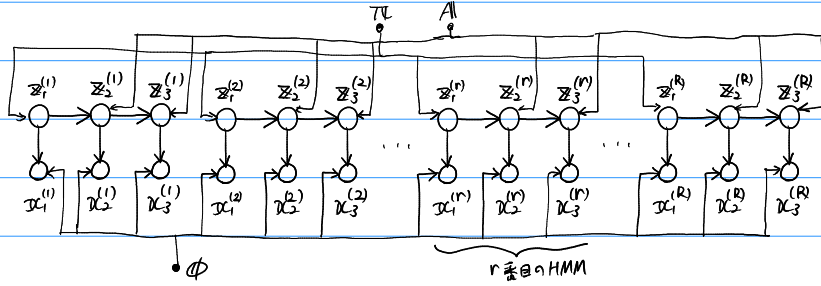


13, 12

R位の独立したHMMのモデル図



r番目のHMMに対してEMアルゴリズムの式(13.11)~(13.23)と

フォワードバックアルゴリズムの式(13.24)~(13.44)が成り立つ。

r番目のHMMに対する式の変数, 関数には(r)という印をつけることとする。

$X^{(r)} = \{x_1^{(r)} \dots x_n^{(r)}\}$, $Z^{(r)} = \{z_1^{(r)} \dots z_n^{(r)}\}$, $X = \{X^{(1)} \dots X^{(R)}\}$, $Z = \{Z^{(1)} \dots Z^{(R)}\}$ とする

R位の独立したHMMの同時分布は

$$p(X, Z | \theta) = \prod_{r=1}^R p(X^{(r)}, Z^{(r)} | \theta) \quad \leftarrow \{X^{(t)}, Z^{(t)}\} \perp \{X^{(s)}, Z^{(s)}\} \mid \theta, \forall t \neq s$$

Zの事後分布は

$$\begin{aligned} p(Z | X, \theta^{EM}) &= p(z_1^{(1)} | z_2^{(1)}, z_3^{(1)}, X, \theta^{EM}) p(z_2^{(1)}, z_3^{(1)} | X, \theta^{EM}) \\ &= p(z_1^{(1)} | X^{(1)}, \theta^{EM}) p(z_2^{(1)}, z_3^{(1)} | X, \theta^{EM}) \quad \leftarrow p(z_1^{(1)} | z_2^{(1)}, z_3^{(1)}, X, \theta^{EM}) \\ &= p(z_1^{(1)} | X^{(1)}, \theta^{EM}) \leftarrow \{z_1^{(1)}\} \perp \{z_2^{(1)}, z_3^{(1)}, X^{(1)}, X^{(2)}\} \mid \theta \text{ 上} \\ &\vdots \\ &= \prod_{r=1}^R p(z^{(r)} | X^{(r)}, \theta^{EM}) \end{aligned}$$

と成り立つ。

ここで

$$\begin{aligned} p(\mathbf{z}^{(r)} | X^{(r)}) &= p(z_N^{(r)} | z_{N-1}^{(r)} \dots z_1^{(r)}, X^{(r)}) p(z_{N-1}^{(r)} \dots z_1^{(r)} | X^{(r)}) \leftarrow \text{乗法定理} \\ &= p(z_N^{(r)} | z_{N-1}^{(r)}, X^{(r)}) p(z_{N-1}^{(r)} \dots z_1^{(r)} | X^{(r)}) \leftarrow \begin{array}{l} z_N^{(r)} \perp \{z_{N-2}^{(r)} \dots z_1^{(r)}\} | z_{N-1}^{(r)} \text{より} \\ p(z_N^{(r)} | z_{N-1}^{(r)} \dots z_1^{(r)}, X^{(r)}) = p(z_N^{(r)} | z_{N-1}^{(r)}, X^{(r)}) \end{array} \\ &\vdots \\ &= p(z_N^{(r)} | z_{N-1}^{(r)}, X^{(r)}) \dots p(z_2^{(r)} | z_1^{(r)}, X^{(r)}) p(z_1^{(r)} | X^{(r)}) \\ &= \frac{p(z_N^{(r)}, z_{N-1}^{(r)} | X^{(r)})}{p(z_{N-1}^{(r)} | X^{(r)})} \dots \frac{p(z_2^{(r)}, z_1^{(r)} | X^{(r)})}{p(z_1^{(r)} | X^{(r)})} p(z_1^{(r)} | X^{(r)}) \\ &= \frac{\xi^{(r)}(z_{N-1}^{(r)}, z_N^{(r)})}{\gamma^{(r)}(z_{N-1}^{(r)})} \dots \frac{\xi^{(r)}(z_1^{(r)}, z_2^{(r)})}{\gamma^{(r)}(z_1^{(r)})} \gamma^{(r)}(z_1^{(r)}) \\ &= \frac{\prod_{n=2}^N \xi^{(r)}(z_{n-1}^{(r)}, z_n^{(r)})}{\prod_{n=2}^{N-1} \gamma^{(r)}(z_n^{(r)})} \end{aligned}$$

したがって

$$p(\mathbf{z} | X, \theta^{old}) = \prod_{r=1}^R p(\mathbf{z}^{(r)} | X^{(r)}, \theta^{old}) = \prod_{r=1}^R \frac{\prod_{n=2}^N \xi^{(r)}(z_{n-1}^{(r)}, z_n^{(r)})}{\prod_{n=2}^{N-1} \gamma^{(r)}(z_n^{(r)})}$$

とほろ

これよりEステップで求める \mathbf{z} の事後分布 $p(\mathbf{z} | X, \theta^{old})$ は、

$\xi^{(r)}(z_{n-1}^{(r)}, z_n^{(r)})$, $\gamma^{(r)}(z_n^{(r)})$ により計算されることわかる。

また $\xi^{(r)}(z_{n-1}^{(r)}, z_n^{(r)})$, $\gamma^{(r)}(z_n^{(r)})$ は $\alpha^{(r)}(z_n)$, $\beta^{(r)}(z_n)$ により計算される。(13.33), (13.43)

より $\alpha^{(r)}(z_n)$, $\beta^{(r)}(z_n)$ を再帰で求めれば $p(\mathbf{z} | X, \theta^{old})$ を計算できる。

実際のEステップでは $p(\mathbf{z} | X, \theta^{old})$ を明示的に求めることは無い。

実際に求めるのは $p(\mathbf{z} | X, \theta^{old})$ を確率密度分布と取り期待値 $Q(\theta, \theta^{old})$ である。

$Q(\theta, \theta^{old})$ について $\alpha_n^{(r)}$ 以外の一対の寄与は、 $\gamma^{(r)}(z_n^{(r)})$, $\xi^{(r)}(z_{n-1}^{(r)}, z_n^{(r)})$ で与えられる

ことわかる(以下に示している) したがって $\alpha^{(r)}(z_n)$, $\beta^{(r)}(z_n)$ を求めれば $Q(\theta, \theta^{old})$ も計算できる。

(1) $\times \pi$, A は $\alpha_n^{(r)}$ 以外の一対に与えられること。

$\alpha_n^{(r)}$ 以外の一対の寄与は π , A により計算できる。

Z の事後分布 $p(Z|X, \theta^{old})$ による

$$Q(\theta, \theta^{old}) = E_{p(Z|X, \theta^{old})} [\ln p(X, Z|\theta)] = \sum_Z \prod_{r=1}^R p(z^{(r)} | X^{(r)}, \theta^{old}) \ln \prod_{a=1}^R p(X^{(a)}, z^{(a)} | \theta)$$

$$= \sum_{z^{(1)}} \dots \sum_{z^{(R)}} \prod_{r=1}^R p(z^{(r)} | X^{(r)}, \theta^{old}) \sum_{a=1}^R \ln p(X^{(a)}, z^{(a)} | \theta)$$

$$= \sum_{z^{(1)}} \dots \sum_{z^{(R-1)}} \prod_{r=1}^{R-1} p(z^{(r)} | X^{(r)}, \theta^{old}) \sum_{z^{(R)}} p(z^{(R)} | X^{(R)}, \theta^{old}) \sum_{a=1}^R \ln p(X^{(a)}, z^{(a)} | \theta)$$

$$= \sum_{z^{(1)}} \dots \sum_{z^{(R-1)}} \prod_{r=1}^{R-1} p(z^{(r)} | X^{(r)}, \theta^{old}) \sum_{z^{(R)}} p(z^{(R)} | X^{(R)}, \theta^{old}) \left\{ \sum_{a=1}^{R-1} \ln p(X^{(a)}, z^{(a)} | \theta) + \ln p(X^{(R)}, z^{(R)} | \theta) \right\}$$

$$= \sum_{z^{(1)}} \dots \sum_{z^{(R-1)}} \prod_{r=1}^{R-1} p(z^{(r)} | X^{(r)}, \theta^{old}) \left\{ \sum_{a=1}^{R-1} \ln p(X^{(a)}, z^{(a)} | \theta) + \sum_{z^{(R)}} p(z^{(R)} | X^{(R)}, \theta^{old}) \ln p(X^{(R)}, z^{(R)} | \theta) \right\}$$

$$= \sum_{z^{(1)}} \dots \sum_{z^{(R-1)}} \prod_{r=1}^{R-1} p(z^{(r)} | X^{(r)}, \theta^{old}) \left\{ \sum_{a=1}^{R-1} \ln p(X^{(a)}, z^{(a)} | \theta) + Q^{(R)}(\theta, \theta^{old}) \right\}$$

$$\left\{ \sum_{z^{(1)}} \dots \sum_{z^{(R-1)}} \prod_{r=1}^{R-1} p(z^{(r)} | X^{(r)}, \theta^{old}) \sum_{a=1}^{R-1} \ln p(X^{(a)}, z^{(a)} | \theta) \right\} + Q^{(R)}(\theta, \theta^{old}) \leftarrow \frac{\sum_{z^{(1)}} \dots \sum_{z^{(R-1)}} \prod_{r=1}^{R-1} p(z^{(r)} | X^{(r)}, \theta^{old}) Q^{(R)}(\theta, \theta^{old})}{\sum_{z^{(1)}} \dots \sum_{z^{(R-1)}} \prod_{r=1}^{R-1} p(z^{(r)} | X^{(r)}, \theta^{old})} Q^{(R)}(\theta, \theta^{old}) = Q^{(R)}(\theta, \theta^{old})$$

$$= \sum_{r=1}^R Q^{(r)}(\theta, \theta^{old})$$

とわかる。

5.7 (13, 17) による

$$Q(\theta, \theta^{old}) = \sum_{r=1}^R \left\{ \sum_{k=1}^K \gamma^{(r)}(z_{1k}^{(r)}) \ln \pi_k + \sum_{n=2}^N \sum_{j=1}^K \sum_{k=1}^K \xi^{(r)}(z_{n-1,j}, z_{nk}) \ln A_{jk} \right.$$

$$\left. + \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \gamma^{(r)}(z_{nk}^{(r)}) \ln p(\alpha_n^{(r)} | \phi_k) \right\}$$

とわかる。

π, A について Q を最適化する

ラグランジアンは

$$L = Q(\theta, \theta^{opt}) + \lambda \left(\sum_{k=1}^K \pi_k - 1 \right) + \sum_{j=1}^K \mu_j \left(\sum_{k=1}^K A_{jk} - 1 \right)$$

制約 $\sum_{k=1}^K \pi_k = 1$ 制約 $\sum_{k=1}^K A_{jk} = 1$

π_k についての停留条件は

$$0 = \frac{\partial L}{\partial \pi_k} = \sum_{r=1}^R \gamma^{(r)}(z_{rk}^{(r)}) \frac{1}{\pi_k} + \lambda$$

$$\therefore \pi_k = -\frac{1}{\lambda} \sum_{r=1}^R \gamma^{(r)}(z_{rk}^{(r)})$$

ここで

$$1 = \sum_{k=1}^K \pi_k = -\frac{1}{\lambda} \sum_{r=1}^R \sum_{k=1}^K \gamma^{(r)}(z_{rk}^{(r)})$$

$$\therefore -\frac{1}{\lambda} = \frac{1}{\sum_{r=1}^R \sum_{k=1}^K \gamma^{(r)}(z_{rk}^{(r)})}$$

よって

$$\pi_k = \frac{\sum_{r=1}^R \gamma^{(r)}(z_{rk}^{(r)})}{\sum_{r=1}^R \sum_{k=1}^K \gamma^{(r)}(z_{rk}^{(r)})} \quad \dots (13, 124)$$

を得る。

A_{jk} についての停留条件は

$$0 = \frac{\partial L}{\partial A_{jk}} = \sum_{r=1}^R \sum_{n=2}^N \xi^{(r)}(z_{n-1j}, z_{nk}^{(r)}) \frac{1}{A_{jk}} + \mu_j$$

$$\therefore A_{jk} = -\frac{1}{\mu_j} \sum_{r=1}^R \sum_{n=2}^N \xi^{(r)}(z_{n-1j}, z_{nk}^{(r)})$$

ここで

$$1 = \sum_{k=1}^K A_{jk} = -\frac{1}{\mu_j} \sum_{r=1}^R \sum_{k=1}^K \sum_{n=2}^N \xi^{(r)}(z_{n-1j}, z_{nk}^{(r)})$$

$$\therefore -\frac{1}{\mu_j} = \frac{1}{\sum_{r=1}^R \sum_{k=1}^K \sum_{n=2}^N \xi^{(r)}(z_{n-1j}, z_{nk}^{(r)})}$$

したがって

$$A_{jk} = \frac{\sum_{r=1}^R \sum_{n=2}^N \xi^{(r)}(z_{n-1j}, z_{nk}^{(r)})}{\sum_{r=1}^R \sum_{k=1}^K \sum_{n=2}^N \xi^{(r)}(z_{n-1j}, z_{nk}^{(r)})} \quad \dots (13.125)$$

を得る。

出力分布をガウス分布とする

$$p(x_n^{(r)} | \phi_k) = N(x_n^{(r)} | \mu_k, \Sigma_k)$$

このとき $Q(\theta, \theta^{old})$ は

$$\begin{aligned} Q(\theta, \theta^{old}) &= C + \sum_{r=1}^R \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \gamma^{(r)}(z_{nk}^{(r)}) \ln p(x_n^{(r)} | \phi_k), \quad C: \mu_k \in \mathbb{R}^D \text{ 項} \\ &= C + \sum_{r=1}^R \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \gamma^{(r)}(z_{nk}^{(r)}) \ln \frac{1}{(2\pi)^D} \frac{1}{|\Sigma_k|^{D/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x_n^{(r)} - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x_n^{(r)} - \mu_k)\right\} \\ &= C + \sum_{r=1}^R \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \gamma^{(r)}(z_{nk}^{(r)}) \left(-\frac{1}{2}\right) (x_n^{(r)} - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x_n^{(r)} - \mu_k) \end{aligned}$$

μ_k についての停留条件は

$$\begin{aligned} 0 &= \frac{\partial Q}{\partial \mu_k} = \sum_{r=1}^R \sum_{n=1}^N \gamma^{(r)}(z_{nk}^{(r)}) \left(-\frac{1}{2}\right) 2(-1) \Sigma_k^{-1} (x_n^{(r)} - \mu_k) \leftarrow \begin{cases} (\Sigma_k^{-1})^T = \Sigma_k^{-1} \\ \frac{\partial}{\partial u} u^T A v = \frac{\partial u}{\partial x} A v + \frac{\partial v}{\partial x} A^T u \quad (\text{denominator layout}) \\ \uparrow \\ \text{演習 13.7 の解法等, } \Sigma^{-1} \end{cases} \\ &= \sum_{r=1}^R \sum_{n=1}^N \gamma^{(r)}(z_{nk}^{(r)}) \Sigma_k^{-1} (x_n^{(r)} - \mu_k) \end{aligned}$$

両辺に Σ_k を掛けた

$$0 = \sum_{r=1}^R \sum_{n=1}^N \gamma^{(r)}(z_{nk}^{(r)}) (x_n^{(r)} - \mu_k)$$

$$\therefore \sum_{r=1}^R \sum_{n=1}^N \gamma^{(r)}(z_{nk}^{(r)}) x_n^{(r)} = \sum_{r=1}^R \sum_{n=1}^N \gamma^{(r)}(z_{nk}^{(r)}) \mu_k$$

$$\therefore \mu_k = \frac{\sum_{r=1}^R \sum_{n=1}^N \gamma^{(r)}(z_{nk}^{(r)}) x_n^{(r)}}{\sum_{r=1}^R \sum_{n=1}^N \gamma^{(r)}(z_{nk}^{(r)})} \quad \dots (13.126)$$

を得る。