

# Hidden Markov Models (Modelos de Markov Escondidos) (1)

Seja  $\{X_n, n=1, 2, \dots\}$  uma cadeia de Markov com matriz de transição  $P = [P_{ij}]$  e probabilidade inicial  $p_i = P(X_1 = i)$ . Suponha que exista um conjunto finito  $S =$  de sinais que é emitido cada vez que a cadeia de Markov entra em um estado. Assume-se que se  $s_n$  representa o  $n$ ésimo sinal emitido então:

$$P(s_1 = a \mid X_1 = j) = P(a \mid j)$$

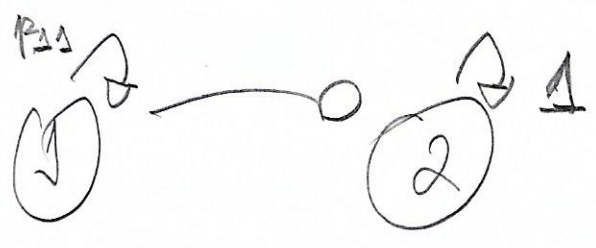
$$P(s_n = a \mid X_1, s_1, \dots, X_{n-1}, s_{n-1}, X_n = j) = P(a \mid j)$$

$\left. \begin{array}{l} \rightarrow s_1, s_2, \dots \text{ são observados} \\ \rightarrow X_1, X_2, \dots \text{ não são observados} \end{array} \right\} \text{ Cadeia de Markov escondida.}$

Exemplo: Máquina pode estar em 2 estados

1  $\leftrightarrow$  Perfeitas condições

2  $\leftrightarrow$  Condições impróprias



Máquina é inspecionada e 2 possíveis resultados podem ser obtidos:

G  $\rightarrow$  Bom estado

B  $\rightarrow$  Mal estado

Temos então:

$$P(G|1), P(B|1)$$

$$P(G|2), P(B|2)$$

(3)

Seja  $S^m = \begin{pmatrix} s_1 \\ \vdots \\ s_m \end{pmatrix}$  o vetor aleatório com

as  $m$  primeiras observações. Definimos

$$F_m(x) = P(S^m = r^m, X_m = x), \quad r^m = \begin{pmatrix} r_1 \\ \vdots \\ r_m \end{pmatrix}$$

$$P(X_m = x | S^m = r^m) = \frac{P(S^m = r^m, X_m = x)}{P(S^m = r^m)}$$

$$= \frac{F_m(x)}{\sum_r F_m(r)}$$

$$h(\gamma) = P(S^{n-1} = \alpha^{n-1}, S_n = \alpha_n, X_n = \gamma) \quad (4)$$

$$\sum_{\alpha} P(S^{n-1} = \alpha^{n-1}, S_n = \alpha_n, X_{n-1} = i, X_n = \gamma) =$$

$$\sum_{\alpha} P(S_n = \alpha_n, X_n = \gamma \mid S^{n-1} = \alpha^{n-1}, X_{n-1} = i)$$

$$P(S^{n-1} = \alpha^{n-1}, X_{n-1} = i) F_{n-1}(\alpha) =$$

$$\sum_{\alpha} P(S_n = \alpha_n, X_n = \gamma \mid X_{n-1} = \alpha) F_{n-1}(\alpha) =$$

$$\sum_{\alpha} F_{n-1}(i) P_{i\gamma} P(\alpha_n \mid \gamma)$$

puis

$$P(S_n = \alpha_n, X_n = \gamma \mid X_{n-1} = \alpha) = \frac{P(S_n = \alpha_n, X_n = \gamma, X_{n-1} = \alpha)}{P(X_{n-1} = \alpha)} =$$

$$P(S_n = \alpha_n \mid X_n = \gamma, X_{n-1} = \alpha) P(X_n = \gamma \mid X_{n-1} = \alpha) =$$

$$P(\alpha_n \mid \gamma) P_{i\gamma}$$

conclusão

5

$$F_n(x) = \sum_r F_{n-1}(r) p_{ij} P(r_n | x), \quad n=2,3,\dots$$

$$\begin{aligned} F_1(x) &= P(X_1=x, S_1=s_1) = P(S_1=s_1 | X_1=x) P(X_1=x) \\ &= p_x P(s_1 | x) \end{aligned}$$

Exemplo: Considere no exemplo anterior:

$$p_1 = 0,8, \quad p_{11} = 0,9, \quad \begin{cases} P(G|1) = 0,99, \\ P(G|2) = 0,10 \end{cases}$$

Foram observados  $S_1 = G, S_2 = B, S_3 = G$ .

(i) A prob. da máquina estar no estado 1 quando a 3ª inspeção foi realizada.

(ii) A prob. de  $X_4 = 1$ .

(iii) A prob. de  $S_4 = G$ .

$$Z^3 = \begin{pmatrix} G \\ B \\ G \end{pmatrix}$$

$$F_m(x) = P(S^m = z^m, X_m = x) \quad (6)$$

$$F_1(1) = P_1 \cdot P(G|1) = 0,8 \cdot 0,99 = 0,792$$

$$F_1(2) = P_2 \cdot P(G|2) = 0,2 \cdot 0,50 = 0,02$$

$$F_2(1) = \sum_{i=1}^2 F_1(i) \cdot P_{i1} \cdot P(B|1)$$

$$= 0,792 \cdot 0,9 \cdot 0,01 = 0,007128$$

$$F_2(2) = \sum_{i=1}^2 F_1(i) \cdot P_{i2} \cdot P(B|2)$$

$$= 0,792 \cdot 0,1 \cdot 0,99 + 0,02 \cdot 1 \cdot 0,9$$

~~$$= 0,00928$$~~

~~$$= 0,00928$$~~

~~$$= 0,00928$$~~

$$= 0,00928$$

$$= 2^3, X_3 = 8)$$

$$F_3(1) = \sum_{i=1}^2 F_2(i) P_{i1} P(\sigma|1)$$

$$= 0,007128 \cdot 0,9 \cdot 0,99 = 0,006351$$

$$F_3(2) = \sum_{i=1}^2 F_2(i) P_{i2} P(\sigma|2)$$

$$= 0,007128 \cdot 0,1 \cdot 0,1 + 0,08928 \cdot 1 \cdot 0,1$$

$$= 0,00899928$$

$$\textcircled{2} P(X_3=1 | S_3=2^3) = \frac{F_3(1)}{F_3(1) + F_3(2)}$$

$$= \frac{0,006351}{0,006351 + 0,00899928} = 0,4137$$

8

$$P(X_4=1 | S^3=n^3) = \frac{P(X_4=1, X_3=1, S^3=n^3) + P(X_4=1, X_3=2, S^3=n^3)}{P(S^3=n^3)}$$

$$= P(X_4=1 | X_3=1, S^3=n^3) \cdot P(X_3=1 | S^3=n^3) + P(X_4=1 | X_3=2, S^3=n^3) \cdot P(X_3=2 | S^3=n^3) =$$

$$= P_{11} - 0,4137 + P_{21} - 0,5863$$

$$= 0,9 \cdot 0,4137 = 0,37233$$

$$P(S_4=6 | S^3=n^3) = \frac{P(S_4=6, S^3=n^3, X_4=1) + P(S_4=6, S^3=n^3, X_4=2)}{P(S^3=n^3)}$$

$$= P(S_4=6 | X_4=1, S^3=n^3) \cdot P(X_4=1 | S^3=n^3) +$$

$$P(S_4=6 | X_4=2, S^3=n^3) \cdot P(X_4=2 | S^3=n^3)$$

$$P(6|1) \cdot \frac{0,3723}{0,4137} + P(6|2) \cdot (1 - \frac{0,3723}{0,4137})$$

$$0,99 \cdot \frac{0,4137}{0,3723} + 0,10 \cdot \frac{0,5863}{(1-0,3723)} = \frac{0,4681}{0,43313} = 0,6277$$



# revisão de Estados - Algoritmo de Viterbi 9

Desafio de cálculo

$$\max_{x^m} P(X^m = x^m \mid S^m = \lambda^m)$$

onde

$$X^m = \begin{pmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_m \end{pmatrix}, \quad x^m = \begin{pmatrix} i_1 \\ \vdots \\ i_m \end{pmatrix}$$

Como:

$$P(X^m = x^m \mid S^m = \lambda^m) = \frac{P(X^m = x^m, S^m = \lambda^m)}{P(S^m = \lambda^m)} \rightarrow \text{não depende de } x^m$$

segue que o problema de maximização acima é equivalente a

$$\max_{x^m} P(X^m = x^m, S^m = \lambda^m)$$

for  $H \leq n$ , define

$$V_H(\gamma) := \max_{i_1, \dots, i_{H-1}} P\left(X^{H-1} = \begin{pmatrix} i_1 \\ \vdots \\ i_{H-1} \end{pmatrix}, X_n = \gamma, S^n = \Omega^n\right).$$

Then we get

$$V_H(\gamma) = \max_i \max_{i_1, \dots, i_{H-2}} P\left(X^{H-2} = \begin{pmatrix} i_1 \\ \vdots \\ i_{H-2} \end{pmatrix}, X_{H-1} = i, X_n = \gamma, S^n = \Omega^n\right)$$

$$\equiv \max_{i_1, \dots, i_{H-2}} P\left(X^{H-2} = \begin{pmatrix} i_1 \\ \vdots \\ i_{H-2} \end{pmatrix}, X_{H-1} = i, S^{H-1} = \Omega^{H-1}, X_n = \gamma, S_n = \Omega_n\right)$$

$$= \max_i \max_{i_1, \dots, i_{H-2}} P\left(X_n = \gamma, S_n = \Omega_n \mid X^{H-2} = \begin{pmatrix} i_1 \\ \vdots \\ i_{H-2} \end{pmatrix}, X_{H-1} = i, S^{H-1} = \Omega^{H-1}\right)$$

$$P\left(X^{H-2} = \begin{pmatrix} i_1 \\ \vdots \\ i_{H-2} \end{pmatrix}, X_{H-1} = i, S^{H-1} = \Omega^{H-1}\right) =$$

$$= \max_i \max_{i_1, \dots, i_{H-2}} P\left(X_n = \gamma, S_n = \Omega_n \mid X_{H-1} = i\right) P\left(X^{H-2} = \begin{pmatrix} i_1 \\ \vdots \\ i_{H-2} \end{pmatrix},$$

$$X_{H-1} = i, S^{H-1} = \Omega^{H-1}\right) = P_{i\gamma} P(\Omega_n | \gamma)$$

$$= \max_i p_{iy} p(r_n | \gamma) \max_{i_1, \dots, i_{n-2}} \underbrace{P\left(X_{n-2} = \begin{pmatrix} i_1 \\ \vdots \\ i_{n-2} \end{pmatrix}, X_{n-1} = i, S_{n-1} = r_{n-1}\right)}_{V_{n-1}(i)}$$

$$= p(r_n | \gamma) \max_i p_{iy} V_{n-1}(i)$$

Logo, Forward Algorithm  $\rightarrow$

$$\begin{cases} V_n(\gamma) = p(r_n | \gamma) \max_i p_{iy} V_{n-1}(i), & n \geq 2 \\ V_1(\gamma) = P(X_1 = \gamma, S_1 = r_1) = p(r_1 | \gamma) p_{1\gamma} \end{cases}$$

$$V_2(\gamma) = p(r_2 | \gamma) \max_i p_{i\gamma} V_1(i)$$

$$V_3(\gamma) = p(r_3 | \gamma) \max_i p_{i\gamma} V_2(i)$$

Obtenção da sequência de estados de otimização  $\rightarrow$

Direção Reversa  $\rightarrow$  Backward Algorithm  $\leftarrow$

$$\gamma_n = \arg \max_{\gamma} V_n(\gamma)$$

em geral, para  $1 < n$

$$i_n(\gamma) = \arg \max_i p_{i\gamma} V_n(x)$$

$$\max_{i_1, \dots, i_n} P \left( X^m = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}, S^m = z^m \right) =$$

$$\begin{aligned} V_n(x) &= p(z_n | x) \cdot \\ &\max_{i_{n-1}} p_{i_{n-1}\gamma} V_{n-1}(x) \\ &= p(z_n | x) \cdot \\ &P_{i_{n-1}(\gamma)} V_{n-1}(x_{n-1}(\gamma)) \end{aligned}$$

$$\max_{\gamma} V_n(\gamma) = V_n(\gamma_n) =$$

$$\max_{i_1, \dots, i_{n-1}} P \left( X^m = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_{n-1} \\ \gamma_n \end{pmatrix}, S^m = z^m \right) =$$

$$p(z_n | \gamma_n) p_{i_{n-1}(\gamma_n)} V_{n-1}(x_{n-1}(\gamma_n))$$

Logo, a sequência ótima é:

$$\gamma_n, x_{n-1}(\gamma_n), x_{n-2}(x_{n-1}(\gamma_n)), \dots, i_1(\dots)$$

Algoritmo de Viterbi!

0,313 <sup>0,1</sup>  
 (1) (2)  $p_1 = 0,8$   $P(G|1) = 0,99$   
 $p_2 = 0,2$   $P(G|2) = 0,10$

(3)  $S_1 = G$   
 $S_2 = B$   
 $S_3 = G$

No example,

$n=1$   
 $V_1(1) = p_1 P(G|1) = 0,8 \cdot 0,99 = 0,792$

$V_1(2) = p_2 P(G|2) = 0,2 \cdot 0,1 = 0,02$

$n=2$   
 $V_2(1) = P(B|1) \max_{i=1,2} p_{i1} V_1(i)$   
 $V_n(i) = P(A_n|B) \cdot \max_i p_{i1} V_{n-1}(i)$

$= 0,01 \cdot \max \left\{ \begin{matrix} p_{11} V_1(1) & p_{21} V_1(2) \\ 0,9 \cdot 0,792 & 0 \end{matrix} \right\}$   
 $= 0,01 \cdot 0,9 \cdot 0,792 = 0,007128$

$V_2(2) = P(B|2) \max_{i=1,2} p_{i2} V_1(i)$   
 $= 0,9 \max \left\{ \begin{matrix} p_{12} V_1(1) & p_{22} V_1(2) \\ 0,1 \cdot 0,792 & 1 \cdot 0,02 \end{matrix} \right\}$   
 $= 0,9 \max \{ 0,0792, 0,02 \} = 0,07128$

$n=3$   
 $V_3(1) = P(G|1) \max_{i=1,2} p_{i1} V_2(i)$   
 $= 0,99 \cdot \max \left\{ \begin{matrix} p_{11} V_2(1) & p_{21} V_2(2) \\ 0,9 \cdot 0,007128 & 0 \end{matrix} \right\}$   
 $= 0,006351$

$V_3(2) = P(G|2) \max_{i=1,2} p_{i2} V_2(i)$   
 $= 0,10 \max \left\{ \begin{matrix} p_{12} V_2(1) & p_{22} V_2(2) \\ 0,1 \cdot 0,007128 & 1 \cdot 0,003168 \end{matrix} \right\}$   
 $= 0,10 \max \{ 0,0007128, 0,003168 \} = 0,0007128$

$$j_3 = \arg \max \{V_3(1), V_3(2)\} =$$

(14)

$$= \arg \max \{ \overset{1}{0,006351}, \overset{2}{0,007128} \}$$

$$= 2$$

$$i_2(2) = \arg \max \{ P_{12} V_2(1), P_{22} V_2(2) \}$$

$$= \arg \max \{ 0,1 \cdot 0,007128, 1 \cdot 0,07128 \}$$

$$= 2$$

$$i_1(2) = \arg \max \{ P_{11} V_1(1), P_{21} V_1(2) \}$$

$$= \arg \max \{ 0,1 \cdot 0,792, 1 \cdot 0,02 \}$$

$$= \arg \max \{ 0,0792, 0,02 \}$$

$$= \underline{1}$$

$$P(X^m = x^m, S^m = r^m) =$$

(15)

$$P(X^{m-2} = x^{m-2}, S^{m-1} = r^{m-1}, X_{m-1} = x_{m-1}, X_m = x_m, S_m = r_m) =$$

$$P(S_m = r_m | X_m = x_m, X_{m-1} = x_{m-1}, X^{m-2} = x^{m-2}, S^{m-1} = r^{m-1})$$

$$P(X_m = x_m, X_{m-1} = x_{m-1}, X^{m-2} = x^{m-2}, S^{m-1} = r^{m-1}) =$$

$$P(x_m | x_m) P(X_m = x_m | X_{m-1} = x_{m-1}, X^{m-2} = x^{m-2}, S^{m-1} = r^{m-1})$$

$$P(X^{m-1} = x^{m-1}, S^{m-1} = r^{m-1}) = P(x_{m-1} | x_m) P(x_m | x_m) P(X^{m-1} = x^{m-1},$$

$$S^{m-1} = r^{m-1}) = \prod_{k=1}^m P(x_k | x_{k+1}) P(x_{k+1} | x_k)$$

$$P(X_1 = x_1, S_1 = r_1) = P(S_1 = r_1 | X_1 = x_1) P(X_1 = x_1)$$

$$= P(r_1 | x_1) P(x_1), \quad P(x_0 | x_1) = P(x_1)$$

$$\max_{x^m} P(X^m = x^m, S^m = r^m) \quad \Leftrightarrow$$

$$\max_{\{x_1, \dots, x_m\}} \sum_{k=1}^m \ln \left( P(x_{k-1} | x_k) P(x_k | x_{k+1}) \right)$$