

定性積雲モデルを用いた短時間降雨予測手法の 開発に関する研究

大石 哲・猪阪昇治*・小尻利治・池淵周一

* 京都大学大学院工学研究科

要 旨

本論文では、貯水池を用いた洪水制御支援のための短時間降雨予測システムとして、積雲中の降水物理過程をルールベースで表現し、定性推論・モデルベース推論を用いて積雲の発達を推論することによって降雨予測を行う、定性積雲モデルを用いた短時間降雨予測システムを提案する。さらに、本手法を実際に生じた梅雨前線帯降雨の予測に適用し、本手法の有効性を確認した上で、従来の数値計算による降雨予測と本手法との違いを論じている。

キーワード：降雨予測，定性推論，モデルベース推論，雲物理，エキスパートシステム

1. 序論

日本における梅雨前線帯の豪雨は、大きな災害をもたらす一方で予測が困難な現象である。したがって貯水池を用いて豪雨時に洪水制御を行う場合には、適切な洪水制御支援システムが望まれる。そこでまず、河川管理者とのインタビューを通して得た実時間洪水制御支援システムの望ましい姿について考察し、本論文で提案する短時間降雨予測手法の妥当性を論じる。

河川管理者が実時間洪水制御支援システムに期待する機能として、

- 1 正確な予測を行うこと、
- 2 予測を導く手法が理解可能であり、実時間で予測値の妥当性を判断することができること、
- 3 入出力など予測以外の煩雑な作業からは解放されていること、

があげられる。

まず、1の予測精度の問題について述べる。河川管理者に対するインタビューでは洪水制御を支援するための短時間降雨予測手法として最も理想的なも

のは、6時間程度の予測先行時間をもって流域内の定量的な降雨の時空間分布を出力することができるものであることが示された。しかし、対象としている現象に対する現時点での理解が進んでいないことや、実時間での情報収集体制および計算機資源の問題からその実現は困難である。そこで、本研究で開発する短時間降雨予測手法には次の2つの制約を設けた。すなわち、予測対象を洪水制御を要するような豪雨に限定し、そのような豪雨の生起時間・生起場所、発達、衰弱という定性的な予測を行うことにした。

このような2つの制約を設けて短時間降雨予測を行う理由を以下に述べる。Fig. 1のようなハイドログラフを生起するような雨が流域に降った場合、流域内の基準地点での流入量増加幅は流出の遅れ時間までの操作で対応できるものであることが多い。一方、Fig. 2のようなハイドログラフで、降雨の立ち上がりを予測していなかった場合には降雨生起後に操作方針を変更しても間に合わないことになる。貯水池を用いた洪水制御を行っている場合、貯水池容量に余裕がないときにはこのような降雨の立ち上が

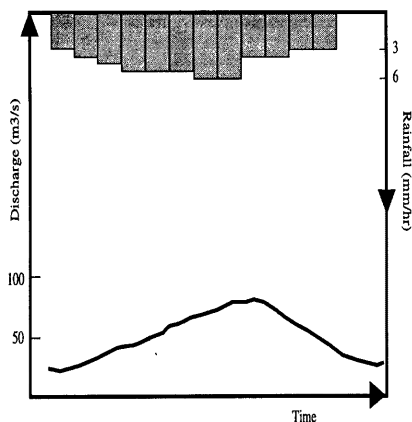


Fig. 1 Schematic Figure of Hydrograph which is Easy to Control without Forecast.

りの予測は河川管理者にとって必要不可欠のものである。

理想的には、Fig. 1のような降雨も予測できることが望ましいことは言うまでもないが、予測が洪水制御に与える効果の大きさと緊急性から、Fig. 1の降雨については、そのハイドログラフがFig. 2のように立ち上がらないことだけが予測できれば、洪水制御に対して非常に有効な情報となる。

次に、2の予測手法の理解可能性について述べる。河川管理者とのインタビューの中で、理解できない予測システムから出力された予測では信用することができないため、実時間で用いることはできないという回答を得た。したがって、予測手法が理解可能か否かは予測手法の適用問題にとって本質的である。すなわち、非常によくあたるとその過程が不透明な予測手法は、実際の洪水制御の場面で使用されることはないのである。

一方、椎葉・中北(1992)は実時間予測手法の開発に関する考え方として、「よくあたる」ことを第一にあげながらも、その安直な理論的簡単さを否定している。すなわち、理論は複雑でも合理的であり、計算機の助けを借りれば短時間に計算できる手法を望ましいとしている。このことは、事前に理解可能な予測手法であれば実時間でその詳細について理解する必要はなく、計算機を通して予測を行えばよいと理解できる。本研究で提案する手法もこの考えに基づくものであり、降雨を形成している物理過程を陽に表現し、事前にその構成を詳細に知ることができる推論手法を目指している。

最後に3については、本論文の対象範囲からはず

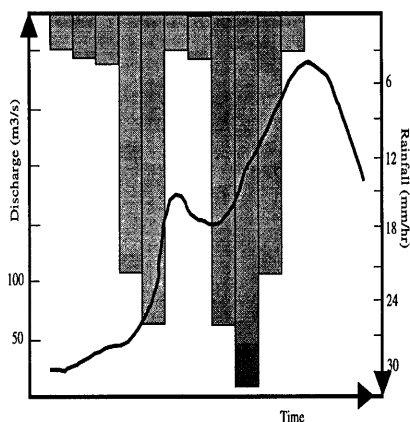


Fig. 2 Schematic Figure of Hydrograph which is Difficult to Control without Forecast.

れることであるので割愛する。

上述してきた、河川管理者が実時間洪水制御支援システムに期待する機能を満足するものとして、大石ら(1991)、大石・池淵(1993)、Oishi and Ikebuchi(1994)、大石ら(1995)およびOishi and Ikebuchi(1996)をもとに、情報工学的推論手法を用いた定性的な短時間降雨予測手法をここに展開する。本手法は洪水制御を必要とするような豪雨現象を支配している降水物理過程を定性的に表現した知識ベースを用い、推論エンジンを使用して推論によって降雨の生起を予測するものである。

本論文で提案する短時間降雨予測手法は他に例を見ないものであるが、上述してきた洪水制御に有効な予測情報を出力でき、かつ雲物理学・大気力学・熱力学の諸過程を表現しているため理論的にも妥当なものである。それは現業の気象予測において数値的な予測が困難なメソスケールの様々な現象を予測するためにメソ天気系概念モデル(気象庁, 1992)を当面のアプローチ方法としていることから説明付けられる。

2. 主要な情報工学的推論手法の概要

本節では、本論文で提案する短時間降雨予測手法に用いた推論手法を概説し、その一般的性質について述べる。

本論文が提案する情報工学的推論手法を用いた定性的な短時間降雨予測手法は、大気・水文諸量の観測値を定性的に解釈し、その結果を用いて降水物理過程にしたがって豪雨の生起時間・生起場所、発達、

衰弱を予測するものである。このような定性的な予測を出力することは、人間が定性的に現象や現況を判断して、それを自らの思考過程において並べ換えて筋書きをつけて予測とする方法で自然に行っていることである。同様の行為は現業の気象予測の中でも行われており、特に地域に密着した現象ではメソ天気系概念モデルと呼ばれている。このような思考過程は計算ではなく推論 (reasoning) に属する。

人間の頭脳の中の推論過程は人工知能の分野で研究が行われている。あらゆる事柄を人間のように処理する汎用の人工知能の開発はいまだ研究途上であるが、認識する、記憶する、学習する、推論するなどの人間の頭脳の個々の機能は人工知能モデルによってシミュレートすることができ、計算機の上で実現されてきた。

従来より、ある領域に固有の知識を蓄えてそれをルールベース化し推論を行う方法はエキスパートシステムとして実現されてきた (Gonzalez, 1993)。最初のエキスパートシステムは MYCIN (1974) と呼ばれるもので人間の症状を尋ねて、結果として病名を推論するものであり、そこには医療のエキスパートとしての医師の知識が知識ベースとして蓄えられていた。

従来型のエキスパートシステムは、エキスパートから知識を得てそれをルールとしていたわけであるが、この方法では、知識を提供することができるエキスパートの存在と、彼らが知識を知識ベースに掲載する形式で伝えることが必要となる。しかし、エキスパートは常に存在するとは限らない。短時間降雨予測はまさにこのような問題である。一方、エキスパートからの知識獲得が可能となったときでも、その知識は対象の僅かな変更に対応できない可能性がある。それは経験的に得られた知識や、獲得してからすでに時間がたちすでに途中の過程を説明できなくなっている知識では、知識が Black Box 化していることが多いため顕著になる。すなわち、A 山に雲がかかったら B 地区に雨が降るという知識があったとしても、それは別の地域には適用できないということである。このような知識を「浅い知識」と呼ぶ。一方、対象とするシステムが本質的に有する構造に対する知識を「深い知識」と呼ぶ。

短時間降雨予測問題では知識獲得の問題から「浅い知識」を用いたエキスパートシステムでは対応できない。この問題はエキスパートシステムに固有の知識獲得のボトルネック (Knowledge Acquisition Bottleneck) と呼ばれるものであり、短時間降雨予測問題以外でも問題とされてきた。

この問題を解決するために「深い知識」を用いた知

識ベース推論システムが提案され、モデルベース推論 (Model Based Reasoning, MBR) と呼ばれて特に故障診断などの場面で用いられてきた。モデルベース推論は対象の構成に関する深い知識を用いて対象の因果関係を記述し、それを用いて推論を行うものである。

短時間降雨予測問題に関して言えば、モデルベース推論の知識ベースは降水物理過程である雲物理過程や大気力学・熱力学過程のモデルを、その因果関係にしたがって記述したものである。豪雨をもたらす降水物理過程はすでに理解されていることと、いまだ解明が進んでいないものが混在している。すなわち、今後解明が進んでいく分野である。モデルベース推論では対象の「深い知識」を用いた推論を行っているため、このような発展途上の知識が深化・改善されていくにしたがって知識を拡張していても、それ以前の知識と矛盾を起こすことがない。このようにモデルベース推論は降雨予測問題に利用できる特徴が多い。したがって、ここではモデルベース推論を用いた短時間降雨予測手法を展開する。

Scarl (1991) はモデルには3つのタイプがあると述べている。すなわち、(1) 数学モデル、(2) 確率モデル、(3) 因果モデルである。上述したモデルベース推論の知識ベースとなるのは (3) 因果モデルである。一方、降水物理過程の基礎である雲物理過程、力学・熱力学過程はこれまで式を通して表現されてきていることが多く、(1) 数学モデルが占める割合が高い。したがって数学モデルを因果モデルに変換する必要がある。これを知識ベース推論のもう1つの拡張である定性推論 (Qualitative Reasoning, QR) の手法を用いて行う。

定性推論の概略はこれまで数値計算による定量的なシミュレーションを、その表現する物理構造に注目して定性的に行うことを目指したものであり、モデルベース推論における深い知識を定式化されたシステムから獲得しようとするものである。例えばシステム内のパラメータの定性的因果関係は把握されているが、その定量的関係がわからないときに、定性的因果関係だけを用いてシステム全体の挙動を推論できる場合が少なくない。小規模なシステムの場合には人間が独自に行うことが可能であるが、大規模なシステムに適用する際には計算機による支援が望まれる。その場合に定性推論の手法が活用される。

3. 情報工学的推論手法を用いた短時間降雨予測手法

3.1 予測手法の全体像

Fig. 3 に情報工学的推論手法を用いた短時間降雨

予測手法 (Severe Rainfall prediction method by using Artificial Intelligence, SRAI) の概要を示す。この図の意味するところを説明すると、メソスケール大気診断システム (Mesoscale Atmosphere Diagnosis System, MADS) によって、GPV、高層気象観測、ひまわり、レーダー、アメダスなどの観測気象情報を用いて積雲が生成する条件およびすでに存在している雲の分布を診断し、それらを予測手法の初期条件とする。その初期条件を用いて定性積雲モデル (Qualitative Cumulus Model, QCM) により 1 つ 1 つの積雲の成長過程を推論する。成長が推論された 1 つ 1 つの雲は雲間相互作用モデル (Cumulus Interaction Model, CIM) によって包含関係を整理され、またそこから乱れを生じた風の分布が推論される。この予測結果と観測情報の矛盾を修正して再び QCM の初期情報とする。

この 1 サイクルは 1 時間の先行時間を持つ予測を行ったものとする。なぜなら、小倉 (1984) や高橋・阿波田 (1993) の数値計算による積雲の成長過程のシミュレーションにより 1 つの積雲の生成・発達・消滅のサイクルは約 1 時間であるからである。

3.2 大気の高区分類と雲のクラス

豪雨をもたらす積雲の発達過程を推論するためには電が生成し、運搬され、落下して生成する豪雨をシミュレートすることが重要であることが大石ら (1997) などによって示されている。それを本降雨予測手法の中で実現するために大気を鉛直方向に 4 つに分解する。すなわち、上から上層 (Upper Layer)、中上層 (Upper Middle Layer)、中下層 (Lower Middle Layer)、下層 (Lower Layer) である。これらの分類は GPV の大気プロファイルを用いて行われる。上層と中上層を分ける高度は水滴がすべて凍結する気温として -15°C 層を用いた。中上層と中下層を分割する高度は雨粒がすべて凍結する気温として -4.5°C 層を用いた。中下層と下層を分割する高度は雲底高度である。

ここで、高度分布に用いた水滴の半径と気温について説明する。高橋・阿波田 (1993) は、モデル中の水滴を半径によってさらに大きく 3 つに分類しており、 $\sim 32\mu\text{m}$ を雲粒、 $32\sim 320\mu\text{m}$ を霧粒、 $320\mu\text{m}$ 以上を雨粒と呼んでいる。本研究では、この雲粒と霧粒をあわせて新たに雲粒と呼ぶ。すなわち、 $320\mu\text{m}$ は雲粒の最大の粒径であり、 3.2mm は大きな雨粒の粒径である。これらの水滴は式 (1) に示す、Vali (1968) の凍結確率式によって、凍結する割合が求められる。

$$\xi_w = x_w \exp[-0.66(T - 273) - 1.0], \quad (1)$$

ここで、 ξ_w は凍結確率、 x_w は水滴の質量 [g]、 T は絶対温度である。この式は、降水粒子の表面張力と凍

結確率の関係を表しており、小さな降水粒子ほど低温で凍結する。凍結した水滴のうち、小さなものは氷晶としてふるまい、大きなものは雹となる。しかし、ここでは接触凍結過程、着氷過程によって電が生成する過程を重視して、雨粒は凍結して霰に、雲粒は凍結して氷晶となるとした。式 (1) により半径が 3.2mm の水滴は -4.5°C で、 $320\mu\text{m}$ の水滴は -15°C ではほぼ 100% 凍結する。すなわち、 -15°C より上空は凍結過程によって氷晶を生成する。また、 $-4.5^{\circ}\text{C} \sim -15^{\circ}\text{C}$ では雨滴はすべて凍結するが、それより小さい雲粒は過冷却水滴として存在する。

このような気温分類を行うとそれぞれの層で存在する降水粒子が決定される。すなわち、Fig. 4 のような高度分類となる。したがって、上層には氷の粒子である氷晶と霰が存在する。また、それらが衝突併合して電が生成される。中上層は本手法において最も重要な層で氷晶、霰に加えて凍らずに過冷却水滴として存在している雲粒が漂うことになる。雲粒と氷晶が接触凍結 (Contact Nucleation) して電ができる。あるいは雲粒と霰が着氷過程 (Riming) してできる電が中上層には存在する。中下層では凝結によって生じた雲粒や雨粒が存在する。下層では降水粒子は生成せず、中下層から落下してきた雨粒だけが存在し、降雨をもたらす。

推論に用いられる大気は層ごとに Fig. 5 のような構成で表現される。ここで、name は上層、中上層などの層の名前、lonlat は中心の緯度と経度、long_length は長辺の長さ、short_length は短辺の長さ、stability は大気の安定度、water-vapor は含まれる水蒸気、up-draft は上昇風の有無、cloud-particles は大気中に含まれる降水粒子であり雨滴 (rain-drop)、雲粒 (cloud-drop)、霰 (graupel)、雹 (hail)、氷晶 (ice-crystal) が存在する場合にここに書き込まれる。horizontal-wind は水平風向、horizontal-wind-velocity は風速 [m/s] である。これを雲のクラスと呼ぶ。予測における推論はまず、予測領域に格子状に設定した初期点から始まる。本研究ではこの格子の大きさを 5km とした。

3.3 メソスケール大気診断システム

メソスケール大気診断システム (Meso-Scale Atmosphere Diagnosis System, MADS) は観測された大気条件をシステムが必要とする定性情報に加工する役割を果たす。すなわち、システムの初期値を取得する部分である。MADS は積雲が生成する条件を診断する部分と、すでに存在している雲の分布を診断する部分に分かれる。

前者には、

- 積雲のトリガーとなる鉛直風が、水平風や地

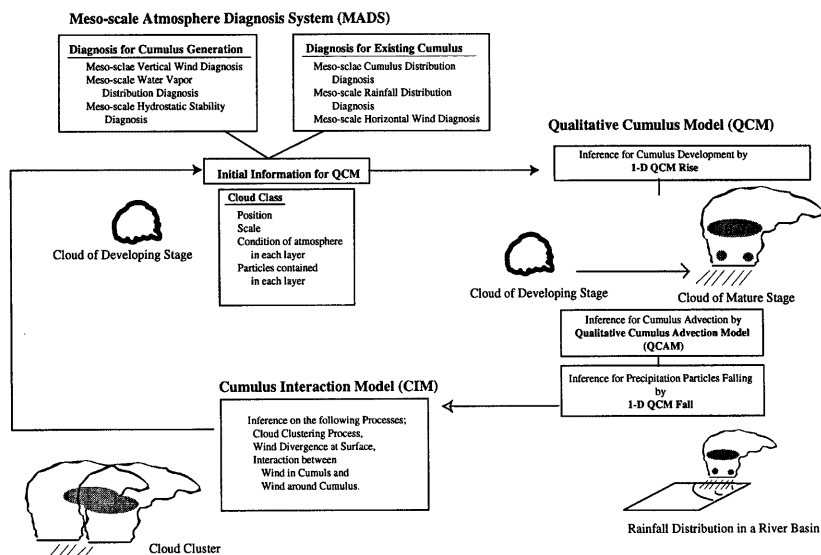


Fig. 3 Schematic Figure on Severe Rainfall Prediction Method by using Artificial Intelligence (SRAI).

形の影響によって生ずる様子を診断するメソスケール鉛直風診断

- 水蒸気が豊富に供給されているかどうかを診断するメソスケール水蒸気分布・フラックス診断
- 大気の静力学的安定度である対流不安定を診断するメソスケール大気安定度診断

が含まれる。後者には、

- ひまわりの雲頂高度などから積雲の分布を診断するメソスケール積雲分布診断
- レーダー雨量計などから雨域分布を診断するメソスケール雨域分布診断
- 水平風が地形の影響によって変化する様子を推論するメソスケール水平風診断

が含まれる。以下、それぞれの診断システムの詳細を述べる。

(1) メソスケール大気安定度診断

この診断システムは、気象庁が公開しているRSM (Regional Spectral Model) のGPV (Grid Point Value) を用いて大気の静力学的安定度である対流不安定を診断するものである。大気の静力学安定度を表す指標として、対流不安定以外に、絶対不安定、条件付不安定、潜在不安定がある。しかし、絶対不安定、条件付不安定はある高度の小さな空気塊が周囲の空気を乱すことなく断熱的に鉛直方向に微小距離変化した時を考えるものであり、潜在不安定はある空気塊の全体を対象として静力学的安定度を考えるもので

ある。一方、対流不安定はもっと広範囲の厚い気層が全体として鉛直運動する場合を考えている。

雲を4層に分けて考える本手法においては、対流不安定の考え方で大気の静力学的安定度を表すのが適切である。また、一般的に強雨の実体は対流雲の集合であり、それを形成するためには対流雲が発達するに十分な水蒸気と対流不安定があること、およびこの条件が数時間の間に作られて、十分な水蒸気と対流不安定が再生あるいは維持できることが重要であると考えられている(浅井富雄, 1996)ので、強雨の生起に対流不安定は大きな役割を果たしているといえる。具体的には、対流不安定を用いて大気の安定度を診断する際に気層全体を持ち上げるとき、その気層が不安定化するならば対流不安定とし、安定化するときには対流安定とする。すなわち、湿球温度 θ_w を用いて $\frac{\partial \theta_w}{\partial z}$ が正の値であるならば対流安定、0であるならば中立、負の値であるならば対流不安定であるとする。湿球温度は、

$$\theta_e = \theta_w \exp \frac{Lq(\theta_w)}{C_p \theta_w}, \quad (2)$$

で表される。ただし θ_e は相当温度であり、 L は潜熱、 $q(\theta_w)$ は θ_w での飽和水蒸気混合比、 C_p は定圧比熱である。

(2) メソスケール水平風/鉛直風分布診断

メソスケール水平風分布診断は、Oishi and Ikebuchi(1996) による定性推論を用いた風の挙動診断

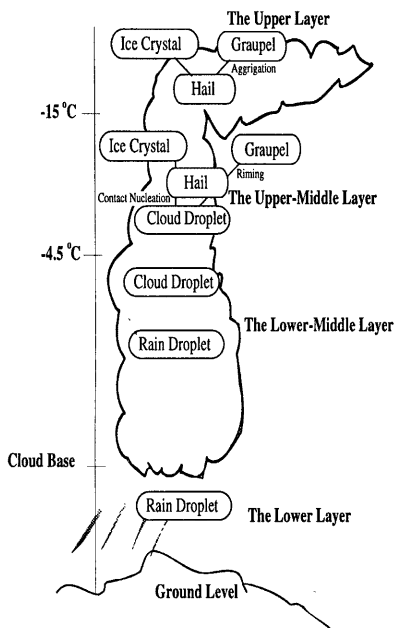


Fig. 4 Classified Elevation Types in QCM.

```

:name 'lower-layer
:lonlat '(131 53)
:long-length '5km
:short-length '5km
:stability 'conditional-instable
:water-vapor 'enough-water-vapor
:updraft 'updraft
:cloud-particles 'rain-drop
:horizontal-wind 'south-west
:horizontal-wind-velocity '15m/s

```

Fig. 5 Class of Atmosphere in QCM

の初期値に RSM の GPV の風を用いて推論を行ったものを用いる。上空の風は RSM の GPV の風をそのまま用いる。

メソスケール鉛直風分布診断は、下層については Oishi and Ikebuchi(1996) 定性推論を用いた風の挙動診断の初期値に RSM の GPV の風を用いて推論を行ったものを用いる。そこでの鉛直風分布は中下層にも影響を与えているとする。上空での鉛直風分布

診断は行わない。

(3) メソスケール水蒸気分布診断

この診断システムは RSM の GPV を用いて相対湿度が 90% を超えていたら十分な水蒸気があると判断し、そうでなければ十分な水蒸気が存在しないと判断する。

(4) メソスケール積雲分布診断

この診断システムは GMS (静止気象衛星) の赤外線輝度データを用いて得られた輝度温度を RSM の GPV 気温データを用いて高度変換し、雲底高度から雲頂高度までのそれぞれの層に以下の降水粒子が存在するとする。すなわち、雲がそれぞれの層に存在するとき、

上層 : 霰・氷晶

中上層 : 霰・氷晶・雲粒

中下層 : 雲粒

下層 : 下層は雲底高度以下なのでなしが存在するものとする。

(5) メソスケール雨域診断

この診断システムはレーダーを用いて、中下層部の雨域分布を診断するものである。本システムで適用している仰角固定レーダーでは、推論領域上空 2km-3km の雨粒を見ている。すなわち、本手法において中下層部の雨粒の存在を診断していることになる。したがって、レーダーを用いて強雨 (本手法では 10mm/hr 以上) が存在するところでは、中下層部に雨粒が存在することにする。

ここで、本システムで雨粒が存在する降雨強度は、推論する事例ごとに決定することとする。すなわち、推論したい時間に、用いるレーダー情報と実測降雨量を比較することで、強雨の降雨量に相当するレーダーでの降雨強度を決定する。

3.4 定性積雲モデル

(1) 定性積雲モデルの概要

定性積雲モデル (Qualitative Cumulus Model, QCM) は 1 つの積雲の生起・発達過程をできるだけ雲物理過程に忠実にモデル化したものである。一般的に用いられる数値モデルと QCM の違いは、QCM では定性的に表現された雲の微物理過程と力学・熱力学過程によって、降水粒子・熱・水蒸気などを表現する定性的変数の存在・生起・成長・相変化が定性的に推論されることである。定性的に雲物理過程を表現した知識ベース内の推論ルールの例を Fig. 6 に表わす。ルールの書式は、「(ルール名 (条件部) (結果部))」である。Fig. 6 は中下層における凝結過程を表現しており、(a) は中下層において十分な水蒸気が供給され鉛直上昇風があれば、中下層において凝結核が活

性化することを示している。(b)は中下層において凝結核の活性化が起こると、中下層において雲粒が生起し潜熱を放出することを表現している。

定性積雲モデルに含まれる微物理過程は、凝結核の活性化 (Nucleation)、凝結 (Condensation)、凍結 (Freezing)、昇華 (Sublimation)、着氷 (Riming)、衝突併合 (Aggrigation)、接触凍結 (Contact Nucleation)、融解 (Melting)、蒸発 (Evaporation) からなる。これらを本論文において以下のように定義する。

凝結核の活性化とは、大気が不安定で水蒸気が十分に供給されているとき、雲粒が生成することである。凝結とは、雲粒が雨粒に成長することである。凍結とは、雲粒が凍り殻に変化することである。昇華とは、水蒸気が十分に供給されているとき、氷晶が生成することである。接触凍結とは、雲粒と氷晶が接触し電が生成することである。着氷とは、電のまわりに雲粒が接触し電が生成することである。衝突併合とは、氷晶と電が衝突することで電が生成することである。融解とは、電や電が解けることで雲粒や雨粒に変化することである。蒸発とは、十分な水蒸気が供給されていない場合、雲粒や雨粒が水蒸気に変化することである。

力学・熱力学過程は、大気不安定の顕在化 (Instable)、潜熱の放出・吸収 (Release/Absorption of Latent Heat)、熱による浮力 (Buoyancy)、対流による降水粒子と気塊の運搬 (Bring Air Patch/Particles)、収束 (Convergence)、発散 (Divergence)、落下 (Fall)、摩擦による鉛直流 (Dragging)、移流 (Advection) からなる。これらを本論文において以下のように定義する。大気不安定の顕在化とは、対流不安定な気塊が上昇して不安定気塊となることを示すものである。潜熱の放出とは、凝結などの水の相変化が起こるとき、潜熱が放出され空気塊の気温が上昇することである。潜熱の吸収とは、蒸発などの水の相変化が起こるとき潜熱が吸収され空気塊の気温が減少することである。熱による浮力とは、空気塊の気温が周りの空気の気温より高いとき、空気塊が浮力を受け、結果として上昇気流が起こることである。対流による降水粒子と気塊の運搬とは、降水粒子や気塊が上昇気流により上空へ運搬されることである。収束とは、局地風に負の発散があるときには収束により上昇気流が発生することである。発散とは、上昇気流と下降気流が同じ高度で発生するとき、水平発散が生じることであり、また、下層部で下降気流が生じる場合にも、下降気流が地表面と衝突することで発散が生じる。落下とは、氷晶を除いた降水粒子が上昇気流の支持を受けることができずに落下することである。摩擦による鉛直流とは、降水粒子が落下す

るとき、それに引きずられ下降気流が起こることである。移流とは、降水粒子が風により水平に移動することである。

(2) 1次元のプロトタイプモデル

上述したQCMに、不安定な初期条件を与えた場合の推論結果をFig. 7に示す。ここで、Fig. 7の上方に引いた点線より上に示されている内容は初期条件である。また、図中に点線で書いた物理過程は、後に示す本モデルの問題点を解消する以前の推論過程を表したものである。このように、本モデルでは積雲が発達するにしたがい、下層から運ばれた降水粒子や水蒸気が相変化してできた降水粒子が、さらに衝突や相変化を繰り返して最終的に降雨として地表に到達している様子を表現できている。さらに、下層から上層に降水粒子が運ばれると、上層の水蒸気がその降水粒子の成長に働き、潜熱を放出することで、いっそう雲を成長させる。降水粒子を介した熱の運搬は、積雲の発達の本質的熱移動であり、本モデルは推論によるモデルとはいえ、そのような物理過程まで詳細に表現しているのである。

この例で示したように本モデルでは初期条件に雲が全くない場合を初期条件としても、大気条件にしたがって、雲の生起を推論することができる。したがって、本モデルは本質的に雷雨性の局地豪雨にも対応できるものである。もちろん、前線性降雨や台風の影響で大気が不安定となった場合の降雨に対しては、後述するように初期値に降水粒子を当てはめることで予測を行うことができる。

本モデルは、洪水制御支援のために開発したものであるが、プロトタイプを作成して考察したことは、河川管理者にかぎらず、学生生徒に対する教育目的に使用することが可能である。すなわち、本モデルを用いて初期値を様々に変更し、その出力を見ることで雲の発達過程を擬似的に観察することができる。これによって、書籍にて学ぶ雲物理過程をよりよく理解可能である。

さらに本手法の発展可能性を述べる。それは、1.に提示した説明機能についてである。これについて、本モデルは極めて高い説明能力を持つといえる。それは、推論過程の出力を並べたFig. 7をそのまま実時間で画面表示することですでに説明となり得ている。なれていない使用者や緊急の際の使用者にとっては、なぜそのような現象が起きたのかを、マウスでクリックすれば、その現象から逆向きに関連する線をたどる目立つ色の線を示すことができるようにしておけばよい。さらに、使用者が疑問を持つような現象に対して、原因となるような過程を見つけて、それを変更することも可能であろう。そのような機

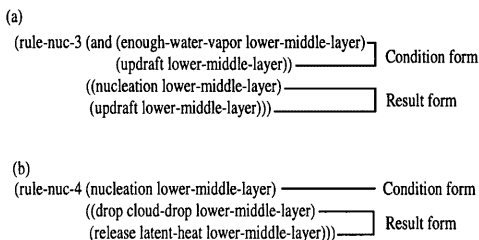


Fig. 6 A Couple of Examples of the Inference Rules which Represent the Precipitation Processes in QCM.

能付加は現在のコンピュータ環境ではそれほど困難なことではない。このような説明機能は推論の信頼性を増すと同時に、システムに対する興味を喚起し、システムを使う際の最初の壁を取り払う。

続いて、プロトタイプから得られたQCMの2つの問題点とその解決方法を示す。このプロトタイプでは、雲頂高度が中上層部以上である場合、あるいは雲頂高度が中下層部以上で、中下層部か中上層部に十分な水蒸気が存在する場合には、必ず雨が降ってしまう。このような条件はごく日常的なものであり、それで極めて強い降雨を予測するのは間違いない。

これには2つの原因が考えられた。1つは雲粒の周囲に水蒸気が存在する際に、凝結過程によって雨滴が生起することである。実際の現象では、凝結過程によって成長する速度は、小さな降水粒子では早く、大きな降水粒子ほど成長速度は遅い。ここでいう、雨滴程度の降水粒子になるためには凝結過程ではきわめて時間がかかる。したがって、凝結過程によって雨滴ができるというルールは除いた方がよいと考え、そのルールを除いた。

もう1つの原因は、MADSの積雲分布診断によって得られた雲頂高度以下の降水粒子の分布が問題であった。現在、雲があると判断された大気層にはその層が持つことができる降水粒子がすべて存在しているとされている。しかし、その方法では上層に氷晶と霰が存在し、中上層に雲粒、霰が存在する。前者は衝突併合過程で雹になり、後者は着氷過程によって雹ができる。しかし、実際の現象を考えた場合に雲があれば直ちに豪雨が起るとは考えられない。豪雨が起るためには雲粒が成長しながら上昇し、凍結して生じた霰や昇華によって生じた氷晶と衝突することによって雹となり、落下して豪雨をもたらす過程が重要であることは上述してきた通りである。したがって、層間の降水粒子のやりとりを重視する

ために初期条件の降水粒子の分布は上層が氷晶、中上層が霰、中下層が雲粒とする。

2つ目の問題点は下層部が不安定になっている場合には、絶対に雨が地上に降ってこないことであった。強い雨が起っている時に下層部が不安定になっていることは一般的であり、これは実際の現象と矛盾する。この原因は、下層が不安定になって、強い鉛直上昇風が生じた場合には、それが推論の最終場面にまで残って降雨の落下を妨げてしまうことがあるからである。このような現象が生じることは、下層大気内に雲が生起することにつながり、3.2で定めた大気の鉛直方向の分類と矛盾するものである。したがって、下層が不安定になっても、強い鉛直上昇風は生じないとした。

これらの問題を解決した結果、Fig. 7の点線で示された降水に至る過程は推論されないこととなった。さらに、雲頂高度が中上層部以上であっても必ず降雨が生起すると予測するようなこと、下層部が不安定であるため降雨が地表に落ちてこないといった実際の現象にそぐわない推論は行われなくなった。

3.5 3次元定性積雲モデル

3次元定性積雲モデルは、積雲の成長期を表現した1-D-QCM-RISE、定性積雲移流モデル (Qualitative Cumulus Advection Model, QCAM)、積雲からの降雨を表現した1-D-QCM-FALLからなる。

1-D-QCM-RISEは、RSMのGPVから得られた初期条件をもとに、最小のスケールの雲の落下が始まる直前まで、雲の発達を高さ方向に一次元で推論するものである。微物理過程は3.4(1)で述べたもののうち、雲の発達過程に必要な凝結核の活性化、凝結、凍結、昇華、着氷、衝突、蒸発からなり、力学・熱力学過程は大気不安定の顕在化、潜熱の放出、熱による浮力、対流による降水粒子と気塊の運搬、摩擦による鉛直上昇流からなる。

定性積雲移流モデル (QCAM) は、一次元定性積雲

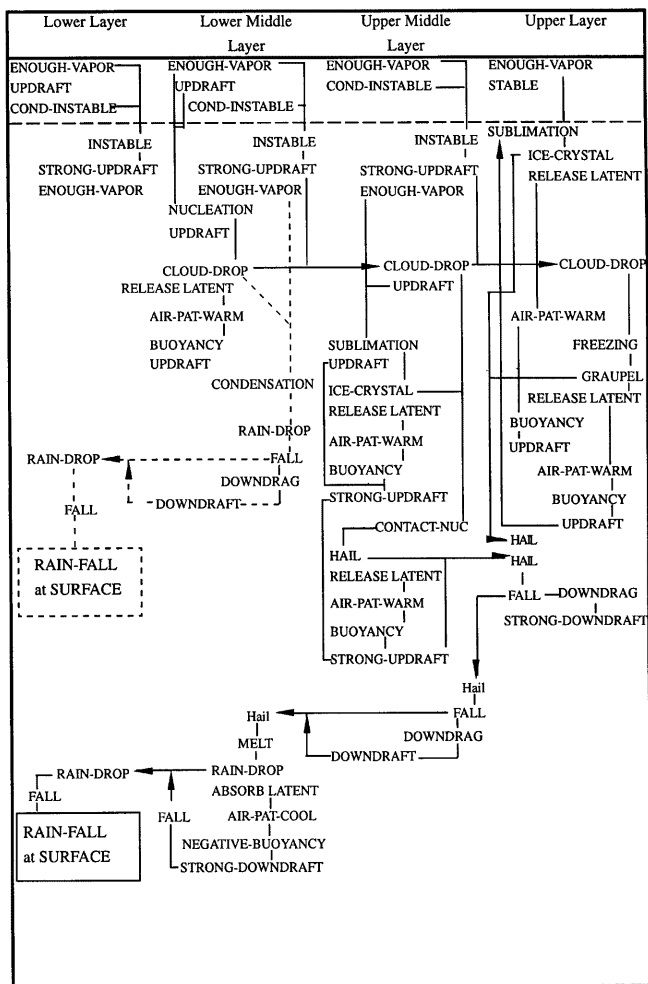


Fig. 7 Result of Inference Processes of One Dimensional QCM (a test case).

モデルにより推論され発達した積雲を、メソスケール大気診断システムのメソスケール水平風診断において診断された水平風分布を入力として、層毎に雲のクラスを水平 8 方向に移動させることで移流を表現しているものである。移流された雲のクラスは、 $u[\text{m/sec.}] \times 60[\text{sec.}] \times 15[\text{min.}][\text{m}]$ だけ水平風向方向に移動することとなる。ここで $u[\text{m/sec.}]$ は水平風速を表す。移流により複数の積雲が重なり同じ位置に存在する場合には、合体して一つの積雲群となる。

2つの積雲が重なるさい、各層でそれぞれの水平風も重なるが、以下のようなルールで定性積雲移流モデルは推論を行う。

2つの水平風向が 45° ずれる時 ベクトルの合成を考えれば風向はもとの風向の中間風向となり、風速は 1.8 倍となるところであるが、前者については、手法では 8 方向が用いられており、もとの風向の中間を表現できないため、もとの風向をそのまま用いる。例えば風向が南、風速が

4[m/sec.]の風が存在するところに、風向が南西、風速が4[m/sec.]の風が重なったときには、風向が南西、風速が7.2[m/sec.]の風に変化する。

2つの水平風向が90°ずれる時風向はもとの風向の間の風向となり風速は1.4倍とする。例えば風向が南西、風速が4[m/sec.]の風が存在するところに、風向が南東、風速が4[m/sec.]の風が重なったときには、風向が南、風速が5.6[m/sec.]の風に変化する。

1-D-QCM-FALLは、定性積雲移流モデルにより移流した雲が落下する以降を推論し、強降雨の存在や分布を高さ方向に一次元で推論するものである。微物理過程は3.4(1)で述べたもののうち、積雲からの降水の落下に必要な融解、蒸発からなり、力学・熱力学過程は潜熱の吸収、熱による負の浮力、摩擦による鉛直下降流、収束、発散、落下からなる。

4. 福井県九頭竜川流域を対象とした強雨予測

推論による短時間強雨予測手法を用いて、福井県の九頭竜川流域に実際に生じた降雨時について、降雨量が0-5mm/hr、10-15mm/hrである時間帯を選択し強雨予測を行い、本手法の有効性を検討する。

推論の対象とした領域は、福井県九頭竜川流域の35[km]×30[km]の領域である。この領域を推論領域として選択した理由は、積雲発達トリガーとなる鉛直上昇風の生起が地形の影響で起こりやすく、レーダーデータの時間外挿だけでは降雨予測が難しい領域であり、本手法の有効性を検討するとして適当であるからである。また、推論領域はレーダーの定量情報領域と定性情報領域の境界付近である上に、レーダーから見て雨域が山岳地形の陰に隠れやすい領域である。河川管理者とのインタビューにより、このような場所は、レーダーでとらえた雨を100%信用することはできないため、レーダーだけを判断基準にして洪水制御を行うと判断を誤りやすいとの情報を得た。

推論の際のメッシュスケールの大きさは5[km]×5[km]である。このようなスケールを決定した理由は、積雲のスケールを考慮したことからである。ここで、一般に積雲のスケールは2kmから10km程度といわれている。一つの積雲は2kmから5km程度のものであり、それらが重なったり合体することで5kmから10km程度の雲クラスターを形成する。一つの積雲は約15分程度の時間スケールで成長・衰弱・消滅を繰り返す。したがって、本手法は積雲のスケールを考慮して5[km]×5[km]のスケールにすることでこれらの現象を表現できると考えた。

メソ α スケールのデータであるGPVだけを用い

てメソ β スケール、メソ γ スケールにスケールダウンすることは不可能である。しかし、より小さなスケールのデータである国土数値情報を用いて鉛直上昇風の生起および水平風の変化を、GMSデータを用いて雲頂高度を、レーダーデータを用いて雨粒の有無を求め、領域により局地性をもたせることで、5[km]×5[km]のスケールにスケールダウンした。このことにより、通常の気象観測網で検出することが容易でない、いくつかの降水セルで構成されている積乱雲を表現できることとなる。また積乱雲同士の衝突や合体を考えることで、雲クラスター(Cloud cluster)を表現できる。

推論の対象とする時間帯は、推論領域内で降雨量が弱いと見なすことができる0-5mm/hrの降雨が観測された2時間と、強雨であると見なすことができる10-15mm/hrの降雨が観測された2時間とする。さらに、レーダー情報が本手法で行う降雨予測にどれだけの影響を及ぼすかについて調べるために、メソスケール雨域診断を行う場合と行わない場合の2種類の推論を行う。

なお、本適用については、10mm/hr程度以上の降雨のことを強雨と呼び、定性的な降雨予測とは強雨が生起するかどうかを予測することとした。

4.1 弱雨時に本手法を適用した結果

0-5mm/hr程度の雨が生じた事例について、本手法を用いて2時間後までの推論を行い降雨予測を行った。Fig. 8, Fig. 9に1時間毎の降雨予測結果を示す。ここで、推論領域は太線の矩形で囲まれている部分である。斜線で網掛けされている部分は強雨があると予測された地域である。流域管理用の雨量計による1時間雨量が図中に示されている。

本適用では、推論対象領域と同じ大きさの35[km]×30[km]の領域を推論対象領域の風上側に配置して、推論領域外から移流する積雲を考慮した。この補助領域の大きさは使用している開発言語環境に依存して決定した。つまり、パソコンを用いて推論を行うため、大きな領域をとるとメモリーの大きさが問題で推論できないという問題があるので、推論できる条件で、できるだけ補助領域の大きさを大きくした。各層における水平風速はそれぞれ異なる値をもつものであるから、各層の移動距離は異なり、特に水平風速が早い場合には推論領域からはずれてしまうという問題がある。この問題は、パソコン上で、用いる言語の性能を発揮するプログラムを開発するといった開発言語の使用法の修得で解決できるが、本研究で目的とする考察には特に影響しないと考えた。

Fig. 8に示すように、1時間後の予測においては

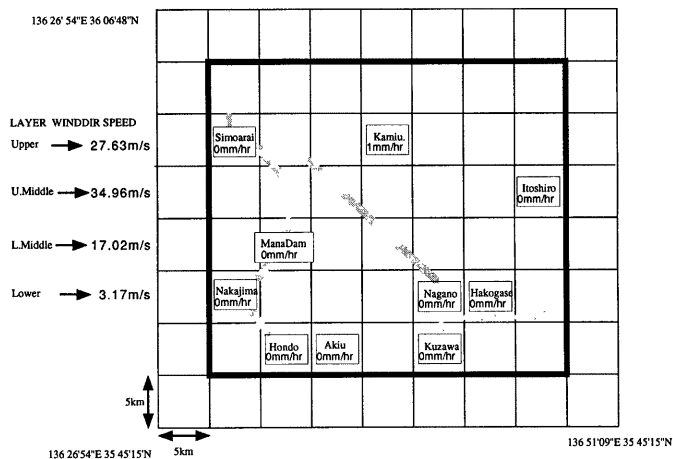


Fig. 8 Forecasted Rainfall Area Map of One Hour Ahead Forecast in Weak Rain Case.

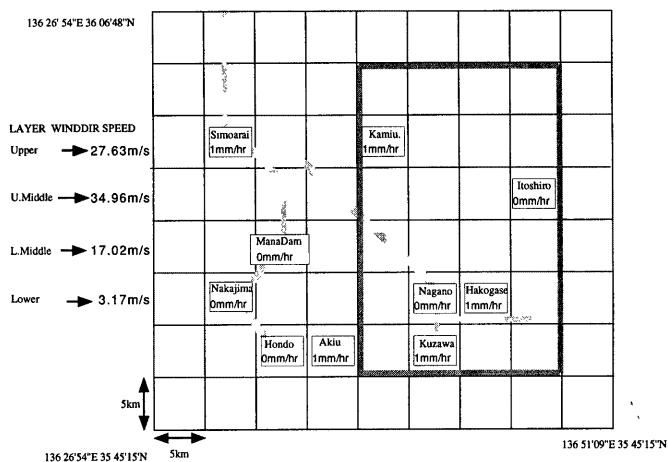


Fig. 9 Forecasted Rainfall Area Map of Two Hour Ahead Forecast in Weak Rain Case.

推論領域全体において強雨はないと予測した。Fig. 9より2時間後の予測についても、上述した積雲の移流による問題で推論領域が狭くなっているが、推論できた領域全体で強雨はないと予測されていることがわかる。1時間後の予測については、推論領域

全体において強雨はないと予測した。したがって、10mm/hr以上の雨を強雨としている本手法において正確に強雨予測ができたと言える。Fig. 10に示す推論の過程をたどると、初期情報である大気的不安定度が中下層部で対流安定であることがわ

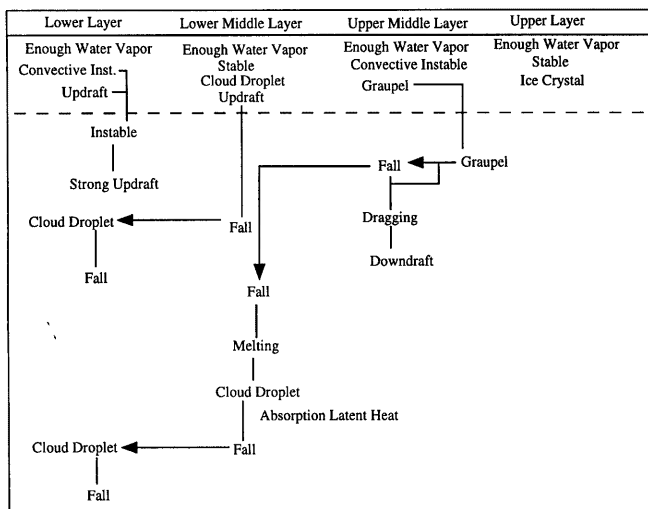


Fig. 10 Result of Inference Processes of One Hour Ahead Forecast in Weak Rain Case.

かる。したがって、中下層部で不安定な大気状態とならないため、積雲は発達しない。すなわち、強雨を予測する重要な降水粒子である雹を生成しない。このことから本手法は、1時間後において強雨はないと予測している。

2時間後の強雨予測について考察すると、推論領域の西側では、中上層部の情報がない状態で推論が行われている。しかし、中上層部の情報を取り入れた状態で推論が行われた場合であっても、中上層部に雨粒が生起する重要な降水粒子である雹が生成するような気象条件でないため、推論結果は変わらず、推論領域全体において強雨はないと予測されるはずである。したがって、2時間後においても本手法は正確に予測していると判断できる。

本事例の結果とその考察から、本手法は0-5mm/hrの降雨に関してはほぼ完全に予測することができ、それは、定性積雲モデルが正確に積雲の成長過程を推論したからであることが示された。

4.2 強雨時に本手法を適用した結果

10-15mm/hr程度の雨が生起した事例について、本手法を用いて2時間後までの推論を行い降雨予測を行った。Fig. 11, Fig. 12に1時間毎の降雨予測結果を示す。

Fig. 11に示すように、本手法は推論領域全体において1時間後に強雨があると予測した。Fig. 12

に示すように、推論領域の南側において強雨があると予測した。

一方、本手法におけるメソスケール雨域診断の有効性を調べるために、本適用事例においてレーダー情報を与えない、すなわち、メソスケール雨域診断を行わずに降雨予測を行った。その1時間毎の降雨予測結果を、Fig. 13とFig. 14に示す。メソスケール雨域診断を行わない場合には、Fig. 13に示すように、1時間後の予測結果として推論領域全体において強雨がないと予測した。Fig. 14より2時間後の予測結果としては、推論領域南側に強雨の分布が見られる。

本適用における考察を行う。まず初期情報として用いたGPVは、予測結果を発表された午前9時から9時間たっているため、精度の若干低いものであると考えられる。

メソスケール雨域診断を行った1時間後の降雨予測については、推論領域全体において強雨があると予測した。このことから、10mm以上の雨を強雨であるとしている本手法は正確に強雨予測ができているといえる。一部、秋生、久沢といった場所で強雨と推論されていない領域が存在する。Fig. 15に示す推論過程をたどることで、強雨があると推論されている領域では、メソスケール雨域診断で雨粒が存在すると診断された層が移流により移動してきた結果、それが落下し強雨と推論されていること

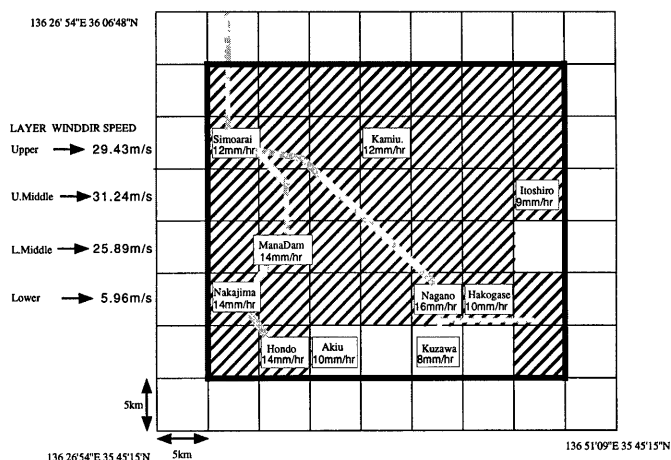


Fig. 11 Forecasted Rainfall Area Map of One Hour Ahead Forecast in Heavy Rain Case (with Radar Information).

がわかった。一方、強雨がないと推論されている領域では、**Fig. 16**からわかるように、メソスケール雨域診断で雨粒が存在しないと診断された層が移流により移動してきた結果、強雨がないと推論されていることがわかった。このことから、レーダー雨量計情報を用いたメソスケール雨域診断システムの有効性が示された。

一方、メソスケール雨域診断を行わない1時間後の予測について、強雨がないと予測された理由を探る。**Fig. 17**に示すように推論過程をたどることで、初期情報である大気的不安定度が中下層部にて対流安定であることがわかる。したがって、中下層部にて積雲が生起するトリガーとなる強い鉛直上昇風が生起しないため、積雲は発達しない。すなわち、強雨を予測する重要な降水粒子である電を生成しない。このことから本手法は強雨はないと予測している。

以上をまとめると、本適用事例の1時間後の予測に関して、本手法はレーダー情報を取り入れて推論することで予測精度を向上させている事がわかる。また、この時に降った雨は、その1時間前に積雲が成長することで電が生成しそれが雨粒に変化して地上に落下してきたものでなく、すでに存在していた雨粒が移流により運ばれそれが地上に落下して強雨と推論されたものであることが示された。

メソスケール雨域診断を行った2時間後の降雨予測について考察すると、本手法は、強雨とみなされ

る10mm/hr以上の降雨がある箱ヶ瀬において強雨があると推論し、強雨とみなされない10mm/hr以下の降雨がある石徹白において強雨がないと推論している。石徹白で強雨がないと推論される理由は、石徹白において強い鉛直上昇風が生起しているため、雨粒は生成されるがそれが地上に落下してこないことが原因であることが**Fig. 18**に示す推論過程からわかる。これはレーダー情報を本手法に取り入れたことに起因するものでなく、定性積雲モデルそのものに起因するものである。すなわち、定性積雲モデルによる大気物理過程の推論によって適切な降雨予測が行われた例である。

一方、メソスケール雨域診断を行わない場合の降雨予測については、箱ヶ瀬において異なる推論結果を示している。すなわち、強雨が観測されている場所において強雨がないと予測している。メソスケール雨域診断を行った予測においては、**Fig. 17**に示す推論過程をたどることにより、雨粒が強い上昇風で中上層部に運搬され電となり、それが移流により移動することで地上に雨粒として落下してきたものを強雨と推論していることがわかる。一方、レーダー情報を取り入れない推論においては、雨粒が存在しないため上記のような現象が推論されない。したがって、レーダー情報によるメソスケール雨域診断と定性積雲モデルによる降水粒子の生成、移動によって、適切な予測を行うことができ、そのどちらかが欠け

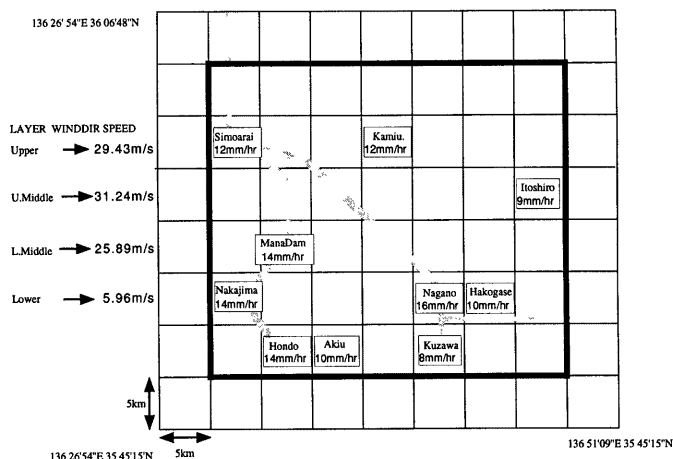


Fig. 13 Forecasted Rainfall Area Map of One Hour Ahead Forecast in Heavy Rain Case (without Radar Information).

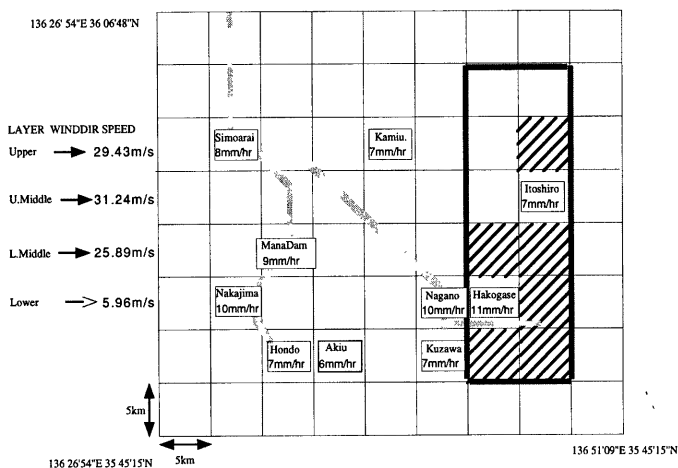


Fig. 14 Forecasted Rainfall Area Map of Two Hour Ahead Forecast in Heavy Rain Case (without Radar Information).

像する数値モデルとして、現在気象庁で開発中の狭領域モデル (気象庁, 1991) を想定し、以下では狭領域モデルと呼ぶ。狭領域モデルは10km メッシュのグリッドスケールを有している。狭領域モデルは、本手法で表現した 35[km] × 30[km] の領域内の降雨分

布を表現できるわけではなく、50km 程度のスケールの雨域を表現することができる。狭領域モデルと推論による降雨予測手法の共通点はともに初期値における水蒸気の空間変動が、予測精度の向上に必要不可欠であるという点である。これは、降雨予測

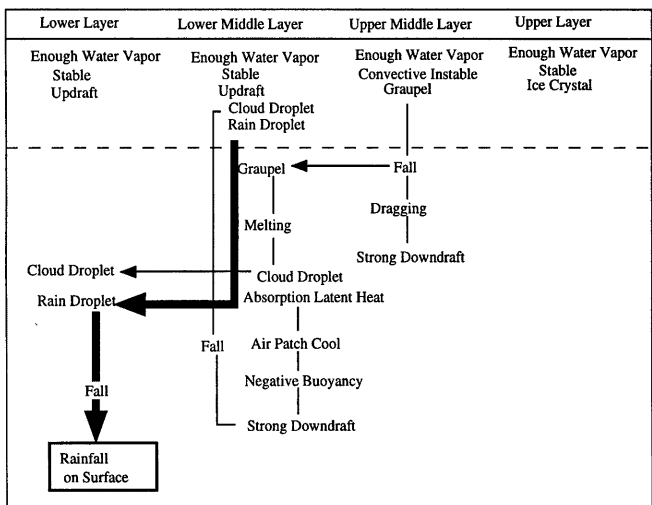


Fig. 15 Result of Inference Processes of One Hour Ahead Forecast in Heavy Rain Casewhere Heavy Rainfall is Forecasted (with Radar Information).

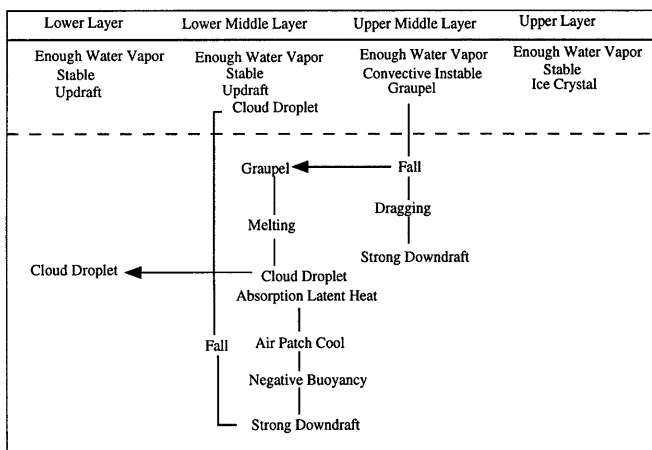


Fig. 16 Result of Inference Processes of One Hour Ahead Forecast in Heavy Rain Case where Heavy Rainfall is not Forecasted (with Radar Information).

を行う上で水蒸気情報がきわめて重要でありながら、その観測手段がなかったからである。そのため、GPSを用いた水蒸気観測に期待がもたれている。気象庁数値予報課では狭領域モデルにとってGPSによる可降水量情報は不可欠であると考え、それを変分

法を用いた4次元同化手法 (Four Dimensional Data Assimilation, 4DDA) によって初期値に導入する研究を進めている。

水蒸気に限らず初期値情報に空間変動をいかに取り込むかは、狭領域モデルにとって重要な課題であ

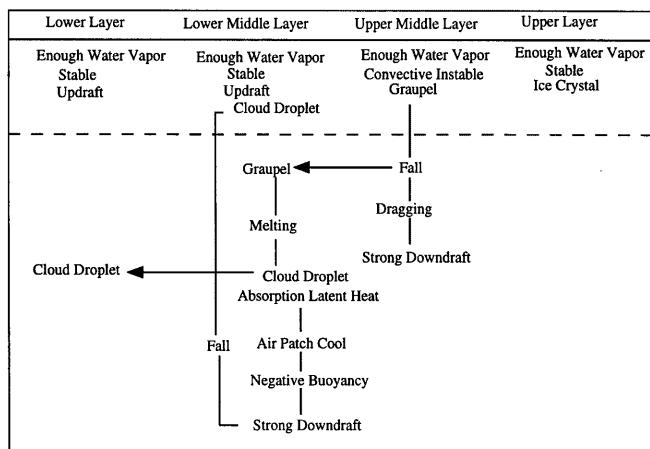


Fig. 17 Result of Inference Processes of One Hour Ahead Forecast in Heavy Rain Case (without Radar Information).

る。なぜなら、初期値情報と予測すべき降雨現象を生起するような場の情報が異なっているために初期値導入後モデルの中での6時間程度は、降水現象がうまく表現できないという問題があるからである。これをスピン・アップ問題という。逆にスピン・アップ問題を起こさないような初期値場を求めることができれば、それを推論による降雨予測手法に導入することにより、予測精度は確実に向上することが期待できる。推論による降雨予測手法でも、初期値導入後すぐの予測結果には、雨域や残留降水粒子の影響を考慮できないことによる予測精度の低下が見られたが、狭領域モデルのスピン・アップ問題ほど顕著ではない。

また、メソモデルではモデルが表現しているスケールより小さな現象を取り込むことは容易ではない。例えば、小さな谷を遡上する風などは、メソモデルでは表現できないことが多い。しかし、流域に注目した豪雨を予測する場合このような現象によって、降雨が生起されることもあり得る。この問題を推論による短時間降雨予測手法では、定性的な情報を扱うことによって解決している。すなわち、小さなスケールの情報であっても、注目している現象に大きな影響を及ぼすことがわかっていれば、それを定性的な初期値あるいは知識として、予測に取り入れることが可能である。

短時間降雨予測を実時間で行うときには、完全な予測結果を出力することができるならば、降雨予測

結果だけに注目すればよいが、予測に誤差があると考えられるときには予測結果の解釈が必要となる。実時間で洪水制御を行っている河川管理者にとって数値モデルの出力結果を解釈することは、かなりの熟練と気象学的知識を要する。さらに、それができてモデルの予測誤差の原因がいくつか考えられたときにも、それを修正することは、ほぼ不可能である。それは、初期値が他の現象に及ぼす影響にも注意し、試行錯誤的に初期値の変更をしなくていけないからである。一方、推論による短時間降雨予測手法では、因果関係を明確に表示することが可能であるので、予測結果を実時間で解釈することは数値モデルほど困難ではない。因果関係が明確であるので、予測誤差の原因が見つかったときに、それを修正することもそれほど困難ではない。さらに因果関係を自動で発見してそれを自動修正するような機能を付加することにより、さらに予測誤差の原因の修正による誤差伝搬の防止は容易になる。

狭領域モデルなどの数値モデルは、因果関係がわかっていないもの同士の因果関係を新たに発見することや、ある現象が別の現象に与える影響を詳細に定量的に考察することが可能である。これは推論による短時間降雨予測手法では望むことができないのである。さらに、狭領域モデルの研究、開発が進めば、推論を用いた短時間降雨予測手法の初期値が向上することが望まれ、それにより予測精度が向上する。

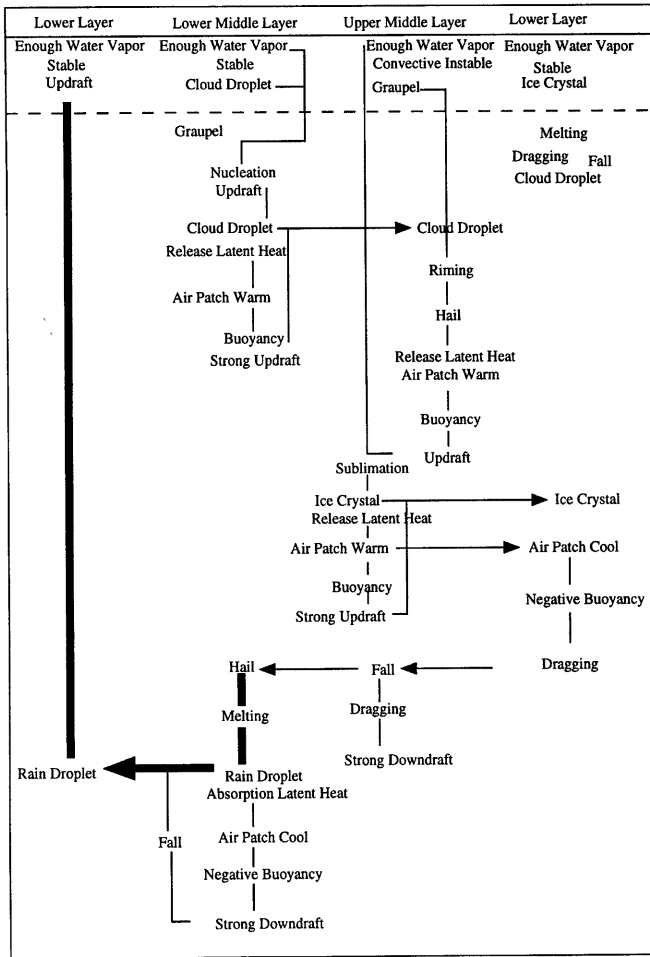


Fig. 18 Result of Inference Processes of Two Hour Ahead Forecast in Heavy Rain Case (with Radar Information).

次に本手法と積雲を解像する程度のスケールをもつ数値モデルを比較する。ここで、積雲を解像する程度のスケールをもつ数値モデルとして大石ら(1996)の数値モデルを想定し、以下では数値積雲モデルと呼ぶ。数値積雲モデルを3次元で用いれば35[km]×30[km]の領域内の降雨分布を表現することが可能であり、さらに、空間内の降水粒子の数や水蒸気分布などの詳細な情報も出力することが可能である。数値積雲モデルにとっても初期値での水蒸気情報が重要なことは、その他のモデルと変わりなく、領域内

に与える水蒸気情報の変動によって出力される値は変化するので、定量的かつ詳細な初期値情報が必要となる。一方で、数値積雲モデルでは、ラジオゾンデ観測によって得た初期値を用いた場合にはスピンアップ問題は生じなかった。これは、極めて小さな空間内で計算を行っているためであると考えられる。

一方で、数値積雲モデルを用いて予測を行う際の極めて重大な問題点は、計算時間が膨大で、コストが極めて高いことである。そのため、数値積雲モデルを実時間予測に用いることは現時点では不可能で

ある。また、予測結果を実時間で解釈し、因果関係をつかむことは極めて専門的な気象学の知識を必要とする。

計算時間の問題は、現在の計算機の発達を考えれば早い段階で解決できるかもしれない。それに備えて、実時間の降雨予測に耐えられる数値積雲モデルを開発することは必要であると考えている。しかし、河川管理者に支援を行う目的として数値積雲モデルを用いるのであれば、支援のために降雨分布とは別の形の情報提供や、自動修正の機能が必要である。それはすなわち推論による短時間降雨予測手法が目指したものである。したがって、たとえ数値積雲モデルが実時間降雨予測に用いられるような、初期値場の取得や計算速度の向上があったとしても、それによって本手法が不要であるとは考えられない。

以上、まとめると推論を用いた短時間降雨予測手法は数値モデルや数値解析によって得られた知見を蓄え、その時の大気の状態などによって、その知見を適切に用いて流域において実時間で豪雨の生起・発達に関する予測を行い、河川管理者が洪水を制御するための支援情報の提供を行うためには、有効な手法であるといえる。

6. 結論

本論文では、数値計算を主体とする従来型の予測手法とは異なる、知識ベースに蓄えられた降水物理過程を用いて推論によって豪雨を生起するような積雲の発達過程を求め、その結果、降雨予測を行うような予測手法を展開してきた。

本手法は流域内部での降雨分布の予測精度の点からいえば、完全といえるものではない。この問題点は、いまだメソスケールで情報が得られなかった水蒸気に関する情報を得ることができればかなり解決されることを示した。数値モデルが新たな情報を計算初期値として導入するためには、データ同化手法が必要になるのに対し、本手法は、定性的情報を用いるために新たな観測値を用いることが容易である。また、数値モデルのデータ同化手法に対応するものとして、前の時間の予測と観測システムとの整合性を考慮した長時間予測によって推論上の矛盾を引き起こすことなく、新たな観測情報を用いることができる。このことは、数値計算による予測手法では困難な小さなスケールの地形の影響を受けた風を考慮して、予測精度を向上させることができるといふ利点も生んでいる。

本手法を強い降雨が流域全体に生起している場所に適用すれば、確実に予測することができた。また、流域内での降雨分布が見られるようなときにも、予

測結果は流域内での降雨分布を表現していた。このように、洪水制御が必要となるような降雨について、予測を行う可能性を示した。また、降雨分布の違いをもたらすような積雲の物理過程を詳細にかつ簡明に示すことで予測の信頼度を向上させている。予測に誤りがあった場合には初期情報を様々に変更して、様々な予測を行うことで、初期値が与える影響を調査することもできる。これを実時間で行う可能性を有することが本手法の利点の一つであり、数値計算による手法では実現困難な利点である。この利点は、本手法を河川管理者だけでなく学生・生徒の教育目的に用いることに結びついていくものであり、本手法の現場への適応に期待を持たせるものである。

また、予測誤りがあった場合に、手動ではなく自動でその原因を探り、修正を行う機能があれば、緊急の場面において使用者の手を煩わせることなく予測精度を向上させることができる。

本手法は、上述した課題を解決することによって、良い精度で流域内の降雨分布を予測し、洪水制御支援手法として実際の洪水制御の場面に用いることができるようになるものと確信し、本論文の結論とする。

参考文献

- 浅井富雄 (1996): ローカル気象学, 東京大学出版会。
大石哲・池淵周一・井辻英雄 (1991): 定性推論を用いた実時間洪水制御支援システムの開発, 土木学会第46回年次学術講演会, II, pp.276-277。
大石哲・池淵周一 (1993): 実時間洪水制御支援のための降雨予測知識の獲得と適用, 京都大学防災研究所年報第36号B-2, pp.219-230。
大石哲・渡部成雄・池淵周一 (1995): 情報工学的問題解決法を用いた局地降雨予測手法の開発に関する研究, 京都大学防災研究所年報第38号B-2, pp.303-315。
大石哲・高橋輝明・中北英一・池淵周一 (1997): 積雲モデルを用いた梅雨前線帯降雨に対する地形の影響の評価, 京都大学防災研究所年報第40号B-2, pp.307-322。
小倉義光 (1984): 一般気象学, 東京大学出版会。
気象庁予報部 (1991): 狭領域モデルの課題と展望, 数値予報課報告別冊第37号。
気象庁予報部予報課 (1992): メソ量的予報技術の確立について (第2年度), 研究時報第44巻5号, pp.301-329。
椎葉充晴・中北英一 (1992): 降雨と流出の実時間予測手法について, 気象予測とその水文・水資源学への応用, pp.131-143。
高橋勲・阿波田康裕 (1993): 詳細な雲の微物理過程を考慮した二次元積雲の数値実験, 京都大学防災

- 研究所年報, 第 36 号 B-2, pp.189-217.
- de Kleer, J. (1986) : An Assumption-based Truth Maintenance System, *Artificial Intelligence*, 28, pp.127-162.
- Gonzalez, A.J. and D.D. Dankel (1993) : The Engineering of Knowledge-Based Systems, *Prentice Hall*.
- Shortliffe, E.A. (1974) : MYCIN: A Rule-based Computer Program for Advising Physicians Regarding Antimicrobial Therapy Selection, *Ph.D Dissertation*, Stanford University, Stanford CA.
- Oishi, S. and S. Ikebuchi (1994) : Knowledge Acquisition and Qualitative Reasoning for Flood Control, *Stochastic and Statistical Methods in Hydrology and Environmental Engineering*, Vol.4, Kluwer Academic Publishers, pp.321-334.
- Oishi, S. and S. Ikebuchi (1996) : Inference of Local Rainfall by using Qualitative Reasoning, *Qualitative Reasoning - The Tenth International Workshop-*, AAAI Technical Report WS-96-01, pp.181-190.
- Scarl, E.A., J.R. Jamieson and C.I. Delaune (1991) : A Fault Detection and Validation through Knowledge of Structure and Function, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol.SMC-17, No.3, pp.360-368.

Study on Development of a Short Term Rainfall Forecasting Method Using Qualitative Cumulus Model

Satoru OISHI, Shoji INOSAKA*, Toshiharu KOJIRI and Shuichi IKEBUCHI

* Graduate School of Engineering, Kyoto University

Synopsis

Generally, it is difficult to forecast the weather of meso- β to γ scales numerically because of limited computational resources, stability of calculation, time and cost for computer and exactness of calculation. On the other hand, six hour ahead runoff forecasting is necessary for the real-time flood control. Therefore, it is indispensable to get the information of the forecasted rainfall which is the input of the runoff. In this paper, based on these background, we develop the Severe Rainfall prediction method using Artificial Intelligence, SRAI, which can forecast the time series variation of distribution of severe rainfall. This is the unprecedented method in the sense that severe rainfall is predicted mainly based on Qualitative Reasoning, QR, and Model Based Reasoning, MBR, without calculating numerically.

Keywords : rainfall forecast, qualitative reasoning, model based reasoning, cloud microphysics, expert system