

A I 基礎セミナー

第 6 回 数学の基礎（3 回目：統計学）

改訂履歴

日付	担当者	内容
2021/05/08	M. Takeda	Git 公開
2022/04/03	M. Takeda	「(3.2.3) 二項分布」の説明を更新
2022/10/10	M. Takeda	「(3.3.2) 対数正規分布」を追加 「(3.3.4) 連続一様分布」グラフ・リスト差替え
2024/03/03	M. Takeda	「(3.3.5) ベータ分布」、 「(3.3.6) ベータ二項分布（離散型確率分布）」を追加
2024/12/02	M. Takeda	「(3.2) 離散型確率分布」に「同時発生確率」を追加 「(7.2) アンケート手法」を追加

目次

- (1) はじめに
- (2) 基本的な統計指標
 - (2.1) 平均値、中央値、四分位数
 - (2.2) 階級分けと度数分布
 - (2.3) 偏差と分散、標準偏差
 - (2.4) 母集団と標本集団
- (3) 確率変数と確率分布
 - (3.1) 確率変数と確率分布
 - (3.2) 離散型確率分布
 - (3.2.1) 離散一様分布
 - (3.2.2) ベルヌーイ分布
 - (3.2.3) 二項分布
 - (3.2.4) ポアソン分布
 - (3.2.5) 幾何分布
 - (3.3) 連続型確率分布
 - (3.3.1) 正規分布
 - (3.3.2) 対数正規分布
 - (3.3.3) 指数分布
 - (3.3.4) 連続一様分布
 - (3.3.5) ベータ分布
 - (3.3.6) ベータ二項分布（離散型確率分布）
 - (3.4) 平均と確率変数の期待値
 - (3.5) 確率変数の分散
 - (3.6) 標準化確率変数

- (4) 基本定理
 - (4.1) 大数の法則
 - (4.2) 中心極限定理
- (5) 相関分析
 - (5.1) 散布図と相関関係
 - (5.2) 2つの確率変数の確率分布
 - (5.3) 共分散と相関係数
 - (5.4) 説明変数と相関関係
- (6) 仮説検定
 - (6.1) 統計的仮説
 - (6.2) 統計的仮説検定
 - (6.3) 検定の手順
 - (6.4) P値
 - (6.5) z検定、t検定
 - (6.5.1) z検定
 - (6.5.2) t検定
- (7) その他
 - (7.1) 観測値追加時の平均値
 - (7.2) アンケート手法
 - (7.2.1) ランダム回答法
- (8) 確認問題
- (9) 確認問題回答用紙

(1) はじめに

- ・「第6回 数学の基礎（3回目）」は、「数学の基礎」シリーズの最終回となります。
- ・数学の基礎の3回目は、統計学を中心に扱い、機械学習で必要となる基本的な事項について把握することを目指し、Python での実装をみながら概観します。
- ・統計学は非常に範囲が広く奥行きも深い学問です。
本セミナーでは扱う範囲を以下のものに絞り込むことにします。
 - ・ 基本的な統計指標
 - ・ 確率変数と確率分布
 - ・ 統計学の基本定理
 - ・ 相関分析
 - ・ 仮説検定
- ・ 分類手法の「K-means法」、「混合ガウスモデル (Gaussian Mixture Model, GMM)」や、回帰モデルの「線形回帰モデル」といった手法は、後の機械学習の回で改めて扱うこととします。
(線形回帰モデルは「数学の基礎（1回目：代数学）」でも少し触れています)
- ・ 確認問題は、本文を要約したような問題となっております。
解いてみて、理解度を確認してみてください。

(2) 基本的な統計指標

この章では、基本的な統計指標を記します。

(2.1) 平均値、中央値、四分位数

データの代表値として、平均値、中央値、四分位数について見てみましょう。

- ・「平均値（へいんち、mean value）」は、観測値の総和を観測値の個数で割ったものです。

$$\text{平均値} = (1/n) \sum_{i=1}^n x_i$$

n : 観測値の個数
 x_i : i 番目の観測値 ($i=1 \sim n$)

… (式2.1-1)

- ・「中央値（ちゅうち、median）」とは、観測値を小さい順に並べたとき中央に位置する値です。
データの分布が対称である場合は、中央値は平均値に等しくなります。
分布が対称でなくても、中央値と平均値が等しくなる事もあります。
- ・中央値は平均値と類似した目的で使いますが、全体の傾向を表す代表値として適切である場合が多いです。
(例えば、ある国の年収に着目した時、貧富の差が激しい国では、ほんの一握りの富裕層が
平均年収を釣り上げてしまい、平均値より中央値の方が年収の実態を反映した指標となります。)
- ・データを小さい順に並び替えたときに、データの数で四等分した時の区切り値を
「四分位数（しぶんいすゐ、quartile）」と言います。四等分すると三つの区切りの値が得られ、
小さいほうから「25パーセンタイル（第一四分位数）」、「50パーセンタイル（中央値）」、
「75パーセンタイル（第三四分位数）」とよびます。
第一四分位数・第三四分位数の差は、「四分位範囲（しぶんいはんゐ、interquartile range, IQR）」といい、
分布のばらつきの代表値となっています。

(例2.1) 2019/1/3 の鹿児島県の気温（気象庁アメダスより）

時刻	気温	順位	気温
時	℃	昇順に 並べ替え	
1	2.9	1	2.9
2	3.3	2	3.0
3	3.7	3	3.2
4	3.3	4	3.3
5	3.0	5	3.3
6	3.2	6	3.5
7	3.5	7	3.6
8	3.6	8	3.7
9	6.1	9	5.6
10	9.6	10	6.0
11	10.6	11	6.1
12	12.0	12	6.7
13	12.8	13	7.4
14	12.7	14	8.9
15	13.1	15	9.6
16	12.6	16	9.8
17	11.1	17	10.6
18	9.8	18	11.1
19	8.9	19	12.0
20	7.4	20	12.6
21	6.7	21	12.7
22	6.0	22	12.8
23	5.6	23	13.1

←25パーセンタイル
(第一四分位数)

←50パーセンタイル
(第二四分位数)

←75パーセンタイル
(第三四分位数)

四分位範囲
= 11.1 - 3.5 = 7.6

(平均) 7.5

(2.2) 階級分けと度数分布

データの集計方法として、階級分けと度数分布について見てみましょう。

- データをある「階級幅 (カキウハツ, class width)」で区切って、
幾つかの「階級 (カキウ, class)」に分けます。
その階級に属する個数を「度数 (トスウ, frequency)」と呼び、
それをデータの全個数で割ったものを「相対度数 (ソウタイトスウ, relative frequency)」と呼びます。
各階級を代表する値を「階級値 (カキウチ, class value)」と呼び、階級の中央値に相当します。
各階級毎の度数の分布は「度数分布 (トスウブンブツ, frequency distribution)」と言い、
階級値の順に度数を表化したものが「度数分布表 (トスウブンブツヒョウ)」です。

- 例として、ある中学校の男子生徒 50人の身長について測定した結果を取り上げます (例2.2)。

(例2.2) ある中学校の男子生徒 50人の身長についての度数分布と、平均、偏差、分散、標準偏差

身長 範囲	階級値	度数	相対 度数	各生徒 の身長	偏差	偏差 の二乗
142.5 ～ 147.5	145	2	0.04	143.5	-16.5	272.5
				145.5	-14.5	210.5
147.5 ～ 152.5	150	5	0.10	148.0	-12.0	144.2
				150.0	-10.0	100.2
				151.0	-9.0	81.1
				151.5	-8.5	72.4
				152.0	-8.0	64.1
152.5 ～ 157.5	155	9	0.18	152.5	-7.5	56.4
				153.0	-7.0	49.1
				153.5	-6.5	42.4
				154.0	-6.0	36.1
				154.5	-5.5	30.3
				155.0	-5.0	25.1
				155.5	-4.5	20.3
				156.0	-4.0	16.1
157.5 ～ 162.5	160	15	0.30	156.5	-3.5	12.3
				157.5	-2.5	6.3
				157.8	-2.2	4.9
				158.0	-2.0	4.0
				158.3	-1.7	2.9
				158.5	-1.5	2.3
				158.7	-1.3	1.7
				159.0	-1.0	1.0
				159.2	-0.8	0.7
				159.4	-0.6	0.4
				159.5	-0.5	0.3
				160.3	0.3	0.1
162.5 ～ 167.5	165	12	0.24	161.0	1.0	1.0
				161.1	1.1	1.2
				161.4	1.4	1.9
				162.4	2.4	5.7
				167.5	17.5	306.25

身長 範囲	階級値	度数	相対 度数	各生徒 の身長	偏差	偏差 の二乗	
162.5 ～ 167.5	165	12	0.24	162.6	2.6	6.7	
				162.8	2.8	7.8	
				163.2	3.2	10.2	
				163.7	3.7	13.6	
				164.1	4.1	16.7	
				164.3	4.3	18.4	
				165.4	5.4	29.1	
				165.6	5.6	31.3	
				166.3	6.3	39.6	
				166.4	6.4	40.9	
167.5 ～ 172.5	170	5	0.10	167.3	7.3	53.2	
				167.4	7.4	54.6	
				167.8	7.8	60.7	
				168.0	8.0	63.9	
				169.0	9.0	80.9	
				170.4	10.4	108.0	
172.5 ～ 177.5	175	2	0.04	172.0	12.0	143.8	
				173.0	13.0	168.8	
				177.0	17.0	288.7	
				177.5	17.5	306.25	
(項目)		標本数	合計	平均	偏差 総和	分散	標準 偏差
(集計)		50	1	160.0	0.0	50.1	7.1

(参考資料)

「数学公式事典」 黒田孝朗・須田貞之著 文研出版 1978年

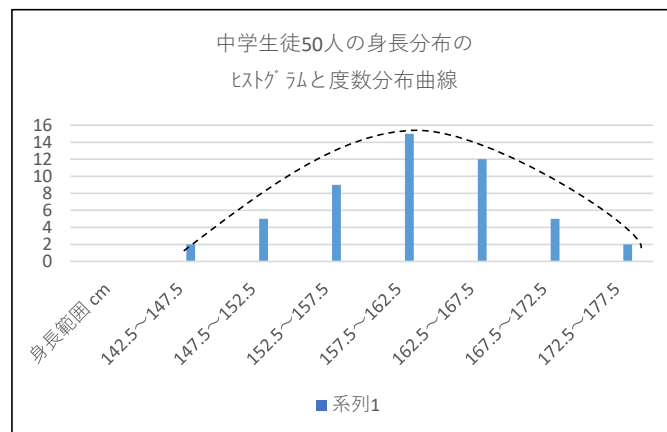
(参考資料)
「数学公式事典」 黒田孝朗・須田貞之著 文研出版 1978年

- ・着目する階級までの度数を累積したものを「累積度数（ルイットス）」と呼びます。
- ・着目する階級までの相対度数を累積したものを「累積相対度数（ルイキワイトス）」と呼びます。

(例2.3) (例2.2)の男子生徒 50人の身長についての度数分布表と、相対度数・累積度数

身長範囲 cm	階級値 x	度数 f	相対度数	累積度数	累積相対度数
142.5～147.5	145	2	0.04	2	0.04
147.5～152.5	150	5	0.10	7	0.14
152.5～157.5	155	9	0.18	16	0.32
157.5～162.5	160	15	0.30	31	0.62
162.5～167.5	165	12	0.24	43	0.86
167.5～172.5	170	5	0.10	48	0.96
172.5～177.5	175	2	0.04	50	1.00
(合計)		50	1.00		

- ・度数分布表から、横軸上に階級値を、縦軸に度数を目盛り、横軸を階級に従って区分し、それを底辺とする長方形を、面積が度数に比例するように描いた柱状グラフが「ヒストグラム (histogram)」です (右図)。
- ・度数分布で、標本数を大きくし、階級の区切りを非常に細かくして行くと、ヒストグラムの上辺をなす階段状の線は滑らかな曲線に近づきます。これを「度数分布曲線 (Frequency distribution curve)」といいます。



【出典・参考】

中央値⇒ <https://ja.wikipedia.org/wiki/中央値>
 平均値⇒ <https://ja.wikipedia.org/wiki/平均>
 四分位数⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/course/19277.html>
 度数分布⇒ <https://ja.wikipedia.org/wiki/度数分布>
 度数分布、相対度数⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/course/1625.html>

(2.3) 偏差と分散、標準偏差

データのばらつきの指標として、偏差、分散、標準偏差について見てみましょう。

- ・各データと平均値 μ との差を「偏差 (ヘサ, deviation)」と言いますが、これの総和は常に0になるため、データのばらつき具合の指標として、偏差をそのまま扱うのには問題があります。

$$\begin{aligned}\text{偏差の総和} &= \sum_{i=1}^n (x_i - \mu) \\ &= \sum_{i=1}^n (x_i) - n * \mu \\ &= \sum_{i=1}^n (x_i) - n * (1/n) \sum_{i=1}^n (x_i) \\ &= 0\end{aligned}$$

- ・偏差の代わりに、偏差の二乗和の平均を取ったものを「分散 (フンサン, variance)」と呼び、これをデータのばらつき具合の指標として使い、 σ^2 (シグマの2乗) または V (ブイ) で記述します。分散はデータがどの程度平均値の周りにばらついているかの指標になります。

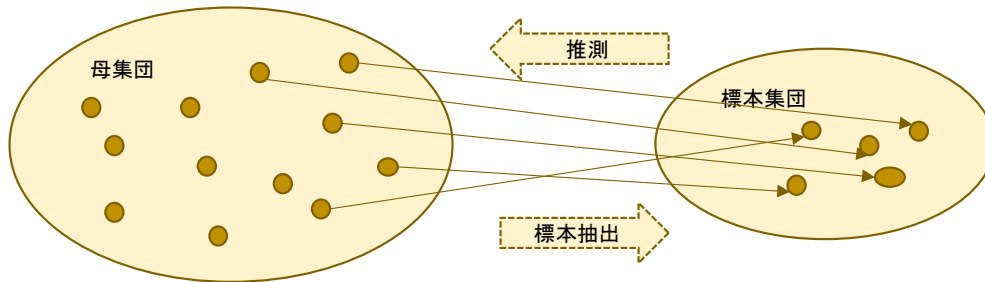
分散	$\sigma^2 = (1/n) \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$	…(式2.3-1)
----	---	-----------

- ・分散の平方根を「標準偏差 (ヒョウジュンヘンサ, standard deviation)」と呼び、 σ (シグマ) で記述します。二乗和を取った分散とは異なり、元のデータと同じ次元 (単位) になっています。

標準偏差	$\sigma = \sqrt{(1/n) \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}$	…(式2.3-2)
------	--	-----------

(2.4) 母集団と標本集団

- ・「母集団 (ホッシュウガン, population)」とは、調査対象となる集合全体を言います。
- ・母集団全体を調査の対象とすることが出来ない時、母集団の中から一定の数のデータを抜き出します。
抜き出した集団を「標本あるいは標本集団 (ヒョウベンシュウガン, sample)」、
標本集団を選ぶことを「標本抽出 (ヒョウベンチュウシュツ, sampling)」、
抜き出したデータの個数を「標本の大きさ (sample size)」と呼びます。



- ・データの集合が母集団であるとき、
データの集合の平均を「母平均 (ホヘイキン, population mean)」(μ (ミュー))、
データの集合の標準偏差を「母標準偏差 (ホヒョウジュンベンサ, population standard deviation)」(σ (シグマ))、
母標準偏差の二乗を「母分散 (ホフンサン, population variance)」(σ^2)と呼びます。

母集団の母数

$$\text{母平均} \quad \mu = (1/N) \sum_{i=1}^N x_i \quad N: \text{母集団の個数} \quad \dots(\text{式2.4-1})$$

$$\text{母分散} \quad \sigma^2 = (1/N) \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2 \quad \dots(\text{式2.4-2})$$

- ・データの集合が標本集団であるとき、
データの集合の平均を「標本平均 (ヒョウベンヘイキン, sample mean)」(x_{mean})、
データの集合の標準偏差を「標本標準偏差 (ヒョウベンヒョウジュンベンサ, sample standard deviation)」(s (イス))、
標本標準偏差の二乗を「標本分散 (ヒョウベンフンサン, sample variance)」(s^2 (イスのニジョウ))と呼びます。

標本集団の統計量

$$\text{標本平均} \quad x_{\text{mean}} = (1/n) \sum_{i=1}^n x_i \quad n: \text{標本の大きさ} \quad \dots(\text{式2.4-3})$$

$$\text{標本分散} \quad s^2 = (1/n) \sum_{i=1}^n (x_i - x_{\text{mean}})^2 \quad \dots(\text{式2.4-4})$$

- ・ n を標本の大きさとして、
標本分散 s^2 に $n/(n-1)$ を掛けたものを「不偏分散 (フンベンフンサン, unbiased estimate of variance)」(u^2)と呼びます。不偏分散は標本平均が標本全体を代表しているものとみて、
データの個数を1減らして分散を評価したもので、標本分散に代わる指標です。

標本集団の統計量

$$\text{不偏分散} \quad u^2 = (1/(n-1)) \sum_{i=1}^n (x_i - x_{\text{mean}})^2 = (n/(n-1)) s^2 \quad \dots(\text{式2.4-5})$$

- ・「推測統計学 (スイソウトケイガク, inferential statistics)」では、母集団の母数 (母平均と母分散) を、
それから無作為抽出 (random sampling) した標本集団の統計量 (標本平均と不偏分散) から推定します。

【出典・参考】

母集団と標本⇒ <https://www.weblio.jp/content/母集団と標本>

母集団と標本⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/course/8003.html>

標本分散と不偏分散⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/course/8614.html>

(3) 確率変数と確率分布

(3.1) 確率変数と確率分布

- ・「確率変数 (カリツハズ、random variable)」とは、ある確率で値を取る変数のことです。
確率変数を X 、その確率を $P(X)$ で表現します。
- ・確率変数 X がとる値とその出現確率の対応を「確率分布 (カリツブン、probability distribution)」と言います。確率分布には、確率変数が離散的である「離散型確率分布」と、連続的である「連続型確率分布」があります。

(例3.1) さいころを投げて出る目 X は $\{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ の何れかで、
それぞれの目が出る確率 $P(X)$ は $1/6$ であることから、
さいころを投げて出る目 X は離散型の確率変数となります。

確率変数 X の確率分布は離散型であり、以下の様になります：

出る目 X	1	2	3	4	5	6	(合計)
確率 $P(X)$	1/6	1/6	1/6	1/6	1/6	1/6	1

(例3.2) コインを投げて出る目 X は $\{\text{表}=1, \text{裏}=0\}$ の何れかで、
それぞれの目が出る確率 $P(X)$ は $1/2$ であることから、
コインを投げて出る目 X は離散型の確率変数となります。

確率変数 X の確率分布は離散型であり、以下の様になります：

出る目 X	表 (=1)	裏 (=0)	(合計)
確率 $P(X)$	1/2	1/2	1

(例3.3) 「(例2.2) ある中学校の男子生徒 50人の身長についての度数分布・・・」で取り上げた
身長 X は連続型の値ですが、身長範囲で階級分けした階級値 Y は、
その相対度数を出現確率として扱うことが出来、離散型の確率変数であるといえます。

確率変数 Y の確率分布は離散型となり、以下の様になります：

身長範囲 cm	階級値 Y	度数 f	相対度数	確率 $P(Y)$
142.5~147.5	145	2	0.04	0.04
147.5~152.5	150	5	0.10	0.10
152.5~157.5	155	9	0.18	0.18
157.5~162.5	160	15	0.30	0.30
162.5~167.5	165	12	0.24	0.24
167.5~172.5	170	5	0.10	0.10
172.5~177.5	175	2	0.04	0.04
(合計)		50	1.00	1.00

【出典・参考】

統計学の時間⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/course/>

確率変数⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/course/6596.html>

確率分布⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/glossary/800.html>

指数分布⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/course/8009.html>

正規分布⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/course/7797.html>

二項分布⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/course/6979.html>

二項分布⇒ <https://ja.wikipedia.org/wiki/二項分布>

ポアソン分布⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/course/6984.html>

確率密度関数⇒ <https://ja.wikipedia.org/wiki/確率密度関数>

連続一様分布⇒ <https://ja.wikipedia.org/wiki/連続一様分布>

離散一様分布⇒ <https://ja.wikipedia.org/wiki/離散一様分布>

(3.2) 離散型確率分布

- ・ 確率変数が離散的である（飛び飛びの値を取る）場合の確率分布が「離散型確率分布（リサンガタクリツブンブ、discrete probability distribution）」です。
- ・ 離散型確率変数 X の各値 x_i に対してその発生確率 $P(X=x_i)$ を表す（離散型）確率分布の関数を、「確率質量関数（カリツツリヨウカンズ、probability mass function）」と言います。
- ・ 離散型確率分布では、確率変数 X が取り得る離散値 x_i の発生確率の総和は1となります。

離散型確率分布での発生確率の総和

$$\sum_i P(X=x_i) = 1 \quad (0 \leq P(x_i) \leq 1) \quad \dots(\text{式3.2-1})$$

- ・ n 個の離散型確率変数 X_1, X_2, \dots, X_n について、各確率変数が互いに独立（ n 個のサイコロを別々に振るなど、依存関係に無い時）の時、各確率変数 X_1, X_2, \dots, X_n が取り得る任意の値 x_1, x_2, \dots, x_n について $X_1=x_1, X_2=x_2, \dots, X_n=x_n$ となる同時発生確率は、各確率変数の発生確率の積となります。

n 個の独立な離散型確率変数 X_1, X_2, \dots, X_n について、

$X_1=x_1, X_2=x_2, \dots, X_n=x_n$ となる同時発生確率

$$P(X_1=x_1, X_2=x_2, \dots, X_n=x_n) = P(X_1=x_1) P(X_2=x_2) \dots P(X_n=x_n) \quad \dots(\text{式3.2-2})$$

- ・ 以下に、離散型確率分布の幾つかを紹介します。

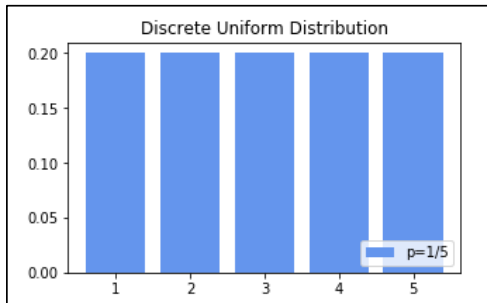
(3.2.1) 離散一様分布

- ・ 既出の(例3.1)のサイコロの出る目や、(例3.2)コインの出る目のように、
離散的な確率変数 X の全ての値 k について、発生確率 $P(X=k)$ が等しい場合の確率分布を、
「離散一様分布 (リサンイヨウブンブ、discrete uniform distribution)」と言います。
- ・ 離散一様分布の確率質量関数 $P(X=k)$ は、以下の式で表されます。

離散一様分布の確率質量関数

$$P(X=k) = H \quad (H = 1 / \text{確率変数の総数}) \quad \dots(\text{式3.2-3})$$

(グラフ06-(03)-1_離散一様分布)



(リスト06-(03)-1_離散一様分布)

```
#####
# リスト06-(03)-1_離散一様分布
#####
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
%matplotlib inline

# 確率質量関数 P(k)
def fUniformDist(n):
    return 1/n

# パラメータに応じた分布計算
n = 5
Xlist = range(n)
Llist = []
Plist = []
for x in Xlist:
    Llist.append(x + 1)
    Plist.append( fUniformDist(n) )

# グラフ描画
plt.figure(figsize=(5, 3))
plt.title('Discrete Uniform Distribution')
plt.bar(Xlist, Plist, tick_label=Llist, align="center",
        facecolor="cornflowerblue", label='p=1/5')
plt.legend(loc='lower right')
plt.show()
```

(3.2.2) ベルヌーイ分布

- ・「コインを投げたときに出るのは表か裏」のように、何かを行ったときに起こる結果が事象 A, B の2つしかない試行のことを「ベルヌーイ試行 (Bernoulli trial)」といいます。

(例1) A : 成功する、B : 失敗する

(例2) A : 真、B : 偽

(例3) A : 表、B : 裏

- ・ 1回のベルヌーイ試行で成功する回数 (0, 1 の何れか) を確率変数 X としたとき、 X が従う確率分布が「ベルヌーイ分布 (ベルヌーイ分布、Bernoulli distribution)」です。
- ・ 1回のベルヌーイ試行で成功する確率を p とすると、確率変数 X が k (0, 1 の何れか) となるベルヌーイ分布の確率質量関数 $P(X=k)$ は以下の式で表されます。

ベルヌーイ分布の確率質量関数

$$P(X=k) = p^k (1-p)^{1-k} \quad \text{for } k \in \{0, 1\} \quad \dots (式3.2-4)$$

- ・ この式は、次節「(3.2.3) 二項分布」で、試行回数 n を 1 としたものに等しいです。確率分布は、 $P(1)=p$ 、 $P(0)=1-p$ となります。

- ・ ベルヌーイ分布の統計諸量は以下ようになります：

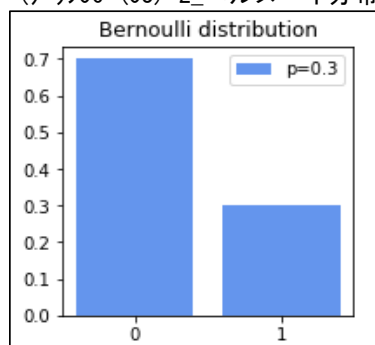
ベルヌーイ分布の統計諸量

平均値 : p … (式3.2-5)

分散 : $p(1-p)$ … (式3.2-6)

- ・ ベルヌーイ分布のグラフは以下ようになります：

(グラフ06-(03)-2_ベルヌーイ分布 (P=0.3))



(リスト06-(03)-2_ベルヌーイ分布)

```
#####  
# リスト06-(03)-2_ベルヌーイ分布  
#####  
import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D  
%matplotlib inline  
  
# ベルヌーイ分布関数  
def fBernoulli(p,k):  
    return (p)**k * ((1-p)**(1-k))  
  
# パラメータに応じた分布計算  
n = 2  
p = 0.3  
Xlist = range(n)  
Llist = []  
Plist = []  
for x in Xlist:  
    Llist.append(x)  
    Plist.append( fBernoulli(p, x) )  
  
# グラフ描画  
plt.figure(figsize=(3, 3))  
plt.title('Bernoulli distribution')  
plt.bar(Xlist, Plist, tick_label=Llist, align="center", facecolor="cornflowerblue", label='p=0.3')  
plt.legend(loc='upper right')  
plt.show()
```

(3.2.3) 二項分布

- ・ n 回のベルヌーイ試行において成功する回数を確率変数 X ($\in \{0, 1, \dots, n\}$) としたとき、 X が従う確率分布が「二項分布 (binomial distribution)」です。
- ・ ベルヌーイ分布に従う一つの確率変数を X_i (取り得る値は 0 または 1) としたとき、 n 個の確率変数 X_i ($i=1 \sim n$) の和 X が従う確率分布が二項分布になる、ということもできます。

$$X = \sum_{i=1}^n X_i \quad X \in \{0, 1, \dots, n\}, X_i \in \{0, 1\}, i=1 \sim n$$

- ・ n 回のベルヌーイ試行で成功する回数 X が k となる確率質量関数 $P(X=k)$ は、 1 回のベルヌーイ試行で成功する確率を p とすると、以下の式で表されます。

二項分布の確率質量関数

$$P(X=k) = {}_n C_k p^k (1-p)^{n-k} \quad \text{for } k \in \{0, 1, \dots, n\} \quad \dots(\text{式3.2-7})$$

(解説)

${}_n C_k$:

n 個から k 個取る組合せの数を「 ${}_n C_k$ (エスシーケー、 n choose x)」で表します。

C は Combination の略。「 $!$ 」は「階乗 (ファクトリアル)」 $n! = n \times (n-1) \times \dots \times 1$:

$${}_n C_k = n! / k! (n-k)!$$

$$= n(n-1) \dots (n-k+1) / k(k-1) \dots 2 \cdot 1 \quad \text{for } k \in \{0, 1, \dots, n\}$$

$p^k (1-p)^{n-k}$:

n 回のベルヌーイ試行で、成功したのが何回目の組合せかということを考慮せずに、

単に、成功回数= k (失敗回数= $n-k$) となる割合は、以下の式となります :

$$p^k (1-p)^{n-k} \quad \text{for } k \in \{0, 1, \dots, n\}$$

n 回のベルヌーイ試行で、成功回数= k (失敗回数= $n-k$) となる組合せの数は ${}_n C_k$ であり、(式3.2-7)は、組合せ数を考慮した確率になっています。

右辺は p と $(1-p)$ の二項展開式の「一般項」に相当し、「 ${}_n C_k$ 」は「二項係数」といいます。

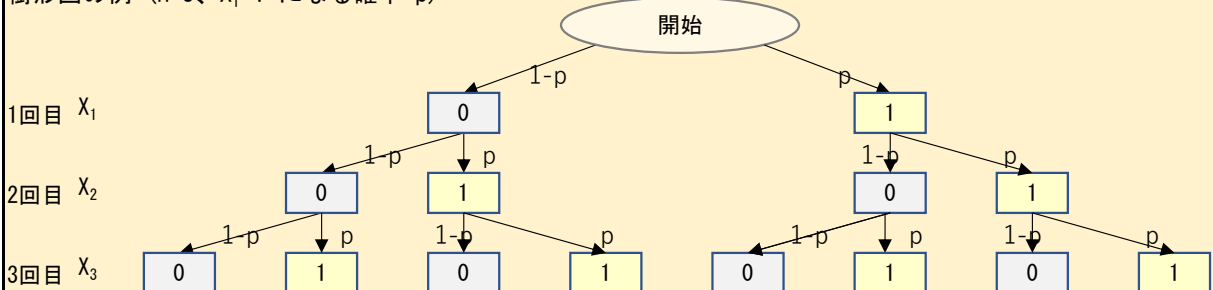
$$1 = (p + (1-p))^n = \sum_{k=0}^n {}_n C_k p^k (1-p)^{n-k}$$

(※)

(※この展開式を「二項定理」といいます)

- ・ 二項分布は「樹形図」で表現すると分かり易いです。

樹形図の例 ($n=3, X_i=1$ になる確率= p)



合計 (k) :	0	1	1	2	1	2	2	3
確率 :	$(1-p)^3$	$p(1-p)^2$	$p(1-p)^2$	$p^2(1-p)$	$p(1-p)^2$	$p^2(1-p)$	$p^2(1-p)$	p^3
ハートンNo. :	1	2	3	4	5	6	7	8

$n=3$	k	組合せハートン	組合せ数	個々のハートンの発生確率
	$k=0$	ハートンNo. 1	$1 = {}_3 C_0$	$(1-p)^3$
	$k=1$	ハートンNo. 2, 3, 5	$3 = {}_3 C_1$	$p(1-p)^2$
	$k=2$	ハートンNo. 4, 6, 7	$3 = {}_3 C_2$	$p^2(1-p)$
	$k=3$	ハートンNo. 8	$1 = {}_3 C_3$	p^3

- ・二項分布の統計諸量は以下ようになります：

二項分布の統計諸量		
平均値	: np	…(式3.2-8)
分散	: $np(1-p)$	…(式3.2-9)

(証明)

1 回のベルヌーイ試行で成功する回数 Y の期待値 $E(Y)$ は、

$$\text{期待値 } E(Y) = p \quad \dots(\text{式3.2-5})\text{再掲}$$

一方、「二項分布」は n 回のベルヌーイ試行において成功する回数 X なので

2 つの期待値についての公式(式3.4-9)より、

$$\begin{aligned} \text{期待値 } E(X) &= E(Y) + E(Y) + \dots + E(Y) && (n\text{個、} X \in \{0, 1, \dots, n\}) \\ &= n * E(Y) \\ &= np \end{aligned}$$

(別証明)

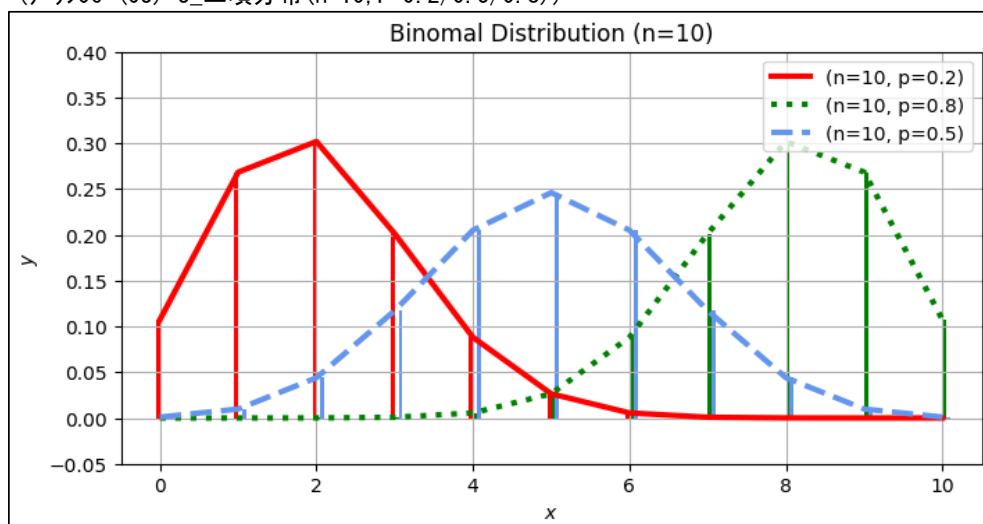
$$\begin{aligned} \text{期待値 } E(X) &= \sum_{k=0}^n k * P(X=k) \\ &= \sum_{k=0}^n k * {}_nC_k p^k (1-p)^{n-k} \\ &= \sum_{k=1}^n k * {}_nC_k p^k (1-p)^{n-k} \\ &= \sum_{k=1}^n n * {}_{n-1}C_{k-1} p^k (1-p)^{n-k} && \leftarrow (\times 1) \\ &= np * \sum_{k=1}^n {}_{n-1}C_{k-1} p^{k-1} (1-p)^{(n-1)-(k-1)} \\ &= np * \sum_{k=0}^{n-1} {}_{n-1}C_k p^k (1-p)^{(n-1)-k} \\ &= np * (p + (1-p))^{n-1} && \leftarrow \text{二項定理} \\ &= np \end{aligned}$$

($\times 1$)

$$\begin{aligned} k * {}_nC_k &= k * n! / \{ k! * (n-k)! \} \\ &= n * (n-1)! / \{ (k-1)! * ((n-1)-(k-1))! \} \\ &= n * {}_{n-1}C_{k-1} \end{aligned}$$

- ・二項分布のグラフは以下ようになります：

(グラフ06-(03)-3_二項分布($n=10$, $P=0.2/0.5/0.8$))



【出典・参考】

確率モデルの樹形図⇒「その問題、数理モデルが解決します」浜田宏著 ベレ出版 2019年2月

(リスト06-(03)-3_二項分布 (n=10, P=0. 2/0. 5/0. 8))

```
#####
# リスト06-(03)-3_二項分布 (n=10, P=0. 2 0. 5 0. 8)
#####
import numpy as np
import math
import matplotlib.pyplot as plt
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
%matplotlib inline

# 二項分布の確率質量関数
def fBinominal(n, p, k):
    return fCombinaton(n, k) * ((p)**k) * ((1-p)**(n-k))

# 組合せ nCr
def fCombinaton(n, r):
    return math.factorial(n) // ¥
        (math.factorial(n - r) * math.factorial(r))

# パラメータに応じた分布計算
n = 10
p1 = 0. 2
p2 = 0. 5
p3 = 0. 8
Xlist = range(n+1)
Llist = range(n+1)
Plist1 = []
Plist2 = []
Plist3 = []
for x in Xlist:
    Plist1.append( fBinominal(n, p1, x) )
for x in Xlist:
    Plist2.append( fBinominal(n, p2, x) )
for x in Xlist:
    Plist3.append( fBinominal(n, p3, x) )

# グラフ描画
plt.figure(figsize=(8, 4))

label_28 = ' (n={0}, p={1})'.format(n, p1)
label_55 = ' (n={0}, p={1})'.format(n, p2)
label_82 = ' (n={0}, p={1})'.format(n, p3)

# 折れ線グラフ表示
plt.plot( Xlist, Plist1, 'red', linestyle="solid", linewidth=3, label=label_28)
plt.plot( Xlist, Plist3, 'green', linestyle="dotted", linewidth=3, label=label_82)
plt.plot( Xlist, Plist2, 'cornflowerblue', linestyle="dashed", linewidth=3, label=label_55)

# 棒グラフ表示
barWidth = 0. 05
for i in range(0, n+1):
    plt.bar( Xlist[i] - barWidth*1, Plist1[i], color='red', align="edge", width=barWidth)
    plt.bar( Xlist[i] - barWidth*0, Plist3[i], color='green', align="edge", width=barWidth)
    plt.bar( Xlist[i] + barWidth*1, Plist2[i], color='cornflowerblue', align="edge", width=barWidth)

plt.title("Binomal Distribution (n={0})".format(n))
plt.legend(loc='upper right')
plt.ylim(-0. 05, 0. 4)
plt.xlim(0 - 0. 5, n + 0. 5)
plt.xlabel('$x$')
plt.ylabel('$y$')
plt.grid(True)
plt.show()
```


(3.2.4) ポアソン分布

- ・ 試行回数 n が非常に大きく、事象の発生が極めてまれ（発生確率 p が非常に小さい）で、その事象が単位時間あたりに起こる回数を確率変数 X としたとき、 X が従う確率分布が「ポアソン分布（ポアソン分布、Poisson distribution）」です。
- ・ ポアソン分布は、二項分布において、 $n \rightarrow \infty$ 、 $p \rightarrow 0$ 、 $n \cdot p = \lambda$ （一定）、とした極限での分布に相当します。
- ・ 単位時間あたりにある事象が平均して λ 回起こる場合に、確率変数 $X=k$ となるポアソン分布の確率質量関数 $P(X=k)$ は、以下の式で表されます。

ポアソン分布の確率質量関数

$$P(X=k) = \exp(-\lambda) * \lambda^k / k! \quad \lambda : \text{単位時間当たりの平均発生回数}$$

…(式3.2-10)

- ・ ポアソン分布の統計諸量は以下ようになります：

ポアソン分布の統計諸量

平均値 : λ

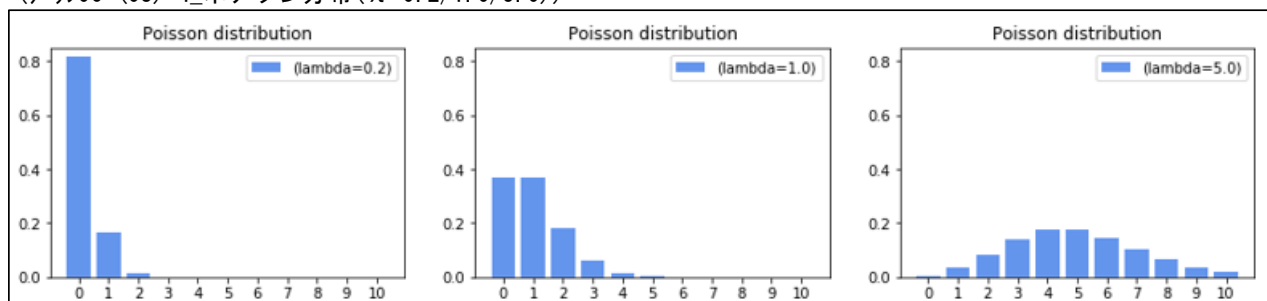
…(式3.2-11)

分散 : λ

…(式3.2-12)

- ・ ポアソン分布のグラフは以下ようになります：

(グラフ06-(03)-4_ポアソン分布 ($\lambda=0.2/1.0/5.0$))



(リスト06-(03)-4_ポアソン分布($\lambda=0.2/1.0/5.0$))

```
#####
# リスト06-(03)-4_ポアソン分布( $\lambda=0.2/1.0/5.0$ )
#####
import numpy as np
import math
import matplotlib.pyplot as plt
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
%matplotlib inline

# 確率質量関数
def fPoissonDist(lamdval, k):
    return np.exp(-lamdval) * (lamdval ** k) / math.factorial(k)

# パラメータに応じた分布計算
n = 10
lambda1 = 0.2
lambda2 = 1.0
lambda3 = 5.0
Xlist = range(n+1)
Llist = range(n+1)
Plist1 = []
Plist2 = []
Plist3 = []
for x in Xlist:
    Plist1.append( fPoissonDist(lambda1, x) )
for x in Xlist:
    Plist2.append( fPoissonDist(lambda2, x) )
for x in Xlist:
    Plist3.append( fPoissonDist(lambda3, x) )

# グラフ描画
plt.figure(figsize=(15, 3))

plt.subplot(1, 3, 1)
plt.title('Poisson distribution')
plt.bar(Xlist, Plist1, tick_label=Llist, align="center", ¥
        facecolor="cornflowerblue", label='( $\lambda=0.2$ )')
plt.legend(loc='upper right')
plt.ylim(0.0, 0.85)

plt.subplot(1, 3, 2)
plt.title('Poisson distribution')
plt.bar(Xlist, Plist2, tick_label=Llist, align="center", ¥
        facecolor="cornflowerblue", label='( $\lambda=1.0$ )')
plt.legend(loc='upper right')
plt.ylim(0.0, 0.85)

plt.subplot(1, 3, 3)
plt.title('Poisson distribution')
plt.bar(Xlist, Plist3, tick_label=Llist, align="center", ¥
        facecolor="cornflowerblue", label='( $\lambda=5.0$ )')
plt.legend(loc='upper right')
plt.ylim(0.0, 0.85)

plt.show()
```

(3.2.5) 幾何分布

- ・ベルヌーイ試行を何回か繰り返すときに、初めて成功するまでの回数 $(1, 2, \dots)$ を確率変数 X としたとき、 X が従う確率分布が「幾何分布 (ポアソン、geometric distribution)」です。
- ・1回のベルヌーイ試行で成功する確率を p として、確率変数 $X=k$ となる幾何分布の確率質量関数 $P(X=k)$ は以下の式で表されます。

幾何分布の確率質量関数

$$P(X=k) = p (1 - p)^{k-1} \quad \dots (式3.2-13)$$

- ・幾何分布の統計諸量は以下のようになります：

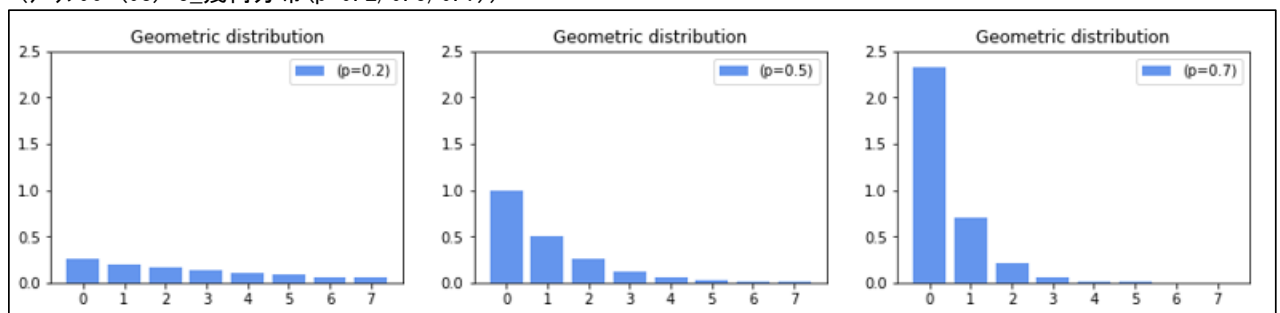
幾何分布の統計諸量

平均値 : $1/p$... (式3.2-14)

分散 : $(1-p)/p^2$... (式3.2-15)

- ・幾何分布のグラフは以下のようになります：

(グラフ06-(03)-5_幾何分布 ($p=0.2/0.5/0.7$))



(リスト06-(03)-5_幾何分布 (p=0. 2/0. 5/0. 7))

```
#####
# リスト06-(03)-5_幾何分布 (p=0. 2/0. 5/0. 7)
#####
import numpy as np
import math
import matplotlib.pyplot as plt
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
%matplotlib inline

# 確率質量関数
def fGeometric(p, k):
    return p * ((1-p)**(k-1))

# パラメータに応じた分布計算
n = 7
p1 = 0.2
p2 = 0.5
p3 = 0.7
Xlist = range(n+1)
Llist = range(n+1)
Plist1 = []
Plist2 = []
Plist3 = []
for x in Xlist:
    Plist1.append( fGeometric(p1, x) )
for x in Xlist:
    Plist2.append( fGeometric(p2, x) )
for x in Xlist:
    Plist3.append( fGeometric(p3, x) )

# グラフ描画
plt.figure(figsize=(15, 3))

plt.subplot(1, 3, 1)
plt.title('Geometric distribution')
plt.bar(Xlist, Plist1, tick_label=Llist, align="center", ¥
        facecolor="cornflowerblue", label=' (p=0.2)')
plt.legend(loc='upper right')
plt.ylim(0, 2.5)

plt.subplot(1, 3, 2)
plt.title('Geometric distribution')
plt.bar(Xlist, Plist2, tick_label=Llist, align="center", ¥
        facecolor="cornflowerblue", label=' (p=0.5)')
plt.legend(loc='upper right')
plt.ylim(0, 2.5)

plt.subplot(1, 3, 3)
plt.title('Geometric distribution')
plt.bar(Xlist, Plist3, tick_label=Llist, align="center", ¥
        facecolor="cornflowerblue", label=' (p=0.7)')
plt.legend(loc='upper right')
plt.ylim(0, 2.5)

plt.show()
```

(3.3) 連続型確率分布

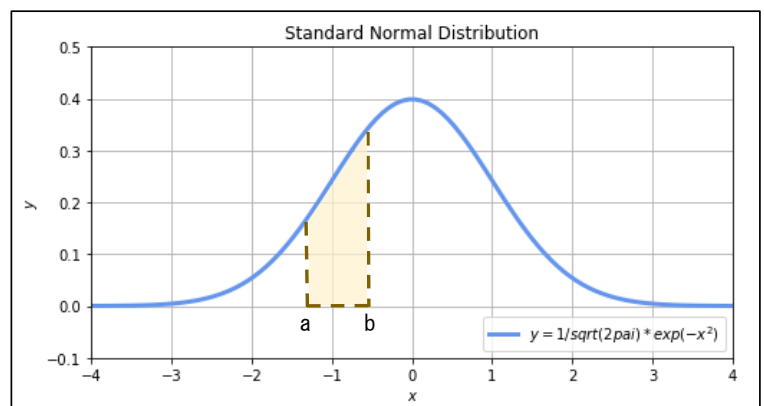
- ・ 確率変数が連続的である（連続的な値を取る）場合の確率分布を「連続型確率分布（レゾカタクリツブン, continuous probability distribution）」と言います。
- ・ 連続型確率変数の各値 x に対してその発生確率 $f(x)$ を表す（連続型）確率分布の関数が、「確率密度関数（カリツツトカスリ, probability density function）」です。
- ・ 連続型確率分布では、確率変数の定義域全体に渡る確率密度関数 $f(x)$ の積分は1となります。
（「確率変数の定義域全体に渡る積分は1」というのは、定義域全体に渡る確率の総和が1になる、つまり全体で100%になる、という意味です。）

$$\int_{-\infty}^{+\infty} f(x) dx = 1 \quad (0 \leq f(x) \leq 1)$$

- ・ 連続型確率分布では、確率変数 X の値の範囲 $a \leq X \leq b$ に対して、その確率を計算します。

$$P(a \leq X \leq b) = \int_a^b f(x) dx$$

（これは右図の例では、座標軸と点線とグラフで囲まれた範囲の面積に相当します）



※ 説明では

「積分記号 \int （インテグラル, integral）」が出てきます。

直感的には x の関数 $f(x)$ について、区間 $a \leq x \leq b$ の x 軸と関数 $f(x)$ で囲まれた図形の面積に相当します。

但し $f(x) < 0$ の部分はマイナスの面積（引き算）となります。

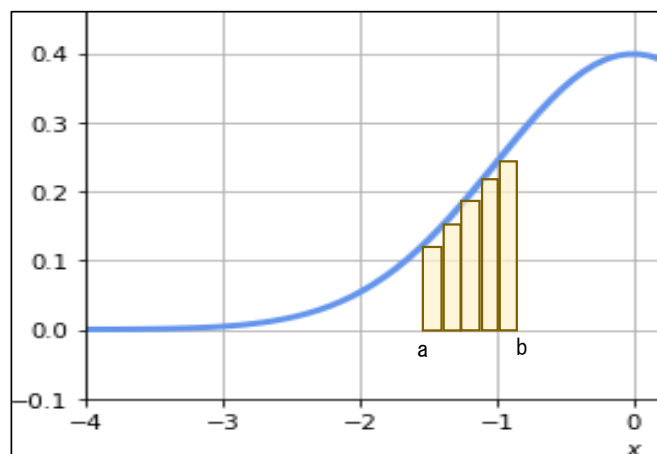
積分
$$\int_a^b f(x) dx$$

は、定義域 x の区間 $a \leq x \leq b$ を $N-1$ 個の区間 ($x_1=a$, $x_N=b$, 区間幅 $=\Delta x_i$, $i=1 \sim N-1$) に分割し、各区間での関数の値 $f(x_i)$ に区間幅 Δx_i を掛けたものの総和を取り、

（つまり $x=x_i$ での関数値 $f(x_i)$ に幅 Δx_i を掛け矩形に近似した面積を算出し、その総和をとる）

区間の数を多く ($N \rightarrow \infty$)、区間幅を小さく ($\Delta x_i \rightarrow 0$) していった時の極限值が、この積分値です。

$$\int_a^b f(x) dx = \lim_{\Delta x_i \rightarrow 0, N \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^{N-1} f(x_i) * \Delta x_i \quad (x_1=a, x_N=b)$$



- ・ 以下に、連続型確率分布の幾つかを紹介します。

(3.3.1) 正規分布

- ・ 平均値の付近に集積するような、釣り鐘型のデータ分布を表した連続的な確率変数を X としたとき、 X が従う確率分布の一つが「正規分布 (セキブンブ、normal distribution)」です。
正規分布は「ガウス分布 (Gaussian distribution)」とも言います。

- ・ X が従う正規分布は、 $N(\mu, \sigma^2)$ で表現します。
確率変数 X から次式により、 $\mu=0, \sigma=1$ となる標準化確率変数 Z へ変換することができます。

$$Z = (X - \mu) / \sigma$$

この Z が従う確率分布は「標準正規分布」と言い、 $N(0, 1)$ となります。

標準正規分布に従う確率変数 Z については、「(3.6) 標準化確率変数」を参照のこと。

- ・ 平均値を μ 、標準偏差を σ としたときに、正規分布の確率密度関数 $f(x)$ は次式で表されます。

「正規分布 $N(\mu, \sigma^2)$ 」の確率密度関数

$$f(x) = 1/(\sqrt{2\pi}\sigma) \exp(-(x-\mu)^2/2\sigma^2) \quad (-\infty < x < \infty) \quad \cdots (\text{式} 3.3-1)$$

「標準正規分布 $N(0, 1)$ 」の確率密度関数

$$f(x) = 1/(\sqrt{2\pi}) \exp(-x^2/2) \quad (-\infty < x < \infty) \quad \cdots (式3.3-1')$$

- ・正規分布の統計諸量は以下のようになります：

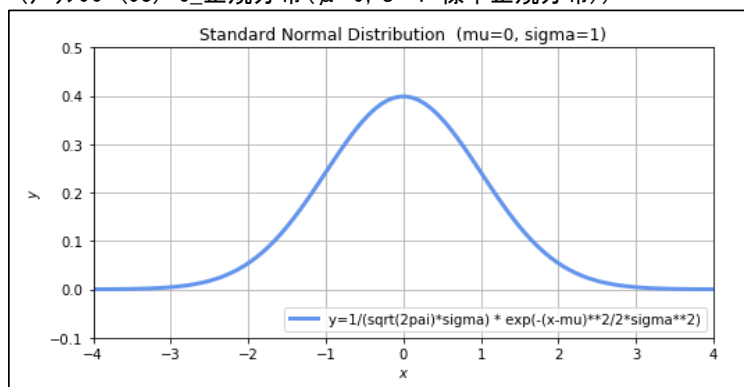
幾何分布の統計諸量

平均值 : μ

分散 : σ^2

- ・正規分布のグラフは以下のようになります：

(k* 5706-(03)-6_正規分布($\mu=0, \sigma=1$ 標準正規分布))



(リスト06-(03)-6_正規分布 ($\mu=0, \sigma=1$ 標準正規分布))

```
#####
# リスト06-(03)-6_正規分布 ( $\mu=0, \sigma=1$  標準正規分布)
#####
# 標準正規分布
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
%matplotlib inline

# ガウス分布関数
def gauss(x, mu, sigma):
    return (1 / (np.sqrt(2 * np.pi) * sigma)) *
           np.exp(-(x - mu)**2 / (2 * sigma**2))

# データとグリッド
xn = 100
xlist = np.linspace(-4, 4, xn)
mu = 0
sigma = 1

# グラフ描画
plt.figure(figsize=(8, 4))
plt.plot(xlist, gauss(xlist, mu, sigma), 'cornflowerblue', linewidth=3,
         label='y=1/(sqrt(2pai)*sigma) * exp(-(x-mu)**2/2*sigma**2)')
plt.title('Standard Normal Distribution (mu=0, sigma=1)')
plt.legend(loc='lower right')
plt.ylim(-0.1, 0.5)
plt.xlim(-4, 4)
plt.xlabel('$x$')
plt.ylabel('$y$')
plt.grid(True)
plt.show()
```

(3.3.2) 対数正規分布

- ・ 確率変数 $X (>0)$ の対数 $\ln(X)$ (X の自然対数) が「正規分布 (せいぎふんぷ、normal distribution)」に従う場合、 X が従う確率分布が「対数正規分布 (log normal distribution)」です。
- ・ 対数正規分布は、グラフを見てわかるように x の小さい部分に分布が集中し、 x の大きい方に裾野を長く延ばすような分布になっており、国民の所得分布の近似モデルなどとして使用されます。
- ・ 上記のとおり、確率変数 $X (>0)$ の自然対数 $\ln(X)$ の平均値を μ 、標準偏差を σ としたときに、新たな $Y=\ln(X)$ という確率変数 Y は、正規分布 $N(\mu, \sigma^2)$ に従います。 X が従う対数正規分布は、 $\Lambda(\mu, \sigma^2)$ で表現します (Λ はギリシャ文字ラムダの大文字)。
- ・ 特に、確率変数 $X (>0)$ の対数 $\ln(X)$ が従う確率分布が標準正規分布 $N(0, 1)$ の場合、 X が従う分布を「標準対数正規分布」と言い、 $\Lambda(0, 1)$ で表現します。
- ・ 対数正規分布の確率密度関数 $f(x)$ は次式で表されます。

対数正規分布の確率密度関数

$$\begin{aligned} f(x) &= 1/(\sqrt{2\pi}\sigma x) \exp(-(\ln(x)-\mu)^2/2\sigma^2) & (0 < x < \infty) \\ &= 0 & (x \leq 0) \end{aligned} \quad \dots \text{(式3.3-2)}$$

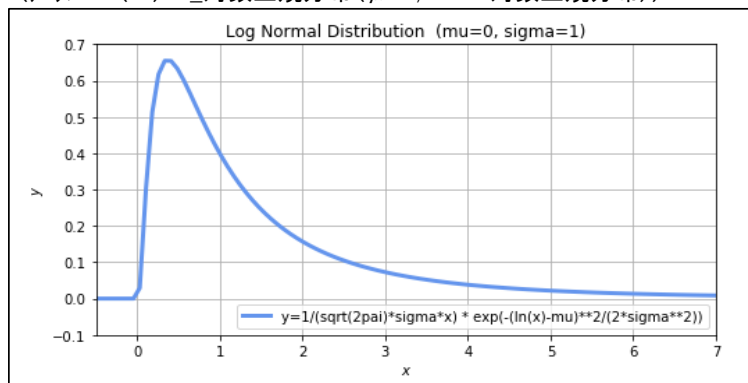
- ・ 対数正規分布の統計諸量は以下ようになります：

対数正規分布の諸統計量

自然対数 $\ln(X)$ の平均値	: μ
自然対数 $\ln(X)$ の標準偏差	: σ
最頻値	: $e^{\mu - \sigma^2}$
中央値	: e^{μ}
平均値	: $e^{\mu + \sigma^2/2}$
分散	: $e^{2\mu + \sigma^2} (e^{\sigma^2} - 1)$

- ・ 対数正規分布のグラフは以下ようになります：

(グラフ06-(03)-7_対数正規分布 ($\mu=0, \sigma=1$ 対数正規分布))



(リスト06-(03)-7_対数正規分布 ($\mu=0, \sigma=1$ 対数正規分布))

```
#####
# リスト06-(03)-7_対数正規分布 ( $\mu=0, \sigma=1$ )
#####
# 対数正規分布
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
%matplotlib inline

# 対数正規分布関数
def logNormalDistribution(xlist, mu, sigma):
    ylist = []
    for x in xlist:
        if x <= 0:
            ylist.append(0.0)
        else:
            ylist.append(
                1 / (np.sqrt(2 * np.pi) * sigma * x) *
                np.exp(-(np.log(x) - mu)**2 / (2 * sigma**2)) )
    return ylist

# データとグリッド
xn = 100
xlist = np.linspace(-0.5, 7, xn)
mu = 0
sigma = 1

# グラフ描画
plt.figure(figsize=(8, 4))
plt.plot( xlist, logNormalDistribution(xlist, mu, sigma), 'cornflowerblue', linewidth=3,
          label='y=1/(sqrt(2pai)*sigma*x) * exp(-(ln(x)-mu)**2/(2*sigma**2))' )
plt.title('Log Normal Distribution (mu=0, sigma=1)')
plt.legend(loc='lower right')
plt.ylim(-0.1, 0.7)
plt.xlim(-0.5, 7)
plt.xlabel('$x$')
plt.ylabel('$y$')
plt.grid(True)
plt.show()
```

【出典・参考】

対数正規分布⇒ <https://sci-fx.net/math-log-norm-dist/>

対数正規分布の諸統計量⇒ <https://ja.wikipedia.org/w/index.php?curid=2320607>

(3.3.3) 指数分布

- ・ 機械が故障してから次に故障するまでの期間や、災害が起こってから次に起こるまでの期間のように、着目している事象が次に起こるまでの期間を確率変数 X としたとき、 X が従う確率分布が「指数分布 (シムプル、exponential distribution)」です。
- ・ ある期間に平均して λ (ラムダ) 回起こる事象について、次に同事象が起こるまでの期間が x となる指数分布の確率密度関数 $f(x)$ は次の式で表されます。

指数分布の確率密度関数

$$\begin{aligned} f(x) &= \lambda \exp(-\lambda x) & \text{for } x \geq 0 & \quad \lambda \text{ は単位期間内の事象の平均発生回数} \\ &= 0 & \text{for } x < 0 & \quad \dots (\text{式3.3-3}) \end{aligned}$$

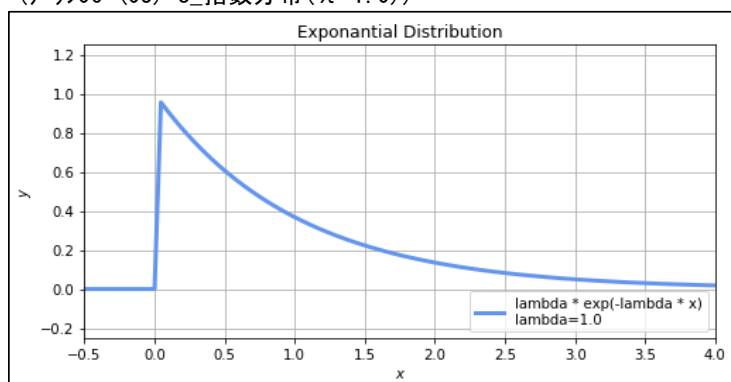
- ・ 指数分布の統計諸量は以下ようになります：

指数分布の統計諸量

$$\begin{aligned} \text{平均値} &: 1/\lambda \\ \text{分散} &: 1/\lambda^2 \end{aligned}$$

- ・ 指数分布のグラフは以下ようになります：

(グラフ06-(03)-8_指数分布 ($\lambda=1.0$))



(リスト06-(03)-8_指数分布($\lambda=1.0$))

```
#####  
# リスト06-(03)-8_指数分布( $\lambda=1.0$ )  
#####  
import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D  
%matplotlib inline  
  
# 指数分布関数  
def shisuBunpu(xarray, lambdaval):  
    ylist = []  
    for x in xarray :  
        if x <= 0 :  
            ylist.append(0)  
        else:  
            ylist.append(lambdaval * np.exp(-lambdaval * x))  
    return ylist  
  
# データとグリッド  
xn = 100  
xlist = np.linspace(-0.5, 4, xn)  
lambdaval1 = 1.0  
ylist1 = shisuBunpu(xlist, lambdaval1)  
  
# グラフ描画  
plt.figure(figsize=(8,4))  
plt.plot( xlist, ylist1, 'cornflowerblue', linewidth=3, label='lambda * exp(-lambda * x)¥nlambda=1.0' )  
plt.title('Exponantial Distribution')  
plt.legend(loc=' lower right')  
plt.ylim(-0.25, 1.25)  
plt.xlim(-0.5, 4)  
plt.xlabel('$x$')  
plt.ylabel('$y$')  
plt.grid(True)  
plt.show()
```

(3.3.4) 連続一様分布

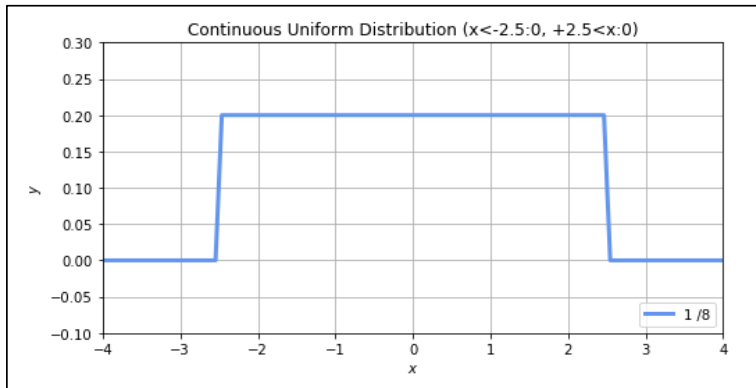
- ・ 定義域内の任意の値に対し発生確率が等しい連続的な確率変数を X としたとき、 X が従う確率分布が「連続一様分布 (レゾクイヨウフン、continuous uniform distribution)」です。
- ・ 確率変数 X の範囲が $a \leq X \leq b$ (つまり $[a, b]$) の時、連続一様分布の確率密度関数 $f(x)$ は次式で表されます。

連続一様分布の確率密度関数

$$\begin{aligned} f(x) &= 1/(b-a) && \text{for } a \leq x \leq b \\ &= 0 && \text{for } x < a, b < x \end{aligned} \quad \dots (\text{式3.3-4})$$

- ・ 連続一様分布のグラフは以下ようになります：

(グラフ06-(03)-9_連続一様分布 (非0区間[-2.5, 2.5]))



(リスト06-(03)-9_連続一様分布 (非0区間[-2.5, 2.5]))

```
#####
# リスト06-(03)-9_連続一様分布
#####
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
%matplotlib inline

# 確率密度関数
def fContUniformDist(xList, rangeStart, rangeEnd):
    yList = []
    hConst = 1 / (rangeEnd - rangeStart)
    for x in xList:
        if (x < rangeStart) or (rangeEnd < x):
            yList.append(0.0)
        else:
            yList.append(hConst)
    return yList

# データとグリッド
Xn = 100
xList = np.linspace(-4, 4, Xn)

# グラフ描画
plt.figure(figsize=(8,4))
plt.plot(xList, fContUniformDist(xList, -2.5, 2.5), 'cornflowerblue', linewidth=3, label='1/5')
plt.title('Continuous Uniform Distribution (x<-2.5:0, +2.5<x:0)')
plt.legend(loc='lower right')
plt.ylim(-0.1, 0.3)
plt.xlim(-4, 4)
plt.xlabel('$x$')
plt.ylabel('$y$')
plt.grid(True)
plt.show()
```

(3.3.5) ベータ分布

- ・ n 回のベルヌーイ試行 ($n = (a-1) + (b-1)$ 、 $a \geq 1$ 、 $b \geq 1$) において、成功する回数が $(a-1)$ 回 (失敗する回数が $(b-1)$ 回) となる確率を確率変数 X ($0 \leq X \leq 1$) とした時、 X が従う確率分布の一つがベータ分布です。
- ・ 上記では a 、 b は 1 以上の整数ですが、これを正の実数に拡張して、0 以上 1 以下の値を持つ確率変数 X ($0 \leq X \leq 1$) の確率密度関数 $f(X=x)$ が次式で表される確率分布を「ベータ分布 (ベータ・ディストリビューション、beta distribution)」と言います。

ベータ分布の確率密度関数

$$\begin{aligned} f(x; a, b) &= x^{(a-1)} (1-x)^{(b-1)} / B(a, b) && \text{for } 0 \leq x \leq 1 && \dots (\text{式3.3-5}) \\ &= 0 && \text{for } x < 0, 1 < x && \\ &&& 0 < a, 0 < b : \text{正の実数} && \end{aligned}$$

$B(a, b)$ は「ベータ関数 (ベータ・ガンマ関数、beta function)」という特殊関数

$$B(a, b) = \int_0^1 t^{(a-1)} (1-t)^{(b-1)} dt \quad \dots (\text{式3.3-6})$$

(t の全範囲に渡る積分値)

- ・ ベータ分布の統計諸量は以下ようになります：

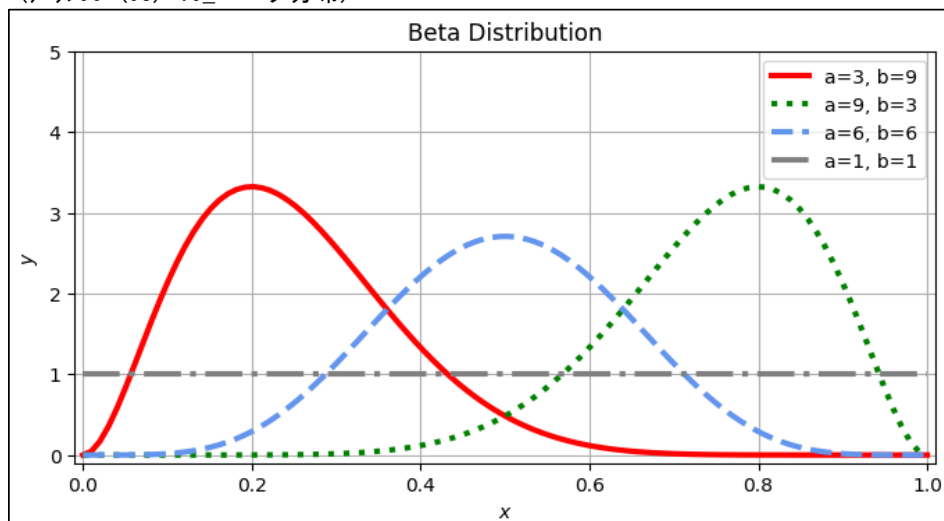
ベータ分布の統計諸量

$$\begin{aligned} \text{平均値} &: a / (a + b) \\ \text{分散} &: ab / \{(a + b)^2 (a + b + 1)\} \end{aligned}$$

- ・ コインを10回投げるうち、2回が表 (8回が裏) と出た時、表が出た割合は $2 / (2+8) = 20\%$ で、「20%の割合で表が出る」可能性を示唆しています。表が出る割合の分布が20%付近で最大となることを、ベータ分布の確率密度関数 $f(x; 3, 9)$ ($a=2+1$ 、 $b=8+1$ の場合) が示しています。特にベータ分布 $f(x; 1, 1)$ ($a=b=1$ の場合) は連続一様分布になります。

- ・ ベータ分布のグラフは以下ようになります：

(グラフ06-(03)-10_ベータ分布)



【出典・参考】

ベータ分布⇒ <https://manabitimes.jp/math/1267>

ベータ関数⇒ <https://ja.wikipedia.org/wiki/ベータ関数>

ベータ分布⇒「その問題、数理モデルが解決します」浜田宏著 ベレ出版 2019年2月

SciPy 積分関数⇒<https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.integrate.quad.html>

(リスト06-(03)-10_ベータ分布)

```
#####
# リスト06-(03)-10_ベータ分布
#####
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy import integrate #積分計算用
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
%matplotlib inline

#####
# fBetaDist
# ベータ関数の確率密度関数
#-----
# 引数 :
#   xStart (実数) : 積分区間の下端
#   xEnd   (実数) : 積分区間の上端
#   xN     (整数) : 計算範囲の分割数
#   args   (実数のタプル) : ベータ関数の係数 ([0]:a, [1]:b)
#-----
# 戻り値 :
#   xList (リスト) : ベータ関数の計算範囲リスト
#   yList (リスト) : ベータ関数の計算結果リスト
#####
def fBetaDist(xStart, xEnd, xN, args):

    # ベータ関数の被積分関数のラムダ式
    betaFunc = lambda x, a, b: x**(a - 1.0) * (1.0 - x)**(b - 1.0)

    # ベータ分布の分母計算
    betaBunbo, betaErr = integrate.quad(betaFunc, xStart, xEnd, args)

    # 計算範囲
    xList = np.linspace(xStart, xEnd, xN)

    # 値 xList のベータ関数値リスト
    yList = []
    for x in xList:
        if (x < 0) or (1 < x) :
            y = 0.0
        else:
            y = betaFunc(x, args[0], args[1]) / betaBunbo
        yList.append(y)
    return xList, yList

#####
# 本計算
#####
# ベータ関数の定義域
XrangeStart = 0.0 #積分区間の下端
XrangeEnd = 1.0   #積分区間の上端
Xn = 100          #計算範囲の分割数
XrangeWidth = XrangeEnd - XrangeStart

#ベータ分布 f(x; 3, 9)
args_28 = (2+1, 8+1,) #ベータ関数の係数 a,b
xList_28, yList_28 = fBetaDist(XrangeStart, XrangeEnd, Xn, args_28)

#ベータ分布 f(x; 9, 3)
args_82 = (8+1, 2+1,) #ベータ関数の係数 a,b
xList_82, yList_82 = fBetaDist(XrangeStart, XrangeEnd, Xn, args_82)

#ベータ分布 f(x; 6, 6)
```

```

args_55 = (5+1, 5+1,) #ベータ関数の係数 a,b
xList_55, yList_55 = fBetaDist(XrangeStart, XrangeEnd, Xn, args_55)

#ベータ分布 f(x; 1, 1)
args_00 = (0+1, 0+1,) #ベータ関数の係数 a,b
xList_00, yList_00 = fBetaDist(XrangeStart, XrangeEnd, Xn, args_00)

# グラフ描画
label_28 = "a={0}, b={1}".format(args_28[0], args_28[1])
label_82 = "a={0}, b={1}".format(args_82[0], args_82[1])
label_55 = "a={0}, b={1}".format(args_55[0], args_55[1])
label_00 = "a={0}, b={1}".format(args_00[0], args_00[1])
plt.figure(figsize=(8, 4))
plt.plot(xList_28, yList_28, 'red', linestyle="solid", linewidth=3, label=label_28)
plt.plot(xList_82, yList_82, 'green', linestyle="dotted", linewidth=3, label=label_82)
plt.plot(xList_55, yList_55, 'cornflowerblue', linestyle="dashed", linewidth=3, label=label_55)
plt.plot(xList_00, yList_00, 'gray', linestyle="dashdot", linewidth=3, label=label_00)
plt.title("Beta Distribution")
plt.legend(loc='upper right')
plt.ylim(-0.1, 5)
plt.xlim(XrangeStart - 0.01*XrangeWidth, XrangeEnd + 0.01*XrangeWidth)
plt.xlabel('$x$')
plt.ylabel('$y$')
plt.grid(True)
plt.show()

```

(3.3.6) ベータ二項分布（離散型確率分布）

- ・ 1 回のベルヌーイ試行で成功する確率が p （一定値）で、
 n 回のベルヌーイ試行において成功する回数 X ($\in \{0, 1, \dots, n\}$) が従う確率分布を
「二項分布（ニコウブツ、binominal distribution）」ということは既述のとおりです。

二項分布の確率質量関数

$$P(X=x) = {}_n C_x p^x (1-p)^{n-x} \quad \text{for } x \in \{0, 1, \dots, n\} \quad \dots(\text{式3.2-7}) \text{再掲}$$

- ・ 1 回のベルヌーイ試行で成功する確率 p がパラメータ a, b を持つベータ分布に従う時、
 n 回のベルヌーイ試行において成功する回数 X ($\in \{0, 1, \dots, n\}$) が従う確率分布を
「ベータ二項分布（ベータニコウブツ、Beta Binomial Distribution）」と言います。
「ベータ二項分布」は離散型確率分布で、
その確率質量関数 $P(X=x; n, a, b)$ は以下の式で表されます。

ベータ二項分布の確率質量関数

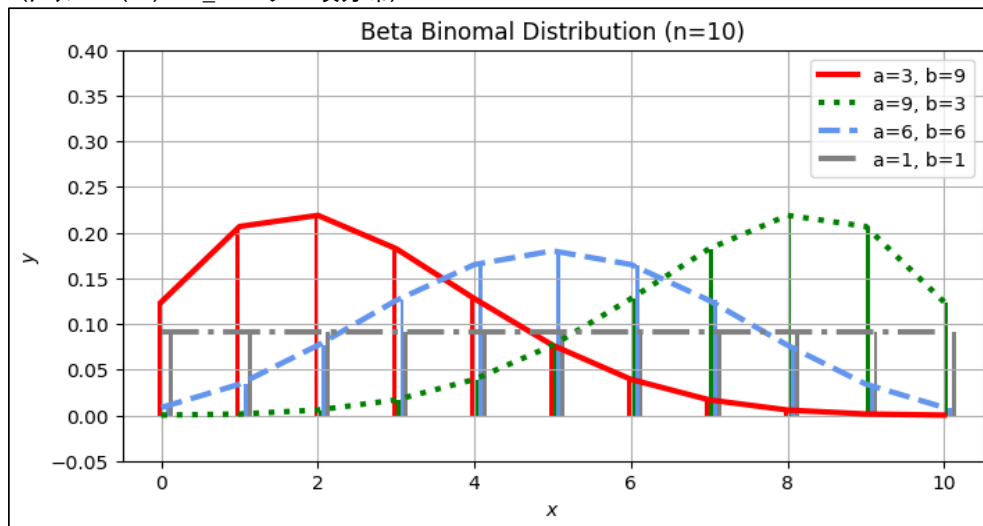
$$P(X=x; n, a, b) = {}_n C_x B(a+x, b+n-x) / B(a, b) \quad \text{for } x \in \{0, 1, \dots, n\} \quad \dots(\text{式3.3-7})$$

$B(a, b)$ は「ベータ関数（ベータファンクシ、beta function）」という特殊関数

$$B(a, b) = \int_0^1 t^{(a-1)} (1-t)^{(b-1)} dt \quad \dots(\text{式3.3-6}) \text{再掲}$$

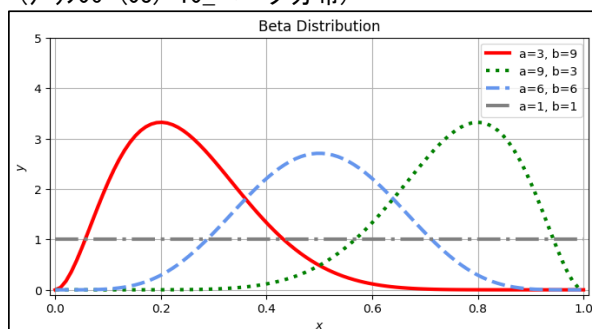
- ・ ベータ二項分布のグラフは、以下のようになります：

(ｸﾞﾗﾌ06-(03)-11_ベータ二項分布)

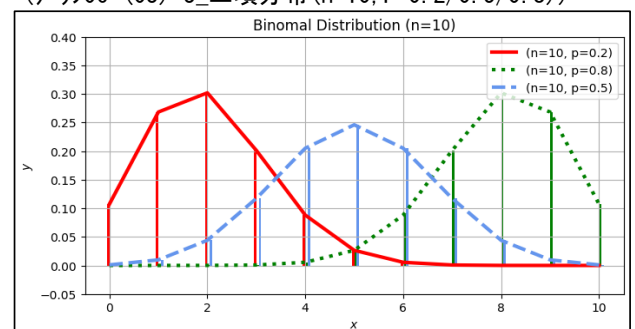


- ・ ベータ二項分布に対応するベータ分布と二項分布を再掲します：

(ｸﾞﾗﾌ06-(03)-10_ベータ分布)



(ｸﾞﾗﾌ06-(03)-3_二項分布 (n=10, P=0.2/0.5/0.8))



- ・ ベータ二項分布の統計諸量は以下ようになります：

ベータ二項分布の統計諸量

$$\text{平均値} : n \cdot a / (a + b) \quad \dots (\text{式} 3.2-15)$$

$$\text{分散} : n \cdot a \cdot b \cdot (a + b + n) / \{ (a + b)^2 (a + b + 1) \} \quad \dots (\text{式} 3.2-16)$$

(ベータ二項分布の確率質量関数についての解説)

確率 p が与えられた時の x の条件付き確率分布 $f(x|p)$ は、

確率 p でかつ確率変数 $X=x$ の同時確率分布 $f(x, p)$ (※1)、

確率 p の確率分布 $f(p)$ (ベータ分布)を用いて、以下の関係式となります：

$$f(x|p) = f(x, p) / f(p)$$

$$\therefore f(x, p) = f(x|p) f(p)$$

確率分布 $f(p)$ はベータ分布なので

$$f(p) = p^{(a-1)} (1-p)^{(b-1)} / B(a, b) \quad \dots (\text{式} 3.3-5) \text{再掲}$$

確率分布 $f(x|p)$ は成功確率が p の時の二項分布なので

$$f(x|p) = {}_n C_x p^x (1-p)^{n-x} \quad \dots (\text{式} 3.2-7) \text{再掲}$$

これより

$$f(x, p) = {}_n C_x p^x (1-p)^{n-x} p^{(a-1)} (1-p)^{(b-1)} / B(a, b) \quad \dots (\text{式} 3.3-8)$$

n 回の試行のうち成功する回数を確率変数 X としたとき、 X の確率質量関数 $P(X=x)$ は

(式3.3-8)で p を $0 \sim 1$ の範囲で累積 (積分) して (x の周辺分布として) 算出できます (※1)。

$$\begin{aligned} P(X=p) &= \int_0^1 {}_n C_x p^x (1-p)^{n-x} p^{(a-1)} (1-p)^{(b-1)} / B(a, b) dp \\ &= \{ {}_n C_x / B(a, b) \} \int_0^1 p^{(x+a-1)} (1-p)^{(b+n-x-1)} dp \\ &= {}_n C_x B(x+a, b+n-x) / B(a, b) \end{aligned} \quad \dots (\text{式} 3.3-7) \text{再掲}$$

(※1) 同時確率分布、周辺分布は「(5) 相関分析」を参照。

【出典・参考】

ベータ二項分布⇒「その問題、数理モデルが解決します」浜田宏著 ベレ出版 2019年2月

(リスト06-(03)-11_ベータ二項分布)

```
#####
# リスト06-(03)-11_ベータ二項分布
#####
import numpy as np
import math
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy import integrate #積分計算用
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
%matplotlib inline

#####
# fCombinaton
# 組合せ nCr の計算
# -----
# 引数 :
#   n   (0以上の整数) : 組合せ nCr の n
#   r   (0以上の整数) : 組合せ nCr の r
# -----
# 戻り値 :
#   組合せ nCr の値
#####
def fCombinaton(n, r):
    return math.factorial(n) // ¥
        (math.factorial(n - r) * math.factorial(r))

#####
# fBetaBinomialDist
# ベータ二項関数の確率質量関数
# -----
# 引数 :
#   n       (整数) : 試行回数 (n>=0)
#   args    (実数のタプル) : ベータ関数の係数 ([0]:a, [1]:b)
# -----
# 戻り値 :
#   xList (リスト) : 試行回数の整数リスト
#   yList (リスト) : ベータ関数の計算結果の実数リスト
#####
def fBetaBinomialDist(n, args):

    # ベータ関数の被積分関数のラムダ式
    betaFunc = lambda x, a, b: x**(a - 1.0) * (1.0 - x)**(b - 1.0)

    # ベータ二項分布の分母部分計算 B(a, b)
    betaBunbo, betaErr1 = integrate.quad(betaFunc, 0.0, 1.0, args)

    # 計算範囲
    xList = [i for i in range(0, n+1)]

    # 値 xList のベータ関数値リスト
    yList = []
    for x in xList:
        # ベータ二項分布の分子部分計算 B(a+x, b+n-x)
        args2 = (args[0]+x, args[1]+n-x,)
        betaBunshi, betaErr2 = integrate.quad(betaFunc, 0.0, 1.0, args2)

        # ベータ二項分布
        y = fCombinaton(n, x) * betaBunshi / betaBunbo
        yList.append(y)
    return xList, yList

#####
# 本計算
#####
# ベータ関数の定義域
n = 10                #試行回数
```

```

#ベータ二項分布 f(x; 3, 9)
args_28 = (2+1, 8+1) #ベータ関数の係数 a,b
xList, yList_28 = fBetaBinomialDist(n, args_28)

#ベータ二項分布 f(x; 9, 3)
args_82 = (8+1, 2+1) #ベータ関数の係数 a,b
xList, yList_82 = fBetaBinomialDist(n, args_82)

#ベータ二項分布 f(x; 6, 6)
args_55 = (5+1, 5+1) #ベータ関数の係数 a,b
xList, yList_55 = fBetaBinomialDist(n, args_55)

#ベータ二項分布 f(x; 1, 1)
args_00 = (0+1, 0+1) #ベータ関数の係数 a,b
xList, yList_00 = fBetaBinomialDist(n, args_00)

# グラフ描画
plt.figure(figsize=(8, 4))

label_28 = "a={0}, b={1}".format(args_28[0], args_28[1])
label_82 = "a={0}, b={1}".format(args_82[0], args_82[1])
label_55 = "a={0}, b={1}".format(args_55[0], args_55[1])
label_00 = "a={0}, b={1}".format(args_00[0], args_00[1])

# 折れ線グラフ表示
plt.plot(xList, yList_28, 'red', linestyle="solid", linewidth=3, label=label_28)
plt.plot(xList, yList_82, 'green', linestyle="dotted", linewidth=3, label=label_82)
plt.plot(xList, yList_55, 'cornflowerblue', linestyle="dashed", linewidth=3, label=label_55)
plt.plot(xList, yList_00, 'gray', linestyle="dashdot", linewidth=3, label=label_00)

# 棒グラフ表示
barWidth = 0.05
for i in range(0, n+1):
    plt.bar(xList[i] - barWidth*1, yList_28[i], color='red', align="edge", width=barWidth)
    plt.bar(xList[i] - barWidth*0, yList_82[i], color='green', align="edge", width=barWidth)
    plt.bar(xList[i] + barWidth*1, yList_55[i], color='cornflowerblue', align="edge", width=barWidth)
    plt.bar(xList[i] + barWidth*2, yList_00[i], color='gray', align="edge", width=barWidth)

plt.title("Beta Binomial Distribution (n={0})".format(n))
plt.legend(loc='upper right')
plt.ylim(-0.05, 0.4)
plt.xlim(0 - 0.5, n + 0.5)
plt.xlabel('$x$')
plt.ylabel('$y$')
plt.grid(True)
plt.show()

```

(3.4) 平均と確率変数の期待値

- ・平均については「(2) 基本的な統計指標」で述べていますが、ここでは、確率変数の観点から焼き直しして述べます。
- ・「平均 (ハイツ、mean value)」は分布の中心の尺度であり、観測値 x_i の総和を観測値の個数 N (観測度数) で割ったもので、 μ (ミュー) で表します。

平均

$$\mu = \sum_{i=1}^N x_i / N \quad x_i : \text{各観測値 (} i=1, 2, \dots, N \text{)}、N : \text{観測度数}$$

…(式3.4-1)

- ・確率変数 X の取り得るすべての値 x_k (N 個の観測値ではなく K 個の取得値 $X=x_1 \sim x_K$ である) に、発生確率 $P(X=x_k)$ を掛けた値の総和を「期待値 (キイチ、expected value)」と言い、 $E(X)$ で表します。これは、確率変数 X に発生確率の重みを付けた加重平均と見ることも出来ます。

期待値

- ・離散型確率分布の期待値

$$E(X) = \sum_{k=1}^K x_k * P(X=x_k) \quad P(x_k) : \text{確率質量関数} \quad \dots(\text{式3.4-2})$$

x_k : 確率変数 X の K 個の取得値 ($k=1 \sim K$)

- ・連続型確率分布の期待値

$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} x * f(x) dx \quad f(x) : \text{確率密度関数} \quad \dots(\text{式3.4-3})$$

- ・平均値が観測値全体の和を観測度数で割った値を指すのに対し、期待値は、1回の観測で期待される値のことを指します。
- ・離散型確率分布の場合、形式的には、平均 μ は、離散一様分布(式3.2-1)で発生確率 $P(x_i)$ を $1/N$ で置き換えた期待値に等しくなります。

$$E(X) = \sum_{k=1}^N x_k * P(x_k) = \sum_{k=1}^N x_k * (1/N) = \mu$$

- ・ 以下に期待値についての公式を幾つか掲載します。

期待値についての公式

- (1) 定数 a の期待値

$$E(a) = a$$

a : 定数値

…(式3.4-4)

- (2) 確率変数 X の定数倍の期待値

$$E(bX) = b \cdot E(X)$$

b : 定数値

…(式3.4-5)

- (3) 確率変数 X と定数 a との和の期待値

$$E(a + X) = a + E(X)$$

a : 定数値

…(式3.4-6)

- (4) 確率変数 X の定数倍と定数 a との和の期待値

$$E(a + bX) = a + b \cdot E(X)$$

a, b : 定数値

…(式3.4-7)

- (5) 確率変数 X についての2次式の期待値

$$E(a + bX + cX^2) = a + b \cdot E(X) + c \cdot E(X^2)$$

a, b, c : 定数値

…(式3.4-8)

- (6) 2つの確率変数 X, Y の和の期待値

$$E(X + Y) = E(X) + E(Y)$$

…(式3.4-9)

※ (6)は章「(5) 相関分析 (式5.2-8)」を参照の事。

【出典・参考】

平均⇒ <https://ja.wikipedia.org/wiki/平均>

平均⇒「初等統計学」ハチヤリヤ、ジョンソ著 箕谷千鳳彦訳 東京図書 1980年

期待値の公式⇒「12-4. 期待値の性質」<https://bellcurve.jp/statistics/course/6714.html>

(3.5) 確率変数の分散

- ・分散についても「(2) 基本的な統計指標」で述べていますが、ここでは、確率変数の観点から焼き直しして述べます。

- ・「分散 (フンサン, variance)」は分布のばらつきの尺度です。

分散は観測値の偏差の二乗和を観測値の個数(観測度数)で割ったもので、

σ^2 (シグマの2乗)または $V(X)$ (ブイ)で記述します。

分散の平方根を「標準偏差 (ヒョウジュンハンサ, standard deviation)」と呼び、 σ (シグマ)で記述します。

分散	$\sigma^2 = (1/N) \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2$	x_i : 各観測値 ($i=1, 2, \dots, N$)	
		N : 観測度数	…(式3.5-1)
標準偏差	$\sigma = \sqrt{(1/N) \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2}$	μ : 平均値	…(式3.5-2)

- ・確率変数 X の「分散 (フンサン, variance)」は、

確率変数 X の分布が平均値(期待値) μ からどれだけ散らばっているかを示すもので、

確率変数 X の観測値 x_i の μ からの偏差 ($x_i - \mu$) の二乗和の平均を取ったものです。

これは、偏差の二乗の期待値となっています。

分散			
・ 離散型確率分布の分散	$V(X) = \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2 * P(x_i)$	$P(x_i)$: 確率質量関数	…(式3.5-3)
	$= E((X - \mu)^2)$	μ : 平均値	…(式3.5-4)
・ 連続型確率分布の分散	$V(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu)^2 * f(x) dx$	$f(x)$: 確率密度関数	…(式3.5-5)
		μ : 平均値	

※ (式3.5-1)は、(式3.5-3)で、離散一様分布に従う場合 ($P(x_i) = 1/N$) の分散に相当します。

- ・以下に分散・標準偏差についての公式を幾つか掲載します。

分散についての公式			
(1) 定数 a の分散・標準偏差	$V(a) = 0$	a : 定数値	…(式3.5-6)
	$\sigma(a) = 0$		…(式3.5-7)
(2) 確率変数 X の定数倍の分散・標準偏差	$V(bX) = b^2 * V(X)$	b : 定数値	…(式3.5-8)
	$\sigma(bX) = b * \sigma(X)$		…(式3.5-9)
(3) 確率変数 X と定数 a との和の分散・標準偏差	$V(a + X) = V(X)$	a : 定数値	…(式3.5-10)
	$\sigma(a + X) = \sigma(X)$		…(式3.5-11)
(4) 確率変数 X の定数倍と定数 a との和の分散・標準偏差	$V(a + bX) = b^2 * V(X)$	a, b : 定数値	…(式3.5-12)
	$\sigma(a + bX) = b * \sigma(X)$		…(式3.5-13)
(5) 独立な2つの確率変数 X, Y の和の分散	$V(X + Y) = V(X) + V(Y)$		…(式3.5-14)

【出典・参考】

分散⇒ [https://ja.wikipedia.org/wiki/分散_\(確率論\)](https://ja.wikipedia.org/wiki/分散_(確率論))

分散⇒ <http://kabblog.net/2257/>

分散⇒ 「初等統計学」ハ・タチャリヤ、ジ・ヨンソ著 箕谷千鳳彦訳 東京図書 1980年

分散⇒ 「12-6. 分散の性質」<https://bellcurve.jp/statistics/course/6718.html>

(3.6) 標準化確率変数

- 既に述べた平均と分散についての公式を用いて、
平均 μ 、標準偏差 σ の確率変数 X を、
平均 0、標準偏差 1 の確率変数 Z へ変換することが出来ます。
- この Z を「標準化確率変数 (ヒョウジュンカクリツベンズ, standardized random variable)」と言い、
確率変数 X に対し次の変換により Z を与えます：

標準化確率変数	$Z = (X - \mu) / \sigma$	μ : 平均値 σ : 標準偏差	…(式3.6-1)
---------	--------------------------	--------------------------------	-----------

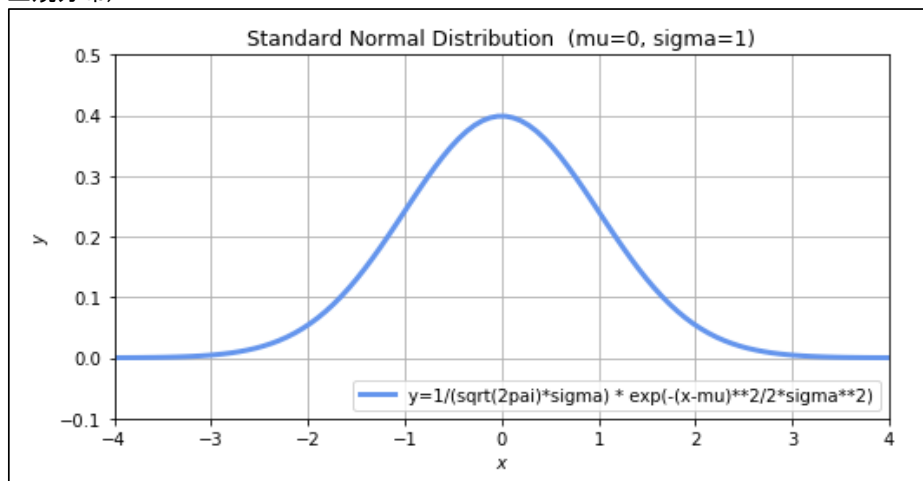
(標準化されることの検証)

$$\begin{aligned}
 \text{期待値 } E(Z) &= E((X - \mu) / \sigma) \\
 &= E(X / \sigma) - E(\mu / \sigma) \\
 &= 1 / \sigma * E(X) - \mu / \sigma \\
 &= 1 / \sigma * \mu - \mu / \sigma \\
 &= 0 \\
 \text{分散 } V(Z) &= V((X - \mu) / \sigma) \\
 &= 1 / \sigma^2 * V(X - \mu) \\
 &= 1 / \sigma^2 * V(X) \\
 &= 1 / \sigma^2 * \sigma^2 \\
 &= 1
 \end{aligned}$$

- 平均値が μ 、標準偏差が σ の正規分布に従う確率変数 X に対し、標準化確率変数 Z が従う確率分布は「標準正規分布 (ヒョウジュンセイフブン, Standard Normal Distribution)」と言い、
次のような確率密度関数になります：

確率変数 X が従う確率密度関数(正規分布)	$f(x) = 1 / (\sqrt{2\pi} \sigma) \exp(-(x - \mu)^2 / 2\sigma^2)$	$(-\infty < x < \infty)$	…(式3.6-2)
		μ : 平均値 σ : 標準偏差	
標準化確率変数 Z が従う確率密度関数(標準正規分布)	$f(z) = 1 / (\sqrt{2\pi}) \exp(-z^2 / 2)$	$(-\infty < z < \infty)$	…(式3.6-3)

(標準正規分布)



【出典・参考】

標準化確率変数⇒「初等統計学」ハ・好・リ・ヤ、ジ・ョウ・ソ著 箕谷千鳳彦訳 東京図書 1980年

標準化確率変数⇒ <https://k-san.link/standardized/>

標準正規分布表⇒ https://www.koka.ac.jp/morigiwa/sjs/standard_normal_distribution.htm

(4) 基本定理

確率論・統計学における基本定理を幾つか記します。

(4.1) 大数の法則

- ・事象Aの発生確率を p とします。

事象Aについての n 回の独立試行で、事象Aが起こった回数を r とします。

試行回数 n が非常に大きくなると、相対度数 r/n は、事象の発生確率 p に限りなく近づきます。

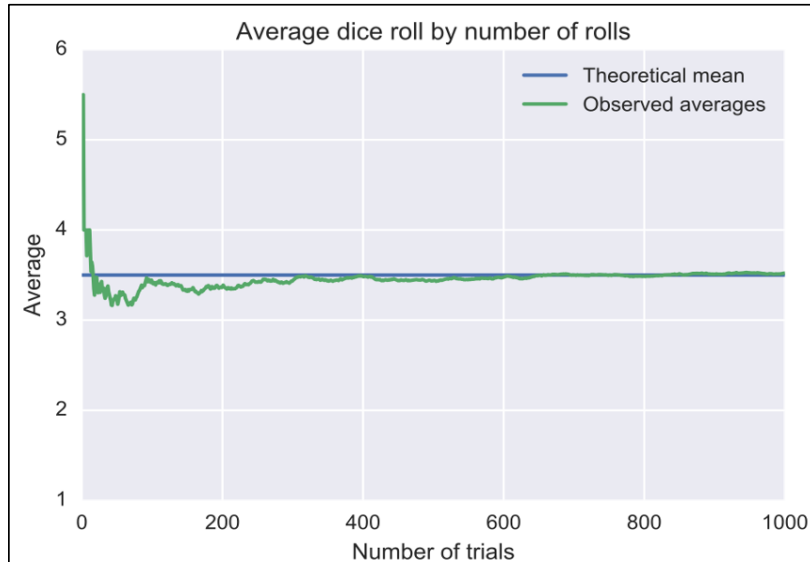
これを「大数の法則 (タイフホツク、Law of Large Numbers、LLN)」と呼び、

確率論・統計学における基本定理の一つとなっています。

(例) 大数の法則の例

「サイコロを何度も繰り返し振り続けると、出た目の標本平均は平均に収束する」という例

(「<https://ja.wikipedia.org/wiki/大数の法則>」より転載)



(4.2) 中心極限定理

- ・平均 μ 、標準偏差 σ を持つ**正規分布の母集団**からの、大きさ n の無作為標本において、標本平均 \bar{x}_{mean} の分布は、平均 μ 、標準偏差 σ/\sqrt{n} の正規分布になります。

特に、標本平均 \bar{x}_{mean} の標準化確率変数 Z は正規分布に従います：

$$Z = (\bar{x}_{\text{mean}} - \mu) / (\sigma / \sqrt{n})$$

としたとき、 Z の確率分布 $= N(0, 1)$

- ・一方、平均 μ 、標準偏差 σ を持つ**任意の母集団**からの、大きさ n の無作為標本において、標本平均 \bar{x}_{mean} の分布は、各標本の大きさ n が大きい時、

近似的に平均 μ 、標準偏差 σ/\sqrt{n} の正規分布になります。

特に、標本平均 \bar{x}_{mean} の標準化確率変数 Z は、近似的に正規分布に従います：

$$Z = (\bar{x}_{\text{mean}} - \mu) / (\sigma / \sqrt{n})$$

としたとき、 Z の確率分布 $\approx N(0, 1)$

これを「中心極限定理 (チュウキンギョクゲンテイリ、central limit theorem、CLT)」と呼び、

確率論・統計学における基本定理の一つとなっています。

【出典・参考】

大数の法則⇒ <https://ja.wikipedia.org/wiki/大数の法則>

大数の法則⇒ 「数学公式事典」 黒田孝朗・須田貞之著 文研出版 1978年

中心極限定理⇒ <https://ja.wikipedia.org/wiki/中心極限定理>

中心極限定理⇒ 「初等統計学」 パタチャリヤ、ジョンソン著 箕谷千鳳彦訳 東京図書 1980年

(5) 相関分析

複数の確率変数間の関係性を知るために、複数の確率変数を同時に観測します。

以下では、2つの確率変数 X 、 Y とその関係性の指標について記述します。

(5.1) 散布図と相関関係

- 2つの要素 X 、 Y からなる一組のデータが得られたときに、
2つの要素の関係を見るために、 X を横軸に、 Y を縦軸に取り、各データを該当する位置にプロットしたグラフを「散布図 (サツブズ, scatter plot)」といいます。
データを散布図で表すと、 X が変化したときに、 Y がどのように変化するかが確認できます。
- 2つの要素の間に何らかの関係がある場合、
これらのデータ間には「相関関係 (ソカンケイ, correlation)」があるといいます。
一方が増加すれば他方も増加する時、「正の相関関係 (positive correlation)」があるといい、
一方が増加すれば他方が減少する時、「負の相関関係 (negative correlation)」があると言います。

(例5.1) 完全失業率(全国)と経済成長率の散布図と時系列

- 「先進諸国の失業率と実質経済成長率は強い負の相関関係にある」という記事がありましたので、日本の 2000年~2019年について、総務省が公開している「完全失業率(全国)」と、IMFが公開している「実質経済成長率」で、表と散布図・時系列を描いてみます。

実質経済成長率

(出典)「日本の経済成長率の推移」⇒ https://ecodb.net/country/JP/imf_growth.html

⇒ <https://www.imf.org/en/Countries/JPN#countrydata>



完全失業率(全国)

(出典)「e-Stat 統計で見る日本」⇒ <https://www.e-stat.go.jp/dbview?sid=0003008332>

「完全失業率」とは「15歳以上の働く意欲のある人（労働力人口）のうち、仕事を探しても仕事に就くことのできない人（完全失業者）の割合」を言い、総務省の労働力調査により毎月発表されるものです。



- ・データ数が20個と少なく、大雑把な判断にならざるを得ないですが、
散布図からは、「失業率と実質経済成長率は強い負の相関関係にある」とは判断が付きかねます。

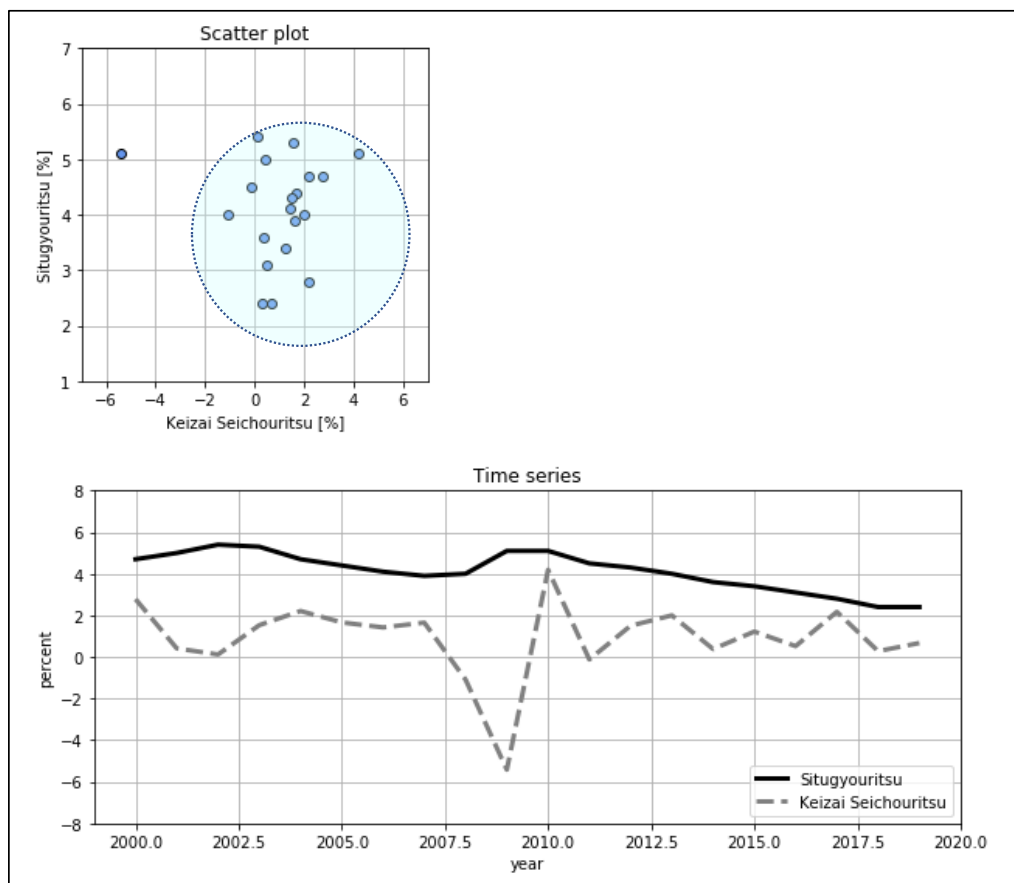
年	完全失業率 %	実質経済成長率 %
2000	4.7	2.78
2001	5.0	0.41
2002	5.4	0.12
2003	5.3	1.53
2004	4.7	2.21
2005	4.4	1.66
2006	4.1	1.42
2007	3.9	1.65
2008	4.0	-1.09
2009	5.1	-5.42
2010	5.1	4.19
2011	4.5	-0.12
2012	4.3	1.50
2013	4.0	2.00
2014	3.6	0.38
2015	3.4	1.22
2016	3.1	0.52
2017	2.8	2.17
2018	2.4	0.28
2019	2.4	0.67

- ・時系列を見ると、実質経済成長率の下がった 2001～2002年頃に、完全失業率が 5%前後にやや上がっています。
- ・同様に 2008～2009年頃のリーマンショックで実質経済成長率の下がった時にも、完全失業率が 5%前後にやや上がっています。
- ・逆に2010年頃はリーマンショックの反動の立ち直りで、実質経済成長率が上がっていて、完全失業率がやや下がっています。
- ・上記の傾向からも、概ね
「失業率と実質経済成長率は負の相関関係にある」と言えそうですが、
データ数も少なく、この期間の経済成長率はずっと低い状態にあり、
散布図を見た限りでは、「負の相関」と判断することはできません。
- ・ちなみに相関係数を(5.2)節で計算しますが約 -0.05 で、
負ではあるものの0に近く、「負の相関」というより
「相関が無い」と言ってもおかしくない値であることが分かります。

(※ 2011年は東日本最震災の影響でデータが整っておらず、
2011年03月～08月を除いた平均値です。

他の年は01月～12月の平均値です。

(出典：総務省統計局提供労働力調査 長期時系列データ))



(リスト06-(05)-1_散布図と相関関係)

```
#####
# リスト06-(05)-1_散布図と相関関係
#####
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# 年
NEN_list = [ 2000, 2001, 2002, 2003, 2004, 2005, 2006, 2007, 2008, 2009,
             2010, 2011, 2012, 2013, 2014, 2015, 2016, 2017, 2018, 2019 ]

# 経済成長率(日本)
X_list = [ 2.78, 0.41, 0.12, 1.53, 2.21, 1.66, 1.42, 1.65, -1.09, -5.42,
           4.19, -0.12, 1.50, 2.00, 0.38, 1.22, 0.52, 2.17, 0.28, 0.67 ]

X_min = -7
X_max = 7

# 完全失業率(全国)
Y_list = [ 4.7, 5.0, 5.4, 5.3, 4.7, 4.4, 4.1, 3.9, 4.0, 5.1,
           5.1, 4.5, 4.3, 4.0, 3.6, 3.4, 3.1, 2.8, 2.4, 2.4 ]

Y_min = 1
Y_max = 7

# 散布図表示 -----
plt.figure(figsize=(4, 4))
plt.plot(X_list, Y_list, marker='o', linestyle='None', markeredgecolor='black', color='cornflowerblue')
plt.xlim(X_min, X_max)
plt.ylim(Y_min, Y_max)
plt.title('Scatter plot')
plt.xlabel('Keizai Seichouritsu [%]')
plt.ylabel('Situgyouritsu [%]')
plt.grid(True)
plt.show()

# 時系列表示 -----
plt.figure(figsize=(10, 4))
plt.plot(NEN_list, Y_list, color='black', linewidth=3, label='Situgyouritsu')
plt.plot(NEN_list, X_list, color='gray', linewidth=3, linestyle='--', label='Keizai Seichouritsu')
plt.title('Time series')
plt.legend(loc='lower right')
plt.ylim(X_min-1, X_max+1)
plt.xlim(NEN_list[0]-1, NEN_list[19]+1)
plt.xlabel('year')
plt.ylabel('percent')
plt.grid(True)
plt.show()
```

(5.2) 2つの確率変数の確率分布

- 1つの確率変数とその確率分布については、既に「(3) 確率変数と確率分布」で見してきました。
これを2つの確率変数 X 、 Y に拡張し、その確率分布について見ます。

- 確率変数 X がとる値を $\{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ の k 個とし、
確率変数 Y がとる値を $\{y_1, y_2, \dots, y_l\}$ の l 個とすると、
確率変数の組合せ (X, Y) は、 (x_i, y_j) $i=1 \sim k, j=1 \sim l$ の $k \times l$ 個あります。
- 離散型の確率分布で、 $f(x_i, y_j)$ を $(X=x_i, Y=y_j)$ の値を同時に取る確率分布関数とします。
これを「結合確率分布 (ケツゴウカクリツブン, joint probability distribution)」と言います。
(同時確率分布、同時分布とも言います)

結合確率分布関数
$f(x_i, y_j) = P(X=x_i, Y=y_j) \quad i=1 \sim k, j=1 \sim l \quad \dots(\text{式5.2-1})$

これにより、確率変数 X 、 Y の結合確率分布は以下の様に2次元の表で表現できます：

X \ Y		Y の値				Xの周辺分布
		y_1	y_2	\dots	y_l	
Xの値	x_1	$f(x_1, y_1)$	$f(x_1, y_2)$	\dots	$f(x_1, y_l)$	$f_x(X=x_1)$
	x_2	$f(x_2, y_1)$	$f(x_2, y_2)$	\dots	$f(x_2, y_l)$	$f_x(X=x_2)$
	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots
	x_k	$f(x_k, y_1)$	$f(x_k, y_2)$	\dots	$f(x_k, y_l)$	$f_x(X=x_k)$
Yの周辺分布		$f_y(Y=y_1)$	$f_y(Y=y_2)$	\dots	$f_y(Y=y_l)$	(合計) 1

- 確率変数 X (または Y) のみに着目した確率分布 $f_x(X)$ (または $f_y(Y)$) は、
 X (または Y) の「周辺分布 (シュヘンブツブン, marginal distribution)」と言い、次式で求められます：

X の周辺分布 f_x 、Yの周辺分布 f_y
$f_x(X=x_i) = \sum_{j=1}^l f(x_i, y_j) \quad i=1 \sim k \quad \dots(\text{式5.2-2})$
$f_y(Y=y_j) = \sum_{i=1}^k f(x_i, y_j) \quad j=1 \sim l \quad \dots(\text{式5.2-3})$

- 確率変数 X (または Y) のみに着目した平均と分散・標準偏差等の統計指標は、
結合確率分布へ遡ることなく、 X (または Y) の周辺分布のみから計算することが出来ます。

確率変数 X 、 Y の期待値
$E_x(X) = \mu_x = \sum_{i=1}^k x_i * f_x(X=x_i) \quad \dots(\text{式5.2-4})$
$E_y(Y) = \mu_y = \sum_{j=1}^l y_j * f_y(Y=y_j) \quad \dots(\text{式5.2-5})$
確率変数 X 、 Y の分散
$V_x(X) = \sigma_x^2 = \sum_{i=1}^k (x_i - \mu_x)^2 * f_x(X=x_i) \quad \dots(\text{式5.2-6})$
$= E_x((X - \mu_x)^2)$
$V_y(Y) = \sigma_y^2 = \sum_{j=1}^l (y_j - \mu_y)^2 * f_y(Y=y_j) \quad \dots(\text{式5.2-7})$
$= E_y((Y - \mu_y)^2)$
$f_x(x_i)$: X の周辺確率分布関数
$f_y(y_j)$: Y の周辺確率分布関数

- ・ 2つの確率変数 X 、 Y の和の期待値は、各確率変数 X 、 Y の期待値の和になります。

2つの確率変数 X 、 Y の和の期待値は、各確率変数 X 、 Y の期待値の和になります。

$$E(X + Y) = E(X) + E(Y) \quad \dots(\text{式5.2-8})$$

更に、 N 個の確率変数 X_n ($n=1 \sim N$) の和の期待値は、各確率変数の期待値の和になります。

$$E(X) = E(X_1) + E(X_2) + \dots + E(X_N) \quad \dots(\text{式5.2-9})$$

(証明) 期待値 $E(X+Y)$

$$\begin{aligned} &= \sum_x \sum_y (x+y) * f(x, y) \\ &= \sum_x \sum_y (x * f(x, y) + y * f(x, y)) \\ &= \sum_x \sum_y x * f(x, y) + \sum_x \sum_y y * f(x, y) \\ &= \sum_x x * \sum_y f(x, y) + \sum_y y * \sum_x f(x, y) \\ &= \sum_x x * f(x) + \sum_y y * f(y) \\ &= E(X) + E(Y) \end{aligned}$$

(5.3) 共分散と相関係数

- 2つの確率変数 X 、 Y の間の関係の強さを表す尺度として、「共分散 (きョウフンサン、covariance)」があります。これは、積 $(X - \mu_x) * (Y - \mu_y)$ の期待値として定義されます。
本セミナーでは共分散を「 $\text{Cov}(X, Y)$ 」で記述します。

確率変数 X 、 Y の共分散「 $\text{Cov}(X, Y)$ 」

$$\text{Cov}(X, Y) = E((X - \mu_x) * (Y - \mu_y)) \quad \dots(\text{式} 5.3-1)$$

$$= E(XY) - \mu_x * \mu_y \quad \dots(\text{式} 5.3-2)$$

μ_x : 確率変数 X の期待値

μ_y : 確率変数 Y の期待値

(証明) $E((X - \mu_x) * (Y - \mu_y))$

$$= E(XY - \mu_x Y - \mu_y X + \mu_x \mu_y)$$

$$= E(XY) - \mu_x E(Y) - \mu_y E(X) + \mu_x \mu_y$$

$$= E(XY) - \mu_x \mu_y$$

- 共分散 $\text{Cov}(X, Y)$ は、各確率変数 X と Y の測定単位に依存しています。
測定単位に依存しない2変数間の尺度は、共分散を各変数の標準偏差 σ_x 、 σ_y で割って求めます。
これによって得られる尺度は X と Y の「相関係数 (ソカンケイズウ, correlation coefficient)」と呼ばれます。本セミナーでは相関係数を「 $\text{Corr}(X, Y)$ 」で記述します。

確率変数 X 、 Y の相関係数「 $\text{Corr}(X, Y)$ 」

$$\text{Corr}(X, Y) = \text{Cov}(X, Y) / \sigma_x * \sigma_y \quad \dots(\text{式} 5.3-3)$$

σ_x : 確率変数 X の標準偏差

σ_y : 確率変数 Y の標準偏差

- 以下に、 X と Y の相関係数 $\text{Corr}(X, Y)$ の性質を幾つか見てみましょう。

X 、 Y の相関係数 $\text{Corr}(X, Y)$ の性質

- (1) 相関係数 $\text{Corr}(X, Y)$ は必ず -1 以上 1 以下の間の数である。

$$-1.0 \leq \text{Corr}(X, Y) \leq 1.0$$

 $\text{Corr}(X, Y) = +1.0$ となるのは、 X と Y が正の勾配を持つ直線関係にある場合である。

$\text{Corr}(X, Y) > 0.0$ となるのは、 X と Y の間に正の相関関係がある場合である。

$\text{Corr}(X, Y) = 0.0$ となるのは、 X と Y が無関係 (独立) の場合である。

$\text{Corr}(X, Y) \div 0.0$ となるのは、 X と Y の間の相関関係が弱い場合である。

$\text{Corr}(X, Y) < 0.0$ となるのは、 X と Y の間に負の相関関係がある場合である。

$\text{Corr}(X, Y) = -1.0$ となるのは、 X と Y が負の勾配を持つ直線関係にある場合である。

- (2) 相関係数 $\text{Corr}(X, Y)$ は確率変数 X 、 Y に定数が加えられても、
同符号の定数が確率変数に掛けられても不変である。

$$\text{Corr}(X, Y) = \text{Corr}(a_x X + b_x, a_y Y + b_y) \quad \dots(\text{式} 5.3-4)$$

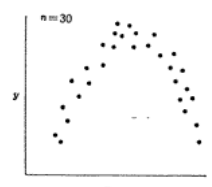
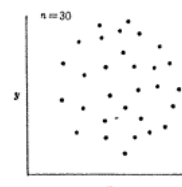
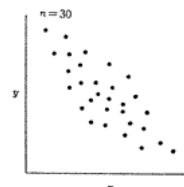
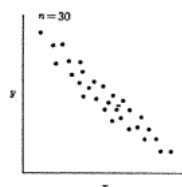
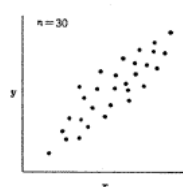
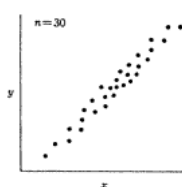
a_x, a_y は同符号

a_x, a_y, b_x, b_y : 定数値

- X と Y の相関を散布図で図示すると以下の様なものになります。

(引用元「<https://matome.naver.jp/odai/2136538459573533501/2147046772966211003>」)

①強い正相関のある場合 ②弱い正相関のある場合 ③強い負相関のある場合 ④弱い負相関のある場合 ⑤相関のない場合 ⑥直線的でない関係の場合



(例5.2) 完全失業率(全国)と経済成長率の相関係数

- ・「(例5.1) 完全失業率(全国)と経済成長率の散布図と時系列」について、その相関係数を計算してみましょう。

2000年～2019年 (標本数=20)

完全失業率(全国平均) 平均=4.11, 標準偏差=0.90

経済成長率(日本) 平均=0.90, 標準偏差=1.84

完全失業率(全国平均)と経済成長率(日本)の相関係数(Numpy 使用) = -0.05207

完全失業率(全国平均)と経済成長率(日本)の相関係数(Numpy 不使用) = -0.05207

- ・完全失業率(全国平均)と経済成長率(日本)の相関係数は、約 -0.05 で負ではあるものの0に近く、「負の相関」というより「相関が無い」と言ってもおかしくない値であることが分かります。

(リスト06-(05)-2_相関係数)

```
#####
# リスト06-(05)-2_相関係数
#####
import numpy as np

# 相関係数の計算 (numpy 使用版)
def fCorr1(xlist, ylist):
    xycorr = np.corrcoef(xlist, ylist)[0, 1]
    return xycorr

# 相関係数の計算 (numpy 不使用版で、式のとおり計算)
def fCorr2(xlist, ylist):
    xm = np.mean(xlist)
    ym = np.mean(ylist)
    xs = np.std(xlist)
    ys = np.std(ylist)
    n = len(xlist)
    exy = 0
    for i in range(n):
        exy += xlist[i]*ylist[i]/n
    covxy = exy - (xm * ym)
    xycorr = covxy / (xs * ys)
    return xycorr

# (2000～2019) 経済成長率(日本)
X_list = [ 2.78, 0.41, 0.12, 1.53, 2.21, 1.66, 1.42, 1.65, -1.09, -5.42,
           4.19, -0.12, 1.50, 2.00, 0.38, 1.22, 0.52, 2.17, 0.28, 0.67 ]

# (2000～2019) 完全失業率(全国)
Y_list = [ 4.7, 5.0, 5.4, 5.3, 4.7, 4.4, 4.1, 3.9, 4.0, 5.1,
           5.1, 4.5, 4.3, 4.0, 3.6, 3.4, 3.1, 2.8, 2.4, 2.4 ]

# 標準偏差と相関係数を計算
X_mean = np.mean(X_list)
Y_mean = np.mean(Y_list)
X_std = np.std(X_list)
Y_std = np.std(Y_list)
xycorr1 = fCorr1(X_list, Y_list)
xycorr2 = fCorr2(X_list, Y_list)

print(f"2000年～2019年 (標本数={len(Y_list)!r})")
print(f" 完全失業率(全国平均) 平均={Y_mean:.2f}, 標準偏差={Y_std:.2f}")
print(f" 経済成長率(日本) 平均={X_mean:.2f}, 標準偏差={X_std:.2f}")
print(f" 完全失業率(全国平均)と経済成長率(日本)の相関係数(Numpy 使用) = {xycorr1:.5f}")
print(f" 完全失業率(全国平均)と経済成長率(日本)の相関係数(Numpy 不使用) = {xycorr2:.5f}")
```

(5.4) 説明変数と相関関係

- ・ 何かの因果関係を探る場合、統計モデルでは、原因となる変数群を元に、結果となる変数群を説明しようと試みます。

原因となる変数のことを「説明変数 (セツメイベンズ、explanatory variable)」と言います。

「独立変数 (トクリツベンズ、independent variable)」、

「予測変数 (ヨソベンズ、predictor variable)」とも言います。

結果となる変数のことを「目的変数 (モクテキベンズ、response variable)」と言います。

「従属変数 (ジュウゾクベンズ、dependent variable)」、

「結果変数 (ケツカベンズ、outcome variable)」とも言います。

- ・ 説明変数を選ぶ際に気を付ける必要があるのは、多重共線性の問題です。

「多重共線性 (タジュウキョウセンセイ、multicollinearity)」(略称「マルチコ」とは、

モデル内の一部の説明変数と他の説明変数の相関係数が高いときに起こる状態です。

多重共線性によって、重回帰分析では、回帰係数の分散を増加させて不安定にするため、

正しく推計できなくなるといった悪影響をもたらします。

この問題の最も一般的な解消法は、「相関関係が高いと考えられる説明変数を外すこと」です。

(例5.3) コンビニの月間のアイスクリームの売り上げ

- ・ 目的変数: (1) コンビニの月間のアイスクリームの売り上げ

- ・ 説明変数: (1) 来客数
(2) 最高気温が30℃以上の日数
(3) 降雨日数
(4) 月間降水量
(5) 平均気温

という分析モデルを考えたとき、説明変数で「(3) 降雨日数」と「(4) 月間降水量」は相関が高く、多重共線性が発生する可能性が高いとみられます。

相関係数を計算して、(3)か(4)の何れか一方を説明変数として不採用とするか判断します。

【出典・参考】

散布図⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/glossary/7409.html>

散布図⇒ <https://ja.wikipedia.org/wiki/散布図>

相関関係⇒ <https://kotobank.jp/word/相関関係-5304>

相関係数⇒ http://mt-net.vis.ne.jp/ADFE_mail/0208.htm

相関係数⇒ <https://ja.wikipedia.org/wiki/相関係数>

「e-Stat 統計で見る日本」⇒ <https://www.e-stat.go.jp/dbview?sid=0003008332>

「総務省統計局提供労働力調査」⇒ <https://www.stat.go.jp/data/roudou/longtime/03roudou.html>

「日本の経済成長率の推移」⇒ https://ecodb.net/country/JP/imf_growth.html

⇒ <https://www.imf.org/en/Countries/JPN#countrydata>

結合確率分布⇒ http://www.geisya.or.jp/~mwm48961/kou3/prob_joint1.htm

統計用語の英訳⇒ <http://www.cottonpot01.com/JpnEng/EngJpnSta120160825.pdf>

同時分布⇒ <https://ja.wikipedia.org/wiki/同時分布>

周辺分布⇒ <http://ibisforest.org/index.php?E5%91%A8%E8%BE%BA%E5%88%86%E5%B8%83>

結合分布⇒ 「初等統計学」ハタチヤ、ジョンソ著 箕谷千鳳彦訳 東京図書 1980年

共分散⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/glossary/914.html>

相関係数⇒ 「初等統計学」ハタチヤ、ジョンソ著 箕谷千鳳彦訳 東京図書 1980年

散布図⇒ <https://matome.naver.jp/odai/2136538459573533501/2147046772966211003>

確率変数の和の期待値⇒ 「その問題、数理モデルが解決します」浜田宏著 ベレ出版 2019年2月

説明変数、目的変数⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/course/1590.html>

目的変数⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/glossary/551.html>

説明変数⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/glossary/2109.html>

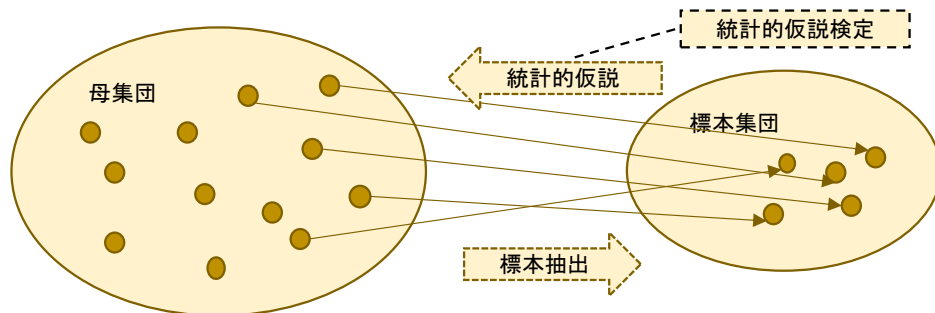
多重共線性⇒ <https://xica.net/vno4ul5p/>

多重共線性⇒ <https://support.minitab.com/ja-jp/minitab/18/help-and-how-to/modeling-statistics/regression/supporting-topics/model-assumptions/multicollinearity-in-regression/>

(6) 仮説検定

(6.1) 統計的仮説

- 母集団についての仮説を「統計的仮説 (トクイキカツ、statistical hypothesis)」と呼びます。
統計的仮説には、「帰無仮説」と帰無仮説の逆の内容を持つ「対立仮説」があります。
標本から何らかの主張を立証しようとしている時、主張自体を
「対立仮説 (タリツカツ、alternative hypothesis)」と呼び、 H_1 と記します。
主張を否定する(その主張は誤りであり、元々問題なく、主張は無に帰するという)仮説を
「帰無仮説 (キムカツ、Null hypothesis)」と呼び、 H_0 と記します。
- 対立仮説は、帰無仮説が「棄却 (キヤク、reject)」された場合に「採択 (サイタク、accept)」されます。
この時、検定は「統計的に有意 (トクイキニユイ、statistically significant)」であると言います。
- 帰無仮説 H_0 と対立仮説 H_1 の設定についての指針があります。
帰無仮説 H_0 が実際に偽である時、それを棄却しないという過誤(「第二種の過誤」と言います)よりも、
帰無仮説 H_0 が実際に真である時、それを棄却するという過誤(「第一種の過誤」と言います)
の方を重要視します。
従って、帰無仮説 H_0 を対立仮説 H_1 に対して検定する時、
データが H_0 に対して強く不利な証拠を示していない限り、 H_0 は真であるとして支持し、
データが H_0 に対して強く不利な証拠を示している場合には、 H_1 を支持して H_0 を棄却します。
帰無仮説 H_0 と対立仮説 H_1 は、こういった指針に基づいて設定します。



(例6.1) サイコロの3の目が不公平に出るかどうかの仮説

- サイコロの3の目が出る確率を p としたとき
帰無仮説 H_0 : $p=1/6$ である
対立仮説 H_1 : $p \neq 1/6$ である

(例6.2) ドラマの視聴率が7%を超えたかどうかの仮説

- ドラマの視聴率を p としたとき
帰無仮説 H_0 : $p \leq 0.07$ である
対立仮説 H_1 : $p > 0.07$ である

(例6.3) 数学の試験でA高校とB高校の平均点が等しくないかどうかの仮説

- A高校とB高校の数学の試験の平均点を各々 μ_A 、 μ_B としたとき
帰無仮説 H_0 : $\mu_A = \mu_B$ である
対立仮説 H_1 : $\mu_A \neq \mu_B$ である

【出典・参考】

仮説検定⇒ <https://ja.wikipedia.org/wiki/仮説検定>

仮説検定⇒「初等統計学」バタヤリヤ、ジョンソ著 箕谷千鳳彦訳 東京図書 1980年

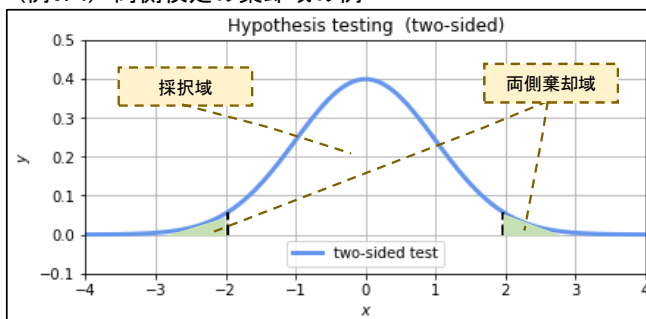
仮説検定⇒「統計学」森棟、照井、中川、西埜、黒住 共著 有斐閣 2017年12月 改訂版第3刷

有意⇒ <https://ja.wikipedia.org/wiki/有意>

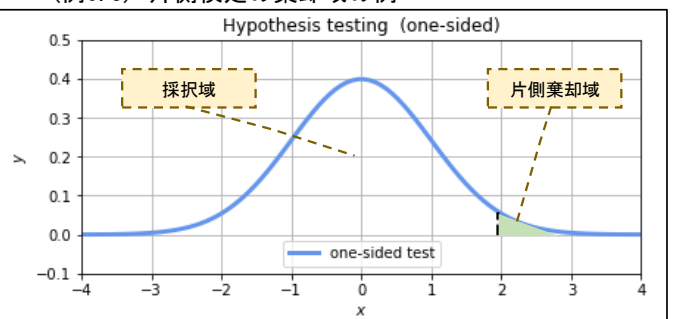
(6.2) 統計的仮説検定

- ・ 統計的仮説の妥当性を、標本から検証することを 「統計的仮説検定 (トクイキセツケンテイ、statistical hypothesis testing)」、あるいは単に「検定」と呼びます。
- ・ 統計的仮説検定に用いられる確率変数を「検定統計量 (ケンテイツキリョウ、test statistic)」、あるいは、単に「統計量」と呼びます。
検定統計量は、標本を元に計算するので、標本統計量と同様に分布を持ちます。
帰無仮説の下で導かれた検定統計量の分布を元にして、検定を行います。
- ・ 検定で、帰無仮説 H_0 が棄却されると判断する検定統計量の値の範囲は、
帰無仮説の下で導かれた検定統計量の分布の裾 (両裾または片裾) に設定され、
「棄却域 (キヤクイク、rejection region)」と呼びます。
- ・ 棄却域以外の領域は帰無仮説 H_0 が棄却されない領域であり、
「採択域 (サイタクイク、acceptance region)」または「受容域」と呼びます。
棄却域と採択域の境目を「臨界値 (リンカイ、critical value)」または「境界値」と呼びます。
- ・ 検定統計量の分布で、棄却域の面積 (= 確率) を「有意水準 (ウイイジユン、significance level)」と呼び、 α で表現します。 α は通常、0.05 (5%)、0.01 (1%) といった小さな確率に定められます。
有意水準 α と「第一種の過誤」が生じる確率は同じです。

(例6.4) 両側検定の棄却域の例



(例6.5) 片側検定の棄却域の例



- ・ (例6.4) 両側検定で $X \leq -1.96\sigma$ 、 $1.96\sigma \leq X$ を棄却域とする ($\alpha = 0.05$ (5%))。
 - ・ (例6.5) 片側検定で $1.96\sigma \leq X$ を棄却域とする ($\alpha = 0.025$ (2.5%))。
- 参照⇒ (リスト06-(06)-1_仮説検定_両側検定_片側検定)

- ・ 統計的仮説の設定に従って、検定は両側検定と片側検定に分類されます。
- ・ 統計量がある閾値よりも大きい (あるいは小さい) かを判定するような対立仮説を
「片側対立仮説 (カガ'ワタイリツセツ、one-sided alternative hypothesis)」と言います。
片側対立仮説では、棄却域が統計量の分布の片裾にあるため、
この棄却域を「片側棄却域 (カガ'ワキヤクイク、one-sided rejection region)」と言い、
この検定を「片側検定 (カガ'ワケンテイ、one-sided test)」と言います。
- ・ 統計量がある値と一致するかを判定するような対立仮説を
「両側対立仮説 (リョウガ'ワタイリツセツ、two-sided alternative hypothesis)」と言います。
両側対立仮説では、棄却域が統計量の分布の両裾にあるため、
この棄却域を「両側棄却域 (リョウガ'ワキヤクイク、two-sided rejection region)」と言い、
この検定を「両側検定 (リョウガ'ワケンテイ、two-sided test)」と言います。
- ・ 観察されたデータを用いて計算された検定統計量が、棄却域に入る時は、帰無仮説 H_0 を棄却します。
検定統計量が、棄却域に入らない時は、帰無仮説 H_0 を棄却できません。

(6.3) 検定の手順

・これまでに述べた概念を元に検定の手順をまとめると、以下のようになります：

検定の手順

- (手順1) 帰無仮説 H_0 と対立仮説 H_1 を設定する。
- (手順2) 検定統計量を定める。
- (手順3) 有意水準 α を定める。
- (手順4) 帰無仮説 H_0 の下での検定統計量の分布に基づき、
有意水準 α に対応する棄却域を定める。
- (手順5) 観察されたデータを用いて検定統計量を計算する。
- (手順6) 計算された検定統計量が、棄却域に入る時は、帰無仮説 H_0 を棄却できると判定する。
検定統計量が、棄却域に入らない時は、帰無仮説 H_0 を棄却できないと判定する。

(例6.6) サイコロの3の目が不公平に出るかどうかの検定

(これは「(例6.1) サイコロの3の目が不公平に出るかどうかの仮説」の検定になります)

・元になる考え方

1回のサイコロを振る試行で、3の目が出る回数(0, 1の何れか)を確率変数 X としたとき、
「サイコロの3の目が出る場合成功($X=1$)、それ以外の目が出れば失敗($X=0$)」という
ベルヌーイ試行として扱います(「(3.2.2) ベルヌーイ分布」を参照のこと)。
従って、サイコロを1回振って3の目が出る確率を p としたとき、
確率変数 X の平均 $E(X) = p$ 、分散 $V(X) = p(1-p)$ で与えられます。

サイコロが公平な場合、以下の様な統計指標が得られ、
これが帰無仮説 ($p=1/6$) の下での、母集団の値になります。

確率変数 X の平均 $E(X) = p = 1/6$

確率変数 X の分散 $V(X) = p(1-p) = (1/6) * (5/6)$

・観察されたデータ

500回サイコロを振ったところ、100回3の目が出ました。

(手順1) サイコロを1回振って3の目が出る確率を p としたとき

帰無仮説 : $p = 1/6$ である

対立仮説 : $p \neq 1/6$ である

(手順2) 検定統計量 T として、サイコロを1回振って3の目が出る確率(標本確率)を選ぶ：

$T = 3の目が出た回数 / サイコロを振った回数$

標本確率が $1/6$ に近ければ、帰無仮説 H_0 を棄却できないと判定します。

(手順3、4) 検定統計量 T は標本平均なので、標本平均の性質により、

標本平均の期待値 $= E(T) = 母平均 E(X) = \mu = 1/6$

標本平均の分散 $= V(T) = 母分散 V(X) / 標本数 n = (1/6) * (5/6) / 500$

となり、これを以下の式により標準化確率変数 Z へ変換します

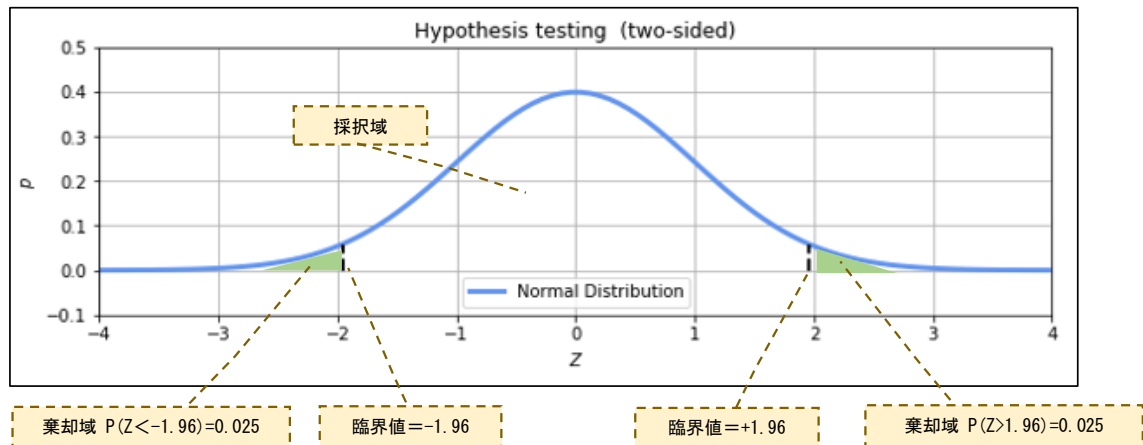
$$Z = (T - E(T)) / \sqrt{V(T)}$$

更に、観測個数 ($n=500$) は十分に大きいので、中心極限定理により、
標準化確率変数 Z の分布は標準正規分布 $N(0, 1)$ で近似できます。

近似した標準正規分布 $N(0, 1)$ の下で、有意水準 $\alpha = 5\%$ となるような棄却域は、標準正規分布 $N(0, 1)$ で $1.96 < Z$ の確率 $P(1.96 < Z) = 2.5\%$ であることを用いると、以下の様な範囲になります：

棄却域： $Z < -1.96$ 、 $+1.96 < Z$

$$P(|Z| > 1.96) = P(Z < -1.96) + P(1.96 < Z) = 0.025 + 0.025 = 0.05 \text{ (5\%)} = \alpha$$



(手順5) 観察されたデータを用いて各値を計算すると以下の様になります。

$$\text{検定統計量 } T = \text{3の目が出た回数} / \text{サイコロを振った回数} = 100 / 500$$

$$\text{標本平均の期待値} = E(T) = \text{母平均 } E(X) = \mu = 1/6$$

$$\text{標本平均の分散} = V(T) = \text{母分散 } V(X) / \text{標本数 } n = (1/6) * (5/6) / 500$$

これを元に、検定統計量 T を標準化確率変数 Z へ変換すると以下の様になります。

$$\begin{aligned} Z &= (T - E(T)) / \sqrt{V(T)} \\ &= (100/500 - 1/6) / \sqrt{(1/6) * (5/6) / 500} \\ &= (1/5 - 1/6) / \sqrt{1/3600} \\ &= 2.0 \end{aligned}$$

(手順6) 計算された検定統計量（標準化確率変数 Z ）は、

$$Z = 2.0 > 1.96$$

となり、右側の棄却域に入っています。

従って、帰無仮説 H_0 「 $p=1/6$ である」が棄却されました。

「サイコロの3の目が公平に出る」という仮説は棄却された、という判定結果となりました。

【出典・参考】

統計検定量⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/course/9317.html>

仮説検定⇒「初等統計学」パタチャリヤ、ジョンソ著 箕谷千鳳彦訳 東京図書 1980年

仮説検定⇒「統計学」森棟、照井、中川、西埜、黒住 共著 有斐閣 2017年12月 改訂版第3刷

棄却域・採択域⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/course/9317.html>

(6.4) P 値

- ・「P 値（ピーチ、P-value）」は、観測された検定統計量 T の値が t_r の時、帰無仮説 H_0 での検定統計量の分布の下で、 $T=t_r$ を臨界値とした場合の棄却域の面積（検定統計量 T が t_r より棄却域側にある割合）です。

- ・両側仮説検定の場合 $P\text{値} = P(|T| > t_r)$
- ・右側の片側仮説検定の場合 $P\text{値} = P(T > t_r)$
- ・左側の片側仮説検定の場合 $P\text{値} = P(T < t_r)$

- ・P 値は、「帰無仮説 H_0 での検定統計量の分布の下で、観測された検定統計量以上に、（帰無仮説に反する）偏った検定統計量が得られる確率」を示しています。P 値が有意水準 α を下回ったときに、はじめて「統計的有意差があった」と言うことができます。

（例6.7）「（例6.6）サイコロの3の目が不公平に出るかどうかの検定」でのP 値

（例6.6）では、

$$\text{検定統計量 } T = \text{3の目が出た回数} / \text{サイコロを振った回数} = 100 / 500$$

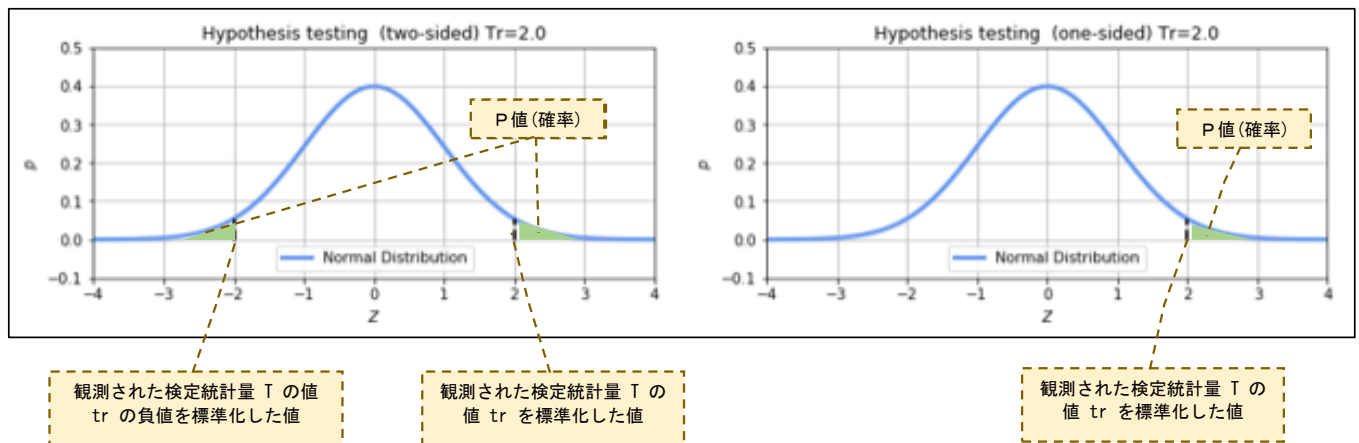
で、 T を標準化検定統計量 Z へ変換したものは

$$\text{標準化検定統計量 } Z = 2.0$$

でした。この例で、P 値は

$$P\text{値} = P(|Z| > 2.0) = 0.0456$$

となっていて、有意水準 α の 5% を下回っており、「統計的有意差があった」と言うことができます。



参照⇒(リスト06-(06)-2_仮説検定とP値)

【出典・参考】

P 値⇒ <https://haru-reha.com/p-value-mean/>

P 値⇒ <https://xica.net/magellan/marketing-idea/stats/tvalue-and-pvalue/>

P 値、有意水準⇒ <https://bellcurve.jp/statistics/blog/14004.html>

P 値、有意水準⇒ <https://ja.wikipedia.org/wiki/有意#p値>

P 値⇒「統計学」森棟, 照井, 中川, 西埜, 黒住 共著 有斐閣 2017年12月 改訂版第3刷

標準正規分布表⇒ https://www.koka.ac.jp/morigiwa/sjs/standard_normal_distribution.htm

(6.5) z検定、t検定

- ・上記では主に、正規分布を用いて検定の説明をしてきました。
検定には、標本の大きさ、仮定する分布や既知項目などによって様々な検定があります。
以下では、z検定、t検定について述べます。

(6.5.1) z検定

- 「z検定 (ゼットケンテイ、z-test)」は、
- ・母集団が、正規分布に従うと仮定されたデータに対して用います。
 - ・母分散 σ^2 が既知であるときに用います。
 - ・標本の大きさが大きい場合 (≥ 30 程度) に用います。
 - ・この時、以下の標本平均についての(標準化された)検定統計量 z は、
標準正規分布 $N(0, 1)$ に従い、検定ではこの分布を用います。

z検定での検定統計量 z

$$z = (x_{\text{mean}} - \mu_0) / (\sigma / \sqrt{n})$$

μ_0 : 帰無仮説による母平均

…(式6.5-1)

x_{mean} : 標本の平均値

σ : 母標準偏差

n : 標本の大きさ

(6.5.2) t検定

- 「t検定 (ティケンテイ、t-test)」は、
- ・母集団が、正規分布に従うと仮定されたデータに対して用います。
 - ・母分散 σ^2 が未知であるときに用い、その推定値として標本不偏分散 u^2 を使います。
 - ・標本の大きさが小さい場合 (< 30 程度) に用います。
 - ・この時、以下の標本平均についての検定統計量 t (t値)は、
自由度 $n-1$ の「t分布 (ティブツフ、t-distribution)」に従い、検定ではこの分布を用います。

t検定での検定統計量 t

$$t = (x_{\text{mean}} - \mu_0) / (u / \sqrt{n})$$

μ_0 : 帰無仮説による母平均

…(式6.5-2)

x_{mean} : 標本の平均値

u : 標本不偏分散の平方根

n : 標本の大きさ

標本不偏分散

$$u^2 = (1/(n-1)) \sum_{i=1}^n (x_i - x_{\text{mean}})^2$$

…(式6.5-3)

…(式2.4-5)再掲

(尚、t分布は自由度 n が大きくなるにつれ、標準正規分布の形に近づいていきます。)

【出典・参考】

z検定、t検定⇒ http://www.geisya.or.jp/~mwm48961/linear_algebra/t_test2.htm

z検定、t検定⇒ <https://qiita.com/Haji-/items/5e3c0a7f2108ae882bff>

z検定⇒ <https://to-kei.net/hypothesis-testing/z-test/>

t検定⇒ <https://to-kei.net/hypothesis-testing/t-test/>

t分布⇒ <https://to-kei.net/distribution/t-distribution/t-distribution/>

(リスト06-(06)-1_仮説検定_両側検定_片側検定)

```
#####
# リスト06-(06)-1_仮説検定_両側検定_片側検定
#####
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
%matplotlib inline

# ガウス分布関数
def gauss(xlist, mu, sigma):
    return (1 / (np.sqrt(2 * np.pi) * sigma)) * np.exp(-(xlist - mu)**2 / (2 * sigma**2))

# データとグリッド
xn = 100
xlist = np.linspace(-4, 4, xn)
mu = 0
sigma = 1

# 臨界値 ( $\pm 1.96\sigma$ )
fiveper = 1.96
cv1xlist = np.array([ fiveper, fiveper ])
cv1ylist = gauss(cv1xlist, mu, sigma)
cv1ylist[0] = 0
cv2xlist = np.array([ -fiveper, -fiveper ])
cv2ylist = gauss(cv2xlist, mu, sigma)
cv2ylist[0] = 0

# グラフ描画
plt.figure(figsize=(15, 3))

# 分布曲線と臨界値 (両側検定)
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.plot( xlist, gauss(xlist, mu, sigma), 'cornflowerblue', linewidth=3,
          label='two-sided test' )
plt.plot( cv1ylist, cv1ylist, color='black', linestyle='--', linewidth=2 )
plt.plot( cv2ylist, cv2ylist, color='black', linestyle='--', linewidth=2 )

plt.title('Hypothesis testing (two-sided)')
plt.legend(loc='lower center')
plt.ylim(-0.1, 0.5)
plt.xlim(-4, 4)
plt.xlabel('$x$')
plt.ylabel('$y$')
plt.grid(True)

# 分布曲線 (片側検定)
plt.subplot(1, 2, 2)
plt.plot( xlist, gauss(xlist, mu, sigma), 'cornflowerblue', linewidth=3,
          label='one-sided test' )
plt.plot( cv1ylist, cv1ylist, color='black', linestyle='--', linewidth=2 )

plt.title('Hypothesis testing (one-sided)')
plt.legend(loc='lower center')
plt.ylim(-0.1, 0.5)
plt.xlim(-4, 4)
plt.xlabel('$x$')
plt.ylabel('$y$')
plt.grid(True)

plt.show()
```

(リスト06-(06)-2_仮説検定とP値)

```
#####
# リスト06-(06)-2_仮説検定とP値
#####
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
%matplotlib inline

# ガウス分布関数
def gauss(xlist, mu, sigma):
    return (1 / (np.sqrt(2 * np.pi) * sigma)) * np.exp(-(xlist - mu)**2 / (2 * sigma**2))

# データとグリッド
xn = 100
xlist = np.linspace(-4, 4, xn)
mu = 0
sigma = 1

# P 値 (2.0σ)
pValue = 2.0
cv1xlist = np.array([ pValue, pValue ])
cv1ylist = gauss(cv1xlist, mu, sigma)
cv1ylist[0] = 0
cv2xlist = np.array([ -pValue, -pValue ])
cv2ylist = gauss(cv2xlist, mu, sigma)
cv2ylist[0] = 0

# グラフ描画
plt.figure(figsize=(15, 3))

# 分布曲線と臨界値 (両側検定)
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.plot( xlist, gauss(xlist, mu, sigma), 'cornflowerblue', linewidth=3,
          label='Normal Distribution' )
plt.plot( cv1ylist, cv1ylist, color='black', linestyle='--', linewidth=2 )
plt.plot( cv2ylist, cv2ylist, color='black', linestyle='--', linewidth=2 )

plt.title('Hypothesis testing (two-sided) Tr=2.0')
plt.legend(loc='lower center')
plt.ylim(-0.1, 0.5)
plt.xlim(-4, 4)
plt.xlabel('$Z$')
plt.ylabel('$p$')
plt.grid(True)

# 分布曲線 (片側検定)
plt.subplot(1, 2, 2)
plt.plot( xlist, gauss(xlist, mu, sigma), 'cornflowerblue', linewidth=3,
          label='Normal Distribution' )
plt.plot( cv1ylist, cv1ylist, color='black', linestyle='--', linewidth=2 )

plt.title('Hypothesis testing (one-sided) Tr=2.0')
plt.legend(loc='lower center')
plt.ylim(-0.1, 0.5)
plt.xlim(-4, 4)
plt.xlabel('$Z$')
plt.ylabel('$p$')
plt.grid(True)

plt.show()
```

(7) その他

この章では、計算のノウハウなどを記します。

(7.1) 観測値追加時の平均値

- ・「平均値（ヘイベンチ、mean value）」は、観測値の総和を観測値の個数で割ったもので、(式2.1-1)のとおりです。

平均値（n個の観測値）	x_{mean_n} : n個の観測値の平均値	…(式2.1-1')
$x_{\text{mean}_n} = (\sum_{i=1}^n x_i) / n$	n : 観測値の個数	
	x_i : i番目の観測値 (i=1~n)	

これにもう一個観測値を加えた時の平均値は、計算済の平均値を用いて、以下のように計算できます。

平均値（n+1個の観測値）	$x_{\text{mean}_{n+1}}$: n+1個の観測値の平均値	…(式7.1)
$x_{\text{mean}_{n+1}} = x_{\text{mean}_n} + (x_{n+1} - x_{\text{mean}_n}) / (n+1)$	x_{mean_n} : n個の観測値の平均値	
	n+1 : 観測値の個数	
	x_i : i番目の観測値 (i=1~n+1)	

(7.2) アンケート手法

この節では、統計情報を取得する際のアンケート手法を紹介します。

(7.2.1) ランダム回答法

・アンケート等で答えにくい設問

(「本当は×××だけど、そう答えたらどう思われるか判らないから、
ＹＹＹと答えておこう」・・・と思ってしまうような設問)の場合、直接的な設問でなく、
何かの条件が成立する時(振ったコインが表、など)のみ正直に回答して頂く、
というように回答者に安心感を与えるような設問の仕方をします。
これが「ランダム回答法(ランダム化回答法、randomized response techniques)」です。

(例1) 未成年者に対する喫煙率の調査

直接的な設問

- ・あなたは喫煙したことがありますか？
「はい／いいえ」でお答えください。
(このままだと正直に答えない人が出てくる)

ランダム回答法による設問

- 質問1：あなたは喫煙したことがありますか？
- 質問2：あなたの電話番号の末尾の数字は偶数ですか？
- ・投じたコインが表の時、質問1に「はい／いいえ」で正直にお答えください。
投じたコインが裏の時、質問2に「はい／いいえ」で正直にお答えください。

【出典・参考】

統計科学研究所 > 統計アラカルト > ランダム回答法

https://statistics.co.jp/reference/alacarte/random_answer.pdf

(8) 確認問題

(1) 基本的な統計指標

基本的な統計指標について見てみましょう。
以下の空欄に最もあてはまる語句を選択肢から選び、その記号を回答欄に記入してください。

- ・ (1.1) _____ は、観測値を小さい順に並べたとき中央に位置する値です。
(1.2) _____ は、観測値の総和を観測値の個数で割ったものです。
データの分布が対称である場合は、中央値は平均値に等しくなります。
分布が対称でなくても、中央値と平均値が等しくなる事もあります。
中央値は平均値と類似した目的で使いますが、全体の傾向を表す代表値として適切である場合が多いです。
- ・ データを小さい順に並び替えたときに、データの数で四等分した時の区切り値を
(1.3) _____ と言います。四等分すると三つの区切りの値が得られ、
小さいほうから「25パーセンタイル（第一四分位数）」、「50パーセンタイル（中央値）」、
「75パーセンタイル（第三四分位数）」とよびます。
第一四分位数・第三四分位数の差は、「四分位範囲（ブノイ、interquartile range, IQR）」といい、
分布のばらつきの代表値となっています。
- ・ 各データと平均値 μ との差を (1.4) _____ と言いますが、これの総和は常に0になるため、
データのばらつき具合の指標として、そのまま扱うのには問題があります。
- ・ 偏差の代わりに、偏差の二乗和の平均を取ったものを (1.5) _____ と呼び、
これをデータのばらつき具合の指標として使い、 σ^2 （シグマの2乗）または V （ブイ）で記述します。
分散はデータがどの程度平均値の周りにばらついているかの指標になります。
- ・ 分散の平方根を (1.6) _____ と呼び、 σ （シグマ）で記述します。
二乗和を取った分散とは異なり、元のデータと同じ次元（単位）になっています。

(選択肢)

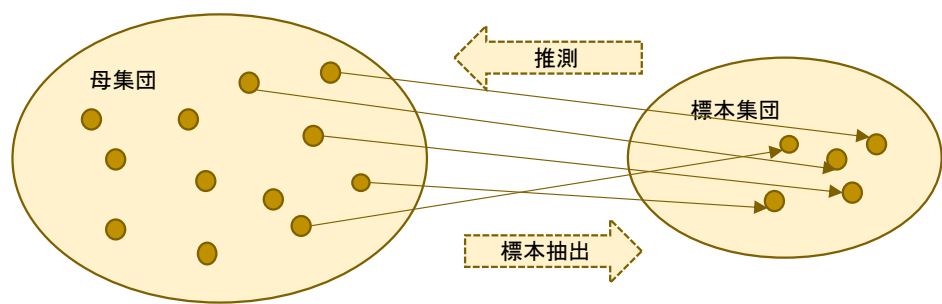
- (a) 「四分位数（ブノイスク、quartile）」
- (b) 「中央値（チュウチ、median）」
- (c) 「標準偏差（ヒョウ준ヘンサ、standard deviation）」
- (d) 「分散（ブンサン、variance）」
- (e) 「平均値（ヘイキンチ、mean value）」
- (f) 「偏差（ヘンサ、deviation）」

(回答)

(1.1)	
(1.2)	
(1.3)	
(1.4)	
(1.5)	
(1.6)	

(2) 母集団と標本集団

母集団とそれからの標本抽出について見てみましょう。
以下の空欄に最もあてはまる語句を選択肢から選び、その記号を回答欄に記入してください。



- ・ (2. 1) _____ とは、調査対象となる集合全体を言います。
母集団全体を調査の対象とすることが出来ない時、母集団の中から一定の数のデータを抜き出します。
抜き出した集団を (2. 2) _____ 、
標本集団を選ぶことを (2. 3) _____ 、
抜き出したデータの個数を (2. 4) _____ と呼びます。
- ・ データの集合が母集団であるとき、
データの集合の平均を (2. 5) _____ (μ (ミュー))、
データの集合の標準偏差を (2. 6) _____ (σ (シグマ))、
母標準偏差の二乗を (2. 7) _____ (σ^2) と呼びます。
- ・ データの集合が標本集団であるとき、
データの集合の平均を (2. 8) _____ (\bar{x} (x mean))、
データの集合の標準偏差を (2. 9) _____ (s (イス))、
標本標準偏差の二乗を (2. 10) _____ (s^2 (イスのニジヨウ)) と呼びます。

(選択肢)	(回答)
(a) 「標本集団 (ヒョウボンシュウダツ、sample)」	(2. 1)
(b) 「標本の大きさ (sample size)」	(2. 2)
(c) 「標本抽出 (ヒョウボンチュウシュツ、sampling)」	(2. 3)
(d) 「標本標準偏差 (ヒョウボンヒョウジュンベンサ、sample standard deviation)」	(2. 4)
(e) 「標本分散 (ヒョウボンバンサン、sample variance)」	(2. 5)
(f) 「標本平均 (ヒョウボンヘイキン、sample mean)」	(2. 6)
(g) 「母集団 (ホシュウダツ、population)」	(2. 7)
(h) 「母標準偏差 (ホヒョウジュンベンサ、population standard deviation)」	(2. 8)
(i) 「母分散 (ホバンサン、population variance)」	(2. 9)
(j) 「母平均 (ホヘキン、population mean)」	(2. 10)

(3) 確率変数と確率分布

確率変数と確率分布について見てみましょう。

- ・「確率変数 (カリツハズ、random variable)」とは、ある確率で値を取る変数のことです。
確率変数を X 、その確率を $P(X)$ で表現します。
確率変数がとる値とその出現確率の対応を「確率分布 (カリツブン、probability distribution)」
と言います。確率分布には、確率変数が離散的である離散型確率分布と、
連続的である連続型確率分布があります。
- ・確率変数が離散的である（飛び飛びの値を取る）場合の確率分布が
「離散型確率分布 (リサン、カカリツブン、discrete probability distribution)」です。
離散型確率変数の各値 x_i に対してその発生確率 $P(x_i)$ を表すのが、
「確率質量関数 (カリツツヨウカズ、probability mass function)」であり、離散型確率分布を表します。
離散型確率分布では、各離散値 x_i に対する発生確率の総和は1となります。

$$\sum_i P(x_i) = 1 \quad (0 \leq P(x_i) \leq 1)$$

- ・確率変数が連続的である（連続的な値を取る）場合の確率分布が
「連続型確率分布 (レンゾ、カカリツブン、continuous probability distribution)」です。
連続型確率変数の各値 x に対してその発生確率 $f(x)$ を表すのが、
「確率密度関数 (カリツツド、カズ、probability density function)」であり、連続型確率分布を表します。
連続型確率分布では、確率変数の定義域全体に渡る確率密度関数 $f(x)$ の積分は1となります。

$$\int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \, dx = 1 \quad (0 \leq f(x) \leq 1)$$

- ・確率変数が従う確率分布を記した以下の表を、（選択肢）から完成させてください。

確率変数 X	離散/連続	従う確率分布
1 回のベルヌーイ試行で成功する回数 X (0, 1 の何れか)	離散型	(3. 1)
n 回のベルヌーイ試行において成功する回数 X (0, 1, ..., n の何れか)	離散型	(3. 2)
ベルヌーイ試行を何回か繰り返すときに、初めて成功するまでの回数 X (1, 2, ...)	離散型	(3. 3)
発生が極めてまれな事象が単位時間あたりに起こる回数 X	離散型	(3. 4)
着目している事象が次に起こるまでの期間 X	連続型	(3. 5)
平均値の付近に集積するような、釣り鐘型のデータ分布を表した連続的な確率変数 X	連続型	(3. 6)
定義域内の任意の値に対し発生確率が等しい離散的な確率変数 X	離散型	(3. 7)
定義域内の任意の値に対し発生確率が等しい連続的な確率変数 X	連続型	(3. 8)

(選択肢)

- (a) 「ベルヌーイ分布 (ベルヌーイブン、Bernoulli distribution)」
- (b) 「ポアソン分布 (ポアソブン、Poisson distribution)」
- (c) 「幾何分布 (キョブン、geometric distribution)」
- (d) 「指数分布 (シスブン、exponential distribution)」
- (e) 「正規分布 (セイキブン、normal distribution)」
- (f) 「二項分布 (ニコブン、binominal distribution)」
- (g) 「離散一様分布 (リサンイヨウブン、discrete uniform distribution)」
- (h) 「連続一様分布 (レンゾクイヨウブン、continuous uniform distribution)」

(回答)

(3. 1)	
(3. 2)	
(3. 3)	
(3. 4)	
(3. 5)	
(3. 6)	
(3. 7)	
(3. 8)	

(4) 確率変数の期待値と分散、標準化

確率変数の期待値と分散、標準化について見てみましょう。
以下の空欄に最もあてはまる語句を選択肢から選び、その記号を回答欄に記入してください。

- 確率変数 X の取り得る値にその発生確率 $P(X)$ を掛けた値の総和を (4.1) と言い、 $E(X)$ で表します。
これは、確率変数のすべての値 X に確率 $P(X)$ の重みをつけた加重平均となっています。

- 離散型確率分布の場合
$$E(X) = \sum_{i=1}^N x_i * P(x_i)$$
 $P(x_i)$: 確率質量関数
- 連続型確率分布の場合
$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} x * f(x) \, dx$$
 $f(x)$: 確率密度関数

- 確率変数 X の (4.2) は、
確率変数 X の分布が平均値(期待値) μ からどれだけ散らばっているかを示すもので、
確率変数 X の観測値 x_i の偏差の二乗和の平均を取ったもので、偏差の二乗の期待値となっています。

- 離散型確率分布の分散
$$V(X) = \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2 * P(x_i)$$
 $P(x_i)$: 確率質量関数
- 連続型確率分布の分散
$$V(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu)^2 * f(x) \, dx$$
 $f(x)$: 確率密度関数
 μ : 平均値

- 平均 μ 、標準偏差 σ の確率変数 X を、
平均 0、標準偏差 1 の確率変数 Z へ、次式により変換することが出来ます。
この Z を (4.3) と言います。
平均値が μ 、標準偏差が σ の正規分布に従う確率変数 X に対し、 Z が従う確率分布は (4.4) と言います。

$$Z = (X - \mu) / \sigma$$
 μ : 平均値
 σ : 標準偏差

(選択肢)	(回答)
(a) 「期待値 (ｷﾀｲ, expected value)」	(4.1)
(b) 「標準化確率変数 (ｷｮｳｼﾞﾌﾞﾝｶｸﾘﾅﾝｽ, standardized random variable)」	(4.2)
(c) 「標準正規分布 (ｷｮｳｼﾞﾌﾞﾝｼｹｲﾌﾞﾝﾌ, Standard Normal Distribution)」	(4.3)
(d) 「分散 (ﾌﾝｻﾝ, variance)」	(4.4)

(5) 確率論・統計学における基本定理

確率論・統計学における基本定理について見てみましょう。
以下の空欄に最もあてはまる語句を選択肢から選び、その記号を回答欄に記入してください。

・事象Aの発生確率を p とします。
事象Aについての n 回の独立試行で、事象Aが起こった回数を r とします。
試行回数 n が非常に大きくなると、相対度数 r/n は、事象の発生確率 p に限りなく近づきます。
これを (5.1) _____ と呼びます。

・平均 μ 、標準偏差 σ を持つ正規母集団からの、大きさ n の無作為標本において、
標本平均 x_{mean} の分布は、平均 μ 、標準偏差 σ/\sqrt{n} の正規分布になります：
$$Z = (x_{\text{mean}} - \mu) / (\sigma/\sqrt{n})$$

としたとき、 Z の確率分布 $= N(0, 1)$

一方、平均 μ 、標準偏差 σ を持つ任意の母集団からの、大きさ n の無作為標本において、
標本平均 x_{mean} の分布は、各標本の大きさ n が大きい時、
近似的に平均 μ 、標準偏差 σ/\sqrt{n} の正規分布になります：
$$Z = (x_{\text{mean}} - \mu) / (\sigma/\sqrt{n})$$

としたとき、 Z の確率分布 $\doteq N(0, 1)$
これを (5.2) _____ と呼びます。

- (選択肢)
- (a) 「ベイズの定理 (ベイズノリ、Bayes' theorem)」
 - (b) 「大数の法則 (タイソノホウソク、Law of Large Numbers、LLN)」
 - (c) 「中心極限定理 (チュウシンキョクゲンノリ、central limit theorem、CLT)」

(回答)	
(5.1)	
(5.2)	

(6) 相関分析

2つの確率変数 X 、 Y の間の相関について見てみましょう。

- 2つの確率変数 X 、 Y の間に何らかの関係がある場合、これらのデータ間には「相関関係 (ソカンケイ, correlation)」があるといいます。
一方が増加すれば他方も増加する時、「正の相関関係 (positive correlation)」があるといい、
一方が増加すれば他方が減少する時、「負の相関関係 (negative correlation)」があると言います。
- 2つの確率変数 X 、 Y の間の関係の強さを表す尺度として、「共分散 (キョウブンスン, covariance)」があります。これは、積 $(X - \mu_x) * (Y - \mu_y)$ の期待値として定義されます。

確率変数 X 、 Y の共分散「Cov(X , Y)」
$$\text{Cov}(X, Y) = E((X - \mu_x) * (Y - \mu_y))$$

μ_x : 確率変数 X の期待値
 μ_y : 確率変数 Y の期待値

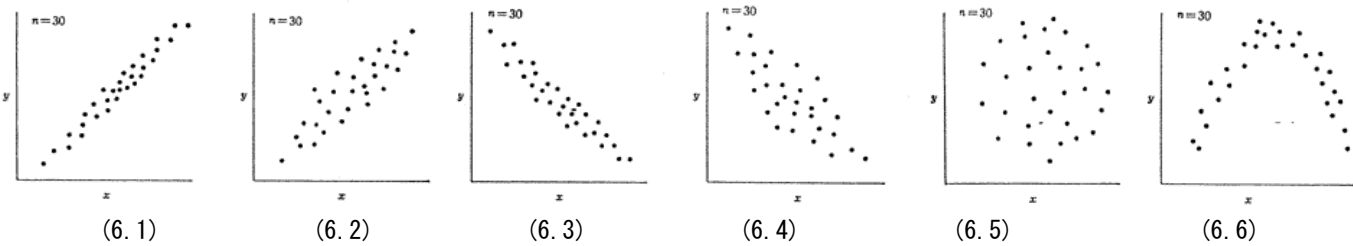
- 共分散 $\text{Cov}(X, Y)$ は、各確率変数 X と Y の測定単位に依存しています。
測定単位に依存しない2変数間の尺度は、共分散を各変数の標準偏差 σ_x 、 σ_y で割って求めます。
これによって得られる尺度は X と Y の「相関係数 (ソカンケイスイ, correlation coefficient)」と呼ばれます。

確率変数 X 、 Y の相関係数「Corr(X , Y)」
$$\text{Corr}(X, Y) = \text{Cov}(X, Y) / \sigma_x * \sigma_y$$

σ_x : 確率変数 X の標準偏差
 σ_y : 確率変数 Y の標準偏差

- 何かの因果関係を探る場合、統計モデルでは、原因となる変数群を元に、結果となる変数群を説明しようと試みます。
原因となる変数のことを「説明変数 (セツメイベンズウ, explanatory variable)」と言います。
結果となる変数のことを「目的変数 (モクテキベンズウ, response variable)」と言います。
- 説明変数を選ぶ際に気を付ける必要があるのは、多重共線性の問題です。
「多重共線性 (タジユウキョウセンセイ, multicollinearity)」(略称「マルチコ」)とは、
モデル内の一部の説明変数と他の説明変数の相関係数が高いときに起こる状態です。
多重共線性によって、正しく推計できなくなるといった悪影響をもたらします。
この問題の最も一般的な解消法は、「相関関係が高いと考えられる説明変数を外すこと」です。

- 以下の散布図は、どのような相関関係を表しているのか、(選択肢) から選んで場合分けしてください：



(選択肢)

- (a) 相関の無い場合
- (b) 直線的でない関係の場合
- (c) 強い正相関のある場合
- (d) 強い負相関のある場合
- (e) 弱い正相関のある場合
- (f) 弱い負相関のある場合

(回答)

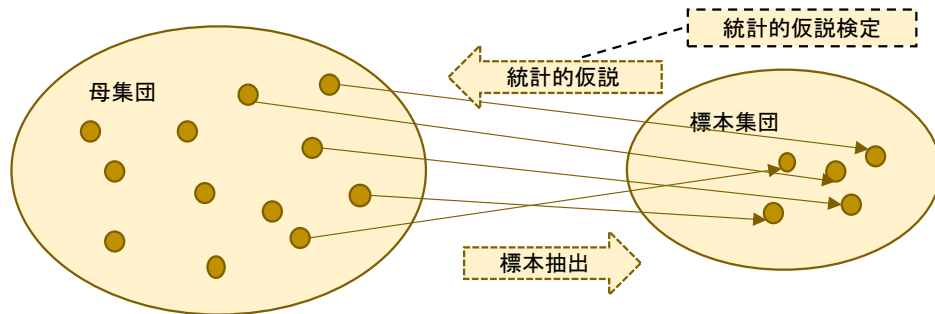
(6. 1)	
(6. 2)	
(6. 3)	
(6. 4)	
(6. 5)	
(6. 6)	

(7) 統計的仮説検定

統計的仮説検定について見てみましょう。

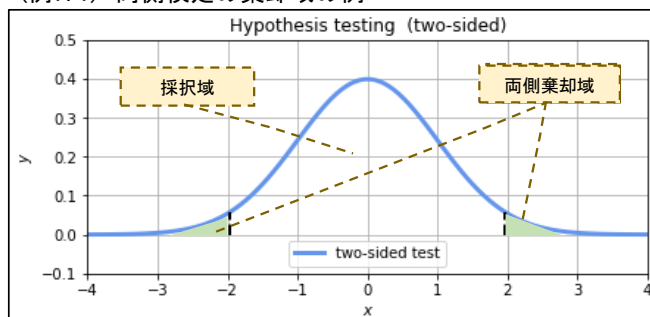
以下の空欄に最もあてはまる語句を選択肢から選び、その記号を回答欄に記入してください。

- 母集団についての仮説を「統計的仮説 (トクイキカツ, statistical hypothesis)」と呼びます。
統計的仮説には、「帰無仮説」と帰無仮説の逆の内容を持つ「対立仮説」があります。
標本から何らかの主張を立証しようとしている時、主張自体を
(7.1) _____ と呼び、 H_1 と記します。
主張を否定する(その主張は誤りであり、元々問題なく、主張は無に帰するという)仮説を
(7.2) _____ と呼び、 H_0 と記します。
対立仮説は、帰無仮説が「棄却 (キョク, reject)」された場合に「採択 (サイタク, accept)」されます。
この時、検定は(7.3) _____ であると言えます。

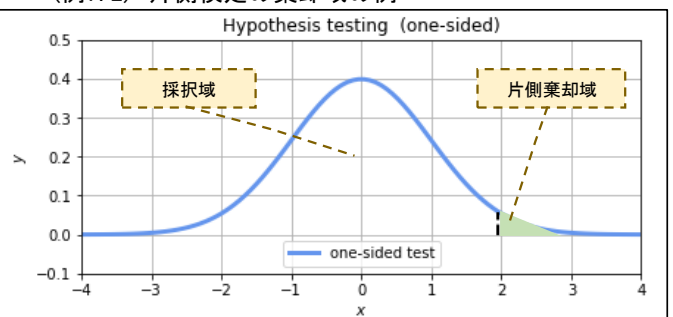


- 統計的仮説の妥当性を、標本から検証することを(7.4) _____、あるいは単に「検定」と呼びます。
- 統計的仮説検定に用いられる確率変数を「検定統計量 (ケンテイケイリョウ, test statistic)」、あるいは単に「統計量」と呼びます。
検定統計量は、標本を元に計算されるので、標本統計量と同様に分布を持ちます。
帰無仮説の下で導かれた検定統計量の分布を元にして、検定を行います。
- 検定で、帰無仮説 H_0 が棄却されると判断する検定統計量の値の範囲は、
帰無仮説の下で導かれた検定統計量の分布の裾 (両裾または片裾) に設定され、
(7.5) _____ と呼びます。
棄却域以外の領域は帰無仮説 H_0 が棄却されない領域であり、
(7.6) _____ または「受容域」と呼びます。
棄却域と採択域の境目を「臨界値 (リンカイ, critical value)」または「境界値」と呼びます。
- 検定統計量の分布で、棄却域の面積 (= 確率) α を「有意水準 (ウイシジユン, significance level)」と呼び、通常、0.05 (5%)、0.01 (1%) といった小さな確率に定められます。

(例7.1) 両側検定の棄却域の例



(例7.2) 片側検定の棄却域の例



- (例7.1) 両側検定で $X \leq -1.96\sigma$ 、 $1.96\sigma \leq X$ を棄却域とする ($\alpha = 0.05$ (5%))。
- (例7.2) 片側検定で $1.96\sigma \leq X$ を棄却域とする ($\alpha = 0.025$ (2.5%))。

- ・統計的仮説の設定に従って、検定は両側検定と片側検定に分類されます。
- ・統計量がある閾値よりも大きい（あるいは小さい）かを判定するような対立仮説を「片側対立仮説（*カガ ワリツカセツ*、one-sided alternative hypothesis）」と言います。
片側対立仮説では、棄却域が統計量の分布の片裾にあるため、この棄却域を「片側棄却域（*カガ ワキヤクイ*、one-sided rejection region）」と言い、この検定を「片側検定（*カガ ワンテイ*、one-sided test）」と言います。
- ・統計量がある値と一致するかを判定するような対立仮説を「両側対立仮説（*リョウガ ワリツカセツ*、two-sided alternative hypothesis）」と言います。
両側対立仮説では、棄却域が統計量の分布の両裾にあるため、この棄却域を「両側棄却域（*リョウガ ワキヤクイ*、two-sided rejection region）」と言い、この検定を「両側検定（*リョウガ ワンテイ*、two-sided test）」と言います。
- ・観察されたデータを用いて計算された検定統計量が、棄却域に入る時は、帰無仮説 H_0 を棄却します。
検定統計量が、棄却域に入らない時は、帰無仮説 H_0 を棄却できません。

- ・検定の手順をまとめると、以下のようになります：

検定の手順

- （手順1）帰無仮説 H_0 と対立仮説 H_1 を設定する。
- （手順2）検定統計量を定める。
- （手順3）有意水準 α を定める。
- （手順4）帰無仮説 H_0 の下での検定統計量の分布に基づき、有意水準 α に対応する棄却域を定める。
- （手順5）観察されたデータを用いて検定統計量を計算する。
- （手順6）計算された検定統計量が、棄却域に入る時は、帰無仮説 H_0 を棄却できると判定する。
検定統計量が、棄却域に入らない時は、帰無仮説 H_0 を棄却できないと判定する。

- ・(7.7) _____ は、観測された検定統計量 T の値が t_r の時、帰無仮説 H_0 での検定統計量の分布の下で、 $T=t_r$ を臨界値とした場合の棄却域の面積（検定統計量 T が t_r より棄却域側にある割合）です。
 - ・両側仮説検定の場合 $P\text{値} = P(|T| > t_r)$
 - ・右側の片側仮説検定の場合 $P\text{値} = P(T > t_r)$
 - ・左側の片側仮説検定の場合 $P\text{値} = P(T < t_r)$

- ・P値は、「帰無仮説 H_0 での検定統計量の分布の下で、観測された検定統計量以上に、（帰無仮説に反する）偏った検定統計量が得られる確率」を示しています。
P値が有意水準 α を下回ったときに、はじめて「統計的有意差があった」と言うことができます。

（選択肢）

- (a) 「P値（*ピーチ*、P-value）」
- (b) 「棄却域（*キヤクイ*、rejection region）」
- (c) 「帰無仮説（*キムカセツ*、Null hypothesis）」
- (d) 「採択域（*サイタクイ*、acceptance region）」
- (e) 「対立仮説（*タイリツカセツ*、alternative hypothesis）」
- (f) 「統計的に有意（*トクイキニユイ*、statistically significant）」
- (g) 「統計的仮説検定（*トクイキカセツケンテイ*、statistical hypothesis testing）」

（回答）

(7.1)	
(7.2)	
(7.3)	
(7.4)	
(7.5)	
(7.6)	
(7.7)	

以上。

(9) 確認問題回答用紙

提出者 :

提出日 : 年 月 日

回答

No.	回答
(1. 1)	
(1. 2)	
(1. 3)	
(1. 4)	
(1. 5)	
(1. 6)	
(2. 1)	
(2. 2)	
(2. 3)	
(2. 4)	
(2. 5)	
(2. 6)	
(2. 7)	
(2. 8)	
(2. 9)	
(2. 10)	
(3. 1)	
(3. 2)	
(3. 3)	
(3. 4)	
(3. 5)	
(3. 6)	
(3. 7)	
(3. 8)	

No.	回答
(4. 1)	
(4. 2)	
(4. 3)	
(4. 4)	
(5. 1)	
(5. 2)	
(6. 1)	
(6. 2)	
(6. 3)	
(6. 4)	
(6. 5)	
(6. 6)	
(7. 1)	
(7. 2)	
(7. 3)	
(7. 4)	
(7. 5)	
(7. 6)	
(7. 7)	

(全 43 問)

(※黄色の枠のみ記入をお願いします)

※ ご意見・ご要望などありましたら、下欄に記してください。