



Αναγνώριση Προτύπων  
Εργασία 3  
Αλβανάκη Παρασκευή  
AM 57286

### ΕΡΩΤΗΜΑ 3.1

A)

Ο κώδικας με τον οποίο υλοποιήθηκε η  $g(x)$  είναι ο παρακάτω:

```
function [g] = g_calculation(m,S,P,x)
d=length(m);
g=-0.5*(transpose(x-m))*(S^(-1))*(x-m)-d*0.5*log(2*pi)-0.5*log(det(S))+log(P);
end
```

B)

Ο κώδικας με τον οποίο υπολογίστηκε η Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ δύο αυθαίρετων σημείων d-διαστάσεων  $x_1$  και  $x_2$  είναι ο παρακάτω:

```
function [dist] = Euclidean(x1,x2)
dist=sqrt(sum((x1-x2).^2));
disp(dist);
%ή με norm(x1-x2)
end
```

Γ)

Η απόσταση Mahalanobis είναι ένα μέτρο της απόστασης μεταξύ ενός σημείου  $P$  (διανύσματος παρατηρήσεων) και μιας κατανομής  $D$ . Είναι μία πολυδιάστατη γενίκευση του πόσες τυπικές αποκλίσεις απέχει το  $P$  από τη μέση τιμή της κατανομής.

Ο κώδικας με τον οποίο υπολογίστηκε η Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ δύο αυθαίρετων σημείων d-διαστάσεων  $x_1$  και  $x_2$  είναι ο παρακάτω:

```
function [mah_dist] = Mahalanobis(m,S,x)
mah_dist=sqrt((transpose(x-m)*inv(S)*(x-m));
end
```

### ΕΡΩΤΗΜΑ 3.2

1

Το σημείο διαχωρισμού για τις 2 κατηγορίες είναι  $-4.8438 < x_1 < 4.0958$  για να έχει ταξινομηθεί στο  $\omega_1$ .

---

2

Τα εμπειρικά σφάλματα για τα δείγματα που μας δώθηκαν είναι:

$$e1 = -4.8438 \text{ και } e2 = 4.0958$$

---

3

Η περιοχή διαχωρισμού για τα 2 χαρακτηριστικά είναι η παρακάτω:

$$-0.023547938 \cdot x_1^2 - 0.017614759 \cdot x_1 + 0.004196469 \cdot x_2^2 - 0.06859997 \cdot x_2 + 0.323072535$$

και τα σφάλματα είναι  $e1=0.2$  ,  $e2=0.2$

---

4

Η περιοχή διαχωρισμού για τα 3 χαρακτηριστικά είναι η παρακάτω:

$$-0.023547938 \cdot x_1^2 - 0.017614759 \cdot x_1 + 0.004196469 \cdot x_2^2 - 0.0685999705 \cdot x_2 + 0.0019927526 \cdot x_3^2 - 0.010458093 \cdot x_3 + 0.2812254608$$

και τα σφάλματα είναι  $e1=0.2$  ,  $e2=0.2$

---

5

Η προσθήκη περισσότερων χαρακτηριστικών δεν πετυχαίνει απαραίτητα καλύτερο διαχωρισμό .  
Αν αυξήσουμε το πλήθος των δειγμάτων του training τότε ίσως έχουμε καλύτερα αποτελέσματα με τα περισσότερα χαρακτηριστικά αν το range των αποτελεσμάτων μας βοηθάει στο classification (αν δηλαδή τα δείγματα διαφορετικών κλάσεων ενός νέου χαρακτηριστικού απέχουν επαρκώς ως προς τον άξονα του).

---

6

Οι περιοχές διαχωρισμού είναι οι εξής:

$$D12 = -0.023547938 \cdot x_1^2 - 0.017614759 \cdot x_1 + 0.0041964693 \cdot x_2^2 - 0.06859997 \cdot x_2 + 0.0019927526 \cdot x_3^2 - 0.01045809 \cdot x_3 + 2.360667$$

$$D13 = 0.02826353466 \cdot x_1^2 - 0.5535114818 \cdot x_1 + 0.0269063612 \cdot x_2^2 - 0.311493715 \cdot x_2 - 0.016417189 \cdot x_3^2 - 0.08027517969 \cdot x_3 + 2.99500356869$$

$$D23 = 0.0518114727 \cdot x_1^2 - 0.5358967227 \cdot x_1 + 0.0227098919 \cdot x_2^2 - 0.2428937447 \cdot x_2 - 0.018409942 \cdot x_3^2 - 0.0698170866 \cdot x_3 + 0.634336566$$

### ΕΡΩΤΗΜΑ 3.3

1

Η αρχική κατανομή του  $\theta$  αποτελεί συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας και άρα το ολοκλήρωμα της ως προς  $\theta$  είναι 1.

Ολοκληρώνοντας ως προς  $\theta$  μπορούμε να βρούμε το A.

$$p = \sin(\pi \cdot x);$$

$$A = 1 / \int (p, [0, 1]);$$

$$\Rightarrow A = \pi/2$$

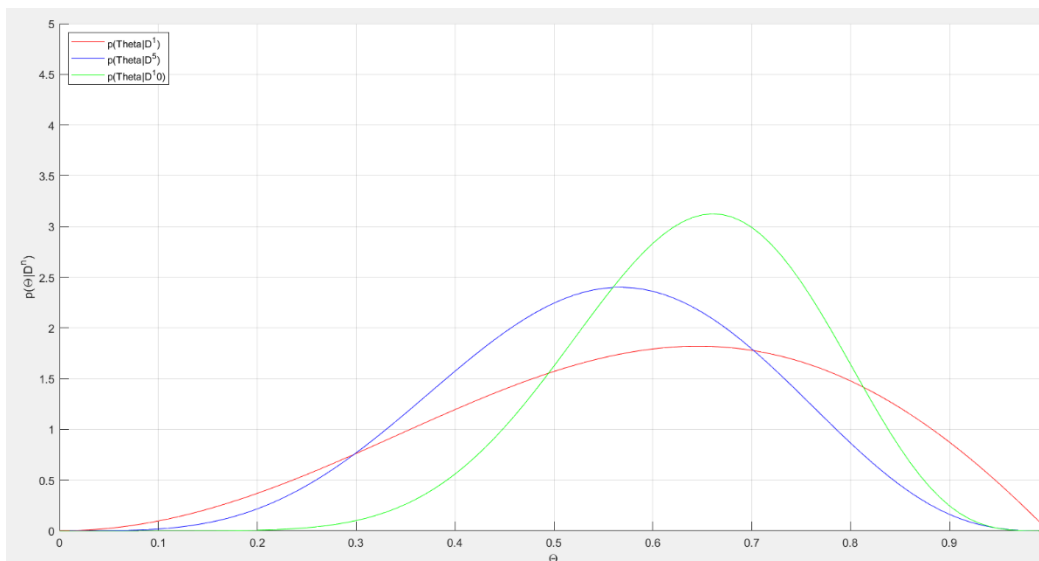
2

Γνωρίζω πως στο πρόβλημα ρίψης νομίσματος ισχύει:

$$p(x_n | \theta) * p(\theta | D^{n-1}) = \theta^{\kappa} * (1 - \theta)^{n - \kappa} p(\theta | D^0)$$

$$\text{Συνεπώς προκύπτει η σχέση: } p(\theta | D^n) = \frac{\theta^{\kappa} * (1 - \theta)^{n - \kappa} p(\theta | D^0)}{\int \theta^{\kappa} * (1 - \theta)^{n - \kappa} p(\theta | D^0) d\theta}$$

Η γραφική αποϊκόνιση είναι η παρακάτω:



3

Το  $p(x=k | D^{10}) = 3.1244$  για  $x=0.66$  (Ο κώδικας με τον οποίο υπολογίστηκε βρίσκεται στο αρχείο ask\_3)

## ΕΡΩΤΗΜΑ 4

A

Δημιουργώ τυχαία δείγματα για το  $X$  χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση `ler1=mnvnrnd(m1,s,3334)` για την 1<sup>η</sup> κατανομή και `ler2=mnvnrnd(m1,s,3333)`. Για την 2<sup>η</sup> και 3<sup>η</sup> (αυτές έχουν 1 τιμή λιγότερη αφού θέλω τα συνολικά σημεία να είναι 10000. Ομοίως δημιουργώ τα δείγματα για το  $X_1$  με την εντολή `t1=mnvnrnd(m1,s,334)` και `t2=mnvnrnd(m1,s,333)` για τις  $t_2$  και  $t_3$ .

B

Για το ερώτημα αυτό επέλεξα τον ταξινομητή ο οποίος χρησιμοποιεί την απόσταση Mahalanobis που σε αυτή την περίπτωση είναι ισοδύναμος με τον Bayes. Ευκλείδια απόσταση δεν ενδείκνυται να χρησιμοποιήσω γιατί ο πίνακας  $\Sigma$  δεν είναι διαγώνιος. Στο αρχείο `ask_4_b` έχουν υλοποιηθεί και οι 3 ταξινομητές (με ευκλείδια με `mahalanobis` και με `bayes` και παρατηρούμε πως όντως ο Bayes δίνει ίδιο αποτέλεσμα με τον Mahalanobis και η ευκλείδια απόσταση δίνει το χειρότερο αποτέλεσμα όπως το περιμέναμε.

```
>> ask_4_b
The Mahalanobis error is:
    0.1000

Euclidean Error
    0.1100

The Bayes error is:
    0.1000
```

Ο κώδικας ο οποίος υπολογίζει την Mahalanobis distance και το αντίστοιχο error δίνεται παρακάτω. Ουσιαστικά για κάθε δείγμα το ταξινομώ στην κλάση με την μικρότερη απόσταση και στη συνέχεια βλέπω εάν τα δείγματα μου έχουν ταξινομηθεί στη σωστή κατανομή. Ο κώδικας είναι ο εξής:

```
X1=[t1;t2;t3]';

[l,c]=size(m);
[l,N]=size(X1);
for i=1:N
    for j=1:c
        dm(j)=sqrt((X1(:,i)-m(:,j))'*s^-1*(X1(:,i)-m(:,j)));
    end
    [num,z(i)]=min(dm);
end

w1=(length(find(z(1:334)==1)));
```

```
w2=(length(find(z(335:667)==2)));
w3=(length(find(z(668:1000)==3)));
error=1-(w1+w2+w3)/1000;
disp('The Mahalanobis error is:');
disp(error);
```

Στο αρχείο περιλαμβάνονται και οι κώδικες για την ευκλείδια απόσταση και τον Bayes.

Γ

Για το ερώτημα αυτό χρειάζεται να υπολογίσουμε και τις παραμέτρους  $\mu$  και  $\Sigma$ . Έτσι υπολογίζουμε για κάθε μια κατανομή τα  $\mu_1, \mu_2, \mu_3$  και τα  $\Sigma_1, \Sigma_2, \Sigma_3$  και στη συνέχεια για να βγάλουμε το τελικό  $\Sigma$  υπολογίζουμε τον μέσο όρο των τριών  $\Sigma$ . Πάλι επιλέγεται η Mahalanobis distance για τους λόγους που αναφέρθηκαν και στο προηγούμενο ερώτημα ομοίως με πριν όμως υλοποιούνται και οι υπόλοιποι ταξινομητές για να συγκρίνουμε τα αποτελέσματα. Παρατηρούμε ότι όντως και σε αυτό το ερώτημα οι ταξινομητές bayes και mahalanobis δίνουν το ίδιο αποτέλεσμα με την ευκλείδια απόσταση να μας δίνει το μεγαλύτερο σφάλμα όπως αναμενόταν.

```
The Mahalanobis error is:
0.0950

Euclidean Error
0.0920

Bayesian Error
0.0950
```

Ο κώδικας για τον ταξινομητή mahalanobis είναι ο παρακάτω (στο αρχείο ask\_4\_c υπάρχουν υλοποιημένοι mahalanobis και euclidean) :

```
%----- c Mahalanobis -----
[l,c]=size(m);
[l,N]=size(X1);
x1=X(:,1:3334);
x2=X(:,3335:6667);
x3=X(:,6668:10000);
m_hat1=(1/length(x1)).*sum(x1,2);
m_hat2=(1/length(x2)).*sum(x2,2);
m_hat3=(1/length(x3)).*sum(x3,2);
S1=0;S2=0;S3=0;
for k=1:length(x2)
    S1=S1 + (x1(:,k)-m_hat1)*(x1(:,k)-m_hat1)';
    S2=S2 + (x2(:,k)-m_hat2)*(x2(:,k)-m_hat2)';
    S3=S3 + (x3(:,k)-m_hat3)*(x3(:,k)-m_hat3)';
end
S1=S1+(x1(:,length(x1))-m_hat1)*(x1(:,length(x1))-m_hat1)';
```

```

S_hat=(1/3)*((1/length(x1))*S1+(1/length(x2))*S2+(1/length(x3))*S3)
';
%κατηγοριοποίηση των test
m=[m_hat1 m_hat2 m_hat3];
[l,c]=size(m);
[l,N]=size(X1);
for i=1:N
    for j=1:c
        dm(j)=sqrt((X1(:,i)-m(:,j))'*s^-1*(X1(:,i)-m(:,j)));
    end
    [num,z(i)]=min(dm);

end

w1=(length(find(z(1:334)==1)));
w2=(length(find(z(335:667)==2)));
w3=(length(find(z(668:1000)==3)));
error2=1-(w1+w2+w3)/1000;
disp("The Mahalanobis error is:");
disp(error2);

```

Δ

Με τα συγκεκριμένα  $\Sigma$  που μας δίνονται δεν μπορεί να πραγματοποιηθεί ούτε mahalanobis ούτε η ευκλείδεια απόσταση ως classifiers καθώς ο covariance matrix δεν είναι ίδιος για όλες τις κλάσεις. Συνεπώς θα χρησιμοποιήσω Bayes. Ο Bayes ουσιαστικά ταξινομεί κάθε δείγμα στην κλάση με το μεγαλύτερο  $P(w_1|x) = \frac{p(x|w_1) \cdot P(w_1)}{p(x)}$ . Για λόγους σύγκρισης όπως και πριν έχουν δηλιουργηθεί και οι euclidian και mahalanobis ταξινομητές για τα ερωτήματα β και γ με τα νέα δεδομένα στο αρχείο ask\_4\_d.

- Για το ερώτημα β παρατηρούμε ότι όντως ο bayes μας δίνει το μικρότερο σφάλμα όπως αναμέναμε.

```

The Bayesian error for new b is:
0.0380

The Mahalanobis error for new b is:
0.0470

The Euclidean Error for new b is:
0.0450

```

Ο κώδικας με τον οποίο υλοποιήθηκε ο Bayes είναι ο παρακάτω:

```

%bayesian
[l,c]=size(m);
[l,N]=size(X1);

```

```

lik=@(x,m,s,d) exp(-0.5*(x-m)'*inv(s)*(x-
m))/(((2*pi)^(d/2))*det(s)^(0.5));
z=zeros(1,length(X1));
for i=1:N
    dm=[p1*lik(X1(:,i),m1,s(:, :,1),3)
p2*lik(X1(:,i),m2,s(:, :,2),3) p3*lik(X1(:,i),m3,s(:, :,3),3)];
    z(i)=find(dm==max(dm));
end
w1=(length(find(z(1:167)==1)));
w2=(length(find(z(168:334)==2)));
w3=(length(find(z(335:1000)==3)));
error=1-(w1+w2+w3)/1000;
disp("The Bayesian error for new b is:");
disp(error);

```

- Για το ερώτημα γ παρατηρούμε ότι όπως και πριν ο bayes μας δίνει το μικροτερο σφάλμα όπως αναμέναμε.

```

The Bayesian error for new c is:
0.0360

```

```

The Mahalanobis error for new c is:
0.0460

```

```

The Euclidean Error for new c is:
0.0440

```