

Αναγνώριση προτύπων
Εργασία 6
Σάββας Λιάπης 57403

Άσκηση 6.1 Πρόβλημα XOR

Διαχωρίστε τις 2 κατηγορίες:

- $\omega_1 = [(0,0), (1,1)]$
- $\omega_2 = [(0,1), (1,0)]$.

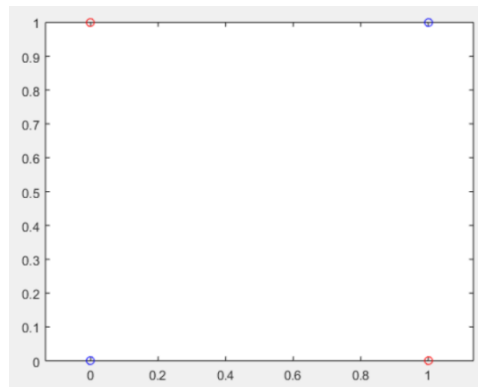
χρησιμοποιώντας ένα Non-Linear SVM με πολυωνυμικό πυρήνα:

$$\Phi(x) = (x_1^2 + \sqrt{2}x_1x_2 + x_2^2) \text{ και } K(x, y) = \Phi(x)\Phi(y) = (x_1y_1 + x_2y_2)^2 = (x, y)^2.$$

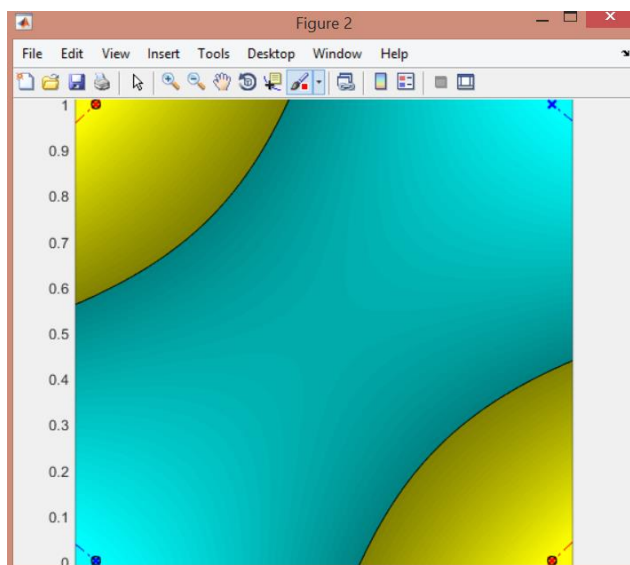
Βρείτε την μη γραμμική εξίσωση χρησιμοποιώντας το κατάλληλο λογισμικό. Εάν μπορείτε προσπαθήστε να επιλύσετε το πρόβλημα και αναλυτικά.

Απάντηση 6.1:

Τρέχοντας τον κώδικα για XOR από τον βιβλίο που Θεοδωρίδη τα σημεία των 2 κλάσεων απεικονίζονται έτσι :

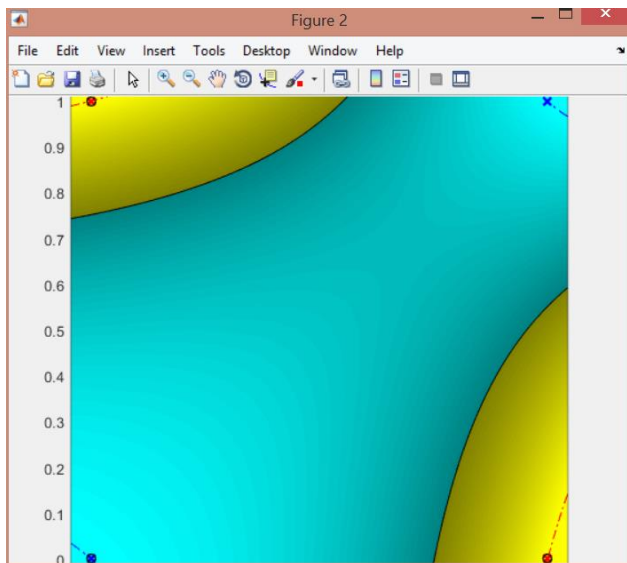


Εφαρμόζοντας μη γραμμικό svm με πολυωνυμικό πυρήνα παίρνουμε τα εξής αποτελέσματα :



```
alpha =  
  3.3313  
  2.6651  
  2.6651  
  1.9988  
Pe_train =  
  0
```

Το αποτέλεσμα που παρατηρούμε δεν είναι μονοσήμαντο, μπορούμε να πάρουμε εξίσου σωστά αποτελέσματα και με διαφορετικές τιμές παραμέτρων $kpar1$ $kpar2$ $kernel$ C ανάλογα με το τί θέλουμε κάθε φορά πιο πολύ. Παρακάτω φαίνονται κάποια εξίσου σωστά αποτελέσματα svm με διαφορετικές παραμέτρους :



$kpar1=1$
 $kpar2=5$
 $C=5$

```
alpha =  
  0.1512  
  0.0867  
  0.0867  
  0.0222  
Pe_train =  
  0
```

Άσκηση 6.2

Να χωριστεί το IRIS data set σε 3 σύνολα:

- Training set
- Validation set
- Test set

Πρόβλημα 2 κατηγοριών:

Ενώστε τις κλάσεις ω_1 και ω_3 σε μία κλάση. Χρησιμοποιήστε μία φορά τα 3 χαρακτηριστικά (1,2,4) και μία φορά όλα τα χαρακτηριστικά (1,2,3,4).

- Να ταξινομηθούν τα δεδομένα με μία γραμμική SVM. Συγκρίνετε τα αποτελέσματα με τους αντίστοιχους γραμμικούς ταξινομητές της 5-ης άσκησης.
- Να ταξινομηθούν τα δεδομένα με χρήση ΜΗ γραμμικών SVM. Πειραματιστείτε με διαφορετικά Kernels και παραμέτρους.

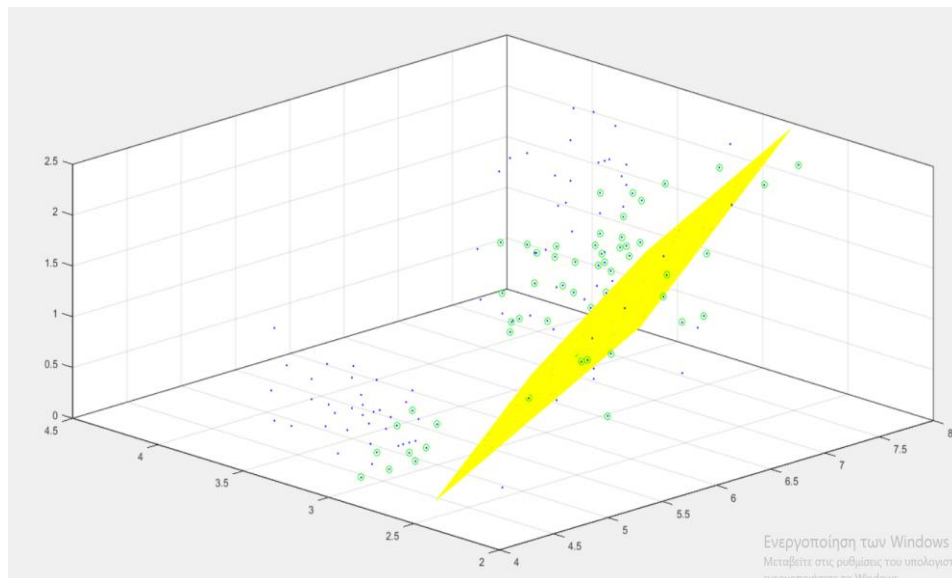
Πρόβλημα 3 κατηγοριών: Έχετε 3 κλάσεις και 4 χαρακτηριστικά. Για την ταξινόμηση χρησιμοποιείτε την τεχνική ένας-εναντίων όλων. Επαναλάβετε τα ίδια για τα 3 χαρακτηριστικά (1,2,4).

- Να ταξινομηθούν τα δεδομένα με μία γραμμική SVM. Συγκρίνετε τα αποτελέσματα με τους αντίστοιχους γραμμικούς ταξινομητές της 4-ης άσκησης
- Να ταξινομηθούν τα δεδομένα με χρήση ΜΗ γραμμικών SVM. Πειραματιστείτε με διαφορετικά Kernels και παραμέτρους.

Συγκρίνετε τα αποτελέσματα για τα A, B, Γ.

Απάντηση 6.2.A:

Για την άσκηση αυτή χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση `fitcsvm`. Με γραμμική SVM παίρνουμε το εξής αποτέλεσμα για 3 διαστάσεις :



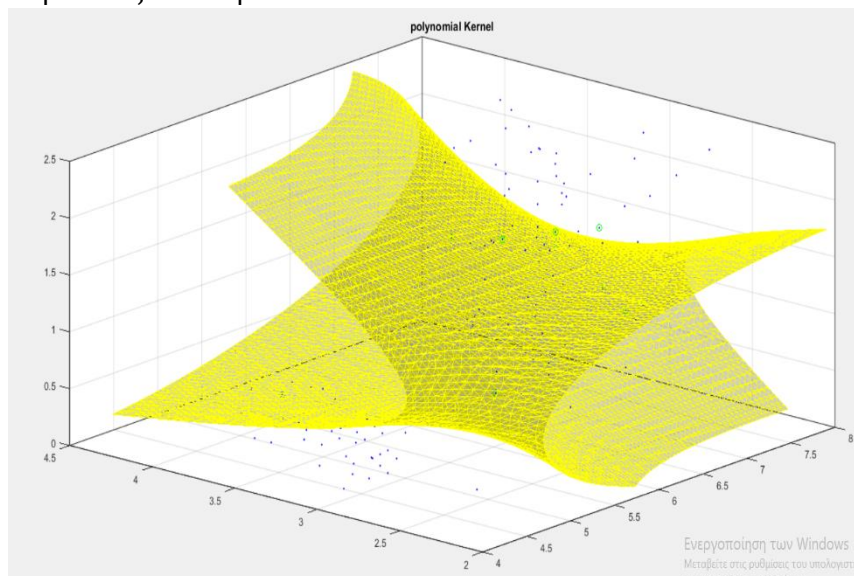
```
lin_trainerr =  
0.2778  
lin_testerr =  
0.3000  
lin_valerr =  
0.3333
```

Όσον αφορά τις 4 διαστάσεις η γραμμική SVM δίνει σφάλμα που φαίνεται δίπλα, το οποίο είναι πολύ φυσιολογικό καθώς γνωρίζουμε ότι το dataset που μας δίνεται δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμο.

```
lin_trainerr =  
0.2778  
lin_testerr =  
0.3000  
lin_valerr =  
0.3333
```

Απάντηση 6.2.B:

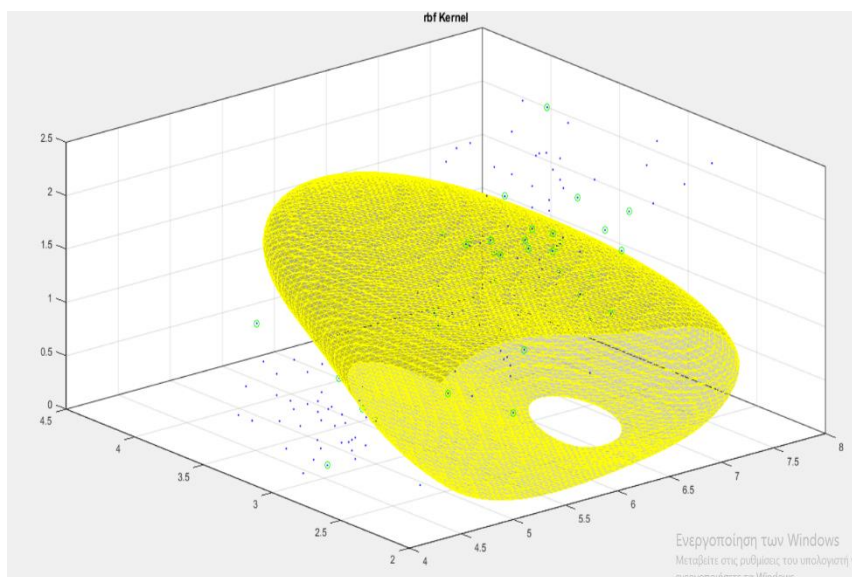
Τα η ταξινόμηση των δεδομένων για μη γραμμική SVM με πολυωνυμικού κερνελ παρουσιάζεται παρακάτω:



Η οποία δίνει
πολύ μικρό
σφάλμα:

```
poly_trainerr =  
0.0222  
poly_testerr =  
0.0667  
poly_valerr =  
0.0333
```

Για κέρνελ rbf παίρνουμε τα εξής :



Με πολύ μικρά
σφάλματα
επίσης :

```
rbf_trainerr =  
0.0444  
rbf_testerr =  
0.0667  
rbf_valerr =  
0
```

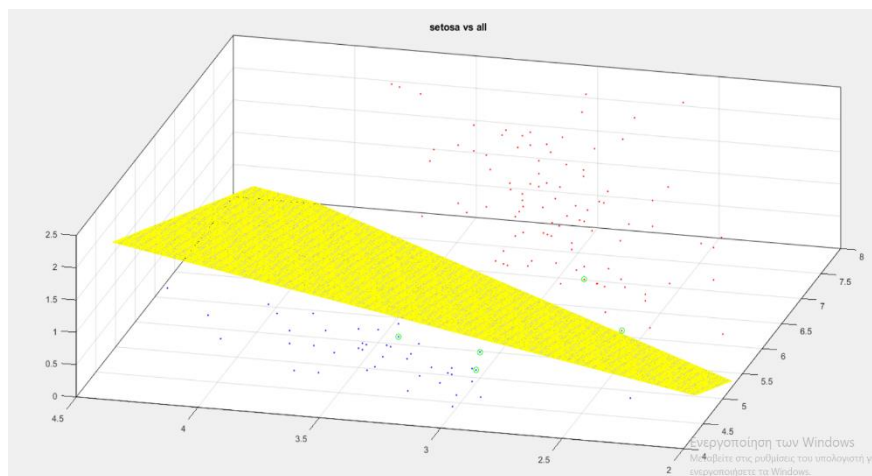
Βλέπουμε ότι πετυχαίνουμε πάρα πολύ καλά αποτελέσματα με τους μη γραμμικούς SVM με σφάλματα της τάξης $< 10\%$. Αυτό περιμέναμε να δούμε άλλωστε, η απόδοση των μη γραμμικών ταξινομητών να είναι καλύτερη από τους γραμμικούς αφού έχουμε να κάνουμε με μη γραμμικά διαχωρίσιμες κλάσεις.

```
polytrainerr =  
0  
polytesterr =  
0.0667  
polyvalerr =  
0.0333
```

Ελέγχοντας τα σφάλματα που δίνουν οι ταξινόμητες και για 4 διαστάσεις βλέπουμε ότι έχουν πολύ καλή απόδοση γύρω στο 5% και λιγότερο.

```
rbftrainerr =  
0  
rbftesterr =  
0.0667  
rbfvalerr =  
0
```

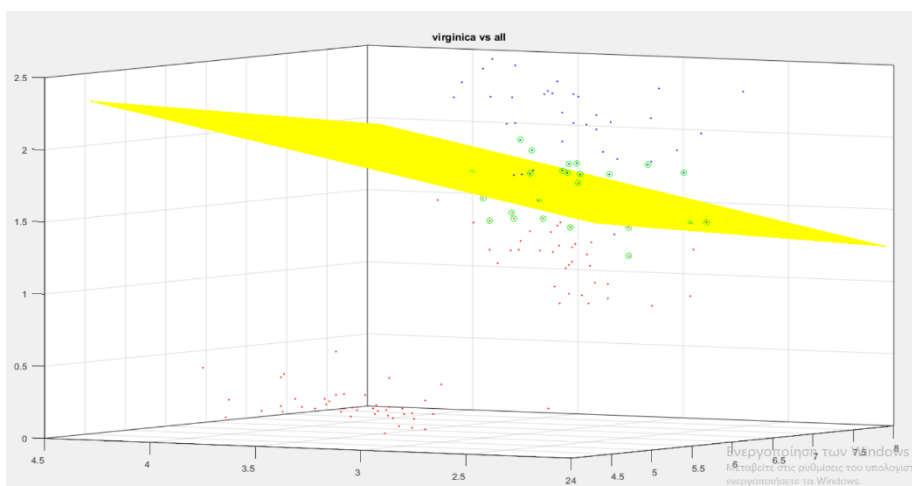
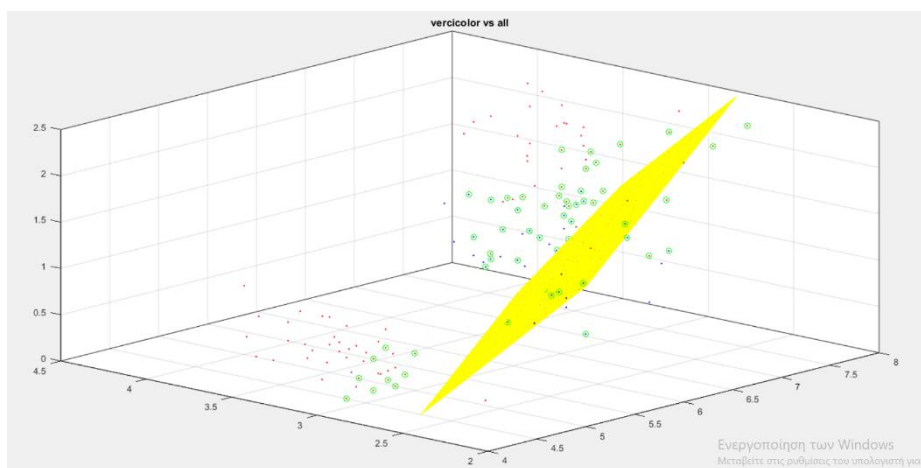
Απάντηση 6.2.Γ:



Παρατηρώντας τις διαγράμματα βλέπουμε ότι δεν επιτυγχάνει πολύ καλό διαχωρισμό κλάσεων και είναι σχετικά κοντά και ίσως λίγο καλύτερα από τις μεθόδους της εργασίας 5

Πιο συγκεκριμένα το σφάλμα προσεγγίζει το 30% τιμή που δεν είναι αμελητέα

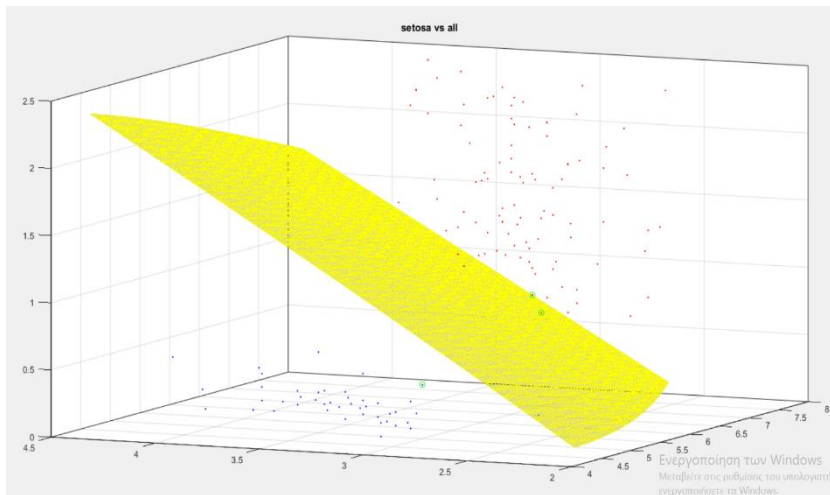
```
lintrain_err = 0.2333
lintest_err = 0.2333
linvalid_err = 0.3000
```



όσον αφορά τις 4 διαστάσεις το σφάλμα είναι και πάλι αρκετά υψηλό :

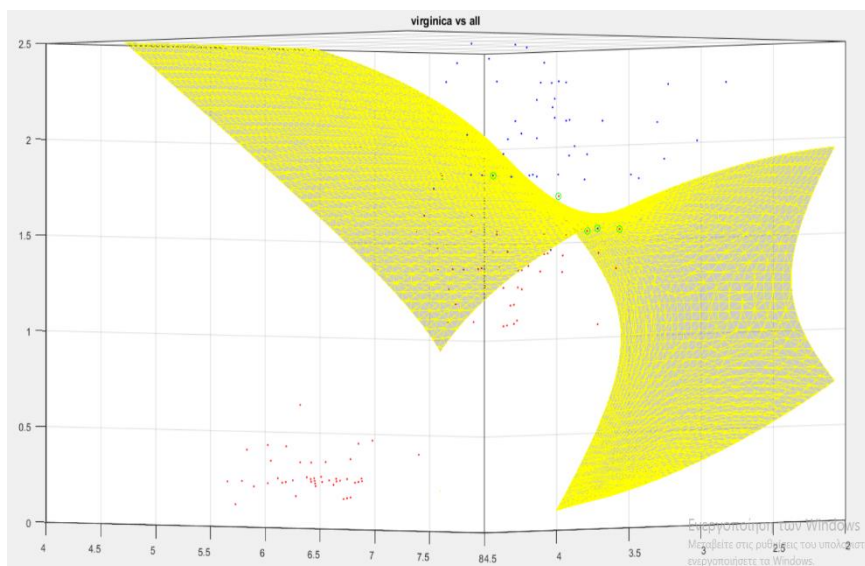
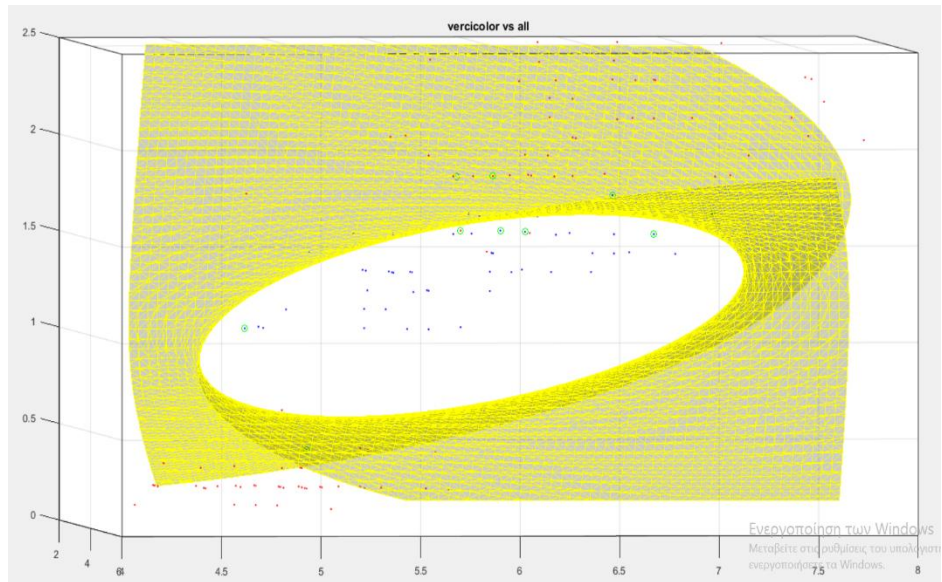
```
lintrain_err = 0.2778
lintest_err = 0.3000
linvalid_err = 0.3000
```


Απάντηση 6.2.Δ:



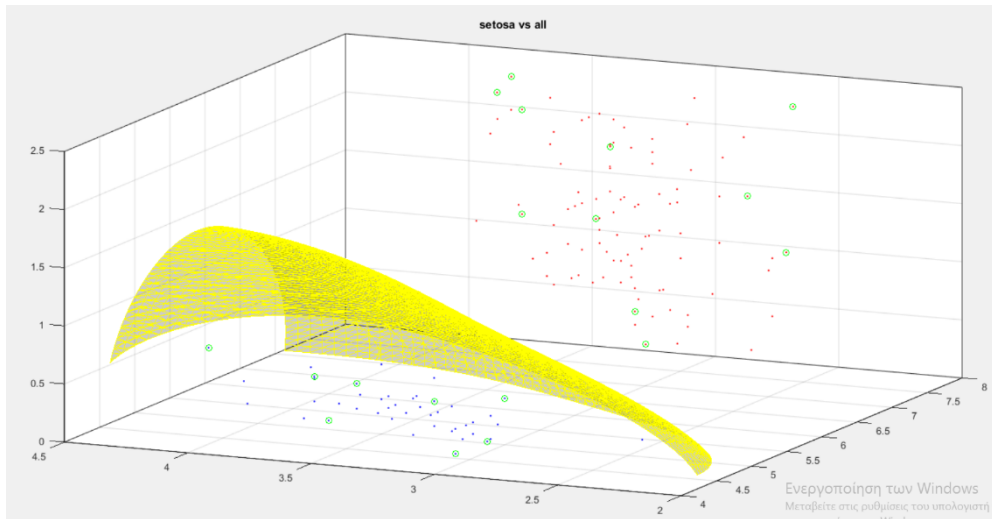
```
polytrain_err =
    0.0222
polytest_err =
    0.0667
polyvalid_err =
    0.0333
```

Εδώ όπως φαίνεται παραπάνω το σφάλμα για 3 διαστάσεις είναι πολύ μικρό καθώς είναι πολύ εύκολο να διαχωριστούν οι κλάσεις με μη γραμμικό svm



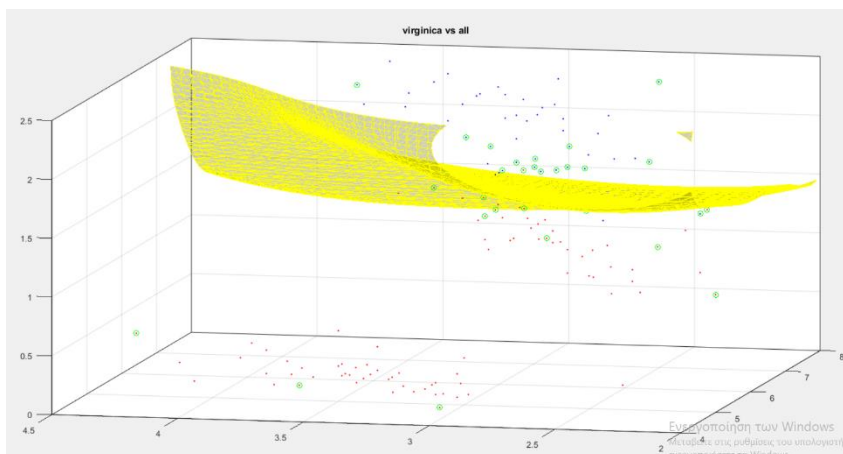
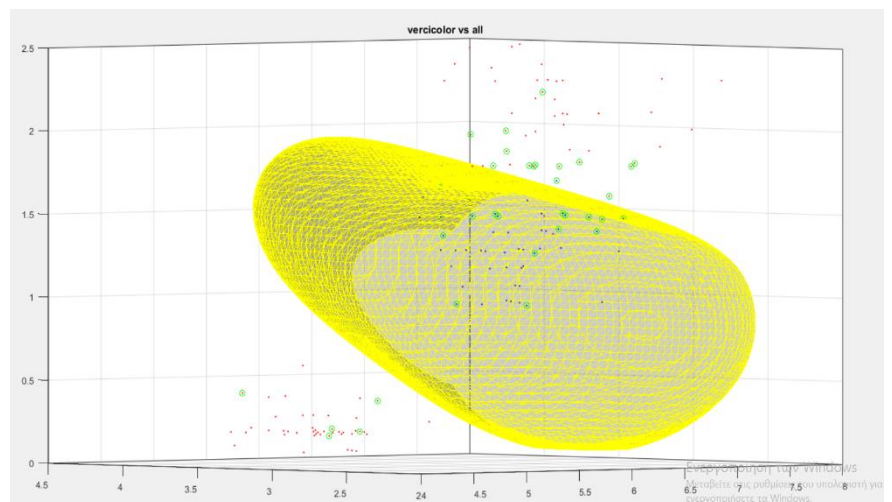
Εκτός αυτού βλέπουμε ότι υπάρχουν αρκετές αποστάσεις μεταξύ των επιφανειών και των δειγμάτων γεγονός οπότε θα δουλεύει και σαν γενίκευση καλά

Εξετάζοντας την μη γραμμική με kernel rbf παίρνουμε :



```
rbftrain_err =  
0.0444  
rbftest_err =  
0.0667  
rbfvalid_err =  
0
```

Τα αποτελέσματα είναι και
πάλι πολύ ικανοποιητικά και
για αυτόν τον μη γραμμικό
κερνελ



```
polytrain_err =  
0  
polytest_err =  
0.0667  
polyvalid_err =  
0.0333
```

Εξετάζοντας τα σφάλματα που προκύπτουν και για τις 4 διαστάσεις βλέπουμε ότι τα αποτελέσματα είναι εξίσου ικανοποιητικά. (δεξιά κερνελ rbf αριστερα κερνελ poly)

```
rbftrain_err =  
0  
rbftest_err =  
0.0667  
rbfvalid_err =  
0
```