

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ Η/Υ ΚΑΙ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

1^η ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΑΚΗ ΑΣΚΗΣΗ ΣΤΟ ΜΑΘΗΜΑ:

ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΝΟΥΜΟΣΥΝΗ

ΦΟΙΤΗΤΕΣ:

Σκούρα Κωνσταντίνα ΑΜ: 4168 Ζήγος Αυγουστίνος ΑΜ: 2973 Μπουραζάνης Νικόλαος ΑΜ: 2311

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ:

Εισαγωγή	1
Ανάλυση κώδικα	3
Πειράματα	16
Οδηγίες εκτέλεσης προγράμματος	21

ΑΝΑΛΥΣΗ ΚΩΔΙΚΑ

Αρχικά στο αρχείο Main.java δημιουργούμε ένα αντικείμενο τύπου Load και καλούμε 4 φορές την συνάρτηση readFile προκειμένου να γεμίσουμε τον πίνακα points τύπου Point με τις τιμές από τα αρχεία εκπαίδευσης. Την ίδια διαδικασία ακολουθούμε για τον πίνακα elegxos τύπου Point o

οποίος περιέχει όλες τις τιμές από τα αρχεία ελέγχου.

```
Load load = new Load(elegxos, pointIndex2, points,pointIndex,network, total_Neurons,layersize,H1,H2,H3,K,d);
load.readFile( filename: "src/main/java/org/example/ekpaideusi1.txt");
load.readFile( filename: "src/main/java/org/example/ekpaideusi2.txt");
load.readFile( filename: "src/main/java/org/example/ekpaideusi3.txt");
load.readFile( filename: "src/main/java/org/example/ekpaideusi4.txt");

Load load2 = new Load(elegxos, pointIndex2, points, pointIndex,network, total_Neurons,layersize,H1,H2,H3,K,d);
load2.readFile( filename: "src/main/java/org/example/elegxos1.txt");
load2.readFile( filename: "src/main/java/org/example/elegxos2.txt");
load2.readFile( filename: "src/main/java/org/example/elegxos3.txt");
load2.readFile( filename: "src/main/java/org/example/elegxos3.txt");
```

Η συνάρτηση ReadFile ελέγχει από ποιο αρχείο προέρχονται οι συντεταγμένες και δημιουργεί ένα αντικείμενο Point με το αντίστοιχο flag και στη συνέχεια το προσθέτει στο σωστό πίνακα(points ή

elegxos) ανάλογα το αρχείο από το οποίο προέρχεται.

Στη κλάση Point αρχικοποιούμε 3 private πεδία τα x1,x2 που αντιστοιχούν στις συντεταγμένες των σημείων που λαμβάνουμε από τα αρχεία .txt και το πεδίο flag το οποίο μας βοηθάει να ξέρουμε από

ποιο αρχείο προέρχεται το συγκεκριμένο point.

Στη συνέχεια για τα 4 επίπεδα του δικτύου μας δημιουργούμε αντικείμενα τύπου Neuron με τα

αντίστοιχα id και layer_id και τα προσθέτουμε στο ArrayList network.

```
for(int 1=0;1< total_Neurons;1++){// Arxikopoinsh twn nevronwn

if(i < H1){

Neuron n = new Neuron( layerid: 1, id: i+1);

network.add(n);

}else if((i >= H1) && (i < H1 + H2)){

Neuron n = new Neuron( layerid: 2, id: i+1);

network.add(n);

}else if((i >= H1 + H2) && (i < H1 + H2 + H3)){

Neuron n = new Neuron( layerid: 3, id: i+1);

network.add(n);

}else{

Neuron n = new Neuron( layerid: 4, id: i+1);

network.add(n);

}else{

Neuron n = new Neuron( layerid: 4, id: i+1);

network.add(n);

}

66

A

}
```

Στη κλάση Neuron έχουμε 6 private πεδία:

- Το bias του κάθε νευρώνα
- Ένα ArrayList με τα βάρη που συνδέουν τον κάθε νευρώνα με τους νευρώνες του προηγούμενου επιπέδου
- Ένα ArrayList με την παράγωγο σφάλματος κάθε βάρους του νευρώνα
- Το id του layer στο οποίο ανήκει
- Το προσωπικό του id(το οποίο μετράει από το 1 για τον πρώτο νευρώνα που βάλαμε στο δικτύο και +1 για κάθε καινούριο νευρώνα)
- Τέλος ένα ArrayList με το Τ για κάθε point για να ξέρουμε σε ποια κατηγορία εξόδου ανήκει

```
package org.example;
public class Neuron{
   Neuron(int layer_id,int id){
       this.layer_id = layer_id;
   public ArrayList<Integer> getT() { return T; }
   public ArrayList<Double> getWeight() { return weight; }
   public int getLayer_id() { return layer_id; }
   public double getBias() {return bias;}
   public void setBias(double bias) {this.bias = bias;}
   public ArrayList<Double> getDerivativeError() {return derivativeError;}
```

Αρχικά τα Τ λαμβάνουν όλα την τιμή -5 στον constructor της κλάσης όμως αργότερα οι νευρώνες που βρίσκονται στο τελευταίο layer(εξόδου) θα λάβουν τις σωστές τιμές χρησιμοποιώντας το flag

της κλάσης Point όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα:

```
for(int i = 0; i < points.length;i++){
    if(points[i].getFlag() == 1){
        network.get(network.size() - 1).getT().set(i,0);
        network.get(network.size() - 2).getT().set(i,0);
        network.get(network.size() - 3).getT().set(i,0);
        network.get(network.size() - 4).getT().set(i,1);
} else if(points[i].getFlag() == 2){
        network.get(network.size() - 1).getT().set(i,0);
        network.get(network.size() - 2).getT().set(i,0);
        network.get(network.size() - 3).getT().set(i,0);
        network.get(network.size() - 4).getT().set(i,0);

        retwork.get(network.size() - 1).getT().set(i,0);
        network.get(network.size() - 2).getT().set(i,0);
        network.get(network.size() - 3).getT().set(i,0);
        network.get(network.size() - 3).getT().set(i,0);
        network.get(network.size() - 4).getT().set(i,0);
        network.get(network.size() - 3).getT().set(i,0);
        network.get(network.size() - 4).getT().set(i,0);
        network.get(network.size() - 4).getT().se
```

Όμοια για τον πίνακα elegxos:

```
i < elegxos.length;i++){
if(elegxos[i].getFlag() == 1){
    network.get(network.size() - 1).getT().set(<u>i</u>,0);
    network.get(network.size() - 2).getT().set(i,0);
    network.get(network.size() - 3).getT().set(i,0);
    network.get(network.size() - 4).getT().set(<u>i</u>,1);
}else if(elegxos[i].getFlag() == 2){
    network.get(network.size() - 1).getT().set(<u>i</u>,0);
    network.get(network.size() - 2).getT().set(i,0);
    network.get(network.size() - 3).getT().set(<u>i</u>,1);
    network.get(network.size() - 4).getT().set(i,0);
}else if(elegxos[i].getFlag() == 3){
    network.get(network.size() - 1).getT().set(i,0);
    network.get(network.size() - 3).getT().set(<u>i</u>,0);
    network.get(network.size() - 1).getT().set(i,1);
    network.get(network.size() - 3).getT().set(<u>i</u>,0);
    network.get(network.size() - 4).getT().set(<u>i</u>,0);
```

Επίσης στη γραμμή 69 της Main.java καλούμε τη συνάρτηση initializeRandomWeights() η οποία αρχικοποιεί με τυχαίες τιμές(χρήση της συνάρτησης Random()) τα weights και τα Bias κάθε νευρώνα όπως φαίνεται στην εικόνα:

Στη συνέχεια δημιουργούμε ένα αντικείμενο τύπου GradientDescent και ξεκινάμε μία while loop η οποία τερματίζει αφού ολοκληρωθούν τουλάχιστον 700 επαναλήψεις/εποχές και η διαφορά του σφάλματος της τωρινής και της τελευταίας επανάληψης/εποχής είναι μικρότερο από το κατώφλι, το οποίο θα εξηγηθεί πιο αναλυτικά αργότερα. Μέσα στη while καλούμε τη συνάρτηση chooseGradient(flag) στην οποία δίνουμε ως όρισμα το flag με τιμή 0 εκείνη τη στιγμή η οποία τελικά θα μας επιστρέψει έναν πίνακα με 2 στοιχεία, το πρώτο στοιχείο είναι η τιμή του σφάλματος της εποχής και το δεύτερο η τιμή του flag από την οποία εξαρτάται ο τερματισμός της while όπως προαναφέραμε.

```
int g = 0;
GradientDescent = new GradientDescent(katofli, a_func, points, network, h, deltas, B, gu, products, layersize, H1, H2, H3, K, orisma1, orisma2, orisma3,output);
intle((g <=700) || (flag = 0)) {
    flag = 0;
    double []A = gradientDescent.chooseGradient(flag);
    flag = A[1];
    g ++;
}
```

Η chooseGradient (double flag) ξεχωρίζει δύο περιπτώσεις με το if statement της, η πρώτη είναι αν το B=1 και η δεύτερη για B!=1 (δηλαδή για την περίπτωση όπου B=N ή B=N/10 ή B=N/100 όπου N=4000). Στην πρώτη περίπτωση διατρέχουμε τον πίνακα points και για κάθε στοιχείο του καλούμε τις συναρτήσεις forwardPass() και backpropagation() (οι λειτουργίες τους εξηγούνται παρακάτω), στη συνέχεια κάνουμε update τα weights και B ias των νευρώνων μέσω των τιμών των deltas και D derivativeErrors που υπολογίζουμε στη συνάρτηση backpropagation(). Τέλος αδειάζουμε τα D ArrayList product, D gu, output, deltas και D derivativeError με τη χρήση της συνάρτησης D clear() ώστε στην επόμενη επανάληψη να μην χρησιμοποιηθούν τα

προηγούμενα, αλλάζουμε την τιμή της flag σε ένα αν η διαφορά μεταξύ του τωρινού σφάλματος με το προηγούμενο είναι μικρότερο του κατωφλίου, εμφανίζουμε το σφάλμα αυτής της εποχής και κάνουμε return τον διθέσιο πίνακα A με τις τιμές των μεταβλητών previous_learning_error(το

σφάλμα της επανάληψης/εποχής που μόλις τελείωσε) και το flag.

```
palls contend consection terminal error = 0.0;

dotted text learning error = 0.0;

dotted text = 0;

dotted text text text | 0;

dotted text text | 0;

dotted text | 0;

dott
```

Στην δεύτερη περίπτωση όπου ακολουθούμε την else πρώτα κάνουμε clear τα ArrayList product, gu, output, deltas και στη συνέχεια καλούμε τις συναρτήσεις forwardPass() και backpropagation(). Στη συνέχεια αν δεν βρισκόμαστε στην πρώτη επανάληψη προσθέτουμε τα στοιχεία του πρώτου μισού του ArrayList DerivativeError με αυτά του δεύτερου μισού του(πιο συγκεκριμένα το πρώτο στοιχείο προστίθεται με το πρώτο στοιχείο μετά το μέσο και το αποτέλεσμα αποθηκεύεται στη πρώτη θεση, το δεύτερο στοιχείο προστίθεται με το δεύτερο στοιχείο μετά το μέσο και αποθηκεύεται στη δεύτερη θέση κλπ), αυτό συμβαίνει γιατί όπως θα δούμε και παρακάτω το Derivative Error στις πρώτες του θέσεις κρατάει το sum των παραγώγων των σφαλμάτων των βαρών. Πιο συγκεκριμένα στην backpropagation() στο Arraylist DerivativeError κάνουμε add τις τιμές των παράγωγων των σφαλμάτων των βαρών. (οπότε το πρώτο μισό του DerivativeError χρησιμοποιείται για να κρατάει το sum των παραγώγων των σφαλμάτων των βαρών του νευρώνα και στο δεύτερο μισό μπαίνουν οι παραγωγοί των σφαλμάτων της τελευταίας επανάληψης). Στη συνέχεια υπολογίζουμε το σφάλμα αυτής της επανάληψης/εποχής και ελέγχουμε αν ο αριθμός των points που έχουμε διατρέξει ως τώρα ισούται με το B, σε αυτή τη περίπτωση χρησιμοποιούμε τις συναρτήσεις updateWeights() και updateBias() και κάνουμε clear το DerivativeError. Τέλος ελέγχουμε και εδώ αν ικανοποιείται η συνθήκη κατωφλίου για να αλλάξουμε το flag σε 1, εκτυπώνουμε το σφάλμα αυτής της εποχής και επιστρέφουμε τον πίνακα Α[].

Στη συναρτήση updateWeights() χρησιμοποιούμε μία διπλή for loop προκειμένου να διατρέξουμε κάθε βάρος κάθε νευρώνα και να του δώσουμε μια νέα τιμη χρησιμοποιώντας το DerivativeError

ArrayList με τις νέες τιμές που έχει πλέον μέσω της backpropagation().

Στη συνάρτηση updateBias() χρησιμοποιούμε μια for loop που διατρέχει το ArrayList deltas με τα σφάλματα κάθε νευρώνα και μέσα της ένα if statement που ελέγχει σε ποια περίπτωση βρισκόμαστε ανάλογα με την τιμή του Β προκειμένου να ανανεώσουμε τα bias κάθε νευρώνα με τη χρήση των νέων τιμών από το ArrayList deltas που έλαβε από τη συνάρτηση backpropagation().

```
public void updateBias() {
    int counter = 0;
    double temp;
    int currentBias;

for(int i = deltas.size() - 1;i >= 0;i--) {
    if(B == 1) {
        currentBias = i - (deltas.size() - 1) + counter;
        network.get(currentBias).setBias(deltas.get(i));
        counter++;
    }else {
        currentBias = i - (deltas.size() - 1) + counter;
        temp = deltas.get(i);
        network.get(currentBias).setBias(temp + network.get(currentBias).getBias());
        counter++;
    }
}
```

Η συνάρτηση forwardPass() χρησιμοποιεί διπλά for loop για κάθε layer του δικτύου(εκτός για την περίπτωση των εισόδων όπου χρειαζόμαστε μονό for loop γιατί διατρέχει τους νευρώνες μόνο του πρώτου κρυμμένου επιπέδου) και υπολογίζει στο καθένα το product του κάθε νευρώνα και το προσθέτει στο ArrayList products. Στη συνέχεια, υπολογίζει με τη χρήση της συνάρτησης activation_function()(θα την εξηγήσουμε παρακάτω) τις εξόδους των νευρώνων για το product του συγκεκριμένου νευρώνα που προσπελάζουμε σε αυτή την επανάληψη, το κάνει add στο ArrayList gu και μηδενίζει το result ώστε να είναι έτοιμο για την επόμενη επανάληψη. Τέλος ,αξίζει να σημειωθεί ότι στην τελευταία περίπτωση για τους νευρώνες εξόδου κάνουμε add όχι μόνο στο ArrayList gu αλλά και στο ArrayList output το οποίο αποθηκεύει μόνο τις εξόδους των

συναρτήσεων ενεργοποίησης για τους νευρώνες του layer εξόδου.

```
| public void forwardeas(coule x), double x); | double result = 0.0; | double result = x1 = network.get(j).getWeight().get(g) + x2* network.get(j).getWeight().get(j); //prwto_baros_prwtou_nmurwna_products.add(result + network.get(j).getWeight().get(j), network.get(j).getLayer_id(j); | gu_d = activate_function( w result + network.get(j).getBias(), network.get(j).getLayer_id(j); | gu_d = activate_function( w result + network.get(j).getWeight().size(j);+)+{ /barn toy 20u krymmenou} | for(int j = 0; j - network.get(j).getWeight().size(j);+)+{ /barn toy 20u krymmenou} | kathe neurmna_result + gu_det(j) + network.get(j).getBias(j), retwork.get(j).getLayer_id(j); | gu_d = activate_function( w result + network.get(j).getBias(j), network.get(j).getLayer_id(j); | gu_d = activate_function( w result + network.get(j).getBias(j), network.get(j).getLayer_id(j); | gu_d = activate_function( w result + network.get(j).getWeight(j).get(j); | for(int j = Hi+H2; j < Hi+ H2+ H3; j + +){ //diatrexw neyromes toy 30u krymmenou kathe neurona_result + gu_get(j+H1+H2) * network.get(j).getWeight(j).get(j); | gu_d = activate_function( w result + network.get(j).getWeight(j).get(j); | gu_d = activate_function( w result + network.get(j).getWeight(j).get(j); | gu_d = activate_function( w result + network.get(j).getWeight(j).getBias(j); | gu_d = activate_function( w result + network.get(j).getWeight(j).getBias(j); | gu_d = activate_function( w result + network.get(j).getBias(j); | gu_d = activate_functi
```

Η συνάρτηση activate_function() δέχεται ως ορίσματα ένα product και το layer_id του νευρώνα στο οποίο ανήκει το product αυτό προκειμένου να αναγνωρίσει ποια συνάρτηση ενεργοποίησης να χρησιμοποιήσει. Αυτό επιτυγχάνεται με τη χρήση if statement όπως φαίνεται στην εικόνα παρακάτω. Αφού αναγνωριστεί ποια συνάρτηση ενεργοποίησης πρέπει να χρησιμοποιήσει ,παίρνει το product που έλαβε για να υπολογίσει το gu που αργότερα θα κάνει add στο ArrayList gu όπως προαναφέρθηκε. Τέλος ,αξίζει να επισημάνουμε ότι κάνουμε μία στρογγυλοποίηση στα 10 δεκαδικά ψηφία το product διότι η συνάρτηση ενεργοποίησης tahn παράγει "Nan" τιμές αν λάβει νούμερο με υπερβολικά μεγάλο αριθμό δεκαδικών ψηφίων.

```
public double activate_function(double u, int s) {
    double scale = Math.pow(10, 10); // 10^10 for 10 decimal places
        if (orisma1.equals("relu")){
        }else if(orisma1.equals("tahn")){
            a_func = (exp(u) - exp(-u)) / (exp(u) + exp(-u)); //tahn
        }else if(orisma1.equals("sigmoid")){
            a_func = (double) 1 / (1 + exp(-\underline{u}));//sigmoid
            System.out.println("Wrong name");
        if (orisma2.equals("relu")){
            a_func = (exp(u) - exp(-u)) / (exp(u) + exp(-u)); //tahn
        }else if(orisma2.equals("sigmoid")){
            a_func = (double) 1 / (1 + exp(-\underline{v}));//sigmoid
            System.out.println("Wrong name");
        if (orisma3.equals("relu")){
            a_{\text{func}} = (exp(u) - exp(-u)) / (exp(u) + exp(-u)); //tahn
        }else if(orisma3.equals("sigmoid")){
            a_func = (double) 1 / (1 + exp(-\underline{u}));//sigmoid
            System.out.println("Wrong name");
```

Επιπρόσθετα, η συνάρτηση backpropagation() αρχικά υπολογίζει τα σφάλματα των νευρώνων του επιπέδου εξόδου(deltas) χρησιμοποιώντας μια for loop και καλώντας την συνάρτηση create_Derivative(εξηγούμε παρακάτω τη λειτουργία) και τα κάνει add στο ArrayList deltas. Στη συνέχεια, χρησιμοποιεί ένα ακόμα for loop για να διατρέξει τα υπόλοιπα κρυμμένα επίπεδα και 2 εμφωλευμένα for ,το ένα ελέγχει σε ποιο επίπεδο βρίσκεται και καλεί την create_Derivative(), το άλλο επίσης ελέγχει σε ποιο επίπεδο βρίσκεται και προσθέτει στη μεταβλητή result το αποτέλεσμα της πράξης βάρους επί σφάλμα των νευρώνων του επόμενου επιπέδου. Στη συνέχεια, υπολογίζει το νέο σφάλμα του νευρώνα πολλαπλασιάζοντας το result και το derivative που μόλις υπολόγισε και το κάνει add στο deltas ArrayList.

 Τέλος, καλεί την συνάρτηση compute_Derivative_Error_Weights(),η οποία χρησιμοποιεί διπλές for προκειμένου να διατρέχει δυο γειτονικά επίπεδα ταυτόχρονα την εξωτερική για να παίρνει τα σφάλματα των νευρώνων του συγκεκριμένου επιπέδου και την εσωτερική για να παίρνει τα gu που αντιστοιχούν στον νευρώνα που καταλήγει το βάρος. Η μόνη εξαίρεση είναι η πρώτη for η οποία είναι μονή επειδή αναφέρεται στο 1° κρυμμένο, οπότε δε χρειάζεται εμφωλευμένη for για να

αναφερόμαστε στις εισόδους.

public void compute_Derivative_Error_Weights(double x1, double x2){

int deltaSize = deltas.size();

double metablhth;

for(int i = 0;i < H1;i++){// lo krymmeno kai eisodoi

network.get(i).getDerivativeError().add(x1*deltas.get(deltaSize - 1 - i));

network.get(i).getDerivativeError().add(x2*deltas.get(deltaSize - 1 - i));

retwork.get(i).getDerivativeError().add(x2*deltas.get(deltaSize - 1 - i));

Η συνάρτηση create_Derivative() δέχεται 2 ορίσματα, ένα για το product και ένα για το id του νευρώνα με αυτό το product. Αρχικά με if statement ελέγχει σε ποιο επίπεδο βρίσκεται ο νευρώνας αυτός προκειμένου να δώσει στην συνάρτηση helpMeDerivative() ένα String με το όνομα της συνάρτησης ενεργοποίησης και αποθηκεύει στη μεταβλητή derivative την τιμή που επιστρέφει.

```
public double create_Derivative(double product, int neuron_id){
    double derivative;

if(neuron_id > H3 + H2 + H1){
    derivative = helpMeDerivative(orisma: "sigmoid", product);
}else if(neuron_id > H2 + H1){
    derivative = helpMeDerivative(orisma3, product);
}else if(neuron_id > H1){
    derivative = helpMeDerivative(orisma2, product);
}else{
    derivative = helpMeDerivative(orisma1, product);
}
return derivative;
}
```

Η συνάρτηση helpMeDerivative() δέχεται δύο ορίσματα, ένα τη συνάρτηση ενεργοποίησης που πρέπει να χρησιμοποιήσει και το product. Ελέγχει με ένα If statement ποια συνάρτηση ενεργοποίησης έλαβε και υπολογίζει με το product την έξοδο της συνάρτησης ενεργοποίησης και την επιστρέφει στην συνάρτηση create_Derivative().

```
public double hetpMeDerivative(String orisma, double product){

double derivative;

if (orisma.equals("relu")){
    if(product > 0){
        derivative = 1.0;
    }else{
        derivative = 0.0;
    }

}else if(orisma.equals("tahn")){
    derivative = 1 - Math.tanh(product) * Math.tanh(product);
}else{
    double sigmoidX = 1 / (1 + exp(-product)); //ebgala to math derivative = sigmoidX * (1 - sigmoidX);
}

return derivative;
}
```

Τελικά επιστρέφουμε στο αρχείο Main.java αφού έχει ικανοποιηθεί η συνθήκη της while loop ,στη συνέχεια έχουμε μία for loop η οποία διατρέχει τον πίνακα elegxos για όλα του τα στοιχεία. Πρώτα κάνει clear τα ArrayList output, product, gu και καλεί την συνάρτηση forwardPass() με παραμέτρους τα x1,x2 από κάθε point του πίνακα elegxos. Έτσι υπολογίζονται καινούριες τιμές για το ArrayList output από τις οποίες βρίσκουμε σε ποια θέση του υπάρχει αυτή με τη μεγαλύτερη τιμή και αποθηκεύουμε αυτή τη θέση στη μεταβλητή output_pos. Στη συνέχεια διατρέχουμε τους νευρώνες του επιπέδου εξόδου με μία ακόμα for loop και βρίσκουμε με μία if ποιος από τους 4 αυτούς νευρώνες έχει τιμή 1 για να καταλάβουμε σε ποια κατηγορία εξόδου ανήκει και αποθηκεύουμε τη τιμή της θέσης του νευρώνα στο επίπεδο εξόδου στη μεταβλητή Τ_pos. Τέλος συγκρίνουμε τις τιμές αυτών των δύο μεταβλητών και αν βρούμε ότι είναι ίσες αυξάνουμε το success_counter κατά 1 γιατί αυτό σημαίνει ότι είχαμε σωστή ταξινόμηση αυτού του point και μόλις βγούμε από την for θα έχουμε υπολογίσει το συνολικό αριθμό επιτυχημένων ταξινομήσεων, τον οποίο εκτυπώνουμε.

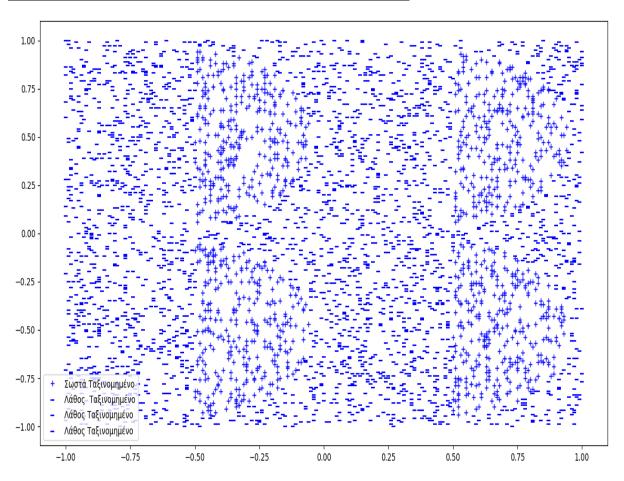
ПЕІРАМАТА

H2	Н3	1°	2°	3°	В	Γενικευτική
		κρυμμένο	κρυμμένο	κρυμμένο		Ικανότητα
		επίπεδο	επίπεδο	επίπεδο		δικτύου
2	1	relu	tahn	relu	N/10	32,52%
2	1	relu	sigmoid	sigmoid	N/100	32,52%
7	2	relu	sigmoid	sigmoid	N/100	17,57%
7	2	tahn	tahn	tahn	N/100	32,12%
/	2	taiiii	Lailli	tailli	11/100	32,12/0
7	2	tahn	tahn	tahn	N/10	32,52%
7	2	relu	relu	relu	N/10	17,77%
7	2	sigmoid	sigmoid	sigmoid	N/10	32,12%
7	2	sigmoid	relu	tahn	N/10	17,57%
13	20	sigmoid	relu	tahn	N/100	17,57%
13	20	sigmoid	sigmoid	sigmoid	N/100	32,12%
13	20	relu	tahn	relu	N/10	17,77%
	2 2 7 7 7 7 7 7 13 13	2 1 2 1 7 2 7 2 7 2 7 2 7 2 7 2	κρυμμένο επίπεδο 2 1 relu	κρυμμένο επίπεδο κρυμμένο επίπεδο 2 1 2 1 7 2 1 relu 3 sigmoid 7 2 1 relu 3 sigmoid 4 relu 7 2 1 relu 1 relu<	κρυμμένο επίπεδοκρυμμένο επίπεδοκρυμμένο επίπεδοκρυμμένο επίπεδο21relutahnrelu21relusigmoidsigmoid72relusigmoidsigmoid72tahntahntahn72tahntahnrelu72relurelurelu72sigmoidsigmoidsigmoid72sigmoidrelutahn1320sigmoidrelutahn1320sigmoidsigmoidsigmoid	κρυμμένο επίπεδο κρυμμένο επίπεδο κρυμμένο επίπεδο κρυμμένο επίπεδο 2 1 relu tahn relu N/10 2 1 relu sigmoid sigmoid N/100 7 2 relu sigmoid sigmoid N/100 7 2 tahn tahn tahn N/10 7 2 relu relu relu N/10 7 2 sigmoid sigmoid N/10 7 2 sigmoid relu tahn N/10 7 2 sigmoid relu tahn N/10 13 20 sigmoid relu tahn N/100

Παρατηρούμε ότι τα ποσοστά της γενικευτικής ικανότητας δικτύου επαναλαμβάνονται. Εναλλάσσονται από 17,57%,17,77%,32,12% και 32,52%. Αυτο συμβαίνει διότι ο counter που μετράει τις επιτυχίες γίνεται 703,711,1285 και 1301 αντίστοιχα. Κάθε αρχείο ελέγχου έχει τον ίδιο αριθμό εγγραφών με τις τιμές του counter που προαναφέρθηκαν, δηλαδή το elegxos1.txt έχει 1301,το elegxos2.txt έχει 1285,το elegxos3.txt έχει 711 και το elegxos4.txt έχει 703.Το πρόβλημά μας είναι ότι αναγνωρίζει κάθε φορά τα σημεία μιας κατηγορίας και βγάζει λανθασμένα τα σημεία των άλλων κατηγοριών. Υποθέτουμε ότι

το πρόβλημα μας είναι κάπου στον έλεγχο διότι το ευθύ και το αντίστροφο πέρασμα αλλά και η ενημέρωση των βαρών γίνονται σωστά ,γι΄ αυτό καταφέρνει και να αναγνωρίζει όλα τα σημεία μιας κατηγορίας.

Το διάγραμμα του δικτύου με τη καλύτερη γενικευτική ικανότητα



Στον υποφάκελο «createExamples» έχουμε το αρχείο createExamp.java ,με το οποίο δημιουργούμε τα αρχεία ekpaideusi1.txt, ekpaideusi2.txt, ekpaideusi3.txt, ekpaideusi4.txt ,που περιέχουν τα 4000 παραδείγματα εκπαίδευσης. Αντίστοιχα δημιουργούνται τα αρχεία elegxos1.txt, elegxos2.txt, elegxos3.txt, elegxos4.txt που περιέχουν τα παραδείγματα ελέγχου. Έχουμε προσθέσει και ενδεικτικά αρχεία με παραδείγματα εκπαίδευσης και ελέγχου στον υποφάκελο. Πιο συγκεκριμένα, για να δημιουργηθούν 4000 τυχαία σημεία στο τετράγωνο [-1,1]x[-1,1] έχουμε ορίσει ένα άνω όριο upperbound= 100 και ένα κάτω όριο lowerbound = -100 για το x1 και x2αντίστοιχα και κάθε φορά υπολογίζεται ένα τυχαίο ζεύγος ανάμεσα στο -100 και στο 100 ,το οποίο διαιρούμε με 100 ώστε να είναι στο επιθυμητό εύρος τιμών. Έπειτα ελέγχουμε τα x1,x2 σε ποια από τις 4 κατηγορίες ανήκουν και τα βάζουμε στο αντίστοιχο αρχείο εκπαίδευσης. Για να επιλέξουμε σε ποια κατηγορία είναι τα x1,x2 ελέγχουμε αν ικανοποιούν κάθε μια από τις ανισότητες που δίνει η εκφώνηση. Το ekpaideusi1.txt έχει τα Points για την κατηγόρια 1, το ekpaideusi2.txt για την κατηγορία 2, το ekpaideusi3.txt για την κατηγορία 3 και το ekpaideusi4.txt για την κατηγορία 4. Ίδια διαδικασία γίνεται και για τα σημεία στα αρχεία ελέγχου.

```
ublic class createExamp {
  public static void main(String[] args) {
      int lowerbound1 = 0;
              x1 = (rand.nextFloat() * (upperbound1 - lowerbound1) + lowerbound1) / 100;
              String formattedFloat1 = String.format("%.2f", x1);
              String formattedFloat2 = String.format("%.2f", x2);
              if(formattedFloat1.equals("-0.00")){
              if(formattedFloat1.equals("-0.00")){
                  formattedFloat1 = "0.00";
              if(formattedFloat2.equals("-0.00")){
                  formattedFloat2 = "0.00";
                  myObj1.write(formattedFloat1);
                  myObj1.write(formattedFloat2);
              }else if(( Math.pow((x1-0.5),2) + Math.pow((x2-0.5),2) < 0.2) && (x1 < 0.5)){
                  myObj2.write(formattedFloat1);
                  myObj1.write(formattedFloat1);
                  myObj1.write(formattedFloat2);
                  myObj2.write(formattedFloat2);
```

```
pelse if(( Math.pow((x1-0.5),2) + Math.pow((x2+0.5),2) < 0.2) && (x1 > 0.5)){
    myObj1.write(formattedFloat1);
    myObj1.write(formattedFloat2);
    myObj1.write(formattedFloat2);
    myObj2.write(formattedFloat2);
    myObj2.write(formattedFloat2);
    myObj2.write(formattedFloat2);
    myObj2.write(formattedFloat2);
    myObj1.write(formattedFloat1);
    myObj1.write(formattedFloat1);
    myObj1.write(formattedFloat2);
    myObj1.write(formattedFloat2);
    myObj1.write(formattedFloat2);
    myObj1.write(formattedFloat2);
    myObj2.write(formattedFloat2);
    myObj2.write(formattedFloat2);
    myObj2.write(formattedFloat2);
    myObj2.write(formattedFloat2);
    myObj2.write(formattedFloat2);
    myObj2.write(formattedFloat2);
    myObj3.write(formattedFloat2);
    myObj3.write(formattedFloat2);
    myObj3.write(formattedFloat2);
    myObj3.write(formattedFloat2);
    myObj3.write(formattedFloat2);
    myObj3.write(formattedFloat2);
    myObj3.write(formattedFloat2);
    myObj3.write(formattedFloat2);
    myObj4.write(formattedFloat2);
    myObj4.write(formattedFloat2);
```

ΟΔΗΓΙΕΣ ΕΚΤΕΛΕΣΗΣ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ

Στον φάκελο ergasia1 έχουμε όλο τον πηγαίο κώδικα και όλα τα .txt αρχεία που πρέπει να είναι στον ίδιο φάκελο για να εκτελεστεί ο κώδικας μας. Πρώτα πρέπει να γίνει η μεταγλώττιση των αρχείων με την εντολή **javac *.java** και στη συνέχεια με την εντολή **java Main orisma1 orisma2 orisma3** όπου orisma1, orisma2,orisma3 πρέπει να πάρει τις τιμές των συναρτήσεων ενεργοποίησης των κρυμμένων επίπεδων. Δηλαδή τα ονόματα είναι :sigmoid, tahn ,relu .Στο τέταρτο επίπεδο εξόδου παίρνει πάντα τη λογιστική συνάρτηση ενεργοποίησης και δεν την βάζει ο χρήστης. Στον υποφάκελο createExamples έχουμε το αρχείο createExamp που δημιουργεί τα 8 αρχεία .txt.