



# 《语音识别：从入门到精通》

## 第五章作业提示



助教

彭震东



# 作业一：Viterbi解码

Lab2\_vit.C

输入：  
GMM参数、  
状态转移参数、  
音频数据、  
单词标签

输出：  
获得记录log概率  
和弧id的矩阵  
chart

```
p018k7.22.20.gmm
% name: gmmMap
% type: matrix
% rows: 102
% columns: 1
0
1
2
3
4
5
6
7
8
9
```

**GMM参数**  
GMM的ID, 共102个

```
p018k7.22.20.gmm
% name: compMap
% type: matrix
% rows: 102
% columns: 1
0
1
2
3
4
5
6
7
8
```

**GMM参数**  
GMM的分量  
单高斯一个分量, 共102x1

```
p018k7.22.20.gmm
% name: compWeights
% type: matrix
% rows: 102
% columns: 1
1
1
1
1
1
1
1
1
```

**GMM参数**  
由于是单分量, 权重=1

```
p018k7.22.20.gmm
% name: gaussParams
% type: matrix
% rows: 102
% columns: 24
0.446758 6.98444 0.390774 2.41593 1.71429 1.81304 0.1
0.438089 -0.485581 0.663855 0.115927 0.373869 -0.5108
0.181438 -0.561005 0.885736
0.781128 6.69152 0.728453 2.67212 2.16429 1.90951 0.1
0.408175 -0.717483 0.68041 -0.0698345 0.420992 -0.676
0.236591 -0.646327 0.906887
0.535762 5.9585 1.14746 2.36887 2.22871 1.85249 0.56
0.354747 -0.69348 0.71905 -0.120345 0.433987 -0.60472
0.295989 -0.51185 0.847266
0.122714 4.97129 1.2665 1.99973 1.93471 1.71396 0.52
0.297161 -0.463362 0.699949 0.0166723 0.462589 -0.379
0.32588 -0.252602 0.673087
-0.0562997 4.12557 1.10552 1.8111 1.53293 1.25533 0.1
0.275735 -0.202224 0.515448 0.243153 0.420222 -0.1351
0.284157 -0.00691468 0.40911
-0.0476727 3.49277 0.985717 1.51687 1.19257 0.723693
-0.185225 0.289705 -0.0312536 0.308871 0.403537 0.307
A A675385 A 728884 A 138969 A 187635
```

**GMM参数**  
gmm模型的 $\mu$ 和对角矩阵的值

```
p018k7.1.dat
% name: utt2a
% type: matrix
% rows: 14080
% columns: 1
3
1
3
2
2
3
3
```

**音频数据**  
一条语音14080个数字

```
p018k1.noloop.fsm
# states: 122
# input-voc: /dynamic/
# output-voc: /u/stanchen/lna/018/p018/./c018/c018n1.wdsp
1 9 0 EIGHT
1 6 6 FIVE
1 5 15 FOUR
1 10 24 NINE
1 11 33 OH
1 2 36 ONE
1 8 45 SEVEN
1 7 60 SIX
1 4 72 THREE
1 state state gmm word
1 12 87 ZERO
1 13 99 -SIL
2 14 36 <epsilon>
2 15 37 <epsilon>
3 16 81 <epsilon>
3 17 82 <epsilon>
4 18 72 <epsilon>
4 19 73 <epsilon>
5 20 15 <epsilon>
5 21 16 <epsilon>
6 22 6 <epsilon>
6 23 7 <epsilon>
7 24 60 <epsilon>
7 25 61 <epsilon>
8 26 45 <epsilon>
8 27 46 <epsilon>
9 28 0 <epsilon>
9 29 1 <epsilon>
10 30 24 <epsilon>
10 31 25 <epsilon>
11 32 33 <epsilon>
```

**状态转移参数**  
初始状态、跳转状态、  
对应GMM序号、对应的音素

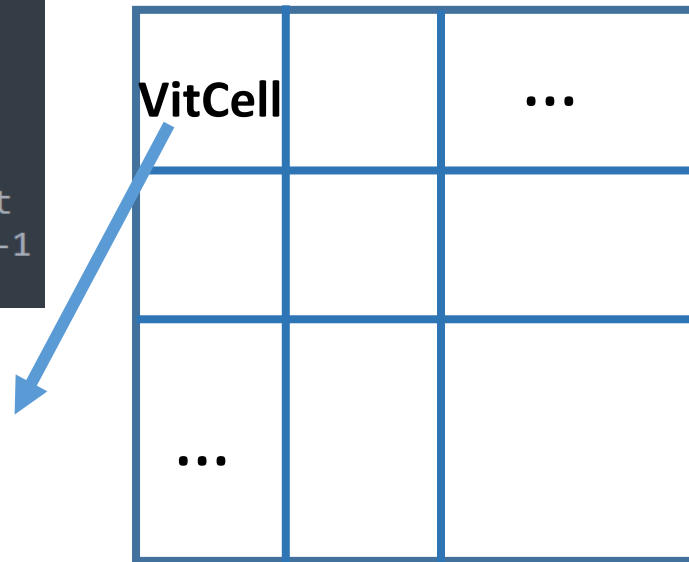
```
p018k2.syms
<epsilon> 0
ONE 1
TWO 2
THREE 3
FOUR 4
FIVE 5
SIX 6
SEVEN 7
EIGHT 8
NINE 9
```

**单词标签**

# 作业一： Viterbi解码

```
On·exit,·chart(frmIdx,·stateIdx).get_log_prob()
should·be·set·to·the·logarithm·of·the·probability
of·the·best·path·from·the·start·state·to
state·"stateIdx"·given·the
first·"frmIdx"·frames·of·observations;
and·chart(frmIdx,·stateIdx).get_arc_id()·should·be·set
to·the·arc·ID·for·the·last·arc·of·this·best·path·(or·-1
if·the·best·path·is·of·length·0).
```

矩阵chart 对应上节课的  $\delta$  矩阵 (帧数, 状态),  
 每个单元是一个**VitCell** (**log**概率, 弧id)  
 无法到达的单元初始化为 g\_zeroLogProb 和 -1



$$\begin{aligned}
 \delta_{t+1}(i) &= \max_{i_1, i_2, \dots, i_t} P(i_{t+1} = i, i_1, \dots, i_t, o_{t+1}, \dots, o_1 | \lambda) \\
 &= \max_{1 \leq j \leq N} [\delta_t(j) a_{ji}] b_i(o_{t+1}), \quad i = 1, 2, \dots, N; \quad t = 1, 2, \dots, T-1 \quad (10.45)
 \end{aligned}$$

# 作业一： Viterbi解码

用到的一些方法：

获取该状态跳转的弧总数： `graph.get_arc_count(状态id)`

获取第一个弧的id： `graph.get_arc_count(状态id)`

由弧的id 来获取对应弧参数给arc： `graph.get_arc(arcId, arc)`

获取弧转移到的目的状态： `arc.get_dst_state()`

获取弧的转移log概率 $a_{ij}$ ： `arc.get_log_prob()`

获取弧对应的gmmId： `arc.get_gmm()`

从gmmProbs矩阵中获取发射log概率： `gmmProbs(frameId, gmmId)`

赋值给chart单元： `chart(row,column).assign(log概率, 当前弧Id)`

**输入：**  
音频数据、  
对齐序列、  
**GMM初始参数**

输出：  
GMM更新后参数

```
% name: rn:7a
% type: matrix
% rows: 20992
% columns: 1

2
1
1
1
1
1
```

```
% name: rn:7a      viterbi解码的最优状态序列
% type: matrix
% rows: 103       标记每个frame对应哪个gmm
% columns: 1      这些帧对应第45个gmm
```

```
% name: gaussParams
% type: matrix
% rows: 102
% columns: 24
```

[illegible]

## 作业二： GMM参数估计

GmmStats::add\_gmm\_count(gmmid , posterior , 帧特征)

M步:

```
"m_gaussCounts" is intended to hold the total occupancy count of each Gaussian; "m_gaussStats1" is intended for storing some sort of first-order statistic for each dimension of each Gaussian; and "m_gaussStats2" is intended for storing some sort of second-order statistic for each dimension of each Gaussian. The statistics you take need to be sufficient for doing the reestimation step below.
```

$$N_k = \sum_{n=1}^N \gamma(z_{nk})$$

$$\sum_{n=1}^N \gamma(z_{nk}) \mathbf{x}_n$$

更新到GmmStats 中的三个属性:

m\_gaussCounts采用vector容器存储语料库中对应状态出现的总数

m\_gaussStats1采用Matrix容器存储总体特征数据

m\_gaussStats2也采用Matrix容器存储总体平方特征数据

用于后续计算

$$\gamma(z_{nk})(\mathbf{x}_n - \boldsymbol{\mu}_k)(\mathbf{x}_n - \boldsymbol{\mu}_k)^T$$

## 作业二： GMM参数估计

### GmmStats::reestimate()

```
·m_gmmSet.set_gaussian_mean(gaussIdx, ·dimIdx, ·newMean);  
·m_gmmSet.set_gaussian_var(gaussIdx, ·dimIdx, ·newVar);
```

用上一步得到的m\_gaussCounts、m\_gaussStats1、 m\_gaussStats2 中存储的数值来计算每一个高斯均值和方差并更新到m\_gmmSet

$$\mu_k^{new} = \frac{1}{N_k} \sum_{n=1}^N \gamma(z_{nk}) \mathbf{x}_n$$

$$\Sigma_k^{new} = \frac{1}{N_k} \sum_{n=1}^N \gamma(z_{nk}) (\mathbf{x}_n - \mu_k^{new})(\mathbf{x}_n - \mu_k^{new})^T$$

$$\pi_k^{new} = \frac{N_k}{N}, \quad N_k = \sum_{n=1}^N \gamma(z_{nk})$$

# 作业三： 前向后向算法

```
p018k7.1.dat
% name: utt2a
% type: matrix
% rows: 14080
% columns: 1
3
1
3
2
2
3
```

音频数据  
一条语音14080个数字

```
p018k7.1.fsm
# name: utt2a
1 2 81 TWO
1 3 99 -SIL
2 4 81 <epsilon>
2 5 82 <epsilon>
3 6 99 <epsilon>
3 7 100 <epsilon>
4 4 81 <epsilon>
4 5 82 <epsilon>
5 5 82 <epsilon>
5 8 83 <epsilon>
6 6 99 <epsilon>
6 7 100 <epsilon>
7 7 100 <epsilon>
```

状态转移参数  
state state gmm word

```
p018k7.22.2.gmm
% name: gaussParams
% type: matrix
% rows: 102
% columns: 24
1.78483 9.07439 -1.37606 0.770062 1.2342 1.24608 1.1
0.778223
1.86406 5.8347 0.324437 1.72267 2.92862 1.04291 0.40
0.627198 3.72614 2.5177 0.380028 3.71711 0.377435 -0
0.370245
0.842158 2.86277 2.78368 0.640238 2.36568 1.81553 1.
0.087329
-0.614734 2.07299 2.63426 0.404085 1.47429 0.118752
-0.101324 0.0442475
-0.313438 3.29428 0.795127 1.33528 1.04143 0.365529
```

GMM初始参数

lab2\_fb.C

输入：音频数据、状态转移参数、GMM初始参数

输出：GMM更新后参数



# 作业三： 前向后向算法

矩阵chart 的每个单元FbCell用于存储  
前向概率 $\alpha_t(i)$  和后向概率  $\beta_t(i)$



FbCell		...
...		

前向递推:

$$\alpha_{t+1}(i) = \left[ \sum_{j=1}^N \alpha_t(j) a_{ji} \right] b_i(o_{t+1}),$$

后向递推:

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)$$

弧上概率:

$$\begin{aligned} \xi_t(i, j) &= P(i_t = q_i, i_{t+1} = q_j | O, \lambda) \\ &= \frac{P(i_t = q_i, i_{t+1} = q_j, O | \lambda)}{P(O | \lambda)} \\ &= \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^N \alpha_T(i)} \end{aligned}$$

## 作业三： 前向后向算法

用到的其它方法：

存储前向概率： `chart(frmlidx, statelidx).set_forw_log_prob(logProb)`

存储后向概率： `chart(frmlidx, statelidx).set_back_log_prob(logProb)`

获取前向概率： `chart(frmlidx, statelidx).get_forw_log_prob()`

获取后向概率： `chart(frmlidx, statelidx).get_back_log_prob()`

将一组log概率转正常概率求和再取log： `add_log_probs(vector<double>)`

总前向概率和  $\sum_{i=1}^N \alpha_T(i)$  : `uttLogProb = init_backward_pass(graph, chart)`

存储结果后验概率到 `gmmCountList` 中

`gmmCountList.push_back(GmmCount(arc.get_gmm(), frmlidx - 1, exp(logProb - uttLogProb)))`



深蓝学院  
shenlanxueyuan.com

感谢各位聆听 !  
Thanks for Listening

