最終更新日: 2020 年 2 月 9 日

「スッキリわかる確率統計」(初版第 3 刷) 正誤表

	誤	正
p.10, 定義 1.4	観測値や階級値のように，ある特性を表す数値のことを**変量**と呼ぶ．	交通事故件数や騒音レベルのように，調査・観測対象の特性を数量で表したものを**変量**と呼ぶ．
p.28, 第 1 段落	さて，平均偏差では，観測値と平均値との距離を考えましたが，絶対値の計算というのは変数が正か負かを判定する条件判断処理が入るので，意外に計算するのは面倒です．また，コンピューターで高速に計算する場合には，条件処理判断はなるべく入れるべきではありません．条件判断処理というのは，コンピューターの処理上，コストが高いのです．そこで，偏差の絶対値を求めるのではなく，2 乗して符号をなくすことにします．	さて，平均偏差では，観測値と平均値との距離を考えましたが，絶対値の計算というのは変数が正か負かを判定する条件判断処理が入ります．実は，コンピューターでは，条件判断処理の計算コストは高く，結果として，変数の正負を判断するよりも，変数を 2 乗する方がかなり速く計算できます． そこで，偏差の絶対値を求めるのではなく，偏差の 2 乗を求めることにします．
p.35, 注意 1.6.2	定理 1.2 と系 1.2 は $$分散 = 変量の 2 乗平均 − 平均の 2 乗$$ を意味しています．なお，コンピューターで分散を求めるときは，定義 1.17 を用いるよりは，定理 1.2 と系 1.2 を用いたほうがよいでしょう．そのほうが丸め誤差や桁落ちの影響を減らすことができます．	定理 1.2 と系 1.2 は「分散 = 変量の 2 乗平均 − 平均の 2 乗」を意味しています．なお，コンピューターで分散を求めるときは，定理 1.1 より，観測値から平均を引いても分散は変わらないことを利用し，平均を 0 にした上で，定理 1.2 や系 1.2 を用いたほうがよいでしょう．そのほうが丸め誤差や桁落ちの影響を減らすことができます[13)]．例えば，小さな数 ε_i に対して，$x_i = \bar{x}+\varepsilon_i$ となっているとき，定義 1.17 より $\sigma_1^2 = \dfrac{1}{N}\displaystyle\sum_{i=1}^{N}(\bar{x}+\varepsilon_i-\bar{x})^2 = \dfrac{1}{N}\displaystyle\sum_{i=1}^{N}\varepsilon_i^2$ となります．一方，定理 1.2 より $\sigma_2^2 = \dfrac{1}{N}\displaystyle\sum_{i=1}^{N}(\bar{x}+\varepsilon_i)^2-\bar{x}^2 = \dfrac{1}{N}\displaystyle\sum_{i=1}^{N}(2\bar{x}\varepsilon_i+\varepsilon_i^2)$ となります．本来は，$\sigma_1^2 = \sigma_2^2$ ですが，$\bar{x}\varepsilon_i \geq 0$ のときは $\sigma_2^2 \geq \sigma_1^2$ となってしまいます．しかし，$\bar{x} = 0$ としておけば，このようなことは起こりません．

	誤	正
p.44, 第 1 行．表現を変更．	さて，相関係数 r_{xy} が最大値 1 をとるのは，(1.9) より $\sigma_x = x_i - \bar{x}$ かつ $\sigma_y = y_i - \bar{y}$ となるときです．このとき， $\begin{aligned} \frac{\sigma_y}{\sigma_x} = \frac{y_i - \bar{y}}{x_i - \bar{x}} &\iff \frac{\sigma_y}{\sigma_x}(x_i - \bar{x}) = \frac{y_i - \bar{y}}{x_i - \bar{x}}(x_i - \bar{x}) \\ &\iff \frac{\sigma_y}{\sigma_x}(x_i - \bar{x}) = y_i - \bar{y} \iff y_i = \frac{\sigma_y}{\sigma_x}(x_i - \bar{x}) + \bar{y} \end{aligned}$ となります．したがって，すべての観測値 (x_i, y_i) が直線 $y = \frac{\sigma_y}{\sigma_x}(x - \bar{x}) + \bar{y}$ 上にあるとき，$r_{xy} = 1$ となります．	さて，すべての観測値 (x_i, y_i) が直線 $y = \frac{\sigma_y}{\sigma_x}(x - \bar{x}) + \bar{y}$ 上にあるとしましょう．このとき，$y_i = \frac{\sigma_y}{\sigma_x}(x_i - \bar{x}) + \bar{y}$ より，$\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma_x} = \frac{y_i - \bar{y}}{\sigma_y}$ が成り立つので，(1.9) より $r_{xy} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma_x}\frac{y_i - \bar{y}}{\sigma_y} = \frac{1}{N} \cdot \frac{1}{\sigma_x^2}\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})^2 = \frac{1}{N\sigma_x^2} \cdot N\sigma_x^2 = 1$ となります．
p.49, 補題 1.1 の証明	また，$Q_a = Q_b = 0$ より， $\begin{bmatrix} 2z_1 & z_3 \\ z_3 & 2z_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -z_4 \\ -z_5 \end{bmatrix}$	また，$Q_a = Q_b = 0$ より， $\begin{bmatrix} 2z_1 & z_3 \\ z_3 & 2z_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -z_4 \\ -z_5 \end{bmatrix}$
p.50，説明を追加．「残差」という用語を導入．	$\begin{aligned} \frac{\partial Q}{\partial a} &= \sum_{i=1}^{N} \frac{\partial}{\partial a}(y_i - ax_i - b)^2 = -2\sum_{i=1}^{N} x_i(y_i - ax_i - b) = 0 \\ \frac{\partial Q}{\partial b} &= \sum_{i=1}^{N} \frac{\partial}{\partial b}(y_i - ax_i - b)^2 = -2\sum_{i=1}^{N}(y_i - ax_i - b) = 0 \end{aligned}$ を得ます．これより，	$\begin{aligned} \frac{\partial Q}{\partial a} &= \sum_{i=1}^{N} \frac{\partial}{\partial a}(y_i - ax_i - b)^2 = -2\sum_{i=1}^{N} x_i(y_i - ax_i - b) = 0 \\ \frac{\partial Q}{\partial b} &= \sum_{i=1}^{N} \frac{\partial}{\partial b}(y_i - ax_i - b)^2 = -2\sum_{i=1}^{N}(y_i - ax_i - b) = 0 \end{aligned}$ を得ます．後半の式は，**残差** $y_i - (ax_i + b)$ の合計は 0 であることを意味します． これより，

	誤	正
p.54, §1.7.5	(1.10) は，相関係数 r を用いて，	相関係数 r_{xy} を r と表したとき，(1.10) は
p.55 の冒頭	まず，(1.15) より $y_i - \bar{y} = a(x_i - \bar{x})$ となるので， $$\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) = a\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})^2, \tag{1.20}$$ $$\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y} - a(x_i - \bar{x})) = \sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x}) \cdot 0 = 0 \tag{1.21}$$ が成り立つ．また，(1.14) より	まず，(1.17) より，$a = \frac{\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})^2}$ となるので， $$\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) = a\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})^2, \tag{1.20}$$ $$\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y} - a(x_i - \bar{x})) = \sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) - \sum_{i=1}^{N}a(x_i - \bar{x})^2 = 0 \tag{1.21}$$ が成り立つ．また，(1.14) より
p.55, 下から 2 行目．間違いではないが式の説明を追加．	$$\sum_{i=1}^{N}(\hat{y}_i - \bar{y})^2 = a^2\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})^2 = a\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$$ $$= r\frac{\sigma_y}{\sigma_x}N \cdot \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) = r\frac{\sigma_y}{\sigma_x}N\sigma_{xy} = r\frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x\sigma_y}\sigma_y^2N = r^2\sum_{i=1}^{N}(y_i - \bar{y})^2$$ となるので，これと (1.23) より， $$\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^{N}(y_i - \bar{y})^2 - \sum_{i=1}^{N}(\hat{y}_i - \bar{y})^2 = (1 - r^2)\sum_{i=1}^{N}(y_i - \bar{y})^2$$ を得る．	$$\sum_{i=1}^{N}(\hat{y}_i - \bar{y})^2 = a^2\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})^2 = a\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$$ $$= r\frac{\sigma_y}{\sigma_x}N \cdot \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) = r\frac{\sigma_y}{\sigma_x}N\sigma_{xy} = r\frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x\sigma_y}\sigma_y^2N = r^2\sum_{i=1}^{N}(y_i - \bar{y})^2$$ となるので，これと (1.23) より， $$\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^{N}(y_i - \bar{y})^2 - \sum_{i=1}^{N}(\hat{y}_i - \bar{y})^2 = (1 - r^2)\sum_{i=1}^{N}(y_i - \bar{y})^2$$ を得る．なお，$r^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N}(\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^{N}(y_i - \bar{y})^2} = \frac{\text{理論値の変動}}{\text{観測値の変動}}$ も分かる．

	誤	正
p.65	実験や観測を行うとき，起こりうるすべての結果からなる集合を**標本空間**といい，これを Ω や U で表すことが多い．また，標本空間 Ω の中の各結果を**根元事象**という．	実験や観測を行うとき，起こりうるすべての結果からなる集合を**標本空間**といい，これを Ω や U で表すことが多い．また，標本空間 Ω 内の各結果の一つだけを含む集合を**根元事象**という．
p.65, 定義 2.3 の後	例えば，サイコロを投げるときに出る目の標本空間は $\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ で，それぞれの値 1,2,3,4,5,6 が根元事象です．	例えば，サイコロを投げるときに出る目の標本空間は $\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ で，$\{1\}, \{2\}, \{3\}, \{4\}, \{5\}, \{6\}$ が根元事象です．なお，根元事象を試行によって起こりうる各結果とする考え方もあります．この考えの場合，根元事象は，1, 2, 3, 4, 5, 6 です．
p.65, 例 2.1	1 つのコインを 3 回投げるという試行によってできる標本空間 Ω の根元事象をすべて書け．	1 つのコインを 3 回投げるという試行によってできる標本空間 Ω およびその根元事象をすべて書け．
p.65, 例 2.1 の解答	表を 1，裏を 0 として表すと，標本空間 Ω は次の 8 個の根元事象からなる． $\Omega = \{(1, 1, 1), (1, 1, 0), (1, 0, 1), (1, 0, 0), (0, 1, 1), (0, 1, 0), (0, 0, 1), (0, 0, 0)\}$	表を 1，裏を 0 として表すと，根元事象は，$\{(1, 1, 1)\}, \{(1, 1, 0)\}, \{(1, 0, 1)\}, \{(1, 0, 0)\}, \{(0, 1, 1)\}, \{(0, 1, 0)\}, \{(0, 0, 1)\}, \{(0, 0, 0)\}$ の 8 つである．また，標本空間は，以下の通りである． $\Omega = \{(1, 1, 1), (1, 1, 0), (1, 0, 1), (1, 0, 0), (0, 1, 1), (0, 1, 0), (0, 0, 1), (0, 0, 0)\}$
p.75, 第 1 段落	今の場合，標本空間は $\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ で，X は Ω 上の値をとる関数あるいは変数と考えられます．	今の場合，標本空間は $\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ で，X は Ω 上の値をとる関数あるいは変数と考えられます．より具体的には，Ω を定義域とする関数を $X = X(\omega)$ と表したとき，$X(\omega) = \omega$ と考えられます．サイコロの目の 2 倍を考えるなら，$X(\omega) = 2\omega$ とします．
p.75, 中程	という事象が同様に確からしいとすると，X が $30 \leq X < 90$ という値をとる確率は，区間幅 $90 - 30 = 60$ に比例することになります．よって，X が $a \leq X < b$ という値をとる確率を $P(a \leq X < b)$ と表せば， $$P(30 \leq X < 90) = \frac{60}{360} = \frac{1}{6}$$ となります．この場合，標本空間は $\Omega = \{x \mid 0 < x \leq 360\}$ で，先の例と同様，X は Ω 上の値をとる関数あるいは変数と考えられます． 以上のように，$X = k$ となる確率 $P(X = k)$ や $a \leq X < b$ となる確率 $P(a \leq X < b)$ が定まっている変数 X を**確率変数**といいます．確率変数は，標本空間上の実数値関数ともいえます．	という事象が同様に確からしいとすると，X が $30 < X \leq 90$ という値をとる確率は，区間幅 $90 - 30 = 60$ に比例することになります．よって，X が $a < X \leq b$ という値をとる確率を $P(a < X \leq b)$ と表せば， $$P(30 < X \leq 90) = \frac{60}{360} = \frac{1}{6}$$ となります．この場合，標本空間は $\Omega = \{x \mid 0 < x \leq 360\}$ で，先の例と同様，X は Ω 上の値をとる関数あるいは変数と考えられます． 以上のように，$X = k$ となる確率 $P(X = k)$ や $a < X \leq b$ となる確率 $P(a < X \leq b)$ が定まっている変数 X を**確率変数**といいます．より一般には，確率変数とは，標本空間 Ω 上のそれぞれの元に対して実数値を対応させる関数，つまり，標本空間上の実数値関数ともいえます．

	誤	正
p.76, 例 2.6	このとき，標本空間 Ω と $1 \leq X < 4$ における確率を求めよ．	このとき，標本空間 Ω と $1 < X \leq 4$ における確率を求めよ．
p.77, 例 2.6 の解答	また，$1 \leq X < 4$ における確率は， $$P(1 \leq X < 4) = \frac{4-1}{10} = \frac{3}{10}$$	また，$1 < X \leq 4$ における確率は， $$P(1 < X \leq 4) = \frac{4-1}{10} = \frac{3}{10}$$
p.80, 定義 2.12 の後	要は，**確率分布**というのは，確率関数と確率密度関数の総称です．(図 2.5)	要は，**確率分布**とは，確率変数 X のとり得る値とそれらの確率との対応関係であり，X と確率密度関数 $f(x)$ の対応関係が (連続型の) 確率分布です (図 2.5)．
p.81, 例 2.9 の解答	まず， $$P(a \leq Y \leq b) = \int_a^b g(y)dy \tag{2.7}$$ に注意する．次に，$x = \psi(y)$ は微分可能で，$dx = \psi'(y)dy$ であることに注意すれば， $$P(a \leq Y \leq b) = P(\psi(a) \leq X \leq \psi(b)) = \int_{\psi(a)}^{\psi(b)} f(x)dx = \int_a^b f(\psi(y))\psi'(y)dy \tag{2.8}$$ を得る．したがって，(2.7) と (2.8) より，	まず，任意の $a, b (a \leq b)$ に対して，次式が成立することに注意する． $$P(a \leq Y \leq b) = \int_a^b g(y)dy \tag{2.7}$$ ~~に注意する．~~次に，$x = \psi(y)$ は微分可能で，$dx = \psi'(y)dy$ であることに注意すれば， $$P(a \leq Y \leq b) = P(\psi(a) \leq X \leq \psi(b)) = \int_{\psi(a)}^{\psi(b)} f(x)dx = \int_a^b f(\psi(y))\psi'(y)dy \tag{2.8}$$ を得る．したがって，任意の $a, b (a \leq b)$ に対して，(2.7) と (2.8) が成り立つので，

	誤	正
p.83, 演習 2.16	確率変数 X の確率密度関数を $f(x)$ とするとき，$Y = cX + d(c > 0)$ の確率密度関数は， $$g(y) = \frac{1}{c} f\left(\frac{y-d}{c}\right)$$ であることを示せ．	確率変数 X の確率密度関数を $f(x)$ とするとき，$Y = cX + d(c \neq 0)$ の確率密度関数は， $$g(y) = \frac{1}{\lvert c \rvert} f\left(\frac{y-d}{c}\right)$$ であることを示せ．
p.105，例 3.2 の解答，$\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} K dxdy$ を削除	$$\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} f(x,y)dxdy = \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} K dxdy$$ $$= \int_0^1 \int_0^{1-y} K dxdy = K \int_0^1 \Big[x\Big]_0^{1-y} dy$$	$$\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} f(x,y)dxdy \cancel{= \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} K dxdy}$$ $$= \int_0^1 \int_0^{1-y} K dxdy = K \int_0^1 \Big[x\Big]_0^{1-y} dy$$
p.106, 定理 3.1 の証明	例えば，拙著 [10] の定理 6.9 より， (途中省略) 一方， $$P(a \le U \le b, c \le V \le d) = \int_a^b \int_c^d g(u,v)dudv$$ (途中省略) となり，定理の主張を得る．	例えば，拙著 [10] の定理 6.9 より，任意の $a, b(a \le b)$ および $c, d(c \le d)$ に対して， (途中省略) 一方， $$P(a \le U \le b, c \le V \le d) = \int_c^d \int_a^b g(u,v)dudv$$ (途中省略) となる．ゆえに，任意の $a, b(a \le b)$ および $c, d(c \le d)$ に対して $\int_c^d \int_a^b g(u,v)dudv = \int_c^d \int_a^b f(\phi_1(u,v), \phi_2(u,v)) \left\lvert \frac{\partial(x,y)}{\partial(u,v)} \right\rvert dudv$ が成立するので， 定理の主張を得る．

	誤	正
p.130 の下から 3 行目	このことは，例えばサイコロを投げる回数を n 回としたとき，その目が 1 となる確率は $\frac{1}{6}$ に近づいていく，ということを意味します．	このことは，例えばサイコロを投げる回数を n 回とし，その目が 1 となる回数を k としたとき，$\frac{k}{n}$ は $\frac{1}{6}$ に近づいていく，ということを意味します．
p.130，演習問題 3.21 の上	大数の法則は，試行回数 n を増やしたとき，$\frac{k}{n}$ が 1 の目が出る期待値 $E(X_i) = \mu = \frac{1}{6}$ に近づくことを意味しています．	大数の法則は，試行回数 n を増やしたとき，$\frac{k}{n}$ が X_i の期待値 $E(X_i) = \mu = \frac{1}{6}$ に近づくことを意味しています．
p.137, 最後の段落	例えば，順列では (○，×，○，×) と (×，×，○，○) を区別しますが，組合せではこれらを区別しません．	例えば，順列では 3 つの文字 a, b, c の組 (a,b,c) と (b,c,a) を区別しますが，組合せではこれらを区別しません．
p.139, 定義 4.1	また，独立な有限個または無限個の確率変数は，その各々が同じ分布を持つとき，**ベルヌーイ試行列**という．	また，独立な有限個または無限個の確率変数の列 $\{X_n\}$ は，その各々が 2 通りの値（例えば 0 か 1）のみをとり，かつ，同じ分布をもつとき，**ベルヌーイ試行列**という．
p.139 の定義 4.1 の直後	例えば，サイコロを何回も投げるのはベルヌーイ試行です．	例えば，サイコロ投げにおいて，1 の目が出るのを「成功」(1 と見なす)，それ以外の目が出るのを「失敗」(0 と見なす）と考えれば，サイコロ投げはベルヌーイ試行です．
p.142 の定理 4.1 の証明	$E(X_i) = \sum_k x_k p_k = 1 \cdot p + 0 \cdot (1-p) = p$ $V(X_i) = \sum_k (x_k - \mu)^2 = (1-\mu)^2 p + (0-\mu)^2(1-p)$ $= (1-p)^2 p + (-p)^2(1-p) = p(1-p)(1-p+p) = p(1-p)$	$E(X_i) = \sum_k x_k p_k = 1 \cdot p + 0 \cdot (1-p) = p$ $V(X_i) = \sum_k (x_k - \mu)^2 p_k = (1-\mu)^2 p + (0-\mu)^2(1-p)$ $= (1-p)^2 p + (-p)^2(1-p) = p(1-p)(1-p+p) = p(1-p)$

	誤	正
p.146, 定理 4.4	確率変数 X が正規分布 $N(\mu,\sigma^2)$ に従うとき，$Y=cX+d$ は，$N(c\mu+d,c^2\sigma^2)$ に従う．	確率変数 X が正規分布 $N(\mu,\sigma^2)$ に従うとき，$Y=cX+d(c\neq 0)$ は，$N(c\mu+d,c^2\sigma^2)$ に従う．
p.146, 定理 4.4 の証明	$f(x)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$ のとき，例 2.9 あるいは演習問題 2.16 より $Z=cX+d$ の確率密度関数 $g(z)$ は， $\begin{aligned} g(z) &= f\left(\frac{z-d}{c}\right)\left(\frac{z-d}{c}\right)'=\frac{1}{c}\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}e^{-\frac{1}{2\sigma^2}\left(\frac{z-d}{c}-\mu\right)^2}\right) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}(c\sigma)}e^{-\frac{1}{2\sigma^2}\left(\frac{z-(c\mu+d)}{c}\right)^2}=\frac{1}{\sqrt{2\pi}(c\sigma)}e^{-\frac{(z-(c\mu+d))^2}{2(c\sigma)^2}} \end{aligned}$ となる．したがって，Z は $N(c\mu+d,c^2\sigma^2)$ に従う．	$f(x)=\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}(\sigma>0)$ のとき，任意の $a,b(a\leq b)$ に対して，$Y=cX+d$ とおけば，$c>0$ のとき， $\begin{aligned} P(a\leq Y\leq b)=P\left(\frac{a-d}{c}\leq X\leq\frac{b-d}{c}\right) &= \int_{\frac{a-d}{c}}^{\frac{b-d}{c}}\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}dx \\ &= \int_a^b\frac{1}{\sqrt{2\pi(c\sigma)^2}}e^{-\frac{(x-(c\mu+d))^2}{2(c\sigma)^2}}dy \end{aligned}$ $c<0$ のときも同様にして，$-c\sigma>0$ に注意すれば， $P(a\leq Y\leq b)=\int_a^b\frac{1}{\sqrt{2\pi}(-c\sigma)}e^{-\frac{(x-(c\mu+d))^2}{2(c\sigma)^2}}dy=\int_a^b\frac{1}{\sqrt{2\pi(c\sigma)^2}}e^{-\frac{(x-(c\mu+d))^2}{2(c\sigma)^2}}dy$ となる．したがって，Y は $N(c\mu+d,c^2\sigma^2)$ に従う．
p.174, 定義 6.1	これから知りたいと思う集団全体あるいはその集団の特性値を**母集団**といい，	これから知りたいと思う集団全体~~あるいはその集団の特性値~~を**母集団**といい，
p.192, 定理 6.9 の証明	また，$D=\left\{(x,y)\,\middle\|\,a\leq x/\sqrt{y/n}\leq b,y>0\right\}(a<b)$ は $E=\{(z,w)\,\|\,a\leq z\leq b,0\leq w<\infty\}$ に 1 対 1 に対応するので，	また，$D=\left\{(x,y)\,\middle\|\,a\leq x/\sqrt{y/n}\leq b,y>0\right\}(a<b)$ は，上述した変換で $E=\{(z,w)\,\|\,a\leq z\leq b,0\leq w<\infty\}$ へ 1 対 1 にうつるので，
p.216, 定理 7.2 の証明	X_1, X_2, $\ldots$, X_n は互いに独立な正規分布 $N(\mu,\sigma^2)$ に従う確率変数なので，中心極限定理 (定理 6.4) より，	X_1, X_2, $\ldots$, X_n は互いに独立な正規分布 $N(\mu,\sigma^2)$ に従う確率変数なので，系 6.1 より，
p.219, 系 7.1 の前	母集団が正規分布でないときは，定理 7.2 の後半部分と同様に考えれば，次の系を得ます．	母集団が正規分布でないときは，定理 7.2 の後半部分において σ を U で代用すれば，次の系を得ます．
p.219, 系 7.1	$\bar{X}-z\left(\frac{\alpha}{2}\right)\frac{U}{\sqrt{n}}\leq\mu\leq\bar{X}+z\left(\frac{\alpha}{2}\right)\frac{U}{\sqrt{n}}\qquad(7.13)$ となる．ただし，$\bar{X}$ は標本平均で，$z\left(\frac{\alpha}{2}\right)$ は上側 $\frac{\alpha}{2}$ 点である．	$\bar{X}-z\left(\frac{\alpha}{2}\right)\frac{U}{\sqrt{n}}\leq\mu\leq\bar{X}+z\left(\frac{\alpha}{2}\right)\frac{U}{\sqrt{n}}\qquad(7.13)$ で近似できる．ただし，標本サイズ n は十分に大きいとする．また，$\bar{X}$ は標本平均で，$z\left(\frac{\alpha}{2}\right)$ は上側 $\frac{\alpha}{2}$ 点である．

	誤	正
p.228, 冒頭	H_1 主張したい仮定．例えば,「薬が効く」 H_0 否定したい仮定．例えば,「薬が効かない」 そして，何らかの方法によって， • H_0 が否定 $\Longrightarrow$ H_1 は正しい • H_0 が否定されない $\Longrightarrow$ どちらともいえない と結論づけるのです.「主張したい H_1」を直接的に考えるのではなく,「否定したい仮定 H_0」の可否を考えるのは何だかおかしい気がしますが，実はそうでもないのです．例えば,「薬が効く」という事実をたくさん集めてきても，すべての事例を調べたことにはなりませんから，なかなか「薬が効く」とは結論づけられません．しかし,「薬が効かない」と仮定しておいて，この仮定に矛盾する例が 1 つでも見つかれば，背理法の考え方から,「薬が効かない」と仮定したことが間違っていると断言できます.	H_1 主張したい仮定．例えば,「ほとんどの人に薬が効く」 H_0 否定したい仮定．例えば,「ほとんどの人に薬が効かない」 そして，何らかの方法によって， • H_0 が否定 $\Longrightarrow$ H_1 は正しい • H_0 が否定されない $\Longrightarrow$ H_1 が正しいとはいえない (どちらともいえない) と結論づけるのです.「主張したい H_1」を直接的に考えるのではなく,「否定したい仮定 H_0」の成否を考えるのは何だかおかしい気がしますが，実はそうでもないのです．例えば,「薬が効く」という事実をたくさん集めてきても，ほとんどの事例を調べたことにはなりませんから，なかなか「薬が効く」とは結論づけられません．しかし,「薬が効かない」と仮定しておいて，この仮定に矛盾する例が少しでも見つかれば，背理法の考え方から,「薬が効かない」と仮定したことが間違っていると断言できます.

	誤	正
p.228, 下から 6 行目	このときは,「薬が効かない」という仮定は間違っているとはいえない，ということなので，言い換えれば,「薬が効かない」という証拠が見つからなかった，ということです．したがって，結局,「薬が効く」とも「薬が効かない」ともいえない，ということです.	このときは,「薬が効かない」という仮定は間違っているとはいえない，ということなので，言い換えれば,「薬が効かない」という証拠が見つからなかった，つまり,「薬が効く」とは結論づけられない，ということです.したがって，結局,「薬が効く」とも「薬が効かない」ともいえない，ということです.
p.228, 最後の段落	また,「否定する」ことを**棄却**するといい,「正しいとする」ことを**採択**するといいます.	また,「否定する」ことを**棄却**するといい，「棄却しない」，つまり,「否定しない」ことを**採択**するといいます.
p.228, 脚注 2	「帰無仮説」とは，その名の通り，無に帰したい仮説，つまり，捨てたい仮定のことです.	「帰無 (Null)」とは，無に帰する，別の言い方をすれば，結果的に効果や価値がない，くらいの意味である．実際，帰無仮説が採択された場合は，何も判断できず，帰無仮説には効果や価値がなかった，といえる.
p.229, 冒頭 (ここでは訂正部を青字で示す．赤字の部分は赤字で示すことを意味する．)	• 帰無仮説 H_0 が棄却される $\Longrightarrow$ H_1 が採択される • 帰無仮説 H_0 が棄却されない $\Longrightarrow$ H_1 は採択されない となります．帰無仮説 H_0 が棄却されないときは，H_0 であることは否定できない，つまり，H_0 でも H_1 でもない [3] ので「何もいえない」ということに注意してください．この考え方は背理法に似ています.	• 帰無仮説 H_0 が棄却される $\Longrightarrow$ H_1 は正しい • 帰無仮説 H_0 が棄却されない $\Longrightarrow$ H_0 が採択される (H_1 が正しいとは言えない) となります．帰無仮説 H_0 が棄却されないときは，H_0 であることは否定できない，つまり，H_1 が正しいとも，H_0 が間違っているともいえない [3] ので，「判断できない」(判断保留) ということに注意してください．先に述べたように，この考え方は背理法に似ています.

	誤	正
p.229, 6 行目	**背理法** 仮定に矛盾がある $\Longrightarrow$ 仮定を否定 **検定** 帰無仮説は滅多に起こらない $\Longrightarrow$ 帰無仮説を棄却	**背理法** 結論の否定を仮定すると矛盾が生じた $\Longrightarrow$ 仮定が間違い (結論が正しい) **検定** 帰無仮説を仮定すると滅多に起こらないこと (珍事) が起こった $\Longrightarrow$ 帰無仮説を棄却 (対立仮説が正しい)
p.229, 10 行目	最初の例でいえば,「ほとんどの人が」ということに対応します.「ほとんどの人に効く」ということは「効かない人もいる」ということです．一般に統計学では「絶対」とか「100%確実」といった結論は出せないのて，このようにしています．この「滅多に起こらない」という部分がポイントで,「全く起こらない」ということではないことに注意してください．したがって，起こる可能性も秘めているのです.	最初の例でいえば,「ほとんどの人に」という部分に対応します.「ほとんどの人に効く」ということは「効かない人もいる」ということです．一般に統計学では「絶対」とか「100%確実」といった結論は出せないので，このようにしています．この「滅多に起こらない」という部分がポイントで,「全く起こらない」ということではないことに注意してください．したがって，珍事が起こる可能性も秘めているのです.
p.229 の下から 6 行目	**第 2 種の誤り**　実は帰無仮説 H_0 は嘘なのに採択してしまう，誤り	**第 2 種の誤り**　実は帰無仮説 H_0 が正しくないのに採択してしまう，誤り
p.229 の脚注	より正確には，H_0 であることは否定できないし，H_1 であるともいえない，ということです.	検定に利用したデータは，H_0 を棄却する (H_1 を正しいとする) だけの証拠にはならなかったということです．このようなときは，データを増やしたり，データ収集やその方法を変えたりすれば，新たな証拠となるかもしれない，ということです.
p.230 の表 8.1	H_0 を棄却 (H_1 を採択)	H_0 を棄却~~(H_1 を採択)~~
p.230，最後から 2 行目	$(-\infty, a] \cup [b, \infty)$ を**両側検定**といい，	$(-\infty, a] \cup [b, \infty)$ のときを**両側検定**といい，

	誤	正
p.231	(4) **帰無仮説の棄却・採択** 集めたデータに対する T の実現値 t に対して, $t \in W \Longrightarrow$ 有意水準αで H_0を棄却 (H_1を採択) $t \notin W \Longrightarrow$ 有意水準αで H_0を採択 (H_0を棄却しない)	(4) **帰無仮説の棄却・採択** 集めたデータに対する T の実現値 t に対して, $t \in W \Longrightarrow$ 有意水準αで H_0を棄却 (H_1は正しいと判断) $t \notin W \Longrightarrow$ 有意水準αで H_0を採択 (H_1は正しいとはいえないと判断) H_0 が棄却され，H_1 を選択した場合は，第 1 種の誤りが起こる確率 $P(t \in W \mid H_0)$ が α 以下であることが保証されているので，H_1 が成り立っていると積極的に主張できます．一方，H_0 が採択された場合は，第 2 種の誤りが起こる確率 $P(T \notin W \mid H_1)$ については，検証手順において何も触れられていないため，この確率が小さいことは全く保証されていません．したがって，H_0 が採択されたからといって，H_0 が正しいとは積極的に主張できないのです．そのため，H_0 を採択したときには,「判断できない」(判断保留)，あるいは,「H_1 が正しいとはいえない」と結論づけます．
p.232, 例 8.1 の解答の図の前	したがって，帰無仮説 $p = 1/3$ は棄却され，対立仮説 $p < 1/3$ を採用する．	したがって，帰無仮説 $p = 1/3$ は棄却され，対立仮説 $p < 1/3$ が成り立っていると主張してよい．
p.232, 例 8.1 の解答の下から 7 行目	帰無仮説 $p = 1/3$ は棄却され，対立仮説 $p < 1/3$ を採用する．つまり,「3 本に 1 本も当たりはない」と結論づけるので，A さんの予想は正しいと言える．	帰無仮説 $p = 1/3$ は棄却され，対立仮説 $p < 1/3$ が成り立っているとし,「3 本に 1 本も当たりはない」と結論づけるので，A さんの予想は正しいと言える．
p.234, 演習問題		■■■演習問題■■■■■■ と演習問題 8.1 の間の空行を削除.

	誤	正
p.237, 例 8.3 の解答の最後	したがって，H_1 を採択，つまり,「蛍光灯の寿命は 8000 時間ではない」	したがって，対立仮説 H_1 が成り立っているとし，「蛍光灯の寿命は 8000 時間ではない」
p.237, 例 8.4	このとき，この学校の生徒の数学の学力は全国平均よりも良いといえるか？	このとき，この学校の生徒の数学の平均点は全国平均点よりも良いといえるか？
p.238, 例 8.4 の解答	これより，$z \notin W$ となるので，有意水準 5%では帰無仮説 H_0 は棄却されない．したがって，得られたデータからは何もいえない．	これより，$z \notin W$ となるので，有意水準 5%では帰無仮説 H_0 は棄却されない．したがって，この学校の生徒の数学の平均点は全国平均点よりも高いとはいえない．
p.240, 例 8.5 の解答の最後	したがって，得られたデータからは何もいえない．	したがって，太郎君は，不合格になるとはいえない．
p.242, 例 8.6 の解答の最後	したがって，対立仮説 H_1 を採択，つまり,「グループワーク時間には差がある」と結論づける．	したがって，対立仮説 H_1 が成り立っているとし，「グループワーク時間には差がある」と結論づける．
p.244, 例 8.7 の解答の最後	したがって，得られたデータからは何もいえない．	したがって，2 種類の機械の飲料水充填量に差があるとはいえない．
p.248, 例 8.9 の解答の最後	したがって，対立仮説 H_1 を採択，つまり,「新方法によって重さの分散は従来よりも小さくなった」と結論づける．	したがって，対立仮説 H_1 が成り立っているとし，「新方法によって重さの分散は従来よりも小さくなった」と結論づける．
p.251, 例 8.10(1) の解答の最後	したがって，このデータからは何もいえない．	したがって，今年度と昨年度では，得点の分散に差があるとはいえない．
p.251, 例 8.10(2) の解答の最後	したがって，このデータからは何もいえない．	したがって，今年度と昨年度では，平均点に差があるとはいえない．
p.253, 例 8.11 の解答の最後	したがって，対立仮説 H_1 を採択，つまり,「退学率は 5%より大きい」と結論づける．	したがって，対立仮説 H_1 が成り立っているとし，「退学率は 5%より大きい」と結論づける．
p.255, 例 8.12 の解答の最後	したがって，対立仮説 H_1 を採択，つまり,「T 市における支持率は，S 市における支持率よりも 10%以上高い」と結論づける．	したがって，対立仮説 H_1 が成り立っているとし，「T 市における支持率は，S 市における支持率よりも 10%以上高い」と結論づける．
p.257, 例 8.13 の解答	「メンデルの法則に適合していない」，と主張したいので，対立仮説を「$H_1 : P(A_i) = p_i (i = 1, 2, 3, 4)$」とし，帰無仮説を「$H_0$: ある i について $P(A_i) \neq p_i$」とする．	「メンデルの法則に適合していない」，と主張したいので，対立仮説を「H_1 : ある i について $P(A_i) \neq p_i$」とし，帰無仮説を「$H_0 : P(A_i) = p_i (i = 1, 2, 3, 4)$」とする．

	誤	正
p.274, 演習問題 2.16 の解答	$\int_a^b g(y)dy = P(a \leq Y \leq b) = P\left(\frac{a-d}{c} \leq X \leq \frac{b-d}{c}\right) = \int_{\frac{a-d}{c}}^{\frac{b-d}{c}} f(x)dx = \int_a^b \frac{1}{c} f\left(\frac{y-d}{c}\right) dy$	$c > 0$ のとき, $\int_a^b g(y)dy = P(a \leq Y \leq b) = P\left(\frac{a-d}{c} \leq X \leq \frac{b-d}{c}\right) = \int_{\frac{a-d}{c}}^{\frac{b-d}{c}} f(x)dx = \int_a^b \frac{1}{c} f\left(\frac{y-d}{c}\right) dy$. $c < 0$ のときも同様.