 ΕΘΝΙΚΟ ΚΑΙ ΚΑΠΟΔΙΣΤΡΙΑΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

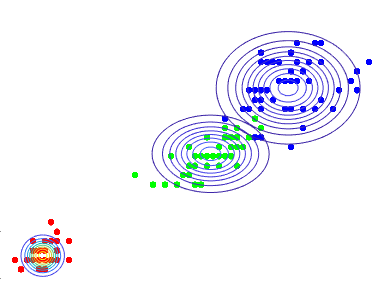
ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ

Αναγνώριση Προτύπων – Εργασία 1η

***Εξέταση της απόδοσης ταξινομητών (kNN, Bayes, Naive Bayes) και χρήση δικτύων Bayes για συμπερασμό πιθανοτήτων***



*Ον/μο: Δοξαστάκης Γεώργιος*

*Α.Μ.: Μ1613*

*Ον/μο: Μέτσης Γεώργιος*

*Α.Μ.: Μ1574*

Περιεχόμενα

[1. Εισαγωγή 3](#_Toc503744233)

[2. Δεδομένα ΚΑι Μέθοδοι 5](#_Toc503744234)

[2.1 Ταξινομητές KNN 5](#_Toc503744235)

[2.2 Ταξινομητές Bayes 5](#_Toc503744236)

[2.3 Ταξινομητές Naïve Bayes 6](#_Toc503744237)

[2.4 Δίκτυα Bayes 7](#_Toc503744238)

[2.5 Σύνολα Δεδομένων 8](#_Toc503744239)

[2.5.1 Fisher Iris 8](#_Toc503744240)

[2.5.2 Pima Indians Diabetes 9](#_Toc503744241)

[2.5.3 Census Income 10](#_Toc503744242)

[3. Πειραματικά Αποτελέσματα 11](#_Toc503744243)

[3.1 Ταξινομητής ΚΝΝ 11](#_Toc503744244)

[3.2 Ταξινομητές Bayes 11](#_Toc503744245)

[3.3 Ταξινομητής Naive Bayes 12](#_Toc503744246)

[3.4 Δίκτυο Bayes 12](#_Toc503744247)

[6. Συμπεράσματα 14](#_Toc503744248)

[Παράρτημα A. Κώδικας Matlab 15](#_Toc503744249)

[1. KNN Classifier 15](#_Toc503744250)

[2. Bayes Classifier 16](#_Toc503744251)

[3. Naïve Bayes Classifier 22](#_Toc503744252)

[4. Bayesian Net 23](#_Toc503744253)

[Εικόνα 1: Ταξινόμηση του δείγματος Χ στη κλάση ω1 με βάση τους 5 κοντινότερους γείτονες. 4](#_Toc503744061)

[Εικόνα 2: A posteriori πιθανότητα της κλάσης Ck δεδομένου του δείγματος Χ 5](#_Toc503744062)

[Εικόνα 3: Εκτίμηση κλάσης δεδομένου δείγματος Χ με εφαρμογή του θεωρήματος Bayes 5](#_Toc503744063)

[Εικόνα 4: Λειτουργικό διάγραμμα εφαρμογής 6](#_Toc503744064)

[Εικόνα 5: Λειτουργικό διάγραμμα εφαρμογής 6](#_Toc503744065)

[Εικόνα 6:. Απεικόνιση του Fisher’s Iris flower dataset 7](#_Toc503744066)

[Εικόνα 7:. Χαρακτηριστικά του Pima Indians Diabetes Dataset 8](#_Toc503744067)

[Εικόνα 8:. Χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται από το Census Income Dataset 8](#_Toc503744068)

[Εικόνα 9: Σύγκριση σφάλματος ταξινόμησης ΚΝΝ Iris για διάφορες τιμές Κ 9](#_Toc503744069)

[Εικόνα 10: Σύγκριση σφάλματος ταξινόμησης ΚΝΝ Pima για διάφορες τιμές Κ 10](#_Toc503744070)

[Εικόνα 11: Σύγκριση ποσοστού επιτυχούς ταξινόμησης Bayes Pima με διάφορες παραδοχές 11](#_Toc503744071)

Εικόνα 12: Γράφος Δικτύου Bayes……………………………………………………………………………………………13

# Εισαγωγή

Στα πλαίσια του μαθήματος «Αναγνώριση Προτύπων» ζητήθηκε η υλοποίηση και εξέταση της απόδοσης ταξινομητών κοντινότερων γειτόνων (KNN), Bayes καθώς και Naive Bayes στα γνωστά από τη βιβλιογραφία προβλήματα:

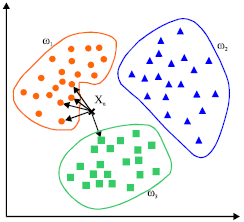
1. ταξινόμησης φυτών Iris ανάμεσα σε 3 είδη
2. ταξινόμηση εγκύων ινδιάνων της φυλής Pima σε άτομα που έχουν ή δεν έχουν διαβήτη

Καθώς και η σχεδίαση και υλοποίηση ενός δικτύου Bayes για κάποιο πρόβλημα επιλογής μας, και στη συνέχεια παρουσίαση παραδειγμάτων συμπερασμού τόσο με ευθύγραμμη όσο και ανάδρομη διάδοση και σύγκριση των αποτελεσμάτων.

# Δεδομένα ΚΑι Μέθοδοι

## 2.1 Ταξινομητές KNN

Οι ταξινομητές K κοντινότερων γειτόνων (ΚΝΝ) αποτελούν μια μη παραμετρική μέθοδο ταξινόμησης.

Τα δείγματα εκπαίδευσης λογίζονται ως διανύσματα σε ένα πολυδιάστατο χώρο και συνοδεύονται από την κλάση στην οποία ανήκουν.

**Εικόνα 1:** Ταξινόμηση του δείγματος Χ στη κλάση ω1 με βάση τους 5 κοντινότερους γείτονες.

Τα δείγματα ελέγχου ταξινομούνται με βάση μια μετρική απόστασης, και τους ανατίθεται η κλάση που είναι πιο συνήθης μεταξύ των Κ κοντινότερων δειγμάτων εκπαίδευσης. Ο αριθμός Κ είναι θετικός ακέραιος (συνήθως μικρός) και παίρνει τιμές από 1 έως και το πλήθος των δειγμάτων εκπαίδευσης.

Για δείγματά σε συνεχής χώρους συνήθως χρησιμοποιούνται μετρικές όπως η Ευκλείδεια απόσταση, η απόσταση Manhattan , η απόσταση Mahalanobis κ.α. , ενώ για διακριτούς χώρους η απόσταση Hamming, η απόσταση Kulsinski κ.α.

Ένα σημαντικό μειονέκτημα της μεθόδου προκύπτει όταν δείγματα εκπαίδευσης μιας πιο συνήθης κλάσης κυριαρχούν στην απόφαση ταξινόμησης του δείγματος ελέγχου επειδή τείνουν να είναι περισσότερα ανάμεσα στους Κ κοντινότερους γείτονες, λόγω του μεγάλου τους αριθμού. Ένας από τους τρόπους να το αποφύγουμε είναι η χρήση βαρών στην ταξινόμηση, λαμβάνοντας υπόψη την απόσταση του δείγματος ελέγχου από τον καθένα από τους Κ κοντινότερους γείτονες. Η κλάση του κάθε γείτονα πολλαπλασιάζεται με ένα βάρος αντιστρόφως ανάλογο της απόστασής του από το δείγμα ελέγχου.

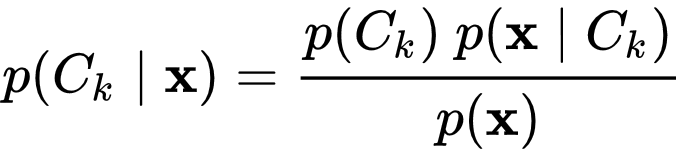
## Ταξινομητές Bayes

Η οικογένεια ταξινομητών που βασίζονται στην εφαρμογή του θεωρήματος του Bayes για την εκτίμηση της κλάσης ενός δείγματος ονομάζονται ταξινομητές Bayes.

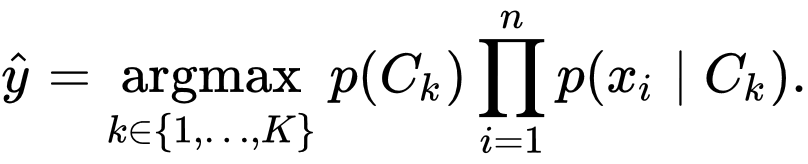
Τα δείγματα εκπαίδευσης συνοδεύονται από τη κλάση στην οποία ανήκουν και έτσι υπολογίζονται οι apriori πιθανότητες P(Ck) καθώς και οι συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας για κάθε κλάση (class conditional PDF) p(x|Ck).

Έτσι η απόφαση ταξινόμησης εφαρμόζοντας το θεώρημα του Bayes στηρίζεται στην μεγαλύτερη aposteriori πιθανότητα μεταξύ των κλάσεων δεδομένου ενός δείγματος ελέγχου x,

Ρ(Ck | x) :



**Εικόνα 2**: A posteriori πιθανότητα της κλάσης Ck δεδομένου του δείγματος Χ

και συνοψίζεται στη παρακάτω παράσταση, ακόμα και για δείγματα που ανήκουν σε πολυδιάστατους χώρους:

**Εικόνα 3:** Εκτίμηση κλάσης δεδομένου δείγματος Χ με εφαρμογή του θεωρήματος Bayes

Με xi τη τιμή του δείγματος ελέγχου x στη κάθε διάσταση i, n το πλήθος των διαστάσεων του x, Ck τη κλάση και Κ το πλήθος των κλάσεων.

Ένα από τα προτερήματα των ταξινομητών Bayes είναι πως απαιτούν λίγα δείγματα εκπαίδευσης για να εκτιμήσουν τις παραμέτρους που απαιτούνται για τη ταξινόμηση, αρκεί να είναι αντιπροσωπευτικά του προβλήματος.

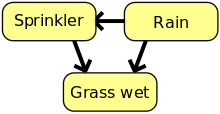
## Ταξινομητές Naive Bayes

Οι απλοϊκοί (naive) ταξινομητές Bayes είναι μια υποπερίπτωση των ταξινομητών Bayes κατά την οποία ο πίνακας συνδιασποράς της κανονικής κατανομής που χρησιμοποιείται για κάθε κλάση είναι μηδενικός σε όλα τα στοιχεία εκτός της διαγωνίου του. Έτσι κατ’ απλούστευση τα δείγματα θεωρούνται ανεξάρτητα μεταξύ τους.

Παρά τη παραδοχή ανεξαρτησίας και το υπεραπλουστευμένο μοντέλο οι απλοϊκοί ταξινομητές Bayes αποδίδουν αρκετά αποτελεσματικά σε ένα μεγάλο σύνολο προβλημάτων.

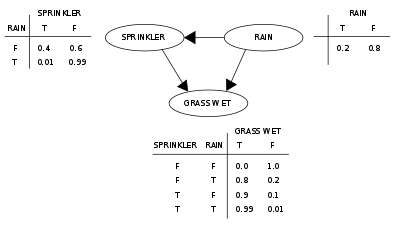
## Δίκτυα Bayes

Τα δίκτυα Bayes είναι πιθανοτικοί κατευθυντηκοί γράφοι που χρησιμοποιούνται για τον συμπερασμό πιθανοτήτων αλληλεξαρτώμενων γεγονότων. Τα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται είναι οι κόμβοι του γραφήματος οι οποίοι λαμβάνουν συγκεκριμένες καταστάσεις. της εφαρμογής. Στην εικόνα … φαίνεται ένα παράδειγμα ενός απλού δικτύου Bayes.



Εικόνα 4: Λειτουργικό διάγραμμα εφαρμογής

Τα δίκτυα Bayes εκπαιδεύονται υπολογίζοντας τις πιθανότητες κάθε κατάστασης των κόμβων μέσω διαθέσιμων δεδομένων. Το δίκτυο αφού έχει εκπαιδευτεί όπως φαίνεται στην εικόνα … , μπορεί να χρησιμοποιηθεί εισάγοντας γνωστές καταστάσεις (evidence) για τον συμπερασμό πιθανοτήτων των επόμενων (ευθεία διάδοση) και των προηγούμενων (ανάδρομη διάδοση) κόμβων.

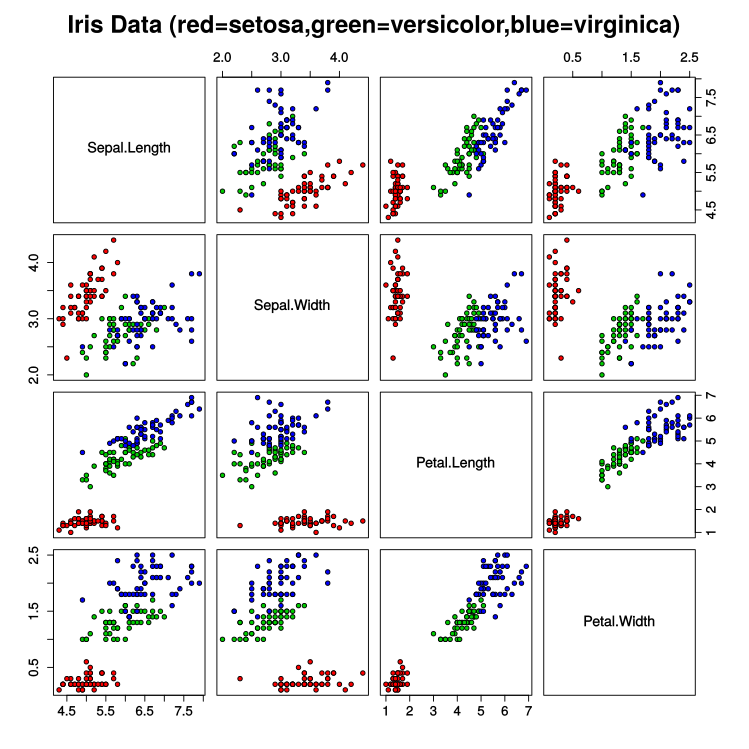


Εικόνα 5: Λειτουργικό διάγραμμα εφαρμογής

## Σύνολα Δεδομένων

### Fisher Iris

Το dataset περιλαμβάνει μετρήσεις μορφολογικών χαρακτηριστικών για τρία είδη ανθών ίριδας. Συνολικά υπάρχουν 50 δείγματα για κάθε είδος (Iris setosa, Iris virginica and Iris versicolor). Το dataset συνήθως χρησιμοποιείται για την δοκιμή στατιστικών τεχνικών μηχανικής μάθησης.



Εικόνα 6:. Απεικόνιση του Fisher’s Iris flower dataset

### Pima Indians Diabetes

Το pima Indians diabetes dataset περιλαμβάνει χαρακτηριστικά για γυναίκες άνω των 21 οι οποίες κατάγονται από την φυλή pima και ο στόχος του είναι η πρόβλεψη για το εάν η ασθενής πάσχει από διαβήτη.

|  |  |
| --- | --- |
| 1 | Number of times pregnant |
| 2 | Plasma glucose concentration a 2 hours in an oral glucose tolerance test |
| 3 | Diastolic blood pressure (mm Hg) |
| 4 | Triceps skin fold thickness (mm) |
| 5 | 2-Hour serum insulin (mu U/ml) |
| 6 | Body mass index (weight in kg/(height in m)^2) |
| 7 | Diabetes pedigree function |
| 8 | Age (years) |
| 9 | Class variable (0 or 1) |

Εικόνα 7:. Χαρακτηριστικά του Pima Indians Diabetes Dataset

### Census Income

To census income dataset περιλαμβάνει δεδομένα απογραφής ενηλίκων του 1994 από το U.S. Census Bureau. Το σύνολο δεδομένων έχει ως στόχο την πρόβλεψη της τάξης εισοδήματος (<=50Κ ή >50K) με βάση αλλά χαρακτηριστικά των απογραφέντων.

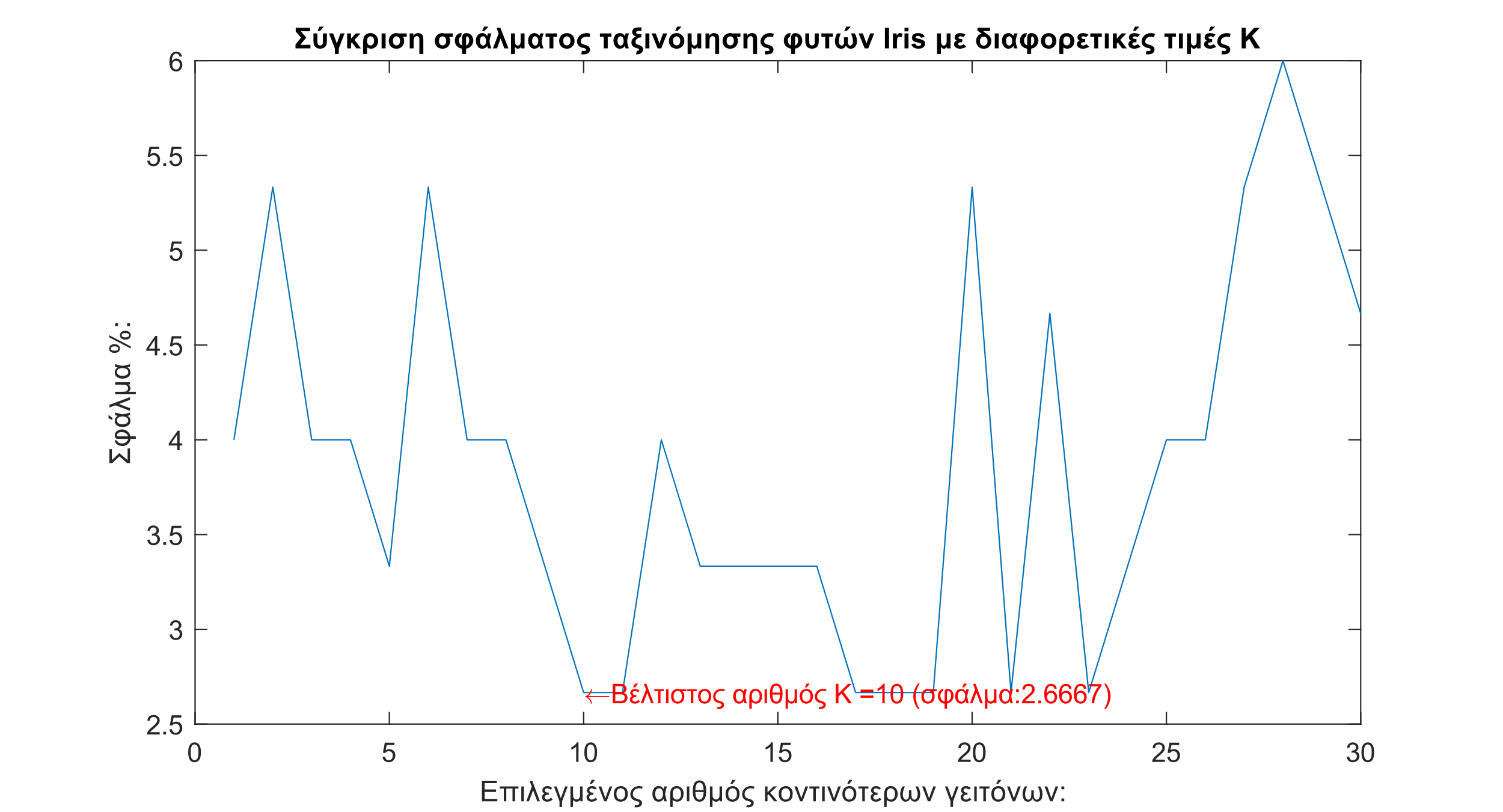
|  |  |
| --- | --- |
| 1 | workclass |
| 2 | education |
| 3 | maritalstatus |
| 4 | occupation |
| 5 | race |
| 6 | sex |
| 7 | nativecountry |
| 8 | class |

Εικόνα 8:. Χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται από το Census Income Dataset

# Πειραματικά Αποτελέσματα

## Ταξινομητής ΚΝΝ

Στο θέμα 1 ερώτημα α υποερώτημα 1 ζητήθηκε η υλοποίηση ταξινομητή κοντινότερων γειτόνων για ταξινόμηση δειγμάτων του Fisher Iris data set σε 3 κλάσεις - είδη. Χρησιμοποιώντας τη μέθοδο 10 – fold cross validation παρατηρήθηκε πως η επιλογή του αριθμού των κοντινότερων γειτόνων επηρεάζει αρκετά το ποσοστό ορθής ταξινόμησης των δειγμάτων με βέλτιστη τιμή το Κ = 10 και ποσοστό σφάλματος 2,66% (ποσοστό επιτυχίας 97,33%). Οι κλάσεις είναι εύκολα διαχωρίσιμες.



**Εικόνα 9**: Σύγκριση σφάλματος ταξινόμησης ΚΝΝ Iris για διάφορες τιμές Κ

*Να σημειωθεί πως η χρήση της μεθόδου 10-fold cross validation επηρεάζει τα αποτελέσματα ανάλογα με τη κατανομή των δειγμάτων εκπαίδευσης σε train (9/10) και validation (1/10) sets οπότε στον επισυναπτόμενο κώδικα Matlab πάντα αρχικοποιείται η γεννήτρια ψευδοτυχαίων αριθμών με τη μέθοδο «rng(10);».*

Για υποερώτημα 2 του ίδιου ερωτήματος υλοποιήθηκε ταξινομητής κοντινότερων γειτόνων για τη ταξινόμηση δειγμάτων του Pima Indians data set με την ίδια μέθοδο όπως και παραπάνω. Το σφάλμα ταξινόμησης σε αυτή τη περίπτωση ήταν μεγαλύτερο με βέλτιστο αριθμό γειτόνων Κ = 17 και ελάχιστο σφάλμα 24,08% (ποσοστό επιτυχίας 75,92%). Τα χαρακτηριστικά του συγκεκριμένου data set επικαλύπτονται μερικώς μεταξύ δειγμάτων διαφορετικών κλάσεων με αποτέλεσμα η ταξινόμηση να δυσχεραίνει.

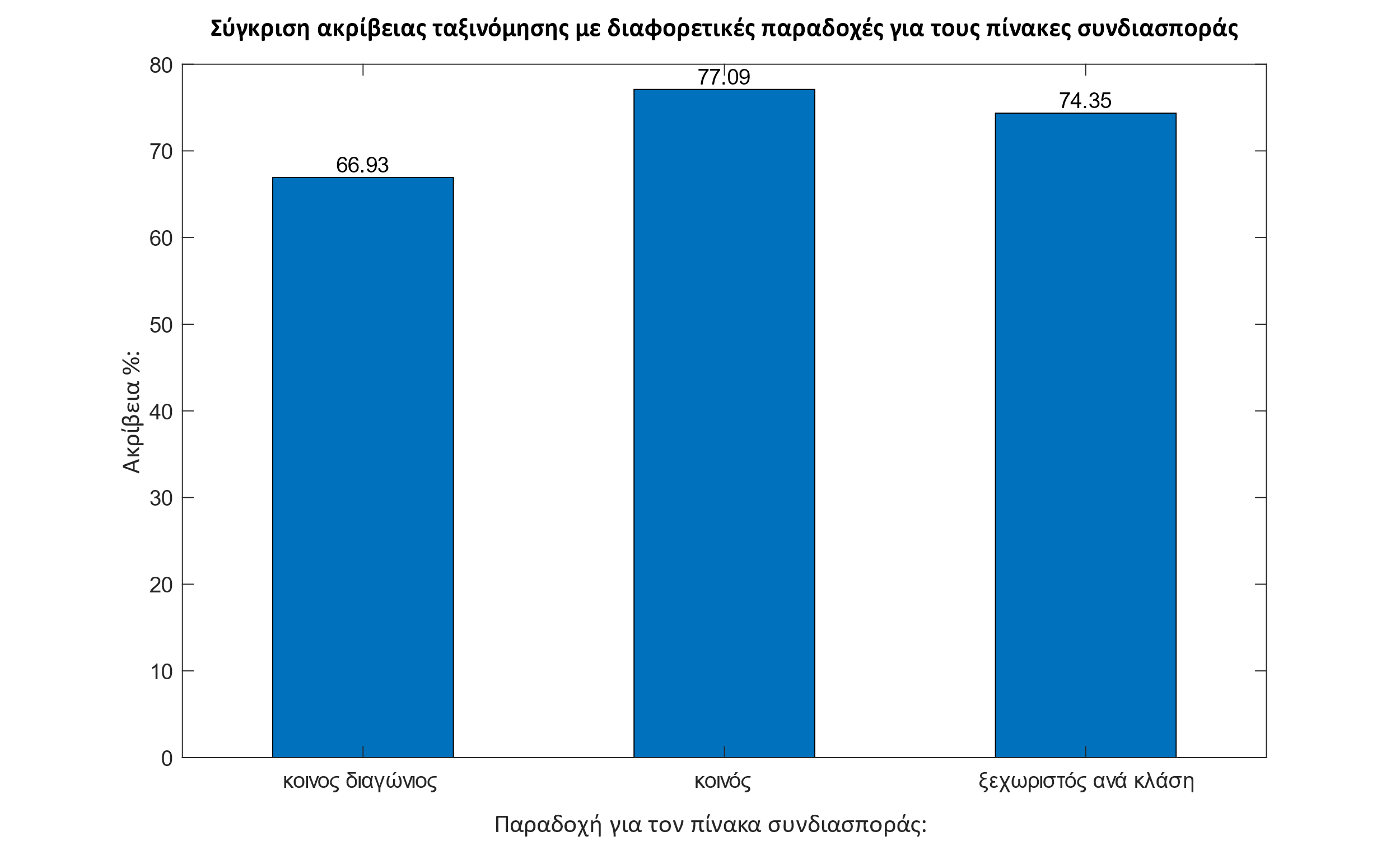


Εικόνα 10: Σύγκριση σφάλματος ταξινόμησης ΚΝΝ Pima για διάφορες τιμές Κ

## Ταξινομητές Bayes

Για το ερώτημα β του 1ου Θέματος υλοποιήθηκαν ταξινομητές Bayes με υποκείμενες γκαουσιανές κατανομές για τις πυκνότητες πιθανότητας των 2 κατηγοριών του Pima Indians data set (διαβητικός ή όχι), με 3 διαφορετικές παραδοχές:

1. Κοινός πίνακας συνδιασποράς για τις κατηγορίες, πολλαπλάσιος του μοναδιαίου πίνακα
2. Κοινός πίνακας συνδιασποράς για τις κατηγορίες ίσος με τον πίνακα συνδιασποράς του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης
3. Διαφορετικοί πίνακες συνδιασποράς για τις κατηγορίες.

Παρατηρήθηκε πως μεταξύ των τριών παραδοχών, η χρήση κοινού πίνακα συνδιασποράς ίσου με τον πίνακα συνδιασποράς του συνόλου των δειγμάτων εκπαίδευσης ήταν η βέλτιστη επιλογή, με ποσοστό επιτυχούς ταξινόμησης 77,09%.

**Εικόνα 11:** Σύγκριση ποσοστού επιτυχούς ταξινόμησης Bayes Pima με διάφορες παραδοχές

Σε σύγκριση με τον ταξινομητή KNN ο βέλτιστος Bayes (εκ των παραπάνω παραδοχών) απέδωσε καλύτερα κατά σχεδόν 2 μονάδες %.

## Ταξινομητής Naive Bayes

Για το γ ερώτημα του 1ου θέματος υλοποιήθηκε απλοϊκός ταξινομητής Bayes και δοκιμάστηκε έναντι του ίδιου data set (Pima Indians). Το αποτέλεσμα ήταν ποσοστό επιτυχούς ταξινόμησης 75.13%, πολύ κοντά με στις επιδόσεις του γκαουσιανού Bayes με την παραδοχή των διαφορετικών πινάκων συνδιασποράς ανά κλάση (74,35%), και σχεδόν ίδια επίδοση με τον KNN ταξινομητή (75,92%).

Επιβεβαιώνεται , σε σύγκριση με τους προαναφερθέντες ταξινομητές, πως ο απλοϊκός Bayes καταφέρνει καλά ποσοστά με ένα πολύ απλουστευμένο μοντέλο πιθανοτήτων λιγότερης πολυπλοκότητας και απαιτήσεων σε πόρους.

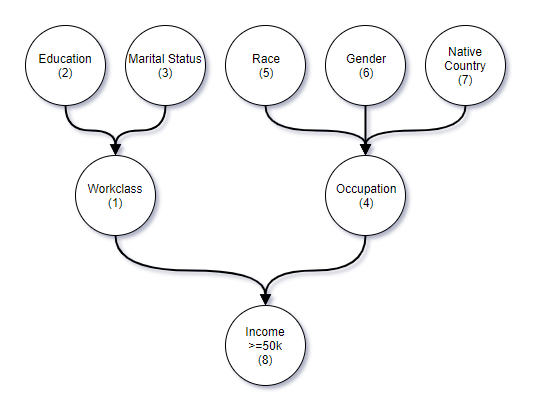
## Δίκτυο Bayes

Με την χρήση του Bayes Net Toolbox for Matlab δημιουργείται το δίκτυο της εικόνας … . Στην συνέχεια το δίκτυο εκπαιδεύεται με την χρήση των δεδομένων του Census Income dataset (Παράρτημα 1.4 – bayesNetIncome.m). Το δίκτυο χρησιμοποιείται για μία περίπτωση συμπερασμού πιθανοτήτων με ευθύγραμμη διάδοση:

p(income='>50k'| education='Bachelors', maritalstatus='Never-married', race='White', gender='Male', nativecountry='Greece') = 0.3214

Επίσης χρησιμοποιείται για μια περιπτωση συμπερασμού πιθανοτήτων με ανάδρομη διάδοση:

p(education='Highschool grad' | workclass='never-worked') = 0.1611



Εικόνα 12: Γράφος Δικτύου Bayes

# Συμπεράσματα

Από την χρήση του τελικού λογισμικού φαίνεται ότι το σύστημα προσφέρει ένα φιλικό προς τον χρήστη περιβάλλον με κατανοητή ροή εργασίας και απλό σύστημα διαχείρισης αρχείων. Το λογισμικό επίσης δεν απαιτεί εγκατάσταση με αποτέλεσμα να μην απαιτεί συγκεκριμένο σταθμό εργασίας και να είναι προσιτό σε οποιονδήποτε χρήστη. Επίσης η χρονική επίδοση του συστήματος εξαρτάται από τους διαθέσιμους υπολογιστικούς πόρους με αποτέλεσμα η ανάλυση να μπορεί να ολοκληρωθεί σε μερικά δευτερόλεπτα σε σύγχρονους επεξεργαστές.

# Κώδικας Matlab

**nfoldDataset.m**

**function** **[** dataset **]** **=** nFoldDataset**(** database**,** folds **)**

%NFOLDDATASET Summary of this function goes here

% Detailed explanation goes here

**[**m**,**n**]** **=** size**(**database**);**

database**(**randperm**(**m**),:)=**database**;**

seg**=**uint32**(**round**(**m**/**folds**));**

**for** i**=**1**:**folds

validx**=((**folds**-**i**)\***seg**)+**1**:(**folds**-**i**+**1**)\***seg**;**

dataset**(**i**).**train**=**database**;**

dataset**(**i**).**train**(**validx**,:)=[];**

dataset**(**i**).**val**=**database**(**validx**,:);**

**end**

**end**

## KNN Classifier

**knnclassifier.m**

%KNN Classifier function

**function** accur **=** knnclassifier**(**traindata**,** testdata**,** K**)**

%Find distance with all training datapoints, sort and poll

**for** i **=** 1 **:** size**(**testdata**)**

x **=** testdata**(**i**,:);**

dist **=** sqrt**((**traindata**(:,** 1**)** **-** x**(**1**))** **.^** 2 **+** **(**traindata**(:,** 2**)** **-** x**(**2**))** **.^** 2 **+** **(**traindata**(:,** 3**)** **-** x**(**3**))** **.^** 2 **+** **(**traindata**(:,** 4**)** **-** x**(**4**))** **.^** 2**);**

classes **=** traindata**(:,** 5**);**

dist**(:,** 2**)** **=** classes**;**

poll **=** sortrows**(**dist**,** 1**);**

%For tiebreak in case of even K

**if** **(**mod**(**K**,** 2**)** **==** 1**)**

expclass**(**i**)** **=** mode**(**poll**(**1 **:** K**,** 2**));**

**else**

temp **=** poll**(**1 **:** K**,** 2**);**

uniq **=** unique**(**temp**);**

p **=** size**(**uniq**);**

bincounts **=** histc**(**temp**,** uniq**);**

q **=** max**(**bincounts**);**

%if number of unique elements = 2 && highest frequency is K/2, then there is tie

M **=** **(**p **==** 2**)** **&** **(**q **==** K**/**2**);**

%Alloted the class which is at closest distance

expclass**(**i**)** **=** mode**(**poll**(**1 **:** K **-** M**,** 2**));**

**end**

**end**

%Error percentage calculation

error **=** transpose**(**expclass**)** **-** testdata**(:,**5**);**

accur **=** **((**size**(**error**,** 1**)** **-** nnz**(**error**))/**size**(**error**,** 1**));**

**end**

**nfold\_iris.m**

clear**;**

iris **=** datatable2mat**(**dataset2table**(**dataset**(**'File'**,** 'iris.data'**,**...

'Delimiter'**,** ','**,** 'ReadVarNames'**,** false**)));**

folds **=** 10**;**

iris **=** nFoldDataset**(**iris**,**folds**);**

**for** K**=**1**:**9

**for** f**=**1**:**folds

err**(**f**)=**knnclassifier**(**iris**(**f**).**train**,**iris**(**f**).**val**,** K**);**

**end**

sub **=** subplot**(**3**,**3**,** K**);**

plot**(**err**);**

title**([**'Plot for K = '**,** num2str**(**K**)])**

**end**

**function** dat **=** datatable2mat**(**datatable**)**

%Converts table with numerical and categorical data to matrix

c**=** grp2idx**(**table2array**(**datatable**(:,end)));**

dat **=** table2array**(**datatable**(:,**1**:end-**1**));**

dat**(:,end+**1**)=**c**;**

**end**

## Bayes Classifier

**bayes\_classifier.m**

% Bayes Classifier

% Assumes last column of input TRAIN and TEST matrices is the class

%

% set covarianceMode to 1 for common diagonal covariance matrix

% set covarianceMode to 2 for common covariance matrix

% set covarianceMode to 3 for a seperate covariance matrix for each class

**function** testval **=** bayes\_classifier**(**XTRAIN**,** XTEST**,** covarianceMode**)**

**if** nargin **<** 3

fprintf**(**'No covarianceMode specified : '**);**

covarianceMode **=** 3**;**

**end**

fprintf**(**'Fitting Bayes Classifier :\n'**);**

trainDataSize **=** size**(**XTRAIN**,**1**);**

testDataSize **=** size**(**XTEST**,**1**);**

% Separate all the training samples into separate classes

**[**C**,~,**idx**]** **=** unique**(**XTRAIN**(:,end));**

classes **=** accumarray**(**idx**,**1**:**trainDataSize**,[],@(**r**){**XTRAIN**(**r**,**1**:end-**1**)});**

% Generate the summary map from all the classes

classMap **=** containers**.**Map**(**C**,** classes**);**

covMap **=** containers**.**Map**(**'KeyType'**,**'int32'**,**'ValueType'**,**'any'**);**

meanMap **=** containers**.**Map**(**'KeyType'**,**'int32'**,**'ValueType'**,**'any'**);**

% -------------------Calculate covariance and mean-------------------------

**switch** covarianceMode

**case** 1 % Use a common DIAGONAL covariance regardless of class

fprintf**(**'using COMMON DIAGONAL covariance matrix for all classes :\n'**);**

% First gather all features

allClassesFeatures **=** **[];**

**for** i **=** 1**:**size**(**C**,**1**)**

c **=** C**(**i**);**

allClassesFeatures **=** **[**allClassesFeatures**;** classMap**(**c**)];**

**end**

% Calculate one covariance matrix regardless of class and multiply

% it by the diagonal matrix

covariance **=** var**(**allClassesFeatures**(:))** **\*** eye **(**size**(**allClassesFeatures**,**2**));**

**for** i **=** 1**:**size**(**C**,**1**)**

c **=** C**(**i**);**

covMap**(**c**)** **=** covariance**;** % Use the same covariance matrix for all classes

meanMap**(**c**)** **=** mean**(**classMap**(**c**),**1**);**

**end**

**case** 2 % Use a common covariance matrix regardless of class

fprintf**(**'using COMMON covariance matrix for all classes :\n'**);**

allClassesFeatures **=** **[];**

**for** i **=** 1**:**size**(**C**,**1**)**

c **=** C**(**i**);**

allClassesFeatures **=** **[**allClassesFeatures**;** classMap**(**c**)];**

**end**

% Calculate one covariance matrix regardless of class

covariance **=** cov**(**allClassesFeatures**);**

**for** i **=** 1**:**size**(**C**,**1**)**

c **=** C**(**i**);**

covMap**(**c**)** **=** covariance**;**

meanMap**(**c**)** **=** mean**(**classMap**(**c**),**1**);**

**end**

**case** 3

% Use seperate covariance matrices for each class

fprintf**(**'using SEPERATE covariance matrix for each class :\n'**);**

**for** i **=** 1**:**size**(**C**,**1**)**

c **=** C**(**i**);**

**if** size**(**classMap**(**c**),**1**)** **~=** 0

covMap**(**c**)** **=** cov**(**classMap**(**c**));** % Calculate the covariance matrix of THIS class

meanMap**(**c**)** **=** mean**(**classMap**(**c**),**1**);**

**end**

**end**

**end**

% -------------Find the accuracy of training and testing data--------------

% First get the a priori probabilities for each class

priors **=** **[];** % Initialise some space to store the priors

**for** i **=** 1**:**size**(**C**,**1**)** % Loop over all classes

c **=** C**(**i**);** % Get the current class

% Get the a priori probability of this class

priorProb **=** size**(**classMap**(**c**),**1**)/**trainDataSize**;**

% Store it for later use

priors **=** cat**(**2**,** priors**,** priorProb**);**

**end**

% Training ----------------------------------------------------------------

% Initialise some space to store the estimated class for each x

calculatedY **=** **[];**

% Do the estimate!

**for** trainIndex**=**1**:**trainDataSize % Loop over all x in the train set

prob **=** **[];** % Initialise some space to store the resulting probabilities

% Calculate the a posteriori probabilities for all classes

% for current x

**for** i **=** 1**:**size**(**C**,**1**)** % Loop over all classes

c **=** C**(**i**);** % Get the current class

% Get the current class' a posteriori probability given current x

% using mean and covariance for this class.

% (Note: depending on the covarianceMode chosen, common and diagonal,

% common or seperate covariance matrices might be used. See above.)

% (Note: no need to normalize by p(x), as its the same everywhere)

condProb **=** mvnpdf**(**XTRAIN**(**trainIndex**,**1**:end-**1**),** meanMap**(**c**),** covMap**(**c**))\***priors**(**i**);**

% Put the a posteriori and a priori probabilities of current class

% for current x side by side for

% later comparison

prob **=** cat**(**2**,** prob**,** condProb**);**

**end**

% Get the greatest a posteriori probability (estimate of which class the

% x falls under)

**[**maxval**,**argmax**]** **=** max**(**prob**);**

% Store the estimated class for later use

calculatedY **=** **[**calculatedY**;**argmax**];**

**end**

% Now count how many estimates were right by comparing them with the labels

accuratePredictions **=** **(**calculatedY **==** XTRAIN**(:,end));**

% Get the accuracy percentage

trainingAccuracy **=** sum**(**accuratePredictions**)\***100**/**size**(**accuratePredictions**,**1**);**

fprintf**(**'Training Accuracy = %4.2f\n'**,**trainingAccuracy**);**

%Testing ------------------------------------------------------------------

% Initialise some space to store the estimated class for each x

calculatedY **=** **[];**

% Do the estimate!

**for** testIndex**=**1**:**testDataSize % Loop over all x in the train set

prob **=** **[];** % Initialise some space to store the resulting probabilities

% Calculate the a posteriori probabilities for all classes

% for current x

**for** i **=** 1**:**size**(**C**,**1**)** % Loop over all classes

c **=** C**(**i**);** % Get the current class

% Get the current class' a posteriori probability given current x

% using mean and covariance for this class.

% (Note: depending on the covarianceMode chosen, common and diagonal,

% common or seperate covariance matrices might be used. See above.)

% (Note: no need to normalize by p(x), as its the same everywhere)

condProb **=** mvnpdf**(**XTEST**(**testIndex**,**1**:end-**1**),** meanMap**(**c**),** covMap**(**c**))\***priors**(**i**);**

% Put the a posteriori and a priori probabilities of current class

% for current x side by side for

% later comparison

prob **=** cat**(**2**,** prob**,** condProb**);**

**end**

% Get the greatest a posteriori probability (estimate of which class the

% x falls under)

**[**maxval**,**argmax**]** **=** max**(**prob**);**

% Store the estimated class for later use

calculatedY **=** **[**calculatedY**;**argmax**];**

**end**

% Now count how many estimates were right by comparing them with the labels

accuratePredictions **=** **(**calculatedY **==** XTEST**(:,end));**

% Get the accuracy percentage

testAccuracy **=** sum**(**accuratePredictions**)\***100**/**size**(**accuratePredictions**,**1**);**

fprintf**(**'Test Accuracy = %4.2f\n\n'**,**testAccuracy**);**

% return the accuracy percentage to the caller

testval **=** testAccuracy**;**

**gaussian\_bayes.m**

clear**;**

close all**;**

tic

rng**(**8**);** % For reproducibility

load**(**'../datasets.mat'**);**

% Randomize dataset

dataSetSize **=** size**(**pimaindiansdiabetes**,**1**);**

data\_rand **=** table2array**(**pimaindiansdiabetes**(**randperm**(**dataSetSize**),:));**

data\_rand**(:,end)** **=** data\_rand**(:,end)** **+** 1**;** %Shift class one value up to help with later calculations

accuracies **=** **[];**

% Calculate accuracy rates for all different covariance modes using

% 10fold cross-validation method

**for** i **=** 1**:**3 % Loop over all covariance modes

% mode 1 for common diagonal covariance matrix

% mode 2 for common covariance matrix

% mode 3 for a seperate covariance matrix for each class

covarianceMode **=** i**;**

% Wrap the classifier function inside another so we can pass the mode as a

% parameter and keep matlab happy.

% That is because matlab's crossval function takes as first

% parameter a function who's signature is as follows:

% @(XTRAIN, XTEST)(success\_rate)

% The first being the train data set and the seconf the test data set.

% Our bayes\_classifier accepts a third parameter as well.

classifier **=** **@(**XTRAIN**,** XTEST**)(**bayes\_classifier**(**XTRAIN**,** XTEST**,** covarianceMode**));**

% 10fold cross-validate

overallAccuracy **=** mean**(**crossval**(**classifier**,** data\_rand**));**

fprintf**(**'Bayes Overall Accuracy = %4.2f\n'**,**overallAccuracy**);**

accuracies **=** **[**accuracies**;** overallAccuracy**];**

**end**

figure**;**

x **=** categorical**({**'common diagonal covariance matrix'**,**'common covariance matrix'**,**'seperate covariance matrix for each class'**});**

bar**(**x**,** accuracies**);**

title**(**'Comparison of classifier accuracy with different covariance modes'**);**

xlabel**(**'Covariance Mode:'**);** % x-axis label

ylabel**(**'Accuracy %:'**);** % y-axis label

**for** i**=**1**:**3

text**(**x**(**i**),**accuracies**(**i**),**num2str**(**accuracies**(**i**),**'%0.2f'**),**...

'HorizontalAlignment'**,**'center'**,**...

'VerticalAlignment'**,**'bottom'**)**

**end**

toc

## Naïve Bayes Classifier

**naivebayesindians.m**

clear**;**

load**(**'../datasets.mat'**);**

dat **=** datatable2mat**(**pimaindiansdiabetes**);**

folds **=** nFoldDataset**(**array2table**(**dat**),**10**);**

**for** i**=**1**:**10

dat **=** table2array**(**folds**(**i**).**train**);**

class1 **=** dat**(**dat**(:,**9**)** **==** 1**,** 1**:**8**);**

mu1 **=** mean**(**class1**);**

sig1 **=** var**(**class1**).\***eye**(**8**);**

class2 **=** dat**(**dat**(:,**9**)** **==** 2**,** 1**:**8**);**

mu2 **=** mean**(**class2**);**

sig2 **=** var**(**class2**).\***eye**(**8**);**

dat **=** table2array**(**folds**(**i**).**val**);**

p**=[**mvnpdf**(**dat**(:,**1**:**8**),**mu1**,**sig1**)** mvnpdf**(**dat**(:,**1**:**8**),**mu2**,**sig2**)];**

**[**x**,**pred**]** **=** max**(**p**,[],**2**);**

acc**(**i**)** **=**1**-(**sum**(**abs**(**pred**-**dat**(:,**9**)))/**length**(**pred**));**

**end**

disp**([**'Accuracy: ' num2str**(**mean**(**acc**))]);**

**function** dat **=** datatable2mat**(**datatable**)**

%Converts table with numerical and categorical data to matrix

c**=** grp2idx**(**table2array**(**datatable**(:,end)));**

dat **=** table2array**(**datatable**(:,**1**:end-**1**));**

dat**(:,end+**1**)=**c**;**

**end**

## Bayesian Net

**bayesNetIncome.m**

clear**;**

load**(**'income-usable.mat'**);**

N**=**8**;**

**for** i**=**1**:**N

classes**{**i**}=**unique**(**income**(:,**i**));**

classnum**(**i**)=**height**(**classes**{**i**});**

data**(:,**i**)=**grp2idx**(**table2array**(**income**(:,**i**)));**

**end**

% data = data(1:300,:);

%Create network

% 2 3 5 6 7

% \ / \ | /

% 1 4

% \ /

% 8

dag **=** zeros**(**N**,**N**);**

dag**(**2**,**1**)=**1**;** dag**(**3**,**1**)=**1**;**

dag**(**5**,**4**)=**1**;** dag**(**6**,**4**)=**1**;** dag**(**7**,**4**)=**1**;**

dag**(**1**,**8**)=**1**;** dag**(**4**,**8**)=**1**;**

%Create network

onodes **=** **[**2**,**3**,**5**,**6**,**7**];**

node\_sizes **=** classnum**;**

bnet **=** mk\_bnet**(**dag**,** node\_sizes**,** 'observed'**,** onodes**);**

% use random params

**for** i**=**1**:**N

bnet**.**CPD**{**i**}** **=** tabular\_CPD**(**bnet**,** i**);**

**end**

%train network

ncases **=** size**(**data**,** 1**);**

cases **=** num2cell**(**data**');**

engine **=** jtree\_inf\_engine**(**bnet**);**

bnet **=** learn\_params\_em**(**engine**,** cases**);**

%inference forward

engine **=** jtree\_inf\_engine**(**bnet**);**

evidence **=** cell**(**1**,**N**);**

evidence**(**onodes**)** **=** num2cell**([**10 5 5 2 12**]);**

**[**engine**,** ll**]** **=** enter\_evidence**(**engine**,** evidence**);**

p8 **=** marginal\_nodes**(**engine**,** 8**);**

%inference inverse

nodes **=** **[**1**];**

engine **=** jtree\_inf\_engine**(**bnet**);**

evidence **=** cell**(**1**,**N**);**

evidence**(**nodes**)** **=** num2cell**([**3**]);**

**[**engine**,** ll**]** **=** enter\_evidence**(**engine**,** evidence**);**

p2 **=** marginal\_nodes**(**engine**,** 2**);**