

連載講義

衛星搭載マイクロ波放射計降水リトリバルアルゴリズム に関するレビュー

PART III : 確率論的降水リトリバルアルゴリズム

高橋暢宏*¹・重 尚一*²・佐藤晋介*¹・清水収司*³・瀬戸心太*¹

A Review of Rain Retrieval Algorithms for Space Borne Microwave Radiometers

PART III : Probabilistic Rain Retrieval Algorithms

Nobuhiro TAKAHASHI*¹, Shoichi SHIGE*², Shinsuke SATOH*¹,
Shuji SHIMIZU*³ and Shinta SETO*¹

1. はじめに

前回までに衛星搭載マイクロ波放射計を用いた降水リトリバルアルゴリズムについて PART I ではその概要としてアルゴリズムには大きく分けて決定論的アルゴリズムと確率論的アルゴリズムがあることを紹介し、それらの特徴を概観した。PART II では個々の決定論的アルゴリズムについてレビューを行った。それに引き続き今回 (PART III) は確率論的アルゴリズムをレビューする。次章からは、まずアルゴリズムの考え方を簡単に述べ、そのあとで個々のアルゴリズムについて紹介する。また、最後に確率論的アルゴリズムの代表的なものである Goddard PROFiling Algorithm (GPROF) において採用されている対流・層状の分類アルゴリズムも紹介する。なお、PART II と同様、文中の表記はなるべく原著に沿ったものとしているため、同じパラメータを表す場合も異なる表記にしている点について留意願いたい。

2. 確率論的リトリバルアルゴリズム

確率論的アルゴリズムが用いられるようになった背景には数値雲モデル (雲解像モデル) の発達がある。様々なタイプの雲 (降水) を数値シミュレーションで再現できるようになったため、衛星が観測する輝度温度のデータベースを擬似的にシミュレーションデータのフォワード計算から

構築できるようになった。よってリトリバルの手法は実際の観測輝度温度データをこのデータベースを介して元の降水プロファイルへ遡るものとなる。しかし、観測輝度温度と降水プロファイルには必ずしも 1 対 1 の関係があるわけではなく、同じ観測輝度温度でも全く異なる降水プロファイルからもたらされる可能性もあることや、観測データやフォワード計算に用いるパラメータ (雨滴粒径分布、海面水温など) にも誤差が含まれることから、確率論的なアプローチが必要になる。即ち、この手法ではある輝度温度 (T_b) を観測したときに降水強度が R となる条件付確率 $P(R|T_b)$ を求めることになり、ベイズ (Bayes) の定理

$$P(R|T_b) \propto P(T_b|R)P(R)$$

を用いる。ある降水強度 R が与えられたときの輝度温度の確率分布 $P(T_b|R)$ や降水強度の確率分布 $P(R)$ は、数値雲モデルの降水強度プロファイルからフォワード計算によって得られるデータベースから求めることができる。よって、最終的な推定降水強度はこの確率分布の期待値や最尤値となる。最初に紹介する Smith et al.¹⁾ は、確率論的手法を用いず、最も観測に近いものを探し出すアルゴリズムを提案したものであるが、数値雲モデルの出力を用いる手法の先駆けとなった論文であるため紹介しておく。

確率論的アルゴリズムにおいて (Smith et al. も含む) 留意しなければならない点は雲解像モデルからのデータベースが自然界に存在する降水を全て網羅していると仮定していることである。即ち、データベースの代表性がアルゴリズムの精度に大きく影響している。

2.1 Smith et al.¹⁾ の方法

降水物理モデル (雲解像モデル) として、Tripoli^{2,3)} の University of Wisconsin Non-hydrostatic Modeling System (UW-NMS), および Pielke et al.⁴⁾ の Regional Atmospheric Modeling System at Colorado State University (CSU-

*¹ 情報通信研究機構

〒184-8795 東京都小金井市貫井北町 4-2-1

*² 大阪府立大学大学院工学研究科

〒599-8531 大阪府堺市学園町 1-1

*³ 宇宙航空研究開発機構地球観測利用推進センター

〒104-6023 東京都中央区晴海 1 丁目 8 番 10 号 晴海アイランドトリートメントスクエア オフィスタワー X 23 階

RAMS)を用いている。データベースはカリブ海の台風やストームを再現した数値シミュレーションから 50,000 個のプロファイルを計算し、それを 5,000 個のプロファイルにまとめたものを用いている。このデータベースのもつ水平スケールは 10km である。また、この論文は、雲解像モデルを用いることの利点を生かした潜熱加熱のプロファイルのリトリバルについても言及した最初の論文であり、潜熱加熱のリトリバルは他のアルゴリズムでも使われている。

フォワード計算

放射伝達モデルは、Sobolev の 2-stream の解を用いている⁵⁾。このモデルへの入力気温・湿度のプロファイル、地表面温度と地表面における射出率である。

空間的なデコンボリューション

降水の非一様性の補正を排除するため大きなフットプリントサイズをもつ 19 GHz と 37 GHz のデータ（フットプリントサイズ：70 km×35 km）を 85 GHz のフットプリントである 13 km の分解能へ変換（デコンボリューション）する。ただし、これは Defense Meteorological Satellite Program (DMSP) 搭載の Special Sensor Microwave/Imager (SSM/I) を想定しているサイズである。デコンボリューションの手法は Farrar and Smith⁶⁾ によっている。

リトリバル (1) 初期推定値手法 Bracketing

輝度温度 (Tb) を用いてデータベースの中から初期推定値を求める手法として、まず、データベースの中から観測 Tb ベクトル（多周波・多偏波の Tb）に最も近い Tb ベクトルのペアを 1 つ以上探し出す。そのペアの選び方は、それぞれの Tb ベクトルが観測 Tb ベクトルを囲むものにす。即ち、1 つめは Tb ベクトルが観測の Tb ベクトルに最も近いものを選び、もう 1 つは次いで観測との差が小さかつ Tb の差の符号が 1 つ目と逆符号を持っているものである。

リトリバル (2) 最適化手法

初期推定の降水プロファイルが適切な海面水温 (Sea Surface Temperature, SST) や気温・湿度のプロファイルのもとで求められた後にリトリバル処理を行う。そのため、1 組の初期推定プロファイルから黄金分割法を用いたイタレーションにより観測した Tb に合致するプロファイルを求めている。それにより、Tb の差を最小にする降水粒子 (4 つのタイプ：雨、雲、霰、雪/氷晶) のプロファイルの各高度での重みを計算し、最終的な液水量 (Liquid Water Content, LWC) や氷水量 (Ice Water Content, IWC) のプロファイルを求めている。

使用データ

DMSP 搭載 SSM/I

2.2 Kummerow et al.^{7,8)} のアルゴリズム

このアルゴリズムは、熱帯降雨観測衛星 (Tropical Rainfall Measuring Mission, TRMM) 搭載 TRMM マイクロ波イメージャ (TRMM Microwave Imager, TMI) の標準アルゴリズム 2A12 (=GPROF) のプロダクトバージョン 4 と

5 (以下それぞれ Ver. 4, Ver. 5 と示す) について記述したものである。

降水物理モデル

Goddard Cumulus Ensemble Model (GCE) (Tao and Simpson⁹⁾) による数値雲モデルを用いている。このモデルで用いているパラメータを以下に示す。

モデルの構成は、31 層 (220–1050 m 分解能) 218×54 グリッド (1–1.5 km 分解能)、雨のパラメタリゼーションは、Kessler タイプ (雲水と雨、雲氷、雪、雹/霰) である。

降水粒子の粒径分布には指数分布

$$N(D) = N_0 \exp(-\lambda D)$$

$$\lambda = \left(\frac{\pi \rho_x N_0}{\rho q_x} \right)^{0.25}$$

を用いる。ここで、 N_0 の値は 0.08 (雨), 0.04 (雪), 0.04 (霰) (単位は cm^{-4})、 D は粒子の直径 (cm)、降水粒子の密度 (ρ_x) は 1.0 (雨), 0.1 (雪), 0.4 (霰) (単位は gcm^{-3}) をそれぞれ用いている。 q_x は各降水粒子タイプの単位体積あたりの質量 (例えば LWC, ICW) を表し、 ρ は大気密度を表す。また、雲氷は単一のサイズで直径 2×10^{-3} (cm)、密度 0.917 (gcm^{-3}) を与えている。

短波・長波放射 (オゾン, CO_2 , O_2) も導入している。

フォワード計算のパラメータ

入力：地表面の状態、大気成分 (酸素、水蒸気、雲水、雨水) 海上の射出率の計算 (Wilheit¹⁰⁾ の方法) フレネルの式を用いる。

陸上の射出率 0.9 を一律に与えている。

雲粒 Rayleigh 近似において、吸収の効果のみを用いる。

雨粒 Mie 散乱の計算を行う。

放射伝達モデル

平行平板の Eddington 近似モデルを用いている。計算は、数値計算の出力結果を $12 \times 12 \text{ km}$ の領域で行っている (SSM/I を使うとき)。

降水の非一様性の取り扱い

基本的に雲解像モデルから Tb のデータベースを作る時点で非一様な降雨を取り込んでいるはずであるが、Ver. 4 の結果から、対流性降雨の近傍での層状降水が過大に見積もられていることがわかった。これは、1 つには非一様性の効果によるものであり、もう 1 つは GPROF のデータベースのもつ統計的な偏り (対流降水のデータベースが層状降水に比べて多いこと) によるものであることが分かった。それを解消するために、対流域割合の最大値の水平分布を用いてデータベースをフィルターする手法を開発している (Olson et al.¹¹⁾, 2.5 章参照)。この方法で得られたパラメータはリトリバルにおいて Tb と同様な取り扱いがなされている。

リトリバル法

ベイズの定理を用いた方法でリトリバルを行う。即ち、観測輝度温度 (T_b = 多周波 Tb のベクトル) を得たと

きに降水強度が R となる条件付確率分布 $\Pr(R|Tb)$ を

$$\Pr(R|Tb) \propto \Pr(R)\Pr(Tb|R)$$

から求めるものである。求めたいものを x (これが降水強度プロファイルに相当する) として観測を y_0 (Tb の観測値) とする。

x の最良の推定値 (ここでは期待値としている) は、

$$E(x) = \int \int \cdots \int x pdf(x) dx$$

と表せる。ここで、 x はベクトルとして扱われている。 $pdf(x)$ は、 y_0 を観測したときに、誤差を含まないという意味での x の真値 (x_{true}) がとりうる確率分布に比例する。即ち

$$pdf(x) \propto P(x=x_{true}|y=y_0)$$

そして、これにベイズの定理を適用すると

$$pdf(x) \propto P(y=y_0|x=x_{true}) \times P(x=x_{true})$$

$$\propto P_{OS}(|y_0 - y_S(x)| < \varepsilon) \times P_{AS}(x=x_{true})$$

と表せる。即ち、1行目から2行目への変換は、ある x を与えたときのシミュレーション (データベース) の輝度温度 $y_S(x)$ が実際の観測値 y_0 に充分近ければ、それに代用できることを示し、事前確率である $P(x=x_{true})$ も x の真値の確率分布もシミュレーション結果の事前確率分布 $P_{AS}(x=x_{true})$ と同じであるとしている。ここで、 P_{OS} は、観測の偏差の確率分布という意味で用いられている。

次に、 P_{OS} には観測誤差分布とシミュレーションの誤差分布が含まれている (互いに独立であるとする) と考えて、さらにそれらが独立な Gauss 分布をすると仮定すると、

$$P_{OS}[y_0 - y_S(x)] \propto \exp\{-0.5[y_0 - y_S(x)]^T \times (O+S)^{-1} \times [y_0 - y_S(x)]\}$$

と表される。(右辺は Gauss 分布のベクトル表示である。) ここで、 O と S は、観測値、シミュレーションの誤差の共分散マトリックスである。

最終的に、

$$\begin{aligned} E(x) &= \int \int \cdots \int x \\ &\times \frac{\exp\{-0.5[y_0 - y_S(x)]^T (O+S)^{-1} [y_0 - y_S(x)]\}}{A} \\ &\times P_{AS}(x=x_{true}) dx \\ A &= \int \int \cdots \int \exp \\ &\times \{-0.5[y_0 - y_S(x)]^T (O+S)^{-1} [y_0 - y_S(x)]\} \\ &\times P_{AS}(x=x_{true}) dx \end{aligned}$$

と表される。

実際のアルゴリズムでは、データベースを用いて計算するため、積分の形が和の形になるとともに、データベースの各データの存在する確率が事前確率なので和の形にすることにより、 $P_{AS}(x=x_{true})$ の項が明示的に現れなくなり、

$$\begin{aligned} E(x) &= \sum_j x \frac{\exp\{-0.5[y_0 - y_S(x)]^T (O+S)^{-1} [y_0 - y_S(x)]\}}{A} \\ A &= \sum_j \exp\{-0.5[y_0 - y_S(x)]^T (O+S)^{-1} [y_0 - y_S(x)]\} \end{aligned}$$

という形で表されることになる。

使用データ

DMSP 搭載 SSM/I (12.5 km, 25 km) (Kummerow et al.⁷⁾)

TRMM 搭載 TMI (10 km) (Kummerow et al.^{7,8)})

2.3 Pierdicca et al.¹²⁾ のアルゴリズム

このアルゴリズムは 2.1 章と同様の雲解像モデルを用いているが、データベースの作成方法に特徴がある。

降水構造のモデル

ウィスコンシン大学の UW-NMS (Tripoli²³⁾) を用いてシミュレートした台風を用いている。求めようとしているのは降水強度ではなく Equivalent water content (EWC) であり、EWC の鉛直フラックスが降水強度となる。シミュレーションの水平分解能は 1 km であるが、アルゴリズム用に 10 km の分解能に平均している。

シミュレートした台風のデータから以下の処理を行う。

- ・雨粒、雲粒、霰、氷晶/雪片の 4 つのカテゴリについてシミュレーションから EWC のデータベースを作る。
- ・雨雲の発達の日時や場所においてそれぞれで 1 次元の EWC のプロファイル統計をとる。
- ・クラス分けをするために EWC の平均、降水粒子タイプ間や高さ間の共分散マトリックスを計算する。(層の数を減らして計算の負荷を減らすため)
- ・最終的に得られた雲のタイプ (クラス) は 5 種類として、それをもとに EWC の平均や共分散マトリックスを変えないランダムな構造を作りデータベース化する。(クラスター解析で 5 つのクラスに分類した後にガウス分布するランダムな構造を与えてデータベースを構築する。よって、データベースは Gauss 分布をすることになる。)

フォワード計算

すべての降水粒子は球形である仮定している (Mie 散乱)。複素屈折率に関して、雨粒については、Debye¹³⁾ の式を近似したものを用い、温度の関数で表す。氷については経験式を用いている。霰については Maxwell Garnett¹⁴⁾ の mixing formula を用いている。大気吸収モデルは、Liebe¹⁵⁾ の方法を採用している。また、海面の射出率は Lambertian (等方的な反射) を仮定し、陸面の射出率は 0.85 で一定としている。放射伝達モデルは 1 次元 (平行平板) のモデルを使用している。

Precipitation screening (降雨判定)

偏波特性 (Grody¹⁶⁾, Spencer et al.¹⁷⁾) を用いる方法と、主成分分析でクラスター化する (Basili et al.¹⁸⁾) 方法の 2 つを提案している。

リトリバール法

観測データの前処理として、SSM/I データのデコンボリューションを行う。それにより、85 GHz, 37 GHz と 19

GHz の分解能をそろえている。これにより、85 GHz の分解能が下がり、19 GHz の分解能が上がる。用いた方法は、Farrar and Smith⁶⁾の方法である。

フォワード計算によるデータの预处理として以下のことを行っている。EWC のプロファイルを 7 層に縮めて 4 種類のカテゴリをあわせて 7×4 (=D とおく) の EWC のマトリックス (g ベクトルと呼ぶ)をつくる。降雨タイプを 5 種類 (クラス) としてそれぞれに (EWC と共分散マトリックスを与えた) Gauss 分布を与えることにより、各クラスで後述のベイズの定理をうまく利用できるようにしている。

リトリバルの基本的な考え方は、Kummerow et al.^{7,8)}と同じであり、ある Tb のベクトル (t) を観測したときの EWC ベクトルが g となる条件付確率をベイズの定理で導いている。ただし、Kummerow のアルゴリズムが期待値を計算するのに対して、この方法は最尤値を求めている。まず、ベイズの定理は、

$$p((g, i) | t) = \frac{p(t | (g, i))p(g, i)}{p(t)}$$

である。ここで i はクラスを示している。右辺の分子のうち事前確率は、

$$p(g, i) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(g - m_i)^T C_{gi}^{-1}(g - m_i)\right] P(i)$$

と表される。これは、预处理で EWC のデータベースを作る際に Gauss 分布をさせていることを利用している。ここで m は、 g の平均ベクトルを示し、 C_{gi} はクラス i での g の共分散マトリックスを示し、 $P(i)$ はクラスが i となる確率を示す。

次に g に対する t の条件付確率は、ある EWC プロファイルとクラス i が与えられたときの Tb ベクトル (t) の確率分布を示している。即ち、観測値 t の分布がノイズなど

により広げられると考えれば、 t の平均からのずれで表すことができるので、

$$p(t | (g, i)) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} \sqrt{\det(C_i)}} \times \exp\left[-\frac{1}{2}(t - \bar{t})^T C_i^{-1}(t - \bar{t})\right]$$

と表せる。ここで C_i は $t - \bar{t}$ の共分散マトリックスである。

彼らの方法は $p(g, i) | t$ を最大とするもの (最尤値) を探すものである。 $p(g, i) | t$ に対数を取り、

$$\ln(p((g, i) | t)) = d(t, g) = \ln[p(t | (g, i))] + \ln[p(g, i)]$$

その後で、判別関数、

$$d(t, g) = -\frac{1}{2} \ln[\det(C_i)] - \frac{1}{2}(t - \bar{t})^T C_i^{-1}(t - \bar{t}) \\ - \frac{1}{2} \ln[\det(C_{gi})] - \frac{1}{2}(g - m_i)^T C_{gi}^{-1}(g - m_i) \\ + \ln[P(i)]$$

にかけると、ここで $(t - \bar{t})$ は、各周波数で独立であるとする C_i の分散値がある分散値 σ_i^2 となる。また、この場合 $[\det(C_i)]$ も判別関数に影響しないので、負の符号を取り除くと、判別関数は

$$\frac{1}{2\sigma_i^2}(t - \bar{t})^T(t - \bar{t}) + \frac{1}{2} \ln[\det(C_{gi})] \\ + \frac{1}{2}(g - m_i)^T C_{gi}^{-1}(g - m_i) - \ln[P(i)]$$

となり、これを最小にする g を数値的に求めている。

使用データ

DMSP 搭載 SSM/I

表 1 Bauer et al.²⁰⁾ が用いている放射伝達モデルパラメータ

Input parameter :	$z, p, T, q_{v,w,i,r,s,g}, T_o, u, \theta$
Output parameter:	TB, Z, LWP, IWP, WVP, Wf
Model dimension:	1D, quasi 3D double slant path
Model type:	Eddington with δ -scaling or Matrix Operator
Cloud microphysics:	Model output, melting layer
Hydrometeor size distributions:	modified gamma (nonprecipitating), exponential (frozen precipitation), gamma (liquid precipitation)
Gas absorption:	MPM-92 (all other MPMs available)
Particle permittivity:	Liebe et al. ³³⁾ for water, Hufford ³⁴⁾ for ice, Maxwell-Garnett for melting graupel, Fabry and Szyrmer ³⁵⁾ for melting snow
Ocean surface:	Guillow et al. ³⁶⁾ for water permittivity, Monahan and O'Muicheartaigh ³⁷⁾ , Stogryn ³⁸⁾ for foam coverage/emissivity, Guissard et al. ³⁹⁾ for scattering model, Lemaire et al. ⁴⁰⁾ for wave model

2.4 Bauer¹⁹⁾, Bauer et al.²⁰⁾ のアルゴリズム

Bauer は, TRMM の降雨レーダ (Precipitation Radar, PR) と TMI の複合アルゴリズムを提案している。これは, TMI のみでも使えるアルゴリズムに PR によるトレーニングを導入できるようにしたものである。これは, PR と TMI で求めた平均的な LWC を比較することにより, TMI での LWC を調節するものである。

降水物理モデル (雲解像モデル)

下に示す 4 つの数値シミュレーションを用いている。

GCE によるスコールライン (Tao and Simpson⁹⁾)

UW-NMS による台風 (Tripoli²³⁾)

JCMM (Large Eddy model by Met Office) (Swann²¹⁾) によるスコールライン

Meso-NH (Large Eddy model by Meteo France) (Redelsperger and Sommeria²²⁾) によるスコールライン

これらのうち, GCE と UW-NMS は, 2.1 章, 2.2 章, 2.3 章で紹介したものと同じである。また, JCMM と Meso-NH は GCE と同じケースについてシミュレートしたものである。

フォワード計算 (表 1)

Bauer が用いているフォワード計算の概要で特徴的なのは, 降水粒子のタイプを無降水, 液相, 固相に分けていること, さらに water content を水蒸気, 雲水, 氷, 雨, 雪, 霰に分けていることである。また, 粒径分布の与え方は, TRMM/PR との整合性も考慮して雨についてはガンマ関数を用いている。さらに融解層のモデルを取り入れている。粒子は球形として扱っている。

放射伝達モデルは, 平行平板を用いているが, シミュレーションデータを TMI の入射角に沿った天頂角 53 度の方向のプロファイルに再編集してから計算を行うため, 準 3 次元的な計算であるとしている。

リトリバル

ここでは, Kummerow et al.⁷⁾ と同様のアプローチでベイズ法を用いている。表現方法は若干異なるが, 降水強度 P_i の期待値は,

$$E(P_i) = \frac{\sum_{j=1}^n P_j \exp[-0.5J(P_i)]}{\sum_{j=1}^n \exp[-0.5J(P_i)]}$$

と表される。ここで,

$J(P_i) = [TB_0 - TB_s(P_i)]^T [O + S]^{-1} [TB_0 - TB_s(P_i)]$ である。ここで O と S は, 観測とシミュレーションの誤差の共分散マトリックスである。

データベースについては, それぞれのシミュレーションデータにおいて主成分 (EOF) 分析を行い, それぞれのシミュレーションデータの固有ベクトルを用いて主成分得点を計算し, 実際の TRMM/TMI で観測したデータからの主成分得点が同じものを抽出し, それらを 1 つのデータベースにまとめている。また, $J(P_i)$ の計算も EOF 空間で

行うことを提案しており, これにより, パラメータがチャンネル数である 9 つ (または 7 つ) から, 2 つ (第 2 主成分まで) に減らすことができるとしている。また, モデルの誤差等の項 ($[O + S]$) も地表面の状態や降水粒子の形状, 雨滴粒径分布が誤差の要因となるためゼロとせず, $[2, 4, 4, 6, 10 \text{ K}]$ の誤差を $[10.65, 19.35, 21.3, 37.0, 85.5 \text{ GHz}]$ チャンネルにそれぞれ与えている。リトリバルにはあらかじめデータベースから構築しておいた 2 次元 (第 1, 第 2 主成分) のルックアップテーブルを用いる。このルックアップテーブル作成には TMI の 7 チャンネルを用いたもの (BAY-7) と 9 チャンネル全てを用いたもの (BAY-9) の 2 つがあり, それらの比較を行っている。

TMI-PR の複合データ

PR により TMI をトレーニング (補正) するパラメータは, TMI 観測の重み関数の重心となる高度 (観測を代表する高度 $= z_{CG}$) における雨水量 (w) を PR の雨水量と比較することにより得ている。R ではなく w を用いるのは, T_b との相関が高いからである (R には落下速度が入っている)ので, 粒径分布に対する依存度が高くなる)。

PR の標準プロダクト 2A25²³⁾ のデータ (Ver. 4 と Ver. 5) を用いて反射強度因子 Z と雨水量 (w_{PR}) の関係を, N_0^* ($= \frac{(3.67)^4}{\pi \rho_w} \frac{10^3 W}{D_0^3}$) が一定であることを拘束条件に推定している。 N_0^* は雨滴粒径分布において指数分布の切片に等価的な値を表すパラメータで, ガンマ分布における形状パラメータの変化に対して安定していることがわかっているため安定したパラメータとして用いることができる。ここで, w は雨水量, ρ_w は水の密度, D_0 は粒径分布の中央値を示す。Ferreira et al.²⁴⁾ は, N_0^* の値を層状性, 対流性に対してそれぞれ, $N_0^* = 5.1 \times 10^6 \text{ m}^{-4}$, $N_0^* = 16.6 \times 10^6 \text{ m}^{-4}$ を与えている。よって Z と w_{PR} の関係は層状性, 対流性降雨それぞれに

$$w_{PR,S} = 3.46 \times 10^{-3} Z^{0.545}$$

$$w_{PR,C} = 5.92 \times 10^{-3} Z^{0.545}$$

の関係が得られる。ここで, s は層状性, c は対流性の降雨を表す。また, PR の 2A25 では k - Z 関係 ($k = \alpha Z^\beta$) の α を調節しているので, その調節パラメータ ϵ_f による効果 ($k = \alpha_0 \epsilon_f Z^\beta$, α_0 は α の初期値) を反映させる必要がある。よって,

$$w'_{PR,S}(k-w) = w_{PR,S/C} \epsilon_f^{b/\beta}$$

$$w'_{PR,C}(N_0^*) = w_{PR,S/C} \epsilon_f^{(1-b)/(1-\beta)}$$

の関係式が得られる。ただし, b と β はそれぞれ $b = 0.545$, $\beta = 0.761$ で固定している。この ϵ_f による補正は PR の Ver. 4 のデータのみで行っている。PR の Ver. 5 のデータでは, ϵ_f の値が 1 に近いので補正による効果が現れない。そして Ver. 5 で用いている式は,

$$w_{PR,S} = 4.9911 \times 10^{-3} Z^{0.537}$$

$$w_{PR,C} = 7.0701 \times 10^{-3} Z^{0.537}$$

である。

PR のデータを TMI のフットプリントにあわせるため、高度 z_{CG} での w を TMI のフットプリント内でアンテナパターンの重みをつけて積算している。即ち、3 dB 幅のガウシアンパターン (27 km × 44 km) を考えて、 z_{CG} の標準偏差の範囲で w_{PR} を積分している。ただし、ここでは降雨判定が不明瞭なものを除外するために、PR の降雨判定において “rain certain (確実に降水である)” または “no rain (降水なし)”，即ち降雨判定が “rain possible (降水の可能性はあるがノイズの可能性もある)” ではないもの、がフットプリントの 80% を超えるときのみ計算を行っている。こうすることにより、入射角の違いを表現するための 3 次元的なデータセットを作る必要がなくなるとしている。

PR による補正はそれぞれの w において、PR と TMI の比を求めることにより TMI の w を調節している。これは 10 サンプルで行い随時更新する。この比が PR の走査幅の外で計算するときにも用いられる。

アルゴリズム比較結果

PR による雨水量 (w_{PR}) を基準にして、このアルゴリズムと Kummerow らのアルゴリズム (GPROF) の比較を行っている。全般的な傾向として PR からの雨水量は、TMI のアルゴリズムの雨水量に比べて、強い対流性の時により大きな値を示し、弱い対流性の時には小さな値となる傾向を示しており、前線性降雨の時は、PR と TMI アルゴリズムでさほど差がなかった。7 チャンネルのベイズ法 (BAY-7) は GPROF とほぼ同等の性能を示していた。一方、PR による補正 (トレーニング) が行われた領域では、大きな改善が見られており放射計アルゴリズム自体の重要性が低くなっているが、広い走査幅へ応用する場合に安定した性能を持つアルゴリズムが必要となり、インバージョンの手法、データベースのトレーニングが必要となると示唆している。

GPROF が Bauer の方法よりも少ない雲解像モデル (データベース) を用い、融解層モデルを持たず、平行平板の放射伝達モデルを用いているにもかかわらず良い性能を発揮していることの理由として、インバージョンの手法に Tb と emission/scattering インデックス (Petty²⁵) を導入していることや対流性と層状性降雨の分類や対流コアからの幾何学的距離のパラメータを導入して、データベースの不確定さを解消していると考察している。

2.5 対流・層状の判別

Kummerow et al.⁸⁾ は、GPROF においてデータベースの中で対流と層状を分けるフィルターをかけることが、新たなチャンネルの役割をしていると述べている。以下では、それに関連する手法について示す。

2.5.1 Kummerow and Giglio²⁶⁾

PART II で紹介したこのアルゴリズムでは、対流性と層状性の 2 つのタイプの降水物理モデルを用いており、対流性を σ_{85} (85 GHz のみで求めた降水強度の標準偏差) の大きさが >5 mm/h のとき対流性と分類し、他方 <0.5 mm/h のときを層状性として分類している。即ち、空間的に変動が大きい降水を対流性降雨としている。

2.5.2 Texture-based convective area fraction (GPROF)

Hong et al.²⁷⁾ は、降水強度の水平勾配が対流域を特徴付けるとする仮定の下、Texture-based 法としてマイクロ波放射輝度の水平勾配からフットプリント内に占める対流性降水の割合を表す以下の指標 (convective-stratiform index, CSI) を開発した。

$$CSI = (1 - w_s) CSI_e + w_s CSI_s$$

ここで、 $CSI_e = VM_{37h} + 0.5 VM_{19h} + 0.25 (TB_{19h} - TB_{19h-back})$ 、 $CSI_s = VM_{85h} + (TB_{85h-back} - TB_{85})$ と定義され、 T_{vP} と $T_{vP-back}$ は、それぞれ、周波数 ν で偏波 p におけるマイクロ放射輝度と晴天の背景場のマイクロ放射輝度、 w_s は重み付けファクターである。また、 VM_{85h} は、8 個の近隣のフットプリントを用いて、 $(TB_{85h,j} - TB_{85h})$ が 0 以上のとき、その最大値をとり、それ以外のときは 0 をとる。ここで、 j は 8 個のフットプリントの番号を示す。19 GHz と 37 GHz では、 $(TB_{\nu P} - TB_{\nu P,j})$ で判断している。

最終的にアルゴリズムに用いるフットプリント内の対流性の領域の割合 (f_{CSI}) は、レーダデータから、

$$f_{CSI} = \begin{cases} 0, & CSI < 30K \\ 1.333 \times 10^{-2} (CSI - 30K), & 30K \leq CSI \leq 105K \\ 1, & CSI > 105K \end{cases}$$

と求めている。

2.5.3 Polarization-based convective area fraction (GPROF)

Olson et al.¹¹⁾ は、観測した偏波に注目した。図 1 に見られるように、陸上の層状性降雨域では 85.5 GHz の鉛直偏波と水平偏波の輝度温度差が 5 K 以上になることが、SSM/I データや航空機観測によって示されている (Spencer et al.¹⁷⁾, Heymsfield and Fulton²⁸⁾²⁹⁾)。図 2 は TMI の 85 GHz の水平偏波と垂直偏波の輝度温度 (TB_{85h} , TB_{85v}) の平均値 ($0.5 \cdot (TB_{85h} + TB_{85v})$) と差 ($TB_{85v} - TB_{85h}$) をそれぞれ陸上と海上の観測データに関してプロットしたもの (ドットが無降雨、○が降雨ピクセル) と非球形で方向性をもつ粒子を用いた放射伝達計算の結果 (ひし形) を比較している。また、破線で純粋に層状性降雨の場合の関係と純粋に対流性降雨の場合の経験的な関係を示している。この図から降雨ピクセルは平均輝度温度が高いときは層状性降雨に近いところに分布し、平均輝度温度が低下すると対流性降雨に近づくことがわかる。ただし、多くのピクセルが層状性に近いのは出現頻度の違いと対流性降雨の空間的な広がりが小さいことによっている。よって、図 1 に見た層状性降雨中の偏波間輝度温度差は雪などの非球形固体粒子

が層状性領域の弱い上昇・下降流の中を落下するうちに指向性を持つために水平偏波において強い散乱（による輝度温度低下）が生じるためではないかと考えられている。ただし、層状性降雨ではそれほど多くの固体降水粒子を生産することができないため、平均的な輝度温度の低下は大きくない。一方、対流域では上昇流が強いため多くの固体降水粒子が生成されるがそれらは指向性をもたず、どちらの偏波でも同じような散乱を持つためと考えられるため平均輝度温度は大きく低下するが輝度温度差が生じないと説明できる。

明できる。

そこで、純粋な対流領域において TMI 85.5 GHz の輝度温度差がなく、層状領域において輝度温度差

$$POL = T85V - T85H$$

が平均輝度温度に対して準線形的に

$$POL_{strat} = -0.192 \left(\frac{T85V - T85H}{0} \right) + 52.4$$

と変化するとして、フットプリント内の対流領域の割合 (f_{POL}) を、

$$f_{POL} = \begin{cases} 0, & POL > POL_{strat} \\ 1 - \frac{POL}{POL_{strat}}, & POL_{strat} \geq POL \geq 0 \\ 1, & POL \leq 0 \end{cases}$$

と与え、これをアルゴリズムへ応用している。

2.5.4 Merger of techniques

Olson et al.³⁰⁾ は、上記の texture-based 法と porlization-based 法の長所・短所を見るために、それぞれの方法で TMI データから推定した対流領域の割合と、PR データからの対流領域の割合が比べている (図 3)。その結果、両方の手法を組み合わせた対流領域の割合 (f_{COM}) を求める以下の方法を提案している。

$$f_{COM} = \frac{(f_{CSI}/var_{CSI}) + (f_{POL}/var_{POL})}{(1/var_{CSI}) + (1/var_{POL})}$$

ここで、 $var_{CSI} = \gamma_0 + \gamma_1 CSI + \gamma_2 CSI^2$ であり、 $\gamma_0 = 0.246653$, $\gamma_1 = 6.667 \times 10^{-3}$, $\gamma_2 = -4.762 \times 10^{-5}$ である。また、 $var_{POL} = \frac{\{2POL_{strat}^2 + [(-0.192POL)^2/2]\} var_{TB85}}{POL_{strat}^4} + var_f$ であり、こ

で var_{TB85} は 85 GHz のノイズの分散 (1 K 程度であると考えられる)、また、 var_f は偏波を用いたときのノイズ以外の分散を表し、およそ 0.1 K 程度であるとしている。

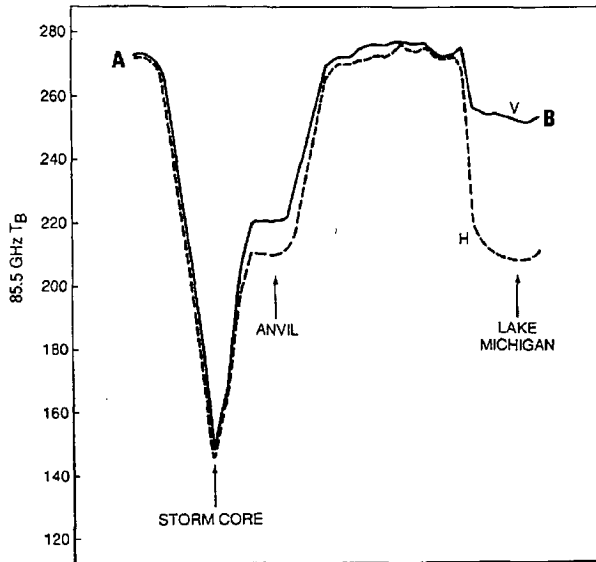


図 1 ウィスコンシンからミシガン湖にかけて観測されたスコールラインの 85.5 GHz の垂直偏波 (実線) および水平偏波 (破線) の観測値を示す。この図から対流の中心部、層状降水が支配的なアンビル (かなとこ雲) 部、湖面における偏波の違いが明確に現れている。(Hong et al.²⁷⁾) (©1999 American Meteorological Society)

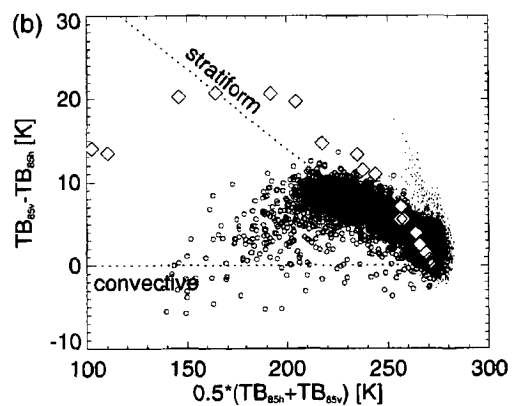
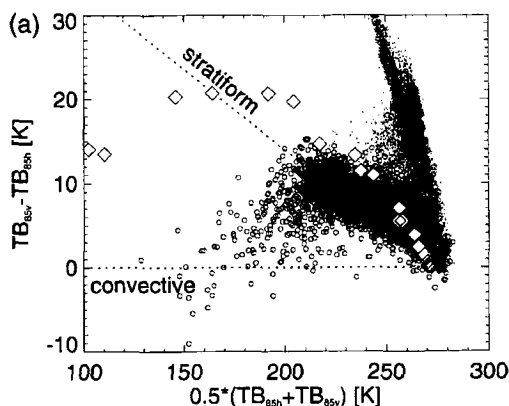


図 2 85.5 GHz における偏波間の輝度温度差と偏波間平均輝度温度の関係 (a) は海上, (b) は陸上を示す。無降雨域は点でプロットされ、降雨域は丸で示されている。また、ひし形は、非球形で方向性を持つ降水粒子 (液相、固相とも) を用いた放射伝達モデルで計算した結果である。破線は層状降水と対流降水の代表的な関係を示す。(Olson et al.¹¹⁾) (©1999 American Meteorological Society)

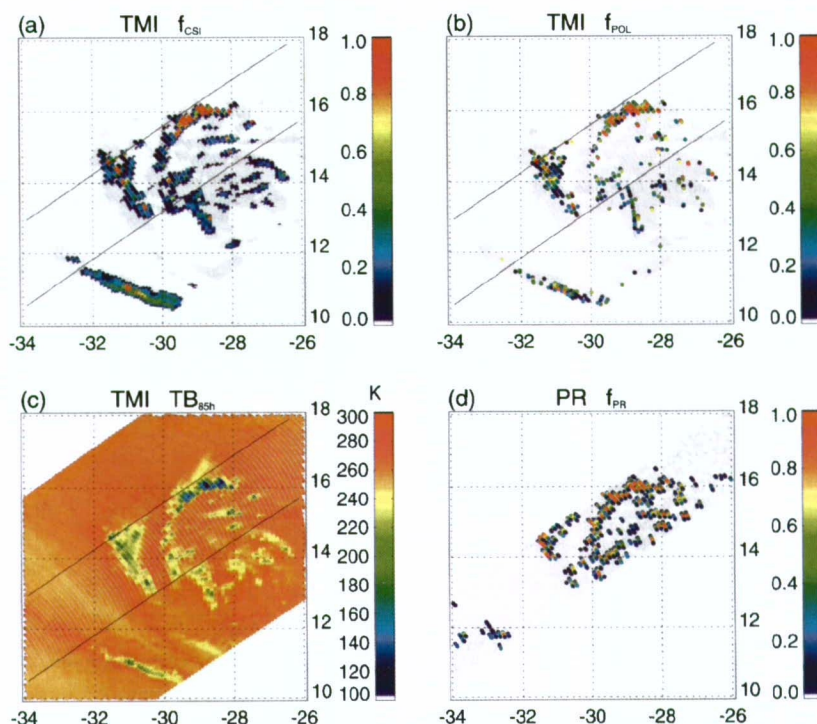


図 3 1999 年 9 月 12 日に北大西洋 Cape Verde 諸島付近で観測されメソスケールの対流システムの画像を示す。(a) と (b) は、それぞれ TMI のテクスチャ法と偏波法を用いて求めた対流域の割合を示す。(c) は TMI の 85.5-GHz 画像を示し、(d) は PR から求められた対流域の割合を示す。(Olson et al.³⁰⁾) (©2001 American Meteorological Society)

3. ま と め

今回は、確率論的アルゴリズムについて紹介してきたが、TRMM のデータを用いた研究が進むにつれて TRMM の標準アルゴリズム GPROF における問題点として、データベースの不完全性が指摘されてきている。即ち、降水プロファイルのデータベースが自然界に存在する降水プロファイルの広がりとは一致しないということである。これらを解消するために TRMM の PR と TMI の観測値を用いて新たにデータベースを構築する研究がなされており¹⁹⁾³¹⁾³²⁾、今後の精度向上が期待されている。

前回 (PART II) と今回 (PART III) の 2 回にわたり衛星搭載マイクロ波放射計降水リトリバルアルゴリズムをアルゴリズム別に紹介してきたが、次回はこれらを横断的に見ることにより、アルゴリズムの共通点や相違点を明確にする。

参考文献

- 1) E. A. Smith, X. Xiang, A. Mugnai, and G. J. Tripoli, Design of an inversion-based precipitation profile retrieval algorithm using an explicit cloud model for initial guess microphysics. *Meteor. and Atmos. Physics*, 54, 53–78, 1994.
- 2) G. J. Tripoli, A nonhydrostatic model designed to simulate

scale interaction. *Mon. Wea. Rev.*, 120, 1342–1359, 1992a.

- 3) G. J. Tripoli, An explicit three-dimensional nonhydrostatic numerical simulation of a tropical cyclone. *Meteor. Atmos. Phys.*, 49, 229–254, 1992b.
- 4) R. A. Pielke, W. R. Cotton, R. L. Walko, C. J. Trmback, W. A. Lyons, L. D. Grasso, M. E. Nicholls, M. D. Moran, D. A. Wesley, T. J. Lee and J. H. Copeland, A comprehensive meteorological modeling system. *Meteorol. Atmos. Phys.*, 49, 69–91, 1992.
- 5) X. Xiang E. A. Smith and C. G. Justus, A rapid radiative transfer model for reflection of solar radiation. *J. Atmos. Sci.*, 51, 1978–1988, 1994.
- 6) M. R. Farrar and E. A. Smith, Spatial resolution enhancement of terrestrial features using deconvolved SSM/I microwave brightness temperatures, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 30, 349–355, 1992.
- 7) C. Kummerow, W. S. Olson, and L. Giglio, A simplified scheme for obtaining precipitation and vertical hydrometeor profiles from passive microwave sensors. *IEEE Trans. Geo. Remote Sens.*, 34, 1213–1232, 1996
- 8) C. Kummerow, Y. Hong, W. S. Olson, S. Yang, R. F. Adler, J. McCollum, R. Ferraro, G. Petty, D.-B. Shin, and T. T. Wilheit, The evolution of the Goddard Profiling Algorithm (GPROF) for rainfall estimation from passive microwave sensors. *J. Appl. Meteor.*, 40, 1801–1820, 2001.
- 9) W.-K. Tao and J. Simpson, Goddard Cumulus Ensemble Model. Part I: Model description. *Terr. Atmos. Oceanic Sci.*, 4, 35–72, 1993.