Probabilidad y Estadística para Inteligencia Artificial

Dr. Ing. Pablo Briff

Laboratorio de Sistemas Embebidos - FIUBA pbriff@fi.uba.ar

27 de Junio de 2020



Tabla de Contenidos I

- Presentación
 - Presentación
 - Presentación

- Elementos de Probabilidad
 - Axiomas de Probabilidad
 - Probabilidad Condicional



Tabla de Contenidos II

- Variables Aleatorias
 - Función de Distribución de Probabilidad
 - Función de Distribución Conjunta y Marginal
 - Distribuciones Condicionales
 - Teorema de Probabilidad Total
 - Regla de Bayes
 - Esperanza
 - Varianza
 - Ley Débil de los Grandes Números
 - Teorema Central del Límite



Pablo Briff



4/30

- Pablo Briff
- Ingeniero electrónico, FIUBA, 2006



- Pablo Briff
- Ingeniero electrónico, FIUBA, 2006
- Doctor en ingeniería electrónica, FIUBA, 2015



- Pablo Briff
- Ingeniero electrónico, FIUBA, 2006
- Doctor en ingeniería electrónica, FIUBA, 2015
- Email: pbriff@fi.uba.ar



 Clase 1: Repaso de probabilidad y variables aleatorias. Probabilidad conjunta, marginal, condicional. Verosimilitud. Distribuciones comunes. Teorema Central del Limite. Ley de números grandes. Ejercicios teóricos.



- Clase 1: Repaso de probabilidad y variables aleatorias. Probabilidad conjunta, marginal, condicional. Verosimilitud. Distribuciones comunes. Teorema Central del Limite. Ley de números grandes. Ejercicios teóricos.
- Clase 2: Repaso de MATLAB/Octave para probabilidad y estadística. Producto de convolución. Suma de variables aleatorias. Funciones de variables aleatorias. Transformación de pdfs. Modelos multivariable. Ejercicios de correlación. Histograma. Generación de variables aleatorias con método inverso generalizado. Ejemplos.



- Clase 1: Repaso de probabilidad y variables aleatorias. Probabilidad conjunta, marginal, condicional. Verosimilitud. Distribuciones comunes. Teorema Central del Limite. Ley de números grandes. Ejercicios teóricos.
- Clase 2: Repaso de MATLAB/Octave para probabilidad y estadística.
 Producto de convolución. Suma de variables aleatorias. Funciones de variables aleatorias. Transformación de pdfs. Modelos multivariable.
 Ejercicios de correlación. Histograma. Generación de variables aleatorias con método inverso generalizado. Ejemplos.
- Clase 3: Condicionamiento de variables aleatorias. Probabilidad condicional como variable aleatoria. Procesos estocásticos. Ejercicios prácticos.



- Clase 1: Repaso de probabilidad y variables aleatorias. Probabilidad conjunta, marginal, condicional. Verosimilitud. Distribuciones comunes. Teorema Central del Limite. Ley de números grandes. Ejercicios teóricos.
- Clase 2: Repaso de MATLAB/Octave para probabilidad y estadística.
 Producto de convolución. Suma de variables aleatorias. Funciones de variables aleatorias. Transformación de pdfs. Modelos multivariable.
 Ejercicios de correlación. Histograma. Generación de variables aleatorias con método inverso generalizado. Ejemplos.
- Clase 3: Condicionamiento de variables aleatorias. Probabilidad condicional como variable aleatoria. Procesos estocásticos. Ejercicios prácticos.
- Clase 4: Evaluación de probabilidad.



 Clase 5: Estimadores puntuales. Esperanza, varianza, sesgo y MSE del estimador. Media y varianza muestral. Máxima verosimilitud. Estimación de densidad de kernel.



- Clase 5: Estimadores puntuales. Esperanza, varianza, sesgo y MSE del estimador. Media y varianza muestral. Máxima verosimilitud. Estimación de densidad de kernel.
- Clase 6: Estimadores por intervalo. Intervalo de confianza. Reglas de decisión. Errores tipo I y II.



6/30

- Clase 5: Estimadores puntuales. Esperanza, varianza, sesgo y MSE del estimador. Media y varianza muestral. Máxima verosimilitud. Estimación de densidad de kernel.
- Clase 6: Estimadores por intervalo. Intervalo de confianza. Reglas de decisión. Errores tipo I y II.
- Clase 7: Enfoque Bayesiano. Maximo a posteriori.



- Clase 5: Estimadores puntuales. Esperanza, varianza, sesgo y MSE del estimador. Media y varianza muestral. Máxima verosimilitud. Estimación de densidad de kernel.
- Clase 6: Estimadores por intervalo. Intervalo de confianza. Reglas de decisión. Errores tipo I y II.
- Clase 7: Enfoque Bayesiano. Maximo a posteriori.
- Clase 8: Evaluación de estadística.



- Clase 5: Estimadores puntuales. Esperanza, varianza, sesgo y MSE del estimador. Media y varianza muestral. Máxima verosimilitud. Estimación de densidad de kernel.
- Clase 6: Estimadores por intervalo. Intervalo de confianza. Reglas de decisión. Errores tipo I y II.
- Clase 7: Enfoque Bayesiano. Maximo a posteriori.
- Clase 8: Evaluación de estadística.
- Planificación de la clase: 180 min., 60: teoria, 10: intervalo, 60: ejercicio teorico-analitico (4x (10min + 5min rev)), 10: intervalo, 40: ejercicios practicos



• Experimento aleatorio: salida desconocida



- Experimento aleatorio: salida desconocida
- Una variable aleatoria (v.a.) es una función que asigna un número a cada salida en el espacio muestral de un experimento aleatorio



7/30

- Experimento aleatorio: salida desconocida
- Una variable aleatoria (v.a.) es una función que asigna un número a cada salida en el espacio muestral de un experimento aleatorio
- Espacio muestral S con todas las salidas posibles, S puede ser discreto o continuo



- Experimento aleatorio: salida desconocida
- Una variable aleatoria (v.a.) es una función que asigna un número a cada salida en el espacio muestral de un experimento aleatorio
- Espacio muestral S con todas las salidas posibles, S puede ser discreto o continuo
- Eventos E, i.e. $E \subset S$



- Experimento aleatorio: salida desconocida
- Una variable aleatoria (v.a.) es una función que asigna un número a cada salida en el espacio muestral de un experimento aleatorio
- Espacio muestral S con todas las salidas posibles, S puede ser discreto o continuo
- Eventos E, i.e. $E \subset S$
- Probabilidad: noción de frecuencia o confianza en un evento, $P(E) \in [0,1], P(S) = 1$



- Experimento aleatorio: salida desconocida
- Una variable aleatoria (v.a.) es una función que asigna un número a cada salida en el espacio muestral de un experimento aleatorio
- Espacio muestral S con todas las salidas posibles, S puede ser discreto o continuo
- Eventos E, i.e. $E \subset S$
- Probabilidad: noción de frecuencia o confianza en un evento, $P(E) \in [0,1], \ P(S) = 1$
- En términos simples, $P(E) = \frac{\text{casos favorables}}{\text{casos posibles}}$



- Experimento aleatorio: salida desconocida
- Una variable aleatoria (v.a.) es una función que asigna un número a cada salida en el espacio muestral de un experimento aleatorio
- Espacio muestral S con todas las salidas posibles, S puede ser discreto o continuo
- Eventos E, i.e. $E \subset S$
- Probabilidad: noción de frecuencia o confianza en un evento, $P(E) \in [0,1], \ P(S) = 1$
- En términos simples, $P(E) = \frac{\text{casos favorables}}{\text{casos posibles}}$
- Se aplican la teoría de conjuntos: si E^c es el complemento de E, $P(E \cup E^c) = P(E) + P(E^c) = 1$



- Experimento aleatorio: salida desconocida
- Una variable aleatoria (v.a.) es una función que asigna un número a cada salida en el espacio muestral de un experimento aleatorio
- Espacio muestral S con todas las salidas posibles, S puede ser discreto o continuo
- Eventos E, i.e. $E \subset S$
- Probabilidad: noción de frecuencia o confianza en un evento, $P(E) \in [0,1], \ P(S) = 1$
- En términos simples, $P(E) = \frac{\text{casos favorables}}{\text{casos posibles}}$
- Se aplican la teoría de conjuntos: si E^c es el complemento de E, $P(E \cup E^c) = P(E) + P(E^c) = 1$
- En general, $P(E \cup F) = P(E) + P(F) P(E \cap F)$



- Experimento aleatorio: salida desconocida
- Una variable aleatoria (v.a.) es una función que asigna un número a cada salida en el espacio muestral de un experimento aleatorio
- Espacio muestral S con todas las salidas posibles, S puede ser discreto o continuo
- Eventos E, i.e. $E \subset S$
- Probabilidad: noción de frecuencia o confianza en un evento, $P(E) \in [0,1], \ P(S) = 1$
- En términos simples, $P(E) = \frac{\text{casos favorables}}{\text{casos posibles}}$
- Se aplican la teoría de conjuntos: si E^c es el complemento de E, $P(E \cup E^c) = P(E) + P(E^c) = 1$
- En general, $P(E \cup F) = P(E) + P(F) P(E \cap F)$
- ¿Ejemplo?



• La probabilidad condicional P(E|F) denota la probabilidad de que un evento E suceda dado que otro evento F ha sucedido



• La probabilidad condicional P(E|F) denota la probabilidad de que un evento E suceda dado que otro evento F ha sucedido

•
$$P(E|F) = \frac{P(E \cap F)}{P(F)}$$



- La probabilidad condicional P(E|F) denota la probabilidad de que un evento E suceda dado que otro evento F ha sucedido
- $P(E|F) = \frac{P(E \cap F)}{P(F)}$
- La probabilidad condicional se puede graficar en un diagrama de Venn



- La probabilidad condicional P(E|F) denota la probabilidad de que un evento E suceda dado que otro evento F ha sucedido
- $P(E|F) = \frac{P(E \cap F)}{P(F)}$
- La probabilidad condicional se puede graficar en un diagrama de Venn
- ¿Ejemplo? Que pasa si los eventos son independientes?



- La probabilidad condicional P(E|F) denota la probabilidad de que un evento E suceda dado que otro evento F ha sucedido
- $P(E|F) = \frac{P(E \cap F)}{P(F)}$
- La probabilidad condicional se puede graficar en un diagrama de Venn
- ¡Ejemplo? Que pasa si los eventos son independientes?
- El término $P(E \cap F)$ limita las posibilidades a la ocurrencia de F



8/30

- La probabilidad condicional P(E|F) denota la probabilidad de que un evento E suceda dado que otro evento F ha sucedido
- $P(E|F) = \frac{P(E \cap F)}{P(F)}$
- La probabilidad condicional se puede graficar en un diagrama de Venn
- ¿Ejemplo? Que pasa si los eventos son independientes?
- El término $P(E \cap F)$ limita las posibilidades a la ocurrencia de F
- Propiedad conmutativa: $P(E \cap F) = P(E|F)P(F) = P(F|E)P(E)$



8/30

- La probabilidad condicional P(E|F) denota la probabilidad de que un evento E suceda dado que otro evento F ha sucedido
- $P(E|F) = \frac{P(E \cap F)}{P(F)}$
- La probabilidad condicional se puede graficar en un diagrama de Venn
- ¡Ejemplo? Que pasa si los eventos son independientes?
- El término $P(E \cap F)$ limita las posibilidades a la ocurrencia de F
- Propiedad conmutativa: $P(E \cap F) = P(E|F)P(F) = P(F|E)P(E)$
- Fórmula de Bayes: $P(F|E) = \frac{P(E|F)P(F)}{P(F)}$



- La probabilidad condicional P(E|F) denota la probabilidad de que un evento E suceda dado que otro evento F ha sucedido
- $P(E|F) = \frac{P(E \cap F)}{P(F)}$
- La probabilidad condicional se puede graficar en un diagrama de Venn
- ¿Ejemplo? Que pasa si los eventos son independientes?
- El término $P(E \cap F)$ limita las posibilidades a la ocurrencia de F
- Propiedad conmutativa: $P(E \cap F) = P(E|F)P(F) = P(F|E)P(E)$
- Fórmula de Bayes: $P(F|E) = \frac{P(E|F)P(F)}{P(E)}$
- Si hay subconjuntos mutualmente exclusivos F_i tal que $U_{i=1}^n F_i = S$ entonces $P(F_i|E) = \frac{P(E|F_i)P(F_i)}{\sum_i P(E|F_j)P(F_j)}$



- La probabilidad condicional P(E|F) denota la probabilidad de que un evento E suceda dado que otro evento F ha sucedido
- $P(E|F) = \frac{P(E \cap F)}{P(F)}$
- La probabilidad condicional se puede graficar en un diagrama de Venn
- ¿Ejemplo? Que pasa si los eventos son independientes?
- El término $P(E \cap F)$ limita las posibilidades a la ocurrencia de F
- Propiedad conmutativa: $P(E \cap F) = P(E|F)P(F) = P(F|E)P(E)$
- Fórmula de Bayes: $P(F|E) = \frac{P(E|F)P(F)}{P(E)}$
- Si hay subconjuntos mutualmente exclusivos F_i tal que $U_{i=1}^n F_i = S$ entonces $P(F_i|E) = \frac{P(E|F_i)P(F_i)}{\sum_j P(E|F_j)P(F_j)}$
- Es decir, podemos calcular $P(F_i|E)$ a partir de $P(E|F_i)$ y $P(F_j)$



Función de Distribución de Probabilidad

• La función de distribución de probabilidad $F(\cdot)$ de una variable aleatoria X para un número x es $F(x) = P(X \le x)$



Función de Distribución de Probabilidad

- La función de distribución de probabilidad $F(\cdot)$ de una variable aleatoria X para un número x es $F(x) = P(X \le x)$
- Para v.a. discretas, F(x) es no-negativa, y monótonamente creciente de a saltos



- La función de distribución de probabilidad $F(\cdot)$ de una variable aleatoria X para un número x es $F(x) = P(X \le x)$
- Para v.a. discretas, F(x) es no-negativa, y monótonamente creciente de a saltos
- Para v.a. continuas, F(x) es no-negativa, monótonamente creciente y continua



- La función de distribución de probabilidad $F(\cdot)$ de una variable aleatoria X para un número x es $F(x) = P(X \le x)$
- Para v.a. discretas, F(x) es no-negativa, y monótonamente creciente de a saltos
- Para v.a. continuas, F(x) es no-negativa, monótonamente creciente y continua
- Para un intervalo [a, b] tenemos que $P(a < X \le b) = F(b) F(a)$



- La función de distribución de probabilidad $F(\cdot)$ de una variable aleatoria X para un número x es $F(x) = P(X \le x)$
- Para v.a. discretas, F(x) es no-negativa, y monótonamente creciente de a saltos
- Para v.a. continuas, F(x) es no-negativa, monótonamente creciente y continua
- Para un intervalo [a, b] tenemos que $P(a < X \le b) = F(b) F(a)$
- Para variables discretas, $F(a) = \sum_{\forall x \leq a} P(X = x)$, donde P(X = x) es la función de masa de probabilidad



- La función de distribución de probabilidad $F(\cdot)$ de una variable aleatoria X para un número x es $F(x) = P(X \le x)$
- Para v.a. discretas, F(x) es no-negativa, y monótonamente creciente de a saltos
- Para v.a. continuas, F(x) es no-negativa, monótonamente creciente y continua
- Para un intervalo [a, b] tenemos que $P(a < X \le b) = F(b) F(a)$
- Para variables discretas, $F(a) = \sum_{\forall x \leq a} P(X = x)$, donde P(X = x) es la función de masa de probabilidad
- Para variables continuas, $F(x) = \int_{-\infty}^{x} p(u)du$, donde $p(\cdot)$ es la función de densidad de probabilidad (pdf, en inglés)



9/30

- La función de distribución de probabilidad $F(\cdot)$ de una variable aleatoria X para un número x es $F(x) = P(X \le x)$
- Para v.a. discretas, F(x) es no-negativa, y monótonamente creciente de a saltos
- Para v.a. continuas, F(x) es no-negativa, monótonamente creciente y continua
- Para un intervalo [a, b] tenemos que $P(a < X \le b) = F(b) F(a)$
- Para variables discretas, $F(a) = \sum_{\forall x \leq a} P(X = x)$, donde P(X = x) es la función de masa de probabilidad
- Para variables continuas, $F(x) = \int_{-\infty}^{x} p(u)du$, donde $p(\cdot)$ es la función de densidad de probabilidad (pdf, en inglés)
- ullet $F(\cdot)$ también es conocida como cdf (cumulative distribution function)



- La función de distribución de probabilidad $F(\cdot)$ de una variable aleatoria X para un número x es $F(x) = P(X \le x)$
- Para v.a. discretas, F(x) es no-negativa, y monótonamente creciente de a saltos
- Para v.a. continuas, F(x) es no-negativa, monótonamente creciente y continua
- Para un intervalo [a, b] tenemos que $P(a < X \le b) = F(b) F(a)$
- Para variables discretas, $F(a) = \sum_{\forall x \leq a} P(X = x)$, donde P(X = x) es la función de masa de probabilidad
- Para variables continuas, $F(x) = \int_{-\infty}^{x} p(u)du$, donde $p(\cdot)$ es la función de densidad de probabilidad (pdf, en inglés)
- ullet $F(\cdot)$ también es conocida como cdf (cumulative distribution function)
- La pdf es la derivada de la cdf, $p(x) \triangleq dF(x)/dx$



- La función de distribución de probabilidad $F(\cdot)$ de una variable aleatoria X para un número x es $F(x) = P(X \le x)$
- Para v.a. discretas, F(x) es no-negativa, y monótonamente creciente de a saltos
- Para v.a. continuas, F(x) es no-negativa, monótonamente creciente y continua
- Para un intervalo [a, b] tenemos que $P(a < X \le b) = F(b) F(a)$
- Para variables discretas, $F(a) = \sum_{\forall x \leq a} P(X = x)$, donde P(X = x) es la función de masa de probabilidad
- Para variables continuas, $F(x) = \int_{-\infty}^{x} p(u)du$, donde $p(\cdot)$ es la función de densidad de probabilidad (pdf, en inglés)
- ullet $F(\cdot)$ también es conocida como cdf (cumulative distribution function)
- La pdf es la derivada de la cdf, $p(x) \triangleq dF(x)/dx$
- $\bullet \int_{-\infty}^{+\infty} p(x) dx = 1$



- La función de distribución de probabilidad $F(\cdot)$ de una variable aleatoria X para un número x es $F(x) = P(X \le x)$
- Para v.a. discretas, F(x) es no-negativa, y monótonamente creciente de a saltos
- Para v.a. continuas, F(x) es no-negativa, monótonamente creciente y continua
- Para un intervalo [a, b] tenemos que $P(a < X \le b) = F(b) F(a)$
- Para variables discretas, $F(a) = \sum_{\forall x \leq a} P(X = x)$, donde P(X = x) es la función de masa de probabilidad
- Para variables continuas, $F(x) = \int_{-\infty}^{x} p(u)du$, donde $p(\cdot)$ es la función de densidad de probabilidad (pdf, en inglés)
- ullet $F(\cdot)$ también es conocida como cdf (cumulative distribution function)
- La pdf es la derivada de la cdf, $p(x) \triangleq dF(x)/dx$
- La cdf y la pdf son no-negativas



- La función de distribución de probabilidad $F(\cdot)$ de una variable aleatoria X para un número x es $F(x) = P(X \le x)$
- Para v.a. discretas, F(x) es no-negativa, y monótonamente creciente de a saltos
- Para v.a. continuas, F(x) es no-negativa, monótonamente creciente y continua
- Para un intervalo [a, b] tenemos que $P(a < X \le b) = F(b) F(a)$
- Para variables discretas, $F(a) = \sum_{\forall x \leq a} P(X = x)$, donde P(X = x) es la función de masa de probabilidad
- Para variables continuas, $F(x) = \int_{-\infty}^{x} p(u)du$, donde $p(\cdot)$ es la función de densidad de probabilidad (pdf, en inglés)
- ullet $F(\cdot)$ también es conocida como cdf (cumulative distribution function)
- La pdf es la derivada de la cdf, $p(x) \triangleq dF(x)/dx$
- $\int_{-\infty}^{+\infty} p(x) dx = 1$
- La cdf y la pdf son no-negativas
- Si X es una v.a. continua y $x \in \mathcal{R}$, ; cuánto vale P(X = x)?



• Es de interés conocer la relación entre dos o más variables



- Es de interés conocer la relación entre dos o más variables
- Se usa la distribución conjunta para tal fin



- Es de interés conocer la relación entre dos o más variables
- Se usa la distribución conjunta para tal fin
- La probabilidad conjunta de X, Y es $F(x, y) = P\{X \le x, Y \le y\}$



- Es de interés conocer la relación entre dos o más variables
- Se usa la distribución conjunta para tal fin
- La probabilidad conjunta de X, Y es $F(x, y) = P\{X \le x, Y \le y\}$
- La distribución marginal es $F_X(x) = P(X \le x) = P\{X \le x, Y \le \infty\} = F(x, \infty)$



- Es de interés conocer la relación entre dos o más variables
- Se usa la distribución conjunta para tal fin
- La probabilidad conjunta de X, Y es $F(x, y) = P\{X \le x, Y \le y\}$
- La distribución marginal es $F_X(x) = P(X \le x) = P\{X \le x, Y \le \infty\} = F(x, \infty)$
- Caso discreto: $P(X \le x) = \sum_{j} P(x, y_j)$



- Es de interés conocer la relación entre dos o más variables
- Se usa la distribución conjunta para tal fin
- La probabilidad conjunta de X, Y es $F(x, y) = P\{X \le x, Y \le y\}$
- La distribución marginal es $F_{Y}(y) P(X < y) P(X < y)$

$$F_X(x) = P(X \le x) = P\{X \le x, Y \le \infty\} = F(x, \infty)$$

- Caso discreto: $P(X \le x) = \sum_{j} P(x, y_j)$
- Caso continuo: $p_X(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(x, y) dy$





 La probabilidad condicional denota la probabilidad de ocurrencia de un evento X dado que Y ha ocurrido



- La probabilidad condicional denota la probabilidad de ocurrencia de un evento X dado que Y ha ocurrido
- Caso discreto:

$$P_{X|Y} = P\{X = x | Y = y\} = \frac{P\{X = x, Y = y\}}{P(Y = y)} = \frac{P\{X = x, Y = y\}}{P_Y(y)}$$



- La probabilidad condicional denota la probabilidad de ocurrencia de un evento X dado que Y ha ocurrido
- Caso discreto:

$$P_{X|Y} = P\{X = x | Y = y\} = \frac{P\{X = x, Y = y\}}{P(Y = y)} = \frac{P\{X = x, Y = y\}}{P_Y(y)}$$

• Caso continuo: $p_{X|Y} = \frac{p\{X=x,Y=y\}}{p_Y(y)}$



- La probabilidad condicional denota la probabilidad de ocurrencia de un evento X dado que Y ha ocurrido
- Caso discreto:

$$P_{X|Y} = P\{X = x | Y = y\} = \frac{P\{X = x, Y = y\}}{P(Y = y)} = \frac{P\{X = x, Y = y\}}{P_Y(y)}$$

- Caso continuo: $p_{X|Y} = \frac{p\{X=x,Y=y\}}{p_{Y}(y)}$
- ¿Qué sucede si X, Y son independientes?



- La probabilidad condicional denota la probabilidad de ocurrencia de un evento X dado que Y ha ocurrido
- Caso discreto:

$$P_{X|Y} = P\{X = x | Y = y\} = \frac{P\{X = x, Y = y\}}{P(Y = y)} = \frac{P\{X = x, Y = y\}}{P_Y(y)}$$

- Caso continuo: $p_{X|Y} = \frac{p\{X=x,Y=y\}}{p_Y(y)}$
- ¿Qué sucede si X, Y son independientes?
- ¿Qué sucede si X = Y?



• Sean A_1, A_2, \ldots, A_n eventos disjuntos que forman una partición del espacio muestral



- Sean A_1, A_2, \ldots, A_n eventos disjuntos que forman una partición del espacio muestral
- Cada posible salida está incluida una y sólo una vez en alguno de los eventos A_1, A_2, \ldots, A_n



- Sean A_1, A_2, \ldots, A_n eventos disjuntos que forman una partición del espacio muestral
- Cada posible salida está incluida una y sólo una vez en alguno de los eventos A_1, A_2, \ldots, A_n
- Asumamos $P(A_i) > 0$. Entonces para cada evento B tenemos:



- Sean A_1, A_2, \ldots, A_n eventos disjuntos que forman una partición del espacio muestral
- Cada posible salida está incluida una y sólo una vez en alguno de los eventos A_1, A_2, \ldots, A_n
- Asumamos $P(A_i) > 0$. Entonces para cada evento B tenemos:
- $P(B) = P(A_1 \cap B) + P(A_2 \cap B) + \dots P(A_n \cap B)$



- Sean A_1, A_2, \ldots, A_n eventos disjuntos que forman una partición del espacio muestral
- Cada posible salida está incluida una y sólo una vez en alguno de los eventos A_1, A_2, \ldots, A_n
- Asumamos $P(A_i) > 0$. Entonces para cada evento B tenemos:
- $P(B) = P(A_1 \cap B) + P(A_2 \cap B) + \dots P(A_n \cap B)$
- $P(B) = P(A_1)P(B|A_1) + P(A_2)P(B|A_2) + \ldots + P(A_n)P(B|A_n)$



• Supongamos que queremos calcular la probabilidad (abreviatura p.) de las v.a. discretas Y a partir de los datos de X



- Supongamos que queremos calcular la probabilidad (abreviatura p.) de las v.a. discretas Y a partir de los datos de X
- $P_{Y|X}(y|x)$ es la p. posterior



- Supongamos que queremos calcular la probabilidad (abreviatura p.) de las v.a. discretas Y a partir de los datos de X
- $P_{Y|X}(y|x)$ es la p. posterior
- $P_{X|Y}(x|y)$ es la verosimilitud



- Supongamos que queremos calcular la probabilidad (abreviatura p.) de las v.a. discretas Y a partir de los datos de X
- $P_{Y|X}(y|x)$ es la p. posterior
- $P_{X|Y}(x|y)$ es la verosimilitud
- $P_Y(y)$ es la p. a priori



- Supongamos que queremos calcular la probabilidad (abreviatura p.) de las v.a. discretas Y a partir de los datos de X
- $P_{Y|X}(y|x)$ es la p. posterior
- $P_{X|Y}(x|y)$ es la verosimilitud
- $P_Y(y)$ es la p. a priori
- $P_X(x)$ es la p. total de los datos, o evidencia



- Supongamos que queremos calcular la probabilidad (abreviatura p.) de las v.a. discretas Y a partir de los datos de X
- $P_{Y|X}(y|x)$ es la p. posterior
- $P_{X|Y}(x|y)$ es la verosimilitud
- $P_Y(y)$ es la p. a priori
- $P_X(x)$ es la p. total de los datos, o evidencia
- Regla de Bayes: $P(y|x) = \frac{P(y|x)P_Y(y)}{P_X(x)} = \frac{P(y|x)P_Y(y)}{\sum_y P(x|y)P_Y(y)}$



- Supongamos que queremos calcular la probabilidad (abreviatura p.) de las v.a. discretas Y a partir de los datos de X
- $P_{Y|X}(y|x)$ es la p. posterior
- $P_{X|Y}(x|y)$ es la verosimilitud
- $P_Y(y)$ es la p. a priori
- $P_X(x)$ es la p. total de los datos, o evidencia
- Regla de Bayes: $P(y|x) = \frac{P(y|x)P_Y(y)}{P_X(x)} = \frac{P(y|x)P_Y(y)}{\sum_{y} P(x|y)P_Y(y)}$
- La forma de la p. posterior depende del numerador



- Supongamos que queremos calcular la probabilidad (abreviatura p.) de las v.a. discretas Y a partir de los datos de X
- $P_{Y|X}(y|x)$ es la p. posterior
- $P_{X|Y}(x|y)$ es la verosimilitud
- $P_Y(y)$ es la p. a priori
- $P_X(x)$ es la p. total de los datos, o evidencia
- Regla de Bayes: $P(y|x) = \frac{P(y|x)P_Y(y)}{P_X(x)} = \frac{P(y|x)P_Y(y)}{\sum_y P(x|y)P_Y(y)}$
- La forma de la p. posterior depende del numerador
- El denominador normaliza la p. posterior



- Supongamos que queremos calcular la probabilidad (abreviatura p.) de las v.a. discretas Y a partir de los datos de X
- $P_{Y|X}(y|x)$ es la p. posterior
- $P_{X|Y}(x|y)$ es la verosimilitud
- $P_Y(y)$ es la p. a priori
- $P_X(x)$ es la p. total de los datos, o evidencia
- Regla de Bayes: $P(y|x) = \frac{P(y|x)P_Y(y)}{P_X(x)} = \frac{P(y|x)P_Y(y)}{\sum_y P(x|y)P_Y(y)}$
- La forma de la p. posterior depende del numerador
- El denominador normaliza la p. posterior
- En resumen, Bayes permite refinar la p. a priori en una p. a posteriori con los datos X



- Supongamos que queremos calcular la probabilidad (abreviatura p.) de las v.a. discretas Y a partir de los datos de X
- $P_{Y|X}(y|x)$ es la p. posterior
- $P_{X|Y}(x|y)$ es la verosimilitud
- $P_Y(y)$ es la p. a priori
- $P_X(x)$ es la p. total de los datos, o evidencia
- Regla de Bayes: $P(y|x) = \frac{P(y|x)P_Y(y)}{P_X(x)} = \frac{P(y|x)P_Y(y)}{\sum_y P(x|y)P_Y(y)}$
- La forma de la p. posterior depende del numerador
- El denominador normaliza la p. posterior
- ullet En resumen, Bayes permite refinar la p. a priori en una p. a posteriori con los datos X
- Se puede extender Bayes al caso continuo usando las pdf



• La esperanza, valor esperado o media de una v.a. es el promedio en varios experimentos



- La esperanza, valor esperado o media de una v.a. es el promedio en varios experimentos
- Caso discreto: $\mu \triangleq E[X] = \sum_i x_i P(X = x_i)$



- La esperanza, valor esperado o media de una v.a. es el promedio en varios experimentos
- Caso discreto: $\mu \triangleq E[X] = \sum_i x_i P(X = x_i)$
- Caso continuo: $\mu \triangleq E[X] = \int_{-\infty}^{+\infty} x p(x) dx$



- La esperanza, valor esperado o media de una v.a. es el promedio en varios experimentos
- Caso discreto: $\mu \triangleq E[X] = \sum_i x_i P(X = x_i)$
- Caso continuo: $\mu \triangleq E[X] = \int_{-\infty}^{+\infty} x p(x) dx$
- La esperanza es un operador lineal: E[aX + bY + c] = aE[X] + bE[Y] + c



- La esperanza, valor esperado o media de una v.a. es el promedio en varios experimentos
- Caso discreto: $\mu \triangleq E[X] = \sum_i x_i P(X = x_i)$
- Caso continuo: $\mu \triangleq E[X] = \int_{-\infty}^{+\infty} x p(x) dx$
- La esperanza es un operador lineal: E[aX + bY + c] = aE[X] + bE[Y] + c
- Funciones reales: $E[g(X)] = \sum_i g(x_i)P(X = x_i)$ or $E[g(x)] = \int g(x)p(x)dx$



- La esperanza, valor esperado o media de una v.a. es el promedio en varios experimentos
- Caso discreto: $\mu \triangleq E[X] = \sum_i x_i P(X = x_i)$
- Caso continuo: $\mu \triangleq E[X] = \int_{-\infty}^{+\infty} xp(x)dx$
- La esperanza es un operador lineal: E[aX + bY + c] = aE[X] + bE[Y] + c
- Funciones reales: $E[g(X)] = \sum_i g(x_i) P(X = x_i)$ or $E[g(x)] = \int g(x) p(x) dx$
- $E[X^n]$ es el n-esimo momento de X



- La esperanza, valor esperado o media de una v.a. es el promedio en varios experimentos
- Caso discreto: $\mu \triangleq E[X] = \sum_i x_i P(X = x_i)$
- Caso continuo: $\mu \triangleq E[X] = \int_{-\infty}^{+\infty} x p(x) dx$
- La esperanza es un operador lineal: E[aX + bY + c] = aE[X] + bE[Y] + c
- Funciones reales: $E[g(X)] = \sum_i g(x_i) P(X = x_i)$ or $E[g(x)] = \int g(x) p(x) dx$
- $E[X^n]$ es el n-esimo momento de X
- La esperanza no siempre es el valor más probable



• Sea $\mu_X = E[X]$ la media de X, la varianza de X es $var[X] = E[(X - \mu_X)^2] = E[X^2] - \mu_X^2$



- Sea $\mu_X = E[X]$ la media de X, la varianza de X es $var[X] = E[(X \mu_X)^2] = E[X^2] \mu_X^2$
- Normalmente designaremos $\sigma_X^2 \triangleq \text{var}[X]$



- Sea $\mu_X = E[X]$ la media de X, la varianza de X es $var[X] = E[(X \mu_X)^2] = E[X^2] \mu_X^2$
- Normalmente designaremos $\sigma_X^2 \triangleq \text{var}[X]$
- $var[aX + b] = a^2 \sigma_X^2$



- Sea $\mu_X = E[X]$ la media de X, la varianza de X es $var[X] = E[(X - \mu_X)^2] = E[X^2] - \mu_X^2$
- Normalmente designaremos $\sigma_x^2 \triangleq \text{var}[X]$
- $\operatorname{var}[aX + b] = a^2 \sigma_X^2$
- Por qué b desapareció de la expresión anterior?



- Sea $\mu_X = E[X]$ la media de X, la varianza de X es $var[X] = E[(X \mu_X)^2] = E[X^2] \mu_X^2$
- Normalmente designaremos $\sigma_X^2 \triangleq \text{var}[X]$
- $\bullet \ \operatorname{var}[aX + b] = a^2 \sigma_X^2$
- Por qué b desapareció de la expresión anterior?
- El desvío estándar es $\sigma_X = \sqrt{\sigma_X^2}$, medido en unidades de X



• La covarianza indica la relación entre dos v.a.



- La covarianza indica la relación entre dos v.a.
- $cov[X, Y] = E[(X \mu_X)(Y \mu_Y)] = E[XY] \mu_X \mu_Y$



- La covarianza indica la relación entre dos v.a.
- $cov[X, Y] = E[(X \mu_X)(Y \mu_Y)] = E[XY] \mu_X \mu_Y$
- $\bullet \ \operatorname{cov}[X,X] = \operatorname{var}[X]$



- La covarianza indica la relación entre dos v.a.
- $cov[X, Y] = E[(X \mu_X)(Y \mu_Y)] = E[XY] \mu_X \mu_Y$
- $\bullet \ \operatorname{cov}[X,X] = \operatorname{var}[X]$
- $\bullet \ \operatorname{cov}[X+Y,Z] = \operatorname{cov}[X,Z] + \operatorname{cov}[Y,Z]$



- La covarianza indica la relación entre dos v.a.
- $cov[X, Y] = E[(X \mu_X)(Y \mu_Y)] = E[XY] \mu_X \mu_Y$
- cov[X, X] = var[X]
- cov[X + Y, Z] = cov[X, Z] + cov[Y, Z]
- var[X + Y] = var[X] + var[Y] + 2cov[X, Y]



- La covarianza indica la relación entre dos v.a.
- $cov[X, Y] = E[(X \mu_X)(Y \mu_Y)] = E[XY] \mu_X \mu_Y$
- $\bullet \ \operatorname{cov}[X,X] = \operatorname{var}[X]$
- $\bullet \ \operatorname{cov}[X+Y,Z] = \operatorname{cov}[X,Z] + \operatorname{cov}[Y,Z]$
- $\bullet \ \operatorname{var}[X + Y] = \operatorname{var}[X] + \operatorname{var}[Y] + 2\operatorname{cov}[X, Y]$
- La correlación, o índice de correlación, se define como $\operatorname{corr}[X,Y] = \frac{\operatorname{cov}[X,Y]}{\sqrt{\operatorname{var}[X]\operatorname{var}[Y]}} \in [-1,+1]$



- La covarianza indica la relación entre dos v.a.
- $cov[X, Y] = E[(X \mu_X)(Y \mu_Y)] = E[XY] \mu_X \mu_Y$
- \circ cov[X, X] = var[X]
- cov[X + Y, Z] = cov[X, Z] + cov[Y, Z]
- $\operatorname{var}[X + Y] = \operatorname{var}[X] + \operatorname{var}[Y] + 2\operatorname{cov}[X, Y]$
- La correlación, o índice de correlación, se define como $\operatorname{corr}[X,Y] = \frac{\operatorname{cov}[X,Y]}{\sqrt{\operatorname{var}[X]\operatorname{var}[Y]}} \in [-1,+1]$
- Normalmente usamos $\rho_{XY} \triangleq \operatorname{corr}[X, Y]$



 Si $\rho_{XY} > 0$, un cambio positivo en X influencia un cambio positivo en Y



- Si $\rho_{XY} > 0$, un cambio positivo en X influencia un cambio positivo en
- Si ρ_{XY} < 0, un cambio positivo en X influencia un cambio negativo en Y



- Si $\rho_{XY} > 0$, un cambio positivo en X influencia un cambio positivo en
- Si ρ_{XY} < 0, un cambio positivo en X influencia un cambio negativo en Y
- Si $\rho_{XY} = 0$, un cambio en X no influencia un cambio en Y, se dice que las variables están descorrelacionadas



- Si $\rho_{XY} > 0$, un cambio positivo en X influencia un cambio positivo en
- Si $\rho_{XY} < 0$, un cambio positivo en X influencia un cambio negativo en Y
- Si $\rho_{XY} = 0$, un cambio en X no influencia un cambio en Y, se dice que las variables están descorrelacionadas
- $\rho_{XY} = 0$ no implica que X, Y sean v.a. independentes (excepto si X, Y están normalmente distribuidas)



- Si $\rho_{XY} > 0$, un cambio positivo en X influencia un cambio positivo en Y
- Si $\rho_{XY} < 0$, un cambio positivo en X influencia un cambio negativo en Y
- Si $\rho_{XY} = 0$, un cambio en X no influencia un cambio en Y, se dice que las variables están descorrelacionadas
- $\rho_{XY} = 0$ no implica que X, Y sean v.a. independentes (excepto si X, Y están normalmente distribuidas)
- Sin embargo, si X, Y son independientes, $\rho_{XY} = 0$



Ley Débil de los Grandes Números

• Sea $X = \{X_t\}_{t=1}^N$ un conjunto de v.a. independedientes e idénticamente distribuidas (i.i.d.) cada una con media μ y varianza σ^2 , para $\epsilon > 0$ se tiene que



18 / 30

Ley Débil de los Grandes Números

- Sea $X=\{X_t\}_{t=1}^N$ un conjunto de v.a. independedientes e idénticamente distribuidas (i.i.d.) cada una con media μ y varianza σ^2 , para $\epsilon>0$ se tiene que
- $P\{|\frac{\Sigma_t X_t}{N} \mu| > \epsilon\} \to 0$ cuando $N \to \infty$



Ley Débil de los Grandes Números

- Sea $X = \{X_t\}_{t=1}^N$ un conjunto de v.a. independedientes e idénticamente distribuidas (i.i.d.) cada una con media μ y varianza σ^2 , para $\epsilon > 0$ se tiene que
- $P\{|\frac{\sum_t X_t}{N} \mu| > \epsilon\} \to 0 \text{ cuando } N \to \infty$
- ullet Es decir, N ensayos convergen a la media con N creciente



• Sean X_1, X_2, \dots, X_N un conjunto de v.a. i.i.d. cada una con media μ y varianza σ^2 ; para N grande se tiene que



- Sean X_1, X_2, \dots, X_N un conjunto de v.a. i.i.d. cada una con media μ y varianza σ^2 ; para N grande se tiene que
- $X_1 + X_2 + \ldots + X_N \sim \mathcal{N}(N\mu, N\sigma^2)$



- Sean X_1, X_2, \ldots, X_N un conjunto de v.a. i.i.d. cada una con media μ y varianza σ^2 ; para N grande se tiene que
- $X_1 + X_2 + \ldots + X_N \sim \mathcal{N}(N\mu, N\sigma^2)$
- Es decir, la suma de N v.a. i.i.d. converge a una distribución normal con media y varianza igual a la suma de cada una



- Sean X_1, X_2, \ldots, X_N un conjunto de v.a. i.i.d. cada una con media μ y varianza σ^2 ; para N grande se tiene que
- $X_1 + X_2 + \ldots + X_N \sim \mathcal{N}(N\mu, N\sigma^2)$
- Es decir, la suma de N v.a. i.i.d. converge a una distribución normal con media y varianza igual a la suma de cada una
- ¿Cuál será, aproximadamente, la distribución de $\frac{X_1+X_2+...+X_N}{N}$?



• Bernoulli: Ensayo de éxito (1) o fracaso (0)



- Bernoulli: Ensayo de éxito (1) o fracaso (0)
- ullet La v.a. del proceso toma los valores $X=\{0,1\}$



20 / 30

- Bernoulli: Ensayo de éxito (1) o fracaso (0)
- La v.a. del proceso toma los valores $X = \{0, 1\}$
- $P\{X=1\}=p$ es la p. de éxito, $P\{X=0\}=1-p$ la p. de fracaso



- Bernoulli: Ensayo de éxito (1) o fracaso (0)
- La v.a. del proceso toma los valores $X=\{0,1\}$
- $P\{X=1\}=p$ es la p. de éxito, $P\{X=0\}=1-p$ la p. de fracaso
- $P{X = i} = p^{i}(1-p)^{i}$, $i = {0,1}$



- Bernoulli: Ensayo de éxito (1) o fracaso (0)
- ullet La v.a. del proceso toma los valores $X=\{0,1\}$
- $P\{X=1\}=p$ es la p. de éxito, $P\{X=0\}=1-p$ la p. de fracaso
- $P{X = i} = p^{i}(1-p)^{i}$, $i = {0,1}$
- E[X] = p



Distribución Bernoulli y Binomial

- Bernoulli: Ensayo de éxito (1) o fracaso (0)
- ullet La v.a. del proceso toma los valores $X=\{0,1\}$
- $P\{X=1\}=p$ es la p. de éxito, $P\{X=0\}=1-p$ la p. de fracaso
- $P{X = i} = p^{i}(1-p)^{i}$, $i = {0,1}$
- E[X] = p
- var[X] = p(1-p)



Distribución Bernoulli y Binomial

- Bernoulli: Ensayo de éxito (1) o fracaso (0)
- ullet La v.a. del proceso toma los valores $X=\{0,1\}$
- $P\{X=1\}=p$ es la p. de éxito, $P\{X=0\}=1-p$ la p. de fracaso
- $P{X = i} = p^{i}(1-p)^{i}$, $i = {0,1}$
- E[X] = p
- var[X] = p(1 p)
- ullet Binomial: N i.i.d. v.a. Bernoulli, X es la p. de i éxitos en N tiradas



Distribución Bernoulli y Binomial

- Bernoulli: Ensayo de éxito (1) o fracaso (0)
- La v.a. del proceso toma los valores $X = \{0, 1\}$
- $P\{X=1\}=p$ es la p. de éxito, $P\{X=0\}=1-p$ la p. de fracaso
- $P\{X=i\}=p^i(1-p)^i$, $i=\{0,1\}$
- E[X] = p
- var[X] = p(1 p)
- Binomial: N i.i.d. v.a. Bernoulli, X es la p. de i éxitos en N tiradas
- $P\{X=i\} = \binom{N}{i} p^i (1-p)^{N-i}, i = \{0,1,\ldots,N\}$



• Una v.a. uniforme X en el intervalo cerrado [a, b] tiene pdf:



• Una v.a. uniforme X en el intervalo cerrado [a, b] tiene pdf:

•
$$p(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & \text{si } a \le x \le b \\ 0 & \text{otro } x \end{cases}$$



21/30

• Una v.a. uniforme X en el intervalo cerrado [a, b] tiene pdf:

•
$$p(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & \text{si } a \le x \le b \\ 0 & \text{otro } x \end{cases}$$

• $E[X] = \frac{a+b}{2}$



• Una v.a. uniforme X en el intervalo cerrado [a, b] tiene pdf:

$$p(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & \text{si } a \le x \le b \\ 0 & \text{otro } x \end{cases}$$

- $E[X] = \frac{a+b}{2}$
- $\operatorname{var}[X] = \frac{(b-a)^2}{12}$





• Una v.a. normal o Gaussiana con media μ y varianza σ^2 , denotada $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ tiene una pdf:



• Una v.a. normal o Gaussiana con media μ y varianza σ^2 , denotada $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ tiene una pdf:

•
$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right], -\infty < x < +\infty$$



• Una v.a. normal o Gaussiana con media μ y varianza σ^2 , denotada $\mathcal{N}(\mu,\sigma^2)$ tiene una pdf:

•
$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right], -\infty < x < +\infty$$

ullet La normal cero-uno $\mathcal{Z}=\mathcal{N}(0,1)$ es:



• Una v.a. normal o Gaussiana con media μ y varianza σ^2 , denotada $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ tiene una pdf:

•
$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right]$$
, $-\infty < x < +\infty$

• La normal cero-uno $\mathcal{Z} = \mathcal{N}(0,1)$ es:

•
$$p_Z(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{z^2}{2}\right]$$



• Una v.a. normal o Gaussiana con media μ y varianza σ^2 , denotada $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ tiene una pdf:

•
$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right]$$
, $-\infty < x < +\infty$

- La normal cero-uno $\mathcal{Z} = \mathcal{N}(0,1)$ es:
- $p_Z(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{z^2}{2} \right]$
- La cdf es $\Phi(z) = P(Z \le z) = \int_{-\infty}^{z} p_{Z}(z)$



• Una v.a. normal o Gaussiana con media μ y varianza σ^2 , denotada $\mathcal{N}(\mu,\sigma^2)$ tiene una pdf:

•
$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right]$$
, $-\infty < x < +\infty$

• La normal cero-uno $\mathcal{Z} = \mathcal{N}(0,1)$ es:

•
$$p_Z(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{z^2}{2}\right]$$

- La cdf es $\Phi(z) = P(Z \le z) = \int_{-\infty}^{z} p_Z(z)$
- Si $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, $Y = aX + b \sim \mathcal{N}(a\mu + b, a^2\sigma^2)$



• Una v.a. normal o Gaussiana con media μ y varianza σ^2 , denotada $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ tiene una pdf:

•
$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right]$$
, $-\infty < x < +\infty$

- La normal cero-uno $\mathcal{Z} = \mathcal{N}(0,1)$ es:
- $p_Z(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{z^2}{2}\right]$
- La cdf es $\Phi(z) = P(Z \le z) = \int_{-\infty}^{z} p_Z(z)$
- Si $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, $Y = aX + b \sim \mathcal{N}(a\mu + b, a^2\sigma^2)$
- Normalización: Si $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, $Z = \frac{X \mu}{\sigma} \sim \mathcal{N}(0, 1)$



- Una v.a. normal o Gaussiana con media μ y varianza σ^2 , denotada $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ tiene una pdf:
- $p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2} \right], -\infty < x < +\infty$
- La normal cero-uno $\mathcal{Z} = \mathcal{N}(0,1)$ es:
- $p_Z(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{z^2}{2}\right]$
- La cdf es $\Phi(z) = P(Z \le z) = \int_{-\infty}^{z} p_Z(z)$
- Si $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, $Y = aX + b \sim \mathcal{N}(a\mu + b, a^2\sigma^2)$
- Normalización: Si $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, $Z = \frac{X \mu}{\sigma} \sim \mathcal{N}(0, 1)$
- El teorema central del límite se puede aplicar aproximar la suma de v.a. i.i.d. como una variable normal

27 de Junio de 2020

Distribución Chi-Cuadrado

• Si Z_i son v.a. i.i.d $\mathcal{N}(0,1)$, la distribución de la suma de los cuadrados $X = Z_1^2 + Z_2^2 + \ldots + Z_n^2$ es:



23 / 30

Distribución Chi-Cuadrado

- Si Z_i son v.a. i.i.d $\mathcal{N}(0,1)$, la distribución de la suma de los cuadrados $X = Z_1^2 + Z_2^2 + ... + Z_n^2$ es:
- $X \sim \mathcal{X}_n^2$, donde \mathcal{X}_n^2 es una chi-cuadrado de orden n



Distribución Chi-Cuadrado

- Si Z_i son v.a. i.i.d $\mathcal{N}(0,1)$, la distribución de la suma de los cuadrados $X = Z_1^2 + Z_2^2 + \ldots + Z_n^2$ es:
- $X \sim \mathcal{X}_n^2$, donde \mathcal{X}_n^2 es una chi-cuadrado de orden n
- Usaremos la distribución chi-cuadrado para ensayar tests de hipótesis de varianza, y tests de bondad de ajuste (en inglés, goodness of fit) usando el teorema de Pearson



• Si $Z \sim \mathcal{Z}$ y $X \sim \mathcal{X}_n^2$ son v.a. independientes entonces el cociente $T_n = \frac{Z}{\sqrt{X/n}}$ tiene distribución t con n grados de libertad



- Si $Z \sim \mathcal{Z}$ y $X \sim \mathcal{X}_n^2$ son v.a. independientes entonces el cociente $T_n = \frac{Z}{\sqrt{X/n}}$ tiene distribución t con n grados de libertad
- $E[T_n] = 0, n > 1$



- Si $Z \sim \mathcal{Z}$ y $X \sim \mathcal{X}_n^2$ son v.a. independientes entonces el cociente $T_n = \frac{Z}{\sqrt{X/n}}$ tiene distribución t con n grados de libertad
- $E[T_n] = 0, n > 1$
- $var[T_n] = \frac{n}{n-2} para n > 2$



- Si $Z \sim \mathcal{Z}$ y $X \sim \mathcal{X}_n^2$ son v.a. independientes entonces el cociente $T_n = \frac{Z}{\sqrt{X/n}}$ tiene distribución t con n grados de libertad
- $E[T_n] = 0, n > 1$
- $\operatorname{var}[T_n] = \frac{n}{n-2} \operatorname{para} n > 2$
- T_n se parece a \mathcal{Z} cuando $n \to \infty$ pero con colas más notorias (mayor variabilidad que la normal cero-uno)



- Si $Z \sim \mathcal{Z}$ y $X \sim \mathcal{X}_n^2$ son v.a. independientes entonces el cociente $T_n = \frac{Z}{\sqrt{X/n}}$ tiene distribución t con n grados de libertad
- $E[T_n] = 0, n > 1$
- $\operatorname{var}[T_n] = \frac{n}{n-2} \operatorname{para} n > 2$
- T_n se parece a $\mathcal Z$ cuando $n \to \infty$ pero con colas más notorias (mayor variabilidad que la normal cero-uno)
- Usaremos la distribución t de Student para ensayar un test de hipótesis y estimación de intervalo de confianza



Distribución F

• Si $X_1 \sim \mathcal{X}_n^2$ y $X_2 \sim \mathcal{X}_m^2$ son v.a. independientes con distribución chi-cuadrado con grados de libertad n y m, entonces el cociente:



25/30

Distribución F

- Si $X_1 \sim \mathcal{X}_n^2$ y $X_2 \sim \mathcal{X}_m^2$ son v.a. independientes con distribución chi-cuadrado con grados de libertad n y m, entonces el cociente:
- $F_{n,m} = \frac{X_1/n}{X_2/m}$ tiene distribución F con grados de libertad n, m



Distribución F

- Si $X_1 \sim \mathcal{X}_n^2$ y $X_2 \sim \mathcal{X}_m^2$ son v.a. independientes con distribución chi-cuadrado con grados de libertad n y m, entonces el cociente:
- $F_{n,m} = \frac{X_1/n}{X_2/m}$ tiene distribución F con grados de libertad n, m
- Usaremos la distribución t de Student para ensayar un test de comparación de medias y varianzas



- ¿Cuál es la probabilidad de obtener exactamente 3 cecas en 10 tiradas de una moneda balanceada?
- ¿Cuál es la probabilidad de obtener al menos 3 cecas en 10 tiradas de una moneda cargada donde la probabilidad de ceca es 0.4?
- Una moneda cargada con probabilidad de ceca 0.4 es arrojada al aire. El resultado es cara. ¿Cuál es la probabilidad de obtener al menos 3 cecas en las próximas 10 tiradas?
- Simular los items anteriores en Octave usando: i) una distribución uniforme con la función rand para simular el proceso Bernoulli; ii) las funciones binopdf, binocdf para calcular la probabilidad binomial (Octave statistics package).



En una competencia se tienen 3 puertas de las cuales se debe elegir una. Dos puertas tienen la foto de un chancho y la tercera tiene la foto de un automóvil. Si el participante acierta la puerta del automóvil, lo gana. En caso contrario, no gana nada. Una vez que el participante elige una puerta, aún con todas las puerta cerradas, el organizador de la competencia - que sabe en qué puerta se encuentra la foto del automóvil - abre una de las tres puertas que tiene la foto de un chancho. ¿Qué le conviene hacer al participante, cambiar su elección o no? Justificar usando probabilidad a priori y probabilidad condicional.



- Sean X, Y dos v.a. i.i.d. U[0,1]. Encontrar la expresión de la función de densidad de probabilidad conjunta.
- ¿Cuál es la probabilidad de que X > 0.7 y Y < 0.4 simultáneamente?
- ¿Cuál es el percentil 40 de X, i.e. x_{40} ?
- Simular en Octave escribiendo la pdf conjunta o usando funciones de Octave rand, unifpdf, unifcdf
- Graficar la cdf en función de x, y



- SeanX, Y dos v.a. i.i.d. $\mathcal{N}(0,1)$. Encontrar la expresión de la función de densidad de probabilidad conjunta.
- **Q** ¿Cuál es la probabilidad de que X>0.7 y Y<0.4 simultáneamente?
- Simular en Octave escribiendo la pdf conjunta o usando funciones de Octave mvnrnd, mvnpdf, mvncdf



Bibliografía I

- E. Alpaydin, *Introduction to machine learning*. MIT press, 2020.
 - "MIT Lecture Notes Course 6.041-6.431, Fall 2000." https://vfu.bg/en/e-Learning/Math--Bertsekas_Tsitsiklis_Introduction_to_probability.pdf. Accessed: 2020-05-15.
 - "MIT Mathematics Statistics for applications."
 https://ocw.mit.edu/courses/mathematics/
 18-443-statistics-for-applications-fall-2006/
 lecture-notes/.

Accessed: 2020-05-05.

