# Viterbi Algorithm

전기생체공학부 전기공학전공

홍종혁

## 목차

- 1. 전체 코드
- 2. 알고리즘 설명
  - (1) Hidden Sequence 및 Observation Sequence 생성
  - (2) Viterbi Algorithm
  - (3) Error 확인
  - (4) Model Setting
  - (5) Evaluate the Average Error Probability
- 3. 결과
- 4. 부록

## 1. 전체 코드

```
%% Settings
clear
clc
error=0;
A=[0.975 0.025;0.025 0.975];
p=0.1 or 0.05 or 0.01; (셋 중 하나로 설정)
B=[1-p p; p 1-p];
testnum=1000;
%% Evaluate the Average Error Probability
for i=1:testnum
   [y,z]=make(p);
   zhat=viterbi(A,B,y);
   cnt=test(zhat,z);
   if cnt~=0
       error=error+cnt;
   end
end
s=num2str(error/(testnum*0.01));
disp("Error probability is "+s+"%")
%% Check Error
function cnt=test(zhat,z)
cnt=0;
len=length(z);
for t=1:len
   if zhat(t)~=z(t)
       cnt=1;
       break
   end
end
end
%% Viterbi Algorithm
function zhat=viterbi(A,B,y)
len=length(y);
zhat=zeros(1,len);
prob=zeros(2,len);
prob(:,1)=B(:,1).*[1;0];
index=zeros(2,len);
for t=2:len
   [prob(1,t),index(1,t)]=max(prob(:,t-1).*A(:,1).*B(1,y(t)+1));
   [prob(2,t),index(2,t)]=max(prob(:,t-1).*A(:,2).*B(2,y(t)+1));
[~,argmax]=max(prob(:,len));
zhat(len)=argmax-1;
for t=len:-1:2
   zhat(t-1)=index(zhat(t)+1,t)-1;
end
end
%% Make Hidden Sequence and Observation Sequence
function [y,z]=make(p)
z=zeros(1,100);
```

```
y=zeros(1,100);
y(1)=0;
previous=0;
state=[1 0];
for t=2:100
   zd=rand(1);
   if zd<0.975
       z(t)=previous;
   else
       z(t)=state(previous+1);
       previous=z(t);
    end
   yd=rand(1);
    if yd<1-p
       y(t)=z(t);
       y(t)=state(z(t)+1);
   end
end
end
```

## 2. 알고리즘 설명

### (1) Hidden Sequence 및 Observation Sequence 생성

```
%% Make Hidden Sequence and Observation Sequence
function [y,z]=make(p)
z = zeros(1,100);
y=zeros(1,100);
y(1)=0;
previous=0;
state=[1 0];
for t=2:100
   zd=rand(1);
   if zd<0.975
       z(t)=previous;
   else
       z(t)=state(previous+1);
       previous=z(t);
   yd=rand(1);
   if yd<1-p</pre>
       y(t)=z(t);
       y(t)=state(z(t)+1);
   end
end
end
```

이 함수는 Observation에 연관된 확률 p를 입력받는다. 우리는 z(1)=0 임을 알고 있다. 따라서 y(0)의 값도 사전에 설정할 수 있다. y(1)=0이다. 그 후 z(t-1)로부터 z(t)의 값을

얻기 위해서, 이전 state의 값을 의미하는 변수 previous를 지정한다.

for 문을 이용하여, t=2에서 t=100까지 반복한다. z(t)를 결정하기 위한 변수 zd를 생성한다. t0. t1 가이의 랜덤 난수를 t2 가지로 t3 가지로 t4 가지로 t5 이용하여 t7 가지로 t7 가지로 t7 가지로 t8 가지로 t9 가지로

이 함수는 Hidden Sequence z와 Observation Sequence y를 반환한다.

#### (2) Viterbi Algorithm

```
%% Viterbi Algorithm
function zhat=viterbi(A,B,y)
len=length(y);
zhat=zeros(1,len);
prob=zeros(2,len);
prob(:,1)=B(:,1).*[1;0];
index=zeros(2,len);
for t=2:len
   [prob(1,t),index(1,t)]=max(prob(:,t-1).*A(:,1).*B(1,y(t)+1));
   [prob(2,t),index(2,t)]=max(prob(:,t-1).*A(:,2).*B(2,y(t)+1));
[~,argmax]=max(prob(:,len));
zhat(len)=argmax-1;
for t=len:-1:2
   zhat(t-1)=index(zhat(t)+1,t)-1;
end
end
```

Viterbi Algorithm을 수행하는 함수이다. State Transition matrix A와 Measurement matrix B, Observation y를 입력받는다.

y의 길이를 저장할 변수 len을 선언하고 Estimation 값을 저장할 배열 zhat을 1 by len size 로, Dynamic Programming을 위해 확률을 담을 행렬을 prob이라는 이름으로 2 by len size로 선언한다. 반복문을 수행하기 전에 사전 확률을 설정해 둔다. 우리는 z(1)=0임을 알고 있으므로, 사전 확률은 B(:,1).\*[1;0], 즉 [0.9;0]이 된다. 그리고  $\max$ 확률이 어느 경로로 왔는지 index를 저장할 행렬을 2 by len size로 선언한다.

반복문을 t=2에서 t=len까지 수행한다. 이 때 두 가지의 식

 $\delta_j(t) = \max_i \{\delta_i(t-1)a_{ij}b_{jy_t}\}, \psi_j(t) = \operatorname*{argmax}_i \{\delta_i(t-1)a_{ij}b_{jy_t}\}$ 를 state의 개수만큼 수행한다. state의 개수가 2개이므로 for 문을 사용하지 않고 그냥 작성하였다.

for문이 끝난 후, prob 행렬의 마지막 열의 값 중 가장 큰 값의 index를 얻어와 zhat의 마

지막 위치에 얻어 온 index에 해당하는 값을 저장한다. 그 후 다시 for문을 사용하여 Backward direction으로 최적의 경로를 찾아서 zhat에 Estimated Value를 저장한다.

이 함수는 Estimated Sequence zhat을 반환한다.

#### (3) Error 확인

```
%% Check Error
function cnt=test(zhat,z)
cnt=0;
len=length(z);
for t=1:len
    if zhat(t)~=z(t)
        cnt=1;
        break
    end
end
end
```

오류 측정을 위한 함수이다. Estimated Sequence zhat과 Hidden Sequence z를 입력받는다.

오류 측정을 위한 변수 cnt를 선언한 후,z의 길이를 변수 len에 저장한 후 t=1에서 t=len까지 반복한다.  $zhat(t) \neq z(t)$ 인 경우가 단 한 번이라도 있었다면, cnt=1로 설정하고, 반복 문을 종료한다.

이 함수는 cnt값을 반환한다.

#### (4) Model Setting

```
%% Settings
clear
clc
error=0;
A=[0.975 0.025;0.025 0.975];
p=0.1 or 0.05 or 0.01; (셋 중 하나로 설정)
B=[1-p p;p 1-p];
testnum=1000;
```

모든 변수와 명령창을 초기화 해주고, error 발생 횟수의 측정을 위한 변수 error를 선언한다. A와 B, 그리고 p를 문제에서 주어진 대로 설정해준다. testnum은 검사 시행 횟수이다.

#### (5) Evaluate the Average Error Probability

```
%% Evaluate the Average Error Probability
for i=1:testnum
  [y,z]=make(p);
  zhat=viterbi(A,B,y);
  cnt=test(zhat,z);
  if cnt~=0
      error=error+cnt;
```

```
end
end
s=num2str(error/(testnum*0.01));
disp("Error probability is "+s+"%")
```

for문을 활용하여 testnum 만큼 반복한다. make 함수, viterbi 함수를 사용해서 Estimated Sequence zhat을 얻는다. test 함수를 사용해서 cnt를 얻는다. if문을 사용해서 cnt가 0이 아니라면, 즉 cnt=1 인 경우 error값이 1 증가하도록 설정한다.

반복문이 종료되면, error/(testnum\*0.01)을 string 자료형으로 변경한다. 그 후 disp함수를 활용하여 Error probability가 몇 %인지 출력한다.

## 3. 결과

결과의 신뢰성을 위해 Error Probability를 계산하는 코드를 다음과 같이 임시로 변경하였다.

```
for j=1:5
    error=0;
    for i=1:testnum
        [y,z]=make(p);
        zhat=viterbi(A,B,y);
        cnt=test(zhat,z);
        if cnt~=0
            error=error+cnt;
        end
    end
    js=num2str(j);
    s=num2str(error/(testnum*0.01));
    disp("Trial "+js+"; Error probability is "+s+"%")
end
```

시행 시 총 5회 분량의 Error Probability가 출력될 것이다. 시행 결과는 다음과 같다.

#### (1) $P_{avg}(0.01)$

시행 횟수(회)	1	2	3	4	5
결과(%)	12.9	13.1	11.3	14.4	14.1

### (2) $P_{avg}(0.05)$

시행 횟수(회)	1	2	3	4	5
결과(%)	38.6	36.3	39.4	38.4	39.4

#### (3) $P_{avg}(0.1)$

시행 횟수(회)	1	2	3	4	5
결과(%)	55.9	57.8	55.3	58.1	56.3

z(t)의 값이 올바르게 관측될 확률은 p가 아니라 1-p이다. 따라서 p가 커짐에 따라 1-p의 값은 작아지므로,  $Error\ Probability$ 가 높게 측정되는 것을 확인할 수 있었다.

## 4. 부록

Error Probability	시행 결과
$P_{avg}(0.01)$	Trial 1; Error probability is 12.9% Trial 2; Error probability is 13.1% Trial 3; Error probability is 11.3% Trial 4; Error probability is 14.4% Trial 5; Error probability is 14.1%  fx >>>
$P_{avg}(0.05)$	Trial 1; Error probability is 38.6% Trial 2; Error probability is 36.3% Trial 3; Error probability is 39.4% Trial 4; Error probability is 38.4% Trial 5; Error probability is 39.4%  fx >>
$P_{avg}(0.1)$	Trial 1; Error probability is 55.9% Trial 2; Error probability is 57.8% Trial 3; Error probability is 55.3% Trial 4; Error probability is 58.1% Trial 5; Error probability is 56.3%  fx; >>