

基于码本的说话人自适应方法

吕津,赵明生,王作英
(清华大学电子工程系,北京 100084)

摘要: 本文提出了一种基于码本的说话人自适应方法. 它可以将变换方法和 Bayes 估计法这两大类说话人自适应方法的优点有机的结合起来,既能实现快速的说话人自适应,还具有良好的一致渐进性. 自适应过程可分为两个阶段:在第一阶段,用由大量参考说话人的语音码本构成的线性组合来逼近用户的语音码本. 此时只需要很少的自适应训练数据就可以用基于 Rosen 梯度投影法的优化算法计算出线性组合中各码本的最佳权值. 在第二阶段,码本的最佳线性组合被用作用户码本的先验估计值. 随着更多自适应训练数据的获得,系统对用户码本进一步进行 Bayes 估计,从而可以实现累进的自适应. 作者将该方法应用于说话人无关的连续汉语语音识别系统. 一系列的对比实验表明该自适应方法很有前途.

关键词: 语音识别; 基于码本的说话人自适应方法; Rosen 梯度投影法

中图分类号: TN912.34 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2001) 04-0456-05

Codebook-Based Speaker Adaptation

LU Jin, ZHAO Ming-sheng, WANG Zuo-ying

(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: In this paper, a new speaker adaptation method—codebook-based speaker adaptation, which could combine the advantages of transform method with Bayes adaptive learning method appropriately, is presented. Not only can the speaker adaptation system improve its performance for small amount of adaptation data, but it can also approach asymptotically matched-condition performance with increasing number of adaptation data. The adaptation process can be divided into two stages. In the first stage, for approximating the acoustic parameters of a target speaker, the linear combination of lots of reference speaker's codebooks is proposed. An effective algorithm based on Rosen gradient projection method is developed to count the weight of each codebook in the linear combination. In the second stage, the combination of codebooks is used as the prior probability, then Bayes adaptive learning method is used to learn the exact value of the target speaker's codebook as more adaptation data are gathered. Thus incremental speaker adaptation can be achieved. As an illustration, this method is applied to a speaker independent continuous speech recognition system for the Chinese language. A series of comparative experiments were conducted to evaluate the performance of the proposed method. The results have shown it is quite promising.

Key words: speech recognition; codebook-based speaker adaptation; Rosen gradient projection method

1 引言

当前,尽管非特定人连续语音识别系统已经取得了令人鼓舞的成绩,但在实际应用时说话人的改变通常会使系统性能显著下降. 语音识别要走向实用化,就必须解决这个问题,因此对说话人自适应这个课题进行研究具有重要的意义. 它既是语音识别系统能否进一步实用化的关键,也是提高系统的稳健(Robust)性^[1]的途径之一.

按算法实现来划分,说话人自适应方法大致可以分为变换方法和 Bayes 估计法两类^[2]. 变换方法假设新的说话人与标准说话人(通常指 SI 码本)之间存在某种映射关系. 说话人之间的差异可以通过信号空间,特征空间或模型空间中的变

换来进行归正. 比如最大似然估计线性回归方法(maximum likelihood linear regress)^[3], Digalakis^[4,5]等人提出的受限估计混合高斯参数方法(constrained estimation of Gaussian mixtures)等. 总的来讲,变换方法及其改进方法被证明是一种非常有效的自适应方法,它的优点是可以实现快速的自适应. 但该变换方法缺少严格的理论依据. 自适应学习的另一种途径是 Bayes 估计. Lee^[6,7]提出了 Bayes 估计的理论框架. 实验表明, Bayes 估计提供了一个将先验知识和少量训练数据有效结合的途径^[8]. Bayes 方法的优点是:与文本无关,并且当训练数据足够大时,SA (speaker adaptation) 的性能收敛于 SD (speaker dependent) 系统,具有良好的一致渐进性,但数据量过少时或者当原

始码本与说话人的语音数据相差较远的情况下,对系统性能的改善不大甚至会下降。

本文提出了一种基于码本的话人自适应方法。它可以将变换方法和 Bayes 估计法这两大类方法的优点有效的结合起来,既能实现快速的自适应,又象 Bayes 估计法一样,具有良好的—致渐进性。作者将该方法应用于说话人无关的连续汉语语音识别系统。一系列的对比实验结果表明:即使在码本的个数很有限的情况下,只需用户自适应训练五句话,自适应系统的识别率即可在原来的 SI 系统的基础上平均提高 4.2 个百分点。因此该自适应方法会有有效的改善 SI 语音识别系统的性能。

2 基于码本的话人自适应方法

2.1 码本的概念

码本是一个由特征矢量构成的集合。它可以表征一个说话人的语音特征。汉语的音节可以被分解成声母和韵母两个部分。每一个声母可以进一步分解为隐含马尔可夫模型中的两个状态,而每一个韵母则可以进一步分解为四个状态。汉语中的发音单元包括 100 个声母和 164 个韵母,因此总共有 $100 \times 2 + 164 \times 4 = 856$ 个不同状态。另外,用于连续语音识别的特征矢量包括 14 维 Mel 倒谱及其一、二阶差分,归一化能量及其一、二阶差分共计 45 维。在隐含马尔可夫模型中,假定状态的概率分布为多维高斯分布,因此每一个隐含马尔可夫模型中的状态可以用其均值矢量和自协方差阵来表示。为计算方便起见,只对用户发音中这 856 个状态的均值矢量进行自适应。码本即是由这 856 个 45 维的均值矢量所构成的集合,它表征了一个说话人的全部语音特征。每一个说话者都对应有一个他自己的码本。

2.2 基于码本的话人自适应方法的基本思想

通过对参考说话人所提供的大量语音数据进行计算,可以得到许多码本 Y_1, Y_2, \dots, Y_M 。码本的线性组合 $\sum_{j=1}^M \mu_j Y_j$ 被用来逼近用户的码本。如何确定最佳线性组合系数 $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_M$ 呢? 可以利用最大似然准则来得到估计值 $\hat{\mu} = (\hat{\mu}_1, \hat{\mu}_2, \dots, \hat{\mu}_M)$ 。

首先定义目标函数为对数似然函数: $J = \log \prod_{i=1}^N \prod_{t=t_i}^{t_{i+1}} P(o_i^t | i, 1, 2, \dots, M)$, 其中 o_i^t 表示自适应样本集中对应于状态 i 的语音矢量, $N_i = t_i - t_{i-1}$ 为该状态对应数据的长度或者说个数。结合本文的实际, J 可以表示如下:

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{t=t_{i-1}}^{t_i} \log P(o_i^t | 1, 2, \dots, M) \quad (1)$$

如果样本集 \mathcal{X} 是根据均值为 μ , 自协方差矩阵 R 为的多维正态分布相互独立的抽取得到的, 那么该样本集的似然函数可以表示为如下的形式:

$$\log P(\mathcal{X}) = -\frac{n}{2} \log(|R|) - \frac{n}{2} (\mu - \bar{\mu})^T R^{-1} (\mu - \bar{\mu}) - \frac{n}{2} \times \text{常量} \quad (2)$$

其中 $\bar{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^M Y_j$ 表示从样本集 \mathcal{X} 直接估计出的均值, n 为样本个数。

由式(1)、(2), 再考虑到由于 n 个训练码字矢量的内容已知, 则 $\sum_{i=1}^N \log(|R|)$ 的值为定值, 同时 n 值也为定值。去掉式(2)中这些为定值的部分, 即可得到估计值

$$\hat{\mu} = \min_{\mu} \left\{ \sum_{i=1}^N \sum_{t=t_{i-1}}^{t_i} \sum_{j=1}^M (x_{it} - \mu_j Y_{ji})^T R_i^{-1} (x_{it} - \mu_j Y_{ji}) \right\} \quad (3)$$

另附加约束条件

$$\mu_j = 1, \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (4)$$

式(4)的作用是可以大大缩短自适应程序的运算时间, 这在本文第 5 节实验 4 中将详细予以说明。

对于由式(3)、(4)所表示的有约束最优化问题, 可以证明其最优值一定存在, 并且唯一。下面给出证明。令

$$J(\mu) = \sum_{i=1}^N \sum_{t=t_{i-1}}^{t_i} \sum_{j=1}^M (x_{it} - \mu_j Y_{ji})^T R_i^{-1} (x_{it} - \mu_j Y_{ji}) = \sum_{i=1}^N \sum_{t=t_{i-1}}^{t_i} \left\| x_{it} - \sum_{j=1}^M \mu_j Y_{ji} \right\|^2 \quad (5)$$

$J(\mu)$ 的二阶 Frechet 微分为:

$$\frac{d^2 J(\mu)}{d\mu^2} h^2 = 2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M h_j Y_{ji}^T R_i^{-1} h_j Y_{ji} \geq 0, \quad \forall h \in R^M \quad (6)$$

式(6)中 h 是 M 维欧氏空间 R^M 上的任一矢量。由式(6)可知, $J(\mu)$ 是定义在 R^M 上的凸函数, 并且 R^M 是一非空凸集。所以最优化问题(3)具有唯一解, 即 $J(\mu)$ 在 R^M 上的局部极小点即是整体极小点。这样从可行域 R^M 的任何点出发, 进行迭代, 都可最终达到整体极小点。这为以后的工作带来了很大方便。

在利用少量自适应训练数据求得了各线性组合系数 $\mu_j, j = 1, 2, \dots, M$ 后, 为了实现累进的自适应, 码本的线性组合值被用作用户码本的先验估计值。随着更多自适应训练数据的获得, 系统利用 Bayes 估计法进一步求得用户码本中各状态分布均值 $\bar{\mu}_j (j = 1, 2, \dots, 856)$ 的精确值。因为

$$p(x | \mu) = \frac{p(x | \mu) p(\mu)}{p(x)} \quad (7)$$

不妨设 $p(x | \mu), p(\mu)$ 皆为正态分布, 即:

$$p(\mu) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |R_0|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mu - \mu_0)^T R_0^{-1} (\mu - \mu_0) \right\} \quad (8)$$

$$p(x_k | \mu) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |R|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x_k - \mu)^T R^{-1} (x_k - \mu) \right\} \quad (9)$$

上式中 D 为均值矢量的维数, 本文中 D 的取值为 45。另不妨设有 n 个样本数据 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 为计算方便起见, 设它们彼此独立。即有

$$p(x | \mu) = p(x_1 | \mu) \cdot p(x_2 | \mu) \cdot \dots \cdot p(x_n | \mu) \quad (10)$$

又因 $p(x)$ 在此处为一常数, 所以得到:

$$p(\mu | x) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |R|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x_k - \mu)^T R^{-1} (x_k - \mu) \right\} \times \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |R_0|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mu - \mu_0)^T R_0^{-1} (\mu - \mu_0) \right\} \quad (11)$$

$p(\mu|x)$ 可进一步写成:

$$p(\mu|x) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |R_n|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mu - \mu_n)^T R_n^{-1}(\mu - \mu_n)\right\} \quad (12)$$

其中 $\mu_0 = \sum_{j=1}^M y_j$,

$$\mu_n = \left(R_i^{-1} \sum_{k=1}^n x_k + R_0^{-1} \mu_0 \right) \cdot (nR_i^{-1} + R_0^{-1})^{-1} \quad (13)$$

式(13)中逆矩阵可以使用高斯-约当法求解, 详见参考文献[9]. 随着自适应训练语音数据的不断获得, 反复使用式(13), 自适应系统对用户码本的各状态分布的均值向量 $\mu_j, j=1, 2, \dots, M$ 就估计得越精确, 系统对用户就自适应得越好.

3 基于 Rosen 梯度投影法的优化算法

为求得线性组合中各码本的权重值 $w_j, j=1, 2, \dots, M$, 如前所述, 需求解一个带约束条件的最优化问题. 作者使用 Rosen 梯度投影法^[10]来求权重的最优值, 因为 Rosen 梯度投影法与其它的可行方向法如 Zoutendijk 可行方向法相比, 不需要进行“线形规划”的计算. 这使得实现略容易些, 且适于大规模问题的计算. 优化算法如下:

(1) 设定权重值的初值 $w^{(j)} (j=1, 2, \dots, M)$, 并置 $k=1$ (k 是迭代的步数).

(2) 令 $E = (1, 1, \dots, 1)^T$ (M 是码本的个数), 则约束条件 $w = \left[\begin{matrix} w_1 \\ \vdots \\ w_M \end{matrix} \right]_{j=1}^M$ ($j=1, 2, \dots, M$) 的投影矩阵 $P = I - E(E^T E)^{-1} E^T$. 可以计算出 P 矩阵中第 i 行 j 列元素的值为:

$$P_{ij} = \begin{cases} 1 - \frac{1}{M} & (i=j) \\ -\frac{1}{M} & (i \neq j) \end{cases} \quad (14)$$

(3) 可行方向向量 $d^{(k)} = -P \nabla J^{(k)}$, 其中待优化函数 $J^{(k)}$ 的梯度向量

$$\nabla J^{(k)} = 2(A^{(k)} - B) \quad (15)$$

式(15)中 A, B 的值分别为:

$$B_j = \sum_{i=1}^n \frac{1}{T_i} \sum_{t=0}^{T_i-1} x_{it} R_i^{-1} y_{jt} \quad (16)$$

$$A_{jk} = \sum_{i=1}^n y_{ji} R_i^{-1} y_{ki}, j, k=1, 2, \dots, M$$

如 $d^{(k)} = 0$ 或 $\frac{\|d^{(k)}\|}{\|d^{(k-1)}\|} \leq \epsilon$, 算法终止, 当前的 $w^{(k)}$ 值即是

K-T 点^[10] Δ_j 的最优值. 如 $d^{(k)} \neq 0$ 且 $\frac{\|d^{(k)}\|}{\|d^{(k-1)}\|} \geq \epsilon$, 转到步骤 4 继续计算.

(4) 解下列最优化问题, 得到第 k 步迭代步长 α_k :

$$\begin{aligned} \min & J^{(k)} + \alpha_k d^{(k)} \\ \text{s.t. } & 0 \leq \alpha_k \leq \max \end{aligned} \quad (17)$$

求得迭代步长 α_k 后, 就可用式(18)更新权重

$$w^{(k+1)} = w^{(k)} + \alpha_k d^{(k)} \quad (18)$$

$k = k + 1$, 返回步骤 3 继续计算.

下面给出式(17)中第 k 步迭代步长 α_k 的求解结果:

$$\begin{aligned} \text{因为 } J(w+d) &= (w+d)^T A (w+d) - 2B^T (w+d) + q \\ &= d^T A d + 2w^T A d - \frac{B^T d - A^T w}{d^T A d} - \frac{(B^T d - A^T w)^2}{d^T A d} \\ &\quad + w^T A w - 2B^T w + q \end{aligned} \quad (19)$$

所以当 $\alpha = \frac{B^T d - A^T w}{d^T A d} = \frac{2[P(A-B)]^T / [P(A-B)]}{d^T A d}$

时, $J(w+d)$ 取到它的最小值.

从上面给出的优化算法可见, 如果在确定码本后依式(16)预先计算好矩阵 A 中各元素的值, 并在得到自适应语料后算出矩阵 B 中各元素的值, 则每一次迭代只需进行两个比较简单的矩阵相乘运算(见式(15)、(19)), 因此可以很快完成迭代, 实现快速的说话人自适应.

4 自适应训练的实验步骤

(1) 对采集到的语音信号予加重, 按 16kHz 采样.

(2) 以 SI 码本为种子码本对所得的各帧语音向量序列进行 Viterbi 动态分割, 从而得到相应的标注状态 $\{S_{(t)}\}$ 的起分割点序列.

(3) 然后以分割后的向量序列作为训练特征矢量, 用基于 Rosen 梯度投影法的优化算法计算出线性组合中各码本的最佳权重 w_1, w_2, \dots, w_M 以线性组合出的码本作为用户码本 $\sum_{j=1}^M w_j y_j$ 的初始估计值输入语音识别系统, 从而实现快速的初步自适应.

(4) 将码本的线性组合值作为用户码本的先验估计值. 随着更多自适应训练数据的获得, 系统对用户码本进一步进行 Bayes 估计, 从而实现累进的自适应.

5 自适应训练的实验结果及分析

本文所用的语音数据库包括 164 名说话者(82 名男子, 82 名女子)的语音数据. 154 个说话者是参考说话者, 另外 10 个是用户. 每个参考说话者的语音数据包括 212 句话. 用户的语音数据包括另外 106 句不同的短句. 注意参考说话者和用户的语料是完全不同的. 所有的语音数据均在实验室条件下获得. 数字化的语音分为 20ms 一帧, 帧间交迭为 10ms. 语音数据采样率为 16kHz, 特征包括 14 维 Mel 倒谱及其一、二阶差分, 归一化能量及其一、二阶差分共计 45 维. 在以下实验中, 以非特定人(SD)汉语连续语音识别系统作为基线. 以字正确率作为评价算法性能的标准, 即:

$$\text{字正确率} = \frac{\text{识别结果中正确字数}}{\text{输入的总字数}} \times 100\% \quad (20)$$

另外, 测试仅限于声学层, 未利用语法知识.

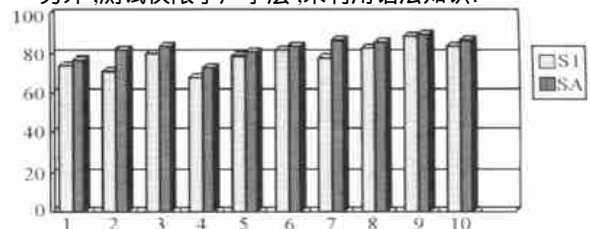


图 1 SI 系统与 SA 系统的性能比较

实验 1 基于码本的话人自适应系统的性能测试

实验条件:使用 70 个码本;自适应训练五句话,并与 SI 系统的识别效果作比较.

实验结果:如表 1 所示:

表 1 SA 系统与 SI 系统的性能比较

用户	M01	M02	M03	M04	M05
SI	74.18	70.95	79.93	67.78	79.10
SA	77.05	81.57	84.15	73.22	81.17
用户	M06	M07	M08	M09	M10
SI	81.97	78.31	83.42	88.86	84.14
SA	83.57	87.05	86.01	90.27	86.94

分析与结论:由表 1 及图 1 可见,SA 系统的识别率比 SI 系统的识别率平均高出 4.24 个百分点.

仅仅自适应训练 5 句话就可达到较好的自适应效果.这说明基于码本的话人自适应方法可以实现快速的说话人自适应.这将给用户带来很大的便利.

实验 2 训练语句数目对系统自适应效果的影响

实验条件:使用 70 个码本

实验结果:如表 2 所示:

表 2 自适应训练语句数目对系统自适应效果的影响

自适应语句数目	5	10	15	20	25	30	35	40
M01	76.71	77.13	78.04	78.65	78.97	79.23	79.40	79.56
M02	77.16	78.34	79.86	79.81	81.27	82.01	82.87	83.70
M03	82.01	83.40	84.17	84.78	85.15	85.42	85.58	85.68

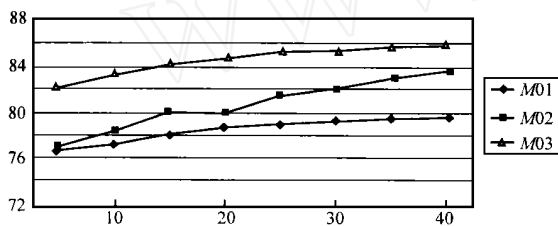


图 2 自适应训练语句数目对系统自适应效果的影响

表 4 研究约束条件 $\sum_{j=1}^M x_j = 1$ 的作用

使用者		M01	M02	M03	M04
$\sum_{j=1}^M x_j = 1$	识别正确率	75.83	77.05	86.49	70.32
	迭代次数	126	104	142	176
$\sum_{j=1}^M x_j \neq 1$	识别正确率	75.94	77.11	86.52	70.38
	迭代次数	4874	6124	7763	13048
	$\sum_{j=1}^M x_j$ 实际值	$\sum_{j=1}^M x_j = 0.944256$	$\sum_{j=1}^M x_j = 1.006984$	$\sum_{j=1}^M x_j = 1.015191$	$\sum_{j=1}^M x_j = 0.984923$

6 结论

本文提出了一种新的基于码本的话人自适应方法.它可以将变换方法和 Bayes 估计法这两大类说话人自适应方法的优点有机的结合起来.既能实现快速的说话人自适应,还具有良好的一致渐进性.尤其是该方法在自适应语句很少的情况下就能很好的对说话者进行自适应,从而大大方便了使用

分析与结论:由图 2 及表 2 可见,基于码本的话人自适应方法具有良好的一致渐进性.随着自适应语句的增加,自适应系统的性能越来越好.

实验 3 码本个数对系统自适应效果的影响

实验条件:自适应训练 5 句话并进行两组对照实验:组 1:使用 70 个码本 组 2:使用 154 个码本

表 3 码本个数对系统自适应效果的影响

用户	M01	M02	M03	M04	M05
70 个码本	77.05	81.57	84.15	73.22	81.17
154 码本	78.11	82.55	84.96	74.16	81.86
用户	M06	M07	M08	M09	M10
70 个码本	83.57	87.05	86.01	90.27	86.94
154 码本	84.49	88.19	86.98	91.24	87.78

分析与结论:实验结果表明,码本个数为 154 个时系统的平均自适应识别率比码本个数为 70 个时的平均自适应识别率高出 0.944 个百分点.这验证了这样一个结论,即码本的数量越多,基于码本的话人自适应方法的自适应效果越好.

实验 4 研究约束条件 $\sum_{j=1}^M x_j = 1$ 的作用

实验条件:自适应 5 句话,使用 70 个码本.

实验结果:如表 4 所示.

分析与结论:实验结果表明不加约束条件 $\sum_{j=1}^M x_j = 1$ 时有 $\sum_{j=1}^M x_j = 1$ 这个约束条件时自适应效果相差无几.但无 $\sum_{j=1}^M x_j = 1$ 这个约束条件时迭代的次数显著增加,约为有这个约束条件时的数十倍.同时由表 4 中的数据可见,即使优化程序中不加 $\sum_{j=1}^M x_j = 1$ 的约束条件,迭代所得到的线性组合系数之和仍非常接近于 1.这说明 $\sum_{j=1}^M x_j = 1$ 是线性组合系数 x_j 的内在属性.如果在迭代前不加 $\sum_{j=1}^M x_j = 1$ 的约束条件,迭代中各个 x_j 也要自己来“寻找”这个条件,或者说趋向于此条件,但付出的代价就是迭代次数大大增加.所以为实现快速的自适应,作者在优化程序中加上这个约束条件.

者.一系列的实验结果验证了上述结论.

然而,还有一些问题有待解决,比如如何选择更具典型性的码本?怎样设计自适应语句等.本文作者在设计自适应语句时主要基于下面三方面的考虑:(1)覆盖性好,要求自适应样本所代表的音素单元尽可能的广泛,标注的状态个数尽可能多.(2)在自适应样本个数相同的情况下,优先选择平均识别率高的状态.因此作者以发音单元的出错误率作为选择

训练用发音单元的优先级量度。(3)将确定发音后的自适应字以句子形式组合起来.这样做既方便了用户,也充分考虑了人连续发音时语音的变异现象.上面所述这些问题还有待进一步的研究.

参考文献:

- [1] Q. Huo. Toward robust speech recognition [A]. Proc. CSLP '97 [C]: 169 - 172.
- [2] Rong Zheng and Zuoying Wang. Speaker adaptation: an overview [J]. Chinese Journal of Electronics, 1998, 7(2): 122 - 127.
- [3] Gales, M. J. F. and Woodland, P. C. Mean and variance adaptation within the MLLR framework [J]. Computer Speech & Language, Oct. 1996, 10(4): 249 - 264.
- [4] V. Digalakis et al. Rapid speaker adaptation using constrained estimation of Gaussian mixtures [J]. IEEE Trans. Speech Audio Processing, Sept. 1995, 3: 357 - 366.
- [5] V. V. Digalakis and L. G. Neumeyer. Speaker adaptation using combined transformation and Bayesian methods [J]. IEEE Trans. Speech Audio Processing, July 1996, 4(4): 294 - 300.
- [6] C.-H. Lee, C.-H. Lin, and B.-H. Juang. A study on speaker adaptation of the parameters of continuous density hidden Markov models [J]. IEEE Trans. Signal Processing, Apr. 1991, 39: 806 - 814.
- [7] J.-L. Guavain and C.-H. Lee. Maximum a posteriori estimation for multivariate Gaussian mixture observations of Markov chains [J]. IEEE Trans. Speech Audio Processing, Apr. 1994, 2(2): 291 - 293.
- [8] Q. Huo and C.-H. Lee. On-line adaptive learning of the continuous density hidden Markov model based on approximate recursive Bayes estimate [J]. IEEE Trans. Speech Audio Processing, Apr. 1994, 5(2): 161 - 172.
- [9] 徐士良. 计算机常用算法 [M]. 清华大学出版社.
- [10] 陈宝林. 最优化理论与算法 [M]. 清华大学出版社.

作者简介:



吕津 1975 年出生, 1998 年获清华大学电子工程系工学学士学位. 现在清华大学电子工程系“网络与人机语音通信”研究所攻读硕士学位. 研究方向为模式识别、语音识别、智能信息处理等. 曾获美国大学生数学建模竞赛一等奖等多项奖励.

赵明生 1968 年出生. 1995 年获清华大学电子工程系博士学位, 1995 ~ 1997 年在清华大学自动控制博士后流动站模式识别与自动控制专业从事博士后研究工作. 随后留校电子工程系信息教研室任教至今. 1998 年被评为副教授. 从事模式识别与神经计算, 电信和计算机集成技术 (CTI) 方面的研究工作, 已发表论文二十余篇.

www.cnki.net