

```

////////////////////////////////////
///      인공지능 기말고사 대체과제      ///
///                                          ///
///      Viterbi algorithm을 이용한 음성인식기      ///
///                                          ///
///      컴퓨터학과 2018320241 정소희      ///
////////////////////////////////////

```

## A. 구현 환경

- ubuntu 18.04 (linux 하위 시스템)에서
- c언어로 작성하고
- gcc를 사용해 compile하고 실행하였다.

## B. Source Code Explanation

주어진 파일 중 수정한 것은 hmm.h이고 새로 작성한 것은 Viterbi.c 파일이다.

1. hmm.h에서 hmmType의 tp배열의 행의 크기와 state배열의 크기를 다음과 같이 변경하였다.

<pre> typedef struct {     char *name;     float tp[N_STATE*8+21][N_STATE*8+21];     stateType state[N_STATE*8]; // } hmmType; //hmm consist of name, trans_matrix, states </pre>	<p>N_STATE -&gt; N_STATE * 8 로 변경한 이유는, dictionary.txt를 참고했을 때 한 단어에 존재하 는 최대 음소의 개수는 (sp를 포함하여) 6개이 므로, 단어 hmm을 표현하기 위해 matrix와 배열의 크기를 늘려 주었다.</p>
---	--

2. 음성 인식기를 구현하기 위해 Viterbi.c를 작성하였다. Viterbi.c에 다음과 같은 함수들과 구조체를 생성하였다.

```

1  #include "hmm.h"
2  #include <stdio.h>
3  #include <stdlib.h>
4  #include <string.h>
5  #include <math.h>
6  #define max(a,b) a > b ? a : b;
7
8  typedef struct {
9      hmmType hmm; //hmm of each words(or unigrams)
10     char* word; //word
11     int phnum; //number of phones
12 } word_hmms_type;
13
14 void make_unigram(int,word_hmms_type*,word_hmms_type*); //make unigram for each words
15 float* make_bigram(int,word_hmms_type*,float*); //create bigrams transition matrix Tb, size = (wordcount X wordcount)
16 hmmType* ADD_HMM(hmmType*,int,int); //add two hmms (state#=3)
17 hmmType* ADD_SP(hmmType*,int,int); //add sp hmm (state#=1)
18 float calc_gaussian(int,int,word_hmms_type*,int,float*); //calculate gaussian probability
19 void Viterbi(char*,int,word_hmms_type*,word_hmms_type*,float*,float*); //Viterbi algorithm

```

- word\_hmms\_type은 phone hmm을 합친 단어 hmm을 생성할 때 hmm, 구성하는 phone

의 개수, 그리고 단어 이름을 함께 저장하기 위해 만든 구조체이다.

- `max(a,b)`를 정의하였다.
- `hmmType* ADD_HMM(hmmType*,int,int)` 함수는 어떤 hmm 뒤에(phone hmm이 1개 이상 결합된 hmm) state 개수가 `N_STATE`인 phone hmm을 결합할 때 사용되는 함수이다. 마찬가지로 원리로 state가 1개인 sp phone hmm을 붙일 때 사용하는 `ADD_SP` 함수도 생성하였다. 여기서 `k`는 이 hmm이 최초의 단일 phone hmm으로부터 몇 번째로 더하는 hmm인지를 나타낸다. `k`가 증가하면 전체 state의 개수인 `n_state`도 증가한다. (150째줄)

```
147  hmmType* ADD_HMM(hmmType* f,int b,int k){ //kth addition (f+b)
148      hmmType* front = f;
149      hmmType back = phones[b];
150      int n_state=N_STATE*(k+1); //new number of states
151
152      //new name concatenation
153      char* front_name = strdup(front->name);
154      char* back_name = strdup(back.name);
155      strcat(front_name, back_name);
156      front->name=NULL;
157      (front->name) = strdup(front_name);
158      free(front_name);  free(back_name);
159
160      //new state concatenation
161      for(int i=0;i<N_STATE;i++){
162          (front->state)[i+(n_state-2)-1] = back.state[i];
163      }
164      //new transition matrix concatenation
165      for(int i=0;i<4;i++){
166          for(int j=1;j<5;j++){
167              if(i==0 && j==1)
168                  (front->tp)[i+N_STATE*k][j+N_STATE*k] *= back.tp[i][j];
169              else{
170                  (front->tp)[i+N_STATE*k][j+N_STATE*k] = back.tp[i][j];
171              }
172          }
173      }
174      return front;
175  }
```

(164~173줄) 두 개의 hmm을 합치기 위해서는 앞쪽 hmm의 output이 뒤쪽 hmm의 input으로 이어질 수 있는지 확인한 후, 이어지는 모든 부분에 대해 확률을 곱해서 연결해준다. 167~168줄에서 두 확률을 곱해서 hmm들을 이어주었고 170줄에서 뒤쪽 hmm의 tp를 앞쪽 hmm에 이어주었다. (161~162줄)에서는 뒤쪽 hmm의 state들을 앞쪽에 추가해 주었다. 또한 string duplicate시켜 hmm의 이름도 바꿔주었다.

- `void make_unigram(int,word_hmms_type*,word_hmms_type*)` 함수

```

206 void make_unigram(int wordcount, word_hmms_type* word_hmms, word_hmms_type* uni_hmms){
207     FILE *uni;
208     //word_hmms_type uni_hmms[15];
209     for(int i=0; i<wordcount; i++){
210         uni_hmms[i] = word_hmms[i];
211     }
212
213     if(!(uni = fopen("unigram.txt", "r"))){
214         printf("Error opening file\n");
215         exit(1);
216     }
217
218     char line[35]; //dict의 각 line
219     while(fgets(line, sizeof(line), uni)){
220         if(line[strlen(line)-1] == '\n'){
221             line[strlen(line)-1] = '\0';
222         }
223
224         char* word1;
225         float prob;
226         char * token;
227
228         token = strtok (line, "\t"); //word1
229         word1=token;
230
231         token = strtok(NULL, "\t"); //prob
232         if(token[strlen(token)-1] == '\n') //carriage return
233             token[strlen(token)-1] = '\0';
234         prob = atof(token);
235
236         for(int i=0; i<wordcount; i++){
237             if(strcmp(uni_hmms[i].word, word1) == 0){
238                 ((uni_hmms[i].hmm).tp[0][1]) *= prob;
239                 break;
240             }
241         } //for
242     } //while
243     fclose(uni);
244 }

```

make\_unigram 함수는 unigram.txt에서 확률 값을 읽어와서 (234줄) 앞서 만들었던 word\_hmm들에 추가로 input probability를 곱해주어(238줄) 새로운 uni\_hmm들을 만든다. word\_hmm과 uni\_hmm의 차이는 transition probability matrix의 값이고 나머지는 모두 동일하다. 이 함수의 input으로는 생성된 word hmm들과 unigram hmm이다.

- float\* make\_bigram(int, word\_hmms\_type\*, float\*) 함수

make\_bigram 함수는 먼저 bigram.txt에서 확률 값을 읽어온다. (271줄)

```

246 //create bigrams transition matrix Tb sized wordcount * wordcount
247 float* make_bigram(int wordcount, word_hmms_type* word_hmms, float* Tb){
248     FILE *bi;
249     if(!(bi = fopen("bigram.txt", "r"))){
250         printf("Error opening file\n");
251         exit(1);
252     }
253     char line[35]; //dict의 각 line
254     while(fgets(line, sizeof(line), bi)){
255         if(line[strlen(line)-1]=='\n'){
256             line[strlen(line)-1]='\0';
257         }
258         char* token; char* word1; char* word2;
259         float prob; int x,y;
260
261         token = strtok (line, " \t");
262         word1=token; //word1
263         token = strtok(NULL, " \t");
264         if(token[strlen(token)-1]==13) //carriage return
265             token[strlen(token)-1]='\0';
266         word2=token; //word2
267
268         token = strtok(NULL, " \t");
269         if(token[strlen(token)-1]==13) //carriage return
270             token[strlen(token)-1]='\0';
271         prob = atof(token); //prob
272     }

```

그리고 ith word hmm -> jth word hmm으로 transition 할 확률을 모아놓은 matrix Tb를 생성한다. (287줄)

```

273 //find word1 index
274 for(int i=0; i<wordcount; i++){
275     if(strcmp(word_hmms[i].word, word1)==0){
276         x=i;
277         break;
278     }
279 } //for
280 //find word2 index
281 for(int i=0; i<wordcount; i++){
282     if(strcmp(word_hmms[i].word, word2)==0){
283         y=i;
284         break;
285     }
286 } //for
287 Tb[x*wordcount+y] = prob; //push prob into table Tb
288 } //while
289 fclose(bi);
290 return Tb;
291 }

```

Viterbi algorithm에서 한 word hmm에서 다른 word hmm으로 갈 확률을 구할 때 Tb값이 쓰인다. 이 함수의 input은 생성된 word\_hmm의 개수, word\_hmm, 그리고 Tb matrix이고 output은 생성된 Tb matrix이다.

- float calc\_gaussian(int, int, word\_hmms\_type\*, int, float\*) 함수

calc\_gaussian 함수는 말 그대로 gaussian 확률분포 식과 주어진 정보들을 가지고 확률을 구하는 함수이다. 이 때 gaussian 확률분포 값이 매우 작아질 수 있으므로 log를 취해서

계산해준다. input은 진입할 state의 index #, word\_hmm 배열의 index, feature vector의 dimension, 그리고 feature vector의 원소를 저장한 배열이다. pi\_val 변수는  $(2\pi)^{D/2}$ 의 값이다. log\_p\_gaus은 pdf의 gaussian확률변수 값에 log를 취한 것이다. gaussian확률변수 값을 구하는 식을 그대로 적용하고 weight를 도입하여 각각 log\_p\_gaus1과 log\_p\_gaus2를 구하고, result를 도출하였다. (456줄)

```

423 float calc_gaussian(int s_index, int j, word_hmms_type* word_hmms, int dimension, float* features){
424     //각 gaussian은 word_hmms[j].state[1부터 (word_hmms[j].phnum-1)*3+1까지].pdf[0 아니면 1]에 저장돼있다.
425     // j = word index
426     float pi_val = pow(2*M_PI, dimension/2);
427
428     //gaussian model 1의 값 구하기 (p_gaus1)
429     pdfType pdf1;
430     pdf1= (word_hmms[j].hmm).state[s_index].pdf[0];
431     float weight1 = pdf1.weight; //float
432     //with log
433     float log_sum_var1=0;
434     float p_gaus1=0;
435     for(int i=0; i<dimension; i++){
436         log_sum_var1+=1/2*logf(pdf1.var[i]);
437         p_gaus1+= pow(((features[i] - pdf1.mean[i]), 2)/(pdf1.var[i]));
438     }
439     float log_p_gaus1 = logf(weight1)-(dimension/2)*logf(2*M_PI)-log_sum_var1- (1/2)*p_gaus1;
440
441     //gaussian model 2의 값 구하기 (p_gaus2)
442     pdfType pdf2;
443     pdf2= (word_hmms[j].hmm).state[s_index].pdf[1];
444     float weight2 = pdf2.weight; //float
445
446     //with log
447     float log_sum_var2=0;
448     float p_gaus2=0;
449     for(int i=0; i<dimension; i++){
450         log_sum_var2+=1/2*logf(pdf2.var[i]);
451         p_gaus2+= pow(((features[i] - pdf2.mean[i])/pdf2.var[i] , 2);
452     }
453     float log_p_gaus2 = logf(weight2)-(dimension/2)*logf(2*M_PI)-log_sum_var2- (1/2)*p_gaus2;
454
455     //결과 합치기
456     float result = log_p_gaus1 + logf(1+exp(log_p_gaus2-log_p_gaus1));
457
458     return result;
459 }
460

```

- void Viterbi(char\*, int, word\_hmms\_type\*, word\_hmms\_type\*, float\*, float\*) 함수

: Viterbi 알고리즘을 구현한 함수로, 단계별로 나누어 설명하면 다음과 같다.

1. 다음과 같이 'filename'(tst file) 이름을 가지는 txt file을 불러오고 첫 번째 line을 읽어 들여 총 행의 개수와 feature vector의 dimension을 알아낸다. 그리고 m1, m2배열을 생성한다. (뒤에서 설명)

```

307 void Viterbi(char* filename,int wordcount,word_hmms_type* word_hmms,word_hmms_type* uni_hmms,float* Tb,float* features){
308     FILE* feat;
309
310     if(!(feat = fopen(filename,"r"))){
311         printf("Error opening file\n");
312         exit(1);
313     }
314     char line[2000]; //each line
315     int countline=0;
316     int dimension,nrows;
317
318     fgets(line, sizeof(line), feat);
319     //initial line read
320     if(line[strlen(line)-1]!='\n'){
321         line[strlen(line)-1]='\0';
322     }
323     char * token;
324     token = strtok (line, " \t");
325     nrows=atoi(token);
326
327     token = strtok(NULL," \t");
328     dimension = atoi(token);
329
330     float m1[nrows][wordcount];
331     int m2[nrows][wordcount];

```

2. tst 폴더 안의 각 .txt 파일은 2번째 line ~ nrows번째 line까지 feature vector 값을 읽어 들인다. 한 행에는 39개의 feature vector 값이 있다. 그 값들을 features 배열에 저장한다. 이 features 배열은 calc\_gaussian 함수로 넘어가서 확률 계산에 쓰이게 된다.

```

333     //next line read
334     int k=1;
335     while(fgets(line, sizeof(line), feat)){ //each 39 dimension feature vector
336         if(line[strlen(line)-1]!='\n'){
337             line[strlen(line)-1]='\0';
338         }
339
340         token = strtok (line, " ");
341         int countfeature=0;
342
343         while(token != NULL){
344             features[countfeature++]=atof(token); //feature vector -> put into array
345             token = strtok(NULL," ");
346         }
347

```

3. 여기서 m1 배열과 m2 배열은 각각 float과 int type을 저장하는 크기가 nrows \* wordcount 인 matrix이다. k는 몇 번째 feature vector (총 nrows개) 중 몇 번째 feature vector인지를 나타내고 (k는 흐른 시간의 개념이므로 앞으로 k번째 시간이라고 하자), j는 word hmm의 index를 나타낸다고 할 때, m1[k][j]는 k 번째 시간에서 state j에 도달할 확률 중 가장 큰 값을 나타낸다. m1[k][j] 값을 최대로 만드는 transition이 i->j였다면 m2[k][j]는 i이다.

```

348     ////////////////////////////////////viterbi algorithm start////////////////////////////////////
349     //for all unigrams (initialize at time k=1)
350     if(k==1){
351         for(int j=0;(j<wordcount)&&(k==1);j++){
352             m1[1][j]=(uni_hmms[j].hmm).tp[0][1] * calc_gaussian(0,j,uni_hmms,dimension,features);
353             m2[1][j]=0;
354             k++;
355         }
356         continue;
357     }

```

tst file의 첫 번째 행을 읽으면, 첫 번째 행을 observation value로 하고 unigram을 사용하여 확률값을 계산해 m1, m2배열을 initialize한다(k=1에서). unigram j에서 m1[1][j]는

k=1 일 때 진입함의 보장되므로 unigram에서 1번째 state(=state[0])으로 진입할 확률이 다. 따라서  $m1[k=1][j] = (\text{unigram}[j] \text{의 } tp[0][1] \text{ 값}) * (\text{unigram}[j] \text{의 state}[0] \text{에서의 gaussian 값})$ 으로 나타낼 수 있다.  $m2[1][j]$ 는 0으로 초기화한다.

4. 이제 2번째 시간부터 nrow 시간까지의 path를 구해야 한다. 시간  $k = 1 \rightarrow 2$ , 시간  $2 \rightarrow 3$ , ... 시간  $nrow-1 \rightarrow nrow$ 의 path를 recursive하게 구해 나간다. 이 때 각 시간의 흐름은 fgets로 파일을 한줄씩 읽는 것과 같다. k가 고정된 상태에서 아래 2번의 for문이 실행된다.

이 2개의 for문의 목표는 모든 가능한 word hmm에 대해, k 시간에 jth word hmm일 확률 중 최대값을 갖는  $i \rightarrow j$  transition을 찾아내는 것이다.

각 word hmm은 내부에 phone 개수와 비례하는 state 개수가 존재한다. ((phone개수-1)\*3+1개) word hmm 내부의 state에 대한 최대의 확률값을 구하여 그것이 word hmm의 확률값(=여기서는 float gaussian)을 대변하도록 하는 것이 목표이다.

우리는 내부 state사이의 이동에는 관심이 없고 그 전체의 gaussian 확률값만 max값으로 keep tracking하면 되므로 확률값을 저장하는 배열  $p[t][s]$ 를 둔다. 여기서 t는 word hmm 내부의 시간 개념으로, 최대 state 개수만큼의 횟수로 진행할 수 있다고 하였다.

바로 아래 for문은  $p[1][s]$ 를(t=1) word 내부의 첫 번째 state로 진입할 확률로 초기화하는 것이다. 그 확률값은 해당 word의  $tp[0][1]$ 에서 얻을 수 있다. (state1로만 진입할 수 있기 때문에)

```

358
359 //k는 2~nrow //k 하나는 fgets의 각 line 하나하나에 해당 //39차원 벡터(행) 하나에 대해 아래를 검사
360 for(int j=0; j<wordcount; j++){
361     //bigram transition matrix Tb (i->j)
362     float p[(word_hmms[j].phnum-1)*3+1][(word_hmms[j].phnum-1)*3+1];
363     for(int s=1; s<=(word_hmms[j].phnum-1)*3+1; s++){ //s-1은 state index, state#=s
364         p[1][s]=(word_hmms[j].hmm).tp[0][s];
365     }
366

```

5. 다음 for문에서는 t가 진행하고 state transfer이 될 때 어떤 경로로 가는 것이 가장 큰 확률값을 갖는지 찾아낸 후  $p[t][s]$ 에 저장한다. (374~375째줄) 이전 시간의 state까지 갈 최대 확률 \* state transfer 확률 \* 해당 state에서 gaussian 확률(calc\_gaussian으로 구한다)을 계산하면  $v \rightarrow s$ 로 s에 도달했을 때의 확률을 구할 수 있다. 모든 v에 대해 최대 확률값을 찾기 위해  $p[t][s] = \max(p[t][s], \text{calc\_temp});$ 로 최대값을 계속 유지한다.

각 state 진행 (t 증가)에 대해 word hmm의 gaussian으로 내보낼 float gaussian 변수를 최대값으로 갱신한다. (379째줄)

```

367 float gaussian=-100; //gaussian 확률값 비교를 위해
368 float calc_temp;
369 for(int t=1;t<=(word_hmms[j].phnum-1)*3+1;t++){ //진행 횟수 t에서
370     float temp=-100;
371     for(int s=1;s<=(word_hmms[j].phnum-1)*3+1;s++){ //각 s에 대해
372         for(int v=1;v<=(word_hmms[j].phnum-1)*3+1;v++){ //모든 가능한 transition v->s에 대해 max값 저장
373             if((word_hmms[j].hmm).tp[v][s]!=0){
374                 calc_temp=p[t-1][v]*((word_hmms[j].hmm).tp[v][s])*calc_gaussian(s-1,j,word_hmms,dimension,features);
375                 p[t][s]=max(p[t][s],calc_temp);
376             }
377         }
378     }
379     gaussian = max(gaussian,p[t][(word_hmms[j].phnum-1)*3+1]); //모든 t에 대해 가장 큰 output 값 구함
380 }
381 }

```

6. 이제 위에서 구해진 word hmm의 gaussian값을 이용해 시간 k에서 각각의 출발 state (ith word)에서 jth word에 도달할 확률을 구하고 최대값으로 갱신한다(386째줄). 동시에 m1[k][j]를 최대값으로 만드는 i값을 m2[k][j]에 집어넣어 m2를 갱신한다(388째줄). 모든 갱신 작업이 끝나면 다음 feature vector를 불러오고 (=k 증가) 똑 같은 연산을 수행한다.

```

382 //update m1[k][j], m2[k][j]
383 float temp1;
384 for(int i=0;i<wordcount;i++){
385     temp1 = m1[k][j];
386     m1[k][j]=max(temp1,m1[k-1][j] * Tb[i*wordcount+j] * gaussian);
387     if(temp1 != m1[k][j])
388         m2[k][j]=i;
389 }
390 }
391 k++;
392 //viterbi algorithm end
393 }
394 fclose(feats);

```

7. 이 과정을 반복하면 각 시간(feature vector) k에서 jth word는 어떤 ith word에서 와야 (i->j) 최대 확률값을 갖는지 알 수 있다. 이것을 모두 이어 붙이면 word의 sequence가 만들어진다. word index의 sequence를 저장하는 배열을 int result[nrow]로 선언하자. result 배열의 가장 마지막 원소는 시간 nrow에서 ith word가 될 확률이 가장 큰 i, 즉 m1[nrow][i] 값이 가장 크도록 하는 i가 된다. (405째줄)

그러면 그 앞의 result원소는 result[nrow]를 가지고 m2배열을 사용해서 반복적으로 구할 수 있다. (413, 414째줄)

최종 결과는 result[nrow] 배열을 index로 가지는 word들을 차례로 print하는 것이다. (411, 415째줄)



```

396 //print result into file
397 //FILE* res;
398 //res = fopen("recognized.txt","w");
399
400 int result[nrows];
401 int temp1=-10; int temp2=-10;
402 for(int i=0;i<wordcount;i++){
403     temp2=max(temp1,m1[nrows][i]);
404     if(temp1 != temp2) //index update condition
405         result[nrows]=i;
406     temp1=temp2;
407 }
408 //fprintf(res,"#!MLF!#\n");
409 //fprintf(res,"%s.rec\n",filename);
410 printf("Final Result:\n");
411 printf("%s\n",word_hmms[result[nrows]].word);
412
413 for(int c=nrows-1;c>nrows-8;c--){
414     result[c]= m2[c][result[c+1]];
415     printf("%s\n",word_hmms[result[c]].word);
416     //fprintf(res,"%s\n",word_hmms[result[c]].word);
417 }
418 //fprintf(res,".\n");
419 //fclose(res);
420 }
421

```

- **main() 함수**

이제 main함수의 동작 과정과 위에서 만든 함수들이 쓰이는 방법을 살펴보자.

1. 제일 먼저 dictionary.txt를 한줄씩 읽어서 각 단어 word가 어떤 phones로 이루어져 있는지 파악한다. (36~58번째 줄) word\_phones[i] = token 과 같이 각 단어를 구성하는 phone들을 word\_phones 배열에 저장한다.

```

21 int main(){
22     FILE *dict;
23
24     if(!(dict = fopen("dictionary.txt", "r"))){
25         printf("Error opening file\n");
26         exit(1);
27     }
28
29     char line[35]; //dict의 각 line
30     word_hmms_type word_hmms[15];
31     int wordcount=0;
32
33     while(fgets(line, sizeof(line), dict)){ //create word hmms
34
35         if(line[strlen(line)-1]=='\n'){
36             line[strlen(line)-1]='\0';
37         }
38
39         char* word_phones[10]={NULL,}; //save phone in word_phones array
40         char* word; //save word
41         int i=-1;
42
43         char * token;
44         token = strtok (line, " ' '\t"); //seperate each line with " " or "\t"
45
46         while(token != NULL){
47             if(i<0){ //save word
48                 word=token;
49                 i++;
50             }
51             else {
52                 if(token[strlen(token)-1]==13) //carriage return
53                     token[strlen(token)-1]='\0';
54                 word_phones[i] = token; //save phone
55                 i++; //count phone #
56             }
57             token = strtok(NULL, " ' '\t");
58         } //get word, word_phones
59         int phone_count = i; //number of phones
60

```

2. word\_phones 배열에 저장해 놓은 phone들의 hmm에 접근하여 word hmm으로 합치는 작업을 수행한다. 이 때 합쳐질 대상이 되는 hmm은 new\_hmm이고 합칠 대상이 되는 hmm의 index를 back\_hmm\_index라고 하자. 그러면 앞서 정의한 ADD\_HMM으로 new\_hmm과 back\_hmm\_index를 넘겨주면 ADD\_HMM 함수는 합쳐진 결과 hmm을 return한다. (91줄 ~ 92줄) 과 같이, 합쳐진 결과를 다시 new\_hmm으로 할당해준다.

합칠 대상, 즉 back\_hmm을 찾는 방법은 전체 phone hmm의 name을 word\_phones 배열에 있는 hmm의 name과 비교하여 일치하는 name의 index를 찾는다. (67, 89째줄)

일반적인, N\_STATE 개수의 state를 갖는 hmm은 모두 ADD\_HMM으로 더한다. 하지만 sp와 같이 state가 1개인 hmm은 ADD\_SP 함수를 사용하여 더해준다. (85째줄)

zero word의 경우 두 가지 phone sequence가 존재하므로, z->ih->iy->r->ow->sp 순으로 합쳐지도록 flag를 사용해 순서를 잘 조정해준다. flag=0이면 iy가 합쳐진 후를 의미한다.

(99~102째줄) 하나의 word가 가진 phone들이 모두 합쳐지면 최종 결과를 나타내는 new\_hmm을 word\_hmms 배열에 저장한다.

```

61     ///combine hmms
62     hmmType* new_hmm=(hmmType*)malloc(sizeof(hmmType));
63     int front_hmm_index;
64     int back_hmm_index; //index of hmm to be combined
65
66     for(int j=0;j<21;j++){ //find first phone hmm as front_hmm
67         if(strcmp(word_phones[0],phones[j].name)==0){
68             (*new_hmm) = phones[j];
69             break;
70         }
71     }
72
73     int k=1;
74     int flag=1;
75     while(k < phone_count){ //adding phones one by one using ADD_HMM(hmm index,hmm index)
76         for(i=0;i<21;i++){
77             if((strcmp(word,"zero")==0)&&(k==4)&&flag){ //zero에 iy state 추가
78                 hmmType* temp_hmm = ADD_HMM(new_hmm,15,k);
79                 (*new_hmm) = (*temp_hmm);
80                 flag=0; k--;
81                 break;
82             }
83             if(strcmp(word_phones[k],"sp")==0){ //add sp
84                 if(flag==0) k=k+1; //iy가 추가된 경우
85                 hmmType* temp_hmm = ADD_SP(new_hmm,17,k);
86                 (*new_hmm) = (*temp_hmm);
87                 break;
88             }
89             if(strcmp(word_phones[k],phones[i].name)==0){
90                 back_hmm_index = i; //find phone to add next to front_hmm
91                 hmmType* temp_hmm = ADD_HMM(new_hmm,back_hmm_index,k);
92                 (*new_hmm) = (*temp_hmm);
93                 break;
94             }
95         }
96         k++;
97     }
98     //save created word hmm into word_hmms array
99     (word_hmms[wordcount].hmm)=(*new_hmm);
100     (word_hmms[wordcount].word)=strdup(word);
101     word_hmms[wordcount].phnum = phone_count;
102     wordcount++;
103
104 } //finish reading file
105 fclose(dict);

```

3. zero word의 경우 z->iy, iy->r, ow->sp로의 확률이 곱셈을 통해 matrix에 추가되고 iy->sp로의 확률이 0이 되어야 한다. (아래 사진의 110~113줄)

4. 각 단어에 대한 word\_hmm들이 모두 생성되고 나면, make\_unigram, make\_bigram 함수를 차례로 실행시킨다. (116~120) 그리고 마지막으로 Viterbi 함수를 실행시켜 음성 인식을 수행한다. (122~125줄) 이 때 feature vector 값이 들어있는 tst 폴더의 .txt 파일 이름을 char\* tempfilename로 설정한 후, Viterbi 함수로 넘겨주면, Viterbi 함수가 해당 directory의 파일에 대한 음성 인식을 수행하게 된다.

```

107 wordcount--; //zero combined
108
109 //change trans matrix of zero a bit (connect z->iy, iy->r)
110 (word_hmms[11].hmm).tp[3][13] = phones[8].tp[3][4] * phones[15].tp[0][1]; //z->iy
111 (word_hmms[11].hmm).tp[6][16] = phones[15].tp[3][4] * phones[3].tp[0][1]; //iy->r
112 (word_hmms[11].hmm).tp[12][16] = phones[16].tp[3][4] * phones[17].tp[0][1]; //ow->sp
113 (word_hmms[11].hmm).tp[15][16] = 0.000000e+000; //disconnect iy->sp
114
115 //create unigrams (read unigram.txt)
116 word_hmms_type uni_hmms[15];
117 make_unigram(wordcount,word_hmms,uni_hmms); //make unigram hmm
118
119 float* Tb = (float*)malloc(sizeof(float)*(wordcount*wordcount));
120 Tb = make_bigram(wordcount,word_hmms,Tb); //make trans matrix between word hmms (bigram)
121
122 char* tempfilename="tst/f/ak/1237743.txt"; //file name
123 float* features = (float*)malloc(sizeof(float)*(N_DIMENSION)); //feature vector
124
125 Viterbi(tempfilename,wordcount,word_hmms,uni_hmms,Tb,features); //Viterbi Algorithm
126
127 return 0;
128 }

```

### C. 프로그램 실행 방법

math.h 헤더파일을 사용하기 때문에 우분투에서 컴파일 시 아래와 같이 -lm을 붙여서 컴파일해야 한다. 현재 Viterbi.c 파일에는 각종 hmm과 matrix 등이 잘 만들어졌는지 확인할 수 있도록 printf를 붙여놓았다.

ex)

```

$ gcc -o Viterbi_out Viterbi.c -lm
$ ./Viterbi_out

```

example output)

```

soheejeong@DESKTOP-VGTC0FP:~/ai_final$ ./Viterbi_out
# of words = 12
ex: zero word's hmm => Tb:
0.000 | 1.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
0.000 | 0.674 | 0.326 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
0.000 | 0.000 | 0.702 | 0.298 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.690 | 0.310 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.310 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.445 | 0.555 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.574 | 0.426 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.779 | 0.221 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.245 | 0.000 |
0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.420 | 0.580 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.749 | 0.251 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.538 | 0.462 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.740 | 0.260 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.919 | 0.087 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.853 | 0.147 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.011 | 0.000 |
0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.841 | 0.159 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.779 | 0.221 | 0.000 | 0.000 |
0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.755 | 0.000 | 0.924 |
0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.926 | 0.074 |
0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |

Unigram Reflected:
word=<s>, unigram name=sil.starting_prob=0.990000,#of phones=1
word=eight, unigram name=eytsp.starting_prob=0.000938,#of phones=3
word=five, unigram name=fayvsp.starting_prob=0.000896,#of phones=4
word=four, unigram name=faovsp.starting_prob=0.000894,#of phones=4
word=nine, unigram name=naynsp.starting_prob=0.000862,#of phones=4
word=oh, unigram name=owsp.starting_prob=0.000915,#of phones=2
word=one, unigram name=wahvnhsp.starting_prob=0.000918,#of phones=4
word=seven, unigram name=sehvhahsp.starting_prob=0.000890,#of phones=6
word=six, unigram name=sihksssp.starting_prob=0.000930,#of phones=5
word=three, unigram name=thriysp.starting_prob=0.000910,#of phones=4
word=two, unigram name=twysp.starting_prob=0.000934,#of phones=3
word=zero, unigram name=zihrwiysp.starting_prob=0.000913,#of phones=5

Trans Matrix between word hmms => Tb:
0.0000 | 0.0938 | 0.1019 | 0.0813 | 0.0825 | 0.0922 | 0.0954 | 0.0898 | 0.0918 | 0.0829 | 0.1035 | 0.0849 |
0.1436 | 0.0752 | 0.0746 | 0.0807 | 0.0838 | 0.0739 | 0.0813 | 0.0782 | 0.0715 | 0.0752 | 0.0746 | 0.0875 |
0.1496 | 0.0845 | 0.0729 | 0.0632 | 0.0690 | 0.0754 | 0.0683 | 0.0741 | 0.0754 | 0.0825 | 0.0845 | 0.0806 |
0.1377 | 0.0840 | 0.0776 | 0.0834 | 0.0659 | 0.0789 | 0.0711 | 0.0834 | 0.0808 | 0.0873 | 0.0756 | 0.0743 |
0.1608 | 0.0777 | 0.0710 | 0.0817 | 0.0697 | 0.0770 | 0.0730 | 0.0671 | 0.0797 | 0.0770 | 0.0737 | 0.0717 |
0.1427 | 0.0751 | 0.0795 | 0.0808 | 0.0777 | 0.1578 | 0.0865 | 0.0777 | 0.0758 | 0.0808 | 0.0657 | 0.0000 |
0.1497 | 0.0824 | 0.0736 | 0.0736 | 0.0692 | 0.0723 | 0.0742 | 0.0667 | 0.0830 | 0.0805 | 0.0931 | 0.0818 |
0.1376 | 0.0863 | 0.0772 | 0.0766 | 0.0792 | 0.0811 | 0.0746 | 0.0805 | 0.0818 | 0.0772 | 0.0811 | 0.0668 |
0.1484 | 0.0795 | 0.0820 | 0.0832 | 0.0733 | 0.0770 | 0.0795 | 0.0752 | 0.0789 | 0.0727 | 0.0689 | 0.0814 |
0.1321 | 0.0794 | 0.0787 | 0.0692 | 0.0781 | 0.0851 | 0.0838 | 0.0717 | 0.0863 | 0.0679 | 0.0863 | 0.0813 |
0.1386 | 0.0817 | 0.0668 | 0.0804 | 0.0743 | 0.0829 | 0.0786 | 0.0767 | 0.0817 | 0.0811 | 0.0798 | 0.0774 |
0.1316 | 0.0784 | 0.0715 | 0.0822 | 0.0784 | 0.0000 | 0.0689 | 0.0677 | 0.0841 | 0.0886 | 0.0810 | 0.1676 |

Final Result:
six
<s>
zero
one
<s>
zero
one

```

## D. 전체 진행 상황과 소감

### 1. 구현한 것과 구현하지 못한 것, 개선 사항

전체 과제 진행 상황을 아래 표와 같이 나타냈다. Viterbi Algorithm을 어떻게 구현할 것인지 자세히 플랜을 먼저 설계하지 않고, 직관에 의존해 phone hmm을 word hmm으로 합친 결과, Viterbi Algorithm 구현 부분이 매우 복잡해졌고 결국 Viterbi Algorithm이 제대로 작동하지 않았다.

구현한 것	구현하지 못한 것
dictionary.txt를 읽어서 각 단어가 어떻게 발음 되는지 파악한 후,	Viterbi Algorithm이 정확하게 동작하지 않는다.
phone hmm을 결합하여 word hmm을 만들었다.	Viterbi Algorithm에 존재하는 부정확성의 원인을 찾아내지 못하였다.
zero는 두 가지 발음을 가지는데, 하나의 zero word hmm으로 결합하였다.	recognized txt 파일과 reference.txt 파일을 비교하지 못하였다. (HResults.exe가 알 수 없는 오류로 인해 동작하지 않음)
word hmm과 unigram을 사용하여 input 확률이 추가된 unigram hmm을 만들었다.	
Viterbi Algorithm을 구현하고 결과 word	

sequence를 도출하였다.	
------------------	--

## 2. 고찰

- 이번 과제를 구현하기 위해 공부하고 검색해보고 여러 가지 방법을 시도해보면서, 비록 최종 구현에 성공하지는 못했지만 중요한 것들을 배웠다.
- 먼저 멀게만 느껴졌던 '인공지능 알고리즘 구현'이 조금 더 공부하고 연습하면 나도 구현할 수 있겠다는 자신감을 얻었다. 또한 여러 가지 인공지능 알고리즘의 구현 방법과 인공지능의 동작 원리에 대해 이해할 수 있었다. 수업 수강 이전에는 인공지능은 굉장히 고차원적이고 고급스러운 프로그램과 코드로 동작할 줄 알았지만, 오히려 간결하고 널리 알려진 방법으로도 충분히 구현될 수 있었다.
- 또한 과제를 수행하다가 여러 번 새로 시작하기를 반복하면서, 한 가지 기능만 구현하는 것이 아닌 여러 가지 기능이 복합적으로 맞물려서 수행되는 프로그램을 작성할 때는 먼저 정확히 구체적으로 설계하는 것이 매우 중요함을 알게 되었다.