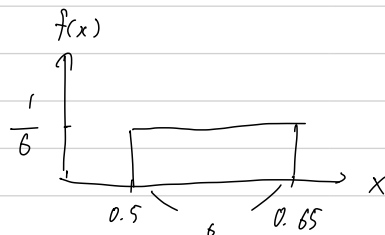


問題1 - 保険

(2)  $X \sim U(0.5, 0.65)$



$$P(Y=y) = \frac{1}{6} \quad (y = 1, 2, 3, 4, 5, 6)$$

である。

$$E(Y) = \frac{1}{6} (1 + 2 + 3 + 4 + 5 + 6) = 3.5$$

$$V(Y) = E(Y^2) - (E(Y))^2$$

$$= \frac{1}{6} (1 + 4 + 9 + 16 + 25 + 36) - (3.5)^2$$

$$= \frac{91}{6} - \frac{49}{4} = \frac{182}{12} - \frac{147}{12} = \frac{35}{12}$$

$$= \frac{35}{12}$$

$$\text{Cov}(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y)$$

$$= \int_{0.5}^{1.5} x \cdot 1 \cdot \frac{1}{6} dx$$

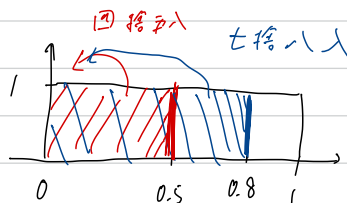
$$+ \int_{1.5}^{2.5} x \cdot 2 \cdot \frac{1}{6} dx$$

$$+ \dots + \int_{5.5}^{6.5} x \cdot 6 \cdot \frac{1}{6} dx - (3.5)^2$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{1}{6} \left[ \frac{1}{2} x^2 \right]_{0.5}^{1.5} + \frac{2}{6} \left[ \frac{1}{2} x^2 \right]_{1.5}^{2.5} \\
&\quad + \dots + \frac{6}{6} \left[ \frac{1}{2} x^2 \right]_{5.5}^{6.5} - \left( \frac{7}{2} \right)^2 \\
&= \frac{1}{12} \left\{ (1.5^2 - 0.5^2) + 2(2.5^2 - 1.5^2) + \dots \right\} - \left( \frac{7}{2} \right)^2 \\
&\quad \text{↓ 和と差の積} \\
&= \frac{1}{12} \left\{ 1 \cdot 2 \cdot 1 + 2 \cdot 4 \cdot 1 + 3 \cdot 6 \cdot 1 + 4 \cdot 8 \cdot 1 \right. \\
&\quad \left. + 5 \cdot 10 \cdot 1 + 6 \cdot 12 \cdot 1 \right\} - \left( \frac{7}{2} \right)^2 \\
&= \dots \\
&= \frac{35}{12}
\end{aligned}$$

(4)

(7)  $X \sim U(0, 1)$



$X_A$  :  $X$  が四捨五入した値

$X_B$  :  $X$  が七捨八入した値 とする。

$$\begin{aligned} E(X_A - X_B) &= (0 \cdot 0.5 + 1 \cdot 0.5) - (0 \cdot 0.8 + 1 \cdot 0.2) \\ &= 0.3 \quad (D) \end{aligned}$$

$X_A - X_B$  のとりうる値は, 0 or 1 だけ。

$$\begin{aligned} P(X_A - X_B = 0) &= P(0 < X < 0.5) + P(0.8 < X < 1) \\ &= 0.5 + 0.2 \\ &= 0.7 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} P(X_A - X_B = 1) &= P(0.5 < X < 0.8) \\ &= 0.3 \quad (D) \end{aligned}$$

よって,  $0.09$

$$\begin{aligned} V(X_A - X_B) &= (0 - 0.3)^2 \cdot 0.7 + (1 - 0.3)^2 \cdot 0.3 \\ &= 0.21 \quad (A) \end{aligned}$$

3

(6)

母分散未知の 95% 検定時の信頼区間は,

$$\mu \pm t_{0.025}(n-1) \sqrt{\frac{\hat{\sigma}^2}{n}} \quad \text{である.}$$

幅は, 
$$L = 2 t_{0.025}(n-1) \sqrt{\frac{\hat{\sigma}^2}{n}}$$

幅が  $1.5\sigma$  以下の確率が 95% 以上となる.

$$P(L < 1.5\sigma) \geq 0.95$$

$$P\left(2 t_{0.025}(n-1) \sqrt{\frac{\hat{\sigma}^2}{n}} < 1.5\sigma\right) \geq 0.95$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \text{ より,}$$

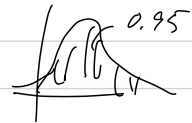
$\chi^2$  分布の形を作りたい.

$$\Leftrightarrow P\left(\frac{\hat{\sigma}^2}{n} < \left(\frac{3\sigma}{4 t_{0.025}(n-1)}\right)^2\right) \geq 0.95$$

$$\Leftrightarrow P\left(\frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 < \left(\frac{3\sigma}{4 t_{0.025}(n-1)}\right)^2\right) \geq 0.95$$

$$\Leftrightarrow P\left(\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma}\right)^2 < n(n-1) \left(\frac{3}{4 t_{0.025}(n-1)}\right)^2\right) \geq 0.95$$

$$\sim \chi^2(n-1)$$



よって, 
$$\chi^2_{0.05}(n-1) < n(n-1) \left(\frac{3}{4 t_{0.025}(n-1)}\right)^2$$

を満たす最小の  $n$  を求めれば良い. (大変)

(8)

実際の平均  $\mu$  が、帰無仮説の平均  $\mu_0$  より、10%増加したとき、つまり、 $\mu = 1.1\mu_0$  のとき、検出確率 99%以上となる。

$$P(\bar{X} > c \mid \mu = 1.1\mu_0) > 0.99 \quad \text{--- (*)}$$

棄却域

ここで、有意水準 5% の片側検定であることより、

$$P(\bar{X} > c \mid H_0) = 0.05$$

$$\therefore c = \mu_0 + z_{0.05} \sqrt{\frac{\sigma^2}{n}}$$

であることに注意する。



$$(*) \Leftrightarrow P\left(\frac{\bar{X} - 1.1\mu_0}{\sqrt{\sigma^2/n}} > \frac{c - 1.1\mu_0}{\sqrt{\sigma^2/n}}\right) > 0.99$$

$$\therefore \frac{c - 1.1\mu_0}{\sqrt{\sigma^2/n}} < -z_{0.01}$$

$$\Leftrightarrow c < 1.1\mu_0 - z_{0.01} \sqrt{\frac{\sigma^2}{n}}$$

$$\Leftrightarrow \mu_0 + z_{0.05} \sqrt{\frac{\sigma^2}{n}} < 1.1\mu_0 - z_{0.01} \sqrt{\frac{\sigma^2}{n}}$$

$$\Leftrightarrow 0.1\mu_0 \sqrt{n} > \sigma (z_{0.05} + z_{0.01})$$

$$\Leftrightarrow n > \left\{ 10 \cdot 0.143 (1.64 + 2.33) \right\}^2$$

$$\Leftrightarrow n > 32.228$$

$$\underline{n \geq 33 \quad (P)},$$

(10)

$$AR(2) \text{ モデル} : Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t$$

$$MR(\infty) \text{ モデル} : Y_t = \xi_0 + \varepsilon_t + \xi_1 \varepsilon_{t-1} + \xi_2 \varepsilon_{t-2} + \dots$$

として表現すると、 $\{\xi_i\}$  を求める、

方針: **操作変数法** を用いる、

構造方程式の両辺に変数  $\varepsilon_t$  をかけ、期待値をとることで  
ベクトル- $\pi$  推定する、

AR モデルに期待値をとると、

$$E(Y_t) = \phi_0 + \phi_1 E(Y_{t-1}) + \phi_2 E(Y_{t-2}) + 0$$

$$= \phi_0 + \phi_1 E(Y_t) + \phi_2 E(Y_t) + 0$$

$$\therefore E(Y_t) = \frac{\phi_0}{1 - (\phi_1 + \phi_2)}$$

MR モデルに期待値をとると、

$$E(Y_t) = \xi_0$$

したがって、

$$\begin{aligned} \xi_0 &= \frac{\phi_0}{1 - (\phi_1 + \phi_2)} = \frac{1.5}{1 - 0.9 + 0.14} = \frac{1.5}{0.24} \\ &= \underline{\underline{6.25}} \quad (\beta) \end{aligned}$$

ARモデルの

$\varepsilon_t$  に対してある  $t$  のに、両辺  $\varepsilon_{t-i}$  を分けて期待値をとる。

$$\begin{aligned} E(\varepsilon_{t-i} Y_t) &= 0 + \phi_1 E(\varepsilon_{t-i} Y_{t-1}) + \phi_2 E(\varepsilon_{t-i} Y_{t-2}) + 0 \\ &= 0.9 E(\varepsilon_{t-i} Y_{t-1}) - 0.14 E(\varepsilon_{t-i} Y_{t-2}) \end{aligned}$$

特性方程式

$$x^2 = 0.9x - 0.14 \quad \text{を解く}$$

$$x = 0.7, 0.2$$

$$\begin{aligned} (A) \quad E(\varepsilon_{t-i} Y_t) - 0.7 E(\varepsilon_{t-i} Y_{t-1}) &= 0.2 \left\{ E(\varepsilon_{t-i} Y_{t-1}) - 0.7 E(\varepsilon_{t-i} Y_{t-2}) \right\} \\ &= 0.2^i \left\{ E(\varepsilon_{t-i} Y_{t-i}) - 0.7 E(\varepsilon_{t-i} Y_{t-i-1}) \right\} \\ &= 0.2^i \left\{ E(\varepsilon_{t-i} \varepsilon_{t-i}) - 0 \right\} \\ &= 0.2^i V(\varepsilon_t) \end{aligned}$$

$$(B) \quad E(\varepsilon_{t-i} Y_t) - 0.2 E(\varepsilon_{t-i} Y_{t-1}) = \dots = 0.7^i V(\varepsilon_t)$$

(B) - (A) より、

$$0.5 E(\varepsilon_{t-i} Y_{t-1}) = (0.7^i - 0.2^i) V(\varepsilon_t)$$

$$E(\varepsilon_{t-(i-1)} Y_t) = 2 V(\varepsilon_t) (0.7^i - 0.2^i)$$

$$E(\varepsilon_{t-i} Y_t) = 2 V(\varepsilon_t) (0.7^{i+1} - 0.2^{i+1}) \quad \text{--- ①}$$

( $i' = i+1$  と置く)

次にMR条件の両辺に  $\varepsilon_{t-i}$  をかけ、期待値をとると、

$$\begin{aligned} E(\varepsilon_{t-i} y_t) &= \sum_i \xi_i E(\varepsilon_{t-i} \varepsilon_{t-i}) \\ &= \sum_i \xi_i V(\varepsilon_{t-i}) \end{aligned} \quad - (3)$$

①、② より、

$$\begin{aligned} \sum_i \xi_i &= 2 (0.7^{i^*} - 0.2^{i^*}) \\ &= \frac{1}{0.5} ( \underset{\substack{\uparrow \\ (E)}}{0.7} \underset{\substack{\uparrow \\ (G)}}{0.7^{i^*}} - \underset{\substack{\uparrow \\ (B)}}{0.2} 0.2^{i^*} ) \end{aligned}$$



(12)

モンテカルロ積分では、積分  $\int_A f(x) dx$  の値を、  
 $X \sim U(A)$  の平均  $\bar{X}$  と  $f$  で近似できる。

参考: <https://aidiary.hatenablog.com/entry/20140728/1406555863>

## 簡単な積分計算例

関数  $f(x)$  の区間  $[a, b]$  の以下の定積分をモンテカルロ法で求めてみよう。

$$I = \int_a^b f(x) dx$$

この式は先の期待値を求める式と違って確率分布  $p(x)$  が入っていない。入っていないなら入れてしまおう！区間  $[a, b]$  の一様分布を  $p(x)$  とすると  $I$  は下のように変形できる。

$$I = (b-a) \int_a^b p(x) dx \int_a^b f(x) dx = (b-a) \int_a^b p(x) f(x) dx \simeq (b-a) \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N f(x_n)$$

上の式変形は間違い！正しい式変形は↓（コメント参照）

$$I = (b-a) \int_a^b f(x) \frac{1}{b-a} dx = (b-a) \int_a^b f(x) p(x) dx \simeq (b-a) \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N f(x_n)$$

ここで、一様分布の  $[a, b]$  での定積分確率密度が  $1/(b-a)$  であることを利用している。モンテカルロ積分のサンプル生成は与えられた区間の一様分布から生成することになる。手元の公式集の定積分の例をいくつか確かめてみよう。scipy.integrateで計算した場合と答えが一致することも確認しておいた。

$$\begin{aligned}
\int_0^1 (x+1) e^x dx &= \int_0^1 (x+1) e^x \cdot 1 dx \\
&= \int_0^1 (x+1) e^x \cdot P(U=x) dx \\
&= E_U[(U+1) e^U] \\
&\approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \{(U_i+1) e^{U_i}\}
\end{aligned}$$

期待値を平均で近似

この分散は、

$$\begin{aligned}
V \left[ \frac{1}{32} \sum_{i=1}^{32} \{(U_i+1) e^{U_i}\} \right] \\
&= \frac{1}{32} V \left[ (U+1) e^U \right] \\
&= \frac{1}{32} \left[ E \{ (U+1)^2 e^{2U} \} - E^2 \{ (U+1) e^U \} \right]
\end{aligned}$$

ここで、

$$\begin{aligned}
E \{ (U+1) e^U \} &= \int_0^1 (u+1) e^u du \\
&= \left[ (u+1) e^u \right]_0^1 - \int_0^1 e^u du \\
&= 2e - 1 - (e - 1) \\
&= e
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
E \{ (u+1)^2 e^{2u} \} &= \int_0^1 (u+1)^2 e^{2u} du \\
&= \left[ \frac{1}{2} (u+1)^2 e^{2u} \right]_0^1 - \int_0^1 (u+1) e^{2u} du \\
&= 2e^2 - \frac{1}{2} - \left\{ \left[ \frac{1}{2} (u+1) e^{2u} \right]_0^1 - \int_0^1 \frac{1}{2} e^{2u} du \right\} \\
&= 2e^2 - \frac{1}{2} - \left\{ e^2 - \frac{1}{2} - \frac{1}{4} [e^{2u}]_0^1 \right\} \\
&= 2e^2 - \frac{1}{2} - e^2 + \frac{1}{2} + \frac{1}{4} e^2 - \frac{1}{4} \\
&= \frac{5}{4} e^2 - \frac{1}{4}
\end{aligned}$$

よ、7.

$$\begin{aligned}
V \left[ \frac{1}{32} \sum_{i=1}^{32} (U_i+1) e^{U_i} \right] &= \frac{1}{32} \left\{ \frac{5}{4} e^2 - \frac{1}{4} - e^2 \right\} \\
&= \frac{1}{32} \cdot \frac{1}{4} (e^2 - 1) \\
&= \frac{1}{128} (e^2 - 1) \\
&\doteq 0.050
\end{aligned}$$

負の相関法はよくわかる...

## 問題2

$$(1) P(X_A = 1) = \left(\frac{1}{M^N}\right)^1 = \frac{1}{M^N} \quad (N \text{ 回連続して正解}) \quad \text{①}$$

$$P(X_A = 2) = \left(1 - \frac{1}{M^N}\right) \frac{1}{M^N} \quad \text{② ③}$$

↑  
1回目で正解しない
↑  
2回目で正解する

$$P(X_A = k) = \left(1 - \frac{1}{M^N}\right)^{k-1} \frac{1}{M^N} \quad \text{④ ⑤ ⑥}$$

$$E[X_A] = \sum_{k=1}^{\infty} k P(X_A = k)$$

$$= \frac{1}{M^N} \sum_{k=1}^{\infty} k \left(1 - \frac{1}{M^N}\right)^{k-1}$$

$\alpha$  とおく

$$= \frac{1}{M^N} \sum_{k=1}^{\infty} k \alpha^{k-1}$$

$$= \frac{1}{M^N} \frac{1}{(1-\alpha)^2}$$

$$= \frac{1}{M^N} \frac{1}{\left(\frac{1}{M^N}\right)^2}$$

$$= M^N$$

★公式

$$f(q) = (1-q)^{-2} \varepsilon$$

$\alpha = 0$  周りで展開

$E[X_A^2]$  についてはテイラー展開を便に求める。

(解答参照)

(2)

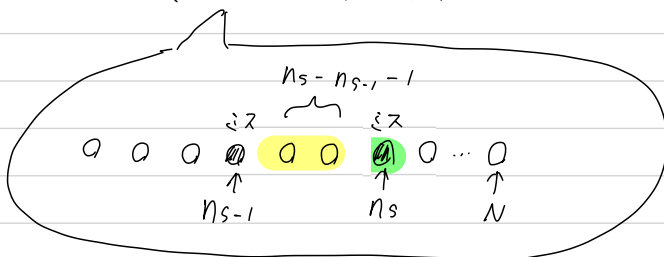
Bさんが新しい問題に直面するたびに毎回間違えるとき、  
kの最大値を達成するまで、 $1 \leq k \leq N+1$  ⑧

$$P(Z_1 = n_1) = \left(\frac{1}{m}\right)^{n_1-1} \left(1 - \frac{1}{m}\right) \quad \text{⑩ ⑪ ⑫}$$

1回目の挑戦で、n<sub>1</sub>問目に不正解。

$$P(Z_s = n_s \mid Z_{s-1} = n_{s-1}, \dots, Z_1 = n_1)$$

$$= P(Z_s = n_s \mid Z_{s-1} = n_{s-1}) \quad \because \text{マルコフ性}$$



$$= \left(\frac{1}{m}\right)^{n_s - n_{s-1} - 1} \cdot \left(\frac{m-1}{m}\right) \quad \text{⑬ ⑭ ⑮}$$

$$P(Z_{k-1} = n_{k-1}, Z_{k-2} = n_{k-2}, \dots, Z_1 = n_1)$$

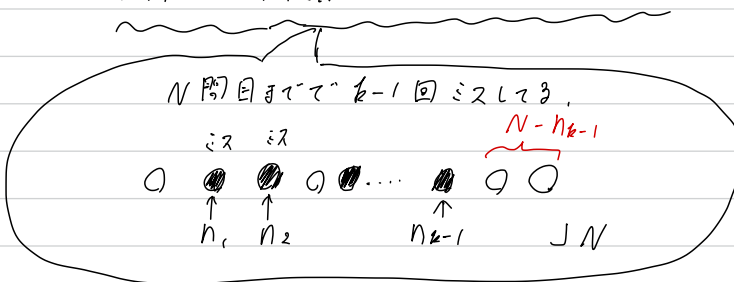
$$= P(Z_1 = n_1) P(Z_2 = n_2 \mid Z_1 = n_1) \cdot \dots$$

$$\cdot P(Z_{k-1} = n_{k-1} \mid Z_{k-2} = n_{k-2}, \dots, Z_1 = n_1)$$

( $\because$  ガウスの公式)

$$\begin{aligned}
&= P(Z_1 = n_1) \cdot \prod_{s=2}^{k-1} \left( \frac{1}{M} \right)^{n_s - n_{s-1}} \frac{M-1}{M^2} \\
&\quad \underbrace{n_{k-1} - n_{k-2} + n_{k-2} - \dots - n_1}_{\text{消える}} \\
&= \frac{1}{M^{n_1-1}} \cdot \left( \frac{M-1}{M} \right) \left( \frac{1}{M} \right)^{n_{k-1} - n_1} \frac{M-1}{M^2} \\
&= \dots \\
&= \frac{(M-1)^{k-1}}{M^{n_{k-1}}} \quad \text{--- (16) (17)}
\end{aligned}$$

$$P(X_B = k) = \sum_{1 \leq n_1 < \dots < n_{k-1} \leq N} P(Z_{k-1} = n_{k-1}, \dots, Z_1 = n_1) \cdot \left( \frac{1}{M} \right)^{N - n_{k-1}}$$



$$\begin{aligned}
&= \sum_{1 \leq n_1 < \dots < n_{k-1} \leq N} \frac{(M-1)^{k-1}}{M^{n_{k-1}}} \cdot \frac{1}{M^{N - n_{k-1}}} \\
&= \sum_{1 \leq n_1 < \dots < n_{k-1} \leq N} \frac{(M-1)^{k-1}}{M^N} \\
&\quad \text{N から } k-1 \text{ 個の選り抜く方} \\
&= \binom{N}{k-1} \frac{(M-1)^{k-1}}{M^N} \quad \text{--- (18) (19) (20)}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
E(X_B) &= \sum_{k=1}^{N+1} k P(X_B = k) \\
&= \sum_{k=1}^{N+1} k \binom{N}{k-1} \frac{(M-1)^{k-1}}{M^N} \\
&= \sum_{k=0}^N (k+1) \binom{N}{k} \frac{(M-1)^k}{M^N} \\
&= \sum_{k=0}^N k \binom{N}{k} \frac{(M-1)^k}{M^N} + \sum_{k=0}^N \binom{N}{k} \frac{(M-1)^k}{M^N}
\end{aligned}$$

↑ ★ポイント.  $k \binom{N}{k} = N \binom{N-1}{k-1}$  を使うために分ける.

$$\begin{aligned}
&= \frac{N}{M^N} \sum_{k=1}^N \binom{N-1}{k-1} (M-1)^{k-1} \cdot |^{N-k} \cdot (M-1) \\
&\quad + \frac{1}{M^N} \sum_{k=0}^N \binom{N}{k} (M-1)^k \cdot |^{N-k} \\
&= \frac{N}{M^N} (M-1) \{ (M-1) + 1 \}^{N-1} \\
&\quad + \frac{1}{M^N} \{ (M-1) + 1 \}^N \\
&= \frac{M^{N-1}}{M^N} \{ N(M-1) + M \} \\
&= N + 1 - \frac{N}{M} \quad \text{「 ②D}
\end{aligned}$$

(3)

$$P(X_c = 2) = P(\text{＜1回目で } N_0 \text{ 問以下で解答＞}$$

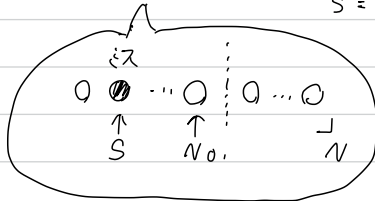
$$\text{かつ＜2回目で完答＞})$$

$$+ P(\text{＜1回目で } (N_0+1) \text{ 問以上解答＞}$$

$$\text{かつ＜2回目で完答＞})$$

$$= (A) + (B)$$

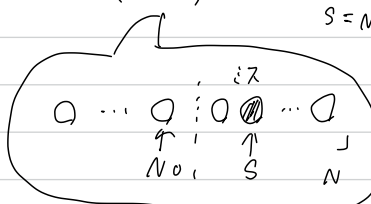
$$(A) = \sum_{s=1}^{N_0} \left(\frac{1}{m}\right)^{s-1} \left(1 - \frac{1}{m}\right) \cdot \left(\frac{1}{m}\right)^{N-s}$$



$$= \sum_{s=1}^{N_0} \frac{1}{m^{N-1}} \cdot \frac{m-1}{m}$$

$$= N_0 \frac{m-1}{m^N}$$

$$(B) = \sum_{s=N_0+1}^N \left(\frac{1}{m}\right)^{s-1} \left(1 - \frac{1}{m}\right) \cdot \left(\frac{1}{m}\right)^{N-N_0}$$



$$= \frac{m-1}{m^{N-N_0+1}} \sum_{s=N_0+1}^N \left(\frac{1}{m}\right)^{s-1}$$

$$= \frac{m-1}{m^{N-N_0+1}} \cdot \frac{1 - \left(\frac{1}{m}\right)^{N-N_0}}{1 - \frac{1}{m}} \cdot \left(\frac{1}{m}\right)^{N_0}$$

$$= \frac{m-1}{m^{N+1}} \cdot m \cdot \frac{1}{m-1} \left(1 - \frac{1}{m^{N-N_0}}\right)$$

$$= \frac{1}{m^N} \left(1 - \frac{1}{m^{N-N_0}}\right)$$



よって、

$$\begin{aligned} P(X_c = 2) &= A + B \\ &= N_0 \frac{M-1}{M^N} + \frac{1}{M^N} \left( 1 - \frac{1}{M^{N-N_0}} \right) \\ &= \frac{1}{M^N} \left\{ N_0(M-1) + 1 - \frac{1}{M^{N-N_0}} \right\} \quad \textcircled{22} \textcircled{23} \textcircled{24} \end{aligned}$$

残りは解答参照。

場合分けが、な感じかするのでも可でも OK。

