Journal of the Faculty of Engineering, Shinshu University, No. 56, 1984 93 信州大学工学部紀要 第56号

水文観測システムにおける情報損失

寒川典昭* 荒木正夫** 新村 亮*** (昭和59年5月22日受理)

Information Loss in an Observation System of Hydrologic Series

Noriaki Sōgawa*, Masao Araki**, and Akira Shinmura***

The information loss in an observation system of hydrologic series was treated by use of Nielsen's linear loss function which serves to determine the information loss produced in course of observation of river discharge, precipitation, and water quality and of calculation of average rainfall depth over area (ARDOA). For the present application of Nielsen's function, series of river discharge, precipitation, and water quality were treated at discrete time intervals, the calculation process for ARDOA was arranged on a mathematical model for which series of ARDOA were treated at space and time intervals, and as the estimation parameters for information loss were adopted mean, variance, autocorrelation function, probability of extreme, and run property. The present application of Nielsen's function to an autoregressiue process and hydrologic series has revealed that the information loss depends intimately on both discrete time intervals and the distribution of observatories, varying considerably with seasons, basin areas, hydrologic series, and estimation parameters.

1 序 論

水文データのもつ精度は、治水・利水計画の信頼度を大きく左右するものであり、水文 現象の数学的モデル化の進展とともに、データの精度の向上は、ますます重要になってき ている.

水文データで基本的なものは,河川流量,雨量,水質である.これらは本来,時・空間 的に連続であり,無限に続く変動量である.しかし,我々はそれを多くの場合離散的に, しかも有限区間内で観測しており¹⁾,その段階で多量の情報を失っている.たとえば,流 量観測は,河川の管理,計画,施工上重要な地点で行われ,連続的に,あるいは10分,1 時間,12時間ごとに水位が測定され,流量に変換されている.雨量観測所は,おおむね均

 ^{*} 土木工学教室 助手
 ** 土木工学教室 教授
 ***(株)大林組

ーの降雨状況を示す地域に1ヶ所,区分が困難なときには50km²に1ヶ所設置されること になっており,10分,1時間,24時間ごとに,その時間内に降った総降雨が測定されてい る.また,ある地点での流出予測を行う場合,その流域内の観測所の地点雨量から,算術 平均法,ティーセン法,等雨量線法により流域平均雨量(面積雨量)が推定されている. 水質観測は,項目により1時間ごと,あるいは1ヶ月に数回なされている.

このような観測システムにおいて情報の損失が生じる主な要因として,次の点があげら れる.1)データの読み取りが,一定時間々隔で離散的に行われている.2)雨量などは,一 定時間内に降った雨の総和が観測されている.3)観測値自身が,離散化されている.4)空 間的にも離散点で観測せざるを得ないのに加えて,観測点数が十分でない,観測所の配置 にかたよりがある.5)公表されている資料は,ある時間内の平均値になっているものが多い.

従来,これらの問題解決のために,次のようなアプローチがなされてきた. 中川²⁾,河 原・大東³⁾は、観測点を時・空間的に現状より密にとって観測を行い、観測所数、観測時 間々隔と時・空間平均値の精度との関係を議論した。中川は、4)の問題に対して、観測所 数と一雨雨量の流域平均値の誤差との関係を検討し,河原らは,1)の問題に対して,塩分 濃度, COD, SSの度数分布と変動係数を調べたが, これらの研究は, いずれも対象と した地点のデータのみによる解析であり、客観性に乏しく、理論的な裏付けがない、菅 原⁴⁾ は,4) の問題に対処するために熱帯性シャワーの発生頻度を二項分布で表わし,ある 1つのシャワーをどこの観測所でも補捉できない確率から必要は観測点数を求めた. この 研究は,空間的ランダムサンプリングという立場から論じられているが,観測所間の相関 構造を無視した仮定は我国の降雨現象には成立しがたく、又とらえたシャワーが一定時間 その観測所で記録されることは期待できない(日本では1流域あたり5個の雨量観測所と いう数字をあげているが,これに対する根拠は乏しい). Fiering⁵⁾,高棹・池淵⁶⁾は,同 じく4)の問題に対して、降雨の不確定性をフィッシャー流及びシャノン流情報理論で定量 化し、観測体制の決定問題を扱った。前者は、平均雨量の推定精度をフィッシャー流の情 報量、すなわち、分散の逆数で表現し、分散和最小を目的関数として、観測所の継続・廃 止問題を 0-1 線形計画法で記述した興味深いものであるが、分散を既知とした平均値の 推定精度のみについての議論に終始している.後者は,観測のもたらす情報量をシャノン 流情報量で定義し、ベイズ論に立脚して日単位以上の降雨量の情報量を定式化し、観測所 の継続,廃止,新設を同時に考慮したО. R. 手法により降雨観測網の最適配置基準を設定 しようとする注目すべき研究であるが、4)に対する他の研究と同様に時間軸方向へのサン プリング効果は論じられていない.一方,Nielsen⁷⁾は、フィッシャー流の情報量を拡張 した線形損失関数を未知パラメタの推定精度の尺度とし、観測法ごとに離散化間隔といく つかのパラメタの情報損失を求めた. この研究は1)~5)のすべての問題に対するアプロー チと解釈され、高く評価されるが、理論式の提案に重点が置かれ、水文量を対象とした場 合の適用性については、流量時系列のみについて明らかにしているにすぎない、又、その ままの形では4)の問題に対処することができない.

本稿では,従来の研究成果をふまえるとともに1)~5)の問題を内蔵している我国の水文 観測体制をみなおし,より精度の高い水工計画を実施する上で必要となる観測体制を設立

94

するために,上記の理由から Nielsen の理論を採用し,次のように発展・適用させた.1) 自己回帰モデルを仮定して,損失関数の基礎特性をさぐる.2)降雨,流量,水質時系列デ ータに適用して,それぞれの水文量の流域,季節特性を検討する.3)面積雨量について情 報損失を計算する方法を提案し,実測データへの適用を行い,雨量観測所の数,分布状況 と損失との関係を明らかにする.

2 情報損失理論

2.1 情報損失関数

母集団の真のパラメタを α , 観測値から得られたパラメタの推定値を $\hat{\alpha}$ として, Nielsen は情報損失を

$$L(\alpha) = k |\hat{\alpha} - \alpha| \tag{1}$$

と定義した. kは任意の定数である. サンプリング数が十分大きいとき, âは正規分布を なすと仮定でき, (1)式の期待値をとると,

$$\overline{L}(\alpha) = k \left[2 \left\{ B \, \varPhi\left(\frac{B}{\sqrt{V}}\right) + \sqrt{V} \, \phi\left(\frac{B}{\sqrt{V}}\right) \right\} - B \right]$$
(2)

となる.ここで、Bはバイアスで $\hat{\alpha}$ の期待値と真値との差、Vは $\hat{\alpha}$ の分散、 ϕ は標準正規 確率分布関数、 ϕ は標準正規確率密度関数を表わす.

(1) 式で2 乗に比例すると仮定すれば,

$$L(\alpha) = k \left(\hat{\alpha} - \alpha\right)^2 \tag{3}$$

となり、(3)式の期待値をとると、

$$\overline{L}(\alpha) = k \left(V + B^2 \right) \tag{4}$$

となる.上式は, $\hat{\alpha}$ の分布形にかかわらず Γ を計算できる点で有効である.対象とする現象により,(2)式と(4)式を使い分けるべきであろうが,ここでは直感的に誤差の概念と合致する(2)式を採用する.又,以下の計算では k=1 としている.

2.2 諸パラメタのバイアスと分散

Nielsen によると,定常性, エルゴード性を満たし,平均 μ ,分散 σ^2 ,自己相関々数 $C(\tau)$ の正規時系列x(t)を期間 T_s にわたって, Δt 間隔に $N(=T_s/\Delta t)$ 回サンプリングを行い,得られた観測値 x_i (i=1, 2,, N)からいくつかのパラメタを推定したときのバイ アス,分散は表1のようになる.

これらのパラメタのうち原点上2階導関数 C"(0)とは、変動の不規則性を表わすパラメ タであり、Atc を変動のナイキスト間隔とすると、

$$C''(0) = -\frac{1}{\varDelta t_c^2} \left[\frac{\pi^2}{3} \sigma^2 + 4 \sum_{i=1}^{\infty} \frac{(-1)^i}{i^2} C(i \varDelta t_c) \right]$$
(5)

Mean µ	$B[\hat{\mu}]=0. \nabla[\hat{\mu}]=\frac{1}{N}\left[\sigma^{2}+\frac{N-1}{2}\left[1-\frac{i}{N}\right]C(i\wedge t)\right]$ $i=1$
Auto correlation function C(u)	$ \begin{split} & B\left[\hat{C}\left(u\right)\right] = -\frac{1}{N} \left[\sigma^{2} + 2\sum_{i=1}^{N-1} \left(1 - \frac{i}{N}\right) C\left(i \Delta t\right)\right] \\ & \left[\frac{i=1}{N} \left[\sigma^{2} + C\left(u\right)^{2} + 2\sum_{i=1}^{N} \left(Ci \Delta t\right)^{2} + C\left(i \Delta t - u\right) C\left(i \Delta t + u\right)\right]\right] \\ & V\left[\hat{C}\left(u\right)\right] = \frac{1}{N} \left[\sigma^{4} + C\left(u\right)^{2} + 2\sum_{i=1}^{N} \left(C\left(i \Delta t\right)^{2} + C\left(i \Delta t - u\right) C\left(i \Delta t + u\right)\right)\right] \end{aligned} $
C'(0)	$\begin{split} & \mathbb{P}\left[\hat{C}'(0)\right] = -\frac{1}{\Delta t^2} \left[\frac{\pi^2}{3} \mathbb{E}\left[\hat{\sigma}^2\right] + A^{N}_{\Sigma} \frac{(-1)^{\frac{1}{2}}}{1^2} \mathbb{E}\left[\hat{C}(i\Delta t)\right]\right] - C'(0) \\ & \mathbb{V}\left[\hat{C}'(0)\right] = \frac{1}{\Delta t^{\frac{1}{2}}} \sum_{\Sigma} \alpha_{u} \alpha_{V} \left\{\frac{1}{N} \sum_{i=-\infty}^{\infty} \mathbb{E}\left(C(i\Delta t)C((i+u-v)\Delta t) + u-v\right)\right] \\ & \mathbb{E}\left((i+u)\Delta t\right)C((i-v)\Delta t)\right] \right\} \\ & \mathbb{E}\left(\alpha_{0} = \frac{\pi^2}{3}, \alpha_{u} = 4 \frac{(-1)^{\frac{1}{2}}}{u} \text{ for } u \neq 0\right) \end{split}$
Probabilities of extremes Pr	$\begin{split} & \mathbb{B}\left[\hat{\mathbb{P}}_{T}\right] = f\left(\mu_{\star}\right)^{2} + \left\{f\left(\mu_{\star}\right)f\left(\mu_{\star}\right) + 2f\left(\mu_{\star}\right)^{2}\right]\sigma_{\star}^{2} + \frac{3}{4}f\left(\mu_{\star}\right)^{2}\sigma_{\star}^{4} - \mathbb{P}_{T} \\ & \mathbb{V}\left[\hat{\mathbb{P}}_{T}\right] = f\left(\mu_{\star}\right)^{2}\sigma_{\star}^{2} + \frac{1}{2}f\left(\mu_{\star}\right)^{2}\sigma_{\star}^{4} \\ & f\left(t\right) = \phi\left(u_{S}\right)\exp\left[-\frac{T\phi\left(u_{S}\right)}{\sqrt{2}\pi\phi\left(u_{S}\right)}\sqrt{t}\right] \\ & \mu_{\star} = \mathbb{E}\left[\hat{\lambda}_{2}\right] = -\mathbb{E}\left[\hat{C}\left(0\right)\right] \\ & \sigma_{\star}^{2} = \mathbb{V}\left[\hat{\lambda}_{2}\right] = \mathbb{E}\left[\hat{C}\left(0\right)\right] \end{split}$
Mean run number Nu	$B\left[\widehat{N}u\right] = \frac{T}{\sqrt{2\pi}}\phi\left(u_{S}\right)\left(\mu\frac{1}{2}/2 - \frac{1}{8}\mu\frac{\pi}{4}3/2\sigma_{X}^{2}\right) - \overline{N}u$ $V\left[\widehat{N}u\right] = \frac{T^{2}}{8\pi}\phi\left(u_{S}\right)^{2}\left(\mu\frac{\pi}{4}\sigma_{X}^{2} + \frac{1}{8}\mu\frac{1}{4}\sigma_{X}^{4}\right)$
Mean run length Lu	$\begin{split} & B\left[\hat{\overline{L}}u\right] = \sqrt{2\pi} \frac{1-\phi\left(u_{S}\right)}{\phi\left(u_{S}\right)} \left(\mu_{*}^{-1/2} + \frac{3}{\delta}\nu_{*}^{-5/2}\sigma_{*}^{4}\right) - \overline{L}u \\ & V\left[\hat{\overline{L}}u\right] = \frac{\pi}{2} \left(\frac{1-\phi\left(u_{S}\right)}{\phi\left(u_{S}\right)}\right)^{2} \left(\mu_{*}^{-2}\sigma_{*}^{2} + \frac{9}{8}u_{*}^{-5}\sigma_{*}^{4}\right) \end{split}$
Mean run sum Su	$\begin{split} & B\left[\hat{\overline{S}}u\right] = \sqrt{2\pi^{\sigma}\left(\frac{1}{\varphi}\left(u_{S}\right) - u_{S}\left(1 - \phi\left(u_{S}\right)\right)\right)} \left(\mu_{\star}^{-1/2} + \frac{3}{8}\mu_{\star}^{-5/2}\sigma_{\star}^{2}\right) - \overline{S}u} \\ & \nabla\left[\hat{\overline{S}}u\right] = \frac{\pi}{2}\left[\frac{\sigma\left(\phi\left(u_{S}\right) - u_{S}\left(1 - \phi\left(u_{S}\right)\right)\right)}{\phi\left(u_{S}\right)}f\left(\mu_{\star}^{-3}\sigma_{\star}^{2} + \frac{9}{8}\mu_{\star}^{-5}\sigma_{\star}^{4}\right)\right] \end{split}$

Table 1 Bias and variance of population parameter α .

と表わされる. C''(0) の推定値は、(5)式で Δt_c を Δt とし、 σ^2 、 C をそれらの推定値に置き換えたものである. 又、超過基準 u、期間Tの極値確率、平均連数、平均連長及び平均 連面積は、近似的に次式で表わされる.

$$P_r = \Phi(u_s) \exp\left[-\frac{T\phi(u_s)}{\sqrt{2\pi}\Phi(u_s)}\sqrt{\lambda_2}\right],\tag{6}$$

$$\overline{N}_{u} = T \sqrt{\frac{\lambda_{2}}{2\pi}} \phi(u_{s}), \qquad (7)$$

$$\overline{L}_{u} = \sqrt{\frac{2\pi}{\lambda_{2}}} \frac{1 - \Phi(u_{s})}{\phi(u_{s})},\tag{8}$$

$$\overline{S}_{u} = \sqrt{\frac{2\pi}{\lambda_{2}}} \frac{\sigma\left\{\phi(u_{s}) - u_{s}(1 - \Phi(u_{s}))\right\}}{\phi(u_{s})}.$$
(9)

ここに、 u_s は $u を 基準化した値、<math>\lambda_2$ は -C''(0) である. これらの式に λ_2 の推定値 λ_2

を代入したものが各パラメタの推定値である.

なお、C"(0)の情報損失の計算は、水工計画上実用性に乏しいので省略した.

3 水文観測システムに対する情報損失の評価法

3.1 流量観測

流量観測は、一定時間々隔で水位を測定し、流量に変換しているだけなので、2.1、2.2 に示した方法をそのまま用いて情報損失を評価することができる.ただし、評価のもとに なる流量の平均、分散、自己相関々数は、標本化定理で保証される十分短い間隔で、ある 程度長期にわたって観測された結果から求めなければならない.気温、湿度の観測につい ても同様に情報損失を求めることができる.

3.2 雨量観測

雨量観測を数学的にモデル化すれば,まず,原系列x(t)を観測間隔 Δt で移動平均してy(t)に変換する.これを Δt 間隔にサンプリングして観測値系列が得られ,これより各パラメタを推定することになる.

さて、y(t)の平均 μ_y は x(t)の平均と変わらず、分散 σ_y^2 、自己相関々数 $C_y(\tau)$ は次 のように表わされる.

$$\sigma_{y}^{2} = \frac{1}{\varDelta t^{2}} \int_{0}^{\varDelta t} \int_{0}^{\varDelta t} C\left(u - v\right) du dv, \qquad (10)$$

$$C_{y}(\tau) = \frac{1}{\varDelta t^{2}} \int_{0}^{\varDelta t} \int_{0}^{\varDelta t} C\left(\tau + u - v\right) du dv.$$
(11)

したがって、 $\hat{\alpha}$ のバイアスBを、

$$B_A = \alpha_y - \alpha, \tag{12}$$

$$B_s = E[\hat{\alpha}] - \alpha_y \tag{13}$$

に分けることができる. α_y は y(t)系列でのパラメタである. B_s と $\hat{\alpha}$ の分散は 2.2 の諸 式に y(t)系列の平均,分散,自己相関々数を代入して求められる.

蒸発量の観測,流量でも時間平均したデータについては,同様の方法で損失を求めることができる.

3.3 水質観測

水質観測では、データの量子化の影響を考慮する. これは、原系列 x(t) を Δt 間隔で量子化し、量子化系列 $x_q(t)$ に変換し、これを Δt 間隔でサンプリングするモデルと考えられる.

量子化系列 $x_q(t)$ は

$$x_q(t) = x(t) + n_q(t) \tag{14}$$

と表わされる.ここで、 $n_q(t)$ は量子化雑音で、 Δx が十分小さく、x(t)が不規則変動なら

ば、一様、独立に分布すると仮定できる. これより、 $x_q(t)$ の平均、自己相関々数は x(t) と変わらず、分散 σ_q^2 だけが

$$\sigma_q^2 = \sigma^2 + \frac{1}{12} (\Delta x)^2 \tag{15}$$

であることがわかる.

これも、 $\hat{\alpha}$ のバイアスBは $x_q(t)$ と x(t) とのパラメタの差 B_q 、 $\hat{\alpha}$ の期待値と α_y との 差 B_s の和と考えられる. 又、 B_s と $\hat{\alpha}$ の分散は、2.2に示した諸式に $x_q(t)$ の平均、分散、自己相関々数を代入して求められる.

3.4 面積雨量

ある流域内の任意のp点における時刻tでの降雨をr(t, p),流域面積をAとすると, 真の面積雨量R(t)は

$$R(t) = \frac{1}{A} \int_{A} r(t, p) \, dS \tag{16}$$

となる. 一方, 推定面積雨量 $\hat{R}(t)$ は流域内のn点の観測所で得られた地点雨量 $r_i(t)$ (i = 1, 2, ..., n) の荷重平均で表わされ,

$$\widehat{R}(t) = \sum_{i=1}^{n} w_i - \frac{1}{\varDelta t} \int_0^{\varDelta t} r(t+u) \, du$$
(17)

となる. ここで、 w_i は観測所にかかる重みであり、右辺の積分は Δt 間隔で観測されるここによって生じる時間的平滑化の効果を表わしている. さて、降雨分布 r(t, p) が時・空間的に定常とすれば、R(t)、 $\hat{R}(t)$ の平均は r(t, p)の平均と一致する. さらに、流域内の2点間の相互相関は時間相関と空間相関に分離でき、空間相関は距離だけに依存すると仮定すれば、R(t)、 $\hat{R}(t)$ の自己相関々数 $C_R(\tau)$ 、 $C_{\hat{R}}(\tau)$ はそれぞれ

$$C_R(\tau) = \sigma_r^2 \left(\frac{1}{A^2} \int_A \int_A C_d(d) \, ds_1 \, ds_2\right) C_l(\tau) \tag{18}$$

$$C_{R}^{\widehat{}}(\tau) = \sigma_{r}^{2} \Big(\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} w_{i} w_{j} C_{d}(d_{ij}) \Big) \Big(\frac{1}{(\varDelta t)^{2}} \int_{0}^{\varDelta t} \int_{0}^{\varDelta t} C_{t}(u - v - \tau) \, du dv \Big)$$
(19)

となる. ここで, σ_r^2 は r(t, p) の分散, C_d , C_t はそれぞれ降雨の距離相関, 時間相関, d は任意の 2 点間の距離, d_{ij} は i, j 観測所間の距離である. なお, 降雨の時・空間相 関の分離可能性は, 池淵ら⁸⁾ によって実測データから検証されている.

さて, R(t) のパラメタを α , $\hat{R}(t)$ の同じパラメタを α_E とすれば, $\hat{R}(t)$ の推定によって生じるバイアスは

$$B_E = \alpha_E - \alpha, \tag{20}$$

さらに、 $\hat{R}(t)$ を Δt 間隔でサンプリングして求められた α の推定統計量を $\hat{\alpha}$ とすると、

それの α_E からのバイアスは

$$B_S = E[\hat{\alpha}] - \alpha_E \tag{21}$$

となる. したがって, 全バイアス B_T は

$$B_T = B_E + B_S \tag{22}$$

となる. $\hat{\alpha}$ の分散, B_s は 2.2 より求めることができる.

4 時系列モデルへの適用

実際の水文資料への適用では,変動のある要因が情報損失にどのように影響するかを明 らかにすることは困難であろう.そこで,水文量のシミュレーションによく用いられる自 己回帰過程⁹⁾を用いて,その次数(1次,2次),変動の分散,1次と2次の自己相関係 数,観測方法によって情報損失がどのように変わるかを調べた.なお,連と極値確率は平 均に3倍の標準偏差を加えた値をuとして用いた.適用によって得られた主な結果を要約 すると以下のようになる.1)移動平均を含むサンプリングでの平均,自己相関々数,平均 連面積に関する損失は,通常のサンプリングより小さくなり,その他のパラメタでは大き くなる.2)量子化を行った方が,平均連数,連長,極値確率の損失は小さくなり,その他 のパラメタでは量子化間隔を大きくするほど大きくなる.しかし,その差はわずかであ

る.3) 平均,分散,自己相関々数に関 する損失は,分散が大きいほど大きく なる.又,1次,2次の自己相関係数 が小さいほど,観測時間々隔に対する 損失の増加傾向が顕著になる.4) 連に 関するペラメタと極値確率の損失は, 分散を変化させた場合はペラメタの真 値が大きいほど大きくなる.又,1次 の自己相関係数が小さいほど損失は大 きくなり,2次の自己相関係数が大き いほど損失は小さくなる.5) サンプリ ング間隔に対する損失曲線のパターン は表2に示したように,観測法と求め るパラメタによって,ほぼ決定され る.

5 実測データへの適用

ここでは,千曲川流域で得られた諸 水文資料にもとづき,情報損失を求め る.なお,変動の定常性を確保するた Table 2 Classification of information loss curves applicable to autoregressive processes.



め、1・2月、3・4月、5・6月、7・8月、9・10月、11・12月の6期に分けて適用 した.又、情報損失理論は変動の正規性を仮定しているので、流量、雨量、水質観測では データの対数を用い、面積面量ではもとの変動の平均 μ,自己相関々数 C(τ) を、次式に より変換して用いている¹⁰⁾.

$$\mu' = \ln \mu - \frac{1}{2} C'(0), \tag{23}$$

$$C'(\tau) = \ln\left(\frac{C(\tau)}{\mu^2} + 1\right). \tag{24}$$

5.1 流量観測

図1に示す千曲川流域の天神橋(流 域面積50km²),大芝 (295km²),生田 (2036km²), 杭瀬下 (2596km²), 立ケ 花(6442km²) 各観測所で得られた時間 流量データへの適用を行った.まず, スペクトル解析を行い,パワースペク トルのピーク値の1%に満たない周波 数は無視することとし, ナイキスト間 隔を4時間に決めた.又,期間ごとの 平均流量は5・6月,9・10月に大き く,特に,立ケ花地点は融雪の影響で 5・6月の流量が非常に大きくなって いる. 自己相関々数を見ると, 天神橋 から杭瀬下までの地点では、9・10月 の流量は変動,不規則性ともに大き く,5~8月は変動は大きいが,持続 性が強い. それに対して, 立ケ花地点 では、5・6月のみ変動が非常に大き くなっている。



Fig.1 Map for the Chikuma River basin.

さて、平均、分散、自己相関々数に関する情報損失は、真値の大きい夏期出水期の方が 大きくなる.又、変動が大きく、持続性の強い5・6月などでは、損失は大きく、観測時 間々隔に対して安定しているが、不規則性の強い9・10月では増加傾向が大きくなる.し かし、同じ9・10月でも立ケ花地点での増加傾向は小さい.これは、流域が大きいため流 量の細かい変動が平滑化されるためと考えられる.又、これら3つのパラメタの損失は、 流域面積が大きいほど大きくなる.極値確率、平均連数の損失は、パラメタの真値の大き い5月から10月にかけて大きくなる.又、流域面積に対しての損失は、杭瀬下までは増加 するが、立ケ花地点では変動の不規則性が小さくなり、真値が小さくなるので損失も小さ くなっている.平均連長、連面積の損失では、季節、流域面積による相違は小さい.図2 ~5は、流量観測における代表的な情報損失の図である.



Fig. 3 Information loss $\chi(\mu)$ in estimating means for the basin area (discharge, $\Delta t = 48$ hours).



Fig. 4 Information loss $\mathcal{I}(Pr)$ in estimating probabilities of extremes (Ikuta discharge).



Fig. 5 Information loss $\overline{L}(\overline{L}u)$ in estimating mean run lengths (Ikuta discharge).

5.2 雨量観測

天神橋雨量観測所における1978年の時間雨量データへの適用を行った.計算にあたって は無降雨期を省き,降雨のあった期間だけをつないで用いた.雨量は,平均,分散ともに 7・8月が最も大きく,続いて5・6月,9・10月が大きい.しかし,7・8月は降雨期 間が短いため,以下の計算では除外した.雨量は他の水文量よりも自己相関々数の減衰が 早く,不規則性が強い.季節的には,5・6月は不規則な変動を示し,9・10月の雨量は 比較的持続性が強い.



means (Tenjinbashi precipitation).

Fig. 6 Information loss $\overline{L}(\mu)$ in estimating Fig. 7 Information loss $\overline{L}(C(0))$ in estimating variances (Tenjinbashi precipitation).

平均に関する情報損失は、表2でもそうであったように、観測時間々隔を長くしてもほ とんど増加しない. 又,分散,極値確率,平均連数及び連面積では,観測間隔が短い区間 での増加が大きい、自己相関々数では季節により特性が異なり、平均連長では情報損失と 観測間隔との間に比例関係がみられる.季節的には5・6月,9・10月の損失は大きいが, 平均連長だけは3・4月,5・6月に大きくなる、図6,7は雨量観測における代表的な 情報損失の図である.

5.3 水質観測

杭瀬下観測所の1971年4月~72年3月までの時間濁度データへの適用を行った. 濁度の 平均,分散は、ともに5・6月、続いて7・8月、9・10月に大きく、これらの期間では 変動の不規則性は強い。

ここでは、モデル時系列への適用によって、量子化の情報損失に対する影響は小さいこ とがわかったので、その効果を考慮しないことにする。5~10月の損失は全体的に大きな 値を示しているが,平均,分散,自己相関々数では変動が大きく,持続性の強い9・10月 の損失は大きいが安定しており、7・8月には増加が著しい.又、極値確率と平均連数で は、比較的観測間隔の小さいところで損失の増大が大きいが、平均連長、連面積では、損 失と観測間隔との間に比例関係がみられる.図8,9は濁度観測における情報損失の代表 的な図である.

5.4 面積雨量

ここでは、杭瀬下流域への適用を行った。同流域には図10のような雨量観測所がある。 この中の建設省所管9観測所の1980~82年の時間雨量データから降雨の統計的特性を検討









Fig. 10 Rain gauge locations in the Kuisege basin.

Fig. 9 Information loss *L*(Pr) in estimating probabilities of extremes (Kuisege turbidity).

した. 2ヶ月ごとの期間内総雨量を比較すると,地域的には年間を通して上流域と鹿教湯の雨量が多く,下流平野部の雨量が少ない.又,季節的には7・8月,9・10月に多く, 1・2月,11・12月に少ない.これより,空間的定常性を仮定するのは困難である.そこで,どこかの観測所で1mm以上の雨が降った時間だけを取り出し,観測所,年,期間ごとの平均値を差し引いて,3年分をつないで1つの時系列にした.

このデータから,期間ごとにすべての観測所間の相関係数を求めたところ,ほぼ距離が 長くなるほど相関が小さくなる傾向が認められた.又,期間ごとの自己・相互相関々数は, 距離が等しければ,似たような形状になっていた.これらの結果より,任意の2点間の降 雨の相関が距離のみで決まるという仮定はほぼ妥当であろう.そこで,観測所間の自己・ 相互相関係数に

$$C_t(\tau) \cdot C_d(d) = e^{-c_1 d} e^{-c_2 |\tau|} \cos(C_3 \tau)$$
(25)

$$C_t(\tau) \cdot C_d(d) = e^{-c_1 d} \left\{ C_4 e^{-c_2 |\tau|} + (1 - C_4) e^{-c_3 |\tau|} \right\}$$
(26)

Term	Equ.	C1	C ₂	C ₃	C4
JanFeb.	(25)	0.037	0.449	0.213	
MarApr.	(26)	0.025	0.399	0.146	1.567
MayJune	(25)	0.043	0.745	0.105	
July-Auq.	(26)	0.033	0.817	0.096	0.816
SepOct.	(26)	0.018	0.254	3.457	0.759
Nov -Dec	1251	0 014	0 416	0 289	

Table 3 Coefficients for the auto-cross correlation function of precipitation.



Fig.11 Information loss $\overline{L}(\mu)$ in estimating means with respect to the number of observatories (Δt =1hour).



の2式を非線形回帰であてはめ,残差平方和の小さい方を採用し,これを降雨の真の時・ 空間相関と仮定した.求められた係数の値を表3に示す.

これより,観測点数と情報損失との関係を求めた.時間雨量の場合,どのパラメタでも パラメタの値が大きい期間ほど損失は大きい.又,観測点数が多いほど損失は小さくなり, 特に5ヶ所以下での減少が著しいことから,この流域には最低5ヶ所の観測所が必要であ る.日雨量の場合,平均,分散,自己相関々数及び平均連数では,7・8月,9・10月の 損失が大きく,極値確率,連の特性ではパラメタの値が小さいほど損失は大きくなる.又, 自己相関々数,平均連面積では,観測所数が多くなるほど損失は減少するが,他のパラメ タでは,ほぼ一定,あるいはわずかに増加している.図11~12は観測点数による情報損失 の代表的な図である.

次に、図13のように観測所分布の偏り方を変えて情報損失の変化を調べた.時間雨量の 場合、どのパラメタでも、ティーセン法では、1、3、2、4の順に損失は大きくなり、 算術平均法では、1、3、4、2の順に大きくなる.なお、観測所の距離が短いほど、算 術平均法の損失は大きくなっている.又、どのパラメタでも算術平均法の損失はティーセ ン法の損失よりも小さい.日雨量の場合、平均、自己相関々数、平均連面積では、時間雨 量とほぼ同じ傾向を示す.一方、分散、平均連長、極値確率では傾向が逆になり、かつテ ィーセン法の方が算術平均法の損失よりも小さくなる.平均連数の場合、偏り、算定法に よる損失の差違はほとんどみられない.図14、15は観測点の偏りによる情報損失の代表的 な図である.











Fig. 15 Information loss $\overline{L}(\overline{L}u)$ in estimating mean run lengths for the distribution of rain guages ($\Delta t = 24$ hours).



以上のような解析により,情報損失を決める要因として次の点があげられる.1)流量, 雨量,水質,面積雨量などの水文量の種類.2)観測時間々隔,観測所数とその分布などの 観測体制.3)流域面積,季節.4)求めるパラメタ.したがって,観測体制をこれらの要因 によって決めるかこれらの要因によってパラメタ推定のもとになるデータを選択する必要 がある.

さて,情報損失の精度は,算定のもとになる平均,分散,時・空間相関の推定精度にか かっている.そこで,実用化のためには,より豊富なデータにもとづきこれらのパラメタ の計算を行うとともに,降雨の時・空間相関には降雨の地域性などを取り込んでいく必要 があろう.又,水質では他の測定項目との比較,降雨では雨の発生原因にもとづく種類に よる違いも検討する必要があろう.

本研究では、1つの要因と情報損失との関係を議論してきたが、さらに、複数の要因を 同時に考慮した観測網の最適化の問題へも拡張していきたいと考えている。

最後に、本研究は、著者の1人が昭和58年度奨励研究A(文部省科学研究費補助金、研 究課題番号58750417)を受けたことを記し、謝意を表する。

参考文献

- 1) 石崎勝義:河川の観測システムの現状;第14回水工学に関する夏期研修会講義集, 土木学会水 理委員会, A-8-1~A-8-20 (1978).
- 2) 中川吉雄:雨量観測点の密度と面積雨量;天気,第3巻,46~48 (1956).
- 3) 河原長美,大東和男:感潮部の平均水質の推定におよぼすサンプリング時間々隔の影響;土木 学会年次学術講演会第2部,157~158 (1981).
- 4) 菅原正巳:雨量観測所の数について;水理科学,第25巻,第1号,45~60 (1981).
- 5) Fiering, M.B. : An optimization scheme for gaging ; Water Resources Research, Vol.1, No.4, 463-470 (1965).
- 6) 高棹琢馬,池淵周一:降水観測がもたらす情報量とその観測網配量計画への応用;土木学会論 文報告集,第234号,83~95 (1975).
- 7) Nielsen, M.D. : Loss of information by discretizing hydrologic series; Hydrologic Papers Colorado State University, No.54 (1972).
- 8) 池淵周一,谷本光司:面積雨量のシミュレーション法とその流出モデル評価への適用,京都大学防災研究所年報,第23号, B-2, 157~173 (1980).
- 9) 例えば、神田徹、藤田陸博:水文学一確率論的手法とその応用一、101~105、技報堂、1982.
- 10) 池淵周一:多変数同時確率分布に基づく洪水生起確率の算定;土木学会年次学術講演会第2部, 5~6 (1979).