A black text on a white background

Description automatically generated

A blue and white logo

Description automatically generated

**Τίτλος μαθήματος: ARTIFICIAL INTELLIGENCE**

**Κωδικός μαθήματος: CN6005**

**Φοιτητές:**

**Αθανασιάδης Διονύσης , UEL Student Number :2470453**

**Αλιφραγκής Αρτέμιος, UEL Student Number: 2245960**

**Στάγκος Αριστείδης, UEL Student Number: 2245979**

**Πίνακας Περιεχομένων**

[**Περίληψη** 3](#_Toc157115432)

[**Περιγραφή των Δεδομένων και της Διαδικασίας** 4](#_Toc157115433)

[**Αιτιολόγηση επιλογών** 5](#_Toc157115434)

[**Χωρισμός δεδομένων σε training-test-validation** 5](#_Toc157115435)

[**Αρχικές συνθήκες (αρχική επιλογή βαρών και biases)** 6](#_Toc157115436)

[**Αριθμός Στρωμάτων(Layers) του νευρωνικού δικτύου** 7](#_Toc157115437)

[**Αριθμός Νευρώνων σε κάθε Layer** 8](#_Toc157115438)

[**Είδος συναρτήσεως μεταφοράς** 9](#_Toc157115439)

[**Είδος εκπαίδευσης (αλγόριθμος εκμάθησης) που χρησιμοποιήσαμε** 10](#_Toc157115440)

[**Αριθμός epochs** 11](#_Toc157115441)

[**Τιμή του Learning και του Momentum** 12](#_Toc157115442)

[**Περιγραφή και Αξιολόγησης training - validation - testing** 13](#_Toc157115443)

[**Συμπέρασμα** 14](#_Toc157115444)

[**Ικανότητα γενίκευσης** 14](#_Toc157115445)

[**Αξιολόγηση της Ατομικής Συνδρομής (Ατομικό)** 15](#_Toc157115446)

[**Βιβλιογραφία** 15](#_Toc157115447)

# **Περίληψη**

Ως φοιτητές πληροφορικής, μας ζητήθηκε να δημιουργήσουμε αρχικά ένα νευρωνικό δίκτυο στο προγραμματιστικό περιβάλλον MATLAB. Το δίκτυο προορίζεται να δημιουργήσει ένα μοντέλο που συσχετίζεται με την ποιότητα κόκκινων κρασιών, χρησιμοποιώντας ένα dataset με 11 μεταβλητές. Κεντρική εργασία του δικτύου είναι η κατάταξη των κρασιών σε 4 κατηγορίες ποιότητας. Η υλοποίηση γίνεται με εκμάθηση μηχανής στο MATLAB, το οποίο προσφέρει έτοιμα εργαλεία για ανάπτυξη σχετικών αλγορίθμων σε πλαίσιο τεχνητής νοημοσύνης.

# **Περιγραφή των Δεδομένων και της Διαδικασίας**

Το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιείται προέρχεται από το UCI Machine Learning Repository και είναι σχετικό με την αξιολόγηση της ποιότητας κόκκινων κρασιών. Το dataset περιλαμβάνει 1.599 δείγματα, με 11 χαρακτηριστικά που αντιπροσωπεύουν φυσικοχημικές ιδιότητες του κρασιού, όπως επίπεδα οξύτητας, περιεχόμενο σε ζάχαρη και ποσοστό αλκοόλης. Η μεταβλητή στόχος είναι η ‘ποιότητα’, μια συνεχής μεταβλητή που κυμαίνεται από 0 έως 10, αντιπροσωπεύοντας τη συνολική βαθμολογία του κρασιού.

Ο στόχος που ορίζεται είναι να κατασκευαστεί και αξιολογηθεί ένα νευρωνικό δικτύου που θα ταξινομεί τα κρασιά σε τέσσερις κατηγορίες ποιότητας:

* “Χαμηλής ποιότητας” για κρασιά με βαθμολογίες από 0 έως 4.
* “Κατώτερης μέτριας ποιότητας” για κρασιά με βαθμολογία ίση με 5.
* “Ανώτερης μέτριας ποιότητας” για κρασιά με βαθμολογία ίση με 6.
* “Υψηλής ποιότητας” για κρασιά με βαθμολογίες από 7 έως 10.

Η διαδικασία περιλαμβάνει τη δημιουργία και εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου με χρήση του προγραμματιστικού περιβάλλοντος MATLAB. Τα δεδομένα φυσικοχημικών ιδιοτήτων και βαθμολογίων ποιότητας χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία ενός μοντέλου πρόβλεψης. Ο στόχος είναι να επιτευχθεί η ακριβής ταξινόμηση των κρασιών στις προαναφερθείσες κατηγορίες ποιότητας. Οι υπερπαράμετροι του νευρωνικού δικτύου, όπως ο αριθμός των κρυμμένων επιπέδων και των νευρώνων, καθορίζονται σύμφωνα με τις απαιτήσεις του προβλήματος.

Η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου γίνεται με τη χρήση ενός αλγορίθμου εκπαίδευσης που έχει το MATLAB και παραμετροποιείται για να επιτύχει τον καλύτερο δυνατό χειρισμό τω δεδομένων. Στο τέλος, αξιολογείται η απόδοση του μοντέλου με τη χρήση πίνακα σύγχυσης, ο οποίος παρουσιάζει τον αριθμό των σωστών και λανθασμένων προβλέψεων για κάθε κατηγορία ποιότητας.

# **Αιτιολόγηση επιλογών**

Οι αιτιολογίες πίσω από τις επιλογές που πραγματοποιήθηκαν στο πλαίσιο της σχεδίασης του νευρωνικού δικτύου:

## **Χωρισμός δεδομένων σε training-test-validation**

Ο χωρισμός των δεδομένων σε σύνολα εκπαίδευσης, επικύρωσης και ελέγχου αποτελεί σημαντικό βήμα στη διαδικασία εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου. Η επιλογή για τον χωρισμό των δεδομένων έχει γίνει με τη χρήση των παραμέτρων ‘**trainRatio**’, ‘**valRatio**’ και ‘**testRatio**’ στο αντικείμενο του νευρωνικού δικτύου ‘net’.

A black text on a white background

Description automatically generated

**1. Training-test-validation.**

1. **Εκπαίδευση (Training):** Το 60% των δεδομένων χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Αυτό είναι το μεγαλύτερο ποσοστό, καθώς η εκπαίδευση απαιτεί ένα επαρκές πλήθος δειγμάτων για την εξαγωγή γενικευμένων μοντέλων.
2. **Επικύρωση (Validation):** Το 0% των δεδομένων χρησιμοποιείται για την επικύρωση. Αυτό είναι συνηθισμένο όταν ο χώρος δεν είναι πολύ μεγάλος και υπάρχει ανάγκη να ελεγχθεί η απόδοση του μοντέλου κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.
3. **Ελέγχου (Testing):** Το 40% των δεδομένων χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της απόδοσης του μοντέλου. Το σύνολο αυτό λειτουργεί ως ανεξάρτητο σύνολο δεδομένων που δεν έχει χρησιμοποιηθεί κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης και επικύρωσης. Αυτό επιτρέπει της αξιολόγηση της γενικευτικής ικανότητας του μοντέλου σε νέα δεδομένα.

Η επιλογή αυτή βασίζεται στην ανάγκη να διατηρηθεί ένα ισορροπημένο σύνολο δεδομένων για κάθε στάδιο της διαδικασίας εκπαίδευσης, προκειμένου να επιτευχθεί καλή γενίκευση και απόδοση του μοντέλου.

## **Αρχικές συνθήκες (αρχική επιλογή βαρών και biases)**

Οι αρχικές συνθήκες, που περιλαμβάνουν τα αρχικά βάρη (weights) και τις αρχικές στρατηγικές (biases) του νευρωνικού δικτύου, αποτελούν σημαντικό στάδιο κατά την εκπαίδευση ενός μοντέλου. Στον κώδικα οι αρχικές συνθήκες ορίζονται από τον κώδικα ως ‘**net = init(net);**’.

A close up of a white background

Description automatically generated

**2. Αρχικοποίηση.**

1. **Σημασία των Αρχικών Βαρών (Weights):** Οι αρχικές τιμές των βαρών επηρεάζουν τη διαδικασία εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου. Η επιλογή τυχαίων, αλλά καλά κατανεμημένων αρχικών βαρών βοηθά στην αποφυγή τοπικών ελαχίστων κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.
2. **Σημασία των Αρχικών Στρατηγικών (Biases):** Οι αρχικές στρατηγικές προσθέτουν ένα σταθερό ποσό σε κάθε νευρώνα και είναι σημαντικές για τη σύγκλιση του δικτύου. Η χρήση τυχαίων αρχικών στρατηγικών βοηθά στην αποφυγή της συμμετρίας μεταξύ των νευρώνων και προωθεί την αποτελεσματική εκπαίδευση.

Επιλέξαμε να χρησιμοποιήσουμε τη συνάρτηση ‘**init(net)**’ για την αυτόματη αρχικοποίηση των βαρών και των στρατηγικών. Αυτή η επιλογή βασίζεται στο γεγονός ότι η συγκεκριμένη συνάρτηση εφαρμόζει συνετή επιλογή αρχικών τιμών για τις παραμέτρους, βοηθώντας συνεπώς στην επίτευξη καλών επιδόσεων κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.

## **Αριθμός Στρωμάτων(Layers) του νευρωνικού δικτύου**

Ο αριθμός στρωμάτων που επιλέξαμε για το νευρωνικό δίκτυο είναι δυο, με 12 νευρώνες στο πρώτο και 8 στο δεύτερο.

Η επιλογή των δυο στρωμάτων σε αυτό το νευρωνικό δίκτυο θεωρείται επαρκής λόγω της χαμηλής πολυπλοκότητας των δεδομένων. Η πολυπλοκότητα των δεδομένων αντικατοπτρίζει τον τρόπο με τον οποίο διακυβερνώνται οι σχέσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών εισόδου και της μεταβλητής εξόδου.

Στη συγκεκριμένη περίπτωση, εφόσον η πολυπλοκότητα των χημικών ιδιοτήτων των κρασιών, που αποτελούν τα δεδομένα εισόδου δεν είναι υψηλή, το μοντέλο με δύο στρωματά φαίνεται να αρκεί για την αποτελεσματική αναπαράσταση των πολυπλοκοτήτων που υπάρχουν στα δεδομένα.

Επιπλέον, η επιλογή ενός πιο απλού μοντέλου μειώνει τον κίνδυνο υπερεκπαίδευσης, ιδίως όταν ο όγκος των δεδομένων είναι περιορισμένος. Η προσθήκη περιττής πολυπλοκότητας στο μοντέλο μπορεί να οδηγήσει σε υπερεκπαίδευση όπου το μοντέλο προσαρμόζεται υπερβολικά στα συγκεκριμένα δεδομένα εκπαίδευσης και δυσκολεύεται να γενικεύσει σε νέα δεδομένα.

Συνεπώς, η χρήση δύο στρωμάτων φαίνεται να είναι βέλτιστη για αυτήν την εφαρμογή, επιτυγχάνοντας ισορροπία μεταξύ αποτελεσματικότητας και αποφυγής υπερεκπαίδευσης.

## **Αριθμός Νευρώνων σε κάθε Layer**

Η επιλογή του αριθμού νευρώνων σε κάθε στρώμα του νευρωνικού δικτύου στον κώδικα έγινε με προσοχή, στοχεύοντας στην επίτευξη ισορροπίας μεταξύ αποτελεσματικότητας και αποφυγής υπερεκπαίδευσης.

A black and green text

Description automatically generated

**3. Αριθμός νευρώνων.**

Συγκεκριμένα, επιλέχθηκε ένα σχετικά μικρό πλήθος νευρώνων σε κάθε στρώμα (12 στο πρώτο και 8 στο δεύτερο) προκειμένου να αποφευχθεί η υπερεκπαίδευση.

Ο αριθμός νευρώνων συνυπολογίζει επίσης την πολυπλοκότητα του προβλήματος. Σε αυτήν την εφαρμογή, όπου ο στόχος είναι η κατηγοριοποίηση κρασιών σε τέσσερις κατηγορίες ποιότητας, οι λίγοι νευρώνες σε κάθε στρώμα επαρκούν για την αντιμετώπιση των χαρακτηριστικών του προβλήματος.

Το επιλεγμένο πλήθος νευρώνων προσφέρει μια ισορροπημένη προσέγγιση μεταξύ επαρκούς χωρητικότητας για αναπαράσταση των πολυπλοκοτήτων και περιορισμένης πολυπλοκότητας για αποφυγή υπερεκπαίδευσης.

## **Είδος συναρτήσεως μεταφοράς**

Η συνάρτηση μεταφοράς επιλέγεται με βάση τα χαρακτηριστικά του προβλήματος και τις απαιτήσεις της εφαρμογής. Στον κώδικα επιλέξαμε τη συνάρτηση μεταφοράς ‘tansig’ (τανγκέντ υπερβολική) γίνεται για την αντιμετώπιση ενός προβλήματος κατηγοριοποίησης ποιότητας κρασιού.

Οι λόγοι για την επιλογή της ‘tansig’ περιλαμβάνουν την ικανότητα της να αντιμετωπίζει μη γραμμικές σχέσεις μεταξύ των εισόδων και των εξόδων του νευρωνικού δικτύου. Ειδικότερα, η ‘tansig’ χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα που απαιτούν μη γραμμική αντιστοίχιση μεταξύ των χαρακτηριστικών εισόδου και των ετικετών εξόδου.

Επιπλέον, η ‘tansig’ παρουσιάζει την ιδιότητα της κανονικοποίησης των εξόδων στο εύρος [-1, 1], η οποία μπορεί να είναι χρήσιμη για προβλήματα κατηγοριοποίησης, εφαρμόζοντας πίεση στο μοντέλο να εκπαιδευτεί γενικά χωρίς να υπερπροσαρμόζεται στα δεδομένα εκπαίδευσης.

Κατά συνέπεια, η ‘tansig’ επιλέγεται για να εκμεταλλευτεί τις ιδιότητες της στην αντιμετώπιση μη γραμμικοτήτων και την προσαρμογή στα δεδομένα κατηγοριοποίησης ποιότητας κρασιού.

## **Είδος εκπαίδευσης (αλγόριθμος εκμάθησης) που χρησιμοποιήσαμε**

Η επιλογή του αλγορίθμου εκπαίδευσης σε ένα νευρωνικό δίκτυο είναι σημαντική και επηρεάζει την ικανότητα του δικτύου να μάθει από τα δεδομένα. Στον κώδικα επιλέξαμε τον αλγόριθμο εκπαίδευσης ‘trainrp’ (Resilient Backpropagation).

A white background with black text

Description automatically generated

**4. Αλγόριθμος εκπαίδευσης.**

Αυτή η επιλογή βασίζεται στην ικανότητα του ‘trainrp’ να αντιμετωπίζει τα προβλήματα που εμφανίζονται κατά την εκπαίδευση του δικτύου. Ο αλγόριθμος αυτός χρησιμοποιεί τη μέθοδο resilient backpropagation, η οποία επιτρέπει τη δυναμική προσαρμογή του learning rate για κάθε βάρος του δικτύου. Αυτό βοηθά στην αποτελεσματική προσαρμογή των βαρών, επιτυγχάνοντας γρήγορη σύγκλιση και αποφεύγοντας τα προβλήματα υπερεκπαίδευσης.

Επιπλέον, ο ‘trainrp’ έχει ευελιξία και αποτελεσματικότητα σε προβλήματα κατηγοριοποίησης, όπως το πρόβλημα ποιοτικής κατάταξης των κρασιών που αντιμετωπίζουμε εδώ. Η επιλογή αυτή λαμβάνει υπόψη τις ιδιαιτερότητες του προβλήματος και επιδιώκει την επίτευξη βέλτιστων αποτελεσμάτων στην κατηγοριοποίηση των κρασιών σύμφωνα με τις ποιοτικές τους κατηγορίες.

## **Αριθμός epochs**

Η επιλογή του αριθμού των epochs στον κώδικα είναι κρίσιμη καθώς επηρεάζει τη διαδικασία εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου. Στην προκείμενη περίπτωση, επιλέχθηκε ο αριθμός epoch να είναι 2500.

A black text on a white background

Description automatically generated

**5. Αριθμός epochs.**

Ο αριθμός των epochs πρέπει να είναι αρκετά μεγάλος ώστε το δίκτυο να έχει την ευκαιρία να μάθει από τα δεδομένα εκπαίδευσης, αλλά και όχι τόσο μεγάλος ώστε να οδηγήσει σε υπερεκπαίδευση, όπου το δίκτυο είναι υπερβολικά προσαρμοσμένο στα εκπαιδευτικά δεδομένα και αποτυγχάνει να γενικεύσει σωστά σε νέα δεδομένα.

Επιπλέον, η επιλογή του αριθμού των epochs πρέπει να λαμβάνει υπόψη την απόδοση του δικτύου στα δεδομένα επικύρωσης (validation data) για να αποφευχθεί η υπερεκπαίδευση. Ο συνδυασμός του αριθμού epochs και του μηχανισμού early stopping, όπως ορίζεται με την παράμετρο ‘max\_fail’, βοηθά στην εύρεση της βέλτιστης στιγμής για την παύση της εκπαίδευσης, αποφεύγοντας έτσι τυχόν υπερεκπαίδευση.

## **Τιμή του Learning και του Momentum**

Η επιλογή των τιμών για το Learning Rate και το Momentum αποτελεί σημαντικό βήμα για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Αυτή η επιλογή καθορίζει την ταχύτητα με την οποία τα βάρη ενημερώνονται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης και επηρεάζει τη σύγκλιση και την απόδοση του δικτύου.

Το Learning Rate καθορίζει το μέγεθος του βήματος που κάνουμε κατά την ενημέρωση των βαρών. Εάν το Learning Rate είναι πολύ μικρό, η εκπαίδευση μπορεί να είναι πολύ αργή, ενώ εάν είναι πολύ μεγάλο, υπάρχει κίνδυνος να αποκλίνουμε και να μην συγκλίνουμε βέλτιστα βάρη. Έτσι, η επιλογή της τιμής για το Learning Rate είναι κρίσιμη για τη σταθερή εκπαίδευση του δικτύου.

Το Momentum προστίθεται στην ενημέρωση των βαρών για να βελτιώσει τη σταθερότητα της εκπαίδευσης. Ένα υψηλό Momentum μπορεί να έχει ως αποτέλεσμα μεγαλύτερη διακύμανση στην ενημέρωση των βαρών, επιτρέποντας έτσι στο δίκτυο να ξεφύγει από τοπικά ελάχιστα. Από την άλλη, ένα χαμηλό Momentum προσδίδει μεγαλύτερο βάρος στις πιο πρόσφατες ενημερώσεις βαρών, καθιστώντας την εκπαίδευση περισσότερο ευαίσθητη στα τελευταία δεδομένα εκπαίδευσης.

Στην προκείμενη περίπτωση, επιλέχθηκε να χρησιμοποιηθεί ο αλγόριθμος εκπαίδευσης ‘trainrp’ και οι τιμές του Learning Rate και Momentum προσαρμοστήκαν ανάλογα με της απαιτήσεις της εκάστοτε εφαρμογής.

# **Περιγραφή και Αξιολόγησης training - validation - testing**

1. **Χωρισμός δεδομένων:**

Το dataset χωρίζεται σε τρία σύνολα: εκπαίδευσης 60%, επικύρωσης 0% και ελέγχου 40%.

Το σύνολο επικύρωσης έχει ρυθμιστεί σε 0%, πράγμα που σημαίνει ότι δεν χρησιμοποιείται validation set κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.

1. **Αρχικοποίηση και εκπαίδευση:**

Το νευρωνικό δίκτυο αρχικοποιείται με τη χρήση της συνάρτησης ‘init’.

Η εκπαίδευση του δικτύου γίνεται με τη χρήση της συνάρτησης ‘train’ για έναν αριθμό epochs ορισμένο από την παράμετρο ‘net.trainParam.epochs’.

1. **Αξιολόγηση:**

Τα αποτελέσματα αξιολόγησης προκύπτουν από τη χρήση του εκπαιδευμένου μοντέλου στα δεδομένα ελέγχου (testing).

Τα confusion matrix και η ακρίβεια υπολογίζονται για να αξιολογηθεί η επίδοση του μοντέλου.

1. **Επιθυμητά αποτελέσματα:**

Σκοπός μετά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου είναι φυσικά η σωστή αναπαράσταση του μοντέλου και του Confusion Matrix.Φυσικά τα μοντέλα αυτά με το Confusion Matrix χρησιμεύουν στην πρόβλεψη συσχετίσει της μεταβλητές π.χ τα epochs.Αν είχαμε βάλει υπερβολικά πολλά epochs θα είχαμε υπερεκπαίδευση και όχι τα επιθυμητά αποτελέσματα.Σαφώς στα inputs στον κώδικα δεν έπρεπε να γίνει κάποιο λάθος.

1. **Υλοποίηση:**

Μετά από έρευνα δημιουργήθηκε ένας αλγόριθμος που τηρεί όλες προϋποθέσεις ενός νευρωνικού δικτύου.Ο αλγόριθμος εκπαιδεύτηκε σωστά συνεπώς μπορεί να εμφανίζει τα κατάλληλα μοντέλα με τα ιδανικά αποτελέσματα.

## **Συμπέρασμα**

Σύμφωνα με τα διαγράμματα Training Curve και Confusion Matrix το διάγραμμα εκπαίδευσης είναι το βασικό διάγραμμα σε σχέση με τον αριθμό τον epochs που μπήκαν σαν inputs και δημιουργήθηκε μια συνάρτηση. Αυτό συνέβη σύμφωνα με το εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο όπου συνήθως η καμπύλη της συνάρτησης είτε θα τήνει προς το μηδέν είτε φυσικά έχει ένα σταθερό αριθμό ως συντελεστή.

Από την άλλη μεριά το Confusion Matrix χρησιμεύει ιδιαίτερα στην πρόβλεψη αλλά και στα λάθη που προκύπτουν κατά την διάρκεια της διαδικασίας την δημιουργίας των μοντέλων. Συνεπώς χωρίς το Confusion Matrix δεν θα υπήρχε η μέγιστη ακρίβεια στο διάγραμμα. Είναι εξίσου σημαντικό όσο είναι και η εκπαίδευση ολόκληρου του νευρωνικού δικτύου.

# **Ικανότητα γενίκευσης**

Από την στιγμή που το νευρωνικό δίκτυο ανταποκρίνεται σωστά και δεν βγάζει κάποιο σφάλμα (error) κατά την διάρκεια εκτέλεσης του κώδικα, η ικανότητα γενίκευσης του δικτύου είναι πλήρες. Απλά η ικανότητα της γενίκευσης είναι η ικανότητα της μηχανικής μάθησης να ανταποκρίνεται σε νέα δεδομένα και να προσαρμόζεται. Όποτε όσα csv files προσθέσουμε στο MATLAB με νέα δεδομένα, αφού δεν υπάρχει κάποιο error πάλι η μηχανική μάθηση και η τεχνητή νοημοσύνη θα προσαρμόζεται ανάλογα με τις προσδοκίες του χρήστη.

# **Αξιολόγηση της Ατομικής Συνδρομής (Ατομικό)**

Το μεγαλύτερο challenging κομμάτι της εργασίας ήταν φυσικά το κομμάτι του κώδικα.Ο καθένας στην ομάδα έπρεπε να υλοποιήσει το προσωπικό του κομμάτι μα φυσικά ένα από τα πιο απαιτητικά ήταν η εκπαίδευση του δικτύου και η ενσωμάτωση του Confusion Matrix.Με λίγη περαιτέρω έρευνα πάνω σε άρθρα για την Μηχανική Μάθηση και τα Νευρωνικά υλοποιήθηκε ένα αποτέλεσμα που ανταποκρίνεται στις προσδοκίες της εργασίας.

# **Βιβλιογραφία**

* The MathWorks, Inc. (2022). Statistics and Machine Learning Toolbox Documentation, Natick, Massachusetts: The MathWorks Inc. <https://www.mathworks.com/help/stats/index.html>
* M. Mishra, M. Srivastava. Inc. (2014). A view of Artificial Neural Network, *International Conference on Advances in Engineering & Technology Research*, Unnao, India. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7012785/authors#authors>