



**ΕΛΛΗΝΙΚΟ ΑΝΟΙΚΤΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ**  
**ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ**

**ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΣΠΟΥΔΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ**  
**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

HOU-CS-UGP-2011-02

**«Υλοποίηση και εφαρμογή Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για την  
πρόβλεψη χρονοσειρών συναλλαγματικών ισοτιμιών»**  
**Σαλάτας Ιωάννης**

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: Αναγνωστόπουλος Χρήστος-Νικόλαος

ΠΑΤΡΑ 2011



**HELLENIC OPEN UNIVERSITY**  
**SCHOOL OF SCIENCES AND TECHNOLOGY**





**Πτυχιακή Εργασία HOU-CS-UGP-2011-02**

**Υλοποίηση και εφαρμογή Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων  
για την πρόβλεψη χρονοσειρών συναλλαγματικών ισοτιμιών**

Σαλάτας Ιωάννης



© ΕΑΠ, 2011

Η παρούσα διατριβή, η οποία εκπονήθηκε στα πλαίσια της ΘΕ ΠΛΗ40, και τα λοιπά αποτελέσματα της αντίστοιχης Πτυχιακής Εργασίας (ΠΕ) αποτελούν συνιδιοκτησία του ΕΑΠ και του φοιτητή, ο καθένας από τους οποίους έχει το δικαίωμα ανεξάρτητης χρήσης και αναπαραγωγής τους (στο σύνολο ή τμηματικά) για διδακτικούς και ερευνητικούς σκοπούς, σε κάθε περίπτωση αναφέροντας τον τίτλο και το συγγραφέα και το ΕΑΠ όπου εκπονήθηκε η ΠΕ καθώς και τον επιβλέποντα και την επιτροπή κρίσης.



**Υλοποίηση και εφαρμογή Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για την πρόβλεψη χρονοσειρών συναλλαγματικών ισοτιμιών**

Σαλάτας Ιωάννης

**Αναγνωστόπουλος  
Χρήστος-Νικόλαος**

**Καλλές  
Δημήτριος**

**Λυκοθανάσης  
Σπυρίδων**

Επίκουρος Καθηγητής  
Τμήμα Πολιτισμικής  
Τεχνολογίας &  
Επικοινωνίας, Παν. Αιγαίου

Επίκουρος Καθηγητής  
Σχολή Θετικών Επιστημών,  
ΕΑΠ

Καθηγητής  
Τμήμα Μηχανικών Η/Υ και  
Πληροφορικής,  
Πανεπιστήμιο Πατρών



## Περίληψη

Ο σκοπός της παρούσα πτυχιακής εργασίας είναι η μελέτη, η υλοποίηση και η εκπαίδευση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ) για την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών συναλλαγματικών ισοτιμιών. Η Τεχνητή Νοημοσύνη παρέχει μία ελκυστική μέθοδο για τη επίλυση αυτού του προβλήματος πρόβλεψης με τα ΤΝΔ να είναι στο προσκήνιο των προσπαθειών της ερευνητικής κοινότητας, αφού αυτά μπορούν να αντικαταστήσουν τα παραδοσιακά γραμμικά μοντέλα αυτοπαλινδρόμησης με μη γραμμικά.

Οι κύριοι τύποι νευρωνικών δικτύων που έχουν χρησιμοποιηθεί για το σκοπό αυτό είναι τα πολυεπίπεδα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης (Multilayer Perceptrons, MLP), τα αναδρομικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Recurrent Neural Networks, RNN), τα δίκτυα συνάρτησης πυρήνα (Radial Basis Function Networks, RBF), οι χάρτες αυτοοργάνωσης (Self-Organizing Maps, SOM) και ο αλγόριθμος του εκπαιδευόμενου διανυσματικού κβαντιστή (Learning Vector Quantization, LVQ) καθώς επίσης και υβριδικές μέθοδοι κατά τις οποίες συνδυάζονται δύο ή και περισσότερων τύπων νευρωνικών δικτύων. Τέλος, σε αρκετές περιπτώσεις χρησιμοποιούνται γενετικοί αλγόριθμοι για τη βελτιστοποίηση των αρχιτεκτονικών των δικτύων αυτών.

Στα πλαίσια της παρούσας πτυχιακής εργασίας, για τη μελέτη του προβλήματος της πρόβλεψης συναλλαγματικών ισοτιμιών, χρησιμοποιήθηκε το προγραμματιστικό περιβάλλον WEKA, στο οποίο υλοποιήθηκαν τα ΤΝΔ LVQ, SOM και Elman και μελετήθηκαν οι ικανότητές τους, καθώς και οι ικανότητες των MLP και RBF, για την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών του Ευρώ σε σχέση με άλλα ισχυρά νομίσματα, όπως το Δολάριο ΗΠΑ, η Λίρα Αγγλίας, το Ελβετικό Φράγκο και το Ιαπωνικό Γεν, για διάφορες χρονικές κλίμακες, όπως 1 week, 1 day, 12 hours κλπ και για το χρονικό διάστημα 11/08/2003 έως και 04/02/2011.

Η προτεινόμενη μέθοδος αφορά την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών των κινητών μέσων της τιμής κλεισίματος συναλλαγματικών ισοτιμιών, βασίζεται σε δίκτυα Elman η αρχιτεκτονική των οποίων βελτιστοποιήθηκε με τη χρήση Γενετικών Αλγορίθμων. Τα αποτελέσματα της μεθόδου υπερέχουν από αυτά του μοντέλου του



Τυχαίου Περιπάτου και επιβεβαιώθηκαν για όλες τις συναλλαγματικές ισοτιμίες και για τις περισσότερες από τις χρονικές κλίμακες που εξετάστηκαν.

**Λέξεις-κλειδιά:** Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, γενετικοί αλγόριθμοι υλοποίηση, μοντελοποίηση χρονοσειρών, WEKA, java, χρονοσειρές ισοτιμιών συναλλάγματος.

**Περιεχόμενο:** κείμενο, κώδικας υλοποίησης αλγορίθμων σε γλώσσα java, εφαρμογή αλγορίθμων.



**Implementation of Artificial Neural Networks and Applications in Foreign  
Exchange Time Series Analysis and Forecasting**

**Salatas Ioannis**

**Anagnostopoulos  
Christos-Nikolaos**

**Kalles  
Dimitrios**

**Lykothanasis  
Spyridon**

Assistant Professor  
Cultural Technology &  
Communication Dpt.,  
University of the Aegean

Assistant Professor  
School of Science and  
Technology, Hellenic Open  
University

Professor  
Computer Engineering and  
Informatics Dpt., University  
of Patras



## Abstract

The purpose of this thesis is the design, implementation and training of Artificial Neural Networks (ANN) for the forecasting of future foreign exchange rates values. Artificial Intelligence in general offers attractive solutions to this problem, with ANNs being at the forefront of efforts by the research community, as they can replace traditional linear autoregressive models with non-linear.

The ANN architectures that have been used for this purpose are mainly multilayer feedforward networks (Multilayer Perceptrons, MLP), Recurrent Neural Networks (RNN), Radial Basis Function Networks (RBF), Self-Organizing Maps (SOM) and Learning Vector Quantization (LVQ) as well as hybrid methods in which two or more ANN architectures are combined. Finally, in several cases genetic algorithms are used in order to optimize the architectures of these networks.

In this thesis in order to study the problem of forecasting of foreign exchange rates values, the WEKA environment was used for the implementation of LVQ, SOM and Elman ANNs and, along with MLP and RBF networks, they were investigated regarding their abilities to correctly forecast the future value of Euro against several other currencies like the US Dollar, the British Pound, the Swiss Franc and Japanese Yen for a range of different time intervals like 1 week, 1 day, 12 hours, etc and for a time period from 11/08/2003 until 04/02/2011.

The proposed method for forecasting future values of moving averages is based on Elman neural networks and their architecture were optimized using Genetic Algorithms. Its forecasting ability surpass the Random Walk model and were confirmed for all of the studied foreign exchange rates and for the most of the studied time intervals.

**Keywords:** Artificial neural networks, genetic algorithms, implementation, timeseries modeling, WEKA, java, foreign exchange time series.

**Contains:** text, computer code for algorithms implementation, written in java, application of algorithms.





## Περιεχόμενα

<b>1. Εισαγωγή</b>	<b>11</b>
<b>Πρώτο Μέρος: Θεωρητικό υπόβαθρο</b>	<b>14</b>
<b>2. Η αγορά συναλλάγματος</b>	<b>14</b>
<b>3. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα</b>	<b>17</b>
<b>3.1. Ο τεχνητός νευρώνας</b>	<b>17</b>
<b>3.2. Τύποι συναρτήσεων ενεργοποίησης</b>	<b>18</b>
<b>3.3. Δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης</b>	<b>20</b>
3.3.1. Το πολυεπίπεδο perceptron - MLP	20
3.3.1.1. Εκπαίδευση του MLP	20
3.3.2. Τα δίκτυα συναρτήσεων πυρήνα - RBF	26
3.3.2.1. Εκπαίδευση του RBF	27
3.3.3. Σύγκριση MLP και RBF	28
<b>3.4. Δίκτυα ανταγωνιστικής μάθησης</b>	<b>29</b>
3.4.1. Ο αλγόριθμος του εκπαιδευόμενου διανυσματικού κβαντιστή - LVQ	30
3.4.2. Ο χάρτης αυτοοργάνωσης SOM	31
3.4.2.1. Εκπαίδευση του δικτύου SOM	32
3.4.3. Σύγκριση μεταξύ LVQ και SOM	36
<b>3.5. Αναδρομικά ΤΝΔ</b>	<b>36</b>
3.5.1. Το δίκτυο τύπου Elman	37
3.5.2. Εκπαίδευση του δικτύου Elman	38
<b>4. Γενετικοί Αλγόριθμοι</b>	<b>40</b>
<b>4.1. Η δομή και ο τρόπος λειτουργίας των ΓΑ</b>	<b>40</b>
4.1.1. Αρχικοποίηση	42
4.1.2. Κωδικοποίηση/αποκωδικοποίηση	42
4.1.3. Αξιολόγηση – αντικειμενική συνάρτηση	43
4.1.4. Αναπαραγωγή	43
4.1.4.1. Επιλογή	43
4.1.4.2. Διασταύρωση	45
4.1.4.3. Μετάλλαξη	46
<b>4.2. Εφαρμογές των ΓΑ για τη βελτιστοποίηση των ΤΝΔ</b>	<b>46</b>
<b>5. Μαθηματικά μοντέλα χρονοσειρών και ΤΝΔ – Εφαρμογές</b>	<b>48</b>



<b>5.1.</b>	<b>Ανάλυση χρονοσειρών</b>	<b>48</b>
5.1.1.	Τύποι ανάλυσης	49
5.1.2.	Στοχαστικές χρονοσειρές	50
<b>5.2.</b>	<b>Μοντελοποίηση χρονοσειρών</b>	<b>51</b>
5.2.1.	Μοντέλα αυτοπαλινδρόμησης – Δίκτυα MLP και RBF	51
5.2.2.	Μοντέλα κινητών μέσων	52
5.2.3.	Μοντέλα χώρου καταστάσεων – Δίκτυα Elman	53
5.2.4.	Το μοντέλο του Τυχαίου Περιπάτου	54
<b>5.3.</b>	<b>Εφαρμογές στην ανάλυση χρονοσειρών συναλλαγματικών ισοτιμιών</b>	<b>55</b>
<b>Δεύτερο Μέρος: Υλοποίηση</b>		<b>59</b>
<b>6.</b>	<b>Το περιβάλλον WEKA</b>	<b>59</b>
<b>6.1.</b>	<b>Η Γραφική Διεπαφή Χρήστη – GUI</b>	<b>59</b>
<b>6.2.</b>	<b>Επεκτάσεις στο WEKA – Ο Package Manager</b>	<b>63</b>
6.2.1.	Η επέκταση Ανάλυσης και Πρόβλεψης Χρονοσειρών	64
<b>6.3.</b>	<b>Επέκταση του WEKA</b>	<b>65</b>
6.3.1.	Προγραμματιστικά εργαλεία και βιβλιοθήκες	66
6.3.1.1.	Έλεγχος Μονάδων – Η βιβλιοθήκη JUnit	66
6.3.1.2.	Διαχείριση πηγαίου κώδικα και εκδόσεων – Η εφαρμογή Subversion	66
6.3.1.3.	Παραγωγή εκτελέσιμου κώδικα – Η βιβλιοθήκη Ant	67
6.3.1.4.	Ολοκληρωμένα περιβάλλοντα ανάπτυξης εφαρμογών (IDE)	67
6.3.2.	Υλοποίηση νέου ταξινομητή	68
6.3.3.	Υλοποίηση νέου συσταδοποιητή	71
6.3.4.	Τα συστατικά ενός πακέτου	73
<b>6.4.</b>	<b>Τα ΤΝΔ MLP και RBF στο WEKA</b>	<b>74</b>
6.4.1.	Το δίκτυο MLP	74
6.4.2.	Το δίκτυο RBF	75
<b>7.</b>	<b>Υλοποίηση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων LVQ, SOM και Elman</b>	<b>77</b>
<b>7.1.</b>	<b>Δίκτυο SOM</b>	<b>77</b>
<b>7.2.</b>	<b>Δίκτυο LVQ</b>	<b>79</b>
<b>7.3.</b>	<b>Δίκτυο Elman</b>	<b>80</b>
<b>7.4.</b>	<b>Διανομή και Ενσωμάτωση στο WEKA</b>	<b>82</b>
<b>Τρίτο Μέρος – Εφαρμογές και Συμπεράσματα</b>		<b>85</b>



<b>8. Προγραμματιστικά εργαλεία, δεδομένα και μέθοδοι αξιολόγησης</b>	<b>85</b>
<b>8.1. Προγραμματιστικά εργαλεία</b>	<b>85</b>
8.1.1. Αποθήκευση των δεδομένων – MySQL	85
8.1.2. Object/Relational Mapping – Hibernate	85
8.1.3. Οπτικοποίηση δεδομένων – η βιβλιοθήκη jfreechart	86
<b>8.2. Λήψη και προεπεξεργασία των δεδομένων</b>	<b>86</b>
<b>8.3. Μέθοδοι αξιολόγησης προβλέψεων</b>	<b>87</b>
<b>9. Μέθοδος πρόβλεψης κινητών μέσων με τη χρήση δικτύου Elman</b>	<b>89</b>
9.1. Παρουσίαση της μεθόδου	89
9.2. Βελτιστοποίηση των ΤΝΔ	90
9.3. Αποτελέσματα και αξιολόγηση	91
<b>10. Συμπεράσματα – Προτάσεις για μελλοντικές βελτιώσεις</b>	<b>94</b>
10.1. Διερεύνηση τρόπων αξιοποίησης της μεθόδου πρόβλεψης	94
10.1.1. Η κριτική του μαύρου κουτιού	95
10.2. Επέκταση του WEKA	95
10.3. Εμπορικές εφαρμογές	96
<b>Βιβλιογραφία</b>	<b>97</b>
<b>Παράρτημα Α. Ο αλγόριθμος k-means</b>	<b>103</b>
<b>Παράρτημα Β. Παλινδρόμηση</b>	<b>105</b>
<b>Παράρτημα Γ. Αποτελέσματα μεθόδου</b>	<b>108</b>
Γ1. Παράμετροι ΤΝΔ και σφάλματα προβλέψεων των διαφορών	108
Γ2. Σφάλματα προβλέψεων κινητών μέσων και σύγκριση με RW	121



## 1. Εισαγωγή

Στην παρούσα πτυχιακή εργασία γίνεται μια προσπάθεια μελέτης, υλοποίησης και εκπαίδευσης Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ) με σκοπό την επιτυχή πρόβλεψη της διακύμανσης και των μελλοντικών τιμών συναλλαγματικών ισοτιμιών (Foreign Exchange – FOREX) [1]. Πριν την έντονη ανάπτυξη των υπολογιστικών συστημάτων της τελευταίας δεκαπενταετίας, οι τεχνικές πρόβλεψης βασιζόνταν σε θεμελιώδη μακροοικονομικά μεγέθη καθώς επίσης και σε παραδοσιακές τεχνικές ανάλυσης χρονοσειρών (time series). Τα μοντέλα αυτά είναι ικανά να εξηγήσουν την κίνηση των ισοτιμιών σε μακροχρόνια κλίμακα (ετήσια, τριμηνιαία δεδομένα), ενώ η απόδοσή τους σε δεδομένα μικρότερης χρονικής κλίμακας (ανά ημέρα ή εντός της ημέρας) είναι σχετικά περιορισμένη. [2]

Κατά τη διάρκεια της τελευταίας δεκαπενταετίας τα ΤΝΔ δείχνουν να είναι στο προσκήνιο των προσπαθειών της ερευνητικής κοινότητας για πρόβλεψη χρηματοοικονομικών δεδομένων. Αυτό συμβαίνει καθώς η μοντελοποίηση με ΤΝΔ παρέχει μια αυτόνομα προσαρμοζόμενη μέθοδο βασισμένη στα δεδομένα, που επιτυγχάνει μια μη γραμμική προσέγγιση μιας άγνωστης συνάρτησης που περιγράφει το πρόβλημα, ενώ παράλληλα διαθέτει εκτεταμένη ικανότητα γενίκευσης και έτσι έχουν αποδειχθεί ιδιαίτερα αξιόπιστα ως εργαλείο υποστήριξης αποφάσεων για επενδυτές, διαχειριστές χαρτοφυλακίων και συμβούλους επενδύσεων.

Οι κύριοι τύποι νευρωνικών δικτύων που έχουν χρησιμοποιηθεί για τη μελέτη συναλλαγματικών χρονοσειρών και την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών τους είναι σύμφωνα με τους Yu et al. [3] τα πολυεπίπεδα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης (Multilayer Perceptrons, MLP), τα αναδρομικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Recurrent Neural Networks, RNN), τα δίκτυα συνάρτησης πυρήνα (Radial Basis Function Networks, RBF), οι χάρτες αυτοοργάνωσης (Self-Organizing Maps) και ο αλγόριθμος του εκπαιδευόμενου διανυσματικού κβαντιστή (Learning Vector Quantization, LVQ). Επίσης χρησιμοποιούνται και υβριδικές μέθοδοι κατά τις οποίες έχουμε συνδυασμό δύο ή και περισσότερων τύπων νευρωνικών δικτύων. Τέλος σε πολλές εργασίες για τη βελτιστοποίηση των αρχιτεκτονικών των νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιούνται οι γενετικοί αλγόριθμοι.



Στην παρούσα πτυχιακή εργασία, μελετήθηκαν οι ικανότητες πρόβλεψης μελλοντικών τιμών του Ευρώ σε σχέση με άλλα ισχυρά νομίσματα, όπως το Δολάριο ΗΠΑ, η Λίρα Αγγλίας, το Ελβετικό Φράγκο και το Ιαπωνικό Γεν (EUR/USD, EUR/GBP, EUR/CHF, EUR/JPY), από νευρωνικά δίκτυα τύπων MLP, RBF, LVQ, SOM και RNN (ειδικότερα η αρχιτεκτονική Elman). Ως προγραμματιστικό περιβάλλον χρησιμοποιήθηκε η εφαρμογή ανοικτού κώδικα WEKA, όπου και υλοποιήθηκαν τα δίκτυα LVQ, SOM και Elman.

Η εργασία χωρίζεται σε τρία μέρη. Στο πρώτο μέρος γίνεται αρχικά μια σύντομη αναφορά στην αγορά συναλλάγματος (κεφάλαιο 2) και στη συνέχεια παρουσιάζονται τα ΤΝΔ τύπου MLP, RBF, LVQ, SOM και Elman (κεφάλαιο 3). Κατόπιν, παρουσιάζονται οι αρχές των γενετικών αλγορίθμων (κεφάλαιο 4) και τέλος περιγράφονται κάποια μαθηματικά μοντέλα για τη μελέτη χρονοσειρών, παρουσιάζεται η αντιστοιχία τους με τα ΤΝΔ και γίνεται μια επισκόπηση της υπάρχουσας βιβλιογραφίας για το θέμα της πρόβλεψης ισοτιμιών συναλλάγματος με τη χρήση ΤΝΔ (κεφάλαιο 5).

Στο δεύτερο μέρος παρουσιάζεται το περιβάλλον WEKA, η Διεπαφή Προγραμματισμού του (Application Programming Interface, API) και αναλύονται συνοπτικά κάποια από τα τελευταία χαρακτηριστικά του (όπως η διαχείριση επεκτάσεων και η επέκταση για την υποστήριξη ανάλυσης χρονοσειρών) και η υπάρχουσα υλοποίηση των δικτύων MLP και RBF (κεφάλαιο 6). Τέλος παρουσιάζονται οι υλοποιήσεις των ΤΝΔ SOM, LVQ και Elman (κεφάλαιο 7) που έγιναν στα πλαίσια της παρούσας πτυχιακής εργασίας

Στο τρίτο μέρος, περιγράφονται τα δεδομένα και η προεπεξεργασία τους καθώς επίσης και οι μέθοδοι αξιολόγησης των αποτελεσμάτων (κεφάλαιο 8). Κατόπιν, παρουσιάζεται μια μέθοδος για την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών των κινητών μέσων της τιμής κλεισίματος συναλλαγματικών ισοτιμιών βασισμένη στο δίκτυο Elman και γίνεται μια αξιολόγηση των αποτελεσμάτων της μεθόδου σε σχέση με το μοντέλο του Τυχαίου Περίπατου (κεφάλαιο 9). Τέλος, παρουσιάζονται κάποια συμπεράσματα σχετικά με τη μέθοδο πρόβλεψης που αναπτύχθηκε και παρουσιάζονται κάποιες ιδέες για πιθανές χρήσεις της μεθόδου αυτής για την ανάπτυξη στρατηγικών αγοραπωλησιών και επίσης κάποιες ιδέες για την περαιτέρω



επέκταση του WEKA και πιθανών χρήσεων του στα πλαίσια εμπορικών εφαρμογών  
(κεφάλαιο 10)



## Πρώτο Μέρος: Θεωρητικό υπόβαθρο

### 2. Η αγορά συναλλάγματος

Η αγορά συναλλάγματος θα μπορούσαμε να πούμε ότι είναι κυρίως αποτέλεσμα της εγκατάλειψης του συστήματος του Bretton Woods, το οποίο εφαρμόστηκε το 1945 και εξαρτιόταν από την μετατρεψιμότητα του δολαρίου σε χρυσό, με το οποίο συνδέονταν με μία σταθερή ισοτιμία τα υπόλοιπα ισχυρά νομίσματα στον κόσμο.

Το σύστημα εγκαταλείφθηκε σταδιακά μέσα στη δεκαετία του 60 με την εξαπλούμενη διόγκωση του αμερικανικού εξωτερικού ελλείμματος, που είχε ενθαρρυνθεί από την αύξουσα παγκόσμια ζήτηση για δολάρια. Το 1971, η Ουάσιγκτον έθεσε τέλος στη μετατρεψιμότητα του δολαρίου, εγκαινιάζοντας το κυμαινόμενο συναλλαγματικό σύστημα, το οποίο επισήμως θεσπίστηκε το 1976.

Στις αγορές συναλλάγματος γίνεται ανταλλαγή ενός νομίσματος για ένα άλλο. Κάθε ζεύγος νομισμάτων αποτελεί ένα αυτόνομο προϊόν και αναπαριστάται ως XXX/YYY όπου YYY είναι ο διεθνής ISO 4217 κώδικας του νομίσματος στο οποίο εκφράζεται μία μονάδα του νομίσματος XXX. Για παράδειγμα, EUR/USD είναι η τιμή του Ευρώ εκφρασμένη σε Αμερικανικά Δολάρια, π.χ. 1 Ευρώ = 1,5642 Δολάρια. Κατά συνθήκη το πρώτο νόμισμα στο ζεύγος, που ονομάζεται και νόμισμα βάσης (base currency), είναι αυτό που ήταν ισχυρότερο την περίοδο δημιουργία του ζεύγους. [2]

Σε αντίθεση με το χρηματιστήριο, όπου όλοι οι συμμετέχοντες έχουν πρόσβαση στις ίδιες τιμές, οι αγορές συναλλάγματος χαρακτηρίζονται από επίπεδα πρόσβασης. Στο ανώτατο επίπεδο είναι η διατραπεζική αγορά στην οποία συμμετέχουν οι μεγαλύτερες επενδυτικές τράπεζες. Στη διατραπεζική αγορά τα περιθώρια μεταξύ της τιμής πώλησης και αγοράς είναι οριακά και συνήθως δεν δημοσιοποιούνται σε παίκτες εκτός του στενού αυτού κύκλου. Καθώς κατεβαίνουμε τα επίπεδα πρόσβασης τα περιθώρια αυξάνονται. Το επίπεδο πρόσβασης κάθε συναλλασσόμενου καθορίζεται από το συνολικό όγκο των συναλλαγών που πραγματοποιεί. Όσο μεγαλύτερος είναι ο όγκος τόσο μικρότερο μπορεί να απαιτήσει να είναι το περιθώριο μεταξύ της τιμής αγοράς και της τιμής πώλησης. [2]



Λόγω της φύσης των αγοροπωλησιών δεν υπάρχει μια ενιαία αγορά συναλλάγματος, αλλά ένας αριθμός διασυνδεδεμένων αγορών στις οποίες εμπορεύονται διαφορετικά προϊόντα. Αυτό υπονοεί ότι δεν υπάρχει μία μοναδική ισοτιμία του Δολαρίου αλλά ένας αριθμός διαφορετικών τιμών, ανάλογα με το ποια τράπεζα ή άλλος οργανισμός συναλλάσσεται. Στην πράξη βέβαια οι τιμές αυτές είναι πολύ κοντά γιατί σε αντίθετη περίπτωση θα υπήρχαν περιθώρια εξισορροπητικής κερδοσκοπίας (arbitrage). [2]

Οι συναλλαγές πραγματοποιούνται καθ' όλη τη διάρκεια της ημέρας εξαιρώντας τα Σαββατοκύριακα. Όταν κλείνει η αγορά της Ασίας ξεκινάει η περίοδος εργασίας στην Ευρώπη στο τέλος της οποίας ανοίγει η Αμερικανική αγορά η οποία κλείνει όταν ανοίγει η αγορά της Ασίας. [2]

Στις αγορές συναλλάγματος υπάρχει λίγη ή καθόλου εσωτερική πληροφόρηση. Τα κύρια νέα για το σχηματισμό των τιμών ανακοινώνονται δημόσια, συνήθως σε προκαθορισμένες ημερομηνίες έτσι ώστε πολλοί επενδυτές να έχουν ταυτόχρονη πρόσβαση στα νέα. Ωστόσο οι μεγάλες τράπεζες έχουν ένα σημαντικό πλεονέκτημα, διότι μπορούν να παρατηρήσουν τις ροές παραγγελιών των πελατών τους. [2]

Τα χαρακτηριστικά που κάνουν την αγορά συναλλάγματος διαφορετική από άλλες χρηματοοικονομικές αγορές είναι τα ακόλουθα [1]

- Η υψηλή ευαισθησία σε ένα μεγάλο αριθμό παραγόντων που μεταβάλλονται συνεχώς, όπως για παράδειγμα μακροοικονομικά δεδομένα, δηλώσεις πολιτικών προσώπων και στελεχών κεντρικών τραπεζών, ανακοινώσεις κεντρικών τραπεζών κλπ.
- Η δυνατότητα που δίνεται στους συναλλασσόμενους για αγοραπωλησίες σχεδόν σε όλες τις ισοτιμίες και καθ' όλο το 24ωρο χωρίς την ύπαρξη γεωγραφικών κυρίως περιορισμών, σε αντίθεση για παράδειγμα με τις διάφορες χρηματιστηριακές αγορές.
- Η εγγυημένη διαθεσιμότητα ποσοτήτων για αγορά

Η αγορά συναλλάγματος τα τελευταία δέκα χρόνια έχει εξελιχθεί στην μεγαλύτερη και σημαντικότερη αγορά του κόσμου με ημερήσιο τζίρο που αγγίζει τα 3 τρις. δολάρια. Η εξέλιξη της είναι ραγδαία και οφείλεται στην παγκοσμιοποίηση της





οικονομίας και την δημιουργία μεγάλων πολυεθνικών εταιριών που συναλλάσσονται καθημερινά σε παγκόσμιο επίπεδο χρησιμοποιώντας ένα πλήθος διαφορετικών νομισμάτων. Ένας άλλος σημαντικός παράγοντας του μεγέθους της αγοράς συναλλάγματος είναι η εξέλιξη της τεχνολογίας και η ευκολία δανεισμού (συναλλαγές με μόχλευση) που έχουν δώσει τη δυνατότητα πραγματοποίησης συναλλαγών σε οποιονδήποτε μέσω συστημάτων online trading.



### 3. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) προέκυψαν από τη διαπίστωση ότι ο τρόπος λειτουργίας του ανθρωπίνου εγκεφάλου είναι εντελώς διαφορετικός από τον τρόπο λειτουργίας ενός τυπικού ηλεκτρονικού υπολογιστή. Ο εγκέφαλος είναι ένα αρκετά πολύπλοκο, μη γραμμικό παράλληλο υπολογιστικό σύστημα και έχει την ικανότητα να οργανώνει τα στοιχειώδη δομικά του συστατικά, γνωστά ως νευρώνες (neurons), με τέτοιο τρόπο ώστε να επιτυγχάνεται η εκτέλεση πολύπλοκων υπολογισμών και λειτουργιών (αναγνώριση προτύπων, έλεγχος κίνησης κ.ά.) σε ταχύτητες πολύ πιο γρήγορες από αυτές που μπορούν να επιτευχθούν ακόμα και με τον γρηγορότερο σημερινό υπολογιστή. [4]

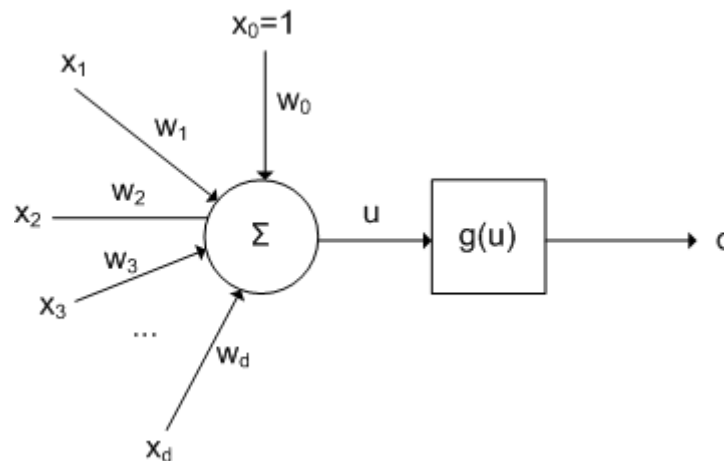
Ο ορισμός των ΤΝΔ απορρέει από το βιολογικό ανάλογο, που είναι το εξής: Ο εγκέφαλος αποτελείται από ένα μεγάλο αριθμό διασυνδεδεμένων νευρώνων, δηλαδή νευρικών κυττάρων. Καθένας νευρώνας δέχεται ερεθίσματα (εισόδους) από άλλους νευρώνες, μέσω συνδέσεων, τα οποία επηρεάζουν την κατάστασή του, και, ανάλογα με αυτή τη κατάσταση, στέλνει με τη σειρά του ερεθίσματα (εξόδους) σε άλλους νευρώνες. Κάθε σύνδεση μεταξύ δύο νευρώνων χαρακτηρίζεται από μία τιμή ισχύος η οποία υποδηλώνει πόσο ισχυρή είναι η μεταξύ τους αλληλεπίδραση. [5]

Με βάση τα παραπάνω, μπορούμε να ορίσουμε ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο ως εξής:

“Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο είναι μια αρχιτεκτονική δομή (δίκτυο) αποτελούμενη από ένα πλήθος διασυνδεδεμένων μονάδων επεξεργασίας (τεχνητοί νευρώνες). Κάθε μονάδα επεξεργασίας χαρακτηρίζεται από εισόδους και εξόδους. Υλοποιεί τοπικά ένα υπολογισμό με βάση τις εισόδους που δέχεται και μεταδίδει το αποτέλεσμα (έξοδος) σε άλλες μονάδες επεξεργασίας με τις οποίες συνδέεται. Οι τιμές των βαρών των συνδέσεων αποτελούν τη γνώση που είναι αποθηκευμένη στο ΤΝΔ και καθορίζουν τη λειτουργικότητά του. Συνήθως ένα ΤΝΔ αναπτύσσει μια συνολική λειτουργικότητα μέσω μιας μορφής εκπαίδευσης (μάθησης)”. [5]

#### 3.1. Ο τεχνητός νευρώνας

Ο τεχνητός νευρώνας είναι η βασική μονάδα επεξεργασίας σε ένα ΤΝΔ. Στο Σχήμα 3.1. απεικονίζεται το μοντέλο ενός τέτοιου νευρώνα.



Σχήμα 3.1: Το μοντέλο του τεχνητού νευρώνα.

Ο νευρώνας του σχήματος αποτελείται από  $d$  συνδέσεις εισόδου, κάθε μία από τις οποίες δέχεται ένα σήμα εισόδου  $x_i$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, d$ ) και χαρακτηρίζεται από μια τιμή βάρους  $w_i$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, d$ ). Η είσοδος  $x_0$  είναι μια σύνδεση σταθερής διέγερσης με τιμή που ισούται μονίμως με 1 και βάρος  $w_0$  που ονομάζεται πόλωση (bias) του νευρώνα. Η εισαγωγή της πόλωσης προσδίδει στο νευρώνα επιπλέον υπολογιστικές δυνατότητες μάθησης και προσαρμογής στα δεδομένα εκπαίδευσης. [5]

Ο υπολογισμός που επιτελεί ένας νευρώνας διακρίνεται σε δύο στάδια:

1) Υπολογισμός της συνολικής εισόδου  $u(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^d w_i x_i + w_0$

2) Υπολογισμός της εξόδου  $o(\mathbf{x})$  του νευρώνα περνώντας τη συνολική είσοδο  $u(\mathbf{x})$  από μια συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function)  $g$ :  $o = g(u)$ .

### 3.2. Τύποι συναρτήσεων ενεργοποίησης

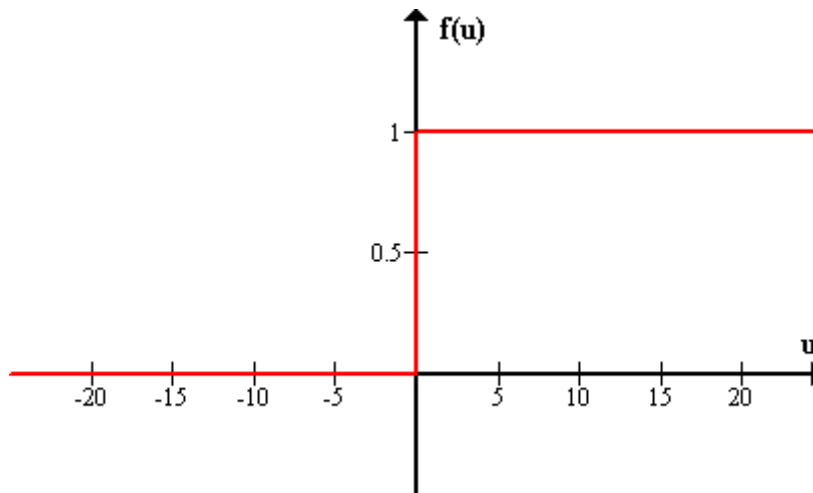
Η συνάρτηση ενεργοποίησης στον βιολογικό νευρώνα θεωρείται πως είναι η συνάρτηση βηματική συνάρτηση ή συνάρτηση κατωφλιού (threshold function) η γραφική παράσταση της οποίας φαίνεται στο Σχήμα 3.2 ορίζεται από τη σχέση

$$f(u) = \begin{cases} 1 & u \geq 0 \\ 0 & u < 0 \end{cases} \quad (3.1)$$

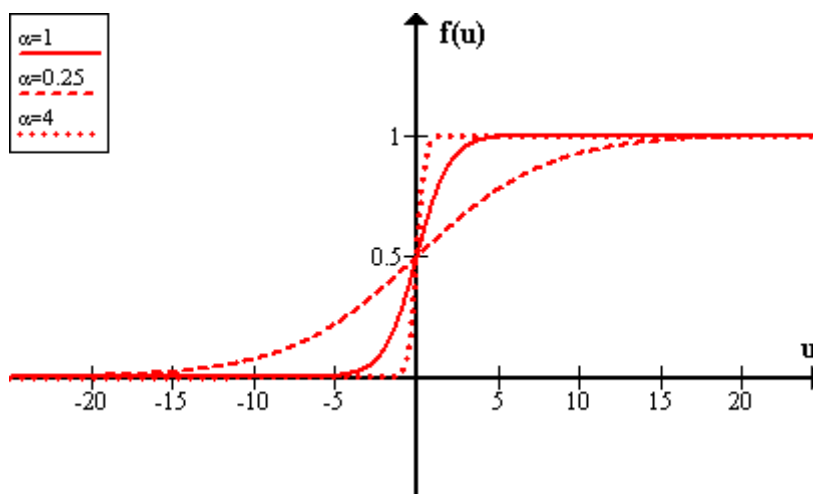
Στην κατασκευή των ΤΝΔ για λόγους που θα φανούν στη συνέχεια, όταν θα αναφερθούμε στην εκπαίδευση των ΤΝΔ, χρησιμοποιούμε συναρτήσεις που το



γράφημά τους μοιάζει με τη βηματική, αλλά σε αντίθεση με αυτή είναι συνεχείς και



Σχήμα 3.2: Η βηματική συνάρτηση.



Σχήμα 3.3: Η λογιστική συνάρτηση.

παραγωγίσιμες. Οι συναρτήσεις αυτής της κατηγορίας ονομάζονται σιγμοειδής (sigmoids), αφού το γράφημά τους μοιάζει με τελικό σίγμα ( $\zeta$ ). Ο πιο γνωστός και ευρέως χρησιμοποιούμενος τύπος σιγμοειδούς συνάρτησης είναι η λογιστική (logistic), η γραφική παράσταση της οποίας φαίνεται στο Σχήμα 3.3 και ορίζεται από τη σχέση

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-au}} \quad (3.2)$$



### 3.3. Δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης

Η απλούστερη περίπτωση ΤΝΔ που αποτελούν και την ευρύτερη χρησιμοποιούμενη κατηγορία ΤΝΔ είναι τα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης (feedforward networks). Το χαρακτηριστικό των δικτύων αυτών είναι ότι δεν υπάρχει ανατροφοδότηση της εξόδου ενός νευρώνα προς τους νευρώνες από τους οποίους επηρεάζεται άμεσα ή έμμεσα. Τα δίκτυα αυτά ονομάζονται πρόσθιας τροφοδότησης γιατί, με δεδομένη κάποια είσοδο  $\mathbf{x}$ , για τον υπολογισμό της εξόδου πραγματοποιούνται υπολογισμοί, όλοι προς την ίδια κατεύθυνση: από την είσοδο προς την έξοδο. [5]

#### 3.3.1. Το πολυεπίπεδο perceptron - MLP

Από τα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης, παρουσιάζει ενδιαφέρον η κατηγορία στην οποία οι νευρώνες είναι οργανωμένοι σε επίπεδα ή στρώματα (layers). Στην κατηγορία αυτή ανήκει και το πολυεπίπεδο perceptron (Multilayer Perceptron, MLP), μια αρχιτεκτονική του οποίου παρουσιάζεται στο Σχήμα 3.4.

Το χαρακτηριστικό των επιπέδων είναι ότι δεν υπάρχει διασύνδεση μεταξύ νευρώνων που ανήκουν στο ίδιο επίπεδο. Υπάρχει το επίπεδο εισόδου, το επίπεδο εξόδου και ένα ή και περισσότερα ενδιάμεσα επίπεδα, που ονομάζονται κρυμμένα (hidden). Συνήθως όλες οι συνδέσεις ξεκινάνε από κάποιο νευρώνα σε ένα επίπεδο και καταλήγουν σε νευρώνες του αμέσως επόμενου επιπέδου. Σημειώνουμε ότι οι νευρώνες στο επίπεδο εισόδου δεν πραγματοποιούν κάποιον υπολογισμό, αλλά απλά μεταδίδουν τις τιμές του διανύσματος εισόδου στους νευρώνες του επόμενου επιπέδου. [5]

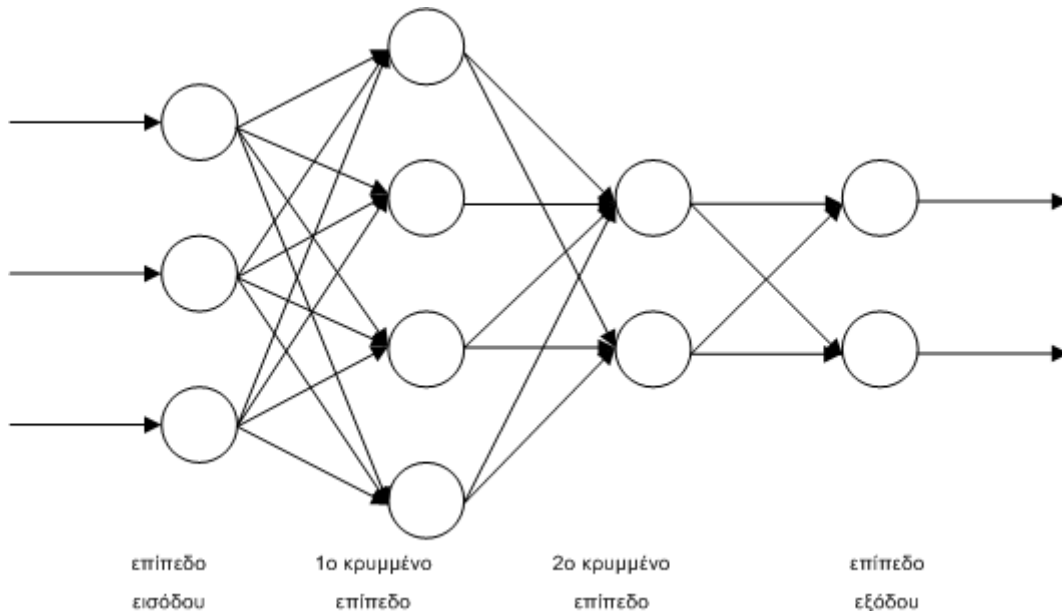
##### 3.3.1.1. Εκπαίδευση του MLP

Μια μέθοδος εκπαίδευσης του MLP ονομάζεται οπισθοδιάδοση σφάλματος (error backpropagation) και παρουσιάστηκε αρχικά το 1986 σε μια εργασία των Rumelhart, Hinton και Williams [6].

Κατά τη μέθοδο αυτή παρουσιάζονται στο δίκτυο ένα σύνολο παραδειγμάτων εκπαίδευσης  $D = \{(\mathbf{x}^n, \mathbf{t}^n)\}, n = 1, 2, \dots, N$ , όπου  $\mathbf{x}^n = (x_{n1}, \dots, x_{nd})^T \in \mathbb{R}^d$  η είσοδος του δικτύου και  $\mathbf{t}^n = (t_{n1}, \dots, t_{np})^T \in \mathbb{R}^p$  η επιθυμητή έξοδος. Το δίκτυο, με βάση τα



διανύσματα εισόδου, υπολογίζει την έξοδό του  $\mathbf{o}(\mathbf{x}^n; \mathbf{w})$ , όπου  $\mathbf{x}^n$  είναι το διάνυσμα εισόδου και  $\mathbf{w} = (w_1, \dots, w_L)^T$  το διάνυσμα στο οποίο συγκεντρώνουμε όλα τα βάρη και τις πολώσεις του δικτύου. [5]



Σχήμα 3.4: Πολυεπίπεδο perceptron με δύο κρυμμένα επίπεδα.

Μπορούμε συνεπώς να ορίσουμε την τετραγωνική συνάρτηση σφάλματος ως [5]

$$E(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \|\mathbf{t}^n - \mathbf{o}(\mathbf{x}^n; \mathbf{w})\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^p (t_{nm} - o_m(\mathbf{x}^n; \mathbf{w}))^2 \quad (3.3)$$

η οποία ως άθροισμα τετραγώνων των σφαλμάτων ανά παράδειγμα  $(\mathbf{x}^n, \mathbf{t}^n)$  έχει κάτω φράγμα την τιμή μηδέν, η οποία προκύπτει στην περίπτωση της τέλει εκπαίδευσης. Με  $E^n(\mathbf{w})$  συμβολίζουμε το τετραγωνικό σφάλμα ανά παράδειγμα  $(\mathbf{x}^n, \mathbf{t}^n)$ , οπότε ισχύει

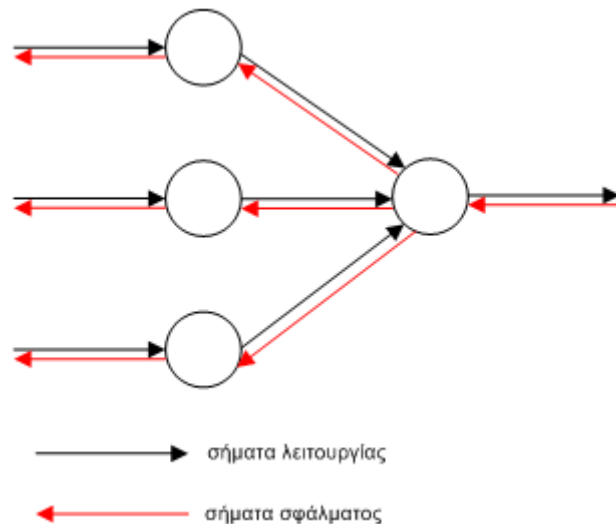
$$E(\mathbf{w}) = \sum_{n=1}^N E^n(\mathbf{w}), E^n(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{t}^n - \mathbf{o}(\mathbf{x}^n; \mathbf{w})\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^p (t_{nm} - o_m(\mathbf{x}^n; \mathbf{w}))^2 \quad (3.4)$$

Η εκπαίδευση, λοιπόν του MLP υλοποιείται μέσω της ενημέρωσης του διανύσματος των βαρών  $\mathbf{w}$  με σκοπό την ελαχιστοποίηση του τετραγωνικού σφάλματος  $E(\mathbf{w})$  και αποτελεί εφαρμογή της μεθόδου καθόδου με βάση την κλίση (gradient descent) ή KBK, κατά την οποία ξεκινώντας από μια αρχική τιμή των βαρών  $\mathbf{w}(0)$ , υπολογίζεται σε κάθε επανάληψη  $k$  η μεταβολή των βαρών  $\Delta \mathbf{w}(k)$  κατά τέτοιο



τρόπο, ώστε να μετακινούμαστε με μικρά βήματα στην κατεύθυνση κατά την οποία η συνάρτηση  $E(\mathbf{w})$  εμφανίζει το μέγιστο ρυθμό μείωσης. [5]

Η εκπαίδευση πραγματοποιείται σε δύο περάσματα: ένα πέρασμα κατά την ευθεία φορά (forward propagation) και ένα κατά την αντίθετη φορά (back propagation), όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.5. [4]



**Σχήμα 3.5:** Η κατεύθυνση ροής των δύο σημάτων κατά την εκπαίδευση του MLP.

Αρχικά, κατά το ευθύ πέρασμα, υπολογίζονται και αποθηκεύονται οι τιμές των εξόδων των νευρώνων όλων των επιπέδων, οι οποίες ονομάζονται και σήματα λειτουργίας (function signals), με φορά από τις εισόδους προς τις εξόδους και στο τέλος παράγεται ένα σύνολο από εξόδους  $\mathbf{o}_i, i = 1, 2, \dots, p$ , που αποτελούν την έξοδο του δικτύου. Στη συνέχεια η τιμή αυτή συγκρίνεται με την αντίστοιχη επιθυμητή  $\mathbf{t}_i, i = 1, 2, \dots, p$  και παράγεται το σήμα σφάλματος (error signal) για τους νευρώνες εξόδου. Αυτό το σήμα στη συνέχεια μεταδίδεται κατά την αντίθετη φορά και υπολογίζονται τα επιμέρους σήματα σφάλματος που αντιστοιχούν στους κρυμμένους νευρώνες. [5]

Προκειμένου να περιγράψουμε τους υπολογισμούς που λαμβάνουν χώρα κατά την εκπαίδευση του MLP, θα χρειαστεί αρχικά να καθορίσουμε το συμβολισμό των διαφόρων μεγεθών. Πιο συγκεκριμένα [5], θα χρησιμοποιήσουμε το συμβολισμό  $i^l$  για να αναφερόμαστε στο νευρώνα  $i$  του  $l$  επιπέδου. Κατά συνέπεια ορίζουμε:

- $u_i^{(l)}$  τη συνολική είσοδο του νευρώνα  $i^l$



- $y_i^{(l)}$  την έξοδο του νευρώνα  $i^l$
- $\delta_i^{(l)}$  το σφάλμα του νευρώνα  $i^l$
- $w_{i0}^{(l)}$  την πόλωση του νευρώνα  $i^l$
- $g_l$  τη συνάρτηση ενεργοποίησης των νευρώνων του επιπέδου  $l$
- $d_l$  τον αριθμό των νευρώνων του επιπέδου  $l$
- $w_{ij}^{(l)}$  το βάρος της σύνδεσης από το νευρώνα  $j^{l-1}$  στο νευρώνα  $i^l$

Τα επίπεδα αριθμούνται από την είσοδο προς την έξοδο και για  $l=0$  έχουμε το επίπεδο εισόδου. Αν  $\mathbf{x}^n = (x_1, \dots, x_d)^T$  είναι το διάνυσμα εισόδου, για τους νευρώνες στο επίπεδο εισόδου έχουμε  $y_i^{(0)} = x_i, x_0 = 1$ . Αν  $q$  είναι το επίπεδο εξόδου, τότε η έξοδος του MLP είναι  $o_i(\mathbf{x}; \mathbf{w}) = y_i^{(q)}$ .

Έστω λοιπόν ένα MLP με  $d$  εισόδους,  $p$  εξόδους και  $H$  κρυμμένα επίπεδα. Το επίπεδο εισόδου είναι το 0 και ισχύει ότι  $d_0 = d$ . Το επίπεδο εξόδου είναι το  $H+1$  και ισχύει ότι  $d_{H+1} = p$ .

Με βάση τα παραπάνω, ο υπολογισμός του διανύσματος εξόδου  $\mathbf{o}(\mathbf{x}^n; \mathbf{w}) = (o_1, \dots, o_p)^T$  για είσοδο  $\mathbf{x}^n = (x_1, \dots, x_d)^T$  γίνεται ως εξής: [5]

### Ευθύ πέρασμα

- Επίπεδο εισόδου:

$$y_i^{(0)} = x_i, y_0^{(0)} = x_0 = 1 \quad (3.5)$$

- Κρυμμένα επίπεδα και επίπεδο εξόδου:

$$u_i^{(h)} = \sum_{j=0}^{d_{h-1}} w_{ij}^{(h)} y_j^{(h-1)}, h = 1, \dots, H+1, i = 1, \dots, d_h \quad (3.6)$$

$$y_i^{(h)} = g_h(u_i^{(h)}), h = 1, \dots, H+1, i = 1, \dots, d_h, y_0^{(h)} = 1 \quad (3.7)$$

- Έξοδος του δικτύου:

$$o_i = y_i^{(H+1)}, i = 1, \dots, p \quad (3.8)$$





Αφού έχουμε υπολογίσει την έξοδο του δικτύου, στη συνέχεια εφαρμόζεται η οπισθοδιάδοση του σφάλματος ως εξής: [5]

### Οπισθοδιάδοση σφαλμάτων

- Υπολογισμός των σφαλμάτων στο επίπεδο εξόδου:

$$\delta_i^{(H+1)} = g'_{H+1}(u_i^{(H+1)}) \frac{\partial E^n}{\partial o_i}, i = 1, \dots, p \quad (3.9)$$

- Διάδοση των σφαλμάτων προς τα πίσω στο δίκτυο μέχρι τους νευρώνες του πρώτου κρυμμένου επιπέδου:

$$\delta_i^{(h)} = g'_h(u_i^{(h)}) \sum_{j=1}^{d_{h+1}} w_{ij}^{(h+1)} \delta_j^{(h+1)}, h = H, \dots, 1, i = 1, \dots, d_h \quad (3.10)$$

- Υπολογισμός των μερικών παραγώγων του σφάλματος  $E^n$  ως προς τα βάρη:

$$\frac{\partial E^n}{\partial w_{ij}^{(h)}} = \delta_i^{(h)} y_j^{(h-1)} \quad (3.11)$$

Στην περίπτωση που το  $E^n$  αντιστοιχεί στο τετραγωνικό σφάλμα ανά παράδειγμα σύμφωνα με τη σχέση (3.4) η σχέση (3.9) γίνεται

$$\delta_i^{(H+1)} = -g'_{H+1}(u_i^{(H+1)})(t_{ni} - o_i), i = 1, \dots, p \quad (3.12)$$

Στην περίπτωση που οι νευρώνες στα κρυμμένα επίπεδα έχουν λογιστική συνάρτηση ενεργοποίησης η σχέση (3.10) γίνεται

$$\delta_i^{(h)} = y_i^{(h)} (1 - y_i^{(h)}) \sum_{j=1}^{d_{h+1}} w_{ij}^{(h+1)} \delta_j^{(h+1)} \quad (3.13)$$

και δεν απαιτείται η αποθήκευση των  $u_i$  κατά το ευθύ πέρασμα. Το ίδιο ισχύει και για τους νευρώνες του επιπέδου εξόδου. Έτσι, αν η συνάρτηση ενεργοποίησής τους είναι η λογιστική, τότε:

$$\delta_i^{(H+1)} = -o_i (1 - o_i)(t_{ni} - o_i) \quad (3.14)$$

ενώ αν είναι η γραμμική

$$\delta_i^{(H+1)} = -(t_{ni} - o_i) \quad (3.15)$$

Έτσι, μπορούμε να περιγράψουμε στη συνέχεια τη μέθοδο εκπαίδευσης του MLP με ελαχιστοποίηση σφάλματος εκπαίδευσης με σειριακή ενημέρωση των βαρών: [5]



### Αλγόριθμος εκπαίδευσης του MLP με ελαχιστοποίηση σφάλματος εκπαίδευσης

1. Αρχικοποίηση των βαρών  $\mathbf{w}(0)$  τυχαία στο διάστημα  $(-1,1)$  και καθορισμός του ρυθμού μάθησης  $n$ . Αρχικοποίηση του μετρητή επαναλήψεων ( $\kappa=0$ ) και του μετρητή εποχών ( $k=0$ )
2. Στην αρχή κάθε εποχής, έστω  $\mathbf{w}(\kappa)$  το διάνυσμα βαρών του MLP.
  - i. Έναρξη εποχής  $k$ . Αποθήκευση του τρέχοντος διανύσματος βαρών  $\mathbf{w}_{\text{old}} = \mathbf{w}(\kappa)$ .
  - ii. Για  $n=1, \dots, N$ 
    - a. Επιλογή του παραδείγματος εκπαίδευσης  $(\mathbf{x}^n, \mathbf{t}^n)$  και εφαρμογή του κανόνα οπισθοδιάδοσης σφάλματος για τον υπολογισμό των μερικών παραγώγων  $\frac{\partial E^n}{\partial w_i}$
    - b. Ενημέρωση των βαρών
$$w_i(\kappa+1) = w_i(\kappa) - n \frac{\partial E^n}{\partial w_i} \quad (3.16)$$
    - c.  $\kappa=\kappa+1$
  - iii. Τέλος εποχής  $k$ . Έλεγχος τερματισμού. Εάν ναι, τερματίζουμε.
  - iv.  $k=k+1$ , μετάβαση στο βήμα 2.

Στη σχέση (3.16) μπορούμε να προσθέσουμε μια επιπλέον ποσότητα όπως φαίνεται στην παρακάτω εξίσωση [5]

$$w_i(\kappa+1) = w_i(\kappa) + \alpha \Delta w_i(\kappa-1) - n \frac{\partial E^n}{\partial w_i} \quad (3.17)$$

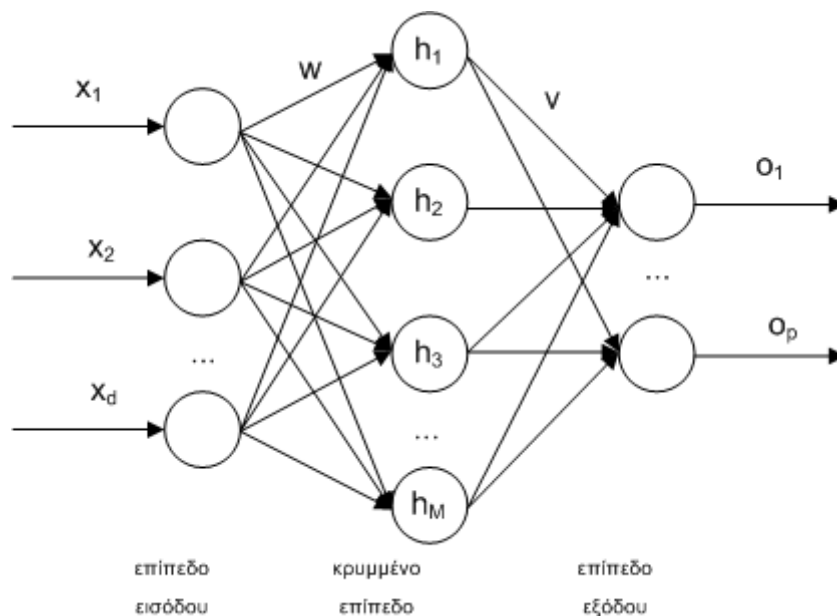
Η ποσότητα αυτή ονομάζεται όρος ορμής (momentum term) και η σταθερά  $\alpha$  ονομάζεται σταθερά ορμής. Ο όρος ορμής εισάγει μια μορφή μνήμης στον αλγόριθμο εκπαίδευσης σχετικά με τις μεταβολές  $\Delta w_i$  που πραγματοποιήθηκαν στα προηγούμενα βήματα του αλγορίθμου και έτσι επιτυγχάνεται ένα σταθεροποιητικό αποτέλεσμα και αποφεύγεται το φαινόμενο των ταλαντώσεων γύρω από την τιμή του ελαχίστου σφάλματος. [5]

### 3.3.2. Τα δίκτυα συναρτήσεων πυρήνα - RBF

Μια δεύτερη σημαντική κατηγορία ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης είναι τα δίκτυα συναρτήσεων πυρήνα (Radial Basis Function, RBF). Είναι δίκτυα με ένα μόνο κρυμμένο επίπεδο, του οποίου οι κρυμμένοι νευρώνες  $j$  υπολογίζουν μια συνάρτηση  $h_j(\mathbf{x})$  του διανύσματος εισόδου  $\mathbf{x}$ .

Έτσι, αν υποθέσουμε ένα δίκτυο RBF με  $d$  εισόδους,  $M$  κρυμμένους νευρώνες και  $p$  εξόδους, όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.6, η τιμή της εξόδου  $o_i, i=1, \dots, p$  του δικτύου για διάνυσμα εισόδου  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^T$  είναι: [5]

$$o_i(\mathbf{x}) = v_{i0} + \sum_{j=1}^M v_{ij} h_j(\mathbf{x}) \quad (3.18)$$



Σχήμα 3.6: Δίκτυο RBF.

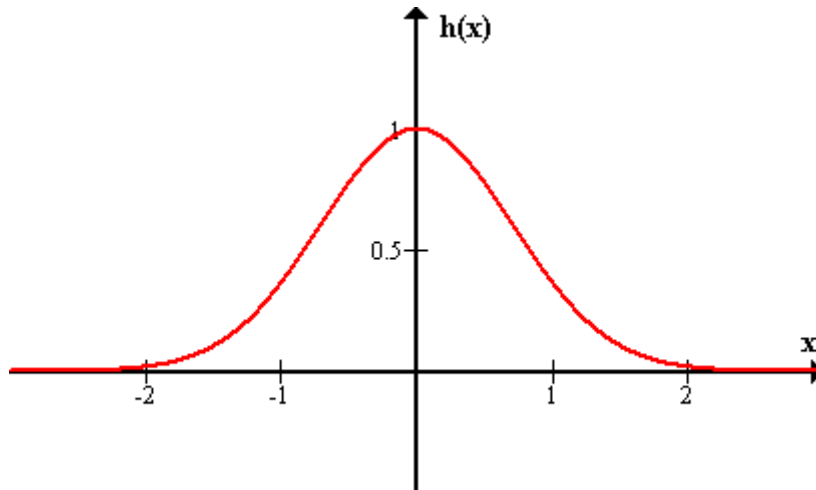
Οι συναρτήσεις  $h(\mathbf{x})$  με όρισμα το διάνυσμα εισόδου  $\mathbf{x}$  που υλοποιούν οι κρυμμένοι νευρώνες ονομάζονται συναρτήσεις πυρήνα (kernel functions) ή ακτινικές συναρτήσεις βάσης (radial basis functions). Στις συναρτήσεις αυτές υπάρχει κάποιο σημείο (κέντρο) για το οποίο παρέχουν μέγιστη τιμή, και, καθώς απομακρυνόμαστε από το κέντρο, η τιμή της συνάρτησης μειώνεται και σχεδόν εκμηδενίζεται για σημεία  $\mathbf{x}$  που βρίσκονται πολύ μακριά από αυτό. Το πιο χαρακτηριστικό παράδειγμα



τέτοιας συνάρτησης είναι η συνάρτηση Gauss, που είναι γνωστή και ως πυρήνας RBF (RBF kernel): [5]

$$h_j(\mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{w}_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) = \exp\left(-\frac{\sum_{i=1}^d (x_i - w_{ji})^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (3.19)$$

όπου το διάνυσμα των βαρών  $\mathbf{w}_j = (w_{j1}, \dots, w_{jd})^T$ ,  $j = 1, \dots, M$  καθορίζει το κέντρο της συνάρτησης και η παράμετρος  $\sigma_j$  καθορίζει την ακτίνα της συνάρτησης. Μια συνάρτηση RBF μιας διάστασης απεικονίζεται στο Σχήμα 3.7.



Σχήμα 3.7: Γραφική παράσταση συνάρτησης RBF μιας διάστασης.

### 3.3.2.1. Εκπαίδευση του RBF

Η εκπαίδευση των δικτύων RBF έχει ως στόχο την εύρεση τιμών των διανυσμάτων  $\mathbf{w}_j = (w_{j1}, \dots, w_{jd})^T$ ,  $j = 1, \dots, M$  και  $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, \dots, v_{iM})^T$ ,  $i = 1, \dots, p$  που ελαχιστοποιεί το σφάλμα εξόδου [5]

$$E(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{n=1}^N E^n(\boldsymbol{\theta}), E^n(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{t}^n - \mathbf{o}(\mathbf{x}^n; \boldsymbol{\theta})\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^p (t_{nm} - o_m(\mathbf{x}^n; \boldsymbol{\theta}))^2 \quad (3.20)$$

όπου με  $E^n(\boldsymbol{\theta})$  συμβολίζουμε το τετραγωνικό σφάλμα ανά παράδειγμα  $(\mathbf{x}^n, \mathbf{t}^n)$ , με  $\mathbf{o}(\mathbf{x}^n; \boldsymbol{\theta})$  το διάνυσμα εξόδου του δικτύου όταν η είσοδος είναι  $\mathbf{x}^n$  και



$\theta = (\theta_1, \dots, \theta_L)^T$ ,  $L = (M+1)(d+p)$  ένα διάνυσμα στα οποία συγκεντρώνονται όλα τα βάρη του δικτύου. [5]

Μια μέθοδος που χρησιμοποιείται συχνά για την εκπαίδευση των δικτύων RBF, είναι η εκπαίδευση δύο σταδίων. Κατά το πρώτο στάδιο χρησιμοποιείται το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης  $\mathbf{x}^n$  για τον καθορισμό των κέντρων και των ακτίνων των συναρτήσεων βάσης. Ο καθορισμός αυτός γίνεται χρησιμοποιώντας τεχνικές συσταδοποίησης (clustering), όπως για παράδειγμα ο αλγόριθμος k-means ο οποίος παρουσιάζεται στο Παράρτημα Α. [5]

Αφού λοιπόν έχουν υπολογιστεί τα κέντρα  $\mathbf{w}_j$  και οι ακτίνες  $\sigma_j$  των συναρτήσεων βάσης, ακολουθεί το δεύτερο στάδιο της εκπαίδευσης κατά το οποίο καθορίζονται οι τιμές των βαρών  $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, \dots, v_{iM})^T$ ,  $i = 1, \dots, p$  και των πολώσεων  $v_{i0}$  του επιπέδου εξόδου [5]. Ο καθορισμός αυτό μπορεί να γίνει με χρήση μεθόδων γραμμικής (linear regression) ή λογιστικής παλινδρόμησης (logistic regression) [7], μια σύντομη παρουσίαση των οποίων δίνεται στο Παράρτημα Β.

### 3.3.3. Σύγκριση MLP και RBF

Και οι δύο αυτές αρχιτεκτονικές ΤΝΔ έχουν το κοινό χαρακτηριστικό ότι υλοποιούν μη γραμμικές απεικονίσεις από το χώρο των εισόδων  $\mathbb{R}^d$  στο χώρο των εξόδων  $\mathbb{R}^p$ . Και τα δύο δίκτυα χαρακτηρίζονται από την ιδιότητα της καθολικής προσέγγισης (global approximation), επομένως μπορούν να προσεγγίσουν (με οσοδήποτε καλή ακρίβεια) οποιαδήποτε συνάρτηση, οσοδήποτε μεγάλος αριθμός νευρώνων κι αν χρησιμοποιηθεί. Χαρακτηρίζονται όμως και από σημαντικές διαφορές, τις οποίες πρέπει κανείς να λαμβάνει υπόψη του όταν επιλέγει ποιο από τα δύο δίκτυα θα χρησιμοποιήσει. [5]

Η βασική διαφορά μεταξύ MLP και RBF βρίσκεται στη μορφή των συναρτήσεων του κρυμμένου επιπέδου. Κάθε κρυμμένος νευρώνας του MLP υπολογίζει το εσωτερικό γινόμενο των τιμών των εισόδων με το αντίστοιχο διάνυσμα βαρών, και το αποτέλεσμα αποτελεί την είσοδο στη συνάρτηση ενεργοποίησης. Στην ουσία κάθε κρυμμένος νευρώνας στο MLP ορίζει την εξίσωση ενός υπερεπιπέδου και το MLP συνολικά υλοποιεί συναρτήσεις ταξινόμησης διαχωρίζοντας τον χώρο των



προτύπων με υπερεπίπεδα και ορίζοντας τις περιοχές απόφασης ως τομές των υπερεπιπέδων αυτών. Επομένως στον υπολογισμό μιας εξόδου συμμετέχουν όλοι οι κρυμμένοι νευρώνες και για το λόγο αυτό λέμε ότι το MLP μαθαίνει χρησιμοποιώντας κατανομημένη αναπαράσταση. [5]

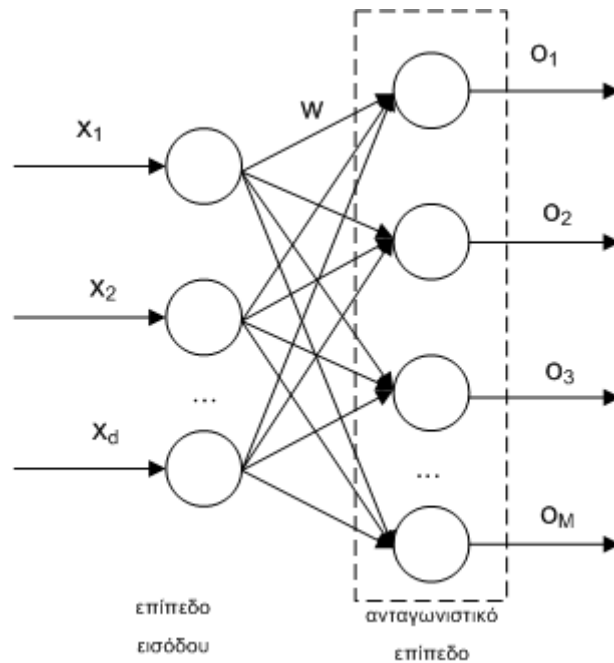
Αντίθετα, το RBF λειτουργεί δημιουργώντας τοπικές αναπαραστάσεις, δηλ. η γνώση για την έξοδο που αντιστοιχεί σε κάποια συγκεκριμένη είσοδο ενσωματώνεται στα βάρη εκείνων των κρυμμένων νευρώνων οι οποίοι περιλαμβάνουν την είσοδο αυτή στη σφαίρα επιρροής τους. Στην περίπτωση του RBF, δηλαδή, ο χώρος προτύπων διαιρείται σε περιοχές, κάθε μία από τις οποίες αντιστοιχεί σε μια μονάδα του κρυμμένου επιπέδου. [5]

### 3.4. Δίκτυα ανταγωνιστικής μάθησης

Η ανταγωνιστική μάθηση υλοποιείται με τη χρήση ενός ΤΝΔ (Σχήμα 3.8) που περιλαμβάνει ένα επίπεδο από ανταγωνιστικούς νευρώνες, το οποίο ονομάζεται ανταγωνιστικό επίπεδο (competitive layer). Κάθε ανταγωνιστικός νευρώνας  $i$  χαρακτηρίζεται από ένα διάνυσμα βαρών  $\mathbf{w}_i = (w_{i1}, \dots, w_{id})^T, i = 1, \dots, M$  και υπολογίζει ένα μέτρο ομοιότητας (similarity measure) ανάμεσα στα δεδομένα εισόδου  $\mathbf{x}^n = (x_{n1}, \dots, x_{nd})^T \in \mathbb{R}^d$  και στο διάνυσμα βαρών  $\mathbf{w}_i$ . [5]

Κάθε φορά που εμφανίζεται κάποια είσοδος στο δίκτυο, έχουμε «ανταγωνισμό» μεταξύ των νευρώνων του ανταγωνιστικού επιπέδου για την ανάδειξη του νικητή νευρώνα, του οποίου το διάνυσμα βαρών εμφανίζει τη μεγαλύτερη ομοιότητα για τη συγκεκριμένη είσοδο. Ο νικητής νευρώνας  $m$  θέτει την έξοδό του  $o_m = 1$ , ενώ οι υπόλοιποι νευρώνες δίνουν  $o_i = 0, i = 1, \dots, M, i \neq m$ . [5]

Συνήθως ως μέτρο ομοιότητας για την εύρεση του νικητή-νευρώνα χρησιμοποιείται μια συνάρτηση αντιστρόφως ανάλογη της ευκλείδειας απόστασης  $\|\mathbf{x} - \mathbf{w}_i\|$  του διανύσματος εισόδου  $\mathbf{x}^n$  από το διάνυσμα των βαρών  $\mathbf{w}_i$ . [5]



Σχήμα 3.8: Αρχιτεκτονική ανταγωνιστικού ΤΝΔ.

### 3.4.1. Ο αλγόριθμος του εκπαιδευόμενου διανυσματικού κβαντιστή - LVQ

Ο αλγόριθμος του εκπαιδευόμενου διανυσματικού κβαντιστή (Learning Vector Quantization - LVQ) μπορεί εύκολα να υλοποιηθεί με ένα νευρωνικό δίκτυο που περιλαμβάνει ένα ανταγωνιστικό επίπεδο με τόσους ανταγωνιστικούς νευρώνες όσες και οι συστάδες (clusters). Κάθε ανταγωνιστικός νευρώνας  $i$  αντιστοιχεί σε μια συστάδα και τα βάρη του  $\mathbf{w}_i = (w_{i1}, \dots, w_{id})^T, i = 1, \dots, M$  περιγράφουν τις συντεταγμένες του κέντρου της συστάδας  $i$ . [5]

Ο αλγόριθμος, στην περίπτωση του προβλήματος της συσταδοποίησης (clustering) των δεδομένων εισόδου, είναι επαναληπτικός και απαιτεί την αρχικοποίηση των διανυσμάτων  $\mathbf{w}_j$  του δικτύου. Σε κάθε επανάληψη εμφανίζεται ένα δεδομένο  $\mathbf{x}^n$  στην είσοδο του δικτύου, υπολογίζονται οι αποστάσεις του από τα κέντρα  $\mathbf{w}_i$  και καθορίζεται ο νικητής-νευρώνας  $m$  με την ελάχιστη ευκλείδεια απόσταση

$$d^2(\mathbf{x}^n, \mathbf{w}_m) = \sum_{j=1}^d (x_j - w_{mj})^2. \text{ Στη συνέχεια ακολουθεί η ενημέρωση των βαρών κατά}$$

την οποία «μετακινείται» μόνο το κέντρο  $\mathbf{w}_m$  της νικήτριας συστάδας έτσι ώστε να



«πλησιάζει» στο δεδομένο εισόδου  $\mathbf{x}^n$ . Το βήμα της μετακίνησης εξαρτάται και από την παράμετρο  $\eta$ , που ονομάζεται ρυθμός μάθησης (learning rate).

### Αλγόριθμος LVQ για συσταδοποίηση

1. Καθορισμός του αριθμού  $M$  των συστάδων (ανταγωνιστικών νευρώνων).
2. Αρχικοποίηση των  $M$  κέντρων  $\mathbf{w}_i(0), i = 1, \dots, M$ .
3. Αρχικοποίηση του ρυθμού μάθησης  $\eta$ , του μετρητή εποχών  $k=0$  και του μετρητή επαναλήψεων  $\kappa=0$ .
4. Σε κάθε εποχή  $k$  εφαρμογή των παρακάτω βημάτων για  $n = 1, \dots, N$ 
  - a. Εφαρμογή του παραδείγματος  $\mathbf{x}^n$  ως είσοδο στο ΤΝΔ.
  - b. Εύρεση του νικητή νευρώνα  $m$ .
  - c. Ενημέρωση των βαρών μόνο του νικητή νευρώνα

$$w_{ij}(\kappa+1) = \begin{cases} w_{ij}(\kappa) & i \neq m \\ w_{ij}(\kappa) + \eta(x_{nj} - w_{ij}(\kappa)) & i = m \end{cases}, i = 1, \dots, M, j = 1, \dots, d \quad (3.21)$$

- d.  $\kappa=\kappa+1$ .

5. Έλεγχος τερματισμού. Εάν όχι τότε  $k=k+1$  και μετάβαση στο βήμα 4.

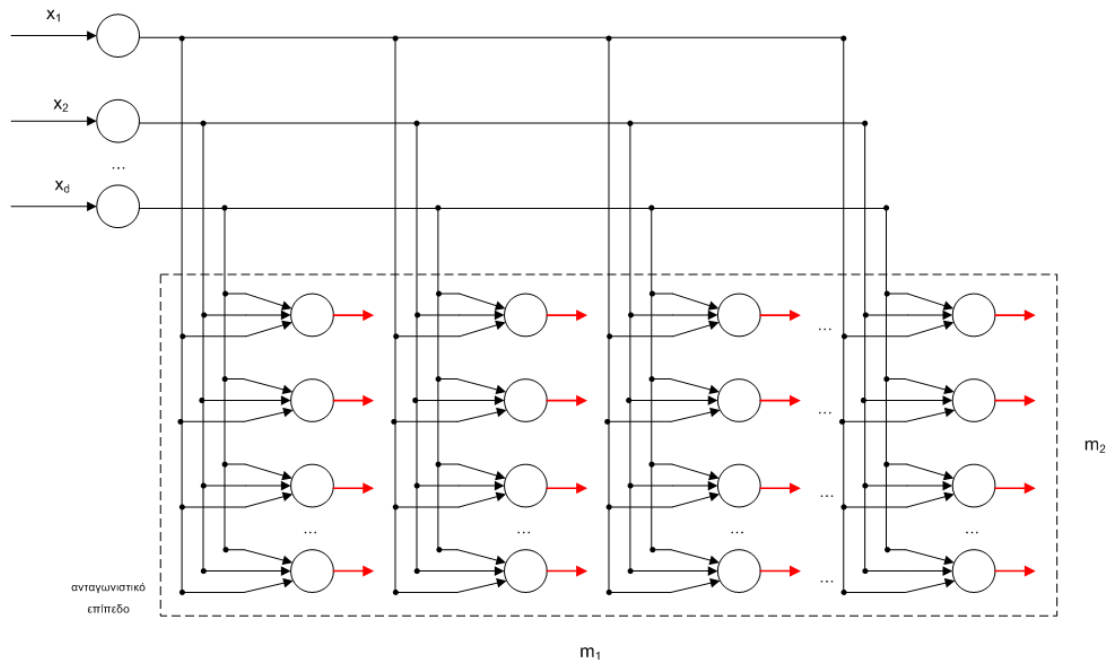
### 3.4.2. Ο χάρτης αυτοοργάνωσης SOM

Ένας άλλος τύπος ΤΝΔ που βασίζεται στην ανταγωνιστική μάθηση είναι ο πολύ διαδεδομένος χάρτης αυτο-οργάνωσης (Self-Organizing Map, SOM) που προτάθηκε από τον T. Kohonen [8] στα μέσα της δεκαετίας του 1980 σε μια προσπάθεια μοντελοποίησης της διαδικασίας αυτο-οργάνωσης που παρατηρείται στον εγκέφαλο.

Ένα δίκτυο SOM περιλαμβάνει το επίπεδο εισόδου και το επίπεδο με τους ανταγωνιστικούς νευρώνες που είναι οργανωμένοι σε ένα πλέγμα (lattice) 2 συνήθως διαστάσεων, όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.9 [4], καθένας από τους οποίους χαρακτηρίζεται από ένα διάνυσμα βαρών  $\mathbf{w}_i = (w_{i1}, \dots, w_{id})^T$ . Όταν εφαρμόζεται κάποια είσοδος  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^T$  οι νευρώνες του πλέγματος ανταγωνίζονται και καθορίζεται ο νικητής-νευρώνας  $m$  του οποίου το διάνυσμα  $\mathbf{w}_m$  εμφανίζει τη μέγιστη



ομοιότητα, με το  $\mathbf{x}$ . Επομένως το SOM υλοποιεί μια απεικόνιση της εισόδου  $\mathbf{x}$  διάστασης  $d$  στις συντεταγμένες του πλέγματος  $\mathbf{r}_m = (z_{m1}, z_{m2})^T$ . [5]



**Σχήμα 3.9:** Αρχιτεκτονική δικτύου SOM με  $d$  εισόδους και 2-διάστατο πλέγμα διαστάσεων  $m_1 \times m_2$ .

### 3.4.2.1. Εκπαίδευση του δικτύου SOM

Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης ενός δικτύου SOM, μέσω της οποίας σχηματίζεται ο χάρτης αυτό-οργάνωσης, ξεκινά αρχικοποιώντας τα βάρη  $\mathbf{w}_i = (w_{i1}, \dots, w_{id})^T$  του δικτύου. Αυτό γίνεται δίνοντάς τους μικρές τιμές που παράγονται με τη βοήθεια μια γεννήτριας τυχαίων αριθμών. Μετά την αρχικοποίηση αυτή, υπάρχουν τρεις βασικές διαδικασίες, τα οποία συνοψίζονται στη συνέχεια: [4], [5]

- Ανταγωνισμός (Competition): Για κάθε παράδειγμα εκπαίδευσης  $\mathbf{x}^n$  οι νευρώνες του πλέγματος υπολογίζουν την αντίστοιχη τιμή της συνάρτησης ομοιότητας. Ο νευρώνας με τη μεγαλύτερη τιμή ομοιότητας αναδεικνύεται ο νικητής.

Ως συνάρτηση ομοιότητας χρησιμοποιείται η ευκλείδεια απόσταση μεταξύ του διανύσματος της εισόδου  $\mathbf{x}^n = (x_1, \dots, x_d)^T$  και διανύσματος των βαρών  $\mathbf{w}_i = (w_{i1}, \dots, w_{id})^T$  των ανταγωνιστικών νευρώνων.



- Συνεργασία (Cooperation): Ο νικητής-νευρώνας οριοθετεί στο πλέγμα την τοπολογική γειτονιά από νευρώνες, οι οποίοι θα προσαρμόσουν τα βάρη τους στο διάνυσμα εισόδου.

Ένα βασικό ερώτημα που τίθεται είναι ο τρόπος με τον οποίο ορίζουμε την τοπολογική γειτονιά. Ας συμβολίσουμε με  $h_{j,i}$  την τοπολογική γειτονιά με κέντρο τον νικητή-νευρώνα  $i$  η οποία περιλαμβάνει σύνολο νευρώνων, που κάποιος από αυτούς συμβολίζεται ως  $j$ . Επίσης συμβολίζουμε με  $d_{j,i}$  την απόσταση μεταξύ του νικητή-νευρώνα  $i$  και ενός νευρώνα  $j$ . Έτσι μπορούμε να θεωρήσουμε ότι η τοπολογική γειτονιά  $h_{j,i}$  είναι μια συνάρτηση του  $d_{j,i}$  η οποία ικανοποιεί δύο απαιτήσεις: [4]

- ο Είναι συμμετρική ως προς το σημείο που εμφανίζεται η μέγιστη τιμή της και στο οποίο ισχύει  $d_{j,i} = 0$ , δηλ. στο σημείο του νικητή-νευρώνα.
- ο Το πλάτος (amplitude) της συνάρτησης ελαττώνεται μονοτονικά, καθώς η απόσταση  $d_{j,i}$  από το νικητή νευρώνα αυξάνεται, προσεγγίζοντας την τιμή μηδέν όταν η απόσταση  $d_{j,i}$  τείνει στο άπειρο.

Μια συνάρτηση η οποία ικανοποιεί τους παραπάνω περιορισμούς είναι η συνάρτηση Gauss, που έχουμε δει και προηγουμένως κατά τη μελέτη των δικτύων RBF:

$$h_{j,i}(\mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{d_{j,i}^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.22)$$

Η παράμετρος  $\sigma$  είναι το ενεργό πλάτος (effective width) της τοπολογικής γειτονιάς, το οποίο και καθορίζει το βαθμό που οι νευρώνες στη γειτονιά του νικητή συμμετέχουν στη διαδικασία εκπαίδευσης. Η παράμετρος αυτή μειώνεται σε κάθε εποχή  $n$  με εκθετικό ρυθμό σύμφωνα με τη σχέση: [4]

$$\sigma(n) = \sigma_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_1}\right), n = 0, 1, 2, \dots \quad (3.23)$$

Η παράμετρος  $\sigma_0$  είναι η αρχική τιμή του ενεργού πλάτους και  $\tau_1$  μια σταθερά που επιλέγεται από τον σχεδιαστή του δικτύου. [4]



- Προσαρμογή των βαρών (Synaptic Adaption): Στο τελευταίο αυτό στάδιο της διαδικασίας εκπαίδευσης πραγματοποιείται η ενημέρωση των διανυσμάτων των βαρών των νευρώνων του ανταγωνιστικού επιπέδου. Η ποσότητα της μεταβολής αυτής δίνεται από τη σχέση: [4]

$$\Delta w_j = \eta h_{j,i(x)} (\mathbf{x} - \mathbf{w}_j), \begin{cases} i : \text{νικητής-νευρώνας} \\ j : \text{νευρώνας στη γειτονιά του } i \end{cases} \quad (3.24)$$

Τελικά με δεδομένο το διάνυσμα των βαρών  $\mathbf{w}_j(n)$  για μια δεδομένη χρονική στιγμή  $n$ , μπορούμε να υπολογίσουμε το νέο διάνυσμα για τη χρονική στιγμή  $n+1$  από τη σχέση:[4]

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \eta(n) h_{j,i(x)}(n) (\mathbf{x}(n) - \mathbf{w}_j(n)) \quad (3.25)$$

Όπως βλέπουμε και στην παραπάνω σχέση, ο ρυθμός μάθησης  $\eta(n)$  θα πρέπει και αυτός να εξαρτάται από το χρόνο. Πιο αναλυτικά, θα πρέπει να ξεκινάει από μια αρχική τιμή  $\eta_0$  και να φθίνει εκθετικά με την αύξηση του χρόνου  $n$ : [4]

$$\eta(n) = \eta_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_2}\right), n = 0, 1, 2, \dots \quad (3.26)$$

όπου  $\tau_2$  είναι άλλη μια σταθερά που επιλέγεται από τον σχεδιαστή του δικτύου.

Οι διαδικασίες που περιγράφηκαν παραπάνω, μπορούν επιπλέον να διακριθούν σε δύο φάσεις: [4]

- Φάση διάταξης (ordering phase), η οποία αποτελεί την πρώτη φάση και κατά την οποία πραγματοποιείται η τοπολογική διάταξη των διανυσμάτων των βαρών των νευρώνων του ανταγωνιστικού επιπέδου. Κατά τη φάση αυτή, ο ρυθμός μάθησης  $\eta(n)$  θα πρέπει να ξεκινά από μια τιμή γύρω στο 0.1 και να μειώνεται σταδιακά, μέχρι την τιμή 0.01. Οι τιμές αυτές μπορούν να επιτευχθούν αν θέσουμε στη σχέση (3.26) τις τιμές: [4]

$$\eta_0 = 0.1, \tau_2 = 1000 \quad (3.27)$$

Επίσης η συνάρτηση της τοπολογικής γειτονιάς  $h_{j,i}(n)$  πρέπει αρχικά να περιλαμβάνει σχεδόν όλους τους νευρώνες του ανταγωνιστικού επιπέδου με κέντρο τον νικητή νευρώνα και σταδιακά να περιορίζεται σε μερικούς μόνο



νευρώνες ή ακόμα και μόνο στο νικητή νευρώνα. Θεωρώντας ένα πλαίσιο δύο διαστάσεων, μπορούμε να θέσουμε ως τη αρχική τιμή  $\sigma_0$  του ενεργού πλάτους την τιμή της «ακτίνας» του πλέγματος και να θέσουμε την τιμή της παραμέτρου  $\tau_1$  της σχέσης (3.23) ίση με: [4]

$$\tau_1 = \frac{1000}{\log \sigma_0} \quad (3.28)$$

- Φάση σύγκλισης (convergence phase), κατά την οποία τα βάρη αποκτούν τις τελικές τους τιμές συντονιζόμενα καλύτερα στα παραδείγματα εκπαίδευσης. Στη φάση αυτή ο αριθμός των επαναλήψεων εξαρτάται από τη διάσταση των εισόδων του δικτύου και σαν γενικός κανόνας θα πρέπει να ισούται με τουλάχιστον 500 φορές το πλήθος των ανταγωνιστικών νευρώνων. ο ρυθμός μάθησης  $\eta(n)$  θα πρέπει να παραμένει καθ' όλη τη διάρκεια σε τιμές κοντά στο 0.01 και, τέλος, η συνάρτηση της τοπολογικής γειτονιάς  $h_{j,i}(n)$  θα πρέπει μόνο στους πιο κοντινούς γείτονες του νικητή-νευρώνα, και μπορεί να καταλήξει να περιέχει μόνο τον νικητή-νευρώνα. [4]

Συνοψίζοντας όλα τα παραπάνω ο αλγόριθμος εκπαίδευσης του SOM έχει ως εξής: [5]

#### **Αλγόριθμος εκπαίδευσης του SOM (συνεχούς γειτονιάς)**

2. Καθορισμός του αριθμού  $M = m_1 \times m_2$  των ανταγωνιστικών νευρώνων του πλέγματος.
3. Αρχικοποίηση των  $M$  κέντρων  $\mathbf{w}_i(0), i = 1, \dots, M$ .
4. Αρχικοποίηση του ρυθμού μάθησης  $\eta(0)$ , της παραμέτρου  $\sigma(0)$ , του μετρητή εποχών  $k=0$  και του μετρητή επαναλήψεων  $\kappa=0$ .
5. Σε κάθε εποχή  $k$  εφαρμογή των παρακάτω βημάτων για  $n = 1, \dots, N$ 
  - a. Εφαρμογή του παραδείγματος  $\mathbf{x}^n$  ως είσοδο στο ΤΝΔ.
  - b. Εύρεση του νικητή νευρώνα  $m$ .
  - c. Ενημέρωση των βαρών όλων των νευρώνων στη γειτονιά του νικητή-νευρώνα ως εξής



$$h_{m,i}(\kappa) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{r}_m - \mathbf{r}_i\|^2}{2\sigma^2(\kappa)}\right), i = 1, \dots, M \quad (3.29)$$

$$w_{ij}(\kappa+1) = w_{ij}(\kappa) + \eta(\kappa)h_{m,i}(\kappa)(x_{nj} - w_{ij}(\kappa)), j = 1, \dots, d \quad (3.30)$$

d.  $\kappa=\kappa+1$ .

6. Σταδιακή μείωση του ρυθμού μάθησης  $\eta(k)$
7. Σταδιακή μείωση της παραμέτρου  $\sigma(k)$
8. Έλεγχος τερματισμού. Εάν όχι τότε  $k=k+1$  και μετάβαση στο βήμα 4.

### 3.4.3. Σύγκριση μεταξύ LVQ και SOM

Και τα δύο αυτά ΤΝΔ ανήκουν στους αλγόριθμους της μη επιβλεπόμενης ανταγωνιστικής μάθησης. Σε κάθε επανάληψη κατά την προσαρμογή των βαρών, στον αλγόριθμο LVQ ενημερώνονται τα βάρη μόνο του νικητή νευρώνα, ενώ στην περίπτωση του SOM εμφανίζεται η έννοια της τοπολογικής γειτονιάς η οποία καθορίζει τους νευρώνες γύρω από το νικητή-νευρώνα για τους οποίους πραγματοποιείται η προσαρμογή των βαρών τους. Διαφορετικές είναι επίσης και οι εφαρμογές των δύο δικτύων: τα LVQ χρησιμοποιούνται συνήθως για την ταξινόμηση δεδομένων που έχουν προκύψει από μια στοχαστική διεργασία, ενώ τα SOM είναι πιο χρήσιμα για την απεικόνιση δεδομένων μεγάλων διαστάσεων σε δυσδιάστατους χάρτες. [9]

### 3.5. Αναδρομικά ΤΝΔ

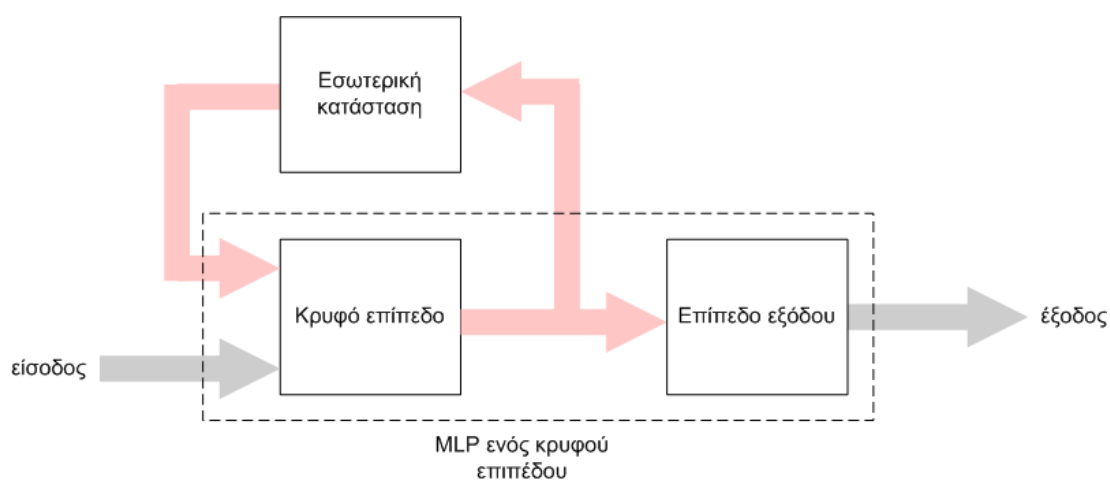
Ο αλγόριθμος της οπισθοδιάδοσης σφάλματος μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επίλυση ενός μεγάλου εύρους προβλημάτων. Αυτό που μπορεί να επιτευχθεί με τη χρήση του αλγορίθμου αυτού σε δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης, όπως τα δίκτυα MLP που περιγράψαμε σε προηγούμενη παράγραφο, περιορίζονται σε μια στατική απεικόνιση του χώρου των διανυσμάτων εισόδου στο χώρο εξόδου. Για να μπορέσουμε να υλοποιήσουμε δυναμικά συστήματα όπως αυτά του εγκεφάλου, θα πρέπει να αναπτύξουμε ένα δίκτυο το οποίο να είναι σε θέση να αποθηκεύει εσωτερικές καταστάσεις (internal states). [10]



Τα δίκτυα αυτά ανήκουν στην κατηγορία των αναδρομικών νευρωνικών δικτύων (Recurrent Neural Networks, RNN) και χαρακτηρίζονται από εσωτερικές συνδέσεις ανατροφοδότησης (feedback connections) ή χρονικής υστέρησης (time delays) [10]

### 3.5.1. Το δίκτυο τύπου Elman

Μια αρχιτεκτονική αναδρομικών νευρωνικών είναι το απλό αναδρομικό δίκτυο (Simple Recurrent Network, SRN) ή δίκτυο Elman παρουσιάζεται στο Σχήμα 3.10. [4], [11]



Σχήμα 3.10: Αρχιτεκτονική δικτύου Elman.

Όπως μπορούμε να δούμε και από το παραπάνω σχήμα, το δίκτυο Elman είναι ένα MLP ενός κρυφού επιπέδου και περιλαμβάνει αναδρομικές συνδέσεις από τους νευρώνες του κρυφού επιπέδου προς τους (ίσου αριθμού με αυτούς) νευρώνες εσωτερικής κατάστασης (context units). Οι νευρώνες εσωτερικής κατάστασης αποθηκεύουν τις εξόδους των νευρώνων του κρυφού επιπέδου σε μια χρονική στιγμή και την επόμενη χρονική στιγμή αυτές οι τιμές επανατροφοδοτούνται ως επιπλέον είσοδοι των νευρώνων του κρυφού επιπέδου. [4]

Αν υποθέσουμε, λοιπόν, ότι έχουμε στη διάθεσή μας ένα ακολουθιακό σύνολο διάνυσμάτων εισόδου και ένα ρολόι το οποίο συγχρονίζει την παρουσίαση των εισόδων αυτών στο δίκτυο, τότε η διεργασία που θα πραγματοποιηθεί είναι η ακόλουθη: Οι τιμές των νευρώνων εσωτερικής κατάστασης αρχικοποιούνται στην τιμή 0.5. Σε κάποια χρονική στιγμή  $t$ , παρουσιάζεται στην είσοδο το πρώτο διάνυσμα και αυτό μαζί με το διάνυσμα τιμών των νευρώνων εσωτερικής κατάστασης, αποτελούν το διάνυσμα εισόδου για τους νευρώνες του κρυφού



επιπέδου. Στη συνέχεια υπολογίζονται οι έξοδοι των κρυφών νευρώνων οι οποίοι τροφοδοτούνται ως είσοδοι στο επίπεδο εξόδου όπου και τελικά υπολογίζεται η έξοδος του δικτύου. Οι έξοδοι των κρυφών νευρώνων τροφοδοτούν επίσης τους νευρώνες της εσωτερικής κατάστασης και η διαδικασία επαναλαμβάνεται για  $t=t+1$ . [11]

### 3.5.2. Εκπαίδευση του δικτύου Elman

Κατά την εκπαίδευση των δικτύων Elman, όπως και στην περίπτωση του MLP, η έξοδος του δικτύου συγκρίνεται με μια επιθυμητή τιμή και το τετραγωνικό σφάλμα από τη σύγκριση αυτή χρησιμοποιείται στη συνέχεια για να ενημερώσει τις τιμές των βαρών του δικτύου σύμφωνα με τον αλγόριθμο της οπισθοδιάδοσης σφάλματος [6] με την εξαίρεση των βαρών των αναδρομικών συνδέσεων, οι οποίες είναι σταθερές στην τιμή 1.0 και δεν μεταβάλλονται. [11]

Αν συμβολίσουμε με  $\mathbf{x}^n$  το διάνυσμα που προκύπτει από την ένωση των διανυσμάτων εισόδου και κατάστασης, μπορούμε να παρουσιάσουμε τον αλγόριθμο εκπαίδευσης του δικτύου Elman, ο οποίος διαφέρει σε ελάχιστα βήματα από αυτόν της εκπαίδευσης του MLP:

#### Αλγόριθμος εκπαίδευσης του Elman

1. Αρχικοποίηση των βαρών  $\mathbf{w}(0)$  τυχαία στο διάστημα  $(-1,1)$  και καθορισμός του ρυθμού μάθησης  $n$ . Αρχικοποίηση του μετρητή επαναλήψεων ( $k=0$ ) και του μετρητή εποχών ( $k=0$ ). Αρχικοποίηση των νευρώνων εσωτερικής κατάστασης στην τιμή 0.5
2. Στην αρχή κάθε εποχής, έστω  $\mathbf{w}(k)$  το διάνυσμα βαρών του Elman.
  - v. Έναρξη εποχής  $k$ . Αποθήκευση του τρέχοντος διανύσματος βαρών  $\mathbf{w}_{old} = \mathbf{w}(k)$ .
  - vi. Για  $n=1, \dots, N$ 
    - d. Επιλογή του παραδείγματος εκπαίδευσης ( $\mathbf{x}^n, \mathbf{t}^n$ ) και εφαρμογή του κανόνα οπισθοδιάδοσης σφάλματος για τον υπολογισμό των μερικών

$$\text{παραγώγων } \frac{\partial E^n}{\partial w_i}$$



e. Ενημέρωση των βαρών

$$w_i(k+1) = w_i(k) - n \frac{\partial E^n}{\partial w_i} \quad (3.31)$$

f. Αντιγραφή των τιμών των εξόδων των νευρώνων του κρυφού επιπέδου στους νευρώνες εσωτερικής κατάστασης.

g.  $k=k+1$

vii. Τέλος εποχής  $k$ . Έλεγχος τερματισμού. Εάν ναι, τερματίζουμε.

viii.  $k=k+1$ , μετάβαση στο βήμα 2.





## 4. Γενετικοί Αλγόριθμοι

Οι γενετικοί αλγόριθμοι (ΓΑ) αποτελούν μια μέθοδο αναζήτησης βέλτιστων λύσεων σε συστήματα που μπορούν να περιγραφούν ως μαθηματικό πρόβλημα. Είναι χρήσιμοι σε προβλήματα που περιέχουν πολλές παραμέτρους/διαστάσεις και δεν υπάρχει αναλυτική μέθοδος που να μπορεί να βρει το βέλτιστο συνδυασμό τιμών για τις μεταβλητές ώστε το υπό εξέταση σύστημα να αντιδρά με όσο το δυνατόν με το θεμιτό τρόπο.

Είναι εμπνευσμένοι από τη θεωρία της εξέλιξης των ειδών που αναπτύχθηκε από τον Δαρβίνο στα μέσα του περασμένου αιώνα, από την οποία έχουν δανειστεί την ορολογία τους και τον τρόπο λειτουργίας τους. Έτσι λοιπόν οι γενετικοί αλγόριθμοι λειτουργούν διατηρώντας ένα πληθυσμό κωδικοποιημένων πιθανών λύσεων του προς επίλυση προβλήματος, και εφαρμόζουν πάνω σ' αυτόν τον πληθυσμό διαδικασίες εμπνευσμένες από τη θεωρία της εξέλιξης των ειδών. Έτσι περνώντας από γενιά σε γενιά, τα συστήματα αυτά δημιουργούν συνεχώς νέους πληθυσμούς πιθανών λύσεων εξελίσσοντας τους προηγούμενους πληθυσμούς. Η επαναληπτική αυτή διαδικασία έχει ως αποτέλεσμα με την πάροδο του χρόνου να οδηγούμαστε σε ένα πληθυσμό που, συνήθως, προσεγγίζει όλο και περισσότερο τη βέλτιστη λύση του προς επίλυση προβλήματος.

### 4.1. Η δομή και ο τρόπος λειτουργίας των ΓΑ

Όπως ήδη είπαμε, οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι εμπνευσμένοι από τη θεωρία της εξέλιξης των ειδών, από την οποία έχουν δανειστεί την ορολογία τους και τον τρόπο λειτουργίας τους. Αναφέρονται σε άτομα (individuals) ή γενότυπους (genotypes) μέσα σε ένα πληθυσμό. Κάθε άτομο ή γενότυπος αποτελείται από χρωμοσώματα (chromosomes) και στους ΓΑ αναφερόμαστε συνήθως σε άτομα με ένα μόνο χρωμόσωμα. Τα χρωμοσώματα αποτελούνται από γονίδια (genes) που είναι διατεταγμένα σε γραμμική ακολουθία. Κάθε γονίδιο επηρεάζει την κληρονομικότητα ενός ή περισσότερων χαρακτηριστικών. Τα γονίδια που επηρεάζουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά γνωρίσματα του ατόμου βρίσκονται και σε συγκεκριμένες θέσεις του χρωματοσώματος που καλούνται loci. Κάθε χαρακτηριστικό γνώρισμα του ατόμου (όπως για παράδειγμα το χρώμα μαλλιών) έχει τη δυνατότητα να εμφανιστεί με διάφορες μορφές, ανάλογα με την κατάσταση στην οποία βρίσκεται το αντίστοιχο



γονίδιο που το επηρεάζει. Οι διαφορετικές αυτές καταστάσεις που μπορεί να πάρει το γονίδιο καλούνται αλληλόμορφα (alleles) (τιμές χαρακτηριστικού γνωρίσματος). [12]

Κάθε γενότυπος αναπαριστά μια πιθανή λύση σε ένα πρόβλημα. Το «αποκωδικοποιημένο» περιεχόμενο ενός συγκεκριμένου χρωμοσώματος καλείται φαινότυπος (phenotype) (π.χ. ένας ζωντανός οργανισμός είναι ο φαινότυπος των χρωμοσωμάτων του). [12]

Οι ΓΑ διατηρούν έναν πληθυσμό πιθανών λύσεων, του προβλήματος που μας ενδιαφέρει, πάνω στον οποίο δουλεύουν, σε αντίθεση με άλλες μεθόδους αναζήτησης που επεξεργάζονται ένα μόνο σημείο του διαστήματος αναζήτησης. Έτσι ένας ΓΑ πραγματοποιεί αναζήτηση σε πολλές κατευθύνσεις και υποστηρίζει καταγραφή και ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ αυτών των κατευθύνσεων. Ο πληθυσμός υφίσταται μια προσομοιωμένη γενετική εξέλιξη, σε κάθε επανάληψη της οποίας, οι σχετικά «καλές» λύσεις αναπαράγονται, ενώ οι σχετικά «κακές» αφαιρούνται. Η αξιολόγηση των διαφόρων λύσεων γίνεται με τη βοήθεια μιας αντικειμενικής συνάρτησης ή συνάρτησης ικανότητας (objective ή fitness function). [12]

Ο τρόπος λειτουργίας ενός απλού γενετικού αλγορίθμου έχει σε γενικές γραμμές ως εξής: [12] Κατά την διάρκεια της επαναληπτικής εκτέλεσης  $t$ , ο ΓΑ διατηρεί ένα πληθυσμό από πιθανές λύσεις

$$P(t) = \{x'_1, \dots, x'_n\}$$

Κάθε λύση  $x'_i$  αξιολογείται με τη χρήση της αντικειμενικής συνάρτησης και δίνει ένα μέτρο της καταλληλότητας και της ορθότητάς της. Αφού ολοκληρωθεί η αξιολόγηση όλων των στοιχείων του πληθυσμού, δημιουργείται ένας νέος πληθυσμός (επαναληπτική εκτέλεση  $t+1$ ) που προκύπτει από την επιλογή των πιο κατάλληλων ατόμων του πληθυσμού της προηγούμενης γενιάς. Μερικά μέλη από τον καινούργιο αυτό πληθυσμό υφίστανται μετατροπές με τη βοήθεια των διαδικασιών της διασταύρωσης (crossover ή mating) και της μετάλλαξης (mutation) σχηματίζοντας νέες πιθανές λύσεις. [12]



Τα βασικά στάδια του αλγορίθμου ενός ΓΑ μπορεί να συνοψισθεί στα παρακάτω βήματα: [12]

Βασικά στάδια ΓΑ

1. Αρχικοποίηση (Initialization)
2. Αποκωδικοποίηση (Decoding)
3. Υπολογισμός ικανότητας ή αξιολόγησης (Fitness calculation ή evaluation)
4. Αναπαραγωγή (Reproduction)
  - a. Επιλογή (Selection)
  - b. Διασταύρωση (crossover ή mating)
  - c. Μετάλλαξη (mutation)
5. Επανάληψη από το βήμα 2 μέχρι να ικανοποιηθεί το κριτήριο τερματισμού του ΓΑ.

#### **4.1.1. Αρχικοποίηση**

Η αρχικοποίηση είναι το πρώτο βήμα του αλγορίθμου κατά το οποίο ορίζεται ο αρχικός πληθυσμός πάνω στον οποίο θα λάβουν χώρα οι λειτουργίες του ΓΑ. Ο πληθυσμός αυτός δημιουργείται με τυχαίο τρόπο ανάμεσα σε όλες τις τιμές των μεταβλητών του προβλήματος, ενώ το μέγεθός του ορίζεται από τον χρήστη και συνήθως εξαρτάται από τους διαθέσιμους υπολογιστικούς πόρους.

#### **4.1.2. Κωδικοποίηση/αποκωδικοποίηση**

Κύριος στόχος της κωδικοποίησης είναι η αναπαράσταση των επιμέρους χαρακτηριστικών των λύσεων με ένα μαθηματικό, φορμαλιστικό τρόπο, ώστε να διευκολύνει τις υπόλοιπες λειτουργίες του αλγορίθμου (κυρίως την επιλογή). [12]

Έχουν αναφερθεί διάφορες μορφές κωδικοποιήσεων που κάθε μία εξαρτάται από το υπό εξέταση πρόβλημα, όπως η κωδικοποίηση με δυαδικά ψηφία (bits) όπου κάθε λύση αναπαρίσταται με μια δυαδική συμβολοσειρά (binary string) καθορισμένου μήκους. Καμία όμως μορφή κωδικοποίησης δεν είναι αποτελεσματική για όλα τα προβλήματα και η καταλληλότητά της εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη διαίσθηση και πείρα του σχεδιαστή του αλγορίθμου. [12]



Κατά το στάδιο της αποκωδικοποίησης, λοιπόν, λαμβάνει χώρα η αντίστροφη διαδικασία, όπου από την κωδικοποιημένη αναπαράσταση προκύπτει το άτομο του πληθυσμού το οποίο στη συνέχεια αξιολογείται από την αντικειμενική συνάρτηση.

#### **4.1.3. Αξιολόγηση – αντικειμενική συνάρτηση**

Ένα επίσης σημαντικό στοιχείο σύνδεσης του ΓΑ με το προς επίλυση πρόβλημα είναι η αντικειμενική συνάρτηση. Αυτή παίρνει ως είσοδο μια αποκωδικοποιημένη συμβολοσειρά και επιστρέφει μια τιμή (συνήθως πραγματική), που είναι ανάλογη με το πόσο καλά λύνει το πρόβλημα η συγκεκριμένη συμβολοσειρά. [12]

Η αντικειμενική συνάρτηση, ουσιαστικά είναι η μόνη πληροφορία που δέχεται ο αλγόριθμος για το πρόβλημα που λύνει. Είναι σημαντικό αυτή η συνάρτηση να είναι εύκολα υπολογίσιμη, ώστε να μην επιβραδύνει σημαντικά τον αλγόριθμο. [12]

Σκοπός της διαδικασίας αξιολόγησης, είναι ο υπολογισμός της τιμής της αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε άτομο του πληθυσμού. Η τιμή καθορίζει την ικανότητα επιβίωσης του συγκεκριμένου ατόμου, το οποίου ουσιαστικά ισοδυναμεί με τις πιθανότητες επιλογής του από τον αλγόριθμο κατά τη διαδικασία της επιλογής.

#### **4.1.4. Αναπαραγωγή**

Στη διαδικασία της αναπαραγωγής, που είναι η σημαντικότερη λειτουργία του ΓΑ, λαμβάνει χώρα ο κύριος όγκος των εργασιών του αλγορίθμου. Η δομή της διαδικασίας είναι αρκετά σύνθετη και περιλαμβάνει τα στάδια της επιλογής, της διασταύρωσης και της μετάλλαξης.

##### **4.1.4.1. Επιλογή**

Κατά την επιλογή εφαρμόζεται, στα πλαίσια του αλγορίθμου, ο νόμος της επιβίωσης του ικανότερου. Μέσω αυτής της διαδικασίας καθορίζεται ποια άτομα από τον υπάρχοντα πληθυσμό θα έχουν την ευκαιρία να λάβουν μέρος στην αναπαραγωγή και να κληροδοτήσουν στην επόμενη γενιά μέρος ή το σύνολο των χαρακτηριστικών τους. [12]

Υπάρχουν διάφοροι τρόποι υλοποίησης της διαδικασίας της επιλογής στα πλαίσια ενός ΓΑ. Δεδομένου ότι το μέγεθος του πληθυσμού από γενιά σε γενιά δεν αλλάζει,



κάθε τεχνική επιλογής πρέπει με κάποιο τρόπο να δίνει μεγαλύτερες πιθανότητες αναπαραγωγής σε άτομα τα οποία παρουσιάζουν μεγαλύτερες τιμές της συνάρτησης αξιολόγησης. [12]

Ο ευκολότερος ίσως τρόπος υλοποίησης είναι ο αλγόριθμος της εξαναγκασμένης ρουλέτας, στην οποία κάθε άτομο ενός πληθυσμού αντιπροσωπεύεται σε ένα μέρος της ρουλέτας σε αναλογία με την απόδοσή του. [12]

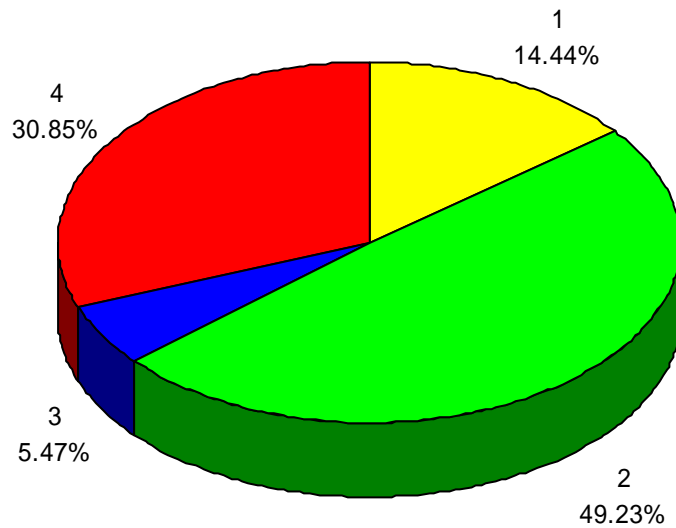
Έτσι, για παράδειγμα αν έχουμε ένα πληθυσμό τεσσάρων ατόμων με τιμές της αντικειμενικής συνάρτησης, αθροίζουμε αρχικά τις τιμές της αντικειμενικής συνάρτησης όλων των ατόμων ώστε να προκύψει η συνολική απόδοση του πληθυσμού και υπολογίζουμε το ποσοστό της συνεισφοράς του κάθε ατόμου σε αυτή, όπως φαίνεται στον Πίνακα 4.1. Από το ποσοστό αυτό στη συνέχεια προκύπτει μια εξαναγκασμένη ρουλέτα που για το συγκεκριμένο παράδειγμα, απεικονίζεται στο Σχήμα 4.1. [13]

**Πίνακας 4.1:** Παράδειγμα αξιολόγησης των ατόμων ενός πληθυσμού σε έναν ΓΑ.

<b>Άτομο</b>	<b>Απόδοση</b>	<b>Απόδοση %</b>
1	169	14.44
2	576	49.23
3	64	5.47
4	361	30.85
<b>Σύνολο</b>	<b>1170</b>	<b>100.00</b>

Κάθε φορά που θέλουμε να επιλέξουμε ένα άτομο, αυτό προκύπτει από μια απλή «περιστροφή» της ρουλέτας. Με τον τρόπο αυτό άτομα με μεγαλύτερη απόδοση έχουν περισσότερες πιθανότητες επιλογής, οι οποίες μάλιστα είναι ανάλογες της απόδοσής τους. [13]

Τα άτομα που επιλέγονται με αυτόν τον τρόπο αποτελούν έναν νέο προσωρινό πληθυσμό που ονομάζεται δεξαμενή ζευγαρώματος (matting pool). [13]



Σχήμα 4.1: Σχηματική αναπαράσταση εξαναγκασμένης ρουλέτας.

#### 4.1.4.2. Διασταύρωση

Ο προσωρινός πληθυσμός που προέκυψε από τη διαδικασία της επιλογής πρέπει να περάσει από τη διαδικασία του ζευγαρώματος, κατ' αναλογία με τη διαδικασία ζευγαρώματος στη φύση. Τα άτομα του προσωρινού πληθυσμού, λοιπόν, σχηματίζουν με τυχαίο τρόπο ομάδες των δύο και σε κάθε ομάδα τα δύο μέλη της παίρνουν μέρος σε μια ανταλλαγή γενετικού υλικού που ονομάζεται διασταύρωση. Στόχος της είναι η νέα γενιά που θα προκύψει μετά την εφαρμογή της να περιλαμβάνει άτομα που θα διαφέρουν από τους γονείς τους και θα φέρουν συνδυασμό των καλύτερων χαρακτηριστικών τους. [12]

Η χρησιμότητα της διαδικασίας αυτής είναι η ανακατεύθυνση του ψαξίματος σε νέες περιοχές του χώρου αναζήτησης. Έτσι διευρύνεται το πεδίο δράσης του αλγορίθμου και αυξάνουν οι πιθανότητες επιτυχίας του. Επίσης, τα νέα άτομα περιλαμβάνουν συνδυασμούς χαρακτηριστικών των γονέων τους και έτσι μπορούν να προκύψουν επιτυχημένοι συνδυασμοί υψηλής απόδοσης. Υπάρχει βέβαια και το ενδεχόμενο από τη διαδικασία της διασταύρωσης να προκύψουν άτομα χειρότερης απόδοσης, αλλά αυτά δεν θα έχουν μεγάλη πιθανότητα επιλογής κατά την επόμενη επανάληψη του αλγορίθμου. [12]

Στην πράξη η διασταύρωση χρησιμοποιείται με παραμετροποιημένη μορφή, δηλαδή λαμβάνει χώρα με πιθανότητα που ονομάζεται πιθανότητα διασταύρωσης (crossover probability)  $p_c$ , η τιμή της οποίας καθορίζεται από το σχεδιαστή του ΓΑ. [12]



#### 4.1.4.3. Μετάλλαξη

Η τελευταία διαδικασία που λαμβάνει χώρα σε κάθε επανάληψη του ΓΑ είναι αυτή της μετάλλαξης, που αντιστοιχεί στη φυσική διεργασία της τυχαίας μετάλλαξης που, αν και συμβαίνει αραιά στη φύση, δρα βελτιωτικά για τους οργανισμούς και γενικά για την εξέλιξη της ζωής. [12]

Η μετάλλαξη σε έναν ΓΑ ενεργεί μόνο σε ένα άτομο κάθε φορά, στο οποίο μεταβάλλεται ένα γονίδιο του με τυχαίο τρόπο και με μικρή πιθανότητα η οποία ονομάζεται πιθανότητα μετάλλαξης (mutation probability)  $p_m$ . [12]

Η μετάλλαξη λειτουργεί ως ασφαλιστική δικλείδα για τις περιπτώσεις κατά τις οποίες οι διαδικασίες της επιλογής και διασταύρωσης, ενδεχομένως, να χάσουν κάποιες πολύτιμες πληροφορίες. Όταν συμβαίνει επιφέρει ποικιλία στον πληθυσμό, ανακατευθύνει την αναζήτηση σε άλλο σημείο του χώρου και κατά συνέπεια εξασφαλίζει ότι κανένα σημείο του χώρου αναζήτησης δεν αποκλείεται από τη διαδικασία του ψαξίματος. [12]

### 4.2. Εφαρμογές των ΓΑ για τη βελτιστοποίηση των ΤΝΔ

Μια εφαρμογή των γενετικών αλγορίθμων, που παρουσιάζει ενδιαφέρον στα πλαίσια της παρούσας πτυχιακής εργασίας, είναι η χρήση τους για τη βελτιστοποίηση προβλημάτων που σχετίζονται με την ανάπτυξη, την εκπαίδευση και τις εφαρμογές των ΤΝΔ.

Η εργασία αυτή είναι ιδιαίτερα δύσκολη, γιατί πρέπει να καθοριστεί τόσο η αρχιτεκτονική και η δομή του ΤΝΔ, όσο και οι παράμετροι της εκπαίδευσης μέσα από ένα ευρύτατο σύνολο επιλογών. Το πρόβλημα αυτό αντιμετωπίζεται κυρίως με ευρετικούς αλγόριθμους, που όμως δεν εξυπηρετούν απόλυτα τους στόχους της βελτιστοποίησης, αφενός επειδή ο χώρος αναζήτησης είναι τεράστιος και αφετέρου γιατί η έννοια της καλής αρχιτεκτονικής εξαρτάται άμεσα από την εφαρμογή για την οποία θα χρησιμοποιηθεί το ΤΝΔ. [12]

Κατά την τελευταία περίπου δεκαετία, οι ερευνητές έχουν καταφέρει να αναπτύξουν εξελκτικές μεθόδους ικανές να καλύψουν τις περισσότερες απαιτήσεις ανάπτυξης, εκπαίδευσης και εφαρμογών των ΤΝΔ. Στις εξελκτικές αυτές μεθόδους περιλαμβάνονται μέθοδοι αναζήτησης βέλτιστων τιμών των βαρών, μέθοδοι



βελτιστοποίηση της συνολικής αρχιτεκτονικής του ΤΝΔ, των συναρτήσεων ενεργοποίησης και, τέλος, μέθοδοι βελτιστοποίησης των παραμέτρων εκπαίδευσης.  
[14]

Στην παρούσα εργασία, όπως θα περιγραφεί αναλυτικά στη συνέχεια, οι γενετικοί αλγόριθμοι, χρησιμοποιήθηκαν για τη βελτιστοποίηση της αρχιτεκτονικής των νευρωνικών δικτύων.





## 5. Μαθηματικά μοντέλα χρονοσειρών και ΤΝΔ – Εφαρμογές

### 5.1. Ανάλυση χρονοσειρών

Σε φορμαλιστικούς όρους μια χρονοσειρά (time series) είναι μια ακολουθία διανυσμάτων  $\mathbf{x}$ , τα οποία εξαρτώνται από το χρόνο  $t$ : [15]

$$\mathbf{x}(t), t = 1, 2, \dots \quad (5.1)$$

όπου οι συνιστώσες των διανυσμάτων μπορεί να είναι οποιαδήποτε μετρούμενη μεταβλητή, όπως η τιμή μιας μετοχής, η θερμοκρασία του αέρα μιας περιοχής, ο αριθμός γεννήσεων σε μια πόλη κλπ. Όταν το διάνυσμα αυτό είναι μονοδιάστατο, γεγονός που συμβαίνει στις περισσότερες περιπτώσεις προβλημάτων, αναφερόμαστε σε μονοπαραγοντικές χρονοσειρές (univariate time series), ενώ σε κάθε άλλη περίπτωση αναφερόμαστε σε πολυπαραγοντικές χρονοσειρές (multivariate time series) [15]

Ο χρόνος συνήθως περιγράφεται ως διακριτό μέγεθος, οδηγώντας μας έτσι σε ένα διάνυσμα ανά χρονική περίοδο, που συνήθως είναι σταθερής διάρκειας. Το μέγεθος του χρονικού αυτού διαστήματος εξαρτάται από το εκάστοτε πρόβλημα και μπορεί να είναι οτιδήποτε από δευτερόλεπτα, λεπτά, ώρες, ημέρες ή ακόμα και χρόνια. [15]

Σε πολλές περιπτώσεις οι παρατηρήσεις είναι διαθέσιμες μόνο σε διακριτά χρονικά διαστήματα, όπως για παράδειγμα η ημερήσια ή ωριαία τιμή μιας μετοχής. Σε άλλες πάλι περιπτώσεις, οι μετρούμενες τιμές αθροίζονται ή λαμβάνεται ο μέσος όρος τους, ο οποίος καλείται κινητός μέσος (moving average), ανά χρονικό διάστημα, όπως για παράδειγμα ο αριθμός γεννήσεων ανά μήνα σε μια πόλη. Τέλος, σε περιπτώσεις όπου η μετρούμενη μεταβλητή είναι συνεχής, αυτή θα πρέπει να καταγραφεί στα ζητούμενα χρονικά διαστήματα, όπως για παράδειγμα η καταγραφή της θερμοκρασίας ανά ώρα, για να προκύψει η χρονοσειρά. Η τεχνική αυτή ονομάζεται δειγματοληψία (sampling) και η συχνότητά της είναι από τις κρισιμότερες παραμέτρους, αφού διαφορετικές συχνότητες δειγματοληψίας μπορούν να μεταβάλλουν τα χαρακτηριστικά της προκύπτουσας χρονοσειράς. [15]



### 5.1.1. Τύποι ανάλυσης

Ανάλογα με το σκοπό ανάλυσης της χρονοσειράς, μπορούμε να διακρίνουμε τις ακόλουθες εφαρμογές: [15]

- Πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών της χρονοσειράς.
- Συσταδοποίηση της χρονοσειράς, ή τμημάτων της, σε διακριτές κατηγορίες.
- Περιγραφή (μοντελοποίηση) της χρονοσειράς με κάποιο μαθηματικό παραμετρικό μοντέλο.
- Αντιστοίχιση (mapping) μιας χρονοσειράς σε κάποια άλλη.

Το πρόβλημα της πρόβλεψης μελλοντικών τιμών μιας χρονοσειράς αποτελεί την πιο διαδεδομένη εφαρμογή της ανάλυσης χρονοσειρών. Φορμαλιστικά, το πρόβλημα σε αυτήν την περίπτωση είναι η εύρεση μιας συνάρτησης  $f: \mathbb{R}^{k \times (n+1)+l} \rightarrow \mathbb{R}^k$ , η τιμή της οποίας δίνει μια εκτίμηση  $\hat{\mathbf{x}}(t+d)$  του διανύσματος  $\mathbf{x}$  στη χρονική στιγμή  $t+d$ , με δεδομένα τις τιμές των  $\mathbf{x}$  μέχρι και τη χρονική στιγμή  $t$  και τις τιμές επιπρόσθετων εξωγενών μεταβλητών (exogenous features)  $\pi_i$ , οι οποίες είναι χρονικά ανεξάρτητες: [15]

$$\hat{\mathbf{x}}(t+d) = f(\mathbf{x}(t), \mathbf{x}(t-1), \dots, \mathbf{x}(t-n), \pi_1, \pi_2, \dots, \pi_l) \quad (5.2)$$

όπου  $d$  είναι η υστέρηση (lag) της πρόβλεψης και συνήθως παίρνει την τιμή 1, δηλ. η πρόβλεψη αναφέρεται στην επόμενη χρονική στιγμή.

Από αυτήν την οπτική πλευρά, το πρόβλημα της πρόβλεψης μετασχηματίζεται σε πρόβλημα συναρτησιακής προσέγγισης (function approximation) και μπορεί να συγκριθεί με προβλήματα συναρτησιακής προσέγγισης ή παλινδρόμησης (regression) στατικών δεδομένων. Η παρατήρηση αυτή θα αποδειχθεί ότι είναι πολύ σημαντική κατά τη μελέτη χρήσης ΤΝΔ για την επίλυση του προβλήματος, που θα ακολουθήσει. [15]

Σε πολλά προβλήματα πρόβλεψης, ιδιαίτερα σε περιπτώσεις μονοπαραγοντικών χρονοσειρών, δεν ενδιαφερόμαστε για την ακριβή τιμή του  $\hat{\mathbf{x}}(t+d)$ , αλλά μόνο για ένδειξη για τον αν αυτή θα είναι μεγαλύτερη, μικρότερη ή θα παραμείνει (σχεδόν) ίση με την τελευταία διαθέσιμη τιμή  $\mathbf{x}(t)$ . Σε αυτήν την περίπτωση, το πρόβλημα μετασχηματίζεται σε πρόβλημα συσταδοποίησης των διανυσμάτων  $\mathbf{x}(t)$  σε



διακριτές κατηγορίες (για παράδειγμα στις κατηγορίες “μεγαλύτερη”, “μικρότερη”, “σταθερή”). [15]

Σε πιο γενική μορφή, το πρόβλημα της συσταδοποίησης αντιστοιχεί στην εύρεση μια συνάρτησης  $f_c: \mathbb{R}^{k \times (n+1)+l} \rightarrow C$  η οποία αναθέτει στη χρονοσειρά μια από τις διαφορετικές κλάσεις:

$$f_c(\mathbf{x}(t), \mathbf{x}(t-1), \dots, \mathbf{x}(t-n), \pi_1, \pi_2, \dots, \pi_l) \rightarrow \hat{c}_i \in C \quad (5.3)$$

όπου  $C$  είναι το σύνολο των διαθέσιμων κλάσεων.

Το πρόβλημα συσταδοποίησης ουσιαστικά δεν διαφέρει από αυτό της συναρτησιακής προσέγγισης, αφού αποτελεί ειδική περίπτωση της. Η βασική διαφορά έγκειται στον τρόπο αντιμετώπισης του προβλήματος, αφού σ' αυτή την περίπτωση επιδιώκεται ο διαχωρισμός των διανυσμάτων και όχι μια προσέγγιση των μεταξύ τους εξαρτήσεων. [15]

Το πρόβλημα της μοντελοποίησης μιας χρονοσειράς μπορούμε να ισχυριστούμε ότι εμπεριέχεται στα προβλήματα της πρόβλεψης και συσταδοποίησης που περιγράφηκαν προηγουμένως. Η συνάρτηση  $f$  της σχέσης (5.2) μπορεί να θεωρηθεί ότι αποτελεί το μοντέλο της χρονοσειράς, ικανό να την ανακατασκευάσει. Εκτός από τη χρήση του για πρόβλεψη ή συσταδοποίηση της χρονοσειράς, το μοντέλο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την περιγραφή της, με τις παραμέτρους του μοντέλου να αποτελούν ένα είδος χαρακτηριστικών της χρονοσειράς. [15]

Εκτός όμως της μοντελοποίησης που είναι μια μορφή αντιστοίχισης της χρονοσειράς με τον εαυτό της, είναι επίσης δυνατή η αντιστοίχιση μιας χρονοσειράς σε κάποια άλλη. Ένα απλό παράδειγμα θα μπορούσε να είναι η πρόβλεψη της τιμής μιας χρονοσειράς (για παράδειγμα της ημερήσια επισκεψιμότητα ενός διαδικτυακού τόπου) από κάποια άλλη (για παράδειγμα της αύξησης των προβαλλόμενων διαφημίσεων του δικτυακού τόπου). [15]

### 5.1.2. Στοχαστικές χρονοσειρές

Η παραπάνω προσέγγιση θεωρεί ότι μπορεί να βρεθεί ένα ακριβές μοντέλο για την περιγραφή κάποιας χρονοσειράς. Η θεώρηση αυτή όμως δεν ισχύει για τα προβλήματα του πραγματικού κόσμου. Λόγω των σφαλμάτων των μετρήσεων ή και



για άγνωστους ή μη-ελέγξιμους παράγοντες, τις περισσότερες φορές, θα πρέπει να θεωρήσουμε ότι ακόμα και το πιο βέλτιστο μαθηματικό μοντέλο οδηγεί σε ένα υπολειπόμενο σφάλμα (residual error). Συνήθως αυτό το σφάλμα θεωρείται αποτέλεσμα μιας τυχαίας διεργασίας. Έτσι η σχέση (5.2) επεκτείνεται ως εξής: [15]

$$\hat{\mathbf{x}}(t+d) = f(\mathbf{x}(t), \mathbf{x}(t-1), \dots, \mathbf{x}(t-n), \pi_1, \pi_2, \dots, \pi_l) + \mathbf{e}(t) \quad (5.4)$$

όπου με  $\mathbf{e}(t)$  συμβολίζεται ο θόρυβος που δεν μπορεί να συμπεριληφθεί στο μοντέλο. Πολλές μέθοδοι θεωρούν ότι ο θόρυβος αυτός έχει κάποια χαρακτηριστικά (π.χ. λευκός θόρυβος) και οι βασικές παράμετροι που τον περιγράφουν (π.χ. ο μέσος όρος και η τυπική του απόκλιση) μπορούν να ληφθούν υπόψη κατά τη διαδικασία της μοντελοποίησης. Έτσι στην περίπτωση της πρόβλεψης, η προβλεπόμενη τιμή είναι μια προσέγγιση στην πραγματική συν μια εκτίμηση της συνεισφοράς του θορύβου σε αυτή. [15]

## 5.2. Μοντελοποίηση χρονοσειρών

Με βάση τη μέχρι τώρα περιγραφή του προβλήματος της μοντελοποίησης χρονοσειρών, τα ΤΝΔ μπορούν κυρίως να εξεταστούν στα πλαίσια της συναρτησιακής προσέγγισης και συσταδοποίησης.

### 5.2.1. Μοντέλα αυτοπαλινδρόμησης – Δίκτυα MLP και RBF

Όπως ήδη έχουμε πει και τα δύο δίκτυα χαρακτηρίζονται από την ιδιότητα της καθολικής προσέγγισης, επομένως μπορούν να προσεγγίσουν (με οσοδήποτε καλή ακρίβεια) οποιαδήποτε συνάρτηση. Αυτό σημαίνει για παράδειγμα ότι ένα MLP με  $k$  κρυμμένους νευρώνες, μπορεί να προσεγγίσει μια συνάρτηση  $f(\mathbf{x}) : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^p$ , από μια συνάρτηση η οποία ορίζεται ως: [15]

$$f_{MLP}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^k w_{jl} g\left(\sum_{i=1}^d w_{ij} x_i - w_{i0}\right) - w_{j0}, l = 1, \dots, p \quad (5.5)$$

Ομοίως, ένα δίκτυο RBF, με  $M$  νευρώνες στο κρυμμένο επίπεδο, μπορεί να προσεγγίσει την ίδια συνάρτηση ως: [15]

$$f_{RBF}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^k v_{jl} h\left(\sum_{i=1}^M (w_{ij} - x_i)^2\right) - w_{j0}, l = 1, \dots, p \quad (5.6)$$



Συνεπώς τα δίκτυα MLP και RBF αποτελούν επεκτάσεις στα ευρέως χρησιμοποιούμενα γραμμικά μοντέλα αυτοπαλινδρόμησης (linear autoregressive models) τα οποία θεωρούν τη συνάρτηση  $f$  της σχέσης (5.4) ως γραμμικό συνδυασμό ενός πεπερασμένου αριθμού προηγούμενων διανυσμάτων της χρονοσειράς, συμπεριλαμβανομένου και του θορύβου: [15]

$$x(t) = \sum_{i=1}^p a_i x(t-i) + e(t) \quad (5.7)$$

ή ισοδύναμα

$$x(t) = f_L(x(t-1), \dots, x(t-p)) + e(t) \quad (5.8)$$

το οποίο περιγράφει ένα μοντέλο αυτοπαλινδρόμησης (autoregressive model) τάξεως  $p$ , το οποίο συμβολίζεται ως  $AR(p)$ . [15]

Από τις σχέσεις (5.5), (5.6) και (5.8) γίνεται προφανές ότι ένα MLP ή RBF μπορεί να αντικαταστήσει τη γραμμική συνάρτηση  $f_L$  από μία μη γραμμική  $f_{NN}$ , όπου  $NN$  είναι είτε  $MLP$  είτε  $RBF$ . [15]

Τα μη γραμμικά μοντέλα αυτοπαλινδρόμησης είναι εν δυνάμει πιο ισχυρά εργαλεία μοντελοποίησης σε σχέση με τα γραμμικά, αλλά απαιτούν μεγαλύτερο μέγεθος προτύπων δεδομένων, λόγω του μεγάλου μεγέθους των βαθμών ελευθερίας τους. [15]

### 5.2.2. Μοντέλα κινητών μέσων

Μια εναλλακτική προσέγγιση στο πρόβλημα της μοντελοποίησης χρονοσειρών είναι η υπόθεση ότι η χρονοσειρά δημιουργείται από ένα γραμμικό συνδυασμό  $q$  σημάτων θορύβου: [15]

$$x(t) = -\sum_{i=1}^q \beta_i e(t-i) + e(t) \quad (5.9)$$

ή ισοδύναμα

$$x(t) = f_L(e(t-1), \dots, e(t-q)) + e(t) \quad (5.10)$$

Το οποίο και αναφέρεται ως μοντέλο κινητών μέσων τάξεως  $q$  και συμβολίζεται ως  $MA(q)$ . Στο μοντέλο θεωρούμε ότι οι όροι  $e(t-1), \dots, e(t-q)$  προκύπτουν αν



αφαιρέσουμε την προβλεπόμενη τιμή από την πραγματική για το αντίστοιχο χρονικό διάστημα: [15]

$$e(t-k) = x(t) - \hat{x}(t), k = 1, \dots, q \quad (5.11)$$

Από το συνδυασμό μοντέλων AR και MA προκύπτουν τα μοντέλα αυτοπαλινδρόμησης κινητού μέσου  $ARMA(p,q)$ : [15]

$$x(t) = \sum_{i=1}^p a_i x(t-i) - \sum_{i=1}^q \beta_i e(t-i) + e(t) \quad (5.12)$$

ή ισοδύναμα

$$x(t) = f_L(x(t-1), \dots, x(t-p), e(t-1), \dots, e(t-q)) + e(t) \quad (5.13)$$

όπου και σε αυτή την περίπτωση η γραμμική συνάρτηση μπορεί να αντικατασταθεί από μία μη γραμμική.

### 5.2.3. Μοντέλα χώρου καταστάσεων – Δίκτυα Elman

Μια τρίτη μέθοδο μοντελοποίησης χρονοσειρών αποτελούν τα μοντέλα χώρου-καταστάσεων (state space models). Η υπόθεση εδώ είναι ότι η χρονοσειρά μπορεί να περιγραφεί σαν ο γραμμικός μετασχηματισμός (linear transformation) μιας κατάστασης (state) που εξαρτάται από το χρόνο και συμβολίζεται με  $\mathbf{s}(t)$ , ως εξής: [15]

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{C}\mathbf{s}(t) + \mathbf{e}(t) \quad (5.14)$$

όπου  $\mathbf{C}$  είναι ο πίνακας μετασχηματισμού (transformation matrix). Η κατάσταση  $\mathbf{s}(t)$  μπορεί και αυτή να περιγραφεί ως ένα γραμμικό μοντέλο

$$\mathbf{s}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t-1) + \mathbf{B}\boldsymbol{\eta}(t) \quad (5.15)$$

όπου  $\mathbf{A}$  και  $\mathbf{B}$  είναι πίνακες και  $\boldsymbol{\eta}(t)$  μια διεργασία θορύβου όπως η  $\mathbf{e}(t)$  που είδαμε προηγουμένως. Το μοντέλο της σχέσης (5.15) είναι στην ουσία ένα μοντέλο  $ARMA(1,1)$  και η βασική του υπόθεση είναι η υπόθεση του Markov, σύμφωνα με την οποία η επόμενη τιμή μιας χρονοσειράς μπορεί να προβλεφθεί χρησιμοποιώντας ένα διάλυμα κατάστασης το οποίο περιέχει όλο το απαραίτητο ιστορικό της χρονοσειράς. Ένα τέτοιο μοντέλο, στην ουσία, επιλύει το πρόβλημα της αντιστοίχισης μιας χρονοσειράς σε κάποια άλλη. [15]



Εάν επίσης θεωρήσουμε ότι η κατάσταση εξαρτάται μόνο από τις προηγούμενες τιμές τόσο της κατάστασης όσο και της τρέχουσας εισόδου (μια υπόθεση που είναι συχνή στην περίπτωση ψηφιακής επεξεργασίας σήματος) και επίσης απορρίψουμε τον όρο  $\mathbf{B}\eta(t)$ : [15]

$$\mathbf{s}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t-1) + \mathbf{D}\mathbf{x}(t-1) \quad (5.16)$$

τότε αυτό που προκύπτει είναι μια εξίσωση η οποία περιγράφει το αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο τύπου Elman. Η μόνη διαφορά είναι η εφαρμογή της σιγμοειδούς (ή λογιστικής) συνάρτησης ενεργοποίησης σε κάθε κρυμμένο νευρώνα: [15]

$$\mathbf{s}(t) = g(\mathbf{A}\mathbf{s}(t-1) + \mathbf{D}\mathbf{x}(t-1)) \quad (5.17)$$

Με άλλα λόγια, ο μετασχηματισμός δεν είναι γραμμικός, αλλά εφαρμόζεται λογιστική καλινδρόμηση.

#### 5.2.4. Το μοντέλο του Τυχαίου Περιπάτου

Ένα απλοϊκό μοντέλο πρόβλεψης προκύπτει αν θεωρήσουμε ότι η τελευταία παρατηρούμενη τιμή της χρονοσειράς αποτελεί και την καλύτερη πρόβλεψη της επόμενης τιμής της. Το μοντέλο αυτό είναι γνωστό ως μοντέλο του Τυχαίου Περιπάτου (Random Walk, RW) και ορίζεται ως: [16]

$$x(t) = x(t-1) + e(t) \quad (5.18)$$

ή ισοδύναμα

$$\Delta x(t) = x(t) - x(t-1) = e(t) \quad (5.19)$$

όπου ο όρος  $e(t)$ , που αντιπροσωπεύει το θόρυβο, περιγράφεται από μια κανονική κατανομή με μηδενική μέση τιμή και τυπική απόκλιση  $\sigma$  ( $e(t) \approx N(0, \sigma)$ ). Με άλλα λόγια, η μεταβολή  $\Delta x(t)$  αντιστοιχεί σε λευκό θόρυβο. [16]

Το μοντέλο αυτό υποδηλώνει ότι για μια δεδομένη χρονική στιγμή  $t$ , η επόμενη τιμή της χρονοσειράς  $x(t+1)$  δεν μπορεί να προβλεφθεί, χρησιμοποιώντας ως σύνολο δεδομένων τις προηγούμενες τιμές της χρονοσειράς, γεγονός που ισχύει στη μέση περίπτωση [16] και είναι αρκετά κοινή σε χρονοσειρές χρηματοοικονομικών δεδομένων [17], [18], [19].

Το μοντέλο του Τυχαίου Περιπάτου είναι υπολογιστικά εύκολο να υλοποιηθεί και συνεπώς κάθε άλλο μοντέλο, το οποίο είναι υπολογιστικά πιο δύσκολο, θα πρέπει να



παρέχει μια καλύτερη περιγραφή της διαδικασίας που παράγει τη χρονοσειρά, διαφορετικά δεν θα έχει κάποιο πρακτικό ενδιαφέρον. [16]

Θεωρώντας ένα ακριβές μοντέλο για την πρόβλεψη της τιμής  $x(t)$ , που συμβολίζεται ως  $\hat{x}(t)$ , τότε η αναμενόμενη τιμή ( $E[\cdot]$ ) της διαφοράς μεταξύ των  $x(t)$  και  $\hat{x}(t)$  θα πρέπει να τείνει στο μηδέν: [16]

$$E[\hat{x}(t) - x(t)] \rightarrow 0 \quad (5.20)$$

Υποθέτουμε ότι η διαδικασία που παράγει τη χρονοσειρά έχει ένα ισχυρό γραμμικό συστατικό (linear component) Τυχαίου Περιπάτου και ένα ασθενές μη γραμμικό συστατικό (non linear component), το οποίο συμβολίζουμε με  $g(t)$ : [16]

$$x(t) = x(t-1) + g(t) + e(t) \quad (5.21)$$

Αν θεωρήσουμε ότι  $E[e(t)] = 0$  και  $E[e(t)e(k)] = 0, \forall k \neq t$ , τότε η αναμενόμενη τιμή της διαφοράς μεταξύ της προβλεπόμενης και της πραγματικής τιμής θα είναι: [16]

$$E[\hat{x}(t) - (x(t-1) + g(t) + e(t))] \rightarrow 0, \quad (5.22)$$

$$E[\hat{x}(t)] - E[x(t-1)] - E[g(t)] - E[e(t)] \rightarrow 0, \quad (5.23)$$

$$E[\hat{x}(t)] - E[x(t-1)] - E[g(t)] \rightarrow 0, \quad (5.24)$$

$$E[\hat{x}(t)] \rightarrow E[x(t-1)] + E[g(t)] \quad (5.25)$$

και εάν ισχύει ότι  $E[g(t)] \rightarrow 0$ : [16]

$$E[\hat{x}(t)] \rightarrow E[x(t-1)] \quad (5.26)$$

Συνεπώς, υπό αυτές τις προϋποθέσεις, είναι αρκετά δύσκολο να βρεθεί ένα μοντέλο που να παρέχει μια καλύτερη περιγραφή της διαδικασίας σε σχέση με το μοντέλο του Τυχαίου περιπάτου. [16].

### **5.3. Εφαρμογές στην ανάλυση χρονοσειρών συναλλαγματικών ισοτιμιών**

Ακόμα και μετά σχεδόν τριάντα χρόνια από την εργασία των Meese και Rogoff [17] σχετικά με την προβλεψιμότητα μελλοντικών τιμών χρονοσειρών συναλλαγματικών





ισοτιμιών, ο στόχος της περιγραφής ενός μοντέλου ικανού να νικήσει την υπόθεση του Τυχαίου Περιπάτου θεωρείται ότι δεν έχει πραγματοποιηθεί ακόμα. [3]

Τα συμπεράσματα των Meese και Rogoff φαίνονται να επαληθεύονται και σε άλλες περιπτώσεις χρονοσειρών οικονομικών δεδομένων, όπως έδειξαν οι Site και Site [18], [19], οι οποίοι μελέτησαν την ικανότητα πρόβλεψης των δικτύων MLP και Elman, χρησιμοποιώντας ως χρονοσειρά τον δείκτη S&P 500 και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι τα δίκτυα αυτά δεν είναι ικανά να νικήσουν την υπόθεση του RW. Έδειξαν επίσης ότι το σφάλμα μεταξύ πρόβλεψης και πραγματικής τιμής (residual error) αντιστοιχεί σε Τυχαίο Περίπατο τόσο με βάση την αυτοσυσχέτισή του (autocorrelation) η οποία έχει μηδενική τιμή για όλες τις μετατοπίσεις, όσο και από το ιστόγραμμά του το οποίο φαίνεται να ακολουθεί κάποια κατανομή, η οποία έχει πολλά χαρακτηριστικά της κανονικής, αν και παρουσιάζει μεγαλύτερη κύρτωση σε σχέση με αυτή [18], [19].

Εξετάζοντας την υπάρχουσα βιβλιογραφία, θα παρατηρήσουμε ότι τα αποτελέσματα των μεθόδων που έχουν προταθεί είναι συχνά ασυνεπή και δεν μπορούν να επαναληφθούν χρησιμοποιώντας άλλα δεδομένα εισόδου, ακόμα και στην περίπτωση που μιλάμε για την ίδια ισοτιμία αλλά σε άλλο χρονικό διάστημα ή κλίμακα. [3]

Ένα αρκετά μεγάλο ποσοστό των προτεινόμενων μεθόδων βασίζεται σε δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης, όπως η μέθοδος που προτείνουν οι Kamguzzaman και Sarker [20] η οποία βασίζεται σε ένα MLP και αξιολογεί διάφορους αλγόριθμους εκπαίδευσης για την πρόβλεψη της επόμενης εβδομαδιαίας τιμής ενός πλήθους ισοτιμιών με βάση το Δολάριο Αυστραλίας (AUD) για το χρονικό διάστημα από τον Ιανουάριο του 1991 έως τον Ιούλιο του 2002. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν φαίνονται αρκετά καλά, ιδίως σε σχέση με τη δυνατότητα πρόβλεψης της σωστής κατεύθυνσης της κίνησης.

Μια ακόμα μέθοδος βασισμένη στο MLP για την πρόβλεψη της επόμενης εβδομαδιαίας τιμής ενός πλήθους ισοτιμιών με βάση το Δολάριο ΗΠΑ (USD), προτάθηκε από τους Yao και Tan [21]. Τα αποτελέσματά της φαίνονται αρκετά ικανοποιητικά αφού το ποσοστό της σωστής πρόβλεψης της κατεύθυνσης της κίνησης ξεπερνάει το 50%.



Τέλος μια άλλη μέθοδο βασισμένη σε δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης είναι αυτή των Yu et al. [22] οι οποίοι στην εργασία τους περιγράφουν ένα αριθμό μεθόδων βασισμένων σε δίκτυα RBF για την πρόβλεψη μηνιαίων τιμών της ισοτιμίας του Δολαρίου ΗΠΑ με άλλα νομίσματα για το χρονικό διάστημα από τον Ιανουάριο του 1971 έως το Νοέμβριο του 2006 με αρκετά καλά αποτελέσματα όσον αφορά το ποσοστό της σωστής πρόβλεψης της κατεύθυνσης της κίνησης.

Επίσης μεγάλη είναι και η συνεισφορά των μεθόδων που βασίζονται σε αναδρομικά δίκτυα όπως η εργασία των Kondratenko και Kuperin [23] η οποία βασίζεται σε νευρωνικά δίκτυα τύπου Elman για την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών κινητών μέσων του λογαρίθμου του λόγου δύο συνεχόμενων τιμών ενός πλήθους ισοτιμιών με βάση το Δολάριο ΗΠΑ (USD). Τα αποτελέσματά της είναι αρκετά ικανοποιητικά και μάλιστα είναι η μοναδική μέθοδος, από αυτές που εξετάστηκαν, που τα αποτελέσματά της μπορούν να επιβεβαιωθούν και με τα δεδομένα της παρούσας εργασίας.

Τα αναδρομικά δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί και σε συνδυασμό με άλλους τύπους δικτύων σε υβριδικές μεθόδους όπως αυτή των Giles et al. [24], όπου αρχικά χρησιμοποιείται ένα δίκτυο SOM για την συσταδοποίηση τμημάτων της χρονοσειράς. Οι συστάδες αυτές, που ουσιαστικά αποτελούν μια μορφή κωδικοποίησης της χρονοσειράς, χρησιμοποιούνται στη συνέχεια από ένα δίκτυο Elman έτσι ώστε να προβλεφθεί η επόμενη. Σύμφωνα με τους ερευνητές, η χρονική ακολουθία των συστάδων αποτελεί κάποιο είδος γραμματικής που περιγράφει τη χρονοσειρά. Μέσω του δικτύου Elman στη συνέχεια μπορεί να εξαχθεί ένα ντετερμινιστικό πεπερασμένο αυτόματο (Deterministic Finite Automaton, DFA) το οποίο και να περιγράφει τη χρονοσειρά εισόδου.

Μια ακόμα υβριδική μέθοδος, που αναπτύχθηκε από τον Παυλίδη [2] στα πλαίσια διδακτορικής διατριβής, χρησιμοποιεί κάποιες τεχνικές συσταδοποίησης όπως οι αλγόριθμοι Growing Neural Gas, DBSCAN και ο μη-επιβλεπόμενος k-windows με σκοπό την συσταδοποίηση τμημάτων της χρονοσειράς σε μικρό αριθμό συστάδων (10-13). Στη συνέχεια ένας αριθμός από δίκτυα MLP εκπαιδεύονται το καθένα με πρότυπα που ανήκουν σε διαφορετικές συστάδες. Η μέθοδος εφαρμόστηκε για την πρόβλεψη των ημερησίων ισοτιμιών του Δολαρίου ΗΠΑ έναντι του Ευρώ. Στη



συνέχεια, οι Pavlidis et al. [25], βασιζόμενοι σ' αυτή τη μέθοδο, κατάφεραν να αναπτύξουν στρατηγικές για αυτοματοποιημένη αγοραπωλησία (automated trading) της ημερήσιας ισοτιμίας EUR/JPY οι οποίες αποδείχθηκαν κερδοφόρες.

Μια εφαρμογή των εξελικτικών αλγορίθμων για τη βελτιστοποίηση ΤΝΔ, είναι η μέθοδος των Nag και Mitra [26] η οποία χρησιμοποιεί γενετικούς αλγορίθμους για τη βελτιστοποίηση της αρχιτεκτονικής και των παραμέτρων εκπαίδευσης δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης καθώς επίσης και αναδρομικών. Η μέθοδος χρησιμοποιήθηκε για την πρόβλεψη της ημερήσιας ισοτιμίας του Δολαρίου ΗΠΑ σε σχέση με άλλα νομίσματα με αποτελέσματα που υπερέχουν των αποτελεσμάτων άλλων παραδοσιακών στατιστικών μεθόδων.

Τέλος, οι Davis et al. [27] στην εργασία τους για την πρόβλεψη τιμών της ισοτιμίας του Δολαρίου του Καναδά έναντι του Δολαρίου ΗΠΑ (CAD/USD), μελετούν αρκετές αρχιτεκτονικές ΤΝΔ και συγκρίνουν τα αποτελέσματά τους για ημερήσιες τιμές και δεδομένα από το χρονικό Ιανουαρίου του 1992 έως Δεκέμβριο 1994.

Αρκετές ακόμα εφαρμογές μπορούν να αναζητηθούν στη εργασία των Yu et al. [3] όπου γίνεται μια αρκετά καλή προσπάθεια καταγραφής και ταξινόμησης επιστημονικών δημοσιεύσεων και εργασιών σχετικών με το θέμα πρόβλεψη χρονοσειρών συναλλαγματικών ισοτιμιών με τη χρήση ΤΝΔ.



## Δεύτερο Μέρος: Υλοποίηση

### 6. Το περιβάλλον WEKA

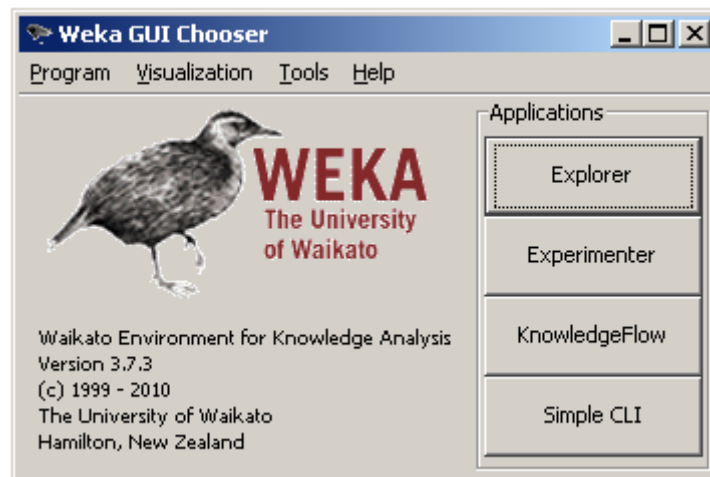
Το περιβάλλον WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis) [28] δημιουργήθηκε από την ανάγκη ύπαρξης ενός ολοκληρωμένου υπολογιστικού περιβάλλοντος, που θα επέτρεπε στους ερευνητές εύκολη πρόσβαση σε πολλούς αλγόριθμους μηχανικής μάθησης (machine learning) και ταυτόχρονα θα παρείχε ένα προγραμματιστικό περιβάλλον με το οποίο ερευνητές να μπορούν να υλοποιήσουν νέους αλγόριθμους χωρίς να τους απασχολούν τεχνικές προγραμματιστικές λεπτομέρειες. Το WEKA διαθέτει ήδη ένα μεγάλο αριθμό αλγορίθμων και μια αρκετά καλή μελέτη τους παρουσιάζεται από την Α. Ταμβάκη [29] στα πλαίσια της πτυχιακής της εργασίας.

Το WEKA διανέμεται υπό την άδεια χρήσης GNU GPL v2. Έχει αναπτυχθεί με τη χρήση της γλώσσας προγραμματισμού Java και είναι διαθέσιμο από την ηλεκτρονική διεύθυνση <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>, όπου εκτός από την εφαρμογή παρέχονται και αρκετές σημαντικές πληροφορίες γι' αυτήν.

#### 6.1. Η Γραφική Διεπαφή Χρήστη – GUI

Το WEKA παρέχει αρκετές διαφορετικές διεπαφές χρήστη, οι οποίες είναι διαθέσιμες στην κεντρική εικόνα της εφαρμογής, όπως φαίνεται στο Σχήμα 6.1. Οι διαθέσιμες επιλογές είναι οι ακόλουθες: [30]

- **Explorer:** Μια γραφική διεπαφή κατάλληλη για απλούς πειραματισμού με δεδομένα και μοντέλα.
- **Experimenter:** Μια γραφική διεπαφή για εκτέλεση σύνθετων πειραμάτων και στατιστικών συγκρίσεως μεταξύ διαφορετικών μεθόδων.
- **KnowledgeFlow:** Μια γραφική διεπαφή που παρέχει την ίδια λειτουργικότητα με τον Explorer αλλά υποστηρίζει λειτουργίες drag-and-drop.
- **SimpleCLI:** Μια διεπαφή γραμμής εντολών.

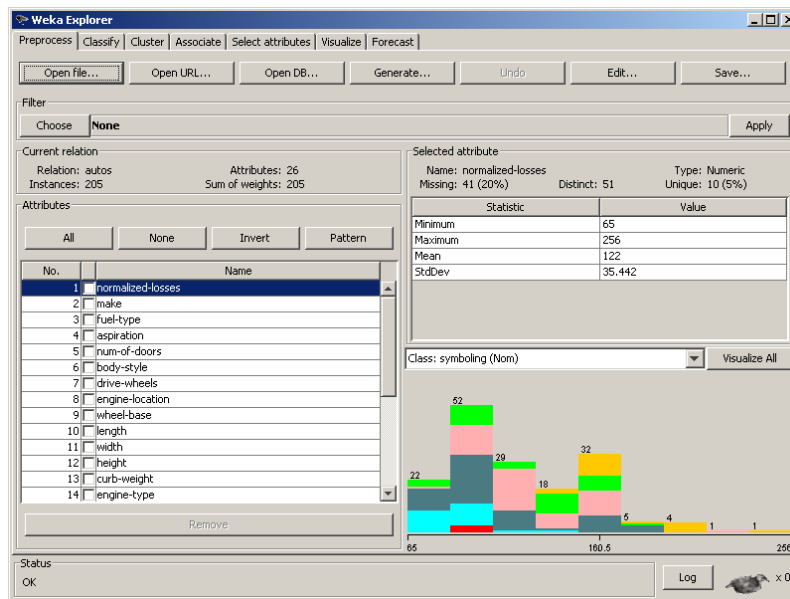


Σχήμα 6.1: Η κεντρική οθόνη του WEKA.

Στον Explorer (Σχήμα 6.2) αφού αρχικά φορτώσουμε ή δημιουργήσουμε ένα σύνολο δεδομένων [30] μπορούμε να εκτελέσουμε ένα πλήθος λειτουργιών όπως

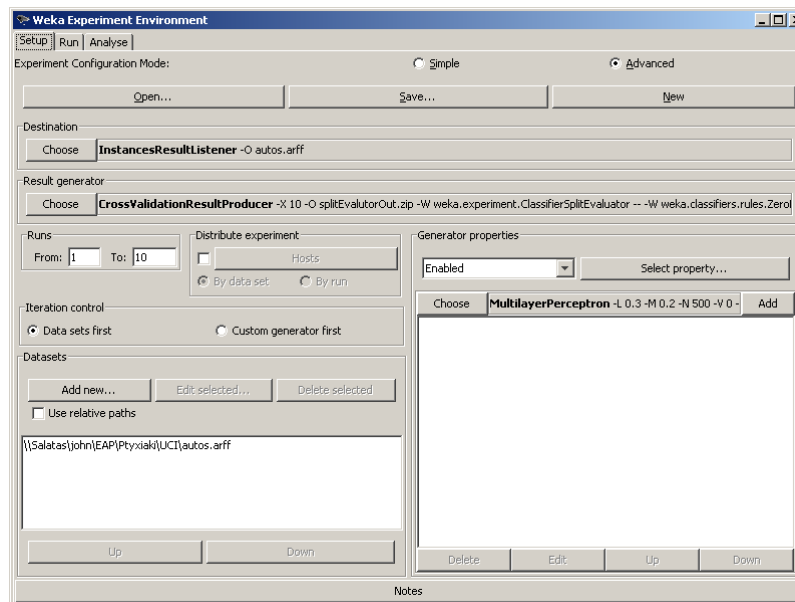
- **Preprocess:** Να επιλέξουμε ένα σύνολο δεδομένων και να εφαρμόσουμε μετασχηματισμούς σ' αυτό.
- **Classify:** Να χρησιμοποιήσουμε διάφορες μεθόδους ταξινόμησης (classification) ή παλινδρόμησης και να τις εφαρμόσουμε στο σύνολο δεδομένων.
- **Cluster:** Να χρησιμοποιήσουμε διάφορες μεθόδους συσταδοποίησης (clustering) δεδομένων.
- **Association:** Να εξάγουμε κανόνες συσχέτισης (Association rules) για τα δεδομένα.
- **Select Attribute:** Να σχηματίσουμε μια εικόνα για τα επικρατέστερα χαρακτηριστικά των δεδομένων.
- **Visualize:** Να δούμε δυσδιάστατες απεικονίσεις του συνόλου δεδομένων.

Ο Explorer μπορεί να επεκταθεί με επιπλέον λειτουργίες σύμφωνα με τα όσα περιγράφονται στο [31].



Σχήμα 6.2: Explorer.

Ο Experimenter (Σχήμα 6.3) μας δίνει τη δυνατότητα να δημιουργήσουμε σύνθετα μοντέλα οι υπολογισμοί των οποίων μπορούν να εκτελεστούν είτε τοπικά σε ένα υπολογιστικό σύστημα, είτε να καταναμηθούν σε διαφορετικά συστήματα. [30]

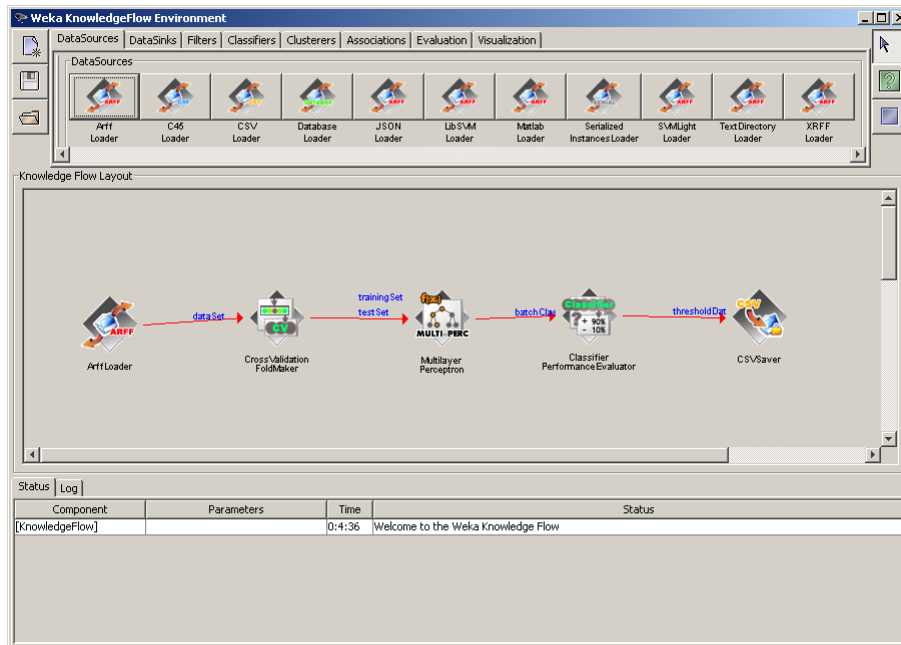


Σχήμα 6.3: Experimenter.

Το περιβάλλον KnowledgeFlow (Σχήμα 6.4), όπως είπαμε αποτελεί μια εναλλακτική διεπαφή χρήστη που προσφέρει παρόμοια λειτουργικότητα με τον Explorer. Η υλοποίησή του δεν είναι πλήρης ακόμα και έτσι κάποιες από τις δυνατότητες του



Explorer ίσως να μην είναι διαθέσιμες. Από την άλλη, παρέχει κάποιες επιπλέον δυνατότητες, από την μεριά κυρίως της ροής δεδομένων (data flow), οι οποίες δεν είναι με τη σειρά τους διαθέσιμες στον Explorer. [30]



Σχήμα 6.4: KnowledgeFlow.

Ένα βασικό πλεονέκτημα του KnowledgeFlow είναι ότι μπορεί να χειριστεί τα σύνολα δεδομένων είτε δυναμικά, φορτώνοντάς τα σταδιακά (incrementally) στη μνήμη, είτε ομαδικά (batch), υποστηρίζοντας έτσι αλγόριθμους μάθησης πραγματικού χρόνου (online training).

Τέλος η διεπαφή SimpleCLI (Σχήμα 6.5) παρέχει πρόσβαση σε όλες τις κλάσεις του WEKA μέσω μιας γραμμής εντολών η οποία είναι αρχικοποιημένη με τις μεταβλητές περιβάλλοντος με τις οποίες έχει φορτωθεί το WEKA. [30]



```
SimpleCLI
Welcome to the WEKA SimpleCLI

Enter commands in the textfield at the bottom of
the window. Use the up and down arrows to move
through previous commands.
Command completion for classnames and files is
initiated with <Tab>. In order to distinguish
between files and classnames, file names must
be either absolute or start with '.', '/' or '~/'
(the latter is a shortcut for the home directory).
<Alt+BackSpace> is used for deleting the text
in the commandline in chunks.

> help

Command must be one of:
  java <classname> <args> [ > file]
  break
  kill
  capabilities <classname> <args>
  cls
  history
  exit
  help <command>
```

Σχήμα 6.5: SimpleCLI.

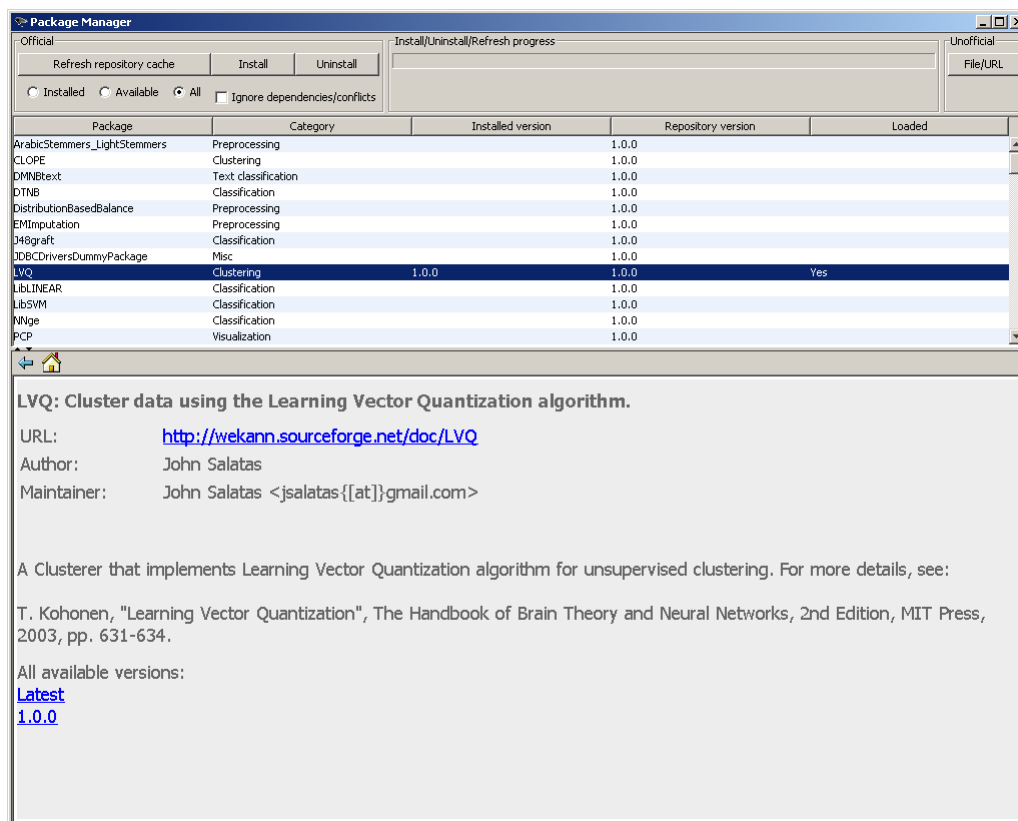
## 6.2. Επεκτάσεις στο WEKA – Ο Package Manager

Ο Package Manager (Σχήμα 6.6) είναι μια γραφική διεπαφή χρήστη που παρέχει πρόσβαση στη λειτουργικότητα διαχείρισης επεκτάσεων (package management) του WEKA και εμφανίστηκε για πρώτη φορά στην έκδοση 3.7.2.

Από εδώ μπορούμε να δούμε τις διαθέσιμες επεκτάσεις που μπορεί να περιλαμβάνουν αλγόριθμους ταξινόμησης και συσταδοποίησης, μεθόδους οπτικοποίησης δεδομένων (data visualizers) ή ακόμα και σύνθετες επεκτάσεις όπως η επέκταση για την ανάλυση χρονοσειρών που εξετάζεται στην συνέχεια.

Επιλέγοντας κάποιο πακέτο/επέκταση, μπορούμε να δούμε λεπτομέρειες για αυτό, όπως φαίνεται στο Σχήμα 6.6 για ένα από τα πακέτα που υλοποιήθηκαν στα πλαίσια της παρούσας πτυχιακής εργασίας. Μας παρέχονται επίσης πληροφορίες για την τελευταία διαθέσιμη, όπως και την εγκατεστημένη έκδοση, ενώ τέλος μας δίνεται η δυνατότητα να εγκατασταθούν νέες επεκτάσεις ή να αναβαθμιστούν οι υπάρχουσες.

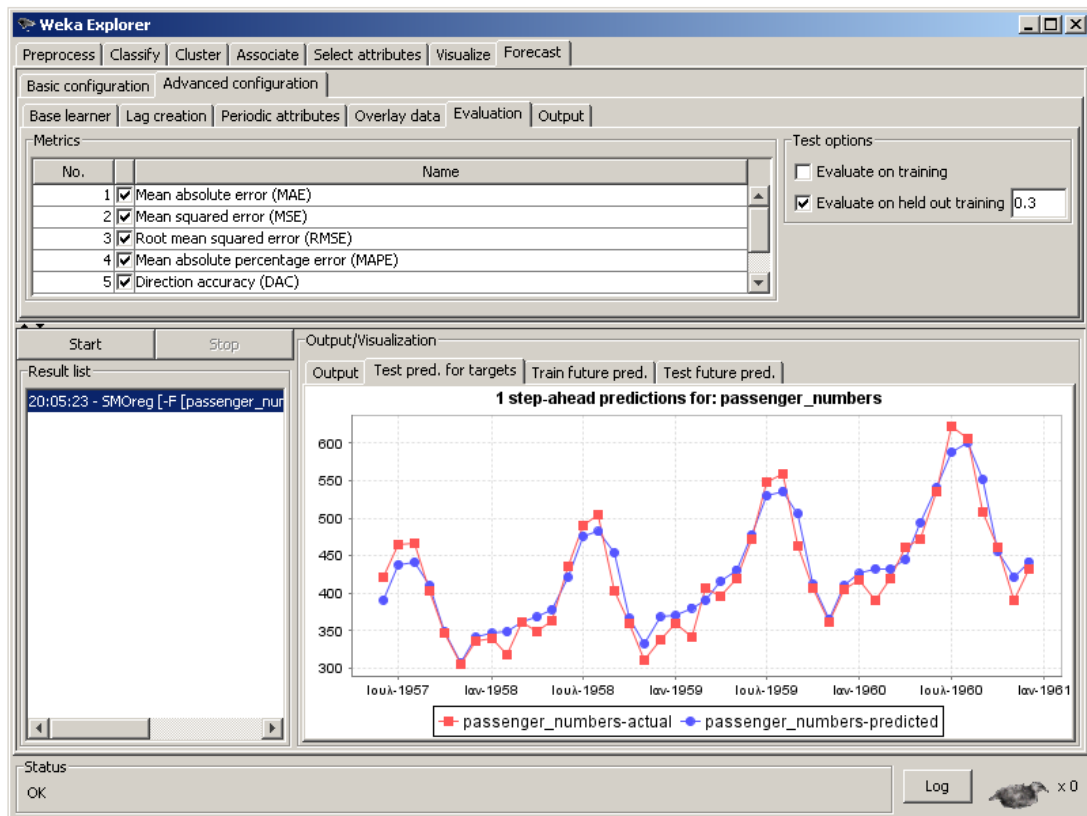




Σχήμα 6.6: Package Manager.

### 6.2.1. Η επέκταση Ανάλυσης και Πρόβλεψης Χρονοσειρών

Η επέκταση Ανάλυσης και Πρόβλεψη Χρονοσειρών (Σχήμα 6.7) [32] εμφανίστηκε για πρώτη φορά στην έκδοση 3.7.3 με σκοπό την δημιουργία ενός περιβάλλοντος για τη μελέτη και αξιολόγηση μοντέλων χρονοσειρών. Για την πρόβλεψη μπορούν να χρησιμοποιηθούν όλοι οι διαθέσιμοι ταξινομητές (classifiers) και παρέχονται διάφορα εργαλεία χρήσιμα σε προβλήματα ανάλυσης χρονοσειρών, όπως η δυνατότητα δημιουργίας υστερημένων (lagged) τιμών των δεδομένων, ένα πλήθος μεθόδων αξιολόγησης των αποτελεσμάτων, όπως το ποσοστό σωστής κατεύθυνσης της κίνησης (Direction accuracy, DAC) και τέλος μεθόδους οπτικοποίησης (visualization) της χρονοσειράς και των αποτελεσμάτων του μοντέλου.



Σχήμα 6.7: Επέκταση Ανάλυσης και Πρόβλεψης Χρονοσειρών.

### 6.3. Επέκταση του WEKA

Η Διεπαφή Προγραμματισμού (Application Programming Interface, API) του WEKA επιτρέπει την ενσωμάτωσή του (embedding) σε άλλες εφαρμογές καθώς και την επέκτασή του με νέες δυνατότητες που μπορεί να είναι από επιπρόσθετοι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης και εργαλεία οπτικοποίησης δεδομένων, μέχρι και επεκτάσεις της Γραφικής Διεπαφής Χρήστη για την υποστήριξη διαφορετικών τρόπων εργασίας (workflows), όπως, για παράδειγμα, η επέκταση για την ανάλυση και πρόβλεψη χρονοσειρών που παρουσιάστηκε προηγουμένως. Τα χαρακτηριστικά του αυτά συμπληρώνονται από την αρκετά σημαντική τεχνική υποστήριξη που παρέχεται από την κοινότητα χρηστών (online community) μέσω σχετικής λίστας ηλεκτρονικού ταχυδρομείου (mailing list) [33] καθώς και της τεκμηρίωσης που παρέχεται μέσω των πολυάριθμων σελίδων wiki που έχουν γραφτεί. [34]

Μια καλή εισαγωγή για τον τρόπο με τον οποίο το WEKA μπορεί να ενσωματωθεί σε άλλες εφαρμογές είναι διαθέσιμη στο [35] όπου περιγράφονται τα πιο βασικά και ευρέως χρησιμοποιούμενα συστατικά του (components) μέσα από ένα πλήθος



παραδειγμάτων. Επίσης η πλήρης τεκμηρίωση (javadoc) της Διεπαφής Προγραμματισμού του WEKA είναι διαθέσιμη στο [36].

### **6.3.1. Προγραμματιστικά εργαλεία και βιβλιοθήκες**

Εκτός από τον πηγαίο κώδικα της εφαρμογής, για την υλοποίηση επεκτάσεων στο WEKA, όπως και στις περισσότερες εφαρμογές, χρησιμοποιούνται και ένας αριθμός εξωτερικών προγραμματιστικών εργαλείων και βιβλιοθηκών, τα οποία περιγράφονται στη συνέχεια. Σκοπός των εργαλείων αυτών είναι να αυτοματοποιήσουν αρκετές από τις εργασίες του προγραμματιστή, όπως για παράδειγμα ο έλεγχος των μονάδων (unit testing) ή η διαχείριση του πηγαίου κώδικα της υπό ανάπτυξη εφαρμογής.

#### **6.3.1.1. Έλεγχος Μονάδων – Η βιβλιοθήκη JUnit**

Για τον έλεγχο των μονάδων το WEKA χρησιμοποιεί τη γνωστή βιβλιοθήκη JUnit (<http://www.junit.org/>). Το JUnit είναι ένα πλαίσιο (framework) για τη δημιουργία αυτοματοποιημένων σεναρίων ελέγχου (test cases) και διατίθεται δωρεάν υπό την άδεια χρήσης Common Public License v 1.0. Μια καλή εισαγωγή για τον τρόπο συγγραφής και οργάνωσης των σεναρίων αυτών είναι διαθέσιμη στο [37].

#### **6.3.1.2. Διαχείριση πηγαίου κώδικα και εκδόσεων – Η εφαρμογή Subversion**

Εκτός από τα συμπιεσμένα αρχεία με τις διάφορες εκδόσεις του WEKA, ο πηγαίος κώδικάς του είναι διαθέσιμο και μέσω ενός αποθετηρίου λογισμικού (software repository) το οποίο μπορεί να διαχειριστεί με την εφαρμογή Apache Subversion (<http://subversion.apache.org/>). Η εφαρμογή αυτή, όπως και όλες οι εφαρμογές διαχείρισης πηγαίου κώδικα, παρέχει τη δυνατότητα στους προγραμματιστές να ελέγχουν τις τροποποιήσεις του πηγαίου κώδικα στα διάφορα στάδια του κύκλου ανάπτυξης του λογισμικού, γεγονός που συμβάλει στην αποτελεσματικότερη συνεργασία όσων συμμετέχουν στην ανάπτυξη, πράγμα που συμβάλει σημαντικά, κατά τη γνώμη μας, στην αύξηση της παραγωγικότητας, ιδιαίτερα κατά την ανάπτυξη μεγάλων εφαρμογών ανοικτού κώδικα, όπου συχνά συμμετέχει ένας μεγάλος αριθμός γεωγραφικά κατακεκομμένων προγραμματιστών.



Η εφαρμογή subversion διατίθεται δωρεάν, υπό την άδεια χρήσης Apache License v 2.0, και μια εισαγωγή στον τρόπο λειτουργία της εφαρμογής subversion είναι διαθέσιμη στο [38].

Η χρήση του για την επέκταση του WEKA δεν κρίνεται απαραίτητη, είναι όμως αρκετά χρήσιμη αφού έτσι παρέχεται η δυνατότητα ελέγχων των αρχείων του πηγαίου κώδικα για τροποποιήσεις από μια έκδοση σε άλλη. Επιτρέπει επίσης την πρόσβαση σε πηγαίο κώδικα που δεν έχει ενσωματωθεί ακόμα σε κάποια έκδοση, παρέχοντας μας έτσι τη δυνατότητα πραγματοποίησης δοκιμών (beta testing) νέων μελλοντικών χαρακτηριστικών. Μια σύντομη περιγραφή του τρόπου με τον οποίον χρησιμοποιείται η εφαρμογή Subversion σε συνεργασία με το WEKA δίνεται στο [39].

### **6.3.1.3. Παραγωγή εκτελέσιμου κώδικα – Η βιβλιοθήκη Ant**

Αν ο πηγαίος κώδικας μιας επέκτασης αποτελείται από πολλά αρχεία, καταλαβαίνουμε ότι η διαδικασία της μεταγλώττισης του πηγαίου κώδικα σε εκτελέσιμο είναι αρκετά επίπονη. Το κενό αυτό έρχονται να καλύψουν διάφορα εργαλεία που αποκαλούνται Automatic built tools και τα οποία βοηθούν γενικότερα στη αυτοματοποίηση μέρους του κύκλου εργασίας ενός προγραμματιστή. Ένα τέτοιο εργαλείο είναι και το Apache Ant (<http://ant.apache.org>), που διατίθεται και αυτό δωρεάν υπό την άδεια χρήσης Apache License version 2.0. Μια αναλυτική του περιγραφή μπορεί να βρεθεί στο [40].

### **6.3.1.4. Ολοκληρωμένα περιβάλλοντα ανάπτυξης εφαρμογών (IDE)**

Η ενοποίηση όλων αυτών των προγραμματιστικών εργαλείων και εφαρμογών αλλά, και σε γενικότερο επίπεδο, η αυτοματοποίηση της ροής εργασιών ενός προγραμματιστή, διευκολύνεται σημαντικά με τη χρήση κάποιου ολοκληρωμένου περιβάλλοντος ανάπτυξης εφαρμογών (Integrated Development Environment, IDE).

Στην περίπτωση ανάπτυξης εφαρμογών με τη γλώσσα προγραμματισμού Java, τα δύο πιο ευρέως διαδεδομένα περιβάλλοντα ανάπτυξης είναι

- Το NetBeans (<http://netbeans.org/>) το οποίο διατίθεται δωρεάν υπό διπλή άδεια χρήσης αποτελούμενη από τις Common Development and Distribution License (CDDL) v1.0 και την GNU GPL v2.



- Το eclipse (<http://www.eclipse.org/>) το οποίο και αυτό διατίθεται δωρεάν υπό την άδεια χρήσης Eclipse Public License (EPL) v. 1.0.

Για την ανάπτυξη και επέκταση του WEKA μπορούν να χρησιμοποιηθούν και τα δύο αυτά περιβάλλοντα και η παραμετροποίησή τους για το σκοπό αυτό περιγράφεται αναλυτικά στα [41] και [42].

### 6.3.2. Υλοποίηση νέου ταξινομητή

Κοινό χαρακτηριστικό όλων των ταξινομητών στο WEKA είναι η υλοποίηση (implementation) της διεπαφής (interface) `weka.classifiers.Classifier`. Για να γίνει όμως ακόμα ευκολότερη η υλοποίηση νέων ταξινομητών, το WEKA παρέχει έναν αριθμό από αφηρημένες κλάσεις (abstract classes) η οποίες υλοποιούν το `weka.classifiers.Classifier` και για την έκδοση 3.7.3 περιγράφονται αναλυτικά στο [30]. Οι πιο βασικές από αυτές είναι η `AbstractClassifier` η οποία παρέχει αρκετές υλοποιημένες λειτουργίες και η `RandomizableClassifier` η οποία κληρονομεί (inherits) από την `AbstractClassifier` και υλοποιεί μια επιπλέον παράμετρο για την αρχικοποίηση (seed) μιας γεννήτριας τυχαίων αριθμών, αν αυτό απαιτείται, όπως για παράδειγμα σε τυχαίες αρχικοποιήσεις βαρών.

#### Ιδιότητες – Properties

Για κάθε ιδιότητα (property) του προς υλοποίηση αλγορίθμου, που θα πρέπει να μπορεί να παραμετροποιηθεί από το χρήστη, θα πρέπει, σε συμφωνία με το στυλ ορισμού των Java Beans [43], να οριστούν οι μέθοδοι: [30]

- `public void set<PropertyName>(<Type>)` Στην οποία θα πρέπει να γίνεται έλεγχος εγκυρότητας της τιμής εισόδου και μόνο στην περίπτωση επιτυχίας να μεταβάλλεται η τιμή της αντίστοιχης μεταβλητής. Σε κάθε άλλη περίπτωση η τιμή της μεταβλητής δεν επηρεάζεται και εκτυπώνεται μια προειδοποίηση (warning) στην κονσόλα ή δημιουργείται (throw) μια εξαίρεση (exception) τύπου `IllegalArgumentException`.
- `public <Type> get<PropertyName>()` Η οποία επιστρέφει την τρέχουσα τιμή της μεταβλητής.



- `public String <propertyName>TipText()` Η οποία επιστρέφει ένα βοηθητικό κείμενο (help text) για χρήση από τη Γραφική Διεπαφή Χρήστη.

Η υποστήριξη μεταβολής παραμέτρων από τη γραμμή εντολών, γίνεται με την υπέρβαση (override) των μεθόδων: [30]

- `public String[] getOptions()` Η οποία επιστρέφει τις τιμές των μεταβλητών κωδικοποιημένες ως συμβολοσειρά (String).
- `public Enumeration listOptions()` Η οποία επιστρέφει μια απαρίθμηση (enumeration) με τα βοηθητικά κείμενα των μεταβλητών.
- `public void setOptions(String[] options)` Η οποία θέτει τις τιμές των μεταβλητών με βάση μια συμβολοσειρά που περιέχει κωδικοποιημένες τις τιμές αυτές.

### **Δυνατότητες – Capabilities**

Η μέθοδος `public Capabilities getCapabilities()` επιστρέφει ένα αντικείμενο τύπου `Capabilities` το οποίο περιγράφει τις δυνατότητες που έχει κάποιος αλγόριθμος, όπως για παράδειγμα οι τύποι δεδομένων εισόδου που μπορεί να χειριστεί, ή για το αν στο σύνολο δεδομένων εισόδου απαιτείται η ύπαρξη πεδίου για την τιμή του στόχου (όπως στην περίπτωση της επιβλεπόμενης μάθησης), κλπ. [30]

### **Η κατασκευή του μοντέλου**

Η εκτέλεση των υπολογισμών που απαιτούνται για την κατασκευή του μοντέλου (δηλ. στην περίπτωση των ΤΝΔ της δημιουργίας της αρχιτεκτονικής του και της εκπαίδευσης) υλοποιούνται στη μέθοδο

```
public void buildClassifier(Instances instances).
```

Η μέθοδος αυτή αρχικά θα πρέπει να εξετάσει τη δομή του παρεχόμενου συνόλου δεδομένων (instances) χωρίς όμως να τα τροποποιήσει. Ένας πολύ γενικός τρόπος υλοποίησή της είναι ο ακόλουθος:

```
public void buildClassifier(Instances data) throws Exception {  
    // test data against capabilities  
    getCapabilities().testWithFail(data);  
    // remove instances with missing class value,  
    // but don't modify original data  
    data = new Instances(data);  
    data.deleteWithMissingClass();  
}
```



```
// actual model generation  
// ...  
}
```

### Ταξινόμηση δεδομένων εισόδου

Η ταξινόμηση (classification) δεδομένων εισόδου γίνεται από τις παρακάτω μεθόδους

- `public double [] distributionForInstance(Instance instance)`

Η οποία πρέπει να γίνεται υπέρβασή της (override) σε περιπτώσεις που ο αλγόριθμος μπορεί να χειριστεί ως τιμές εξόδων σύνολα διακριτών κλάσεων (nominal classes). Επιστρέφει για την εκάστοτε είσοδο (Instance) ένα πίνακα (array) με τις πιθανότητες που υπολογίζονται αυτή η είσοδος να ανήκει σε κάθε διακριτή κλάση.

- `public double classifyInstance(Instance instance)`

Η οποία για την εκάστοτε είσοδο (instance) επιστρέφει την αριθμητική τιμή που προκύπτει από την εφαρμογή του μοντέλου για αυτή τη δεδομένη είσοδο. Πρέπει να γίνεται υπέρβασή της (override) σε περιπτώσεις που ο αλγόριθμος μπορεί να χειριστεί αριθμητικές τιμές εξόδων. Σε περίπτωση διακριτών κλάσεων η μέθοδος επιστρέφει το δείκτη (index) της κλάσης με τη μεγαλύτερη πιθανότητα.

Τις περισσότερες περιπτώσεις, μία από τις παραπάνω μεθόδους είναι αρκετή αφού οι αφηρημένη κλάση `AbstractClusterer` προσφέρει γενικές υλοποιήσεις των μεθόδων αυτών.

### Άλλες μέθοδοι

Εκτός των βασικών μεθόδων που περιγράφηκαν προηγουμένως υπάρχει και κάποιες άλλες μέθοδοι που πρέπει ή συνίσταται να γίνεται υπέρβασή τους σε κάθε νέο ταξινομητή:

- `public String toString()`

Η οποία επιστρέφει μια περιγραφή του μοντέλου. Αν και η ύπαρξή της δεν είναι απαραίτητη, συνήθως χρησιμοποιείται για να παρέχει πληροφορίες στο χρήστη για τις ιδιότητες και τα χαρακτηριστικά του μοντέλου.



- `public static void main(String [] argv)`

Η μέθοδος αυτή είναι απαραίτητη για τη δυνατότητα εκτέλεσης από τη γραμμή εντολών και ο κώδικας που πρέπει να περιέχει είναι τυποποιημένος. Αν για παράδειγμα ένας αλγόριθμος ονομάζεται `MyClassifier`, τότε η μέθοδος είναι η ακόλουθη:

```
/**
 * Main method for executing this classifier.
 *
 * @param args the options, use "-h" to display options
 */
public static void main(String[] args) {
    AbstractClassifier.runClassifier(new MyClassifier(), args);
}
```

### 6.3.3. Υλοποίηση νέου συσταδοποιητή

Σε αναλογία με τους ταξινομητές που περιγράφηκαν προηγουμένως, κοινό χαρακτηριστικό όλων των συσταδοποιητών στο WEKA είναι η υλοποίηση (implementation) της διεπαφής (interface) `weka.clusterers.Clusterer`. Και πάλι το WEKA παρέχει έναν αριθμό από αφηρημένες κλάσεις (abstract classes) η οποίες υλοποιούν το `weka.clusterers.Clusterer` και για την έκδοση 3.7.3 περιγράφονται αναλυτικά στο [30]. Οι πιο βασικές από αυτές είναι η `AbstractClusterer` η οποία παρέχει αρκετές υλοποιημένες λειτουργίες και η `RandomizableClusterer` η οποία κληρονομεί (inherits) από την `AbstractClusterer` και υλοποιεί μια επιπλέον παράμετρο για την αρχικοποίηση (seed) μιας γεννήτριας τυχαίων αριθμών, αν αυτό απαιτείται, όπως για παράδειγμα σε τυχαίες αρχικοποιήσεις βαρών.

#### Ιδιότητες και δυνατότητες

Για τις ιδιότητες (properties) και δυνατότητες (capabilities) του συσταδοποιητή ισχύουν όσα αναφέρθηκαν και στην περίπτωση του ταξινομητή.

#### Η κατασκευή του μοντέλου

Η διαφορά με τους ταξινομητές είναι στη μέθοδο για τη δημιουργία του μοντέλου, που στην περίπτωση αυτή είναι η

```
public void buildClusterer(Instances instances)
```





Η μέθοδος πάλι θα πρέπει αρχικά να εξετάσει τη δομή του παρεχόμενου συνόλου δεδομένων (instances) χωρίς όμως να τα τροποποιήσει και ένας πολύ γενικός τρόπος υλοποίησή της είναι ο ακόλουθος:

```
public void buildClusterer(Instances data) throws Exception {
    // test data against capabilities
    getCapabilities().testWithFail(data);
    // actual model generation
    // ...
}
```

### Συσταδοποίηση δεδομένων εισόδου

Η συσταδοποίηση δεδομένων εισόδου γίνονται με τις μεθόδους:

```
public int clusterInstance(Instance instance)
public double[] distributionForInstance(Instance instance)
```

οι οποίες συμπεριφέρονται με ανάλογο τρόπο με τις `distributionForInstance` και `classifyInstance` των ταξινομητών. Υπενθυμίζουμε ότι στην περίπτωση των συσταδοποιητών η έξοδος είναι ακέραιος αριθμός ο οποίος συνήθως είναι ένας δείκτης προς την κλάση με τη μεγαλύτερη πιθανότητα.

### Άλλες μέθοδοι

Για τις μεθόδους `toString` και `main` ισχύουν ότι και στην περίπτωση των ταξινομητών. Για παράδειγμα, για έναν συσταδοποιητή με όνομα `MyClusterer` ο κώδικας της `main` θα είναι ο ακόλουθος:

```
/**
 * Main method for executing this clusterer.
 *
 * @param args the options, use "-h" to display options
 */
public static void main(String[] args) {
    AbstractClusterer.runClusterer(new MyClusterer(), args);
}
```

Τέλος, μια άλλη μέθοδος που απαιτείται η υλοποίησή της είναι η

```
public int numberOfClusters()
```

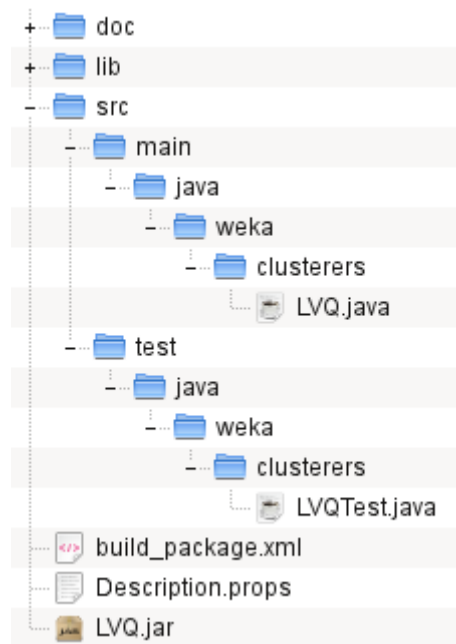
η οποία θα πρέπει να επιστρέφει το πλήθος των διακριτών κλάσεων του συσταδοποιητή.



#### 6.3.4. Τα συστατικά ενός πακέτου

Όπως έχουμε πει, το WEKA διαχειρίζεται τις διάφορες επεκτάσεις μέσω του υποσυστήματος διαχείρισης επεκτάσεων (package management). Έτσι, για την ενσωμάτωση μια νέας επέκτασης στο WEKA, απαιτείται η δημιουργία ενός πακέτου (package) το οποίο στην ουσία είναι ένα συμπιεσμένο αρχείο που περιέχει όλους τους απαραίτητους πόρους (resources) που σχετίζονται με την επέκταση. Ένα παράδειγμα της ανατομίας ενός τέτοιου αρχείου, για την περίπτωση του αλγορίθμου LVQ, φαίνεται στο Σχήμα 6.8.

Κάτω από τον κατάλογο src τοποθετείται η δομή των αρχείων πηγαίου κώδικα ενώ κάτω από τον κατάλογο test τοποθετούνται τα αρχεία πηγαίου κώδικα για τον έλεγχο των μονάδων. Το αρχείο Description.props περιέχει κάποια μεταδεδομένα (metadata) τα οποία χρησιμοποιούνται κυρίως από τον package manager του WEKA. Τέλος το αρχείο build\_package.xml περιέχει το σενάριο (script) για την παραγωγή (build) του πακέτου από την εφαρμογή ant. [44]



Σχήμα 6.8: Η δομή του πακέτου επέκτασης του WEKA.



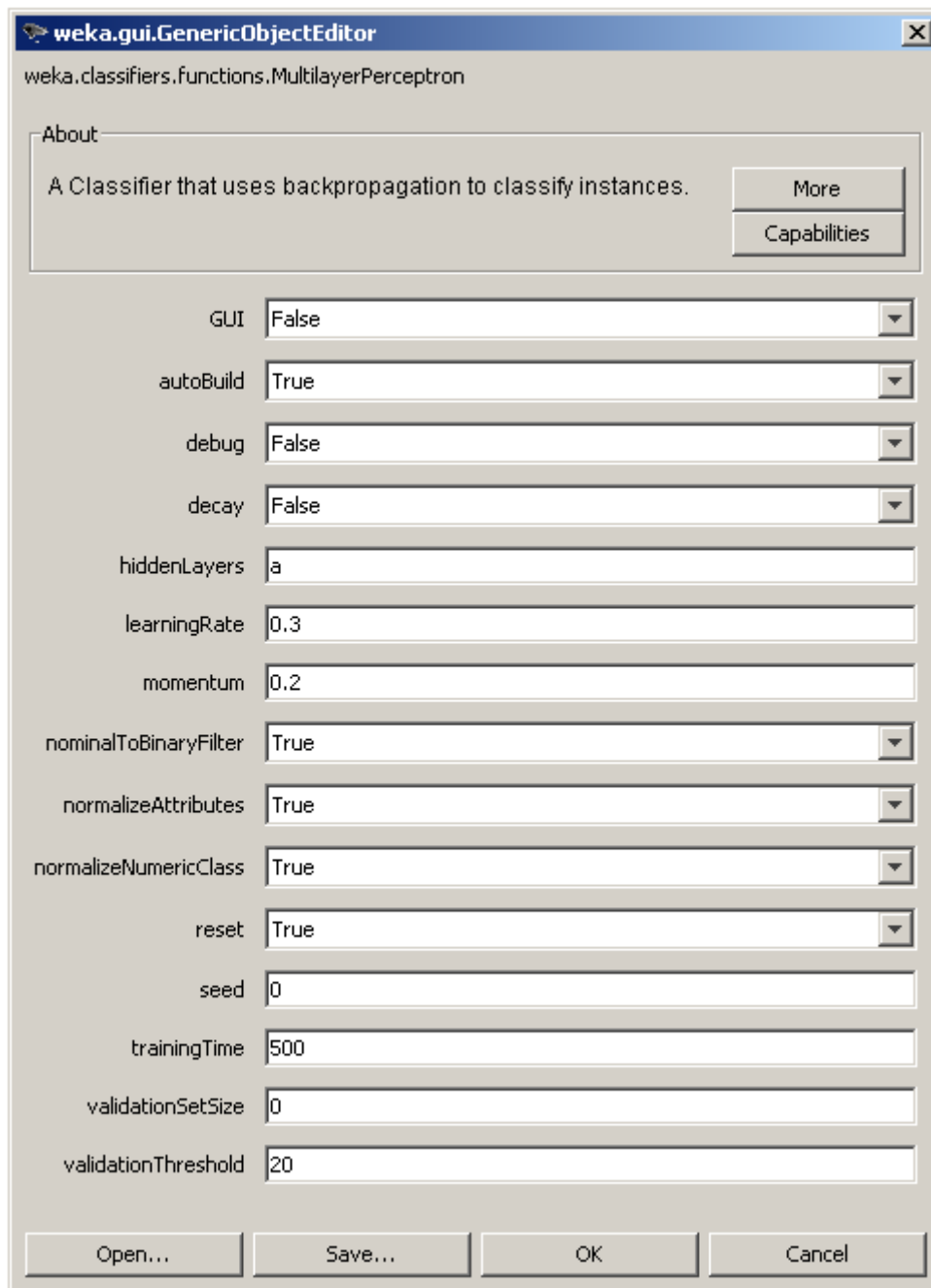
## **6.4. Τα ΤΝΔ MLP και RBF στο WEKA**

Από τις αρχιτεκτονικές ΤΝΔ που εξετάστηκαν στον Πρώτο Μέρος είναι ήδη υλοποιημένες από την βασική ομάδα ανάπτυξης του WEKA τα δίκτυα MLP και RBF, τα οποία εξετάζονται συνοπτικά στη συνέχεια.

### **6.4.1. Το δίκτυο MLP**

Η αρχιτεκτονική MLP υλοποιείται στο WEKA από την κλάση `weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron` καθώς και από μερικές ακόμα κλάσεις του πακέτου `weka.classifiers.functions.neural`.

Περιλαμβάνει υλοποιήσεις για νευρώνες με δύο τύπους συναρτήσεων ενεργοποίησης, της γραμμική και τη λογιστική (σιγμοειδής). Οι γραμμικοί νευρώνες χρησιμοποιούνται ως νευρώνες εξόδου στην περίπτωση που η έξοδος είναι αριθμητική (numeric). Αντίθετα οι σιγμοειδείς νευρώνες χρησιμοποιούνται ως νευρώνες των κρυφών επιπέδων και στο επίπεδο εξόδου σε περίπτωση που η έξοδος είναι σύνολο διακριτών τιμών (nominal). Η εκπαίδευσή του γίνεται με τη μέθοδο οπισθοδιάδοσης σφάλματος που παρουσιάστηκε στο Πρώτο Μέρος και οι ιδιότητές του, οι οποίες μπορούν να παραμετροποιηθούν από το χρήστη, φαίνονται στο Σχήμα 6.9.



Σχήμα 6.9: Οθόνη παραμέτρων του δικτύου MLP.

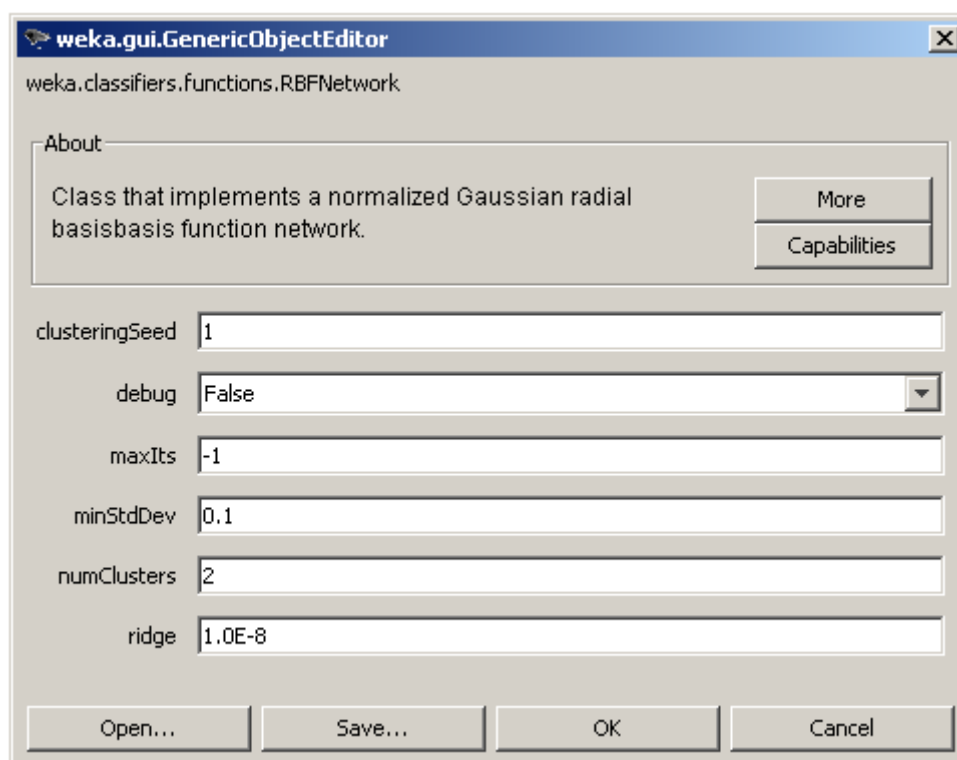
#### 6.4.2. Το δίκτυο RBF

Η αρχιτεκτονική RBF υλοποιείται στο WEKA από την κλάση `weka.classifiers.functions.RBFNetwork`.

Η εκπαίδευσή του πραγματοποιείται με τη μέθοδο των δύο σταδίων που παρουσιάστηκε στο Πρώτο Μέρος. Στο πρώτο στάδιο καθορίζονται τα κέντρα και οι



ακτίνες των συναρτήσεων βάσης, με τη χρήση του αλγορίθμου k-means. Στο δεύτερο στάδιο καθορίζονται οι τιμές των βαρών και των πολώσεων των νευρώνων του επιπέδου εξόδου με τη χρήση γραμμικής παλινδρόμησης στην περίπτωση που η έξοδος είναι αριθμητική και τη χρήση λογιστικής παλινδρόμησης σε περίπτωση που η έξοδος είναι σύνολο διακριτών τιμών. Η υλοποίηση της μεθόδου της λογιστικής παλινδρόμησης βασίζεται στην εργασία των Le Cessie και van Houwelingen [45]. Οι ιδιότητές του, οι οποίες μπορούν να παραμετροποιηθούν από το χρήστη, παρουσιάζονται στο Σχήμα 6.10



Σχήμα 6.10: Οθόνη παραμέτρων του δικτύου RBF.



## 7. Υλοποίηση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων LVQ, SOM και Elman

Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας, υλοποιήθηκαν για την εφαρμογή WEKA τα νευρωνικά δίκτυα LVQ, SOM και Elman. Η υλοποίηση των νευρωνικών αυτών δικτύων, τα οποία παρουσιάζονται αναλυτικά στη συνέχεια, πραγματοποιήθηκε σε λειτουργικό σύστημα linux openSuSE 11.3 64bit με τη χρήση του ολοκληρωμένου περιβάλλοντος ανάπτυξης εφαρμογών NetBeans 6.9.1 και του Java SDK της Oracle, Java SE 6 (1.6.0). Η έκδοση της βιβλιοθήκης Ant που χρησιμοποιήθηκε είναι η 1.7.1, και της βιβλιοθήκης JUnit η 3.8.2.

### 7.1. Δίκτυο SOM

Το δίκτυο SOM υλοποιήθηκε σύμφωνα με τα όσα περιγράφηκαν στην παράγραφο 3.4.2 του Πρώτου Μέρους. Στην πρώτη φάση (διάταξη) της εκπαίδευσης, για τον υπολογισμό των τιμών του ρυθμού μάθησης και του ενεργού πλάτους σε κάθε επανάληψη χρησιμοποιήθηκαν οι σχέσεις (3.26) και (3.23) αντίστοιχα με τιμές παραμέτρων

$$\tau_2 = \frac{n_o}{\ln(100 \cdot \eta_0)}$$

και

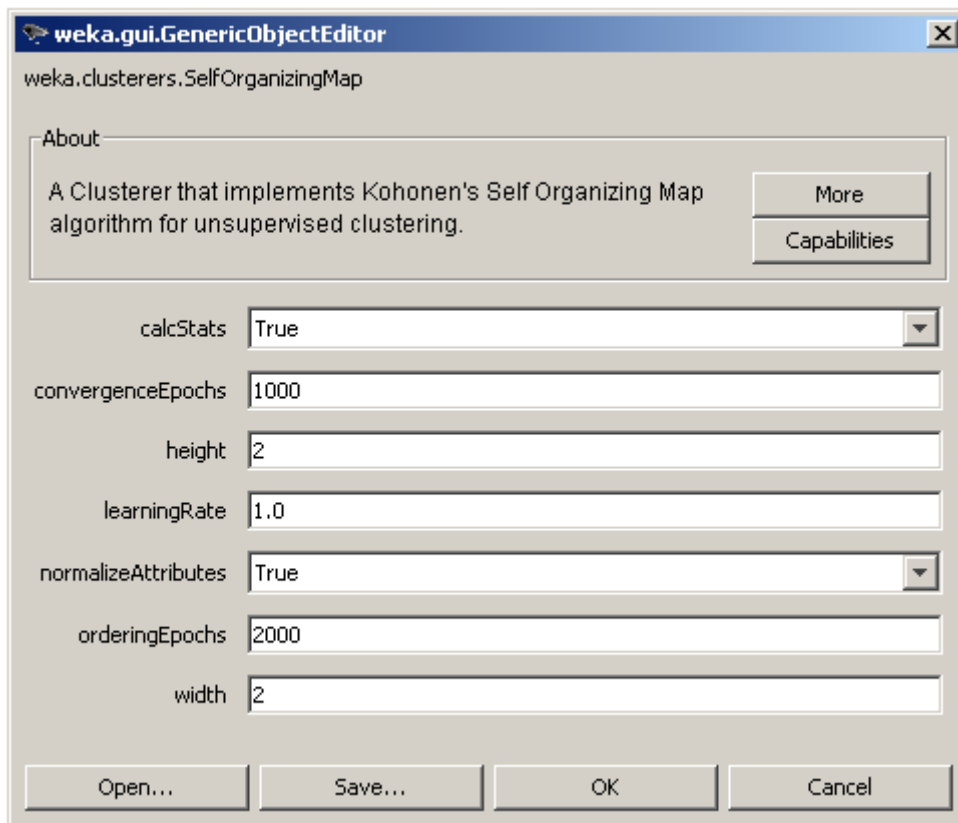
$$\tau_1 = \frac{n_o}{\ln \sigma_0}$$

όπου  $n_o$  ο αριθμός επαναλήψεων της φάσης της διάταξης,  $\eta_0$  ο αρχικός ρυθμός μάθησης και  $\sigma_0$  η αρχική τιμή του ενεργού πλάτους που με τη σειρά του προκύπτει από τη σχέση

$$\sigma_0 = \sqrt{w^2 + h^2}$$

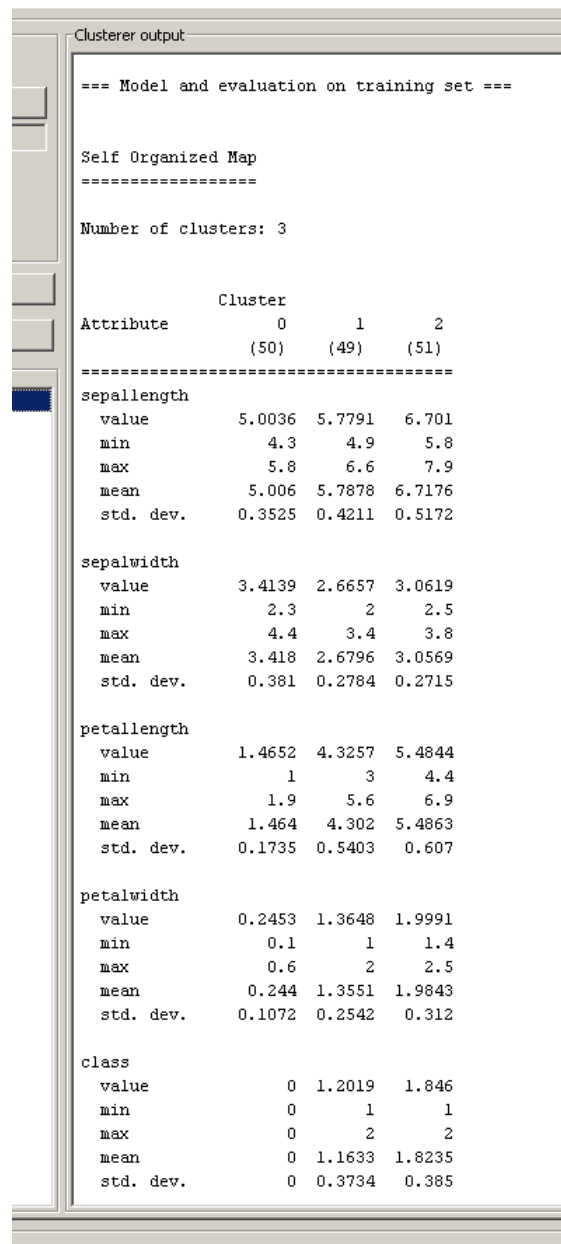
όπου  $w$  και  $h$  μήκος και το ύψος του 2-διάστατου πλέγματος.

Στη δεύτερη φάση (σύγκλιση) οι τιμές του ρυθμού μάθησης και του ενεργού πλάτους παραμένουν σταθερές και ίσες με 0.01 και 0.0001 αντίστοιχα.



Σχήμα 7.1: Οθόνη παραμέτρων του δικτύου SOM.

Οι ιδιότητες του που μπορούν να παραμετροποιηθούν από το χρήστη φαίνονται στην οθόνη παραμέτρων στο Σχήμα 7.1. Οι διαστάσεις του 2-διάστατου πλέγματος καθορίζονται από τις παραμέτρους height και width, ο αριθμός των εποχών των δύο φάσεων από τις παραμέτρους orderingEpochs και convergenceEpochs και ο αρχικός ρυθμός μάθησης από την παράμετρο learningRate. Επίσης υπάρχει επιλογή για την κανονικοποίηση των δεδομένων εισόδου (normalizeAttributes) και τέλος η επιλογή calcStats για την εμφάνιση κάποιων στατιστικών, τα οποία, παρέχουν πληροφορίες για την ελάχιστη, μέγιστη και μέση τιμή καθώς και την τυπική απόκλιση των διανυσμάτων εισόδου που ανήκουν σε κάθε συστάδα, όπως φαίνεται στο Σχήμα 7.2.



Σχήμα 7.2: Στατιστικά συσταδοποίησης σε 3 συστάδες του dataset iris.arff με τον αλγόριθμο SOM.

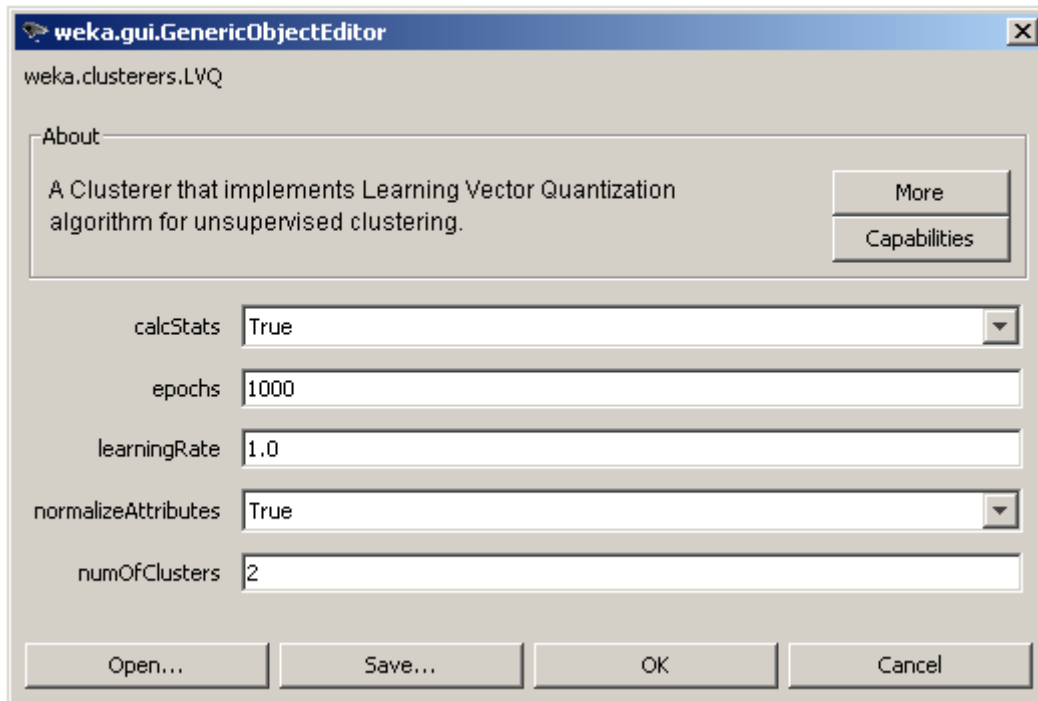
## 7.2. Δίκτυο LVQ

Η υλοποίηση του δικτύου LVQ όπως αυτό περιγράφηκε στην παράγραφο 3.4.1 του Πρώτου Μέρους, βασίστηκε στον κώδικα του SOM, ενώ χρειάστηκε να γίνουν ελάχιστες αλλαγές, η βασικότερη από τις οποίες είναι η ενημέρωση μόνο του νικητή νευρώνα. Επίσης ο ρυθμός εκπαίδευσης παραμένει σταθερός σε όλες τις επαναλήψεις και τέλος το ανταγωνιστικό επίπεδο είναι μονοδιάστατο. Με άλλα





λόγια, ο αριθμός των συστάδων καθορίζεται από έναν αριθμό αντί του γινομένου width x height στην περίπτωση του SOM.



Σχήμα 7.3: Οθόνη παραμέτρων του δικτύου LVQ.

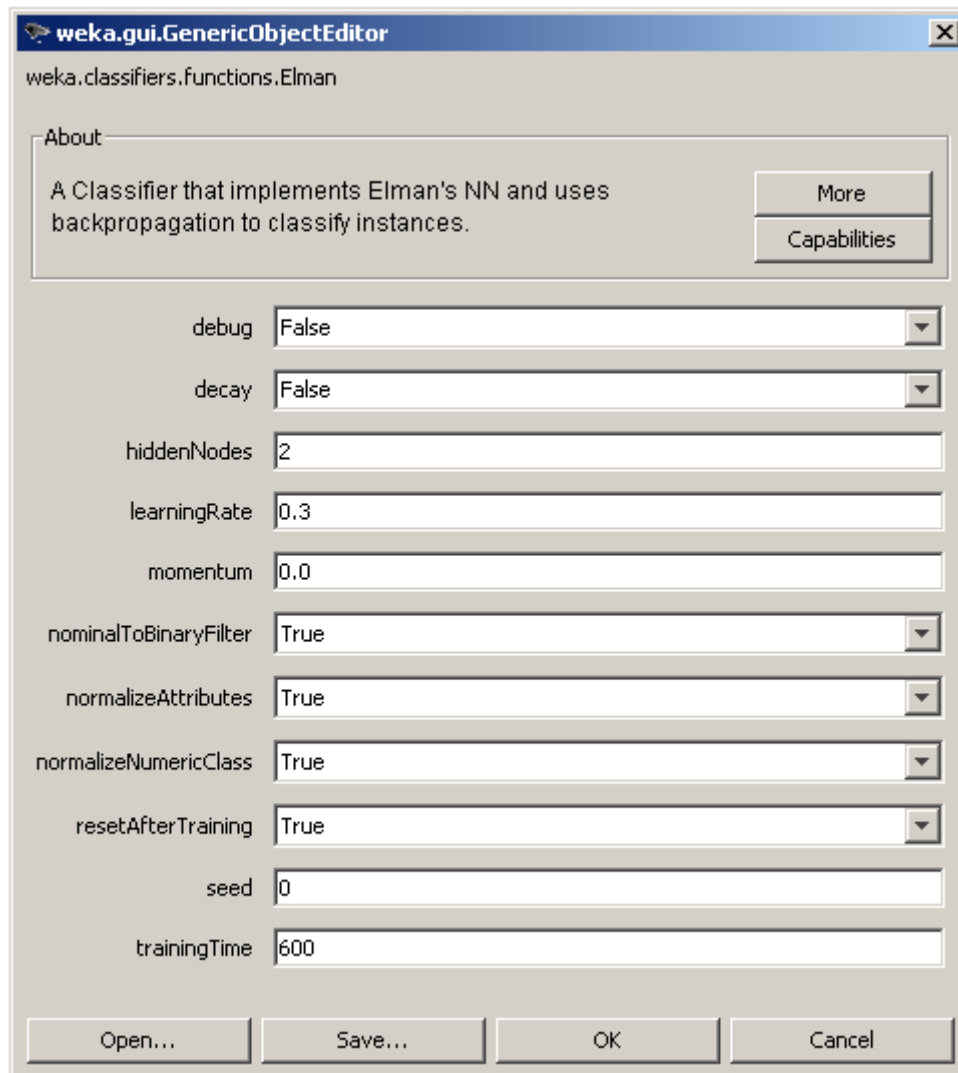
Έτσι λοιπόν, οι ιδιότητές του που μπορούν να παραμετροποιηθούν από τον χρήστη (Σχήμα 7.3) είναι ο ρυθμός μάθησης (learningRate), ο αριθμός των συστάδων (numOfClusters) και ο αριθμός των επαναλήψεων (epochs). Επίσης πάλι δίνεται η δυνατότητα για κανονικοποίηση των διανυσμάτων εισόδου και η δυνατότητα για την εμφάνιση στατιστικών, όπως και στην περίπτωση του SOM.

### 7.3. Δίκτυο Elman

Όπως ήδη αναφέραμε στην παράγραφο 3.5.1 του Πρώτου Μέρους, ένα δίκτυο Elman είναι στην ουσία ένα MLP ενός κρυφού επιπέδου που περιλαμβάνει αναδρομικές συνδέσεις από τους νευρώνες του κρυφού επιπέδου προς τους νευρώνες εσωτερικής κατάστασης. Έτσι λοιπόν, η υλοποίησή του βασίστηκε στον ήδη υπάρχον κώδικα του MLP, όπου έγιναν και οι κατάλληλες τροποποιήσεις σχετικές με την αρχιτεκτονική και την αρχικοποίηση του δικτύου. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης παρέμεινε ο ίδιος με μόνη σημαντική τροποποίηση την προσθήκη του βήματος της



αντιγραφής των τιμών των εξόδων των νευρώνων του κρυφού επιπέδου στους νευρώνες εσωτερικής κατάστασης.



**Σχήμα 7.4:** Οθόνη παραμέτρων του δικτύου Elman.

Οι ιδιότητες του που μπορούν να παραμετροποιηθούν από τον χρήστη (Σχήμα 7.4) είναι παράμετροι εκπαίδευσης όπως ο ρυθμός εκπαίδευσης (learningRate), η σταθερά ορμής (momentum) και ο αριθμός επαναλήψεων (trainingTime), παράμετροι αρχιτεκτονικής όπως το πλήθος των νευρώνων του κρυμμένου επιπέδου (hiddenNodes), η κανονικοποίηση ή όχι των δεδομένων εισόδου (normalizeAttributes) και της τιμής στόχου (normalizeNumericClass) και το αν ένα χαρακτηριστικό με διακριτές τιμές (nominal values) κωδικοποιείται σε δυαδική αναπαράσταση ή όχι (nominalToBinaryFilter). Η παράμετρος seed χρησιμοποιείται



για την αρχικοποίηση γεννήτριας τυχαίων αριθμών για τις αρχικές τιμές των βαρών. Τέλος μέσω της παραμέτρου `resetAfterTraining`, ορίζεται το αν θα γίνει αρχικοποίηση της εσωτερικής κατάστασης μετά το τέλος της διαδικασίας της εκπαίδευσης.

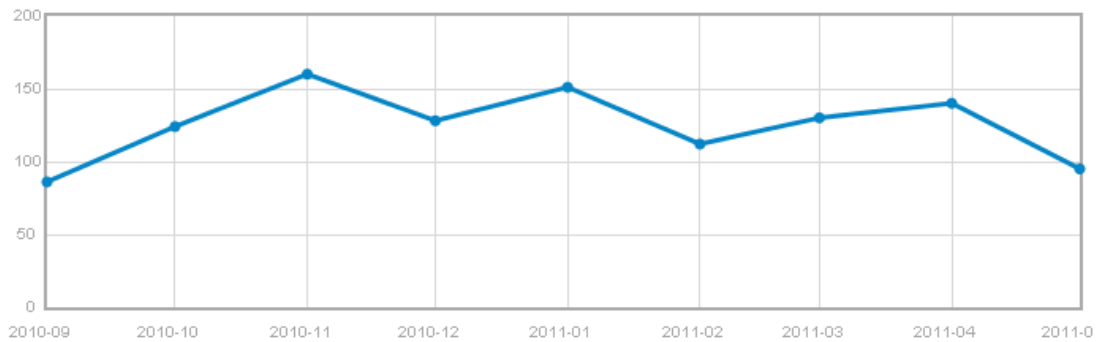
#### **7.4. Διανομή και Ενσωμάτωση στο WEKA**

Για τους αλγόριθμους LVQ και SOM έχουν δημιουργηθεί τα αντίστοιχα πακέτα επεκτάσεων, σύμφωνα με τα όσα περιγράφηκαν στην παράγραφο 6.3.

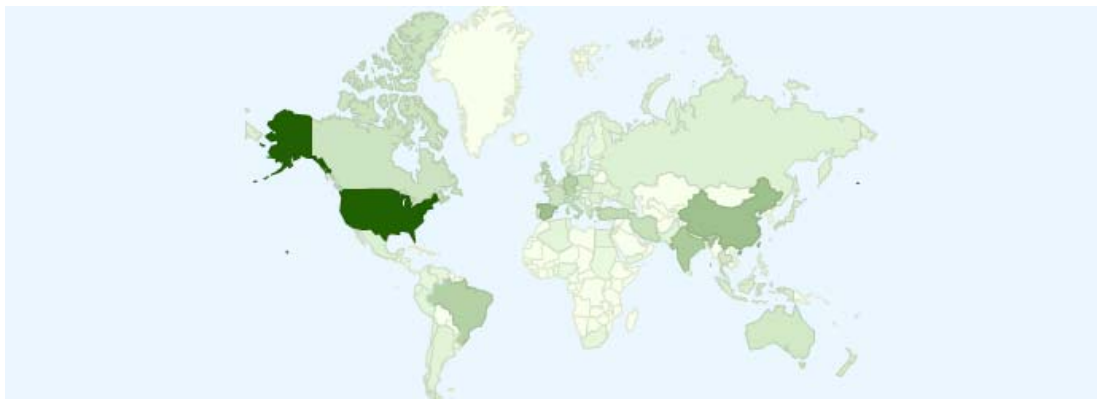
Η διανομή τους γίνεται κάτω από την Γενική Άδεια Δημόσιας Χρήσης GNU (GNU GPL) version 2 και πραγματοποιείται μέσω του δικτυακού τόπου <http://wekann.sourceforge.net>. Η ενσωμάτωσή τους στα επίσημα πακέτα επεκτάσεων του WEKA κάνει την εγκατάστασή τους μια πολύ απλή διαδικασία αφού πλέον αυτοματοποιείται μέσω του PackageManager.

Για την υλοποίηση του δικτύου Elman, πρέπει να επισημάνουμε ότι δεν έχει διανεμηθεί ακόμα, αφού το γραφικό περιβάλλον του WEKA δεν μπορεί να χειριστεί σωστά ακολουθιακά δεδομένα σε συνεργασία με αλγορίθμους που περιλαμβάνουν κάποια εσωτερική κατάσταση. Στο πακέτο επέκτασης Ανάλυσης και Πρόβλεψης Χρονοσειρών που παρουσιάστηκε στην παράγραφο 6.2.1 έχουν προστεθεί κάποια σημαντικά χαρακτηριστικά προς αυτή τη κατεύθυνση κάνοντας πλέον εφικτή τη χρήση του δικτύου Elman μέσω του γραφικού περιβάλλοντος του WEKA, αν και παραμένουν ακόμα αρκετοί τεχνικοί περιορισμοί, που πιθανόν βελτιωθούν σε μελλοντικές εκδόσεις του. Προς το παρόν λοιπόν, θα μπορούσαμε να πούμε ότι ο αλγόριθμος λειτουργεί σωστά κατά την ενσωμάτωσή του (embedding) σε άλλες εφαρμογές, πράγμα που αποδεικνύεται και από τη χρήση του στη μέθοδο που παρουσιάζεται στο Τρίτο Μέρος. Ο κώδικάς του μέχρι την ενσωμάτωσή του στο WEKA είναι διαθέσιμος στο αρχείο <http://wekann.sourceforge.net/Elman.zip>.

Το πακέτο του αλγόριθμου SOM έχει ήδη συμπληρώσει 9 μήνες διανομής και κατά το χρονικό αυτό διάστημα έχει γίνει η λήψη του (download) από 1126 χρήστες (ή περίπου κάτι παραπάνω από 4 λήψεις ανά ημέρα), που σε μηνιαία κλίμακα παρουσιάζονται στο Σχήμα 7.5, ενώ η γεωγραφική τους κατανομή, για το ίδιο χρονικό διάστημα, στο Σχήμα 7.6

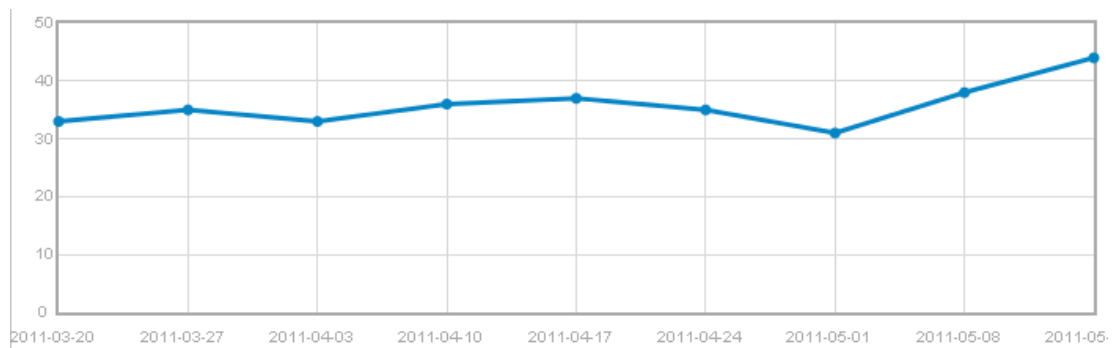


Σχήμα 7.5: Μηνιαίες λήψεις του πακέτου SOM.

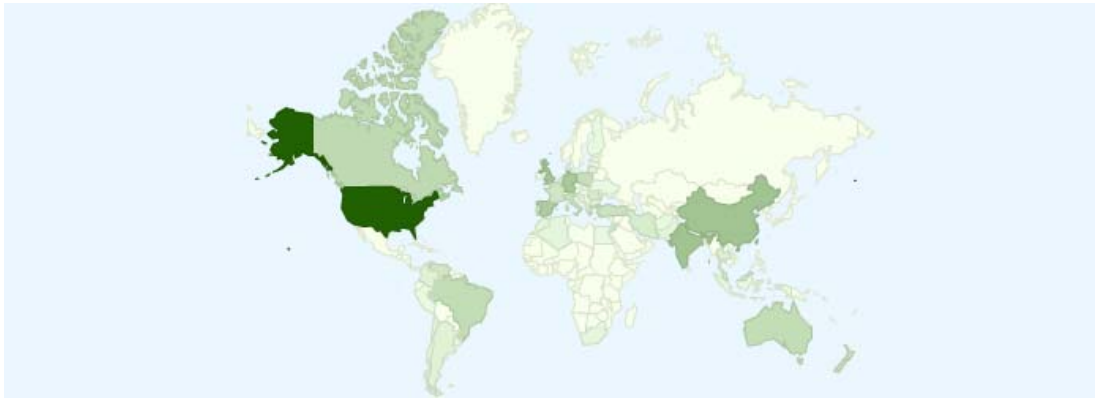


Σχήμα 7.6: Γεωγραφική κατανομή λήψεων του πακέτου SOM.

Το πακέτο του αλγόριθμου LVQ έχει συμπληρώσει 9 εβδομάδες διανομής και κατά το χρονικό αυτό διάστημα έχει γίνει η λήψη του (download) από 322 χρήστες (ή περίπου κάτι παραπάνω από 5 λήψεις ανά ημέρα), που σε εβδομαδιαία κλίμακα παρουσιάζονται στο Σχήμα 7.7, ενώ η γεωγραφική τους κατανομή, για το ίδιο χρονικό διάστημα, στο Σχήμα 7.8.



Σχήμα 7.7: Ημερήσιες λήψεις του πακέτου LVQ.



**Σχήμα 7.8:** Γεωγραφική κατανομή λήψεων του πακέτου LVQ.



## Τρίτο Μέρος – Εφαρμογές και Συμπεράσματα

### 8. Προγραμματιστικά εργαλεία, δεδομένα και μέθοδοι αξιολόγησης

#### 8.1. Προγραμματιστικά εργαλεία

Εκτός από τα εργαλεία και τις βιβλιοθήκες που χρησιμοποιήθηκαν για την επέκταση του WEKA, όπως περιγράφηκαν στην παράγραφο 6.3.1. του Δεύτερου Μέρους, για τις ανάγκες της εφαρμογής στην πρόβλεψη χρονοσειρών συναλλαγματικών ισοτιμιών χρησιμοποιήθηκαν και κάποια επιπλέον εργαλεία τα οποία περιγράφονται στη συνέχεια.

##### 8.1.1. Αποθήκευση των δεδομένων – MySQL

Για την αποθήκευση των δεδομένων των ισοτιμιών χρησιμοποιήθηκε το Σύστημα Διαχείρισης Σχεσιακών Βάσεων Δεδομένων MySQL CE (<http://www.mysql.com/products/community/>), το οποίο διατίθεται δωρεάν υπό την άδεια χρήσης GNU GPL v2 και η γλώσσα που χρησιμοποιεί είναι κατά το μεγαλύτερο μέρος της συμβατή με τα πιο σύγχρονα πρότυπα της SQL. Εκτός αυτού, η MySQL αποτελεί μια καλή επιλογή για εφαρμογές λίγων εγγραφών (writes) και πολλών αναγνώσεων (reads), όπως η περίπτωση των δεδομένων συναλλαγματικών ισοτιμιών.

##### 8.1.2. Object/Relational Mapping – Hibernate

Το λογισμικό O/RM (Object/Relational Mapping) στοχεύει στην δημιουργία μιας διεπαφής (interface) μεταξύ των σχεσιακών βάσεων δεδομένων και του αντικειμενοστρεφούς προγραμματισμού. Με απλά λόγια, προσφέρει την χρησιμοποίηση μιας σχεσιακής βάσης δεδομένων σαν να ήταν αντικειμενοστρεφής.

Το Hibernate (<http://www.hibernate.org/>) είναι ίσως το πιο διαδεδομένο framework για τη σύνδεση αντικειμένων που δημιουργούνται σε μια αντικειμενοστρεφή γλώσσα προγραμματισμού (όπως η Java) με τους πίνακες μιας σχεσιακής βάσης δεδομένων. Το Hibernate διατίθεται δωρεάν υπό την άδεια χρήσης GNU LGPL v2 και μια εισαγωγή του μπορεί να βρεθεί στο [46]. Τέλος, το hibernate μπορεί να ολοκληρωθεί (integrate) και με τα δύο ολοκληρωμένα προγραμματιστικά



περιβάλλοντα της παραγράφου 6.3.1.4 του Δεύτερου Μέρους, όπως περιγράφεται στα [47] και [48].

### **8.1.3. Οπτικοποίηση δεδομένων – η βιβλιοθήκη jfreechart**

Για την οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων, χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη jfreechart (<http://www.jfree.org/jfreechart/>), μέσω της οποίας είναι δυνατή η δημιουργία σύνθετων 2-διάστατων απεικονίσεων δεδομένων. Διανέμεται δωρεάν υπό την άδεια χρήσης GNU LGPL v2 και μια πολύ καλή εισαγωγή στο API του είναι διαθέσιμη στο [49].

## **8.2. Λήψη και προεπεξεργασία των δεδομένων**

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν συγκεντρώθηκαν μέσω σχετικής διαδικτυακής υπηρεσίας που παρέχεται από την ιστοσελίδα της εταιρίας online συναλλαγών DUKASCOPY (<http://www.dukascopy.com/>). Η υπηρεσία είναι διαθέσιμη στη διεύθυνση <http://www.dukascopy.com/freeApplets/exp/> από όπου και συγκεντρώθηκαν δεδομένα σε κλίμακα ενός λεπτού (1min) για τις ισοτιμίες EUR/CHF, EUR/GBP, EUR/JPY και EUR/USD για το χρονικό διάστημα 11/08/2003 έως και 04/02/2011, τα οποία περιλαμβάνουν τις τιμές ανοίγματος (open) και κλεισίματος (close), τη μέγιστη (high) και ελάχιστη (low) τιμή καθώς και τον όγκο συναλλαγών για κάθε χρονική υποδιαίρεση.

Τα δεδομένα στη συνέχεια ελέγχθηκαν για κενά τα οποία και συμπληρώθηκαν με βάση την υπόθεση, ότι για κάποιο λόγο το συγκεκριμένο χρονικό διάστημα δεν παρουσιάστηκε κάποια μεταβολή στις τιμές και επίσης δεν πραγματοποιήθηκε κάποια συναλλαγή.

Τέλος, από την κλίμακα του 1 λεπτού δημιουργήθηκαν με κατάλληλη ομαδοποίηση η χρονικές κλίμακες 5min, 15min, 30min, 1hour, 2hours, 3hours, 4hours, 6hours, 8hours, 12hours, 1day, 1week. Το συνολικό πλήθος των δεδομένων ανά χρονική κλίμακα και ισοτιμία παρουσιάζεται στον Πίνακα 8.1.



*Πίνακας 8.1: Πλήθος δεδομένων ανά χρονική κλίμακα και ισοτιμία.*

Χρονική Κλίμακα	Ισοτιμία				Σύνολο
	EUR/CHF	EUR/GBP	EUR/JPY	EUR/USD	
1 min	3,941,665	3,941,665	3,941,665	3,941,665	15,766,660
5 min	788,333	788,333	788,333	788,333	3,153,332
15 min	262,778	262,778	262,778	262,778	1,051,112
30 min	131,389	131,389	131,389	131,389	525,556
1 hour	65,695	65,695	65,695	65,695	262,780
2 hours	32,848	32,848	32,848	32,848	131,392
3 hours	21,899	21,899	21,899	21,899	87,596
4 hours	16,425	16,425	16,425	16,425	65,700
6 hours	10,950	10,950	10,950	10,950	43,800
8 hours	8,214	8,214	8,214	8,214	32,856
12 hours	5,475	5,475	5,475	5,475	21,900
1 day	2,738	2,738	2,738	2,738	10,952
1 week	392	392	392	392	1,568
<b>Σύνολο</b>	<b>5,288,801</b>	<b>5,288,801</b>	<b>5,288,801</b>	<b>5,288,801</b>	<b>21,155,204</b>

### 8.3. Μέθοδοι αξιολόγησης προβλέψεων

Σύμφωνα με τα όσα αναφέραμε στην παράγραφο 5.1.2, αναμένουμε την ύπαρξη ενός σφάλματος μεταξύ των εξόδων του υπό μελέτη μοντέλου και της διαδικασίας μέσω της οποίας παράχθηκαν τα δεδομένα.

Για την μέτρηση του μεγέθους αυτού του σφάλματος, και κατά συνέπεια για την αξιολόγηση του μοντέλου, υπάρχουν αρκετοί τρόποι και στα πλαίσια της παρούσας πτυχιακής εργασίας χρησιμοποιήθηκαν οι πιο συχνοί αναφερόμενοι στη βιβλιογραφία. Αν συμβολίσουμε με  $N$  το πλήθος των δεδομένων της χρονοσειράς,  $\bar{t}$  το μέσο όρο των τιμών της χρονοσειράς,  $t_j$  την τιμή της χρονοσειράς και με  $o_j$  την έξοδο του μοντέλου κατά τη χρονική στιγμή  $j$ , τότε οι τρόποι μέτρησης του σφάλματος συνοψίζονται στον πίνακα





Πίνακας 8.2: Μέθοδοι μέτρησης σφάλματος.

<b>Mean Squared Error (MSE)</b>	$MSE = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (t_j - o_j)^2$
<b>Normalized Mean Squared Error (NMSE)</b>	$NMSE = \frac{\sum_{j=1}^N (t_j - o_j)^2}{\sum_{j=1}^N (t_j - t_{j-1})^2}$
<b>Root Mean Squared Error (RMSE)</b>	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N (t_j - o_j)^2}{N}}$
<b>R-squared (R<sup>2</sup>)</b>	$R^2 = 1 - \frac{\sum_{j=1}^N (t_j - o_j)^2}{\sum_{j=1}^N (t_j - \bar{t})^2}$
<b>Mean Absolute Error (MAE)</b>	$MAE = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N  t_j - o_j $
<b>Prediction of Change in Direction (POCID)</b>	$POCID = \frac{100}{N} \sum_{j=1}^N D_j$ $D_j = \begin{cases} 1, & \text{αν } (t_j - t_{j-1})(o_j - o_{j-1}) > 0 \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases}$



## 9. Μέθοδος πρόβλεψης κινητών μέσω με τη χρήση δικτύου Elman

### 9.1. Παρουσίαση της μεθόδου

Η μέθοδος βασίζεται στην εργασία των Kondratenko και Kuperin [23] και χρησιμοποιεί ένα δίκτυο Elman για την πρόβλεψη της επόμενης διαφοράς  $d_{i+1}^n$  των κινητών μέσω της τιμής κλεισίματος.

Πιο αναλυτικά, ορίζουμε τον κινητό μέσο της τιμής κλεισίματος για τη χρονική στιγμή  $i$ , ως:

$$m_i^n = \frac{\sum_{j=i-n}^i c_j}{n}, i \geq n \quad (9.1)$$

όπου

$n$  το πλήθος των τελευταίων τιμών κλεισίματος

$c_j$  η τιμή κλεισίματος τη χρονική στιγμή  $j$

Επίσης, ορίζουμε τη διαφορά δύο συνεχόμενων κινητών μέσω ως:

$$d_i^n = m_i^n - m_{i-1}^n \quad (9.2)$$

Έτσι, κατόπιν δοκιμών, καταλήξαμε στο συμπέρασμα ότι μπορεί να προκύψει μια αρκετά ικανοποιητική πρόβλεψη για την επόμενη τιμή της διαφοράς  $\hat{d}_{i+1}^n$ , από ένα δίκτυο Elman με εισόδους τις τιμές των  $d_i^n$  και  $d_i^{n-1}$ . Από αυτή την πρόβλεψη της διαφοράς, μπορεί στη συνέχεια να προκύψει και μια πρόβλεψη για τη επόμενη τιμή του αντίστοιχου κινητού μέσου:

$$\hat{m}_{i+1}^n = m_i^n + \hat{d}_{i+1}^n \quad (9.3)$$

Τα δεδομένα εισόδου των νευρωνικών δικτύων χωρίστηκαν σε τρία σύνολα (datasets). Τα πρώτα 60% των συνολικών δεδομένων αποτέλεσαν το σύνολο εκπαίδευσης των δικτύων (Training Dataset), τα υπόλοιπα 30%, το σύνολο επαλήθευσης (Validation Dataset) και τέλος το υπόλοιπο 10% αποτέλεσε το σύνολο ελέγχου (Test Dataset).



## 9.2. Βελτιστοποίηση των ΤΝΔ

Η βελτιστοποίηση της αρχιτεκτονικής (αριθμός κρυμμένων νευρώνων) και των παραμέτρων εκπαίδευσης (ρυθμός εκπαίδευσης, σταθερά ορμής και αριθμός επαναλήψεων) των δικτύων πραγματοποιήθηκε με τη χρήση γενετικών αλγόριθμων, σύμφωνα με τα όσα περιγράφηκαν στην Παράγραφο 4.2 του Πρώτου Μέρους. Οι γενετικοί αλγόριθμοι υλοποιήθηκαν στα πλαίσια της παρούσας εργασίας στη γλώσσα προγραμματισμού Java (ανεξάρτητα από το WEKA) και οι παράμετροί τους παρουσιάζονται στον Πίνακα 9.1.

**Πίνακας 9.1:** Τιμές παραμέτρων του γενετικού αλγορίθμου.

Παράμετρος	Τιμή
Μέγεθος πληθυσμού	30
Μέγιστος αριθμός γενεών	20
Πιθανότητα διασταύρωσης	0.2
Πιθανότητα μετάλλαξης	0.1

Το κάθε άτομο του πληθυσμού των ΓΑ αντιστοιχεί σε ένα νευρωνικό δίκτυο και περιλαμβάνει τέσσερα χρωμοσώματα το καθένα από τα οποία περιγράφει μια από τις υπό βελτιστοποίηση παραμέτρους, και η κωδικοποίησή τους καθώς και το διάστημα τιμών τους παρουσιάζονται στον Πίνακα 9.2. Οι υπόλοιπες παράμετροι των ΤΝΔ παρέμειναν σταθερές και παρουσιάζονται στον Πίνακα 9.3.

Ο σκοπός των γενετικών αλγορίθμων ήταν η ελαχιστοποίηση του σφάλματος RMSE και συνεπώς ως αντικειμενική συνάρτηση χρησιμοποιήθηκε η

$$F = \frac{1}{RMSE} \quad (9.4)$$



**Πίνακας 9.2:** Κωδικοποίηση και διάστημα τιμών χρωμοσωμάτων.

Παράμετρος	Κωδικοποίηση	Διάστημα τιμών
Αριθμός κρυμμένων νευρώνων hiddenNodes	Ακέραιος αριθμός	[1, 10]
Ρυθμός εκπαίδευσης learningRate	Πραγματικός αριθμός	(0, 1]
Σταθερά ορμής momentum	Πραγματικός αριθμός	[0, 1]
Αριθμός επαναλήψεων trainingTime	Ακέραιος αριθμός	[1, 2000]

**Πίνακας 9.3:** Σταθερές παράμετροι των ΤΝΔ.

Παράμετρος	Τιμή
Κανονικοποίηση δεδομένων εισόδου normalizeAttributes	True
Κανονικοποίηση τιμής στόχου normalizeNumericClass	True
Αρχικοποίηση γεννήτριας τυχαίων αριθμών seed	0

### 9.3. Αποτελέσματα και αξιολόγηση

Η παραπάνω μέθοδος εφαρμόστηκε σε όλες τις ισοτιμίες που εξετάστηκαν στην παρούσα εργασία (EUR/CHF, EUR/GBP, EUR/JPY και EUR/USD), για όλες τις χρονικές κλίμακες και για  $n=2,3,4,5$ .

Οι παράμετροι των ΤΝΔ, όπως αυτές προέκυψαν από την εφαρμογή των ΓΑ καθώς επίσης και τα αποτελέσματα υπό τη μορφή σφαλμάτων, όπως αυτά παρουσιάστηκαν στην παράγραφο 8.3, ανά σύνολο δεδομένων τόσο των προβλεπόμενων από τα ΤΝΔ τιμών των  $\hat{d}_{i+1}^n$ , όσο και των αντίστοιχων τιμών των  $\hat{m}_{i+1}^n$ , παρουσιάζονται στα Παραρτήματα Γ.1 και Γ.2, αντίστοιχα. Τέλος στην περίπτωση των  $\hat{m}_{i+1}^n$ , παρουσιάζονται, για λόγους σύγκρισης, τα αντίστοιχα σφάλματα που προκύπτουν



από την εφαρμογή του μοντέλου του Τυχαίου Περιπάτου και σημειώνονται οι περιπτώσεις στις οποίες το μοντέλο αυτό υπερέχει του ΤΝΔ.

Από τα αποτελέσματα των προβλέψεων των τιμών των  $\hat{m}_{i+1}^n$ , όπως αυτά παρουσιάζονται στο Παράρτημα Γ.2, προκύπτει το συμπέρασμα ότι για τις υπό εξέταση ισοτιμίες και χρονικές κλίμακες, η μέθοδος που περιγράφηκε, μπορεί να παράγει, σε γενικές γραμμές, καλύτερες προβλέψεις από αυτές του μοντέλου του κινητού μέσου. Εξαιρέση αποτελεί η περίπτωση της χρονικής κλίμακας του 1min, όπου αν και από τα ΤΝΔ προκύπτουν μικρότερα σφάλματα σε σχέση με τον RW, εντούτοις τα ΤΝΔ δεν φαίνονται ικανά πάντα να προβλέψουν καλύτερα τη σωστή κατεύθυνση της μεταβολής (POCID) σε σχέση με τον RW. Ακόμα και σε αυτές τις περιπτώσεις όμως, από τη μελέτη των σχετικών διαγραμμάτων, προκύπτει το συμπέρασμα ότι τα ΤΝΔ έχουν την τάση να προβλέπουν καλύτερα, σε σχέση με το RW, τις μεγαλύτερες μεταβολές, όπως φαίνεται και στα Σχήμα 9.1 και Σχήμα 9.2.



**Σχήμα 9.1:** Σύγκριση προβλεπόμενης και πραγματικής τιμής του κινητού μέσου ( $n=3$ ) για την ισοτιμία EUR/GBP (χρονική κλίμακα: 1min, διάστημα: 03/02/2011 – 04/02/2011). Ο άξονας των  $x$  αριθμεί τις διαδοχικές τιμές της χρονοσειράς.



**Σχήμα 9.2:** Σύγκριση προβλεπόμενης και πραγματικής τιμής του κινητού μέσου ( $n=5$ ) για την ισοτιμία EUR/JPY (χρονική κλίμακα: 1min, διάστημα: 03/02/2011 – 04/02/2011). Ο άξονας των  $x$  αριθμεί τις διαδοχικές τιμές της χρονοσειράς.

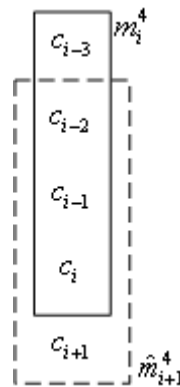
Τέλος, κάποιες άλλες μεμονωμένες περιπτώσεις στις οποίες από το μοντέλο του Τυχαίου Περιπάτου προκύπτουν καλύτερα αποτελέσματα της σωστή κατεύθυνση της μεταβολής (POCID) σε σχέση με το αντίστοιχο νευρωνικό δίκτυο, θα μπορούσαν να αποδοθούν στην αδυναμία του γενετικού αλγορίθμου να το βελτιστοποιήσει σε ικανοποιητικό βαθμό. Η αδυναμία αυτή είναι πιθανό να μπορεί να ξεπεραστεί τροποποιώντας κατάλληλα της παραμέτρους του γενετικού αλγορίθμου και κυρίως τον μέγιστο αριθμό γενεών.



## 10. Συμπεράσματα – Προτάσεις για μελλοντικές βελτιώσεις

### 10.1. Διερεύνηση τρόπων αξιοποίησης της μεθόδου πρόβλεψης

Είδαμε ότι τα μοντέλα ΤΝΔ που αναπτύχθηκαν με τη μέθοδο που περιγράφηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, μπορούν γενικώς να παρέχουν αρκετά ικανοποιητικές προβλέψεις για ένα πλήθος κινητών μέσων και χρονικών κλιμάκων. Οι προβλέψεις αυτές, όπως παρατηρήθηκε μέσω σχετικών δοκιμών, δεν είναι ικανές να προβλέψουν τη σωστή κατεύθυνση της μεταβολής της τιμής κλεισίματος σε σχέση με την τελευταία παρατηρούμενη τιμή. Παρ' όλα αυτά παρέχουν μια αρκετά ικανοποιητική πρόβλεψη της μεταβολής αυτής σε σχέση με παλιότερες τιμές και συγκεκριμένα σε σχέση με την πιο παλιά τιμή, η οποία επηρεάζει την τελευταία διαθέσιμη τιμή του κινητού μέσου. Για παράδειγμα, στην περίπτωση του κινητού μέσου  $m_i^4$ , η σύγκρισή του με την προβλεπόμενη τιμή  $\hat{m}_{i+1}^4$  μπορεί να δώσει μια αρκετά καλή εκτίμηση για τη διαφορά  $c_{i+1} - c_{i-3}$ , όπως φαίνεται και στο Σχήμα 10.1.



**Σχήμα 10.1:** Ερμηνεία της προβλεπόμενης τιμής κινητού μέσου.

Έτσι λοιπόν, λαμβάνοντας υπόψη το γεγονός ότι η μέθοδος παράγει αρκετά ικανοποιητικές προβλέψεις για διάφορους κινητούς μέσους (δηλαδή για διάφορες τιμές του  $n$ ) και χρονικές κλίμακες, σε μια χρονική στιγμή  $i$ , θα μπορούσε να προκύψει ένας μεγάλος αριθμός περιορισμών για την επόμενη τιμή  $c_{i+1}$ , της μορφής  $c_{i+1} > c_{i-j}$ ,  $c_{i+1} < c_{i-k}$  με  $j, k \neq 0$ , με πιθανή συνέπεια την μείωση του ρίσκου υπέρβασης του περιθωρίου ασφάλισης (margin call), λόγω των υψηλών τιμών μόχλευσης (leverage).



Επίσης, η δυνατότητα προβλέψεων για ένα μεγάλο αριθμό κινητών μέσων και χρονικών κλιμάκων θα μπορούσε να αξιοποιηθεί για την παραγωγή σημάτων αγοράς/πώλησης (buy/sell signals), μέσω δημιουργίας και συνδυασμού κανόνων if-then-else, κάτι που ήδη εξετάζεται από τον τομέα της τεχνικής ανάλυσης (technical analysis) [50].

### **10.1.1. Η κριτική του μαύρου κουτιού**

Ως γενικότερη παρατήρηση, θεωρούμε απαραίτητο να αναφερθεί η κριτική που ασκείται από πολλούς οικονομολόγους τόσο για τα μοντέλα που αναπτύσσονται από την χρήση νευρωνικών δικτύων, όσο και για τα διάφορα γραμμικά μοντέλα.

Η κριτική αυτή προκύπτει από το γεγονός ότι τα μοντέλα αυτά παρουσιάζονται ως μαύρα κουτιά (black boxes) και περιλαμβάνουν ένα πλήθος ελεύθερων παραμέτρων (free parameters) οι οποίες δεν προκύπτουν και δεν μπορούν να περιορισθούν ή να δικαιολογηθούν από την μακροοικονομική θεωρία. [51]

Τέλος, επισημαίνεται η παρατήρηση που αναφέρθηκε στην παράγραφο 5.3 του Πρώτου Μέρους, σύμφωνα με την οποία τα μοντέλα που προκύπτουν από τη χρήση νευρωνικών δικτύων είναι συχνά ασυνεπή και δεν μπορούν να επαναληφθούν χρησιμοποιώντας άλλα δεδομένα εισόδου, ακόμα και στην περίπτωση που μιλάμε για την ίδια ισοτιμία αλλά σε άλλο χρονικό διάστημα ή κλίμακα. Η παρατήρηση αυτή επισημαίνεται και από τον Wolkenhauer, ο οποίος αναφέρει χαρακτηριστικά “Ένα μοντέλο, εάν μπορεί να εφαρμοστεί για την περιγραφή ενός μεγάλου συνόλου διαδικασιών, δεν είναι αρκετά ακριβές (precise) για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα, και αν αντίθετα είναι ακριβές για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα, τότε δεν μπορεί να είναι γενικής εφαρμογής” [52].

### **10.2. Επέκταση του WEKA**

Η περιγραφή του τρόπου επέκτασης του WEKA, που παρουσιάστηκε στο Δεύτερο Μέρος, μπορεί να αποτελέσει τη βάση για την περαιτέρω επέκτασή του με την υλοποίηση επιπλέον αλγορίθμων μηχανικής μάθησης ή τη βελτιστοποίηση και επέκταση των ήδη υλοποιημένων αλγορίθμων.

Τέλος ενδιαφέρον παρουσιάζει το πακέτο επέκτασης “Time Series Analysis and Forecasting” του WEKA [32], που κυκλοφόρησε πρόσφατα η πρώτη του έκδοση και





το οποίο επιδέχεται αρκετές βελτιώσεις στην ευχρηστία της γραφικής διεπαφής χρήστη (GUI), αλλά και πολύ περισσότερο στην ικανότητά του να χρησιμοποιεί σωστά αλγόριθμους ταξινομητών που περιλαμβάνουν κάποια εσωτερική κατάσταση, όπως για παράδειγμα το δίκτυο Elman που υλοποιήθηκε στην παρούσα πτυχιακή εργασία.

### **10.3. Εμπορικές εφαρμογές**

Κλείνοντας, ένα γενικότερο συμπέρασμα που προκύπτει, αφορά τη γενική μεθοδολογία και τον τρόπο έρευνας που αναπτύχθηκε στην παρούσα εργασία, που μπορεί να γενικευθεί και για την μελέτη και ανάλυση πλήθους χρονοσειρών, οι οποίες δεν σχετίζονται κατ' ανάγκη με οικονομικά δεδομένα.

Αν λάβουμε υπόψη ότι τα περισσότερα εμπορικά πακέτα λογισμικού Business Intelligence (BI) της ελληνικής αγοράς δεν περιλαμβάνουν εφαρμογές ανάλυσης χρονοσειρών, η παρούσα εργασία θα μπορούσε να αποτελέσει μια βάση για την μελέτη και ανάπτυξη καινοτόμων εμπορικών εφαρμογών ανάλυσης χρονοσειρών, με το WEKA να αποτελεί ένα αρκετά ελκυστικό περιβάλλον υλοποίησης αλγορίθμων. Η άποψη αυτή υποστηρίζεται και από το γεγονός ότι η ενσωμάτωση και εκτέλεση του WEKA σε εξυπηρετητές εφαρμογών java (Java Application Servers) μπορεί να πραγματοποιηθεί σχετικά εύκολα μιας και ήδη οι αλγόριθμοι ακολουθούν το πρότυπο υλοποίησης των Java Beans.

Τέτοιες εφαρμογές μπορεί να είναι η πρόβλεψη του όγκου πωλήσεων ενός προϊόντος, που συνεπάγεται βελτιστοποίηση της παραγωγής (στην περίπτωση βιομηχανιών) και γενικότερα ελάττωση του κόστους πωλήσεων ως αποτέλεσμα του καλύτερου ελέγχου και διαχείρισης αποθεμάτων (stock) και επιστροφών κλπ. Πιο σύνθετες εφαρμογές μπορούν να προκύψουν από συσχετίσεις χρονοσειρών όπως για παράδειγμα όγκου πωλήσεων και διαφημιστικών εξόδων και εξαγωγή συμπερασμάτων για το αν και πως αυτές αλληλοεξαρτώνται, κλπ.



## Βιβλιογραφία

[1] "FOREX- Online Manual for Successful Trading"

Διαθέσιμο στη διεύθυνση <http://www.webtrading.com/downloads/forexmanual.pdf>  
(τελευταία επίσκεψη: 18/093/2011).

[2] Ν. Παυλίδης, "Υπολογιστική Νοημοσύνη στην Οικονομία και τη Θεωρία Παιγνίων", *Διδακτορική Διατριβή*, Πανεπιστήμιο Πατρών, Τμήμα Μαθηματικών, 2008.

[3] L. Yu, S. Wang, W. Huang, K. K. Lai, "Are foreign exchange rates predictable? A Survey from Artificial Neural Networks Perspective", *Scientific Inquiry*, vol. 8, no. 2, 2007, pp. 207-228.

[4] S. Haykin, "Neural Networks and Learning Machines", 3rd Edition, Pearson Education, 2009.

[5] Α. Λύκας, "Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα - Εφαρμογές", *Τεχνητή Νοημοσύνη Εφαρμογές*, Τόμος Β, Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο, 2008.

[6] D. Rumelhart, G. Hinton, R. Williams. "Learning Internal Representations by Error Propagation", *Parallel Distributed Processing*, MIT Press, 1986, pp.918-362.

[7] I. H. Witten, E. Frank, "Data Mining – Practical Machine Learning Tools and Techniques", 2nd Edition, Elsevier, 2005.

[8] T. Kohonen, "Self-Organization and Associative memory", 3rd Edition, Springer 1989.

[9] T. Kohonen, "Learning Vector Quantization", *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, 2nd Edition, MIT Press, 2003, pp. 631-634.

[10] K. Doya, "Recurrent Networks: Learning Algorithms", *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, 2nd Edition, MIT Press, 2003. pp. 955-960.

[11] J. Elman, "Finding structure in time", *Cognitive Science*, 1990, vol. 14, pp. 179-211.

[12] Σ. Λυκοθανάσης, "Γενετικοί Αλγόριθμοι και Εφαρμογές", *Τεχνητή Νοημοσύνη Εφαρμογές*, Τόμος Γ, Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο, 2001



- [13] D. E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning", 29th printing, Addison-Wesley Longman Inc., 2009.
- [14] A. K. Palit, D. Popovic, "Evolving Neural and Fuzzy Systems", *Computational Intelligence in Time Series Forecasting – Advances in Industrial Control*, 1st Edition, Springer, 2005, pp. 305-319.
- [15] G. Dorffner, "Neural Networks for Time Series Processing", *Neural Network World*, vol. 4, 1996, pp. 447-468.
- [16] R. d. A. Araujo, A. L. I. de Oliveira, S. C. B. Soares, "A Quantum-Inspired Hybrid Methodology for Financial Time Series Prediction", International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 2010, pp. 1-8.
- [17] R. Meese, K. Rogoff, "Empirical exchange rate models of the seventies: do they fit out of sample?", *Journal of International Economics*, 1983, volume 14, pp. 3-24.
- [18] R. Sitte, J. Sitte, "Neural Networks Approach to the Random Walk Dilemma of Financial Time Series", *Applied Intelligence*, Kluwer Academic Publishers, 2002, Volume 16, pp. 163-171.
- [19] R. Sitte, J. Sitte, "Analysis of the Predictive Ability of Time Delay Neural Networks Applied to the S&P 500 Time Series", *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, 2000, vol. 30, no. 4, pp. 568-572.
- [20] J. Kamruzzaman, R.A. Sarker, "Forecasting of Currency Exchange Rates using ANN: A Case Study", *Proceedings of the 2003 International Conference on Neural Networks and Signal Processing*, 2003, Vol. 1, pp.793-707.
- [21] J. Yao, C. L. Tan, "A case study on using neural networks to perform technical forecasting of forex", *Neurocomputing*, 2000, vol. 34, pp.79-98
- [22] L. Yu, K. K. Lai, S. Wang, "Multistage RBF neural network ensemble learning for exchange rates forecasting", *Neurocomputing*, 2008, vol. 71, pp.3295–3302.
- [23] V. Kondratenko, Y. Kuperin, "Using Recurrent Neural Networks to Forecasting of Forex", St. Petersburg State University, 2003.



[24] C.L. Giles, S. Lawrence, A. C. Tsoi, "Noisy Time Series Prediction using a Recurrent Neural Network and Grammatical Inference", *Machine Learning*, 2001, volume 44, pp. 161–183.

[25] N.G. Pavlidis, D.K. Tasoulis, V.P. Plagianakos, C. Siriopoulos, M.N. Vrahatis, "Computational Intelligence Methods for Financial Forecasting", *Lecture Series on Computer and Computational Sciences*, 2005, Volume 1, pp. 1-4.

[26] A. K. Nag, A. Mitra, "Forecasting Daily Foreign Exchange Rates Using Genetically Optimized Neural Networks", *Journal of Forecasting*, 2002, volume 21, pp. 501–511.

[27] J. T. Davis, A. Episcopos, S. Wettimuny, "Predicting Direction Shifts on Canadian–US Exchange Rates with Artificial Neural Networks", *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 2001, volume 10, pp. 83-96.

[28] M. Hall, E. Frank, G. Holmes, B. Pfahringer, P. Reutemann, I. H. "Witten, The WEKA Data Mining Software: An Update", *SIGKDD Explorations*, 2009, Volume 11, Issue 1, pp.10-18.

[29] Α. Ταμβάκη, "Μέθοδοι Υπολογιστικής Νοημοσύνης για την εκτίμηση θαλάσσιων περιβαλλοντικών δεδομένων", *Πτυχιακή Εργασία*, Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο, 2009. (HOU-CS-UGP-2009-11)

[30] R. R. Bouckaert, E. Frank, M. Hall, R. Kirkby, P. Reutemann, A. Seewald, D. Scuse, "WEKA Manual for Version 3-7-3", *The University of Waikato*, 2010.

[31] "Adding tabs in the Explorer" *WekaWiki*

Διαθέσιμο στη διεύθυνση

<http://weka.wikispaces.com/Adding+tabs+in+the+Explorer> (τελευταία επίσκεψη: 21/03/2011).

[32] "Time Series Analysis and Forecasting with Weka", *Pentaho Community*

Διαθέσιμο στη διεύθυνση

<http://wiki.pentaho.com/display/DATAMINING/Time+Series+Analysis+and+Forecasting+with+Weka> (τελευταία επίσκεψη: 21/03/2011).



[33] "Wekalist – Weka machine learning workbench list"

Διαθέσιμο στη διεύθυνση <https://list.sems.waikato.ac.nz/mailman/listinfo/wekalist> (τελευταία επίσκεψη: 22/03/2011).

[34] "Pages", *Weka wiki*

Διαθέσιμο στη διεύθυνση <http://weka.wikispaces.com/space/pagelist> (τελευταία επίσκεψη: 22/03/2011).

[35] "Use WEKA in your Java code", *Weka wiki*

Διαθέσιμο στη διεύθυνση <http://weka.wikispaces.com/Use+WEKA+in+your+Java+code> (τελευταία επίσκεψη: 22/03/2011).

[36] "Weka Javadoc"

Διαθέσιμο στη διεύθυνση <http://weka.sourceforge.net/doc.dev/> (τελευταία επίσκεψη: 22/03/2011).

[37] K. Beck, E. Gamma, "JUnit Cookbook"

Διαθέσιμο στη διεύθυνση <http://junit.sourceforge.net/doc/cookbook/cookbook.htm> (τελευταία επίσκεψη: 22/03/2011).

[38] B. Collins-Sussman, B. W. Fitzpatrick, C. M. Pilato, "Version Control with Subversion", 2008.

Διαθέσιμο στη διεύθυνση <http://svnbook.red-bean.com/en/1.5/svn-book.pdf> (τελευταία επίσκεψη: 23/03/2011).

[39] "Subversion repository", *Weka wiki*

Διαθέσιμο στη διεύθυνση <http://weka.wikispaces.com/Subversion> (τελευταία επίσκεψη: 22/03/2011).

[40] "Apache Ant 1.8.2 Manual"

Διαθέσιμο στη διεύθυνση <http://ant.apache.org/manual/index.html> (τελευταία επίσκεψη: 22/03/2011).

[41] "Netbeans 6.0", *Weka wiki*



Διαθέσιμο στη διεύθυνση <http://weka.wikispaces.com/Netbeans+6.0+%28weka-src.jar%29> (τελευταία επίσκεψη: 23/03/2011).

[42] "Eclipse 3.4.x", *Weka wiki*

Διαθέσιμο στη διεύθυνση <http://weka.wikispaces.com/Eclipse+3.4.x+%28weka-src.jar%29> (τελευταία επίσκεψη: 23/03/2011).

[43] "JavaBeans Component Design Conventions", *The J2EE Tutorial*, Sun Developer Network, 2002.

Διαθέσιμο στη διεύθυνση [http://java.sun.com/j2ee/tutorial/1\\_3-fcs/doc/JSPBeans2.html](http://java.sun.com/j2ee/tutorial/1_3-fcs/doc/JSPBeans2.html) (τελευταία επίσκεψη: 22/03/2011).

[44] "How are packages structured for the package management system?", *Weka wiki*

Διαθέσιμο στη διεύθυνση <http://weka.wikispaces.com/How+are+packages+structured+for+the+package+management+system%3F> (τελευταία επίσκεψη: 22/03/2011).

[45] S. le Cessie, J.C. van Houwelingen, "Ridge Estimators in Logistic Regression", *Applied Statistics*, 1992, vol. 41, pp.191-201.

[46] "Hibernate Tutorial", *Hibernate Community Documentation*

Διαθέσιμο στη διεύθυνση <http://docs.jboss.org/hibernate/core/3.3/reference/en/html/tutorial.html> (τελευταία επίσκεψη: 25/03/2011).

[47] "hibernate", *NetBeans wiki*

Διαθέσιμο στη διεύθυνση <http://wiki.netbeans.org/Hibernate> (τελευταία επίσκεψη: 25/03/2011).

[48] "Hibernate Tools – Reference Guide", *Hibernate Community Documentation*

Διαθέσιμο στη διεύθυνση [http://docs.jboss.org/tools/2.1.0.Beta1/hibernatetools/html\\_single/](http://docs.jboss.org/tools/2.1.0.Beta1/hibernatetools/html_single/) (τελευταία επίσκεψη: 25/03/2011).



[49] M. D' Andrea, "JFreeChart Tutorial"

Διαθέσιμο στη διεύθυνση

[http://www.if.pw.edu.pl/~ertman/pojava/?download=jfreechart\\_tutorial.pdf](http://www.if.pw.edu.pl/~ertman/pojava/?download=jfreechart_tutorial.pdf)

(τελευταία επίσκεψη: 25/03/2011).

[50] "Moving Average (MA) - forex technical indicator"

Διαθέσιμο στη διεύθυνση <http://www.forexrealm.com/technical-analysis/technical-indicators/moving-average.html> (τελευταία επίσκεψη: 30/03/2011).

[51] P.D. McNelis, "Neural Networks in Finance: Gaining Predictive Edge in the Market", Elsevier Academic Press, 2005.

[52] O. Wolkenhauer, "Data Engineering: Fuzzy Mathematics in Systems Theory & Data Analysis", 1st Edition, Wiley-Interscience, 2001.



## Παράρτημα Α. Ο αλγόριθμος k-means

από το βιβλίο του Α. Λύκα [5]

Έστω ένα σύνολο δεδομένων  $X = \{\mathbf{x}^n\}$ , που περιλαμβάνει τα διανύσματα εισόδου  $\mathbf{x}^n$ . Σκοπός μας είναι η συσταδοποίηση των δεδομένων του συνόλου  $X$  σε  $M$  συστάδες, έτσι ώστε δεδομένα στην ίδια συστάδα να είναι «κοντά» μεταξύ τους και «μακριά» από τα δεδομένα άλλων συστάδων.

Ο αλγόριθμος k-means αποτελεί τον πιο απλό και διαδεδομένο αλγόριθμο συσταδοποίησης. Είναι κατάλληλος για την εύρεση συστάδων σε μορφή «νεφών» και χρησιμοποιεί ως αντιπρόσωπο για κάθε συστάδα  $j$  ένα διάνυσμα  $\mathbf{w}_j = (w_{j1}, \dots, w_{jd})^T$  που περιέχει τις συντεταγμένες του κέντρου (μέσου όρου) των σημείων που ανήκουν στην συστάδα. Η μέθοδος αυτή προϋποθέτει ότι ο αριθμός  $M$  των συστάδων είναι σταθερός και καθορισμένος εξ αρχής.

Στην περιγραφή που ακολουθεί, με  $O_j$  συμβολίζουμε το σύνολο των δεδομένων της συστάδας  $j$  ( $j=1, \dots, M$ ) και με  $w_j$  το κέντρο της συστάδας  $j$ . Ο αλγόριθμος k-means λειτουργεί ως εξής:

### Αλγόριθμος k-means

- a. Αρχικοποίηση του μετρητή επαναλήψεων  $l=0$  και των  $M$  κέντρων  $\mathbf{w}_j(0), j = 1, \dots, M$ .
- b. Σε κάθε επανάληψη  $l$ 
  - i. Για όλα τα δεδομένα εκπαίδευσης  $\mathbf{x}^n, n = 1, \dots, N$ 
    1. Υπολογισμός της ευκλείδειας απόστασης  $d(\mathbf{x}^n, \mathbf{w}_j)$  του  $\mathbf{x}^n$  από όλα τα κέντρα  $\mathbf{w}_j, j = 1, \dots, M$ .
    2. Τοποθέτηση του  $\mathbf{x}^n$  στο σύνολο  $O_j$  με τη μικρότερη απόσταση από το κέντρο  $\mathbf{w}_j$  της αντίστοιχης συστάδας, για την οποία ισχύει

$$d(\mathbf{x}^n, \mathbf{w}_j) = \min_m d(\mathbf{x}^n, \mathbf{w}_m) \quad (1)$$





- ii. Για κάθε συστάδα  $j$  υπολογίζουμε το νέο κέντρο της  $w_{j(l+1)}$  ως το μέσο όρο των στοιχείων του συνόλου  $O_j$ :

$$w_{ji}(l+1) = \frac{1}{N_j} \sum_{x^m \in O_j} x_{mi}, i = 1, \dots, d \quad (2)$$

όπου  $N_j$  είναι ο αριθμός των δεδομένων στο σύνολο  $O_j$ .

- iii. Έλεγχος τερματισμού: Τα διανύσματα  $w_j$  έχουν μεταβληθεί μεταξύ δύο επαναλήψεων; Εάν ναι, τότε  $l=l+1$  και μετάβαση στο βήμα b, αλλιώς τερματισμός.

Ο αλγόριθμος k-means είναι πολύ διαδεδομένος, κυρίως λόγω της απλότητας και της ευκολίας υλοποίησής του. Το βασικό του μειονέκτημα είναι ότι εξαρτάται σημαντικά από τις αρχικές θέσεις των κέντρων  $w_j(0)$ . Για το λόγο αυτό καλό είναι να εκτελείται αρκετές φορές από τυχαίες αρχικές θέσεις των κέντρων και να κρατάμε εκείνη από τις τελικές λύσεις  $(w_1, \dots, w_M)$  που αντιστοιχεί στις πιο «συμπαγείς» συστάδες, δηλαδή στις συστάδες με την ελάχιστη διασπορά:

$$S(w_1, \dots, w_M) = \sum_{j=1}^M \sum_{x^n \in O_j} \|x^n - w_j\|^2 \quad (3)$$

όπου διασπορά μιας συστάδας  $j$  ονομάζουμε τη μέση ευκλείδεια απόσταση των παραδειγμάτων της  $x^n \in O_j$  από το κέντρο  $w_j$  της συστάδας.



## Παράρτημα Β. Παλινδρόμηση

από την πτυχιακή εργασία της Α. Ταμβάκη [29]

Στην στατιστική, ο όρος «ανάλυση παλινδρόμησης» περιλαμβάνει όλες τις μεθόδους ανάλυσης και μοντελοποίησης αριθμητικών δεδομένων προκειμένου να υπολογιστούν οι τιμές μιας εξαρτημένης μεταβλητής. Η εξαρτημένη μεταβλητή της εξίσωσης παλινδρόμησης μοντελοποιείται σαν συνάρτηση των ανεξάρτητων μεταβλητών με αντίστοιχες σταθερές και ενός όρου σφάλματος. Το τελευταίο μπορεί να παρουσιαστεί ως εξής:

$$y_i = f(x_1, x_2, \dots, x_n) + e_i \quad (1)$$

Όπου:

$y_i$  οι τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής

$x_j$  οι τιμές των ανεξάρτητων μεταβλητών και

$e_i$  οι όροι σφάλματος που λαμβάνονται ως τυχαίες μεταβλητές και αναπαριστούν ανεξήγητες διακυμάνσεις της εξαρτημένης μεταβλητής.

Οι παράμετροι/συντελεστές των εξαρτημένων μεταβλητών καθώς και ο βαθμός τους, εξαρτώνται από το μοντέλο που χρησιμοποιείται και αποσκοπεί στην καλύτερη προσαρμογή των δεδομένων. Τα περισσότερα μοντέλα χρησιμοποιούν τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων προκειμένου να επιτύχουν καλύτερη προσαρμογή όμως υπάρχουν και τεχνικές που κάνουν χρήση διαφορετικών κριτηρίων.

Η επιλογή της κατάλληλης συνάρτησης προκύπτει με την παρατήρηση της γραφικής απεικόνισης των ζευγών  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$  στο διδιάστατο ή τρισδιάστατο επίπεδο. Μια τέτοια απεικόνιση ονομάζεται διάγραμμα διασποράς (Scatter-Plot).

### Πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση

Η πιο απλή περίπτωση πολλαπλής παλινδρόμησης είναι αυτή της γραμμικής παλινδρόμησης. Η υπόθεση που λαμβάνεται σε αυτή την διαδικασία είναι ότι η εξαρτημένη μεταβλητή μπορεί να γραφεί σαν γραμμικός συνδυασμός των εξαρτημένων μεταβλητών  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , δηλαδή:

$$y_i = a_0 + a(x_1, x_2, \dots, x_n) + e_i \quad (2)$$

Όπου:



$y_i$  οι τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής

$\alpha_0$  η τιμή της σταθεράς τετμημένης επί την αρχή

$\alpha_j$  οι τιμές των συντελεστών των ανεξάρτητων μεταβλητών

$x_j$  οι τιμές των ανεξάρτητων μεταβλητών και

$e_i$  οι όροι σφάλματος που λαμβάνονται σαν τυχαίες μεταβλητές με μέση τιμή πληθυσμού να ισούται με μηδέν  $\mu_e = 0$ .

Μία απαραίτητη προϋπόθεση η οποία είναι απαραίτητη γενικά σε όλα τα μοντέλα με περισσότερες εκ της μίας ανεξάρτητων μεταβλητών είναι η έλλειψη συγγραμμικότητας. Η συγγραμμικότητα είναι ένα σοβαρό πρόβλημα στην εφαρμογή της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης. Όταν μία ανεξάρτητη μεταβλητή συσχετίζεται με μία άλλη ανεξάρτητη μεταβλητή, δηλαδή μέσω της μίας μπορούμε να εκτιμήσουμε τις τιμές της άλλης, τότε μιλάμε για πρόβλημα συγγραμμικότητας. Επομένως η ύπαρξη και των δύο μεταβλητών στο μοντέλο δεν είναι δυνατή.

Έστω για παράδειγμα, ότι σε κάποιο πρόβλημα παρουσιάζονται δύο ανεξάρτητες μεταβλητές, το βάρος και το ύψος και αυτό που μας ενδιαφέρει είναι η επίδραση πάνω σε μία άλλη εξαρτημένη μεταβλητή. Αν υπάρχει σχέση μεταξύ βάρους και ύψους σε κάποιο οργανισμό δεν θα χρειαστεί να συμπεριληφθούν και οι δύο μεταβλητές, αφού η γνώση της μίας είναι αρκετή (μέσω της μίας μπορούμε να εκτιμήσουμε τις τιμές της άλλης).

Η τοποθέτηση επιπλέον συγγραμμικών μεταβλητών στο μοντέλο μπορεί φαινομενικά να μην δημιουργεί πρόβλημα αλλά ουσιαστικά οδηγεί στο πρόβλημα της υπερπροσαρμογής του μοντέλου\*. Με το να παραμείνουν και οι δύο μεταβλητές στο μοντέλο, φαινομενικά μεν το βελτιώνουμε, αλλά ουσιαστικά το χειροτερεύουμε. Οπότε ή αφαιρούμε μία εκ των δύο ή χρησιμοποιούμε άλλες τεχνικές, π.χ. κεντροποίηση των τιμών των μεταβλητών, πριν την πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση.

---

\* Δ. Καρλής: 'Πολυμεταβλητή στατιστική ανάλυση', (Σταμούλη Α.Ε., 2005)



## Λογιστική Παλινδρόμηση (Logistic Regression)

Η λογιστική παλινδρόμηση είναι ένα στατιστικό μοντέλο που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της πιθανότητας εμφάνισης ενός γεγονότος, κάνοντας χρήση της προσαρμογής των δεδομένων σε μια λογιστική καμπύλη. Πρόκειται για ένα γενικευμένο γραμμικό μοντέλο που βασίζεται σε διωνυμική παλινδρόμηση.

Σημαντικό πλεονέκτημα της λογιστικής παλινδρόμησης είναι ότι μπορεί να εφαρμοστεί σε πληθώρα ανεξάρτητων μεταβλητών, ποιοτικών ή ποσοτικών. Αυτό την κάνει ιδιαίτερα εύχρηστη και εφαρμόσιμη στις βιολογικές και κοινωνικές επιστήμες αλλά και σε εφαρμογές που σχετίζονται με παραγωγή και κατανάλωση προϊόντων.

Σε αντίθεση με τη γραμμική παλινδρόμηση που προσαρμόζει μια ευθεία στα δεδομένα, η λογιστική παλινδρόμηση προσαρμόζει μια συνάρτηση στα δεδομένα. Η συνάρτηση που χρησιμοποιείται είναι η ακόλουθη:

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (3)$$

Η συνάρτηση έχει πεδίο ορισμού το σύνολο των πραγματικών αριθμών και σύνολο τιμών το διάστημα από 0 έως 1. Η μεταβλητή  $z$  αναπαριστά την έκθεση σε ένα σύνολο απροσδιόριστων παραμέτρων και η  $f(z)$  αναπαριστά την πιθανότητα μιας συγκεκριμένης εξόδου δεδομένου του συνόλου<sup>†</sup>. Η μεταβλητή  $z$  είναι ένα μέτρο της συνολικής συνεισφοράς του συνόλου των παραμέτρων που χρησιμοποιούνται από το μοντέλο και ονομάζεται logit. Συνηθέστερα η μεταβλητή  $z$  προσδιορίζεται με βάση τη σχέση:

$$z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n \quad (4)$$

Όπου ο συντελεστής  $\beta_0$  (intercept) αντιστοιχεί στην τιμή της  $z$  όταν οι τιμές των  $x$  μηδενίζονται και  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$  είναι οι συντελεστές των μεταβλητών που φανερώνουν το μέγεθος της αντίστοιχης συνεισφοράς των  $x_1, x_2, \dots, x_n$ .

---

<sup>†</sup> N. Balakrishnan: 'Handbook of the Logistic Distribution', (Marcel Dekker Inc., 1991)



## Παράρτημα Γ. Αποτελέσματα μεθόδου

### Γ1. Παράμετροι ΤΝΔ και σφάλματα προβλέψεων των διαφορών

Χρονική κλίμακα: 1 week

Διάστημα: 11/08/2003 – 04/02/2011, Πλήθος δεδομένων: 390

Currency	EUR/CHF											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.1316			0.8845			0.4883			0.6198		
Hidden Nodes	4			6			10			8		
Momentum	0.9436			0.6109			0.0363			0.8886		
Training Time	1336			178			1569			1923		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0001	0.0001
NMSE	0.5024	0.6104	0.5329	0.5367	0.5373	0.4651	0.5620	0.6881	0.5558	0.6028	0.5604	0.7755
RMSE	0.0015	0.0029	0.0041	0.0019	0.0036	0.0051	0.0025	0.0049	0.0068	0.0037	0.0072	0.0102
R2	0.7819	0.7837	0.8081	0.7212	0.7429	0.7730	0.6373	0.6241	0.6950	0.4543	0.4564	0.5370
MAE	0.0011	0.0020	0.0035	0.0014	0.0025	0.0042	0.0019	0.0034	0.0058	0.0028	0.0049	0.0085
POCID	61.57	68.10	83.78	66.09	63.79	72.97	64.94	56.03	64.86	64.22	57.76	64.86

Currency	EUR/GBP											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.2861			0.4468			0.5896			0.523		
Hidden Nodes	4			4			9			3		
Momentum	0.9394			0.599			0.8443			0.5796		
Training Time	1435			1689			1999			393		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0001	0.0000
NMSE	0.4460	0.5663	0.7516	0.4493	0.4941	0.5565	0.5304	0.4129	0.5147	0.4834	0.6453	0.6708
RMSE	0.0011	0.0030	0.0024	0.0014	0.0036	0.0028	0.0018	0.0046	0.0036	0.0027	0.0074	0.0059
R2	0.7605	0.7724	0.7859	0.7302	0.7513	0.7586	0.6367	0.6998	0.6892	0.4865	0.5058	0.4582
MAE	0.0009	0.0022	0.0020	0.0011	0.0026	0.0023	0.0014	0.0034	0.0029	0.0021	0.0052	0.0046
POCID	68.12	66.38	67.57	66.96	76.72	78.38	64.07	72.41	75.68	66.38	68.97	59.46

Currency	EUR/JPY											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.8305			0.8893			0.5089			0.3971		
Hidden Nodes	7			8			8			7		
Momentum	0.6708			0.8481			0.0525			0.2926		
Training Time	554			1383			1724			37		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.1081	0.4200	0.1709	0.1649	0.6896	0.2374	0.3007	1.2034	0.4649	0.6716	2.7066	0.9369
NMSE	0.5070	0.5114	0.3030	0.5229	0.7456	0.4889	0.5711	0.7425	0.8075	0.5754	0.7116	0.5343
RMSE	0.3288	0.6481	0.4134	0.4061	0.8304	0.4872	0.5484	1.0970	0.6818	0.8195	1.6452	0.9680
R2	0.7548	0.8134	0.8159	0.7109	0.7393	0.7906	0.6140	0.6455	0.6620	0.4439	0.4659	0.3893
MAE	0.2612	0.5060	0.3237	0.3236	0.5830	0.3784	0.4351	0.8196	0.5056	0.6609	1.1910	0.7495
POCID	65.07	69.83	78.38	64.78	64.66	72.97	61.47	71.55	62.16	65.52	67.24	72.97

Currency	EUR/USD											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.2955			0.6283			0.6345			0.9424		
Hidden Nodes	9			7			7			9		
Momentum	0.797			0.7896			0.7504			0.6938		
Training Time	228			322			1498			395		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0001	0.0000	0.0001	0.0002	0.0001
NMSE	0.5040	0.5002	0.5041	0.5635	0.5446	0.5175	0.5716	0.6705	0.6874	0.4525	0.5438	0.6051
RMSE	0.0029	0.0053	0.0042	0.0036	0.0067	0.0051	0.0048	0.0088	0.0065	0.0072	0.0134	0.0104
R2	0.7845	0.8182	0.8900	0.7306	0.7761	0.8519	0.6366	0.6962	0.7834	0.4985	0.5024	0.5305
MAE	0.0023	0.0040	0.0033	0.0029	0.0049	0.0040	0.0038	0.0065	0.0051	0.0057	0.0100	0.0078
POCID	64.63	58.62	83.78	62.17	61.21	86.49	61.90	66.38	75.68	61.64	57.76	78.38



Χρονική κλίμακα: 1 day

Διάστημα: 11/08/2003 – 04/02/2011, Πλήθος δεδομένων: 1954

Currency	EUR/CHF											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.9928			0.543			0.0694			0.165		
Hidden Nodes	9			7			7			7		
Momentum	0.6024			0.6402			0.248			0.8991		
Training Time	1937			678			1500			780		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5137	0.4436	0.4870	0.5394	0.4788	0.4005	0.5453	0.6601	0.6524	0.4909	0.4542	0.5024
RMSE	0.0007	0.0014	0.0018	0.0009	0.0018	0.0024	0.0012	0.0024	0.0031	0.0017	0.0037	0.0046
R2	0.7816	0.7818	0.7953	0.7260	0.7035	0.7291	0.6435	0.6092	0.6719	0.4874	0.4548	0.5171
MAE	0.0005	0.0009	0.0015	0.0007	0.0012	0.0019	0.0009	0.0015	0.0025	0.0013	0.0023	0.0038
POCID	66.50	67.35	67.53	66.10	66.32	70.10	65.44	68.89	70.62	67.44	67.52	65.46

Currency	EUR/GBP											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.343			0.6075			0.0821			0.8164		
Hidden Nodes	6			7			8			7		
Momentum	0.7082			0.6503			0.9136			0.4552		
Training Time	1335			438			1956			1620		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5287	0.5428	0.4198	0.5110	0.4828	0.4925	0.4395	0.4345	0.3979	0.4486	0.4337	0.4230
RMSE	0.0005	0.0013	0.0011	0.0006	0.0016	0.0013	0.0008	0.0021	0.0018	0.0012	0.0032	0.0026
R2	0.8013	0.8050	0.7755	0.7484	0.7628	0.7283	0.6865	0.6898	0.6517	0.5329	0.5361	0.5022
MAE	0.0004	0.0009	0.0009	0.0005	0.0012	0.0011	0.0006	0.0015	0.0014	0.0009	0.0023	0.0022
POCID	67.27	68.38	71.13	69.52	68.55	65.98	66.89	68.38	69.07	67.95	70.94	69.07

Currency	EUR/JPY											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.9987			0.4693			0.2478			0.4671		
Hidden Nodes	8			10			6			4		
Momentum	0.5748			0.4278			0.2053			0.8771		
Training Time	1199			193			345			582		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0294	0.0954	0.0414	0.0467	0.1571	0.0630	0.0831	0.2745	0.1092	0.1874	0.6241	0.2422
NMSE	0.5119	0.4914	0.4823	0.5136	0.5736	0.4523	0.5446	0.5255	0.4789	0.5844	0.5931	0.5206
RMSE	0.1715	0.3088	0.2036	0.2161	0.3964	0.2510	0.2883	0.5240	0.3304	0.4329	0.7900	0.4921
R2	0.7791	0.7789	0.7650	0.7220	0.7101	0.7173	0.6357	0.6278	0.6345	0.4499	0.4759	0.4477
MAE	0.1276	0.2203	0.1528	0.1613	0.2772	0.1905	0.2144	0.3678	0.2493	0.3266	0.5550	0.3710
POCID	69.75	68.03	63.92	67.64	64.62	66.49	66.64	66.50	67.01	67.86	68.03	69.07

Currency	EUR/USD											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.9786			0.8819			0.8487			0.4962		
Hidden Nodes	7			7			7			7		
Momentum	0.446			0.363			0.2631			0.6191		
Training Time	1220			1297			1732			1105		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5546	0.5018	0.5023	0.5235	0.5045	0.4707	0.5364	0.5103	0.5327	0.5283	0.5505	0.5728
RMSE	0.0014	0.0023	0.0021	0.0018	0.0028	0.0027	0.0023	0.0038	0.0035	0.0035	0.0056	0.0053
R2	0.7703	0.8097	0.7925	0.7195	0.7601	0.7466	0.6329	0.6791	0.6771	0.4688	0.5293	0.4828
MAE	0.0011	0.0017	0.0017	0.0013	0.0022	0.0021	0.0018	0.0029	0.0027	0.0027	0.0043	0.0041
POCID	65.21	67.35	65.46	66.44	67.52	71.13	66.47	66.32	72.16	67.18	65.30	65.46



Χρονική κλίμακα: 12 hours

Διάστημα: 01/01/2008 – 04/02/2011, Πλήθος δεδομένων: 1616

Currency	EUR/CHF											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.1285			0.1418			0.8181			0.3604		
Hidden Nodes	1			2			1			1		
Momentum	0.6954			0.729			0.5869			0.2149		
Training Time	1591			1062			1739			884		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5354	0.4896	0.5780	0.5302	0.5194	0.5610	0.5012	0.5112	0.4418	0.5510	0.6134	0.6340
RMSE	0.0012	0.0009	0.0011	0.0015	0.0011	0.0014	0.0019	0.0015	0.0019	0.0029	0.0023	0.0029
R2	0.7686	0.8274	0.8309	0.7133	0.7867	0.7744	0.6392	0.7110	0.6857	0.4682	0.5449	0.5556
MAE	0.0008	0.0006	0.0009	0.0010	0.0007	0.0011	0.0013	0.0010	0.0015	0.0019	0.0015	0.0022
POCID	67.32	69.01	68.75	66.42	67.56	66.25	68.12	70.66	73.13	68.15	68.60	68.75

Currency	EUR/GBP											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.9237			0.1611			0.3905			0.5951		
Hidden Nodes	8			8			9			2		
Momentum	0.8615			0.4655			0.6616			0.9844		
Training Time	1748			928			1199			743		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.4493	0.4427	0.4967	0.4705	0.4340	0.4519	0.5181	0.4878	0.5026	0.5525	0.5234	0.5073
RMSE	0.0009	0.0007	0.0007	0.0012	0.0009	0.0009	0.0016	0.0012	0.0012	0.0023	0.0018	0.0018
R2	0.8138	0.7997	0.8111	0.7728	0.7534	0.7516	0.6865	0.6758	0.6673	0.4975	0.5077	0.4963
MAE	0.0007	0.0006	0.0005	0.0008	0.0007	0.0007	0.0011	0.0009	0.0009	0.0017	0.0014	0.0014
POCID	67.22	65.08	69.38	65.80	64.67	62.50	63.77	64.26	64.38	64.01	68.18	71.88

Currency	EUR/JPY											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.6496			0.6729			0.4849			0.858		
Hidden Nodes	5			3			5			6		
Momentum	0.839			0.8124			0.7742			0.8314		
Training Time	1725			133			1997			280		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0548	0.0262	0.0122	0.0854	0.0407	0.0192	0.1518	0.0731	0.0345	0.3451	0.1616	0.0763
NMSE	0.4795	0.4906	0.4465	0.5271	0.4514	0.4453	0.5176	0.4965	0.4810	0.5142	0.4464	0.4800
RMSE	0.2341	0.1617	0.1106	0.2922	0.2017	0.1386	0.3896	0.2703	0.1858	0.5875	0.4020	0.2763
R2	0.7873	0.7743	0.8020	0.7351	0.7200	0.7558	0.6501	0.6411	0.6781	0.4846	0.4867	0.5361
MAE	0.1664	0.1173	0.0857	0.2062	0.1463	0.1080	0.2777	0.1946	0.1442	0.4151	0.2913	0.2145
POCID	66.60	66.94	68.75	67.77	68.39	70.00	66.15	66.53	65.63	67.43	64.67	71.88

Currency	EUR/USD											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.6674			0.2236			0.127			0.5208		
Hidden Nodes	9			2			10			3		
Momentum	0.0876			0.3108			0.8025			0.9684		
Training Time	1957			1633			1214			195		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.4809	0.4912	0.4718	0.5168	0.4825	0.5276	0.5049	0.4619	0.5133	0.5355	0.5662	0.5284
RMSE	0.0017	0.0013	0.0015	0.0021	0.0016	0.0018	0.0028	0.0021	0.0024	0.0042	0.0032	0.0036
R2	0.8081	0.8134	0.8222	0.7536	0.7660	0.7689	0.6736	0.6876	0.6749	0.5010	0.5288	0.5071
MAE	0.0012	0.0010	0.0012	0.0015	0.0012	0.0015	0.0020	0.0016	0.0020	0.0031	0.0025	0.0029
POCID	63.80	69.21	70.00	65.70	66.74	68.75	65.63	68.18	68.13	66.39	67.77	66.25



Χρονική κλίμακα: 8 hours

Διάστημα: 01/01/2009 – 04/02/2011, Πλήθος δεδομένων: 1639

Currency												
EUR/CHF												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.652			0.9838			0.9906			0.2851		
Hidden Nodes	8			5			5			2		
Momentum	0.8771			0.6538			0.7499			0.3482		
Training Time	1262			540			1807			1851		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.4924	0.5407	0.5307	0.5159	0.5543	0.5181	0.5601	0.5670	0.6029	0.6841	0.7500	0.7258
RMSE	0.0006	0.0009	0.0010	0.0008	0.0012	0.0012	0.0011	0.0016	0.0016	0.0017	0.0023	0.0024
R2	0.7866	0.8249	0.8237	0.7345	0.7779	0.7742	0.6334	0.6935	0.6980	0.4499	0.5208	0.5201
MAE	0.0004	0.0006	0.0007	0.0005	0.0008	0.0009	0.0007	0.0011	0.0012	0.0010	0.0016	0.0018
POCID	66.67	65.99	71.60	65.07	66.80	69.14	64.90	65.58	67.90	65.55	64.97	65.43

Currency												
EUR/GBP												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.6306			0.9127			0.4145			0.8633		
Hidden Nodes	5			8			8			1		
Momentum	0.6951			0.6237			0.6206			0.8238		
Training Time	243			1641			1043			1901		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5112	0.4710	0.4988	0.4851	0.5453	0.5783	0.5201	0.4883	0.4928	0.5592	0.5179	0.5889
RMSE	0.0008	0.0006	0.0005	0.0009	0.0008	0.0007	0.0013	0.0010	0.0009	0.0019	0.0015	0.0013
R2	0.8088	0.7922	0.8357	0.7653	0.7394	0.7763	0.6755	0.6385	0.7060	0.4873	0.4736	0.5374
MAE	0.0005	0.0004	0.0004	0.0007	0.0006	0.0005	0.0009	0.0007	0.0006	0.0013	0.0011	0.0010
POCID	69.94	68.23	66.05	69.05	66.60	62.96	65.71	64.77	67.28	66.56	66.80	69.75

Currency												
EUR/JPY												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.2994			0.1449			0.3119			0.6923		
Hidden Nodes	2			5			2			3		
Momentum	0.4312			0.9677			0.0262			0.4687		
Training Time	420			603			1907			1591		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0238	0.0177	0.0082	0.0371	0.0276	0.0127	0.0664	0.0493	0.0224	0.1488	0.1110	0.0504
NMSE	0.5333	0.5356	0.5125	0.4680	0.4813	0.4920	0.5129	0.4844	0.4889	0.5623	0.5966	0.5843
RMSE	0.1544	0.1331	0.0907	0.1926	0.1661	0.1129	0.2577	0.2220	0.1497	0.3858	0.3332	0.2244
R2	0.7824	0.7853	0.8108	0.7368	0.7407	0.7681	0.6527	0.6586	0.6880	0.4709	0.4980	0.5198
MAE	0.1133	0.0942	0.0661	0.1416	0.1183	0.0820	0.1880	0.1571	0.1090	0.2836	0.2359	0.1627
POCID	65.24	65.17	68.52	66.91	68.02	57.41	67.96	64.97	65.43	66.56	66.80	69.14

Currency												
EUR/USD												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.7771			0.1732			0.1298			0.7387		
Hidden Nodes	2			1			1			1		
Momentum	0.1526			0.3121			0.5221			0.4153		
Training Time	781			1482			1117			1797		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5206	0.5563	0.5448	0.5461	0.5349	0.6497	0.5350	0.5135	0.5055	0.5649	0.5743	0.5630
RMSE	0.0012	0.0011	0.0011	0.0016	0.0014	0.0014	0.0021	0.0019	0.0018	0.0031	0.0028	0.0028
R2	0.7857	0.8188	0.8327	0.7331	0.7695	0.7788	0.6521	0.6878	0.6843	0.4661	0.5286	0.5220
MAE	0.0009	0.0008	0.0008	0.0011	0.0010	0.0010	0.0015	0.0014	0.0013	0.0023	0.0021	0.0020
POCID	65.75	64.77	71.60	64.66	65.17	61.11	65.92	64.15	68.52	68.71	66.60	66.67





Χρονική κλίμακα: 6 hours

Διάστημα: 01/06/2009 – 04/02/2011, Πλήθος δεδομένων: 1756

Currency	EUR/CHF											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.7782			0.8541			0.2919			0.54		
Hidden Nodes	9			7			8			4		
Momentum	0.054			0.7644			0.2078			0.0298		
Training Time	1037			566			1265			1028		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5571	0.5030	0.4771	0.5889	0.6861	0.6104	0.6892	0.6576	0.7135	0.5937	0.7372	0.7576
RMSE	0.0005	0.0008	0.0008	0.0006	0.0011	0.0010	0.0008	0.0014	0.0013	0.0012	0.0021	0.0020
R2	0.7575	0.8242	0.8256	0.6993	0.7682	0.7752	0.6007	0.6778	0.6874	0.4453	0.5008	0.5124
MAE	0.0003	0.0006	0.0006	0.0003	0.0008	0.0007	0.0004	0.0010	0.0010	0.0007	0.0016	0.0014
POCID	64.60	66.16	64.37	63.39	65.97	65.52	62.86	65.59	67.82	65.84	66.54	67.24

Currency	EUR/GBP											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.1298			0.3317			0.3501			0.2139		
Hidden Nodes	7			7			5			4		
Momentum	0.455			0.6142			0.5687			0.0971		
Training Time	1433			1556			1917			1733		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.4835	0.4986	0.4832	0.5340	0.4920	0.5232	0.5797	0.5786	0.6125	0.5321	0.5331	0.5795
RMSE	0.0006	0.0005	0.0005	0.0007	0.0006	0.0006	0.0009	0.0008	0.0008	0.0014	0.0012	0.0012
R2	0.7955	0.7838	0.8198	0.7410	0.7296	0.7718	0.6430	0.6427	0.6858	0.4698	0.4801	0.5133
MAE	0.0004	0.0004	0.0003	0.0005	0.0004	0.0004	0.0006	0.0006	0.0005	0.0010	0.0009	0.0008
POCID	64.89	64.83	68.97	66.92	68.82	66.67	66.67	67.11	62.64	67.17	69.77	69.54

Currency	EUR/JPY											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.5641			0.7604			0.8005			0.1474		
Hidden Nodes	7			5			7			7		
Momentum	0.3341			0.5314			0.4536			0.052		
Training Time	1681			1702			1861			1557		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0147	0.0090	0.0056	0.0233	0.0139	0.0087	0.0423	0.0246	0.0158	0.0950	0.0560	0.0346
NMSE	0.4899	0.5037	0.5045	0.4782	0.5006	0.5387	0.5259	0.5716	0.5764	0.5267	0.4990	0.5487
RMSE	0.1213	0.0947	0.0748	0.1525	0.1178	0.0932	0.2056	0.1569	0.1256	0.3082	0.2367	0.1861
R2	0.7847	0.7905	0.7961	0.7369	0.7434	0.7519	0.6420	0.6509	0.6572	0.4866	0.4650	0.5140
MAE	0.0872	0.0707	0.0531	0.1100	0.0881	0.0662	0.1481	0.1174	0.0892	0.2210	0.1771	0.1327
POCID	67.08	66.73	62.64	68.26	68.06	64.37	66.00	65.02	74.71	65.37	65.78	64.37

Currency	EUR/USD											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.0979			0.0835			0.8968			0.4001		
Hidden Nodes	8			5			6			9		
Momentum	0.7951			0.1979			0.3619			0.1621		
Training Time	1418			505			1842			1972		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.4592	0.5347	0.5999	0.5406	0.5574	0.5200	0.5230	0.5337	0.4986	0.5025	0.5330	0.5933
RMSE	0.0009	0.0009	0.0009	0.0012	0.0012	0.0011	0.0015	0.0016	0.0015	0.0023	0.0024	0.0022
R2	0.7869	0.8094	0.8153	0.7386	0.7562	0.7703	0.6537	0.6711	0.6836	0.4890	0.5049	0.5498
MAE	0.0007	0.0007	0.0007	0.0009	0.0009	0.0008	0.0011	0.0012	0.0011	0.0017	0.0018	0.0016
POCID	66.79	64.26	71.26	66.35	66.16	63.79	67.52	66.92	71.26	64.32	65.78	67.24



Χρονική κλίμακα: 4 hours

Διάστημα: 01/01/2010 – 04/02/2011, Πλήθος δεδομένων: 1710

Currency												
EUR/CHF												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.7782			0.8541			0.2919			0.54		
Hidden Nodes	9			7			8			4		
Momentum	0.054			0.7644			0.2078			0.0298		
Training Time	1037			566			1265			1028		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5571	0.5030	0.4771	0.5889	0.6861	0.6104	0.6892	0.6576	0.7135	0.5937	0.7372	0.7576
RMSE	0.0005	0.0008	0.0008	0.0006	0.0011	0.0010	0.0008	0.0014	0.0013	0.0012	0.0021	0.0020
R2	0.7575	0.8242	0.8256	0.6993	0.7682	0.7752	0.6007	0.6778	0.6874	0.4453	0.5008	0.5124
MAE	0.0003	0.0006	0.0006	0.0003	0.0008	0.0007	0.0004	0.0010	0.0010	0.0007	0.0016	0.0014
POCID	64.60	66.16	64.37	63.39	65.97	65.52	62.86	65.59	67.82	65.84	66.54	67.24

Currency												
EUR/GBP												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.1298			0.3317			0.3501			0.2139		
Hidden Nodes	7			7			5			4		
Momentum	0.455			0.6142			0.5687			0.0971		
Training Time	1433			1556			1917			1733		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.4835	0.4986	0.4832	0.5340	0.4920	0.5232	0.5797	0.5786	0.6125	0.5321	0.5331	0.5795
RMSE	0.0006	0.0005	0.0005	0.0007	0.0006	0.0006	0.0009	0.0008	0.0008	0.0014	0.0012	0.0012
R2	0.7955	0.7838	0.8198	0.7410	0.7296	0.7718	0.6430	0.6427	0.6858	0.4698	0.4801	0.5133
MAE	0.0004	0.0004	0.0003	0.0005	0.0004	0.0004	0.0006	0.0006	0.0005	0.0010	0.0009	0.0008
POCID	64.89	64.83	68.97	66.92	68.82	66.67	66.67	67.11	62.64	67.17	69.77	69.54

Currency												
EUR/JPY												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.5641			0.7604			0.8005			0.1474		
Hidden Nodes	7			5			7			7		
Momentum	0.3341			0.5314			0.4536			0.052		
Training Time	1681			1702			1861			1557		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0147	0.0090	0.0056	0.0233	0.0139	0.0087	0.0423	0.0246	0.0158	0.0950	0.0560	0.0346
NMSE	0.4899	0.5037	0.5045	0.4782	0.5006	0.5387	0.5259	0.5716	0.5764	0.5267	0.4990	0.5487
RMSE	0.1213	0.0947	0.0748	0.1525	0.1178	0.0932	0.2056	0.1569	0.1256	0.3082	0.2367	0.1861
R2	0.7847	0.7905	0.7961	0.7369	0.7434	0.7519	0.6420	0.6509	0.6572	0.4866	0.4650	0.5140
MAE	0.0872	0.0707	0.0531	0.1100	0.0881	0.0662	0.1481	0.1174	0.0892	0.2210	0.1771	0.1327
POCID	67.08	66.73	62.64	68.26	68.06	64.37	66.00	65.02	74.71	65.37	65.78	64.37

Currency												
EUR/USD												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.0979			0.0835			0.8968			0.4001		
Hidden Nodes	8			5			6			9		
Momentum	0.7951			0.1979			0.3619			0.1621		
Training Time	1418			505			1842			1972		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.4592	0.5347	0.5999	0.5406	0.5574	0.5200	0.5230	0.5337	0.4986	0.5025	0.5330	0.5933
RMSE	0.0009	0.0009	0.0009	0.0012	0.0012	0.0011	0.0015	0.0016	0.0015	0.0023	0.0024	0.0022
R2	0.7869	0.8094	0.8153	0.7386	0.7562	0.7703	0.6537	0.6711	0.6836	0.4890	0.5049	0.5498
MAE	0.0007	0.0007	0.0007	0.0009	0.0009	0.0008	0.0011	0.0012	0.0011	0.0017	0.0018	0.0016
POCID	66.79	64.26	71.26	66.35	66.16	63.79	67.52	66.92	71.26	64.32	65.78	67.24



Χρονική κλίμακα: 3 hours

Διάστημα: 01/04/2010 – 04/02/2011, Πλήθος δεδομένων: 1768

Currency												
EUR/CHF												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.6145			0.4187			0.4751			0.7985		
Hidden Nodes	6			8			7			4		
Momentum	0.5314			0.6623			0.8769			0.6774		
Training Time	1129			1679			1408			1832		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.4721	0.4995	0.5058	0.4715	0.4656	0.4679	0.5014	0.5026	0.5854	0.4905	0.5006	0.4870
RMSE	0.0006	0.0006	0.0006	0.0007	0.0007	0.0008	0.0010	0.0010	0.0010	0.0015	0.0015	0.0015
R2	0.8110	0.7840	0.8149	0.7654	0.7276	0.7603	0.6806	0.6395	0.6654	0.5147	0.4780	0.4714
MAE	0.0004	0.0004	0.0004	0.0005	0.0005	0.0005	0.0006	0.0007	0.0007	0.0009	0.0010	0.0010
POCID	65.59	65.28	64.00	66.00	66.04	67.43	65.66	65.09	64.00	65.78	65.28	68.57

Currency												
EUR/GBP												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.2165			0.2524			0.1988			0.161		
Hidden Nodes	2			2			4			7		
Momentum	0.255			0.2168			0.5083			0.4345		
Training Time	299			1578			1575			1565		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.4899	0.4789	0.5664	0.4891	0.4720	0.4663	0.4716	0.4660	0.5429	0.4459	0.4781	0.4105
RMSE	0.0004	0.0003	0.0004	0.0005	0.0004	0.0005	0.0006	0.0005	0.0006	0.0010	0.0008	0.0009
R2	0.7894	0.8187	0.7917	0.7435	0.7770	0.7348	0.6696	0.7035	0.6485	0.5220	0.5568	0.4597
MAE	0.0003	0.0002	0.0003	0.0003	0.0003	0.0003	0.0004	0.0004	0.0004	0.0007	0.0006	0.0006
POCID	69.19	70.57	67.43	68.94	71.70	65.71	67.55	70.75	68.00	67.20	67.36	66.29

Currency												
EUR/JPY												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.4394			0.4969			0.6831			0.9062		
Hidden Nodes	5			3			1			3		
Momentum	0.2373			0.6183			0.1386			0.3085		
Training Time	1468			1745			1854			1832		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0081	0.0030	0.0029	0.0128	0.0047	0.0045	0.0229	0.0084	0.0081	0.0510	0.0189	0.0183
NMSE	0.4630	0.4556	0.4345	0.4803	0.4410	0.4592	0.5107	0.5049	0.5847	0.4605	0.4658	0.4804
RMSE	0.0901	0.0548	0.0538	0.1130	0.0685	0.0670	0.1515	0.0917	0.0898	0.2259	0.1374	0.1353
R2	0.7921	0.8065	0.8399	0.7459	0.7635	0.8021	0.6594	0.6873	0.7165	0.5127	0.5309	0.5298
MAE	0.0629	0.0399	0.0367	0.0789	0.0499	0.0458	0.1053	0.0666	0.0611	0.1577	0.0998	0.0922
POCID	67.01	67.74	64.57	64.87	72.08	68.57	65.47	66.04	63.43	67.20	64.91	69.71

Currency												
EUR/USD												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.8369			0.2661			0.129			0.1562		
Hidden Nodes	9			7			3			2		
Momentum	0.0115			0.1577			0.332			0.0553		
Training Time	1941			1526			1863			684		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.4589	0.4306	0.4998	0.4953	0.4794	0.4645	0.5109	0.5025	0.6404	0.4929	0.5071	0.4697
RMSE	0.0007	0.0007	0.0007	0.0009	0.0009	0.0008	0.0012	0.0011	0.0011	0.0017	0.0017	0.0017
R2	0.8079	0.8214	0.8153	0.7568	0.7788	0.7662	0.6718	0.7006	0.6740	0.5126	0.5425	0.4670
MAE	0.0005	0.0005	0.0005	0.0006	0.0006	0.0006	0.0008	0.0008	0.0008	0.0012	0.0013	0.0011
POCID	67.68	68.87	69.14	66.00	71.51	69.71	66.23	66.79	65.14	66.73	67.74	65.71



Χρονική κλίμακα: 2 hours

Διάστημα: 01/08/2010 – 04/02/2011, Πλήθος δεδομένων: 1609

Currency	EUR/CHF											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.8075			0.7912			0.0429			0.3732		
Hidden Nodes	9			6			8			3		
Momentum	0.2348			0.3638			0.8494			0.9853		
Training Time	1896			1671			1471			1861		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.4934	0.4994	0.5133	0.5171	0.5498	0.4833	0.5500	0.5406	0.6736	0.5248	0.5307	0.4565
RMSE	0.0005	0.0005	0.0005	0.0006	0.0006	0.0007	0.0008	0.0008	0.0009	0.0012	0.0012	0.0013
R2	0.8003	0.8041	0.7814	0.7457	0.7486	0.7231	0.6533	0.6520	0.6179	0.4833	0.4892	0.4013
MAE	0.0004	0.0003	0.0004	0.0004	0.0004	0.0005	0.0006	0.0006	0.0006	0.0009	0.0009	0.0009
POCID	67.29	67.43	68.55	67.01	64.73	61.01	63.72	66.18	67.30	67.60	65.98	71.07

Currency	EUR/GBP											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.6683			0.5618			0.7395			0.1171		
Hidden Nodes	7			8			7			4		
Momentum	0.4996			0.3987			0.7642			0.9511		
Training Time	1140			700			1043			227		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5056	0.5063	0.4970	0.4670	0.5327	0.5270	0.4358	0.4679	0.4470	0.4979	0.4812	0.4674
RMSE	0.0003	0.0003	0.0003	0.0004	0.0003	0.0003	0.0005	0.0005	0.0005	0.0007	0.0007	0.0007
R2	0.7997	0.8136	0.7866	0.7569	0.7646	0.7366	0.6913	0.6732	0.6279	0.5172	0.4962	0.4629
MAE	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0003	0.0003	0.0003	0.0003	0.0005	0.0005	0.0005
POCID	68.44	64.94	67.30	69.09	66.18	69.81	69.85	69.29	71.70	68.02	68.05	70.44

Currency	EUR/JPY											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.4186			0.8571			0.6028			0.0918		
Hidden Nodes	2			2			8			6		
Momentum	0.901			0.0881			0.8448			0.1452		
Training Time	1714			1429			1291			1426		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0025	0.0021	0.0019	0.0039	0.0033	0.0029	0.0068	0.0059	0.0052	0.0156	0.0130	0.0114
NMSE	0.5311	0.5187	0.5633	0.5071	0.5186	0.5067	0.4772	0.5544	0.5719	0.6129	0.6144	0.5675
RMSE	0.0497	0.0458	0.0433	0.0624	0.0575	0.0541	0.0827	0.0767	0.0719	0.1249	0.1141	0.1067
R2	0.7958	0.8263	0.8186	0.7435	0.7792	0.7625	0.6667	0.6972	0.6766	0.4950	0.5185	0.4869
MAE	0.0364	0.0326	0.0307	0.0455	0.0407	0.0385	0.0606	0.0542	0.0508	0.0921	0.0821	0.0778
POCID	66.35	69.09	67.92	68.16	68.26	63.52	66.32	66.18	66.67	67.19	68.05	67.30

Currency	EUR/USD											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.3447			0.2773			0.3918			0.5252		
Hidden Nodes	10			8			7			7		
Momentum	0.8948			0.0779			0.0891			0.8678		
Training Time	698			686			480			387		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5163	0.5042	0.5385	0.4964	0.5361	0.4929	0.4887	0.5100	0.4711	0.5147	0.5045	0.4864
RMSE	0.0005	0.0006	0.0005	0.0007	0.0007	0.0007	0.0009	0.0010	0.0009	0.0014	0.0015	0.0013
R2	0.8039	0.8133	0.7697	0.7527	0.7610	0.7086	0.6720	0.6756	0.6247	0.4982	0.5031	0.4517
MAE	0.0004	0.0004	0.0004	0.0005	0.0005	0.0005	0.0006	0.0007	0.0006	0.0010	0.0010	0.0009
POCID	67.71	69.71	67.30	65.66	67.84	69.18	67.88	65.56	67.30	66.25	64.94	67.30



Χρονική κλίμακα: 1 hour

Διάστημα: 01/11/2010 – 04/02/2011, Πλήθος δεδομένων: 1656

Currency	EUR/CHF											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.3815			0.0434			0.1759			0.739		
Hidden Nodes	4			6			3			9		
Momentum	0.8987			0.8796			0.6951			0.5515		
Training Time	236			8			39			55		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5588	0.6212	0.6022	0.5993	0.5650	0.6482	0.5289	0.4815	0.5738	0.5351	0.5472	0.6115
RMSE	0.0004	0.0004	0.0003	0.0005	0.0005	0.0004	0.0006	0.0006	0.0005	0.0009	0.0009	0.0008
R2	0.7589	0.7860	0.8166	0.7078	0.7320	0.7570	0.6273	0.6599	0.6787	0.4616	0.5132	0.5019
MAE	0.0003	0.0003	0.0002	0.0003	0.0003	0.0003	0.0004	0.0004	0.0004	0.0006	0.0006	0.0006
POCID	65.08	65.52	67.68	66.23	65.93	65.85	66.77	67.74	64.63	68.82	67.94	64.63

Currency	EUR/GBP											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.797			0.9789			0.6128			0.7683		
Hidden Nodes	9			8			7			8		
Momentum	0.4512			0.5718			0.767			0.8629		
Training Time	863			1998			937			510		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5126	0.5326	0.5604	0.5396	0.5019	0.4777	0.5206	0.5262	0.5204	0.5157	0.4706	0.4796
RMSE	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0003	0.0003	0.0003	0.0004	0.0003	0.0005	0.0005	0.0005
R2	0.8051	0.7943	0.7262	0.7493	0.7356	0.6568	0.6638	0.6514	0.5829	0.4891	0.4710	0.4210
MAE	0.0001	0.0001	0.0001	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0004	0.0004	0.0003
POCID	67.31	66.13	64.63	66.33	67.74	61.59	67.58	64.11	64.63	67.31	67.94	61.59

Currency	EUR/JPY											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.9653			0.6359			0.1796			0.6453		
Hidden Nodes	9			5			6			5		
Momentum	0.3565			0.1474			0.3198			0.9205		
Training Time	664			539			1603			223		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0012	0.0010	0.0009	0.0018	0.0015	0.0015	0.0033	0.0027	0.0026	0.0073	0.0060	0.0063
NMSE	0.5816	0.6098	0.7253	0.5426	0.5755	0.5670	0.5814	0.5664	0.6142	0.5854	0.6363	0.7650
RMSE	0.0342	0.0311	0.0305	0.0428	0.0386	0.0384	0.0573	0.0515	0.0513	0.0857	0.0772	0.0792
R2	0.7821	0.8071	0.8498	0.7242	0.7539	0.7908	0.6313	0.6643	0.7057	0.4496	0.4964	0.4970
MAE	0.0238	0.0217	0.0196	0.0297	0.0269	0.0244	0.0396	0.0358	0.0329	0.0596	0.0536	0.0502
POCID	66.30	66.33	67.07	66.33	67.74	67.68	66.67	67.54	67.07	64.78	67.74	67.07

Currency	EUR/USD											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.3019			0.6608			0.5929			0.1793		
Hidden Nodes	7			4			6			8		
Momentum	0.8699			0.8788			0.8323			0.7561		
Training Time	234			1844			202			63		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5401	0.5482	0.5569	0.5149	0.4916	0.4918	0.5231	0.4960	0.5269	0.5506	0.5519	0.5977
RMSE	0.0004	0.0004	0.0003	0.0005	0.0005	0.0004	0.0007	0.0006	0.0006	0.0010	0.0010	0.0009
R2	0.8003	0.7915	0.8024	0.7481	0.7346	0.7444	0.6549	0.6610	0.6620	0.4738	0.4925	0.4727
MAE	0.0003	0.0003	0.0002	0.0004	0.0003	0.0003	0.0005	0.0005	0.0004	0.0007	0.0007	0.0006
POCID	65.28	62.30	66.46	67.14	66.73	62.80	67.07	67.34	66.46	66.40	68.35	62.80



Χρονική κλίμακα: 30 mins

Διάστημα: 20/12/2010 – 04/02/2011, Πλήθος δεδομένων: 1632

Currency	EUR/CHF											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.9065			0.7859			0.8551			0.1752		
Hidden Nodes	8			2			6			4		
Momentum	0.3347			0.1464			0.2723			0.2727		
Training Time	1776			1764			1588			1501		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.4978	0.5410	0.4818	0.4964	0.4678	0.4967	0.5209	0.5539	0.5489	0.6103	0.5892	0.5828
RMSE	0.0003	0.0003	0.0002	0.0003	0.0003	0.0003	0.0004	0.0004	0.0004	0.0007	0.0007	0.0006
R2	0.7899	0.7802	0.7976	0.7407	0.7268	0.7513	0.6530	0.6430	0.6584	0.4674	0.4519	0.4640
MAE	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0003	0.0003	0.0003	0.0004	0.0004	0.0004
POCID	66.32	65.78	64.81	66.67	64.96	69.14	64.34	67.83	66.67	65.61	66.80	61.73

Currency	EUR/GBP											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.9925			0.4945			0.5577			0.8805		
Hidden Nodes	5			8			4			9		
Momentum	0.7743			0.955			0.921			0.1717		
Training Time	1095			1006			1605			320		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5469	0.5195	0.6166	0.5524	0.5457	0.5577	0.5257	0.4770	0.5327	0.5551	0.5279	0.6405
RMSE	0.0001	0.0002	0.0001	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0003	0.0002	0.0004	0.0004	0.0003
R2	0.7650	0.7266	0.8073	0.7129	0.6775	0.7647	0.6295	0.6094	0.6950	0.4559	0.4658	0.5339
MAE	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0002	0.0002	0.0001	0.0003	0.0003	0.0002
POCID	66.12	68.03	69.14	63.69	64.34	74.69	68.65	68.24	64.81	68.78	66.80	70.99

Currency	EUR/JPY											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.8241			0.0753			0.3867			0.7533		
Hidden Nodes	9			2			4			8		
Momentum	0.2601			0.7932			0.7395			0.815		
Training Time	164			547			177			1968		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0004	0.0005	0.0004	0.0007	0.0008	0.0006	0.0012	0.0014	0.0011	0.0028	0.0033	0.0026
NMSE	0.5119	0.5369	0.5519	0.5293	0.4890	0.5308	0.5625	0.4895	0.5671	0.5853	0.6831	0.6679
RMSE	0.0211	0.0227	0.0202	0.0266	0.0284	0.0253	0.0351	0.0379	0.0334	0.0525	0.0574	0.0509
R2	0.7948	0.7928	0.7712	0.7379	0.7458	0.7058	0.6495	0.6705	0.6100	0.4606	0.5106	0.4231
MAE	0.0143	0.0158	0.0133	0.0181	0.0198	0.0166	0.0237	0.0263	0.0217	0.0354	0.0398	0.0337
POCID	63.96	66.60	67.28	64.92	67.42	62.96	64.75	70.08	66.67	63.87	68.24	66.67

Currency	EUR/USD											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.6188			0.307			0.4034			0.6247		
Hidden Nodes	4			8			9			7		
Momentum	0.8332			0.0911			0.8559			0.1072		
Training Time	1662			358			311			91		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.4670	0.4876	0.5496	0.5119	0.4722	0.5469	0.5121	0.4912	0.5510	0.4922	0.4728	0.5602
RMSE	0.0003	0.0003	0.0003	0.0003	0.0004	0.0003	0.0004	0.0005	0.0004	0.0006	0.0007	0.0006
R2	0.8129	0.7552	0.7828	0.7653	0.6945	0.7405	0.6799	0.6160	0.6403	0.5108	0.4644	0.4840
MAE	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0003	0.0002	0.0003	0.0003	0.0003	0.0004	0.0005	0.0004
POCID	67.97	65.16	62.96	63.38	65.16	62.96	65.57	66.80	70.37	67.66	67.42	67.28



Χρονική κλίμακα: 15 mins

Διάστημα: 10/01/2011 – 04/02/2011, Πλήθος δεδομένων: 1824

Currency	EUR/CHF											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.9654			0.157			0.7942			0.906		
Hidden Nodes	8			7			2			9		
Momentum	0.5101			0.4681			0.5598			0.5291		
Training Time	1758			503			108			912		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5169	0.5850	0.5366	0.6676	0.5653	0.6380	0.5622	0.4214	0.4864	0.4676	0.4604	0.5619
RMSE	0.0002	0.0002	0.0002	0.0003	0.0002	0.0002	0.0003	0.0003	0.0003	0.0005	0.0004	0.0004
R2	0.7722	0.7998	0.8196	0.7114	0.7403	0.7713	0.6126	0.6582	0.6930	0.4796	0.5118	0.5293
MAE	0.0001	0.0001	0.0001	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0003	0.0003	0.0003
POCID	65.56	63.19	69.06	61.19	64.84	64.09	65.81	69.41	61.88	69.41	70.70	62.43

Currency	EUR/GBP											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.1235			0.2523			0.4219			0.468		
Hidden Nodes	9			7			8			5		
Momentum	0.1286			0.4595			0.0042			0.645		
Training Time	1979			676			1974			1771		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5518	0.5525	0.6024	0.5368	0.4839	0.5268	0.5841	0.5105	0.5815	0.5536	0.5507	0.5557
RMSE	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0002	0.0002	0.0002	0.0003	0.0003	0.0003
R2	0.7600	0.7967	0.7380	0.7099	0.7487	0.6949	0.6119	0.6678	0.6111	0.4415	0.5163	0.4581
MAE	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0002	0.0002	0.0002
POCID	62.44	61.54	60.22	66.97	66.30	61.33	65.72	65.75	65.19	68.68	67.40	70.72

Currency	EUR/JPY											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.6509			0.4929			0.2717			0.8664		
Hidden Nodes	7			10			8			5		
Momentum	0.6653			0.7454			0.4243			0.8051		
Training Time	1304			905			788			1371		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0002	0.0003	0.0002	0.0003	0.0005	0.0004	0.0006	0.0009	0.0006	0.0014	0.0020	0.0014
NMSE	0.5276	0.5350	0.5766	0.5500	0.5479	0.5543	0.5685	0.5241	0.5965	0.5771	0.5444	0.7146
RMSE	0.0147	0.0178	0.0152	0.0184	0.0222	0.0191	0.0247	0.0296	0.0250	0.0371	0.0444	0.0369
R2	0.7861	0.7780	0.7855	0.7255	0.7217	0.7318	0.6231	0.6326	0.6656	0.4340	0.4757	0.5223
MAE	0.0103	0.0120	0.0099	0.0130	0.0150	0.0124	0.0173	0.0201	0.0166	0.0259	0.0300	0.0248
POCID	67.40	67.22	68.51	68.35	66.12	69.06	65.44	65.75	66.85	68.68	67.95	69.61

Currency	EUR/USD											
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.299			0.4236			0.4535			0.9795		
Hidden Nodes	8			6			10			10		
Momentum	0.0425			0.9519			0.8037			0.8072		
Training Time	1547			698			354			268		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.4914	0.4772	0.6104	0.4993	0.4477	0.5033	0.5289	0.4746	0.4974	0.5591	0.5192	0.5639
RMSE	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0003	0.0002	0.0003	0.0003	0.0003	0.0005	0.0005	0.0004
R2	0.8046	0.7307	0.8143	0.7539	0.6892	0.7679	0.6621	0.6121	0.6915	0.4753	0.4539	0.5444
MAE	0.0001	0.0001	0.0001	0.0002	0.0002	0.0001	0.0002	0.0002	0.0002	0.0003	0.0004	0.0003
POCID	65.47	68.50	62.43	67.89	65.75	62.43	68.38	67.22	66.30	64.84	68.50	72.93



Χρονική κλίμακα: 5 mins

Διάστημα: 27/01/2011 – 04/02/2011, Πλήθος δεδομένων: 1728

Currency												
EUR/CHF												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.0863			0.1947			0.0805			0.6246		
Hidden Nodes	5			3			1			1		
Momentum	0.4934			0.1996			0.8103			0.5803		
Training Time	1846			1470			937			470		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5882	0.5931	0.5231	0.5704	0.5713	0.5572	0.5363	0.4920	0.5212	0.6039	0.6359	0.5553
RMSE	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0002	0.0002	0.0002	0.0003	0.0003	0.0003
R2	0.7614	0.7610	0.7100	0.7062	0.7077	0.6563	0.6269	0.6353	0.5896	0.4399	0.4721	0.3910
MAE	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0002	0.0002	0.0002
POCID	63.82	65.06	64.91	64.05	63.90	65.50	68.25	71.24	66.67	67.50	66.41	68.42

Currency												
EUR/GBP												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.8815			0.6729			0.9405			0.5328		
Hidden Nodes	6			8			9			4		
Momentum	0.5638			0.5292			0.5903			0.9081		
Training Time	539			1017			660			1992		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5229	0.5799	0.3078	0.5152	0.5192	0.3084	0.5674	0.6519	0.7862	0.4923	0.4069	0.5226
RMSE	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0002	0.0001	0.0001
R2	0.7790	0.6770	0.8727	0.7241	0.6440	0.8085	0.6333	0.6037	0.3281	0.4898	0.4593	0.4870
MAE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0001	0.0000	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001
POCID	68.19	65.25	64.33	67.34	67.76	70.18	71.44	64.29	62.57	71.37	72.39	73.10

Currency												
EUR/JPY												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.9813			0.662			0.9217			0.9742		
Hidden Nodes	8			6			7			5		
Momentum	0.6731			0.771			0.7795			0.782		
Training Time	662			702			1587			347		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0001	0.0001	0.0001	0.0002	0.0001	0.0002	0.0003	0.0002	0.0004	0.0008	0.0004	0.0008
NMSE	0.5369	0.5537	0.4837	0.5147	0.5574	0.5694	0.4805	0.5249	0.4694	0.5087	0.4901	0.5464
RMSE	0.0111	0.0079	0.0117	0.0138	0.0099	0.0143	0.0183	0.0133	0.0193	0.0274	0.0199	0.0289
R2	0.7781	0.7139	0.7609	0.7316	0.6574	0.7227	0.6574	0.5764	0.6260	0.4971	0.4151	0.4803
MAE	0.0075	0.0059	0.0080	0.0093	0.0073	0.0099	0.0124	0.0098	0.0133	0.0186	0.0147	0.0200
POCID	64.79	66.02	72.51	66.96	67.18	70.18	69.41	67.95	68.42	67.02	69.50	69.01

Currency												
EUR/USD												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.2911			0.3739			0.1852			0.9836		
Hidden Nodes	6			8			9			6		
Momentum	0.7789			0.7508			0.8953			0.7035		
Training Time	133			30			856			1077		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5620	0.5188	0.5131	0.5547	0.5848	0.5900	0.5424	0.5185	0.6530	0.5486	0.5892	0.5575
RMSE	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0003	0.0002	0.0003
R2	0.7766	0.7431	0.7883	0.7177	0.6846	0.7316	0.6316	0.6004	0.6091	0.4582	0.4468	0.4676
MAE	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0002	0.0002	0.0002
POCID	64.21	68.34	66.67	65.70	64.09	66.08	67.47	70.27	63.74	69.05	68.73	73.10





Χρονική κλίμακα: 1 min

Διάστημα: 03/02/2011 – 04/02/2011, Πλήθος δεδομένων: 1440

Currency												
EUR/CHF												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.6534			0.8617			0.5708			0.5266		
Hidden Nodes	6			4			9			2		
Momentum	0.6369			0.548			0.5019			0.398		
Training Time	1515			1798			1228			275		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5306	0.5398	0.4606	0.5790	0.5663	0.7139	0.5645	0.5612	0.4613	0.5862	0.5781	0.4453
RMSE	0.0001	0.0001	0.0000	0.0001	0.0001	0.0000	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001
R2	0.7463	0.7384	0.5717	0.6852	0.6803	0.5080	0.6075	0.6001	0.2837	0.4282	0.4349	0.2813
MAE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0001	0.0000	0.0000	0.0001	0.0000	0.0001	0.0001	0.0001
POCID	69.38	66.59	64.79	67.67	64.97	64.79	69.92	69.37	70.42	72.04	70.77	70.42

Currency												
EUR/GBP												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.9357			0.6581			0.6928			0.3806		
Hidden Nodes	6			3			9			3		
Momentum	0.4249			0.5305			0.6125			0.6425		
Training Time	844			1284			1779			1912		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5801	0.5760	0.5607	0.5862	0.6861	0.7030	0.5627	0.6686	0.6524	0.5259	0.7209	0.5387
RMSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0001	0.0001	0.0000	0.0001	0.0001	0.0001
R2	0.7620	0.7056	0.5094	0.6988	0.6492	0.4287	0.6077	0.5499	0.3151	0.4469	0.3965	0.2687
MAE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0001	0.0001	0.0000
POCID	68.34	72.16	65.49	68.84	71.69	61.27	72.24	72.16	63.38	77.26	77.73	73.24

Currency												
EUR/JPY												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.4879			0.6929			0.8098			0.1688		
Hidden Nodes	6			4			10			4		
Momentum	0.0726			0.7486			0.6802			0.6526		
Training Time	1122			1369			1226			16		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0001	0.0001	0.0000	0.0001	0.0002	0.0001
NMSE	0.5589	0.5446	0.5214	0.6356	0.5776	0.5449	0.6047	0.6222	0.6580	0.7688	0.6959	0.6986
RMSE	0.0049	0.0050	0.0033	0.0063	0.0062	0.0041	0.0082	0.0082	0.0055	0.0122	0.0123	0.0081
R2	0.7864	0.7724	0.7296	0.7091	0.7119	0.6800	0.6213	0.6078	0.5861	0.4496	0.4139	0.4035
MAE	0.0033	0.0037	0.0024	0.0043	0.0046	0.0031	0.0057	0.0062	0.0042	0.0084	0.0091	0.0060
POCID	65.42	62.18	64.08	68.72	63.34	64.08	69.57	65.20	64.79	67.05	66.59	69.72

Currency												
EUR/USD												
n	5			4			3			2		
Learning Rate	0.7978			0.9234			0.8152			0.1247		
Hidden Nodes	6			5			5			3		
Momentum	0.714			0.6322			0.7346			0.6384		
Training Time	826			1503			1799			1920		
DataSet	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test	Train	Valid	Test
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	0.5733	0.5190	0.5333	0.6042	0.5188	0.6600	0.6385	0.6149	0.5161	0.7324	0.6307	0.5476
RMSE	0.0001	0.0001	0.0000	0.0001	0.0001	0.0000	0.0001	0.0001	0.0000	0.0001	0.0001	0.0001
R2	0.7642	0.7442	0.5717	0.7061	0.6891	0.4793	0.5986	0.6009	0.3322	0.4314	0.4109	0.2505
MAE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0001	0.0000	0.0001	0.0001	0.0000	0.0001	0.0001	0.0001
POCID	72.18	70.30	71.83	68.95	68.45	65.49	68.06	66.82	66.90	68.56	67.98	66.90



## Γ2. Σφάλματα προβλέψεων κινητών μέσων και σύγκριση με RW

Χρονική κλίμακα: 1 week

Currency	EUR/CHF																			
	5				4				3				2							
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test			
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.		
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	
NMSE	1.0000	0.1515	1.0000	0.1582	1.0000	0.1272	1.0000	0.1802	1.0000	0.1689	1.0000	0.1428	1.0000	0.2180	1.0000	0.2334	1.0000	0.1897	1.0000	0.2745
RMSE	0.0032	0.0015	0.0065	0.0029	0.0100	0.0041	0.0036	0.0019	0.0072	0.0036	0.0113	0.0051	0.0042	0.0025	0.0082	0.0049	0.0127	0.0068	0.0050	0.0072
R2	0.9941	0.9987	0.9857	0.9971	0.9464	0.9911	0.9927	0.9980	0.9826	0.9957	0.9321	0.9860	0.9901	0.9964	0.9779	0.9920	0.9144	0.9756	0.9856	0.9921
MAE	0.0025	0.0011	0.0046	0.0020	0.0084	0.0035	0.0028	0.0014	0.0051	0.0025	0.0095	0.0042	0.0033	0.0019	0.0057	0.0034	0.0110	0.0058	0.0040	0.0028
POCID	81.22	80.35	81.03	77.59	78.38	83.78	79.57	83.48	73.28	80.17	78.38	78.38	75.32	80.95	73.28	73.28	83.78	89.19	68.53	71.12
Currency	EUR/GBP																			
Dataset	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test			
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	1.0000	0.1561	1.0000	0.1602	1.0000	0.1632	1.0000	0.1801	1.0000	0.1718	1.0000	0.1738	1.0000	0.2139	1.0000	0.1778	1.0000	0.1901	1.0000	0.2609
RMSE	0.0022	0.0011	0.0063	0.0030	0.0052	0.0024	0.0026	0.0014	0.0073	0.0036	0.0057	0.0028	0.0031	0.0018	0.0085	0.0046	0.0065	0.0036	0.0038	0.0027
R2	0.9784	0.9949	0.9850	0.9967	0.8811	0.9746	0.9718	0.9924	0.9798	0.9951	0.8685	0.9683	0.9636	0.9868	0.9720	0.9917	0.8411	0.9506	0.9450	0.9719
MAE	0.0017	0.0009	0.0046	0.0022	0.0042	0.0020	0.0020	0.0011	0.0053	0.0026	0.0045	0.0023	0.0023	0.0014	0.0062	0.0034	0.0048	0.0029	0.0030	0.0021
POCID	74.24	78.60	77.59	81.03	72.97	78.38	73.91	74.78	78.45	82.76	81.08	86.49	73.16	78.35	72.41	77.59	75.68	75.68	60.78	71.98
Currency	EUR/JPY																			
Dataset	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test			
MSE	0.4571	0.1081	2.3480	0.4200	1.0041	0.1709	0.5859	0.1649	2.7442	0.6896	1.1866	0.2374	0.7946	0.3007	3.4981	1.2034	1.4121	0.4649	1.2225	0.6716
NMSE	1.0000	0.1659	1.0000	0.1362	1.0000	0.1254	1.0000	0.1845	1.0000	0.1828	1.0000	0.1600	1.0000	0.2236	1.0000	0.2239	1.0000	0.2700	1.0000	0.2804
RMSE	0.6761	0.3288	1.5323	0.6481	1.0021	0.4134	0.7654	0.4061	1.6566	0.8304	1.0893	0.4872	0.8914	0.5484	1.8703	1.0970	1.1883	0.6818	1.1056	0.8195
R2	0.9965	0.9992	0.9903	0.9983	0.7784	0.9623	0.9956	0.9988	0.9888	0.9972	0.7093	0.9419	0.9940	0.9977	0.9858	0.9951	0.6287	0.8778	0.9909	0.9950
MAE	0.5465	0.2612	1.0905	0.5060	0.7575	0.3237	0.6225	0.3236	1.2206	0.5830	0.8356	0.3784	0.7292	0.4351	1.3727	0.8196	0.9082	0.5056	0.8916	0.6609
POCID	79.04	79.91	77.59	83.62	86.49	78.38	78.70	78.26	76.72	84.48	75.68	78.38	70.56	75.32	75.00	81.03	70.27	70.27	68.10	69.40
Currency	EUR/USD																			
Dataset	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test			
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	1.0000	0.1416	1.0000	0.1301	1.0000	0.0935	1.0000	0.1768	1.0000	0.1581	1.0000	0.1194	1.0000	0.2066	1.0000	0.2021	1.0000	0.1717	1.0000	0.2485
RMSE	0.0065	0.0029	0.0126	0.0053	0.0126	0.0042	0.0072	0.0036	0.0142	0.0067	0.0133	0.0051	0.0081	0.0048	0.0160	0.0088	0.0141	0.0065	0.0102	0.0072
R2	0.9931	0.9986	0.9809	0.9966	0.9340	0.9928	0.9918	0.9979	0.9763	0.9948	0.9313	0.9900	0.9898	0.9964	0.9705	0.9911	0.9259	0.9842	0.9842	0.9922
MAE	0.0053	0.0023	0.0098	0.0040	0.0108	0.0033	0.0058	0.0029	0.0110	0.0049	0.0112	0.0040	0.0066	0.0038	0.0123	0.0065	0.0117	0.0051	0.0083	0.0057
POCID	83.84	85.15	86.21	83.62	86.49	89.19	78.70	82.17	80.17	80.17	86.49	86.49	77.92	81.39	75.00	76.72	86.49	78.38	69.40	75.86







Χρονική κλίμακα: 8 hours

Currency	EUR/CHF																					
	5				4				3				2									
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test					
	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.				
Dataset	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000			
MSE	1.0000	0.1504	1.0000	0.1322	1.0000	0.1311	1.0000	0.1785	1.0000	0.1534	1.0000	0.2206	1.0000	0.1937	1.0000	0.2917	1.0000	0.2806	1.0000	0.2765		
NMSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000		
RMSE	0.0014	0.0006	0.0022	0.0009	0.0023	0.0010	0.0016	0.0008	0.0025	0.0012	0.0026	0.0012	0.0018	0.0016	0.0030	0.0022	0.0017	0.0023	0.0035	0.0024		
R2	0.9966	0.9993	0.9973	0.9995	0.9927	0.9987	0.9958	0.9989	0.9968	0.9993	0.9910	0.9980	0.9944	0.9987	0.9979	0.9953	0.9939	0.9971	0.9827	0.9918		
MAE	0.0009	0.0004	0.0017	0.0006	0.0019	0.0007	0.0010	0.0008	0.0019	0.0008	0.0021	0.0007	0.0011	0.0007	0.0024	0.0013	0.0010	0.0016	0.0027	0.0018		
POCID	76.38	79.35	83.71	86.97	83.95	84.57	74.26	79.57	81.47	84.32	81.48	82.10	70.92	75.82	77.78	79.01	65.65	73.80	68.84	73.73	74.07	75.31

Currency	EUR/GBP																							
	5				4				3				2											
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test							
	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.						
Dataset	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000				
MSE	1.0000	0.1403	1.0000	0.1456	1.0000	0.1234	1.0000	0.1600	1.0000	0.1802	1.0000	0.1988	1.0000	0.2069	1.0000	0.2607	1.0000	0.2537	1.0000	0.2505				
NMSE	0.0018	0.0008	0.0013	0.0006	0.0013	0.0005	0.0020	0.0009	0.0015	0.0008	0.0014	0.0007	0.0022	0.0013	0.0017	0.0010	0.0009	0.0027	0.0019	0.0013				
R2	0.9937	0.9988	0.9957	0.9991	0.9733	0.9956	0.9924	0.9982	0.9947	0.9986	0.9684	0.9929	0.9901	0.9968	0.9931	0.9975	0.9601	0.9883	0.9859	0.9943	0.9738			
MAE	0.0013	0.0005	0.0010	0.0004	0.0010	0.0004	0.0014	0.0007	0.0012	0.0006	0.0011	0.0005	0.0017	0.0009	0.0014	0.0007	0.0013	0.0006	0.0020	0.0011	0.0015	0.0010		
POCID	83.13	84.15	86.62	82.48	80.25	85.19	78.75	83.25	79.02	82.48	80.25	87.65	75.71	80.41	75.36	80.86	78.40	80.23	66.67	75.03	68.84	74.34	69.75	72.84

Currency	EUR/JPY																							
	5				4				3				2											
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test							
	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.						
Dataset	0.1096	0.0238	0.0833	0.0177	0.0436	0.0082	0.1410	0.0371	0.1071	0.0276	0.0551	0.0127	0.1912	0.0664	0.1451	0.0493	0.0720	0.0224	0.2813	0.1488	0.2218	0.1110	0.1052	0.0504
MSE	1.0000	0.1524	1.0000	0.1502	1.0000	0.1346	1.0000	0.1720	1.0000	0.1710	1.0000	0.1567	1.0000	0.2107	1.0000	0.2028	1.0000	0.1903	1.0000	0.2663	1.0000	0.2694	1.0000	0.2544
NMSE	0.3310	0.1544	0.2886	0.1331	0.2089	0.0907	0.3755	0.1926	0.3273	0.1661	0.2347	0.1129	0.4373	0.2577	0.3810	0.2220	0.2683	0.1497	0.5304	0.3858	0.4710	0.3332	0.3244	0.2244
RMSE	0.9967	0.9993	0.9968	0.9993	0.9835	0.9969	0.9957	0.9989	0.9958	0.9989	0.9792	0.9952	0.9942	0.9980	0.9943	0.9981	0.9730	0.9916	0.9915	0.9955	0.9913	0.9956	0.9605	0.9811
MAE	0.2554	0.1133	0.2128	0.0942	0.1623	0.0661	0.2892	0.1416	0.2402	0.1183	0.1817	0.0820	0.3359	0.1880	0.2804	0.1571	0.2124	0.1090	0.4078	0.2836	0.3366	0.2359	0.2486	0.1627
POCID	80.57	84.36	78.00	82.08	80.86	82.72	77.83	82.12	74.54	81.26	75.93	85.80	73.47	79.49	72.71	80.24	74.69	77.16	67.07	74.21	65.38	72.51	67.28	72.22

Currency	EUR/USD																							
	5				4				3				2											
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test							
	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.						
Dataset	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
MSE	1.0000	0.1510	1.0000	0.1354	1.0000	0.1263	1.0000	0.1758	1.0000	0.1602	1.0000	0.1602	1.0000	0.2103	1.0000	0.1934	1.0000	0.1933	1.0000	0.2713	1.0000	0.2546	1.0000	0.2552
NMSE	0.0027	0.0012	0.0026	0.0011	0.0027	0.0011	0.0030	0.0016	0.0029	0.0014	0.0030	0.0014	0.0035	0.0021	0.0033	0.0019	0.0033	0.0018	0.0043	0.0031	0.0041	0.0028	0.0040	0.0028
R2	0.9984	0.9997	0.9980	0.9996	0.9851	0.9975	0.9979	0.9994	0.9975	0.9994	0.9826	0.9962	0.9972	0.9990	0.9967	0.9990	0.9789	0.9933	0.9958	0.9978	0.9952	0.9977	0.9689	0.9851
MAE	0.0020	0.0009	0.0021	0.0008	0.0021	0.0008	0.0023	0.0011	0.0023	0.0010	0.0023	0.0010	0.0027	0.0015	0.0026	0.0014	0.0027	0.0013	0.0033	0.0023	0.0031	0.0021	0.0032	0.0020
POCID	80.88	82.52	84.52	85.13	82.72	83.95	75.38	79.47	81.67	84.11	78.40	80.86	72.45	78.16	75.97	78.00	80.25	79.01	64.83	75.54	65.99	76.17	70.99	75.93



Χρονική κλίμακα: 6 hours

Currency	EUR/CHF																	
	5				4				3				2					
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test	
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	1.0000	0.1697	1.0000	0.1304	1.0000	0.1287	1.0000	0.1932	1.0000	0.1686	1.0000	0.1611	1.0000	0.2405	1.0000	0.2821	1.0000	0.2916
RMSE	0.0010	0.0005	0.0020	0.0008	0.0019	0.0008	0.0011	0.0006	0.0022	0.0011	0.0021	0.0010	0.0013	0.0008	0.0014	0.0024	0.0013	0.0029
R2	0.9993	0.9998	0.9945	0.9990	0.9910	0.9984	0.9991	0.9997	0.9933	0.9985	0.9889	0.9975	0.9987	0.9995	0.9973	0.9857	0.9938	0.9793
MAE	0.0006	0.0003	0.0016	0.0006	0.0015	0.0006	0.0007	0.0003	0.0018	0.0008	0.0017	0.0008	0.0004	0.0004	0.0019	0.0010	0.0009	0.0016
POCID	77.10	79.96	84.03	86.88	83.91	85.06	76.64	79.03	80.61	82.89	80.46	83.33	72.86	75.71	77.76	80.61	74.14	78.74

Currency	EUR/GBP																	
	5				4				3				2					
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test	
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	1.0000	0.1443	1.0000	0.1505	1.0000	0.1297	1.0000	0.1763	1.0000	0.1739	1.0000	0.1563	1.0000	0.2140	1.0000	0.2118	1.0000	0.1989
RMSE	0.0012	0.0006	0.0011	0.0005	0.0011	0.0005	0.0013	0.0007	0.0012	0.0006	0.0012	0.0006	0.0015	0.0009	0.0014	0.0008	0.0014	0.0008
R2	0.9968	0.9993	0.9970	0.9994	0.9837	0.9971	0.9961	0.9990	0.9963	0.9990	0.9801	0.9955	0.9950	0.9982	0.9745	0.9982	0.9923	0.9960
MAE	0.0010	0.0004	0.0008	0.0004	0.0009	0.0003	0.0011	0.0005	0.0010	0.0004	0.0010	0.0004	0.0012	0.0006	0.0011	0.0006	0.0011	0.0005
POCID	80.92	84.54	82.13	83.65	85.06	86.21	80.74	81.22	79.28	81.56	83.91	83.91	74.67	77.81	71.86	77.95	77.01	82.76

Currency	EUR/JPY																	
	5				4				3				2					
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test	
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.
MSE	0.0688	0.0147	0.0428	0.0090	0.0275	0.0056	0.0889	0.0233	0.0541	0.0139	0.0351	0.0087	0.1186	0.0423	0.0705	0.0246	0.0461	0.0158
NMSE	1.0000	0.1497	1.0000	0.1481	1.0000	0.1419	1.0000	0.1764	1.0000	0.1754	1.0000	0.1707	1.0000	0.2125	1.0000	0.2179	1.0000	0.2076
RMSE	0.2623	0.1213	0.2069	0.0947	0.1658	0.0748	0.2982	0.1525	0.2326	0.1178	0.1873	0.0932	0.3443	0.2056	0.2656	0.1569	0.2147	0.1256
R2	0.9983	0.9996	0.9911	0.9981	0.9897	0.9979	0.9978	0.9994	0.9888	0.9971	0.9870	0.9968	0.9971	0.9990	0.9856	0.9950	0.9832	0.9942
MAE	0.2026	0.0872	0.1553	0.0707	0.1283	0.0531	0.2307	0.1100	0.1767	0.0881	0.1482	0.0662	0.2610	0.1481	0.2009	0.1174	0.1640	0.0892
POCID	80.92	84.45	76.81	82.70	82.18	83.33	77.50	81.98	77.38	80.80	76.44	81.61	73.33	78.38	73.38	78.14	74.71	75.29

Currency	EUR/USD																	
	5				4				3				2					
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test	
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	1.0000	0.1455	1.0000	0.1398	1.0000	0.1396	1.0000	0.1730	1.0000	0.1659	1.0000	0.1563	1.0000	0.2059	1.0000	0.2007	1.0000	0.1891
RMSE	0.0020	0.0009	0.0022	0.0009	0.0021	0.0009	0.0023	0.0012	0.0024	0.0012	0.0023	0.0011	0.0026	0.0015	0.0027	0.0016	0.0027	0.0034
R2	0.9991	0.9998	0.9986	0.9997	0.9916	0.9985	0.9989	0.9997	0.9983	0.9996	0.9901	0.9977	0.9985	0.9995	0.9978	0.9993	0.9869	0.9959
MAE	0.0016	0.0007	0.0017	0.0007	0.0016	0.0007	0.0018	0.0009	0.0019	0.0009	0.0018	0.0008	0.0020	0.0011	0.0021	0.0012	0.0021	0.0011
POCID	80.63	83.59	82.13	85.55	77.59	84.48	76.74	81.51	78.33	81.18	76.44	79.89	74.67	79.81	73.19	77.76	71.26	80.46



Χρονική κλίμακα: 4 hours

Currency	EUR/CHF																							
	5				4				3				2											
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test							
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.						
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000					
NMSE	1.0000	0.1429	1.0000	0.1367	1.0000	0.1213	1.0000	0.1625	1.0000	0.1619	1.0000	0.1473	1.0000	0.2010	1.0000	0.1939	1.0000	0.2518	1.0000	0.2596				
RMSE	0.0013	0.0006	0.0016	0.0007	0.0007	0.0017	0.0009	0.0017	0.0009	0.0017	0.0009	0.0017	0.0012	0.0020	0.0014	0.0022	0.0017	0.0026	0.0018	0.0026				
R2	0.9994	0.9999	0.9971	0.9995	0.9922	0.9988	0.9992	0.9998	0.9965	0.9992	0.9907	0.9980	0.9985	0.9986	0.9984	0.9985	0.9984	0.9982	0.9983	0.9922				
MAE	0.0008	0.0003	0.0013	0.0005	0.0014	0.0005	0.0009	0.0004	0.0014	0.0006	0.0015	0.0008	0.0015	0.0008	0.0013	0.0008	0.0013	0.0018	0.0012	0.0012				
POCID	79.04	82.08	78.52	82.62	83.43	86.98	76.61	80.72	77.54	79.88	79.88	80.47	73.22	78.69	72.85	75.20	76.92	79.88	68.26	76.17	64.65	71.68	72.19	73.96

Currency	EUR/GBP																							
	5				4				3				2											
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test							
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.						
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	
NMSE	1.0000	0.1562	1.0000	0.1487	1.0000	0.1229	1.0000	0.1832	1.0000	0.1787	1.0000	0.1551	1.0000	0.2169	1.0000	0.2064	1.0000	0.1877	1.0000	0.2668	1.0000	0.2715	1.0000	0.2742
RMSE	0.0009	0.0004	0.0009	0.0004	0.0010	0.0004	0.0010	0.0005	0.0010	0.0005	0.0011	0.0005	0.0012	0.0007	0.0012	0.0007	0.0012	0.0007	0.0015	0.0011	0.0015	0.0011	0.0015	0.0010
R2	0.9989	0.9998	0.9972	0.9994	0.9902	0.9985	0.9987	0.9996	0.9964	0.9991	0.9885	0.9976	0.9982	0.9993	0.9952	0.9983	0.9851	0.9958	0.9972	0.9985	0.9926	0.9963	0.9788	0.9905
MAE	0.0007	0.0003	0.0007	0.0003	0.0008	0.0003	0.0008	0.0004	0.0008	0.0004	0.0008	0.0004	0.0009	0.0005	0.0009	0.0005	0.0009	0.0005	0.0011	0.0008	0.0011	0.0008	0.0011	0.0007
POCID	80.71	82.17	83.01	85.55	86.39	86.98	76.61	80.63	77.93	82.23	82.84	82.25	71.85	76.74	73.44	78.71	76.92	79.29	65.53	73.73	66.60	74.22	65.09	77.51

Currency	EUR/JPY																							
	5				4				3				2											
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test							
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.						
MSE	0.0478	0.0103	0.0245	0.0047	0.0229	0.0038	0.0619	0.0156	0.0305	0.0073	0.0284	0.0061	0.0845	0.0277	0.0399	0.0131	0.0386	0.0106	0.1313	0.0598	0.0601	0.0293	0.0536	0.0243
NMSE	1.0000	0.1506	1.0000	0.1397	1.0000	0.1297	1.0000	0.1688	1.0000	0.1643	1.0000	0.1432	1.0000	0.1961	1.0000	0.1988	1.0000	0.1829	1.0000	0.2314	1.0000	0.2472	1.0000	0.2648
RMSE	0.2186	0.1013	0.1566	0.0685	0.1512	0.0620	0.2487	0.1248	0.1746	0.0856	0.1684	0.0778	0.2908	0.1663	0.1999	0.1143	0.1966	0.1029	0.3623	0.2445	0.2451	0.1712	0.2314	0.1559
R2	0.9991	0.9998	0.9953	0.9991	0.9938	0.9990	0.9989	0.9997	0.9942	0.9986	0.9924	0.9984	0.9985	0.9995	0.9924	0.9975	0.9897	0.9972	0.9976	0.9989	0.9886	0.9944	0.9858	0.9936
MAE	0.1637	0.0729	0.1190	0.0498	0.1180	0.0459	0.1825	0.0902	0.1317	0.0624	0.1283	0.0577	0.2096	0.1198	0.1506	0.0830	0.1456	0.0756	0.2573	0.1788	0.1790	0.1238	0.1700	0.1145
POCID	80.90	83.15	79.49	82.62	81.07	86.39	75.64	80.63	77.54	82.81	73.37	78.70	72.73	77.03	74.41	79.69	69.23	75.74	66.31	75.59	70.51	75.20	64.50	78.70

Currency	EUR/USD																							
	5				4				3				2											
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test							
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.						
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	1.0000	0.1370	1.0000	0.1367	1.0000	0.1330	1.0000	0.1616	1.0000	0.1595	1.0000	0.1531	1.0000	0.1948	1.0000	0.1934	1.0000	0.1988	1.0000	0.2459	1.0000	0.2437	1.0000	0.2428
RMSE	0.0017	0.0008	0.0018	0.0008	0.0018	0.0008	0.0019	0.0009	0.0021	0.0010	0.0020	0.0010	0.0022	0.0013	0.0024	0.0013	0.0024	0.0013	0.0027	0.0019	0.0029	0.0020	0.0028	0.0020
R2	0.9993	0.9999	0.9981	0.9996	0.9953	0.9991	0.9991	0.9998	0.9975	0.9994	0.9941	0.9987	0.9989	0.9996	0.9967	0.9990	0.9922	0.9976	0.9983	0.9992	0.9952	0.9977	0.9893	0.9946
MAE	0.0014	0.0006	0.0015	0.0006	0.0015	0.0005	0.0015	0.0007	0.0017	0.0007	0.0016	0.0007	0.0017	0.0009	0.0019	0.0010	0.0018	0.0009	0.0020	0.0014	0.0022	0.0015	0.0020	0.0014
POCID	81.00	84.52	81.64	84.18	84.02	83.43	77.20	81.02	78.71	83.20	81.07	81.66	73.22	79.08	75.20	80.66	74.56	75.15	67.77	76.95	69.34	73.83	69.23	70.41



Χρονική κλίμακα: 3 hours

Currency	EUR/CHF																	
	5				4				3				2					
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test	
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	1.0000	0.1357	1.0000	0.1514	1.0000	0.1337	1.0000	0.1588	1.0000	0.1747	1.0000	0.1587	1.0000	0.2062	1.0000	0.2437	1.0000	0.2539
RMSE	0.0014	0.0006	0.0013	0.0006	0.0014	0.0006	0.0015	0.0007	0.0014	0.0007	0.0016	0.0008	0.0016	0.0010	0.0018	0.0021	0.0015	0.0021
R2	0.9992	0.9998	0.9989	0.9998	0.9925	0.9986	0.9950	0.9998	0.9986	0.9996	0.9909	0.9978	0.9982	0.9993	0.9884	0.9962	0.9980	0.9972
MAE	0.0010	0.0004	0.0010	0.0004	0.0011	0.0004	0.0011	0.0005	0.0011	0.0005	0.0012	0.0006	0.0012	0.0007	0.0013	0.0007	0.0014	0.0010
POCID	79.34	81.99	80.57	83.21	81.71	84.00	75.09	79.55	76.60	82.26	81.14	77.71	73.13	77.48	73.02	77.36	72.57	76.57

Currency	EUR/GBP																	
	5				4				3				2					
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test	
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	1.0000	0.1470	1.0000	0.1319	1.0000	0.1499	1.0000	0.1688	1.0000	0.1529	1.0000	0.1700	1.0000	0.1832	1.0000	0.2397	1.0000	0.2390
RMSE	0.0008	0.0004	0.0008	0.0003	0.0008	0.0004	0.0009	0.0005	0.0009	0.0004	0.0009	0.0005	0.0011	0.0006	0.0014	0.0010	0.0012	0.0008
R2	0.9982	0.9996	0.9970	0.9995	0.9935	0.9986	0.9976	0.9994	0.9963	0.9992	0.9921	0.9979	0.9968	0.9989	0.9950	0.9985	0.9976	0.9925
MAE	0.0007	0.0003	0.0006	0.0002	0.0006	0.0003	0.0007	0.0003	0.0007	0.0003	0.0007	0.0003	0.0008	0.0004	0.0008	0.0004	0.0010	0.0009
POCID	78.39	82.94	81.13	83.58	80.57	80.57	76.23	80.30	77.17	81.70	75.43	76.57	73.13	76.92	75.28	79.62	68.57	74.86

Currency	EUR/JPY																	
	5				4				3				2					
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test	
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.
MSE	0.0392	0.0081	0.0156	0.0030	0.0182	0.0029	0.0504	0.0128	0.0200	0.0047	0.0228	0.0045	0.0675	0.0229	0.0270	0.0084	0.0286	0.0081
NMSE	1.0000	0.1444	1.0000	0.1364	1.0000	0.1166	1.0000	0.1695	1.0000	0.1569	1.0000	0.1423	1.0000	0.2022	1.0000	0.1902	1.0000	0.1889
RMSE	0.1980	0.0901	0.1250	0.0548	0.1350	0.0538	0.2245	0.1130	0.1412	0.0685	0.1511	0.0670	0.2598	0.1515	0.1642	0.0917	0.1691	0.0898
R2	0.9989	0.9998	0.9958	0.9992	0.9950	0.9992	0.9986	0.9996	0.9946	0.9987	0.9937	0.9988	0.9981	0.9993	0.9928	0.9978	0.9921	0.9978
MAE	0.1429	0.0629	0.0965	0.0399	0.1009	0.0367	0.1609	0.0789	0.1079	0.0499	0.1110	0.0458	0.1850	0.1053	0.1227	0.0666	0.1197	0.0611
POCID	79.81	82.37	78.11	86.04	80.00	83.43	76.04	80.40	76.23	80.19	72.57	77.14	74.55	76.73	73.77	80.57	74.86	80.00

Currency	EUR/USD																	
	5				4				3				2					
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test	
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	1.0000	0.1372	1.0000	0.1280	1.0000	0.1323	1.0000	0.1628	1.0000	0.1515	1.0000	0.1551	1.0000	0.1970	1.0000	0.1854	1.0000	0.2104
RMSE	0.0016	0.0007	0.0016	0.0007	0.0018	0.0009	0.0018	0.0009	0.0018	0.0009	0.0017	0.0008	0.0020	0.0012	0.0021	0.0011	0.0025	0.0017
R2	0.9988	0.9998	0.9977	0.9996	0.9970	0.9995	0.9985	0.9996	0.9971	0.9994	0.9964	0.9992	0.9980	0.9993	0.9962	0.9989	0.9953	0.9985
MAE	0.0012	0.0005	0.0013	0.0005	0.0012	0.0005	0.0013	0.0006	0.0015	0.0006	0.0013	0.0006	0.0015	0.0008	0.0016	0.0008	0.0014	0.0008
POCID	79.15	80.95	78.11	83.77	80.57	83.43	74.05	80.02	78.30	83.77	80.57	82.86	72.37	79.00	75.85	82.26	75.43	82.86





Χρονική κλίμακα: 2 hours

Currency	EUR/CHF																	
	5				4				3				2					
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test	
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	1.0000	0.1434	1.0000	0.1398	1.0000	0.1547	1.0000	0.1706	1.0000	0.1709	1.0000	0.1754	1.0000	0.2077	1.0000	0.2367	1.0000	0.2587
RMSE	0.0011	0.0005	0.0011	0.0005	0.0012	0.0006	0.0012	0.0006	0.0012	0.0006	0.0012	0.0006	0.0012	0.0006	0.0012	0.0006	0.0012	0.0006
R2	0.9982	0.9996	0.9985	0.9997	0.9673	0.9929	0.9978	0.9994	0.9982	0.9995	0.9606	0.9891	0.9971	0.9990	0.9992	0.9482	0.9982	0.9925
MAE	0.0008	0.0004	0.0008	0.0004	0.0009	0.0004	0.0009	0.0004	0.0009	0.0004	0.0009	0.0004	0.0009	0.0004	0.0009	0.0004	0.0009	0.0004
POCID	78.23	82.50	75.93	80.50	76.10	79.87	76.38	80.33	77.18	83.40	73.58	76.10	72.97	76.61	71.58	71.07	74.21	65.41

Currency	EUR/GBP																	
	5				4				3				2					
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test	
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	1.0000	0.1439	1.0000	0.1367	1.0000	0.1499	1.0000	0.1611	1.0000	0.1654	1.0000	0.1768	1.0000	0.1890	1.0000	0.2102	1.0000	0.2446
RMSE	0.0006	0.0003	0.0006	0.0003	0.0007	0.0003	0.0007	0.0003	0.0007	0.0003	0.0007	0.0003	0.0007	0.0003	0.0007	0.0003	0.0007	0.0003
R2	0.9992	0.9998	0.9929	0.9987	0.9950	0.9989	0.9989	0.9997	0.9912	0.9979	0.9937	0.9984	0.9985	0.9995	0.9888	0.9964	0.9917	0.9969
MAE	0.0005	0.0002	0.0005	0.0002	0.0005	0.0002	0.0005	0.0002	0.0005	0.0002	0.0005	0.0002	0.0005	0.0002	0.0005	0.0002	0.0005	0.0002
POCID	80.83	85.21	78.63	83.61	77.36	78.62	77.52	81.17	77.18	80.29	74.84	80.50	73.60	79.73	73.86	78.42	75.47	77.36

Currency	EUR/JPY																	
	5				4				3				2					
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test	
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.
MSE	0.0121	0.0025	0.0122	0.0021	0.0104	0.0019	0.0152	0.0039	0.0151	0.0033	0.0124	0.0029	0.0205	0.0068	0.0196	0.0052	0.0309	0.0156
NMSE	1.0000	0.1462	1.0000	0.1283	1.0000	0.1355	1.0000	0.1699	1.0000	0.1543	1.0000	0.1606	1.0000	0.1995	1.0000	0.2094	1.0000	0.2612
RMSE	0.1100	0.0497	0.1104	0.0458	0.1021	0.0433	0.1232	0.0624	0.1227	0.0575	0.1114	0.0541	0.1433	0.0827	0.1398	0.0719	0.1758	0.1249
R2	0.9982	0.9996	0.9944	0.9990	0.9893	0.9981	0.9977	0.9994	0.9930	0.9985	0.9872	0.9970	0.9969	0.9990	0.9908	0.9972	0.9833	0.9946
MAE	0.0836	0.0364	0.0800	0.0326	0.0745	0.0307	0.0935	0.0453	0.0884	0.0407	0.0807	0.0385	0.1068	0.0606	0.1005	0.0542	0.1295	0.0921
POCID	79.27	82.19	78.01	84.02	75.47	79.25	75.65	81.48	74.48	79.25	74.84	80.50	74.12	76.82	75.31	77.39	71.70	83.02

Currency	EUR/USD																	
	5				4				3				2					
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test	
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	1.0000	0.1419	1.0000	0.1359	1.0000	0.1575	1.0000	0.1632	1.0000	0.1629	1.0000	0.1785	1.0000	0.1982	1.0000	0.2098	1.0000	0.2516
RMSE	0.0012	0.0005	0.0014	0.0006	0.0011	0.0005	0.0014	0.0007	0.0015	0.0007	0.0012	0.0007	0.0016	0.0009	0.0017	0.0010	0.0019	0.0014
R2	0.9994	0.9999	0.9914	0.9984	0.9941	0.9987	0.9992	0.9998	0.9895	0.9975	0.9927	0.9979	0.9990	0.9997	0.9862	0.9955	0.9900	0.9963
MAE	0.0009	0.0004	0.0010	0.0004	0.0008	0.0004	0.0010	0.0005	0.0011	0.0005	0.0009	0.0005	0.0012	0.0006	0.0012	0.0007	0.0011	0.0006
POCID	80.52	84.27	80.08	84.65	74.21	77.99	76.17	82.10	78.63	82.16	77.99	78.62	73.60	78.90	72.82	76.97	73.58	79.25



Χρονική κλίμακα: 1 hour

Currency	EUR/CHF																							
	5				4				3				2											
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test							
	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.						
Dataset	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000					
MSE	1.0000	0.1646	1.0000	0.1589	1.0000	0.1398	1.0000	0.1890	1.0000	0.1788	1.0000	0.1731	1.0000	0.2208	1.0000	0.2030	1.0000	0.2743	1.0000	0.2661	1.0000	0.2813		
NMSE	0.0007	0.0004	0.0008	0.0004	0.0007	0.0003	0.0008	0.0005	0.0009	0.0005	0.0008	0.0004	0.0010	0.0006	0.0011	0.0006	0.0009	0.0005	0.0012	0.0009	0.0014	0.0009	0.0008	
RMSE	0.0096	0.0099	0.0083	0.0096	0.0096	0.0096	0.0094	0.0098	0.0099	0.0094	0.0094	0.0093	0.0092	0.0097	0.0099	0.0099	0.0098	0.0094	0.0098	0.0094	0.0098	0.0097	0.0094	
R2	0.0005	0.0003	0.0006	0.0003	0.0005	0.0002	0.0006	0.0004	0.0006	0.0003	0.0006	0.0006	0.0007	0.0004	0.0007	0.0004	0.0007	0.0004	0.0009	0.0006	0.0009	0.0006	0.0006	
POCID	78.74	81.28	75.40	78.63	75.61	78.66	76.74	79.88	75.60	77.22	77.44	81.71	72.22	75.76	68.15	74.19	74.39	78.66	65.19	76.39	65.52	75.60	70.73	71.34

Currency	EUR/GBP																							
	5				4				3				2											
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test							
	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.						
Dataset	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	
MSE	1.0000	0.1418	1.0000	0.1495	1.0000	0.1737	1.0000	0.1697	1.0000	0.1719	1.0000	0.1877	1.0000	0.2024	1.0000	0.2083	1.0000	0.2180	1.0000	0.2574	1.0000	0.2504	1.0000	0.2589
NMSE	0.0004	0.0002	0.0005	0.0002	0.0004	0.0002	0.0005	0.0002	0.0005	0.0003	0.0005	0.0003	0.0006	0.0003	0.0006	0.0004	0.0005	0.0003	0.0007	0.0005	0.0007	0.0005	0.0007	0.0005
R2	0.9979	0.9996	0.9978	0.9996	0.9936	0.9984	0.9974	0.9994	0.9974	0.9993	0.9922	0.9975	0.9967	0.9989	0.9965	0.9988	0.9889	0.9889	0.9950	0.9974	0.9948	0.9973	0.9828	0.9904
MAE	0.0003	0.0001	0.0003	0.0001	0.0003	0.0001	0.0004	0.0002	0.0004	0.0002	0.0003	0.0002	0.0004	0.0002	0.0004	0.0002	0.0004	0.0002	0.0005	0.0004	0.0005	0.0004	0.0005	0.0003
POCID	80.97	83.81	75.00	79.03	81.10	78.05	77.96	81.50	73.79	79.64	76.83	76.83	74.85	77.68	72.58	76.41	72.56	75.61	67.61	74.57	67.74	75.60	65.85	73.17

Currency	EUR/JPY																							
	5				4				3				2											
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test							
	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.						
Dataset	0.0054	0.0012	0.0050	0.0010	0.0062	0.0009	0.0067	0.0018	0.0061	0.0015	0.0071	0.0015	0.0089	0.0033	0.0080	0.0027	0.0090	0.0026	0.0134	0.0073	0.0119	0.0060	0.0063	
MSE	1.0000	0.1555	1.0000	0.1427	1.0000	0.1218	1.0000	0.1811	1.0000	0.1695	1.0000	0.1509	1.0000	0.2221	1.0000	0.2064	1.0000	0.1956	1.0000	0.2799	1.0000	0.2755	1.0000	0.2919
NMSE	0.0734	0.0342	0.0710	0.0311	0.0789	0.0305	0.0816	0.0428	0.0782	0.0386	0.0842	0.0384	0.0945	0.0573	0.0892	0.0515	0.0948	0.0513	0.1155	0.0857	0.1090	0.0772	0.1118	0.0792
RMSE	0.9979	0.9995	0.9981	0.9996	0.9818	0.9973	0.9974	0.9993	0.9977	0.9994	0.9798	0.9958	0.9966	0.9987	0.9970	0.9990	0.9751	0.9927	0.9949	0.9972	0.9956	0.9978	0.9663	0.9831
R2	0.0531	0.0238	0.0515	0.0217	0.0555	0.0196	0.0590	0.0297	0.0562	0.0269	0.0589	0.0244	0.0682	0.0396	0.0627	0.0358	0.0653	0.0329	0.0836	0.0596	0.0767	0.0536	0.0743	0.0502
MAE	80.57	82.59	79.23	84.07	82.32	84.76	76.95	78.77	76.81	77.02	80.49	81.10	74.44	80.40	76.01	79.23	74.39	78.05	67.31	75.18	69.35	75.81	71.95	76.22
POCID	80.57	82.59	79.23	84.07	82.32	84.76	76.95	78.77	76.81	77.02	80.49	81.10	74.44	80.40	76.01	79.23	74.39	78.05	67.31	75.18	69.35	75.81	71.95	76.22

Currency	EUR/USD																							
	5				4				3				2											
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test							
	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.						
Dataset	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	
MSE	1.0000	0.1434	1.0000	0.1484	1.0000	0.1442	1.0000	0.1685	1.0000	0.1713	1.0000	0.1682	1.0000	0.2085	1.0000	0.2022	1.0000	0.2053	1.0000	0.2652	1.0000	0.2609	1.0000	0.2740
NMSE	0.0009	0.0004	0.0009	0.0004	0.0008	0.0003	0.0010	0.0005	0.0010	0.0005	0.0009	0.0004	0.0012	0.0007	0.0011	0.0006	0.0010	0.0006	0.0014	0.0010	0.0014	0.0010	0.0012	0.0009
RMSE	0.9992	0.9998	0.9984	0.9997	0.9860	0.9972	0.9990	0.9997	0.9980	0.9995	0.9830	0.9957	0.9986	0.9995	0.9973	0.9991	0.9775	0.9924	0.9980	0.9990	0.9959	0.9979	0.9678	0.9830
R2	0.0007	0.0003	0.0006	0.0003	0.0006	0.0002	0.0008	0.0004	0.0007	0.0003	0.0006	0.0003	0.0009	0.0005	0.0008	0.0005	0.0007	0.0004	0.0010	0.0007	0.0009	0.0007	0.0008	0.0006
MAE	80.47	82.79	77.82	79.44	78.66	81.10	77.05	81.70	74.19	77.82	73.17	78.66	74.75	80.20	70.56	77.02	69.51	74.39	66.50	76.69	69.96	72.38	62.80	73.17
POCID	80.47	82.79	77.82	79.44	78.66	81.10	77.05	81.70	74.19	77.82	73.17	78.66	74.75	80.20	70.56	77.02	69.51	74.39	66.50	76.69	69.96	72.38	62.80	73.17



Χρονική κλίμακα: 30 mins

Currency	5						4						3						2						
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		
	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	1.0000	0.1489	1.0000	0.1565	1.0000	0.1430	1.0000	0.1738	1.0000	0.1754	1.0000	0.1688	1.0000	0.2100	1.0000	0.2184	1.0000	0.2128	1.0000	0.2723	1.0000	0.2719	1.0000	0.2681	1.0000
RMSE	0.0006	0.0003	0.0006	0.0003	0.0005	0.0002	0.0006	0.0003	0.0006	0.0003	0.0006	0.0003	0.0007	0.0004	0.0007	0.0004	0.0007	0.0004	0.0007	0.0009	0.0007	0.0009	0.0007	0.0008	0.0006
R2	0.9978	0.9995	0.9938	0.9986	0.9748	0.9949	0.9973	0.9993	0.9922	0.9979	0.9690	0.9923	0.9964	0.9987	0.9895	0.9963	0.9868	0.9947	0.9848	0.9972	0.9848	0.9917	0.9458	0.9710	0.9710
MAE	0.0004	0.0002	0.0004	0.0002	0.0004	0.0002	0.0004	0.0002	0.0004	0.0002	0.0004	0.0002	0.0004	0.0002	0.0005	0.0003	0.0005	0.0003	0.0006	0.0006	0.0004	0.0006	0.0004	0.0006	0.0004
POCID	80.39	81.62	75.20	79.51	77.16	82.10	75.08	79.49	74.80	79.30	74.69	77.78	75.31	78.48	70.90	74.39	75.93	77.16	67.35	74.51	64.96	73.16	69.75	75.31	75.31

Currency	5						4						3						2						
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		
	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	1.0000	0.1652	1.0000	0.1771	1.0000	0.1368	1.0000	0.1877	1.0000	0.1986	1.0000	0.1547	1.0000	0.2210	1.0000	0.2181	1.0000	0.1863	1.0000	0.2757	1.0000	0.2677	1.0000	0.2665	1.0000
RMSE	0.0003	0.0001	0.0003	0.0001	0.0003	0.0001	0.0003	0.0002	0.0003	0.0002	0.0004	0.0002	0.0004	0.0002	0.0004	0.0003	0.0004	0.0002	0.0005	0.0004	0.0005	0.0004	0.0005	0.0003	0.0003
R2	0.9989	0.9997	0.9990	0.9997	0.9921	0.9986	0.9986	0.9996	0.9987	0.9996	0.9904	0.9979	0.9981	0.9993	0.9982	0.9993	0.9874	0.9964	0.9971	0.9984	0.9970	0.9984	0.9821	0.9920	
MAE	0.0002	0.0001	0.0002	0.0001	0.0002	0.0001	0.0002	0.0001	0.0003	0.0001	0.0002	0.0001	0.0003	0.0002	0.0003	0.0002	0.0003	0.0001	0.0003	0.0003	0.0003	0.0004	0.0003	0.0003	0.0002
POCID	75.36	78.03	77.05	78.89	81.48	78.40	73.74	77.44	75.41	79.92	75.93	81.48	72.03	77.36	76.02	77.87	74.69	75.31	69.40	73.90	65.98	77.46	73.46	77.16	

Currency	5						4						3						2					
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test	
	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.
MSE	0.0022	0.0004	0.0025	0.0005	0.0018	0.0004	0.0027	0.0007	0.0032	0.0008	0.0022	0.0006	0.0035	0.0012	0.0044	0.0014	0.0029	0.0011	0.0051	0.0028	0.0068	0.0033	0.0045	0.0026
NMSE	1.0000	0.1454	1.0000	0.1473	1.0000	0.1565	1.0000	0.1745	1.0000	0.1665	1.0000	0.1843	1.0000	0.2141	1.0000	0.1943	1.0000	0.2240	1.0000	0.2713	1.0000	0.2751	1.0000	0.2981
RMSE	0.0465	0.0211	0.0501	0.0227	0.0428	0.0202	0.0520	0.0266	0.0565	0.0284	0.0473	0.0253	0.0592	0.0351	0.0663	0.0379	0.0541	0.0334	0.0715	0.0525	0.0822	0.0574	0.0674	0.0509
R2	0.9977	0.9995	0.9979	0.9996	0.9888	0.9975	0.9971	0.9992	0.9974	0.9993	0.9869	0.9962	0.9963	0.9987	0.9964	0.9988	0.9833	0.9936	0.9946	0.9971	0.9945	0.9973	0.9748	0.9857
MAE	0.0320	0.0143	0.0365	0.0158	0.0294	0.0133	0.0356	0.0181	0.0406	0.0198	0.0323	0.0166	0.0404	0.0237	0.0466	0.0263	0.0358	0.0217	0.0487	0.0354	0.0582	0.0398	0.0455	0.0337
POCID	77.10	81.11	79.71	83.61	79.63	82.10	74.15	77.54	78.07	82.79	72.22	76.54	73.05	76.84	76.23	80.74	75.93	78.40	70.62	76.15	67.21	77.25	62.35	74.09

Currency	5						4						3						2					
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test	
	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	1.0000	0.1355	1.0000	0.1635	1.0000	0.1580	1.0000	0.1592	1.0000	0.1811	1.0000	0.1729	1.0000	0.1947	1.0000	0.2093	1.0000	0.2131	1.0000	0.2488	1.0000	0.2512	1.0000	0.2685
RMSE	0.0006	0.0003	0.0006	0.0003	0.0005	0.0003	0.0006	0.0003	0.0006	0.0004	0.0006	0.0003	0.0007	0.0004	0.0008	0.0005	0.0007	0.0004	0.0009	0.0006	0.0010	0.0007	0.0008	0.0006
R2	0.9982	0.9997	0.9982	0.9996	0.9926	0.9984	0.9978	0.9995	0.9976	0.9993	0.9911	0.9977	0.9971	0.9991	0.9967	0.9987	0.9959	0.9987	0.9958	0.9979	0.9947	0.9972	0.9829	0.9912
MAE	0.0004	0.0002	0.0004	0.0002	0.0004	0.0002	0.0004	0.0002	0.0005	0.0003	0.0004	0.0002	0.0005	0.0003	0.0006	0.0003	0.0005	0.0003	0.0006	0.0004	0.0007	0.0005	0.0006	0.0004
POCID	77.41	80.18	79.71	80.33	79.01	81.48	77.13	79.08	77.46	79.51	75.31	80.86	73.87	75.72	71.72	74.59	77.16	77.78	66.63	74.82	65.57	75.00	73.46	79.63



Χρονική κλίμακα: 15 mins

Currency	EUR/CHF																	
	5				4				3				2					
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test	
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	1.0000	0.1550	1.0000	0.1576	1.0000	0.1358	1.0000	0.1845	1.0000	0.1770	1.0000	0.1598	1.0000	0.2286	1.0000	0.2020	1.0000	0.2559
RMSE	0.0004	0.0002	0.0004	0.0002	0.0005	0.0003	0.0005	0.0003	0.0004	0.0002	0.0005	0.0003	0.0005	0.0003	0.0004	0.0003	0.0007	0.0005
R2	0.9994	0.9999	0.9938	0.9988	0.9979	0.9981	0.9993	0.9998	0.9927	0.9981	0.9856	0.9967	0.9990	0.9996	0.9899	0.9966	0.9816	0.9944
MAE	0.0003	0.0001	0.0003	0.0001	0.0003	0.0001	0.0003	0.0002	0.0003	0.0002	0.0003	0.0002	0.0003	0.0002	0.0002	0.0002	0.0004	0.0003
POCID	75.94	79.61	73.99	78.94	78.45	80.66	73.12	75.50	75.09	80.04	77.35	79.01	73.05	76.08	69.60	76.92	73.48	73.48

Currency	EUR/GBP																	
	5				4				3				2					
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test	
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	1.0000	0.1549	1.0000	0.1515	1.0000	0.1637	1.0000	0.1807	1.0000	0.1744	1.0000	0.1832	1.0000	0.2195	1.0000	0.2070	1.0000	0.2723
RMSE	0.0002	0.0001	0.0002	0.0001	0.0002	0.0001	0.0003	0.0001	0.0003	0.0001	0.0002	0.0001	0.0003	0.0002	0.0003	0.0002	0.0004	0.0003
R2	0.9990	0.9998	0.9955	0.9991	0.9970	0.9993	0.9988	0.9997	0.9944	0.9986	0.9961	0.9989	0.9984	0.9994	0.9924	0.9975	0.9948	0.9981
MAE	0.0002	0.0001	0.0002	0.0001	0.0001	0.0001	0.0002	0.0001	0.0002	0.0001	0.0001	0.0001	0.0002	0.0001	0.0002	0.0001	0.0002	0.0001
POCID	80.07	82.83	82.42	83.88	72.93	74.03	78.44	80.37	78.75	81.32	71.82	75.69	76.35	78.19	75.46	81.14	67.96	80.11

Currency	EUR/JPY																	
	5				4				3				2					
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test	
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.
MSE	0.0010	0.0002	0.0014	0.0003	0.0011	0.0002	0.0013	0.0003	0.0018	0.0005	0.0014	0.0004	0.0016	0.0006	0.0024	0.0014	0.0038	0.0020
NMSE	1.0000	0.1511	1.0000	0.1587	1.0000	0.1495	1.0000	0.1800	1.0000	0.1848	1.0000	0.1710	1.0000	0.2216	1.0000	0.2138	1.0000	0.2069
RMSE	0.0322	0.0147	0.0378	0.0178	0.0338	0.0152	0.0355	0.0184	0.0421	0.0222	0.0377	0.0191	0.0406	0.0247	0.0488	0.0296	0.0441	0.0250
R2	0.9997	0.9999	0.9958	0.9991	0.9962	0.9992	0.9996	0.9999	0.9948	0.9986	0.9953	0.9988	0.9995	0.9998	0.9931	0.9975	0.9936	0.9979
MAE	0.0220	0.0103	0.0257	0.0120	0.0220	0.0099	0.0245	0.0130	0.0288	0.0150	0.0246	0.0124	0.0281	0.0173	0.0336	0.0201	0.0280	0.0166
POCID	79.34	80.99	79.85	81.87	79.01	79.01	75.87	80.09	76.19	81.32	74.59	82.32	72.69	75.62	74.36	77.29	75.69	80.66

Currency	EUR/USD																	
	5				4				3				2					
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test	
Dataset	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.
MSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NMSE	1.0000	0.1372	1.0000	0.1713	1.0000	0.1336	1.0000	0.1637	1.0000	0.1866	1.0000	0.1539	1.0000	0.2036	1.0000	0.2120	1.0000	0.1836
RMSE	0.0004	0.0002	0.0004	0.0002	0.0005	0.0003	0.0005	0.0002	0.0005	0.0003	0.0005	0.0002	0.0006	0.0003	0.0005	0.0003	0.0007	0.0005
R2	0.9997	0.9999	0.9951	0.9987	0.9967	0.9994	0.9996	0.9999	0.9935	0.9980	0.9961	0.9992	0.9995	0.9998	0.9908	0.9965	0.9950	0.9985
MAE	0.0003	0.0001	0.0003	0.0001	0.0003	0.0001	0.0003	0.0002	0.0003	0.0002	0.0003	0.0001	0.0004	0.0002	0.0004	0.0002	0.0003	0.0002
POCID	77.78	81.54	79.12	80.59	80.11	83.08	76.24	79.36	76.56	78.57	78.45	74.03	74.24	80.29	73.63	77.47	74.03	76.80





Χρονική κλίμακα: 1 min

Currency	EUR/CHF																						
	5				4				3				2										
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test						
	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.					
Dataset	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000				
MSE	1.0000	0.1755	1.0000	0.1796	1.0000	0.2315	1.0000	0.2050	1.0000	0.2041	1.0000	0.3068	1.0000	0.2341	1.0000	0.2377	1.0000	0.2853	1.0000	0.2878	1.0000	0.2774	
NMSE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	
RMSE	0.9949	0.9987	0.9981	0.9995	0.9939	0.9939	0.9980	0.9976	0.9992	0.9923	0.9608	0.9911	0.9965	0.9966	0.9986	0.9939	0.9932	0.9945	0.9969	0.9991	0.9990	0.9856	
R2	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	
MAE	81.49	82.42	78.89	80.97	76.06	72.54	82.67	81.74	80.74	81.44	75.35	71.83	78.86	80.49	77.73	81.90	77.46	76.33	79.58	73.09	76.57	71.83	76.06
POCID	83.00	82.31	80.28	83.06	87.32	85.92	78.84	79.77	81.67	81.67	80.28	76.76	82.46	80.95	83.29	81.21	80.28	73.94	80.39	81.44	80.51	83.80	81.69

Currency	EUR/GBP																							
	5				4				3				2											
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test							
	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.						
Dataset	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000		
MSE	1.0000	0.1686	1.0000	0.2004	1.0000	0.2663	1.0000	0.1969	1.0000	0.2344	1.0000	0.3106	1.0000	0.2322	1.0000	0.2672	1.0000	0.3243	1.0000	0.2832	1.0000	0.3344	1.0000	0.3141
NMSE	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	
RMSE	0.9987	0.9997	0.9727	0.9920	0.9386	0.9699	0.9984	0.9995	0.9645	0.9876	0.9186	0.9536	0.9979	0.9992	0.9526	0.9787	0.8885	0.9238	0.9966	0.9981	0.9221	0.9530	0.7899	0.8465
R2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	
MAE	83.00	82.31	80.28	83.06	87.32	85.92	78.84	79.77	81.67	81.67	80.28	76.76	82.46	80.95	83.29	81.21	80.28	73.94	80.39	81.44	80.51	83.80	81.69	
POCID	83.00	82.31	80.28	83.06	87.32	85.92	78.84	79.77	81.67	81.67	80.28	76.76	82.46	80.95	83.29	81.21	80.28	73.94	80.39	81.44	80.51	83.80	81.69	

Currency	EUR/JPY																							
	5				4				3				2											
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test							
	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.						
Dataset	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0002	0.0001	0.0000	0.0001	0.0000	0.0003	0.0001	0.0000	0.0003	0.0002	0.0001	0.0001
MSE	1.0000	0.1526	1.0000	0.1574	1.0000	0.1732	1.0000	0.1955	1.0000	0.1872	1.0000	0.1933	1.0000	0.2276	1.0000	0.2358	1.0000	0.2497	1.0000	0.2995	1.0000	0.2978	1.0000	0.3048
NMSE	0.0106	0.0049	0.0105	0.0050	0.0064	0.0033	0.0117	0.0063	0.0116	0.0062	0.0073	0.0041	0.0134	0.0082	0.0132	0.0086	0.0055	0.0165	0.0122	0.0161	0.0123	0.0105	0.0081	0.0081
RMSE	0.9972	0.9994	0.9972	0.9994	0.9441	0.9849	0.9966	0.9990	0.9965	0.9990	0.9298	0.9775	0.9956	0.9984	0.9955	0.9982	0.9068	0.9614	0.9934	0.9964	0.9933	0.9961	0.8694	0.9221
MAE	0.0065	0.0033	0.0075	0.0037	0.0049	0.0024	0.0073	0.0043	0.0083	0.0046	0.0055	0.0031	0.0086	0.0057	0.0096	0.0062	0.0066	0.0042	0.0110	0.0084	0.0115	0.0091	0.0080	0.0060
POCID	81.02	79.05	83.06	81.67	83.80	83.10	80.12	81.74	83.06	78.65	80.99	83.80	75.96	79.09	76.33	76.80	78.17	78.87	77.03	79.81	78.89	77.03	78.17	80.99

Currency	EUR/USD																							
	5				4				3				2											
	Training		Validation		Test		Training		Validation		Test		Training		Validation		Test							
	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.	RW	Pred.						
Dataset	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
MSE	1.0000	0.1661	1.0000	0.1763	1.0000	0.2443	1.0000	0.1925	1.0000	0.1902	1.0000	0.2798	1.0000	0.2406	1.0000	0.2403	1.0000	0.2888	1.0000	0.2963	1.0000	0.2848	1.0000	0.2904
NMSE	0.0001	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
RMSE	0.9987	0.9997	0.9906	0.9976	0.9882	0.9950	0.9984	0.9995	0.9878	0.9962	0.9845	0.9920	0.9978	0.9991	0.9831	0.9933	0.9787	0.9859	0.9968	0.9982	0.9749	0.9853	0.9583	0.9690
R2	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
MAE	82.07	84.52	84.45	84.22	76.76	80.99	78.72	81.51	79.12	80.97	78.87	73.94	80.60	82.00	79.58	80.97	79.58	78.17	76.91	80.63	75.41	81.90	77.46	76.76
POCID	82.07	84.52	84.45	84.22	76.76	80.99	78.72	81.51	79.12	80.97	78.87	73.94	80.60	82.00	79.58	80.97	79.58	78.17	76.91	80.63	75.41	81.90	77.46	76.76

