TAPE : Étude de document

Substate tying with combined parameter training and reduction in tied-mixture HMM design

Daniel Déchelotte

Encadré par Olivier Cappé

Plan de la soutenance

1. **Liage partiel d'états dans un HMM**
2. **Entraînement et réduction combinés des paramètres**
3. **Performances obtenues en utilisant ces techniques**

1 Liage partiel d'états dans un HMM

1.1 Motivation

1.2 TMHMM et liage d'état

1.3 Mélanges de gaussiennes à deux étages

Mélanges de gaussiennes à deux étages : définitions

- K gaussiennes, définies par $v_k = (\mu_k, \Sigma_k)$
- L sous-mélanges, définis par $q_{k|l} = Pr(v_k|\omega_l)$
- Les densités de probabilités d'émission pour chaque état $s_{m,n}$ sont données par

$$Pr(x|s_{m,n}) = \sum_{l=1}^{L} \left\{ \sum_{k=1}^{K} g(x|v_k) q_{k|l} \right\} p_{l|m,n}$$

où $p_{l|m,n} = Pr(\omega_l|s_{m,n})$.

Mélanges de gaussiennes à deux étages : entraînement

$$\hat{\mu}_k = \frac{\sum_t \sum_{s_{m,n}} \sum_l Pr(v_k, \omega_l, s_{m,n}|x_t).x_t}{\sum_t \sum_{s_{m,n}} \sum_l Pr(\omega_l, s_{m,n}|x_t)} \tag{1}$$

$$\hat{\Sigma}_k = \frac{\sum_t \sum_{s_{m,n}} \sum_l Pr(v_k, \omega_l, s_{m,n}|x_t).(x_t - \hat{\mu}_k).(x_t - \hat{\mu}_k)^T}{\sum_t \sum_{s_{m,n}} \sum_l Pr(\omega_l, s_{m,n}|x_t)} \tag{2}$$

$$q_{k|l} = \frac{\sum_t \sum_{s_{m,n}} Pr(v_k, \omega_l, s_{m,n}|x_t)}{\sum_t \sum_{s_{m,n}} Pr(\omega_l, s_{m,n}|x_t)} \tag{3}$$

$$p_{l|s_{m,n}} = \frac{\sum_t Pr(\omega_l, s_{m,n}|x_t)}{\sum_t \sum_{l'} Pr(\omega'_l, s_{m,n}|x_t)} \tag{4}$$

2 Entraînement et réduction combinés des paramètres

2.1 Motivation et description

2.2 Application au cas des TMHMM à deux étages

Réduction des paramètres : quels paramètres ?

- Une gaussienne v_k, et les $q_{k|l}$ correspondants
- Un sous-mélange ω_l, et les $p_{l|m,n}$ correspondants
- Certaines gaussiennes d'un mélange : les $q_{k|l}$ inférieurs à un seuil sont mis à 0.
- Certains sous-mélanges de la densité de probabilité d'un état : les $p_{l|m,n}$ inférieurs à un (autre) seuil sont mis à 0.

Réduction des paramètres : quel critère ? (1/2)

Le critère utilisé pour déterminer quels gaussiennes et sous-mélanges éliminer est *l'entropie conditionnelle partielle.*

À partir de la probabilité a posteriori $Pr(\omega_l|v_k) = \frac{Pr(\omega_l)q_{k|l}}{Pr(v_k)}$, on calcule « l'entropie a posteriori des sous-mélanges conditionnellement à la gaussienne v_k » :

$$H(\Omega|v_k) = -\sum_{l=1}^{L} Pr(\omega_l|v_k) log\{Pr(\omega_l|v_k)\}.$$

Réduction des paramètres : quel critère ? (2/2)

On pondère par la probabilité de v_k pour obtenir l'entropie conditionnelle partielle $H_k(\Omega|V)$, qui mesure la contribution de la gaussienne v_k à l'entropie conditionnelle totale $H(\Omega|V)$.

$$H_k(\Omega|V) = Pr(v_k)H(\Omega|v_k) \quad (5)$$

$$H(\Omega|V) = \sum_{k=1}^{K} H_k(\Omega|V) \quad (6)$$

3 Performances obtenues en utilisant ces techniques

- Le TMHMM à deux étages diminue le pourcentage d'erreur par rapport au TMHMM classique (sans liage d'état).
- On peut retirer 30% des gaussiennes et 40% des sous-mélanges (en utilisant le critère PCE) et conserver pratiquement les performances du système avant réduction.
- On peut annuler 80% des $q_{k|l}$ et $p_{l|m,n}$ et sans diminuer les performances.
- En combinant entraînement et réduction des paramètres, on diminue les erreurs de reconnaissance de 20 à 25% par rapport au TMHMM classique.