20100703進度報告
SPLICE實驗

Reporter:吳柏鋒
Professor:陳嘉平

補償公式

$$\hat{x} = \sum_k p(k|y)(y + r_k)$$

$\hat{x}$:補償後參數

k :為高斯元件個數

y :noisy參數

r_k利用clean和noisy去訓練GMM模型:

$$\begin{aligned}
r_k &= \frac{\sum_n p(k|y_n)(x_n - y_n)}{\sum_n p(k|y_n)} \\
&= \frac{\sum_n p(k|y_n)x_n - \sum_n p(k|y_n)y_n}{\sum_n p(k|y_n)} \\
&= \frac{\sum_n p(k|y_n)x_n}{\sum_n p(k|y_n)} - \frac{\sum_n p(k|y_n)y_n}{\sum_n p(k|y_n)} \\
&\doteq \frac{\sum_n p(k|x_n)x_n}{\sum_n p(k|x_n)} - \frac{\sum_n p(k|y_n)y_n}{\sum_n p(k|y_n)} \\
&= \mu_{x,k} - \mu_{y,k}
\end{aligned}$$

此處為MMSE特例，即 $p(k|x_n)$ 近似 $p(k|y_n)$

事後機率

$$
\begin{aligned}
p(k|y) &= \frac{p(k,y)}{p(y)} \\
&= \frac{p(y|k)p(k)}{\sum_k p(y|k)p(k)} \\
&= \frac{\alpha_j\, g(y;\mu,\Sigma)}{\sum\limits_k \alpha_i\, g(y;\mu,\Sigma)}
\end{aligned}
$$

高斯密度函式

$$g(x;\mu,\Sigma)=\frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d|\Sigma|}}\exp\left[-\frac{1}{2}(y-\mu)^T\Sigma^{-1}(y-\mu)\right]$$

實驗

- 一開始先撰寫SPLICE的C語言程式，來計算補償後的參數值，最後再丟回到AURORA 2去進行辨識實驗
- 目前先作2個高斯元件的訓練之補償運算

問題與後續

- 在撰寫SPLICE補償公式運算之C程式，最常遭遇segmentation fault錯誤，發現因為有些參數運算過程，數值會過大而造成陣列儲存錯誤，在debug過程花費較多時間

- 後續會繼續作4個、8個、16個、32個、64個高斯元件…的補償計算