



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών
Τομέας Επικοινωνιών, Ηλεκτρονικής και Συστημάτων Πληροφορικής
Εργαστήριο Σχεδίασης Μικροηλεκτρονικών Κυκλωμάτων

Αναλογικά Ολοκληρωμένα Κυκλώματα Ταξινομητών Χαμηλής Κατανάλωσης Βασισμένων στο Voting Model για διαθεματικές εφαρμογές

Διπλωματική Εργασία

του

Χάρη Αλετράρη

Επιβλέπων: Παύλος Π. Σωτηριάδης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούνιος 2023



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών
Τομέας Επικοινωνιών, Ηλεκτρονικής και Συστημάτων Πληροφορικής
Εργαστήριο Σχεδίασης Μικροηλεκτρονικών Κυκλωμάτων

Αναλογικά Ολοκληρωμένα Κυκλώματα
Ταξινομητών Χαμηλής Κατανάλωσης
Βασισμένων στο Voting Model για διαθεματικές
εφαρμογές

Διπλωματική Εργασία

του

Χάρη Αλετράρη

Επιβλέπων: Παύλος Π. Σωτηριάδης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 11^η Ιούνιο 2023:

.....
Παύλος Π. Σωτηριάδης Νεκτάριος Κοζύρης Ευάγγελος Χριστοφόρου
Καθηγητής Καθηγητής Καθηγητής
Ε.Μ.Π. Ε.Μ.Π. Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούνιο 2023

.....
Χάρης Αλετράρης

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών, Ε.Μ.Π.

Copyright © Χάρης Αλετράρης, 2023.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Περίληψη

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η δημιουργία ενός πρωτοποριακού μοντέλου αναλογικού ταξινομητή. Συγκεκριμένα αυτή η μέθοδος είναι βασισμένη στο Voting μοντέλο ταξινόμησης με Γκαουσιανές συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας. Το μοντέλο αυτό παρέχει την δυνατότητα ταξινόμησης μεγάλου αριθμού χαρακτηριστικών, καθώς και την τοποθέτηση βαρών σε κάθε ένα από αυτά ξεχωριστά με πολύ μικρή κατανάλωση ισχύος. Για την επιβεβαίωση του κυκλώματος παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του συγκριτικά με του αντιστοίχου ταξινομητή βασισμένο στο Bayesian μοντέλο, όπως και συγκριτικά με τα αποτελέσματα τα οποία προέρχονται από το λογισμικό. Για την εκπαίδευση του μοντέλου έχει χρησιμοποιηθεί η γλώσσα προγραμματισμού της Python, όπως θα δούμε στην συνέχεια αναλυτικά. Επιπρόσθετα γίνεται επεξήγηση του τρόπου λειτουργίας όλων των κυκλωμάτων τα οποία χρησιμοποιούνται, όπως και τα κυκλώματα από τα οποία προήλθαν. Τα κυκλώματα καθώς και οι προσομοιώσεις έχουν γίνει στο πρόγραμμα Cadence IC Suite σε τεχνολογία TSMC 90 nm CMOS process.

Λέξεις Κλειδιά: Ultra-low power design, Voting Classifier, analog hardware architecture, on-chip classification, Gaussian function circuit, Gaussian Mixture Model, subthreshold region, fully tunable implementation, analog multiplier circuit, Winner-Take-All circuit.

Ευχαριστίες

Με το πέρας της παρούσας Διπλωματικής Εργασίας ολοκληρώνεται και οι προπτυχιακές μου σπουδές. Για την ολοκλήρωση αυτού του μέρους της ζωής μου θα ήθελα να πω ένα μεγάλο ευχαριστώ στην οικογένειά μου η οποία με στήριζε και εξακολουθεί να με στηρίζει σε όλα τα στάδια της ζωής μου, καθώς επίσης τους φίλους μου και τους ανθρώπους που στάθηκαν δίπλα μου.

Θα ήθελα να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου στον επιβλέποντα καθηγητή μου, κ. Παύλο Πέτρο Σωτηριάδη για τις συμβουλές, την καθοδήγησή του καθώς και το μεγάλο ενδιαφέρον που επέδειξε για μένα ως φοιτητή, όπως και για το αντικείμενο της Διπλωματικής μου Εργασίας. Επιπρόσθετα θα ήθελα να τον ευχαριστήσω που μου έδωσε την δυνατότητα να ασχοληθώ με ένα ενδιαφέρον ερευνητικό θέμα σε ένα πολύ υποστηρικτικό περιβάλλον.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους υποψήφιους διδάκτορες Βασίλειο Αλιμήση και Γέννης Γιώργος για την τεράστια βοήθεια τους. Η οποία ήταν ανεκτίμητης αξίας για την ολοκλήρωση της παρούσας Διπλωματική όπως και της σχετικής δημοσιεύσεις για την οποία εργαζόμαστε αυτή την στιγμή, που υπήρξαν προϊόντα της καθημερινής συνεργασία αυτής. Για τον λόγο αυτό έχετε τις θερμές μου ευχαριστίες.

Χάρης Αλετράρης,
Ιούνιος 2023

Περιεχόμενα

Περίληψη	5
Ευχαριστίες	7
Ευρετήριο Εικόνων	11
Κατάλογος Πινάκων	15
1 Εισαγωγή	17
1.1 Μηχανική Μάθηση (MM)	17
1.2 Μηχανική Μάθηση σε συνδυασμό με αναλογικά κυκλώματα	17
2 Υπόβαθρο	19
2.1 Mosfet-τρανζίστορ	19
2.1.1 Δομή του Mosfet	19
2.1.2 Ρεύμα τρανζίστορ στην Ισχυρή Αναστροφή (Strong Inversion)	20
2.1.3 Ρεύμα transistor στην Weak Inversion ή Subthreshold	22
2.2 Θεωρητικό υπόβαθρο	23
2.2.1 Bayesian Model	23
2.2.2 Voting	24
2.2.3 Τοποθέτηση βαρών	25
3 Βασικά κυκλώματα	27
3.1 Bump Circuits	27
3.1.1 Gaussian function circuit	27
3.1.2 Προτεινόμενο Bump circuit	29
3.2 Winner Take All Circuits (WTA)	32
3.2.1 τρόπος λειτουργία $2D - NMOS - WTA$	32
3.2.2 Προτεινόμενο WTA κύκλωμα	34

3.3	Πλήρης προτεινόμενη αρχιτεκτονική	36
4	Εφαρμογές και Προσομοιώσεις	41
4.1	Διάγνωση του υποθυρεοειδισμού	42
4.1.1	Υποθυρεοειδισμός	42
4.1.2	Αποτελέσματα ταξινομητή	42
4.2	Διάγνωση του καρκίνου του μαστού	45
4.2.1	Καρκίνος του μαστού	45
4.2.2	Αποτελέσματα ταξινομητή	46
4.3	Εντοπισμός τμηματοποιημένης φάσης χειρονομίας	48
4.3.1	Τμηματοποιημένη φάση χειρονομίας	48
4.3.2	Αποτελέσματα ταξινομητή	50
5	Συμπεράσματα και Μελλοντική Δουλειά	55
5.1	Συμπεράσματα	55
5.2	Μελλοντική Δουλειά	55

Ευρετήριο Εικόνων

2.1	διατομή ενός τυπικού τρανζίστορ n καναλιών	19
2.2	βασικές διαστάσεις ενός MOS τρανζίστορ	21
2.3	Γραφική παράσταση του ρεύματος υποδοχής (i_D) έναντι της τάσης υποδοχής-πηγής ($V - DS$) σε MOS τρανζίστορ, για διάφορες τιμές της τάσης V_{GS}	22
3.1	Delbruck's Simple Bump. Το ρεύμα πόλωσης I_{bias} ελέγχει το ύψος , ενώ η τάση V_m την μέση τιμή του Γκαουσιανού ρεύματος εξόδου I_{out}	28
3.2	Cascode Bump. Η τάση V_r ελέγχει την μέση τιμή, η τάση V_c την διασπορά και το ρεύμα πόλωσης I_{bias} το ύψος της Γκαουσιανής εξόδου I_{out}	29
3.3	Στην παρούσα εικόνα απεικονίζεται τα αποτελέσματα τα οποία έχει ο Cascode Bump καθώς μεταβάλετε η διασπορά (V_c) του, διατηρώντας σταθερό το ύψος-βάρος (I_{bias}) και την μέση τιμή (V_r), σε $1.nA$ και $0V$ αντίστοιχα. Όπως έχει προαναφερθεί υπάρχει μεγάλο εύρος μεταβολής της διασποράς καθώς έχει εξαιρετικά αποτελέσματα για όλο το δυνατό εύρος τιμών ($V_{SS} \leq V_c \leq V_{dd}$). Με το εξαιρετικά αποτελέσματα αναφερόμαστε στην μικρή μεταβολή του ύψους και επαρκές μεταβολή του πλάτους της Γκαουσιανής.	30
3.4	Στην εικόνα αυτή απεικονίζεται τα αποτελέσματα του Cascode Bump για διάφορες τιμές της μέσης τιμής του V_r . Διατηρώντας σταθερό το ύψος-βάρος (I_{bias}) και την διασπορά (V_c), σε $1.nA$ και $0V$ αντίστοιχα. Παρατηρείτε για μεγάλο εύρος τιμών μικρή μεταβολή της μέγιστης τιμής και της διασποράς, γεγονός όπου είναι επιθυμητό. Επιπλέον παρατηρείτε ότι η μέγιστη τιμή είναι και πάλι σε επιθυμητό σημείο ($V_{in} = V_r$).	31

3.5	Στην παρούσα εικόνα απεικονίζονται τα αποτελέσματα του Cascade Bump για διάφορες τιμές του ύψους του I_{bias} , το οποίο καθορίζει την βαρύτητα του κάθε Bump. Η μέση τιμή(V_T) καθώς και η διασπορά(V_C) παραμένουν σταθερές, σε 0V και οι 2V. Μπορούν να παρατηρηθούν αρκετά καλά αποτελέσματα καθώς δεν ειπάρχει μεγάλη απόκλιση μεταξύ της μέγιστης τιμής και της επιθυμητής, δηλαδή της τιμής εισόδου, καθώς επίσης βρίσκετε σχεδόν στο ιδανικό($V_{in} = V_T$).	32
3.6	απλό WTA κύκλωμα με δύο NMOS νευρόνες	33
3.7	Cascaded WTA	35
3.8	Τα όρια απόφασης για το <i>Cascaded WTA</i> και για το <i>Lazzaro WTA</i> . Όπως παρατηρήται, η έξοδος του <i>Cascaded WTA</i> επιτυγχάνει πολύ μικρότερη περιοχή αβεβαιότητας, ιδανικό γεγονός για προβλήματα ταξινόμησης.	35
3.9	Πλήρες προτεινόμενο κύκλωμα με M κλάσεις και N χαρακτηριστικά για κάθε κλάση.	37
3.10	Ρεύμα έξοδου του bump όταν έχει χρησιμοποιηθεί κασκοδικός καθρέπτης ρεύματος, αν μεταβάλουμε την τάση εξόδου του, ενώ κρατάμε σταθερά το V_T , V_C και I_{bias} σε 0V, $-0.3V$ και $8nA$ αντίστοιχα.	38
3.11	Ρεύμα έξοδου του bump αν μεταβάλουμε την τάση εξόδου του, μετά τον κασκοδικό καθρέπτη ρεύματος. Ενώ κρατάμε σταθερά το V_T , V_C και I_{bias} σε 0V, $-0.3V$ και $8nA$ αντίστοιχα.	38
4.1	Αποτελέσματα προσομοίωσης <i>MonteCarlo</i> για την διάγνωση του υποθυρεοειδισμού με την χρήση βαρών.	44
4.2	Αποτελέσματα προσομοίωσης <i>MonteCarlo</i> για την διάγνωση του υποθυρεοειδισμού χωρίς την χρήση βαρών.	44
4.3	Αποτελέσματα προσομοίωσης <i>Monte Carlo</i> για την διάγνωση του καρκίνου του μαστού με την χρήση βαρών.	47
4.4	Αποτελέσματα προσομοίωσης <i>Monte Carlo</i> για την διάγνωση του καρκίνου του μαστού χωρίς την χρήση βαρών.	47
4.5	Αποτελέσματα προσομοίωσης <i>MonteCarlo</i> για τον εντοπισμό τμηματοποίηση φάσης χειρονομίας με την χρήση βαρών για εύρος $200mV$	52
4.6	Αποτελέσματα προσομοίωσης <i>MonteCarlo</i> για τον εντοπισμό τμηματοποίηση φάσης χειρονομίας χωρίς την χρήση βαρών για εύρος $200mV$	53

4.7	Αποτελέσματα προσομοίωσης <i>MonteCarlo</i> για τον εντοπισμό τμηματοποίηση φάσης χειρονομίας με την χρήση βαρών για εύρος $300mV$	53
4.8	Αποτελέσματα προσομοίωσης <i>MonteCarlo</i> για τον εντοπισμό τμηματοποίηση φάσης χειρονομίας χωρίς την χρήση βαρών για εύρος $300mV$ ν.	54

Κατάλογος Πινάκων

3.1	Διαστάσεις τρανζίστορ (εικόνας 3.2).	30
3.2	Διαστάσεις MOS Transistor's (εικόνας 3.7).	36
3.3	Διαστάσεις κασχοδικού καθρέπτη ρεύματος (εικόνας 3.9).	37
4.1	Αποτελέσματα ακρίβειας στο σύνολο δεδομένων για την διάγνωση του υποθυρεοειδισμού για εύρος τιμών $200mV$ (για 20 επαναλήψεις).	43
4.2	Αποτελέσματα ακρίβειας <i>Monte Carlo</i> στο σύνολο δεδομένων για την διάγνωση του υποθυρεοειδισμού για εύρος τιμών $200mV$ (για 20 επαναλήψεις).	45
4.3	Αποτελέσματα ακρίβειας στο σύνολο δεδομένων για την διάγνωση του καρκίνου του μαστού για εύρος τιμών $300mV$ (για 20 επαναλήψεις).	46
4.4	Αποτελέσματα ακρίβειας <i>MonteCarlo</i> στο σύνολο δεδομένων για την διάγνωση του καρκίνου του μαστού για εύρος τιμών $300mV$ (για 20 επαναλήψεις).	48
4.5	Αποτελέσματα ακρίβειας στο σύνολο δεδομένων για το αρχείο τμηματοποίηση φάσης χειρονομίας για εύρος τιμών $200mV$ (για 20 επαναλήψεις).	51
4.6	Αποτελέσματα ακρίβειας στο σύνολο δεδομένων για το αρχείο τμηματοποίηση φάσης χειρονομίας για εύρος τιμών $300mV$ (για 20 επαναλήψεις).	51
4.7	Αποτελέσματα ακρίβειας <i>MonteCarlo</i> στο σύνολο δεδομένων για τον εντοπισμό τμηματοποίηση φάσης χειρονομίας (για 20 επαναλήψεις).	54

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Μηχανική Μάθηση (MM)

Η Μηχανική Μάθηση (MM) είναι ένας ταχέως αναπτυσσόμενος τομέας που φέρνει επανάσταση στον τρόπο με τον οποίο προσεγγίζουμε την ανάλυση δεδομένων και τη λήψη αποφάσεων. Ορίζεται ως ένα υποπεδίο της τεχνητής νοημοσύνης που εστιάζει στην ανάπτυξη αλγορίθμων και στατιστικών μοντέλων που μπορούν να εκπαιδευτούν και να προβλέπουν δεδομένα[11, 39]. Οι αλγόριθμοι MM μπορούν να εποπτεύονται, χωρίς επίβλεψη ή ημι-εποπτευόμενοι, ανάλογα με τον τύπο των διαθέσιμων δεδομένων και την εργασία[21].

Η MM έχει ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών σε τομείς όπως η όραση υπολογιστών, η επεξεργασία φυσικής γλώσσας, η ρομποτική, τα οικονομικά, η υγειονομική περίθαλψη και πολλοί άλλοι. Ορισμένα παραδείγματα εφαρμογών MM περιλαμβάνουν την αναγνώριση εικόνας, την αναγνώριση ομιλίας, την ανίχνευση απάτης, την εξατομικευμένη ιατρική και τα αυτόνομα οχήματα. Οι αλγόριθμοι της MM που χρησιμοποιούνται συνήθως περιλαμβάνουν γραμμική παλινδρόμηση[λινεαρ̃ρεγρεσσιον], λογιστική παλινδρόμηση[41], δέντρα αποφάσεων[33], τυχαία δάση[27], νευρωνικά δίκτυα[26] και μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης[12]

1.2 Μηχανική Μάθηση σε συνδυασμό με αναλογικά κυκλώματα

Ο συνδυασμός MM με αναλογικά κυκλώματα είναι ένα αναδυόμενο πεδίο που εξερευνά τη χρήση αναλογικών κυκλωμάτων για την εκτέλεση εργασιών μάθησης μηχανής. Σε αντίθεση με τα ψηφιακά κυκλώματα που εκτελούν υπολογισμούς χρησιμοποιώντας διακριτές τιμές, τα αναλογικά κυκλώματα λειτουργούν

σε συνεχείς σήματα, τα οποία μπορούν να παρέχουν σημαντικά πλεονεκτήματα σε όρους ταχύτητας, ενεργειακής απόδοσης και ακρίβειας. Υπάρχει ποικιλία εγγρασιών μηχανικής μάθησης στις οποίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν τα αναλογικά κυκλώματα, όπως ταξινόμηση, παλινδρόμηση και ομαδοποίηση. Μια προσέγγιση για τη χρήση αναλογικών κυκλωμάτων για μηχανική μάθηση είναι η εφαρμογή τεχνητών νευρωνικών δικτύων, τα οποία είναι υπολογιστικά μοντέλα εμπνευσμένα από τη δομή και τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου[22, 1]. Καθώς οι έρευνες απαιτούν μεγάλες ποσότητες υπολογιστικών πόρων [βιγ²δατα], για την υλοποίηση τους χρειάζονται τα αναλογικά κυκλώματα τα οποία θα εξοικονομούν χρόνο και ενέργεια. Παρά τα πλεονεκτήματα της χρήσης αναλογικών κυκλωμάτων για μηχανική εκμάθηση, υπάρχουν επίσης αρκετές προκλήσεις που πρέπει να αντιμετωπιστούν, όπως ο θόρυβος και η μεταβλητότητα στα αναλογικά σήματα, η περιορισμένη επεκτασιμότητα και η ανάγκη για εξειδικευμένα εργαλεία υλικού και λογισμικού.

Ένα κλασικό παράδειγμα στο οποίο συνδιάζεται το MM με τα αναλογικά κυκλώματα είναι το Gaussian Mixture Model (GMM)[7, 10, 23, 24]. Το οποίο είναι ένα ισχυρό στατιστικό εργαλείο που χρησιμοποιείται σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εξαγωγή σημαντικών χαρακτηριστικών από δεδομένα υψηλών διαστάσεων, όπως εικόνες ή σήματα ήχου[35]. Επίσης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον εντοπισμό ομάδων παρόμοιων σημείων δεδομένων με τρόπο χωρίς επίβλεψη[Ροβυστ2], καθώς και σε διάφορες ιατρικές εφαρμογές όπως η βιοϊατρική εφαρμογές[13] και η ψυχολογία[πισισηολογι].

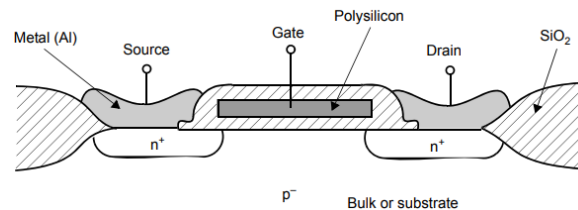
Κεφάλαιο 2

Υπόβαθρο

2.1 Mosfet-τρανζίστορ

2.1.1 Δομή του Mosfet

Στις μέρες μας η πιο διαδεδομένη τεχνολογία για την κατασκευή αναλογικών κυκλωμάτων είναι τα Mosfet (MOS) transistor. Υπάρχουν 2 κύριες κατηγορίες MOS transistors τα NMOS και PMOS τρανζίστορ[38]. Για την καλύτερη αντίληψη του τρόπου λειτουργίας τους θα γίνει μια σύντομη επεξήγηση της δομής του NMOS τρανζίστορ. Για την επεξήγηση χρησιμοποιείται ο όρος τύπου p όπου υπονοεί ότι σε εκείνο το σημείο έχουμε περισσότερες οπές από ότι ηλεκτρόνια, αντίστοιχα ο όρος τύπου n ότι έχουμε περισσότερα ηλεκτρόνια από ότι οπές. Για να κατασκευαστεί ένα NMOS τρανζίστορ αρχικά χρησιμοποιείται ένα υπόστρωμα τύπου p. Στην συνέχεια σε 2 σημεία του γίνεται εμφύτευση ηλεκτρονίων και δημιουργούνται περιοχές τύπου n όπως φαίνεται στην εικόνα [2.1]. Σε αυτές τις περιοχές τύπου n λόγω του ότι θέλουμε όσο το δυνατόν μικρότερη αντίσταση κάνουμε εμφύτευση μεγάλου αριθμού ηλεκτρονίων και συμβολίζετε με n^+ .



Σχήμα 2.1: διατομή ενός τυπικού τρανζίστορ n καναλιών

Ακολούθως στα σημεία όπου έχει γίνει η εμφύτευση ηλεκτρονίων τοποθε-

τούνται μέταλλα και συνδέονται το Source (S) και το Drain (D) του τρανζίστορ. Στα NMOS το Source βρίσκεται σε χαμηλότερο δυναμικό από το Drain. Για το Gate (G) συνηθίζεται να χρησιμοποιείται πολυπυρίτιο στην θέση του μετάλλου και ενδιάμεσά του πολυπυριτίου και του υποστρώματος τοποθετείτε ένα λεπτό στρώμα διοξειδίου του πυριτίου (SiO_2). Η επιλογή του πολυπυριτίου γίνεται λόγω του ότι επιτρέπει τη διαμόρφωση των διαστάσεων των transistor με μεγαλύτερη ακρίβεια. Επίσης υπάρχει ακόμη ένας ακροδέκτης το Body (B) ή αλλιώς Bulk και είναι συνδεδεμένος με μέταλλο στο υπόστρωμα του τρανζίστορ. Το Body συχνά παραλείπεται υπονοώντας ότι είναι συνδεδεμένο στο Source. Με ανάλογο τρόπο είναι κατασκευασμένα και τα PMOS transistor αλλά με αντίθετες νοθεύσεις.

2.1.2 Ρεύμα τρανζίστορ στην Ισχυρή Αναστροφή (Strong Inversion)

Στην συνέχεια γίνεται η ανάλυση για το ρεύμα διάχυσης των NMOS τρανζίστορ, με ανάλογο τρόπο υπολογίζονται και για το PMOS. Για να είναι ένα NMOS τρανζίστορ στην περιοχή ισχυρής αναστροφής θα πρέπει να συσσωρευτεί επαρκής αριθμός ελεύθερων ηλεκτρονίων στην περιοχή καναλιού, συνεπώς αν αφαιρέσουμε την τιμή της τάσης V_{GS} από την τάση κατωφλίου V_t , πρέπει το αποτέλεσμα να είναι να είναι μεταξύ κάποιων ορίων ανάλογα με το ίδος της τεχνολογίας του τρανζίστορ. Το ποσό κατά το οποίο η V_{GS} υπερβαίνει την V_t ονομάζεται τάση υπερροδήγησης ή ενεργός τάση V_{OV} . Όπου $V_t > 0$ και συνήθως κυμαίνεται μεταξύ $0.3 - 1.0V$ [17].

$$V_{OV} \equiv V_{GS} - V_t \quad (2.1)$$

Τα όρια αυτά είναι

$$2nV_T < V_{OV} < \frac{1}{2\theta} \quad (2.2)$$

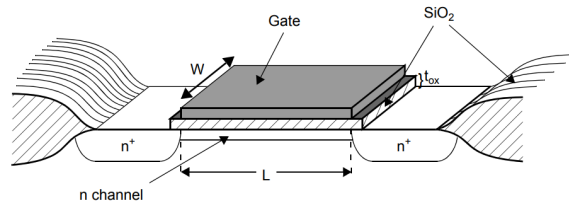
όπου θ και n είναι παράμετροι του κάθε transistor και V_T είναι η θερμοική τάση και ισούται με:

$$V_T = \frac{kT}{q} \quad (2.3)$$

όπου k είναι η σταθερά Boltzmann's , q είναι η φόρτιση ενός ηλεκτρονίου και με T συμβολίζεται η απόλυτη θερμοκρασία που έχει το τρανζίστορ την δεδομένη στιγμή. Η παράμετρος $n \in [1, 2]$ και υπολογίζεται από τον τύπο:

$$n = \frac{C_{OX} + C_{j0}}{C_{OX}} \quad (2.4)$$

όπου C_{OX} είναι η χωρητικότητα του οξειδίου, δηλαδή η χωρητικότητα πυκνωτή από παράλληλες πλάκες ανά μονάδα εμβαδού της πύλης ($C_{OX} = \frac{\epsilon_{OX}}{t_{OX}}$), ενώ με τον όρο C_{j0} αντιστηχούμε την χωρητικότητα αποστολής-απόκλισης της σύζευξης στη μηδενική βάση τάσης. Με ϵ_{OX} αντιστοιχούμε την διαπερατότητα του διοξειδίου του πυριτίου.



Σχήμα 2.2: βασικές διαστάσεις ενός MOS τρανζίστορ

Η εύρεση της τιμής του ρεύματος διαρροής του τρανζίστορ γίνεται με τον ακόλουθο τύπο.

$$i_D = \frac{\mu_n |E| |Q|}{L} \quad (2.5)$$

Όπου μ_n είναι η κινητικότητα των ηλεκτρονίων στην επιφάνεια του καναλιού, η οποία είναι φυσική παράμετρος. L είναι το μήκος του τρανζίστορ όπως φαίνεται στην εικόνα [2.2]. Επίσης στην εικόνα[2.2] παρουσιάζονται και το πλάτος του τρανζίστορ (W) καθώς και το πάχος του οξειδίου t_{OX} . $|E|$ είναι το ηλεκτρικό πεδίο κατά μήκος του καναλιού και προκαλείτε από την τάση V_{DS} και ισούται με:

$$|E| = \frac{V_{DS}}{L} \quad (2.6)$$

Ενώ $|Q|$ αντιστοιχεί στο μέτρο του φορτίου των ηλεκτρονίων στο κανάλι και μπορεί να εκφραστεί και ως:

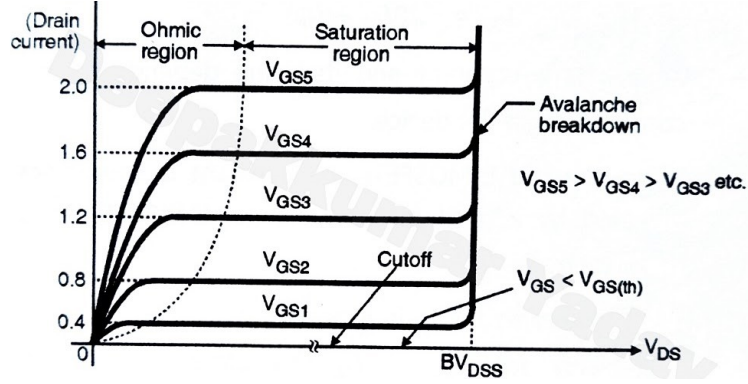
$$|Q| = C_{OX}(WL)V_{OV} \quad (2.7)$$

Συνεπώς η εξίσωση για το ρεύμα διάχυσης του τρανζίστορ στην ισχυρή ανατροφή μπορεί να γραφτεί και ως:

$$i_D = \mu_n C_{OX} \frac{W}{L} V_{OV} V_{DS} \quad (2.8)$$

Σε περίπτωση που βρισκόμαστε σε κορεσμό ($V_{DS} \approx V_{OV}$) όπως φαίνεται και στην εικόνα[2.3] η εξίσωση του i_D γίνεται:

$$i_D = \mu_n C_{OX} \frac{W}{L} V_{OV}^2 \quad (2.9)$$



Σχήμα 2.3: Γραφική παράσταση του ρεύματος υποδοχής (i_D) έναντι της τάσης υποδοχής-πηγής ($V - DS$) σε MOS τρανζίστορ, για διάφορες τιμές της τάσης V_{GS}

2.1.3 Ρεύμα transistor στην Weak Inversion ή Subthreshold

Ένα μεγάλο πλεονέκτημα το οποίο έχουν τα MOS μοντέλα είναι το γεγονός πως όταν το V_{eff} έχει πολύ μικρές τιμές ή ακόμα και αρνητικές, το τρανζίστορ βρίσκεται στην Weak Inversion ή διαφορετικά στην Subthreshold περιοχή του. Σε αυτή την περιοχή ο τρόπος ο με τον οποίο δημιουργείτε αγωγιμότητα μεταξύ drain και source είναι η διάχυση, σε αντίθεση με την ισχυρή αναστροφή που ήταν η ορμή. Στην Weak Inversion το ρεύμα που διαπερνά το τρανζίστορ αναπαριστάτε με μεγαλύτερη ακρίβεια από μία εκθετική σχέση συναρτήσεως των τάσεων των ακροδεκτών του όπως φαίνεται προσεγγιστικά στην ακόλουθη εξίσωση.[[2]]

$$I_{n_{sub}} \approx I_{0_n} e^{\left(\frac{V_{eff}}{nV_T}\right)} \quad (2.10)$$

όπου:

$$I_{0_n} = (n - 1)\mu_n C_{OX} \frac{W}{L} V_T^2 \quad (2.11)$$

$$N = (n - 1)\mu_n C_{OX} V_T^2 \quad (2.12)$$

$$V_T = \frac{kT}{q} \quad (2.13)$$

$$n = \frac{C_{OX} + C_{j0}}{C_{OX}} \quad (2.14)$$

Ο όρος C_{j0} αντιστοιχεί στην χωρητικότητα αποστολής-απόκλισης της σύζευξης στη μηδενική βάση τάσης. Μπορεί επίσης να γραφτεί πιο αναλυτικά υπολογίζοντας και το Body effect από την σχέση[2]:

$$I_{n_{sub}} = I_{0_n} e^{k_n(V_G - V_B)/V_T} (e^{(V_B - V_S)/V_T} - e^{(V_B - V_D)/V_T}) \quad (2.15)$$

Αντίστοιχα για *PMOS transistors* η εξίσωση γίνεται:

$$I_{pmos} = I_{0p} e^{k_p(V_B - V_G)/V_T} (e^{(V_S - V_B)/V_T} - e^{(V_D - V_B)/V_T}) \quad (2.16)$$

Η μετάβαση από την περιοχή Subthreshold στην Strong Inversion, και αντίστροφα, όπως φαίνεται και στην εικόνα[2.3] δεν είναι ακαριαία. Για ένα ευρύ φάσμα υπάρχουν τόσο ρεύματα διάχυσης όσο και ολίσθησης με συγκρίσιμα μεγέθη[38]. Η περιοχή αυτή αναφέρετε και ως moderate inversion. Εδώ θα κάνουμε χρήση κατά κύριο λόγο των εξισώσεων στην *subthreshold* περιοχή, η οποία έχει την ελάχιστη κατανάλωση ισχύος σε σύγκριση με τις άλλες 2.

2.2 Θεωρητικό υπόβαθρο

2.2.1 Bayesian Model

Γενικά σε αυτού του είδους έρευνες χρησιμοποιείτε το στατιστικό μοντέλο του Bayes το οποίο στηρίζετε στο θεώρημα του. Το μοντέλο αυτό αρχικά περιγράφει τις πιθανότητες που έχει κάθε κατηγορία για να περιγράψει σωστά κάποιο γεγονός δεδομένου ενός χαρακτηριστικού. Αυτή η κατηγορία που περιγράφει το γεγονός καλύτερα, δηλαδή έχει την μεγαλύτερη πιθανότητα, θεωρείτε ως σωστή. Στην περίπτωση μας, ψάχνουμε την πιθανότητα να βρισκόμαστε σε κάποια κλάση k (C_k) δεδομένου ότι έχουμε ένα συγκεκριμένο διάνυσμα χαρακτηριστικών εισόδου (X). Μαθηματικά η πιθανότητα αυτή βάσει του θεωρήματος του Bayes είναι:

$$Posterior(C_k|X) = \frac{Prior(C_k) * Likelihood(X|C_k)}{Evidence(X)} \quad (2.17)$$

όπου k λαμβάνει τιμές από 1 μέχρι και τον αριθμό των κλάσεων όπου έχουν χρησιμοποιηθεί στον αντίστοιχο ταξινομητή.

- $Posterior(C_k|X)$ είναι η πιθανότητα να είσαι στην κλάση C_k δεδομένου ότι έχεις το διάνυσμα χαρακτηριστικών Q .
- $Prior(C_k)$ είναι η πιθανότητα να είσαι στην κλάση C_k ανεξαρτήτως του διανύσματος χαρακτηριστικών Q
- $Likelihood(Q|C_k)$ είναι η πιθανότητα να έχεις το διάνυσμα χαρακτηριστικών Q δεδομένου ότι είσαι στη κλάση C_k
- $Evidence(X)$ Είναι η πιθανότητα παρατήρησης του X , η οποία ονομάζεται επίσης μερική πιθανότητα ή κανονικοποιητική σταθερά. Εξασφαλίζει ότι το άθροισμά όλων των πιθανοτήτων $P(C_k|X)$ είναι μονάδα.

Η συνάρτηση Likelihood $L(X|C_k)$ δίνει την πιθανότητα να είσαι στο διάνυσμα εισόδου X δεδομένου ότι είσαι στην κλάση k . Μπορεί να αντικατασταθεί από το γινόμενο των συναρτήσεων πυκνότητας πιθανότητας, όπου αναλογεί σε κάθε περίπτωση. Η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας δίνεται για μία συγκεκριμένη κλάση C_{k_n} δεδομένου της αντίστοιχης του διανοήματος εισόδου X_n .

$$L(X|C_k) = \prod_{n=1}^N f(X_n|C_{k_n}) \quad (2.18)$$

όπου N είναι ο αριθμός των χαρακτηριστικών (μεταβλητών) τα οποία απαρτίζουν το διάνυσμα εισόδου (X) και ισούται με τον αριθμό των bumps, τα οποία χρησιμοποιούνται σε κάθε κλάση. Δεδομένου ότι το ρεύμα μας έχει περίπου εκθετική συμπεριφορά, όπως έχει εξηγηθεί στο κεφάλαιο [2.1.3], μία αρκετά καλή προσέγγιση είναι να θεωρήσουμε ότι η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας αναπαρίσταται από μία Gaussian συνάρτησης.

$$f(x|\mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.19)$$

όπου μ συμβολίζει την μέση τιμή και σ την διασπορά της αντίστοιχης Gaussian συνάρτησης. Συνεπώς η νέα συνάρτηση Likelihood δίνεται από:

$$L(X|C_k) = \prod_{n=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{k_n}^2}} e^{-\frac{(X_n - \mu_{k_n})^2}{2\sigma_{k_n}^2}} \quad (2.20)$$

Ακολούθως, χρησιμοποιείται η Maximum Likelihood Estimation (MLE), η οποία υπολογίζει την υπόθεση που έχει τις καλύτερες πιθανότητες να είναι αυτή που θα δώσει το σωστό αποτέλεσμα. Αυτό το επιτυγχάνει βρίσκοντας της τιμές για τις παράμετρο C_k οι οποίες μεγιστοποιούν την $(C_k|X)$

$$\theta = \arg \max_k [Posterior(C_k|X)] = \operatorname{argmax} [Prior(C_k) * L(X|C_k)] \quad (2.21)$$

Με το όρο θ αναπαριστάτε η MLE. Για τον λόγο ότι η παράμετρος $P(X)$ είναι σταθερή, άρα δεν επηρεάζει τον υπολογισμό της MLE συνεπώς μπορεί να αγνοηθεί.

2.2.2 Voting

Ο ταξινομητής ψηφοφορίας (voting) είναι ένας τύπος τεχνικής εκμάθησης συνόλου στη μηχανική μάθηση όπου πολλά μοντέλα εκπαιδεύονται στο ίδιο σύνολο δεδομένων και τα αποτελέσματα τους συνδυάζονται για να γίνει μια τελική

πρόβλεψη.[18] Η ιδέα πίσω από τον ταξινομητή ψηφοφορίας είναι ότι ο συνδυασμός προβλέψεων από πολλαπλά μοντέλα είναι συχνά πιο ακριβής και λιγότερο επιρρεπής σε υπερπροσαρμογή από την πρόβλεψη οποιουδήποτε μεμονωμένου μοντέλου. Σε έναν ταξινομητή ψηφοφορίας, κάθε μοντέλο εκπαιδεύεται στο ίδιο σύνολο δεδομένων χρησιμοποιώντας διαφορετικό αλγόριθμο ή διαφορετικό υποσύνολο χαρακτηριστικών. Στη σκληρή ψηφοφορία, η τελική πρόβλεψη βασίζεται στην πλειοψηφία των προβλέψεων του μοντέλου. Στην ομαλή ψηφοφορία, η τελική πρόβλεψη βασίζεται στον σταθμισμένο μέσο όρο των πιθανοτήτων του μεμονωμένου μοντέλου.

Στην περίπτωση μας, για να κατατάξουμε τα χαρακτηριστικά σε κάθε κατηγορία έχουμε χρησιμοποιήσει ένα είδος ομαλής ψηφοφορίας. Κάθε χαρακτηριστικό (bump), ανάλογα με το πόσο κοντά είναι η τιμή εισόδου του με την μέση τιμή που αντιστοιχεί στο χαρακτηριστικό αυτό, έχουμε πάρει μία βαρύτητα, η οποία αντιστοιχεί στο ρεύμα εξόδου του bump. Η βαρύτητα αυτή δεν είναι διακριτή αλλά συνεχής, δηλαδή μπορεί να δώσει 40% στην μία επιλογή και το 60% στην άλλη. Οι τιμές οι οποίες θα δοθούν για κάθε χαρακτηριστικό μίας κλάσης αιθροίζονται και συγκρίνονται μέσω του WTA κυκλώματος. Η κλάση με το μεγαλύτερο ρεύμα, δηλαδή τις περισσότερες ψήφους, αναδεικνύεται νικητής, συνεπώς το συγκεκριμένο δεδομένο λέμε ότι ανήκει σε αυτή την κλάση.

2.2.3 Τοποθέτηση βαρών

Ένα σημαντικό πλεονέκτημα του προτεινόμενου κυκλώματος είναι η δυνατότητα που παρέχει για την τοποθέτηση του αντίστοιχου βάρους σε κάθε bump. Αυτό επιτυγχάνεται εύκολα λόγω του ότι κάθε bump έχει ξεχωριστό ρεύμα τροφοδοσίας, το οποίο αντιστοιχεί στο βάρος του, όπως θα εξηγηθεί και στο Κεφάλαιο[3.1] Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας έχει γίνει χρήση 2 μεθόδων τοποθέτησης βαρών όπως θα δούμε στην συνέχεια.

Κλασική μέθοδος τοποθέτησης βαρών με χρήση της διασποράς

Η εκπαίδευση του μοντέλου γίνεται με την χρήση κώδικα στην python, ο οποίος θεωρεί ότι οι bump απεικονίζουν Gaussian συναρτήσεις [2.19]. Συνεπώς, βρίσκουμε την διασπορά για κάθε χαρακτηριστικό κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης του μοντέλου. Για τον λόγο ότι χρειαζόμαστε ρεύμα πόλωσης μέχρι $2nA$ για να έχουμε μικρή κατανάλωση ισχύος, θέτουμε ως ρεύμα (βάρος) ανά χαρακτηριστικό:

$$weight_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \quad (2.22)$$

$$I_{bias_i} = \frac{2n}{\max(\text{weight})} \text{weight}_i \quad (2.23)$$

όπου $i \in [1, N]$, N είναι ο αριθμός των χαρακτηριστικών.

Δευτερη μέθοδος τοποθέτηση βαρών με χρήση διασποράς

Όπως θα εξηγηθεί και στην συνέχεια (Κεφάλαιο[3.1.2]), τα κυκλώματα έχουν περιορισμένο εύρος σε σχέση με την μεταβολή της διασποράς τους. Σε πολλές περιπτώσεις αυτό το εύρος δεν επαρκεί για να απεικονίσει πλήρως το τρέχων πρόβλημα. Για να αντιμετωπιστεί αυτό το πρόβλημα, αυξάνουμε το εύρος του bump χρησιμοποιώντας μεγαλύτερο ρεύμα πόλωσης. Αυξάνοντας το ρεύμα πόλωσης, συνεπάγεται η παράλληλη αύξηση του εύρος όπως φαίνεται και στην εικόνα[3.5]. Συνεπώς, σε αυτού του είδους τα κυκλώματα, το ρεύμα πόλωσης (βάρος) κάθε bump είναι ανάλογο με την διασπορά του και το βρίσκεται μέσο της σχέσης:

$$\text{weigh}_i = \sqrt{2\pi\sigma^2} \quad (2.24)$$

$$I_{bias_i} = \frac{2n}{\max(\text{weigh})} \text{weigh}_i \quad (2.25)$$

Όπου και στην προηγούμενη μέθοδο έτσι και σε αυτή, η διασπορά υπολογίζεται από τα δήγματα εκπαίδευσης.

Κεφάλαιο 3

Βασικά κυκλώματα

3.1 Bump Circuits

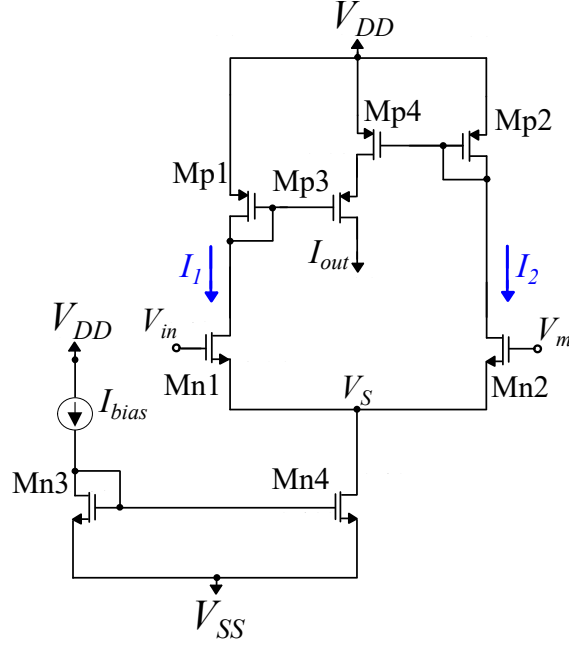
3.1.1 Gaussian function circuit

Τα Gaussian function circuits, γνωστά και ως Bump circuits, είναι ηλεκτρονικά κυκλώματα που έχουν σχεδιαστεί για να παράγουν ένα σήμα πρόσκρουσης ως απόκριση σε ένα ερέθισμα ή ένα σήμα εισόδου. Το Delbruck's Simple Bump, το οποίο φαίνεται στην εικόνα[3.1], αποτελεί το πρώτο Gaussian function κύκλωμα [6], που έχει δημοσιευθεί από τον Delbruck[14, 15]. Ακολούθησαν αρκετές έρευνες σε αυτό τον τομέα προκυμμένου να βελτιωθεί το κύκλωμα αυτό, εφόσον βρίσκει διάφορες εφαρμογές σε πολλούς τομείς όπως της μηχανικής μάθησης, της βιοϊατρικής και πολλούς άλλους [30, 36, 34, 31, 7].

Στο σημείο αυτό θα γίνει μια σύντομη ανάλυση του τρόπου λειτουργίας των "τμημάτων" του Delbruck's Simple Bump καθώς και κάποιων τροποποιήσεων που έγιναν σε άλλες έρευνες[6]. Τα τρανζίστορ $M_{n1} - M_{n2}$ δημιουργούν ένα καθρέπτη ρεύματος ο οποίος λειτουργεί ως τροφοδοσία για το κύκλωμα και είναι αυτός ο οποίος ελέγχει το ύψος της Γκαουσιανής που θα παραχθεί. Συνεπώς αυτός ο καθρέπτης λαμβάνει την τιμή του I_{bias} και ανάλογα με τον λόγο καθρεπτισμού,

$$S = \frac{\frac{W_{M_{n4}}}{L_{M_{n4}}}}{\frac{W_{M_{n3}}}{L_{M_{n3}}}} \quad (3.1)$$

τροφοδοτείτε το κύκλωμα από ένα ρεύμα το οποίο ισούται με $S * I_{bias}$. Σε αρκετές έρευνες που ακολουθήσαν χρησιμοποιείτε κασκοδικός καθρέπτης ρεύματος για την μείωση της εξάρτησης από την τάση V_S , για μικρότερη μεταβολή της



Σχήμα 3.1: Delbruck's Simple Bump. Το ρεύμα πόλωσης I_{bias} ελέγχει το ύψος , ενώ η τάση V_m την μέση τιμή του Γκαουσιανού ρεύματος εξόδου I_{out} .

τιμής του ρεύματος εξόδου I_{out} , καθώς μεταβάλλεται το I_{bias} , εις βάρος της κατανάλωσης ενέργειας [4, 9].

Στην συνέχεια, ανάλογα με την διαφορά της τάσης τροφοδοσίας (V_{in}, V_r) των τρανζίστορ M_{n1}, M_{n2} , το ρεύμα χωρίζεται σε I_1, I_2 όπως εξηγείται και στο [37]. Το απλό τρανζίστορ συχνά αντικαθίσταται για να δίνει καλύτερο έλεγχο, και σε πολλές περιπτώσεις την δυνατότητα ελέγχου της διασποράς [8, 28, 29], ή σε περίπτωση που επιθυμούμε να ελέγχουμε την μέση τιμή με την χρήση ρεύματος αντί τάσης [4]. Τέλος ο συνδυασμός των 4 τρανζίστορ $M_{p1} - M_{p4}$ ονομάζεται Simple Current Correlator και έχει ως ρεύμα εξόδου σε I_{out} όταν οι λόγοι καθρεπτίσμου των 2 καθρεπτών ρεύματος είναι ίσοι και συμβολίζονται με S [37]:

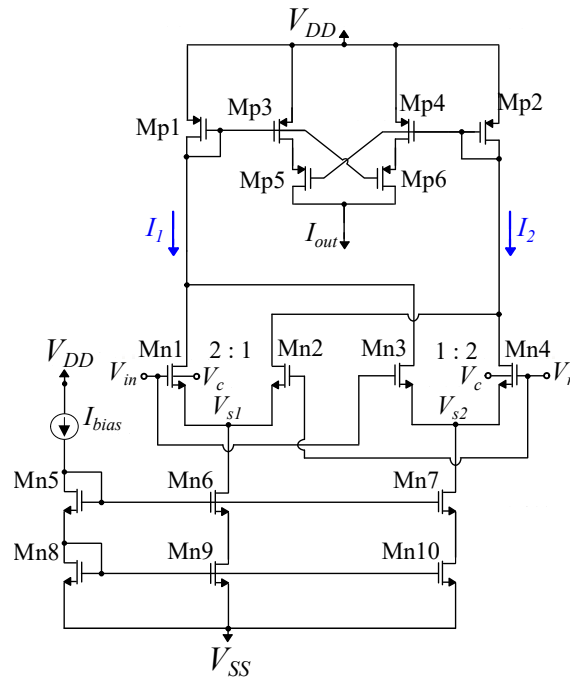
$$I_{out} = S \frac{I_1 I_2}{I_1 + I_2} \quad (3.2)$$

Παρόλα αυτά, πρακτικά έχει παραιτηθεί ότι με αυτό τον τρόπο σε πολλές περιπτώσεις δεν επιτυγχάνεται η μέγιστη τιμή να είναι στο αναμενόμενο σημείο $V_{in} = V_r$. Το πρόβλημα αυτό αντιμετωπίζεται σε ικανοποιητικό βαθμό με την χρήση Symmetric Current Correlator [9, 2, 20], ή ακόμη και με την χρήση

Floating Gate MOS Transistor σε συνδυασμό με Symmetric Current Correlator[32].

3.1.2 Προτεινόμενο Bump circuit

Για την υλοποίηση του κυκλώματος αυτού έχει επιλεχθεί η χρησιμοποίηση Cascode Bump όπως φαίνεται στο σχήμα [3.2]. Οι διαστάσεις όπου έχουν χρησι-



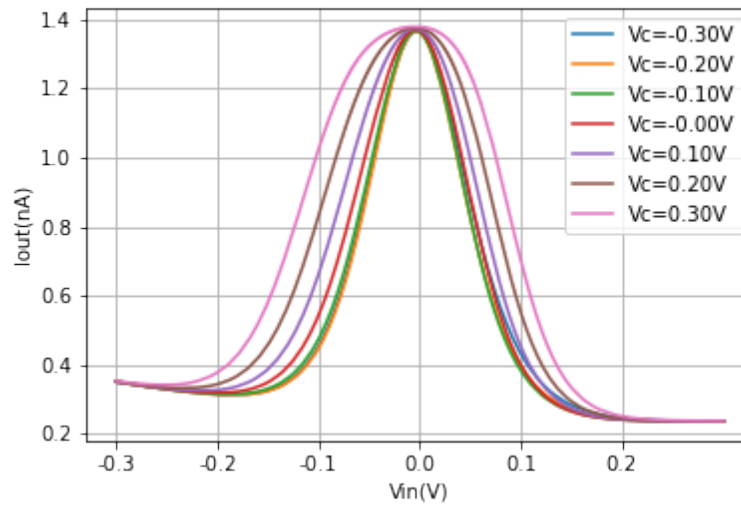
Σχήμα 3.2: Cascode Bump. Η τάση V_r ελέγχει την μέση τιμή, η τάση V_c την διασπορά και το ρεύμα πόλωσης I_{bias} το ύψος της Γκαουσιανής εξόδου I_{out} .

μοποιηθεί για την υλοποίηση του σχήματος 3.2 παρουσιάζονται στον πίνακα[3.1]. Αυτή η επιλογή έγινε γιατί ο συγκεκριμένος Bump έχει κατασκευαστεί με σκοπό την παραγωγή υψηλής ποιότητας Γκαουσιανής καθώς επίσης δίνει την δυνατότητα να υλοποιηθεί μεγάλου αριθμού πολυδιάστατων Γκαουσιανών[7, 9].

Γεγονός το οποίο δεν είναι απαραίτητο για το προτεινόμενο κύκλωμα εφόσον παρέχει από μόνο του την δυνατότητα παράλληλης χρήσης πολλών Γκαουσιανών. Παρόλα αυτά θέλουμε να χρησιμοποιηθεί αυτός για να έχουμε ένα καλό μέτρο σύγκρισης με το αντίστοιχο τετραγωνιστικό κύκλωμα. Επιπρόσθετα δίνει τη δυνατότητα για μεγάλο εύρος μεταβολής της διασποράς εικόνα[3.3], της μέσης τιμής εικόνα[3.4] και της βαρύτητάς του εικόνα[3.5]. Παρόλο που το

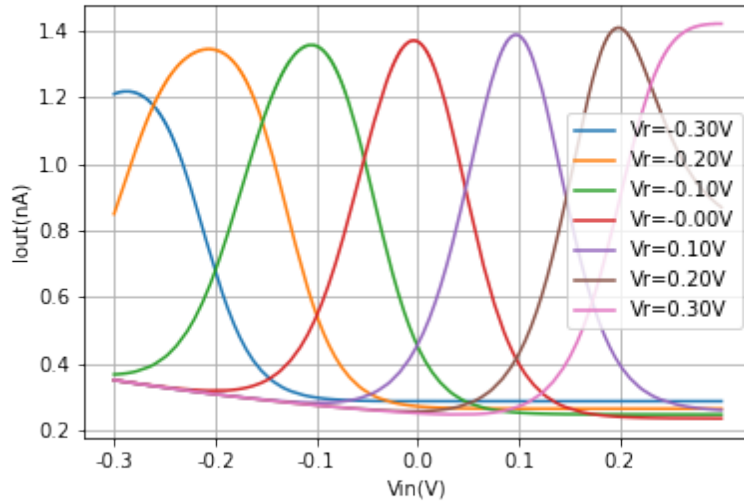
Πίνακας 3.1: Διαστάσεις τρανζίστορ (εικόνας 3.2).

Διαφορικό ζεύγος	W/L($\mu m/\mu m$)	Current correlator	W/L ($\mu m/\mu m$)
M_{n1}, M_{n4}	1.6/0.4	M_{p1}, M_{p2}	1.6/1.6
M_{n2}, M_{n3}	0.8/0.4	$M_{p3}-M_{p6}$	0.4/1.6
$M_{n5}-M_{n8}$	0.4/1.6	-	-
M_{n9}, M_{n10}	1.6/1.6	-	-



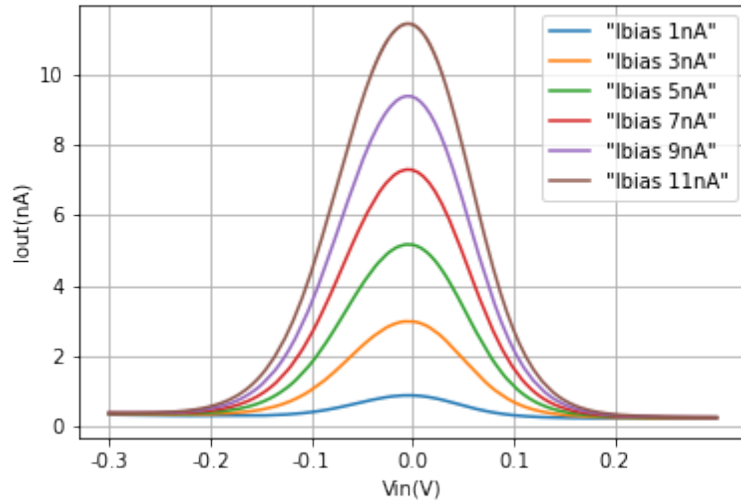
Σχήμα 3.3: Στην παρούσα εικόνα απεικονίζεται τα αποτελέσματα τα οποία έχει ο Cascode Bump καθώς μεταβάλετε η διασπορά (V_c) του, διατηρώντας σταθερό το ύψος-βάρος (I_{bias}) και την μέση τιμή (V_r), σε $1.nA$ και $0V$ αντίστοιχα. Όπως έχει προαναφερθεί υπάρχει μεγάλο εύρος μεταβολής της διασποράς καθώς έχει εξαιρετικά αποτελέσματα για όλο το δυνατό εύρος τιμών ($V_{SS} \leq V_c \leq V_{dd}$). Με το εξαιρετικά αποτελέσματα αναφερόμαστε στην μικρή μεταβολή του ύψους και επαρκές μεταβολή του πλάτους της Γκαουσιανής.

εύρος της διασποράς είναι το μέγιστο δυνατό, παραμένει περιορισμένο και σε αρκετές περιπτώσεις δεν επαρκεί, στις εφαρμογές που θα ακολουθήσουν χρησιμοποιείτε εύρος ίδιο με το εύρος της τροφοδοσίας $[-300mV, 300mV]$. Για τον λόγο αυτό σε ορισμένες περιπτώσεις γίνεται χρήση της μεθόδου τοποθέτησης βαρών, που αναφέρθηκε στο Κεφάλαιο 2.2.3. Επίσης οι Γκαουσιανές οι οποίες παράγονται απο το κύκλωμα αυτό, είναι αρκετά συμμετρικές γύρω από



Σχήμα 3.4: Στην εικόνα αυτή απεικονίζεται τα αποτελέσματα του Cascode Bump για διάφορες τιμές της μέσης τιμής του V_r . Διατηρώντας σταθερό το ύψος-βάρος (I_{bias}) και την διασπορά (V_c), σε $1.nA$ και $0V$ αντίστοιχα. Παρατηρείτε για μεγάλο εύρος τιμών μικρή μεταβολή της μέγιστης τιμής και της διασποράς, γεγονός όπου είναι επιθυμητό. Επιπλέον παρατηρείτε ότι η μέγιστη τιμή είναι και πάλι σε επιθυμητό σημείο ($V_{in} = V_r$).

την μέση τιμή τους και έχουν ικανοποιητικά αποτελέσματα ακόμη και για πολύ μικρές τιμές ρευμάτων της τάξης του $1nA$ όπως φαίνεται και στις εικόνες όπου προαναφέρθηκαν.



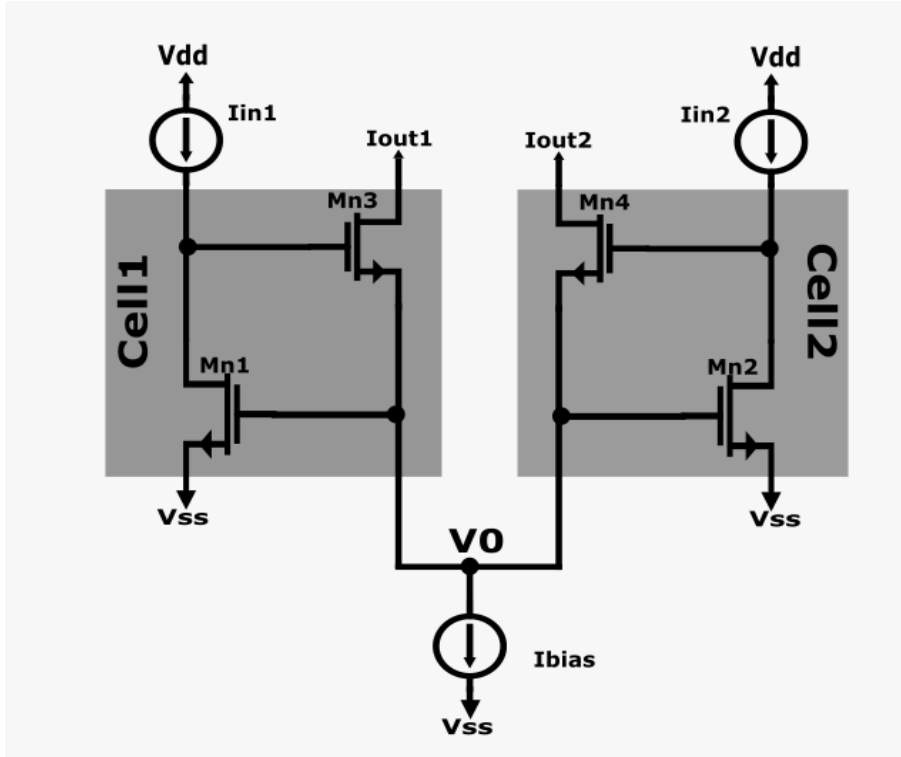
Σχήμα 3.5: Στην παρούσα εικόνα απεικονίζονται τα αποτελέσματα του Cascode Bump για διάφορες τιμές του ύψους του I_{bias} , το οποίο καθορίζει την βαρύτητα του κάθε Bump. Η μέση τιμή (V_r) καθώς και η διασπορά (V_c) παραμένουν σταθερές, σε 0V και οι 2V. Μπορούν να παρατηρηθούν αρκετά καλά αποτελέσματα καθώς δεν ειπάρχει μεγάλη απόκλιση μεταξύ της μέγιστης τιμής και της επιθυμητής, δηλαδή της τιμής εισόδου, καθώς επίσης βρίσκατε σχεδόν στο ιδανικό ($V_{in} = V_r$).

3.2 Winner Take All Circuits (WTA)

3.2.1 τρόπος λειτουργία 2D – NMOS – WTA

Το WTA κυκλώματος χρησιμοποιείται για την αναπαράσταση της συνάρτησης $\text{argmax}[25]$, της οποίας η χρήση της εξηγήθηκε στην ενότητα [2.2.1]. Γίνεται η παραδοχή ότι υπάρχει μόνο 1 νικητής σε κάθε περίπτωση. Για την υλοποίηση της συνάρτησης χρησιμοποιείται ένα αναλογικό στοιχείο με N ζεύγη θυρών ρεύματος εισόδου–εξόδου $[I_{in_i}, I_{out_i}]$ όπου $\forall i \in [1, N]$. Κάθε ζεύγος $[I_{in_i}, I_{out_i}]$ αποτελεί έναν νευρώνα. Στην εικόνα [3.6] αναπαριστάτε ένα 2 εισόδων ($N = 2$) WTA κύκλωμα το οποίο είναι κατασκευασμένο από NMOS transistor. Όπως φαίνεται και στην εικόνα [3.6]

Για να λειτουργήσει σωστά το συγκεκριμένο κύκλωμα βάζουμε 2 ρεύματα εισόδου I_{in1} και I_{in2} , τα οποία τοποθετούνται στα τρανζίστορ M_{n1} και M_{n2} αντίστοιχα, καθώς και ένα ρεύμα πόλωσης I_{bias} . Συνεπώς από την εξίσωση [2.15] και γνωρίζοντας ότι το Body συνδέεται με το Source και για απλότητα θέτουμε $V_S = V_B = 0$. Επίσης έχουν γίνει οι παραδοχές ότι η θερμοκρασία



Σχήμα 3.6: απλό WTA κύκλωμα με δύο NMOS νευρόνες

για κάθε transistor είναι η ίδια $V_{T_i} = V_T$, όλα τα transistor έχουν τις ίδιες διαστάσεις καθώς και ίδια τεχνολογία $I_{0_{ni}} = I_0, \forall i \in [1, 4]$ έχουμε:

$$I_{in1} = I_{M_{n1}} = I_0 e^{k_n(V_0)/V_T} (1 - e^{-V_{D1}/V_T}) \quad (3.3)$$

έχει οριστεί ότι $V_{G_{M_{n1}}} = V_{G_{M_{n1}}} = V_0$ από [3.3] προκύπτει ότι:

$$V_{D_{M_{n1}}} = -V_T \ln\left(-\frac{I_{in1}}{I_0} e^{-k_n(V_0/V_T)} + 1\right) \quad (3.4)$$

$$I_{out1} = I_{M_{n2}} = I_0 e^{k_n(V_{D1}/V_T)} \quad (3.5)$$

εδώ έγινε η παραδοχή ότι $1 \gg e^{-V_0/V_T}$. Συνεπώς από [3.5], [3.4] και μετά από πράξεις καταλήγουμε στην εξίσωση:

$$I_{out1} = \frac{I_0}{\left(1 - \frac{I_{in1}}{I_0} e^{-k_n V_0/V_T}\right)^{k_n}} \quad (3.6)$$

αντίστοιχα και για I_{out2} βρίσκουμε:

$$I_{out2} = \frac{I_0}{\left(1 - \frac{I_{in2}}{I_0} e^{-k_n V_0/V_T}\right)^{k_n}} \quad (3.7)$$

Επίσης από τον νόμο ρευμάτων του Kirchhoff βρίσκουμε:

$$I_{bias} = I_{out1} + I_{out2} \quad (3.8)$$

συνεπώς από [3.8],[3.6] και [3.7] έχουμε 3 περιπτώσεις, όπως φαίνεται και στην εικόνα[3.8]:

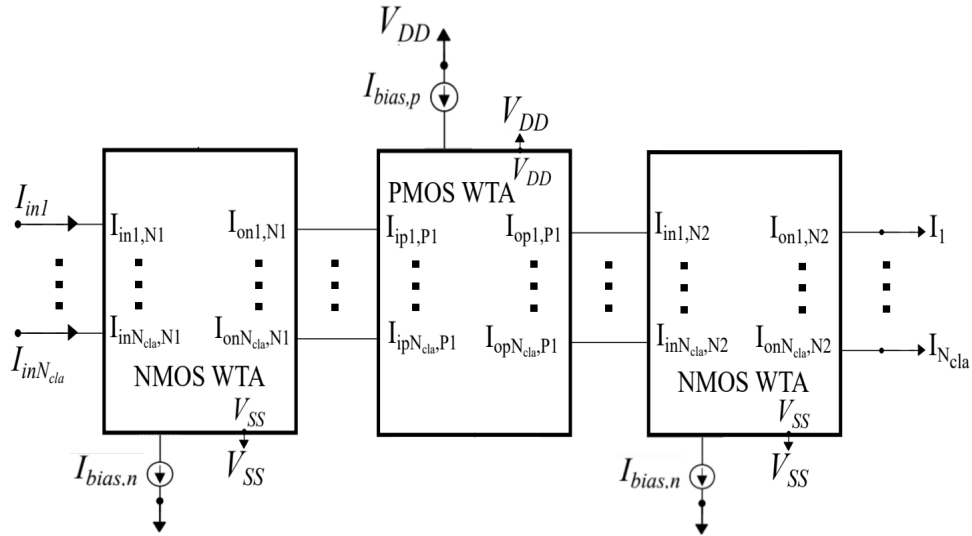
- Για $I_{in1} \gg I_{in2} \Rightarrow I_{out1} \gg I_{out2} \Rightarrow I_{out1} \approx I_{bias} \Rightarrow$ Το ρεύμα-η επιλογή 1 είναι ο νικητής.
- Για $I_{in2} \gg I_{in1} \Rightarrow I_{out2} \gg I_{out1} \Rightarrow I_{out2} \approx I_{bias} \Rightarrow$ Το ρεύμα-η επιλογή 2 είναι ο νικητής.
- Για $I_{in1} \approx I_{in2} \Rightarrow I_{out1} \approx I_{out2} \Rightarrow$ δεν υπάρχει ξεκάθαρος νικητής συνεπώς υπάρχει αβεβαιότητα.

Σκοπός είναι η περιοχή της αβεβαιότητας να είναι όσο το δυνατό μικρότερη ώστε να μπορεί να θεωρηθεί αμελητέα.

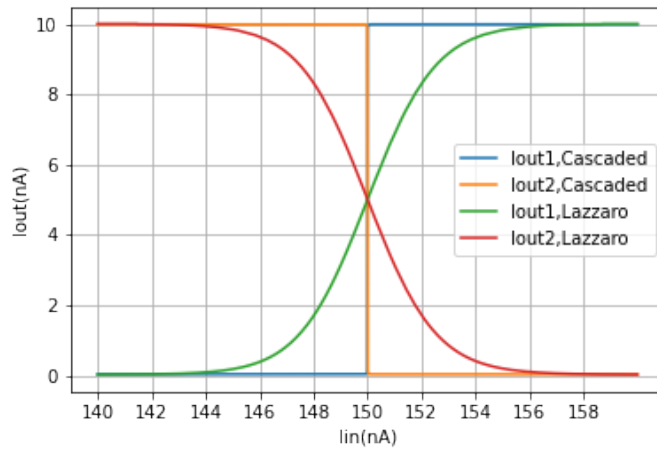
Με αντίστοιχο τρόπο λειτουργούν και τα WTA μεγαλύτερων διαστάσεων, τοποθετώντας τόσα κελιά όσες θα είναι και οι διαστάσεις τους. Με ανάλογο τρόπο υλοποιούνται και τα WTA κυκλώματα τα οποία είναι κατασκευασμένα από $PMOS$ τρανζίστορ. Αλλάζουν οι διαστάσεις των τρανζίστορ για να μπορούν να έχουν παρόμοια συμπεριφορά όπως φαίνεται και στον πίνακα [3.2].

3.2.2 Προτεινόμενο WTA κύκλωμα

Για να το πετύχουμε αυτό χρησιμοποιείτε Cascaded WTA , δηλαδή τοποθετούνται διαδοχικά WTA κυκλώματα, ώστε στο σημείο αβεβαιότητας του 1ου WTA να πηγαίνει στο 2ο, να παίρνει το σημείο όπου έχει ελαφρώς μεγαλύτερο ρεύμα και να το βγάζει αυτό ως νικητή[7]. Τα κυκλώματα τα που χρησιμοποιούνται έχουν ως ρεύμα εισόδου στο WTA μέχρι $150nA$, ποσό για το οποίο 3 διαδοχικά WTA μας βγάζουν αποτέλεσμα με μικρή αβεβαιότητα η οποία θεωρείται αμελητέα, όπως φαίνεται και στην εικόνα[3.8]. Το κύκλωμα αυτό φαίνεται στην εικόνα[3.7] και αποτελείται από 2 NMOS- WTA και 1 PMOS- WTA , που οι διαστάσεις τους περιγράφονται στον πίνακα[3.2].



Σχήμα 3.7: Cascaded WTA



Σχήμα 3.8: Τα όρια απόφασης για το *Cascaded WTA* και για το *Lazzaro WTA*. Όπως παρατηρήται, η έξοδος του *Cascaded WTA* επιτυγχάνει πολύ μικρότερη περιοχή αβεβαιότητας, ιδανικό γεγονός για προβλήματα ταξινόμησης.

Πίνακας 3.2: Διαστάσεις MOS Transistor's (εικόνας 3.7).

NMOS Νευρώνας	W/L ($\mu m/\mu m$)	PMOS Νευρώνας	W/L ($\mu m/\mu m$)
$M_{n1}-M_{n2}$	0.4/1.6	$M_{p1}-M_{p2}$	0.8/1.6

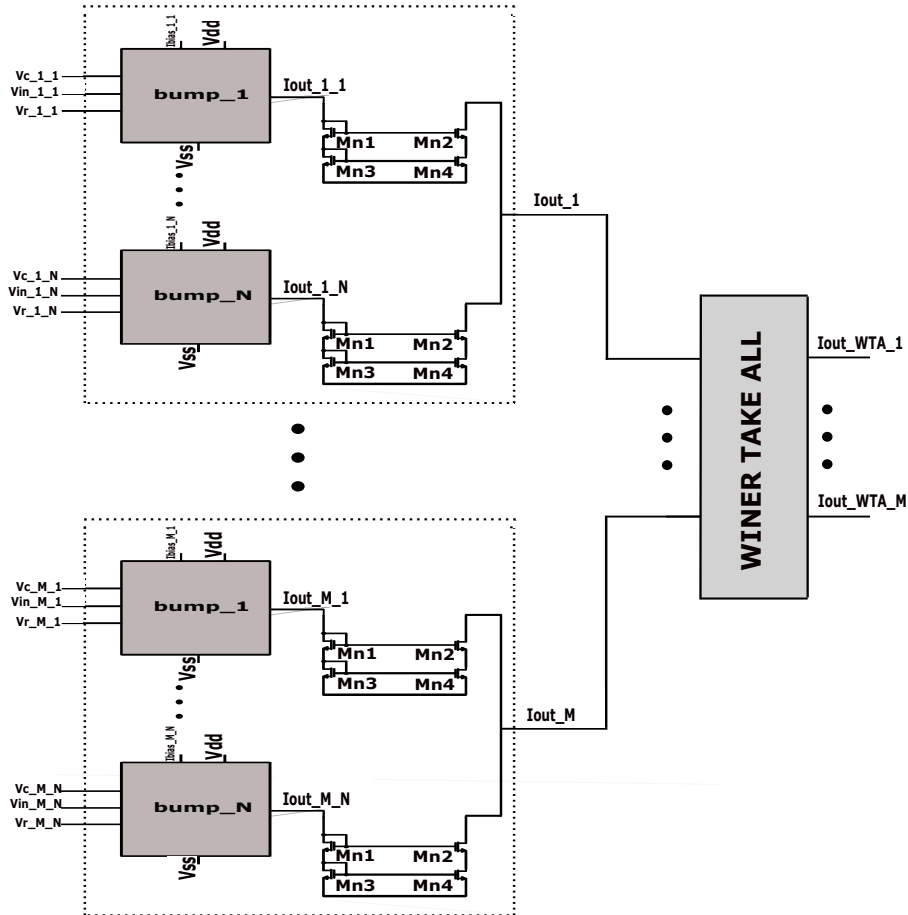
3.3 Πλήρης προτεινόμενη αρχιτεκτονική

Όπως αναφέρθηκε και στο κεφάλαιο [2.2.2], το κύκλωμα αυτό ταξινομεί τα δεδομένα χρησιμοποιώντας την μέθοδο της ψηφοφορίας. Κάθε χαρακτηριστικό του dataset αρχείου αποτελεί ένα ψήφο για κάθε κλάση. Για να γίνει η ταξινόμηση αρχικά από τους bump λαμβάνουμε κάποιες τιμές του ρεύματος, οι οποίες αντιστοιχούν στο ψήφο του αντίστοιχου χαρακτηριστικού για την συγκεκριμένη κλάση $Iout_i$.

$$Iout_i = \sum_{n=1}^N w_{i_n} Iout_{i_n} \quad (3.9)$$

Όπου N αντιστοιχεί στον αριθμό των χαρακτηριστικών κάθε κλάσης. Ενώ $Iout_{i_n}$ είναι η ψήφος και w_{i_n} είναι το βάρος του χαρακτηριστικού n της κλάσης i . Στην συνέχεια χρησιμοποιούμε την συνάρτηση $\arg \max_m [Iout_m]$ δηλαδή ένα WTA κύκλωμα με M διαστάσεις όπου M συμβολίζουμε τον αριθμό των κλάσεων, όπως φαίνεται και στην εικόνα[3.9]. Οι έξοδοι του WTA αντιστοιχούν στο αποτέλεσμα της ψηφοφορίας, η έξοδος η οποία θα έχει το μεγαλύτερο ρεύμα κερδίζει και συνεπώς η αντίστοιχη κλάση είναι αυτή στην οποία αποφασίζεται πως ανήκει το δεδομένο αυτό.

Όπως παρατηρείται και από την εικόνα [3.9] έχουν χρησιμοποιηθεί κασοδικοί καθρέπτες ρεύματος για να αθροιστούν τα ρεύματα εξόδου της κάθε κλάσης, των οποίων οι διαστάσεις φαίνονται στον πίνακα[3.3]. Όπως παρατηρείτε και από τις διαστάσεις των τρανζίστορ ο καθρέπτης χρησιμοποιείται για την ενίσχυση του σήματος. Με σκοπό να είναι πιο εμφανής η διαφορά ανάμεσα σε κάθε ψήφο και να υπάρχει μικρή κατανάλωση αφή στιγμής που το ρεύμα αυξάνεται μόνο σε ένα στάδιο, πριν μπει στον WTA. Επιπλέον αυτό έχει γίνει γιατί δεν θέλουμε να υπάρχει επίδραση στο αποτέλεσμα μεταξύ των bump. Σε περίπτωση που δεν χρησιμοποιείτε ο κασοδικός καθρέπτης, οι έξοδοι των bump συνδέονται απευθείας στο WTA κύκλωμα. Όταν ένας bump έχει μεγάλο ρεύμα εξόδου,



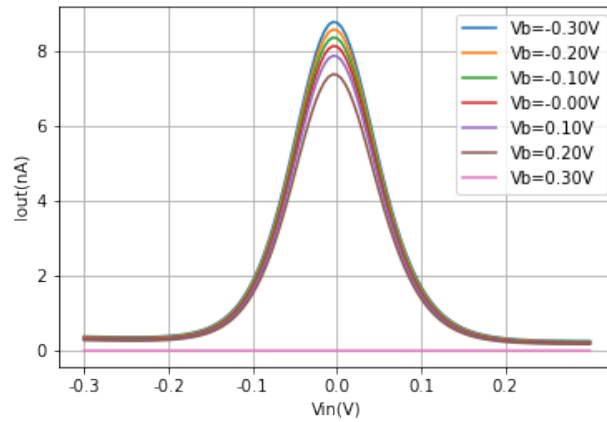
Σχήμα 3.9: Πλήρες προτεινόμενο κύκλωμα με M κλάσεις και N χαρακτηριστικά για κάθε κλάση.

Πίνακας 3.3: Διαστάσεις κασκοδικού καθρέπτη ρεύματος (εικόνας 3.9).

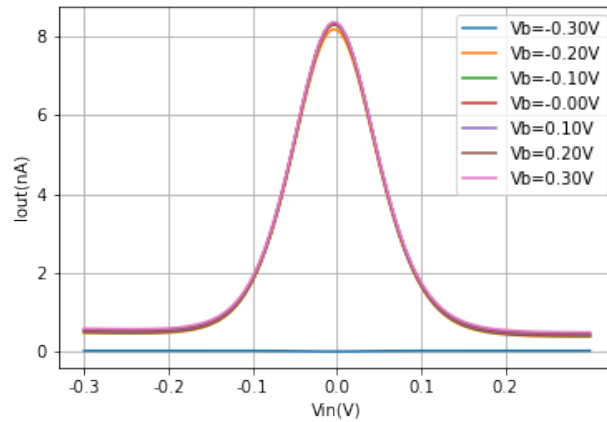
NMOS	W/L ($\mu m/\mu m$)	NMOS	W/L ($\mu m/\mu m$)
$M_{n1}-M_{n3}$	0.4/1.6	M_{n4}	1.6/0.4

αυξάνεται και η τάση στην έξοδο όλων των bump. Αντίστοιχα αν έχει χαμηλό ρεύμα εξόδου μειώνεται η τάση στην έξοδο των bump. Όπως φαίνεται και στην

εικόνα [3.10], η μεταβολή της τάσης στην έξοδο έχει επίδραση στην τιμή του ρεύματος εξόδου. Με αυτό τον τρόπο η έξοδος κάθε bump θα είναι εξαρτημένη



Σχήμα 3.10: Ρεύμα εξόδου του bumpόταν έχει χρησιμοποιηθεί κασκοδικός καθρέπτης ρεύματος, αν μεταβάλλουμε την τάση εξόδου του, ενώ κρατάμε σταθερά το V_T , V_C και I_{bias} σε $0V$, $-0.3V$ και $8nA$ αντίστοιχα.



Σχήμα 3.11: Ρεύμα εξόδου του bump αν μεταβάλλουμε την τάση εξόδου του, μετά τον κασκοδικό καθρέπτη ρεύματος. Ενώ κρατάμε σταθερά το V_T , V_C και I_{bias} σε $0V$, $-0.3V$ και $8nA$ αντίστοιχα.

και από τις εξόδους των άλλων bump της ίδιας κλάσης, πράγμα ανεπιθύμητο

. Για τον λόγο αυτό έχει αποφασιστεί να χρησιμοποιηθεί ο κασχοδικός καθρέπτης για την μείωση την επίδραση του αποτελέσματος των bump μεταξύ τους. Όπως μπορούμε να δούμε και στην εικόνα [3.11], έχουμε μικρότερη επίδραση στο τελικό αποτέλεσμα μας, από την μεταβολή της τάσης, σε σχέση με την εικόνα [3.10], όπου δε χρησιμοποιήθηκε ο κασχοδικός καθρέπτης. Συνεπώς έχει μικρότερη εξάρτηση από τα άλλα χαρακτηριστικά τις ίδιας κλάσης. Αυτό όμως δρα εις βάρος τις κατανάλωσης του κυκλώματος καθώς και του μεγέθους του.

Παρατηρείται ότι ο μηδενισμός του ρεύματος εξόδου στην περίπτωση με κασχοδικό καθρέπτη γίνεται όταν η τάση στα άκρα είναι $-300mV$, ενώ αν δεν υπάρχει κασχοδικός καθρέπτης είναι στα $300mV$. Αυτό συμβαίνει γιατί στην περίπτωση με κασχοδικό καθρέπτη έχουμε NMOS τρανζίστορ το οποίο είναι συνδεδεμένο με το V_{SS} , συνεπώς δεν έχει επαρκή τάση για να λειτουργήσει σωστά και δεν αφήνει το ρεύμα να περάσει. Αντίστοιχα και στην περίπτωση όπου δεν υπάρχει κασχοδικός καθρέπτης έχουμε PMOS τρανζίστορ στο οποίου αν του επιβάλεις μια τάση στο drain ίση με την τάση τροφοδοσίας, δεν έχει επαρκή τάση για να λειτουργήσει σωστά, συνεπώς και ούτε αυτό αφήνει το ρεύμα να περάσει.

Κεφάλαιο 4

Εφαρμογές και Προσομοιώσεις

Στο κεφάλαιο αυτό θα αναφερθούν διάφορες χρήσεις του ταξινομητή οι οποίες έχουν δοκιμαστεί πειραματικά και είναι βασισμένες σε πραγματικά αρχεία δεδομένων. Κάθε αρχείο περιλαμβάνει ένα αριθμό δειγμάτων. Αυτός ο αριθμός δειγμάτων, με την χρήση ενός κώδικα στην python, διαχωρίστηκε σε δείγματα εκπαίδευσης και δείγματα ελέγχου ποιότητας με ποσοστό 70 – 30 αντίστοιχα. Μέσω των δειγμάτων εκπαίδευσης, ο κώδικας υπολογίζει την διασπορά (V_c), την μέση τιμή (V_f) και το βάρος (I_{bias}) της κάθε Γκαουσιανή συνάντησης, δηλαδή κάθε χαρακτηριστικού της. Οι τιμές της διασποράς κυμαίνονται σε όλο το εύρος της τάσης $[-300mV, 300mV]$, ενώ για την μέση τιμή περιορίσαμε το εύρος ανάλογα με την περίπτωση. Όσο για τον υπολογισμό του βάρους, χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικές μεθόδους σε κάθε αρχείο ανάλογα με τον τρόπο κατανομής των δεδομένων με μέγιστο ρεύμα τροφοδοσίας (I_{bias}) να έχει την τιμή στα $2nA$. Στις δοκιμές στις οποίες δεν τοποθετήθηκαν βάρη, το I_{bias} είναι ίδιο για όλους τους Bump στα $2nA$, ενώ στο κύκλωμα το οποίο είναι βασισμένο στο θεώρημα του Μπέης το ρεύμα τροφοδοσίας είναι $8nA$. Στην συνέχεια ο κώδικας μετατρέπει τα δείγματα ελέγχου σε δείγματα τάσης, που χρησιμοποιούνται ως είσοδοι (V_{in}) στα κυκλώματα. Για να έχουμε ένα αποτέλεσμα το οποίο να ανταποκρίνεται καλύτερα στην πραγματικότητα, για κάθε αρχείο επαναλάβουμε την παραπάνω διαδικασία 20 φορές και ως ποσοστό ευστοχίας του κυκλώματος παρουσιάσαμε την μέση τιμή αυτών των επαναλήψεων για κάθε περίπτωση. Με τον όρο ευστοχία υποδηλώνεται ο αριθμός των ορθών διαγνώσεων δια το πλήθος των εξετάσεων.

4.1 Διάγνωση του υποθυρεοειδισμού

4.1.1 Υποθυρεοειδισμός

Ο υποθυρεοειδισμός είναι μια ιατρική κατάσταση που εμφανίζεται όταν ο θυρεοειδής αδένας δεν παράγει αρκετές θυρεοειδικές ορμόνες για να καλύψει τις ανάγκες του σώματος. Ο θυρεοειδής αδένας, που βρίσκεται στο λαιμό, είναι υπεύθυνος για την παραγωγή ορμονών που ρυθμίζουν το μεταβολισμό, τον καρδιακό ρυθμό, τη θερμοκρασία του σώματος και άλλες ζωτικές σωματικές λειτουργίες. Όταν ο θυρεοειδής αδένας δεν παράγει αρκετές ορμόνες, μπορεί να οδηγήσει σε ποικίλα συμπτώματα όπως κόπωση, αύξηση βάρους, δυσανεξία στο κρύο, ξηροδερμία και απώλεια μαλλιών. Ο υποθυρεοειδισμός μπορεί να προκληθεί από διάφορους παράγοντες, όπως αυτοάνοσες διαταραχές, ακτινοθεραπεία, ορισμένα φάρμακα ή έλλειψη ιωδίου στη διατροφή. Μπορεί να διαγνωστεί μέσω εξετάσεων αίματος και συχνά αντιμετωπίζεται με καθημερινή θεραπεία ορμονικής υποκατάστασης η οποία βοηθά στην αποκατάσταση των φυσιολογικών επιπέδων θυρεοειδικών ορμονών στο σώμα.

Για να ελέγξουμε την ποιότητα του κυκλώματος, έχει χρησιμοποιηθεί το αρχείο `allhyp.data` από το `Thyroid Disease Data Set`[16]. Το αρχείο αυτό περιλαμβάνει διάφορες εξετάσεις, όσο αφορά τον ταξινομητή που αναλύεται σε αυτή την εργασία, έχουμε κρατήσει την ηλικία και τα αποτελέσματα από τις εργαστηριακές εξετάσεις T3, T4, T4U για τον λόγο ότι οι ορμόνες T3 και T4 παράγονται μέσω του θυρεοειδή αδένου. Έχουμε επίσης κρατήσει και τα αποτελέσματα της εξέτασης για την θυρεοειδοτρόπο ορμόνη (TSH) καθώς και τις εξετάσεις για το FTI. Στο αρχείο αυτό υπάρχουν 3 κατηγορίες υποθυρεοειδισμού `primary hypothyroid`, `compensated hypothyroid`, `secondary hypothyroid`. Παρόλα αυτά για τον `secondary hypothyroid` υπάρχει πολύ μικρός αριθμός δειγμάτων που δεν τα καθιστά επαρκή για την εκπαίδευση και τον έλεγχο του κυκλώματος συνεπώς δεν συμπεριλήφθηκε. Για τον πιο πάνω λόγο, έχουμε κρατήσει τρεις κλάσεις `primary hypothyroid`, `compensated hypothyroid` και να μην πάσχει από υποθυρεοειδισμό. Κάθε κλάση εμπεριέχει 6 χαρακτηριστικά (διαστάσεις δείγματος) που περιγράφουν χαρακτηριστικά τις περιπτώσεις του ασθενούς που αναφερθήκαν παραπάνω. Συνεπώς στο σύνολο έχουμε 18 προηγούμενες συναρτήσεις μέλους καθώς επίσης έχουν κρατηθεί 2797 περιπτώσεις (δείγματα) από τα 2799 που υπάρχουν.

4.1.2 Αποτελέσματα ταξινομητή

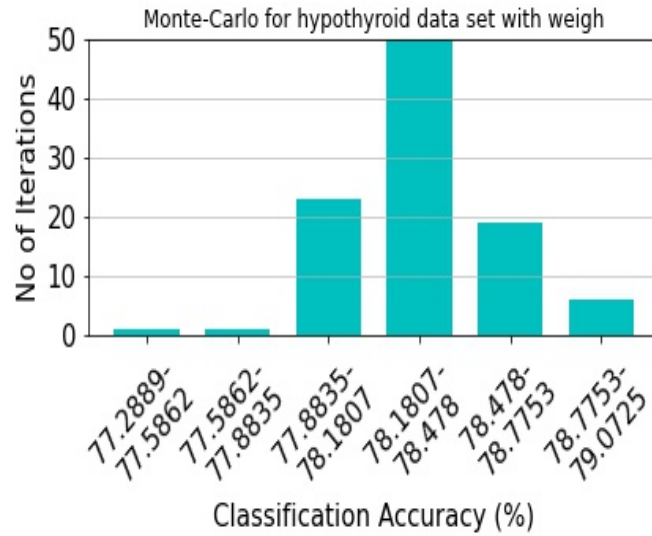
Όπως παρατηρείται από τον πίνακα [4.1] σε αυτό το σύνολο δεδομένων υπάρχει αρκετή απόκλιση του ποσοστού ευστοχίας του λογισμικού σε σχέση με των κυκλωμάτων. Αυτό συμβαίνει γιατί στην κατάταξη του είδους του υποθυρεοει-

δισμού η κάθε κλάση έχει πολύ μικρή διαφορά από τις άλλες συνεπώς η κάθε απόφαση μπορεί να ληφθεί με πολύ μικρή διαφορά από την επόμενη υποψήφια. Παρόλα αυτά παρατηρείται ένα ικανοποιητικό ποσοστό ευστοχίας και για τα αναλογικά κυκλώματα. Τα βάρη σε αυτήν την περίπτωση έχουν επιλεγεί να είναι βασισμένα στην κλασική μέθοδο τοποθέτησης βαρών όπως περιγράφεται στο Κεφάλαιο [2.2.3] λόγω του μικρού εύρους τιμών που χρησιμοποιείτε. Συγκεκριμένα, το εύρος τιμών το οποίο χρησιμοποιήτε είναι $[-100mV, 100mV]$. Αυτό το αρχείο δεδομένων περιγράφεται ελαφρώς καλύτερα με την χρήση του Bayesian θεωρήματος, εφόσον το Bayesian μοντέλο παρουσιάζει καλύτερα αποτελέσματα από το μοντέλο ψηφοφορείας χωρίς βάρη. Στην περίπτωση που τοποθετηθούν βάρη, παρατηρείται αρκετή βελτίωση του ποσοστού ευστοχίας, μεγαλύτερη από 2%. Επίσης με την χρήση βαρών, το ποσοστό ευστοχίας είναι σε μικρότερο εύρος και δεν έχει μεγάλη απόκλιση του μέγιστου με του ελάχιστου ποσοστού ευστοχίας σε σχέση με τις άλλες περιπτώσεις. Η ισχύς η οποία καταναλώνουν τα κυκλώματα τα οποία προτείνονται είναι επίσης αρκετά μικρότερη από αυτή την οποία χρειάζεται το κλασικό μοντέλο.

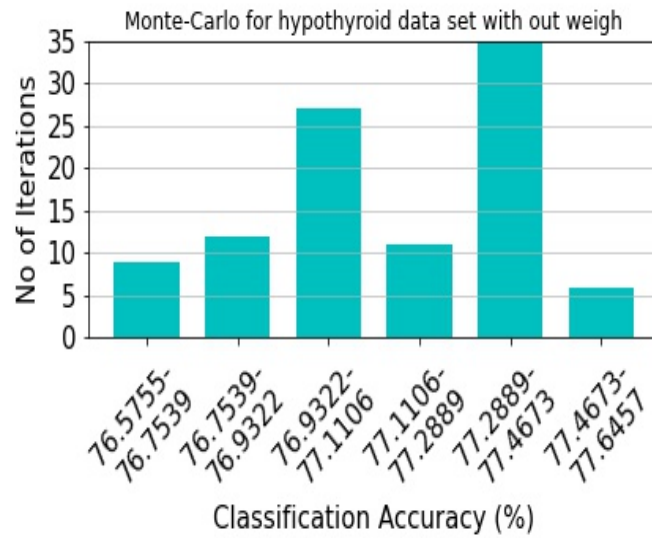
Πίνακας 4.1: Αποτελέσματα ακρίβειας στο σύνολο δεδομένων για την διάγνωση του υποθυρεοειδισμού για εύρος τιμών $200mV$ (για 20 επαναλήψεις).

Μέθοδος	Καλύτερο(%)	Χειρότερο(%)	Μέση τιμή(%)	Ισχύς nA
Software	93.58	87.63	91.21	–
Bayesian	81.09	69.92	75.59	629.3
Proposed	78.60	71.22	76.55	160.1
with weight				
Proposed	78.36	70.51	74.33	246.1
no weight				

Στην συνέχεια έχει γίνει ανάλυση Monte Carlo για ένα απο τους προηγούμενους ελέγχους στην οποία διεξήχθησαν 100 επαναλήψεις. Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων αυτών φαίνονται στις εικόνες [4.1] [4.2] που είναι με την χρήση βαρών και χωρίς την χρήση βαρών αντίστοιχα. Το μέγιστο, ελάχιστο και μέσο ποσοστό ευστοχίας για κάθε κύκλωμα καθώς και η διασπορά τους για την ανάλυση Monte Carlo απεικονίζονται στον πίνακα[4.2]. Τα αποτελέσματα αυτά επιβεβαιώνουν τα αποτελέσματα του προηγούμενου ελέγχου, που είναι ότι με την χρήση βαρών έχουμε καλύτερα αποτελέσματα καθώς επίσης παρατηρείται και στις δύο περιπτώσεις μια αρκετά μικρή τυπική απόκλιση.



Σχήμα 4.1: Αποτελέσματα προσομοίωσης *MonteCarlo* για την διάγνωση του υποθυρεοειδισμού με την χρήση βαρών.



Σχήμα 4.2: Αποτελέσματα προσομοίωσης *MonteCarlo* για την διάγνωση του υποθυρεοειδισμού χωρίς την χρήση βαρών.

Πίνακας 4.2: Αποτελέσματα ακρίβειας *Monte Carlo* στο σύνολο δεδομένων για την διάγνωση του υποθυρεοειδισμού για εύρος τιμών $200mV$ (για 20 επαναλήψεις).

Μέθοδος	Καλύτερο(%)	Χειρότερο(%)	Μέση τιμή(%)	Τυπική απόκλιση
Proposed with weight	79.073	77.289	78.316	0.002559
Proposed no weight	77.646	76.576	77.106	0.002502

4.2 Διάγνωση του καρκίνου του μαστού

4.2.1 Καρκίνος του μαστού

Ο καρκίνος του μαστού είναι ένας τύπος καρκίνου που ξεκινά από τα κύτταρα του ιστού του μαστού. Χαρακτηρίζεται από την ανώμαλη ανάπτυξη κυττάρων στο μαστό, τα οποία μπορούν να σχηματίσουν όγκο. Αυτή η κατάσταση εντοπίζεται κατά κύριο λόγο στις γυναίκες. Τα συμπτώματα του καρκίνου του μαστού μπορεί να περιλαμβάνουν ένα εξόγκωμα ή πάχυνση στο στήθος, αλλαγές στο μέγεθος ή το σχήμα του μαστού, πόνο ή έκκριμα από τη θηλή και αλλαγές στο δέρμα πάνω από το στήθος. Υπάρχουν διάφορες επιλογές θεραπείας ανάλογα με το στάδιο και τον τύπο του καρκίνου όπως χειρουργική επέμβαση, ακτινοθεραπεία, χημειοθεραπεία, ορμονοθεραπεία ή στοχευμένη θεραπεία. Η έγκαιρη ανίχνευση του καρκίνου του μαστού μπορεί να αυξήσει τις πιθανότητες επιτυχούς θεραπείας.

Το αρχείο το οποίο έχει χρησιμοποιηθεί για τον έλεγχο τις ποιότητας του κυκλώματος είναι: The Breast Cancer Wisconsin (Original) Data Set[40], που ελήφθη από το University of California, Irvine (UCI), το οποίο παρέχει επεξεργασμένα δεδομένα που προέρχονται από 699 κλινικές περιπτώσεις καρκίνου του μαστού. Κάθε περίπτωση περιλαμβάνει 9 χαρακτηριστικά τα οποία επίσης περιγράφουν χαρακτηριστικά της κλινικής περίπτωσης του ασθενούς. Αυτά τα χαρακτηριστικά, τα οποία αριθμούνται σε κλίμακα 1 – 10, περιλαμβάνουν το πάχος της συστάδας, την ομοιομορφία μεγέθους και σχήματος κυττάρου, την οριακή πρόσφυση, το μέγεθος μεμονωμένων επιθηλιακών κυττάρων, τους γυμνούς πυρήνες, την ήπια χρωματίνη, τους κανονικούς πυρήνες και τις μιτώσεις.

Κάθε χαρακτηριστικό θεωρείται μια μεταβλητή η οποία έχει δύο γλωσσικούς όρους, συνεπώς σύνολο έχουμε 18 προηγούμενες συναρτήσεις μέλους. Αυτές οι συναρτήσεις αντιπροσωπεύουν τις δύο κατηγορίες διάγνωσης καρκίνου του μαστού: Καλοήγη και Κακοήγη.

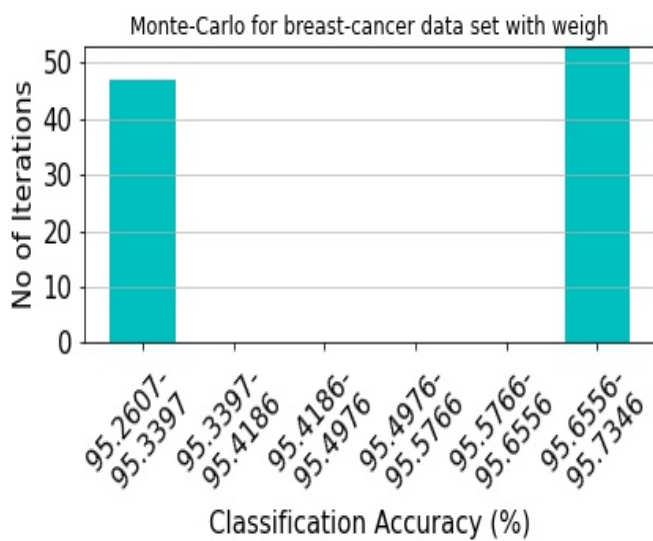
4.2.2 Αποτελέσματα ταξινομητή

Όπως είναι εμφανές και από τον πίνακα 4.3 για την διάγνωση του καρκίνου του μαστού η χρήση της μεθόδου της ψηφοφορίας παρουσιάζει πολύ καλύτερα αποτελέσματα από το Μπέησιανό μοντέλο, και πάρα πολύ κοντινά με το λογισμικό το οποίο είναι το μέγιστο ποσοστό ευστοχίας που μπορεί να επιτευχθεί για κάθε είδους κύκλωμα που είναι βασισμένο στο Μπέησιανό μοντέλο. Σε αυτή την περίπτωση παρατηρείτε μεγαλύτερο ποσοστό ευστοχίας χωρίς την χρήση βαρών καθώς το εύρος στο οποίο κυμαίνεται η διασπορά των παραμέτρων είναι σε επιθυμητά πλαίσια και καλύπτεται από αυτήν που παρέχει το κύκλωμα. Η τοποθέτηση βαρών γίνεται βάση του Κεφαλαίου [2.2.3] και το εύρος τιμών είναι $[-150mV, 150mV]$. Στην συνέχεια έχει γίνει και για αυτό το αρχείο α-

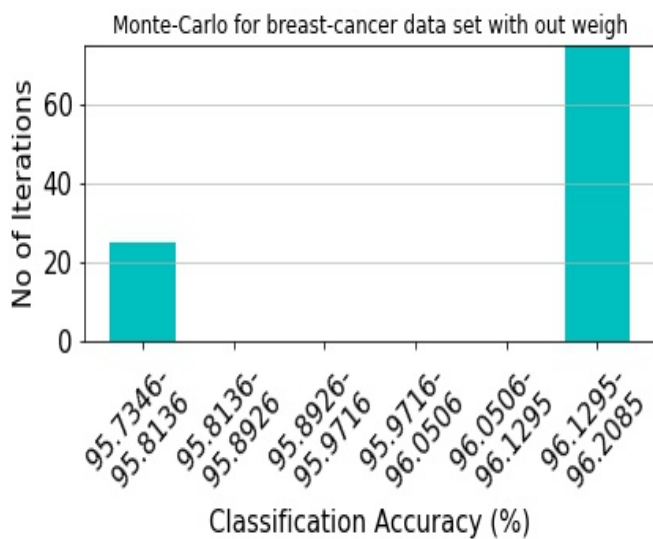
Πίνακας 4.3: Αποτελέσματα ακρίβειας στο σύνολο δεδομένων για την διάγνωση του καρκίνου του μαστού για εύρος τιμών $300mV$ (για 20 επαναλήψεις).

Μέθοδος	Καλύτερο(%)	Χειρότερο(%)	Μέση τιμή(%)	Ισχύς nA
Software	98.10	95.26	96.85	—
Bayesian	87.68	80.57	84.15	650.7
Proposed	97.16	94.31	95.92	166.6
with weight				
Proposed	98.10	94.79	96.54	202.5
no weight				

νάλυση Monte Carlo για ένα απο τους προηγούμενους ελέγχους στην οποία διεξήχθησαν 100 επαναλήψεις. Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων αυτών απεικονίζονται στις εικόνες [4.3] [4.4] που είναι με την χρήση βαρών και χωρίς την χρήση βάρη αντίστοιχα. Το μέγιστο, ελάχιστο και μέσο ποσοστό ευστοχίας για κάθε κύκλωμα καθώς και η διασπορά τους για την ανάλυση Monte Carlo απεικονίζονται στον πίνακα 4.4 Τα αποτελέσματα αυτά επιβεβαιώνονται τα αποτελέσματα του προηγούμενου ελέγχου ότι με την χρήση βαρών δεν έχουμε τόσο καλά αποτελέσματα όσο έχουμε αν δεν υπάρχουν βάρη. Επίσης παρατηρείται και στις δύο περιπτώσεις μία αρκετά χαμηλή τυπική απόκλιση.



Σχήμα 4.3: Αποτελέσματα προσομοίωσης *Monte Carlo* για την διάγνωση του καρκίνου του μαστού με την χρήση βαρών.



Σχήμα 4.4: Αποτελέσματα προσομοίωσης *Monte Carlo* για την διάγνωση του καρκίνου του μαστού χωρίς την χρήση βαρών.

Πίνακας 4.4: Αποτελέσματα ακρίβειας *MonteCarlo* στο σύνολο δεδομένων για την διάγνωση του καρκίνου του μαστού για εύρος τιμών $300mV$ (για 20 επαναλήψεις).

Μέθοδος	Καλύτερο(%)	Χειρότερο(%)	Μέση τιμή(%)	Τυπική απόκλιση
Proposed with weight	96.735	95.261	95.512	0.002365
Proposed no weight	96.209	95.735	96.090	0.00205

4.3 Εντοπισμός τμηματοποιημένης φάσης χειρονομίας

4.3.1 Τμηματοποιημένη φάση χειρονομίας

Η τμηματοποίηση φάσης χειρονομίας είναι μια σύνθετη εργασία που συνοδεύεται από το δικό της σύνολο προκλήσεων. Πρώτον, είναι υποκειμενικό γιατί δεν υπάρχει ξεχωριστό σημείο εκκίνησης για μια φάση. Αυτό σημαίνει ότι διαφορετικοί ειδικοί μπορεί να έχουν διαφορετικές τμηματοποιήσεις για το ίδιο βίντεο. Επιπλέον, ορισμένες φάσεις μπορεί να φαίνονται παρόμοιες μεταξύ τους, όπως η θέση ανάπαυσης και το κράτημα, όπου τα χέρια είναι ακίνητα. Η τμηματοποίηση της φάσης χειρονομίας έχει επίσης άλυτα ζητήματα μεταξύ των ερευνητών, όπως το αν θα τμηματοποιηθούν ή όχι οι φάσεις ξεχωριστά για κάθε χέρι και αν χειρονομίες χωρίς νόημα, όπως το άγγιγμα των γυαλιών κατά την ομιλία, θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη για την τμηματοποίηση της φάσης χειρονομίας.

Για να ελέγξουμε την Τμηματοποίηση φάσης χειρονομίας από το βίντεο έχουμε χρησιμοποιήσει το αρχείο [δ_ατ_α Γ_εσ_τυρ_ε]. Το σύνολο δεδομένων του αρχείου αυτού περιλαμβάνει επτά βίντεο που τραβήχτηκαν χρησιμοποιώντας τον αισθητήρα Microsoft Kinect. Ζητήθηκε από τρεις διαφορετικούς χρήστες να διαβάσουν τρία κόμικς και να αφηγηθούν τις ιστορίες μπροστά από τον αισθητήρα. Χρησιμοποιώντας το Microsoft Kinect, οι ερευνητές έλαβαν δύο τύπους δεδομένων: (α) μια εικόνα κάθε καρέ που σημειώθηκε με μια χρονική σήμανση και (β) ένα αρχείο κειμένου που περιείχε τις θέσεις έξι βασικών

4.3. ΕΝΤΟΠΙΣΜΟΣ ΤΜΗΜΑΤΟΠΟΙΗΜΕΝΗΣ ΦΑΣΗΣ ΧΕΙΡΟΝΟΜΙΑΣ49

σημείων άρθρωσης - αριστερό χέρι, δεξί χέρι, αριστερός καρπός, δεξιός καρπός, κεφάλι και σπονδυλική στήλη. Κάθε γραμμή του αρχείου αντιστοιχίστηκε σε μια χρονική σήμανση και αντιστοιχούσε σε ένα πλαίσιο. Αυτές οι εικόνες επέτρεψαν σε έναν ειδικό να τμηματοποιήσει χειροκίνητα κάθε αρχείο, παρέχοντας έτσι ένα ακριβές σημείο αναφοράς για ταξινόμηση με κατεργασμένα και ακατέργαστα αρχεία.

Εμείς έχουμε κρατήσει τα κατεργασμένα αρχεία τα οποία περιέχουν 32 χαρακτηριστικά τα οποία είναι:

1. Διανυματική ταχύτητα του αριστερού χεριού (x άξονας)
2. Διανυματική ταχύτητα του αριστερού χεριού (y άξονας)
3. Διανυματική ταχύτητα του αριστερού χεριού (z άξονας)
4. Διανυματική ταχύτητα του δεξιού χεριού (x άξονας)
5. Διανυματική ταχύτητα του δεξιού χεριού (y άξονας)
6. Διανυματική ταχύτητα του δεξιού χεριού (z άξονας)
7. Διανυματική ταχύτητα του αριστερού καρπού (x άξονας)
8. Διανυματική ταχύτητα του αριστερού καρπού (y άξονας)
9. Διανυματική ταχύτητα του αριστερού καρπού (z άξονας)
10. Διανυματική ταχύτητα του δεξιού καρπού (x άξονας)
11. Διανυματική ταχύτητα του δεξιού καρπού (y άξονας)
12. Διανυματική ταχύτητα του δεξιού καρπού (z άξονας)
13. Διανυματική επιτάχυνση του αριστερού χεριού (x άξονας)
14. Διανυματική επιτάχυνση του αριστερού χεριού (y άξονας)
15. Διανυματική επιτάχυνση του αριστερού χεριού (z άξονας)
16. Διανυματική επιτάχυνση του δεξιού χεριού (x άξονας)
17. Διανυματική επιτάχυνση του δεξιού χεριού (y άξονας)
18. Διανυματική επιτάχυνση του δεξιού χεριού (z άξονας)
19. Διανυματική επιτάχυνση του αριστερού καρπού (x άξονας)

20. Διανυσματική επιτάχυνση του αριστερού καρπού (y άξονας)
21. Διανυσματική επιτάχυνση του αριστερού καρπού (z άξονας)
22. Διανυσματική επιτάχυνση του δεξιού καρπού (x άξονας)
23. Διανυσματική επιτάχυνση του δεξιού καρπού (y άξονας)
24. Διανυσματική επιτάχυνση του δεξιού καρπού (z άξονας)
25. Κλιμακωτή ταχύτητα του αριστερού χεριού
26. Κλιμακωτή ταχύτητα του δεξιού χεριού
27. Κλιμακωτή ταχύτητα του αριστερού καρπού
28. Κλιμακωτή ταχύτητα του δεξιού καρπού
29. Κλιμακωτή ταχύτητα του αριστερού χεριού
30. Κλιμακωτή ταχύτητα του δεξιού χεριού
31. Κλιμακωτή ταχύτητα του αριστερού καρπού
32. Κλιμακωτή ταχύτητα του δεξιού καρπού

Είναι επίσης σημαντικό να σημειωθεί ότι ο τρόπος με τον οποίο ένα άτομο χειρονομεί μπορεί να επηρεάσει την απόδοση ενός ταξινομητή που δημιουργήθηκε για την τμηματοποίηση χειρονομιών. Για παράδειγμα, τα βίντεο A1 και A2 εγγράφηκαν στην ίδια περίοδο λειτουργίας, ενώ το βίντεο A3 εγγράφηκε κατά τη διάρκεια μιας ξεχωριστής συνεδρίας, η οποία μπορεί να οδηγήσει σε διαφορετική συμπεριφορά χειρονομίας. Για τον λόγο αυτό έχουν επιλεγεί να χρησιμοποιηθούν μόνο τα αποτελέσματα από ένα βίντεο, συγκεκριμένα το a3_va3 το οποίο περιλαμβάνει 1834 δείγματα. Τα δείγματα αυτά κατατάσσονται σε 5 θέσεις, από αυτές έχουμε κρατήσει τις 2, την θέση ανάπαυσης D και την θέση αναίραισης R. Συνεπώς έχουμε κρατήσει 865 από τα δείγματα.

4.3.2 Αποτελέσματα ταξινομητή

Για την τμηματοποίηση φάσης χειρονομίας έχουν υπολογιστεί τα αποτελέσματα για 2 διαφορετικά εύροι τιμών $[-100mV, 100mV]$ και $[-150mV, 150mV]$ όπως φαίνονται στον πίνακα[4.5] και πίνακα[4.6] αντίστοιχα. Παρατηρείται και στις 2 περιπτώσεις πώς μεγαλύτερο ποσοστό ευστοχίας έχει το προτεινόμενο κύκλωμα χωρίς να έχουν χρησιμοποιηθεί βάρη, ποσοστό το οποίο είναι πολύ κοντά στο ποσοστό που επιτυγχάνει το λογισμικό. Γργονός που υποδηλώνει

4.3. ΕΝΤΟΠΙΣΜΟΣ ΤΜΗΜΑΤΟΠΟΙΗΜΕΝΗΣ ΦΑΣΗΣ ΧΕΙΡΟΝΟΜΙΑΣ 51

ότι για τέτοιου είδους ταξινομήσεις είναι πιο αποτελεσματική η μέθοδος της ψηφοφορίας. Επιπρόσθετα, καταναλώνει εμφανές λιγότερη ισχύ, όπου η ελάχιστη καταναλώνεται με την χρήση βαρών, τα οποία υπολογίζονται με την μέθοδο του Κεφαλαίου [2.2.3] και στις 2 περιπτώσεις. Παρατηρείται πως με την τοποθέτηση βαρών, τα αποτελέσματα έχουν μηδαμινή επίδραση στο ποσοστό ευστοχίας τους με την μεταβολή του εύρους τιμών, σε αντίθεση με της άλλες 2 περιπτώσεις όπου παρατηρήθηκε μεταβολή της τάξης του 2%.

Πίνακας 4.5: Αποτελέσματα ακρίβειας στο σύνολο δεδομένων για το αρχείο τμηματοποίηση φάσης χειρονομίας για εύρος τιμών 200mV (για 20 επαναλήψεις).

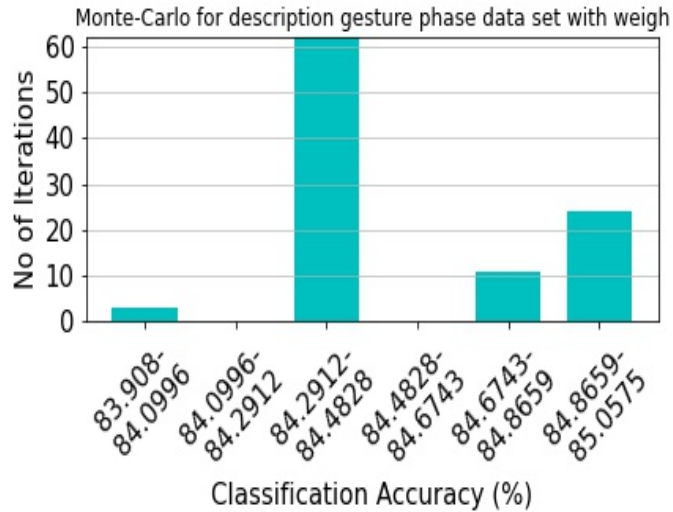
Μέθοδος	Καλύτερο(%)	Χειρότερο(%)	Μέση τιμή(%)	Ισχύς nA
Software	92.34	84.23	88.83	—
Bayesian	88.51	80.07	83.81	28748
Proposed with weight	87.36	81.99	85.02	386.6
Proposed no weight	90.42	83.91	87.57	999.5

Πίνακας 4.6: Αποτελέσματα ακρίβειας στο σύνολο δεδομένων για το αρχείο τμηματοποίηση φάσης χειρονομίας για εύρος τιμών 300mV (για 20 επαναλήψεις).

Μέθοδος	Καλύτερο(%)	Χειρότερο(%)	Μέση τιμή(%)	Ισχύς nA
Software	91.57	83.91	88.26	—
Bayesian	83.91	77.39	81.82	12777
Proposed with weight	88.89	81.99	84.81	378.2
Proposed no weight	87.36	81.99	85.21	963.3

Ακολούθως έχει τρέξει και για αυτό το αρχείο ανάλυση Monte Carlo για ένα απο τους προηγούμενους ελέγχους στην οποία διεξήχθησαν 100 επαναλήψεις. Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων για εύρος 200mV καταγράφονται στις εικόνες [4.5] [4.6] οι οποίες χαρακτηρίζονται απο την χρήση βαρών και την μη χρήση βαρών αντίστοιχα. Για εύρος 300mV, τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων φαίνονται στις εικόνες [4.7] [4.8] όπου και πάλι χαρακτηρίζονται απο την χρήση βαρών και την μη χρήση βαρών αντίστοιχα. Το μέγιστο, ελάχιστο

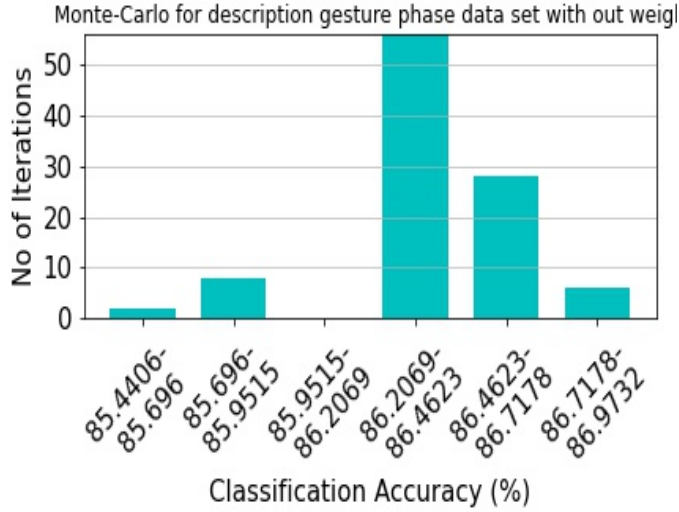
και μέσο ποσοστό ευστοχίας για κάθε κύκλωμα καθώς και η διασπορά τους για την ανάλυση Monte Carlo και για τα 2 εύρη τιμών απεικονίζονται στον πίνακα[4.7].



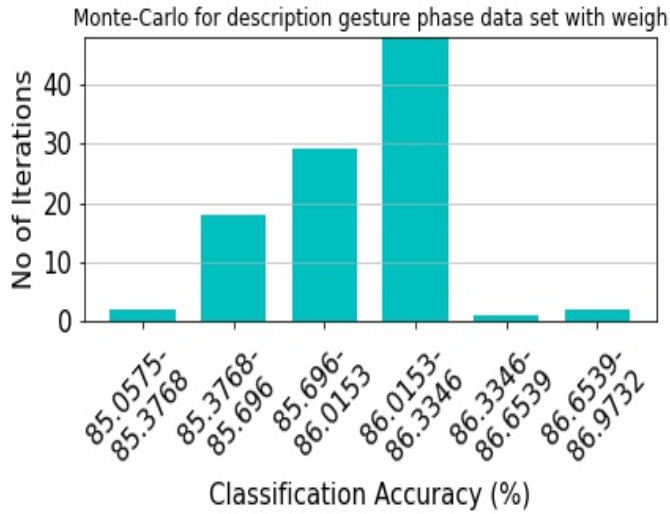
Σχήμα 4.5: Αποτελέσματα προσομοίωσης *MonteCarlo* για τον εντοπισμό τμηματοποίηση φάσης χειρονομίας με την χρήση βαρών για εύρος 200mV .

Τα αποτελέσματα αυτά λόγω του ότι είναι από διαφορετικές δοκιμές αρχείων, διαφορετικό αρχείο για εύρος 200mV και διαφορετικό για εύρος 300mV, δεν μπορούν να συγκριθούν μεταξύ τους. Παρόλα αυτά παρατηρείτε πως για 200mV εύρος έχουμε εμφανές καλύτερα αποτελέσματα χωρίς την χρήση βαρών, ενώ για 300mV εύρος έχουμε ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα με την χρήση βαρών.

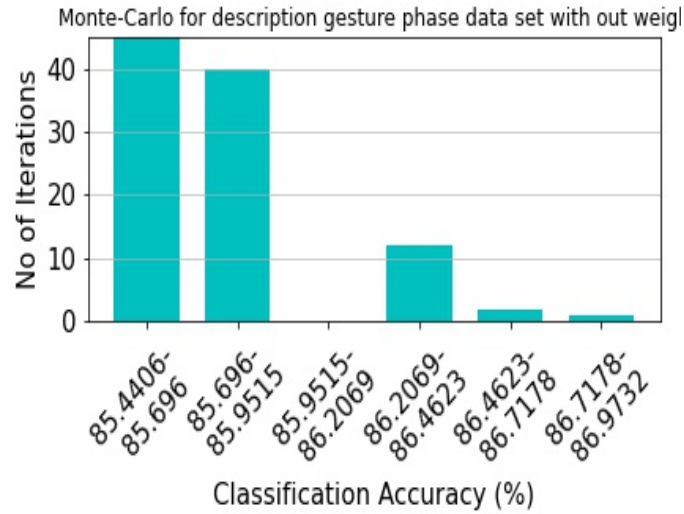
4.3. ΕΝΤΟΠΙΣΜΟΣ ΤΜΗΜΑΤΟΠΟΙΗΜΕΝΗΣ ΦΑΣΗΣ ΧΕΙΡΟΝΟΜΙΑΣ53



Σχήμα 4.6: Αποτελέσματα προσομοίωσης *MonteCarlo* για τον εντοπισμό τμηματοποίησης φάσης χειρονομίας χωρίς την χρήση βαρών για εύρος 200mV.



Σχήμα 4.7: Αποτελέσματα προσομοίωσης *MonteCarlo* για τον εντοπισμό τμηματοποίησης φάσης χειρονομίας με την χρήση βαρών για εύρος 300mV .



Σχήμα 4.8: Αποτελέσματα προσομοίωσης *MonteCarlo* για τον εντοπισμό τμηματοποίηση φάσης χειρονομίας χωρίς την χρήση βαρών για εύρος $300mV$.

Πίνακας 4.7: Αποτελέσματα ακρίβειας *MonteCarlo* στο σύνολο δεδομένων για τον εντοπισμό τμηματοποίηση φάσης χειρονομίας (για 20 επαναλήψεις).

Μέθοδος	Καλύτερο(%)	Χειρότερο(%)	Μέση τιμή(%)	Τυπική απόκλιση
Proposed with weight for $200mV$ range	85.057	83.908	84.506	0.0033977
Proposed no weight for $200mV$ range	86.973	85.441	86.314	0.0029718
Proposed with weight for $300mV$ range	86.973	85.057	85.954	0.0035207
Proposed no weight for $300mV$ range	86.973	85.441	85.724	0.0031418

Κεφάλαιο 5

Συμπεράσματα και Μελλοντική Δουλειά

5.1 Συμπεράσματα

Σε αυτή την διπλωματική εργασία έχει αναφερθεί ένας διαφορετικός τρόπος ταξινόμησης βασισμένος στην ψηφοφορία, ο οποίος μας δίνει μια πολύ μικρότερη κατανάλωση. Εφόσον κάθε Bump λειτουργεί ανεξάρτητα από τους υπολοίπους συνεπώς έχουμε την δυνατότητα να του δώσουμε την ελάχιστη δυνατή τροφодοσία (Ibias) και να έχουμε εξίσου καλά αποτελέσματα. Αυτό δεν είναι δυνατόν να πραγματοποιηθεί με την κλασική Bayesian μέθοδο καθώς το ρεύμα εξόδου κάθε Bump μειώνεται και μεταφέρεται στον επόμενο. Αυτό γίνεται τόσες φορές όσες είναι και ο αριθμός των χαρακτηριστικών / Bump κάθε κλάσης. Εξαιτίας αυτού του γεγονότος στην κλασική μέθοδο έχουμε περιορισμένο αριθμό χαρακτηριστικών / Bump, γεγονός που δεν ισχύει στον Voting Bump. Ίσως σε αρκετές περιπτώσεις δεν λαμβάνονται τόσο καλά αποτελέσματα όσο με την χρήση της κλασικής μεθόδου ταξινόμησης βάση του Bayesian Model, λόγω του ότι τα δεδομένα πολλές φορές έχουν διαφορετικό τρόπο κατανομής τον οποίο εκφράζει καλύτερα αυτού του είδους η ταξινόμηση. Παρόλα αυτά υπάρχουν άλλες περιπτώσεις τις οποίες η μέθοδος της ψηφοφορίας εκφράζει καλύτερα.

5.2 Μελλοντική Δουλειά

Αυτή η μέθοδος έχει αρκετά περιθώρια βελτίωσης καθώς υπάρχουν αρκετοί τρόποι βελτίωσης του Bayesian Model ταξινομητή οι οποίοι μπορούν να εφαρμοστούν και σε αυτό το κύκλωμα. Όπως για παράδειγμά είναι οι τεχνικές GMM [7] , Multiple Centroid[5], Threshold [9, 19] , Support Vector Machine

[3] όπως και πολλές άλλες. Κάθε μία από αυτές τις τεχνικές παρέχει βελτίωση του ταξινομητή σε διαφορετικούς τομείς. Επίσης όπως έχει προαναφερθεί έχει γίνει χρήση κασχοδικού καθρέπτη ρεύματος με σκοπό την απεξάρτηση των αποφάσεων μεταξύ κάθε χαρακτηριστικού. Παρόλα αυτά είναι κάτι το οποίο μπορεί σε αρκετές περιπτώσεις να είναι χρήσιμο, υπάρχουν αρκετά αρχεία των οποίων τα χαρακτηριστικά είναι εξαρτημένα μεταξύ τους. Συνεπώς με κάποια σωστή μελέτη μπορεί αυτή η μέθοδος να προσομοιώσει καλύτερα αυτές τις περιπτώσεις αρχείων.

Βιβλιογραφία

- [1] Brain Initiative Cell Census Network [BICCN]. “A multimodal cell census and atlas of the mammalian primary motor cortex”. In: *Electronics* (2021), p. 40.
- [2] Vassilis Alimisis et al. “A 0.6 V, 3.3 nW, Adjustable Gaussian Circuit for Tunable Kernel Functions”. In: IEEE. 2021, pp. 1–6.
- [3] Vassilis Alimisis et al. “A Low-Power Analog Integrated Implementation of the Support Vector Machine Algorithm with On-Chip Learning Tested on a Bearing Fault Application”. In: (2023), p. 20.
- [4] Vassilis Alimisis et al. “An Analog Bayesian Classifier Implementation, for Thyroid Disease Detection, based on a Low-Power, Current-Mode Gaussian Function Circuit”. In: (2021), p. 4.
- [5] Vassilis Alimisis et al. “An Analog Nearest Class with Multiple Centroids Classifier Implementation, for Depth of Anesthesia Monitoring”. In: (2022), p. 6.
- [6] Vassilis Alimisis et al. “Analog Gaussian Function Circuit: Architectures, Operating Principles and Applications”. In: *Electronics* 10.20 (2021), p. 2530.
- [7] Vassilis Alimisis et al. “Gaussian Mixture Model classifier analog integrated low-power implementation with applications in fault management detection”. In: ELSEVIER. 2022, pp. 1–10.
- [8] Vassilis Alimisis et al. “Ultra-Low Power, Low-Voltage, Fully-Tunable, Bulk-Controlled Bump Circuit”. In: *2021 10th International Conference on Modern Circuits and Systems Technologies (MOCAS)*. IEEE. 2021, pp. 1–4.
- [9] Alimisis AVassilis et al. “An Analog, Low-Power Threshold Classifier tested on a Bank Note Authentication Dataset”. In: (2022), pp. 1–4.

- [10] Christopher M Bishop. “Pattern recognition”. In: *Machine learning* 128.9 (2006).
- [11] Christopher M. Bishop. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, 2006.
- [12] C. J. C. Burges. “A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition”. In: *Data Mining and Knowledge Discovery* (1998).
- [13] C.C.Took C.Park and J.-K. Seong. “Machine learning in biomedical engineering”. In: *Biomedical Engineering Letters* 8.1 (2018), p. 3.
- [14] Tobi Delbruck. “Bump”. In: *circuits for computing similarity and dissimilarity of analog voltages. In Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*. 1991.
- [15] Tobias Delbrueck and C Mead. “Bump circuits”. In: *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*. Vol. 1. 1993, pp. 475–479.
- [16] Institute Garavan and J. Ross. “Thyroid disease records supplied”. In: (1987).
- [17] Vincent C. Gaudet and Kenneth C. Smith. *Laboratory Explorations to Accompany Microelectronic Circuits 7th*. The Oxford Series in Electrical and Computer Engineering, 2014.
- [18] Aurélien Géron. *Dynamic translinear and log-domain circuits: analysis and synthesis*. 2. O’Reilly Media, 2019.
- [19] Michail-Aggelos Gkaltemis et al. “A Hardware-Friendly Low-Power Area-Efficient GMM-Based Analog Classifier For Skin Detection”. In: *2022 Panhellenic Conference on Electronics Telecommunications (PACET)*. 2022, pp. 1–4. DOI: 10.1109/PACET56979.2022.9976323.
- [20] Michail-Aggelos Gkaltemis et al. “Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems”. In: IEEE. 2022, pp. 1–4.
- [21] Simon Haykin. *Neural networks and learning machines, 3/E*. Pearson Education India, 2010.
- [22] Zexuan Ji et al. “Fuzzy local Gaussian mixture model for brain MR image segmentation”. In: *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine* 16.3 (2012), pp. 339–347.
- [23] B. Jian and B.C. Vemuri. “A Robust Algorithm for Point Set Registration Using Mixture of Gaussians”. In: *Int’l Conf.Computer Vision* (2005), pp. 1246–1251.

- [24] B. Jian and B.C. Vemuri. “A Robust Algorithm for Point Set Registration Using Mixture of Gaussians”. In: *Int’l Conf. Computer Vision (2005)*, pp. 1246–1251.
- [25] John Lazzaro et al. “Winner-take-all networks of $O(n)$ complexity”. In: (1988).
- [26] L. LeCun Y. and Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner. “Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition”. In: (1998).
- [27] G. Louppe and P. Geurts. “A Random Forests Guided Tour”. In: *Journal of Machine Learning Research* (2014).
- [28] Gourdouparis Marios et al. “An ultra-low power, 0.3 V supply, fully-tunable Gaussian function circuit architecture for radial-basis functions analog hardware implementation”. In: *International Journal of Electronics and Communications* ().
- [29] Gourdouparis Marios et al. “Ultra-Low Power (4nW), 0.6V Fully-Tunable Bump Circuit operating in Sub-threshold regime”. In: (2021), p. 6.
- [30] Bradley A. Minch. “A simple variable-width CMOS bump circuit”. In: (2016), p. 4.
- [31] Taher Abuelma’atti Muhammad and Radhi Al-Abbas Saad. “A New Analog Implementation for the Gaussian Function”. In: *Industrial Electronics and Applications Conference (IEACon)* (2016).
- [32] Sheng-Yu Peng, B.A. Minch, and P. Hasler. “A programmable floating-gate bump circuit with variable width”. In: *International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)* (2005).
- [33] J. R. Quinlan. “Induction of Decision Trees”. In: *Machine Learning* (1986).
- [34] Srivastava Richa, Singh Urvashi, and Gupta Maneesha. “Analog circuits for Gaussian function with improved performance”. In: *World Congress on Information and Communication Technologies (WICT)* (2011).
- [35] Ramesh Sridharan. “Gaussian mixture models and the EM algorithm”. In: *Avilable in: <http://people.csail.mit.edu/rameshvs/content/gmm-em.pdf>* (2014).

- [36] Richa Srivastava, Maneesha Gupta, and Urvashi Singh. “FGMOS transistor based low voltage and low power fully programmable Gaussian function generator”. In: *Analog Integrated Circuits and Signal Processing* (2014).
- [37] Delbruck Tobi. “‘Bump’ circuits for computing similarity and dissimilarity of analog voltages”. In: (1993), p. 17.
- [38] Kenneth Martin Tony Chan Carusone David Johns. *Solutions for Analog Integrated Circuit Design 2nd*. University of Toronto colleague, 1996.
- [39] Hastie Trevor, Tibshirani Robert, and Friedman Jerome. *The Elements of Statistical Learning*. Vol. 2. Springer, 2009.
- [40] H. Wolberg William and Mangasarian Olvi. “Breast Cancer Wisconsin (Original) Data Set”. In: (1990).
- [41] H. Zou and T. Hastie. “Regularization and variable selection via the elastic net”. In: *the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)* (2004).