

数学2（問題）

1. 次の各問の に入る答のみを、所定の解答用紙に記入せよ。（35点）

(1) 確率密度関数 $f(x, \theta) = \theta x^{\theta-1}$ ($0 < x < 1$) を持つ母集団から2個の標本を無作為に取り出し、帰無仮説 $H_0: \theta = 1$ 、対立仮説 $H_1: \theta = 2$ の検定を行う。棄却域 C を $C = \{(X_1, X_2): 4X_2 \leq 3X_1\}$ としたとき、この検定の第1種の誤りの起こる確率は 、第2種の誤りの起こる確率は である。

(2) ある銘柄の洗剤を使っている消費者の比率を推定したい。このとき、次の条件の下では、少なくとも 個の標本が必要である。
 (条件) 母集団比率 p は 0.8 と 0.9 の範囲にあることがわかっている。また、標本を十分多くとったときに、少なくとも 0.99 の確率で標本比率 \hat{p} と母集団比率 p との差を 0.02 以下とする。

(3) ダイレクトメールにより広告を行い、通信販売をしているある会社で、新しい広告を行うことになり、試験的に 3,000 通のダイレクトメールを送信することになった。過去の返信率が 10% であったとき、この新しい広告の返信率が過去の返信率を上回ると有意水準 5% で判断できるのは、今回 通以上の返信があったときである。

(4) ある品種Aの種子 100 個と品種Bの種子 150 個を同一条件下でまき、両品種の発芽率の差を調べたところ、3週間後、品種Aは 85 個が発芽し、品種Bは 141 個が発芽した。両品種の発芽率の差を信頼係数 95% で区間推定すると、信頼区間は (,) である (小数点以下第4位四捨五入)。

次に、別の品種Cの種子の発芽率を調べるため、13 個の種子をまいて実験したところ、4 個が発芽した。品種Cの発芽率を信頼係数 90% で区間推定すると、信頼区間は (,) である (小数点以下第3位四捨五入)。

(5) 右のデータは、ある工場において原料に含まれる成分Aの含有率 x (%) と、その原料を用いて作った製品中の成分Aの含有率 y (%) を測

測定回数	1回	2回	3回	4回	5回	6回	7回	8回	合計
x	86	82	85	93	95	88	90	94	713
y	91	92	91	86	86	89	88	87	710
x^2	7,396	6,724	7,225	8,649	9,025	7,744	8,100	8,836	63,699
xy	7,826	7,544	7,735	7,998	8,170	7,832	7,920	8,178	63,203
y^2	8,281	8,464	8,281	7,396	7,396	7,921	7,744	7,569	63,052

定したものである。このデータを回帰分析により分析して、 y の x に対する回帰式を求めると、 $y = \text{} x + \text{}$ となる (小数点以下第2位四捨五入)。

(6) 母集団の N 個の要素 x_1, x_2, \dots, x_N を N_1, N_2, \dots, N_k 個 ($N_1 + N_2 + \dots + N_k = N$) の k 組の部分集団 (層) に分けて、各層より無作為に標本を抽出して、母集団の性質を調査する方法を層別抽出法という。母集団の平均を m 、分散を σ^2 とし、各層の平均を m_1, m_2, \dots, m_k 、分散を $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_k^2$ とするとき、次の関係式が成り立つ：

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^k \frac{N_i}{N} \{ \quad \quad \}$$

2. ある合成物の原料については成分 A の含有率が 96%以上であることが必要であるとされている。そこで納入された原料に対し、抜取検査を行うことにした。このとき、次の間に答えよ。(20 点)

(1) ある原料について、6 回の分析を行ったところ、次のような結果が得られた。この原料の成分 A の含有率は 96%以上であるといえるか、有意水準 5%で検定せよ。

分析結果：96, 93, 95, 97, 94, 92 (%)

(2) 含有率の分析値は分散 $\sigma^2 = (2.0\%)^2$ の誤差を持っていることがわかっているとす。このとき、含有率 96%以上の原料は確率 95%で合格し、含有率 94%以下の原料は確率 90%で合格しないようにするためには、納入された原料に対し何回の分析を行い、どのように合否を決めればよいか。

3. 区間 $[0, \theta]$ ($\theta > 0$) 上の一様分布を持つ母集団 (θ は未知とする) から抽出した、大きさ n の標本 X_1, X_2, \dots, X_n に対して、確率変数 Y を $Y = \max(X_1, X_2, \dots, X_n)$ と定義する。このとき、次の間に答えよ。(20 点)

(1) $E\{(aY - \theta)^2\}$ を計算せよ。ただし、 a は定数とする。

(2) X_1, X_2, \dots, X_n の関数 $\delta(X)$ を使って θ を推定するとき、 $E\{(\delta(X) - \theta)^2\}$ が小さい方の推定量が良い推定量であると考え。

今、 $\delta(X)$ として、 $\delta_1(X) = a^*Y$ と $\delta_2(X) = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ の 2 つの推定量を考えると、どちらが良い推定量であるか。ここに、 a^* は、(1) で求めた $E\{(aY - \theta)^2\}$ で a を動かしたとき、その最小値を与える a とする。

4. 2 つの正規母集団 $A : N(\mu_A, \sigma_A^2)$, $B : N(\mu_B, \sigma_B^2)$ から、それぞれ大きさ n_A, n_B の標本 $(X_1, X_2, \dots, X_{n_A})$, $(Y_1, Y_2, \dots, Y_{n_B})$ を抽出した。このとき、次の間に答えよ。(25 点)

(1) $m = \mu_A - \mu_B$ の最尤推定量を求めよ。

(2) 2 つの分散が等しい ($\sigma_A^2 = \sigma_B^2 = \sigma^2$) ことが既知であった場合の σ^2 の最尤推定量 σ_1^2 を求めよ。さらに、 $E(k \cdot \sigma_1^2) = \sigma^2$ が成り立つための k を求めよ。

(付表) 必要であれば次の数値を用いよ。

1. 標準正規分布： $u(\epsilon)$ (上側確率 ϵ)

ϵ	0.159	0.100	0.050	0.025	0.023	0.010	0.005
$u(\epsilon)$	1.000	1.282	1.645	1.960	2.000	2.326	2.576

2. t 分布： $t_\phi(\epsilon)$ (自由度 ϕ 、上側確率 ϵ)

$\phi \setminus \epsilon$	0.100	0.050	0.025	0.010	0.005
3	1.638	2.353	3.182	4.541	5.841
4	1.533	2.132	2.776	3.747	4.604
5	1.476	2.015	2.571	3.365	4.032
6	1.440	1.943	2.447	3.143	3.707
7	1.415	1.895	2.365	2.998	3.499

3. F 分布： $F_{f_1}^{f_2}(\epsilon)$ (分母の自由度 f_1 、分子の自由度 f_2 、上側確率 ϵ)
 $\epsilon = 0.05$

$f_1 \setminus f_2$	5	6	7	8	9	10	20	30	40
5	5.05	4.95	4.88	4.82	4.77	4.74	4.56	4.50	4.46
6	4.39	4.28	4.21	4.15	4.10	4.06	3.87	3.81	3.77
7	3.97	3.87	3.79	3.73	3.68	3.64	3.44	3.38	3.34
8	3.69	3.58	3.50	3.44	3.39	3.35	3.15	3.08	3.04
9	3.48	3.37	3.29	3.23	3.18	3.14	2.94	2.86	2.83
10	3.33	3.22	3.14	3.07	3.02	2.98	2.77	2.70	2.66
12	3.11	3.00	2.91	2.85	2.80	2.75	2.54	2.47	2.43
14	2.96	2.85	2.76	2.70	2.65	2.60	2.39	2.31	2.27
16	2.85	2.74	2.66	2.59	2.54	2.49	2.28	2.19	2.15
18	2.77	2.66	2.58	2.51	2.46	2.41	2.19	2.11	2.06
20	2.71	2.60	2.51	2.45	2.39	2.35	2.12	2.04	1.99
30	2.53	2.42	2.33	2.27	2.21	2.16	1.93	1.84	1.79
40	2.45	2.34	2.25	2.18	2.12	2.08	1.84	1.74	1.69

以 上

数学 2 解答

1.

(1)	第 1 種の誤りの起こる確率 $\frac{3}{8}$	第 2 種の誤りの起こる確率 $\frac{23}{32}$
(2)	2, 655	
(3)	328	
(4)	品種 A と品種 B の発芽率の 差の信頼区間 (-0.170, -0.010)	品種 C の発芽率の信頼区間 (0.11, 0.57)
(5)	$y = -0.5x + 132.9$	
(6)	$\sigma_i^2 + (m_i - m)^2$	

(1) 第 1 種の誤りの起こる確率 :

$$\begin{aligned}
 P[(X_1, X_2) \in C | H_0] &= \int_0^1 \int_0^{\frac{3}{4}x_1} \theta^2 (x_1 x_2)^{\theta-1} dx_2 dx_1 = \int_0^1 \int_0^{\frac{3}{4}x_1} dx_2 dx_1 \quad (\because \theta = 1) \\
 &= \int_0^1 \frac{3}{4} x_1 dx_1 = \left[\frac{3}{8} x_1^2 \right]_0^1 = \frac{3}{8}
 \end{aligned}$$

第 2 種の誤りの起こる確率 :

$$\begin{aligned}
 1 - P[(X_1, X_2) \in C | H_1] &= 1 - \int_0^1 \int_0^{\frac{3}{4}x_1} 4x_1 x_2 dx_2 dx_1 = 1 - 4 \int_0^1 \left[\frac{1}{2} x_1 x_2^2 \right]_0^{\frac{3}{4}x_1} dx_1 \\
 &= 1 - 4 \int_0^1 \frac{9}{32} x_1^3 dx_1 = 1 - \frac{9}{8} \left[\frac{1}{4} x_1^4 \right]_0^1 = 1 - \frac{9}{32} = \frac{23}{32}
 \end{aligned}$$

(2) 標本数 n が大きい場合、近似的に $Z = \frac{\hat{p} - p}{\sqrt{\frac{pq}{n}}}$ ($q = 1 - p$) は標準正規分布に従

うので、 $P\left(|Z| < u\left(\frac{0.01}{2}\right)\right) = 0.99$ より $P\left(|\hat{p} - p| < 2.576 \times \sqrt{\frac{pq}{n}}\right) = 0.99$ が満たされる。

また、(条件) より $P(|\hat{p} - p| < 0.02) \geq 0.99$ でなければいけないから、

$2.576 \times \sqrt{\frac{pq}{n}} \leq 0.02$ であるので、 $n \geq \left(\frac{2.576}{0.02}\right)^2 pq$ が成立する。

$pq = p(1-p)$ は $0.8 \leq p \leq 0.9$ では $p = 0.8$ のとき最大値を取るから、

$$n \geq \left(\frac{2.576}{0.02}\right)^2 \times 0.8 \times 0.2 = 2654.3104$$

よって、少なくとも標本は 2,655 個以上必要である。

(3) 題意より有意水準 5% の片側検定であるから、新しい広告の返信率を \hat{p} 、過

去の返信率を p_0 とすれば、 $\frac{\hat{p} - p_0}{\sqrt{\frac{p_0(1-p_0)}{n}}} \geq u(0.05)$ となればよい。

$p_0 = 0.1$, $u(0.05) = 1.645$, $n = 3000$ であるから、 $\frac{\hat{p} - 0.1}{\sqrt{\frac{0.1 \times (1 - 0.1)}{3000}}} \geq 1.645$

よって、 $\hat{p} \geq 1.645 \times \sqrt{\frac{0.1 \times 0.9}{3000}} + 0.1$

従って、必要な返信数は、

$$3000 \times \hat{p} \geq 3000 \times \left(1.645 \times \sqrt{\frac{0.1 \times 0.9}{3000}} + 0.1\right) = 327.030 \dots \rightarrow 328 \text{ 通以上}$$

(4) 前半：品種 A, B の母集団発芽率を p_1, p_2 、標本数を n_1, n_2 、標本発芽率を

\hat{p}_1, \hat{p}_2 とすると、信頼係数 95% の $p_1 - p_2$ の信頼区間 $(\hat{\delta}_L, \hat{\delta}_U)$ は、

$$\hat{\delta}_L = \hat{p}_1 - \hat{p}_2 - u\left(\frac{0.05}{2}\right) \sqrt{\frac{\hat{p}_1(1-\hat{p}_1)}{n_1} + \frac{\hat{p}_2(1-\hat{p}_2)}{n_2}}$$

$$\hat{\delta}_U = \hat{p}_1 - \hat{p}_2 + u\left(\frac{0.05}{2}\right) \sqrt{\frac{\hat{p}_1(1-\hat{p}_1)}{n_1} + \frac{\hat{p}_2(1-\hat{p}_2)}{n_2}}$$

となる。

$$n_1 = 100, n_2 = 150, \hat{p}_1 = \frac{85}{100} = 0.85, \hat{p}_2 = \frac{141}{150} = 0.94, u(0.025) = 1.960 \text{ より、}$$

$$\hat{\delta}_L = 0.85 - 0.94 - 1.960 \times \sqrt{\frac{0.85 \times (1-0.85)}{100} + \frac{0.94 \times (1-0.94)}{150}} = -0.1696396\dots$$

$$\hat{\delta}_U = 0.85 - 0.94 + 1.960 \times \sqrt{\frac{0.85 \times (1-0.85)}{100} + \frac{0.94 \times (1-0.94)}{150}} = -0.0103603\dots$$

→求める信頼区間は(-0.170, -0.010)

後半：品種Cの標本数をn、標本発芽率を \hat{p} とすると、 $k = n\hat{p} = 4 < 5$ であるので、

精密法を適用する。この場合、信頼係数90%の信頼区間(\hat{p}_L, \hat{p}_U)は、

$$\hat{p}_L = \frac{n_2}{n_1 F_{n_2}^{n_1}\left(\frac{0.10}{2}\right) + n_2}$$

$$\hat{p}_U = \frac{m_2 F_{m_2}^{m_1}\left(\frac{0.10}{2}\right)}{m_1 F_{m_2}^{m_1}\left(\frac{0.10}{2}\right) + m_2}$$

となる。

ここで、

$$n_1 = 2(n - k + 1) = 20, n_2 = 2k = 8$$

$$m_1 = 2(k + 1) = 10, m_2 = 2(n - k) = 18$$

である。

$$F_{n_2}^{n_1}(0.05) = F_8^{20}(0.05) = 3.15, F_{m_2}^{m_1}(0.05) = F_{18}^{10}(0.05) = 2.41 \text{ より、}$$

$$\hat{p}_L = \frac{8}{20 \times 3.15 + 8} = 0.11267\dots$$

$$\hat{p}_U = \frac{10 \times 2.41}{10 \times 2.41 + 18} = 0.57244\dots$$

→求める信頼区間は(0.11,0.57)

(5) 求める回帰式を $y - \bar{y} = \beta(x - \bar{x})$ とすると、 $\bar{x} = \frac{713}{8} = 89.125$, $\bar{y} = \frac{710}{8} = 88.75$ で

$$\text{あり、} \beta = \frac{\sum_{i=1}^8 x_i y_i - n\bar{x} \cdot \bar{y}}{\sum_{i=1}^8 x_i^2 - n\bar{x}^2} = \frac{63203 - 8 \times 89.125 \times 88.75}{63699 - 8 \times 89.125^2} = \frac{-75.75}{152.875}$$

従って、求める回帰式は $y - 88.75 = \left(\frac{-75.75}{152.875}\right)(x - 89.125)$ より、

$$y = -0.5x + 132.9$$

(6) 第 i 層の要素を $(x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,N_i})$ とすれば、

$$\begin{aligned} \sigma^2 &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^k \left\{ \sum_{j=1}^{N_i} (x_{i,j} - m)^2 \right\} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^k N_i \frac{\sum_{j=1}^{N_i} (x_{i,j} - m)^2}{N_i} \\ &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^k N_i \frac{\sum_{j=1}^{N_i} \left\{ (x_{i,j} - m_i)^2 + (m_i - m)^2 + 2(x_{i,j} - m_i)(m_i - m) \right\}}{N_i} \\ &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^k N_i \left\{ \sigma_i^2 + (m_i - m)^2 \right\} = \sum_{i=1}^k \frac{N_i}{N} \left\{ \sigma_i^2 + (m_i - m)^2 \right\} \end{aligned}$$

2.

(1) 6回の分析結果の平均 \bar{x} 、分散 s_x^2 は、分析値を x_1, x_2, \dots, x_6 とおくと、

$$\bar{x} = \frac{1}{6} \sum_{i=1}^6 x_i = 94.5, \quad s_x^2 = \frac{1}{6} \sum_{i=1}^6 x_i^2 - \bar{x}^2 = 2.916$$

ここで、 $\bar{x} < 96$ であるので、帰無仮説 $H_0: \mu = (96\% = \mu_0)$ を対立仮説 $H_1: \mu < \mu_0$

に対して検定する。母分散が未知であるので、t-検定（片側検定）を行なう。

今、 $t_{n-1}(0.05) = t_4(0.05) = 2.015$ であるから、

$$\mu_0 - t_{n-1}(0.05) \cdot \frac{s_x}{\sqrt{n-1}} = 96 - 2.015 \times \sqrt{\frac{2.916}{5}} = 94.46 < 94.5 = \bar{x}$$

よって、 H_0 は棄却されないので、含有率は96%未満であるとは認められず、96%以上であることを否定することはできない。

(2) 帰無仮説 $H_0: \mu = 96\%(= \mu_0)$ （または $\mu \geq 96\%$ ）、対立仮説 $H_1: \mu < \mu_0$ とし

て、n回の分析による分析値の平均値 \bar{x} について、 H_0 の下では、分散 σ^2 が既

知の場合、標本変量平均 \bar{X} は $N\left(\mu_0, \frac{\sigma^2}{n}\right)$ に従う。

したがって、

$$\bar{x} < \mu_0 - u(\varepsilon) \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \text{ のとき } H_0 \text{ を棄却し、}$$

$$\bar{x} > \mu_0 - u(\varepsilon) \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \text{ のとき } H_0 \text{ を採択する}$$

ようにすればよい。

ここで、 $\mu_0 = 96\%$ の原料の合格の確率が95%であることより、危険率 $\varepsilon = 1 - 0.95 = 0.05$ である。

また、含有率94%の原料の合格する確率は $1 - 0.90 = 0.10$ であるから、このとき

$$P\left(\bar{X} > \mu_0 - u(\varepsilon) \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) = 0.10, \quad \varepsilon = 0.05$$

とならなければならない。

ここで、 \bar{X} の分布は平均 $\mu = 94\%$ 、標準偏差 σ/\sqrt{n} の正規分布にしたがっている

るので、これを標準化して、 $U = \frac{\bar{X} - 94}{\sigma/\sqrt{n}}$ とおけば、上式は

$$P\left(\frac{\bar{X} - 94}{\sigma/\sqrt{n}} > \frac{\mu_0 - 94 - u(\varepsilon) \cdot \sigma/\sqrt{n}}{\sigma/\sqrt{n}}\right) = 0.10, \quad \varepsilon = 0.05$$

となる。これから n を定めればよいから、

$$u(0.10) = \frac{\mu_0 - 94 - u(0.05) \cdot \sigma / \sqrt{n}}{\sigma / \sqrt{n}} = \frac{\mu_0 - 94}{\sigma / \sqrt{n}} - u(0.05)$$

を解けばよい。 $\mu_0 = 96$, $\sigma = 2.0$ を代入すれば、

$$n = \left(\frac{u(0.10) + u(0.05)}{\mu_0 - 94} \right)^2 \cdot \sigma^2 = \left(\frac{1.282 + 1.645}{96 - 94} \right)^2 \times 2.0^2 = 8.567 \dots$$

よって、9回分析を行い、その分析値の平均が、

$$\mu_0 - u(0.05) \cdot \sigma / \sqrt{n} = 96 - 1.645 \cdot \frac{2.0}{\sqrt{9}} = 94.90 \dots (\%) \text{ 以下のとき不合格とすればよい。}$$

3.

(1) 確率変数 Y の分布関数を $G(y)$ とする。

$$0 \leq y \leq \theta \text{ のとき、 } G(y) = P(Y \leq y) = \left(\frac{y}{\theta} \right)^n$$

$$\text{よって、確率密度関数 } g(y) \text{ は } g(y) = G'(y) = \frac{n}{\theta^n} y^{n-1}$$

また、 $y > \theta$ のとき $G(y) = 1$ 、 $y < 0$ のとき $G(y) = 0$ であるから、 $y < 0$, $\theta < y$ では $g(y) = 0$ 。

したがって、

$$\begin{aligned} E\{(aY - \theta)^2\} &= \int_0^\theta (ay - \theta)^2 \frac{n}{\theta^n} y^{n-1} dy \\ &= \int_0^\theta (a^2 y^2 - 2ay\theta + \theta^2) \frac{n}{\theta^n} y^{n-1} dy \\ &= \int_0^\theta \left(\frac{a^2 n}{\theta^n} y^{n+1} - \frac{2an}{\theta^{n-1}} y^n + \frac{n}{\theta^{n-2}} y^{n-1} \right) dy \\ &= \left[\frac{1}{n+2} \cdot \frac{a^2 n}{\theta^n} y^{n+2} - \frac{1}{n+1} \cdot \frac{2an}{\theta^{n-1}} y^{n+1} + \frac{1}{n} \cdot \frac{n}{\theta^{n-2}} y^n \right]_0^\theta \\ &= \frac{a^2 n}{\theta^n} \cdot \frac{\theta^{n+2}}{n+2} - \frac{2an\theta^2}{n+1} + \theta^2 \end{aligned}$$

$$= \theta^2 \left(\frac{n}{n+2} a^2 - \frac{2n}{n+1} a + 1 \right)$$

(2) まず、 a を動かしたとき、 $E\{(aY - \theta)^2\}$ の最小値を与える $a (= a^*)$ を求める。

(1) より、

$$\begin{aligned} E\{(aY - \theta)^2\} &= \theta^2 \left(\frac{n}{n+2} a^2 - \frac{2n}{n+1} a + 1 \right) \\ &= \theta^2 \frac{n}{n+2} \left(a^2 - 2 \frac{n+2}{n+1} a + \frac{n+2}{n} \right) \\ &= \theta^2 \frac{n}{n+2} \left\{ \left(a - \frac{n+2}{n+1} \right)^2 + \frac{n+2}{n} - \left(\frac{n+2}{n+1} \right)^2 \right\} \\ &= \theta^2 \frac{n}{n+2} \left\{ \left(a - \frac{n+2}{n+1} \right)^2 + \frac{n+2}{n(n+1)^2} \right\} \\ &= \theta^2 \frac{n}{n+2} \left(a - \frac{n+2}{n+1} \right)^2 + \left(\frac{\theta}{n+1} \right)^2 \end{aligned}$$

よって、 $a^* = \frac{n+2}{n+1}$ 、そのときの最小値は $\left(\frac{\theta}{n+1} \right)^2$

したがって、 $E\{(\delta_1(X) - \theta)^2\} = E\{(a^*Y - \theta)^2\} = \left(\frac{\theta}{n+1} \right)^2$

$$\text{一方、} E(\delta_2(X)) = E\left(\frac{2}{n} \sum_{i=1}^n X_i \right) = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i) = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\theta}{2} = \theta$$

($\because X_i$ は $[0, \theta]$ 上の一様分布に従うから $E(X_i) = \frac{\theta}{2}$)

よって、

$$\begin{aligned}
E\{(\delta_2(X) - \theta)^2\} &= E\left[\{\delta_2(X) - E(\delta_2(X))\}^2\right] \\
&= V(\delta_2(X)) \\
&= V\left(\frac{2}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) \\
&= \frac{4}{n^2} \sum_{i=1}^n V(X_i) \quad (\because X_1, X_2, \dots, X_n \text{は互いに独立}) \\
&= \frac{4}{n^2} \sum_{i=1}^n \frac{\theta^2}{12} \quad \left(\because X_i \text{は}[0, \theta] \text{上の一様分布に従うから } V(X_i) = \frac{\theta^2}{12}\right) \\
&= \frac{\theta^2}{3n}
\end{aligned}$$

したがって、

$$\begin{aligned}
E\{(\delta_2(X) - \theta)^2\} - E\{(\delta_1(X) - \theta)^2\} &= \frac{\theta^2}{3n} - \left(\frac{\theta}{n+1}\right)^2 = \frac{\theta^2}{3n(n+1)^2} (n^2 - n + 1) \\
&= \frac{\theta^2}{3n(n+1)^2} \left\{ \left(n - \frac{1}{2}\right)^2 + \frac{3}{4} \right\} > 0
\end{aligned}$$

$$\therefore E\{(\delta_1(X) - \theta)^2\} < E\{(\delta_2(X) - \theta)^2\}$$

したがって、 $\delta_1(X)$ の方が $\delta_2(X)$ より良い推定量である。

4.

(1) $m = \mu_A - \mu_B$ より $\mu_A = m + \mu_B$

このとき、 m, μ_B の尤度関数 $L(m, \mu_B)$ は次のとおりとなる。

$$\begin{aligned}
L(m, \mu_B) &= (2\pi\sigma_A^2)^{-\frac{n_A}{2}} \cdot (2\pi\sigma_B^2)^{-\frac{n_B}{2}} \\
&\quad \times \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_A^2} \sum_{i=1}^{n_A} (X_i - m - \mu_B)^2 - \frac{1}{2\sigma_B^2} \sum_{i=1}^{n_B} (Y_i - \mu_B)^2\right\}
\end{aligned}$$

ここで、 m の最尤推定量を求めるために、この尤度関数を最大にする m, μ_B を求める。

そこで、

$$\frac{\partial}{\partial m} \log L(m, \mu_B) = 0 \cdots (a)$$

$$\frac{\partial}{\partial \mu_B} \log L(m, \mu_B) = 0 \cdots (b)$$

を解くことを考える。

$$(a) \text{より、} \frac{1}{\sigma_A^2} \sum_{i=1}^{n_A} (X_i - m - \mu_B) = 0 \cdots (a)'$$

$$(b) \text{より、} \frac{1}{\sigma_A^2} \sum_{i=1}^{n_A} (X_i - m - \mu_B) + \frac{1}{\sigma_B^2} \sum_{i=1}^{n_B} (Y_i - \mu_B) = 0 \cdots (b)'$$

$$(b)' - (a)' \text{より、} \frac{1}{\sigma_B^2} \sum_{i=1}^{n_B} (Y_i - \mu_B) = 0$$

$$\text{よって、} \mu_B = \frac{1}{n_B} \sum_{i=1}^{n_B} Y_i = \bar{Y}$$

$$\text{これを (a)' に代入して、求める } m \text{ の最尤推定量は } m = \frac{1}{n_A} \sum_{i=1}^{n_A} X_i - \bar{Y} = \bar{X} - \bar{Y}$$

(2) $\sigma_A^2 = \sigma_B^2 = \sigma^2$ として、尤度関数を作ると (簡単のため $s = \sigma^2$ とおく)、

$$L(s, \mu_A, \mu_B) = (2\pi s)^{-\frac{n_A+n_B}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2s} \left(\sum_{i=1}^{n_A} (X_i - \mu_A)^2 + \sum_{i=1}^{n_B} (Y_i - \mu_B)^2 \right) \right\}$$

が得られる。

ここで、 $s (= \sigma^2)$ の最尤推定量を求めるために、この尤度関数の対数を取り、 s で偏微分すると、

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial s} \log L(s, \mu_A, \mu_B) &= \frac{\partial}{\partial s} \left\{ -\frac{n_A + n_B}{2} \log(2\pi s) - \frac{1}{2s} \left(\sum_{i=1}^{n_A} (X_i - \mu_A)^2 + \sum_{i=1}^{n_B} (Y_i - \mu_B)^2 \right) \right\} \\ &= -\frac{n_A + n_B}{2s} + \frac{1}{2s^2} \left(\sum_{i=1}^{n_A} (X_i - \mu_A)^2 + \sum_{i=1}^{n_B} (Y_i - \mu_B)^2 \right) \end{aligned}$$

を得る。

そこで、 $\frac{\partial}{\partial s} \log L(s, \mu_A, \mu_B) = 0$ において s を求めると、

$$s = \frac{1}{n_A + n_B} \left\{ \sum_{i=1}^{n_A} (X_i - \mu_A)^2 + \sum_{i=1}^{n_B} (Y_i - \mu_B)^2 \right\}$$

また、 μ_A, μ_B の最尤推定量は、

$$\frac{\partial}{\partial \mu_A} \log L(s, \mu_A, \mu_B) = 0, \quad \frac{\partial}{\partial \mu_B} \log L(s, \mu_A, \mu_B) = 0 \text{ を解くことにより}$$

$\mu_A = \bar{X}, \mu_B = \bar{Y}$ となるので、求める最尤推定量 σ_L^2 は

$$\sigma_L^2 = \frac{1}{n_A + n_B} \left\{ \sum_{i=1}^{n_A} (X_i - \bar{X})^2 + \sum_{i=1}^{n_B} (Y_i - \bar{Y})^2 \right\} \text{ により与えられる。}$$

次に、 $s_A^2 = \sum_{i=1}^{n_A} (X_i - \bar{X})^2, s_B^2 = \sum_{i=1}^{n_B} (Y_i - \bar{Y})^2$ とおくと、 $\frac{s_A^2}{\sigma^2}, \frac{s_B^2}{\sigma^2}$ はそれぞれ自由

度 $n_A - 1, n_B - 1$ の χ^2 分布に従うので、 $E\left(\frac{s_A^2}{\sigma^2}\right) = n_A - 1, E\left(\frac{s_B^2}{\sigma^2}\right) = n_B - 1$ である。

よって、 $E(s_A^2) = \sigma^2(n_A - 1), E(s_B^2) = \sigma^2(n_B - 1)$ となる。

一方、 $\sigma_L^2 = \frac{1}{n_A + n_B} (s_A^2 + s_B^2)$ だから、

$$E(\sigma_L^2) = \frac{1}{n_A + n_B} \left\{ \sigma^2(n_A - 1) + \sigma^2(n_B - 1) \right\} = \frac{n_A + n_B - 2}{n_A + n_B} \sigma^2 \text{ である。}$$

したがって、 $E(k \cdot \sigma_L^2) = \sigma^2$ が成り立つための k は $k = \frac{n_A + n_B}{n_A + n_B - 2}$ で与えられる。