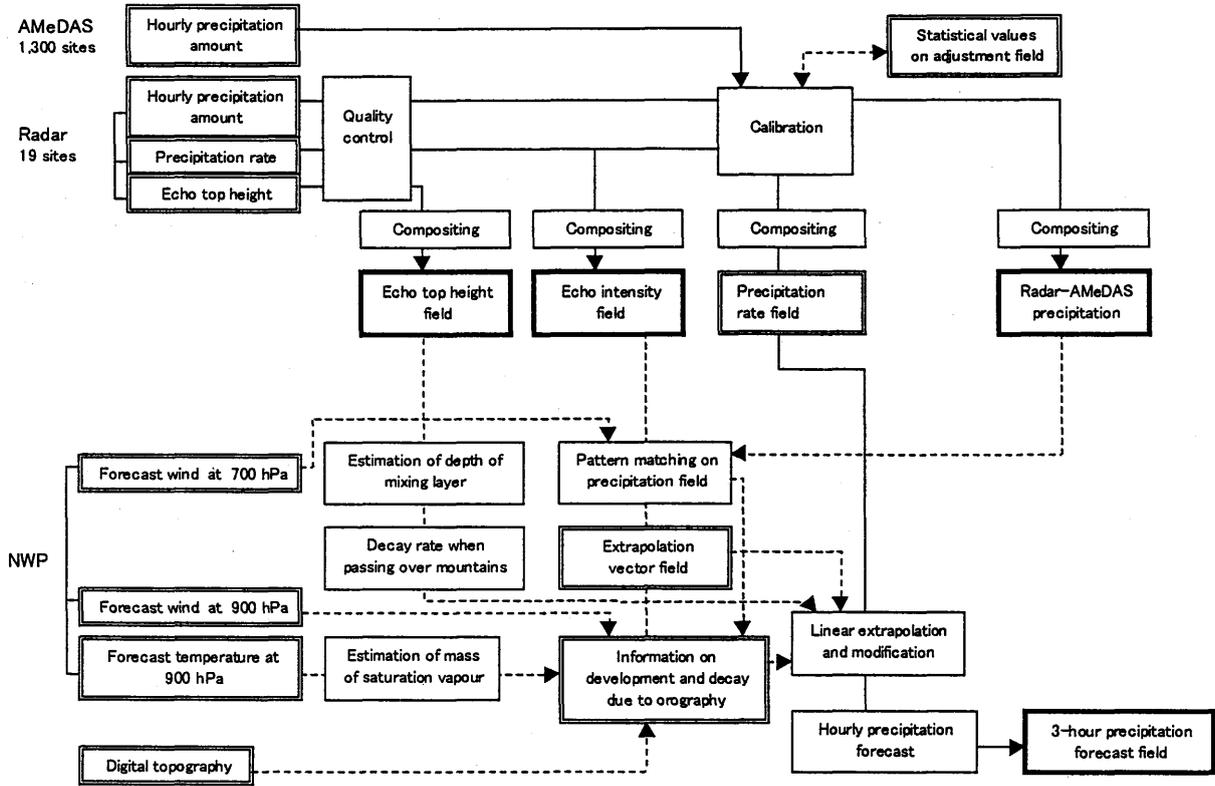


Fig. 4.2.3 A flowchart for on-line data processing of the JMA nowcasting system. Rectangles with thick line, double thin line, and single thin line denote outputs, inputs, and processes, respectively.

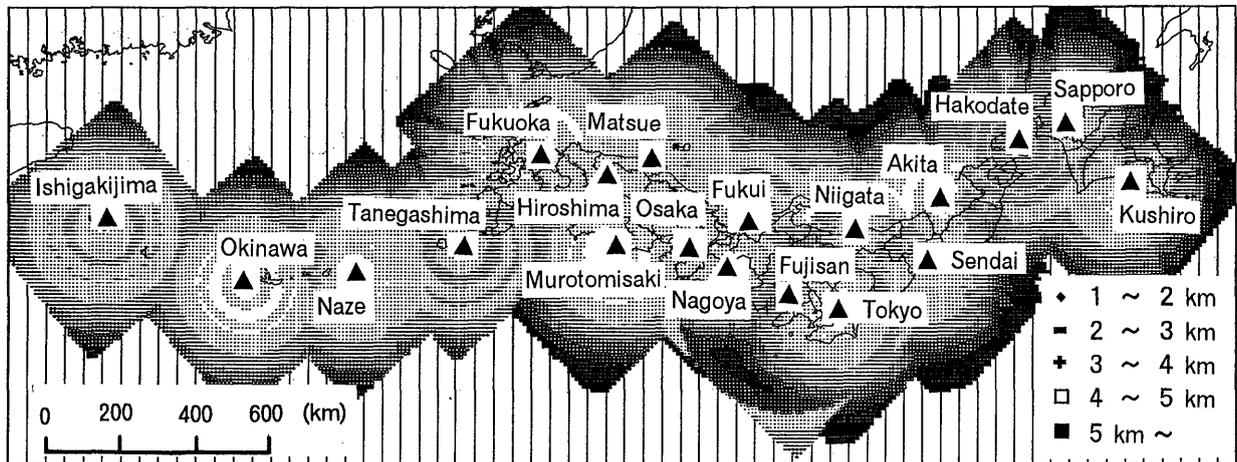


Fig. 4.3.1 JMA weather radar network. Calculation in this study is made over the unshaded area, which is the entire detection range of the radars. The observation heights of the radar beam are also indicated. The lowest value is chosen as the observation height at a pixel where more than one radar observes precipitation.

Table 4.3.1. Specifications of the radars in JMA (March 1999)

Specification	Ground-based radar for general purposes		Vessel radar
	Standard weather Radar (JMA-MR)	Mt. Fuji Radar (JMA-MR-78)	
Number of stations	18	1	1
Frequency (wave length)	5300 MHz (5.7 cm)	2880 MHz (10.4 cm)	5300 MHz (5.7 cm)
Peak power	250 kW	1500 kW	250 kW
Pulse precipitation freq.	260 Hz	160 Hz	260 Hz
Antenna diameter	3.0 m	5.0 m	2.4 m
Antenna scan speed	4 rpm	2 rpm	4 rpm
Effective range	400 km	800 km	400 km
Number of REDIS-radars	18	1	1

4.3.1 Radar data

The JMA operates 19 ground-based weather radars as of March 1999, and their entire detection range covers almost all of the Japanese Islands (Fig 4.3.1). Of these, 18 are the standard JMA type, and the other, Mt Fuji Radar, is specialized (Table 4.3.1).

An automatic data processing system, the Radar Echo Digitizing and Disseminating System (REDIS), was installed at all of these radars (Sakota, 1990). Radars with REDIS provide three types of information on precipitation, listed at the beginning of Section 4.3, for the nowcasting system with a spatial resolution of 5 km by 5 km. These data are transmitted to the Computer System for Meteorological Services (COSMETS) at JMA Headquarters through dedicated lines.

Radars with REDIS are usually operated in two observation modes: continuous and 3-hourly selected when there is little precipitation within the coverage. In continuous mode, all types of data are observed every hour. In the 3-hourly mode, only echo intensity and echo top-height are measured at 3-hour intervals. Either mode is selected manually by the operator according to the forecaster's judgment.

The JMA standard radar has the following features:

- (1) 5-cm conventional radar with no Doppler processing unit
- (2) Beam width of about 1.4°
- (3) MTI filter installed for ground clutter rejection (Tatehira and Shimizu, 1987; Aoyagi, 1983)
- (4) Height of up to 2 km for echo intensity observation with 5 low elevation angles
- (5) Echo top-height estimated from observations with 14 elevations
- (6) Hourly precipitation estimates accumulated at 7.5- or 10-minute intervals

The field of precipitation provided by the radar comprises a square domain on a 5-km grid with sides of 500 km (600 km for Mt. Fuji Radar). Echo intensity data from the lower five elevation angles are processed to give an echo intensity field by using an allocation chart that indicates which elevation should be selected for the value of every grid of the field. The allocation chart is made beforehand for each radar so that the altitude may be the lowest, under the condition that the radar sampling volume should not have interference by mountains, and it should not be contaminated by sea clutter.

Range correction on wave propagation and compensation for the attenuation of wave intensity by air are made

beforehand. Attenuation due to precipitation in the path of the radar, and due to a film of precipitation over the radome, is not corrected.

Echo intensity Z in the unit of dBZ is converted to a precipitation rate in the unit of mm/h by the typical relationship: $Z=200R^{1.6}$ (Marshall and Palmer, 1948).

An estimate of 1-hour precipitation by radar, a radar-precipitation amount hereafter, is produced by averaging echo intensities in mm/h, radar-precipitation rates hereafter, observed six or eight times during 1 hour.

Radar-precipitation rate, echo top-height, and radar-precipitation amount are sliced into 16, 9, and 64 levels, respectively. The original grid size of these data is 2.5km, but it is changed into 5 km before the data are transmitted to the JMA forecast center, by choosing the maximum value among four pixels of a 2.5 km-square.

4.3.2 AMeDAS

AMeDAS includes about 1,320 automatic surface weather stations. About 840 of these, called four-parameter stations, observe four meteorological parameters: 1-hour precipitation, wind direction and speed, temperature, and sunshine duration per hour. The remaining 480 have only raingauges. The density of the raingauge network is approximately one station per 17 km by 17 km. Data from these stations are collected every hour automatically and sent via public telephone lines to the AMeDAS computer center in Tokyo, where they are edited and sent to COSMETS to be introduced into the nowcasting system.

4.4 Newly determined representative values of digitized radar echo intensity levels suitable for precipitation nowcasting

4.4.1 Introduction

Continuous radar echo intensity acquired by JMA standard radars is converted into digital values which are categorized in restricted numbers of levels. The representative value for each level should not be a unique one, but should be determined according to the purpose for which the radar data are used. For example, in severe rainfall watching, the maximum in the range of a level is suitable for the purpose. In contrast, Radar-AMeDAS precipitation and very-short-range forecasts up to 3 hours are used quantitatively in the hydro-meteorological field. What values would be appropriate, for example, when we derive rainfall total or total water content for a drainage basin? Suppose the criteria be 1 mm/h, 10 mm/h, 50mm/h. In general, events near 1 mm/h occur more frequently than near 10 mm/h or 50 mm/h. Hence, rainfall total would be overestimated, if the representative value was fixed to the average of 1 mm/h and 10 mm/h, that is 5.5 mm/h, and summed in a large area or for a long period.

In this study, a set of representative values are determined in order that the statistical values of Radar-AMeDAS precipitation and very-short-range forecast may be quantitatively equal to those derived from continuous data.

4.4.2 Data

Hourly radar precipitation amounts and radar precipitation rates with a 5-km grid are used in this study. Criteria for digitizing these continuous data are listed in Table 4.4.1. Tanegashima Radar and fifteen radars to the north of Tanegashima Radar from January 1990 to October 1990 are used in this study. Data of January 1991 are used for Kushiro and Sendai Radar instead of those of January 1990 because their digitization was not completed until April 1990.

4.4.3 Method

Let the minimum and the maximum of a specific level, L , be a and b , and the frequency of a specified value x between a and b for a certain period be $f(x)$. Then, the total number of radar-precipitation amounts of L in the period, F_{ab} , is described as follows:

$$F_{ab} = \int_a^b f(x)dx \quad (4.4.1)$$

We determine representative values of L and M_{ab} , so that the total precipitation amount estimated with M_{ab} and $f(x)$ will be the same as that derived from the sum of the continuous radar-precipitation amounts, as follows:

$$M_{ab} \int_a^b f(x)dx = \int_a^b xf(x)dx \quad (4.4.2)$$

The data are accumulated for one month in this study.

4.4.3.1 Determination using gamma distribution

In order to determine the representative values, we have to know details of $f(x)$. In this study, we apply a gamma distribution, which is often used to represent rainfall distribution.

A gamma distribution is described as follows:

$$f(x) = mx^k \exp(-nx)$$

where k , m , and n are positive parameters.

In logarithmic form, the equation is described as:

$$\ln(f(x)) = \ln(m) + k \ln(x) - nx \quad (4.4.3)$$

Frequencies of hourly radar precipitation amounts for different levels are shown in Fig. 4.4.1. Approximations to these frequency distributions are made with the gamma distribution function and are also shown in Fig. 4.4.1.

As Fig. 4.4.1 indicates, frequencies for radar-precipitation amounts are well described by the gamma distribution. Those of the radar precipitation rate are described with only small errors (figures not shown). Furthermore, as three continual levels are concerned, the distributions can be well described as a linear function, and $k \ln(x)$ can be treated as constant. Under these assumptions, $f(x)$ is approximated as follows:

$$f(x) = m \exp(-nx)$$

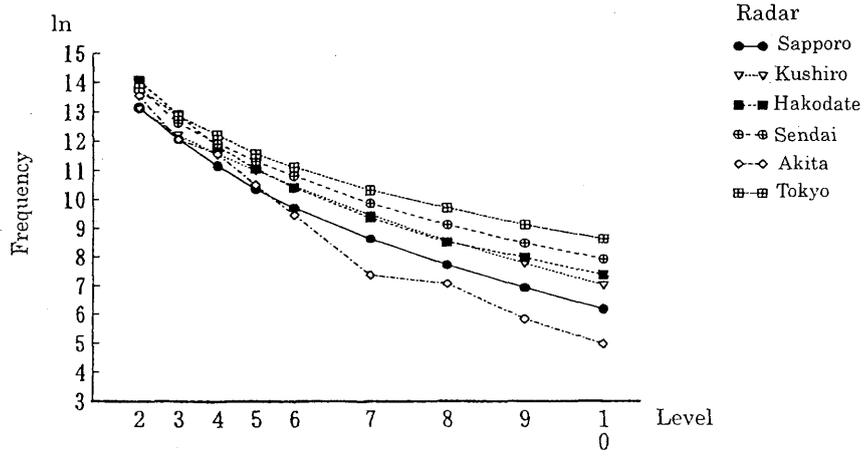
The representative value of a specific level between the values a and $a+x$, M_{ax} , is then determined as:

$$F_{ax} = \int_a^{a+x} f(t)dt = [-m \exp(-nt) / n]_a^{a+x} \quad (4.4.4)$$

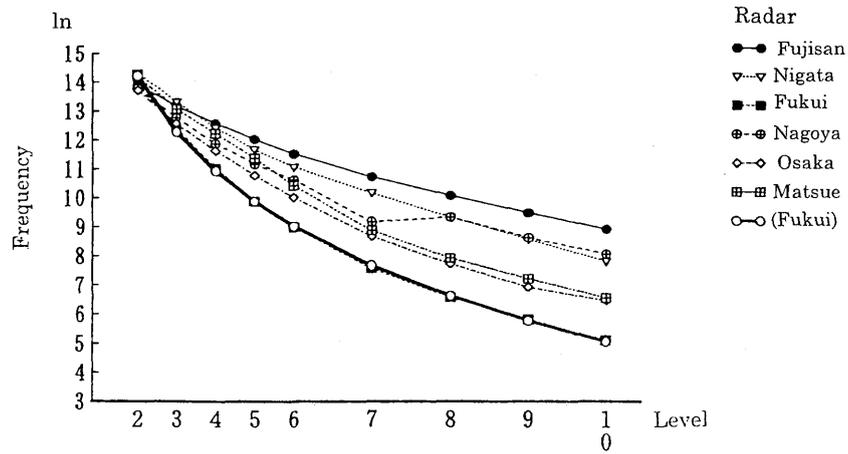
$$M_{ax} = \frac{\int_a^{a+x} tf(t)dt}{\int_a^{a+x} f(t)dt} = \frac{[t \exp(-nt)]_a^{a+x}}{[\exp(-nt)]_a^{a+x}} + \frac{1}{n} \quad (4.4.5)$$

Likewise, the frequency of the data between b and $b+y$, F_{by} , is described as:

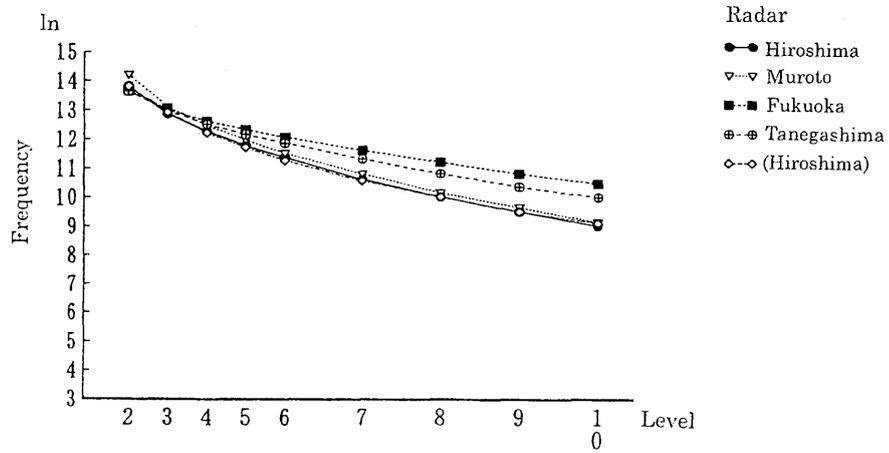
$$F_{by} = [-m \exp(-nt) / n]_b^{b+y} \quad (4.4.6)$$



(a)



(b)



(c)

Fig. 4.4.1 Frequency distribution of hourly radar-precipitation amounts. Frequencies of each level are indicated for different radars. Data were observed in January, April, July, and October 1990. Data observed with observation height of 2 km and lower were used in the statistics. The vertical axis shows total numbers on a logarithmic scale, and the horizontal axis shows levels on a linear precipitation intensity scale.

Fukui Radar and Hiroshima Radar in parenthesis are gamma distributions to approximate the actual distribution. Parameters m , k , and n were determined with the least squares method so that difference between the actual distribution and the approximation may be the smallest. Specific values for m , k , and n for Fukui Radar and Hiroshima Radar are 14.2, 13.9, -4.7, -2.1, 0, and 0.1, respectively.

From Eqs. (4.4.4) and (4.4.6), the following equation for n is derived:

$$F_{by}[-\exp(-nx)/n]_a^{a+x} = F_{ax}[-\exp(-nx)/n]_b^{b+y} \quad (4.4.7)$$

We determine the parameter n by Newton's approximation, then, M_{ax} , a function of n in Eq. (4.4.5).

4.4.3.2 Determination of the value for the lowest level

In Eq. (4.4.2), the minimum and the maximum of a specific level must be known. However, the minimum of the lowest level cannot be fixed because the value depends on the minimum detectable power of radar signals. For that reason, we use raingauge data from AMeDAS. Actually, the right hand side of Eq. (4.4.2) is replaced with the rainfall total measured from AMeDAS raingauges.

In this method, however, radar precipitation does not always correspond to the raingauge measurement on the same grid for the following reasons:

- (1) Raingauges represent values on a spot, while radar estimates spatial average values, so they sometimes differ in a severe local storm event,
- (2) Raindrops aloft observed with radar sometimes drift before reaching the ground, which causes the difference of the corresponding grids between radar estimates and raingauge measurements.

To avoid this problem, the data are used only if the eight grids surrounding the center grid have the same level as the center grid.

This method is considered to be effective only when precipitation is from stratus clouds, so the method is used only for the lowest level. The difference between this method and that in 4.4.3.1 for the second lowest level is less than 0.2 mm for each radar station.

Another problem is that radar estimates are not equal to raingauge measurements. For this problem, we assume that radar estimates of the lowest and the second lowest level can be calibrated with the corresponding raingauge measurements with a parameter g as follows:

$$M_1 F_1 = R_1 / g \quad (4.4.8)$$

$$M_2 F_2 = R_2 / g \quad (4.4.9)$$

Where

M_1 : representative value for level 1 (lowest level)

F_1 : total number of level 1

R_1 : total precipitation measured by AMeDAS raingauge

g : parameter.

The parameter g is determined by substituting M_2 that is derived from Eqs. (4.4.5) and (4.4.7) into Eq. (4.4.9).

4.4.3.3 Modification due to the change of grid size

Representative values for digitized levels of both radar precipitation rate and radar precipitation amount can be determined individually from the algorithm in the previous sections. It is considered that although fluctuations during one hour cannot be described in the rainfall rate, the total sums for the two data for a long time or for a large area should be equal. However, precipitation total from radar-precipitation rates is always larger

than that from radar-precipitation amounts if those representative values are determined individually, as Fig. 4.4.3 shows. In a very-short-range forecast, precipitation rate is used as the initial field. For using the precipitation rate in the forecast, the two sets of representative values should produce statistically the same total precipitation. In this section, the reason for this difference is discussed and a method for modification is proposed.

The primary reason for this difference is considered to be the change of the radar grid size. In general, the maximum of averages of radar precipitation rates in one-hour, that is radar-precipitation amount, is smaller than the maximum of radar-precipitation rate at any given time. For example, let an isolated echo of 10 mm/h with a size of 2.5 km square move eastward at a speed of 5 km/h, and the echo be on the grid a from time t to $t+30$ minutes. During the following 30 minutes, the echo might be on the grid 2.5 km east of a . Then, we consider the precipitation values for the period from t to $t+60$ minutes in an area including a and the grid 2.5 km east of a . The precipitation amount is calculated as 5 mm/h for two 2.5-km grids, and the precipitation rate indicates 10 mm/h at a 2.5-km grid. Although the averages of four 2.5-km grids are equal (2.5 mm/h), the maximum of precipitation rate for a 5-km grid is 10 mm/h and that of precipitation amount is 5 mm.

To make the difference clearer, the ratio of the frequency of radar observations with a 10-km grid to that with a 5-km grid for different levels is presented for radar-precipitation rates and radar-precipitation amounts in Fig. 4.4.2.

In view of the above idea, representative values of precipitation rate are modified from the upper level, in order, so that the precipitation totals from the highest to the specific level may be the same.

4.4.4 Results

4.4.4.1 Difference between central values and representative values

Table 4.4.1 shows the resulting representative values. For reference, central values are also indicated. Representative values for radar-precipitation amounts, which are determined in Sections 4.4.3.1 and 4.4.3.2 are smaller than central values by 1 to 4 %, and those for radar-precipitation rates by 2 to 9 %. Representative values for radar-precipitation rates to be used in forecast are smaller by 15 to 25 %.

4.4.4.2 Difference between precipitation total from radar precipitation rate and that from radar-precipitation amount

Figure 4.4.3 shows the ratio of precipitation total estimated from radar-precipitation rates to that from radar-precipitation amounts for each radar station. About 20 % overestimation is improved to 3.5 % by the process in Section 4.4.3.3. For several radar sites such as Hakodate, Akita, and Murotomisaki, a change of the representative value of the lowest level in view of different minimum detectable powers of radar signals further improves the overestimation.

4.4.5 Conclusions

Continuous values of 1-hour precipitation amounts and precipitation rates that JMA radar provides are digitized into 64 and 16 levels. For using these digital data quantitatively with JMA nowcasting system, appropriate sets of representative values for digital levels have been proposed.

The resulting representative values have the following features.

- (1) Central values for radar-precipitation amount overestimate the actual precipitation by 1 to 4 %, while the determined values are statistically almost the same as the actual ones.

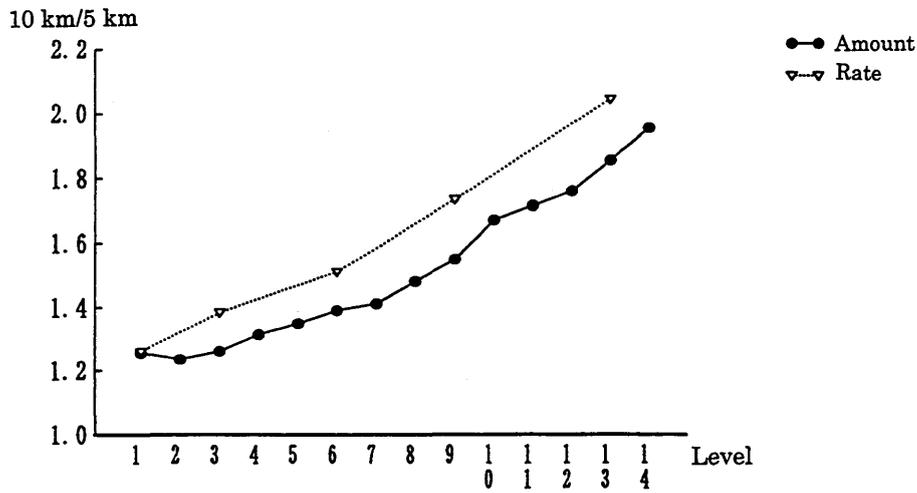


Fig. 4.4.2 Ratio of frequency of radar observations with 10-km grid to that with 5-km grid for different levels. Numbers of 10-km grid are calibrated with the factor of 4 since the total number of grids decreased to 1/4. The horizontal axis shows levels for 1-hour radar-precipitation amount.

Table 4.4.1. Radar observation levels and representative values

One-hour radar-precipitation amount				Radar-precipitation rate				
Level	Range (mm/h)	Central value	New Value ¹	Level	Range (mm/h)	Central value	New Value ¹	New Value ²
1	< 0.5	0.25	0.30	1	< 1.0	0.75	0.67	0.67
2	0.5-	0.75	0.72	2	1.0-	1.50	1.42	1.28
3	1.0-	1.25	1.22	3	2.0-	3.00	2.82	2.45
4	1.5-	1.75	1.73					
5	2.0-	2.25	2.23	4	4.0-	6.00	5.46	4.40
6	2.5-	2.75	2.73					
7	3.0-	3.50	3.45					
8	4.0-	4.50	4.46	5	8.0-	10.00	9.67	8.40
9	5.0-	5.50	5.46					
10	6.0-	6.50	6.47	6	12.0-	14.00	13.79	12.40
11	7.0-	7.50	7.47					
12	8.0-	8.50	8.47	7	16.0-	20.00	19.41	16.80
13	9.0-	9.50	9.47					
14	10.0-	11.00	10.91	8	24.0-	28.00		24.80
15	12.0-	13.00	12.92	9	32.0-	36.00		32.80
16	14.0-	15.00	14.93	10	40.0-	44.00		40.80
17	16.0-	17.00	16.94	11	48.0-	52.00		48.80
18	18.0-	19.00	18.94	12	56.0-	60.00		56.80
19	20.0-	21.00	20.95	13	64.0-	72.00		65.60
20	22.0-	23.00	22.95	14	80.0-	88.00		81.60
21	24.0-	25.00	24.96	15	96.0-	126.00		99.20
40	62.0-							
41	64.0-							
42	68.0-							
63	152.0-							

Note: New value¹ indicates results by the algorithm in Sections 4.4.3.1. and 4.4.3.2, and New value² denotes those in Section 4.4.3.3.

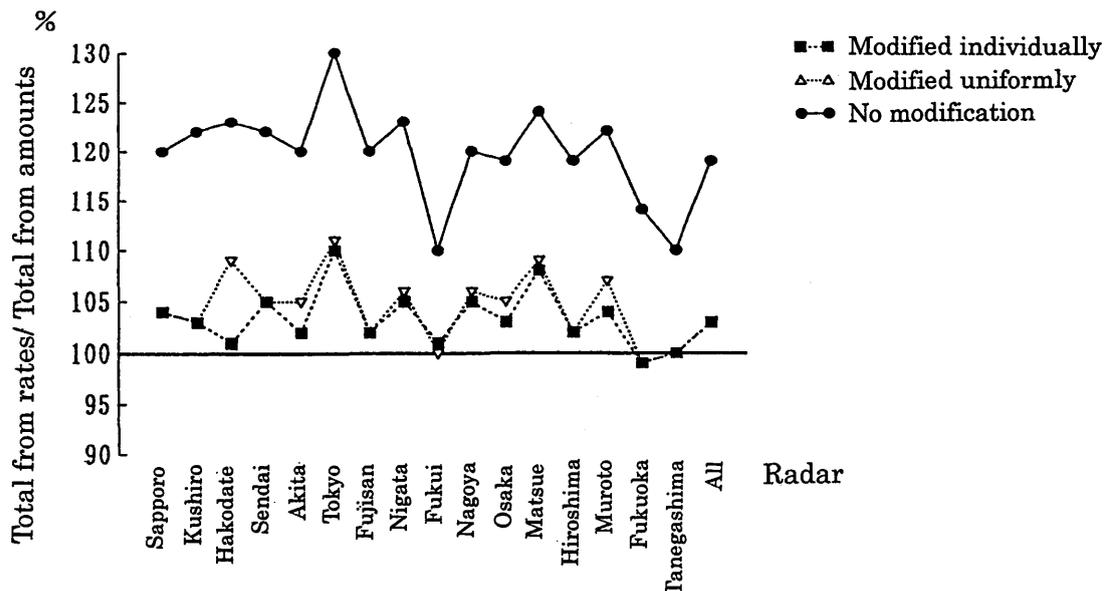


Fig. 4.4.3 Ratio of precipitation total calculated with radar-precipitation rates to that with 1-hour radar-precipitation amounts. The solid line, the dotted line, and the broken line show the ratio that used representative values derived in Sections 4.4.3.1 and 4.4.3.2, that used values calculated in Section 4.4.3.3, and the ratio that used values in Section 4.4.3.3 with the lowest level individually determined for every radar, respectively.

- (2) Central values for radar-precipitation rate overestimate the actual by 15 to 25 %, and new values about 3.5 %. The main reason for excessive central values is considered to be due to the change of the grid size and the adoption of the maximum as the representative of four 2.5-km pixels.

Individual values in actual situations vary in the extent that the same level allows, which means newly determined representative values are not always appropriate. However, in estimating areal precipitation total and precipitation for a long time or for a large area, the representative values that this study proposes might reduce statistical errors of those data.

4.5 A Method for Improving radar estimates of precipitation by comparing data from multiple radars and raingauges

4.5.1 Introduction

With the capability of continuous observation of precipitation over a wide area, as well as the facility for real-time processing, weather radars are being utilized not only in the meteorological field, but also in the hydrological field. To meet hydrological needs, however, the quantitative accuracy of radars, especially those under constant operation, requires some improvement when compared with that of raingauges.

Studies have been made intensively for improvement in the accuracy of precipitation estimates by radar. One proposal is to increase information by additional hardware. It is well known that measurement of the size distribution of the rain drops in a radar sampling volume provides a more accurate estimation of the precipitation amount in the volume. For example, Seliga and Bringi (1976) utilized polarized waves, while Doviak and Zrnica (1984) showed that the use of two different wavelengths can also determine the distribution.

Another approach is to obtain other kinds of information different from that of rain drops in the air. Brandes

(1975) calibrated a field of precipitation estimated by radar with data from densely deployed raingauges. Colier et al. (1975) investigated the effectiveness of the density of raingauges to the calibration of radar estimates. Austin (1987) stressed the importance of the change of the Z-R relationship according to the type of storm. On the other hand, Joss (1990) proposed some correction methods based on the average vertical profiles of radar echoes to obtain precipitation on the ground from the radar echo observed above the ground. Using average seasonal correction fields, Takemura et al. (1984) corrected the radar estimates of hourly precipitation over the sea to produce radar-AMeDAS precipitation charts, which were produced operationally using Japan Meteorological Agency (JMA) radars.

However, in compositing the estimates by the JMA radars, differences in intensity often arise along the borders of the domains of the respective radars, especially over the sea, even if the estimated precipitation maps are modified by the methods mentioned above.

Some of the reasons for the differences are:

- 1) Differences in height and volume of the radar beams which observe the precipitation having a vertical profile in which the strength of precipitation changes with height;
- 2) Differences among the sensitivities of radar receivers;
- 3) Modification made for a radar with no relation to another nearby radar;
- 4) Difficulty of modification by raingauges over the sea.

JMA operates 19 weather radars over an area of 370,000 km² with spacing about three times denser than that of NEXRAD (Golden et al., 1986). However, mountains often obstruct observations in Japan. As a result, there are some areas where the distance between an observed point and a radar site is more than 150 km, even with this dense radar network. The distance over which precipitation can be estimated accurately from the radar equation without any problems, such as vertical difference of distribution of rain drops or a radar sampling volume not filled up with rain drops, is within about 100 km. For larger distances, the errors described in 1) become dominant.

Regarding 2), Takase et al. (1988) pointed out that ratios of radar estimates to the corresponding raingauge measurements are often different from those by another radar even if specifications for those radars are the same. Joss and Pittini (1991) also stated a similar conclusion.

This section proposes a method for calibrating radar estimates by comparing them not only with raingauge measurements but also with radar estimates from other radars. This method eliminates the discontinuity in radar echo compositing and improves the estimates over a wide radar detection area. This method is effective for an area where errors based on the vertical profile of precipitation are dominant, especially over the sea, and for a radar echo composite which needs smooth compositing of data from different radars. In this method, a calibration factor is first described with two parameters, and the parameters are then determined by the least-squares method using hourly radar and raingauge data.

4.5.2. Data

Data of the digital radar network of the JMA from January 1990 to February 1993 are used in this study. Throughout the period, 16 digital radars (three radars in the western part of Japan were excluded) were operated, and Okinawa Radar and Naze Radar were equipped with a digital processing unit in April 1991 and April 1990, respectively (Fig. 4.3.1).

Elevations for the field of precipitation are selected so that the altitude is the lowest, under the condition that the radar sampling volume should not have interference by mountains, and it should not be contaminated by sea clutter. For the $Z-R$ relationship, the values proposed by Marshall-Palmer (1948), that is, 200 for B and 1.6 for β , are employed (Sakota 1990).

To obtain raingauge measurements for calibration, the raingauge network of AMeDAS is used.

Calculations in this study are conducted in the domain for JMA nowcasting system.

4.5.3. Relationship between radar beam height and the statistical field of precipitation observed by radar

Joss and Waldvogel (1989) estimated the percentages of the precipitation that can be observed by a radar at various ranges for convective rain, widespread rain and snow, and low-level rain on the basis of the average vertical reflectivity profiles. Although the percentages show different distributions, they decrease as the distance from the radar increases, and the rate of decrease is larger for the precipitation with lower echo top-height. Takemura *et al.* (1984) also made a similar investigation using radar and raingauge data during 6

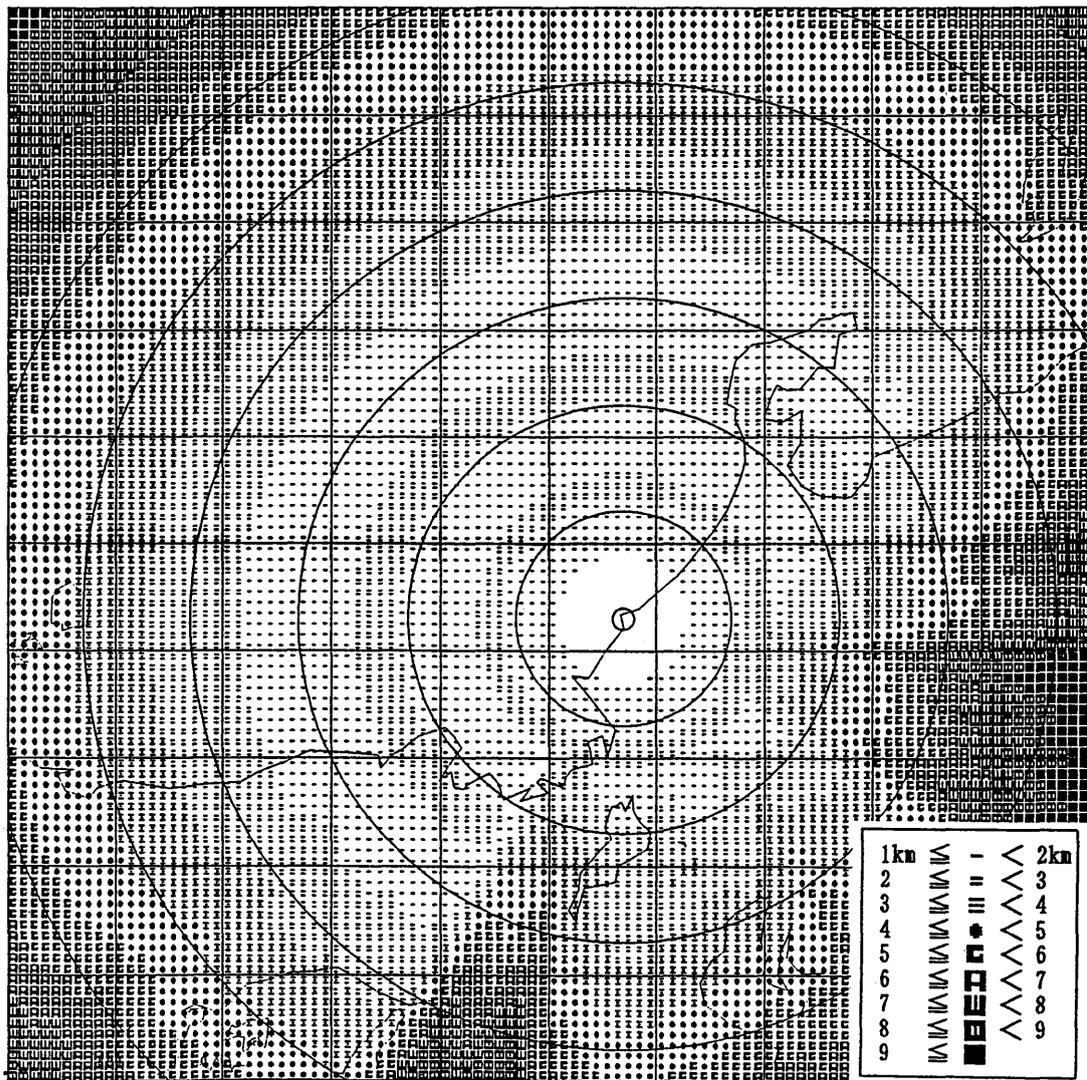


Fig. 4.5.1 Heights of the radar beam for a JMA operational radar (Fukui Radar), for observing precipitation. Three elevations, 0.0°, 1.0°, and 2.0°, are used for the observation. Range circles are drawn at 50-km intervals. Borders between the different elevations over the sea are along the arcs at about 60 km and 130 km from the radar site. The areas under 2 km of observation height are found with a ring shape around 80 km and 150 km from the radar site, and in the neighborhood of the radar site.

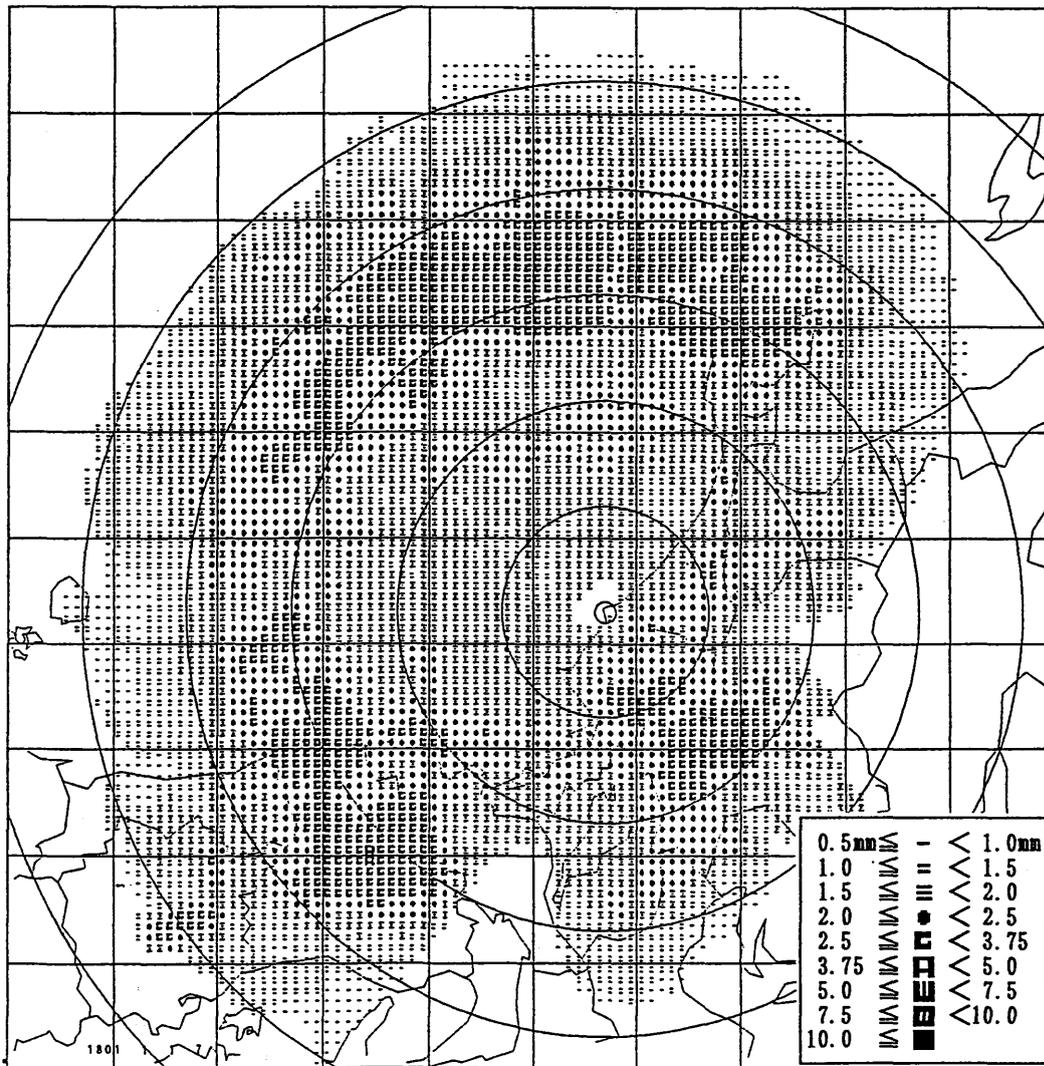


Fig.4.5.2(a) Average hourly amounts for considerable precipitation observed by Fukui Radar.

Average amounts during September 1990. Observations were usually made at 1-hour intervals, and the intervals were changed to 3 hours when there was little possibility of precipitation. The numbers in the legends indicate the average hourly amounts of precipitation estimates that were the strongest 2 % of all the observation records during the period. Range circles are drawn at 50-km intervals. Over the sea, large rates are found along a 170-km radius from the site. Another peak is found around 90-km radius. Both areas are below 2-km observation height.

months in the warm season. They pointed out that the average field of calibration factors on land showed a high correlation to the field of the minimum height through which radar beams pass without obstruction. They applied this relationship to an algorithm, and produced radar-AMeDAS precipitation maps, in which the calibration factor field for the radar was given as constant with time, except for areas where raingauges could be used for the calibration by a correction method. This relationship will be clarified by another investigation in this study.

Figure 4.5.1 indicates the field of height of the beam by which Fukui Radar, one of the JMA radars, observes precipitation. Fukui Radar was using three elevations for intensity observation with an almost constant altitude when the data in this study were observed. The heights over any area more than 130 km from the radar are of the lowest elevation because sea clutter has no influence beyond the tangent point of the beam path of

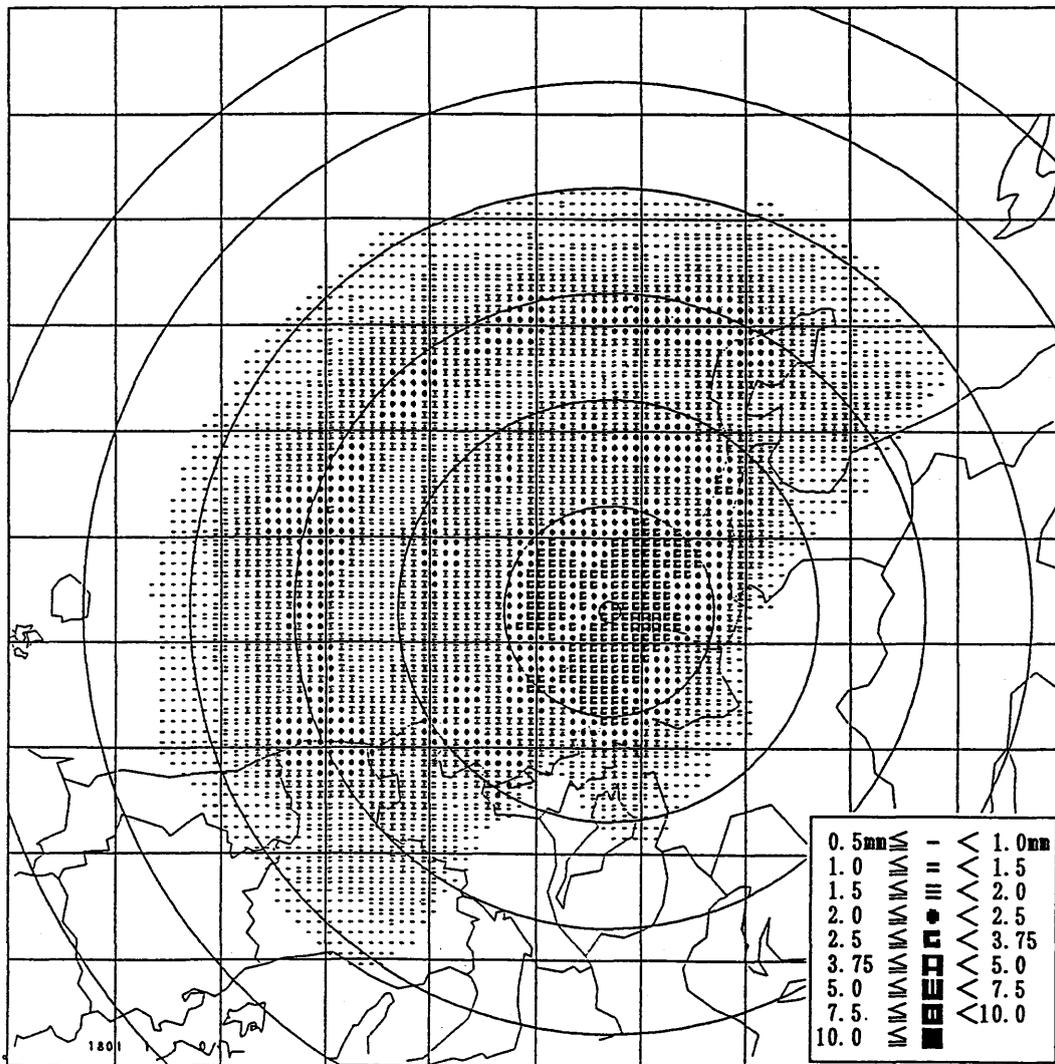


Fig.4.5.2(b) Average hourly amounts for considerable precipitation observed by Fukui Radar. The same as (a), except during January 1990. There are areas of large amounts along 140-km and 90-km radius from the radar site. There is another maximum around the center.

Fukui Radar at the earth's surface. Around 110 km from the radar, the second highest radar beam is adopted to avoid sea clutter.

Figure 4.5.2a is the field of the averages of hourly precipitation estimates for Fukui Radar which were collected from the strongest 2 % of the observations during August 1990. In other words, it is the field of the averages of severe precipitation estimates during the month. Zero was assigned for locations where the frequency of precipitation echoes did not reach 2 % of the observations. If all of the radar estimates were accurate, the pattern would show the average precipitation amounts. However, the most obvious characteristic is that the intensities are weak in the areas with high observation altitudes. Though it cannot be denied that precipitation happens to be weak in all the areas with high observation altitude, it is natural to regard, as Joss and Waldvogel (1989) stated, that the lesser amount is caused by weaker estimates due to smaller occupancy of the radar sampling volume by rain drops, or to observing different contents of radar echoes along the vertical direction. Discontinuity around the border of different observation angles seen along a circle with a radius of 130

-km from the radar in Fig. 4.5.2 is considered to occur for this reason.

In the above investigation, only a part of the observations were used. On the grid with the higher observation altitude, not only the intensity but also the frequency of detection decreases. It is not reasonable to include those grids with very small detection rates in the data for the analysis because they may be observed only for a particular restricted condition, such as precipitation from tall clouds.

The above relationship changes with season, as shown in Fig. 4.5.2b. Because the average echo top is lower in winter, a small increase in observation height often corresponds to small occupancy of the radar sampling volume, and causes a large decrease in the precipitation estimate by radar. This result is consistent with those of Joss and Waldvogel (1989) and Takemura et al. (1984).

Now that we have investigated the nature of errors for the estimates, we consider how to modify the radar estimates observed above the ground. The following assumptions are made:

- (1) The vertical profile of an observed radar echo can be described by a function;
- (2) The ratio of a raingauge measurement to the corresponding radar estimate on the ground changes for various reasons, such as the variability of the Z-R relationship, or the difficulty of ideal maintenance of the sensitivity of operational radar hardware.

We represent the ratio of a raingauge measurement to the corresponding radar estimate observed, F , as

$$F = Af, \tag{4.5.1}$$

where A , which is the ratio of the actual precipitation to the corresponding radar estimate on the ground, is a parameter for assumption (2), and f , which is the ratio of the radar estimate on the ground to the radar estimate observed, is a function for assumption (1).

We can derive f in Eq. (4.5.1) from the distribution of the intensity of the radar beam and a function representing the vertical profile of an observed radar echo. The intensity of a radar beam at a specified angle is known to be described by an exponential function as follows:

$$I = 2^{-(\theta/\theta_h)^2},$$

where

θ : the angle from the center of a radar beam,

θ_h : the angle where the strength decreases to half of that at the center.

The intensity I of the radar beam illustrated in Fig. 4.5.3 is then described as:

$$I(z, y, R, B, \theta_h) = \exp[-\ln 2\{(z - B)^2 + y^2\}/\{R \tan \theta_h\}^2], \tag{4.5.2}$$

where

z : height of observation,

y : distance from the center in the direction normal to both the vertical and beam directions,

R : distance from the radar,

B : altitude of the center of the radar beam, which is calculated from the altitude of the radar site, the angle of elevation, and R , by the propagation equation.

In the above equation, the path of the radar beam is assumed to be almost horizontal.

Further we assume that the vertical profile of precipitation be denoted by:

$$V(z, T, a) = \{(T - z)/T\}^{1/a} \tag{4.5.3}$$

where

T : echo top height,

a : parameter for determining the shape of the profile.

The intensity of the profile is 1 at the ground, and 0 at the echo top-height. Figure 4.5.4 shows vertical

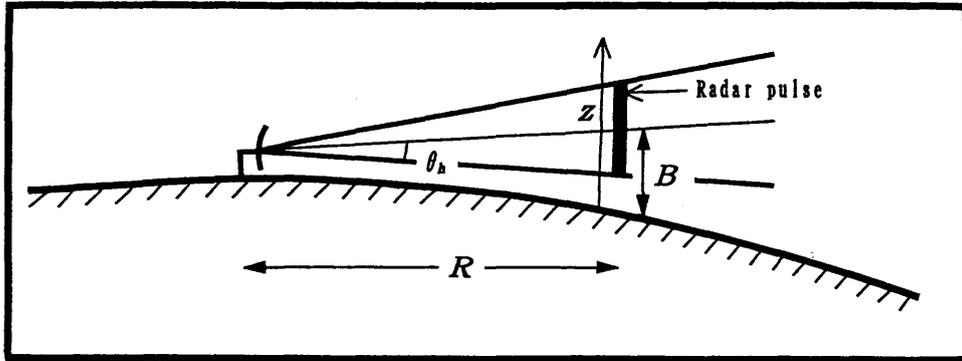


Fig. 4.5.3 Geometry of the radar beam used in Eq. (4.5.2).

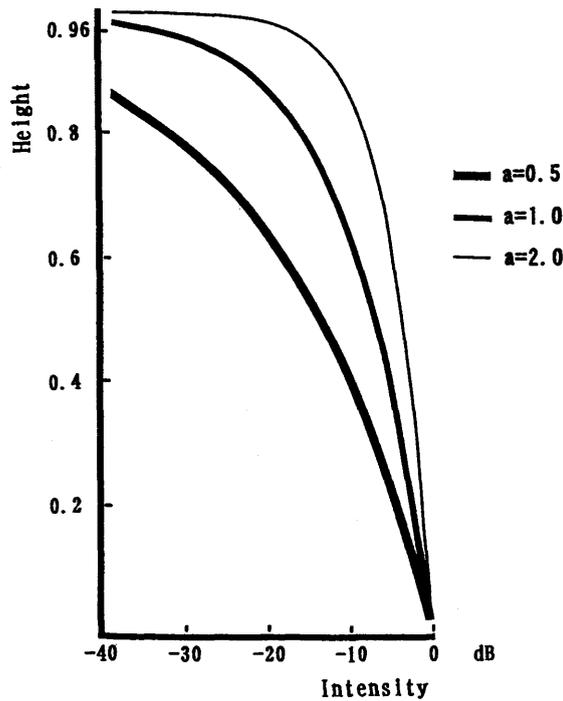


Fig. 4.5.4 Vertical profiles used for calculating the calibration factor. The vertical profile of precipitation with T km of echo top-height is described by $\{(T-z)/T\}^{1/a}$, where z is radar beam-height. In the figure, radar beam-height is described as the rate at the echo top-height. Hence, the vertical axis shows z/T . Lines in the figure are for different values of a , that is, 0.5, 1.0, and 2.0. Intensity is in dB.

profiles described by the above equation for three different values of a . When a is 1, the intensity decreases linearly in proportion to altitude; this is the assumption Andrieu and Creutin (1991) adopted for the vertical profile with no bright-band effect. By changing a from 0.5 to 2, most of the profiles investigated by Joss and Waldvogel (1989) can be approximated.

With these equations, f is represented as:

$$\begin{aligned}
 f(R, B, \theta_h, T, a) &= \frac{\int_{B-r}^{B+r} \int_{-r}^{+r} I(z, y, r, B) dy dz}{\int_{B-r}^{B+r} \int_{-r}^{+r} I(z, y, r, B) V(z, T, a) dy dz} \\
 &= \frac{\int_{B-r}^{B+r} \int_{-r}^{+r} \exp\left[\frac{-\ln 2\{(z-B)^2 + y^2\}}{\{R \tan \theta_h\}^2}\right] dy dz}{\int_{B-r}^{B+r} \int_{-r}^{+r} \exp\left[\frac{-\ln 2\{(z-B)^2 + y^2\}}{\{R \tan \theta_h\}^2}\right] \{(T-z)/T\}^{1/a} dy dz}
 \end{aligned} \tag{4.5.4}$$

where

r : size of the radar main beam defined by $R \tan(\theta_h)$.

Here, integrals are calculated for the area where the main beam passes.

In Eq. (4.5.4), the echo top-height T and the parameter a for the vertical profile are needed, and they are included as a fraction and as an integral format. Because a simple form of f is desirable for the process described later, an approximated one is proposed. Considering that f is almost 1 near the radar site, and begins to grow rapidly at a certain distance, f is approximated by the following function:

$$f(X, B) = (1 + XB^2) \tag{4.5.5}$$

It should be noted that B is a function of location only, and is independent of time, while the parameter X is treated as a variable of time only.

In this approximation, θ_h is not used because it is constant for all radars. Distance R has some effect on f , although the effect is not as large as that of B . We don't include the effect of R in the approximation so that we may get sufficient results with as small a number of parameters as possible when we cannot know all of the detailed vertical profiles of radar echoes.

The parameter X represents the effect of radar sampling height and an echo profile described with T and a in Eq. (4.5.4) on the calibration factor. By introducing X , radar estimates are well calibrated when the ratio of the echo intensity observed by radar to that on the ground decreases as the radar beam becomes higher.

The function f depends on B only through its square. The form of B^2 was selected as a result of the following investigation, which was made to evaluate the performance of B to the power of different orders. For this evaluation, the correction factor described by Eq. (4.5.4) was approximated using the least-squares method. In Fig. 4.5.5, calibration factors for various distances from the radar site are approximated by three lines described as $f = (1 + XB^k)$, where k is 1, 2, or 3 for the respective lines. The parameter X for each line was determined with the least-squares method to minimize total difference between the values from Eq. (4.5.4) and those from $(1 + XB^k)$.

For the various situations shown in Fig. 4.5.5, where the parameter a in Eq. (4.5.3) is 0.5 and 2, and echo top

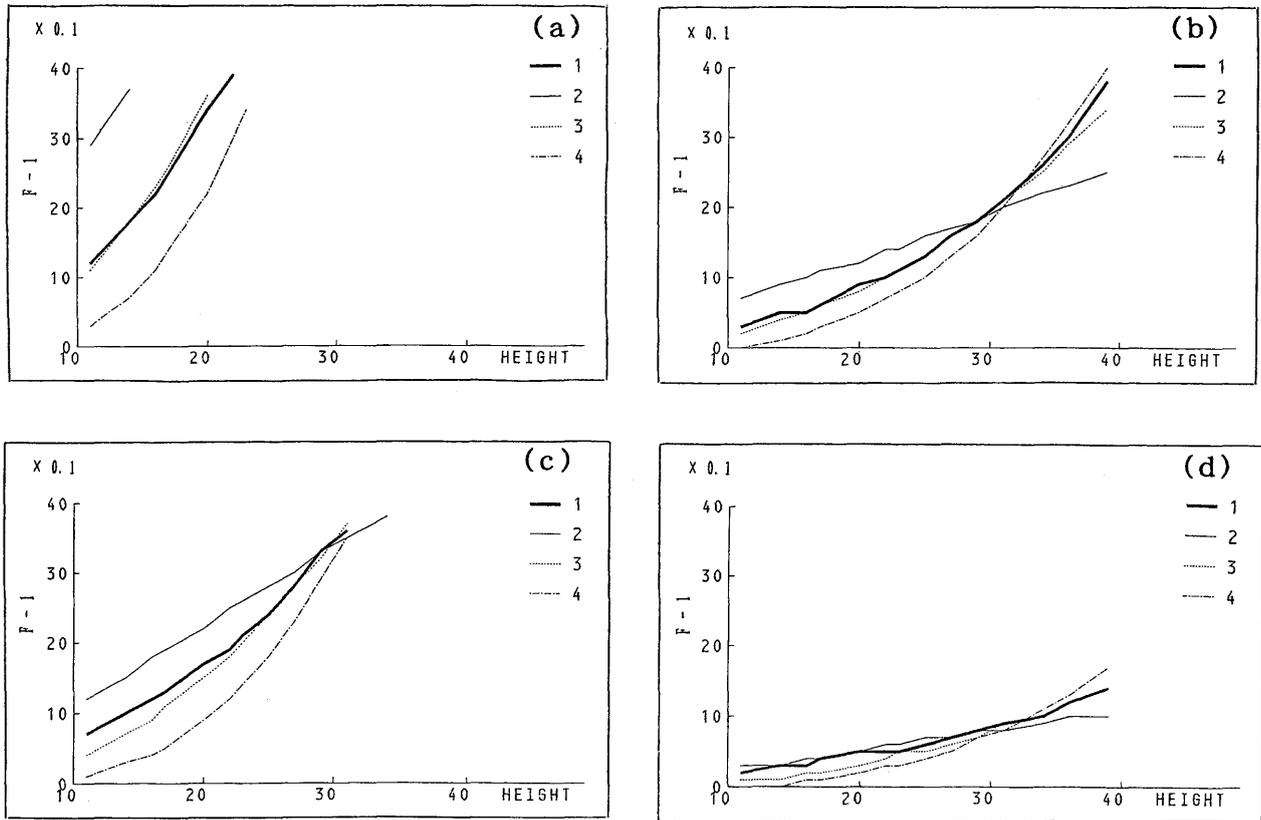


Fig. 4.5.5 Approximation to the calibration factor variable according to radar beam-height. The calibration factor calculated by Eq. (4.5.4) for the vertical profile in Fig. 4.5.4, is approximated with lines described by $1 + mx^2$. The line describing calibration factors for different beam heights is denoted by number 1, and the approximations are by 2, 3, and 4, where the value of y is 1.0, 2.0, and 3.0, respectively; m for each approximated line is determined by the least-squares method so that the line may be closest to the line 1. In this study 0.7° is used for θ_h . The beam is shot from 1-km height with 0° elevation angle. The altitude of the beam becomes higher as the effect of the earth's effective radius becomes apparent. Figure 4.5.5a, 4.5.5b, 4.5.5c, and 4.5.5.d are for 4 km, 4 km, 6 km, and 6 km of echo top-height and for 0.5, 2.0, 0.5, and 2.0 of a , respectively. Comparisons for the approximation are made at 10-km intervals from the radar site for the points where the height of the radar beam is lower than 4 km.

-heights are 4 km and 6 km, the approximation with the square of B shows the least difference as a whole.

The other parameter A is also a variable of time only. JMA radars are undergoing careful maintenance, as are many others. There are, however, several difficult problems, even with the best maintenance. For example, there are large differences in the installation dates of the radars, reaching over more than 10 years in some cases, which leads to different types of parts used for the same function of those radars. As a result, it is almost impossible for the hardware, especially any working operationally, to be in strictly ideal condition for all the radars at all times. Consequently, there are errors in the measurement of the intensity reflected by raindrops. A compensation for those errors can be included in A . It should be noted that those errors are represented as a function of time only, and independent of location, although they are different among the respective radars.

Variability of the $Z-R$ relationship also affects A . The variability is considered as a function of location, so A , which is constant for the entire detection area of the radar, cannot represent a detailed distribution of the

calibration factor field. However, A can be changed for the variability in different storm types which are almost identical in their detection area and change gradually with time. Thus, this variability is better described by being included in A as the average value at the current time.

Consequently, F in Eq. (4.5.1) is described as a function of A , X , and B by combining Eq. (4.5.5) as follows:

$$F(A, X, B) = A(1 + XB^2) \quad (4.5.6)$$

4.5.4. Algorithm

4.5.4.1. Necessary conditions for the calibrating parameters

The following conditions are proposed for parameters A s and X s defined by Eq. (4.5.6), which different radars should satisfy.

- 1) Since radars have several errors in observation, precipitation estimates from different radars for a point where radar observations overlap are, in general, different. Their modified values, however, should be equal:

$$A_a(1 + X_a B_{ak}^2)E_{ak} = A_b(1 + X_b B_{bk}^2)E_{bk} \quad (4.5.7)$$

where

B_{ak} : radar beam height of Radar a at the k -th point,

E_{ak} : estimate of 1-hour precipitation amount by Radar a , at the k -th point.

Because the number of such points is usually not small, the following sum of the differences between both sides of Eq. (4.5.7) in the whole overlapping area, described as $J_1(X, A)$, should be a minimum:

$$J_1 = \sum_a \sum_{b=a} \sum_k \{ \ln(A_a(1 + X_a B_{ak}^2)E_{ak}) - \ln(A_b(1 + X_b B_{bk}^2)E_{bk}) \}^2 \quad (4.5.8)$$

$$= \sum_a \sum_{b=a} \sum_k \{ A'_a - (A'_b + \beta_{abk}) \}^2 \quad (4.5.9)$$

where

$$A'_a = \ln(A_a),$$

$$\beta_{abk} = \ln\{ \frac{(1 + X_b B_{bk}^2)E_{bk}}{(1 + X_a B_{ak}^2)E_{ak}} \}$$

The major reason for adopting the logarithm in Eq. (4.5.8) is to avoid unreasonable solutions. If Eq. (4.5.8) were described without the logarithm, zero might be another solution for all A s, and in most cases with some residue for J_1 , zero might be the only solution, which means all of the modified radar estimates become zero. The logarithm might tend to place a high weight on a small precipitation rate in determining the correction factor. However, a small estimate of a radar is not always small when it is observed by another radar, and this tendency can be modified, if necessary, by placing a high weight on samplings with a large precipitation rate, to a certain extent.

- 2) By transforming Eq. (4.5.7), the following relationship is obtained:

$$\frac{(1 + X_a B_{ak}^2)E_{ak}}{(1 + X_b B_{bk}^2)E_{bk}} = A_b / A_a \quad (4.5.10)$$

The right-hand side of Eq. (4.5.10) is composed of parameters independent of location, and the number of the

points that should satisfy Eq. (4.5.10) is not small. In other words, the value of the left-hand side, representing the ratio of a modified estimate from Radar a to that from Radar b, is constant for all the overlapping area after modification by X . It directly represents the condition that should be satisfied by estimates modified for the vertical differences. Under this condition, the standard deviation of the samples of the left-hand side for the overlapping points should be the minimum. The following should also be taken into account before the formulation of this condition:

- (1) A small average of the left-hand side can also make this standard deviation small. For this reason, the magnitude of the average should be normalized.
- (2) Since the situation is the same for Radar a and Radar b, it is desirable for the constraint for each of them to be equal.

Consequently, we adopt the following $J_2(X_a, X_b)$ as the value which should be minimum:

$$\begin{aligned}
 J_2(X_a, X_b) &= \frac{\frac{1}{K} \sum_k (a_{ak}/b_{bk})^2 - \{\sum_k (a_{ak}/b_{bk})/K\}^2}{\{\sum_k (a_{ak}/b_{bk})/K\}^2} \\
 &+ \frac{\frac{1}{K} \sum_k (b_{bk}/a_{ak})^2 - \{\sum_k (b_{bk}/a_{ak})/K\}^2}{\{\sum_k (b_{bk}/a_{ak})/K\}^2} \\
 &= K \frac{\sum_k (a_{ak}/b_{bk})^2}{\{\sum_k (a_{ak}/b_{bk})\}^2} - 1 + K \frac{\sum_k (b_{bk}/a_{ak})^2}{\{\sum_k (b_{bk}/a_{ak})\}^2} - 1
 \end{aligned} \tag{4.5.11}$$

where

$$\begin{aligned}
 a_{ak} &= (1 + X_a B_{ak}^2) E_{ak} = E_{ak} + h_{ak} X_a, \\
 b_{bk} &= (1 + X_b B_{bk}^2) E_{bk} = E_{bk} + h_{bk} X_b, \\
 h_{ak} &= B_{ak}^2 E_{ak},
 \end{aligned}$$

K : total number of points, k .

In deriving Eq. (4.5.11) from Eq. (4.5.10), the logarithm was not employed. This is based on the nature of X . The parameter X modifies mainly the estimates that are observed with a high beam-elevation although A modifies all of the estimates with the same weight. In order to place a large weight on data with large deviations, which is attributed mainly to samples with a high beam-elevation, we have not adopted the logarithm, because it causes a lower evaluation of the data with large deviations.

It should be noted that the objective values for X s in J_2 are generally different from those in J_1 , although both J_1 and J_2 are based upon Eq. (4.5.7)

The constraint on J_2 directly determines X s, so X s can modify the vertical differences of radar estimates. On the other hand, J_1 fixes X s as one of the components that modify estimates from different radars into those with the least differences from each other. For example, let us consider three overlapping points. The value of J_2 is not, in general, zero simply because the number of parameters is two, while J_1 can be zero with four

parameters. When X s determined by J_2 are used, J_1 cannot be fixed to zero because β_{abh} in Eq. (4.5.9) cannot be treated as constant owing to the deviation still remaining for modified samples. Therefore, the values of X s for J_2 are different from those of J_1 . In order to be accurate for the entire radar-detecting area, which includes points where radar observations do not overlap, X s determined by J_2 are considered better than those by J_1 .

- 3) On a grid where an AMeDAS station is located, the calibration factor should equal the ratio of the AMeDAS measurement to the radar estimate:

$$A_a(1 + X_a B_{ai}^2) = R_{ai} / E_{ai} \quad (4.5.12)$$

where

R_{ai} : raingauge reading at the i -th point in the detection range of Radar a ,

A_a : A for Radar a ,

X_a : X for Radar a ,

B_{ai} : radar beam height of Radar a at the i -th point,

E_{ai} : estimate of 1-hour precipitation amount by Radar a at the i -th point.

Because there are many AMeDAS stations to be compared within the land area of one radar's detection range, the following summation, $J_3(A, X)$, obtained by transformation of Eq. (4.5.12) should be a minimum:

$$J_3 = \sum_a \sum_i [\ln\{A_a(1 + X_a B_{ai}^2)\} - \ln(R_{ai} / E_{ai})]^2 \quad (4.5.13)$$

$$= \sum_a \sum_i (A_a' - \delta_{ai})^2 \quad (4.5.14)$$

where

$$A_a' = \ln(A_a),$$

$$\delta_{ai} = \ln[R_{ai} / \{(1 + X_a B_{ai}^2) E_{ai}\}].$$

Since Eq. (4.5.13) directly compares estimates with the actual measurements, X s and A s can be derived only by this equation. The areas for this comparison, however, are limited to land only, and there are much fewer points for comparison than for Eq. (4.5.8) or Eq. (4.5.11).

4.5.4.2. Outline of the procedure

For the procedure in this study, X s are determined firstly by Eq. (4.5.11) only, according to the consideration in Section 4.5.4.1. Then, A s are derived using Eqs. (4.5.9) and (4.5.14) (Fig. 4.5.6).

Uncertainty still remains, however, in determining the parameters, even after Eqs. (4.5.9), (4.5.11), and (4.5.14) are defined. One uncertainty is in determining what weights are given to Eqs. (4.5.9) and (4.5.14) in deriving A s. The other is that points of sampling are not specified. If we take all the overlapping points of the samples for Eq. (4.5.11), when most B s are low, data with a high beam-altitude may contribute little to determining X . This X may cause large errors in areas with a high sampling altitude. Detailed strategies for weighting and for selecting samples are described in the following sections and appendices.

To better understand the procedure, Fig. 4.5.7 presents the idea and a schematic explanation of the calibration for X and A .

4.5.4.3. Determination of X by successive approximation

4.5.4.3.1. Relationship between two Xs

The determination of Xs starts by deriving the relationship between only two radars.

Let the specified radars be *a* and *b*; and X_b be fixed to X_b^* as known. The first estimate of the successive approximation, X_b^* , is obtained by averaging the data for the last 240 hours, with higher weighting for the last 6 hours. The most appropriate X_a for X_b^* is derived from the actual comparison of J_2 's for various values of X_a having differences of at least 0.005 from each other. We now describe the most appropriate X_a and J_2 as X_a^* (X_b^*) and $J_{2a}(X_b^*) = J_{2a}(X_a^*(X_b^*), X_b^*)$, respectively.

Taking into account that X_a^* derived in this process depends on the value of X_b^* , we calculate three different X_a^* 's and J_{2a} 's for $X_b^* - \Delta$, X_b^* , and $X_b^* + \Delta$, respectively, where Δ is a small positive number.

4.5.4.3.2. Estimation of all Xs using the relationship between two radars

Let X_b^* be the minimum of J_{2a} 's among the three appropriate candidates in Section 4.5.4.3.1. Then, X_b^* is an appropriate estimate for X_b among them. However, we may have a different candidate, if the corresponding radar is changed from *a* to another. Therefore, relationships with other radars should also be taken into account. In order to include these relations for many radars in the expression in which calculation of these parameters is easy, we change the relationship between X_a and X_b into a linear one. In this expression, it is assumed that X_a can be represented as a linear function of X_b when X_b is near X_b^* . Under this assumption, the following equation for X_a and X_b is derived with two groups of X_a^* and X_b^* producing smaller J_{2a} :

$$\begin{aligned}
 X_a &= X_a^*(X_b^*) + \frac{X_a^*(X_b^* - \Delta) - X_a^*(X_b^*)}{\{X_b^* - \Delta\} - X_b^*} \{X_b - X_b^*\} \\
 &= C_{ab}X_b + D_{ab},
 \end{aligned}
 \tag{4.5.15}$$

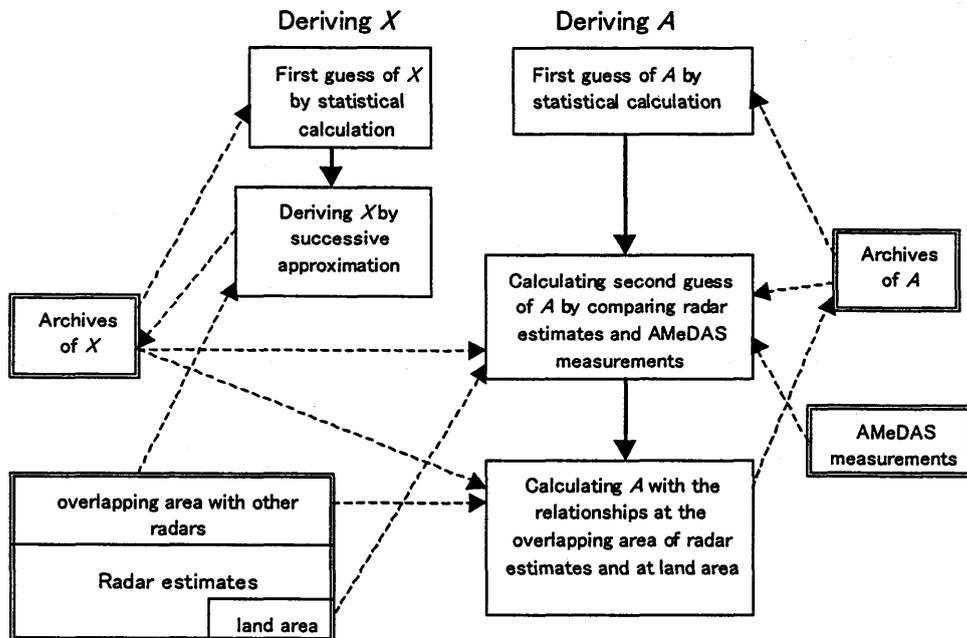


Fig. 4.5.6 Schematic flow for the algorithm for deriving X and A. Values of X are derived at first only with radar estimates and archives of X. Determination of the values of A then starts with obtaining a second guess of A, that is, the ratio of raingauge measurements to radar estimates calibrated with Xs. Finally, with this ratio and the relationship among radar estimates over their overlapping area, As, are obtained.

where both $J_{2a}(X_b^* - \Delta)$ and $J_{2a}(X_b^*)$ are assumed to be smaller than $J_{2a}(X_b^* + \Delta)$.

With Eq. (4.5.15), the same value as determined in Section 4.5.4.3.1 is derived for X_a when X_b is $(X_b^* - \Delta)$ and X_b^* .

Equation (4.5.15) can be obtained for many radars, but $X_a^*(X_b^*)$ and estimates of X_a derived from comparison

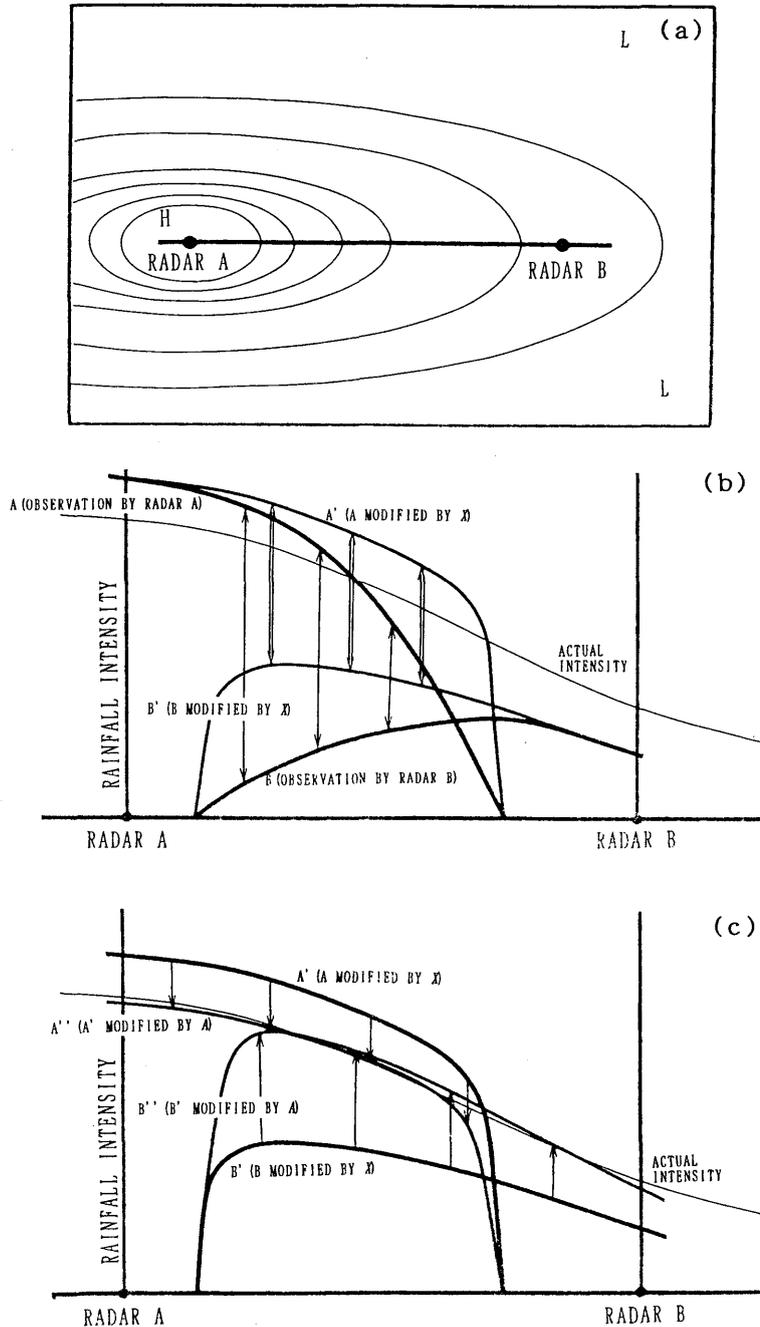


Fig. 4.5.7 Calibration methodology. Figure 4.5.7a shows an areal distribution of precipitation. A large amount is observed around Radar "A." Figures 4.5.7b and 4.5.7c are cross-sections along the thick line in Fig. 4.5.7a. Figure 4.5.7b illustrates how X modifies the original radar estimates. In the figure, the thin lines, the thick lines, and the lines with moderate thickness denote the actual intensities, original radar estimates, and estimates modified by X s, respectively. Vertical single lines with arrows show differences between original estimates by Radar A, and those by Radar B. The parameter X modifies the estimates such that those differences can be equal without dependence of location, as vertical double lines with arrows show. On the other hand, the parameter A calibrates the estimates modified by X such that the modified lines may be along the actual intensities, as in Fig. 4.5.7c.

with many other radars are not equal. Therefore, some difference arises between both sides of Eq. (4.5.15) if an estimate of X_a , except for $X_a^*(X_b^*)$, is substituted for X_a . In view of this situation, we determine X s such that the sum of the differences between the values of both sides of Eq. (4.5.15) for various estimates of X s is minimum.

Actually, we obtain the following equation to describe the relationship between Radar a and Radar b in Section 4.5.4.3.1:

$$L_{2ab} = \varepsilon_{ab}(X_a - C_{ab}X_b - D_{ab})^2 + \varsigma_{ab}(X_a - M_{ab})^2 + \eta_{ab}(X_b - N_{ab})^2, \quad (4.5.16)$$

where ε_{ab} , ς_{ab} , η_{ab} are weighting coefficients, and M_{ab} and N_{ab} are X_a^* and X_b^* , respectively.

Equation (4.5.16) indicates:

- (1) An appropriate pair of X_a and X_b is M_{ab} and N_{ab} ,
- (2) Even if they differ from M_{ab} and N_{ab} , they should satisfy the relationship of the first term described by C_{ab} and D_{ab} to keep J_2 small.

The last estimates of X s are derived as those making minimum the total sum of L_{2ab} 's:

$$L_2 = \sum_a \sum_{b=a} \{\varepsilon_{ab}(X_a - C_{ab}X_b - D_{ab})^2 + \varsigma_{ab}(X_a - M_{ab})^2 + \eta_{ab}(X_b - N_{ab})^2\} \quad (4.5.17)$$

Because Eq. (4.5.17) is a quadratic format regarding X s, the following linear equation is obtained by differentiating L_2 with respect to X_m :

$$\begin{aligned} & \sum_{b=m} \{(\varepsilon_{mb} + \varsigma_{mb})X_m - \varepsilon_{mb}C_{mb}X_b + (-\varepsilon_{mb}D_{mb} - \varsigma_{mb}M_{mb})\} \\ & + \sum_{b=m} \{-\varepsilon_{mmb}C_{bm}X_b + (\varepsilon_{mmb}C_{bm}^2 + \eta_{ab})X_m + (\varepsilon_{mmb}C_{bm}D_{bm} - \eta_{abm}N_{bm})\} = 0 \end{aligned} \quad (4.5.18)$$

Consequently, X s are determined by solving the above simultaneous linear equations. The actual weighting strategy is described in Appendix (1).

4.5.4.3.3. Iteration

The values of X s determined in the scheme from Section 4.5.4.3.1 to Section 4.5.4.3.2 depend on the first guess of X s. To obtain more reliable values, the procedures are repeated three times, replacing the first guesses X_b^* by the estimates determined by Eq. (4.5.18).

4.5.4.4. Derivation of A

In order to obtain A s satisfying both relationships of Eqs. (4.5.9) and (4.5.14), we propose the following form for the target of the least-squares method:

$$J_4 = \sum_a \sum_{b=a} \sum_{k(a,b)} \alpha_a \{A_a' - (A_b' + \beta_{abk})\}^2 + \sum_a \sum_i \gamma_a (A_a' - \delta_{ai})^2 \quad (4.5.19)$$

Then the following linear equation is derived on A_m :

$$\begin{aligned} & \sum_{b=m} \sum_{k(m,b)} \alpha_m \{A_m' - (A_b' + \beta_{mbk})\} - \sum_{b=m} \sum_{k(b,m)} \alpha_a \{A_b' - (A_m' + \beta_{bmk})\} \\ & + \sum_i \gamma_m (A_m' - \delta_{mi}) = 0 \end{aligned} \quad (4.5.20)$$

It should be noted that Eq. (4.5.7), which is the basis for Eq. (4.5.9), indicates only the ratio of the values of

respective A_s . For this reason, if the last term in Eq. (4.5.19) were omitted, the determinant for different A'_m s in Eq. (4.5.20) would become zero, which means that A_s cannot be determined only by Eq. (4.5.9).

It should also be noted that if the logarithm were not adopted in Eq. (4.5.19), unsuitable values might be derived for A_s . If Eqs. (4.5.8) and (4.5.14) were described without the logarithm and combined together like Eq. (4.5.19), the term in Eq. (4.5.8) would cause all A_s to become smaller because residues for A_s in Eq. (4.5.8) are small only if A_s are small. The result would be that A_s would, in most cases, be smaller than those estimated from Eq. (4.5.14), unless the relationships in Eqs. (4.5.8) and (4.5.14) could be completely satisfied with no error.

Consequently, the parameter A_m is determined by solving the simultaneous linear equations (4.5.20) on A_s .

The way to determine an appropriate weighting for the above coefficients is described in Appendix (2).

4.5.4.5. Process in case of no data for comparison

Determining the parameters for a radar requires some radar echoes over AMeDAS raingauges, and, at the same time, observed precipitation overlapped in some areas by at least two radars.

Actually, however, in some cases these requirements are not satisfied. For example, when a rainfall area moves eastward from the far northwest to the Kyushu District, only the Fukuoka Radar can detect the area over the sea (Fig. 4.3.1 helps show the location of the specified radar). In this case, neither Eq. (4.5.7) nor Eq. (4.5.12) proposed for the algorithm is available. After a while, the radar echoes move into the detection area of

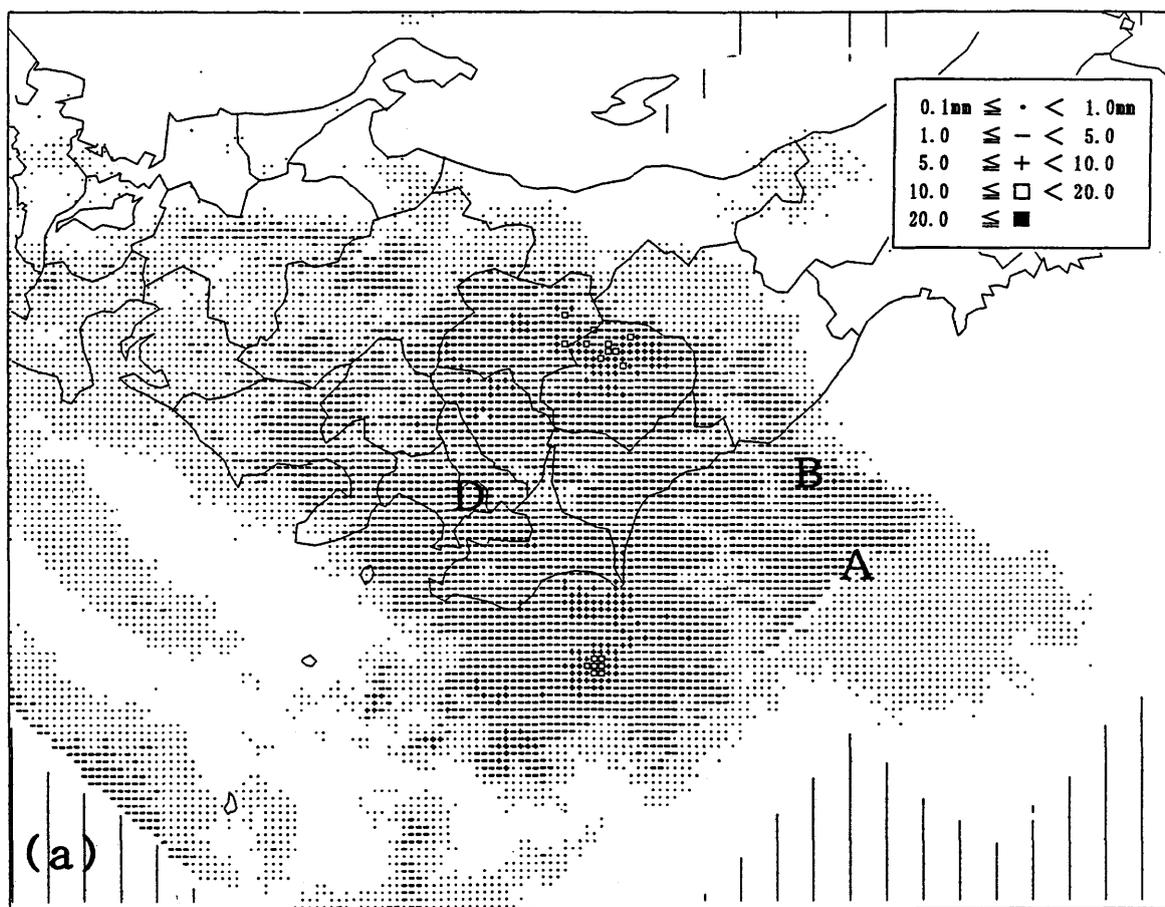


Fig. 4.5.8. (a) An example of the field calibrated with the parameters A and X .
The composite of hourly precipitation estimates by radar at 21 UTC on 27 November 1990.

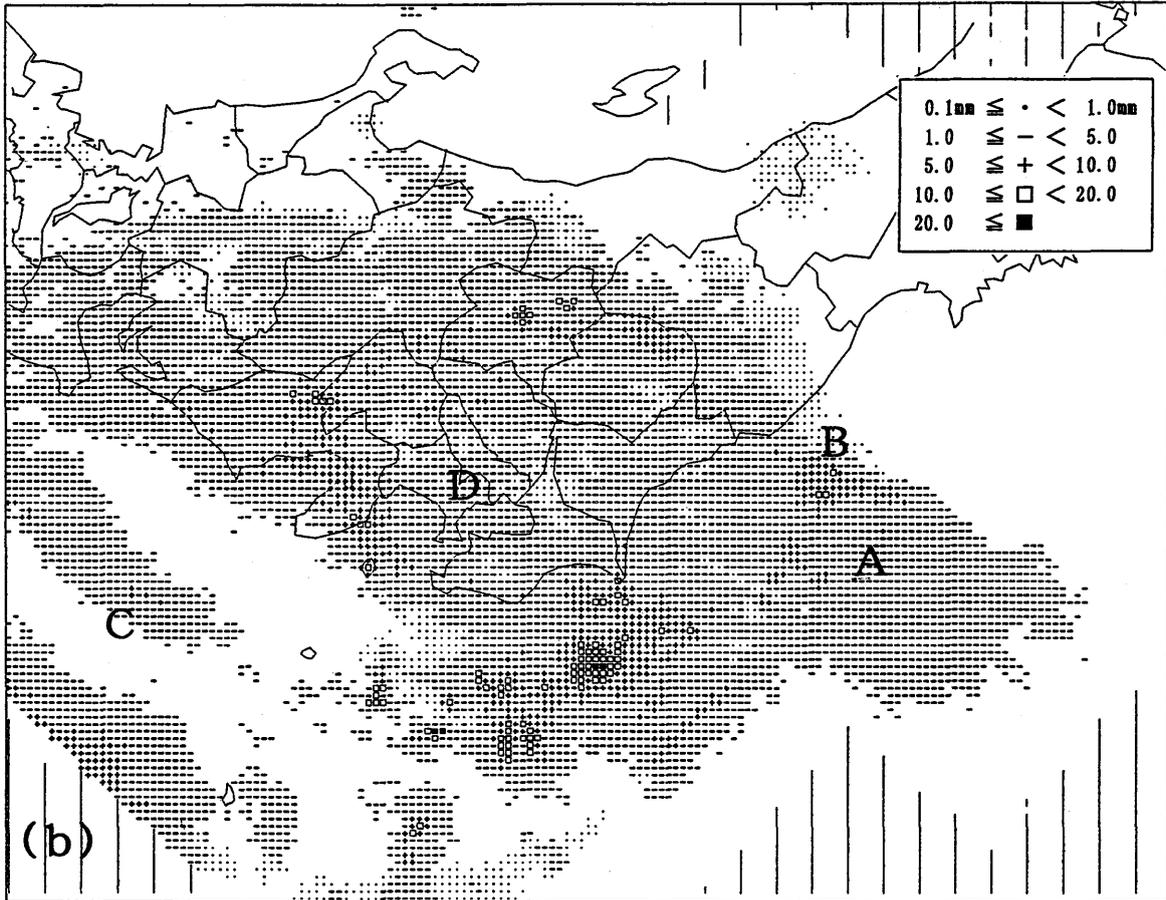


Fig. 4.5.8.(b) An example of the field calibrated with the parameters A and X . The same as (a) except for the field calibrated with the parameters A and X . The discontinuity denoted by "A" is nearly eliminated. The intensive area "B" is not clear in (a). The area "C" observed by a radar beam at a higher altitude than "D" is calibrated larger by X , and the difference between these areas has become less.

another radar, Matsue Radar. Then, with Eq. (4.5.7), X s and the ratio of two A s are determined. When the area passes over AMeDAS raingauges, A s are determined with all their relationships. When some of the equations cannot be utilized, unknown parameters are supplemented with the statistical values obtained by averaging the data for the last 240 hours, with higher weighting for the last 6 hours.

It is noteworthy that if only one radar satisfies Eq. (4.5.12), all A s for radars in operation can be analyzed without statistical data, although all these radars are needed to satisfy Eq. (4.5.7). In this case, however, the accuracy naturally decreases.

4.5.5. Accuracy

Figure 4.5.8a is a composite of 1-hour precipitation amounts estimated by radar at 21 UTC on 27 November 1990. The algorithm of the Forecast Division (1991) was used for compositing, and no calibration is made. In the chart, there is a clear discontinuity in intensity, denoted by "A." The left side of the area "A" is covered by three radars, and the right side, by only two radars. The different sensitivity of radar hardware primarily causes this gap. On the other hand, Fig. 4.5.8b shows one calibrated by the algorithm in this study. There is very little gap in area "A," mainly because of calibration by the parameter A . The intensive area "B," which is not clear in Fig. 4.5.8a, is represented distinctly in Fig. 4.5.8b after the calibration. The area "C," which was

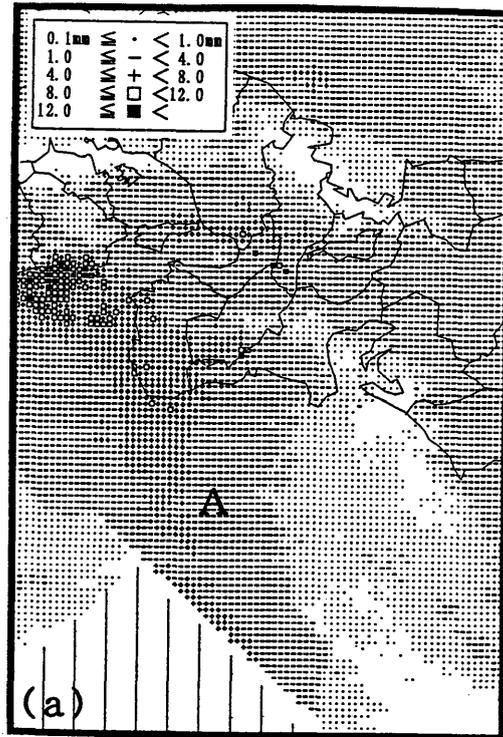


Fig. 4.5.9.(a) Effect of the parameter X .
The composite of hourly precipitation estimates by radar at 19 UTC on 16 February 1993.

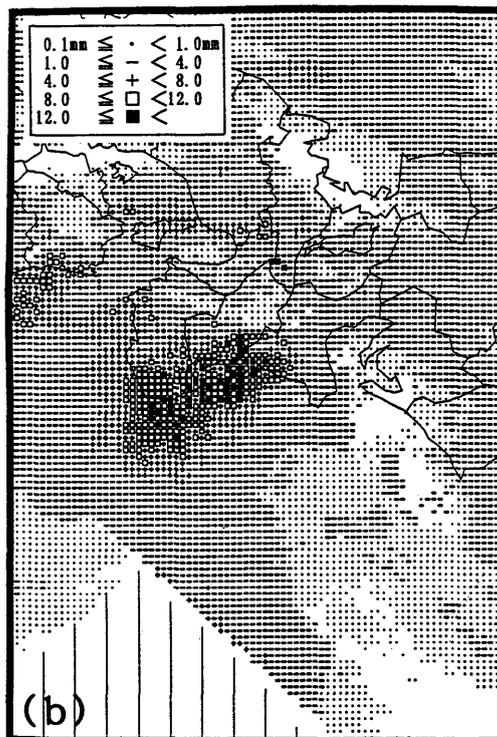


Fig. 4.5.9.(b) Effect of the parameter X .
The same as (1), except for the estimates calibrated with A and X .

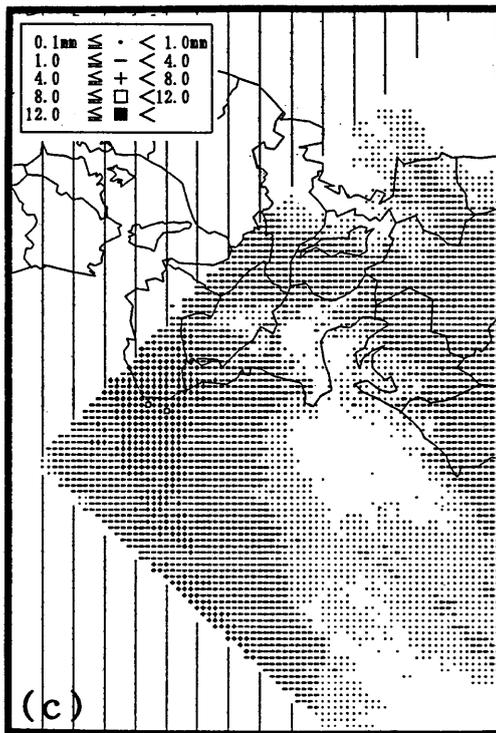


Fig. 4.5.9.(c) Effect of the parameter X .
Original estimates by Mt. Fuji Radar. The intense area with an arc shape in the center of (c) over the sea coincides with the area under 2 km of observation height shown in (e).

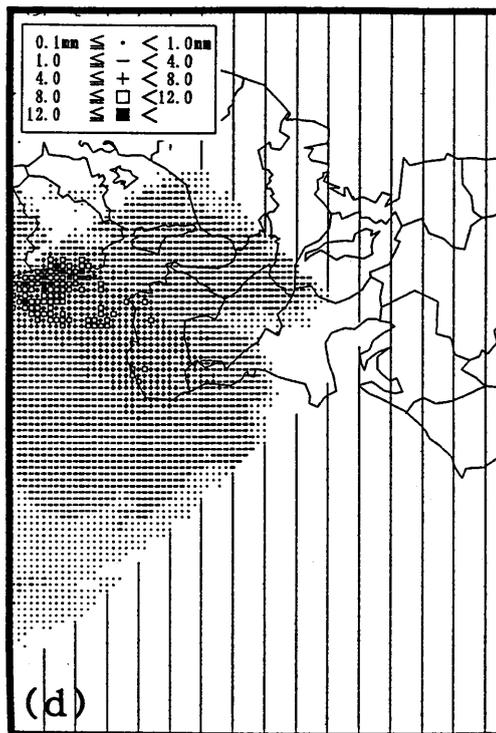


Fig. 4.5.9.(d) Effect of the parameter X .
The same as (c), except by Murotomisaki Radar located about 400 km west of Mt. Fuji Radar. The intense area in (c) is not recognized in this figure.

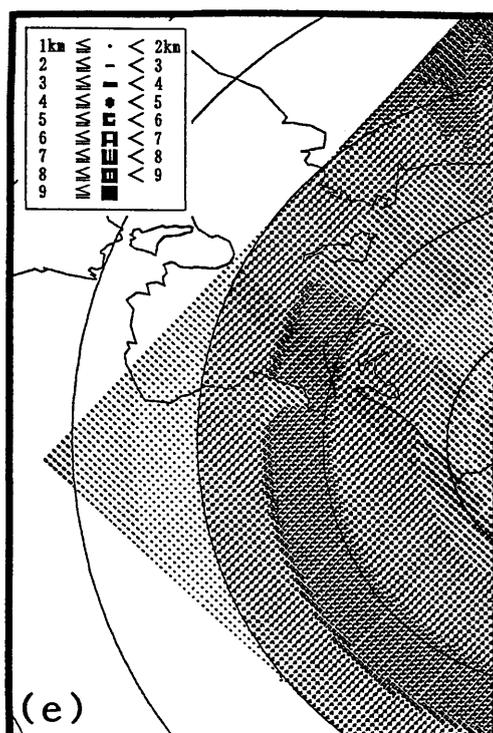


Fig. 4.5.9.(e) Effect of the parameter X .
Observation heights of the radar beam of Mt. Fuji Radar.

observed by radar at an altitude higher than area “D,” has been made stronger by X , and the difference in intensity between these areas has become less.

The performance of X is explained in Fig. 4.5.9. Figure 4.5.9a is a composite of 1-hour precipitation amounts by radar with no calibration at 8 UTC on 16 February 1993, while Fig. 4.5.9b is modified using the algorithm. There is a clear difference between the figures in the area denoted by “A.” For detailed verification, original estimates by two radars for the area “A” are shown in Figs. 4.5.9c and 4.5.9d. In the estimates by the Mt. Fuji Radar in Fig. 4.5.9c, there is an intense precipitation area with an arc shape. This intense area lies along the area with low observation height shown in Fig. 4.5.9e. It should be noted that the elevation angle for JMA operational radars is set higher within the tangent line, which the path of the radar beam and the earth’s surface make, than beyond the line, where radar echoes are free from contamination by sea clutter. As for Mt. Fuji, there is a large difference of 1.4° between the angles on both sides of the target line. The fields of estimates by the other radars have no such distinct intense area. The algorithm for X regarded that the intense area was made by the influence of vertical variation of precipitation intensity, and the intense area was modified as Fig. 4.5.9b shows. It is noteworthy that although the area south of area “A” is not covered by any radars except Mt. Fuji Radar, the estimates there can be modified by this algorithm.

Figures 4.5.10a and 4.5.10b illustrate values of A_s and X_s calculated for different radars for consecutive 4-hour periods. From 18 UTC to 21 UTC on 16 February 1993, a large-scale precipitation area from a synoptic-scale depression located in the western part of Japan was moving eastward, accompanied by a weak uniform precipitation area ahead of it, and a precipitation area with convective moderate cells at its center.

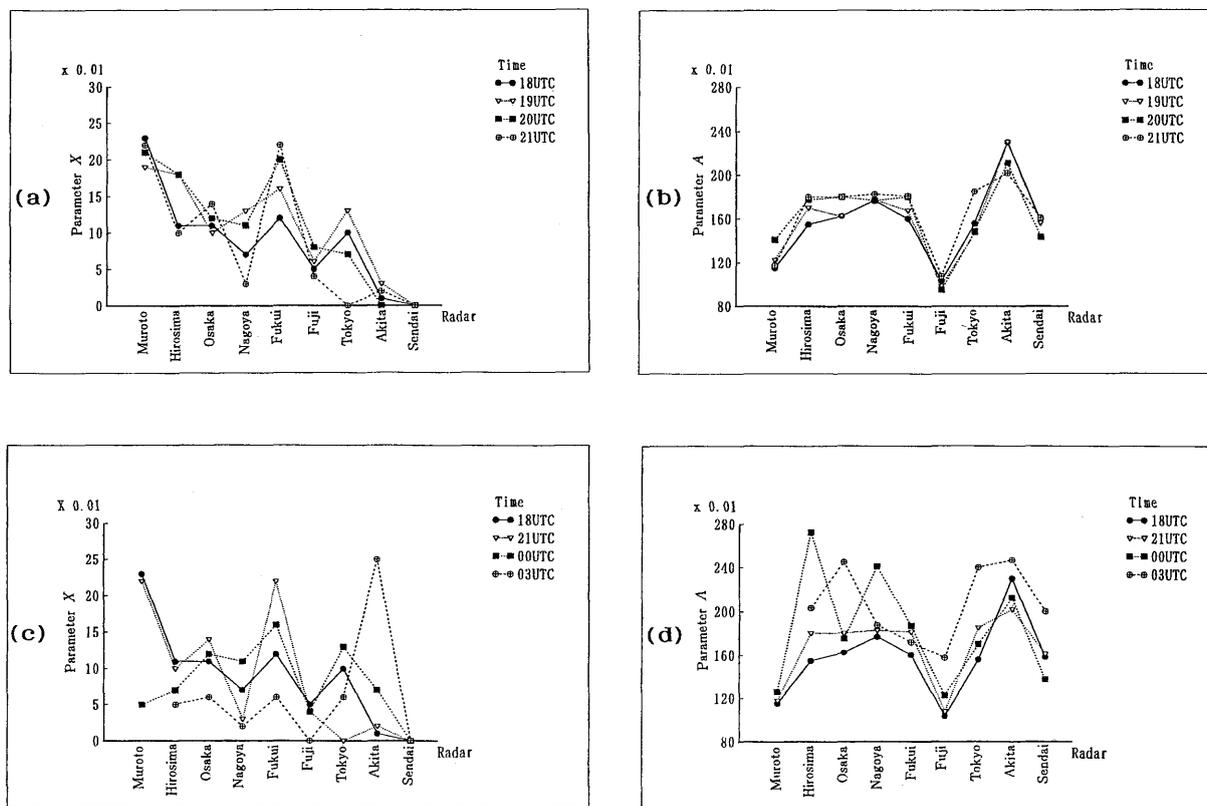


Fig. 4.5.10. As and Xs calculated for different radars and for consecutive hours.
 (a) The parameter Xs calculated for 4 consecutive hours from 18 UTC on 16 February 1993. The units of X are inverse square of height in km. In the figure, radars are aligned nearly from southwest to northeast along the horizontal axis. Their actual locations are shown in Fig. 4.3.1.
 (b) The parameter As for the same condition as (a).
 (c) The same as (a), except for 9 hours at 3-hour intervals. Values for Akita increase with time, while those of Fukui increase for the first three samples, but decreased for the last. Only these two radars face the Japan Sea. The values for the other radars decrease.
 (d) The same as (b), except for 9 hours at 3-hour intervals.

Values for X are obviously larger in the western part of Japan than in the east, although they have fluctuations. The average of the standard deviation of X for the period is 0.02. In many other case studies, more than three of the modification factors calculated about X indicated relatively larger fluctuations. The reason may be that the actual vertical profile cannot be well described in a single function for such a large ratio. It seems difficult to estimate the intensity of a radar echo near the ground when the only information is from the intensity almost at the echo top.

On the other hand, A has less areal variation in most radars. The fluctuation for A during the period is also not larger than 0.09 of the average of the standard deviation (note that the average of the values is one order larger than that for X).

In Figs. 4.5.10c and 4.5.10d, As and Xs are drawn for 9 hours at 3-hour intervals. Xs in the western part of Japan at 18 UTC was larger than in the eastern part, and became smaller at 03 UTC. On the contrary, Xs in the eastern part became larger with time. In spite of the fluctuations shown in Fig. 4.5.10a, this tendency is

clearly recognized, and it agrees with the expectation for the modification by X , that is, little modification for stratus rainfall with little vertical difference ahead of a depression, and large modification for wide-spread rainfall with some vertical difference around its center. The differences of A s among radars are clearly recognized. In particular, A for Mt. Fuji Radar and for Akita radar are different from those for other radars. There is also a tendency for A s to become larger with time, except for radars in eastern Japan.

Consequently, A s and X s work well for correcting errors caused by the vertical variation of precipitation intensity and the difference between radar systems.

To obtain more stable values, averaging for several hours is needed. In Figs. 4.5.8 and 4.5.9, the average of six estimates calculated at 1-hour intervals is employed.

4.5.6. Discussion

4.5.6.1. Assumption for the vertical profile

In this study, X is assumed to be the same value over the whole detecting range of a radar. Precipitation with a high echo-top is, however, observed with a smaller calibration factor than that with a lower echo-top. Actually, echo to-height contributes only a part of the denominator in Eq. (4.5.4), and this part, described as B in Eq. (4.5.3), is larger for higher echo top-heights; this situation leads to smaller f in Eq. (4.5.4). If it is effective in the detection range of a radar, the assumption for the vertical profile may become more accurate by introducing an additional parameter, that is, echo top-height. Echo top-height would be useful especially when precipitation areas would be observed by only one radar over the sea, where the estimation proposed in this study cannot be applied. More investigation is required to clarify the effectiveness and problems that may arise in adding another parameter.

4.5.6.2. Bright band effect

The model proposed in this study for modifying the vertical difference of precipitation cannot always describe the bright band effect with reliable accuracy because the thin, distinct, severe reflectivity of the bright band cannot be expressed by the parameter X . The JMA conventional radars used in this study observe precipitation by CAPPI with three or five elevation angles, and hence a distinct bright band near the radar is rarely observed in this plan-position field. As Andrieu and Creutin (1991) stated, in areas over 100 km from the radar, there is little influence from the bright band. However, further modification is desirable for a more reliable estimation, especially for the area near the radar site. It may be possible to describe the vertical profile with the bright band by adding other parameters and modifying the function proposed in this study. For example, a bell-shaped vertical variation changing according to height at which the highest reflectivity is observed owing to the bright band can be used as an additional coefficient of A , as Gray (1991) proposed. In this case, the intensity of the coefficient and the elevation of bright band should be treated as parameters to be determined. This is a theme for another development.

4.5.7. Conclusions

An algorithm that calibrates radar estimates over the whole detection area using raingauges and more than one conventional radar was proposed. In this algorithm, two parameters were used to correct two major causes of errors in estimating precipitation by radar, namely, 1) errors arising from the instability of radar hardware, and 2) the difference between the distribution of raindrops near the ground and that observed by radar over the ground, i.e. errors based upon the vertical profile of precipitation. Using these parameters and the height of the

radar beam over the target, the ratio of the actual field to the radar estimate on a grid of the field was described with a simple function. The two parameters could be calculated every hour with the least-squares method by comparing radar estimates not only with AMeDAS raingauge measurement, but also with estimates from different radars.

The use of this algorithm improved not only the discontinuity around borders of the radar coverage in the composite map, but also the discontinuity found at the borders of observation fields from different elevation angles in CAPPI of a single radar. The results from many cases showed that the algorithm was effective only when the calibration factor based on the vertical profile of radar echoes is less than about 3.

This modification has few problems for changes in the type of precipitation distribution or changes in season, because it is determined every hour from current data. This method has another advantage in that it can be used for data further from the radar than the correction method by observing the distribution of raindrops. Furthermore, one of the conditions for the algorithm, that there should be some detection areas overlapping each other among radars located at least some hundreds of km apart, is usually satisfied for most radar networks already deployed for operational use. Thus, this algorithm would help to improve radar estimates of precipitation over a wide area.

4.6 Radar-estimate calibration by raingauge in view of Z-R relationship modification and appropriate correspondence between calibration targets

Detailed procedures for deriving Radar-AMeDAS precipitation have been described by Forecast Division (1991). This section outlines an algorithm that was developed in June 1995 to improve fields for calibrating radar precipitation over land areas.

Although radar estimates are improved with the algorithm in Section 4.5, more reliable estimates are obtained on land, or areas where there is a raingauge within a 70-km in radius, by a correction method using AMeDAS raingauge data.

In this algorithm, a value of Radar-AMeDAS precipitation at a pixel g , R_g , is described with a calibration factor, F_g , as follows:

$$R_g = F_g E_g \quad (4.6.1)$$

where E_g denotes the radar-precipitation amount.

The calibration factor F_g is described with the calibration factors F_i derived from comparison between a raingauge measurement and the corresponding radar precipitation, as follows:

$$F_g = \exp\left(\sum_i (\ln F_i) W_i / \sum_i W_i\right) \quad (4.6.2)$$

where W_i is the weight on F_i for interpolation.

At the second and the third repetition of the successive modification processes, radar precipitation amount E_g , in Eq. (4.6.1) is replaced by R_g determined with Eq. (4.6.2) in the former process.

4.6.1 Weight for interpolation considering precipitation intensity

Weight for interpolation, W_i , includes a factor for the difference between the radar precipitation at the target pixel g and that at the pixel where AMeDAS raingauge i is located, as well as a factor for the distance between

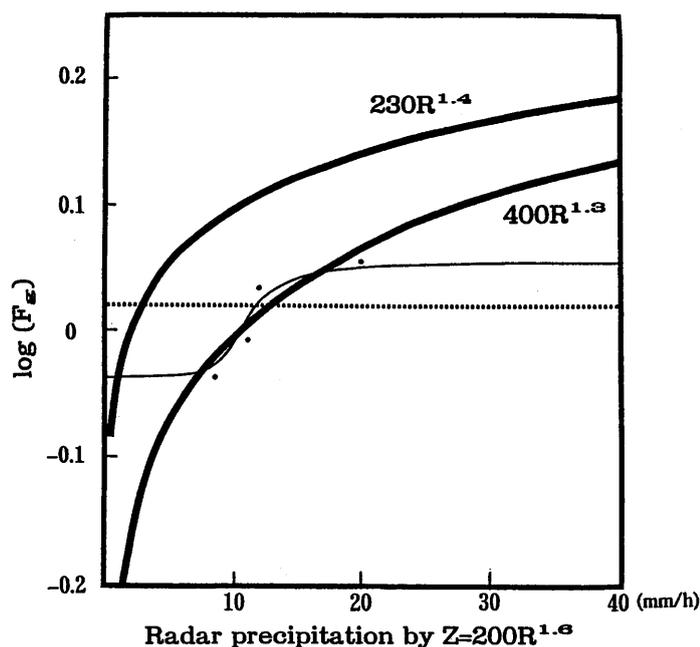


Fig. 4.6.1 Approximations with different algorithms to the observed calibration factors which change depending on the local variability of precipitation intensity. The horizontal axis indicates the precipitation rate by a Z - R relationship, $Z=200R^{1.6}$, and the vertical axis denotes the calibration factor, that is the rate of the actual precipitation to the radar estimate by the standard Z - R relationship in a logarithm scale. Dots in the figure indicate calibration factors calculated by actually comparing radar data with raingauge data. The broken line is produced by interpolating those calibration factors concerning only distance. The solid thin line is produced by interpolation considering distance and precipitation intensity. Solid thick lines are calibration factors derived for different Z - R relationship values, that is the ratio of precipitation estimated with different B and β to that with the standard Z - R relationship for the same reflectivity factor Z . Variations for solid thick lines are from Austin (1987).

them, as the following equation indicates:

$$W_i = \frac{\exp(-d^2/D^2)}{1 + a(E_g/E_i - 1)^2} P_i \quad (4.6.3)$$

where

d : distance between Pixel g and the pixel where Raingauge i is located,

E_g : radar precipitation at Pixel g ,

E_i : radar precipitation at the pixel where Raingauge i is located,

P_i : weight based on the reliability of AMeDAS data and radar data at the pixel where Raingauge i is located,

D, a : parameters.

By interpolating F_i with W_i , F_g 's are different according to the precipitation rate of the pixel. Parameters D and a change according to the cycles of the successive modification. In the first cycle, D and a are large, in order that W_i may be determined mainly by the difference of precipitation intensity. In the later cycles, D and a are set smaller for calibrating the precipitation the rate of which changes depending mainly on the location.

Figure 4.6.1 compares this effect with other algorithms. The dots indicated in the figure denote the calibration factors calculated over the respective raingauges. Methods to change B and β correspond to solid thick lines. These solid curves are determined by fixing the two parameters so that the total difference between the values of the curve and the values indicated by dots may be the minimum. Interpolation only about the distance

(Makihara et al., 1995) changes its calibration factor with no relation to the precipitation rate, as described by the broken line. The curve which the algorithm in this section describes changes according to the weight on the intensity of radar precipitation over the dots. The difference between this algorithm and changing of B and β is clear at high intensity which is not observed with raingauges. The curve determined by fixing B and β sometimes indicates larger factors for extremely strong rainfall, while the current algorithm's values seldom exceed observed ones. The current algorithm can avoid yielding excessive factors for strong reflections from very large raindrops or even from large particles of hails.

The weight P_i based on the reliability of observation data becomes smaller when:

- 1) An AMeDAS raingauge or a radar observes very light precipitation, where an error caused by digitization may occur
- 2) The altitude at which a radar observes precipitation echo is high
- 3) The number of AMeDAS raingauges for determining F_g is small.

4.6.2 Correspondence between raingauge measurement and radar precipitation

In determining F_i , it should be taken into account that an AMeDAS measurement does not always correspond to the radar precipitation of the same pixel of 5 km square, because 1) there is variability in the distribution of precipitation even in a 5-km pixel, and 2) raindrops aloft are often carried away to another pixel before they reach the ground. Unsuitable correspondence between an AMeDAS measurement and a radar precipitation leads to a false calibration factor. To avoid this undesirable situation, we use the following process, taking into account the eight pixels surrounding the target pixel:

$$F_i = f(C_c, C_s, C_l, C_v, N) \quad (4.6.4)$$

where

C_c : (AMeDAS measurement, R)/(radar precipitation of the target pixel, E_i),

C_s : R /(maximum radar precipitation among the pixels, E_l),

C_l : R /(minimum radar precipitation among the pixels, E_s),

C_v : R /(average of radar precipitation estimates of the pixels),

N : number of AMeDAS raingauges concerning the calculation of F_g over the target pixel.

In the process, C_c is used as F_i when $|C_c|$ does not exceed the value of Parameter γ , while other values are taken into account when $|C_c|$ exceeds γ , considering that a large $|C_c|$ may be due to unsuitable correspondence. For example, when C_c exceeds γ , F_i is determined by the following equation:

$$F_i = \min(\max(1, C_v \delta), \max(\delta, \min(3, \max(1, 0.5N))C_s), C_c) \quad (4.6.5)$$

where min and max indicate the minimum and the maximum among the values within parentheses, respectively, and δ is a constant. Almost the same restriction is placed on C_c below $-\gamma$.

Figure 4.6.2 illustrates this function. In the figure, F_i is equal to C_c if C_c is in the hatched area, while F_i changes to the value at the top of the hatched area if C_c exceeds the area. The adoption of the new value is equivalent to making the raingauge measurement correspond with the radar precipitation of the intensity between E_i and E_l for obtaining a smaller calibration factor. It is also found by the figure that the function imposes severe restriction when the target has a small number of AMeDAS sites concerned.

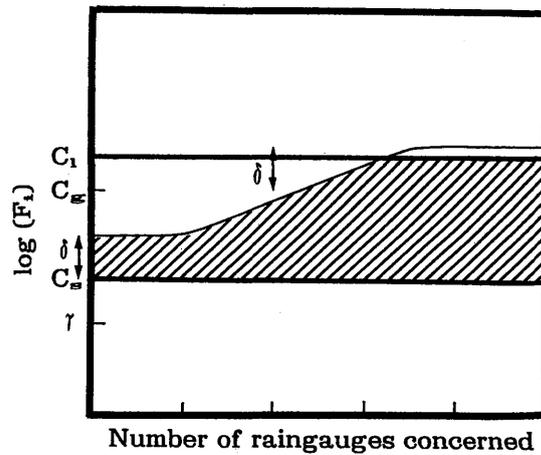


Fig. 4.6.2 Schematic diagram showing how to correspond an AMeDAS measurement with the radar observations at the target and surrounding pixels. The figure illustrates the case when the calibration factor between the AMeDAS measurement and the radar observation over the target pixel exceeds a criterion value γ . Hatched area shows the range where F_i can be allowed.

Consequently, this function makes an AMeDAS raingauge measurement correspond to a radar precipitation so that 1) Radar-AMeDAS may be equal to the AMeDAS measurement if $|C_c|$ is under γ , and 2) Radar-AMeDAS may be close to the radar precipitation with small modification by AMeDAS under the restriction of Eq. (4.6.5) in other cases.

4.7 Accuracy of Radar-AMeDAS precipitation

4.7.1 Introduction

Radar-AMeDAS precipitation, Radar-AMeDAS hereafter provides important information for warnings and watches for heavy rainfall issued by JMA, because of its detailed continuous distribution of precipitation. Several reports were presented concerning the accuracy of Radar-AMeDAS on land (e.g. Nyomura, 1985, Kitabatake et al., 1991). However, since the algorithm for Radar-AMeDAS has been improved over the past several years, we will clarify the effect of the new algorithms in this study.

The accuracy over the sea cannot be verified with raingauge, and should be estimated indirectly by other means. As one of those means, we prepare a distribution of appearance frequencies of Radar-AMeDAS pixels for different intensities, and compare it with that of AMeDAS.

4.7.2 Data

The target of verification in this study is values of 1-hour precipitation amount of Radar-AMeDAS for pixels of 5-km square, which are allocated onto a composite domain shown in Fig. 4.3.1. Operational products of Radar-AMeDAS after March 1993 are used for most of the verifications. Products re-analyzed by the algorithm that has been operational since June 1995 are also used for the cases before March 1993.

A very dense raingauge network of the Tokyo Metropolitan Government with average spacing of 4.5 km is used for detailed comparison, and raingauge data from other local governments and from the Ministry of Construction are used for verifying severe rainfall over 100 mm/h. None of those data was used in Radar-

AMeDAS analysis.

For obtaining Radar-AMeDAS, data from JMA conventional radars and AMeDAS raingauges are used.

An estimate of 1-hour precipitation by radar, radar precipitation hereafter, is derived from the reflectivity factor Z observed on a 2.5 km grid by using a Z - R relationship of 200 for B and 1.6 for β (Marshall and Palmer, 1948).

The grid size for radar precipitation is changed from 2.5 km to 5 km before the data are transmitted to the JMA forecast center by choosing the maximum value among four pixels of 2.5 km square.

4.7.3 Representative precipitation for a 5-km square pixel

Radar-AMeDAS should have the following features as a representative value of precipitation for a pixel of 5 km square:

- 1) It should not fail to detect local severe precipitation.
- 2) It should be "more accurate" with the help of AMeDAS raingauge data than radar precipitation.

Before verification, we consider the representative value of Radar-AMeDAS because severe precipitation cells such as from thunderstorms sometimes have a large areal variation even in an area of 5-km square.

Owing to the variability in the Z - R relationship or the vertical difference of reflectivity from radar precipitation, precipitation needs calibration to achieve sufficient accuracy (Collier et al., 1975). Since measurements of precipitation at AMeDAS raingauges are considered to be random sampling from the actual precipitation distribution, AMeDAS can be assumed to represent the average of precipitation in a 5-km square when statistically processed on both space and time. Therefore, calibration with AMeDAS is expected to produce, in general, Radar-AMeDAS representing the average value in a 5-km square. Here, it should be noted that calibration with AMeDAS includes not only improvement in accuracy of radar precipitation but also modification of the representative radar precipitation for a 5-km square into the average.

The representative value of radar precipitation for a 5-km square, that is the maximum of four radar precipitation measurements in a 2.5-km square, represents more localized severe precipitation suitable for real-time watching tasked for Radar-AMeDAS.

Under these circumstances, the following two extreme cases of calibration are possible:

- 1) When scarcely calibrated, Radar-AMeDAS represents almost the maximum among four 2.5-km pixel values in a 5-km pixel.
- 2) When calibration with AMeDAS is heavily imposed, Radar-AMeDAS becomes statistically the average precipitation in a 5-km pixel.

For example, let a 5-km pixel consist of three 2.5-km pixels of 4 mm/h and one pixel of 20 mm/h, and these radar precipitation estimates be accurate. If there are many AMeDAS raingauges and 5-km pixels with the same condition, the most probable situation is that these AMeDAS raingauges measure values of 4 mm and 20 mm at a frequency rate of three to one. When we adopt calibration in case 2), Radar-AMeDAS becomes the average of 8 mm, while the case 1) provides 20 mm for Radar-AMeDAS. It should be noted that 8 mm from case 2) is the correct value for the areal average precipitation in a 5-km pixel and that 20 mm by case 1) is better for real time watching for severe precipitation.

The current algorithm arranges both cases depending on the conditions. For localized severe precipitation, case 1) is dominant. In this situation, the algorithm makes an AMeDAS measurement correspond to the radar

precipitation having as small modification factor as possible among the surrounding pixels, taking into account the location errors and large variability in a 5-km pixel (Section 4.6.2). For the other types of precipitation, the representative value of Radar-AMeDAS is close to one in case 2). There, radar precipitation representing the maximum of four 2.5-km pixels is modified with some nearby AMeDAS measurements into almost the average of the 5-km pixel. Variation in precipitation estimates of nearby pixels and the number of AMeDAS raingauges used for the calibration of the target pixel are, fundamentally, the parameters for determining how the weights should be distributed to those cases.

As the result, Radar-AMeDAS represents the following values:

- 1) For a precipitation with large variation often observed in a severe convective cells, Radar-AMeDAS represents the maximum of four 2.5-km pixels in each 5-km pixel
- 2) For a large scale precipitation with small variation in distribution, Radar-AMeDAS represents the value close to the average of precipitation in a 5-km pixel

Although less calibration is made in case 1) than in case 2), calibration on a larger scale is conducted for the entire detection area, beforehand, for both cases using data from all of the AMeDAS stations concerned (Section 4.5).

4.7.4 Detailed accuracy on land evaluated with raingauge data

To assess the accuracy of Radar-AMeDAS in detail, we compare Radar-AMeDAS with raingauge data except AMeDAS. In the comparison, a location error of one pixel (i.e. 5 km) must be taken into account because raindrops are sometimes advected by wind before reaching the ground, and there is also a possibility of an error reaching one pixel when Radar-AMeDAS values analyzed for respective radars are allocated onto the composite domain.

Raingauge data from the Tokyo Metropolitan Government is suitable for this comparison. In Fig. 4.7.1, these raingauge measurements are indicated on Radar AMeDAS chart at 6 JST on 9 October 1992, when an extratropical depression passed over. It is seen that Radar-AMeDAS values show good agreement with these raingauge measurements.

Figure 4.7.2 shows a case of a severe local thunderstorm at 22 JST on 20 May 1992. A large variation in precipitation distribution is seen even in a 5-km pixel. For example, in the pixel where Radar-AMeDAS indicated 39 mm, a raingauge measured 32 mm in its top left side and another gauge indicated only 6 mm in its bottom right side. Although in the pixel where AMeDAS measured 5 mm Radar-AMeDAS showed a rather larger value of 30 mm, and a raingauge in the next pixel on the right side measured 29 mm. Thus, with a location error of one pixel considered, Radar-AMeDAS provides good agreement. It is noteworthy that Radar-AMeDAS agrees with the largest raingauge measurement in a pixel in this case.

Figure 4.7.3 is a scatter diagram for comparisons between hourly Radar-AMeDAS values and corresponding raingauge measurements of the Tokyo Metropolitan Government for 4 months. A raingauge measurement was compared with the value that showed the best agreement among the grid containing the gauge site and the eight surrounding grids. Good agreement is seen also in this figure.

In Table 4.7.1, severe rainfalls that measured over 100 mm/h with raingauges are compared. Most of the radar data for these cases are obtained at a further distance from radars than the data for the verifications of the Tokyo area. Half of these cases are within an error of 15 %. The cases with relatively large-scale distur-

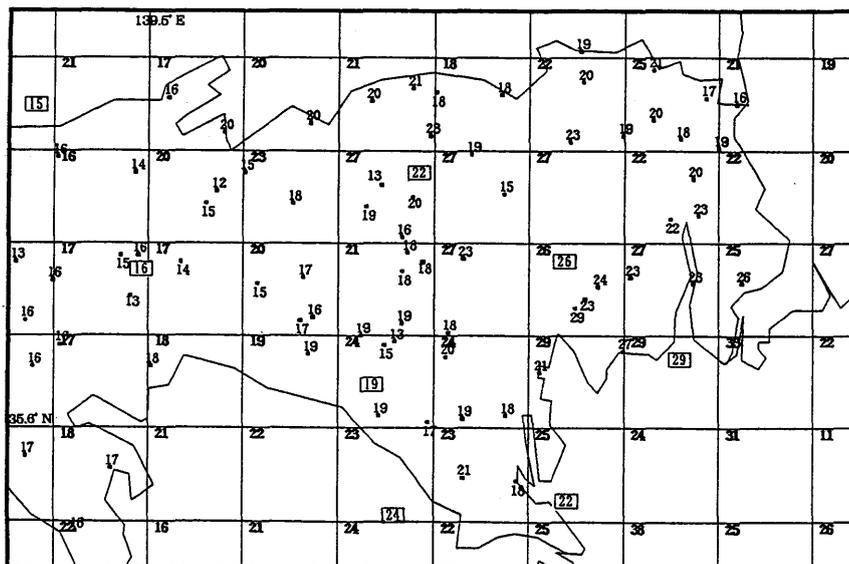


Fig. 4.7.1 Comparison of Radar-AMeDAS values with raingauge measurements of the network of the Tokyo Metropolitan Government at 6 JST on 9 October 1992. Radar-AMeDAS values and raingauge measurements are indicated by a numeral over the chart for a case when an extratropical depression passed over. The size of each pixel is the same as in Fig. 4.2.2, i.e. almost 5 km by 5 km. Points with numbers indicate locations of raingauges, and the numbers for each point denote the precipitation measured there. Numbers surrounded by a rectangle indicate raingauge readings by AMeDAS. The exact location of the AMeDAS site is on the vertex of the bottom left side. The Radar-AMeDAS value for each pixel is indicated in its top left side. It is seen that Radar-AMeDAS values agrees well with the raingauge measurements.

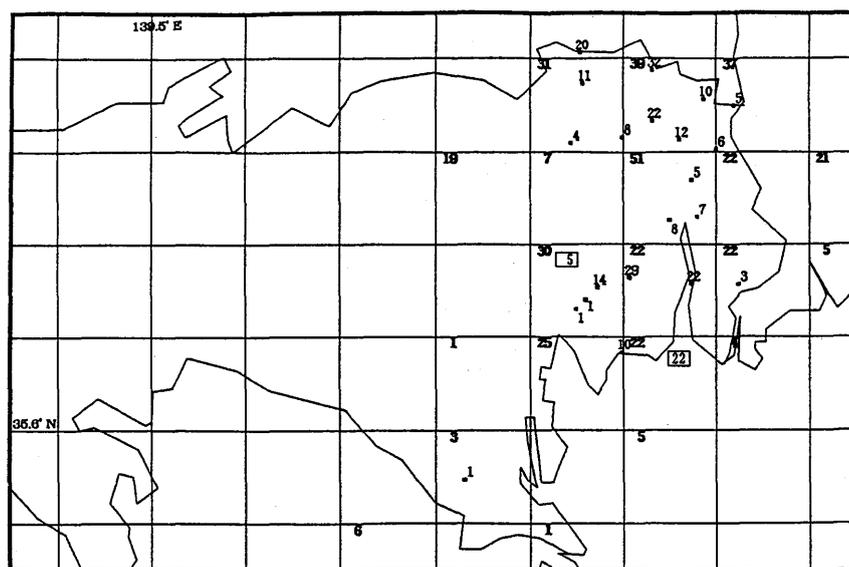


Fig. 4.7.2 Same as Fig. 4.7.1 except for the case of a thunderstorm at 22 JST on May 1992. There is a large variation in intensity even in a pixel. In the pixel where AMeDAS indicates 5 mm, Radar-AMeDAS value shows a larger value of 30 mm. However, a raingauge in the next pixel on the right side measures 29 mm. It should be noted that Radar-AMeDAS agrees with the largest raingauge measurement in the pixel in this case.

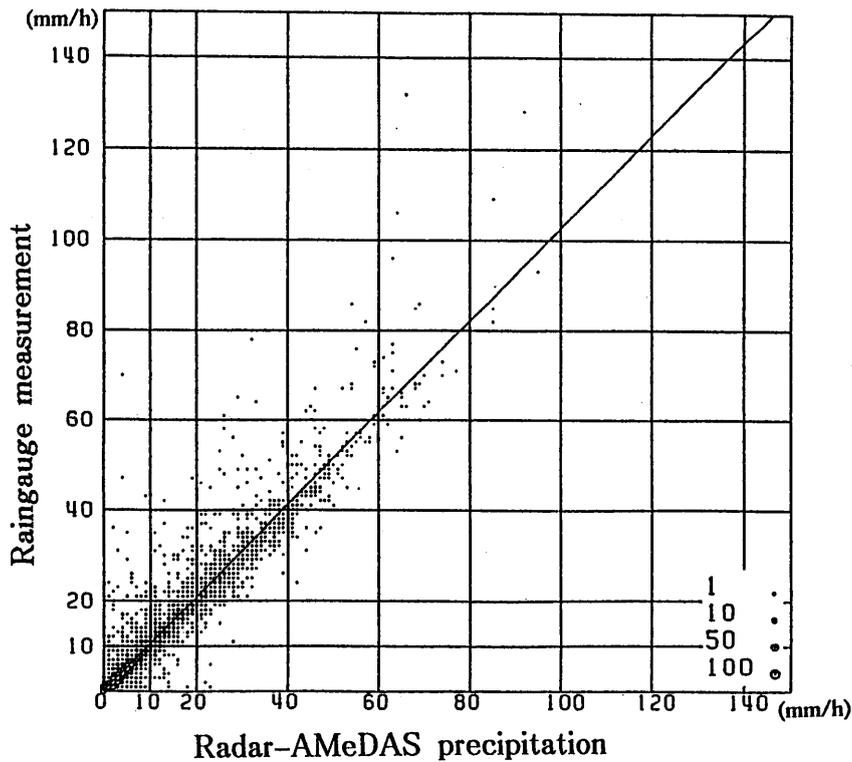


Fig. 4.7.3 Scatter diagram for comparisons between hourly Radar-AMeDAS values and raingauge measurements of the Tokyo Metropolitan Government for 4 months. Data from May to September in 1994, that is 5,808 cases, are used. A raingauge measurement is compared to the value which showed the best agreement among the pixel including the gauge site and the surrounding eight pixels. The figure looks as if Radar-AMeDAS values are slightly underestimated compared to raingauge measurements. This apparent underestimation is mainly due to the way of correspondence between a raingauge measurement and a Radar-AMeDAS value. The figure indicates only whether raingauge measurements can be detected by Radar-AMeDAS with sufficient accuracy.

bances are estimated within an error of 30 %. The rest includes three cases with an error of about 40 % to 50 % and one case of 70 %, all of which are brought about by localized convection. The last worst case was greatly affected by attenuation of the radar beam due to a film of water over a radome produced by severe rainfall.

This evaluation indicates only whether Radar-AMeDAS unfailingly detected such severe precipitation amounts because those raingauge data are only part of the entire severe precipitation amounts. To determine the accuracy of Radar-AMeDAS, we also have to know at the same time, how few the overestimates are among all of the Radar-AMeDAS values. However, it is almost impossible to verify all of severe Radar-AMeDAS values having spatial continuity by using scattered raingauges. Another approach is necessary for this kind of verification.

4.7.5 Comparison by appearance rates

The density of a raingauge network is, in general, not so high as to correspond with every pixel of Radar-AMeDAS. Here, by comparing frequencies of the appearance for different intensities, all Radar-AMeDAS values will be evaluated statistically with AMeDAS.

The distribution of the frequencies of raingauge measurements for different intensities is known, in general, to exhibit a gamma distribution (for example Suda, 1993). If the number of AMeDAS raingauges increased to the spacing of 5 km, the observation frequencies would increase. In this case, the increase of observation

Table 4.7.1 Raingauge data for extremely severe rainfall and corresponding Radar-AMeDAS values

Data and time (JST)	Location (Prefecture)	Raingauge Value (mm/h)	Radar-AMeDAS (mm/h)	Situation	
1993. 6.21.15	Tokyo	112	59	Thunderstorm	H
1993. 8. 1.20	Kagoshima	119	105	Rain band	
1993. 9. 3.16	Kagoshima	116	100	Typhoon	OH
1993.11.13.10	Tokushima	115	120	Depression	OH
1993.11.13.10	Tokushima	110	140	Depression	OH
1993.11.13.10	Tokushima	107	105	Depression	OH
1993.11.13.10	Tokushima	105	130	Depression	OH
1994. 9. 7. 0	Osaka	106	64	Local convection	
1994. 9. 7. 1	Osaka	108	110	Local convection	
1994. 9.22.13	Miyagi	132	66	Thunder storm	
1994. 9.22.15	Miyagi	134	43	Thunder storm	H
1994. 9.22.16	Miyagi	121	130	Thunder storm	H

Note: Marks “O” and “H” at the last of each case indicate existence of orographic effect and high calibration factor required, respectively.

frequency for each intensity is expected to be proportional to the increase of raingauges because the condition for sampling the actual precipitation with AMeDAS raingauges does not change except for the sampling number. As a result, “the ratio of the number of measurements for specific intensity to the total number of measurements including 0” is not influenced by their spatial density. Hence, by using this ratio, the frequency distribution of Radar-AMeDAS composed of 5-km pixels can be evaluated on land with the same condition as that of AMeDAS.

On the other hand, there may be some difference between the actual distribution over the sea and that over land. Almost the same distribution is expected, however, since the period during which those distributions were collected has a duration of over 3 months, and the target domain is so large that the sea area can be treated as being near the land, although some difference may be found in areas affected by orography. In fact, the appearance frequencies of radar precipitation for the land area and for the sea area which are normalized with respect to the total number of pixels show only a small difference for each intensity as shown in Fig. 4.7.6.

With those considerations in mind, the appearance rate of Radar-AMeDAS is compared with that of AMeDAS for the land area and for the sea area, as well as for a warm season and for a cold season, respectively.

In addition, verifications are made also for the different heights at which radars observe precipitation echoes. Some studies pointed out that the intensity of radar precipitation decreases as the observation height increases owing to the variable vertical profile of a rainfall echo (Joss et al., 1989; Joss, 1990). Although the algorithm of Radar-AMeDAS compensates for this effect as described in Section 4.5 to a certain extent, the compensation is insufficient in extreme cases such as for an area where a radar observes almost the top of rainfall. The relationship between these heights and the appearance rate is also investigated in the same manner.

4.7.5.1 Method

The number of pixels in which Radar-AMeDAS showed specific intensity are accumulated for different intensities and heights at which a radar observes precipitation echoes. Data from June to September 1993 are accumulated as those of a warm season, and data from December 1993 to February 1994 as of a cold season. Since the total numbers of pixels including no precipitation are different if the observation heights or the regions are different, we calculate “an appearance rate,” f , by normalizing with respect to the total number of

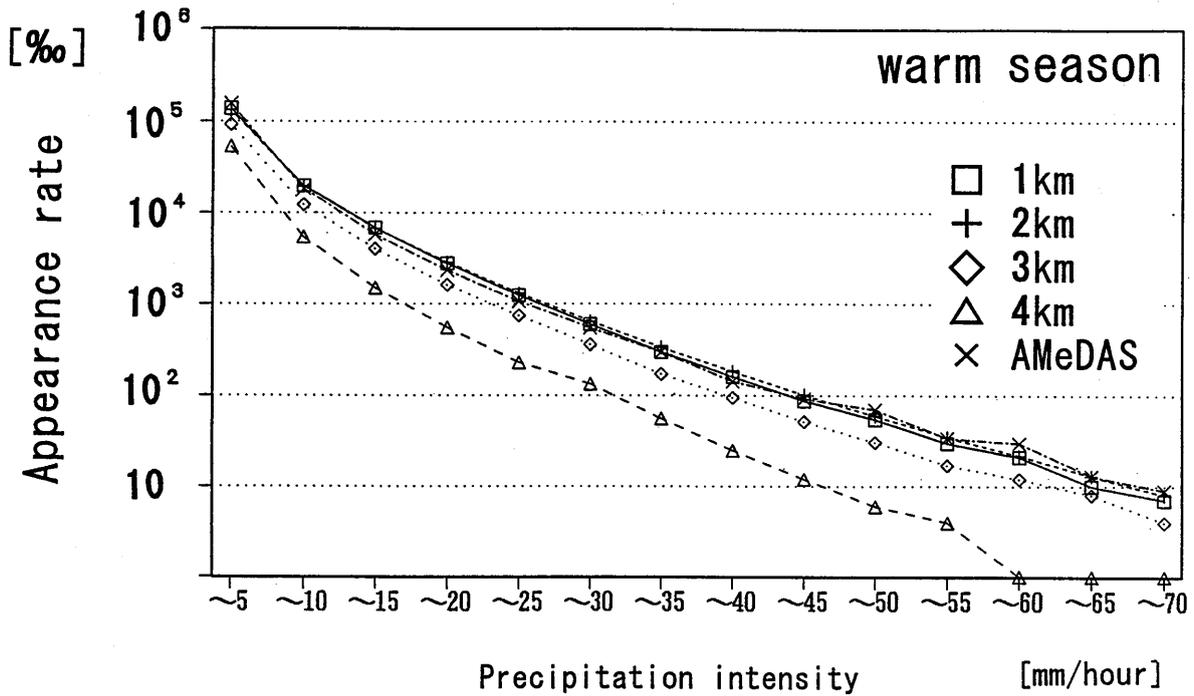


Fig. 4.7.4 Appearance rates of Radar-AMeDAS values for different observation heights. The horizontal axis denotes precipitation intensity in mm/h, and the vertical axis indicates the appearance rate. The rate at a specific intensity indicates the ratio of the number of pixels where Radar-AMeDAS values of the specific intensity are observed to the total number of all the pixels. The rates are expressed as common logarithms of PPM, $\log(1,000,000 N_{echo}/N_{pixel})$. Data from June to September in 1993 were used. The rate of Radar-AMeDAS values at observation height of 2 km and under is almost identical to that of AMeDAS measurements.

frequencies as follows:

$$f(h,r) = s(h,r) / \sum_{r=0}^{\infty} s(h,r) \quad (4.7.1)$$

where

h : height at which a radar observes a precipitation echo

r : precipitation intensity

s : frequency at Intensity r and at Observation height h .

4.7.5.2 Results

For determining the relationship with observation heights, the appearance rates of Radar-AMeDAS for the warm season are shown in Fig. 4.7.4 together with that of AMeDAS. The appearance rate of Radar-AMeDAS at observation heights of 2 km or less shows fairly good agreement with that of AMeDAS. The appearance rate at 3 km is smaller than that of AMeDAS by about 60 % for all intensities.

The appearance rates in the cold season show similar differences as in the warm season (Fig. 4.7.5). The higher rate of AMeDAS in weak precipitation might be caused by precipitation with a low cloud top height which cannot be detected by radar in spite that raingauges can detect one.

We, then, evaluate the difference in the appearance rate in terms of intensity, to obtain a standard for estimating areal precipitation amounts. It is assumed that the appearance rate of AMeDAS is equivalent to the actual rate. It is also assumed that the intensity of Radar-AMeDAS values can be described as a function which

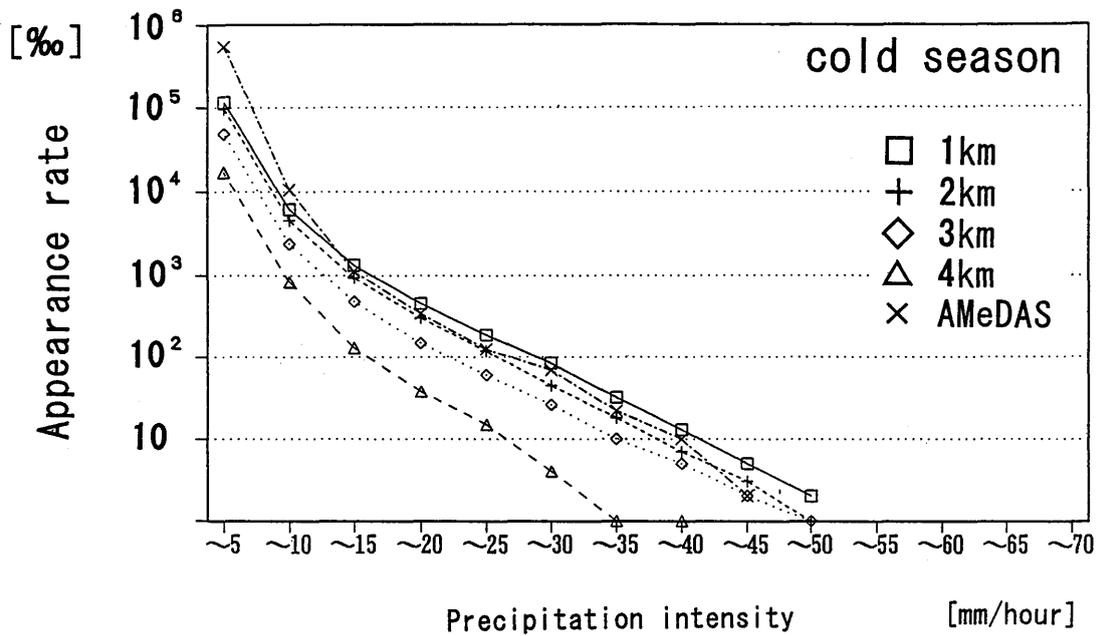


Fig. 4.7.5 Same as Fig. 4.7.4 except for the period from December 1993 to February 1994.

increases monotonically with the increase of the intensity of AMeDAS, although the relationship may not be proportional.

We can then determine the value of Radar-AMeDAS, R' , so that the sum of the appearance rates of Radar-AMeDAS from infinity to R' may be the same as that of AMeDAS from infinity to R , as follows:

$$\sum_{r=R}^{\infty} f_a(r) = \sum_{r=R'}^{\infty} f(h,r)$$

Where

f_a : appearance rate of AMeDAS

The concept and the assumption of this method are similar to what Rosenfeld et al. (1993) proposed for deriving the relation between radar-precipitation amounts and raingauge measurements for different types of precipitation events, although the purpose and the applied data are different.

Under the above assumption, the actual intensity of the precipitation which Radar-AMeDAS analyzed as R' is considered to be R . Consequently, R'/R is the ratio of the intensity of Radar-AMeDAS to that of the actual precipitation. The result obtained by this method indicates that Radar-AMeDAS at 3 km underestimates the intensity by 20 % at 20 mm/h, and 28 % at 50 mm/h over the sea (Fig. 4.7.7). The small values at low intensity around 5 mm/h over the sea are mainly due to failing in detection of precipitation, which disagrees with the assumption on Eq. (4.7.2).

For detailed evaluation of the appearance rates at lower observation heights, the ratios of the appearance rate of Radar-AMeDAS to that of AMeDAS in the warm season are shown in Fig. 4.7.6 both for the land and for the sea respectively. The ratio for radar precipitation, which is not calibrated with AMeDAS, is also included in the figure. Figure 4.7.6 shows that the ratio of the radar precipitation is smaller than that of AMeDAS, especially at high intensity. Since Radar-AMeDAS shows the ratio much closer to 1 than radar precipitation,

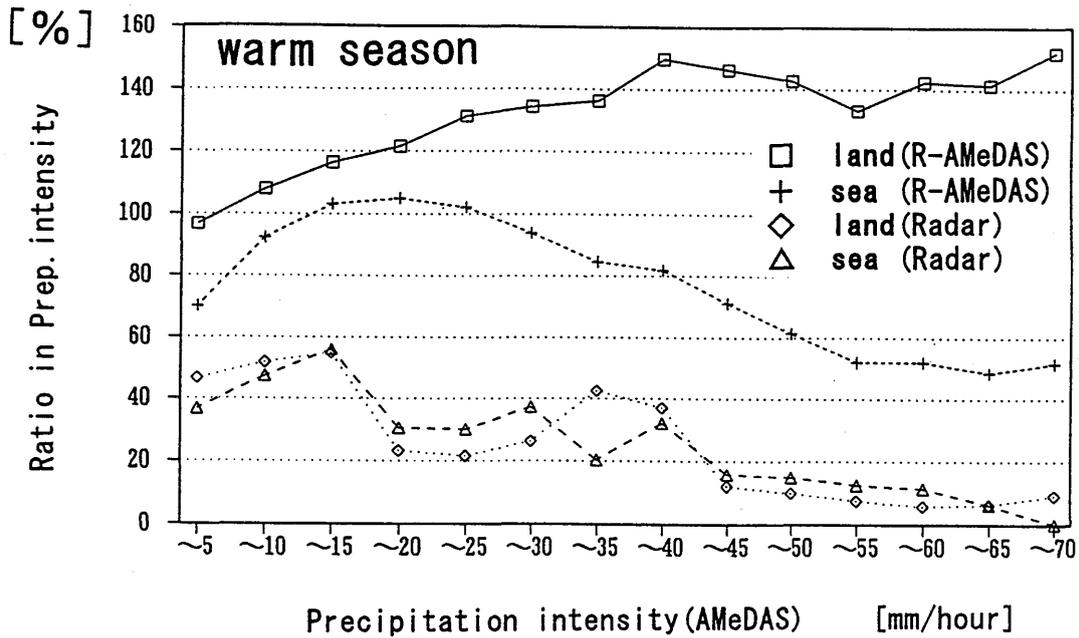


Fig. 4.7.6 Comparison of the appearance rates of Radar-AMeDAS values over the land and over the sea with that of AMeDAS. Ratios of the appearance rates of Radar-AMeDAS values to those of AMeDAS in the warm season are shown for the land and for the sea, respectively. The ratios for radar precipitation, which is not calibrated with AMeDAS, are also included.

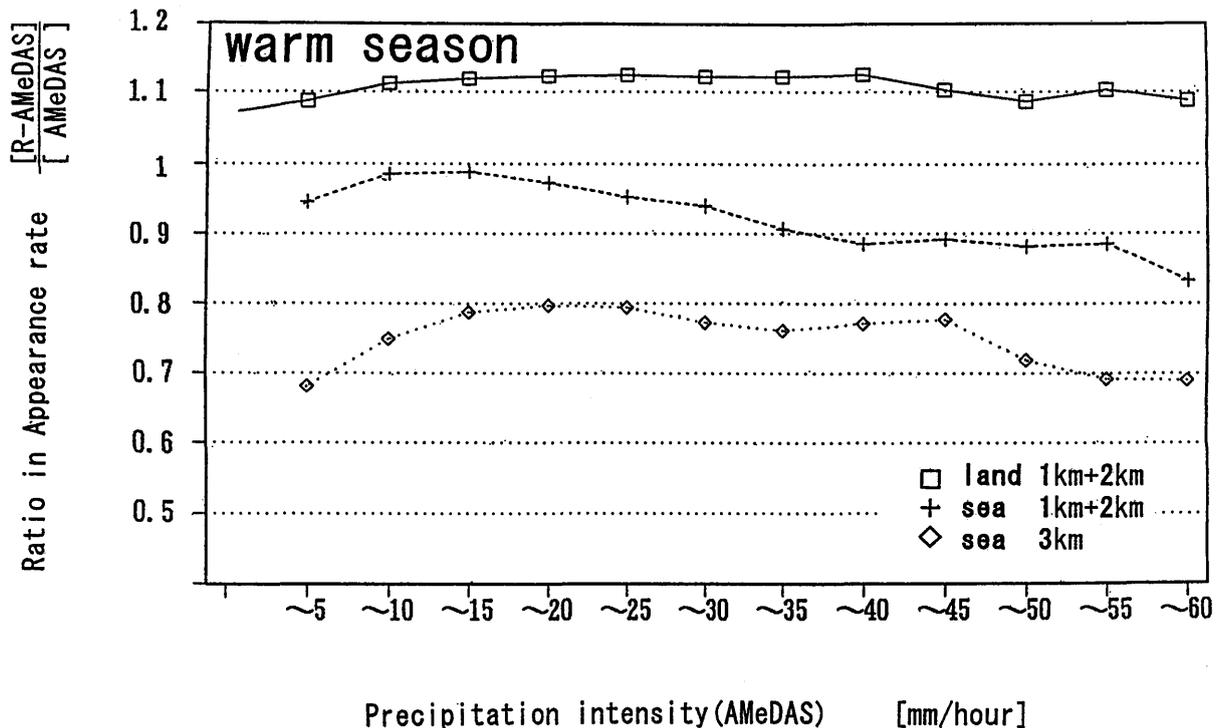


Fig. 4.7.7 Evaluation of Radar-AMeDAS about intensity for estimating areal precipitation amounts. The ratio of intensity that Radar-AMeDAS indicates to the actual intensity is shown under the assumption that the appearance rate by AMeDAS is equal to the actual one. It should be noted that Radar-AMeDAS not only seeks to determine accurate areal precipitation but also must always detect localized severe precipitation. The positive bias over the land area is caused mainly by this task. Since the figure is indicated by the ratio, the values at higher intensity are relatively close to 1 in spite of the larger differences in their appearance rates.

it is clear that the performance of Radar-AMeDAS surpasses that of radar precipitation.

The ratios of Radar-AMeDAS for the land area exceed 1 for all intensities, and they become larger as the intensity increases. This feature is consistent with the result from the consideration on the representative value for a 5-km pixel in Section. 4.7.3. In estimating areal rainfall amounts, Radar-AMeDAS overestimates AMeDAS by 11 % at 10 mm/h and by 12 % at 40 mm/h although overestimation decreases to 8 % at 5 mm/h (Fig. 4.7.7).

On the other hand, the ratio over the sea is very similar to that of AMeDAS at low intensity, while it decreases at high intensity over 15 mm/h. When Eq. (4.7.2) is applied, Radar-AMeDAS over the sea gives underestimation of the intensity by 2 % at 10 mm/h, and 12 % at 40 mm/h under the assumption that the appearance rate of AMeDAS is equal to that over the sea. Since the appearance rates around 40 mm/h are 1/100 to 1/1,000 of that at 5 mm/h, the effect of the errors in this intensity on the total areal precipitation over an area is expected to be under 1 %.

The following are major reasons accounting for the decrease at high intensity.

- 1) Local calibration by AMeDAS is not available for Radar-AMeDAS over the sea. The Z - R relationship used for the JMA radars is thought to cause underestimation at high intensity for local convections (Fujiwara 1965). The underestimation caused by vertical difference of precipitation intensity is also, in general, larger for the area with higher intensity than the areas with lower intensity surrounding it. These are considered to lead to the underestimation of the actual intensity at higher intensities.
- 2) Orographic effect is less prominent over the sea. This leads to fewer occurrences of severe precipitation over the sea than over the land.

As for the severe rainfall events in Table 4.7.2, five of them are considered to be affected by orography, and the three remaining had large calibration factors. If those events had occurred over the sea, the five events would have lower rainfall intensities, which would lead to smaller appearance rates at high intensity. The three remaining would be estimated to have smaller intensities with smaller calibration factors because of no local calibration. It is difficult to estimate only with those figures, however, the orographic effect might not be small enough to be neglected in evaluating Radar-AMeDAS over the sea with AMeDAS.

4.7.6 Conclusions

The very dense raingauge network of the Tokyo Metropolitan Government was used for the detailed evaluation of Radar-AMeDAS. By evaluating Radar-AMeDAS for a pixel of 5 km square with several raingauges located in the pixel, it was found that Radar-AMeDAS represents almost the average of those raingauge measurements when precipitation is caused by a large scale disturbance, and that it is close to the maximum raingauge measurement in the pixel when the precipitation is as localized as scattered thunderstorms. In a comparison over a period of approximately 4 months, Radar-AMeDAS exhibited an excellent agreement if a positioning error of one pixel was allowed.

Radar-AMeDAS values were also compared with AMeDAS raingauge measurements and with radar-precipitation amounts statistically, with respect to the appearance rates, for different precipitation intensities. The comparison revealed that Radar-AMeDAS is much more accurate than radar precipitation, which is determined only with constant Z - R relationship and shows small appearance rates. The rate of Radar-AMeDAS agrees well with that of AMeDAS if radar observation is made at an altitude below 3 km. For radar observation at

3 km height, the appearance rate decreases to about 60 % that at 2 km height. Under the assumption that AMeDAS represents the actual appearance rate, this rate is equivalent to underestimation of areal precipitation amounts by 20 % at 20 mm/h and 28 % at 50 mm/h.

Since Radar-AMeDAS precipitation on land sometimes represents the maximum of precipitation in a pixel for the purpose of unfailingly detecting extremely localized severe precipitation, it exhibits higher appearance rates at higher precipitation rates than AMeDAS. As a result, in estimating areal rainfall amounts, Radar-AMeDAS overestimates AMeDAS by 11 % at 10 mm/h and 12 % at 40 mm/h, although overestimation decreases to 8 % at 5 mm/h.

Radar-AMeDAS over the sea, where there is no local calibration by AMeDAS and little influence of orography, exhibits smaller appearance rates over 15 mm/h than AMeDAS at 10 mm/h in intensity and 12 % at 40 mm/h. This smaller appearance at high intensity is mainly caused by the followings.

- 1) A $Z-R$ relationship sometimes unsuitable for convective severe rainfalls, and a vertical precipitation profile with characteristic leading to large underestimation at high intensity are major targets which should be calibrated on a local scale. These cannot be calibrated on a local scale without AMeDAS.
- 2) The occurrences of the events of high intensity are fewer due to smaller orographical effect over the sea than over the land

Because of the effects in 2) the actual underestimation of Radar-AMeDAS over the sea is thought to be smaller than the values in Fig. 4.7.7. In addition, when only a total areal amount for a rather large area is considered, the influence of underestimation at high intensity might be quite small because appearance rates at high intensity (around 40 mm/h) are much smaller than those at lower intensity (around 5 mm/h).

Appendix (1)

In this appendix, all the variables are the same as those in Section 4.5.4.3.1, and it is assumed that X_b^* makes J_{2a} the minimum among three candidates, and $X_b^* - \Delta$ the second smallest.

The following are some situations when weighting coefficients ε, ξ, η are determined.

- 1) When the difference between $J_{2a}(X_b^* - \Delta)$ and $J_{2a}(X_b^*)$ is large, X_b should be close to X_b^* in order to keep J_{2a} small, which leads to large weighting of ξ and η . On the other hand, when there is little difference between $J_{2a}(X_b^* - \Delta)$ and $J_{2a}(X_b^*)$, the increase in J_{2a} is small as long as X_b is almost between $X_b^* - \Delta$ and $X_b^* + \Delta$, and X_a satisfies Eq. (4.5.15). Therefore, it is more effective to put larger weighting to ε than to others, in order that J_2 for Radar b and radars other than a may be small.
- 2) If $J_{2a}(X_b^*)$ is large, there are two possibilities: (1) X_b^* is not proper, or (2) the assumption in Eq. (4.5.15) has some errors. In this case, in order to avoid false modification of these parameters, smaller weighting is given to the three coefficients. This treatment makes the influence of L_2 for these radars on the total L_2 in Eq. (4.5.17) small in the early stage of the iteration.
- 3) When all the data for Radar b are of the same beam height, J_{2a} can be resolved only when corresponding heights of Radar a show different values. Actually, Eq. (4.5.11) can be transformed as follows because B_{bk} is independent of point k :

$$J_2(X_a, X_b) = K \frac{\sum_k (a_{ak} / E_{bk})^2}{\{\sum_k (a_{ak} / E_{bk})\}^2} - 1 + K \frac{\sum_k (E_{bk} / a_{ak})^2}{\{\sum_k (E_{bk} / a_{ak})\}^2} - 1$$

This equation does not include X_b . Hence, C_{ab} becomes zero, and X_b^* cannot be determined in this case.

Here, when all the data for Radar b are of nearly the same beam height, the reliability of X_b^* must be low, even if they may be derived. In this case, the coefficient C_{ab} may be small, and differences among J_2 's for three occasions may also be small.

In the same way, when all of the beam height values of Radar a are almost the same, the reliability of X_a^* is small, and the coefficient C_{ab} is large, although the coefficients may be derived.

With these considerations, the actual weighting is determined. Specific values for the coefficients used in this study are as follows:

(a)

$$\begin{aligned} \varepsilon &= W_1, \\ \xi &= W_1 W_2, \\ \eta &= 0.5 W_1 W_2, \\ W_1 &= 1 / J_{2a}(X_b^*), \\ W_2 &= \{0.25 + (J_{2a}(X_b^* - \Delta) - J_{2a}(X_b^*)) / J_{2a}(X_b^*)\}, \end{aligned}$$

were $1/W_1$ is limited between 0.1 and 1.0.

(b) When C is nearly 0 (smaller than 1/16), ξ is 1, while ε and η are 0.

(c) When C is over 16, η is 1/2, while ε and ξ are 0.

Appendix (2): Weighting strategy for determining A_s

Coefficients α and γ used in Eq. (4.5.19) are determined as follows.

(a) γ is set larger when Δ is derived from the readings of raingauges at the target time, than when derived from statistical values.

(b) α is fixed to zero when there is no area where the radar observations overlap.

When radar echoes are over the sea only, Δ is not obtained at the target time; the value based on the statistics for the last 240 hours is then adopted as its substitute.

When $\Sigma\beta_{abk}$ are actually calculated, weighting is applied to every point concerned such that the total weight for every altitude level sliced at 500-m intervals is the same, and the number of samples for a radar estimate less than 1 mm/h is restricted to half of that for the other intensities, so as not to place excessive weight on small intensities in the analysis for the logarithm.

References

Andrieu, H. and J. D. Creutin, 1991: Effect of the vertical profile of reflectivity on the rain rate assessment at ground level. Preprints 25th Conf. Radar Meteor., 832-835.

- Aoyagi, J., 1983: A study on the MTI weather radar system for rejecting ground clutter. *Papers in Meteor. Geophysics*, 23 No. 4, 187-243.
- Austin, P. M., 1987: Relation between measured radar reflectivity and surface rainfall. *Mon. Wea. Rev.*, 115, 1053-1070.
- Brandes, E. A., 1975: Optimizing rainfall estimates with the aid of radar. *J. Appl. Meteor.*, 14, 1339-1345.
- Collier, C. G., T. W. Harrold and C. A. Nicholass, 1975: A comparison of areal rainfall as measured by a raingauge-calibrated radar system and raingauge networks of various densities. *Preprints, 16th Conf. Radar Meteor.*, 467-472.
- Doviak, R. J. and D. S. Zrnic, 1984: *Doppler Radar and Weather Observations*. Academic Press., New York, 458pp.
- Forecast Division, Forecast Department, 1991: Data processing in the system for very-short-range forecast of precipitation. *Weather Service Bulletin*, 58, 189-207 (in Japanese).
- Fujiwara, M., 1965: Raindrops-size distribution from individual storms, *J. Atmospheric Science*, 22, 585-591.
- Golden, J., Sarreals, D. and Toephfer, F., 1986: NEXRAD and algorithms part 1 and part 2. *Preprints, 23rd Conf. Radar Meteor. Cloud Physics, Snowmass, Colorado, Sept*, 83-90.
- Gray, W. R., 1991: Vertical profile corrections based on EOF. Analysis of operational data. *Preprints, 25th Conf. Radar Meteor.*, 821-823.
- Joss, J. and A. Waldvogel, 1989: Precipitation estimates and vertical reflectivity profile corrections. *Preprints, 24th Conf. Radar Meteor.*, 682-688.
- Joss, J. and A. Pittini, 1991: The climatology of vertical profiles of radar reflectivity. *Preprints, 25th Conf. Radar Meteor.*, 828-831.
- Joss, J., 1990: Way of using, and correcting for errors in conventional radar reflectivity data. *Weather Radar Networking*, 190-199, Kluwer Academic Pub., Dordrecht, Netherlands.
- Kitabatake, N. and M. Obayashi, 1991: A study comparing radar-AMeDAS precipitation chart with observed data of raingauge network of Tokyo metropolis, *J. Meteor. Research*, 43, 285-310.
- Makihara, Y., N. Kitabatake and M. Obayashi, 1995: Recent developments in algorithms for the JMA nowcasting system. part 1, *Geophysical Magazine Series 2,1*, 171-204.
- Makihara, Y., 1996: A method for improving radar estimates of precipitation by comparing data from radars and raingauges, *J. Meteor. Soc. Japan*, 74, 459-480.
- Marshall, J. S. and W. M. Palmer, 1948: The Distribution of raindrops with size. *J. Meteor.*, 5, 165-166.
- Nyomura, Y., 1985: Verification of JMA's precipitation observation system using digitized radar and raingauges (AMeDAS) by local dense raingauges system of Tokyo Metropolis, *J. Meteor. Research*, 37, 1-12.
- Rosenfeld, D., D. Atlas, and D. B. Wolff, 1993: General probability-matched relations between radar reflectivity and rain rate, *J. Appl. Meteor.*, 32, 50-72.
- Sakota, Y., 1990: Radar echo digitizing and disseminating system. *Tenki*, 37, 659-670 (in Japanese).
- Sliga, T. A., and V. N. Bringi, 1976: Potential use of radar differential reflectivity measurements at orthogonal polarizations for measuring precipitation. *J. Appl. Meteor.*, 15, 69-76.
- Suda, Y., 1993: Comparison of probable precipitation amounts in warm years and cold years, *Tenki*, 40, 335-341.
- Takase, K., Y. Takemura, K. Aonashi, N. Kitabatake, Y. Makihara and Y. Nyomura, 1988: Operational precipitation observation system in Japan Met. Agency. *Tropical Rainfall Measurements* (John S. Theon and Nobuyoshi Fugono eds.), A. Deepak Pub., 407-413.
- Takemura, Y., K. Takase and Y. Makihara, 1984: Operational precipitation observation system using digitized radar and rain gauges. *Proc, Nowcasting-II Symposium, Norrk ping, Sweden, e-7 Sept. 1984, ESA SP-208*, 411-416.
- Tatehira, R and T. Shimizu, 1978: Intensity measurement of precipitation echo superposed on ground clutter-a new automatic technique for ground clutter rejection-. *Preprints, 18th Conf. Radar Meteor.*, 364-369.

気象研究所技術報告一覧表

- 第1号 バックグラウンド大気汚染の測定法の開発 (地球規模大気汚染特別研究班, 1978)
Development of Monitoring Techniques for Global Background Air Pollution. (MRI Special Research Group on Global Atmospheric Pollution, 1978)
- 第2号 主要活火山の地殻変動並びに地熱状態の調査研究 (地震火山研究部, 1979)
Investigation of Ground Movement and Geothermal State of Main Active Volcanoes in Japan. (Seismology and Volcanology Research Division, 1979)
- 第3号 筑波研究学園都市に新設された気象観測用鉄塔施設 (花房龍男・藤谷徳之助・伴野 登・魚津 博, 1979)
On the Meteorological Tower and Its Observational System at Tsukuba Science City. (T. Hanafusa, T. Fujitani, N. Banno, and H. Uozu, 1979)
- 第4号 海底地震常時観測システムの開発 (地震火山研究部, 1980)
Permanent Ocean-Bottom Seismograph Observation System. (Seismology and Volcanology Research Division, 1980)
- 第5号 本州南方海域水温図-400m (又は500m) 深と1,000m深- (1934-1943年及び1954-1980年) (海洋研究部, 1981)
Horizontal Distribution of Temperature in 400m (or 500m) and 1,000m Depth in Sea South of Honshu, Japan and Western-North Pacific Ocean from 1934 to 1943 and from 1954 to 1980. (Oceanographical Research Division, 1981)
- 第6号 成層圏オゾンの破壊につながる大気成分及び紫外日射の観測 (高層物理研究部, 1982)
Observations of the Atmospheric Constituents Related to the Stratospheric ozone Depletion and the Ultraviolet Radiation. (Upper Atmosphere Physics Research Division, 1982)
- 第7号 83型強震計の開発 (地震火山研究部, 1983)
Strong-Motion Seismograph Model 83 for the Japan Meteorological Agency Network. (Seismology and Volcanology Research Division, 1983)
- 第8号 大気中における雪片の融解現象に関する研究 (物理気象研究部, 1984)
The Study of Melting of Snowflakes in the Atmosphere. (Physical Meteorology Research Division, 1984)
- 第9号 御前崎南方沖における海底水圧観測 (地震火山研究部・海洋研究部, 1984)
Bottom Pressure Observation South off Omaezaki, Central Honsyu. (Seismology and Volcanology Research Division and Oceanographical Research Division, 1984)
- 第10号 日本付近の低気圧の統計 (予報研究部, 1984)
Statistics on Cyclones around Japan. (Forecast Research Division, 1984)
- 第11号 局地風と大気汚染質の輸送に関する研究 (応用気象研究部, 1984)
Observations and Numerical Experiments on Local Circulation and Medium-Range Transport of Air Pollutions. (Applied Meteorology Research Division, 1984)
- 第12号 火山活動監視手法に関する研究 (地震火山研究部, 1984)
Investigation on the Techniques for Volcanic Activity Surveillance. (Seismology and Volcanology Research Division, 1984)
- 第13号 気象研究所大気大循環モデル-I (MRI・GCM-I) (予報研究部, 1984)

- A Description of the MRI Atmospheric General Circulation Model (The MRI · GCM - I). (Forecast Research Division, 1984)
- 第14号 台風の構造の変化と移動に関する研究－台風7916の一生－ (台風研究部, 1985)
A Study on the Changes of the Three - Dimensional Structure and the Movement Speed of the Typhoon through its Life Time. (Typhoon Research Division, 1985)
- 第15号 波浪推算モデルMRIとMRI - IIの相互比較研究－計算結果図集－ (海洋気象研究部, 1985)
An Intercamparison Study between the Wave Models MRI and MRI - II - A Compilation of Results - . (Oceanographical Research Division, 1985)
- 第16号 地震予知に関する実験的及び理論的研究 (地震火山研究部, 1985)
Study on Earthquake Prediction by Geophysical Method. (Seismology and Volcanology Research Division, 1985)
- 第17号 北半球地上月平均気温偏差図 (予報研究部, 1986)
Maps of Monthly Mean Surface Temperature Anomalies over the Northern Hemisphere for 1891 - 1981. (Forecast Research Division, 1986)
- 第18号 中層大気の研究 (高層物理研究部・気象衛星研究部・予報研究部・地磁気観測所, 1986)
Studies of the Middle Atmosphere. (Upper Atmosphere Physics Research Division, Meteorological Satellite Research Division, Forecast Research Division, MRI and the Magnetic Observatory, 1986)
- 第19号 ドップラーレーダによる気象・海象の研究 (気象衛星研究部・台風研究部・予報研究部・応用気象研究部・海洋研究部, 1986)
Studies on Meteorological and Sea Surface Phenomena by Doppler Radar. (Meteorological Satellite Research Division, Typhoon Research Division, Forecast Research Division, Applied Meteorology Research Division, and Oceanographical Research Division, 1986)
- 第20号 気象研究所対流圏大気大循環モデル (MRI · GCM - I) による12年間分の積分 (予報研究部, 1986)
Mean Statistics of the Tropospheric MRI · GCM - I based on 12-year Integration. (Forecast Research Division, 1986)
- 第21号 宇宙線中間子強度1983 - 1986 (高層物理研究部, 1987)
Multi - Directional Cosmic Ray Meson Intensity 1983 - 1986. (Upper Atmosphere Physics Research Division, 1987)
- 第22号 静止気象衛星「ひまわり」画像の噴火噴煙データに基づく噴火活動の解析に関する研究 (地震火山研究部, 1987)
Study on Analysis of Volcanic Eruptions based on Eruption Cloud Image Data obtained by the Geostationary Meteorological satellite (GMS). (Seismology and Volcanology Research Division, 1987)
- 第23号 オホーツク海海洋気候図 (篠原吉雄・四竈信行, 1988)
Marine Climatological Atlas of the sea of Okhotsk. (Y. Shinohara and N. Shikama, 1988)
- 第24号 海洋大循環モデルを用いた風の応力異常に対する太平洋の応答実験 (海洋研究部, 1989)
Response Experiment of Pacific Ocean to Anomalous Wind Stress with Ocean General Circulation Model. (Oceanographical Research Division, 1989)
- 第25号 太平洋における海洋諸要素の季節平均分布 (海洋研究部, 1989)
Seasonal Mean Distribution of Sea Properties in the Pacific. (Oceanographical Research Division, 1989)

- 第26号 地震前兆現象のデータベース (地震火山研究部, 1990)
Database of Earthquake Precursors. (Seismology and Volcanology Research Division, 1990)
- 第27号 沖縄地方における梅雨期の降水システムの特徴 (台風研究部, 1991)
Characteristics of Precipitation Systems During the Baiu Season in the Okinawa Area. (Typhoon Research Division, 1991)
- 第28号 気象研究所・予報研究部で開発された非静水圧モデル (猪川元興・斉藤和雄, 1991)
Description of a Nonhydrostatic Model Developed at the Forecast Research Department of the MRI. (M. Ikawa and K. Saito, 1991)
- 第29号 雲の放射過程に関する総合的研究 (気候研究部・物理気象研究部・応用気象研究部・気象衛星・観測システム研究部・台風研究部, 1992)
A Synthetic Study on Cloud-Radiation Processes. (Climate Research Department, Physical Meteorology Research Department, Applied Meteorology Research Department, Meteorological Satellite and Observation System Research Department, and Typhoon Research Department, 1992)
- 第30号 大気と海洋・地表とのエネルギー交換過程に関する研究 (三上正男・遠藤昌宏・新野 宏・山崎孝治, 1992)
Studies of Energy Exchange Processes between the Ocean-Ground Surface and Atmosphere. (M. Mikami, M. Endoh, H. Niino, and K. Yamazaki, 1992)
- 第31号 降水日の出現頻度からみた日本の季節推移-30年間の日降水量資料に基づく統計- (秋山孝子, 1993)
Seasonal Transition in Japan, as Revealed by Appearance Frequency of Precipitating-Days. -Statistics of Daily Precipitation Data During 30 Years-(T. Akiyama, 1993)
- 第32号 直下型地震予知に関する観測的研究 (地震火山研究部, 1994)
Observational Study on the Prediction of Disastrous Intraplate Earthquakes. (Seismology and Volcanology Research Department, 1994)
- 第33号 各種気象観測機器による比較観測 (気象衛星・観測システム研究部, 1994)
Intercomparisons of Meteorological Observation Instruments. (Meteorological Satellite and Observation System Research Department, 1994)
- 第34号 硫酸化物の長距離輸送モデルと東アジア地域への適用 (応用気象研究部, 1995)
The Long-Range Transport Model of Sulfur Oxides and Its Application to the East Asian Region. (Applied Meteorology Research Department, 1995)
- 第35号 ウインドプロファイラーによる気象の観測法の研究 (気象衛星・観測システム研究部, 1995)
Studies on Wind Profiler Techniques for the Measurements of Winds. (Meteorological Satellite and Observation System Research Department, 1995)
- 第36号 降水・落下塵中の人工放射性核種の分析法及びその地球化学的研究 (地球化学研究部, 1996)
Geochemical Studies and Analytical Methods of Anthropogenic Radionuclides in Fallout Samples. (Geochemical Research Department, 1996)
- 第37号 大気と海洋の地球化学的研究 (1995年及び1996年) (地球化学研究部, 1998)
Geochemical Study of the Atmosphere and Ocean in 1995 and 1996. (Geochemical Research Department, 1998)
- 第38号 鉛直2次元非線形問題 (金久博忠, 1999)
Vertically 2-dimensional Nonlinear Problem, (H. Kanehisa, 1999)

気象研究所

1946 (昭和21) 年 設立

所長： 中山 嵩

予報研究部 部長： 理博 吉住 禎夫
気候研究部 部長： 近藤 洋輝
台風研究部 部長： 八木 正允
物理気象研究部 部長： 田中 豊顯
環境・応用気象研究部 部長： 理博 花房 龍男
気象衛星・観測
システム研究部 部長： 理博 高島 勉
地震火山研究部 部長： 理博 吉田 明夫
海洋研究部 部長： 理博 宇治 豪
地球化学研究部 部長： 理博 伏見 克彦

気象研究所技術報告

編集委員長： 近藤 洋輝

編集委員： 加藤 政勝 井上 豊志郎 北畠 尚子
深堀 正志 清野 直子 高谷 美正
上垣内 修 安田 珠幾 松枝 秀和
事務局： 佐藤 博 岡田 孝文

気象研究所技術報告は、1978年(昭和53)年の初刊以来、気象研究所が必要の都度発行する刊行物であり、原則として気象研究所職員及びその共同研究者による気象学、海洋学、地震学その他関連の地球科学に関する技術報告、資料報告および総合報告(以下報告という)を掲載する。

気象研究所技術報告の編集は、編集委員会が行う。編集委員会は原稿の掲載の可否を判定する。

本紙に掲載された報告の著作権は気象研究所に帰属する。本紙に掲載された報告を引用する場合は、出所を明示すれば気象研究所の許諾を必要としない。本紙に掲載された報告の全部又は一部を複製、転載、翻訳、あるいはその他に利用する場合は気象研究所の許諾を得なければならない。個人が研究、学習、教育に使用する場合は、出所を明示すれば気象研究所の許諾を必要としない。

気象研究所技術報告 ISSN 0386-4049

第39号

平成12年2月29日 発行

編集兼 気象研究所
発行者

〒305-0052 茨城県つくば市長峰1-1

TEL. (0298)53-8535

印刷所 株式会社エムディー

〒300-1544 茨城県北相馬郡藤代町大字山王345-1