

武蔵工業大学土木工学科

正員

星谷 勝

〃 〃

〇学生員

石井 清

1. はしがき

信頼性理論において、構造物の破壊の確率 P_f は構造物の耐力 R と荷重 S が与えられたとき、次式で与えられる

$$P_f = \text{Probability}(S > R) = P(S > R) \tag{1}$$

R, S の確率分布関数 $F_R(R), F_S(S)$ は一般にはかならずしも単純な確率モデルになるとはかぎらない。そのようなとき、数値実験手法としてモンテカルロ・シミュレーション法があげられる。しかし実際の構造物では、 P_f は $10^{-3} \sim 10^{-6}$ のオーダーであり、 P_f を求める為には、 $(10^3 \sim 10^6) \times$ 数十回の試行が最低限必要となり、コンピュータ演算時間の問題が大きくなる。その為、条件付確率法則を用いて、従来よりはるかに少ない試行回数で期待される P_f のオーダーを推定する方法を検討し、あわせて誤差についても理論的考察を行った。

2. 拡張されたモンテカルロ・シミュレーション法

いま事象 $(S > R \cap S > S_0 \cap R < R_0)$ の生起する確率を考える。ここで S_0, R_0 は $S_0 < R_0$ の任意の確定値とする条件付確率法則によれば、

$$P(S > R \cap S > S_0 \cap R < R_0) = P(S > R) \cdot P(S > S_0 \cap R < R_0 | S > R) \tag{2}$$

$$P(S > R \cap S > S_0 \cap R < R_0) = P(S > S_0 \cap R < R_0) \cdot P(S > R | S > S_0 \cap R < R_0) \tag{3}$$

したがって、(2), (3)式より

$$P_f = P(S > R) = \frac{P(S > S_0 \cap R < R_0) \cdot P(S > R | S > S_0 \cap R < R_0)}{P(S > S_0 \cap R < R_0 | S > R)} = \frac{P_1 P_3}{P_2} \tag{4}$$

ここで、 $P_1 = P(S > S_0 \cap R < R_0)$, $P_2 = P(S > S_0 \cap R < R_0 | S > R)$, $P_3 = P(S > R | S > S_0 \cap R < R_0)$
 P_1 は $S > S_0$ と $R < R_0$ が同時に生起する確率であり、事象 $S > S_0$ と事象 $R < R_0$ が独立ならば次式により計算できる

$$P_1 = P(S > S_0) \cdot P(R < R_0) = P_{11} \cdot P_{12} \tag{5}$$

ここで、 $P_{11} = P(S > S_0)$, $P_{12} = P(R < R_0)$

したがって適当な確定値 S_0, R_0 を選定すれば、(5)式の試行回数は大幅に減少する。又、 P_2, P_3 についても条件が付くことから、試行回数の大幅な減少が期待できる。 S_0 と R_0 については $S \rightarrow -\infty, R \rightarrow \infty$ のとき $P_1, P_2 \rightarrow 1.0, P_3 \rightarrow P_f$ となり、 $S_0 > R_0$ のとき $(S > S_0 \cap R < R_0) \subset (S > R)$ より意味を失う。

P_f を P_1, P_2, P_3 より求めよう。 P_1 として(5)式を用いれば、 P_{11} は $0.0 \sim 1.0$ の一樣乱数 a_i を生じ、 $S_i = F_S^{-1}(a_i)$ より、サンプル実現値 S_i を求め、 $S_i > S_0$ なる回数を全試行回数で除することにより求まる。同様にして求めた P_{12} との積として P_1 が求まる。 P_{12} は $0.0 \sim 1.0$ の一樣乱数 b_i を生じ、 $S_i = F_S^{-1}(b_i)$ より S_i をまず得て、条件 $(S > R)$ を満足する様に、 $F_R(S_i)$ と $0.0 \sim 1.0$ の一樣乱数 c_i との積 d_i によって $0.0 \sim F_R(S_i)$ の一樣乱数を作る。そして $R_i = F_R^{-1}(d_i)$ より求め、事象 $A(S_i > S_0 \cap R_i < R_0)$ の生起回数を全試行回数で除せばよい。しかし、 $S_i < S_0$ のときは事象 A は起らないし、 $S_i > R_0$ のときは必ず生起する。したがって $S_0 < S_i < R_0$ のときのみ、

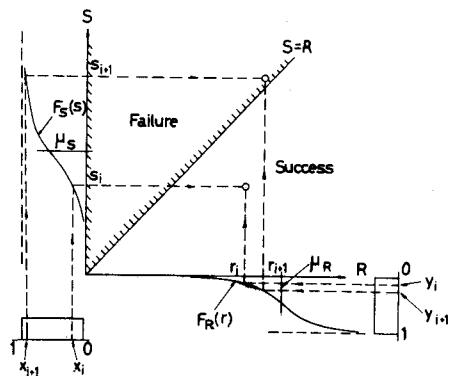


Fig. 1 $P_f = P(S > R)$

すべての手順をふむことになる。 P_3 は条件より $S_2 \leq F_3(S_0)$ ~ 1.0 の一樣乱数 e_2 から $S_2 = F_3^{-1}(e_2)$ の関係より求め、 R_2 を $0.0 \sim F_R(R_0)$ の一樣乱数 f_2 から $R_2 = F_R^{-1}(f_2)$ の関係より求まる。そして事象($S_2 > R_2$)の生起回数を記録し、全試行回数で除すことによって求まる。

3. 精度に対する理論解

(4), (5)式を用いてシミュレーションにより P_{11}, P_{12}, P_2, P_3 の推定値 $\hat{P}_{11}, \hat{P}_{12}, \hat{P}_2, \hat{P}_3$ が得られたとすると P_f の推定値 \hat{P}_f は次式により与えられる。

$$\hat{P}_f = \hat{P}_{11} \cdot \hat{P}_{12} \cdot \hat{P}_3 / \hat{P}_2 \quad (6)$$

$$= (n_{11}/N_{11}) (n_{12}/N_{12}) (n_3/N_3) / (n_2/N_2) \quad (7)$$

ここで、例えば $\hat{P}_{11} = (n_{11}/N_{11})$ は N_{11} 回の独立試行のうちで n_{11} 回、着目した事象が生起したとして、 n_{11} と N_{11} の比を用いて推定値 \hat{P}_{11} とする。このとき P_{11} の推定値 \hat{P}_{11} は確率変数であり、シガモ二項分布に従う。いま \hat{P}_{11} に注目すれば、 \hat{P}_{11} の期待値は $E[n_{11}/N_{11}] = P_{11}$ 、分散は $\sigma_{\hat{P}_{11}}^2 = P_{11}(1-P_{11})/N_{11}$ となる。そして、 P_{11} の値が小さくても、 N_{11} が非常に大きな数なので、 \hat{P}_{11} は、ほぼ正規分布であると仮定できる。すなわち、

$$\hat{P}_{11} = N(P_{11}, \{P_{11}(1-P_{11})/N_{11}\}^{1/2}) \quad (8)$$

又、(6)式の右辺をテーラー展開すると、 \hat{P}_f の平均値、分散は(9)(10)式で与えられる。

$$E[\hat{P}_f] \cong P_{11} \cdot P_{12} \cdot P_3 / P_2 \quad (9)$$

$$\sigma_{\hat{P}_f}^2 \cong \left\{ \frac{P_{11} P_{12} P_3}{P_2} \right\}^2 \left\{ \frac{1}{P_{11} N_{11}} + \frac{1}{P_{12} N_{12}} + \frac{1}{P_2 N_2} + \frac{1}{P_3 N_3} \right\} = P_f^2 \beta^2 \quad (10)$$

ここで、 $\beta^2 = 1/(P_{11} N_{11}) + 1/(P_{12} N_{12}) + 1/(P_2 N_2) + 1/(P_3 N_3)$

\hat{P}_f がテーラー展開により $\hat{P}_{11}, \hat{P}_{12}, \hat{P}_2, \hat{P}_3$ の線形関数として近似され、シガモ $\hat{P}_{11}, \hat{P}_{12}, \hat{P}_2, \hat{P}_3$ がそれぞれ、ほぼ正規分布することから、 \hat{P}_f もまた、正規分布とみなせる。すなわち、

$$\hat{P}_f = N(P_f, P_f \beta) \quad (11)$$

したがって、 $(1-\alpha)\%$ の信頼区間は、

$$P\left(\left| \frac{\hat{P}_f - P_f}{P_f \beta} \right| < K_{\alpha/2} \right) = P\left(\left| \hat{P}_f - P_f \right| < K_{\alpha/2} P_f \right) = 1 - \alpha \quad (12)$$

たとえば、95%信頼区間は、 $|\hat{P}_f - P_f| \leq 1.96 \beta P_f$ (13)

いま、 P_f, β の真値はわからないから、(12)式の厳密な計算は不可能であるが、 \hat{P}_f の精度を調べるべく、(13)式の右辺を次のように近似することにより、数値計算ができる。

$$1.96 \beta P_f \approx 1.96 \hat{P}_f \left\{ \frac{1}{\hat{P}_{11} N_{11}} + \frac{1}{\hat{P}_{12} N_{12}} + \frac{1}{\hat{P}_2 N_2} + \frac{1}{\hat{P}_3 N_3} \right\}^{1/2} \quad (14)$$

4. 例題

例題として、 R と S が共に正規確率分布である場合を検討した。この場合、 P_f はすくにし計算により求まる簡単な例題ではあるが、精度と試行回数との関係を非常に明確に求めることができる。そして本方法の目的とする P_f

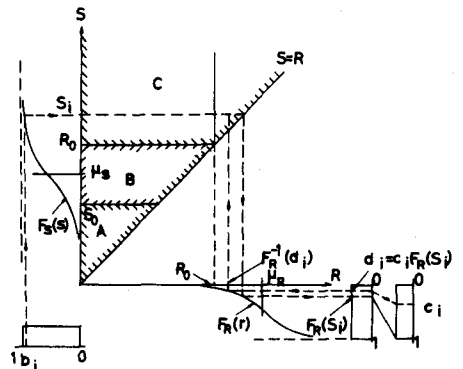


Fig. 2 $P_2 = P(S > S_0 \cap R < R_0 | S > R)$

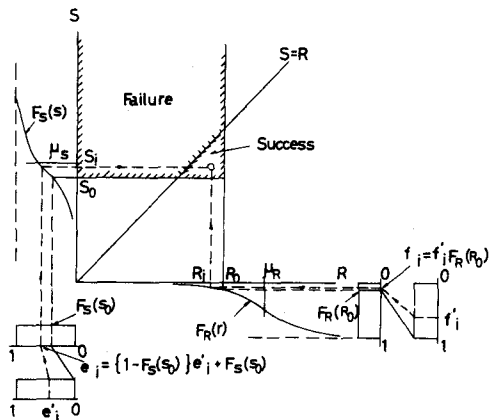


Fig. 3 $P_3 = P(S > R | S > S_0 \cap R < R_0)$

のオーダー推定が実際に可能であり、しかも有用であるかどうかを検討できる。

例として、 $R = N(10.0, 1.0)$, $S = N(6.0, 1.0)$ とした。このとき、 P_f の理論解は、 0.233×10^{-2} である。 \hat{P}_f の95%信頼区間は(14)式により与えられるが、右辺 \hat{P}_i には理論解 $P_i = 0.233 \times 10^{-2}$ を使用し、 N_1, N_2, N_3, N_4 はすべて同一の試行回数 N (N は 10^3 回と 2×10^3 回)とした。

種々のパラメーターについてシミュレーションによる数値結果を表に示す。

S_0	R_0	N	\hat{P}_1	\hat{P}_2	\hat{P}_3	\hat{P}_4	$\hat{P}_f = \frac{\hat{P}_1 \hat{P}_2 \hat{P}_3}{\hat{P}_4}$	$ \hat{P}_f - P_f $ の 95%信頼区間
6.0	8.0	1000	0.539	0.280×10^{-1}	0.519	0.781×10^{-1}	0.277×10^{-2}	0.104×10^{-2}
		2000	0.549	0.285×10^{-1}	0.518	0.815×10^{-1}	0.248×10^{-2}	0.073×10^{-2}
6.0	9.0	1000	0.539	0.186	0.531	0.293×10^{-1} *	0.548×10^{-2}	0.095×10^{-2}
		2000	0.549	0.187	0.532	0.293×10^{-1} *	0.562×10^{-2}	0.067×10^{-2}
6.0	10.0	1000	0.539	0.454	0.531	0.501×10^{-2}	0.231×10^{-2}	0.207×10^{-2}
		2000	0.549	0.454	0.532	0.501×10^{-2}	0.234×10^{-2}	0.146×10^{-2}
6.0	11.0	1000	0.539	0.785	0.531	0.200×10^{-2}	0.159×10^{-2}	0.325×10^{-2}
		2000	0.549	0.783	0.532	0.250×10^{-2}	0.202×10^{-2}	0.206×10^{-2}
6.0	12.0	1000	0.539	0.965	0.531	0.400×10^{-2}	0.392×10^{-2}	0.231×10^{-2}
		2000	0.549	0.962	0.532	0.250×10^{-2}	0.248×10^{-2}	0.205×10^{-2}
7.0	10.0	1000	0.212	0.454	0.224	0.140×10^{-1} *	0.602×10^{-2}	0.131×10^{-2}
		2000	0.217	0.454	0.227	0.175×10^{-1} *	0.758×10^{-2}	0.084×10^{-2}
7.0	11.0	1000	0.212	0.785	0.224	0.501×10^{-2}	0.372×10^{-2}	0.209×10^{-2}
		2000	0.217	0.783	0.227	0.816×10^{-1} *	0.611×10^{-2}	0.118×10^{-2}

4. あとがき

上の例題を通して、ごく限られたコンピュータ時間内(試行回数)で P_f のオーダー推定が十分可能であることが、理論的にも、実際に行ったシミュレーション結果からも、よく把握できた。

P_f のオーダーを推定するための別のモンテカルロ法のアプローチを示す。この方法は途中の積分にモンテカルロ法を使用するものである。 P_f は R, S の同時確率密度関数 $f_{RS}(Y, \Delta)$ の積分として次の様にあらわされる。

$$P_f = P(R < S) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^S f_{RS}(Y, \Delta) dY d\Delta \quad (15)$$

R, S が独立ならば、
$$P_f = \int_{-\infty}^{\infty} F_R(\Delta) f_S(\Delta) d\Delta \quad (16)$$

Δ を $U(0, S_u)$ の確率変数とみなし、 $g(\Delta) = F_R(\Delta) f_S(\Delta)$ を考へる。 $g(\Delta)$ の平均値は、

$$E[g(\Delta)] = \int_0^{S_u} g(\Delta) \frac{1}{S_u} d\Delta = \frac{1}{S_u} \int_0^{S_u} g(\Delta) d\Delta \approx \frac{1}{S_u} \int_0^{S_u} F_R(\Delta) f_S(\Delta) d\Delta \quad (17)$$

一方、

$$E[g(\Delta)] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g_i(\Delta_i) \quad (18)$$

(17), (18)式より、
$$\hat{P}_f = \frac{S_u}{N} \left(\sum_{i=1}^N g_i(\Delta_i) \right) \quad (19)$$

P_f のオーダー推定の為には、(19)式において、 N を小さく抑え、精度を保つことが問題となる。

このようなアプローチは今後、十分研究される必要がある。