

6^H ΕΡΓΑΣΙΑ

Στο μάθημα: «Αναγνώριση Προτύπων» Καθηγητής: Νικόλαος Μητιανούδης

> Στυλιανός Μούσλεχ ΑΜ:57382 13/12/2020 ,Ξάνθη

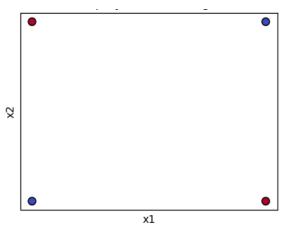
ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η υλοποίηση γίνεται στην κάνοντας χρήση της βιβλιοθήκης scikit-learn.

ΆΣΚΗΣΗ 6.1: Πρόβλημα ΧΟΚ

Ο κώδικας του ερωτήματος γίνεται στο αρχείο "Ex6_1.py".

Το πρόβλημα XOR για 2 εισόδους x1,x2 είναι μια περίπτωση μη γραμμικά διαχωρίσιμων δεδομένων, δηλαδή δεν μπορούμε να σχηματίσουμε γραμμή που να ξεχωρίζει τις 2 κλάσεις



Αρχικά θα δημιουργήσουμε τα 4 σημεία μας καθώς και την κατηγοριοποίηση του καθενός:

X = np.array([[0,0],[0,1],[1,0],[1,1]]) Y=np.logical_xor(X[:,0],X[:,1])

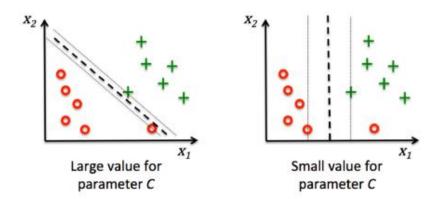
Στην συνέχεια θα φτιάξουμε το μοντέλο μας με βάση το Kernel της εκφώνησης:

$$\Phi(\mathbf{x}) = (x_1^2 + \sqrt{2}x_1x_2 + x_2^2),$$

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \Phi(\mathbf{x}).\Phi(\mathbf{y}) = (x_1y_1 + x_2y_2)^2 = (\mathbf{x}.\mathbf{y})^2$$

Εδώ το Kernel είναι πολυωνυμικό 2^{ou} βαθμού και με βάση το documentation της βιβλιοθήκης:

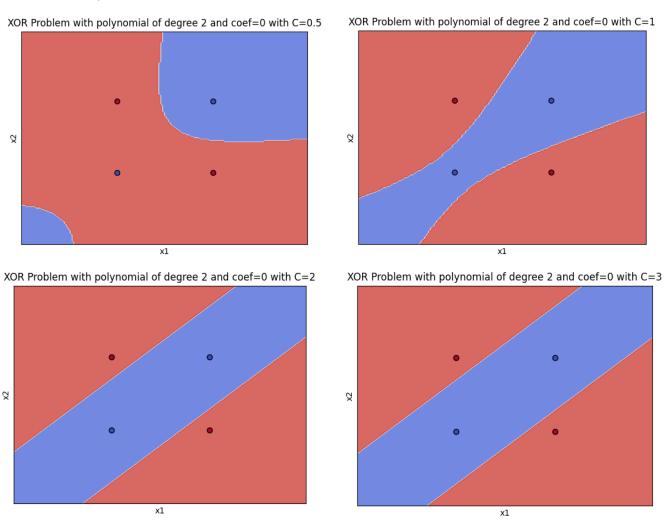
• polynomial: $(\gamma\langle x,x'\rangle+r)^d$, where d is specified by parameter degree, r by coef0. Θα βάλουμε degree=2, coef0=0 (το coef0 έχει default τιμή 0) Αναφορικά με την Slack variable C ουσιαστικά ελέγχει το πλάτος του margin, Μεγάλες τιμές C => μεγάλη ποινή για misclassification Μικρές τιμές C => μικρή ποινή για misclassification



Οπότε εκπαιδεύουμε το SVM:

model = svm.SVC(kernel='poly',degree=2,coef0=0,C=2) clf = model.fit(X, Y)

και το εκπαίδευσα για διαφορετικές τιμές C για να δούμε πως διαφοροποιείται το αποτέλεσμα:



Παρατηρούμε ότι μπορούμε να διαχωρίσουμε σωστά τις 2 κατηγορίες με πολύ καλό τρόπο. Κάτι που δεν γινόταν με έναν μοναδικό γραμμικό ταξινομητή. Βέβαια αν διαλέξουμε πολύ μικρό C (εδώ στο 0.5) δεν διαχωρίζουμε σωστά καθώς όπως είπαμε με μικρό C δεν «τιμωρούμε» αρκετά την λάθος ταξινόμηση.

Αναλυτική λύση

Έχουμε το kernel που μας δόθηκε, πρέπει αρχικά να υπολογίσουμε τα α.

Για καλύτερες πράξεις μετατρέπουμε το πόβλημα γύρω από την αρχή των αξόνων οπότε:

Διάνυσμα εισόδου	Έξοδος
(-1,-1)	-1
(-1,+1)	+1
(+1,-1)	+1
(+1,+1)	-1

Και από
$$\overline{L}(a) = \sum_{i=1}^4 a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 a_i a_j y_i y_j K(x_i, x_j)$$

Βγάζουμε πρώτα τις τιμές του Kernel για κάθε περίπτωση ζευγαριών inputs:

$K(x_i, x_j) = (x_i^1 x_j^1 + x_i^2 x_j^2)$	j=1: (-1,-1)	j=2: (-1,+1)	j=3: (+1,-1)	j=4: (+1,+1)
i=1: (-1,-1)	4	0	0	0
i=2: (-1,+1)	0	4	0	0
i=3: (+1,-1)	0	0	4	0
i=4: (+1,+1)	0	0	0	4

Οπότε θα έχουμε από τον παραπάνω τύπο αντικαθιστώντας:

$$\overline{L}(a) = \alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4 - \frac{1}{2} \left(4\alpha_1^2 + 4\alpha_2^2 + 4\alpha_3^2 + 4\alpha_4^2 \right)$$

Και από τις μερικές παραγώγους υπολογίζω:

$$\frac{\partial \overline{L}}{\partial \alpha_1} = 0 \implies 1 - 4\alpha_1 = 0 \implies \alpha_1 = \frac{1}{4}$$

$$\frac{\partial \overline{L}}{\partial \alpha_2} = 0 \implies 1 - 4\alpha_2 = 0 \implies \alpha_2 = \frac{1}{4}$$

$$\frac{\partial \overline{L}}{\partial \alpha_3} = 0 \implies 1 - 4\alpha_3 = 0 \implies \alpha_3 = \frac{1}{4}$$

$$\frac{\partial \overline{L}}{\partial \alpha_4} = 0 \implies 1 - 4\alpha_4 = 0 \implies \alpha_4 = \frac{1}{4}$$

Άρα έχουμε:
$$lpha_1=lpha_2=lpha_3=lpha_4=rac{1}{4}$$

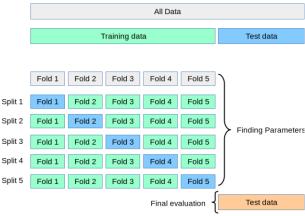
Αντικαθιστώντας:
$$\overline{L_o}(a)=1-rac{1}{2}1=rac{1}{2}$$

και
$$\frac{1}{2}||w_o||^2 = \frac{1}{2} \implies ||w_o|| = 1$$

ΆΣΚΗΣΗ 6.2: IRIS Dataset

Στην εκφώνηση χωρίζουμε το dataset σε train/validation/testing. Θεώρησα καλύτερη γενίκευση να χωρίσουμε το dataset σε train και test (με ίδιο μέγεθος το test) και στο training dataset να κάνουμε K-Folds Cross Validation και να βλέπουμε το average του validation accuracy για την κάθε υλοποίηση έτσι ώστε να βλέπουμε ποιο μοντέλο θα έκανε καλύτερο Generalization.

Το K-folds Cross validation ουσιαστικά χωρίζει το train dataset σε k groups και το μοντέλο εκπαιδεύεται στα k-1 groups και τεστάρεται σε 1 διαφορετικό validation set. Έτσι μπορούμε να δούμε ποιο μοντέλο γενικοποιεί καλύτερα με βάση το average accuracy και το standard deviation αυτών. Η παρακάτω εικόνα οπτικοποεί καλά την διαδικασία για K=5



Σημαντική υποσημείωση αποτελεί ότι όταν κάνουμε predict τα test data έχουμε κάνει train σε όλο το train dataset.

Στην εκφώνηση έχουμε 10 ανά κάθε κατηγορία άρα 30 συνολικό validation test άρα 120/30=4 άρα K=4

Πρόβλημα 2 κατηγοριών

Χρησιμοποιώντας χαρακτηριστικά 1,2,4

Ο κώδικας στο αρχείο «Ex6 2class3d»

Αρχικά ενώνουμε τις κλάσεις ω1 και ω3 και παίρνουμε τα χαρακτηριστικά 1,2,4 (0,1,3 στον πίνακα)

```
iris=load_iris()
X=iris.data
Y=iris.target

#get all w1 and w3 into one class so 0 and 2 should be 0
Ynew=np.where(Y==2,0,Y)
print("USING ONLY 1,3,4 dims")
#use only 1st,2nd,4th characteristics
Xnew=X[:,[0,1,3]]
```

Στη συνέχεια δημιουργούμε το training και test dataset προσέχοντας να έχουμε τον ίδιο αριθμό δεδομένων από κάθε κλάση με την χρήση της παραμέτρου <u>stratify</u>

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(Xnew,Ynew, test_size=0.2, random_state=0,stratify=Ynew)

Στη συνέχεια τρέξαμε τον κώδικα για διαφορετικά kernel και παραμέτρους. Πιο συγκεκριμένα έγινε χρήση των Kernels= Linear, sigmoid, rbf, polynomial για διαφορετικές τιμές c (και στην περίπτωση του polynomial και διαφορετικά degrees)

Η παράμετρος gamma κρατήθηκε σταθερή στην αυτόματη τιμή της που φάνηκε να λειτουργεί καλύτερα και είναι «1 / (n_features * X.var())».

Έχουμε τα παρακάτω αποτελέσματα:

LINEAR SVM

Εδώ παρατηρούμε ότι τα αποτελέσματα του γραμμικού svm για 2 κλάσεις που δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμες είναι αρκετά κοντά στον γραμμικό ταξινομητή της 5^{ης} άσκησης ,κάτι αναμενόμενο καθώς ουσιαστικά πάλι έχουμε μια ευθεία διαχωριστική γραμμή για μη γραμμικώς διαχωρίσιμα δεδομένα 2 κλάσεων.

NON LINEAR SVM

Χρησιμοποιώντας μη γραμμικό SVM με rbf kernel παρατηρούμε ότι έχουμε πάρα πολύ καλά αποτελέσματα και μάλιστα έχουμε καλή ικανότητα generalization βλέποντας και το average validation accuracy. Όσο αυξάνουμε το C φαίνεται να έχουμε καλύτερα αποτελέσματα. Εδώ τα αποτελέσματα είναι πολύ καλύτερα σε σχέση με τον γραμμικό ταξινομητή της προηγούμενης άσκησης

Αντιθέτως Χρησιμοποιώντας sigmoid kernel έχουμε χειρότερα αποτελέσματα:

Δοκιμάζοντας και πολυωνυμικό kernel με διάφορους βαθμούς και c :

Παρατηρούμε ότι και το πολυωνυμικό kernel έχει πολύ καλά αποτελέσματα. Επίσης παρατηρούμε ότι για το συγκεκριμένο πρόβλημα, η αύξηση του βαθμού του πολυωνύμου δεν αλλάζει πολύ τα ήδη καλά αποτελέσματα

Χρησιμοποιώντας χαρακτηριστικά 1,2,3,4

Ο κώδικας βρίσκεται στο αρχείο «Ex6_2class4d»

Κάνοντας την ταξινόμηση για 4 χαρακτηριστικά παρατηρούμε τα ίδια περίπου αποτελέσματα και με τα 3 χαρακτηριστικά και καταλήγουμε στα ίδια συμπεράσματα με τα παραπάνω

Γραμμικό και rbf:

USING ALL CHARACTERISTICS
USING LINEAR SVM
USING C= 0.5
Validation Accuracy : 0.68 (+/- 0.03)
Test accuracy: 0.7333333333333333
USING C= 1
Validation Accuracy : 0.72 (+/- 0.10)
Test accuracy: 0.733333333333333
USING C= 10
Validation Accuracy : 0.76 (+/- 0.10)
Test accuracy: 0.7666666666666666
USING C= 100
Validation Accuracy : 0.77 (+/- 0.10)
Test accuracy: 0.7666666666666666
USING C= 1000
Validation Accuracy : 0.78 (+/- 0.11)
Test accuracy: 0.7666666666666667

Sigmoid

Polynomial

Πρόβλημα 3 κατηγοριών

Χρησιμοποιώντας όλα τα χαρακτηριστικά

Ο κώδικας βρίσκεται στο αρχείο «Ex6_3class4d»

Εδώ πλέον έχουμε 3 κλάσεις και θα χρησιμοποιήσουμε την τακτική one vs all (ή one vs rest) ουσιαστικά κάνουμε train έναν classifier για κάθε κλάση, που διαχωρίζει αυτή τη κλάση με μια άλλη κλάση που είναι όλες οι υπόλοιπες μαζί

Στον κώδικα η μόνη αλλαγή που χρειάζεται είναι να δώσουμε στο μοντέλο τη παράμετρο

decision_function_shape="ovr"

όπου το ovr σημαίνει one versus all.

Δοκιμάζοντας για όμοιες παραμέτρους με πριν:

Linear SVM

USING LINEAR SVM
OSING LINEAK JVM
USING C= 0.5
Validation Accuracy : 0.95 (+/- 0.07)
Test accuracy: 1.0
rest decardey. 110
USING C= 1
Validation Accuracy : 0.96 (+/- 0.03)
Test accuracy: 1.0
test decaracy. 110
USING C= 10
Validation Accuracy : 0.96 (+/- 0.06)
Test accuracy: 1.0
USING C= 100
Validation Accuracy : 0.96 (+/- 0.06)
Test accuracy: 0.96666666666667
USING C= 1000
Validation Accuracy : 0.97 (+/- 0.05)
Test accuracy: 0.96666666666667

Sigmoid Kernel

Rbf kernel

Polynomial Kernel

Σαν γενικότερα συμπεράσματα βλέπουμε ότι έχουμε σε πολλές περιπτώσεις μέχρι και 100% accuracy. Το γραμμικό, rbf και πολυωνιμικό είχαν όλα πολύ καλά αποτελέσματα ακόμα και αν σκεφτούμε ότι η κλάσεις ω2 με ω3 δεν είναι γραμμικώς διαχωρίσιμες. Βλέπουμε ότι το svm και η μέθοδος one vs all δουλεύει πάρα πολύ καλά στην περίπτωση που έχουμε multiclass classification.

Από την άλλη το sigmoid kernel είχε κακά αποτελέσματα κάτι που είναι αναμενόμενο καθώς αυτό το kernel είναι πιο χρήσιμο σε binary classification προβλήματα

Χρησιμοποιώντας τα χαρακτηριστικά 1,2,4

Ο κώδικας βρίσκεται στο αρχείο «Ex6_3class3d»

Και εδώ έχουμε όμοια αποτελέσματα με το να χρησιμοποιήσουμε 4 χαρακτηριστικά με μόνη διαφορά λίγο πιο βελτιωμένη sigmoid αλλά και λίγο χειρότερες τις υπόλοιπες.

Linear SVM

Sigmoid Kernel

USING NON LINEAR SVM WITH SIGMOID KERNEL
USING C= 0.5
Validation Accuracy : 0.20 (+/- 0.12)
Test accuracy: 0.2333333333333334
USING C= 1
Validation Accuracy : 0.20 (+/- 0.12)
Test accuracy: 0.233333333333334
USING C= 10
Validation Accuracy : 0.20 (+/- 0.12)
Test accuracy: 0.2333333333333334
USING C= 100
Validation Accuracy : 0.09 (+/- 0.03)
Test accuracy: 0.1333333333333333
USING C= 1000
Validation Accuracy : 0.24 (+/- 0.17)
Test accuracy: 0.2666666666666666666666666666666666666

Rbf kernel

Polynomial Kernel

USING NON LINEAR SVM WITH POLY KERNEL
USING DEGREE= 2 C= 0.5
Validation Accuracy : 0.96 (+/- 0.09)
Test accuracy: 0.9333333333333333
USING DEGREE= 2 C= 1
Validation Accuracy : 0.96 (+/- 0.09)
Test accuracy: 0.9333333333333333
USING DEGREE= 2 C= 10
Validation Accuracy : 0.94 (+/- 0.07)
Test accuracy: 0.9333333333333333
USING DEGREE= 2 C= 100
Validation Accuracy : 0.96 (+/- 0.06)
Test accuracy: 0.9333333333333333
USING DEGREE= 2 C= 1000
Validation Accuracy : 0.94 (+/- 0.10)
Test accuracy: 0.933333333333333