

GMS-IRデータを利用した日降雨量推定式に関する検討

Estimation of Daily Rainfall Using GMS-IR Data

アルフィアンシヤ・ユリアヌル*・吉田弘**・端野道夫***

By Alfiansyah YULIANUR, Hiromu YOSHIDA and Michio HASHINO

Rainfall is the most essential for investigating hydrological processes and water balance. However, because it is difficult to get spatial and daily rainfall data using equipments at many observation sites in the field, especially in developing countries, different useful methodologies have been required. Geostationary Meteorological Satellite - Infrared (GMS-IR) data has an excellent characteristic that the data can be collected 8 times every day, and is, therefore, available to obtain spatially-averaged data in a large-scale area. In this study, a regression model for estimating daily rainfall using GMS-IR data is proposed. The model is applied to daily rainfall data obtained in the regions of an area of $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ in the Shikoku island, and can give satisfactory estimations.

Keywords GMS-IR data, daily rainfall, regression model, large-scale hydrology

1. はじめに

近年広域での水文循環過程の把握と水収支の評価に大きな関心が寄せられている。とりわけ地球規模での大気循環過程を解明する上で、特に昨今では熱帯雨林、山岳、砂漠や海洋の大気循環過程に果たす役割が強調されている。しかしながら、そうした重要な地域に位置する諸国では、水文・気象観測網の整備が遅れているのが現状である。しかも、こうした地域において従来のように観測機器を配置して綿密な観測態勢を構築するのは容易ならざることから、治水、利水あるいは水質保全という現実的な問題に対処するためには、簡便でかつ高精度な広域水文量推定手法の開発が必須となる。特に水文循環過程において最も基礎的な日降雨量の的確な評価が今日的急務といえよう。リアルタイムでかつ継続的に降雨量を推定するための指標として、静止気象衛星（GMS）の赤外・可視データ（V I S S R）が注目を集めており、例えば赤外輝度温度（IR）データと降雨量を結びつける試みが1970年代より始まっている¹⁾。その中でも、複雑な計算式によるのではなく、Arkin and Meisner²⁾のように輝度温度の低い部分、すなわち鉛直方向に雲の発達した部分に着目した簡便な降雨量推定式が提案されており、アフリカ・セネガル沖洋上での降雨量の推定に成功している。日本においても、Arkin らの手法に倣って竹内ら³⁾が東南アジア地域で降雨量推定の試みている他に、例えば謝・光田⁴⁾が赤外・可視データを利用して降雨の判定も含めた降雨量推定式の提案を行っている。しかしながら特殊な地域を除いて、竹内らが報告しているように冷たい雲の部分のみに着目した推定式では十

*	学生員	徳島大学大学院	工学研究科生産開発工学専攻	(〒770 徳島市南常三島町2-1)
**	正会員 工博	徳島大学助手	工学部建設工学科	(同 上)
***	正会員 工博	徳島大学教授	工学部建設工学科	(同 上)

分な推定精度が得られていないのが現状である。本研究ではこうした事情に鑑み、GMS-I Rデータのみを用いたオンライン降雨量推定手法開発の第1段階として、地上で観測された日降雨量の推定を目標に赤外輝度データと雲量分布データを利用した重回帰推定式の構築を試みた。

2. 解析対象地域と利用データの概要

本モデルを適用した地域は、図-1に示される徳島県と高知県を中心とした北緯 $33^{\circ}30'$ ～ $34^{\circ}30'$ および東経 $133^{\circ}30'$ ～ $134^{\circ}30'$ の間にある $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ スケールの合計10グリッド（以下G1～G10と略記する）である。各グリッドには1ないし3地点のアメダス雨量観測所

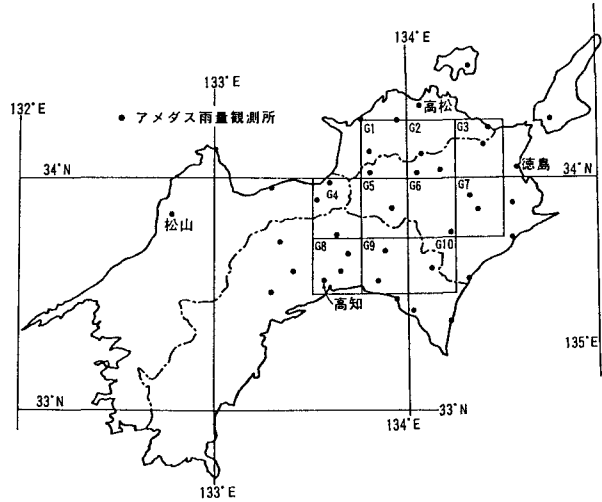


図-1 解析対象地域と観測所の分布

が存在している。GMS-I Rデータは、北緯 30° ～ 37° 、東経 125° ～ 135° のLR-FAX画像データならびに雲量データである。特にLR-FAX画像データは受信装置さえあれば1時間ごとにオンラインで使用できるところに大きなメリットがある。I Rデータの1ピクセルは約 $5\text{ km} \times 5\text{ km}$ をカバーしていることから、元データより必要部分を抽出し、所定のグリッド内のピクセルデータを平均してグリッド平均I Rデータとした。雲量データは $1^{\circ} \times 1^{\circ}$ の領域について上層（400hPa以下）、下層（400hPa以上）および全層の3種類が1時間ごとに用意されており、それぞれのグリッドが属する領域のデータを利用した。アメダス日雨量データは図-1に●印でプロットされている観測所を対象にティーセン分割法を適用し、各観測所の影響面積のうちでその属するグリッド内に占める割合を重みとした加重平均法によりグリッド平均日雨量を算定した。なお解析対象期間は1990年8月、10月、11月および1991年7月～9月の夏季である。

3. モデルの概要

3.1 説明変数の設定

今回は、I R輝度温度データならびに雲量データを利用したオンライン降雨量推定式の開発を第一に考え、輝度温度データおよび雲量データから次のような指標を定義し説明変数を設定した。

1) 輝度温度データ（I Rと略記）

LR-FAX画像に付加される16階調に離散化された輝度温度データである。

2) クールスポット率（冷たい雲の割合、F_cと略記）

竹内らの手法と同様に、各グリッドごとに所定の輝度温度閾値I R_cより大きなI R値をとるピクセル数（すなわち冷たい雲のあるピクセル数）の全ピクセル数に占める割合をクールスポット率F_cと定義する。これはグリッド内での降雨の集中度の指標と考えられる。I R_cについては、4、5、6、7の4通りを検討した。

3) 上下層雲量差（C Lと略記）

鉛直方向の雲分布を考慮に入れるために、400hPaを境とした上下層での雲量の差を上下層雲量差C Lと定義する。これにより多少は雲型の差異による影響を考慮に入れることが期待できる。

以上の3つの指標を利用して以下のような6つの説明変数を考案した

- | | | |
|---|---|-------------------------|
| a) 輝度温度：I R | b) クールスポット率：F _c | c) クールスポット率の逆数： $1/F_c$ |
| d) I RとF _c の積：I R・F _c | e) I RとF _c の商：I R/F _c | f) 上下層雲量差：C L |

表-1 各ケースにおける決定係数一覧

閾 値	雲 量	グリッド 単位										ブロック 単位				全体
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	A	B	C	D	
6	有	0.3217	0.5301	0.4786	0.8241	0.6863	0.6562	0.8173	0.3026	0.6434	0.6851	0.2439	0.6685	0.6225	0.3343	0.1018
6	無	0.3112	0.4257	0.4372	0.7810	0.5798	0.6539	0.6254	0.2040	0.4860	0.5615	0.2303	0.6637	0.4696	0.3032	0.0978
7	有	0.4991	0.4532	0.7699	0.1453	0.5620	0.5314	0.3781	0.2505	0.4918	0.4915	—	—	—	—	—
7	無	0.5022	0.4286	0.5394	0.0782	0.5541	0.4889	0.2164	0.1967	0.2730	0.4969	—	—	—	—	—

3.2 重回帰式の設定と係数の同定方法

前記の6つの説明変数については、0時から23時までを対象に毎時データの24時間算術平均として日平均値を定める。重回帰式ではいずれの変数も1次から3次の項まで考慮に入れる。解析では年度の区別をせず、1990年および1991年の両データをひとまとめに取り扱った。空間スケールの差異によるモデルの適用性を検討するために、以下の3段階を設定した。

- 1) 10個の各グリッドについてそれぞれで回帰係数を同定する。
- 2) 地形特性あるいは気候特性の類似した複数のグリッドをブロック化して回帰係数を同定する。
 - ・ブロックA：G 1, G 2, G 3（讃岐平野・讃岐山脈）
 - ・ブロックB：G 4, G 5（四国山地中央部）
 - ・ブロックC：G 6, G 7（四国山地東斜面）
 - ・ブロックD：G 8, G 9, G 10（四国山地南斜面）
- 3) 全てのデータに対して係数を同定する。

また将来のオンライン予測を意識して雲量データを使用する場合と使用しない場合の推定精度についても比較検討を行った。回帰係数の同定に当たっては、なるべく有意な説明変数を抽出して変数を削減し式の煩雑化を防ぐのを目的に、ステップワイズ回帰法⁵⁾を採用し、決定係数が最大となるような説明変数を抽出した。

4. 重回帰解析と降雨量の推定結果

閾値が6および7の場合について、雲量データの使用の有無を含めて、重回帰結果による決定係数と説明変数の選択状況を表-1および表-2にそれぞれ示す。以下では表-1および表-2の結果に基づいて、①閾値設定法、②雲量データ利用の良否、③重回帰を行う空間スケール、について検討する。

4.1 閾値設定法に関する検討

前述のように、閾値I R cが4および5の場合には、かなりのピクセルでI R値が閾値を超えており、F cの変動範囲が狭くなる傾向にあった。したがって、閾値については6および7を検討対象とした。表-1の結果を見れば、一部を除いていずれのケースについても閾値6の場合の方が閾値7の場合よりも良好な結果を得ている。これは、閾値6の場合にはF cに大きな変動が見られるのに対し、閾値7の場合には閾値4および5の場合とは反対に閾値を超えるピクセル数が極端に少なくなつて、変動範囲が小さい値（0.0～0.4）に限定される傾向にあるためである。ただし同じ閾値であっても推定精度が異なるのはやはりF cの値の変動幅に原因がありそうであるため、本来であれば地域ごとに異なる値を設定すべきであろうと考えられる。そこで以下の検討では閾値を6に限定して議論する。なお今回は1ピッチで変化させた場合の検討を行ったが、このように閾値がわずかに1変化するだけでも劇的な影響が見られることから、推定精度を向上させるには更に細かなピッチでかつ地域ごとで異なる閾値設定が必要になると考えられる。

4.2 雲量データ使用の良否に関する検討

表-2によるといずれのケースについても雲量データを使用する場合の方が雲量データを使用しない場合よりも良好な結果を与えている。しかしながら、グリッドごとあるいはブロックごとによって上下層雲量差が降雨量を説明しうる大きさに差異があるため、雲量データを使用しないことがすぐさま推定精度の低下には直結していない。ただし0.80以上も得られていた決定係数がその8割近くまで低下している例もある点には注意を要する。また雲量データ使用の有無に関わらず個々のケースではほぼ同じ説明変数が選択されている。雲量データを使用しない場合にどちらかという和高次の説明変数が選択される傾向にあることから、雲量データは大きい降雨量の推定に関して役割を果たしている可能性が高い。それ故に特に治水という観点に立てば雲量データの重要性は高いと見た方がよさそうである。雲量データはほぼ1ヶ月ごとに磁気テープの形式でしか入手できないため、オンライン予測という観点では不利になるという欠点がある。したがって、雲量データを使用しない場合には、その低下精度を閾値の設定法あるいは他の手法によって補う必要がある。

4.3 空間スケールに関する検討

表-2の結果に基づいて空間スケールの観点で検討を行う。表-2より $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ スケールの各グリッドごとで回帰する場合に最も決定係数が大きくなっている。全般的に良好な結果が得られている「閾値6・雲量データ使用」の場合について検討すると、G4とG7では決定係数が0.80以上となる非常に良好な結果を得ている。またG4～G10ではG8を除いて決定係数が0.60以上となっているのが注目される。しかしながらG1～G3およびG8では残念ながらその他と比較して推定精度が劣っている。この傾向は「閾値6・雲量データ未使用」の場合においても同様である。G1～G3は主として瀬戸内・讃岐山脈付近に位置しているのに対し、他のグリッドは主として徳島、高知県内の四国山地に位置している。周知のように瀬戸内地方は日本国内でも屈指の小雨地域であるのに対し、四国山地は年降雨量が3000mm以上にもおよぶ屈指の多雨地域である。讃岐山脈が比較的なだらかであるのに対し四国山地は極めて峻険であるのも好対照をなしている。すなわち気候学的あるいは地形学的な差異が降雨特性に対して大きな影響を与えていることを示唆していると考えられる。

4つのブロック化による結果では、ブロックBおよびブロックCで決定係数が0.60以上となった。しかしながらブロックAおよびブロックDでは期待したほどの結果が得られていない。峻険な山地であるため複雑な地形効果を受けると予想されたブロックの方がむしろ良好な結果を得ているのは一見奇異に感じられるが、推定精度を支配する要因として降雨量データの変動範囲や降雨形態があるようである。すなわち讃岐地方は大きな降雨が少なく小さな降雨が重回帰結果を支配しやすい傾向にあることである。これはブロックAでより高次の説明変数が選択されていることからもうかがえる。また、ブロックDの結果が思わしくないのは、4.2でふれた閾値設定に若干の問題がありそうである。なお全グリッドに対しても重回帰を行ったが全く良好な結果は得られなかった。

4.4 説明変数選択結果

表-2で最も卓越して選択されているのは IR/Fc とそのべき乗項、次いで IR 関係の項および $IR \cdot Fc$ の項である。その中でも IR や Fc ではなく、 IR/Fc がほとんど全てのケースにおいて第3番目以内の重要度で選択されている点は注目に値する。このことは IR データを用いて降雨量推定を行う場合に、対象領域での降雨集中度（あるいは偏在度）が重要であることに加えて、この影響を IR データへ反映させる必要があることを強く示唆していると考えられる。また前述のように上下層雲量差は特に大きな降雨に対して有効であることから、雲量データを利用できない場合に何らかの別の手法によって補償する必要がある。

4.5 降雨量推定結果

「閾値6・雲量データ使用」のケースについてG6、G7ならびにブロックAおよびBでの降雨量推定結果を図-2～図-5に示す。いうまでもないが大きな降雨量の推定精度が良好な場合に高い決定係数が得られている。一般的には大きな降雨を過小評価し、小さな降雨を過大評価する傾向がうかがえる。決定係数の低い

表-2 選択された説明変数の整理結果

	グリッド単位										ブロック単位				全 体						
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	A	B	C	D							
雲量	有	無	有	無	有	無	有	無	有	無	有	無	有	無	有	無	有	無	有	無	
IR	○	●	●	●	○		○		○	○	○	○	○	○	●	●		○		●	●
IR ²																		○	○	○	
IR ³					○		○	○	●	●	●	○	●	○	●	○	○	○	○	○	
Fc	○	○	○	○	●	●			○	○	●	○		○	○	○	○	○	○	○	
Fc ²		○	○	○		●	●		○					○	○	○	○	●	●		
Fc ³			○	○		●	●	●	○		○	○	○				●	●		○	
IR・Fc	○	●	●	●		○			●	●	○		●		○	●		○	○		
(IR・Fc) ²														○	○			○		○	
(IR・Fc) ³	○	○			○		○	○	●		○	○	●	●	●		○	○	○	○	
IR/Fc	●	○	○	○	●	●	○		●	●	●	○	●	○	●	●		●	●	●	
(IR/Fc) ²				○			●	●			○	○		●	○	●	○	○		●	
(IR/Fc) ³		○	○	○		○	○	○		○	○	○		○	○	○		○	●	●	
1/Fc	○	○			○	●	●			○	○	○	●		○		●	●	○	○	
(1/Fc) ²	●	●	○	●	○				○	●			○	○		○	○			○	
(1/Fc) ³														●	●	○	○	○	○	○	
CR	○		○		●		○		○		●		●		○		○		○		
CR ²	●			○				○		●			○		●			○		○	
CR ³	○		○			○		○		○			●		●		○		○		

★注意 ●……ステップワイズ回帰で偏相関係数が高いものから3つ以内に入る変数
○……ステップワイズ回帰で選択された変数

ブロックAでは小さな降雨データが多いため、これらに回帰係数が支配される点で大きな降雨の再現性に難がある。したがって、①雲量データあるいは他の手法による大きな降雨の再現性向上、②回帰に当たってのサンプルの選択方法、③より細やかな閾値の設定に今後の課題があると考えられる。また今回は検討されていないが、グリッド平均IR値を算定する際に、特に小さな降雨において、降雨のない時間帯をも平均操作の対象としていることから、降雨の継続時間に着目した時間平均操作についても検討する必要があるだろう。

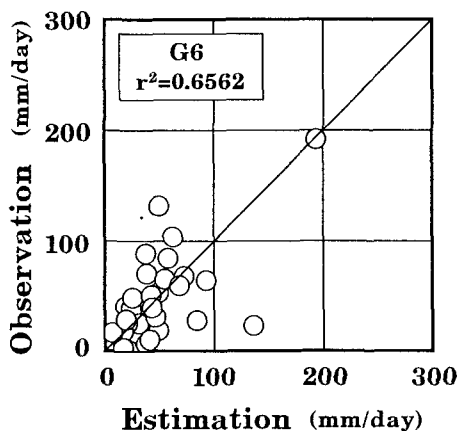


図-2 降雨量推定結果 (G 6)

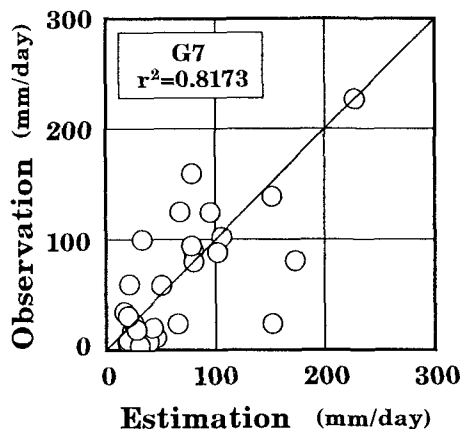


図-3 降雨量推定結果 (G 7)

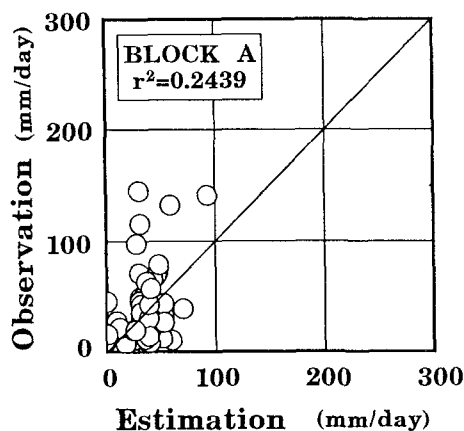


図-4 降雨量推定結果 (BLOCK A)

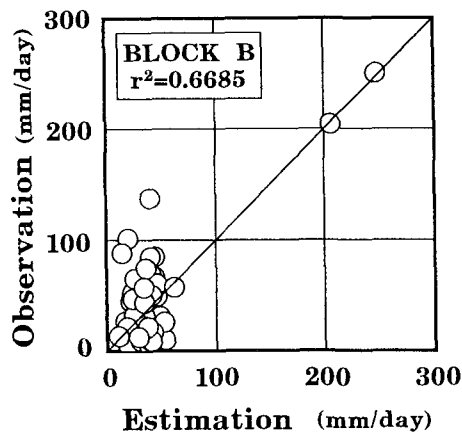


図-5 降雨量推定結果 (BLOCK B)

5. あとがき

本研究では簡便でかつ将来のオンライン予測を目標に置いて、GMS-1Rデータを利用した降雨量推定法の開発を行った。その結果として、複数の説明変数を使用しているとはいえ、従来の結果では決定係数が0.50となるものは希であったことを考えれば、とりあえず第1段階としての目標には到達できたと考えている。しかしながら、満足しうる推定結果を得るためにはいくつかの課題が残された。今後はそれらの解決を通して推定精度の向上を目指す予定である。

なお、(株)四国総合研究所から貴重なLR-FAX画像データならびにアメダス雨量データの提供を受けました。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- 1) Martin, D.W. and W.D. Sherer : Bulletin of AMS, 54, pp.661-674, 1973.
- 2) Arkin, P.A. and B.N. Meisner : Monthly weather review, 115, pp.159-163, 1979.
- 3) 竹内邦良・小泉栄一・池田元栄・村上勝人 : 水工学論文集, 38, pp.51-56, 1994.
- 4) 謝平平・光田寧 : 京都大学防災研究所年報, 31, B-1, pp.201-217, 1988.
- 5) Draper, N.R. and H. Smith : Applied Regression Analysis, Wiley, New York, 1966.