



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ  
ΠΑΤΡΩΝ  
UNIVERSITY OF PATRAS

*UNIVERSITY OF PATRAS*

*SCHOOL OF ENGINEERING*

*Department of Computer Engineering & Informatics*

*Division of Applications and Foundations*

*of Computer Science*

*Pattern Recognition Laboratory*

*Director: S. Likothanassis, Professor,*

*e-mail : [likothan@ceid.upatras.gr](mailto:likothan@ceid.upatras.gr)*

*URL: <http://prlab.ceid.upatras.gr/~likothan/>*

**Εργαστηριακή Άσκηση**  
**για το μάθημα Θεωρία Αποφάσεων**  
**2019 - 2020**  
**Μέρος Α΄**

*Διδάσκοντες: Σ. Λυκοθανάσης, Α. Ανδρικόπουλος*

**Ακ. Έτος 2019-20**

**ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟ:**

Σε αυτή την εργαστηριακή άσκηση καλείστε να χρησιμοποιήσετε βασικά στοιχεία πιθανοθεωρίας, αλλά και να εξασκηθείτε στη θεωρία αποφάσεων του Bayes, λύνοντας απλά προβλήματα (κανόνες απόφασης, όρια απόφασης και λάθος απόφασης). Για κάποιους υπολογισμούς και το σχεδιασμό διαγραμμάτων, μπορείτε να χρησιμοποιήσετε το Matlab.

**Ερώτημα 1.**

Θεωρείστε τα 2 διαστάσεων δεδομένα από δύο κλάσεις  $\omega_1$  και  $\omega_2$  και κάθε μία από αυτές ακολουθεί την Gaussian κατανομή  $p(x/\omega_k) \sim N(\mu_k, \Sigma_k)$ .

Πίνακας 1: Δεδομένα από τις κλάσεις  $\omega_1$  και  $\omega_2$

| $\omega_1$ | $\omega_2$ |
|------------|------------|
| (0, 0)     | (6, 9)     |
| (0, 1)     | (8, 9)     |
| (2, 2)     | (9, 8)     |
| (3, 1)     | (9, 9)     |
| (3, 2)     | (9, 10)    |
| (3, 3)     | (8, 11)    |

1. Ποια είναι η εκ των προτέρων πιθανότητα για κάθε κλάση; ( $P(\omega_1)$  και  $P(\omega_2)$ ).

**Απάντηση:**

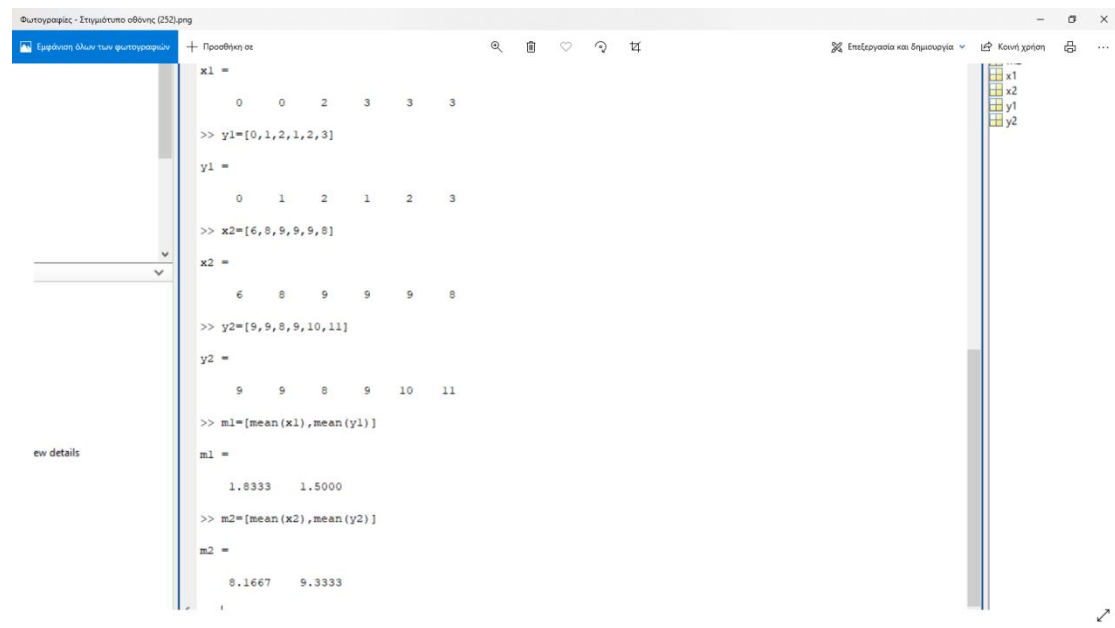
Έχουμε 12 δείγματα συνολικά και κάθε κλάση βλέπουμε ότι περιέχει 6 δείγματα. Άρα η εκ των προτέρων πιθανότητα για την κλάση  $\omega_1$  είναι  $P(\omega_1)=6/12=1/2$  και αντίστοιχα για την  $\omega_2$  είναι  $P(\omega_2)=6/12=1/2$ .

2. Να υπολογίσετε τη μ.τ. και τον πίνακα συνδιασποράς, για κάθε κλάση.

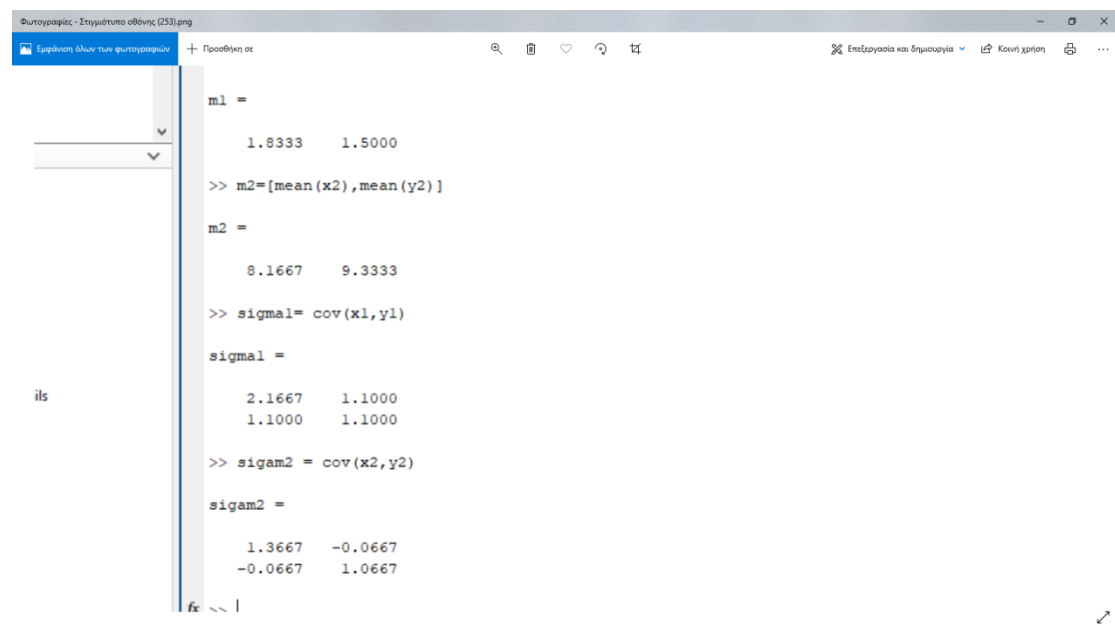
**Απάντηση:**

Μπορούμε να υπολογίσουμε την μέση τιμή βρίσκοντας το μέσο όρο των τετμημένων και τον μέσο όρο των τεταγμένων για τα δείγματα που ανήκουν σε κάθε κλάση αλλά για ευκολία χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση `mean()` της Matlab απ' την οποία προέκυψε ότι η μέση τιμή για την κλάση  $\omega_1$  είναι  $\mu_1=(1.8333, 1.500)$  και για την  $\omega_2$  η  $\mu_2=(8.1667, 9.3333)$ . Για τον υπολογισμό των πινάκων συνδιασποράς για κάθε κλάση έκανα χρήση της συνάρτησης `cov()` της Matlab. Έτσι ο πίνακας συνδιασποράς για την κλάση  $\omega_1$  είναι  $\Sigma_1 = \begin{pmatrix} 2.1667 & 1.1000 \\ 1.1000 & 1.1000 \end{pmatrix}$  και για την κλάση  $\omega_2$  είναι  $\Sigma_2 = \begin{pmatrix} 1.3667 & -0.0667 \\ -0.0667 & 1.0667 \end{pmatrix}$ .

Ο κώδικας για τον υπολογισμό των παραπάνω φαίνεται στα παρακάτω στιγμιότυπα.



```
x1 =  
    0    0    2    3    3    3  
  
>> y1=[0,1,2,1,2,3]  
  
y1 =  
    0    1    2    1    2    3  
  
>> x2=[6,8,9,9,9,8]  
  
x2 =  
    6    8    9    9    9    8  
  
>> y2=[9,9,8,9,10,11]  
  
y2 =  
    9    9    8    9   10   11  
  
>> m1=[mean(x1),mean(y1)]  
  
m1 =  
    1.8333    1.5000  
  
>> m2=[mean(x2),mean(y2)]  
  
m2 =  
    8.1667    9.3333
```



```
m1 =  
    1.8333    1.5000  
  
>> m2=[mean(x2),mean(y2)]  
  
m2 =  
    8.1667    9.3333  
  
>> signal= cov(x1,y1)  
  
signal =  
    2.1667    1.1000  
    1.1000    1.1000  
  
>> sigam2 = cov(x2,y2)  
  
sigam2 =  
    1.3667   -0.0667  
   -0.0667    1.0667
```

3. Να παράγετε την εξίσωση για το όριο απόφασης που διαχωρίζει τις δύο κλάσεις και να σχεδιάσετε το όριο απόφασης (σημείωση: Αν θέλετε μπορείτε να χρησιμοποιήσετε την εκ των υστέρων πιθανότητα  $p(\omega_i/x)$ ).

#### Απάντηση:

Από την θεωρία γνωρίζουμε ότι το όριο απόφασης του Bayes δίνεται αν εξισώσουμε τις εκ των υστέρων πιθανότητες για κάθε κλάση, δηλαδή από την σχέση  $p(\omega_1|X)=p(\omega_2|X)$  ,όπου  $X=(x,y)$  το δισδιάστατο διάνυσμα χαρακτηριστικών.

Αντικαθιστώντας στην παραπάνω σχέση σύμφωνα με τον κανόνα απόφασης του Bayes έχουμε διαδοχικά

$$\frac{p(X|\omega_1) * P(\omega_1)}{p(X)} = \frac{p(X|\omega_2) * P(\omega_2)}{p(X)}$$

Το evidence είναι ίδιο και για τις 2 κλάσεις και όπως είδαμε στο ερώτημα 1 οι εκ των προτέρων πιθανότητες των 2 κλάσεων είναι ίσες  $P(\omega_1)=P(\omega_2)=1/2$  άρα τελικά η εξίσωση του ορίου απόφασης προκύπτει από την λύση της  $p(X|\omega_1)=p(X|\omega_2)$ . Σύμφωνα με τον τύπο της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας πολλών μεταβλητών ισχύει  $p(X|\omega_1) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2}} * \frac{1}{|\Sigma_1|^{1/2}} * \exp\{-\frac{1}{2} * (X - \mu_1)^T \Sigma_1^{-1} (X - \mu_1)\}$ , αντίστοιχα και για την  $p(X|\omega_2)$ , και εδώ  $d=2$  αφού είμαστε στις 2 διαστάσεις άρα έχουμε

$$\begin{aligned} \frac{1}{2\pi} * \frac{1}{|\Sigma_1|^{1/2}} * \exp\left\{-\frac{1}{2} * (X - \mu_1)^T * \Sigma_1^{-1} * (X - \mu_1)\right\} \\ = \frac{1}{2\pi} * \frac{1}{|\Sigma_2|^{1/2}} * \exp\left\{-\frac{1}{2} * (X - \mu_2)^T * \Sigma_2^{-1} * (X - \mu_2)\right\} \end{aligned}$$

Λογαριθμίζοντας παίρνουμε:  $\ln\left(\frac{1}{|\Sigma_1|^{1/2}}\right) + \ln\left(\exp\left\{-\frac{1}{2} * (X - \mu_1)^T * \Sigma_1^{-1} * (X - \mu_1)\right\}\right) = \ln\left(\frac{1}{|\Sigma_2|^{1/2}}\right) + \ln\left(\exp\left\{-\frac{1}{2} * (X - \mu_2)^T * \Sigma_2^{-1} * (X - \mu_2)\right\}\right) \Rightarrow$

$$\begin{aligned} -\frac{1}{2} * (X - \mu_1)^T * \Sigma_1^{-1} * (X - \mu_1) - \frac{1}{2} * \ln(|\Sigma_1|) \\ = -\frac{1}{2} * (X - \mu_2)^T * \Sigma_2^{-1} * (X - \mu_2) - \frac{1}{2} * \ln(|\Sigma_2|) \end{aligned}$$

Από την Matlab οι ορίζουσες των πινάκων είναι  $\det(\Sigma_1)=1.1733$  και  $\det(\Sigma_2)=1.4533$  επιπλέον  $\Sigma_1^{-1} = \begin{pmatrix} 0.9375 & -0.9375 \\ -0.9375 & 1.8466 \end{pmatrix}$  και  $\Sigma_2^{-1} = \begin{pmatrix} 0.7339 & 0.0459 \\ 0.0459 & 0.9404 \end{pmatrix}$  και αντικαθιστούμε το διάνυσμα  $X = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$  και τα διανύσματα μέσω των τιμών  $\mu_1 = \begin{pmatrix} 1.833 \\ 1.500 \end{pmatrix}$ ,  $\mu_2 = \begin{pmatrix} 8.1667 \\ 9.3333 \end{pmatrix}$  η εξίσωση γίνεται

$$\begin{aligned} -\frac{1}{2} * \ln(1.1733) - \frac{1}{2} * \left[ \begin{pmatrix} x - 1.833 \\ y - 1.500 \end{pmatrix}^T * \begin{pmatrix} 0.9375 & -0.9375 \\ -0.9375 & 1.8460 \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} x - 1.833 \\ y - 1.500 \end{pmatrix} \right] = \\ -\frac{1}{2} * \ln(1.4533) - \frac{1}{2} * \left[ \begin{pmatrix} x - 8.1667 \\ y - 9.3333 \end{pmatrix}^T * \begin{pmatrix} 0.7339 & 0.0459 \\ 0.0459 & 0.9404 \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} x - 8.1667 \\ y - 9.3333 \end{pmatrix} \right] \text{ και} \end{aligned}$$

κάνοντας χρήση της Matlab η εξίσωση που προκύπτει για το όριο απόφασης είναι:

$$\begin{aligned} ((x - 11/6) * ((15*y)/16 - (15*x)/16 + 5/16))/2 + ((y - 3/2) * ((15*x)/16 - (325*y)/176 + 185/176))/2 - 0.0799 = - ((x - 49/6) * ((80*x)/109 + (5*y)/109 - 700/109))/2 - ((y - 28/3) * ((5*x)/109 + (205*y)/218 - 1995/218))/2 - 0.1869 \end{aligned}$$

Ακολουθούν στιγμιότυπα με τον κώδικα για τους παραπάνω υπολογισμούς και οπτικοποίηση του ορίου απόφασης

```
Φωτογραφίες - Στοιχείο οθόνης (272).png
Εμφάνιση όλων των φωτογραφιών + Προσθήκη σε Επεξεργασία και δημιουργία Καντή χρήση ...

Command Window

>> det(sigma1)

ans =

    1.1733

>> det(sigma2)

ans =

    1.4533

>> inv(sigma1)

ans =

    0.9375   -0.9375
   -0.9375    1.8466

>> inv(sigma2)

ans =

    0.7339    0.0459
    0.0459    0.9404

fx >>
```

```
Φωτογραφίες - Στοιχείο οθόνης (276).png
Εμφάνιση όλων των φωτογραφιών + Προσθήκη σε Επεξεργασία και δημιουργία Καντή χρήση ...

MATLAB
CODE | SIMULINK | ENVIRONMENT | RESOURCES

Command Window

>> syms x y
>> X=[x,y];
>> p1=-1/2*((X-m1)*inv(sigma1)*(X-m1)')-1/2*log(det(sigma1))

p1 =

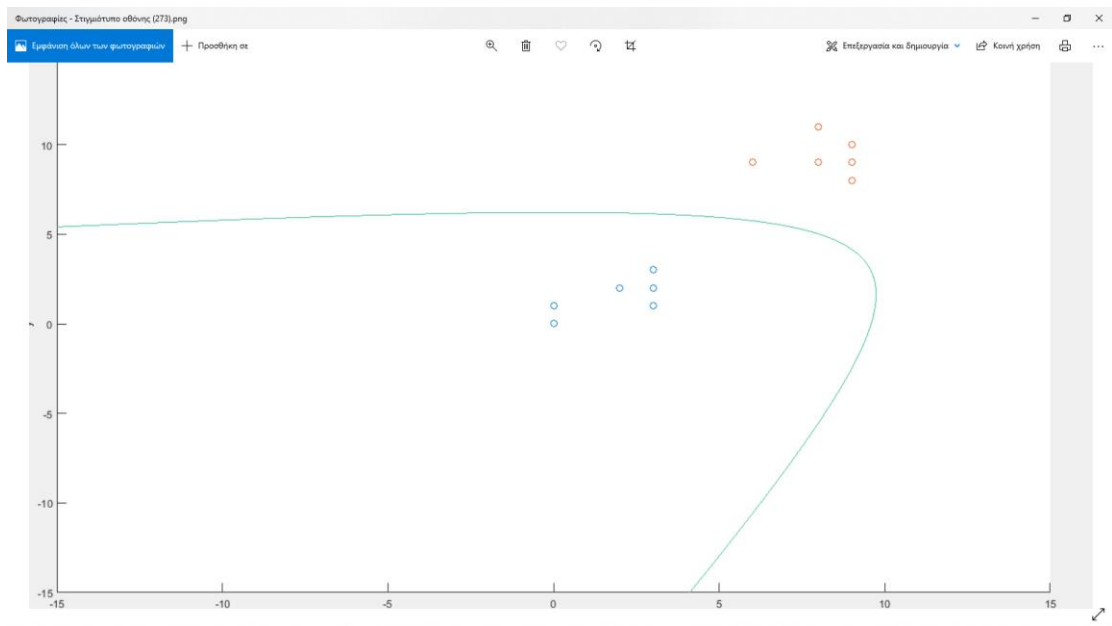
((conj(x) - 11/6)*((15*y)/16 - (15*x)/16 + 5/16))/2 + ((conj(y) - 3/2)*((15*x)/16 - (325*y)/176 + 185/176))/:

>> p2=-1/2*((X-m2)*inv(sigma2)*(X-m2)')-1/2*log(det(sigma2))

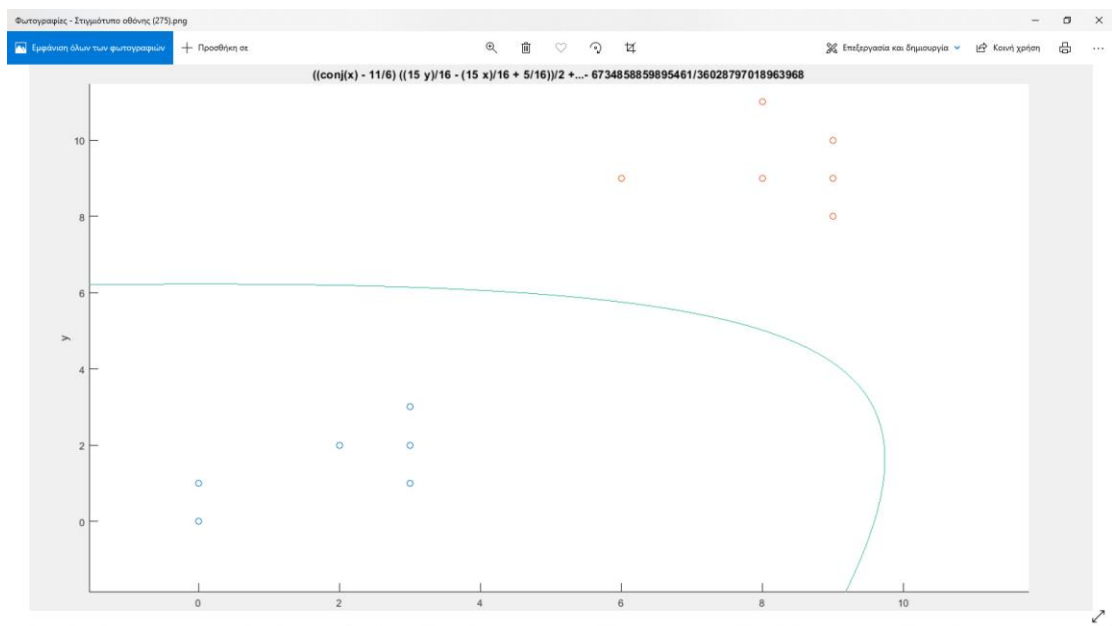
p2 =

- ((conj(x) - 49/6)*((80*x)/109 + (5*y)/109 - 700/109))/2 - ((conj(y) - 28/3)*((5*x)/109 + (205*y)/218 - 199:

>> scatter(x1,y1)
>> hold on
>> scatter(x2,y2)
>> ezplot(p1==p2,[-15,15],[-15,15])|
fx >>
```



(με μπλέ τα δείγματα της κλάσης  $\omega_1$  και με κόκκινο τα δείγματα της  $\omega_2$ )



(το ίδιο στιγμιότυπο με το παραπάνω αλλά σε μεγέθυνση)

4. Να θεωρήσετε την περίπτωση όπου τα κόστη λάθους ταξινόμησης είναι διαφορετικά για τις 2 κλάσεις (δηλαδή δεν είναι 0-1). Θα επηρεάσει αυτό το όριο απόφασης και πως;

Απάντηση:

Στο ερώτημα 3 είχαμε ότι  $\lambda_{12} = 1, \lambda_{21} = 1, \lambda_{11} = 0, \lambda_{22} = 0$ . Όμοια με πριν η εξίσωση για το όριο απόφασης προκύπτει από την  $p(\omega_1|X)=p(\omega_2|X)$  και λαμβάνοντας υπ' όψιν ότι το evidence είναι το ίδιο και για τις 2 κλάσεις και έχουν την ίδια εκ των προτέρων πιθανότητα αλλά τα κόστη τώρα δεν είναι 0-1 προκύπτει η σχέση  $(\lambda_{21} - \lambda_{11}) * p(X|\omega_1) = (\lambda_{12} - \lambda_{22})p(X|\omega_2)$ . Πριν ίσχυε ότι  $\lambda_{21} - \lambda_{11} = 1$  και  $\lambda_{12} - \lambda_{22} = 1$  απ όπου το όριο απόφασης προέκυψε από την λύση της εξίσωσης  $\frac{p(X|\omega_1)}{p(X|\omega_2)} = 1$ .

Τώρα το όριο απόφασης προκύπτει από την λύση της  $\frac{p(X|\omega_1)}{p(X|\omega_2)} = \frac{(\lambda_{12}-\lambda_{22})}{(\lambda_{21}-\lambda_{11})}$ . Αυτό σημαίνει ότι μεταβάλλονται οι περιοχές απόφασης σε σχέση με πριν (δηλαδή οι περιοχές απόφασης υπέρ κάθε κλάσης μεγαλώνουν ή μικραίνουν ανάλογα με τα κόστη). Παρατηρούμε λοιπόν ότι το όριο απόφασης μετατοπίζεται με τέτοιο τρόπο ώστε να ευνοεί την κλάση  $\omega_2$  αν  $\lambda_{12} - \lambda_{22} > \lambda_{21} - \lambda_{11}$  ή να ευνοεί την κλάση  $\omega_1$  αν  $\lambda_{12} - \lambda_{22} < \lambda_{21} - \lambda_{11}$ .

5. Θεωρήστε δύο κλάσεις  $\omega_1$  και  $\omega_2$  στο χώρο προτύπων  $\Omega$  με συνεχή κατανομή πιθανότητας  $p_1(x)$  και  $p_2(x)$  αντίστοιχα. Το πρόβλημα ταξινόμησης δύο κατηγοριών μπορεί να διατυπωθεί σαν διαίρεση του χώρου  $\Omega$  σε δύο εξαντλητικά και μη επικαλυπτόμενα σύνολα  $\Omega_1$  και  $\Omega_2$ , έτσι ώστε  $\Omega_1 \cup \Omega_2 = \Omega$  και  $\Omega_1 \cap \Omega_2 = \emptyset$ . Αν το  $x_i \in \Omega_k$  τότε αντιστοιχίσε το  $x_i$  στην κλάση  $\omega_k$ .
- 5.1 θεωρείστε ότι δίνεται μια διακρίνουσα συνάρτηση  $f(\cdot)$ . Να αναφέρετε τα δύο λάθη που μπορεί να κάνει αυτή η συνάρτηση.

Απάντηση:

Έστω η διακρίνουσα συνάρτηση  $f(x)=f_1(x)-f_2(x)$ , όπου αποφασίζει  $\omega_1$  αν  $f(x)>0$  διαφορετικά αποφασίζει  $\omega_2$ . Τα δύο λάθη που μπορεί να κάνει αυτή η συνάρτηση είναι να ταξινομήσει το  $x$  στην κατηγορία  $\omega_1$  ενώ αυτό ανήκει στην  $\omega_2$  ή να ταξινομήσει το  $x$  στην  $\omega_2$  ενώ αυτό ανήκει στην  $\omega_1$ .

- 5.2 Να γράψετε την πιθανότητα λάθους που αντιστοιχεί σε αυτά τα δύο λάθη.

Έστω  $R_1$  η περιοχή στην οποία το  $x$  ανήκει στην κατηγορία  $\omega_2$  αλλά η διακρίνουσα συνάρτηση αποφασίζει  $\omega_1$  και  $R_2$  η περιοχή για την οποία το  $x$  ανήκει στην κατηγορία  $\omega_1$  αλλά ταξινομείται στην  $\omega_2$ . Τότε οι πιθανότητες λάθους για το κάθε λάθος αντίστοιχα είναι:

$$P1(error) = \int_{R_1} p(x|\omega_2)P(\omega_2) dx \text{ και } P2(error) = \int_{R_2} p(x|\omega_1)P(\omega_1)dx$$

5.3 Υποθέστε ότι τα κόστη για τους δύο τύπους λαθών είναι  $c_1$  και  $c_2$ . Να γράψετε το συνολικό αναμενόμενο κόστος.

Απάντηση:

Το συνολικό αναμενόμενο κόστος θα είναι

$$R = c_1 P(x\epsilon\omega_1|\omega_2)P(\omega_2) + c_2 P(x\epsilon\omega_2|\omega_1)P(\omega_1) =$$

$= c_1 \int_{R_1} p(x|\omega_2)P(\omega_2) dx + c_2 \int_{R_2} p(x|\omega_1)P(\omega_1)dx$  και με βάση το προηγούμενο ερώτημα το συνολικό αναμενόμενο κόστος είναι

$$R=c_1*P1(error)+c_2*P2(error)$$

6. Υποθέστε ότι έχουμε ένα πρόβλημα ταξινόμησης δύο κατηγοριών, σολομός ( $\omega_1$ ) και πέρκα ( $\omega_2$ ).

6.1 Πρώτα, υποθέτουμε ότι έχουμε ένα χαρακτηριστικό, και οι σ.π.π. είναι Gaussians  $N(0, \sigma^2)$  και  $N(1, \sigma^2)$  για τις δύο κλάσεις αντίστοιχα. Να δείξετε ότι το κατώφλι που ελαχιστοποιεί το ελάχιστο ρίσκο είναι:

$$r = \frac{1}{2} - \sigma^2 \ln \frac{\lambda_{12} P(\omega_2)}{\lambda_{21} P(\omega_1)}$$

Όπου έχουμε υποθέσει ότι  $\lambda_{11}=\lambda_{22}=0$ .

Απάντηση:

Η εξίσωση για το όριο απόφασης είναι  $\frac{p(X|\omega_1)}{p(X|\omega_2)} = \frac{\lambda_{12}}{\lambda_{21}} * \frac{P(\omega_2)}{P(\omega_1)}$ . Οι συναρτήσεις

πυκνότητας πιθανότητας για κάθε κλάση είναι  $p(X|\omega_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$  και

$p(X|\omega_2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-1)^2}{2\sigma^2}}$ . Λογαριθμίζοντας και τα 2 μέλη της εξίσωσης για το όριο

απόφασης έχουμε  $\ln\left(\frac{p(X|\omega_1)}{p(X|\omega_2)}\right) = \ln\left(\frac{\lambda_{12}}{\lambda_{21}} * \frac{P(\omega_2)}{P(\omega_1)}\right) \Rightarrow$

$$\ln(p(X|\omega_1)) - \ln(p(X|\omega_2)) = \ln\left(\frac{\lambda_{12}}{\lambda_{21}} * \frac{P(\omega_2)}{P(\omega_1)}\right) \Rightarrow$$

$$\ln\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}\right) - \ln\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-1)^2}{2\sigma^2}}\right) = \ln\left(\frac{\lambda_{12}}{\lambda_{21}} * \frac{P(\omega_2)}{P(\omega_1)}\right) \Rightarrow$$

$$\ln\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\right) + \ln\left(e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}\right) - \ln\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\right) - \ln\left(e^{-\frac{(x-1)^2}{2\sigma^2}}\right) = \ln\left(\frac{\lambda_{12}}{\lambda_{21}} * \frac{P(\omega_2)}{P(\omega_1)}\right) \Rightarrow$$

$$-\frac{x^2}{2\sigma^2} + \frac{(x-1)^2}{2\sigma^2} = \ln\left(\frac{\lambda_{12}}{\lambda_{21}} * \frac{P(\omega_2)}{P(\omega_1)}\right) \Rightarrow -\frac{1}{2\sigma^2} [x^2 - (x-1)^2] = \ln\left(\frac{\lambda_{12}}{\lambda_{21}} * \frac{P(\omega_2)}{P(\omega_1)}\right)$$

$$\Leftrightarrow -\frac{1}{2\sigma^2} [2x - 1] = \ln\left(\frac{\lambda_{12}}{\lambda_{21}} * \frac{P(\omega_2)}{P(\omega_1)}\right)$$

$$\Leftrightarrow 2x - 1 = -2\sigma^2 \ln\left(\frac{\lambda_{12}}{\lambda_{21}} * \frac{P(\omega_2)}{P(\omega_1)}\right)$$



$$\Rightarrow \mathbf{x}^* = \frac{1}{2} - \sigma^2 \ln\left(\frac{\lambda_{12}}{\lambda_{21}} * \frac{P(\omega=2)}{P(\omega=1)}\right) \text{ που είναι η ζητούμενη σχέση.}$$

6.2 Μετά, υποθέτουμε ότι έχουμε δύο χαρακτηριστικά  $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$  και οι υπό συνθήκη πυκνότητες δύο κλάσεων  $p(x/\omega=1)$  και  $p(x/\omega=2)$ , είναι 2-Δ gaussians κατανομές με κέντρα στα σημεία (4, 11) και (10, 3) αντίστοιχα με τον ίδιο πίνακα συνδιασποράς  $\Sigma=3I$  (όπου I είναι ο μοναδιαίος πίνακας). Υποθέστε ότι οι a priori πιθανότητες είναι  $P(\omega=1) = 0.6$  και  $P(\omega=2) = 0.4$ .

(α) Υποθέστε ότι χρησιμοποιούμε τον Κανόνα Απόφασης του Bayes. Να γράψετε τις διακρίνουσες συναρτήσεις  $g_1(x)$  και  $g_2(x)$ .

Απάντηση:

Επειδή για τους πίνακες συνδιασποράς ισχύει ότι  $\Sigma_1=\Sigma_2=3I=\begin{pmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 3 \end{pmatrix}$  τα χαρακτηριστικά είναι στατιστικά ανεξάρτητα και κάθε χαρακτηριστικό έχει την ίδια διασπορά. Αφού είναι  $\Sigma_1=\Sigma_2=3I$  βρισκόμαστε στην πρώτη περίπτωση και όπως ξέρουμε από την θεωρία οι διακρίνουσες συναρτήσεις θα δίνονται από τις σχέσεις  $g_1(x) = -\frac{1}{2\sigma^2} * (x - \mu_1)^T * (x - \mu_1) + \ln(P(\omega = 1))$  και

$g_2(x) = -\frac{1}{2\sigma^2} * (x - \mu_2)^T * (x - \mu_2) + \ln(P(\omega = 2))$  όπου  $\mu_1=(4,11)$  η μέση τιμή της πρώτης κλάσης και  $\mu_2=(10,3)$  η μέση τιμή της δεύτερης αντίστοιχα.

(β) Να βρείτε την εξίσωση για το όριο απόφασης.

Απάντηση:

Για να βρούμε την εξίσωση για το όριο απόφασης αρκεί να λύσουμε την  $g_1(x)=g_2(x)$ . Αντικαθιστώντας τις τιμές στις παραπάνω σχέσεις έχουμε

$$-\frac{1}{2*3} * \begin{pmatrix} x_1 - 4 \\ x_2 - 11 \end{pmatrix}^T * \begin{pmatrix} x_1 - 4 \\ x_2 - 11 \end{pmatrix} + \ln(0.6) = -\frac{1}{2*3} * \begin{pmatrix} x_1 - 10 \\ x_2 - 3 \end{pmatrix}^T * \begin{pmatrix} x_1 - 10 \\ x_2 - 3 \end{pmatrix} + \ln(0.4) \Rightarrow$$

$$-\frac{1}{6}(x_1 - 4)^2 - \frac{1}{6}(x_2 - 11)^2 - 0.5108 = -\frac{1}{6}(x_1 - 10)^2 - \frac{1}{6}(x_2 - 3)^2 - 0.9163 \Rightarrow$$

$$-\frac{1}{6}(x_1^2 - 8x_1 + 16) - \frac{1}{6}(x_2^2 - 22x_2 + 121) - 0.5108 = -\frac{1}{6}(x_1^2 - 20x_1 + 100) - \frac{1}{6}(x_2^2 - 6x_2 + 9) - 0.9163 \Rightarrow$$

$$\begin{aligned}
& -\frac{1}{6}(x_1^2 - 8x_1 + 16 + x_2^2 - 22x_2 + 121 + 3.0648) \\
& = -\frac{1}{6}(x_1^2 - 20x_1 + 100 + x_2^2 - 6x_2 + 9 + 5.4978)
\end{aligned}$$

Το  $-1/6$  απλοποιείται και από τις 2 πλευρές και όπως βλέπουμε απαλείφονται οι όροι  $x_1^2$  και  $x_2^2$  και τελικά έχουμε

$$-8x_1 + 20x_1 - 22x_2 + 6x_2 + 16 + 121 + 3.0648 - 100 - 1 - 5.4978 = 0 \Rightarrow$$

$12x_1 - 16x_2 + 33.5668 = 0$  Και διαιρώντας με 4 η εξίσωση που προκύπτει για το όριο απόφασης είναι:  **$3x_1 - 4x_2 + 8.39175 = 0$**

(γ) Πως θα αλλάξει το όριο απόφασης αν αλλάξουν οι a priori πιθανότητες και η συνδιασπορά;

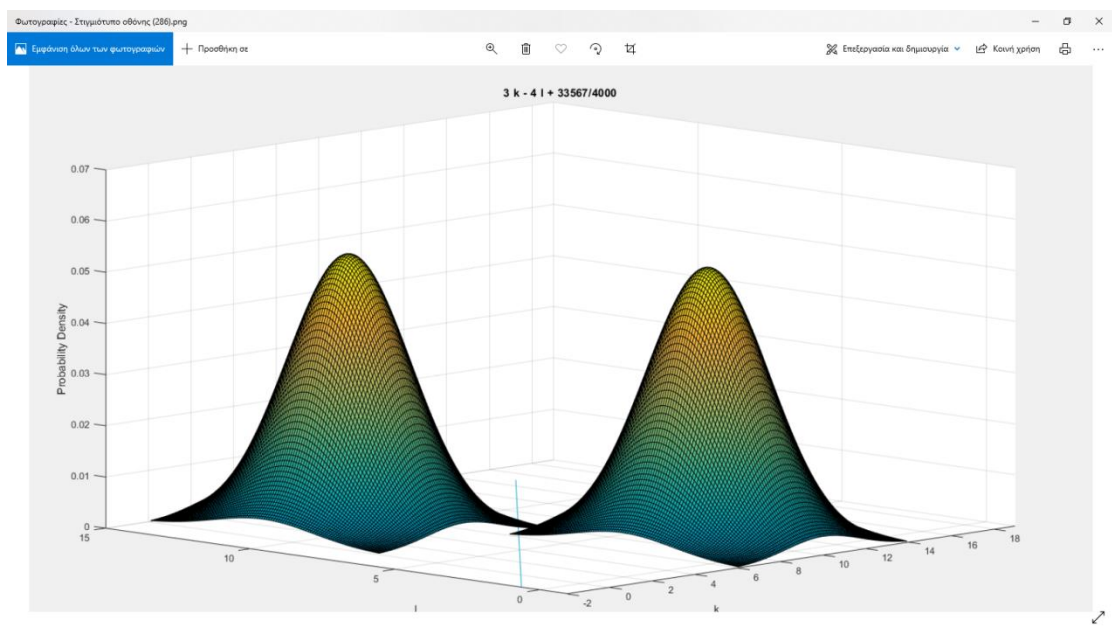
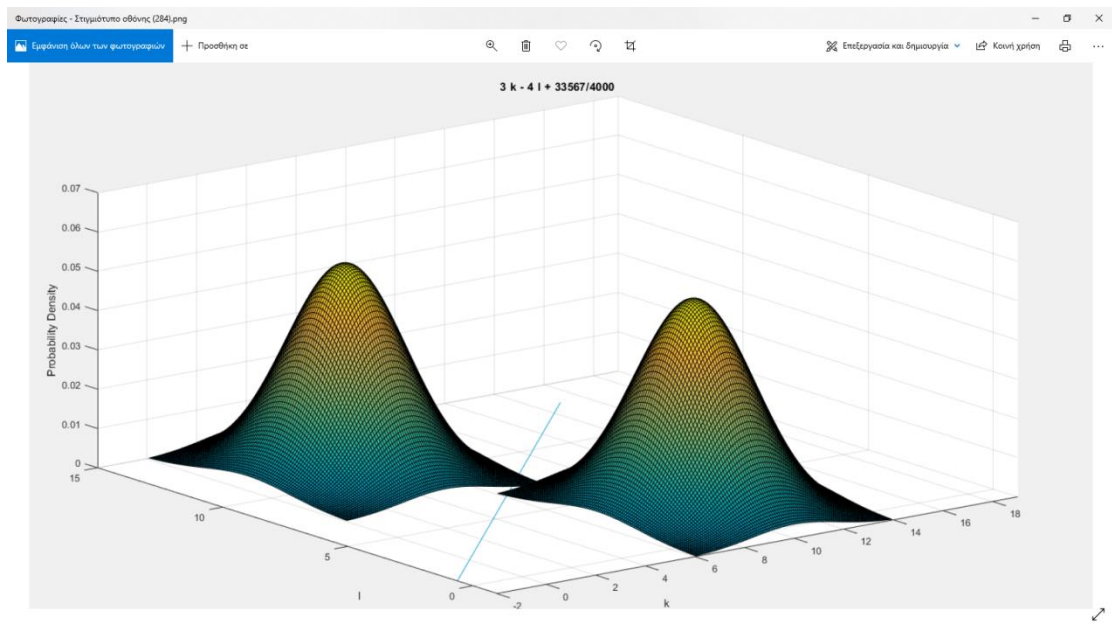
Απάντηση:

Αν αλλάξουν οι εκ των προτέρων πιθανότητες τότε το όριο απόφασης θα μετακινηθεί (μεροληπτεί) προς την κλάση με την μεγαλύτερη εκ των προτέρων πιθανότητα. Αν αλλάξουν οι πίνακες συνδιασποράς τότε 2 πράγματα μπορεί να συμβούν. Είτε οι πίνακες συνδιασποράς θα είναι και πάλι ίσοι αλλά όχι πολλαπλάσιοι του ταυτοτικού και ο ταξινομητής Bayes θα είναι και πάλι γραμμικός (δηλ το όριο απόφασης θα είναι μια ευθεία) αλλά η ταξινόμηση γίνεται με βάση την ελάχιστη Mahalanobis απόσταση ή οι πίνακες συνδιασποράς θα είναι διαφορετικοί για κάθε κλάση δηλαδή βρισκόμαστε στη γενική περίπτωση και ο ταξινομητής Bayes θα αποτελεί τετραγωνικό ταξινομητή, επομένως μπορεί να εμφανιστούν μη συνεκτικές περιοχές απόφασης. Αυτό σημαίνει ότι οι επιφάνειες απόφασης θα είναι υπερτετραγωνικές, π.χ υπερεπίπεδα, υπερσφαίρες, κλπ.

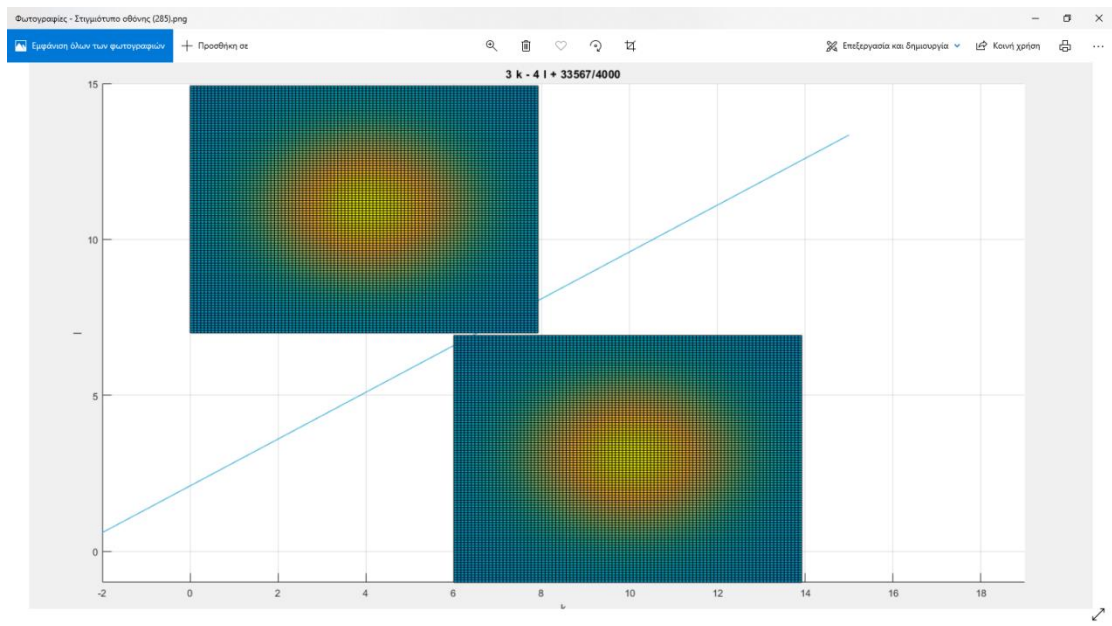
(δ) Χρησιμοποιώντας τη Matlab, να πάρετε 100 σημεία από κάθε μία κατανομή πυκνότητας. Να σχεδιάσετε τις δύο πυκνότητες (από τα δείγματα) και το όριο απόφασης στον 2-Δ χώρο.

Απάντηση:

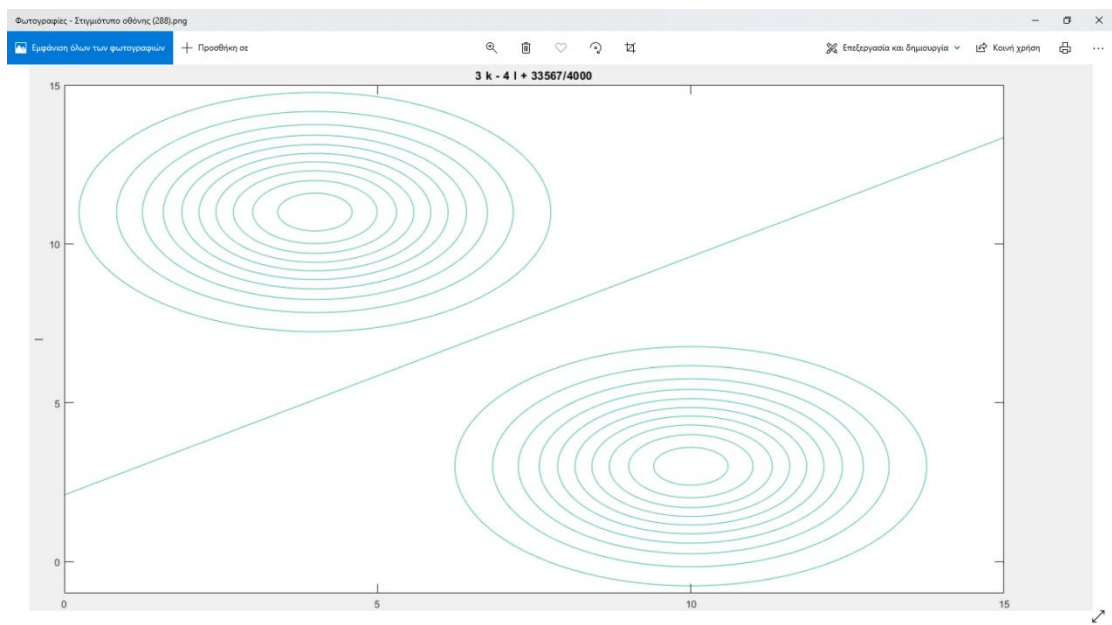
Ακολουθούν στιγμιότυπα με τις πυκνότητες και το όριο απόφασης καθώς και ο κώδικας για την παραγωγή αυτών. Επειδή οι εκ των προτέρων πιθανότητες διαφέρουν μόνο κατά 0.2 ( $P(\omega=1)=0.6$  κ'  $P(\omega=2)=0.4$ ) υπάρχει περίπτωση να μην είναι απόλυτα εμφανές ότι η ευθεία του ορίου απόφασης είναι πιο κοντά στην κλάση  $\omega_1$  (μεροληπτεί υπέρ της  $\omega_1$ ), αλλά να φαίνεται σαν να είναι η μεσοκάθετος του ευθύγραμμου τμήματος που ενώνει τα κέντρα των 2 κλάσεων (πράγμα που θα ίσχυε αν οι εκ των προτέρων πιθανότητες ήταν ίσες). Γι' αυτόν τον λόγο και έχω παραθέσει τα γραφήματα που προκύπτουν από διάφορες οπτικές γωνίες, ώστε να είναι περισσότερο κατανοητά.



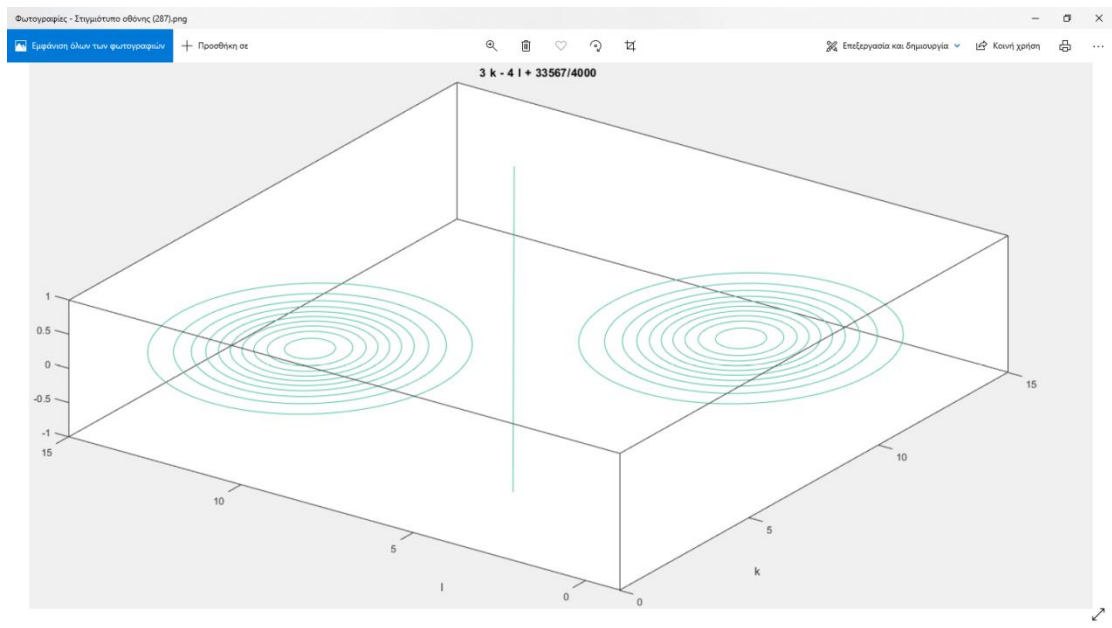
(ίδιο με το παραπάνω αλλά από διαφορετική γωνία)



(κοιτώντας το γράφημα από πάνω, εδώ ίσως είναι περισσότερο εμφανές πως το όριο δεν αποτελεί τη μεσοκάθετο των κέντρων)



(σε διαφορετική αναπαράσταση)



(και εδώ από άλλη γωνία)

```
Command Window

>> mu1 = [4,11]

mu1 =

     4    11

>> mu2 = [10,3]

mu2 =

    10     3

>> sigma1 = 3*eye(2)

sigma1 =

     3     0
     0     3

>> sigma2 = 3*eye(2)

sigma2 =

     3     0
     0     3

>> x1 = 0:0.08:7.99;
>> x2 = 7:0.08:14.99;
fx >>
```

```
>> [X1,X2] = meshgrid(x1,x2);
X = [X1(:) X2(:)];
y = mvnpdf(X,mu1,sigma1);
y = reshape(y,length(x2),length(x1));
surf(x1,x2,y)
caxis([min(y(:))-0.5*range(y(:)),max(y(:))])
axis([-2 19 -1 15 0 0.07])
xlabel('x1')
ylabel('x2')
zlabel('Probability Density')
>> hold on
>> [Y1,Y2] = meshgrid(y1,y2);
Y = [Y1(:) Y2(:)];
z = mvnpdf(Y,mu2,sigma2);
z = reshape(z,length(y2),length(y1));
surf(y1,y2,z)
caxis([min(z(:))-0.5*range(z(:)),max(z(:))])
axis([-2 19 -1 15 0 0.07])
xlabel('x1')
ylabel('x2')
zlabel('Probability Density')
>> orio = 3*k-4*l+8.39175

orio =

3*k - 4*l + 33567/4000

>> ezplot(orio,[0,15],[0,15])
>> contour(x1,x2,y)
>> hold on
>> contour(y1,y2,z)
>> ezplot(orio,[0,15],[0,15])
>>
```

### Παρατηρήσεις:

- Η αξιολόγηση της εργασίας θα έχει βαρύτητα 40% του τελικού βαθμού (20% το Α' μέρος και 20% το Β' μέρος).
- Η εργασία σας θα παραδοθεί τμηματικά. Το πρώτο μέρος πρέπει να παραδοθεί (με ανάρτηση στο e-class) μέχρι τις 1/12/2019 στις 23.55. Το 2<sup>ο</sup> μέρος της εργασίας πρέπει να αναρτηθεί την παραμονή της εξέτασης του μαθήματος στις 23.55.
- Για απορίες σχετικές με την εργασία σας μπορείτε να επικοινωνείτε με email με τον κο Θ. Αμοργιανιώτη ([amorgianio@ceid.upatras.gr](mailto:amorgianio@ceid.upatras.gr)) και τον κο Α. Ανδριόπουλο ([a.andriopoulos@upatras.gr](mailto:a.andriopoulos@upatras.gr)).
- Σύντομα θα ανακοινωθούν και ώρες γραφείου.