Valor Medio: $\mu_x = E[X] = \int_{-\infty}^{+\infty} x \cdot f_x(x) dx$ VA discrete: $E[X] = \sum_{i=0}^{\infty} x_i p_i$ $Proprieta': 1) \ f_x(x) \ simmetrica \ a \ x = a \rightarrow E[X] = a \ 2) \ X \ limitata \ [a \le X \le b] \rightarrow a \le E[X] \le b$ Teorema aspettazione: $E[g(X)] = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) \cdot f_X(x) dx$ VA discrete: $E[g(X)] = \sum_{i=1}^{K} p_X(x_i) \cdot g(x_i)$ $Linearita': Y = g(X), Z = h(X) \rightarrow E[cY + dZ] = cE[Y] + dE[Z]$ $Varianza: \sigma_x^2 = E[(X - \mu_x)^2] = Var[X]$ (valor medio dello scarto quadratico) Deviazione standard $Proprieta': Var[X] \ge 0 \quad Var[X] = E[X^2] - (E[X])^2 \quad Var[aX + b] = a^2 Var[X]$ $\sigma_X = \sqrt{Var[X]}$ Nella PDF Gaussiana, il μ indica il valor medio e il σ la varianza Diseguaglianza di Markov: data $g(X) = \frac{X}{h}$, $P\{X \ge b\} \le E\left[\frac{X}{h}\right] = \frac{1}{h}E[X]$ Diseguaglianza di Chebychev: $P\{|X - \mu_X| \ge \varepsilon\} \le \left(\frac{\sigma_X}{\varepsilon}\right)^2 = \frac{Var|X}{\varepsilon^2}$ Momenti: $m_n = E[X^n] = \int_{-\infty}^{+\infty} x^n f_x(x) dx$ $MGF: \phi_X(s) = E[e^{sx}] \int_{-\infty}^{+\infty} f_x(t) e^{st} dt$ $\forall s \in C$ Per trovare la varianza con i momenti, eseguo questi passi: 1) trovo la MGF tramite la definizione Teorema dei momenti 2) $trovo E[X] = \phi_X^{(1)}(0)$ $E[X^n] = m_n = \phi_r^{(n)}(0)$ 3) trovo $E[X^2] = \phi_X^{(2)}(0)$ 4) $trovo Var[X] = E[X^2] - E[X]^2$ $\begin{array}{ll} \textit{CDF condizionata: } F_X(\infty|M) = 1 & F_X(-\infty|M) = 0 & P\{x_1 < X \le x_2|M\} = F_X(x_2|M) - F_X(x_1|M) \\ \textit{Se } Y = g(X) & f_y(Y|M) = \frac{f_X(x_1|M)}{|g'(x_1)|} + \dots + \frac{f_X(x_n|M)}{|g'(x_n)|} & E[X|M] = \int_{-\infty}^{+\infty} x \cdot f_X(x|M) dx \end{array}$ Probabilita' totale: $f_X(x) = \sum_{i=1}^{n} f_X(x|A_i) \cdot P(A_i)$ $E[X] = \sum_{i=1}^{n} E[X|A_i] \cdot P(A_i)$ $E[Y] = \sum_{i=0}^{\infty} P(A_i) \cdot \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) \cdot f_X(x|A_i) dx \qquad P\{X \le x|M\} = F_X(x|M) = \frac{P\{X \le x \cap M\}}{P(M)}$ Formula di Bayes continua: $P(M|X=x) = \frac{f_X(x|M) \cdot P(M)}{f_X(x)}$ $f_X(x|M) = \frac{P(M|X=x) \cdot f_X(x)}{P(M)}$ se P(X=x) = 0Formula di Bayes discreta: $P(M|X=x) = \frac{P(X=x|M) \cdot P(M)}{P(X=x)}$ se P(X=x) > 0CDF congiunta: $F_{XY}(x,y) = P\{X \le x, Y \le y\}$ CDF marginali: $F_X(x) = F_{XY}(x,+\infty)$ $F_Y(y) = F_{XY}(+\infty,y)$ $P\{X > x_1, Y > y_1\} = 1 - F_{XY}(\infty, y_1) - F_{XY}(x_1, \infty) + F_{XY}(x_1, y_1)$ $P\{x_1 < X \le x_2, y_1 < Y \le y_2\} = F_{XY}(x_2, y_2) - F_{XY}(x_1, y_2) - F_{XY}(x_2, y_1) + F_{XY}(x_1, y_1)$ $PMF \ congiunta: \ P\{X = x_i, Y = y_k\} = p_{XY}(x_i, y_k) = p_{ik} \qquad F_{XY}(x, y) = \sum_{x_i \le x} \sum_{y_k \le y} p_{XY}(x_i, y_k)$ PMF marginali: $p_X(x_i) = \sum_{k=1}^{\infty} p_{XY}(x_i, y_k)$ $p_Y(y_k) = \sum_{i=1}^{\infty} p_{XY}(x_i, y_k)$ Condizioni di Indipendenza $F_{XY}(x, y) = F_X(x) \cdot F_Y(y)$ $f_{XY}(x, y) = F_X(x) \cdot F_Y(y)$ $f_{XY}(x, y) = f_X(x) \cdot f_Y(y)$ PDF marginali: $f_X(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(x, y) \, dy$ $f_Y(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(x, y) \, dx$ Se X e Y sono indipendenti, lo son any part $f_Y(x) = f_Y(x)$ and $f_Y($ CONVOLUZIONE: serve per sommare due o piu' VA. Esempio: due VA uffifchenZ = 19(X) er CWZ = h(X)1 X 1) Ribalto $f_X(x)$ rispetto all'asse y per ottenere $f_X(-u)$ (in questo es, non cambia) 2) Traslo f_X di un valore generico t per ottenere una $f_X(t-u)$ centrata in t invece che in 0 3) Considero i vari casi al variare di t: nessuna sovrapposizione tra le $f_X(t-u)$ e $f_Y(u)$, parziale sovrapposizione, sovrapposizione completa, sovrapposizione parziale, nessuna sovrapposizione

1

t-1

4) Se la sovrapposizione e'nulla, $f_Z(z) = 0$; altrimenti, $f_Z(z) = \int_a^b f_X(t-u) \cdot f_Y(y) du$ a e b estremi della sovrapposizione 5) Il risultato sara'una $f_Z(z)$ definita a tratti a seconda del valore di t.

Ricorda: la somma di due rettangoli e'un triangolo con altezza uguale al prodotto delle altezze.

Ricorda: la somma di due rettangoli e'un triangolo con altezza uguale al prodotto delle altezze.
Trasformazione di coppie di VA: dato il sistema
$$\begin{cases} Z = g(X,Y) \\ W = h(X,Y) \end{cases} \text{ per trovare la } f_{ZW}(z,w) \text{ applico il teorema} \end{cases}$$
 fondamentale seguendo i seguenti passi:
$$\begin{cases} z = g(x,y) \\ w = h(x,y) \end{cases} \text{ non ha soluzioni, allora } f_{ZW}(z,w) = 0 \end{cases} J = \det \begin{bmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial w}{\partial x} & \frac{\partial w}{\partial y} \end{bmatrix} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial w}{\partial x} & \frac{\partial w}{\partial y} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial z} & \frac{\partial w}{\partial y} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial z} & \frac{\partial z}{\partial w} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial z} & \frac{\partial z}{\partial w} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial z} & \frac{\partial z}{\partial w} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial z} & \frac{\partial z}{\partial w} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial z} & \frac{\partial z}{\partial w} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial z} & \frac{\partial z}{\partial w} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial z} & \frac{\partial z}{\partial w} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial z} & \frac{\partial z}{\partial w} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial z} & \frac{\partial z}{\partial w} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial z} & \frac{\partial z}{\partial w} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial z} & \frac{\partial z}{\partial w} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial z} & \frac{\partial z}{\partial w} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial z} & \frac{\partial z}{\partial w} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial z} & \frac{\partial z}{\partial w} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial z} & \frac{\partial z}{\partial w} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial z} & \frac{\partial z}{\partial w} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial y} & \frac{\partial z}{\partial z} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial y} & \frac{\partial z}{\partial y} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial y} & \frac{\partial z}{\partial y} \end{pmatrix}}_{location} o \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial z}{\partial x} & \frac{\partial z}{\partial y} \\ \frac{\partial z}{\partial y} & \frac{\partial z}{\partial y} \end{pmatrix}}_{location} o$$

Metodo della variabile ausiliaria: per usare il teorema fondamentale per il calcolo della PDF di una sola funzione Z = g(X,Y), posso introdurre una variabile ausiliaria, ad es. W = X o W = Y, e risolvere il sistema come mostrato in precedenza.

PDF o CDF di X condizionata a Y = y. Si distinguono vari casi a seconda della natura di X e Y:

PDF o CDF di X condizionata a Y = y. Si distinguono vari casi a seconda della natura di X e Y:

- Y continua:
$$F_X(x|Y=y) = \frac{\frac{\partial}{\partial y} [F_{XY}(x,y)]}{f_Y(y)}$$

- X e Y continue: $f_X(x|Y=y) = \frac{f_{XY}(x,y)}{f_Y(y)}$

$$\begin{cases} f_X(x|y) = f_X(x) \\ f_Y(y|x) = f_Y(y) \end{cases} \leftrightarrow X \text{ e Y sono indipendenti} \end{cases}$$

- X e Y discrete: $P(Y=y_k) = \sum_{i=1}^{\infty} P\{X=x_i, Y=y_k\}$

$$\begin{cases} p_Y(y_k) = \sum_{i=1}^{\infty} p_{XY}(x_i,y_k) \\ p_X(x_i) = \sum_{k=1}^{\infty} p_{XY}(x_i,y_k) \end{cases}$$

Con il teorema dell'aspettazione posso calcolare il valor medio di $X=a(Y,Y)$ nel sequente modo:

Con il teorema dell'aspettazione, posso calcolare il valor medio di
$$Z = g(X,Y)$$
 nel seguente modo:
$$E[g(X,Y)] = \iint_{-\infty}^{\infty} g(x,y) \cdot f_{XY}(x,y) dxdy \text{ se } X,Y \text{ continue, oppure} = \sum_{i} \sum_{k} g(x_{i},y_{k}) \cdot p_{XY}(x_{i},y_{k}) \text{ se discrete}$$

$$Medie\ condizionate\ (P(M)>0):$$

$$E[X|M] = \begin{cases} \int_{-\infty}^{\infty} x \cdot f_X(x|M)\ dx & se\ X\ e'continua \\ \sum_{i} x_i \cdot p_X(x|M) & se\ X\ e'discreta \end{cases}$$

$$A\ seconda\ della\ natura\ di\ Y\ si\ distinguono\ due\ casi:$$

$$-Y \ discreta: M = \{Y = y_k\} \ e \ P\{Y = y_k\} > 0 \quad E[X|Y = y_k] = \begin{cases} \int_{-\infty}^{\infty} x \cdot f_X(x|Y = y_k) dx & \text{se X e'$ continua} \\ \sum_i x_i \cdot p_X(x|Y = y_k) & \text{se X e'$ discreta} \end{cases}$$

$$-Y \ continua: M = \{Y = y\} \ e \ P\{Y = y\} = 0 \qquad E[X|Y = y] = \begin{cases} \int_{-\infty}^{\infty} x \cdot f_X(x|y) dx & \text{se X e'$ continua} \\ \sum_i x_i \cdot p_X(x|Y = y) & \text{se X e'$ discreta} \end{cases}$$

$$Teorema \ della \ media \ condizionata: E[E[X|Y]] = E[X] \quad e \quad E[E[Y|X]] = E[Y]$$

$$Proprieta' \ della \ media: \ E[aX + bY] = aE[X] + bE[Y] \quad Se \ X > Y \rightarrow E[X] > E[Y] \quad E[XY]^2 \leq E[X^2] E[Y^2]$$

$$Media \ campione: \ \bar{X}_n = \frac{X_1 + \dots + X_n}{n} \qquad E[\bar{X}_n] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E[X_i] = \mu_X$$

$$Correlazione \ di \ X \ e \ Y \rightarrow E[XY] \quad X \ e \ Y \ incorrelate \ \leftrightarrow E[XY] = E[X] E[Y] \quad X \ e \ Y \ indipendenti \ \rightarrow incorrelate$$

$$Covarianza: \ Cov[X,Y] = C_{XY} = E[XY] - E[X] E[Y] \quad X \ e \ Y \ incorrelate \ \leftrightarrow C_{XY} = 0$$

$$Proprieta' \ della \ covarianza:$$

Proprieta' della covarianza:

1)
$$Cov[X,Y] = Cov[Y,X]$$
 2) $Cov[X,X] = Var[X]$ 3) $Cov[X,a] = 0 \quad \forall a \in \mathbb{N}$

Proprieta' della covarianza:

1)
$$Cov[X,Y] = Cov[Y,X]$$
2) $Cov[X,X] = Var[X]$
3) $Cov[X,a] = 0 \quad \forall a \in R$
4) $bilinearita'$: $Cov \sum_{i=1}^{n} a_i X_i \sum_{j=1}^{n} b_j Y_j = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} a_i b_j Cov[X_i, Y_j]$
5) $Cov[X + a, Y + b] = Cov[X, Y]$

6)
$$Var\left[\sum_{i=1}^{n} X_i\right] = \sum_{i=1}^{n} Var[X_i] + 2\sum_{j=1}^{n} \sum_{i=1}^{j-1} Cov[X_i, Y_j]$$
 7) se X e Y incorrelate $\rightarrow Var\left[\sum_{i=1}^{n} X_i\right] = \sum_{i=1}^{n} Var[X_i]$

Coefficiente di correlazione:
$$\rho_{XY} = \frac{Cov[X,Y]}{\sqrt{Var[X] \cdot Var[Y]}} = \frac{C_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y} \quad |\rho_{XY}| \le 1$$

Coefficiente di correlazione:
$$\rho_{XY} = \frac{Cov[X,Y]}{\sqrt{Var[X] \cdot Var[Y]}} = \frac{C_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y} \quad |\rho_{XY}| \le 1$$

MGF di somme di VA indip.: $\phi_Z(s) = E[e^{sZ}] = \prod_{i=1}^n \phi_{X_i}(s)$ Se X_i IID e MGF comune, $\phi_Z(s) = [\phi_X(s)]^n$

2

Teorema Limite Centrale: date $n \ VA \sim N(\mu, \sigma^2)$, $Z_n = \frac{1}{\sigma \sqrt{n}} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu) \rightarrow \lim_{n \to \infty} \phi_{Z_n}(s) = e^{\frac{s^2}{2}} MGF \sim N(0,1)$

Il TLC si usa per fare somme di n $VA \sim N(\mu, \sigma^2)$: sapendo che il risultato e'una Gaussiana, utilizzo la funzione Q che approssima il valore della CDF: $P\{S_n \leq s\} \cong 1 - Q\left(\frac{s - n\mu}{\sigma\sqrt{n}}\right)$

Date n prove ripetute con VA di Bernoulli $X_i = \{successo\ all'i - esima\ prova\}$ che assume valore 1 con $probabilita' \ p \ e \ 0 \ con \ probabilita' \ 1-p, e \ S_n = \sum_i X_i \ e' \ una \ VA \ binomiale \ con \ parametri \ n \ e \ p,$ media np e varianza np(1-p), si ha che:

$$-se \ n \gg 1 \ e \ np(1-p) \gg 1 \to \ P\{S_n = k\} = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k} \cong \frac{e^{\frac{(k-np)^2}{2np(1-p)}}}{\sqrt{2\pi} \ np(1-p)}, cioe'una \ Gaussiana - se \ n \gg 1 \ e \ np(1-p) \le 1 \to \ P\{S_n = k\} = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k} \cong \frac{(np)^k}{k!} e^{-np}, cioe'una \ Poisson(np)$$

RIASSUNTO ROBA VECCHIA

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \delta(x) \, dx = 1 \qquad \int_{-\infty}^{+\infty} x \delta(x - a) \, dx = a$$

Variabili Aleatorie Continue

V.A. Gaussiana o Normale di parametri
$$\eta e \sigma^{2} \quad X \sim N(\eta, \sigma^{2})$$

$$f_{X}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^{2}}} e^{-\frac{(x-\eta)^{2}}{2\sigma^{2}}} \quad F_{X}(x) = 1 - Q\left(\frac{x-\eta}{\sigma}\right) \quad Q_{a}(x) = \frac{1}{[-(-\sqrt{x^{2}+b}+x)\cdot a+x]\cdot\sqrt{2\pi e^{x^{2}}}} \quad \begin{array}{c} a = 0.344 \\ b = 5.334 \end{array}$$

$$V.A. Esponenziale negativa di parametro \lambda \quad X \sim \exp(\lambda)$$

$$f_X(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x} & \text{se } x \geq 0 \\ 0 & \text{se } x < 0 \end{cases} = \lambda e^{-\lambda x} U(x) \qquad F_X(x) = \begin{cases} 1 - e^{-\lambda x} & \text{se } x \geq 0 \\ 0 & \text{se } x < 0 \end{cases} = (1 - e^{-\lambda x}) \cdot U(x)$$

$$V.A. Uniforme nell'intervallo[a, b]$$

$$f_X(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & \text{se } a \le x \le b \\ 0 & \text{altrove} \end{cases} \qquad F_X(x) = \begin{cases} \frac{0}{x-a} & \text{se } x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{se } a \le x \le b \\ 1 & \text{se } x > b \end{cases}$$

Variabili Aleatorie Discrete

V.A. Poisson di parametro $\lambda > 0$ $X \sim Poisson(\lambda)$ $p_i = e^{-\lambda} \frac{\lambda^i}{i!}$ i = 0,1,...V.A. Bernoulli di parametro $p \in [0,1]$ $X \sim Bernoulli(p)$ $p_1 = P\{X = 1\} = p$ $p_2 = P\{X = 0\} = 1 - p$

V. A. Binomiale di parametri $n e p \in [0,1]$ $X \sim Bin(n,p)$ $p_i = \binom{n}{i} p^i (1-p)^{n-i} \ i = 0,1,...,n$

Funzioni di Variabili Aleatorie

Vengono date g(x)e la PDF di X, cioè $f_X(x)$. Devo trovare la PDF di Y = g(X(r)), cioè $f_V(y)$. - Caso X continua

- 0) guardo nel grafico di g(x) da dove a dove varia la y; fuori da questi valori, $f_Y(y) = 0$.
- 1) considero i tratti costanti del grafico di g(x); detto y_0 il valore costante, trovo $P\{Y = y_0\} = y_0$ $P\{x_0 < X < x_1\} = F_X(x_1) - F_X(x_0) con x_0 e x_1 estremi dell'intervallo in cui g(x) = y_0; scrivo$ quindi la $f_Y(y) = P\{x_0 < X < x_1\} \cdot \delta(y - y_0) + c(y)$; il punto va ripetuto se + tratti costanti.
- 2) nella restante parte del grafico di g(x), conto il numero di intersezioni tra una retta orizzontale e g(x); ricavo le n soluzioni cioè i valori di x in funzione di y; calcolo la g'(x); $f_Y^c(y) = \frac{f_X(x_1)}{|g'(x_1)|} + \dots + \frac{f_X(x_n)}{|g'(x_n)|} \ dove \ f_X(x_i) \ \grave{e} \ la \ PDF \ di \ partenza \ calcolata \ nelle \ soluzioni \ x_i.$ Infine, unisco tutto e diventa

$$f_Y(y) = c(y) + P\{x_0 < X < x_1\} \cdot \delta(y - y_0) \dots \quad con \ c(y) = \begin{cases} f_Y^c(y) \ se \ y \in codominio \ di \ g(x) \\ 0 \ fuori \ dal \ codominio \ di \ g(x) \end{cases}$$

- Caso X discreta
- 0) disegno il grafico di g(x) riportando i punti di X e trovando i valori y_i ;
- 1) calcolo la probabilita'in ogni punto come $\{Y = y_i\}$, tenendo conto che se y_i e'immagine di $piu'di\ una\ x$, $devo\ sommare\ le\ varie\ probabilita'P\{Y=y_i\}=P\{X=x_1\}+P\{X=x_2\};$
- 2) la PDF sara' del tipo: $f_Y(y) = P\{Y = y_1\} \cdot \delta(y y_1) + P\{Y = y_2\} \cdot \delta(y y_2) \dots$

3