

Ατομική Διπλωματική Εργασία

**ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΣ ΚΩΔΙΚΑΣ: ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΤΡΙΚΩΝ
ΑΚΟΛΟΥΘΙΩΝ ΠΥΡΟΔΟΤΗΣΗΣ ΝΕΥΡΩΝΑ**

Μαρία Οικονομίδου

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΥΠΡΟΥ



ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Μάιος 2013

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΥΠΡΟΥ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Νευρωνικός Κώδικας : Σύγκριση ακολουθιών μετρικών πυροδότησης νευρώνα

Μαρία Οικονομίδου

Επιβλέπων Καθηγητής
Δρ. Χρίστος Χριστοδούλου

Η Ατομική Διπλωματική Εργασία υποβλήθηκε προς μερική εκπλήρωση των
απαιτήσεων απόκτησης του πτυχίου Πληροφορικής του Τμήματος Πληροφορικής του
Πανεπιστημίου Κύπρου

Μάιος 2013

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή μου, Δρ. Χρίστο Χριστοδούλου, που συνεχώς καθ 'όλη την διάρκεια της διπλωματικής μου εργασίας, με καθοδηγούσε και με ενθάρρυνε. Τον ευχαριστώ επίσης για την ευκαιρία που μου έδωσε και την εμπιστοσύνη που έδειξε προς το πρόσωπο μου.

Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω τον διδακτορικό φοιτητή, Αχιλλέα Κουτσού του οποίου οι γνώσεις έκαναν δυνατή την επιτυχή ολοκλήρωση της Διπλωματικής μου Εργασίας. Η βοήθεια η οποία μου πρόσφερε ανιδιοτελώς και απλόχερα κατά τη διάρκεια όλης της χρονιάς, ήταν πολύτιμη.

Ακόμα θα ήθελα να πω ένα μεγάλο ευχαριστώ στην οικογένεια μου για την στήριξη και την αγάπη που μου έδειχναν αυτή την δύσκολη περίοδο των σπουδών μου.

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω τους φίλους μου που μου συμπαραστέκονταν συνεχώς και ιδιαίτερα τον Αντώνη για την υπομονή που έδειχνε σε όλη την διάρκεια της διπλωματικής μου εργασίας.

Περίληψη

Η κατανόηση του Νευρωνικού κώδικα είναι πολύ σημαντική και για αυτό στις μέρες μας γίνονται αρκετές μελέτες σε αυτό τον τομέα. Κάτι σημαντικό για την κατανόηση του νευρωνικού κώδικα είναι η μέτρηση της μεταβλητότητας των δυναμικών ενεργείας που πυροδοτεί ένας νευρώνας. Όλα αυτά τα χρόνια έχουν προταθεί αρκετές μετρικές για την μέτρηση της μεταβλητότητας και κάθε μία βγάζει τα αποτελέσματα της με διαφορετικό τρόπο. Με την δικιά μας έρευνα είχαμε ως σκοπό την μελέτη διαφόρων μετρικών με τις οποίες μπορούμε να χαρακτηρίσουμε τα δυναμικά ενέργειας που πυροδοτεί ένας νευρώνας αφού δεχθεί κάποιο ερέθισμα, και στην συνέχεια να δούμε την σχέση που υπάρχει μεταξύ των αποτελεσμάτων αυτών των μετρικών. Όμως κάθε μετρική εξάγει τα αποτελέσματα της με διαφορετικό τρόπο. Γι αυτό τον λόγο ήταν απαραίτητη η μελέτη των αποτελεσμάτων κάθε μετρικής και στην συνέχεια να γίνει μία σύγκριση μεταξύ τους. Επίσης μέσα από διάφορες προσομοιώσεις που έγιναν σε ένα μοντέλο νευρώνα προσπαθήσαμε να εξακριβώσουμε πως αυτή η σχέση επηρεάζεται από διάφορες παραμέτρους που ορίζουν το μοντέλο νευρώνα που χρησιμοποιήθηκε για την δημιουργία των προσομοιώσεων.

Πιο συγκεκριμένα μελετήθηκαν μετρικές οι οποίες μας βοηθούν να βρούμε το ποσοστό ομοιομορφίας και ανομοιομορφίας (Distance metrics) των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας (Spike Trains). Επίσης μελετήθηκε και μία μετρική συγχρονισμού (synchrony metric) που μας δείχνει κατά πόσο οι είσοδοι που δέχτηκε το μοντέλο νευρώνα στην είσοδο ήταν συγχρονισμένοι. Τα αποτελέσματα των δύο αυτών μετρικών σχετίζονται αφού μπορούν να μας δώσουν πληροφορίες για τις εισόδους που δέχεται το μοντέλο νευρώνα και πιο συγκεκριμένα για το πόσο συγχρονισμένες είναι. Χρησιμοποιώντας τα αποτελέσματα των πιο πάνω μετρικών, που προέκυπταν μέσα από διάφορες προσομοιώσεις, σε ένα μοντέλο νευρώνα όπου κάθε φορά δεχόταν στη είσοδο διαφορετικές ακολουθίες δυναμικών ενεργείας άλλοτε πιο συγχρονισμένες και άλλοτε πιο τυχαίες, κάναμε μία σύγκρισή και προσπαθούσαμε να μελετήσουμε την σχέση που έχουν μεταξύ τους τα αποτελέσματα των μετρικών .

Στην συνέχεια η μελέτη μας επικεντρώθηκε στην μελέτη διαφόρων μετρικών μεταβλητότητας των διαστημάτων ακολουθιών δυναμικών ενεργείας .

Χρησιμοποιώντας το μοντέλο Leaky Integrate and Fire με τον μηχανισμό της μερικής επαναπόλωσης της μεμβράνης, που επιτυγχάνει μεγάλη μεταβλητότητα πυροδότησης σε υψηλές συχνότητες πυροδότησης, μελετήθηκαν διάφοροι στατιστικοί παράγοντες όπως , το IR (Μέσο των ακανόνιστων διαστημάτων), το CV2 (Τοπικός συντελεστής Διακύμανσης) και διάφορους άλλους (Variability Metrics). Αυτές οι μετρικές λαμβάνουν υπόψη τους την εναλλαγή της συχνότητας στον χρόνο, σε αντίθεση με τον συντελεστή μεταβλητότητας (CV), όπου σε απότομες αλλαγές της συχνότητας επηρεάζονται σε μεγάλο βαθμό τα αποτελέσματα του, γι' αυτό και θεωρούνται πιο κατάλληλες για την μέτρηση της μεταβλητότητας. Αυτό που έγινε σε αυτή την μελέτη ήταν η σύγκριση των αποτελεσμάτων όλων αυτών των μετρικών συμπεριλαμβανομένου και του συντελεστή μεταβλητότητας σε μεγάλες συχνότητες πυροδότησης και μεγάλη μεταβλητότητα στις ακολουθίες πυροδοτήσεων έτσι ώστε να ορίσουμε ποία από τις μετρικές είναι πιο κατάλληλη για την μέτρηση της μεταβλητότητας των διαστημάτων των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας.

Αυτό που παρατηρήθηκε μέσα από τα αποτελέσματα όσον αφορά τις προσομοιώσεις που έγιναν για τις Distance μετρικές και την μετρική συγχρονισμού ήταν αυτό που περιμέναμε, δηλαδή ότι τα αποτελέσματα των μετρικών αυτών είναι αντιστρόφως ανάλογα όπως μπορεί να αποδειχθεί θεωρητικά.

Τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τις προσομοιώσεις χωρίς την παράμετρο του θορύβου ήταν καλύτερα σε σχέση με αυτά με την παράμετρο θορύβου.

Επίσης μέσα από προσομοιώσεις που έγιναν αλλάζοντας διάφορες παραμέτρους στο μοντέλο νευρώνα αποδείχτηκε ότι η σχέση που υπάρχει μεταξύ των μετρικών που μελετήθηκαν ισχύει για ένα μεγάλο εύρος τιμών των παραμέτρων αυτών.

Όσον αφορά τις προσομοιώσεις που έγιναν για την μελέτη των μετρικών μεταβλητότητας, με βάση την γραφική παράσταση που προέκυψε από τα αποτελέσματα των μετρικών δεν είμαστε σε θέση να προβούμε σε συμπεράσματα για το ποια μετρική έχει τις λιγότερες μεταβλητές εκτιμήσεις στα αποτελέσματα της και είναι η πιο κατάλληλη για την μέτρηση της μεταβλητότητας των διαστημάτων των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας, αφού χρειάζεται να γίνει μια ανάλυση των αποτελεσμάτων

χρησιμοποιώντας διαφορετικές προσομοιώσεις όπου η συχνότητα πυροδότησης του νευρώνα θα αλλάζει δυναμικά κατά την διάρκεια μιας προσομοίωσης.

Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1	Εισαγωγή.....	1
	1.1 Κίνητρο και στόχος της διπλωματικής εργασίας	2
	1.2 Μεθοδολογία	5
	1.3 Οργάνωση της Εργασίας	6
Κεφάλαιο 2	Υπόβαθρο.....	8
	2.1 Σχετικό Υπόβαθρο	10
	2.2 Σχετική Έρευνα	15
	2.3 Μοντέλο νευρώνα Leaky Integrate And Fire	25
Κεφάλαιο 3	Σχεδιασμός και Υλοποίηση.....	28
	3.1 Προσομοιωτής BRIAN	31
	3.2 Υλοποίηση των Spike metrics	32
	3.3 Synchrony metric	35
	3.4 Δεδομένα Εισόδου	37
	3.5 Τμήμα Επεξεργασίας	38
	3.6 Δεδομένα Εξόδου	39
	3.7 Πρόγραμμα Επεξεργασίας Εξόδων του Μοντέλου	39
	3.8 Υλοποίηση και υπολογισμός των μετρικών μεταβλητότητας	40
Κεφάλαιο 4	Αποτελέσματα και Συζήτηση.....	42
	4.1 Αποτελέσματα με το LIF μοντέλο Νευρώνα	43
	4.2 Μετρικές Μεταβλητότητας με το LIF with Partial Reset μοντέλο Νευρώνα	81
Κεφάλαιο 5	Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία.....	84
	5.1 Συμπεράσματα	85
	5.2 Μελλοντική Εργασία	91
	Αναφορές	89
	Βιβλιογραφία	91
	Παράρτημα Α	A-1
	Παράρτημα Β	B-1

Παράρτημα Γ	Γ-1
--------------------------	------------

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Κίνητρο και στόχος της διπλωματικής εργασίας

1.2 Μεθοδολογία

1.3 Οργάνωση της Εργασίας

1.1 Κίνητρο και στόχος της διπλωματικής εργασίας

Η διαδικασία για την κατανόηση του νευρωνικού κώδικα άρχισε τον τελευταίο καιρό να διευρύνεται. Οι περισσότερες έρευνες γίνονται για την μελέτη των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας που προκύπτουν από τους νευρώνες. Πιο συγκεκριμένα έχουν προταθεί διάφορες μετρικές που μας βοηθούν να μελετήσουμε τις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας, να παρατηρήσουμε κάποια χαρακτηριστικά τους και να προβούμε σε κάποια συμπεράσματα για τις ακολουθίες αυτές.

Κάθε μετρική μπορεί να εξάγει τα αποτελέσματα της και να μας δίνει σημαντικές πληροφορίες σχετικά με τον νευρωνικό κώδικα με τον δικό της τρόπο. Τα αποτελέσματα της κάθε μετρικής διαφέρουν αφού κάθε μετρική μελετά διαφορετικά χαρακτηριστικά των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας.

Πιο συγκεκριμένα προτάθηκαν από τους Victor και Purpura (2010) δύο μετρικές (Spike Train metrics) που μετράνε το ποσοστό ομοιομορφίας μεταξύ των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας που δίνονται στην είσοδο ενός μοντέλου νευρώνα και τα αποτελέσματα που προκύπτουν μας βοηθούν στον χαρακτηρισμό αυτών των ακολουθιών. Οι μετρικές που μετράνε την ομοιομορφία και την ανομοιομορφία των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας που δέχεται ο νευρώνας, ασχολούνται με το κόστος που χρειάζεται για να μετατραπεί μια ακολουθία δυναμικών ενεργείας σε μια άλλη παρόμοια ακολουθία. Πιο συγκεκριμένα οι μετρικές αυτές παίρνουν τις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας που διοχετεύονται στην είσοδο του μοντέλου νευρώνα και υπολογίζουν κάθε φορά τον μέσο όρο του κόστους, δηλαδή των μέσο όρο των αλλαγών που πρέπει να γίνουν, για την αλλαγή τις κάθε ακολουθίας δυναμικών ενεργείας σε όλες τις άλλες ακολουθίες δυναμικών ενεργείας. Κάθε αλλαγή που γίνεται, διαγραφή, εισαγωγή ή μετακίνηση ενός δυναμικού ενεργείας, έχει κάποιο κόστος. Παίρνοντας των μέσο όρο όλων αυτών των αλλαγών που εκτελούνται, έχουμε το συνολικό κόστος για την αλλαγή μιας ακολουθίας δυναμικών ενεργείας σε μια άλλη παρόμοια.

Επίσης πρόσφατα έχει προταθεί από τους Koutsou *et al.* (2012) μία μετρική που με τα αποτελέσματα της μας δίνει πληροφορίες για τα σήματα που δέχθηκε στην είσοδο το μοντέλο νευρώνα.

Η μετρική συγχρονισμού των Koutsou *et al.* (2012) που μελετάται σε αυτή την εργασία, μας δείχνει τον βαθμό συγχρονισμού των εισόδων ανάλογα με το πόσο γρήγορα ή αργά ανεβαίνει το μεμβρανικό δυναμικό. Σε αυτή την μετρική κάθε φορά χρησιμοποιείται η κλίση του δυναμικού της μεμβράνης για τον υπολογισμό των αποτελεσμάτων που κανονικοποιούνται από 0 έως 1. Όσο πιο συγχρονισμένα είναι τα σήματα που δέχεται το μοντέλο νευρώνα τόσο πιο μεγάλη είναι η τιμή του αποτελέσματος που προκύπτει από την συγκεκριμένη μετρική (πλησιάζει το 1). Αντιθέτως όταν υπάρχει μεγάλο ποσοστό θορύβου στα σήματα εισόδου και τα σήματα φτάνουν ασυγχρόνιστα η τιμή της μετρικής αυτής πλησιάζει το 0.

Τα αποτελέσματα των πιο πάνω μετρικών εξαρτώνται από την τιμή κάποιων παραμέτρων που επηρεάζουν τις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας. Πιο συγκεκριμένα αλλάζοντας τα ποσοστά αυτών των παραμέτρων μπορούμε να κάνουμε τις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας είτε πιο συγχρονισμένες είτε πιο τυχαίες. Κάνοντας διάφορες προσομοιώσεις σε ένα μοντέλο νευρώνα και αλλάζοντας κάθε φορά τις τιμές αυτών των παραμέτρων θα μπορούμε να συγκρίνουμε την τιμή της μετρικής των Koutsou *et al.* (2012) σε σχέση με τις μετρικές των Victor και Purpura (2010). Για παράδειγμα, αν με τις παραμέτρους που θα ορίσουμε υπάρχει μεγάλη πιθανότητα να είναι συγχρονισμένοι οι είσοδοι στο μοντέλο νευρώνα τότε η μετρική των Koutsou *et al.* (2012) θα πρέπει να έχει σαν αποτέλεσμα μία τιμή που να προσεγγίζει το ένα και οι μετρικές των Victor και Purpura (2010) να έχουν μία πολύ μικρή τιμή σαν αποτέλεσμα, αφού οι ακολουθίες δυναμικών ενεργείας θα είναι πανομοιότυπες λόγω του συγχρονισμού των εισόδων. Αν ορίζαμε τις παραμέτρους ούτως ώστε να ισχύει το αντίθετο, δηλαδή να έχουμε πιο τυχαίες εισόδους τότε η μετρική συγχρονισμού θα προσεγγίζει το μηδέν και οι μετρικές των Victor και Purpura (2010) θα έχουν μεγάλη τιμή σαν αποτέλεσμα.

Έχοντας έτσι μια μετρική που μπορεί να μας δώσει πληροφορίες για το τι είσοδο δέχτηκε ο νευρώνας και έχοντας και μια μετρική που μπορεί να μας δώσει με σιγουριά πληροφορίες για τις εισόδους που δέχεται ο νευρώνας, μπορούμε να κάνουμε διάφορα πειράματα και να αποδείξουμε ότι όντως ισχύει η υπόθεση πως με την μετρική των Koutsou *et al.* (2012) μπορούμε να γνωρίζουμε τα χαρακτηριστικά των σημάτων που δέχτηκε ο νευρώνας στην είσοδο χωρίς να γνωρίζουμε οτιδήποτε για την είσοδο.

Μέχρι στιγμής όμως δεν έχει γίνει κάποια σύγκριση μεταξύ αυτών των δύο μετρικών που να επαληθεύει τα αποτελέσματα που αναμένουμε, δηλαδή ότι οι δύο μετρικές είναι αντιστρόφως ανάλογες και με την παρούσα διπλωματική εργασία στοχεύουμε στην πειραματική μελέτη των μετρικών που προτάθηκαν από τους Victor και Purpura (2010), για την μέτρηση της ομοιομορφίας των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας και της μετρικής συγχρονισμού που προτάθηκε από τους Koutsou *et al* (2012), ούτως ώστε να αποδειχθεί ότι έχοντας την τιμή της μετρικής συγχρονισμού μπορούμε να γνωρίζουμε το τί γίνεται στην είσοδο του μοντέλου χωρίς να γνωρίζουμε τίποτα συγκεκριμένο για την είσοδο.

Υλοποιώντας ένα μοντέλο νευρώνα Leaky Integrate-and-Fire και υπολογίζοντας τις δυο μετρικές που αναφέρθηκαν πιο πάνω χρησιμοποιώντας διάφορες παραμέτρους που επηρεάζουν τα αποτελέσματα των μετρικών αυτών, πρέπει να προκύψει ότι τα αποτελέσματα των δυο αυτών μετρικών είναι αντιστρόφως ανάλογα και επίσης κατά πόσο μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε την μετρική συγχρονισμού ούτως ώστε να χαρακτηρίσουμε τις εισόδους που δέχτηκε ο νευρώνας, χωρίς να γνωρίζουμε την είσοδο.

Οι Ponce-Alvarez *et al.* (2009) μέσα από πειράματα έκαναν για πρώτη φορά μία σύγκριση αυτών των μετρικών που μελετούν την μεταβλητότητα των διαστημάτων μεταξύ των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας σε σχέση με τον συντελεστή μεταβλητότητας (CV). Γενικότερα τα αποτελέσματα του συντελεστή μεταβλητότητας επηρεάζονται σε μεγάλο βαθμό από τις απότομες αλλαγές της συχνότητας πυροδότησης. Στα πειράματα που έγιναν στο συγκεκριμένο άρθρο ο συντελεστής μεταβλητότητας παρουσίαζε αυτές τις μεταβλητές εκτιμήσεις στα αποτελέσματα του σε αντίθεση με την τοπική μετρική CV2 που αποδείχτηκε ότι ήταν η πιο κατάλληλη μετρική για την μέτρηση της μεταβλητότητας των διαστημάτων των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας. Στο συγκεκριμένο επιστημονικό άρθρο οι συχνότητες πυροδότησης που εξετάστηκαν ήταν από 30 Hz μέχρι τα 120Hz. Στην δικιά μας ερευνά αυτό που θέλουμε να

μελετηθεί είναι το κατά πόσο αυτά που ισχυρίζονται οι Ponce-Alvarez *et al.*(2009) ισχύουν και για προσομοιώσεις με μεγαλύτερη συχνότητα πυροδότησης από τα 120Hz, μέχρι και 300Hz, με μεγάλη μεταβλητότητα.

Ως στόχος λοιπόν αυτής της διπλωματικής εργασίας είναι αρχικά η εις βάθος κατανόηση των πιο πάνω μετρικών και στην συνέχεια η υλοποίηση ενός μοντέλου νευρώνα όπου θα δέχεται στην είσοδο διάφορες ακολουθίες δυναμικών ενεργείας οι οποίες θα δημιουργούνται με βάση την τιμή συγχρονισμού και την τιμή θορύβου που θα εφαρμόζεται στα δεδομένα εισόδου κάθε φορά, και θα υπολογίζει τις μετρικές που αναφέρθηκαν πιο πάνω (δηλ. την μετρική συγχρονισμού και τις Spike Train μετρικές). Επίσης έχουμε ως στόχο την δημιουργία ενός ακόμα μοντέλου νευρώνα όπου θα προσπαθούμε να έχουμε στην έξοδο μεγάλη συχνότητα πυροδότησης και μεγάλη μεταβλητότητα και στην συνέχεια θα υπολογίζουμε τις τοπικές μετρικές και τον συντελεστή μεταβλητότητας ούτως ώστε να δούμε πώς συμπεριφέρονται αυτές οι μετρικές σε μεγάλες συχνότητες πυροδότησης με μεγάλη μεταβλητότητα και ποια από τις μετρικές είναι η πιο κατάλληλη.

1.2 Μεθοδολογία

Για την επίτευξη των στόχων αυτής της διπλωματικής εργασίας ακολουθήθηκε η πιο κάτω μεθοδολογία:

Αρχικά έγινε κάποια βιβλιογραφική μελέτη για την κατανόηση διαφόρων εννοιών στην Νευροπληροφορική και τον νευρωνικό κώδικα οι οποίες ήταν απαραίτητες. Αυτή η μελέτη έγινε μέσα από διάφορα βιβλία, διαλέξεις και άρθρα που ασχολούνται με τον νευρωνικό κώδικα και γενικότερα τον τομέα της νευροπληροφορικής. Στην συνέχεια με την βοήθεια διαφόρων επιστημονικών άρθρων, μελετήθηκαν διάφορες μετρικές που προτάθηκαν για τον χαρακτηρισμό των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας. Μετά η μελέτη μας επικεντρώθηκε στις μετρικές της ομοιομορφίας και ανομοιομορφίας των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας (Victor και Purpura 2010), στην μετρική συγχρονισμού (Koutsou *et al.*, 2012) και στις μετρικές μέτρησης της μεταβλητότητας των διαστημάτων των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας.

Για την υλοποίηση του μοντέλου νευρώνα που θα μας βοηθούσε στην προσομοίωση της λειτουργίας του νευρώνα αποφασίστηκε να χρησιμοποιηθεί ο προσομοιωτής BRIAN που είναι γραμμένος σε γλώσσα προγραμματισμού PYTHON και βοηθά στην ανάπτυξη προσομοιώσεων διαφόρων δικτύων με νευρώνες. Χρειάστηκε η μελέτη και η εξοικείωση με τον προσομοιωτή και την γλώσσα προγραμματισμού PYTHON ούτως ώστε να μπορέσουμε να ξεκινήσουμε την υλοποίηση του μοντέλου νευρώνα που θα μας βοηθούσε να εξάγουμε αποτελέσματα για την δικιά μας εργασία. Στην συνέχεια έγινε υλοποίηση ενός μοντέλου νευρώνα Leaky Integrate-and-Fire, το οποίο θα δέχεται σήματα στην είσοδο, κάθε φορά με διαφορετικές παραμέτρους, και στην συνέχεια θα υπολογίζει τις μετρικές τις οποίες και καλούμαστε να μελετήσουμε. Αυτό το μοντέλο είναι πολύ απλοποιημένο αφού δεν υλοποιεί κανένα βιοφυσικό μηχανισμό και ορίζεται μόνο από μία γραμμική διαφορική εξίσωση και ένα κανόνα. Επίσης θεωρείται πολύ εφαρμόσιμο μοντέλο αφού αναλύεται πολύ εύκολα μαθηματικά και με μία μαθηματική εξίσωση έχουμε την έξοδο σε σχέση με την είσοδο.

Μετά από την υλοποίηση του μοντέλου νευρώνα ακολούθησε η πειραματική αξιολόγηση ούτως ώστε να διαφανεί κατά πόσο ισχύει αυτό που ισχυριζόμασταν δηλαδή ότι οι δύο μετρικές που μελετάμε είναι αντιστρόφως ανάλογες και έχοντας την μετρική συγχρονισμού μπορούμε να προβούμε σε συμπεράσματα για την είσοδο που δέχθηκε ο νευρώνας. Επίσης έγινε και μία πειραματική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων των μετρικών μεταβλητότητας σε μεγάλες συχνότητες με μεγάλη μεταβλητότητα, ούτως ώστε να δούμε πως συμπεριφέρονται αυτές οι μετρικές στις απότομες αλλαγές της συχνότητας πυροδότησης. Πρέπει να σημειωθεί ότι προηγούμενες μελέτες μελέτησαν αυτό το θέμα μόνο σε μικρές συχνότητες. Τέλος έγινε μία σύγκριση των αποτελεσμάτων των μετρικών ούτως ώστε να προκύψει ποια από τις μετρικές είναι η πιο κατάλληλη για την μέτρηση της μεταβλητότητας σε μεγάλες συχνότητες πυροδότησης με μεγάλη μεταβλητότητα.

1.3 Οργάνωση της Εργασίας

Η εργασία αυτή αποτελείται από πέντε κεφάλαια. Το επόμενο κεφάλαιο, Κεφάλαιο 2 ασχολείται με το υπόβαθρο της εργασίας δηλαδή την γενική περιγραφή των μετρικών που μελετούνται στην εργασία αυτή, διαφόρων εννοιών που είναι απαραίτητες για την

κατανόηση του προβλήματος που εξετάζουμε και τις έρευνες που έχουν γίνει μέχρι στιγμής στον τομέα του νευρωνικού κώδικα. Επίσης στο συγκεκριμένο κεφάλαιο γίνεται και μία περιγραφή στον προσομοιωτή BRIAN που θα χρησιμοποιηθεί στην εργασία αυτή. Οι λεπτομέρειες για τον σχεδιασμό και την υλοποίηση του μοντέλου νευρώνα που θα χρησιμοποιηθεί στην μελέτη αυτή περιγράφονται στο Κεφάλαιο 3. Ακολουθούν στο Κεφάλαιο 4 τα αποτελέσματα και μία συζήτηση με βάση την πειραματική μελέτη των μετρικών. Στο Κεφάλαιο 5 παρουσιάζονται τα συμπεράσματα που προκύπτουν μέσα από τα αποτελέσματα της πειραματικής μελέτης. Τέλος στο Κεφάλαιο 6 αναφέρονται μελλοντικές εργασίες που μπορούν να γίνουν γύρω με βάση την μελέτη σε αυτή την διπλωματική.

Κεφάλαιο 2

Υπόβαθρο

2.1 Σχετικό Υπόβαθρο

2.1.1 Ακολουθίες Δυναμικών Ενεργείας

2.1.2 Χημικές και Ηλεκτρικές συνάψεις

2.1.3 Χαρακτηριστικά ακολουθιών δυναμικών ενεργείας

2.2 Σχετική Έρευνα

2.3 Μοντέλο νευρώνα Leaky Integrate and Fire

Ορισμός της Νευροπληροφορικής

Η Νευροπληροφορική είναι ένας εξειδικευμένος τομέας της Πληροφορικής που ασχολείται με διάφορα πεδία της νευροεπιστήμης και έχει ως σκοπό τη διαχείριση, επεξεργασία και αξιοποίηση των δεδομένων που προκύπτουν από αυτές. Επίσης η ανάλυση και οργάνωση των πληροφοριών που προκύπτουν επιτρέπει την δημιουργία υπολογιστικών μοντέλων που προσομοιώνουν την νευρική δραστηριότητα του εγκεφαλικού συστήματος. Με όλα αυτά τα μοντέλα που μπορούν να δημιουργηθούν δίνεται η δυνατότητα στους ερευνητές να ελέγχουν και να επιβεβαιώνουν τις θεωρίες τους με υπολογιστική μοντελοποίηση. Ακόμα με την Νευροπληροφορική μπορούν να διαλευκανθούν οι πολύπλοκες σχέσεις δομής-λειτουργίας του εγκεφάλου σε όλα τα επίπεδα, από το μόριο στην συμπεριφορά.

Πρόκειται για μια διεπιστημονική επιστήμη που συνδέει, τα διαφορετικά πεδία της νευροεπιστήμης, με την ηλεκτρολογία, την επιστήμη των υπολογιστών, τα μαθηματικά και τη φυσική. Για την βαθύτερη κατανόηση του εγκεφάλου είναι απαραίτητο όλα αυτά τα πεδία της νευροεπιστήμης να είναι σε θέση να συγκρίνουν δεδομένα και ευρήματα ούτως ώστε να προκύψει κάτι ουσιώδες. Η νευροπληροφορική είναι αυτή που διευκολύνει όλη αυτή την διαδικασία.

Υπάρχουν τρεις κύριες κατευθύνσεις στις οποίες μπορεί να εφαρμοστεί η νευροπληροφορική:

- Η ανάπτυξη εργαλείων και βάσεων δεδομένων για την διαχείριση και την κοινή χρήση των δεδομένων της νευροεπιστήμης σε όλα τα επίπεδα ανάλυσης.
- Η ανάπτυξη διαφόρων εργαλείων για την ανάλυση και την μοντελοποίηση δεδομένων της νευροεπιστήμης.
- Η ανάπτυξη υπολογιστικών μοντέλων του νευρικού συστήματος και των νευρικών διαδικασιών.

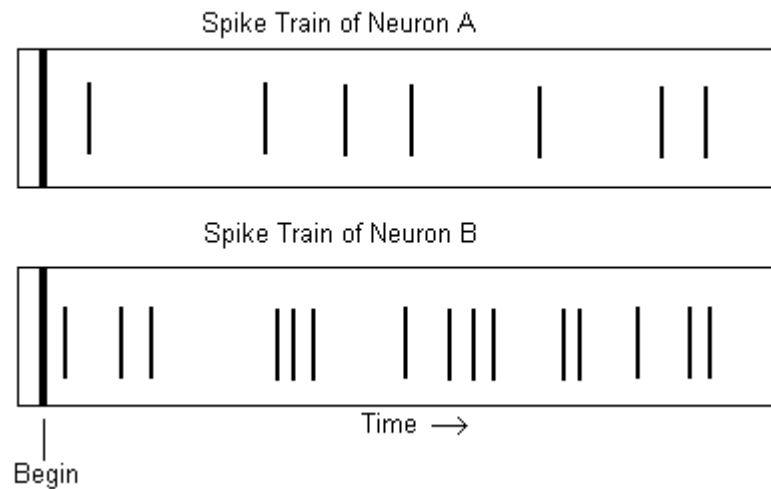
2.1 Σχετικό Υπόβαθρο

Για την μελέτη που θέλουμε να κάνουμε είναι απαραίτητη η γνώση βασικών εννοιών που αφορούν τον νευρωνικό κώδικα γενικά. Οι έννοιες προέρχονται από την μελέτη πολύ απλών και καθημερινών ενεργειών που κάνει ο άνθρωπος για να αντιληφθεί κάτι. Για παράδειγμα ο άνθρωπός μπορεί πολύ εύκολα να βλέπει, να μυρίζει και να ακούει. Ωστόσο για κάθε μία από τις ενέργειες που εκτελεί ο άνθρωπος, κάθε αίσθηση που ενεργοποιείται και κάθε πληροφορία που διακινείται από και προς τον εγκέφαλο, ενεργοποιούνται χιλιάδες νευρώνες. Οι νευρώνες που ενεργοποιούνται κάθε φορά, επικοινωνούν μεταξύ τους και ανταλλάζουν πληροφορίες με την μορφή ηλεκτρικού ρεύματος μεταβαλλόμενης τάσης. Η κωδικοποίηση της πληροφορίας παρουσιάζεται σε ακολουθίες δυναμικών ενεργείας (spike trains). Ένα παράδειγμα καταγραφής μιας ακολουθίας από δυναμικά ενεργείας (spikes) παρουσιάζεται στην εικόνα 2.1.

Μέχρι στιγμής δεν έχει υπάρξει κάποια καθορισμένη απάντηση η οποία να ορίζει για παράδειγμα, το πώς οι πληροφορίες μεταβιβάζονται στον εγκέφαλο, πώς οι νευρώνες αποκωδικοποιούν τα σήματα που λαμβάνουν και πως ένας εξωτερικός παρατηρητής μπορεί να διαβάσει τον κώδικα και να καταλάβει το νόημα του. Αφού οι ακολουθίες δυναμικών ενεργείας είναι το μόνο που βλέπουν οι νευρώνες όταν επικοινωνούν, θεωρείται ότι όλη η σημαντική πληροφορία βρίσκεται σε αυτές.

2.1.1 Ακολουθίες δυναμικών ενεργείας

Τα δυναμικά ενεργείας (spikes) είναι το μέσο με το οποίο οι νευρώνες επικοινωνούν μεταξύ τους. Οι νευρώνες λαμβάνουν τα δυναμικά ενεργείας σε μορφή σημάτων. Συνεπώς ο εγκέφαλος κωδικοποιεί και αποκωδικοποιεί πληροφορίες με την βοήθεια των δυναμικών ενεργείας (Kostal *et al.*, 2007).



Εικόνα 2.1: Ακολουθίες δυναμικών ενεργείας. Απεικονίζονται οι ακολουθίες δυναμικών ενεργείας 2 νευρώνων, νευρώνα Α (πάνω) και νευρώνα Β (κάτω) σε σχέση με τον χρόνο. Οι χρόνοι πυροδοτήσεων χαρακτηρίζονται από τις μαύρες κάθετες γραμμές.

Τα δυναμικά ενεργείας πυροδοτούνται από το νευρώνα με βάση κάποια συχνότητα. Η μέτρηση της συχνότητας γίνεται με βάση τον χρονικό υπολογισμό του μέσου όρου πυροδότησης των δυναμικών ενεργείας σε ένα χρονικό διάστημα. Μέσα από πειράματα που έχουν γίνει αποδείχτηκε ότι αυτός ο απλοϊκός τρόπος υπολογισμού της συχνότητας πυροδότησης νευρώνα δεν είναι ικανός να περιγράψει τη δραστηριότητα του εγκεφάλου.

Αυτό συμβαίνει γιατί ο άνθρωπος αντιδρά πολύ γρήγορα, μέσα σε χιλιοστά του δευτερολέπτου, σε ερεθίσματα που λαμβάνει. Ο άνθρωπος μπορεί να αναγνωρίσει και να ανταποκριθεί σε οπτικά ερεθίσματα που λαμβάνει μέσα σε διάστημα 400ms. Η αναγνώριση και η αντίδραση απαιτούν διάφορα βήματα επεξεργασίας μέχρι ο άνθρωπος να αντιδράσει.

Εάν σε κάθε βήμα επεξεργασίας ο νευρώνας εκτελούσε τον χρονικό υπολογισμό μέσου όρου για να αποκωδικοποιήσει το μήνυμα που του στέλνει ο άλλος νευρώνας, ο χρόνος που θα χρειαζόταν ο νευρώνας για να αντιδράσει θα ήταν πολύ πιο μεγάλος, κάτι που δεν είναι καθόλου ρεαλιστικό.

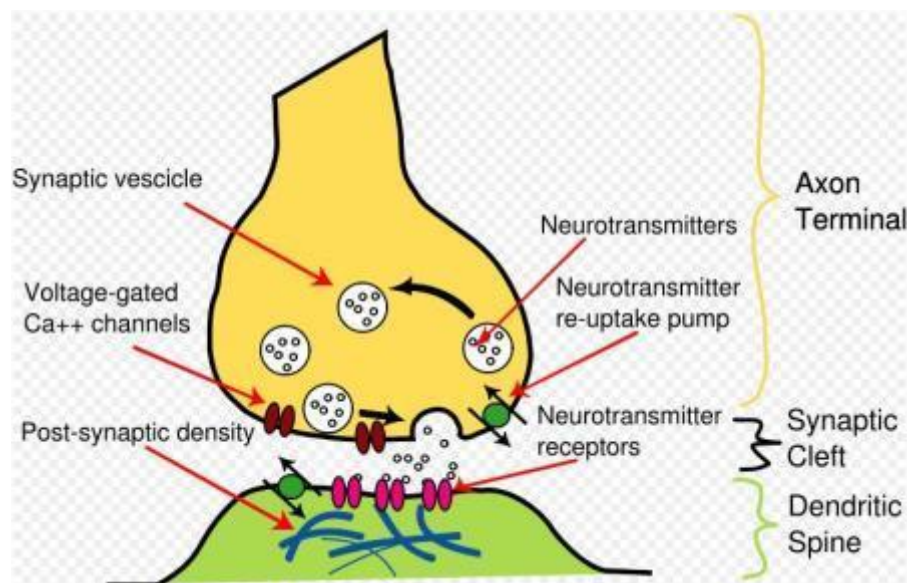
Οι νευρώνες εξαπολύουν δυναμικά ενεργείας με κάποια συχνότητα αφού δεχθούν κάποιο ερέθισμα. Με την πυροδότηση του νευρώνα δημιουργείται στην έξοδο του μια ακολουθία από δυναμικά ενεργείας, η οποία θα είναι και η είσοδος που θα δοθεί σε κάποιο άλλο νευρώνα. Για την ακολουθία δυναμικών ενεργείας που δημιουργείται στην έξοδο του νευρώνα, χρησιμοποιείται ο αγγλικός όρος spike train, ενώ για τα διαστήματα μεταξύ των δυναμικών ενεργείας που παράγονται σε τέτοιου είδους ακολουθίες, χρησιμοποιείται ο αγγλικός όρος Interspike Intervals (ISIs).

2.1.2 Χημικές και Ηλεκτρικές Συνάψεις

Γενικά, οι νευρώνες επικοινωνούν μεταξύ τους μέσω των χημικών και ηλεκτρικών συνάψεων. Η συναπτική μετάδοση δημιουργεί τα μετασυναπτικά δυναμικά, τα οποία αν ξεπεράσουν το κατώφλι τότε δημιουργείται το δυναμικό ενεργείας.

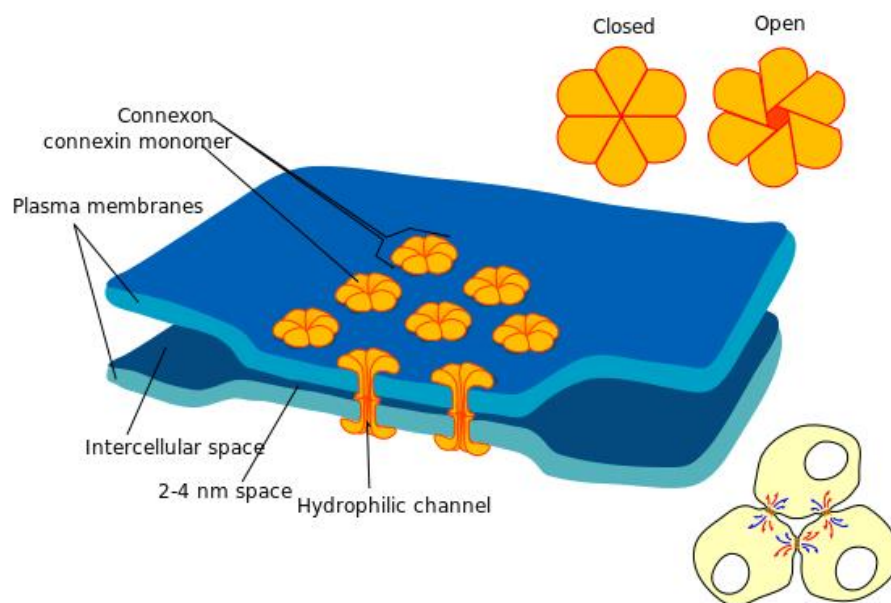
Οι χημικές συνάψεις είναι εξειδικευμένες συνδέσεις μέσω των οποίων οι βιολογικοί νευρώνες επικοινωνούν μεταξύ τους. Αυτού του είδους συνάψεις επιτρέπουν στους νευρώνες να σχηματίσουν κυκλώματα εντός του κεντρικού νευρικού συστήματος και είναι ζωτικής σημασίας για τους βιολογικούς υπολογισμούς που διέπουν την αντίληψη και σκέψη. Επίσης δίνουν την δυνατότητα στο νευρικό σύστημα να συνδέεται και να ελέγχει και τα άλλα συστήματα του σώματος. Με την βοήθεια των χημικών συνάψεων περνούν πληροφορίες από ένα προσυναπτικό κύτταρο σε ένα μετασυναπτικό. Το προσυναπτικό τερματικό είναι μια εξειδικευμένη περιοχή εντός του άξονα του προσυναπτικού νευρώνα που περιέχει νευροδιαβιβαστές που περικλείονται μέσα σε μικρά σακουλάκια που ονομάζονται συναπτικά κυστίδια. Στην εικόνα 2.2 παρουσιάζεται γραφικά η διαδικασία δημιουργίας μιας χημικής σύναψης.

Η διαδικασία δημιουργίας μιας χημικής σύναψης έχει ως εξής: αρκετά δυναμικά ενεργείας που ταξιδεύουν στον άξονα του νευρώνα και φθάνουν στην προσυναπτική περιοχή, αναγκάζουν να περάσει αρκετή ποσότητα ασβεστίου στο προσυναπτικό τερματικό. Στην συνέχεια έχουμε τη διάχυση νευροδιαβιβαστών στην προσυναπτική περιοχή του νευρώνα λόγω μεγάλης συγκέντρωσης ασβεστίου στο προσυναπτικό τερματικό. Οι νευροδιαβιβαστές μεταφέρονται στο κάτω μέρος του συναπτικού τερματικού και δεσμεύονται με τους υποδοχείς ιόντων της μετασυναπτικής περιοχής και τους ενεργοποιούν με σκοπό να διαπεράσουν την μεμβράνη.



Εικόνα 2.2: Διαδικασία μιας χημικής σύναψης. Παρατηρούνται στην προσυναπτική περιοχή (πορτοκαλί χρώμα) οι νευροδιαβιβαστές που βρίσκονται μέσα στα συναπτικά κυστίδια. Λόγω του ασβεστίου τα κυστίδια σπάνε και οι νευροδιαβιβαστές μεταφέρονται στο άκρο της προσυναπτικής περιοχής στο σύνορο με την συναπτική σχισμή (synaptic Cleft) όπου δεσμεύονται με τους υποδοχείς (neurotransmitter receptors) της μετασυναπτικής περιοχής (πράσινο χρώμα) και διαπερνούν την μεμβράνη αφού ανοίξουν διάυλοι επικοινωνίας.

Υπάρχουν όμως και οι ηλεκτρικές συνάψεις όπου το δυναμικό ενεργείας μεταφέρεται απευθείας από την προσυναπτική στην μετασυναπτική μεμβράνη μέσω ελεύθερης κίνησης των ιόντων από ειδικά κανάλια επικοινωνίας των δύο μεμβρανών (gap junctions). Οι ηλεκτρικές συνάψεις βρίσκονται συχνά σε νευρικά συστήματα που απαιτούν την ταχύτερη δυνατή ανταπόκριση, όπως αμυντικά αντανακλαστικά. Σε μερικές ηλεκτρικές συνάψεις υπάρχει η δυνατότητα μετακίνησης του δυναμικού ενεργείας και προς τις δύο κατευθύνσεις. Επίσης οι ηλεκτρικές συνάψεις παράγουν ρεύμα που είναι ανάλογο της διαφοράς μεταξύ του προσυναπτικού και του μετασυναπτικού δυναμικού. Στην εικόνα 2.3 παρουσιάζεται σχηματικά η διαδικασία δημιουργίας μιας ηλεκτρικής σύναψης.



Εικόνα 2.3 : Ηλεκτρική σύναψη. Απευθείας μεταφορά του δυναμικού ενεργείας από την προσυναπτική μεμβράνη στην μετασυναπτική μέσα από ειδικά κανάλια επικοινωνίας των δύο μεμβρανών (gap junctions).

2.1.3 Χαρακτηριστικά ακολουθιών δυναμικών ενεργείας

Αυτό που μας ενδιαφέρει από τις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας είναι η σειρά με την οποία προκύπτουν τα δυναμικά ενεργείας. Τα μήκη των διαστημάτων μεταξύ δυο διαδοχικών δυναμικών ενεργείας (ISIs) στις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας συνήθως διαφέρουν.

Άλλος ένας σημαντικός όρος που μας ενδιαφέρει είναι η μεταβλητότητα των διαστημάτων αυτών. Η μεταβλητότητα ορίζει το πώς αλλάζουν τα διαστήματα μεταξύ των ακολουθιών ενεργείας σε σχέση με τον χρόνο. Η απόσταση μεταξύ των διαστημάτων αλλάζει ανάλογα με είδος της πληροφορίας που μεταφέρεται κάθε φορά στην είσοδο του νευρώνα.

Για την μελέτη της μεταβλητότητας των διαστημάτων μεταξύ δυναμικών ενεργείας έγιναν αρκετές μελέτες και παρουσιάστηκαν διάφορες μετρικές που βοηθούν στην μέτρηση της μεταβλητότητας. Κάθε μετρική εξάγει τα αποτελέσματα της με διαφορετικό τρόπο. Επίσης μέσα από αρκετά πειράματα που έγιναν και συγκρίσεις μεταξύ των αποτελεσμάτων των μετρικών παρατηρήθηκε ότι κάποιες μετρικές είναι πιο ακριβείς στα αποτελέσματα τους σε σχέση με κάποιες άλλες. Παραδείγματα μερικών μετρικών είναι ο Fano Factor (FF), ο συντελεστής μεταβλητότητας (Coefficient of Variation), το CV2, το LV και το IR. Όλες αυτές οι μετρικές θα οριστούν στο επόμενο υποκεφάλαιο «Σχετική Έρευνα».

2.2 Σχετική Έρευνα

Τα τελευταία χρόνια έχουν γίνει πολλές έρευνες και πειράματα στην προσπάθεια κατανόησης του νευρωνικού κώδικα. Αυτό που είναι το πιο σημαντικό για την κατανόηση του νευρωνικού κώδικα είναι η μέτρηση της μεταβλητότητας των δυναμικών ενέργειας που πυροδοτεί ένας νευρώνας. Αρκετές είναι οι μετρικές οι οποίες μπορούν να χαρακτηρίσουν τα δυναμικά ενέργειας που πυροδοτεί ένας νευρώνας αφού δεχθεί κάποιο ερέθισμα. Οι πιο σημαντικές χρησιμοποιήθηκαν σε πειράματα για να μετρήσουν την μεταβλητότητα των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας. Όλα αυτά τα χρόνια έχουν προταθεί αρκετές μετρικές για την μέτρηση της μεταβλητότητας και κάθε μία βγάζει τα αποτελέσματα της με διαφορετικό τρόπο.

Ο πρώτος παράγοντας που χρησιμοποιήθηκε για την μελέτη των ακολουθιών δυναμικών ενέργειας ήταν ο συντελεστής μεταβλητότητας (CV) των διαστημάτων μεταξύ των δυναμικών κορυφής (Spikes) και πιο συγκεκριμένα μελετήθηκε για να μετρηθεί πόσο τυχαία είναι τα διαστήματα (ISIs) μεταξύ τους.

Πιο γενικά ο συντελεστής μεταβλητότητας αντιπροσωπεύει το λόγο της τυπικής απόκλισης προς το μέσο, και είναι μία χρήσιμη στατιστική μετρική για την σύγκριση του βαθμού παραλλαγής από μία σειρά δεδομένων σε μία άλλη.

Το CV ορίζεται από την πιο κάτω εξίσωση:

$$C_v = \sigma_{\Delta t} / \Delta t_M$$

Το $\sigma_{\Delta t}$ ορίζεται ως η τυπική απόκλιση των ISIs και υπολογίζεται ως εξής :

$$\sigma_{\Delta t} = \sqrt{\frac{1}{S_j - 1} \sum_{i=1}^{S_j - 1} (\Delta t_i - \Delta t_M)^2}$$

Όπου το Δt_i υπολογίζει τα διαστήματα μεταξύ των ISIs και ορίζεται ως εξής:

$$\Delta t_i = t_{i+1} - t_i$$

t_{i+1} είναι η χρονική στιγμή που δημιουργήθηκε ένα Spike και t_i είναι η χρονική στιγμή που δημιουργήθηκε το προηγούμενο Spike.

Το Δt_M ορίζεται ως ο μέσος όρος του χρόνου διαστημάτων και ορίζεται ως εξής:

$$\Delta t_M = \left(\frac{1}{S_j - 1} \right) \sum_{i=1}^{S_j-1} \Delta t_i$$

όπου S_j είναι ο αριθμός των spikes στο spike train.

Ωστόσο μέσα από πειράματα παρατηρήθηκε ότι ο συντελεστής μεταβλητότητας υπερεκτιμά την μεταβλητότητα των ακολουθιών δυναμικών κορυφής (Spike Trains) όταν η συχνότητα πυροδότησης (Firing Rate) του νευρώνα αλλάζει απότομα.

Οι Softky & Koch (1993) έκαναν πειράματα σε φλοιώδεις εγκεφαλικούς νευρώνες πιθήκων και διαπίστωσαν υψηλή μεταβλητότητα πυροδότησης σε υψηλές συχνότητες στους νευρώνες του οπτικού συστήματος των πιθήκων. Για κύτταρα που πυροδοτούν σε ρυθμούς μέχρι και 300Hz, η μεταβλητότητα των διαστημάτων μεταξύ των Spikes (Interspike Intervals) βρισκόταν σε υψηλά ποσοστά. Στην συνέχεια όμως οι Softky & Koch (1992,1993) και ο Bugmann (1990) παρατήρησαν ότι δεν μπορούσαν να πετύχουν υψηλή μεταβλητότητα πυροδότησης σε υψηλές συχνότητες στο μοντέλο νευρώνα Leaky Integrate and Fire αφού με την προσομοίωση στο μοντέλο αυτό έπαιρναν χαμηλή μεταβλητότητα πυροδότησης ($CV \ll 1$), για τις ίδιες υψηλές συχνότητες πυροδότησης (έως και 300Hz). Τα αποτελέσματα αυτά έδωσαν το έναυσμα για να βρεθούν εναλλακτικοί τρόποι παραγωγής ακανόνιστων Spike Trains. Ένας από τους μηχανισμούς που προτάθηκαν ήταν ο μηχανισμός της μερικής επαναπόλωσης της μεμβράνης (Partial Reset).

Ο Μηχανισμός της μερικής επαναπόλωσης της μεμβράνης (Partial Reset), είναι ένας μηχανισμός όπου όταν ένας νευρώνας πυροβολήσει στην συνέχεια δεν επαναφέρει ολικά το μεμβρανικό δυναμικό του νευρωνικού μοντέλου πίσω στο δυναμικό ισορροπίας (Shigematsu *et al.*, 1992). Οι Bugmann *et al.* (1997) και οι Christodoulou και Bugmann (2001) έδειξαν με πειράματα ότι η μερική επαναπόλωση της μεμβράνης

(Partial Reset) ήταν η πιο ιδανική λύση για να μπορούμε να πετύχουμε υψηλή μεταβλητότητα πυροδότησης σε υψηλές συχνότητες.

Ο μηχανισμός αυτός χρησιμοποιήθηκε σε συνδυασμό με το μοντέλο νευρώνα Leaky Integrate-and-Fire. Το επίπεδο της μερικής επαναπόλωσης ελέγχεται από την παράμετρο β , η οποία συσχετίζει το δυναμικό επαναφοράς (V_{reset}) με το δυναμικό κατωφλίου (V_{th}) και το δυναμικό ηρεμίας (V_{rest}).

$$V_{reset} = \beta(V_{th} - V_{rest}) + V_{rest}$$

Επίσης μελετήθηκαν και κάποιες άλλες μετρικές μεταβλητότητας (variability Metrics) για την μέτρηση του πόσο τυχαία είναι τα ISIs μεταξύ τους. Οι συγκεκριμένες μετρικές θεωρήθηκαν πιο κατάλληλες για την μέτρηση της μεταβλητότητας αφού λαμβάνουν υπόψη στον υπολογισμό και την εναλλαγή της συχνότητας στον χρόνο.

Πιο συγκεκριμένα μελετήθηκαν οι εξής τοπικές μετρικές:

Το CV2 που ορίζεται ως εξής : $CV_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N m_i^{CV_2}$

Το LV που ορίζεται ως εξής : $LV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N m_i^{LV}$

Το IR που ορίζεται ως εξής : $IR = \frac{1}{\log(4)} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N m_i^{IR}$

Το SI που ορίζεται ως εξής : $SI = \frac{1}{1-\log(2)} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N m_i^{SI}$

Το N αντιπροσωπεύει τον αριθμό των δυναμικών ενεργείας που υπάρχουν σε μία ακολουθία δυναμικών ενεργείας.

Το m_i για κάθε μετρική αντιπροσωπεύει τα παράτυπα διαστήματα (Irregular intervals) μέσα σε χρόνο T και πιο αναλυτικά, αφορούν τα γειτονικά διαστήματα (έστω τ και τ') και υπολογίζονται από τις πιο κάτω εξισώσεις για κάθε μετρική:

$$m_i^{CV_2} = 2 \frac{|\chi - 1|}{\chi + 1}$$

$$m_i^{LV} = 3 \frac{(x - 1)^2}{(x + 1)}$$

$$m_i^{IR} = |\log(x)|$$

$$m_i^{SI} = \frac{1}{2} \log \left(\frac{(x+1)^2}{4x} \right)$$

$$\text{όπου } \chi = \tau / \tau'.$$

Οι Spike train μετρικές παρέχουν μία τυπική δομή για την ανάλυση της νευρωνικής δραστηριότητας (neural Activity) ως ακολουθίες από γεγονότα και παρέχουν ένα μέσο για την αξιολόγηση της μεταβλητότητας. Πιο συγκεκριμένα με τις Spike train μετρικές μετράμε το κόστος που χρειάζεται για την μετατροπή ενός Spike train A προς το Spike Train B.

Οι Victor και Purpura (2010) μελέτησαν μετρικές που είναι βασισμένες στο κόστος που χρειάζεται για την μετατροπή μιας ακολουθίας δυναμικών κορυφής σε μια άλλη παρόμοια ακολουθία δυναμικών κορυφής (Cost-Based) και τις μετρικές που είναι βασισμένες σε διανύσματα χώρων (Vector Spaces).

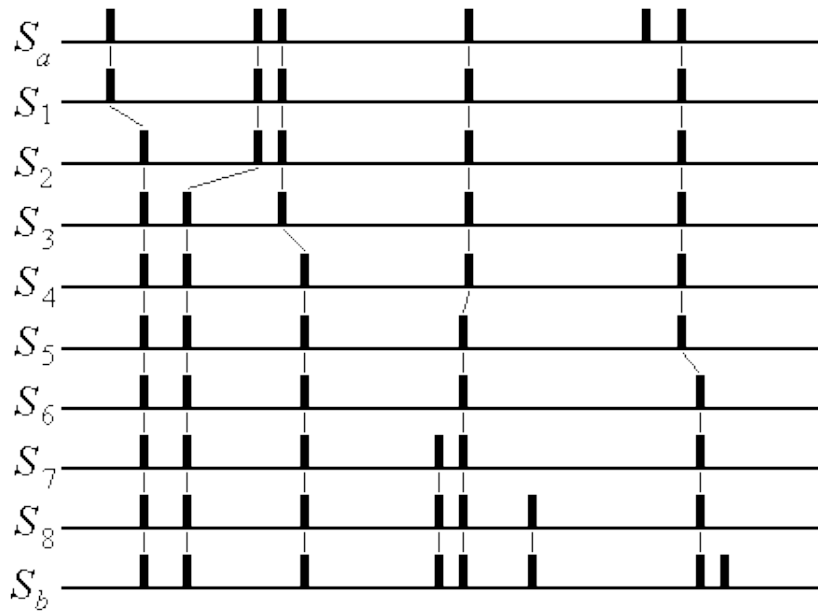
Οι μετρικές που βασίζονται στο κόστος (Cost -based) αποτελούνται από,

- Τις Spike Time μετρικές όπου σε αυτού του είδους μετρικές έχουν σημασία οι χρονικές στιγμές που προκύπτουν τα Spikes. Πιο συγκεκριμένα ένα μόνο δυναμικό κορυφής (Spike) δεν μπορεί να προκαλέσει ένα νευρώνα να πυροβολήσει. Για να πυροβολήσει ένας νευρώνας χρειάζεται να φτάσει στον νευρώνα ένας επαρκής αριθμός δυναμικών κορυφής, εντός ενός επαρκούς στενού χρονικού περιθωρίου. Για την μετατροπή ενός Spike Train σε ένα άλλο, με βάση αυτές τις μετρικές, υπάρχουν κάποια βασικά βήματα τα οποία μπορούν να γίνουν και είναι τα εξής :

1. Εισαγωγή ή Διαγραφή κάποιου spike με κόστος 1.
2. Μετακίνηση ενός single spike.

Αν δυο ακολουθίες δυναμικών κορυφής (SpikeTrains) X και Y είναι ίδιες εκτός από ένα δυναμικό κορυφής (spike), όπου στην ακολουθία X εμφανίζεται την χρονική στιγμή t_X και στην ακολουθία Y εμφανίζεται την χρονική στιγμή t_Y , υπολογίζουμε το κόστος ως εξής : $C(X, Y) = q |t_X - t_Y|$. Εφαρμόζοντας τα πιο πάνω βήματα προκύπτει η μετρική $D^{spike}[q]$ που ορίζει το κόστος για την μετακίνηση των spikes σε ένα υπολογιστικό βήμα. Η μετρική αυτή εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το q . Ανάλογα αν το q είναι μεγάλο ή μικρό οι χρονικές στιγμές των spikes έχουν μεγάλη ή μικρή επιρροή στον υπολογισμό της απόστασης μεταξύ των ακολουθιών δυναμικών κορυφής.

Στην εικόνα 2.4 παρουσιάζεται μία ακολουθία από τα βασικά βήματα που εφαρμόζονται από την μετρική D^{spike} για την μετατροπή μίας ακολουθίας δυναμικών ενεργείας S_a σε μία ακολουθία δυναμικών ενεργείας S_b . Σε κάθε ακολουθία από το S_1 μέχρι την ακολουθία S_8 γίνεται μία αλλαγή κάθε φορά ούτως ώστε κάθε φορά η ακολουθία S_a να γίνεται όλο και πιο ίδια με την ακολουθία S_b . Οι αλλαγές που μπορούν να γίνουν στις ακολουθίες αυτές όπως αναφέρθηκε και πριν είναι είτε η εισαγωγή η διαγραφή κάποιου δυναμικού ενεργείας είτε η μετακίνηση ενός δυναμικού ενεργείας.



Εικόνα 2.4 : Υπολογισμός της D^{spike} μετρικής. Παρουσιάζονται τα βασικά βήματα που εφαρμόζονται από την μετρική D^{spike} για την μετατροπή μίας ακολουθίας δυναμικών ενεργείας A σε μία ακολουθία δυναμικών ενεργείας B . Στην συγκεκριμένη εικόνα παρουσιάζονται οι ακολουθίες από S_1 - S_8 με τις αλλαγές που χρειάζονται να γίνουν ούτως ώστε η ακολουθία δυναμικών ενεργείας S_a να μετατραπεί στην ακολουθία δυναμικών ενεργείας S_b . (Εικόνα από Victor, J.D, Cornell University site.

- Τις SpikeInterval μετρικές όπου τα spikes που προκύπτουν εξαρτώνται από τα προηγούμενα spikes που προέκυψαν οπότε λαμβάνονται και αυτά υπόψη στον υπολογισμό. Επίσης και εδώ για την μετατροπή ενός SpikeTrain σε ένα άλλο , με βάση αυτού τους είδους μετρικές, υπάρχουν κάποια βασικά βήματα τα οποία μπορούν να γίνουν και είναι τα εξής :

1. Εισαγωγή ή Διαγραφή κάποιου Διαστήματος (Interval) με κόστος 1.
2. Συντόμευση ή καθυστέρηση ενός διαστήματος (Interval).

Εφαρμόζοντας τα πιο πάνω βήματα προκύπτει η μετρική $D^{Interval}[q]$ που ορίζει το κόστος για την μετακίνηση των spikes σε ένα υπολογιστικό βήμα. Η χρονική εξάρτηση της μετρικής αυτής βασίζεται στα διαστήματα μεταξύ των δυναμικών κορυφής (spikes), αντί από την απόλυτη χρονική στιγμή των spikes.

Αν συντομεύσουμε ή καθυστερήσουμε ένα χρονικό διάστημα μεταξύ των spikes διαφέρει από το να αλλάξουμε την χρονική στιγμή που προκύπτει το spike , οπότε αν συντομεύσουμε ένα χρονικό διάστημα μεταξύ των spikes τότε όλες οι χρονικές στιγμές που προέκυπταν τα νεώτερα spikes αλλάζουν .

Οι μετρικές που είναι βασισμένες σε διανύσματα χώρων (Vector Spaces), παρουσιάζουν τα spike Trains συναρτήσει του χρόνου και η διαφορά τους από τις Cost Based μετρικές είναι ότι χρησιμοποιούν την ευκλείδεια απόσταση. Γενικότερα οι μετρικές βασισμένες σε διανύσματα χώρων είναι πιο εύκολες και υπολογίζονται ποιο εύκολα από τις Cost Based μετρικές.

Για τις μετρικές σε Vector spaces, εφαρμόζοντας κάποια βασικά βήματα και χρησιμοποιώντας την συνάρτηση πυρήνα (Kernel function) προκύπτει η μετρική $D^{VR}[t_c](A,B)$. Η μετρική αυτή εξαρτάται από την παράμετρο t_c όπου το t_c ελέγχει την ευαισθησία της μετρικής σε χρονικές λεπτομέρειες. Τέλος η μετρική $D^{VR}[t_c](A,B)$ σχεδιάστηκε για να είναι παρόμοια με την μετρική $D^{spike}[q]$ που

περιγράψαμε πιο πάνω και η παράμετρος t_c κάνει την ανάλογη δουλειά που κάνει η παράμετρος q στην $D^{spike}[q]$.

Τέλος μελετήθηκε από τους Koutsou *et al.* (2012) κατά πόσο επηρεάζεται το πόσο γρήγορα η αργά ανεβαίνει το μεμβρανικό δυναμικό αν οι εισοδοί που δίνονται στο μοντέλο συσχετίζονται μεταξύ τους. Η μελέτη αυτή έγινε χρησιμοποιώντας ένα παράθυρο όπου έρχονται σήματα ταυτόχρονα (coincidence window) μήκους w όπου αυτό βοηθούσε στον υπολογισμό του μέσου όρου αλλαγής του μεμβρανικού δυναμικού μεταξύ των χρονικών στιγμών t_i και t_i-w , όπου t_i είναι η στιγμή που το ιστό spike έγινε fired και όλα τα input Spikes μέσα στο coincidence window θεωρούνταν συγχρονισμένα.

Στην μετρική αυτή υπολογίζεται ο βαθμός συγχρονισμού εισόδου, λαμβάνοντας υπόψη στον υπολογισμό την προηγούμενη δραστηριότητα (coincidence window). Με την χρησιμοποίηση του παραθύρου που αναφέρθηκε πιο πάνω μελετήθηκε η σχέση μεταξύ της κλίσης του μεμβρανικού δυναμικού, μέσα σε ένα μικρό χρονικό διάστημα πριν την πυροδότηση του νευρώνα.

Η εξίσωσή με την οποία κάθε φορά υπολογίζεται η κλίση του δυναμικού της μεμβράνης είναι η εξής :

$$m_i = \frac{V(t_i) - V(t_i - w)}{w}$$

Όπου :

- $V(t)$ αντιστοιχεί στο δυναμικό της μεμβράνης την χρονική στιγμή t
- w ορίζεται το παράθυρο χρόνου (coincidence window)

Για την σύνδεση της κλίσης του μεμβρανικού δυναμικού μαζί με το ποσοστό του συγχρονισμού (Sin) που υπάρχει στα σήματα που δέχεται το μοντέλο στην είσοδο ορίστηκαν δύο εξισώσεις που ορίζουν τις δύο ακραίες περιπτώσεις: όταν έχουμε απόλυτο συγχρονισμό στις εισόδους (Sin=1) και όταν δεν υπάρχει καθόλου συγχρονισμός στα σήματα της εισόδου (Sin=0).

Το κάτω όριο της κλίσης του δυναμικού της μεμβράνης, δηλαδή όταν δεν υπάρχει συγχρονισμός στην είσοδο του μοντέλου, ορίζεται ως εξής :

$$L_i = \frac{V_{th} - (V_{rest} + I(1 - \exp(-\frac{\Delta t_i - w}{\tau_m})))}{w}$$

Όπου :

- Δt_i ορίζεται ως το διάστημα πριν το i-οστό δυναμικό ενεργείας
- V_{th} ορίζεται ως το δυναμικό κατωφλίου
- V_{rest} ορίζεται ως το δυναμικό ισορροπίας
- I ορίζεται ως το σταθερό ρεύμα εισόδου που απαιτείται για την δημιουργία ενός δυναμικού ενεργείας στο διάστημα Δt_i

Το I ορίζεται από την πιο κάτω εξίσωση :

$$I = \frac{V_{th} - V_{reset}}{1 - \exp(-\frac{\Delta t_i}{\tau_m})}$$

Το πάνω όριο της κλίσης του δυναμικού της μεμβράνης, δηλαδή όταν όλα τα σήματα έρχονται συγχρονισμένα στην είσοδο του νευρώνα, ορίζεται ως εξής :

$$U_i = \frac{V_{th} - V_{rest}}{w}$$

Τα πιο πάνω όρια χρησιμοποιούνται για την κανονικοποίηση της κλίσης δυναμικού της μεμβράνης m_i ούτως ώστε να έχει τιμές μεταξύ του 0 και 1:

$$M_i = \frac{m_i - L_i}{U_i - L_i}$$

Εφαρμόζοντας την πιο πάνω μετρική στο μοντέλο νευρώνα Leaky Integrate and Fire χρησιμοποιώντας τον μηχανισμό της μερικής επαναπόλωσης της μεμβράνης (Partial Reset), παρατηρήθηκε ότι το μοντέλο αυτό λειτουργεί ως χρονικός ολοκληρωτής (Temporal Integrator) των εισερχόμενων διεγερτικών μετασυναπτικών δυναμικών .

Για την σύγκριση των μετρικών που αναφέρθηκαν πιο πάνω (distance metrics και synchrony metrics), χρειάζεται να μετρηθεί κάθε φορά ο μέσος όρος των αποστάσεων μεταξύ των input Spike Trains και να συγκριθεί με το αποτέλεσμα που προκύπτει από το synchrony metric που αναφέρθηκε πιο πάνω.

2.3 Μοντέλο νευρώνα Leaky Integrate and Fire

Για την μελέτη μας χρειαζόμασταν την δημιουργία διαφόρων ακολουθιών δυναμικών ενεργείας. Υπάρχουν διάφορα μοντέλα νευρώνα που μπορούν να παράγουν ακολουθίες δυναμικών ενεργείας, αλλά είναι πιο βιολογικά ρεαλιστικά και κάποια άλλα λιγότερο ρεαλιστικά. Στην δικιά μας μελέτη οι ακολουθίες αυτές δημιουργήθηκαν με την βοήθεια του μοντέλου νευρώνα Leaky Integrate And Fire.

Η εξίσωση που ορίζει το μοντέλο είναι η εξής :

$$\tau_m \frac{dV(t)}{dt} = E_L - V(t) + R_m I_e(t)$$

Όπου :

- τ_m είναι η χρονική σταθερά του μοντέλου. Η χρονική σταθερά ισούται με το $R \cdot C$ και βρίσκεται γύρω στα 10ms.
- E_L είναι το δυναμικό διαρροής της μεμβράνης και ορίζεται γύρω στα -60mV.
- $V(t)$ είναι το δυναμικό της μεμβράνης και ορίζεται γύρω στα -70mV.
- R_m είναι η αντίσταση της μεμβράνης .
- I_e είναι το ρεύμα που διοχετεύεται στο μοντέλο.

Πιο συγκεκριμένα το μοντέλο Leaky Integrate-and-Fire είναι ένα απλοποιημένο μοντέλο νευρώνα και λειτουργεί σύμφωνα με δύο κανόνες :

1^{ος} Κανόνας: Όταν το δυναμικό της μεμβράνης ξεπεράσει το δυναμικό κατωφλίου, τότε ο νευρώνας πυροβολεί ένα δυναμικό ενεργείας.

2^{ος} Κανόνας : Το δυναμικό της μεμβράνης επιστρέφει την τιμή του στο δυναμικό ισορροπίας.

Αυτό το μοντέλο είναι πολύ απλοποιημένο αφού δεν υλοποιεί κανένα βιοφυσικό μηχανισμό και στην βασική του εξίσωση υπολογίζεται μόνο το ρεύμα διαρροής. Θεωρείται σαν μια απλοποίηση του μοντέλου Hodgkin & Huxley και ορίζεται μόνο από μία γραμμική διαφορική εξίσωση. Επίσης θεωρείται πολύ εφαρμόσιμο μοντέλο αφού αναλύεται πολύ εύκολα μαθηματικά και με μία μαθηματική εξίσωση έχουμε την έξοδο σε σχέση με την είσοδο. Το μόνο μειονέκτημα είναι ότι η γραμμική εξίσωση μοντελοποιεί μόνο τις ενέργειες που γίνονται πριν το δυναμικό της μεμβράνης φτάσει το δυναμικό κατωφλίου και γι' αυτό χρειάζονται οι δύο κανόνες που αναφέρθηκαν πιο πάνω ούτως ώστε να κάνουν τον νευρώνα να πυροδοτήσει.

Ο νευρώνας κάνει μια χρονική συνάθροιση των ρευμάτων που έρχονται εξωτερικά ή από τις συνάψεις και αν το δυναμικό της μεμβράνης ξεπεράσει το δυναμικό κατωφλίου τότε ο νευρώνας πυροδοτεί. Επίσης σε αυτό το μοντέλο μπορούμε να μοντελοποιήσουμε και την περίοδο αδρανείας, δηλαδή την περίοδο ακριβώς μετά την πυροδότηση ενός δυναμικού ενεργείας όπου ο νευρώνας δεν μπορεί γι αυτό το χρονικό διάστημα να πυροδοτήσει, έστω και αν το δυναμικό της μεμβράνης έχει ξεπεράσει το δυναμικό κατωφλίου.

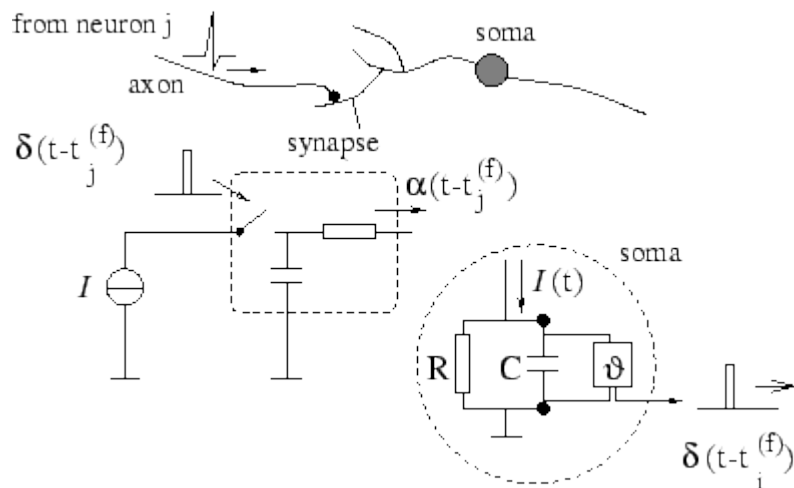
Για τους σκοπούς της δικιάς μας μελέτης οι προσομοιώσεις θα γίνουν και στο κλασσικό μοντέλο νευρώνα Leaky Integrate-and-Fire αλλά και στο Leaky Integrate-and-Fire με μερική επαναπόλωση της μεμβράνης. Σε αυτό το μοντέλο νευρώνα το δυναμικό της

μεμβράνης μετά από ένα δυναμικό ενεργείας θέτετε πιο ψηλά από το δυναμικό ηρεμίας (V_{rest}). Το επίπεδο αναφοράς ελέγχεται από την παράμετρο β , η οποία συσχετίζει το δυναμικό της μεμβράνης (V_{reset}) με το κατώφλι και το δυναμικό ηρεμίας.

Η τιμή του δυναμικού ηρεμίας υπολογίζεται κάθε φορά με την βοήθεια της παρακάτω εξίσωσης :

$$V_{reset} = \beta (V_{th} - V_{rest}) + V_{rest}$$

Στην εικόνα 2.5 παρουσιάζεται μια αναπαράσταση του μοντέλου Leaky Integrate And Fire ως ένα ηλεκτρικό κύκλωμα.



Εικόνα 2.5 :: Σχηματικό διάγραμμα του integrate-and-fire. Το βασικό τμήμα του μοντέλου είναι αυτό στο διακεκομμένο κύκλο. Ένα ρεύμα $I(t)$ διαπερνά το RC τμήμα, τότε το δυναμικό $V(t)$ κατά μήκος του πυκνωτή συγκρίνεται με το δυναμικό κατωφλίου (θ). Εάν τα δυο δυναμικά σε χρόνο $t_i(f)$ είναι ίσα ή το δυναμικό του που δημιουργείται στο μοντέλο ξεπερνά το δυναμικό κατωφλίου, τότε έχουμε την δημιουργία ενός παλμού. Στο αριστερό πάνω τμήμα ένα προσυναπτικό spike περνά από τη σύναψη, δημιουργώντας ένα παλμό ρεύματος εισόδου (Εικόνα από το βιβλίο των Gerstner & Kistler 2002).

Κεφάλαιο 3

Σχεδιασμός και Υλοποίηση

3.1 Προσομοιωτής BRIAN

3.2 Υλοποίηση των Spike metrics

3.2.1 Spike Time μετρικές

3.2.2 Spike Interval μετρικές

3.3 Synchrony metric

3.4 Δεδομένα Εισόδου

3.5 Τμήμα Επεξεργασίας

3.6 Δεδομένα Εξόδου

3.7 Πρόγραμμα Επεξεργασίας Εξόδων του Μοντέλου

3.8 Υλοποίηση και υπολογισμός των μετρικών μεταβλητότητας

Στα πλαίσια της ερευνάς μας χρειάστηκε η υλοποίηση του μοντέλου νευρώνα Leaky Integrate-and-Fire. Πιο συγκεκριμένα υλοποιήθηκαν δύο εκδοχές του μοντέλου αυτού, το απλό μοντέλο Leaky Integrate-and-Fire και το Leaky Integrate-and-Fire με μερική επανατοποθέτηση του δυναμικού της μεμβράνης (Leaky Integrate-and-Fire with Partial Reset). Στο μοντέλο μας δίνονταν διάφορα είδη εισόδων και στην συνέχεια το μοντέλο θα τα επεξεργάζεται και θα παράγει τα αποτελέσματα που αφορούν τους παράγοντες που θα μελετήσουμε.

Πιο συγκεκριμένα με τις εισόδους που δίνονται στο μοντέλο θα υπολογίζονται οι μετρικές που υπολογίζουν το κόστος που χρειάζεται για την μετατροπή μιας ακολουθίας δυναμικών ενεργείας σε μία άλλη ακολουθία παρόμοια. Με τα αποτελέσματα στην έξοδο του μοντέλου θα υπολογίζεται η μετρική συγχρονισμού που μελετάμε και στην συνέχεια παράγονται διάφορα διαγράμματα που επιτρέπουν την σύγκριση των δυο μετρικών.

Η εξίσωση του μοντέλου στην οποία βασιζόμαστε, είναι η λύση της γενικής εξίσωσης του μοντέλου :

$$V(t) = E_L + R_m I_e + (V_{reset} - E_L - R_m I_e) e^{(-t/\tau_m)}$$

Όπου :

- $V(t)$: το δυναμικό του μοντέλου.
- E_L : ρεύμα διαρροής της μεμβράνης.
- R_m : αντίσταση της μεμβράνης.
- I_e : το ρεύμα που διοχετεύεται στο μοντέλο.
- V_{reset} : το δυναμικό ισορροπίας.
- τ_m : η χρονική σταθερά του μοντέλου.

Ο κώδικας για την όλη διαδικασία που ακολουθείται για να προκύψουν τα επιθυμητά αποτελέσματα φαίνεται στο παράρτημα.

Παρακάτω παρουσιάζεται ένας πίνακας με τις τιμές που εφαρμόζονταν στο μοντέλο νευρώνα μας κάθε φορά.

Παράμετροι	Leaky Integrate-and-Fire	Leaky Integrate-and-Fire with Partial Reset
V_{th}	15mV	15mV
V_{rest}	0mV	0mV
V_{reset}	0mV	13.65mV
R	10k Ω	10k Ω
τ_m	10ms	10ms
t_r	2ms	2ms
ΔV_s	0.1-2.0 mV	0.16 mV
N_{in}	30-200	50
f_{in}	20-700Hz	150-300Hz
S_{in}	0-1	0-1
σ_{in}	0-4ms	0-4ms

3.1 Προσομοιωτής BRIAN

Ο BRIAN είναι ένας προσομοιωτής για Spiking νευρωνικά δίκτυα και είναι γραμμένος σε γλώσσα προγραμματισμού PYTHON, μια πολύ εύκολη και ανεπτυγμένη γλώσσα με πολύ προχωρημένες δυνατότητες και εργαλεία ανάπτυξης. Υπολογιστικά ο BRIAN χρησιμοποιεί τεχνικές διανυσματοποίησης (Brette and Goodman 2011), ούτως ώστε για ένα μεγάλο αριθμό νευρώνων, η ταχύτητα εκτέλεσης της προσομοίωσης είναι της ίδιας τάξης ενός C++ κώδικα (Goodman and Brette 2008, 2009). Είναι πολύ εύκολο στην χρήση και μπορεί κανείς να μάθει να το χρησιμοποιεί πολύ γρήγορα.

Χρησιμοποιώντας τον BRIAN μπορεί κάποιος πολύ εύκολα να ορίσει μοντέλα νευρώνα και συνάψεων χρησιμοποιώντας μόνο την διαφορική μαθηματική εξίσωση που τα ορίζει. Τα μοντέλα νευρώνων και συνάψεων είναι ήδη υλοποιημένα και ο χρήστης μπορεί να τα εισάγει στο πρόγραμμα του με την χρήση μόνο μίας εντολής.

Αυτό δίνει την δυνατότητα στους επιστήμονες που χρησιμοποιούν τον συγκεκριμένο προσομοιωτή να ασχολούνται περισσότερο με τις λεπτομέρειες του μοντέλου νευρώνα και λιγότερο με την υλοποίηση του μοντέλου.

Πιο συγκεκριμένα μία προσομοίωση στον BRIAN είναι ένα κομμάτι της PYTHON που τουλάχιστον πάντα περιέχει τις ακόλουθες ενέργειες :

1. Εισαγωγή του πακέτου Brian.
2. Ορισμός παραμέτρων και εξισώσεων.
3. Δημιουργία ομάδων από νευρώνες χρησιμοποιώντας την εντολή NeuronGroup.
4. Δημιουργία συνάψεων με τις εντολές Connection ή Synapses.
5. Καθορισμός των παραμέτρων που θα καταγράφονται κατά την διάρκεια της προσομοίωσης χρησιμοποιώντας τις εντολές SpikeMonitor και StateMonitor.
6. Τρέξιμο της προσομοίωσης με την εντολή run().

7. Ανάλυση και δημιουργία διαγράμματος χρησιμοποιώντας την έξοδο του μοντέλου.

Το παρακάτω παράδειγμα υλοποιεί τα πιο πάνω σημεία με την σειρά που αναφέρθηκαν.

```
1:Εισαγωγή του Πακέτου Brian.
from brian import *
2:Ορισμός παραμέτρων και εξισώσεων.
eqs = """
dv/dt = (ge+gi-(v+49*mV))/(20*ms) : volt
dge/dt = -ge/(5*ms) : volt
dgi/dt = -gi/(10*ms) : volt
"""
3:Δημιουργία ομάδων από νευρώνες.
P = NeuronGroup(4000, eqs, threshold='v>-50*mV', reset='v=-60*mV')
P.v = -60*mV+10*mV*rand(len(P))
Pe = P.subgroup(3200)
Pi = P.subgroup(800)
4:Δημιουργία συνάψεων.
Ce = Connection(Pe, P, 'ge', weight=1.62*mV, sparseness=0.02)
Ci = Connection(Pi, P, 'gi', weight=-9*mV, sparseness=0.02)
5:Καθορισμός παραμέτρων που θα καταγράφονται.
spikemon = SpikeMonitor(P)
statemon = StateMonitor(P, 'v', record=range(4))
6:Τρέξιμο της προσομοίωσης.
run(250*ms)
subplot(211)
7:Ανάλυση και δημιουργία διαγράμματος.
raster_plot(spikemon)
subplot(212)
statemon.plot()
show()
```

3.2 Υλοποίηση των Spike Metrics

Τα Spike Metrics (Victor και Purpura 2010) είναι οι μετρικές που μετράνε την ομοιομορφία και ανομοιομορφία των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας. Πιο συγκεκριμένα οι μετρικές που μελετάμε, υπολογίζουν το κόστος (Cost Based) που χρειάζεται για την μετατροπή μιας ακολουθίας δυναμικών ενεργείας A σε μία ακολουθία δυναμικών ενεργείας B.

Στο μοντέλο Integrate and Fire που χρησιμοποιείται για τους σκοπούς της μελέτης μας έχουν υλοποιηθεί οι Spike Time μετρικές και οι Spike Interval μετρικές.

3.2.1 Spike Time Μετρική

Η Spike Time μετρική έχει να κάνει με τις εισόδους που δέχεται το μοντέλο νευρώνα και επίσης στην μετρική αυτή έχουν σημασία οι χρονικές στιγμές που προκύπτουν τα δυναμικά ενεργείας.

Όσον αφορά τον υπολογισμό της μετρικής, κάθε φορά ακολουθείται μία συγκεκριμένη διαδικασία στο μοντέλο νευρώνα που υλοποιήθηκε. Αρχικά καλείται η συνάρτηση `multidist(all_spikes,cost)` που δέχεται σαν παραμέτρους ένα πίνακα που σε κάθε θέση του περιέχει τα δυναμικά ενεργείας που προέκυψαν στην είσοδο του μοντέλου (`all_spikes`) και το κόστος που χρειάζεται για την εισαγωγή ή διαγραφή ενός δυναμικού ενεργείας (`cost`). Ένα παράδειγμα ψευδοκώδικα για την συνάρτηση `multidist()` παρουσιάζεται στην εικόνα 3.1.

Στην συνέχεια από την συνάρτηση `multidist()` καλείται η συνάρτηση `stdistance(str_1,str_2,cost)` ,όπου υπολογίζει την απόσταση μεταξύ δυο ακολουθιών δυναμικών ενεργείας, για όλους τους συνδυασμούς μεταξύ των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας που είναι αποθηκευμένα στον πίνακα `all_spikes`. Πιο συγκεκριμένα στην συνάρτηση `stdistance(str_1,str_2,cost)` `str_1` και `str_2` είναι οι 2 ακολουθίες δυναμικών ενεργείας που συγκρίνονται κάθε φορά για να προκύψει το κόστος που χρειάζεται για την μετατροπή της `str_1` σε `str_2`. Ο ολοκληρωμένος κώδικας της συνάρτησης `stdistance(str_1,str_2,cost)` βρίσκεται στο παράρτημα Α.

Αφού υπολογιστούν οι αποστάσεις μεταξύ όλων των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας, στο τέλος της συνάρτησης `multidist()` υπολογίζεται ο μέσος όρος όλων των αποστάσεων που προέκυψαν και επιστρέφεται ως το αποτέλεσμα της μετρικής Spike Time.

```

def multidist(all_spikes , cost):
    Αρ. Των Spike Trains =len(all_spikes)
    Για κάθε ακολουθία δυναμικών ενεργείας (i) στην είσοδο {

        Για όλες τις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας (j=i+1) {

            απόσταση=stdistance(all_spikes[i],all_spikes[j],cost)

        }

    }

```

Εικόνα 3.1

3.2.1 Spike Interval Μετρική

Στην Spike Interval μετρική τα δυναμικά ενεργείας που προκύπτουν εξαρτώνται από τα προηγούμενα δυναμικά ενεργείας που προέκυψαν οπότε λαμβάνονται και αυτά υπόψη στον υπολογισμό.

Για τον υπολογισμό της μετρικής, κάθε φορά ακολουθείται μία συγκεκριμένη διαδικασία στο μοντέλο νευρώνα που υλοποιήθηκε. Όπως και στην Spike Time μετρική έτσι και εδώ, αρχικά καλείται η συνάρτηση `multidist2(all_spikes,cost)` που δέχεται σαν παραμέτρους ένα πίνακα που σε κάθε θέση του περιέχει τα δυναμικά ενεργείας που προέκυψαν στην είσοδο του μοντέλου (`all_spikes`) και το κόστος που χρειάζεται για την εισαγωγή ή διαγραφή ενός δυναμικού ενεργείας (`cost`). Πιο συγκεκριμένα στην συνάρτηση `stdistance(str_1,str_2,cost)` `str_1` και `str_2` είναι οι 2 ακολουθίες δυναμικών ενεργείας που συγκρίνονται κάθε φορά για να προκύψει το κόστος που χρειάζεται για την μετατροπή της `str_1` σε `str_2`. Ένα παράδειγμα ψευδοκώδικα για την συνάρτηση `multidist2()` παρουσιάζεται στην εικόνα 3.2.

```

def multidist2(all_spikes , cost):
    Αρ. Των Spike Trains =len(all_spikes)
    Για κάθε ακολουθία δυναμικών ενεργείας (i) στην είσοδο {

        Για όλες τις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας (j=i+1) {

            απόσταση=sidistance(all_spikes[i],all_spikes[j],cost)

        }

    }

```

Εικόνα 3.2

3.3 Μετρική Συγχρονισμού

Η μετρική αυτή προτάθηκε από τους Koutsou *et al.* (2012) και μετράει κατά πόσο επηρεάζεται το πόσο γρήγορα η αργά ανεβαίνει το μεμβρανικό δυναμικό αν οι είσοδοι που δίνονται στο μοντέλο συσχετίζονται μεταξύ τους.

Στην μετρική αυτή υπολογίζεται ο βαθμός συγχρονισμού εισόδου, λαμβάνοντας υπόψη στον υπολογισμό την προηγούμενη δραστηριότητα χρησιμοποιώντας ένα παράθυρο μήκους w , που περιείχε πληροφορία για την προηγούμενη δραστηριότητα (coincidence window). Με την χρησιμοποίηση του παράθυρου που αναφέρθηκε πιο πάνω μελετήθηκε η σχέση μεταξύ της κλίσης του μεμβρανικού δυναμικού, μέσα σε ένα μικρό χρονικό διάστημα πριν την πυροδότηση του νευρώνα.

Πιο κάτω, στην εικόνα 3.3, παρουσιάζεται ένα παράδειγμα ψευδοκώδικα για τον υπολογισμό της μετρικής συγχρονισμού.

Για κάθε δυναμικό ενεργείας (i) στην έξοδο του νευρώνα

Υπολόγισε την κλίση του δυναμικού της μεμβράνης.

Υπολόγισε την μέγιστη κλίση του δυναμικού της μεμβράνης.

Υπολόγισε την μικρότερη κλίση του δυναμικού της μεμβράνης.

Υπολόγισε την κανονικ. τιμή της κλίσης του δυναμικού της μεμβράνης.

Τιμές [i]= Κανονικοποιημένη τιμή Κλίσης δυναμικού της μεμβράνης.

Μετρική Συγχρονισμού = Μέσος όρος (Τιμές)

Εικόνα 3.3

Για τον υπολογισμό της μετρικής συγχρονισμού στο μοντέλο, που υλοποιήθηκε για τους σκοπούς της μελέτης μας, κάθε φορά γίνονται κάποιοι απαραίτητοι υπολογισμοί με βάση τα δεδομένα που προκύπτουν σε κάθε προσομοίωση. Στην συνέχεια προκύπτει η τελική τιμή της μετρικής συγχρονισμού. Πιο συγκεκριμένα για κάθε δυναμικό ενεργείας που προκύπτει σαν έξοδος του μοντέλου υπολογίζεται η κλίση του δυναμικού της μεμβράνης. Για την κανονικοποίηση της κλίσης της μεμβράνης υπολογίζονται κάθε φορά οι μέγιστες (U_i) και ελάχιστες (L_i) τιμές της κλίσης του δυναμικού της μεμβράνης. Το αποτέλεσμα της κλίσης του δυναμικού της μεμβράνης αποθηκεύεται στον πίνακα M_value .

Αφού έχει υπολογιστεί για κάθε δυναμικό ενεργείας η κλίση του δυναμικού ενεργείας στην συνέχεια υπολογίζουμε τον μέσο όρο των τιμών του πίνακα M_value όπου θα μας δώσει και την τελική τιμή της μετρικής συγχρονισμού ($MValue$).

3.4 Δεδομένα Εισόδου

Στην είσοδο του μοντέλου νευρώνα που υλοποιήθηκε διοχετεύονται δύο είδη εισόδων. Μία ομάδα από 50 τυχαίες ακολουθίες δυναμικών ενεργείας, οι οποίες κάθε φορά εξαρτώνται από την τιμή συγχρονισμού (Sin) που ορίζεται. Επίσης όλες αυτές οι τυχαίες ακολουθίες δυναμικών ενεργείας δημιουργούνται με την συχνότητα που ορίζεται σε κάθε προσομοίωση. Οι τυχαίες εισοδοί δημιουργούνται με την εντολή : `PoissonGroup(N,rates[,clock])` που δίνει την δυνατότητα δημιουργίας μιας ομάδας από ανεξάρτητες Poisson ακολουθίες δυναμικών ενεργείας.

Ως εισοδοί του μοντέλου ορίζονται και κάποιες εισοδοί που είναι συγχρονισμένες και εξαρτώνται από την τιμή συγχρονισμού και την τιμή θορύβου που ορίζεται κάθε φορά στην προσομοίωση. Πιο συγκεκριμένα για την δημιουργία αυτών των εισόδων χρησιμοποιείται η εντολή : `PulsePacket(t,n,sigma[,clock])` που δίνει την δυνατότητα δημιουργίας πακέτου από δυναμικά ενεργείας που έρχονται συγχρονισμένα και έχουν μορφή γκαουσιανής κατανομής.

Όλες αυτές οι εισοδοί που δίνονται στο μοντέλο νευρώνα συνδέονται με μία ομάδα από νευρώνες όπου με την σύνδεση αυτή οι νευρώνες επικοινωνούν και θα δημιουργηθεί η έξοδος του μοντέλου μας, δηλαδή τα δυναμικά ενεργείας που δημιουργήθηκαν. Και οι τυχαίες εισοδοί αλλά και οι συγχρονισμένες εισοδοί συνδέονται με αυτή την ομάδα από νευρώνες.

Επίσης για την καταγραφή όλων των εισόδων που δίνονται στην είσοδο του νευρώνα χρησιμοποιείται η εντολή `SpikeMonitor ()`, που καταγράφει και μετρά τα δυναμικά ενεργείας από μία ομάδα νευρώνων.

Η προσομοίωση εκτελείται κάθε φορά για ένα χρονικό διάστημα 2000 χιλιοστά του δευτερολέπτου (ms) και στην συνέχεια προκύπτουν οι έξοδοι του μοντέλου, όπου στέλνονται για επεξεργασία και υπολογισμό των μετρικών που μελετάμε.

3.5 Τμήμα Επεξεργασίας

Το τμήμα επεξεργασίας είναι το κύριο μέρος του συστήματος μας, αφού σε αυτό το σημείο δίνονται οι εισοδοι στο μοντέλο νευρώνα μας και για κάθε χρονική στιγμή υπολογίζεται το δυναμικό της μεμβράνης με βάση την εξίσωση του μοντέλου που δόθηκε.

Συγκεκριμένα αφού το μοντέλο δεχθεί όλα αυτά τα δυναμικά ενεργείας, γίνεται μία συνάθροιση και μέσα από την εξίσωση που ορίζει το μοντέλο μας προκύπτει το τελικό δυναμικό του νευρώνα. Αφού έχουμε το τελικό δυναμικό, γίνεται ένας έλεγχος για τον αν το δυναμικό του νευρώνα έχει ξεπεράσει το δυναμικό κατωφλίου και έχει δημιουργηθεί κάποιο δυναμικό ενεργείας στην έξοδο του νευρώνα.

Με βάση τους κανόνες του μοντέλου νευρώνα Leaky Integrate-and-Fire, για την δημιουργία ενός δυναμικού ενεργείας δεν αρκεί μόνο το δυναμικό της μεμβράνης να ξεπεράσει το δυναμικό κατωφλίου αλλά και ο νευρώνας να μην βρίσκεται σε περίοδο αδρανείας. Η περίοδος αδρανείας που εφαρμόζεται στο μοντέλο μας ισούται με μία χρονική περίοδο των 2ms. Στο διάστημα αυτής της περιόδου, αν τύχει και το δυναμικό της μεμβράνης είναι μεγαλύτερο από το δυναμικό κατωφλίου δεν υπάρχει δυνατότητα δημιουργίας κάποιου δυναμικού ενεργείας στην έξοδο του νευρώνα. Η διαδικασία υπολογισμού του δυναμικού της μεμβράνης γίνεται πάντα έστω και αν ο νευρώνας βρίσκεται σε αυτή την κατάσταση ηρεμίας. Όταν όμως ο νευρώνας βρίσκεται σε κατάσταση ηρεμίας δεν γίνεται καμία σύγκριση του δυναμικού της μεμβράνης με το δυναμικό κατωφλίου.

Ο νευρώνας μεταβαίνει σε κατάσταση ηρεμίας ακριβώς μετά από κάθε πυροδότηση και παραμένει αδρανής για αυτό το χρονικό διάστημα. Μετά το τέλος της περιόδου αδρανείας το δυναμικό της μεμβράνης του νευρώνα μας , επανέρχεται στο δυναμικό ισορροπίας, και αφού προκύψει κάποιο ερέθισμα υπάρχει τότε πλέον πιθανότητα να δημιουργηθεί ένα καινούργιο δυναμικό ενεργείας.

Έτσι δυναμικό ενεργείας στην έξοδο του νευρώνα έχουμε μόνο όταν το δυναμικό της μεμβράνης, που υπολογίζεται αφού προκύψει το ερέθισμα, είναι μεγαλύτερο από το δυναμικό κατωφλίου, αλλά και όταν ο νευρώνας μας δεν βρίσκεται στην περίοδο αδρανείας, όπως προβλέπεται και από τους κανόνες του μοντέλου Leaky Integrate-and - Fire.

3.6 Δεδομένα Εξόδου

Αρχικά σαν έξοδος του μοντέλου προκύπτουν οι ακολουθίες δυναμικών ενεργείας που δημιουργήθηκαν μέσα από την σύνδεση των εισόδων του μοντέλου και της ομάδας νευρώνων που ήταν συνδεδεμένοι. Αυτές τις ακολουθίες τις παίρνουμε κάθε φορά εκτελώντας και πάλι την εντολή : SpikeMonitor () .

Στην συνέχεια, όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως χρησιμοποιούμε όλες τις τιμές που καταγράφηκαν από το SpikeMonitor () και υπολογίζουμε τις μετρικές που μελετάμε. Στέλνονται όλες οι απαραίτητες τιμές στις συναρτήσεις multidist() και multidist_2() που είναι υπεύθυνες για τον υπολογισμό των μετρικών και στην συνέχεια προκύπτουν τα αποτελέσματα των μετρικών και εμφανίζονται στην οθόνη.

Μια μικρή σημείωσή είναι ότι για τον υπολογισμό των Spike Metrics οι συναρτήσεις multidist() και multidist_2() δέχονται ως παραμέτρους ένα πίνακα, όπου σε κάθε θέση του πίνακα είναι αποθηκευμένη η ακολουθία δυναμικών ενεργείας ενός νευρώνα. Λόγω του ότι οι ακολουθίες δυναμικών ενεργείας που παίρνουμε από τις εισόδους του νευρώνα είναι και από τις τυχαίες εισόδους αλλά και από τις συγχρονισμένες, γίνεται πρώτα μια επεξεργασία των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας και αποθηκεύονται όλες μαζί σε ένα πίνακα που ονομάζεται all_spikes [] .

Αφού υπολογιστούν όλες οι μετρικές που μελετούνται τα αποτελέσματα τους αποθηκεύονται στα αρχεία που αντιστοιχούν στην κάθε μετρική.

3.7 Πρόγραμμα Επεξεργασίας Εξόδων του μοντέλου

Τα αποτελέσματα που προκύπτουν από κάθε εκτέλεση της προσομοίωσης του μοντέλου μας αποθηκεύονται σε αρχεία. Πιο συγκεκριμένα για κάθε μετρική αποθηκεύεται σε ξεχωριστό αρχείο η τιμή που θα προκύψει από την προσομοίωση. Σε κάθε επανάληψη της προσομοίωσης τα αρχεία με τα αποτελέσματα των μετρικών ανοίγουν,

αποθηκεύεται κάθε φορά, στο τέλος του αρχείου το αποτέλεσμα και στην συνέχεια κλείνουν.

Το αρχείο που αποθηκεύονται οι τιμές για την μετρική συγχρονισμού ονομάζεται Mvalue_results.txt, για την Spike Time μετρική ονομάζεται Spike_Distances.txt και για την Spike Interval μετρική ονομάζεται Interval_Distances.txt.

Για την εξαγωγή αποτελεσμάτων χρειαζόταν η επανάληψη της προσομοίωσης του μοντέλου νευρώνα για διάφορες τιμές συγχρονισμού και θορύβου. Μετά το τέλος όλων των επαναλήψεων χρησιμοποιώντας τις τιμές από κάθε μετρική παράγεται μία γραφική παράσταση της Spike Time (Dspike) μετρικής σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού (MValue) και μία γραφική παράσταση της Spike Interval (Dinterval) μετρικής σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού.

Για την παραγωγή των γραφικών παραστάσεων δημιουργήθηκε ένα πρόγραμμα σε γλώσσα προγραμματισμού PYTHON όπου διαβάζει το αρχείο κάθε μετρικής και αποθηκεύει το περιεχόμενο σε ένα πίνακα. Στην συνέχεια εκτελώντας την εντολή plot (), που δίνει την δυνατότητα δημιουργίας γραφικής παράστασης, παράγεται η γραφική παράσταση και παρουσιάζεται στην οθόνη του υπολογιστή. Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως σαν αποτέλεσμα κάθε φορά έχουμε δύο γραφικές παραστάσεις : μία γραφική παράσταση της Spike Time (Dspike) μετρικής σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού (MValue) και μία γραφική παράσταση της Spike Interval (Dinterval) μετρικής σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού.

3.8 Υλοποίηση και υπολογισμός των μετρικών μεταβλητότητας

Ο συντελεστής μεταβλητότητας (CV) και οι τοπικές μετρικές μεταβλητότητας μετρούν το ποσοστό μεταβλητότητας των διαστημάτων των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας. Οι εξισώσεις που ορίζουν όλες αυτές τις μετρικές αναφέρονται στο κεφάλαιο 2.

Για την υλοποίηση και τον υπολογισμό των μετρικών μεταβλητότητας δημιουργήσαμε ένα μοντέλο νευρώνα Leaky integrate-and-Fire αυτή την φορά όμως χρησιμοποιώντας τον μηχανισμό της μερικής επαναπόλωσης της μεμβράνης ούτως ώστε να πετύχουμε

υψηλή μεταβλητότητα διαστημάτων σε υψηλές συχνότητες πυροδότησης. Στο συγκεκριμένο μοντέλο νευρώνα μετά από κάθε δυναμικό ενεργείας το δυναμικό της μεμβράνης τοποθετείται σε ένα επίπεδο μεγαλύτερο από το δυναμικό ηρεμίας.

Για τον υπολογισμό των μετρικών μεταβλητότητας στο μοντέλο, που υλοποιήθηκε για τους σκοπούς της μελέτης μας, κάθε φορά γίνονται κάποιοι απαραίτητοι υπολογισμοί με βάση τα δεδομένα που προκύπτουν σε κάθε προσομοίωση. Στην συνέχεια προκύπτει η τελική τιμή των μετρικών. Πιο συγκεκριμένα για κάθε δυναμικό ενεργείας που παρουσιάζεται στις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας που προκύπτουν στην έξοδο του νευρώνα, υπολογίζεται η τιμή των συναρτήσεων (m_i) για τα διαδοχικά διαστήματα, που ορίζεται από διαφορετική εξίσωση για κάθε μετρική που μελετάμε. Στην συνέχεια με βάση την εξίσωση που ορίζει την κάθε μετρική υπολογίζονται οι τιμές των μετρικών και παρουσιάζονται στην οθόνη.

Πιο κάτω, στην εικόνα 3.4, παρουσιάζεται ένα παράδειγμα ψευδοκώδικα για τον υπολογισμό των μετρικών μεταβλητότητας.

Για κάθε δυναμικό ενεργείας (i) στην έξοδο του νευρώνα

- Υπολόγισε τον συντελεστή μεταβλητότητας (CV).
- Υπολόγισε την τοπική μετρική (CV2).
- Υπολόγισε την τοπική μετρική (LV).
- Υπολόγισε την τοπική μετρική (IR).
- Υπολόγισε την τοπική μετρική (SI).

Εικόνα 3.4

Κεφάλαιο 4

Αποτελέσματα και Συζήτηση

4.1 Αποτελέσματα με το LIF μοντέλο Νευρώνα: Μετρική συγχρονισμού και Spike Train μετρικές

4.1.1 Μετρική συγχρονισμού

4.1.2 Spike Train μετρικές

4.1.2.1 Spike Time μετρική

4.1.2.2 Spike Interval μετρική

4.1.3 Παραγωγή αποτελεσμάτων χρησιμοποιώντας Θόρυβο (jitter)

4.1.3.1 Αποτελέσματα της Spike Time μετρικής

4.1.3.2 Αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής

4.1.3.3 Αποτελέσματα των μετρικών με μεγαλύτερο χρόνο προσομοίωσης

4.1.3.4 Παραγωγή αποτελεσμάτων χωρίς Θόρυβο (jitter)

4.1.4 Αποτελέσματα με διαφορετικές παραμέτρους σε κάθε προσομοίωση

4.1.4.1 Προσομοιώσεις με διαφορετικό κόστος

4.1.4.2 Προσομοιώσεις με διαφορετικό αριθμό ακολουθιών δυναμικών ενεργείας στην είσοδο

4.1.4.3 Προσομοιώσεις με διαφορετική τιμή αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης.

4.1.5 Αποτελέσματα με μεγάλο αριθμό ακολουθιών δυναμικών ενεργείας χωρίς θόρυβο.

4.1.6 Γραφικές παραστάσεις μετρικών για διαφορετικές τιμές θορύβου (jitter)

4.2 Μετρικές Μεταβλητότητας με το LIF with Partial Reset μοντέλο Νευρώνα

4.1 Αποτελέσματα με το LIF μοντέλο Νευρώνα: Μετρική συγχρονισμού και Spike Train μετρικές

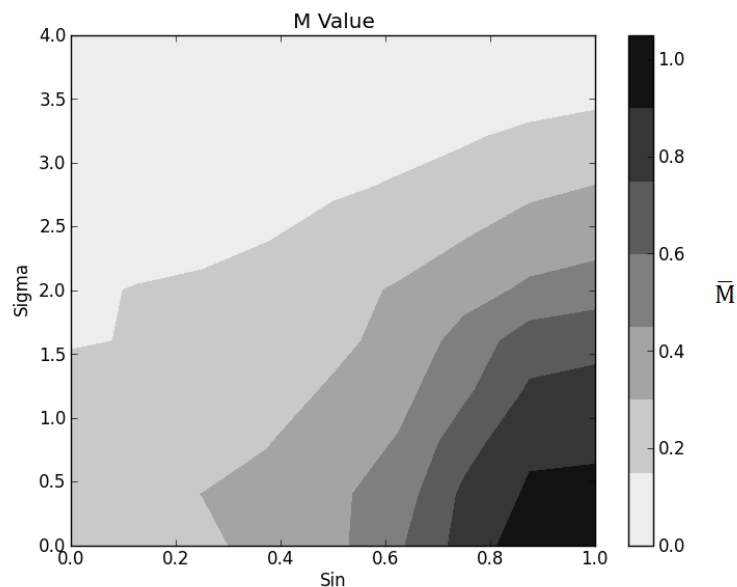
Αφού υλοποιήσαμε το μοντέλο νευρώνα που θα χρειαστούμε, χρειάζεται να διαπιστώσουμε αν όντως με το αποτέλεσμα της μετρικής συγχρονισμού μπορούμε να γνωρίζουμε τι είσοδος δόθηκε στο μοντέλο νευρώνα χωρίς να έχουμε κάποια γνώση για την είσοδο. Χρειάστηκαν να γίνουν αρκετές προσομοιώσεις, με διάφορες αλλαγές στις παραμέτρους που επηρεάζουν τις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας ούτως ώστε μετά να μπορούμε να κάνουμε τις συγκρίσεις μας μεταξύ των αποτελεσμάτων που προέκυψαν.

Όπως αναφέρθηκε και στο εισαγωγικό κεφάλαιο αλλά και στην περιγραφή του φαινομένου που μελετάμε, εμείς θέλαμε μέσα από διάφορες προσομοιώσεις και τον υπολογισμό των μετρικών, που προτάθηκαν από τους Victor και Purpura, αλλά και την μετρική συγχρονισμού, που προτάθηκε από τους Koutsou *et al.*, σε κάθε προσομοίωση όταν η μετρική συγχρονισμού προσεγγίζει την τιμή 1 τότε και οι άλλες μετρικές των Victor και Purpura θα πρέπει να προσεγγίζουν το 0. Με αυτό το αποτέλεσμα θα αποδειχτεί ότι ισχύει ο ισχυρισμός από τους Koutsou *et al.*, ότι με την μετρική συγχρονισμού μπορούμε να γνωρίζουμε πληροφορίες για τις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας που δέχθηκε ο νευρώνας στην είσοδο χωρίς να γνωρίζουμε οποιαδήποτε πληροφορία για αυτά. Σε κάθε προσομοίωση γινόταν αλλαγή των παραμέτρων που επηρεάζουν τις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας και αυτό γιατί αλλάζοντας την τιμή των παραμέτρων επιτυχαίναμε κάθε φορά την αλλαγή των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας που εισέρχονται στην είσοδο του μοντέλου και να είναι είτε πιο συγχρονισμένες, δηλαδή να έχουμε αρκετά δυναμικά ενεργείας σε μία χρονική στιγμή, είτε πιο τυχαίες, δηλαδή δυναμικά ενεργείας σε διαφορετικές χρονικές στιγμές.

Οι γραφικές παραστάσεις που παρουσιάζονται πιο κάτω αντιπροσωπεύουν τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τις προσομοιώσεις του απλού μοντέλου νευρώνα Leaky Integrate and Fire για διάφορους συνδυασμούς παραμέτρων.

4.1.1 Μετρική συγχρονισμού

Στην εικόνα 4.1 που παρουσιάζεται παρακάτω, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της μετρικής συγχρονισμού που μελετάμε ($\bar{M}$). Πιο συγκεκριμένα το διάγραμμα παρουσιάζει τις τιμές της μετρικής συγχρονισμού (Sin) που προκύπτουν από διάφορους συνδυασμούς μεταξύ της παραμέτρου συγχρονισμού και της παραμέτρου θορύβου (sigma) και μας δείχνουν πως συμπεριφέρεται η μετρική αυτή σε σχέση με τις συγκεκριμένες παραμέτρους. Κάθε τιμή της μετρικής συγχρονισμού αναπαριστά τον κανονικοποιημένο μέσο όρο της κλίσης του δυναμικού της μεμβράνης για όλα τα δυναμικά ενεργείας που δημιουργήθηκαν κατά την διάρκεια της προσομοίωσης. Η κάθε προσομοίωση στα πειράματά μας είχε διάρκεια 2000 ms.



Εικόνα 4.1 Τα αποτελέσματα της μετρικής συγχρονισμού ($\bar{M}$) σε σχέση με την παράμετρο θορύβου (Sigma) και την παράμετρο συγχρονισμού (Sin).

Στο διάγραμμα η μετρική συγχρονισμού φτάνει την μέγιστη τιμή 1 στο δεξιό μέρος του διαγράμματος, όπου αυτή η τιμή αντιπροσωπεύει τις εντελώς συγχρονισμένες και χωρίς θόρυβο, εισόδους στο μοντέλο νευρώνα.

Παρατηρώντας το διάγραμμα βλέπουμε ότι γενικά, όσο αυξάνεται η τιμή συγχρονισμού (Sin) και μειώνεται η τιμή θορύβου (σ), τα αποτελέσματα της μετρικής συγχρονισμού που μελετάμε προσεγγίζουν την τιμή 1. Αντιθέτως όσο αυξάνεται η τιμή του θορύβου και μειώνεται η τιμή συγχρονισμού τα αποτελέσματα της μετρικής προσεγγίζουν την τιμή 0.

Επίσης είναι εμφανές ότι όταν η τιμή συγχρονισμού είναι μικρότερη από το 0.3 η τιμή της μετρικής συγχρονισμού είναι σχεδόν μηδενική. Για τιμές θορύβου, μεγαλύτερες από το 1.5, παρατηρούμε ότι η τιμή της μετρικής συγχρονισμού αρχίζει να μειώνεται και να προσεγγίζει την τιμή 0.2 - 0.0. Με αυτά τα αποτελέσματα επαληθεύεται ο αρχικός μας ισχυρισμός, ότι χρησιμοποιώντας την μετρική συγχρονισμού μπορούμε να ανιχνεύσουμε και να μετρήσουμε τον συγχρονισμό στην είσοδο του μοντέλου νευρώνα. Οι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν για την παραγωγή του συγκεκριμένου διαγράμματος είναι οι εξής : $N_{in} = 50$, $\Delta V_s = 0.5 \text{ mV}$, $f_{in} = 70 - 200 \text{ Hz}$.

Όπου

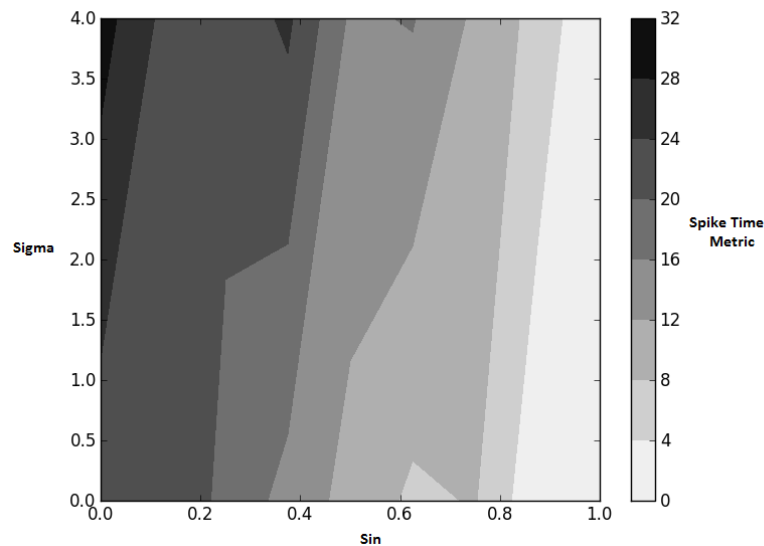
- N_{in} , ο αριθμός των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας στην είσοδο
- ΔV_s , η τιμή αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης σε κάθε δυναμικό ενεργείας
- f_{in} , η συχνότητα πυροδότησης του νευρώνα

4.1.2 Spike Train μετρικές

Στα παρακάτω διαγράμματα – εικόνες 4.2 και 4.3, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των δύο Spike Train μετρικών που μελετάμε. Πιο συγκεκριμένα τα διαγράμματα παρουσιάζουν τις τιμές των μετρικών αυτών, που προκύπτουν από διάφορους συνδυασμούς μεταξύ της παραμέτρου συγχρονισμού και της παραμέτρου θορύβου και μας δείχνουν πως συμπεριφέρονται οι μετρικές αυτές σε σχέση με τις συγκεκριμένες παραμέτρους. Αυτά τα αποτελέσματα έχουν ως σκοπό να μας δείξουν ότι, όσο αυξάνεται η τιμή συγχρονισμού και οι ακολουθίες δυναμικών ενεργείας που δίνονται στην είσοδο του νευρώνα είναι πιο συγχρονισμένες, το κόστος μετατροπής μιας ακολουθίας δυναμικών ενεργείας πυροδότησης σε μια άλλη παρόμοια ακολουθία, θα πρέπει να είναι πολύ μικρό. Αντιθέτως όσο πιο πολύ αυξάνεται η τιμή της παραμέτρου

θορύβου, το κόστος μετατροπής των ακολουθιών θα πρέπει να είναι μεγάλο. Η χρονική διάρκεια των προσομοιώσεων που έγιναν ούτως ώστε να προκύψουν τα παρακάτω αποτελέσματα ήταν 2000ms.

4.1.2.1 Spike Time μετρική



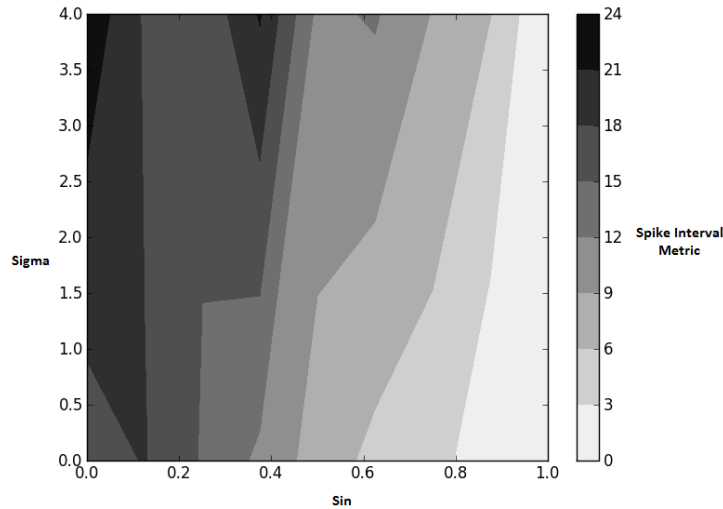
Εικόνα 4.2: Τα αποτελέσματα της Spike Time μετρικής σε σχέση με την παράμετρο θορύβου και την παράμετρο συγχρονισμού.

Το πιο πάνω εικόνα 4.2 παρουσιάζει τα αποτελέσματα της Spike Time μετρικής για όλους τους συνδυασμούς μεταξύ της τιμής συγχρονισμού (Sin) και της τιμής θορύβου (Sigma) που εφαρμόζονται στις εισόδους του μοντέλου νευρώνα.

Παρατηρώντας το διάγραμμα βλέπουμε ότι η μέγιστη τιμή που φτάνει η Spike Time μετρική (πάνω αριστερά, σκούρο μαύρο χρώμα) είναι γύρω στο 32. Αυτή η τιμή αντιπροσωπεύει το κόστος που χρειάζεται για την μετατροπή μιας ακολουθίας δυναμικών ενεργείας σε μια άλλη ακολουθία, όταν έχουμε μεγάλη τιμή θορύβου και καθόλου συγχρονισμό στο δίκτυο μας και σύμφωνα πάντα με τα βήματα που προϋποθέτει η μετρική. Αντιθέτως όταν έχουμε μεγάλη τιμή συγχρονισμού και μικρή τιμή θορύβου στο μοντέλο μας (κάτω δεξιά γωνία) τότε η τιμή της μετρικής μειώνεται κατά πολύ και φτάνει το μηδέν. Παρατηρούμε επίσης ότι όταν η τιμή της παραμέτρου συγχρονισμού είναι μικρότερη από 0.8, η τιμή της μετρικής μας αρχίζει και αυξάνεται,

κάτι που ήταν αναμενόμενο αφού οι εισόδοι είναι περισσότερες παρά συγχρονισμένες, άρα χρειάζεται μεγαλύτερο κόστος για την μετατροπή των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας. Έχοντας αυτά τα αποτελέσματα αποδεικνύεται και πειραματικά ότι με την Spike Time μετρική μπορούμε να εξαγάγουμε πληροφορίες για το τι είδους σήματα (συγχρονισμένα ή τυχαία) δέχθηκε το μοντέλο νευρώνα μας στην είσοδο και στην συνέχεια να μπορούμε να κάνουμε τα πειράματα που θα μας βοηθήσουν να αποδείξουμε αυτό που μελετάμε. Οι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν για την παραγωγή του συγκεκριμένου διαγράμματος είναι οι εξής : $N_{in} = 50$, $\Delta V_s = 0.5 mV$, $f_{in} = 70 - 200 Hz$.

4.1.2.2 Spike Interval μετρική



Εικόνα 4.3: Τα αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής σε σχέση με την παράμετρο θορύβου (Sigma) και την παράμετρο συγχρονισμού (Sin).

Το πιο πάνω διάγραμμα παρουσιάζει τα αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής για όλους τους συνδυασμούς μεταξύ της τιμής συγχρονισμού (Sin) και της τιμής θορύβου (Sigma) που εφαρμόζονται στις εισόδους του μοντέλου νευρώνα. Τα αποτελέσματα αυτά είναι παρόμοια με αυτά της Spike Time μετρικής. Και πάλι όταν έχουμε την μέγιστη τιμή θορύβου και μηδενικό συγχρονισμό (πάνω αριστερά γωνία) στις εισόδους μας τότε η τιμή της μετρικής φτάνει γύρω στο 24. Όταν έχουμε αρκετό ποσοστό συγχρονισμού στις εισόδους που δέχεται το μοντέλο νευρώνα τότε τα αποτελέσματα

της συγκεκριμένης μετρικής προσεγγίζουν την τιμή 0, κάτι που ήταν αναμενόμενο. Και αυτή η μετρική μας μετράει το κόστος που χρειάζεται για την μετατροπή μιας ακολουθίας σε μία άλλη. Ο υπολογισμός των αποτελεσμάτων αυτής της μετρικής γίνεται με διαφορετικό τρόπο αφού σε αυτή την μετρική τα δυναμικά ενεργείας που προκύπτουν εξαρτώνται από τα προηγούμενα δυναμικά ενεργείας που προέκυψαν οπότε λαμβάνονται και αυτά υπόψη στον υπολογισμό. Έχοντας και τα αποτελέσματα της συγκεκριμένης μετρικής αποδεικνύεται και πειραματικά ότι και με την Spike Interval μετρική μπορούμε να εξαγάγουμε πληροφορίες για το τι είδους σήματα (συγχρονισμένα ή τυχαία) δέχθηκε το μοντέλο νευρώνα μας στην είσοδο και στην συνέχεια να μπορούμε να κάνουμε τα πειράματα που θα μας βοηθήσουν να αποδείξουμε αυτό που μελετάμε. Οι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν για την παραγωγή του συγκεκριμένου διαγράμματος είναι οι εξής : $N_{in} = 50$, $\Delta V_s = 0.5 mV$, $f_{in} = 70 - 200 Hz$.

4.1.3 Παραγωγή αποτελεσμάτων χρησιμοποιώντας Θόρυβο (jitter)

Κατά την περιγραφή της διαδικασίας που θα ακολουθηθεί ούτως ώστε να γίνει η πειραματική αξιολόγηση και να αποδειχθεί και πειραματικά ότι με την μετρική συγχρονισμού μπορούμε να γνωρίζουμε τι σήματα δέχεται στην είσοδο ο νευρώνας (συγχρονισμένα ή τυχαία), αναφέρθηκε ότι θα γίνουν προσομοιώσεις με διάφορους συνδυασμούς των παραμέτρων συγχρονισμού και θορύβου. Συγκεκριμένα η τιμή της παραμέτρου θορύβου (Sigma) θα κυμαίνεται μεταξύ του 0 και του 4 και η τιμή της παραμέτρου συγχρονισμού (Sin) κυμαίνεται από 0 μέχρι και το 1.

Για την παραγωγή των αποτελεσμάτων δημιουργήσαμε διάφορα σύνολα από προσομοιώσεις. Πιο συγκεκριμένα σε κάθε σύνολο από προσομοιώσεις είχαμε διαφορετικό αριθμό ακολουθιών δυναμικών ενεργείας (N_{in}), διαφορετική τιμή αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης σε κάθε δυναμικό ενεργείας (ΔV_s) και διαφορετική συχνότητα πυροδότησης. Σε κάθε προσομοίωση ο αριθμός των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας και η τιμή αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης σε κάθε δυναμικό ενεργείας έμεναν σταθερά. Αυτό που άλλαζε κάθε φορά ήταν η συχνότητα πυροδότησης εισόδου.

Μετά την παραγωγή αποτελεσμάτων για κάθε σύνολο προσομοιώσεων χρησιμοποιούσαμε το πρόγραμμα για την δημιουργία των διαγραμμάτων και των γραφικών παραστάσεων των αποτελεσμάτων που προέκυψαν. Για κάθε σύνολο προσομοιώσεων δημιουργούσαμε δύο γραφικές παραστάσεις :

- Μία γραφική παράσταση της Μετρικής συγχρονισμού σε σχέση με την Spike Time μετρική
- Μία γραφική παράσταση της Μετρικής συγχρονισμού σε σχέση με την Spike Interval μετρική.

Με βάση τα αποτελέσματα που αναμένουμε, δηλαδή ότι τα αποτελέσματα της μετρικής συγχρονισμού είναι αντιστρόφως ανάλογα με τα αποτελέσματα των άλλων δύο μετρικών, περιμένουμε κάθε φορά μία γραφική παράσταση που θα δείχνει αυτή την σχέση. Δηλαδή μία γραφική παράσταση όπου καθώς αυξάνεται η τιμή της μετρικής συγχρονισμού η τιμή είτε της Spike Time μετρικής είτε της Spike Interval μετρικής, ανάλογα με το ποια μετρική μελετάμε, θα μειώνεται.

Για την παραγωγή των αποτελεσμάτων κάθε μετρικής δημιουργήσαμε 4 σύνολα από 99 προσομοιώσεις το κάθε ένα. Σε κάθε σύνολο είχαμε και μία διαφορετική συχνότητα πυροδότησης ούτως ώστε να παρατηρήσουμε πώς επηρεάζονται τα αποτελέσματα μας σε σχέση με την συχνότητα πυροδότησης που ορίζουμε στο μοντέλο νευρώνα. Οι συχνότητες πυροδότησης που χρησιμοποιήθηκαν ήταν οι εξής : 50Hz, 70Hz, 100Hz και 200Hz. Επίσης οι υπόλοιπες παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν για την παραγωγή των αποτελεσμάτων παρέμεναν σταθερές σε όλα τα σύνολα προσομοιώσεων και είναι οι εξής : $N_{in} = 50$, $\Delta V_s = 0.5 \text{ mV}$.

Αυτό που θα θέλαμε σαν αποτέλεσμα ήταν να παρουσιάζεται ξεκάθαρα στις γραφικές παραστάσεις ότι τα αποτελέσματα των μετρικών που προτάθηκαν από τους Victor και Purpura (2010) είναι αντιστρόφως ανάλογα από τα αποτελέσματα της μετρικής συγχρονισμού των Koutsou *et al* (2012). Δηλαδή όσο αυξανόταν η τιμή της μετρικής συγχρονισμού οι τιμές των άλλων δύο μετρικών, Spike Time και Spike Interval, θα έπρεπε να μειωνόταν.

Στην συνέχεια παρουσιάζονται αναλυτικά τα αποτελέσματα για κάθε μετρική και για κάθε σύνολο προσομοιώσεων.

Στην εικόνα 4.4 Α, Β, Γ και Δ παρουσιάζονται οι γραφικές παραστάσεις με τα αποτελέσματα της μετρικής Spike Time σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού. Κάθε γραφική παράσταση αντιστοιχεί στα αποτελέσματα που προέκυψαν από κάθε σύνολο προσομοιώσεων. Όπως αναφέρθηκε και πιο πάνω κάθε σύνολο από προσομοιώσεις είχε διαφορετική συχνότητα πυροδότησης. Οι συχνότητες που χρησιμοποιήθηκαν για τις γραφικές παραστάσεις Α, Β, Γ και Δ είναι 50Hz, 70Hz, 100Hz και 200Hz αντίστοιχα.

Παρατηρώντας τις γραφικές παραστάσεις, στα περισσότερα σημεία υπάρχει αυτή η σχέση μεταξύ των μετρικών, είναι όμως και κάποια σημεία στις γραφικές που δεν μειώνονται οι μετρικές των Victor και Purpura όταν αυξάνεται η μετρική συγχρονισμού. Πιο συγκεκριμένα σε όλες τις γραφικές παραστάσεις των εικόνων 4.4 παρατηρούμε ότι υπάρχουν αρκετά σημεία όπου αν και η τιμή της μετρικής συγχρονισμού είναι αρκετά μεγάλη και οι τιμές των άλλων μετρικών βρίσκονται και αυτές περίπου στην μέγιστη τους τιμή 4.

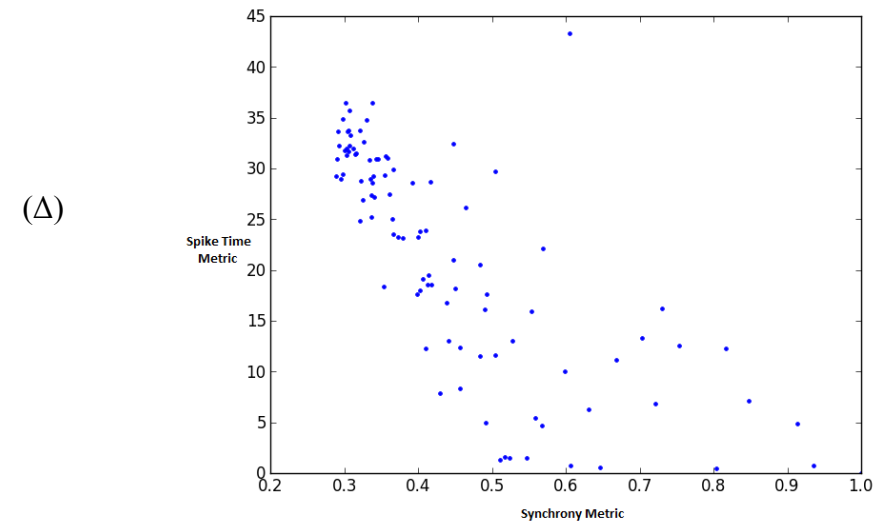
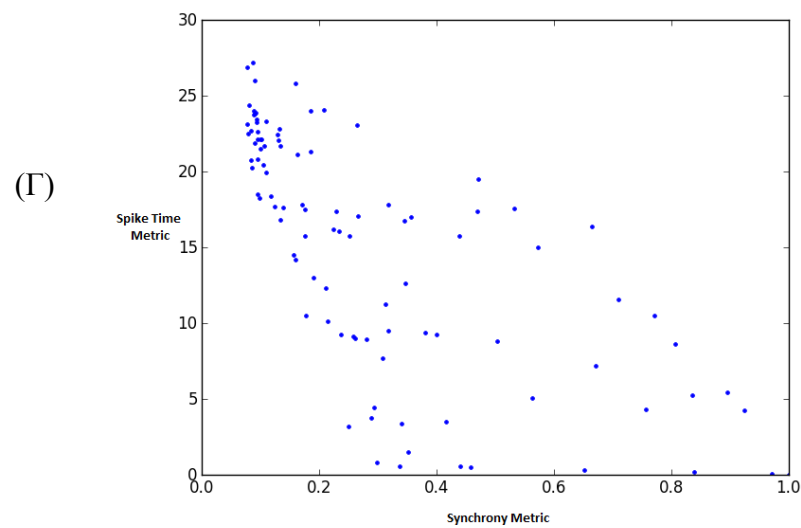
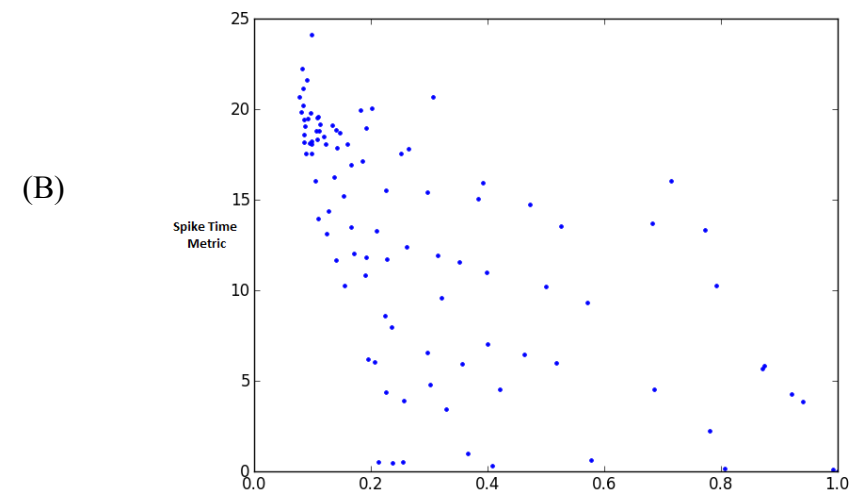
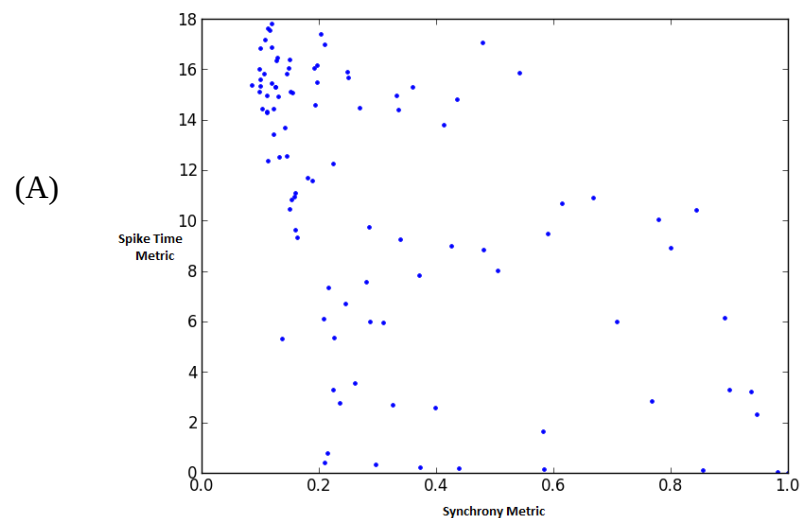
Με αυτά τα αποτελέσματα παρατηρούμε ότι δεν είναι ξεκάθαρη η σχέση μεταξύ των μετρικών που μελετάμε. Για κάθε σύνολο από προσομοιώσεις υπάρχουν κάποια σημεία όπου οι μετρικές Spike Time και Spike Interval δεν μειώνονται καθώς αυξάνεται η μετρική συγχρονισμού. Αυτά τα σημεία είναι που επηρεάζουν την σχέση μεταξύ των μετρικών.

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον υπάρχει στις περιπτώσεις όπου το μοντέλο Leaky Integrate and Fire δέχεται εισόδους με αρκετά μεγάλη συχνότητα πυροδότησης. Παρατηρώντας τις γραφικές παραστάσεις στις εικόνες 4.4 (Α-Β) είναι ξεκάθαρο ότι όσο αυξάνεται η συχνότητα πυροδότησης στο μοντέλο νευρώνα τόσο πιο πολύ αρχίζει να φαίνεται η σχέση μεταξύ της Spike Time μετρικής και της μετρικής συγχρονισμού.

Στον πίνακα 4.1 παρουσιάζονται οι τιμές του συντελεστή συσχέτισης που προέκυψαν από τα αποτελέσματα της Spike Time μετρικής σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού για όλες τις συχνότητες πυροδότησης που χρησιμοποιήθηκαν.

$f_{in}(Hz)$	Συντελεστής συσχέτισης
50 Hz	-0.57464065
70Hz	-0.63584218
100Hz	-0.70504995
200Hz	-0.7531445

Πίνακας 4.1



Εικόνα 4.4 : Τα αποτελέσματα της μετρικής Spike Time σε σχέση με τα αποτελέσματα της μετρικής συγχρονισμού. Κάθε γραφική παράσταση αντιστοιχεί και σε ένα σύνολο προσομοιώσεων με διαφορετική συχνότητα πυροδότησης. Οι συχνότητες πυροδότησης που χρησιμοποιήθηκαν για τα σύνολα προσομοιώσεων A,B,Γ και Δ ήταν 50Hz, 70Hz, 100Hz και 200Hz αντίστοιχα.

Πιο συγκεκριμένα από την εικόνα 4.4 (Α) όπου η συχνότητα πυροδότησης είναι σχετικά χαμηλή 50Hz, βλέπουμε ότι δεν αντικατοπτρίζεται αυτή η σχέση μεταξύ των μετρικών μας. Είναι αρκετά τα σημεία όπου όταν η μετρική συγχρονισμού αυξάνεται η τιμή της Spike Time μετρικής παραμένει και αυτή μεγάλη. Συγκρίνοντας όμως την εικόνα (Α) σε σχέση με τις εικόνες (Β) και (Γ) όπου η συχνότητα πυροδότησης του μοντέλου νευρώνα αρχίζει να αυξάνεται, παρατηρούμε ότι με την αύξηση της συχνότητας αρχίζει και φαίνεται πιο καθαρά η σχέση μεταξύ των μετρικών που περιμέναμε. Αυτός ο ισχυρισμός είναι πολύ πιο ξεκάθαρος στην εικόνα (Δ) όπου έχουμε συχνότητα πυροδότησης 200Hz, και όσο αυξάνεται η μετρική συγχρονισμού τόσο μειώνεται η Spike Time μετρική. Όλα τα πιο πάνω επαληθεύονται με τις τιμές του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ της Spike Time μετρικής και της μετρικής συγχρονισμού όπου από -0.57 που ήταν για συχνότητα πυροδότησης 50Hz φτάνει το -0.75 με συχνότητα πυροδότησης 200Hz όπου είναι μία αισθητή διαφορά.

Στην εικόνα 4.5 Α, Β, Γ και Δ παρουσιάζονται οι γραφικές παραστάσεις με τα αποτελέσματα της μετρικής Spike Interval σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού. Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως η κάθε γραφική παράσταση αντιστοιχεί στα αποτελέσματα που προέκυψαν από κάθε σύνολο προσομοιώσεων. Επίσης κάθε σύνολο από προσομοιώσεις είχε και διαφορετική συχνότητα πυροδότησης. Οι συχνότητες που χρησιμοποιήθηκαν για τις γραφικές παραστάσεις Α, Β, Γ και Δ είναι 50Hz, 70Hz, 100Hz και 200Hz αντίστοιχα. Και εδώ όπως και προηγουμένως παρατηρούμε ότι δεν αντικατοπτρίζεται στις γραφικές παραστάσεις αυτή η σχέση που περιμέναμε μεταξύ της Spike Interval μετρικής και της μετρικής συγχρονισμού, αφού υπάρχουν αρκετά σημεία όπου όταν η τιμή της μετρικής συγχρονισμού αυξάνεται η τιμή της Spike Interval μετρικής παραμένει και αυτή αρκετά μεγάλη παρά να μειώνεται.

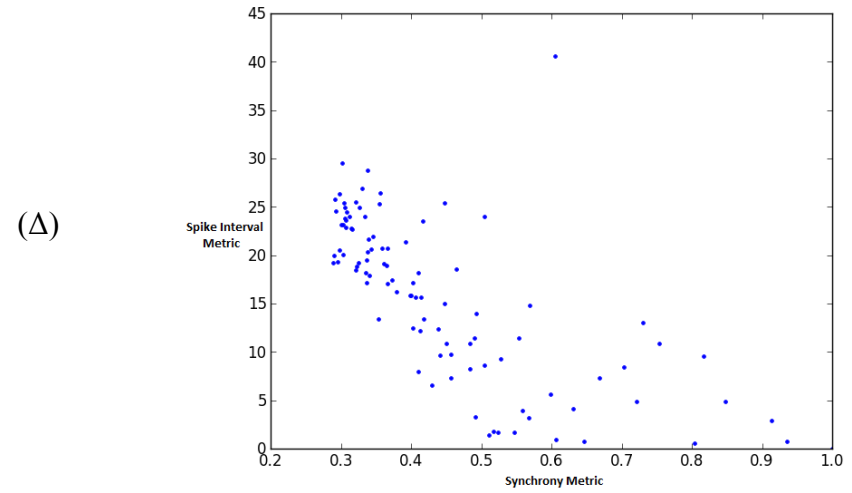
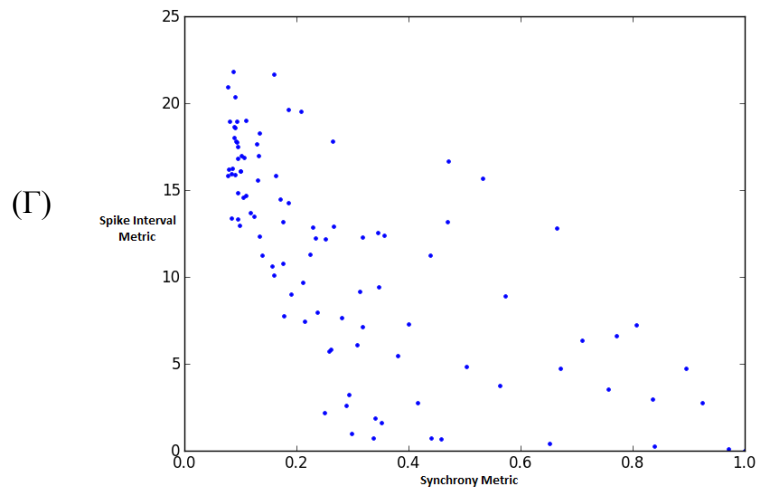
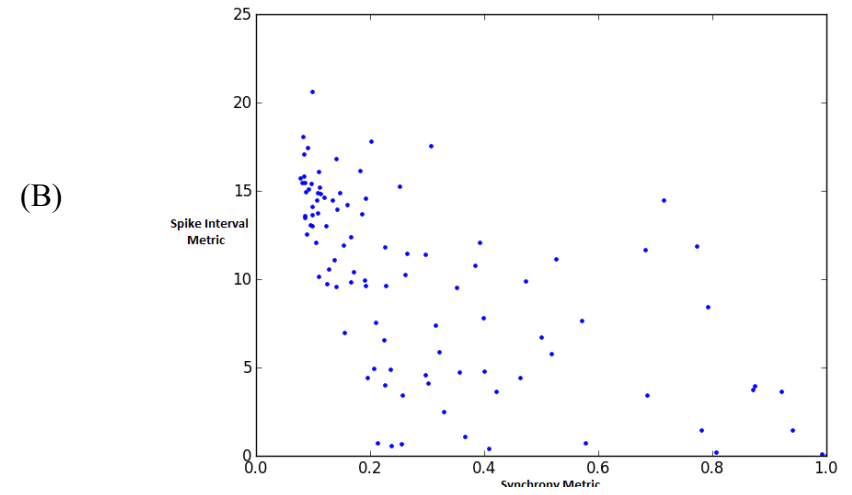
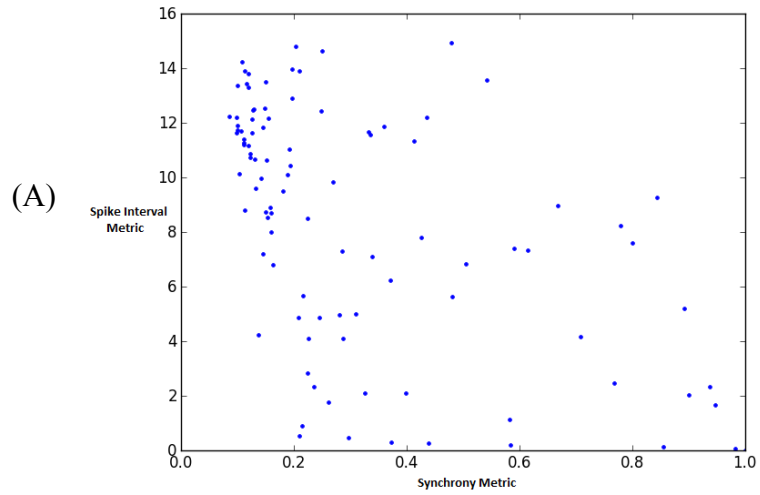
Στον πίνακα 4.2 παρουσιάζονται οι τιμές του συντελεστή συσχέτισης που προέκυψαν από τα αποτελέσματα της Spike Interval μετρική σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού για όλες τις συχνότητες πυροδότησης που χρησιμοποιήθηκαν.

$f_{in}(Hz)$	Συντελεστής συσχέτισης
50 Hz	-0.54050828
70Hz	-0.61225036
100Hz	-0.69191865
200Hz	-0.70425918

Πίνακας 4.2

Παρατηρώντας και τις τιμές του συντελεστή συσχέτισης για όλες τις συχνότητες πυροδότησης βλέπουμε ότι καθώς αυξάνεται η συχνότητα πυροδότησης στην είσοδο του νευρώνα τόσο πιο πολύ γίνεται ξεκάθαρη η σχέση μεταξύ των μετρικών που μελετάμε.

Η συχνότητα πυροδότησης του μοντέλου νευρώνα φαίνεται να επηρεάζει σημαντικά τα αποτελέσματα μας αφού και στα αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής όσο αυξάνεται η συχνότητα πυροδότησης τόσο πιο πολύ ξεκαθαρίζει η σχέση μεταξύ των δύο μετρικών.



Εικόνα 4.5 : Τα αποτελέσματα της μετρικής Spike Interval σε σχέση με τα αποτελέσματα της μετρικής συγχρονισμού. . Κάθε γραφική παράσταση αντιστοιχεί και σε ένα σύνολο προσομοιώσεων με διαφορετική συχνότητα πυροδότησης. Οι συχνότητες πυροδότησης που χρησιμοποιήθηκαν για τα σύνολα προσομοιώσεων A,B,Γ και Δ ήταν 50Hz, 70Hz, 100Hz και 200Hz αντίστοιχα.

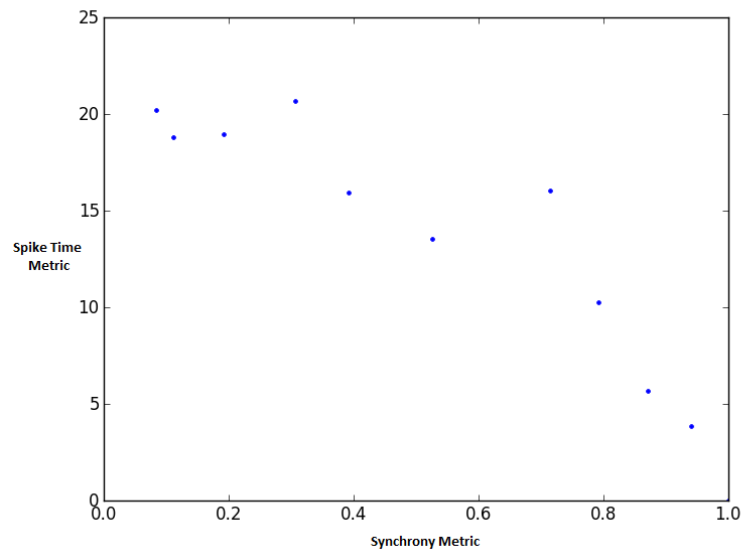
4.1.3 Παραγωγή αποτελεσμάτων χωρίς Θόρυβο (jitter)

Στις προηγούμενες προσομοιώσεις χρησιμοποιήθηκε μία παράμετρος που πρόσθετε θόρυβο στα σήματα εισόδου του μοντέλου νευρώνα. Όπως αναφέρθηκε στο προηγούμενο υπό-κεφάλαιο τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τις προσομοιώσεις δεν έδειχναν ξεκάθαρα την σχέση που αναμένουμε να υπάρχει μεταξύ των Spike Train μετρικών και της μετρικής συγχρονισμού.

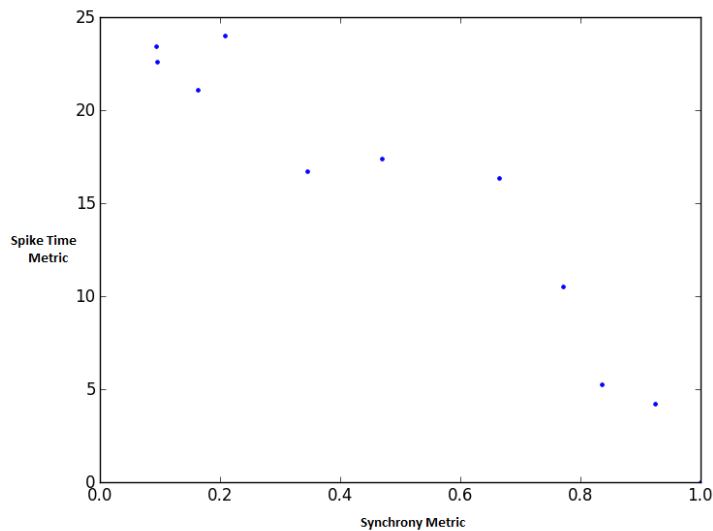
Επίσης μελετώντας καλύτερα τις τιμές των μετρικών που προέκυπτan από τις προσομοιώσεις όπου η τιμή του θορύβου ήταν μεγαλύτερη του μηδέν παρατηρήσαμε ότι ο θόρυβος επηρεάζει τα αποτελέσματα, αφού χρησιμοποιώντας τον θόρυβο οι τιμές των μετρικών δεν ακολουθούσαν μία σταθερή αύξηση ή μείωση. Καθώς όμως η τιμή της παραμέτρου συγχρονισμού μεγάλωνε ο θόρυβος δεν επηρέαζε σε τόσο μεγάλο βαθμό τα αποτελέσματα όπως όταν η τιμή του συγχρονισμού ήταν πολύ μικρή. Υπάρχουν πολλά σημεία όπου οι τιμές των μετρικών που μελετάμε αυξομειώνονται λόγω της παραμέτρου του θορύβου. Γι' αυτό τον λόγο χρησιμοποιώντας τα αποτελέσματα από τις προηγούμενες προσομοιώσεις προσπαθήσαμε να αφαιρέσουμε από αυτά τα αποτελέσματα που είχαν παραχθεί χρησιμοποιώντας την παράμετρο θορύβου. Πιο συγκεκριμένα αφαιρέθηκαν όλες οι τιμές των, Spike time , Spike Interval και της μετρικής συγχρονισμού , που προέκυψαν από τις προσομοιώσεις όπου η παράμετρος θορύβου (σ) ήταν μεγαλύτερη του 0.

Στην εικόνα 4.6 (Α) παρουσιάζονται οι γραφικές παραστάσεις με τα αποτελέσματα από της Spike Time μετρικής, σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού και στο (Β) τα αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής, σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού. Πιο συγκεκριμένα οι γραφικές παραστάσεις που παρουσιάζονται αφορούν τις τιμές των μετρικών Spike Time και Spike Interval σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού, για τις προσομοιώσεις με συχνότητες πυροδότησης 70Hz και 100Hz.

(A)



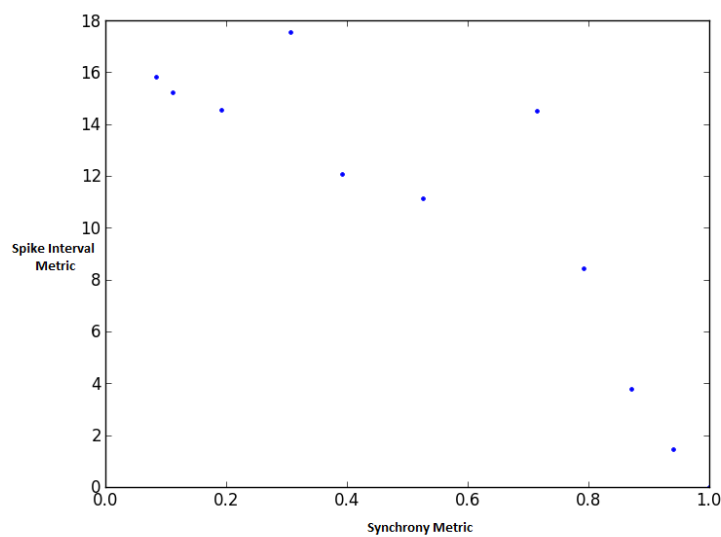
Εικόνα 4.6(A): Αποτελέσματα της Spike Time μετρικής για συχνότητα πυροδότησης 70Hz. Στα διαγράμματα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της Spike Time μετρικής σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού. Τα συγκεκριμένα αποτελέσματα αφορούν τις προσομοιώσεις που έγιναν χωρίς την παράμετρο θορύβου.



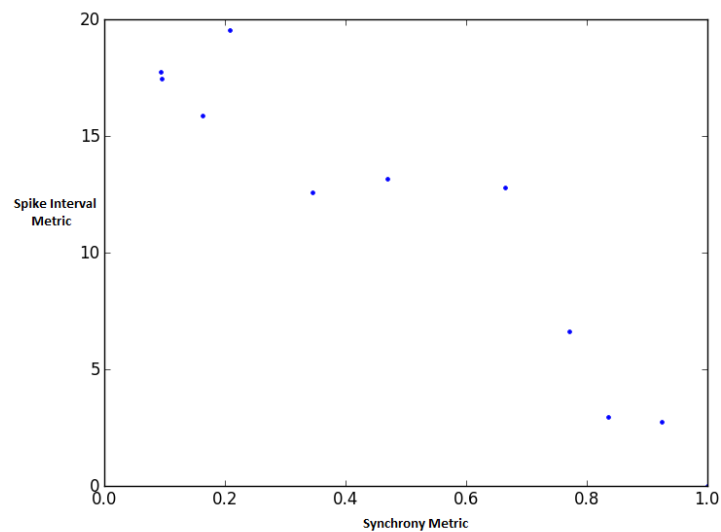
Εικόνα 4.6 (B): Αποτελέσματα της Spike Time μετρικής για συχνότητα πυροδότησης 100Hz. Στα διαγράμματα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της Spike Time μετρικής σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού. Τα συγκεκριμένα αποτελέσματα αφορούν τις προσομοιώσεις που έγιναν χωρίς την παράμετρο θορύβου.

Παρατηρώντας τις γραφικές παραστάσεις στην εικόνα 4.7 (Α) που προκύπτουν από τις προσομοιώσεις χωρίς την παράμετρο θορύβου είναι ξεκάθαρο πώς τα αποτελέσματα των μετρικών που μελετάμε είναι αντιστρόφως ανάλογα , αφού όπως αποδεικνύεται και από τις γραφικές παραστάσεις, καθώς αυξάνεται η τιμή της μίας μετρικής η τιμή της άλλης μειώνεται. Τα σημεία στις πιο πάνω γραφικές βλέπουμε ότι δεν είναι απόλυτα αντιστρόφως ανάλογα και αυτό συμβαίνει γιατί σε κάθε προσομοίωση είχαμε διαφορετικές εισόδους .

(B)



Εικόνα 4.7 (Α): Αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής για συχνότητα πυροδότησης 70Hz. Στα διαγράμματα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού. Τα συγκεκριμένα αποτελέσματα αφορούν τις προσομοιώσεις που έγιναν χωρίς την παράμετρο θορύβου.



Εικόνα 4.7 (B): Αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής για συχνότητα πυροδότησης 100Hz. Στα διαγράμματα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού. Τα συγκεκριμένα αποτελέσματα αφορούν τις προσομοιώσεις που έγιναν χωρίς την παράμετρο θορύβου.

Παρατηρώντας τις γραφικές παραστάσεις στην εικόνα 4.7 (B) που προκύπτουν από τις προσομοιώσεις χωρίς την παράμετρο θορύβου και εδώ είναι ξεκάθαρο πώς τα αποτελέσματα των μετρικών που μελετάμε είναι αντιστρόφως ανάλογα .

Γενικότερα τα αποτελέσματα που προκύπτουν χωρίς την παράμετρο του θορύβου είναι πολύ καλύτερα αν τα συγκρίνουμε με τα αποτελέσματα του προηγούμενου υποκεφαλαίου (αποτελέσματα με την χρήση της παραμέτρου θορύβου). Στον Πίνακα 4.3 (A) παρουσιάζονται οι τιμές του συντελεστή συσχέτισης για την Spike Time μετρική για όλα τα σύνολα προσομοιώσεων που έγιναν χωρίς την χρησιμοποίηση της παραμέτρου θορύβου. Στον πίνακα 4.3 (B) παρουσιάζονται οι αντίστοιχες τιμές του συντελεστή συσχέτισης για την Spike Interval μετρική.

$f_{in}(Hz)$	Συντελεστής συσχέτισης
70 Hz	-0.9141352
100 Hz	-0.95364057

Πίνακας 4.3 (A)

$f_{in}(Hz)$	Συντελεστής συσχέτισης
70 Hz	-0.87117718
100 Hz	-0.94734321

Πίνακας 4.3 (B)

Όλες οι πιο πάνω γραφικές παραστάσεις αλλά και οι τιμές που προκύπτουν από τον συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των μετρικών μας επιτρέπουν να πούμε ότι ο θόρυβος επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό τα αποτελέσματα των μετρικών που μελετάμε.

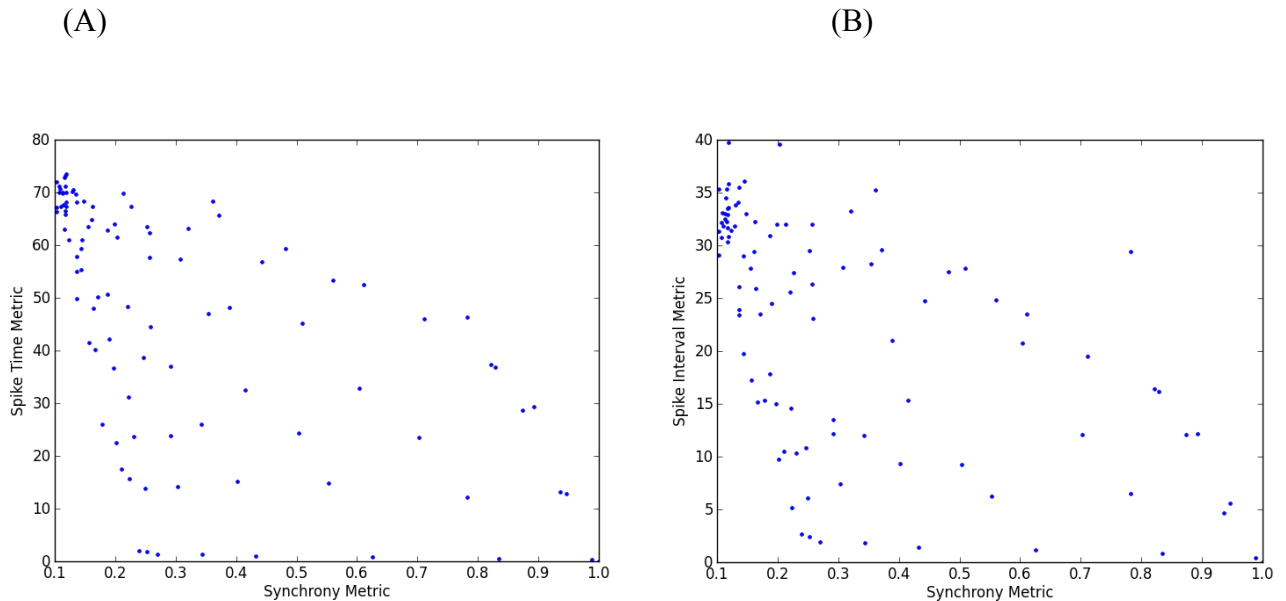
4.1.4 Αποτελέσματα των μετρικών με μεγαλύτερο χρόνο προσομοίωσης

Η παρατήρησή μας ότι, καθώς αυξάνεται η συχνότητα πυροδότησης στην είσοδο του νευρώνα, όλο και πιο πολύ γίνεται ξεκάθαρη η σχέση μεταξύ των μετρικών, μας οδήγησε στο να μελετήσουμε αυτή την περίπτωση και να προβούμε σε συμπεράσματα γιατί μπορεί να συμβαίνει κάτι τέτοιο.

Αρχική μας σκέψη ήταν η δημιουργία προσομοιώσεων που θα είχαν μεγαλύτερη χρονική διάρκεια. Μέχρι στιγμής η χρονική διάρκεια των προσομοιώσεων ήταν 2000ms. Έχοντας ένα σχετικά μικρό χρόνο προσομοίωσης στο μοντέλο νευρώνα, υπήρχε μεγάλη πιθανότητα να έχουμε μικρότερο αριθμό δειγμάτων από σήματα στην είσοδο. Ως αποτέλεσμα αυτού είναι πιθανόν τα αποτελέσματα που προκύπτουν από τις προσομοιώσεις να έχουν μεγάλη απόκλιση από τον μέσο όρο των μετρικών μας και γι αυτό επηρεάζεται η σχέση μεταξύ των μετρικών που μελετάμε.

Για τον σκοπό των προσομοιώσεων δημιουργήθηκε 1 σύνολο από 99 προσομοιώσεις όπου κάθε προσομοίωση είχε χρονική διάρκεια 10 δευτερόλεπτα. Η συχνότητα πυροδότησης που χρησιμοποιήθηκε για τις προσομοιώσεις με την μεγαλύτερη χρονική διάρκεια ήταν 50HZ. Σε κάθε προσομοίωση χρησιμοποιούσαμε και πάλι τις παραμέτρους θορύβου και συγχρονισμού. Η παράμετρος θορύβου έπαιρνε τιμές από το 0-4 και η παράμετρος συγχρονισμού από το 0-1.

Στην εικόνα 4.8 (A) παρουσιάζεται η γραφική παράσταση με τα αποτελέσματα των μετρικών. Πιο συγκεκριμένα στην εικόνα 4.8 (A) παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της Spike Time μετρικής, σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού και στην εικόνα (B) παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής, σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού.



Εικόνα 4.8 : (A) : Τα αποτελέσματα της Spike Time μετρικής σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού για χρονική διάρκεια των προσομοιώσεων ίση με 10 δευτερόλεπτα.

(B) : Τα αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού για χρονική διάρκεια των προσομοιώσεων ίση με 10 δευτερόλεπτα.

Παρατηρώντας τις γραφικές παραστάσεις των μετρικών στις εικόνες 4.8 (A,B) παρατηρούμε ότι αν και είχαμε πολύ μεγαλύτερο χρόνο προσομοίωσης εντούτοις τα αποτελέσματα που προκύπτουν είναι παρόμοια με τα προηγούμενα όπου είχαμε χρόνο προσομοίωσης 2000 ms. Όπως και προηγουμένως με τα αποτελέσματα που προκύπτουν δεν είναι ξεκάθαρη η σχέση μεταξύ των Spike Train μετρικών και της μετρικής συγχρονισμού. Και στις δύο περιπτώσεις υπάρχουν αρκετά σημεία όπου καθώς αυξάνεται η τιμή της μετρικής συγχρονισμού οι τιμές των άλλων δύο μετρικών αρχίζουν να μειώνονται. Τα υπόλοιπα σημεία στα οποία δεν ισχύει κάτι τέτοιο είναι λόγω της παρουσίας της παραμέτρου θορύβου στις προσομοιώσεις μας, όπου όπως

αναφέρθηκε και στο προηγούμενο υποκεφάλαιο ο θόρυβος επηρεάζει τα αποτελέσματα των μετρικών. Πιο συγκεκριμένα σε κάθε προσομοίωση όπου η τιμή της παραμέτρου θορύβου είναι μεγαλύτερη από το μηδέν παρατηρούμε ότι οι τιμές των Spike Train μετρικών μειώνονται και οι τιμές της μετρικής συγχρονισμού μειώνονται.

Τα αποτελέσματα της Spike Time μετρικής (Εικόνα 4.8 Α) φτάνουν μέχρι και την τιμή 73.0 ενώ στις προηγούμενες προσομοιώσεις με την αντίστοιχη συχνότητα πυροδότησης οι τιμές της μετρικής αυτής έφταναν περίπου μέχρι την τιμή 18.0. Αυτό οφείλεται στο ότι είχαμε μεγαλύτερο χρόνο προσομοίωσης άρα και μεγαλύτερες ακολουθίες δυναμικών ενεργείας οι οποίες έτυχαν μετατροπής από την Spike Time μετρική.

Από κάθε γραφική παράσταση στις εικόνες 4.8 (Α,Β) προκύπτει και ένας συντελεστής συσχέτισης. Πιο συγκεκριμένα για την γραφική παράσταση 4.8 (Α) ο συντελεστής συσχέτισης μεταξύ της Spike Time μετρικής και της μετρικής συγχρονισμού είναι -0.59566425. Το αρνητικό πρόσημο υπάρχει λόγω του ότι τα αποτελέσματα των δύο μετρικών όπως περιμέναμε είναι αντιστρόφως ανάλογα. Όσο για το συντελεστή συσχέτισης παρατηρούμε ότι προσεγγίζει το 0,6, δηλαδή οι δύο αυτές μετρικές σχετίζονται μεταξύ τους αλλά και εδώ επιβεβαιώνεται ότι αυτή η σχέση δεν είναι ξεκάθαρη. Για την γραφική παράσταση Β ο συντελεστής συσχέτισης μεταξύ της Spike Interval μετρικής και της μετρικής συγχρονισμού προκύπτει -0.57509669.

Το συμπέρασμα που προκύπτει μέσα από τις προσομοιώσεις με μεγαλύτερη χρονική διάρκεια είναι ότι η χρονική διάρκεια δεν επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό τις μετρικές μας αφού δεν είχαμε καλύτερα αποτελέσματα αλλά αντιθέτως τα αποτελέσματα ήταν παρόμοια με αυτά που είχαμε χρονική διάρκεια 2000 χιλιοστά του δευτερολέπτου.

4.1.5 Αποτελέσματα με διαφορετικές παραμέτρους σε κάθε προσομοίωση

Για να ορίσουμε κατά πόσο επηρεάζεται αυτή η σχέση που υπάρχει μεταξύ των Spike Train μετρικών και της μετρικής συγχρονισμού, έγιναν διάφορες προσομοιώσεις όπου σε κάθε σύνολο προσομοιώσεων αλλάξαμε την τιμή μιας συγκεκριμένης παραμέτρου και από τα αποτελέσματα να ορίσουμε κατά πόσο αυτή η παράμετρος επηρεάζει τα αποτελέσματα των μετρικών. Οι παράμετροι οι οποίες εξετάστηκαν ήταν :

- Το κόστος (Cost) που χρειάζεται για κάνουμε μία αλλαγή κατά ένα διάστημα χρόνου σε ένα δυναμικό ενεργείας.
- Τον αριθμό των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας (N_{in}) που δίνονται στην είσοδο του νευρώνα.
- Την τιμή αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης (ΔV_s) σε κάθε δυναμικό ενεργείας.

Για κάθε παράμετρο που εξετάζαμε δημιουργούσαμε διάφορα σύνολα από προσομοιώσεις όπου σε κάθε σύνολο κρατούσαμε όλες τις παραμέτρους σταθερές εκτός από την παράμετρο που εξετάζαμε. Σε αυτά τα σύνολα προσομοιώσεων χρησιμοποιούσαμε και πάλι τις παραμέτρους θορύβου και συγχρονισμού. Η παράμετρος θορύβου έπαιρνε τιμές από το 0-4 και η παράμετρος συγχρονισμού από το 0-1.

4.1.5.1 Προσομοιώσεις με διαφορετικό κόστος

Το κόστος που χρειάζεται για να κάνουμε μία αλλαγή κατά ένα διάστημα χρόνου σε ένα δυναμικό ενεργείας, είναι αυτό που επηρεάζει τις τιμές των Spike Train μετρικών. Οι Spike Trains μετρικές όπως περιγράφηκε και στο κεφάλαιο 2 υπολογίζουν στο κόστος που χρειάζεται για την μετατροπή μιας ακολουθίας δυναμικών κορυφής σε μια άλλη παρόμοια ακολουθία δυναμικών κορυφής.

Πιο συγκεκριμένα για τον υπολογισμό της Spike Time μετρικής υπάρχουν δύο βασικά βήματα που μπορούν να γίνουν : Εισαγωγή ή διαγραφή κάποιου δυναμικού ενεργείας με κόστος 1 ή μετακίνηση ενός δυναμικού ενεργείας με το κόστος να ισούται με την παράμετρο που ορίζει την τιμή του κόστους ανά μονάδα χρόνου επί την χρονική στιγμή t του δυναμικού ενεργείας.

Για τον υπολογισμό της Spike Interval μετρικής υπάρχουν επίσης δύο βασικά βήματα που μπορούν να γίνουν για κάθε δυναμικό ενεργείας, είτε Εισαγωγή ή διαγραφή κάποιου δυναμικού ενεργείας με κόστος 1, είτε η συντόμευση ή καθυστέρηση ενός

διαστήματος με το κόστος να ισούται με την παράμετρο που ορίζει την τιμή του κόστους ανά μονάδα χρόνου επί την χρονική στιγμή t του δυναμικού ενεργείας.

Για κάθε δυναμικό ενεργείας που παρουσιάζεται σε μία ακολουθία, ανάλογα με το ποιά Spike Train μετρική μελετάμε, διαλέγουμε κάθε φορά πιο από τα βασικά βήματα θα εκτελεστούν ούτως ώστε να γίνει η μετατροπή της ακολουθίας δυναμικών ενεργείας σε μια άλλη ακολουθία δυναμικών ενεργείας. Την απόφαση για το ποιο από τα δύο βασικά βήματα θα εκτελέσουν κάθε φορά για την μετατροπή της ακολουθίας και οι δύο μετρικές την παίρνουν με βάση το μικρότερο κόστος. Το βήμα που θα έχει το μικρότερο κόστος είναι αυτό που θα επιλεγεί και θα υπολογιστεί στο συνολικό κόστος.

Αλλάζοντας σε κάθε σύνολο από προσομοιώσεις την τιμή του κόστους που χρειάζεται για κάνουμε μία αλλαγή κατά ένα διάστημα χρόνου σε ένα δυναμικό ενεργείας, περιμένουμε ότι θα επηρεάζονται τα αποτελέσματα των Spike Train μετρικών αναλόγως.

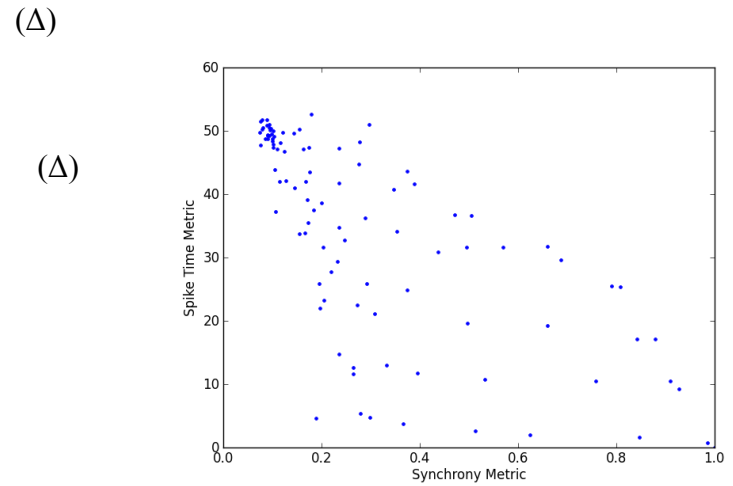
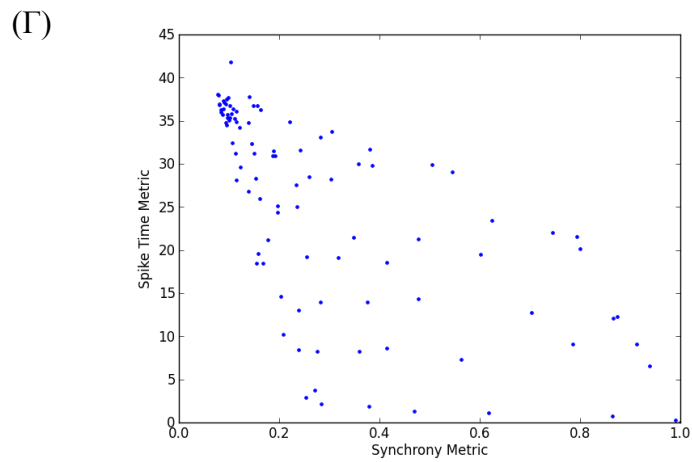
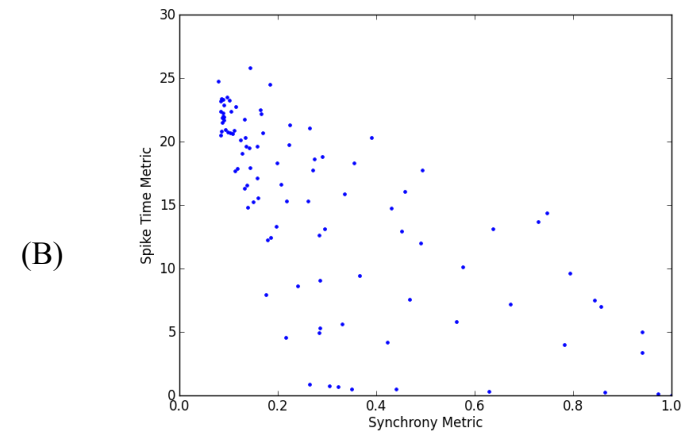
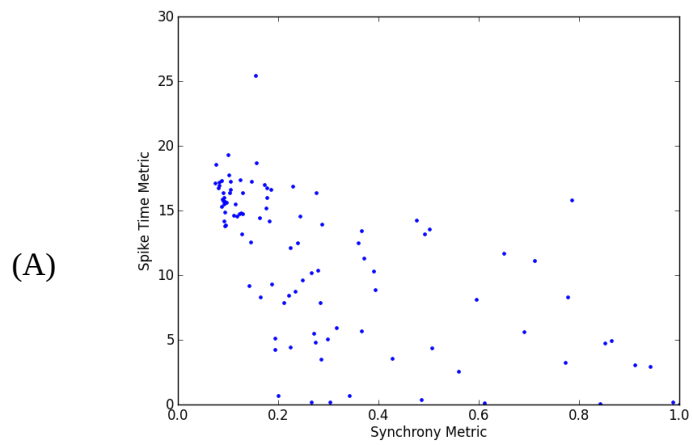
Για την παραγωγή των αποτελεσμάτων δημιουργήσαμε 4 σύνολα από 99 προσομοιώσεις το κάθε ένα. Οι τιμές της παραμέτρου του κόστους που εξετάσαμε ήταν οι εξής : 0.5, 1, 1.5, 2, 5, 10, 20. Οι υπόλοιποι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν για την παραγωγή των αποτελεσμάτων παρέμεναν σταθεροί σε όλα τα σύνολα προσομοιώσεων και είναι οι εξής : $N_{in} = 50$, $\Delta V_s = 0.5 \text{ mV}$.

Γενικότερα παρατηρώντας τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τις προσομοιώσεις που έγιναν, είδαμε ότι οι τιμές των μετρικών που μελετάμε τείνουν να είναι αντιστρόφως ανάλογες. Μέσα από την ανάλυση των αποτελεσμάτων, προέκυψε ότι τα αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής είναι καλύτερα αφού είναι πιο κοντά στην αρχική μας υπόθεση δηλαδή ότι οι Spike Train μετρικές και η μετρική συγχρονισμού είναι αντιστρόφως ανάλογες.

Στις εικόνες 4.9 (A-B) παρουσιάζονται αναλυτικά οι γραφικές παραστάσεις με τα αποτελέσματα της κάθε Spike Time μετρικής σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού. Κάθε γραφική παράσταση αντιπροσωπεύει τις τιμές που προέκυψαν από κάθε σύνολο προσομοίωσης. Οι τιμές του συντελεστή συσχέτισης για τις γραφικές παραστάσεις της

εικόνας 4.9 Α,Β,Γ και Δ είναι : - 0.62791276, -0.70151017, - 0.68310093, - 0.706597 αντίστοιχα.

Γενικότερα αυτό που παρατηρείται είναι ότι όσο αυξάνεται το κόστος τόσο πιο πολύ αυξάνεται και η τιμή της μετρικής. Όσο η τιμή του κόστους μεγαλώνει τότε η μετρική στον υπολογισμό λαμβάνει όλο και περισσότερο το κόστος, που χρειάζεται για την Εισαγωγή και διαγραφή κάποιου δυναμικού ενεργείας με κόστος 2, και αποφεύγει τα άλλα βήματα όπου θα έχουν μεγαλύτερο κόστος. Άρα αν για κάθε δυναμικό ενεργείας που χρειάζεται αλλαγή το κόστος θα αυξάνεται κατά 2 και το τελικό κόστος θα καταλήξει μεγαλύτερο σε σχέση με τα αποτελέσματα για πιο μικρές τιμές του κόστους.



Εικόνα 4.9 (A-Δ): Τα αποτελέσματα της μετρικής Spike Time σε σχέση με τα αποτελέσματα της μετρικής συγχρονισμού. Κάθε γραφική παράσταση αντιστοιχεί και σε ένα σύνολο προσομοιώσεων με διαφορετικό κόστος. Οι που χρησιμοποιήθηκαν για τα σύνολα προσομοιώσεων A,B,Γ και Δ ήταν 0.5,1.5,5, 10 αντίστοιχα.

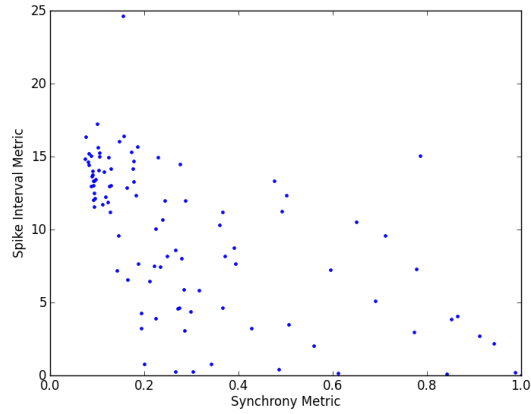
Στις εικόνες 4.10 (Α-Δ) παρουσιάζονται αναλυτικά οι γραφικές παραστάσεις με τα αποτελέσματα της κάθε Spike Interval μετρικής σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού. Κάθε γραφική παράσταση αντιπροσωπεύει τις τιμές που προέκυψαν από κάθε σύνολο προσομοίωσης.

Παρατηρώντας τις γραφικές παραστάσεις στις εικόνες 4.9 (Α-Δ) βλέπουμε ότι όπως και στην Spike Time μετρική έτσι και εδώ όσο η τιμή του κόστους αυξάνεται τόσο πιο πολύ αυξάνεται και η τιμή της Spike Interval μετρικής. Ο λόγος που συμβαίνει αυτό είναι ίδιος με αυτό που περιγράφηκε πιο πάνω.

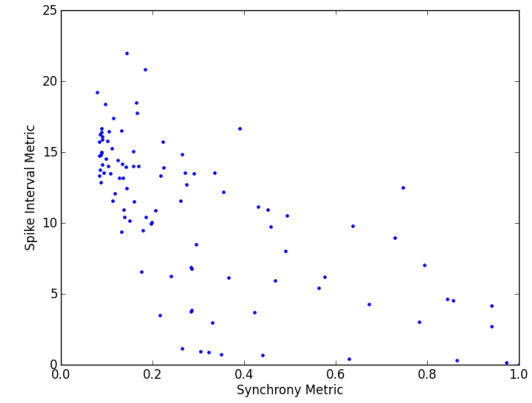
Κάτι άλλο που παρατηρείται με τα αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής είναι ότι καθώς αυξάνεται η παράμετρος του κόστους η σχέση μεταξύ της μετρικής και της μετρικής συγχρονισμού γίνεται όλο και πιο ξεκάθαρη. Πιο συγκεκριμένα οι τιμές του συντελεστή συσχέτισης για τις τιμές κόστους 0.5, 1.5, 5 και 10 είναι - 0.60410817, - 0.68310093, - 0.68756525, - 0.75198172 αντίστοιχα. Αυτό παρατηρείται και από τις γραφικές παραστάσεις της μετρικής όπου από το Α μέχρι το Δ η σχέση μεταξύ των μετρικών βελτιώνεται όλο και πιο πολύ.

Κλείνοντας με τα αποτελέσματα των μετρικών που προκύπτουν από προσομοιώσεις με διαφορετικό κόστος κάθε φορά το κόστος δεν φαίνεται να επηρεάζει σε σημαντικό βαθμό την σχέση μεταξύ των Spike Train μετρικών και της μετρικής συγχρονισμού. Μόνο στην περίπτωση της Spike Interval μετρικής καθώς αυξάνεται η τιμή του κόστους έχει παρατηρηθεί ότι η τιμή του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των μετρικών μεγαλώνει.

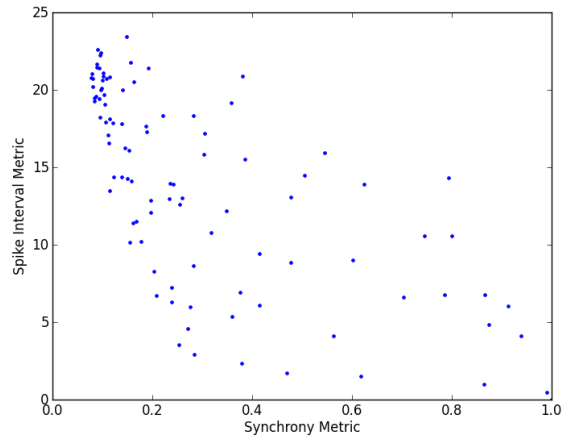
(A)



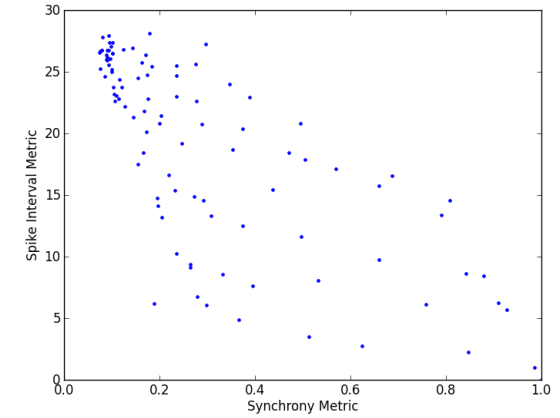
(B)



(Γ)



(Δ)



Εικόνα 4.10(A-Δ): Τα αποτελέσματα της μετρικής *Spike Interval* σε σχέση με τα αποτελέσματα της μετρικής συγχρονισμού. Κάθε γραφική παράσταση αντιστοιχεί και σε ένα σύνολο προσομοιώσεων με διαφορετικό κόστος. Οι τιμές που χρησιμοποιήθηκαν για τα σύνολα προσομοιώσεων A,B,Γ και Δ ήταν 0.5, 1.5, 5, 10, αντίστοιχα.

4.1.5.2 Προσομοιώσεις με διαφορετικό αριθμό ακολουθιών δυναμικών ενεργείας στην είσοδο

Εκτός από τις προσομοιώσεις με διαφορετικό κόστος δημιουργήθηκαν και διάφορες προσομοιώσεις στις οποίες κάθε φορά αλλάζαμε τον αριθμό των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας που θα δεχόταν το μοντέλο νευρώνα στην είσοδο. Κάνοντας πειράματα για διαφορές παραμέτρους οι οποίες μπορεί να επηρεάζουν τα αποτελέσματα των μετρικών μας, μπορούμε να εξακριβώσουμε κατά πόσο είναι αξιόπιστες αυτές οι μετρικές ούτως ώστε να μπορούμε να τις χρησιμοποιήσουμε για τον σκοπό που αναφέρετε στην αρχή αυτής της διπλωματικής εργασίας.

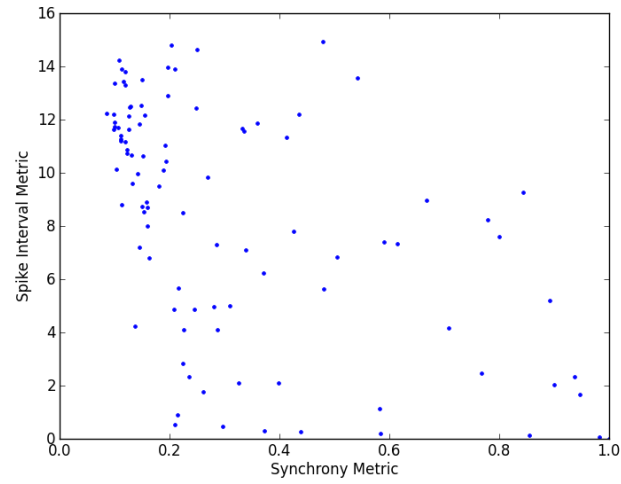
Για τις προσομοιώσεις με διαφορετικό αριθμό ακολουθιών δυναμικών ενεργείας δημιουργήσαμε 3 σύνολα από προσομοιώσεις. Οι αριθμοί ακολουθιών δυναμικών ενεργείας που χρησιμοποιήθηκαν ήταν 50, 60, 80 και 150. Οι υπόλοιποι παράμετροι παρέμεναν σταθεροί για όλα τα σύνολα προσομοιώσεων. Πιο συγκεκριμένα σε όλες τις προσομοιώσεις είχαμε $\Delta V_s = 0.5 \text{ mV}$ και $f_{in} = 50 \text{ Hz}$.

Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού για όλα τα σύνολα προσομοιώσεων. Στις εικόνες Α, Β, Γ και Δ παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για αριθμό, ακολουθιών δυναμικών ενεργείας στην είσοδο, 50, 60, 80 και 150 αντίστοιχα. Παρατηρώντας τις γραφικές παραστάσεις είναι φανερό ότι καθώς αυξάνεται ο αριθμός των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας τόσο πιο πολύ ξεκάθαρη γίνεται η σχέση μεταξύ των μετρικών μας.

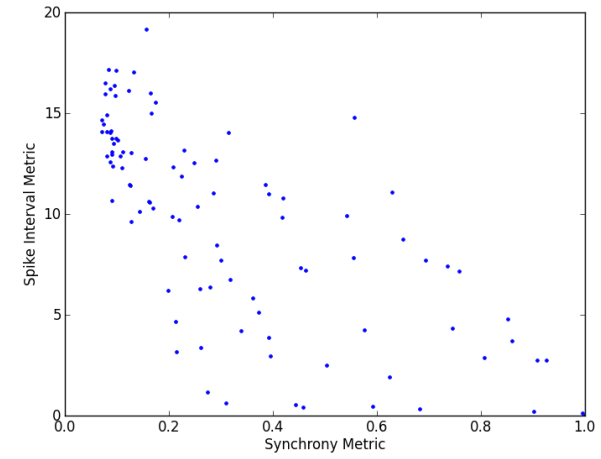
Αυτό αποδεικνύεται και από τις τιμές του συντελεστή συσχέτισης για κάθε γραφική παράσταση. Συγκεκριμένα για την γραφική παράσταση Α όπου ο αριθμός των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας ήταν $N_{in} = 50$ ο συντελεστής συσχέτισης μεταξύ των μετρικών είναι -0.54050828 . Όταν ο αριθμός των ακολουθιών είναι πιο μεγάλος για παράδειγμα στην γραφική παράσταση Δ όπου έχουμε $N_{in} = 150$ ο συντελεστής συσχέτισης φτάνει την τιμή -0.90197574 . Τα αποτελέσματα που προέκυψαν από το σύνολο προσομοιώσεων με $N_{in} = 150$, επιβεβαιώνουν ότι οι μετρικές που μελετούνται είναι αντιστρόφως ανάλογες αλλά και ότι ο αριθμός των ακολουθιών δυναμικών

ενεργείας που δίνονται στην είσοδο επηρεάζει κατά πολύ τα αποτελέσματα των μετρικών που μελετούνται.

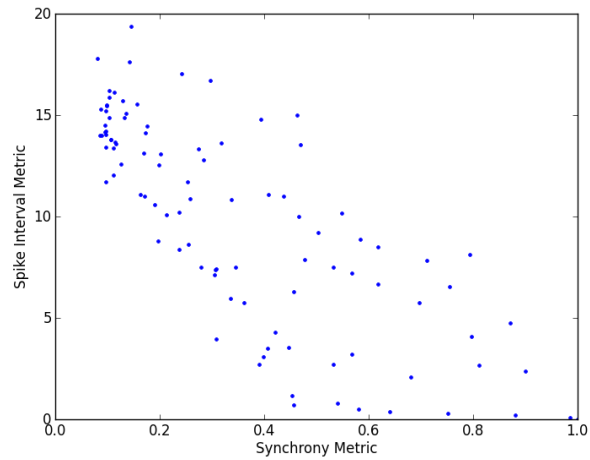
(A)



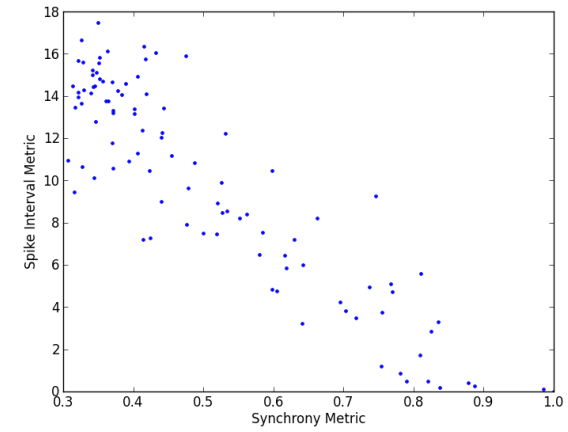
(B)



(Γ)



(Δ)



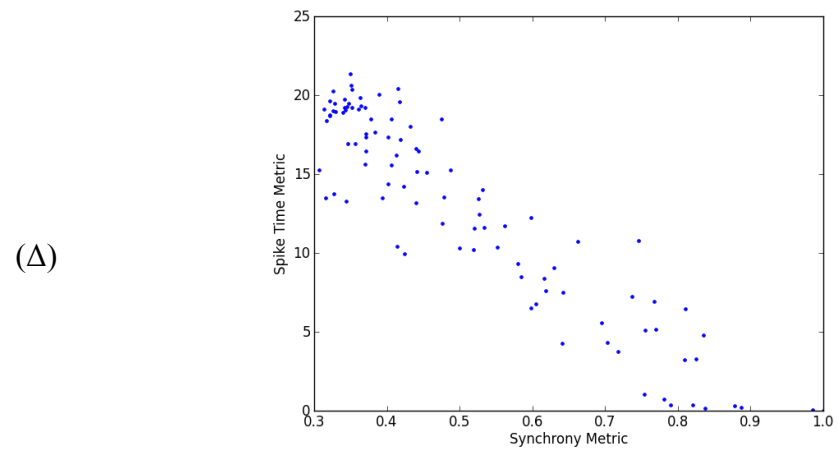
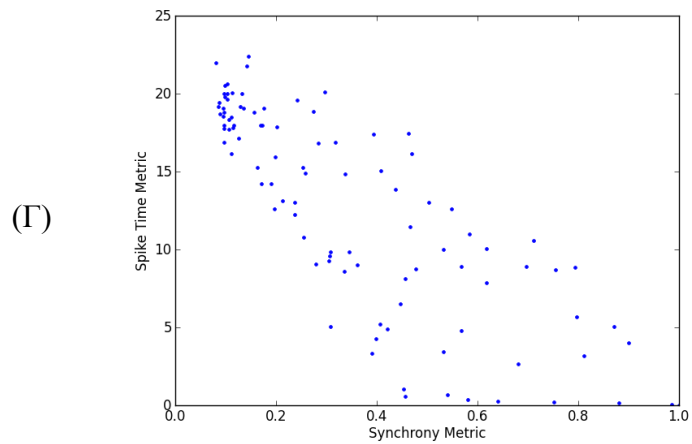
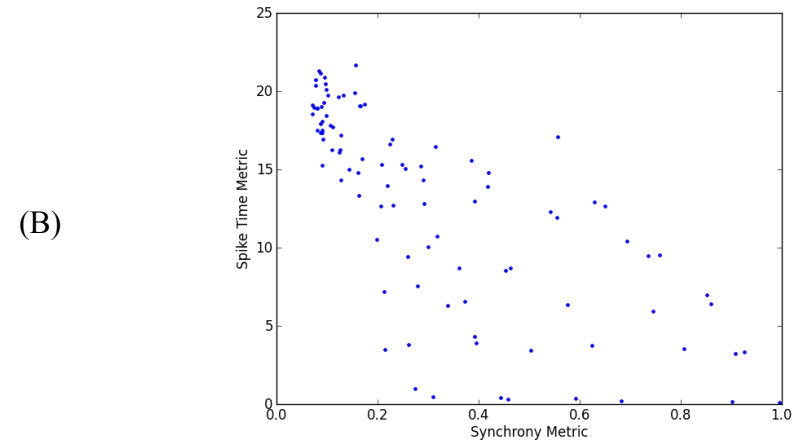
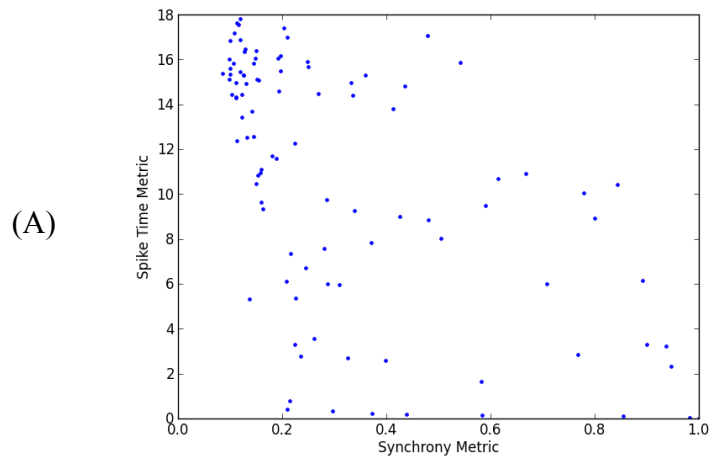
Εικόνα 4.11(A-Δ): Τα αποτελέσματα της μετρικής Spike Interval σε σχέση με τα αποτελέσματα της μετρικής συγχρονισμού. Κάθε γραφική παράσταση αντιστοιχεί και σε ένα σύνολο προσομοιώσεων με διαφορετικό κόστος. Οι τιμές που χρησιμοποιήθηκαν για τα σύνολα προσομοιώσεων A,B,Γ και Δ ήταν 50, 60, 80 και 150 αντίστοιχα.

Παρόμοια ήταν και τα αποτελέσματα που προέκυψαν με τις προσομοιώσεις που έγιναν για την Spike Time μετρική. Όσο αυξάνεται ο αριθμός των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας που δίνεται στην είσοδο τόσο πιο καλύτερη είναι η συμπεριφορά των μετρικών.

Συγκεκριμένα ο συντελεστής συσχέτισης, για την σχέση μεταξύ της Spike Time μετρικής και της μετρικής συγχρονισμού όταν έχουμε στην είσοδο $N_{in} = 150$, φτάνει την τιμή -0.92744744 . Αν συγκρίνουμε την τιμή του συντελεστή συσχέτισης για τις προσομοιώσεις με $N_{in} = 50$ όπου είναι κοντά στο -0.57 , αποδεικνύεται ξεκάθαρα ότι ο αριθμός των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας που δίνονται στην είσοδο του μοντέλου νευρώνα επηρεάζει σε πολύ μεγάλο βαθμό τις μετρικές.

Στις εικόνες 4.12 Α-Δ παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της Spike Time μετρικής για κάθε σύνολο από προσομοιώσεις. Οι τιμές της παραμέτρου N_{in} παραμένουν ίδιες με αυτές που χρησιμοποιήθηκαν και για τις προσομοιώσεις τις Spike Interval μετρικής.

Σαν γενική παρατήρηση από τις προσομοιώσεις που προέκυψαν αλλάζοντας κάθε φορά το N_{in} προκύπτει ότι ο αριθμός των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας που δίνονται στην είσοδο του μοντέλου νευρώνα επηρεάζει σε πολύ μεγάλο βαθμό τις μετρικές. Επίσης αποδεικνύεται για ακόμη μία φορά ότι με διαφορετικές παραμέτρους αυτή η σχέση που περιμέναμε να υπάρχει μεταξύ των Spike Train μετρικών και της μετρικής συγχρονισμού υπάρχει και κάποιες παράμετροι την επηρεάζουν περισσότερο από κάποιες άλλους παραμέτρους.



Εικόνα 4.12 (A-Δ): Τα αποτελέσματα της μετρικής *Spike Time* σε σχέση με τα αποτελέσματα της μετρικής συγχρονισμού. Κάθε γραφική παράσταση αντιστοιχεί και σε ένα σύνολο προσομοιώσεων με διαφορετικό κόστος. Οι τιμές που χρησιμοποιήθηκαν για τα σύνολα προσομοιώσεων A,B,Γ και Δ ήταν 50, 60, 80 και 150 αντίστοιχα.

4.1.5.3 Προσομοιώσεις με διαφορετική τιμή αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης

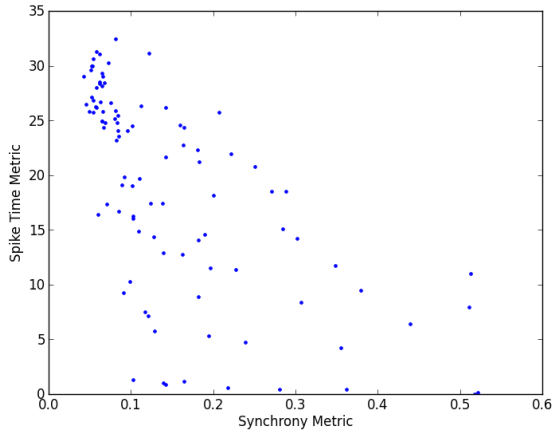
Η τιμή που ορίζει το ποσοστό αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης μετά από κάθε δυναμικό ενεργείας είναι μίας σημαντική παράμετρος η οποία παίζει σημαντικό ρόλο στα αποτελέσματα των μετρικών. Οι μετρικές που μελετούνται σε αυτή την διπλωματική εργασία εξάγουν τα αποτελέσματα τους σύμφωνα με τις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας που δίνονται στην είσοδο και τις ακολουθίες που προκύπτουν στην έξοδο του μοντέλου νευρώνα. Πιο συγκεκριμένα το ποσοστό αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης μετά από κάθε δυναμικό ενεργείας επηρεάζει τις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας αφού όσο πιο μεγάλο είναι τόσο πιο πολύ θα ανεβαίνει το δυναμικό της μεμβράνης και θα φτάνει το δυναμικό κατωφλίου, οπότεν θα έχουμε και περισσότερα δυναμικά ενεργείας στην είσοδο του νευρώνα.

Όπως και στα προηγούμενα υποκεφάλαια έτσι και εδώ δημιουργήσαμε κάποια σύνολα από προσομοιώσεις όπου σε κάθε σύνολο ορίζαμε μια διαφορετική τιμή για το ποσοστό αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης μετά από κάθε δυναμικό ενεργείας. Επίσης σε κάθε σύνολο προσομοιώσεων αλλάζαμε και την συχνότητα πυροδότησης δυναμικών ενεργείας ούτως ώστε αν είχαμε χαμηλό ποσοστό αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης να δημιουργούνταν και πάλι δυναμικά ενεργείας. Συγκεκριμένα δημιουργήθηκαν 3 σύνολα από 99 προσομοιώσεις το κάθε ένα. Οι τιμές για το ποσοστό της αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης που χρησιμοποιήθηκαν ήταν 0.2, 0.3 και 0.5. Η παράμετρος του κόστους που χρειάζεται για να κάνουμε μια αλλαγή κατά ένα διάστημα χρόνου σε ένα δυναμικό ενεργείας παρέμενε σταθερή σε όλα τα σύνολα προσομοιώσεων ($Cost=1$).

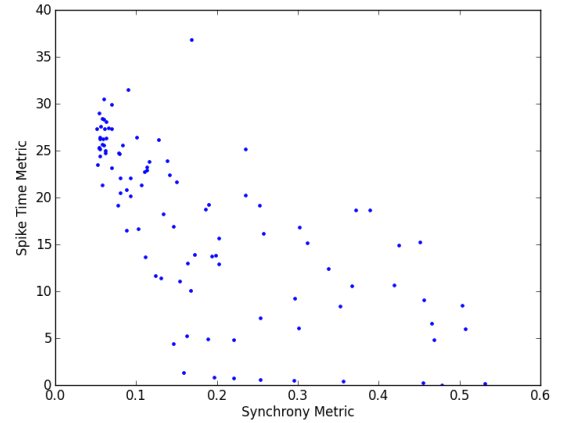
Στις εικόνες 4.13 (Α-Γ) παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της Spike Time μετρικής για τα διάφορα ποσοστά αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης μετά από κάθε δυναμικό ενεργείας. Συγκεκριμένα η γραφική παράσταση Α παρουσιάζει τα αποτελέσματα της μετρικής για ποσοστό αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης ίσο με 0.2 και συχνότητα πυροδότησης 150 Hz. Οι γραφικές παραστάσεις Β και Γ παρουσιάζουν τα αποτελέσματα της μετρικής για ποσοστά αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης 0.3 και 0.5 και συχνότητες πυροδότησης 130Hz και 100Hz αντίστοιχα. Κάθε γραφική

παράσταση αντιπροσωπεύει τις τιμές που προέκυψαν από κάθε σύνολο προσομοίωσης. Οι τιμές του συντελεστή συσχέτισης για τις γραφικές παραστάσεις της εικόνας 4.13 Α,Β,Γ και Δ είναι : -0.6474681, -0.69802167, -0.70504995 αντίστοιχα.

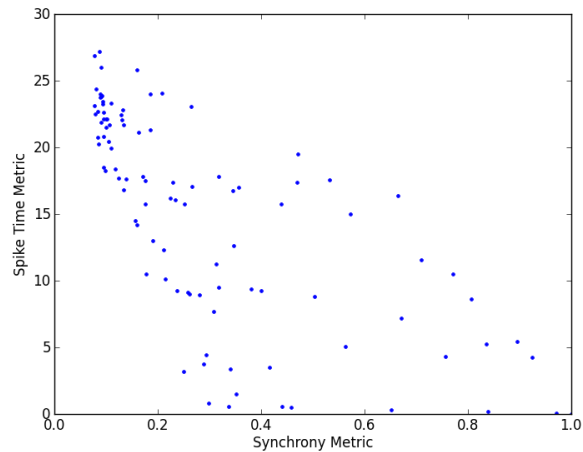
(Α)



(Β)



(Γ)



Εικόνα 4.13 (Α-Γ): Τα αποτελέσματα της Spike Time μετρικής σε σχέση με τα αποτελέσματα της μετρικής συγχρονισμού για όλες τις διαφορετικές τιμές ποσοστών αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης που έγιναν. Επίσης σε κάθε σύνολο προσομοιώσεων είχαμε και διαφορετική συχνότητα πυροδότησης. Οι τιμές του ποσοστού αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης που χρησιμοποιήθηκαν για τα σύνολα προσομοιώσεων Α, Β και Γ ήταν 0.2, 0.3 και 0.5 αντίστοιχα. Και οι συχνότητες πυροδότησης δυναμικών ενεργείας που χρησιμοποιήθηκαν για τα Α, Β και Γ ήταν 150Hz, 130Hz και 100Hz.

Μελετώντας τις γραφικές παραστάσεις και τις τιμές που προκύπτουν από τον συντελεστή συσχέτισης της κάθε γραφικής παράστασης αυτό που παρατηρούμε είναι ότι καθώς αυξάνεται το ποσοστό αύξησης της τιμής του δυναμικού της μεμβράνης μετά από κάθε δυναμικό ενεργείας τόσο πιο καλύτερα είναι τα αποτελέσματα των μετρικών. Συγκεκριμένα όσο μεγαλώνει η τιμή του ΔV_s τόσο πιο πολύ τα αποτελέσματα των μετρικών που μελετάμε είναι αντιστρόφως ανάλογα. Επίσης παρατηρώντας καλύτερα τις γραφικές παραστάσεις από το Α στο Γ αυτό που βλέπουμε είναι ότι στην γραφική παράσταση Γ υπάρχουν περισσότερα σημεία όπου όταν η τιμή της μετρικής συγχρονισμού αυξάνεται η τιμή της Spike Time μετρικής μειώνεται σε σχέση με την γραφική παράσταση Α.

Στην συνέχεια παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής για τα ίδιο σύνολα προσομοιώσεων που έγιναν και για την Spike Time μετρική.

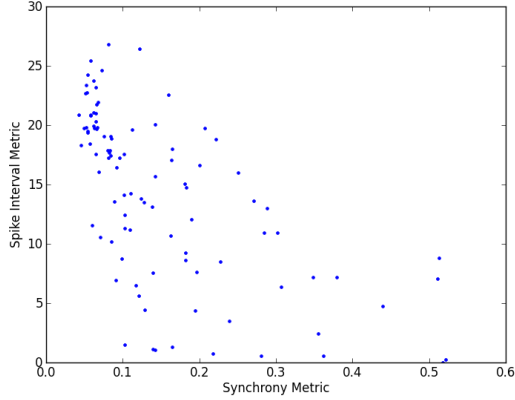
Στις εικόνες 4.14 (Α-Γ) παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής για τα διάφορα ποσοστά αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης μετά από κάθε δυναμικό ενεργείας. Και εδώ η γραφική παράσταση Α παρουσιάζει τα αποτελέσματα της μετρικής για ποσοστό αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης ίσο με 0.2 και συχνότητα πυροδότησης 150 Hz. Οι γραφικές παραστάσεις Β και Γ παρουσιάζουν τα αποτελέσματα της μετρικής για ποσοστά αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης 0.3 και 0.5 και συχνότητες πυροδότησης 130Hz και 100Hz αντίστοιχα. Κάθε γραφική παράσταση παρουσιάζει τις τιμές που προέκυψαν από κάθε σύνολο προσομοίωσης. Οι τιμές του συντελεστή συσχέτισης για τις γραφικές παραστάσεις της εικόνας 4.14 Α,Β,Γ και Δ είναι : -0.62750423, -0.68418562, -0.69191865 αντίστοιχα.

Τα συμπεράσματα που προκύπτουν μέσα από τις γραφικές παραστάσεις της Spike Interval μετρικής είναι ίδια με αυτά της Spike Time μετρικής αφού καθώς αυξάνεται η τιμή της αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης μετά από κάθε δυναμικό ενεργείας ο συντελεστής συσχέτισης μεταξύ των μετρικών μας αυξάνεται.

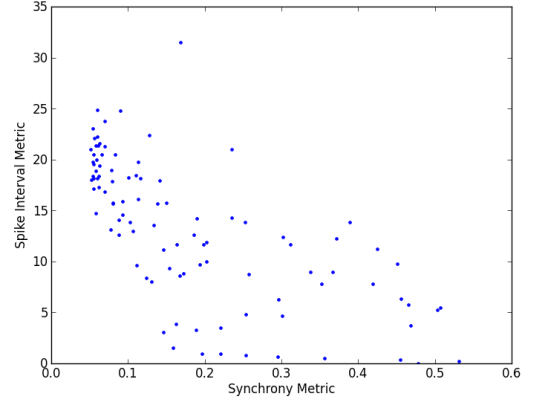
Γενικά και πάλι τα αποτελέσματα των Spike Train μετρικών σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού δεν μας δείχνουν ξεκάθαρα την σχέση που περιμέναμε να υπάρχει μεταξύ των μετρικών, αλλά αναλύοντας τις τιμές του συντελεστή συσχέτισης και τις

γραφικές παραστάσεις βλέπουμε ότι υπάρχει αυτή η σχέση και είναι κάποιοι παράμετροι που την επηρεάζουν σε μεγάλο βαθμό.

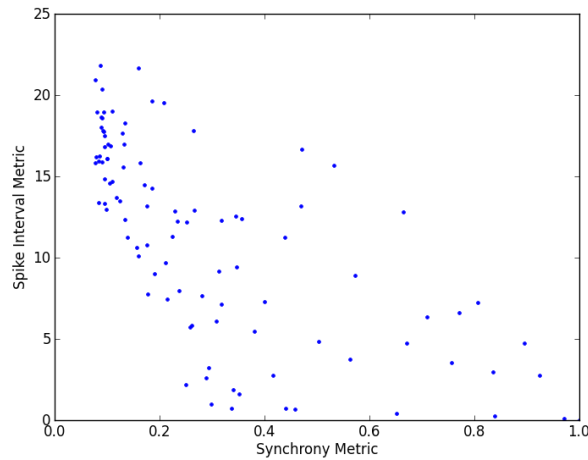
(A)



(B)



(Γ)



Εικόνα 4.14 (Α-Γ): Τα αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής σε σχέση με τα αποτελέσματα της μετρικής συγχρονισμού για όλες τις διαφορετικές τιμές ποσοστών αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης που έγιναν. Επίσης σε κάθε σύνολο προσομοιώσεων είχαμε και διαφορετική συχνότητα πυροδότησης. Οι τιμές του ποσοστού αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης που χρησιμοποιήθηκαν για τα σύνολα προσομοιώσεων A, B και Γ ήταν 0.2, 0.3 και 0.5 αντίστοιχα. Και οι συχνότητες πυροδότησης δυναμικών ενεργείας που χρησιμοποιήθηκαν για τα A, B και Γ ήταν 150Hz, 130Hz και 100Hz.

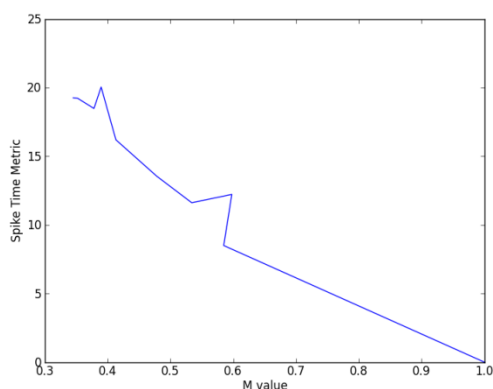
4.1.5 Αποτελέσματα με μεγάλο αριθμό ακολουθιών δυναμικών ενεργείας χωρίς θόρυβο.

Από όλα τα πιο πάνω αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν και περιγράφηκαν καταλήξαμε στο συμπέρασμα ότι ο θόρυβος αλλά και ο αριθμός των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας στην είσοδο του νευρώνα είναι οι δύο παράμετροι που επηρεάζουν σε μεγαλύτερο βαθμό την σχέση μεταξύ των μετρικών μας. Συγκεκριμένα όταν δεν έχουμε την παράμετρο θορύβου στις προσομοιώσεις μας η τιμή του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των μετρικών που εξετάζουμε φτάνει μέχρι και το -0.95. Το ίδιο συμβαίνει καθώς αυξάνεται και ο αριθμός των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας στην είσοδο του νευρώνα.

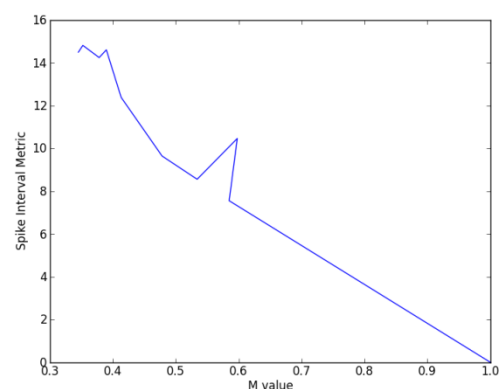
Σε αυτό το σημείο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα που προκύπτουν από προσομοιώσεις όπου είχαμε μεγάλο αριθμό ακολουθιών δυναμικών ενεργείας στην είσοδο του νευρώνα και δεν χρησιμοποιήσαμε καθόλου την παράμετρο θορύβου.

Στην Εικόνα 4.14(A,B) παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της Spike Time μετρικής και της Spike Interval μετρικής σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού. Συγκεκριμένα τα αποτελέσματα αφορούν ένα σύνολο προσομοιώσεων με συχνότητα πυροδότησης 50Hz, αριθμό ακολουθιών δυναμικών ενεργείας στην είσοδο (N_{in}) 150, τιμή αύξησης του δυναμικού της μεμβράνης (ΔV_s) 0.5 και κόστος ίσο με 1. Σε αυτές τις προσομοιώσεις χρησιμοποιήθηκε μόνο η παράμετρος συγχρονισμού (S_{in}).

(A)



(B)



Εικόνα 4.14 (A,B): (A) Τα αποτελέσματα της Spike Time μετρικής σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού για προσομοιώσεις με $N_{in}=150$ χωρίς την χρησιμοποίηση της παραμέτρου θορύβου. (B) Τα αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού για προσομοιώσεις με $N_{in}=150$ χωρίς την χρησιμοποίηση της παραμέτρου θορύβου.

Παρατηρώντας τις γραφικές παραστάσεις αλλά και τις τιμές του συντελεστή συσχέτισης όπου για την γραφική παράσταση 4.14 (A) ισούται με -0.96651126 και για την γραφική παράσταση 4.14 (B) ισούται με -0.96489076, βλέπουμε ότι η τιμή του συντελεστή συσχέτισης μεγαλώνει ακόμη περισσότερο χρησιμοποιώντας τον συνδυασμό αυτών των δύο παραμέτρων που επηρεάζουν την σχέση μεταξύ των Spike Train μετρικών και της μετρικής συγχρονισμού.

4.1.6 Γραφικές παραστάσεις μετρικών για διαφορετικές τιμές θορύβου (jitter)

Ο θόρυβος είναι μία παράμετρος όπου επηρεάζει τις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας που δίνονται στην είσοδο του μοντέλου νευρώνα. Όσο πιο μεγάλη είναι η τιμή της παραμέτρου θορύβου τόσο πιο τυχαίες γίνονται οι ακολουθίες δυναμικών ενεργείας. Οι Spike Train μετρικές και η μετρική συγχρονισμού υπολογίζουν τις τιμές τους λαμβάνοντας υπόψη τις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας. Αυτό που θα θέλαμε να μελετήσουμε για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου θορύβου πως επηρεάζεται η σχέση μεταξύ των μετρικών.

Συγκεκριμένα δημιουργήσαμε γραφικές παραστάσεις όπου φαίνονται οι τιμές των μετρικών ανάλογα με το ποια τιμή είχε η παράμετρος θορύβου. Όπως και στα προηγούμενα αποτελέσματα έτσι και εδώ η παράμετρος θορύβου παίρνει τιμές από 0-4. Στην εικόνα 4.15 (A,B) παρουσιάζονται οι γραφικές παραστάσεις για τις Spike Time και Spike Interval μετρικές σε σχέση με την μετρική συγχρονισμού. Και για τις δύο γραφικές οι τιμές για την παράμετρο θορύβου για κάθε χρώμα έχουν ως εξής : μπλε=0, κόκκινο=0.5, κίτρινο=1, μώβ=1.5, πράσινο=2, πορτοκαλί=2.5, μαύρο=3, ρόζ=3.5 και γκρίζο=4.

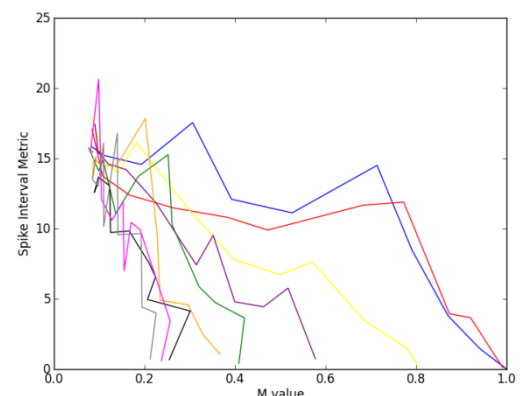
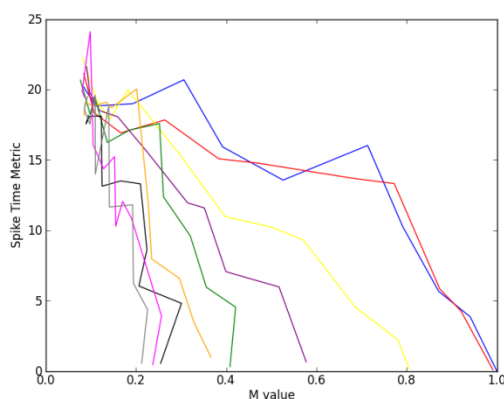
Παρατηρώντας τις γραφικές παραστάσεις που προκύπτουν βλέπουμε ότι καθώς αυξάνεται η τιμή της παραμέτρου θορύβου η μετρική συγχρονισμού μειώνεται. Σε αντίθεση η Spike Time μετρική και η Spike Interval μετρική ενώ θα έπρεπε να αυξάνεται η τιμή τους καθώς αυξάνεται ο θόρυβος, δεν αυξάνονται σε μεγάλο βαθμό.

Αυτό το φαινόμενο μας επιτρέπει να πούμε ότι οι Spike Train μετρικές δεν είναι και τόσο ευαίσθητες στην παράμετρο θορύβου σε αντίθεση με την μετρική συγχρονισμού όπου επηρεάζεται σε μεγάλο βαθμό από την παράμετρο θορύβου.

Επίσης παρατηρώντας τις γραφικές παραστάσεις για τις διαφορετικές τιμές της παραμέτρου θορύβου είναι φανερό ότι ο θόρυβος επηρεάζει την σχέση μεταξύ των μετρικών και αλλάζει την κλίση αυτής της σχέσης. Συγκεκριμένα για τις γραμμές με χρώμα μπλε όπου η τιμή της παραμέτρου θορύβου ισούται με 0 βλέπουμε ότι η σχέση μεταξύ των μετρικών ισχύει και είναι πολύ ξεκάθαρη. Καθώς όμως κινούμαστε προς τα αριστερά όπου η τιμή της παραμέτρου θορύβου αυξάνεται και φτάνουμε μέχρι το χρώμα γκρίζο όπου ο θόρυβος έχει την τιμή 4, βλέπουμε ότι η σχέση μεταξύ των μετρικών έχει διαφορετική κλίση και δεν είναι και τόσο ξεκάθαρη.

(A)

(B)



Εικόνα 4.15 (A,B): (A) Τα αποτελέσματα της Spike Time μετρικής για τις διαφορετικές τιμές της παραμέτρου θορύβου. (B) Τα αποτελέσματα της Spike Interval μετρικής για τις διαφορετικές τιμές της παραμέτρου θορύβου. Και για τις δύο γραφικές οι τιμές για την παράμετρο θορύβου για κάθε χρώμα έχουν ως εξής : μπλε =0, κόκκινο=0.5, κίτρινο=1, μώβ=1.5, πράσινο=2, πορτοκαλί=2.5, μάρυρο=3, ρόζ=3.5 και γκρίζο=4.

4.2 Μετρικές Μεταβλητότητας με το LIF with Partial Reset μοντέλο Νευρώνα

Όπως αναφέρθηκε και στο Κεφάλαιο 2 η μεταβλητότητα των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας μπορεί να μετρηθεί χρησιμοποιώντας τον συντελεστή μεταβλητότητας (CV). Ο συντελεστής μεταβλητότητας δεν λαμβάνει υπόψη του την εναλλαγή της συχνότητας γι' αυτό και προτάθηκαν κάποιες άλλες μετρικές μεταβλητότητας όπου στους υπολογισμούς τους λαμβάνουν υπόψη την εναλλαγή της συχνότητας.

Οι Ponce-Alvarez *et al.*(2009) μέσα από πειράματα έκαναν για πρώτη φορά μία συνολική σύγκριση αυτών των τοπικών μετρικών σε σχέση με τον συντελεστή μεταβλητότητας. Στο συγκεκριμένο επιστημονικό άρθρο οι συχνότητες πυροδότησης που εξετάστηκαν ήταν από 30 Hz μέχρι τα 120Hz. Αυτό που αποδείχτηκε ήταν ότι η τοπική μετρική CV2 ήταν η πιο κατάλληλη μετρική για την μέτρηση της μεταβλητότητας των διαστημάτων των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας.

Στην δικιά μας ερευνά όπως αναφέρεται και στην εισαγωγή αυτό που θέλαμε να δούμε είναι αν σε μεγαλύτερες συχνότητες πυροδότησης, πάνω από 120Hz μέχρι και 300Hz, με μεγάλη μεταβλητότητα, αυτά τα αποτελέσματα ισχύουν ή αν σε μεγάλες συχνότητες πυροδότησης τα αποτελέσματα αλλάζουν και κάποια άλλη από τις μετρικές έχει καλύτερη απόδοση.

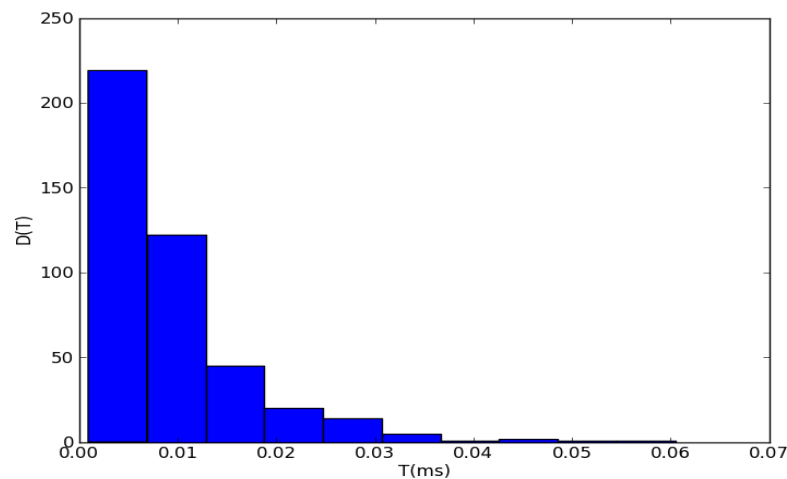
Για τους σκοπούς της σύγκρισης των μετρικών μεταβλητότητας σε υψηλές συχνότητες πυροδότησης δημιουργήσαμε προσομοιώσεις όπου σε κάθε προσομοίωση είχαμε μία διαφορετική συχνότητα πυροδότησης μεγαλύτερη από 120Hz. Ως είσοδο στο μοντέλο νευρώνα δίναμε 50 τυχαίες ακολουθίες δυναμικών ενεργείας που ακολουθούσαν τυχαία κατανομή Poisson.

Για να πάρουμε μεγάλη μεταβλητότητα σε μεγάλες συχνότητες πυροδότησης, υλοποιήσαμε το μοντέλο νευρώνα Leaky Integrate-and-Fire με τον μηχανισμό της μερικής επαναπόλωσης της μεμβράνης. Για επιβεβαίωση της ύπαρξης μεγάλης μεταβλητότητας, χρειάζεται να διαπιστώσουμε αν τα διαστήματα μας είναι εκθετικά

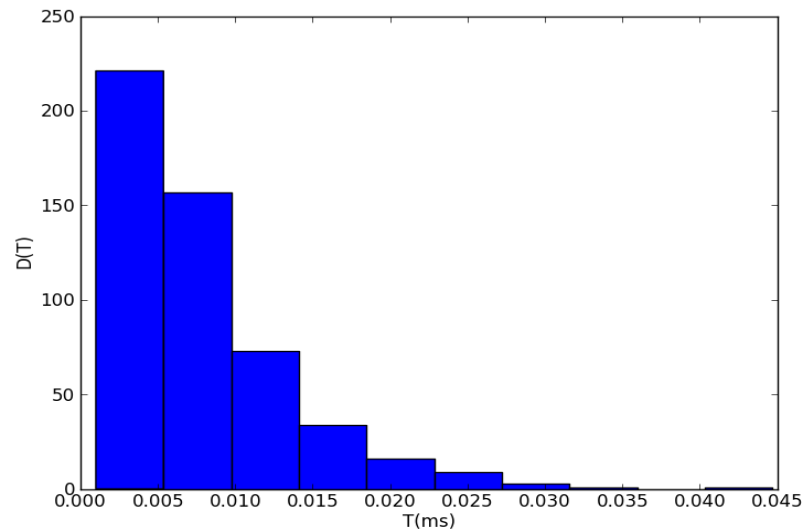
κατανεμημένα και ανεξάρτητα. Σε τέτοια περίπτωση ο συντελεστής μεταβλητότητας θα είναι αρκετά μεγάλος και θα προσεγγίζει το 1.

Στην εικόνα 4.16 (A-B) παρουσιάζονται τα ιστογράμματα που προέκυψαν από 2 διαφορετικές προσομοιώσεις με διαφορετικές συχνότητες πυροδότησης κάθε φορά. Οι συχνότητες πυροδότησης για τα συγκεκριμένα ιστογράμματα κατανομών A και B είναι 180Hz και 200Hz αντίστοιχα. Ο συντελεστής μεταβλητότητας για τα συγκεκριμένα ιστογράμματα ήταν για την A: 0.973060 και για την B: 0.798814 . Σκοπός αυτών των ιστογραμμάτων είναι να μας αποδείξουν ότι όντως τα ISIs μας ακολουθούν εκθετική μορφή. Παρατηρώντας τα ιστογράμματα βλέπουμε ότι όντως τα διαστήματα των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας που προκύπτουν στην έξοδο του μοντέλου νευρώνα είναι εκθετικά κατανεμημένα αφού είναι πάρα πολύ κοντά στην εκθετική κατανομή.

(A)



(B)



Εικόνα 4.16 : Ιστογράμματα κατανομών ISI με συχνότητα παραγωγής δυναμικών ενεργείας στην είσοδο του νευρώνα 180Hz και 200Hz αντίστοιχα. Ο συντελεστής μεταβλητότητας για τα συγκεκριμένα ιστογράμματα ήταν για την A: 0.973060 και για την B: 0.798814. Και στις δύο προσομοιώσεις είχαμε τον μηχανισμό της μερικής επαναπόλωσης της μεμβράνης.

Δεν αρκεί όμως αυτό. Πριν προχωρήσουμε στην μελέτη των τοπικών μετρικών μεταβλητότητας, χρειάζεται να δούμε επίσης, αν τα διαστήματα στην ακολουθία δυναμικών ενεργείας στην έξοδο του μοντέλου μας είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους. Στην γραφική παράσταση λοιπόν της εικόνας 4.17, παρουσιάζεται η αυτοσυσχέτιση των πυροδοτούμενων ISIs για το μηχανισμό της μερικής επαναπόλωσης της μεμβράνης, με συχνότητα πυροδότησης 130Hz και τιμή του συντελεστή μεταβλητότητας (CV) ίση με 0.79. Στον άξονα των X παρουσιάζεται ο αριθμός των χρονικών βημάτων (time steps) με βάση τα οποία η χρονική σειρά μετακινείται σε σχέση με τον εαυτό της. Ο άξονας των Y δηλώνει εάν υπάρχει ανεξαρτησία ή όχι στο διάστημα μας.

Με όσα αναφέρθηκαν πιο πάνω, τα δικά μας διαστήματα, τα οποία παίρνουμε από το μηχανισμό της μερικής επαναπόλωσης της μεμβράνης για υψηλές συχνότητες πυροδότησης, μπορούμε να τα χαρακτηρίσουμε ανεξάρτητα, αφού τα χρονικά βήματα που φαίνονται στην εικόνα 4.16, βρίσκονται εντός των ορίων ανεξαρτησίας. Είναι ανεξάρτητα, λόγω των διακυμάνσεων που υπάρχουν στη γραφική παράσταση. Να σημειώσουμε ότι τα όρια ανεξαρτησίας είναι μεταβλητά ανάλογα με τον αριθμό των διαστημάτων που δίνονται κατά την έξοδο του νευρώνα.

Συγκεκριμένα μεταβάλλονται με βάση τον τύπο:

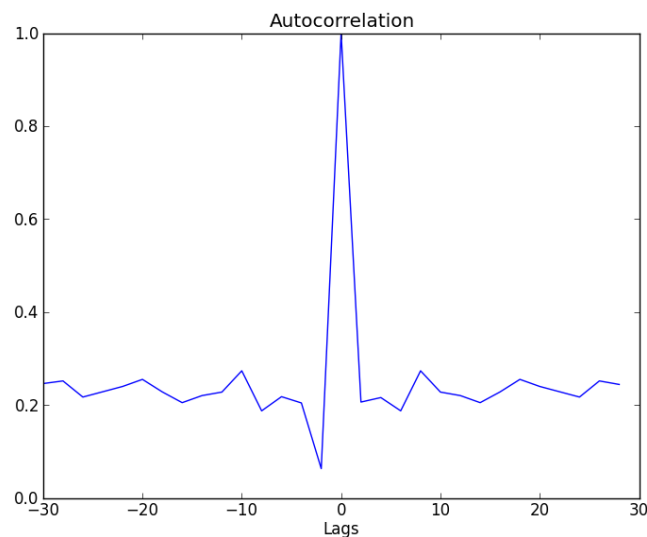
$$\pm \frac{1.96}{\sqrt{n}}$$

όπου n είναι ο αριθμός των διαστημάτων στην ακολουθία δυναμικών ενεργείας εξόδου (Tuckwell 1988).

Το πρώτο χρονικό βήμα φαίνεται να είναι το μόνο που είναι πλήρως εξαρτημένο, αυτό φαίνεται από το γεγονός ότι βρίσκεται στο 1. Το πρώτο χρονικό βήμα εξαρτάται όχι μόνο από την είσοδο του νευρώνα, γιατί χωρίς διεγερτική είσοδο δεν μπορεί να

πυροβολήσει, αλλά κυρίως από την περίοδο αδρανείας που υπάρχει στο μοντέλο. Έτσι και στην γραφική παράσταση αυτοσυσχέτισης της εικόνας 4.16, το χρονικό βήμα με αριθμό 0 (το πρώτο) είναι το μόνο πλήρως εξαρτημένο. Το διάστημα αυτό δεν συμπεριλαμβάνεται στους υπόλοιπους υπολογισμούς γιατί δεν μας ενδιαφέρει. Των υπολοίπων οι τιμές κυμαίνονται εντός των ορίων ανεξαρτησίας και συνεπώς μπορούμε να τα χαρακτηρίσουμε ανεξάρτητα. Γενικά, μόνο όταν ο νευρώνας δεν βρίσκεται σε περίοδο αδρανείας η είσοδος μπορεί να προκαλέσει πυροβολισμό, εάν φυσικά είναι διεγερτική.

Έτσι το μοντέλο μας με μηχανισμό μερικής επαναπόλωσης της μεμβράνης παράγει ISIs που πλησιάζουν την κατανομή Poisson και είναι ανεξάρτητα.



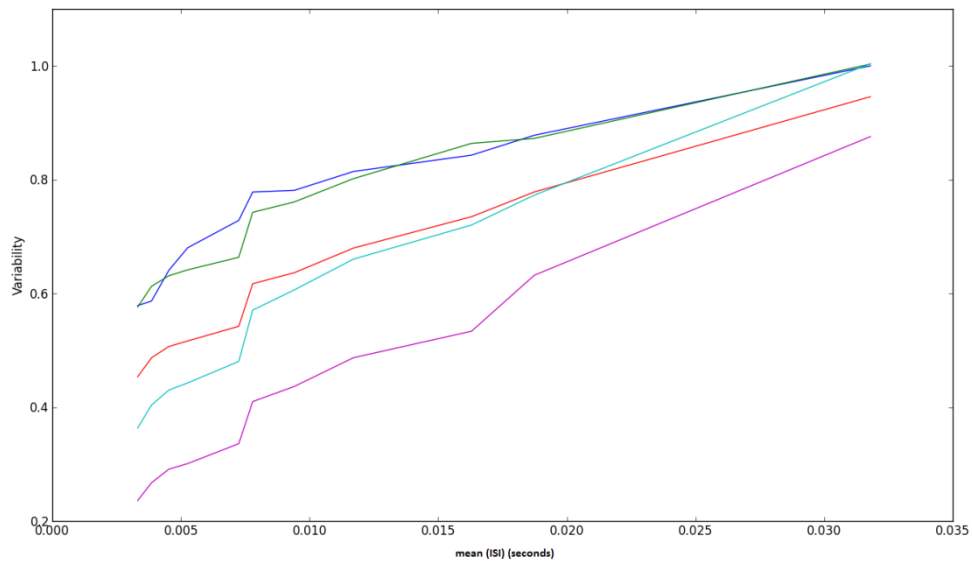
Εικόνα 4.17: Γραφική παράσταση αυτοσυσχέτισης για το *L.I&F* νευρώνα με μηχανισμό της μερικής επαναπόλωσης της μεμβράνης, με συχνότητα πυροδότησης 130Hz και $CV=0.79$. Στον άξονα των *X* παρουσιάζεται ο αριθμός (*lag*) των χρονικών βημάτων (*time steps*) με βάση τα οποία η χρονική σειρά μετακινείται σε σχέση με τον εαυτό της. Ο άξονας των *Y* δηλώνει εάν υπάρχει ανεξαρτησία ή όχι στο διάστημα μας. Το πρώτο χρονικό βήμα εξαρτάται όχι μόνο από την είσοδο του νευρώνα, γιατί χωρίς διεγερτική είσοδο δεν μπορεί να πυροβολήσει, αλλά κυρίως από την περίοδο αδρανείας που υπάρχει στο μοντέλο. Έτσι, το χρονικό βήμα με αριθμό 0 (το πρώτο) είναι το μόνο πλήρως εξαρτημένο. Των υπολοίπων οι τιμές κυμαίνονται εντός των ορίων ανεξαρτησίας και συνεπώς μπορούμε να τα χαρακτηρίσουμε ανεξάρτητα.

Στην Εικόνα 4.18 παρουσιάζεται η γραφική παράσταση με τα αποτελέσματα όλων των μετρικών μεταβλητότητας σε σχέση με τον χρόνο. Στον άξονα X παρουσιάζεται ο μέσος όρος των διαστημάτων των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας που προέκυψαν στην έξοδο του νευρώνα και στον άξονα Y παρουσιάζεται η τιμή της μεταβλητότητας για κάθε μετρική. Με μπλε χρώμα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του συντελεστή μεταβλητότητας, με πράσινο χρώμα τα αποτελέσματα του CV2, με κόκκινο χρώμα οι τιμές της μετρικής IR , με γαλάζιο για το LV και το μωβ για το SI. Η γραφική παράσταση των μετρικών σε σχέση με τα αποτελέσματα και του συντελεστή μεταβλητότητας έγινε με σκοπό να φανεί η σχέση μεταξύ όλων αυτών παραγόντων. Τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται σε αυτή την γραφική αφορούν της συχνότητες πυροδότησης από 120 Hz μέχρι και 310Hz.

Αυτό που περιμέναμε, όπως και στην περίπτωση χαμηλών συχνοτήτων πυροδότησης, Ponce-Alvarez et al. (2009), από τα αποτελέσματα των μετρικών μεταβλητότητας σε υψηλές συχνότητες πυροδότησης με μεγάλη μεταβλητότητα διαστημάτων ήταν ότι οι τοπικές μετρικές μεταβλητότητας έχουν σαφώς καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τον συντελεστή μεταβλητότητας (CV). Συγκεκριμένα με βάση και τα αποτελέσματα των Ponce-Alvarez et al.(2009) και εδώ περιμέναμε ότι η τοπική μετρική CV2 θα ήταν η μετρική με τις λιγότερο μεταβλητές εκτιμήσεις στα αποτελέσματα της.

Παρατηρώντας την γραφική παράσταση της εικόνας 4.18 δεν μπορούμε να είμαστε σίγουροι για το ποια τοπική μετρική μεταβλητότητας μεταβάλλεται λιγότερο με την μεταβολή της συχνότητας στα αποτελέσματα της και ποιά είναι η πιο κατάλληλη μετρική για την μέτρηση της μεταβλητότητας των διαστημάτων των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας σε υψηλές συχνότητες πυροδότησης. Αυτό που θα πρέπει να γίνει για να προβούμε σε τέτοια συμπεράσματα είναι η δημιουργία προσομοιώσεων σε ένα μοντέλο νευρώνα Leaky Integrate-and-Fire στο οποίο μέσα σε ένα χρονικό παράθυρο (Time window) οι συχνότητες πυροδότησης θα αλλάζουν δυναμικά κατά την διάρκεια της προσομοίωσης και οι μετρικές μεταβλητότητας θα υπολογίζονται για κάθε καινούργια συχνότητα πυροδότησης που θα προκύπτει. Αυτή η μεθοδολογία θα μας δώσει μία γραφική παράσταση παρόμοια με αυτή που παρουσιάστηκε στο επιστημονικό άρθρο των Ponce-Alvarez et al.(2009) με πιο ακριβή αποτελέσματα

ούτως ώστε να μπορούμε να κάνουμε τις συγκρίσεις και να προβούμε σε συμπεράσματα.



Εικόνα 4.18 : Τα αποτελέσματα όλων των τοπικών μετρικών μαζί με τα αποτελέσματα του συντελεστή μεταβλητότητας. Στον άξονα X παρουσιάζεται ο μέσος όρος των διαστημάτων των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας που προέκυψαν στην έξοδο του νευρώνα και στον άξονα Y παρουσιάζεται η τιμή της μεταβλητότητας για κάθε μετρική. Με μπλε χρώμα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του συντελεστή μεταβλητότητας, με πράσινο χρώμα τα αποτελέσματα του CV2, με κόκκινο χρώμα οι τιμές της μετρικής IR , με γαλάζιο για το LV και το μωβ για το SI. Τα αποτελέσματα αφορούν τις συχνότητες πυροδότησης από 120Hz μέχρι και 310Hz.

Κεφάλαιο 5

Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία

5.1 Συμπεράσματα

5.2 Μελλοντική Εργασία

5.1 Συμπεράσματα

Η τρέχουσα διπλωματική εργασία αφορά την μελέτη μετρικών όπου μέσα από τα αποτελέσματα τους μπορούμε να εξάγουμε πληροφορίες για τις εισόδους που δέχτηκε το μοντέλο νευρώνα.

Πιο συγκεκριμένα μελετήθηκαν 2 μετρικές που προτάθηκαν από τους Victor και Purpura (2010) που μετράνε το ποσοστό ομοιομορφίας μεταξύ των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας που δίνονται στην είσοδο ενός μοντέλου νευρώνα και μία μετρική συγχρονισμού που έχει προταθεί από τους Koutsou *et al.* (2012) που μελετάει τις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας που προκύπτουν στην έξοδο ενός μοντέλου νευρώνα. Μέσα από προσομοιώσεις σε ένα μοντέλο νευρώνα Leaky Integrate and Fire θέλαμε να αποδείξουμε την σχέση που πρέπει να έχουν αυτές οι μετρικές μεταξύ τους, δηλαδή ότι τα αποτελέσματα τους είναι αντιστρόφως ανάλογα. Ο λόγος που υπάρχει αυτός ο ισχυρισμός περιγράφεται αναλυτικά στο κεφάλαιο 1 της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Έγιναν διάφορες προσομοιώσεις αλλάζοντας κάθε φορά διαφορετικές παραμέτρους του μοντέλου ούτως ώστε να δούμε αν αυτή η σχέση ισχύει και πόσο επηρεάζονται τα αποτελέσματα των μετρικών από την αλλαγή των παραμέτρων του μοντέλου. Αυτό που προέκυψε μέσα από τα αποτελέσματα των μετρικών για όλα τα σύνολα προσομοιώσεων που έγιναν ήταν ότι η σχέση που ισχυριζόμασταν στα εισαγωγικά κεφάλαια υπάρχει. Φαίνεται όμως ότι τα αποτελέσματα των μετρικών που μελετήθηκαν επηρεάζονται αρκετά από άλλες παραμέτρους και συνάμα επηρεάζεται και η σχέση μεταξύ των μετρικών. Για παράδειγμα παρατηρήθηκε ότι αυξάνοντας την συχνότητα πυροδότησης στην είσοδο του νευρώνα τα αποτελέσματα των Spike Train μετρικών και της μετρικής συγχρονισμού έχουν μεγαλύτερη συσχέτιση μεταξύ τους. Επίσης παρατηρήθηκε ότι αυξάνοντας τον αριθμό των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας που δίνονται στην είσοδο του νευρώνα επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό της συσχέτιση των μετρικών. Συγκεκριμένα αν είχαμε $N_{in} = 50$ η τιμή του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των μετρικών ήταν κοντά στο -0.57, αν όμως κοιτάξουμε την τιμή του συντελεστή συσχέτισης για $N_{in} = 150$ παρατηρούμε ότι φτάνει μέχρι το -0.93. Είναι εμφανής η διαφορά και αυτό μας επιτρέπει να πούμε ότι ο αριθμός των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας που δίνονται στην είσοδο του νευρώνα επηρεάζει την

συσχέτιση μεταξύ των μετρικών. Αυτή η παρατήρηση οφείλεται στο ότι έχοντας περισσότερες ακολουθίες δυναμικών ενεργείας στην είσοδο του νευρώνα τότε έχουμε μικρότερη απόκλιση από τον μέσο όρο των μετρικών μας. Αντιθέτως έχοντας μικρό αριθμό εισόδων είναι πιθανόν τα αποτελέσματα που προκύπτουν από τις προσομοιώσεις να έχουν μεγάλη απόκλιση από τον μέσο όρο των μετρικών μας και για αυτό επηρεάζεται η σχέση μεταξύ των μετρικών που μελετάμε.

Άλλη μία σημαντική παρατήρηση μέσα από τα αποτελέσματα των μετρικών ήταν ότι η παράμετρος του θορύβου (σ) επηρεάζει προς το αρνητικό την συσχέτιση των μετρικών μας. Συγκεκριμένα μέσα από προσομοιώσεις που έγιναν χωρίς την χρησιμοποίηση της παραμέτρου θορύβου και συγκρίνοντας τα αποτελέσματα με τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τις προσομοιώσεις όπου χρησιμοποιήθηκε η παράμετρος του θορύβου είδαμε ότι η τιμή του συντελεστή συσχέτισης είχε μεγάλη διαφορά. Για τις προσομοιώσεις χωρίς θόρυβο η τιμή του συντελεστή συσχέτισης φτάνει μέχρι και το -0.95 σε αντίθεση με την τιμή του συντελεστή συσχέτισης για τις προσομοιώσεις με θόρυβο όπου είναι μόλις -0.70.

Η παράμετρος Θορύβου και ο αριθμός των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας που δίνονται στην είσοδο του μοντέλου νευρώνα είναι οι δύο παράμετροι που επηρεάζουν σε μεγάλο βαθμό την σχέση μεταξύ των μετρικών μας. Με αφορμή αυτό έγινε ένα συνδυασμός των αποτελεσμάτων με αυτές τις παραμέτρους, δηλαδή προσομοιώσεις όπου είχαμε μεγάλο αριθμό ακολουθιών δυναμικών ενεργείας χωρίς την χρησιμοποίηση της παραμέτρου θορύβου. Αποτέλεσμα αυτού ήταν η τιμή του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των μετρικών να είναι ακόμη μεγαλύτερη.

Ακόμη μία σύγκρισή που έγινε, ούτως ώστε να δούμε κατά πόσο ο θόρυβος επηρεάζει την σχέση μεταξύ των μετρικών, δημιουργώντας γραφικές παραστάσεις για τις μετρικές για κάθε διαφορετική τιμή της παραμέτρου θορύβου. Αυτό που συμπεράναμε από τα συγκεκριμένα αποτελέσματα ήταν ότι οι Spike Train μετρικές δεν είναι και τόσο ευαίσθητες στην παράμετρο θορύβου και επίσης ότι καθώς αυξάνεται η τιμή θορύβου τόσο πιο πολύ επηρεάζεται η σχέση μεταξύ των μετρικών μας.

Ένα γενικότερο συμπέρασμα από όλα τα αποτελέσματα που προέκυψαν στην μελέτη που έγινε, είναι ότι υπάρχει μία σχέση μεταξύ της εισόδου και της εξόδου στην οποία

μεσολαβεί το μοντέλο νευρώνα. Συγκεκριμένα με τα αποτελέσματα μας αποδείχτηκε και πειραματικά ότι έχοντας την έξοδο και μόνο του νευρώνα μπορούμε να γνωρίζουμε τι εισόδους δέχτηκε στην είσοδο του ο νευρώνας. Χωρίς καμία πληροφορία για την είσοδο και χρησιμοποιώντας την μετρική συγχρονισμού και τις εξόδους του μοντέλου νευρώνα μπορούμε να γνωρίζουμε αν οι εισοδοί που δέχτηκε το μοντέλο νευρώνα ήταν είτε πιο συγχρονισμένοι είτε πιο τυχαίοι.

Στην συνέχεια χρησιμοποιώντας το μοντέλο Leaky Integrate and Fire με τον μηχανισμό επαναπόλωσης της μεμβράνης, μελετήθηκαν διάφοροι στατιστικοί παράγοντες όπως , το IR (Μέσο των ακανόνιστων διαστημάτων), το CV2 (Τοπικός συντελεστής Διακύμανσης) και διάφοροι άλλοι. Αυτές οι μετρικές λαμβάνουν υπόψη τους την εναλλαγή της συχνότητας γι' αυτό και θεωρούνται πιο κατάλληλες για την μέτρηση της μεταβλητότητας. Αυτό που έγινε σε αυτή την μελέτη ήταν η σύγκριση των αποτελεσμάτων όλων αυτών των μετρικών συμπεριλαμβανομένου και του συντελεστή μεταβλητότητας σε μεγάλες συχνότητες πυροδότησης με μεγάλη μεταβλητότητα και στην συνέχεια να ορίσουμε ποία από τις μετρικές είναι πιο κατάλληλη για την μέτρηση της μεταβλητότητας των διαστημάτων των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας. Η μελέτη της μεταβλητότητας των διαστημάτων των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας σε μεγάλες συχνότητες πυροδότησης είναι πολύ σημαντική γιατί σε μεγάλες συχνότητες είναι που θέλουμε να μετρήσουμε την μεταβλητότητα, να δούμε δηλαδή αν όντως έχουμε υψηλή μεταβλητότητα σε υψηλές συχνότητες πυροδότησης, αλλά και να δούμε ποια μετρική είναι κατάλληλη για την μέτρηση της όταν έχουμε τέτοιες μεγάλες συχνότητες πυροδότησης.

Μέσα από τις προσομοιώσεις που έγιναν και την ανάλυση των αποτελεσμάτων της κάθε μετρικής μεταβλητότητας δεν μπορούμε να είμαστε σίγουροι για το ποια τοπική μετρική μεταβλητότητας μεταβάλλεται λιγότερο, με την μεταβολή της συχνότητας, στα αποτελέσματα της και ποιά είναι η πιο κατάλληλη μετρική για την μέτρηση της μεταβλητότητας των διαστημάτων των ακολουθιών δυναμικών ενεργείας σε υψηλές συχνότητες πυροδότησης. Θα πρέπει να γίνει η μελέτη των μετρικών μεταβλητότητας με διαφορετικές προσομοιώσεις όπου η συχνότητα πυροδότησης θα αλλάζει δυναμικά και ταυτόχρονα θα υπολογίζονται οι μετρικές. Έτσι θα μπορεί να γίνει μια καλύτερη ανάλυση των αποτελεσμάτων που θα προκύψουν και να προβούμε σε συμπεράσματα

σχετικά με την συμπεριφορά των μετρικών μεταβλητότητας που μελετήθηκαν σε υψηλές συχνότητες πυροδότησης με μεγάλη μεταβλητότητα.

5.2 Μελλοντική Εργασία

Στην παρούσα διπλωματική εργασία μελετήθηκαν οι μετρικές που μετρούν την μεταβλητότητα των διαστημάτων για τις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας σε υψηλές συχνότητες πυροδότησης. Συγκεκριμένα σε κάθε προσομοίωση είχαμε μία διαφορετική συχνότητα πυροδότησης η οποία όμως καθ' όλη την διάρκεια της προσομοίωσης παρέμενε σταθερή. Χρησιμοποιώντας τις ακολουθίες δυναμικών ενεργείας που προέκυπταν στην έξοδο του νευρώνα υπολογίζαμε κάθε φορά τις τοπικές μετρικές μεταβλητότητας για την συγκεκριμένη συχνότητα κάθε φορά.

Στο επιστημονικό άρθρο των Ponce-Alvarez *et al.*(2009) οι υπολογισμοί των τιμών των μετρικών μεταβλητότητας υπολογίζονταν διαφορετικά. Στα συγκεκριμένα πειράματα αυτό που έκαναν ήταν μέσα σε ένα χρονικό παράθυρο (Time Window) να αλλάζει δυναμικά η συχνότητα πυροδότησης και να υπολογίζονται οι τοπικές μετρικές μέτρησης της μεταβλητότητας. Τα πειράματα στο συγκεκριμένο επιστημονικό άρθρο έφταναν μόνο μέχρι 120Hz συχνότητα πυροδότησης.

Για τις συχνότητες πυροδότησης που είναι μεγαλύτερες των 120Hz θα ήταν καλύτερα η χρησιμοποίηση, όπως και στους Ponce-Alvarez *et al.*(2009), έτσι και εδώ ένα χρονικό παράθυρο στο οποίο η συχνότητα πυροδότησης θα αλλάζει κατά την διάρκεια μιας προσομοίωσης και θα υπολογίζονται οι μετρικές μεταβλητότητας. Τα πειράματα όμως θα γίνονταν με υψηλές συχνότητες πυροδότησης ούτως ώστε να δούμε αν όντως τα συμπεράσματα των Pnce-Alvarez *et al.*(2009), τα δικά μας στην παρούσα διπλωματική και αυτά που θα προκύψουν αν συμφωνούν.

Χρησιμοποιώντας αυτή την μέθοδο για τα πειράματα ίσως θα είναι καλύτερα λόγω του ότι θα έχουμε πιο ακριβή μέτρηση των μετρικών σε απότομες αλλαγές της συχνότητας κατά την διάρκεια της προσομοίωσης.

Αναφορές

- Brette, R., & Goodman, D. F. (2011). Vectorized algorithms for spiking neural network simulation. *Neural computation*, 23(6), 1503-1535.
- Bugmann G., Christodoulou C., Taylor J. G. (1997), Role of temporal integration and fluctuation detection in the highly irregular firing of a leaky integrator and fire model with partial reset, *Neural Computation* 9, 985-1000.
- Bugmann, G. (1990). Irregularity of natural spike trains simulated by an integrate-and-fire neuron. In *Extended Abstract, 3rd International Symposium on Bioelectronics and Molecular Electronic Devices* (pp. 105-106).
- Christodoulou C., Bugmann G. (2001), Coefficient of variation vs mean interspike interval curves: What they tell us about the brain?, *Neurocomputing* 38-40, 1141-1149.
- Goodman, D. F., & Brette, R. (2009). The brian simulator. *Frontiers in Neuroscience*, 3(2), 192.
- Goodman D and Brette R. (2008). Brian: a simulator for spiking neural networks in Python. *Front Neuroinform* 2:5.
- Kostal L., Lansky P., Rospars J., (2007) Neuronal coding and spiking randomness, *European Journal of Neuroscience*, 26, 2693-2701.

- Koutsou, A., Christodoulou, C. , Bugmann, G. and Kanev, J. (2012). Distinguishing the Causes of Firing with the Membrane Potential Slope. *Neural Computation*, 24(9), 2318-2345.
- Lapique, L. Recherches quantitatives sur l'excitation électrique des nerfs traitée comme une polarisation. *J. Physiol. Pathol. Gen* 9 (1907): 620-635.
- Nawrot M. P., Boucsein C., Molina V. R., Riehle A., Aertsen A., Rotter S., 2008, "Measurement of variability dynamics in cortical spike trains", *Journal of Neuroscience Methods*, 169, 374-390.
- Ponce-Alvarez, A., Kilavik, B. E., & Riehle, A. (2010). Comparison of local measures of spike time irregularity and relating variability to firing rate in motor cortical neurons. *Journal of computational neuroscience*, 29(1-2), 351-365.
- Shigematsu Y., Akiyama S. and Matsumoto G. (1992) A spike-firing neural cell (SAM), *Extended Abstracts, 4th Int. Symp. on Bioelectronic and Molecular Electronic Devices*, Miyazaki (edited by R & D Association for Future Electron Devices, Japan), 13-14.
- Softky, W. R., & Koch, C. (1992). Cortical cells should fire regularly, but do not. *Neural Computation*, 4(5), 643-646.
- Softky, W. R., & Koch, C. (1993). The highly irregular firing of cortical cells is inconsistent with temporal integration of random EPSPs. *The Journal of Neuroscience*, 13(1), 334-350.
- Victor, J.D., and Purpura, K.P. (2010) Spike Metrics. In: *Analysis of Parallel Spike Trains*. Ed. Stefan Rotter and Sonja Gruen. Springer, pp. 129-156.
- Victor, J.D. (2005) Spike train metrics. *Current Opinion in Neurobiology* 15, 585–592.

Γενική Βιβλιογραφία

Christodoulou C. EPL667 notes., Nicosia 2012-2013.

Cost-based Metrics: <http://www-users.med.cornell.edu/~jdvicto/metricdf.html>

Παράρτημα Α

Στο παράρτημα αυτό παρουσιάζεται ο κώδικας που χρησιμοποιήθηκε για την δημιουργία ενός μοντέλου Leaky Integrate and Fire όπου στην είσοδο δέχεται τυχαίες και συγχρονισμένες εισόδους. Ο κώδικας είναι γραμμένος στην γλώσσα προγραμματισμού PYTHON και χρησιμοποιεί το πακέτο του προσομοιωτή BRIAN Simulator.

#Eisagwgi tou paketou prosomiwti BRIAN

```
from brian import *
```

```
import random
```

```
import gc
```

#Sinartisi Ipologismou tis Spike Interval Metrikis

```
def multidist_2(all_spikes,cost):
```

```
    count=len(all_spikes)
```

```
    distances=[]
```

```
    for i in range(count-1):
```

```
        for j in range(i+1,count):
```

```
            dist=sidistance(all_spikes[i],all_spikes[j],cost)
```

```
            distances.append(dist)
```

```
    return mean(distances)
```

```
def sidistance(str_1,str_2,cost):
```

```
    num_spike_i2=len(str_1)    #num of spikes for the first spike train
```

```
    num_spike_j2=len(str_2)    #num of spikes for the second spike train
```

```
    if num_spike_i2==0 or num_spike_j2==0:
```

```
        return 0
```

```
    matrix2=[[0 for col in range(num_spike_j2)] for row in range(num_spike_i2)]
```

```
    for i in range(num_spike_i2):
```

```
        matrix2[i][0] = i
```

```
    for i in range(num_spike_j2):
```

```
        matrix2[0][i] = i
```

```

for m in range(1,num_spike_i2):
    if ((m==1) and (m==num_spike_i2)):
        DI=2000    #The length of the entire interval
    if ((m==1) and (m < num_spike_i2)):
        DI=str_1[m]
    if ((m>1) and (m==num_spike_i2)):
        DI=2000-str_1[m-1]
    if ((m>1) and (m<num_spike_i2)):
        DI=str_1[m]-str_1[m-1]

for l in range(1,num_spike_j2):
    if ((l==1) and (l==num_spike_j2)):
        DJ=2000    #The length of the entire interval
    if ((l==1) and (l < num_spike_j2)):
        DJ=str_2[l]
    if ((l>1) and (l==num_spike_j2)):
        DJ=2000-str_2[l-1]
    if ((l>1) and (l<num_spike_j2)):
        DJ=(str_2[l])-(str_2[l-1])
    DIST=abs(DI-DJ)
    IEND=0
    JEND=0
    if ((m==1) or (m==num_spike_i2)):
        IEND=1
    if ((l==1) and (l==num_spike_j2)):
        JEND=1
    if (IEND==1):
        DIST=max(0.0,DI-DJ)
    if (JEND==1):
        DIST=max(0.0,DJ-DI)
    if ((IEND==1) and (JEND==1)):
        DIST=0
    cost_a=matrix2[m-1][l]+1

```

```

cost_b=matrix2[m][l-1]+1
cost_c=matrix2[m-1][l-1]+(cost*DIST)
matrix2[m][l]=min(cost_a,cost_b,cost_c)
D_spike2=matrix2[num_spike_i2-1][num_spike_j2-1]
return D_spike2

```

#Sinartisi ipologismou tis Spike Time Metrikis

```

def multidist(all_spikes,cost):
    count=len(all_spikes)
    distances=[]
    for i in range(count-1):
        for j in range(i+1,count):
            dist=stdistance(all_spikes[i],all_spikes[j],cost)
            distances.append(dist)
    return mean(distances)

def stdistance(str_1,str_2,cost):
    num_spike_i=len(str_1)    #num of spikes for the first spike train
    num_spike_j=len(str_2)    #num of spikes for the second spike train
    if num_spike_i==0 or num_spike_j==0:
        return 0
    matrix=[[0 for col in range(num_spike_j)] for row in range(num_spike_i)]
    for i in range(num_spike_i):
        matrix[i][0] = i
    for i in range(num_spike_j):
        matrix[0][i] = i
    for m in range(1,num_spike_i):
        for l in range(1,num_spike_j):
            cost_a=matrix[m-1][l]+1
            cost_b=matrix[m][l-1]+1
            temp=abs((str_1[m])-(str_2[l]))
            cost_c=matrix[m-1][l-1]+(cost*temp)
            matrix[m][l]=min(cost_a,cost_b,cost_c)
    D_spike=matrix[num_spike_i-1][num_spike_j-1]

```

```

return D_spike

#For loop gia olous tous sindiasmous metaksi tou Sin kai tou Sigma(jitter)
for Sin in frange(0.0, 1, 0.1):
    for sigma in frange(0.0, 4, 0.5):
        clear(True)
        gc.collect()
        reinit_default_clock()
        reinit()
        dt = defaultclock.dt

#Orismos twn parametrwn
        duration = 2000*ms
        Nin = 50
        Nsync = int(Nin*Sin)
        Nrand = Nin-Nsync
        inp_weight = 0.5*mV
        tau_a = 10 * msecond          # membrane time constant
        Vt = 15 * mvolt               # spike threshold
        Vr = 0 * mvolt               # reset value
        El = 0 * mvolt               # resting potential

        temp_cv2=0
        temp_lv=0
        temp_ir=0
        temp_si=0
        frate=70*Hz

        f1 = open('Spike_Distances.txt', 'a')
        f2 = open('Mvalue_results.txt', 'a')
        f3 = open('Interval_Distances.txt', 'a')

        #-----Orismos twn Neuron Groups-----
        eqs = Equations('dV/dt = -(V-El)/tau_a : volt')
        eqs.prepare()
        LIFGroup = NeuronGroup(1, eqs,
                                threshold='V>Vt', reset='V=Vr',refractory=2*msecond)
        pulse_intervals=[]

```

```

pulse_times=[]
LIFGroup.V = 0*mV
# build inputs
if Nsync:
    while sum(pulse_intervals)*second < duration:
        interval=random.expovariate(frate)+dt
        pulse_intervals.append(interval)
    pulse_times=cumsum(pulse_intervals[:-1]) # ignore last one
    sync_spikes=[]
    pp = PulsePacket(0*second,1,0*second)
    for spikeTime in pulse_times:
        try:
            pp.generate(t = spikeTime*second, n=Nsync, sigma=sigma*msecond)
            sync_spikes.extend(pp.spiketimes)
        except ValueError:
            continue
    print "-----"
    SyncGroup = SpikeGeneratorGroup(N=Nsync, spiketimes=sync_spikes)
    Csync = Connection(SyncGroup, LIFGroup)
    Csync.connect_full(weight=inp_weight)
    SyncMon = SpikeMonitor(SyncGroup)

if Nrand:
    RandGroup=PoissonGroup(Nrand, rates=frate)
    Crand = Connection(RandGroup, LIFGroup)
    Crand.connect_full(weight=inp_weight)
    RandMon = SpikeMonitor(RandGroup)

#-----Independent Poisson Inputs-----
LIFSpikeMon = SpikeMonitor(LIFGroup)
LIFMemMon = StateMonitor(LIFGroup, 'V', record=True)
print "Running Sin: %f, sigma: %f" % (Sin, sigma)
run(duration, report='stdout')

```

```

print "Done!"
all_spikes=[]
if Nsync:
    for sync_spikes in SyncMon.spiketimes:
        all_spikes.append(SyncMon.spiketimes[sync_spikes])
if Nrand:
    for rand_spikes in RandMon.spiketimes:
        all_spikes.append(RandMon.spiketimes[rand_spikes])

print "Put save data code here"

#-----Synchrony Metric Calculation-----
length=len(LIFSpikeMon.spiketimes[0])
w=2*msecond          #Coincidence window
dt=defaultclock.dt    #Duration time
M_value=[]
for i in range(1,length):    #for each spike from neuron 0
    cur=LIFSpikeMon.spiketimes[0][i]*second
    prev=LIFSpikeMon.spiketimes[0][i-1]*second
    wstart=(cur-w)/dt        #The start of the window
    try:
        mi=((Vt-(LIFMemMon.values[0][wstart]*volt))/w)
    except IndexError:
        print wstart
    I=(Vt-Vr)/(1-(math.exp(-(cur- prev)/tau_a)))
    exp_var=math.exp(-(cur-prev-w)/tau_a)
    Li=(Vt-(El+I*(1-exp_var)))/w
    Ui=(Vt-El)/w
    M_value.append((mi-(Li))/(Ui-Li))
MValue=mean(M_value)
f2.write('%s \n' % MValue)

```

```

#-----Calculation of the Spike Train Distances-----
cost=1.5
Dspike=multidist(all_spikes,cost)
Dinterval=multidist_2(all_spikes,cost)
f1.write('%s \n' % Dspike)
f3.write('%s \n' % Dinterval)
#-----Print the Results-----
print("\n\nThe D_spike is %f" % Dspike)
print("\n\nThe D_Interval is %f" % Dinterval)
print("\n\nThe M Value is %f" % MValue)
f1.close()
f2.close()
f3.close()

```

Παράρτημα Β

Στο παράρτημα αυτό παρουσιάζεται ο κώδικας που χρησιμοποιήθηκε για την δημιουργία ενός μοντέλου νευρώνα Leaky Integrate and Fire το οποίο θα δέχεται ακολουθίες δυναμικών ενεργείας στην είσοδο και με βάση την έξοδο του νευρώνα υπολογίζονται οι τιμές όλων των μετρικών μεταβλητότητας που αναφέρονται στα αρχικά κεφάλαια.

#Eisagwgi tou paketou prosomiwti BRIAN

```
from brian import *
```

```
import math
```

```
#Ipologismos tou thewritikou CV
```

```
def theoCV(rate, refr=0.002):
```

```
    isi = 1.0/rate
```

```
    thcv = sqrt((isi-refr)/isi)
```

```
    return thcv
```

Orismos twn parametrwn tou montelou

```
tau_a = 10 * msecond          # membrane time constant
```

```
tau_b = 12 * msecond          # membrane time constant
```

```
Vt = 15 * mvolt               # spike threshold
```

```
Vr = 13.65 * mvolt            # reset value
```

```
El = 0 * mvolt                 # resting potential
```

```
psp = 0.16 * mvolt            # postsynaptic potential size
```

```
temp_cv2=0
```

```
temp_lv=0
```

```
temp_ir=0
```

```
temp_si=0
```

```
D_spike=0
```

```
f1 = open('Cv-values.txt', 'a')
```

```
f2 = open('CV2-values.txt', 'a')
```

```
f3 = open('Lv-values.txt', 'a')
```

```
f4 = open('Ir-values.txt', 'a')
```

```

f5 = open('Si-values.txt', 'a')
f6 = open('rate-meanvalues.txt', 'a')

#-----Orismos twn Neuron Groups-----
group=PoissonGroup(50,rates=200*Hz)
eqs = Equations('dV/dt = -(V-EI)/tau_a : volt')
eqs.prepare()
G = NeuronGroup(1, eqs,threshold='V>Vt', reset='V=Vr')

G.V=0*mV      #Different V for each neuron

#-----Orismos tou Connection metaksi twn nevrwnwn tou montelou G-----
C = Connection(group,G)
C.connect_full(weight=psp)      # Connect the inputs
M = StateMonitor(G, 'V', record=True)
S = SpikeMonitor(G,record=True)
S2=SpikeMonitor(group,record=True)
run(4000* msecond)

#-----Calculation of the Local Variables-----
t=S.spiketimes[0]
spiketrain= S[0]
if len(spiketrain) > 0:
    ISI = diff(spiketrain)
    CV = std(ISI)/mean(ISI) # calculate CV
    print len(spiketrain)/4.0
    rate_out=len(spiketrain)/4.0
    print("\nThe CV is %f" % CV)
else:
    print("\nNo spikes")
temp_cv2=0
temp_lv=0
temp_ir=0

```

```

temp_si=0
i=len(ISI)
j=i-1

#number of Spike times
for k in range(0,j) :
    x= ISI[k]/ISI[k+1]
    miCV2=2*((abs(x-1))/(x+1))          #calculate the miCV2
    miLV=3*(pow(x-1,2)/pow(x+1,2))      #Calculate the miLV
    miIR= abs(log(x))                   #Calculate the miIR
    miSI=log(pow(x+1,2)/(4*x))/2        #Calculate the miSI
    temp_cv2=temp_cv2+miCV2
    temp_lv=temp_lv+miLV
    temp_ir=temp_ir+miIR
    temp_si=temp_si+miSI
    j=j+1
CV2=temp_cv2/i
LV=temp_lv/i
IR=temp_ir/((log(4))*i)
SI=temp_si/((1-log(2))*i)
theo=theoCV(rate_out)
f1.write('%s \n' % CV)
f2.write('%s \n' % CV2)
f3.write('%s \n' % LV)
f4.write('%s \n' % IR)
f5.write('%s \n' % SI)
f6.write('%s \n' % mean(ISI))
f1.close()
f2.close()
f3.close()
f4.close()
f5.close()
f6.close()

```

```

#-----Print the Results-----
print("\n\nThe CV2 is %f" % CV2)
print("\n\nThe LV is %f" % LV)
print("\n\nThe IR is %f" % IR)
print("\n\nThe SI is %f" % SI)
print("\n\nThe theoritical cv is %f" % theo)
plot(M.times / ms, M[0] / mV)
title('Leaky Integrate-and-Fire Model')
xlabel('Time (in ms)')
ylabel('Membrane potential (in mV)')
show()
histogram=hist(ISI)
xlabel('T(ms)')
ylabel('D(T)')
show()
#ektipwsi correlogram
k=correlogram(t,t,width=30*ms,bin =2*msecond)
plot(k)
show()

```

Παράρτημα Γ

Στο παράρτημα αυτό παρουσιάζεται ο κώδικας που χρησιμοποιήθηκε για την ανάλυση των αποτελεσμάτων που προέκυψαν και την δημιουργία των γραφικών παραστάσεων που αντιπροσωπεύουν τα αποτελέσματα όλων αυτών που μελετήθηκαν.

```
from brian import *
```

```
#print the results
```

```
temp1=[]
```

```
temp2=[]
```

```
temp3=[]
```

```
temp4=[]
```

```
temp5=[]
```

```
temp6=[]
```

```
temp7=[]
```

```
temp8=[]
```

```
temp9=[]
```

```
temp10=[]
```

```
temp11=[]
```

```
temp12=[]
```

```
temp13=[]
```

```
temp14=[]
```

```
temp_new_1=[]
```

```
temp_new_2=[]
```

```
temp_new_3=[]
```

```
temp_new_4=[]
```

```
temp_new_5=[]
```

```
temp_new_6=[]
```

```
temp_new_7=[]
```

```
temp_new_8=[]
```

```
temp_new_9=[]
```

```
temp_new_10=[]
```

```
temp_new_11=[]
```

```
temp_new_12=[]
```

```
temp_new_13=[]
```

```
temp_new_14=[]
```

```
all_temp1=[]
```

```
all_temp2=[]
```

```
#anoigma arxeiwn
```

```
f1 = open('Cv-values.txt', 'r')
```

```
f2 = open('CV2-values.txt', 'r')
```

```
f3 = open('Ir-values.txt', 'r')
```

```
f4 = open('Si-values.txt', 'r')
```

```
f5 = open('Lv-values.txt', 'r')
```

```
f6 = open('rate-meanvalues.txt', 'r')
```

```
f7 = open('Interval_Distances-7.txt', 'r')
```

```
f8 = open('Mvalue_results-1.txt', 'r')
```

```
f9 = open('Mvalue_results-2.txt', 'r')
```

```
f10 = open('Mvalue_results-3.txt', 'r')
```

```
f11 = open('Mvalue_results-4.txt', 'r')
```

```
f12 = open('Mvalue_results-5.txt', 'r')
```

```
f13 = open('Mvalue_results-6.txt', 'r')
```

```
f14 = open('Mvalue_results-7.txt', 'r')
```

```
#Diavasma apo ta arxeia
```

```
while 1:
```

```
    line=f1.readline()
```

```
    temp1.append(line)
```

```
    if not line: break
```

```
f1.close()
```

```
while 1:
```

```
    line=f2.readline()
```

```
temp2.append(line)
if not line: break
```

```
f2.close()
```

```
while 1:
    line=f3.readline()
    temp3.append(line)
    if not line: break
```

```
f3.close()
```

```
while 1:
    line=f4.readline()
    temp4.append(line)
    if not line: break
```

```
f4.close()
```

```
while 1:
    line=f5.readline()
    temp5.append(line)
    if not line: break
```

```
f5.close()
```

```
while 1:
    line=f6.readline()
    temp6.append(line)
    if not line: break
```

```
f6.close()
```

```
while 1:  
    line=f7.readline()  
    temp7.append(line)  
    if not line: break
```

```
f7.close()
```

```
while 1:  
    line=f8.readline()  
    temp8.append(line)  
    if not line: break
```

```
f8.close()
```

```
while 1:  
    line=f9.readline()  
    temp9.append(line)  
    if not line: break
```

```
f9.close()
```

```
while 1:  
    line=f10.readline()  
    temp10.append(line)  
    if not line: break
```

```
f10.close()
```

```
while 1:  
    line=f11.readline()  
    temp11.append(line)  
    if not line: break
```

```
f11.close()
```

```
while 1:
```

```
    line=f12.readline()
```

```
    temp12.append(line)
```

```
    if not line: break
```

```
f12.close()
```

```
while 1:
```

```
    line=f13.readline()
```

```
    temp13.append(line)
```

```
    if not line: break
```

```
f13.close()
```

```
while 1:
```

```
    line=f14.readline()
```

```
    temp14.append(line)
```

```
    if not line: break
```

```
f14.close()
```

```
#Metatropi timwn se float
```

```
for i in range(len(temp1)-1):
```

```
    a=temp1[i]
```

```
    all_temp1.append(float(a))
```

```
    temp_new_1.append(float(a))
```

```
for i in range(len(temp2)-1):
```

```
    a=temp2[i]
```

```
    all_temp1.append(float(a))
```

```
    temp_new_2.append(float(a))
```

```
for i in range(len(temp3)-1):
    a=temp3[i]
    all_temp1.append(float(a))
    temp_new_3.append(float(a))
```

```
for i in range(len(temp4)-1):
    a=temp4[i]
    all_temp1.append(float(a))
    temp_new_4.append(float(a))
```

```
for i in range(len(temp5)-1):
    a=temp5[i]

    temp_new_5.append(float(a))
```

```
for i in range(len(temp6)-1):
    a=temp6[i]

    temp_new_6.append(float(a))
```

```
for i in range(len(temp7)-1):
    a=temp7[i]

    temp_new_7.append(float(a))
```

```
for i in range(len(temp8)-1):
    a=temp8[i]
    all_temp2.append(float(a))
    temp_new_8.append(float(a))
```

```
for i in range(len(temp9)-1):
    a=temp9[i]
    print a
    all_temp2.append(float(a))
```

```

temp_new_9.append(float(a))

for i in range(len(temp10)-1):
    a=temp10[i]
    all_temp2.append(float(a))
    temp_new_10.append(float(a))

for i in range(len(temp11)-1):
    a=temp11[i]
    all_temp2.append(float(a))
    temp_new_11.append(float(a))

for i in range(len(temp12)-1):
    a=temp12[i]

    temp_new_12.append(float(a))

for i in range(len(temp13)-1):
    a=temp13[i]

    temp_new_13.append(float(a))

for i in range(len(temp14)-1):
    a=temp14[i]

    temp_new_14.append(float(a))

t=temp_new_6
y1=temp_new_1
y2=temp_new_2
y3=temp_new_3
y4=temp_new_4

```

```

y5=temp_new_5
#Ektipwsi grafikis parastasis
plot(t,y1,t,y2,t,y3,t,y4,t,y5,)
show()
#Ektipwsi twn colorplots
for e in reversed(temp_new_1):
    matrix.append(e)
z=reshape(matrix,(11,9))
imshow(z,
interpolation="gaussian",extent=[0.,1.,0.,4],aspect='auto',origin='lower',cmap='binary')
title('M Value')
xlabel('Sin')
plt.ylabel('Sigma')
colorbar()
show()
contourf(z,extent=[0.,1.,0.,4],aspect='auto',cmap='binary')
title('M Value')
xlabel('Sin')
plt.ylabel('Sigma')
colorbar(ticks=[0.0,0.2,0.4,0.6,0.8,1.0])
show()

```