



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ
ΥΛΙΚΩΝ

**Ανάπτυξη Υπολογιστικών Συστημάτων Υποστήριξης Ιατρικών Αποφάσεων για τη
Διαχείριση του Σακχαρώδους Διαβήτη**

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Της Καλλιόπης Δαλακλείδη

Διπλωματούχου Ηλεκτρολόγου Μηχανικού και Μηχανικού Υπολογιστών

Ε.Μ.Π. (2005)

Αθήνα, Ιούλιος 2017



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ
ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

Ανάπτυξη Υπολογιστικών Συστημάτων Υποστήριξης Ιατρικών Αποφάσεων για τη
Διαχείριση του Σακχαρώδους Διαβήτη

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Της Καλλιόπης Δαλακλείδη

Διπλωματούχου Ηλεκτρολόγου Μηχανικού και Μηχανικού Υπολογιστών
Ε.Μ.Π. (2005)

Συμβουλευτική επιτροπή: Κ. Σ. Νικήτα (επιβλέπουσα)

Α. Σταφυλοπάτης

Δ. Κουτσούρης

Εγκρίθηκε από την επταμελή εξεταστική επιτροπή την 26^η Ιουλίου 2017.

.....
Κ. Σ. Νικήτα
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

.....
Α. Σταφυλοπάτης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Δ. Κουτσούρης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Γ. Στάμου
Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Γ. Ματσόπουλος
Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Π. Τσανάκας
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Δ. Λυμπερόπουλος
Καθηγητής Παν. Πατρών

Αθήνα, Ιούλιος 2017

.....
Copyright © Καλλιόπη Β. Δαλακλείδη, 2017.

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.

Ευχαριστίες

Η παρούσα διδακτορική διατριβή εκπονήθηκε το χρονικό διάστημα 2012-2017 στο Εργαστήριο Βιοϊατρικών Προσομοιώσεων και Απεικονιστικής Τεχνολογίας της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσοβίου Πολυτεχνείου. Ευχαριστώ ολόψυχα την Καθηγήτρια Κωνσταντίνα Νικήτα για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με τον τομέα της Βιοϊατρικής Τεχνολογίας και για την πολύτιμη καθοδήγησή της καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της διδακτορικής μου διατριβής. Με τις διεισδυτικές της παρατηρήσεις με βοήθησε να υλοποιήσω με μεγαλύτερη αποτελεσματικότητα τα υπολογιστικά συστήματα αυτής της διατριβής και να οργανώσω με μεγαλύτερη σαφήνεια το περιεχόμενό της. Θα ήθελα ακόμα να ευχαριστήσω τον Καθηγητή Ανδρέα Σταφυλοπάτη και τον Καθηγητή Δημήτρη Κουτσούρη, μέλη της τριμελούς μου επιτροπής, για τις πολύτιμες συμβουλές τους.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω ακόμα το Ίδρυμα Κρατικών Υποτροφιών γιατί μου έδωσε την ευκαιρία με την οικονομική ενίσχυση που μου παρείχε όλα αυτά τα χρόνια από το Δεκέμβριο του 2012 μέχρι τον Αύγουστο του 2016 να αφοσιωθώ απερίσπαστη στην ερευνητική μου εργασία.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τη διαβητολόγο ιατρό Δρα. Ελένη Αναστασίου, την ιατρό Δρα. Λουκία Σπανού και τη διαβητολόγο ιατρό Δρα. Αναστασία Θανοπούλου για τη συνεργασία και για την παροχή των απαραίτητων δεδομένων των σχετικών με το Διαβήτη Κύησης και τον Σακχαρώδη Διαβήτη Τύπου 2 τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για την υλοποίηση και αξιολόγηση των υπολογιστικών συστημάτων αυτής της διατριβής.

Επιπλέον, θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου στις ερευνήτριες Δρα. Κωνσταντία Ζαρκογιάννη, Αλεξία Τζαλαβρά και Ελένη Λίτσα για τη δημιουργική συνεργασία μαζί τους, καθώς

και στην Μόνικα Ξενικού, Δρα. Γιάννη Ανδρεάδη, Κώστα Μήτση, Δρα. Ασημένια Κιούρτη, Μύριαμ Σαραντέα και σε όλους όσους συνέβαλαν στην περάτωση αυτής της διδακτορικής διατριβής.

Θα ήθελα ακόμα να ευχαριστήσω τους συγγενείς μου, Τάκη, Μάκη, Μάντυ, Μίνα, Τάσο, Μάρκο, Καλλιόπη, Χριστίνα και Σοφία, και τους φίλους μου, Γιούλα, Μάρκο, Κώστα, Ευαγγελία, Νίκο και Μάρω για τις όμορφες στιγμές που μου χάρισαν με το χιούμορ και την κατανόησή τους κατά τη διάρκεια της προσπάθειάς μου αυτής. Τέλος, θα ήθελα να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου στους γονείς μου, Βασίλη και Άννα, για την αγάπη που μου εμφύσησαν για τον επιστημονικό τρόπο σκέψης και την απρόσκοπτη υποστήριξη που μου παρείχαν όλα αυτά τα χρόνια.

Περίληψη

Στην παρούσα διατριβή εξετάζεται η ανάπτυξη υπολογιστικών συστημάτων υποστήριξης ιατρικών αποφάσεων για την πρόληψη, διάγνωση και θεραπεία του Σακχαρώδους Διαβήτη (ΣΔ).

Στο πρώτο μέρος της διατριβής εξετάζεται η χρήση των συνόλων ταξινομητών, και ιδιαίτερα των συνόλων νευρωνικών δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης, για την πρόβλεψη της εμφάνισης του ΣΔ σε γυναίκες της ινδιάνικης φυλής Πίμα και για την πρόβλεψη της εμφάνισης καρδιαγγειακών επιπλοκών σε βάθος πενταετίας σε ασθενείς με ΣΔ Τύπου 2. Οι ταξινομητές που εξετάζονται βασίζονται σε σύνολα νευρωνικών δικτύων εκπαιδευμένα με τη μέθοδο bagging, σύνολα νευρωνικών δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης διαφορετικού αριθμού κρυμμένων νευρώνων και επιπέδων, ταξινομητές δυαδικής πανινδρόμησης, παραλλαγές Μπεϋζιανών δικτύων, και παραλλαγές των δένδρων απόφασης. Αποδεικνύεται ότι τα σύνολα νευρωνικών δικτύων που έχουν εκπαιδευτεί με τη μέθοδο bagging και τα σύνολα νευρωνικών δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης επιτυγχάνουν τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς την ακρίβεια ταξινόμησης και το εμβαδόν κάτω από την καμπύλη Receiver Operating Characteristic (ROC), καθώς και τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς τη συμφωνία των εκτιμώμενων πιθανοτήτων εμφάνισης του ΣΔ ή των επιπλοκών του με τις παρατηρούμενες αντίστοιχες πιθανότητες.

Στο δεύτερο μέρος της διατριβής παρουσιάζεται η ανάπτυξη συστήματος τεχνητής νοημοσύνης για τον προσδιορισμό παραγόντων που αλληλεπιδρούν και επηρεάζουν τον

κίνδυνο ανάπτυξης καρδιαγγειακών νοσημάτων σε ασθενείς με ΣΔ Τύπου 2. Η μεθοδολογία που αναπτύσσεται βασίζεται στην προσέγγιση Περιτυλίγματος (Wrapper) για την επιλογή των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών που επηρεάζουν την εμφάνιση καρδιαγγειακού νοσήματος σε ασθενείς με ΣΔ Τύπου 2, και υλοποιείται με ένα Γενετικό Αλγόριθμο με συνάρτηση καταλληλότητας που βασίζεται στην ευαισθησία και την ακρίβεια της ταξινόμησης ενός ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη. Τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά που επιλέχθηκαν περιλαμβάνουν δημογραφικά δεδομένα του ασθενούς, δεδομένα σχετικά με την ύπαρξη άλλων μακροπρόθεσμων επιπλοκών και δεδομένα σχετικά με την αντιδιαβητική αγωγή του ασθενούς.

Στο τρίτο μέρος της διατριβής περιγράφεται η ανάπτυξη ενός υποσυστήματος εξαγωγής χαρακτηριστικών και ταξινόμησης εικόνων τροφής για την υποβοήθηση ατόμων με ΣΔ στον υπολογισμό της ποσότητας των υδατανθράκων στο γεύμα τους. Χρησιμοποιούνται φωτογραφίες γευμάτων από κινητό τηλέφωνο, οι οποίες στη συνέχεια υποβάλλονται σε επεξεργασία για την εξαγωγή πληροφορίας σχετικής με την περιεκτικότητα του γεύματος σε υδατάνθρακες. Για την ταξινόμηση των εικόνων τροφής είναι απαραίτητη η εξαγωγή κατάλληλων χαρακτηριστικών, όπως χαρακτηριστικών που μπορούν να εκφράσουν τα χωρικά πρότυπα της έντασης, και χαρακτηριστικών σχετικών με το χρώμα και την υφή των τροφών. Για την ταξινόμηση των εικόνων τροφής ελέγχθηκε και αξιολογήθηκε η χρήση ταξινομητών που ακολουθούν την προσέγγιση του ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων και ταξινομητών πολλαπλών κλάσεων που βασίζονται σε Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης. Αποδείχθηκε ότι τα χαρακτηριστικά χρώματος συμβάλλουν περισσότερο στη βελτίωση των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης, ενώ, ο τροποποιημένος ταξινομητής Όλοι-Και-Ένας με Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης επιτυγχάνει τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς την ακρίβεια ταξινόμησης.

Λέξεις-κλειδιά: Σακχαρώδης Διαβήτης, Νευρωνικά Δίκτυα, Σύνολα Ταξινομητών, Αναγνώριση Εικόνων Φαγητού, Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης, Ταξινομητής K-Κοντινότερων Γειτόνων, Γενετικός Αλγόριθμος, Ταξινομητής Όλοι-Και-Ένας, Πολλαπλή Ταξινόμηση

Abstract

In the present PhD thesis, the study and development of decision support systems for the prevention, diagnosis, and treatment of diabetes has been conducted.

In the first part of the thesis, a comparative assessment of different machine learning and statistical methodologies towards the development of risk prediction models for the incidence and the evolution of Type 2 Diabetes Mellitus has been orchestrated. The use of ensembles of classifiers, and specifically ensembles of feed forward neural networks, for the prediction of Diabetes Mellitus for Pima Indian women and Cardiovascular Diseases for patients with Type 2 Diabetes Mellitus has been examined. Several classifiers have been developed, others follow the Bagging paradigm, others are ensembles of Feed-forward Neural Networks with different numbers of hidden neurons or layers, others follow the Binary Logistic Regression paradigm, others follow the Bayesian approach, and others are variations of Decision Trees. It has been shown that the ensembles of classifiers that have been trained following the Bagging approach and the ensembles of feed forward neural networks with different numbers of hidden neurons or layers have achieved the highest levels of prediction accuracy and their predictions are closer to the real risk scores, as indicated by the results of the Hosmer-Lemeshow test. The obtained results justify that ensembles of Artificial Neural Networks can significantly contribute in predicting the incidence of T2DM or its complications by having the capacity to handle the unbalanced nature, which usually occurs in medical datasets, and furthermore to capture an individual's health evolution.

In the second part of this thesis, feature selection is conducted in order to find the most critical clinical features which are strongly related with the incidence of fatal and non fatal Cardiovascular Disease in patients with Type 2 Diabetes Mellitus. The proposed system is based on the use of a Genetic Algorithm with a fitness function that depends on the classification sensitivity and accuracy of a Dual Weighted K-Nearest Neighbours classifier. The best subsets of features proposed by the implemented algorithm include the most common risk factors, such as age at diagnosis, duration of diagnosed diabetes, glycosylated haemoglobin (HbA1c), cholesterol concentration, and smoking habit, but also factors related to the presence of other diabetes complications and the use of antihypertensive and diabetes treatment drugs (i.e. proteinuria, calcium antagonists, b-blockers, diguanides and insulin).

In the third part of this thesis, a food recognition system is proposed, which consists of two modules performing feature extraction and classification of food images, for the automatic assessment of carbohydrates (CHO) in the meals of diabetic patients. In an automatic food recognition system, the user first takes a photograph of the upcoming meal with the camera of his mobile phone. Then, the image is processed so that the different types of food are divided from each other and segmented in different areas of the image. A series of features are extracted from each segmented area and are fed to a classifier, which decides what kind of food is represented by each segmented area. Then, the volume of each segmented area is calculated and the total CHO of the depicted meal are estimated. The combination of Speeded Up Robust Features (SURF), Color and Local Binary Pattern (LBP) features is examined in this thesis, since SURF ensures that spatial intensity patterns are captured, and Color and LBP features ensure stability and distinctiveness. Moreover, a novel modified version of the All-And-One (M-A&O) SVM classifier for multiclass classification problems is proposed and its performance is assessed against classification methods based on SVM or the K-Nearest Neighbour approaches including the One-Against-All (OAA) SVM, the One-Against-One (OAO) SVM, the All-And-One (A&O) SVM, the Weighted K-Nearest Neighbour (WKNN) classifier, the Dual Weighted K-Nearest Neighbour (DWKNN) classifier, and the K-Nearest Neighbour Equality (KNNE) classifier. The results show the importance of color features in discriminating different food classes and the superiority of the M-A&O SVM classifier in terms of classification accuracy.

Keywords: Diabetes Mellitus, Neural Networks, Ensembles of Classifiers, Food Recognition System, Support Vector Machines, K-Nearest Neighbours Classifier, Genetic Algorithm, All-And-One Classifier, Multiclass Classification

Πίνακας Περιεχομένων

1	Σακχαρώδης Διαβήτης.....	22
1.1	Ομοίωση της γλυκόζης	22
1.1.1	Ινσουλίνη	23
1.1.2	Γλυκαγόνη	26
1.1.3	Αμυλίνη	26
1.1.4	Ινκρετίνες	26
1.1.5	Κατεχολαμίνες	27
1.1.6	Αυξητική ορμόνη και Κορτιζόλη	28
1.1.7	Ελεύθερα λιπαρά οξέα	29
1.2	Σακχαρώδης Διαβήτης και κατηγορίες.....	30
1.2.1	Ιστορία του ΣΔ.....	31
1.2.2	Διάγνωση του ΣΔ.....	32
1.2.3	Σακχαρώδης Διαβήτης Τύπου 1.....	32
1.2.4	Σακχαρώδης Διαβήτης Τύπου 2.....	33
1.2.5	Σακχαρώδης Διαβήτης Κύησης.....	35
1.3	Επιπλοκές του Σακχαρώδους Διαβήτη	35
2	Συστήματα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων	41
2.1	Ιατρική Πληροφορική	41
2.1.1	Ηλεκτρονικός Ιατρικός Φάκελος Ασθενούς.....	42
2.1.2	Πληροφορικά Συστήματα Νοσοκομείων	43
2.1.3	Συστήματα ψηφιακής επεξεργασίας βιολογικών σημάτων ή ιατρικών εικόνων	43
2.1.4	Έμπειρα Συστήματα	44
2.1.5	Εφαρμογές Τηλεϊατρικής.....	44
2.1.6	Έξυπνο Κτήριο	45
2.2	Συστήματα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων	45
2.2.1	Συστήματα Υποστήριξης Διάγνωσης	47
2.2.2	Συστήματα Υποστήριξης Θεραπείας	49
2.2.3	Συστήματα πρόγνωσης ασθενειών.....	49
2.2.4	Συστήματα εύρεσης προδιαθεσικών παραγόντων εμφάνισης κάποιας ασθένειας....	50
2.3	Συστήματα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων για τη διαχείριση του Σακχαρώδους Διαβήτη.....	50
2.3.1	Συστήματα πρόβλεψης γλυκόζης για ασθενείς με ΣΔ Τύπου 1	50

2.3.2	Τεχνητό Πάγκρεας.....	52
2.3.3	Συστήματα για την πρώιμη διάγνωση του ΣΔ Τύπου 2.....	57
2.3.4	Συστήματα εύρεσης προδιαθεσικών παραγόντων και εκτίμησης κινδύνου εμφάνισης μακροπρόθεσμων επιπλοκών του ΣΔ Τύπου 1 και του ΣΔ Τύπου 2	58
2.3.5	Συστήματα αυτόματης αξιολόγησης γευμάτων για τον υπολογισμό της κατάλληλης δόσης ινσουλίνης σε ασθενείς με ΣΔ	59
2.3.6	Ολοκληρωμένα συστήματα για τη διαχείριση του Σακχαρώδους Διαβήτη	60
3	Μηχανική Μάθηση	62
3.1	Ταξινόμηση	63
3.1.1	Ταξινομητές βασισμένοι στην προσέγγιση των K-Κοντινότερων Γειτόνων	63
3.1.2	Ταξινομητής βασισμένος στη Δυαδική Λογιστική Παλινδρόμηση.....	64
3.1.3	Ταξινομητές βασισμένοι στη Μπεϋζιανή προσέγγιση	65
3.1.4	Ταξινομητές βασισμένοι σε Δένδρα Απόφασης.....	67
3.1.5	Ταξινομητής βασισμένος σε Δένδρο Λογιστικής Παλινδρόμησης	68
3.1.6	Νευρωνικά Δίκτυα	69
3.1.7	Σύνολα ταξινομητών	83
3.1.8	Ταξινομητές περισσότερων των δύο κατηγοριών.....	85
3.2	Κριτήρια αξιολόγησης ταξινομητών	87
3.3	Επιλογή χαρακτηριστικών	90
3.3.1	Μέθοδοι αναζήτησης των υποψήφιων υποσυνόλων	92
3.3.2	Προσεγγίσεις αξιολόγησης των υποψηφίων υποσυνόλων.....	94
3.4	Προεπεξεργασία συνόλου δεδομένων.....	96
3.4.1	Μη ισορροπημένα σύνολα δεδομένων.....	96
3.4.2	Ελλιπή δεδομένα	97
3.4.3	Θορυβώδη δεδομένα	98
4	Ανάπτυξη Συστήματος Πρόβλεψης του ΣΔΤ2 και των Καρδιαγγειακών Επιπλοκών του	100
4.1	Εισαγωγή.....	100
4.1.1	Συστήματα πρόγνωσης του ΣΔΤ2	100
4.1.2	Συστήματα εκτίμησης κινδύνου εμφάνισης μακροπρόθεσμων επιπλοκών του ΣΔ ..	102
4.2	Περιγραφή ιατρικών δεδομένων.....	103
4.2.1	Το σύνολο δεδομένων Pima Indian Diabetes	103
4.2.2	Το σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο»	105
4.3	Ανάπτυξη συστήματος ταξινόμησης για την πρόβλεψη του ΣΔ και των καρδιαγγειακών επιπλοκών του	114
4.3.1	Ταξινομητής βασισμένος στη Δυαδική Λογιστική Παλινδρόμηση.....	114
4.3.2	Ταξινομητές βασισμένοι στη Μπεϋζιανή προσέγγιση	114

4.3.3	Ταξινομητές που βασίζονται σε Δένδρα Απόφασης	114
4.3.4	Ταξινομητής βασισμένος σε Δένδρο Λογιστικής Παλινδρόμησης	115
4.3.5	Σύνολα ταξινομητών βασισμένα σε Δένδρα Απόφασης	115
4.3.6	Σύνολο ταξινομητών βασισμένο στη μέθοδο Bagging (Σύνολο Ταξινομητών 1)	116
4.3.7	Σύνολο ταξινομητών με διαφορετικό αριθμό κρυμμένων επιπέδων και νευρώνων σε κάθε Νευρωνικό Δίκτυο (Σύνολο Ταξινομητών 2)	116
4.4	Αποτελέσματα	116
4.4.1	Καθορισμός παραμέτρων ταξινομητών	117
4.4.2	Αξιολόγηση της απόδοσης των ταξινομητών	118
4.5	Συμπεράσματα.....	122
5	Εκτίμηση Σημαντικότερων Παραγόντων Κινδύνου Εμφάνισης Καρδιαγγειακών Επιπλοκών σε Ασθενείς με ΣΔΤ2	124
5.1	Εισαγωγή.....	124
5.2	Το σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο».....	126
5.3	Υλοποίηση Γενετικού Αλγορίθμου	126
5.3.1	Αναπαράσταση των Υποψήφιων Λύσεων	128
5.3.2	Συνάρτηση καταλληλότητας.....	129
5.3.3	Επιλογή	129
5.3.4	Διασταύρωση.....	130
5.3.5	Μετάλλαξη.....	130
5.3.6	Κριτήρια Τερματισμού	130
5.3.7	Επιλογή των παραμέτρων.....	130
5.3.8	Οι τρεις εκδοχές του Γενετικού Αλγορίθμου	132
5.4	Αποτελέσματα	134
5.4.1	Αξιολόγηση βέλτιστων υποσυνόλων χαρακτηριστικών από τις τρεις εκδοχές του Γενετικού Αλγορίθμου	134
5.4.2	Μελέτη της επίδρασης του πλήθους των Κ-Κοντινότερων γειτόνων στην απόδοση των τριών εκδοχών του Γενετικού Αλγορίθμου	135
5.4.3	Βέλτιστα υποσύνολα χαρακτηριστικών επιλεγμένων με την τρίτη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου	138
5.5	Συμπεράσματα.....	140
6	Ανάπτυξη Ημιαυτόματου Συστήματος Αναγνώρισης Τροφής	142
6.1	Εισαγωγή.....	142
6.1.1	Βαθμονόμηση της κάμερας	144
6.1.2	Λήψη φωτογραφίας του γεύματος	145
6.1.3	Κατάτμηση της φωτογραφίας του γεύματος στις επιμέρους τροφές	146
6.1.4	Αναγνώριση κάθε τροφής.....	147

6.1.5	Υπολογισμός της ποσότητας κάθε τροφής.....	150
6.1.6	Υπολογισμός της ποσότητας υδατανθράκων στο απεικονιζόμενο γεύμα.....	151
6.2	Σχεδιασμός και υλοποίηση συστήματος ημιαυτόματης αναγνώρισης τροφής	152
6.2.1	Αρχιτεκτονική του συστήματος	152
6.2.2	Σύνολο δεδομένων	153
6.2.3	Προεπεξεργασία του συνόλου δεδομένων	154
6.2.4	Εξαγωγή χαρακτηριστικών	154
6.2.5	Μείωση χαρακτηριστικών	158
6.2.6	Ταξινόμηση	159
6.3	Αποτελέσματα	160
6.3.1	Μελέτη της ακρίβειας ταξινόμησης εικόνων τροφής με αμιγή χαρακτηριστικά	160
6.3.2	Μελέτη της ακρίβειας ταξινόμησης των εικόνων τροφής με συνδυασμό χαρακτηριστικών για μεταβαλλόμενο μέγεθος του Σάκου Χαρακτηριστικών	162
6.3.3	Μελέτη της ακρίβειας ταξινόμησης στο σύνολο των εικόνων τροφής.....	163
6.3.4	Μελέτη της ακρίβειας ταξινόμησης ανά κατηγορία τροφής	164
6.4	Συμπεράσματα.....	168
7	Συμπεράσματα και μελλοντική έρευνα.....	170
	Βιβλιογραφία	174

Υπότιτλοι Εικόνων και Σχημάτων

Εικόνα 1-1: Μακροπρόθεσμες επιπλοκές του Σακχαρώδους Διαβήτη.....	36
Εικόνα 2-1: Διορμονικό Τεχνητό Πάγκρεας [63].....	53
Εικόνα 6-1: Βαθμονόμηση της κάμερας [124].....	145
Εικόνα 6-2: Λήψη φωτογραφίας γεύματος [124].....	145
Εικόνα 6-3: Κατάτμηση της φωτογραφίας του γεύματος [127].....	147
Εικόνα 6-4: Μεταβολές του αντικειμένου της εικόνας (α) θόρυβος, (β) μετακίνηση, (γ) αλλαγή στο μέγεθος, (δ) στροφή, (ε) κλίση και (στ) παραμόρφωση.....	148
Εικόνα 6-5: Τρισδιάστατη ανακατασκευή του όγκου των τροφών με βάση προκαθορισμένα σχήματα [124].....	151
Εικόνα 6-6: Λήψη φωτογραφίας του γεύματος που απέμεινε στο πιάτο [124].....	152
Εικόνα 6-7: Σύνολο εικόνων τροφής.....	153
Εικόνα 6-8: Προεπεξεργασία των εικόνων τροφής.....	154
Εικόνα 6-9: Φίλτρα κουτιού [232].....	156
Εικόνα 6-10: Κυματίδια Haar [232].....	157
Εικόνα 6-11: Τοπικά Δυαδικά Πρότυπα.....	158
Σχήμα 2-1: Διαγνωστικός - Θεραπευτικός Κύκλος.....	42
Σχήμα 2-2: Πληροφοριακό Σύστημα Νοσοκομείου.....	43
Σχήμα 2-3: Ελεγκτής βασιζόμενος σε Μοντέλο Πρόβλεψης [183].....	55
Σχήμα 3-1: Μπεϋζιανό Δίκτυο.....	66
Σχήμα 3-2: Δένδρο Απόφασης.....	67
Σχήμα 3-3: Δένδρο Λογιστικής Παλινδρόμησης.....	69
Σχήμα 3-4: Ο νευρώνας.....	70
Σχήμα 3-5: Αρχιτεκτονική δικτύου ενός επιπέδου πρόσθιας τροφοδότησης.....	72
Σχήμα 3-6: Αρχιτεκτονική πολυεπίπεδου δικτύου πρόσθιας τροφοδότησης.....	73
Σχήμα 3-7: Αρχιτεκτονική αναδρομικού δικτύου.....	74
Σχήμα 3-8: Προσέγγιση Φίλτρου.....	95
Σχήμα 3-9: Προσέγγιση Περιτυλίγματος.....	95
Σχήμα 4-1: Σύστημα πρόγνωσης ΣΔΤ2. Τα πλαίσια με διακεκομμένη γραμμή είναι προαιρετικά στάδια.....	101
Σχήμα 5-1: Διασταύρωση.....	128
Σχήμα 5-2: Μετάλλαξη.....	128
Σχήμα 5-3: Αναπαράσταση υποψήφιων λύσεων.....	128
Σχήμα 5-4: Διάγραμμα ροής των τριών εκδοχών του Γενετικού Αλγορίθμου.....	134
Σχήμα 5-5: Ευαισθησία που έχει επιτευχθεί από τις τρεις εκδοχές του Γενετικού Αλγορίθμου για διαφορετικούς αριθμούς των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων.....	136
Σχήμα 5-6: Ακρίβεια που έχει επιτευχθεί από τις τρεις διαφορετικές εκδοχές του Γενετικού Αλγορίθμου για διαφορετικούς αριθμούς των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων.....	137
Σχήμα 5-7: Ειδικότητα που έχει επιτευχθεί από τις τρεις διαφορετικές εκδοχές του Γενετικού Αλγορίθμου για διαφορετικούς αριθμούς των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων.....	137
Σχήμα 5-8: Η συνάρτηση καταλληλότητας για κάθε χρωμόσωμα της τελευταίας γενιάς της τρίτης εκδοχής του Γενετικού Αλγορίθμου με πλήθος Κ-Κοντινότερων Γειτόνων ίσο με 9 για τον ταξινομητή των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη.....	140
Σχήμα 6-1: Σύστημα αυτόματης αξιολόγησης γεύματος.....	144
Σχήμα 6-2: Αρχιτεκτονική συστήματος αυτόματης αναγνώρισης τροφής.....	153

Σχήμα 6-3: Σάκος Χαρακτηριστικών.....	159
Σχήμα 6-4: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) ως προς τον τύπο χαρακτηριστικών που έχουν εξαχθεί με τους αλγόριθμους SURF, Εξαγωγής Χρώματος και Τοπικών Δυαδικών Προτύπων με τον ταξινομητή Ένας-Εναντίον-Ενός	162
Σχήμα 6-5: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) των 7 διαφορετικών ταξινομητών για τα χαρακτηριστικά που έχουν εξαχθεί με τον αλγόριθμο SURF με μέγεθος λεξικού του Σάκου Χαρακτηριστικών 1000, τα χαρακτηριστικά που έχουν εξαχθεί με τον αλγόριθμο Εξαγωγής Χρώματος με μέγεθος λεξικού του Σάκου Χαρακτηριστικών 1000 και τα χαρακτηριστικά που έχουν εξαχθεί με τον αλγόριθμο Τοπικών Δυαδικών Προτύπων.....	164
Σχήμα 6-6: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) της κατηγορίας ψωμί από τους 7 ταξινομητές.....	165
Σχήμα 6-7: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) της κατηγορίας κρέας από τους 7 ταξινομητές.....	166
Σχήμα 6-8: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) της κατηγορίας ζυμαρικά από τους 7 ταξινομητές	166
Σχήμα 6-9: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) της κατηγορίας πατάτες από τους 7 ταξινομητές.....	167
Σχήμα 6-10: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) της κατηγορίας ρύζι από τους 7 ταξινομητές.....	167
Σχήμα 6-11: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) της κατηγορίας λαχανικά από τους 7 ταξινομητές	168

Υπέριτλοι πινάκων

Πίνακας 1-1: Δράσεις της ινσουλίνης στο μεταβολισμό των υδατανθράκων [6].....	25
Πίνακας 1-2: Δράσεις των GLP-1 και GIP [6]	27
Πίνακας 1-3: Επίδραση των ορμονών στην παραγωγή και τη χρήση της γλυκόζης	29
Πίνακας 1-4: Τύποι Σακχαρώδους Διαβήτη	31
Πίνακας 1-5: Διαγνωστικά κριτήρια Σακχαρώδους Διαβήτη	32
Πίνακας 3-1: Μήτρα σύγχυσης.....	88
Πίνακας 4-1: Το σύνολο δεδομένων Pima Indian Diabetes	105
Πίνακας 4-2: Σύνολο δεδομένων από το ΓΝΑ «Ιπποκράτειο».....	113
Πίνακας 4-3: Αρχιτεκτονική των προτεινόμενων συνόλων ταξινομητών	118
Πίνακας 4-4: Συγκριτική αξιολόγηση ταξινομητών για το σύνολο δεδομένων Pima Indian Diabetes με βάση την Ευαισθησία (SE), την Ειδικότητα (SP), τη Θετική Προβλεπτική Ικανότητα (PPV), την Αρνητική Προβλεπτική Ικανότητα (NPV) και το Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (MSE).....	119
Πίνακας 4-5: Συγκριτική αξιολόγηση ταξινομητών για το σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο» με βάση την Ευαισθησία (SE), την Ειδικότητα (SP), τη Θετική Προβλεπτική Ικανότητα (PPV), την Αρνητική Προβλεπτική Ικανότητα (NPV) και το Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (MSE).....	120
Πίνακας 4-6: Συγκριτική αξιολόγηση ταξινομητών στα σύνολα δεδομένων Pima Indian Diabetes και του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο» με βάση την Ακρίβεια (ACC) και το Εμβαδόν κάτω από την καμπύλη ROC (AUC)	121
Πίνακας 4-7: Συγκριτική αξιολόγηση ταξινομητών στα σύνολα δεδομένων Pima Indian Diabetes και του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο» με βάση το Hosmer-Lemeshow τεστ.....	122
Πίνακας 5-1: Παράμετροι του Γενετικού Αλγορίθμου.....	132
Πίνακας 5-2: Ευαισθησία, ακρίβεια και ειδικότητα των τριών καλύτερων υποσυνόλων των τριών εκδοχών του Γενετικού Αλγορίθμου	135
Πίνακας 5-3: Ευαισθησία, ακρίβεια και ειδικότητα του ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη όταν χρησιμοποιούνται όλα τα χαρακτηριστικά του συνόλου και όταν χρησιμοποιούνται μόνο τα χαρακτηριστικά του καλύτερου υποσυνόλου 3A.....	139
Πίνακας 6-1: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) με χρήση μόνο των χαρακτηριστικών SURF με τον ταξινομητή Ένας-Εναντίον-Ενός.....	161
Πίνακας 6-2: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) με χρήση μόνο των χαρακτηριστικών Τοπικών Δυαδικών Προτύπων με τον ταξινομητή Ένας-Εναντίον-Ενός.....	161
Πίνακας 6-3: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) με διαφορετικούς συνδυασμούς των διαφορετικών κατηγοριών χαρακτηριστικών με τον ταξινομητή Ένας-Εναντίον-Ενός.....	163
Πίνακας 6-4: Μήτρα σύγχυσης του τροποποιημένου ταξινομητή Όλοι-Και-Ένας με τη χρήση συνδυασμού χαρακτηριστικών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο SURF με μέγεθος λεξικού του ΣΧ 1000, με τον αλγόριθμο Εξαγωγής Χρώματος με μέγεθος λεξικού του ΣΧ 1000 και με τον αλγόριθμο Τοπικών Δυαδικών Προτύπων.....	165

Στο πλαίσιο της παρούσας διδακτορικής διατριβής έχουν χρησιμοποιηθεί μέθοδοι της Τεχνητής Νοημοσύνης προκειμένου να αναπτυχθούν υπολογιστικά συστήματα υποστήριξης της λήψης ιατρικών αποφάσεων για την πρόληψη, διάγνωση και θεραπεία του Σακχαρώδους Διαβήτη (ΣΔ). Δηλαδή, στόχος της διατριβής είναι να επεκτείνει ήδη υπάρχουσες μεθοδολογίες ή να προτείνει νέες εκδοχές τους προκειμένου να αντιμετωπιστούν τα προβλήματα που σχετίζονται με τον ΣΔ και τις επιπλοκές του. Στην παρούσα διδακτορική διατριβή έχουν αναπτυχθεί παραλλαγές συνόλων ταξινομητών, τα οποία αποτελούνται από Νευρωνικά Δίκτυα Πρόσθιας Τροφοδότησης, για την πρόβλεψη της εμφάνισης του ΣΔ ή των καρδιαγγειακών επιπλοκών του. Ακόμα, έχουν αναπτυχθεί παραλλαγές ενός Γενετικού Αλγορίθμου για να επιλεγούν οι σημαντικότεροι παράγοντες κινδύνου εμφάνισης καρδιαγγειακών επιπλοκών σε διαβητικούς ασθενείς Τύπου 2. Επιπλέον, έχουν αναπτυχθεί παραλλαγές ταξινομητών που βασίζονται σε Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης για την ταξινόμηση εικόνων τροφών με στόχο τον αυτόματο υπολογισμό της ποσότητας των υδατανθράκων στα γεύματα διαβητικών ασθενών.

Η δομή της διδακτορικής διατριβής είναι η ακόλουθη.

Το Κεφάλαιο 1 αποτελεί εισαγωγικό κεφάλαιο για το ΣΔ, όπου περιγράφεται ο μηχανισμός της ομοιόστασης της γλυκόζης και οι δυνατές διαταραχές του, παρουσιάζονται στατιστικά και επιδημιολογικά στοιχεία για το ΣΔ και περιγράφονται συνοπτικά οι βραχυπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες επιπλοκές του.

Η εξέλιξη της ιατρικής πληροφορικής επέτρεψε την κατασκευή υπολογιστικών συστημάτων με σκοπό την ενίσχυση του ιατρού στην λήψη κλινικών αποφάσεων διαγνωστικού ή θεραπευτικού χαρακτήρα. Το Κεφάλαιο 2 περιγράφει συνοπτικά τις βασικές αρχές λειτουργίας των Συστημάτων Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων για τη διαχείριση του ΣΔ, όπως είναι τα Συστήματα πρόβλεψης γλυκόζης για ασθενείς με ΣΔ Τύπου 1, το Τεχνητό Πάγκρεας, τα Συστήματα εύρεσης προδιαθεσικών παραγόντων και εκτίμησης κινδύνου εμφάνισης μακροπρόθεσμων επιπλοκών του ΣΔ Τύπου 1 και ΣΔ Τύπου 2, τα Συστήματα για την έγκαιρη διάγνωση του ΣΔ Τύπου 2, και τα Συστήματα αυτόματης αξιολόγησης γευμάτων για τον υπολογισμό της κατάλληλης δόσης ινσουλίνης σε ασθενείς με ΣΔ.

Η Μηχανική Μάθηση παίζει κυρίαρχο ρόλο στα Συστήματα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων για τη διαχείριση του ΣΔ, για το λόγο αυτό, το Κεφάλαιο 3 παρουσιάζει βασικά θεωρητικά στοιχεία σχετικά με αυτή. Προβλήματα που αντιμετωπίζονται με τεχνικές Μηχανικής Μάθησης αφορούν την προεπεξεργασία του συνόλου δεδομένων, την επιλογή χαρακτηριστικών και την ταξινόμηση.

Στο Κεφάλαιο 4 εξετάζεται η χρήση των συνόλων ταξινομητών, και ιδιαίτερα των συνόλων Νευρωνικών Δικτύων Πρόσθιας Τροφοδότησης, για την πρόβλεψη της εμφάνισης του ΣΔ ή κάποιας από τις μακροπρόθεσμες επιπλοκές του σε γυναίκες της ινδιάνικης φυλής Πίμα ή σε διαβητικούς ασθενείς Τύπου 2.

Στο Κεφάλαιο 5 περιγράφεται σύστημα Τεχνητής Νοημοσύνης για τον προσδιορισμό παραγόντων που αλληλεπιδρούν και επηρεάζουν την επικινδυνότητα ανάπτυξης καρδιαγγειακών νοσημάτων σε ασθενείς με ΣΔ Τύπου 2. Η μεθοδολογία που αναπτύσσεται βασίζεται στην προσέγγιση Περιτυλίγματος για την επιλογή των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών που επηρεάζουν την εμφάνιση καρδιαγγειακού νοσήματος σε ασθενείς με ΣΔ Τύπου 2, και συγκεκριμένα υλοποιείται με ένα Γενετικό Αλγόριθμο με συνάρτηση καταλληλότητας που βασίζεται στην ευαισθησία και την ακρίβεια της ταξινόμησης ενός ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη.

Στο Κεφάλαιο 6 παρουσιάζεται υποσύστημα εξαγωγής χαρακτηριστικών και ταξινόμησης εικόνων φαγητών για την υποβοήθηση διαβητικών ασθενών στον υπολογισμό της ποσότητας των υδατανθράκων στο γεύμα τους. Το υποσύστημα αυτό δέχεται ως είσοδο φωτογραφίες ενός γεύματος από το κινητό τηλέφωνο του ασθενούς και στη συνέχεια με ειδικούς αλγόριθμους επεξεργασίας της εικόνας εξάγει πληροφορία σχετική με την περιεκτικότητα του γεύματος σε υδατάνθρακες.

Τέλος, στο Κεφάλαιο 7 παρουσιάζονται τα συμπεράσματα της παρούσας διατριβής και οι μελλοντικές προεκτάσεις των υπολογιστικών συστημάτων που έχουν υλοποιηθεί.

1 Σακχαρώδης Διαβήτης

Ο Σακχαρώδης Διαβήτης (ΣΔ) αποτελεί σημαντικό πρόβλημα υγείας παγκοσμίως, με τον Παγκόσμιο Οργανισμό Υγείας να προειδοποιεί ότι περισσότεροι από 400 εκατομμύρια άνθρωποι θα νοσούν από ΣΔ το 2030. Στο κεφάλαιο αυτό περιγράφεται ο μηχανισμός της ομοιόστασης της γλυκόζης και οι δυνατές διαταραχές του, παρουσιάζονται επιδημιολογικά στοιχεία για το ΣΔ και περιγράφονται συνοπτικά οι βραχυπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες επιπλοκές του.

1.1 Ομοιόσταση της γλυκόζης

Η γλυκόζη είναι το απαραίτητο καύσιμο για τον εγκέφαλο υπό φυσιολογικές συνθήκες, καθώς οι συγκεντρώσεις στο αίμα άλλων πιθανών εναλλακτικών καυσίμων, όπως είναι τα κετονοσώματα, είναι συνήθως πολύ χαμηλές [1]. Μόνο στην περίπτωση της παρατεταμένης νηστείας, η αυξημένη συγκέντρωση των κετονοσωμάτων στο αίμα επιτρέπει τη χρήση τους ως καύσιμο από τον εγκέφαλο [2]. Επιπλέον, ο εγκέφαλος δεν μπορεί να συνθέσει ούτε να αποθηκεύσει γλυκόζη με τη μορφή του γλυκογόνου, έτσι ο εγκέφαλος είναι εξαρτημένος από τη συνεχή παροχή γλυκόζης στο πλάσμα.

Η μέση τιμή της συγκέντρωσης της γλυκόζης πλάσματος σε έναν υγιή οργανισμό κατά τη διάρκεια ενός εικοσιτετραώρου είναι 90 mg/dl. Η μέγιστη τιμή που μπορεί να φτάσει η

συγκέντρωση της γλυκόζης πλάσματος είναι 165 mg/dl έπειτα από την άφιξη της τροφής στο στομάχι [3], ενώ η ελάχιστη τιμή είναι 55 mg/dl έπειτα από άσκηση [4] ή μέτρια νηστεία (60 ώρες) [5]. Αυτό το στενό εύρος τιμών αποτελεί την νορμογλυκαιμία και επιτυγχάνεται με τη βοήθεια του ομοιοστατικού μηχανισμού της γλυκόζης, που συνδυάζει το ενδοκρινικό με το νευρικό σύστημα. Για παράδειγμα, μία μικρή μείωση της γλυκόζης πλάσματος της τάξης των 20 mg/dl θα μειώσει την έκκριση της ινσουλίνης και την απορρόφηση της γλυκόζης από τον εγκέφαλο, με αποτέλεσμα να ενεργοποιηθεί το συμπαθητικό νευρικό σύστημα και να απελευθερωθούν οι αντισταθμιστικές ορμόνες γλυκαγόνη, κατεχολαμίνες, κορτιζόλη και αυξητική ορμόνη. Όλες αυτές οι αλλαγές θα έχουν ως συνέπεια να αυξηθεί η γλυκόζη πλάσματος και να αποκατασταθεί η νορμογλυκαιμία. Στην αντίθετη περίπτωση της αύξησης της γλυκόζης πλάσματος της τάξης των 10 mg/dl, θα αυξηθεί η έκκριση της ινσουλίνης και θα μειωθεί η έκκριση της γλυκαγόνης ώστε να μειωθεί η γλυκόζη πλάσματος και να επανέλθει η νορμογλυκαιμία.

Η γλυκόζη πλάσματος προέρχεται είτε από την τροφή είτε από τη διάσπαση του γλυκογόνου στο ήπαρ (γλυκογονόλυση) είτε από το σχηματισμό της γλυκόζης στο ήπαρ και τους νεφρούς από σύνθετα μόρια ανθράκων όπως είναι το γαλακτικό οξύ, το πυροσταφυλικό οξύ, τα αμινοξέα και η γλυκερόλη (γλυκονεογένεση).

Η γλυκόζη όταν απομακρύνεται από το πλάσμα μπορεί είτε να αποθηκευτεί άμεσα ως γλυκογόνο είτε να υποστεί μη-οξειδωτική γλυκόλυση και να μετατραπεί σε πυροσταφυλικό οξύ είτε να υποστεί οξειδωτική γλυκόλυση και να μετατραπεί σε διοξείδιο του άνθρακα και νερό. Οι άνθρακες που προκύπτουν από την μη-οξειδωτική γλυκόλυση μπορούν να μετατραπούν σε γλυκόζη μέσω της γλυκονεογένεσης.

1.1.1 Ινσουλίνη

Η ινσουλίνη είναι μία πεπτιδική ορμόνη με 51-αμινοξέα που αποτελείται από δύο πολυπεπτιδικές αλυσίδες, οι οποίες συνδέονται με δισουλφιδικές γέφυρες. Η ινσουλίνη συντίθεται στα β-κύτταρα των νησιδίων του Langerhans του παγκρέατος και εκκρίνεται από αυτά με συντονισμένο παλμικό τρόπο σε χαρακτηριστικό διφασικό πρότυπο. Αρχικά υπάρχει μία οξεία και ταχεία «πρώτη φάση» απελευθέρωσης της ινσουλίνης, η οποία διαρκεί λίγα λεπτά, και ακολουθείται από μία λιγότερο έντονη «δεύτερη φάση», που είναι μεγαλύτερης διάρκειας.

Ο κύριος ρυθμιστής της έκκρισης ινσουλίνης είναι η συγκέντρωση της γλυκόζης πλάσματος, ωστόσο και άλλα μακρο-θρεπτικά συστατικά, καθώς και ορμονικοί και νευρικοί παράγοντες μπορούν να την επηρεάσουν. Η αυξημένη γλυκόζη πλάσματος μετά την άφιξη της τροφής

στο στομάχι οδηγεί σε τριπλάσια με τετραπλάσια αύξηση της ινσουλίνης πλάσματος μέσα σε 30-60 λεπτά, ενώ μία μείωση της γλυκόζης πλάσματος κάτω από τα 50 mg/dl οδηγεί σε μείωση της ινσουλίνης πλάσματος κατά 80-90%. Η αύξηση των αμινοξέων και σε μικρότερο βαθμό των ελεύθερων λιπαρών οξέων επίσης οδηγεί σε αύξηση της έκκρισης της ινσουλίνης [6].

Όταν η γλυκόζη εισέρχεται στα β-κύτταρα του παγκρέατος διαμέσου μιας οικογένειας υψηλής χωρητικότητας μεταφορέων γλυκόζης (GLUT 1-3), υποβάλλεται σε φωσφορύλιωση από το ένζυμο γλυκοκινάση και μεταβολισμό με γλυκόλυση για να παράγει ATP. Η αύξηση ATP κλείνει έναν τύπο των διαύλων καλίου στην επιφάνεια των κυττάρων και οδηγεί σε εκπόλωση της μεμβράνης. Αυτό ακολουθείται από μία εισροή των ιόντων ασβεστίου που ενεργοποιεί τη μετατόπιση κοκκίων ινσουλίνης στην επιφάνεια των β-κυττάρων και την απελευθέρωση της ορμόνης με εξωκύτωση.

Μετά την άφιξη της τροφής στο στομάχι, οι ορμόνες GIP (εξαρτώμενο από τη γλυκόζη ινσουλινοτρόπο πεπτίδιο) και GLP-1 (παρόμοιο με τη γλυκαγόνη πεπτίδιο 1) που εκκρίνονται από τα L-κύτταρα του εντέρου επίσης αυξάνουν την έκκριση της ινσουλίνης. Αυτός είναι και ο λόγος που η συγκέντρωση της ινσουλίνης πλάσματος αυξάνει σε ένα μεγαλύτερο βαθμό έπειτα από τη λήψη γλυκόζης από το στόμα από ό,τι έπειτα από την ενδοφλέβια έγχυση της ίδιας ποσότητας.

Ο ρόλος της ινσουλίνης είναι πολύ σημαντικός στη ρύθμιση του κυτταρικού ενεργειακού εφοδιασμού, την ισορροπία σε μακροθρεπτικά συστατικά και τη διεύθυνση των αναβολικών διαδικασιών στον ενδιάμεσο μεταβολισμό της γλυκόζης, των λιπιδίων και των πρωτεϊνών. Οι σημαντικότεροι ινσουλινοευαίσθητοι ιστοί είναι το ήπαρ, οι σκελετικοί μύες και ο λιπώδης ιστός. Η ινσουλίνη παίζει σημαντικό ρόλο στη ρύθμιση της ηπατικής παραγωγής της γλυκόζης αναστέλλοντας τη γλυκονεογένεση και προάγοντας την αποθήκευση του γλυκογόνου. Ομοίως, στα μυϊκά κύτταρα, η μεσολαβούμενη από την ινσουλίνη πρόσληψη γλυκόζης ενεργοποιεί τη σύνθεση και αποθήκευση γλυκογόνου, με τους υδατάνθρακες να χρησιμοποιούνται ως άμεσα διαθέσιμη πηγή ενέργειας για τη σύσπαση των μυών αντί των λιπαρών οξέων και των αμινοξέων. Η διάσπαση του λίπους στον λιπώδη ιστό καταστέλλεται και προάγεται η σύνθεση λίπους.

Η ινσουλίνη εμπλέκεται σε πολλά στάδια της ρύθμισης του μεταβολισμού των υδατανθράκων (Πίνακας 1-1). Η γλυκόζη μεταφέρεται μέσα στα κύτταρα διαμέσου της κυτταρικής μεμβράνης από τους γλυκοζομεταφορείς (GLUT). Ο GLUT-1 συμμετέχει στη βασική και μη ινσουλινοεξαρτώμενη πρόσληψη γλυκόζης από τα κύτταρα, ενώ ο GLUT-2 συμμετέχει στην ανίχνευση της γλυκόζης από τα β-κύτταρα. Ο GLUT-3 συμμετέχει στη μη

ινσουλινοεξαρτώμενη πρόσληψη γλυκόζης στον εγκέφαλο και ο GLUT-4 είναι υπεύθυνος για την ινσουλινοεξαρτώμενη πρόσληψη γλυκόζης στους μυς και στο λιπώδη ιστό. Ο GLUT-4 βρίσκεται σε κυτταροπλασματικά κυστίδια, και μετά τη δέσμευση της ινσουλίνης στους υποδοχείς της μετατοπίζεται στην επιφάνεια των κυττάρων και δημιουργεί έναν διάυλο για την είσοδο της γλυκόζης.

Η ινσουλίνη αυξάνει τη σύνθεση του γλυκογόνου και αναστέλλει τη διάσπασή του. Η ινσουλίνη αυξάνει τη σύνθεση του γλυκογόνου, με την ενεργοποίηση της συνθάσης του γλυκογόνου, ενώ αναστέλλει τη γλυκογονόλυση αποφωσφορυλιώνοντας την κινάση της φωσφορυλάσης του γλυκογόνου. Η γλυκόλυση διεγείρεται και η γλυκονεογένεση εμποδίζεται με αποφωσφορυλίωση της κινάσης του πυροσταφυλικού και της 2,6-διφωσφορικής κινάσης [6].

Πίνακας 1-1: Δράσεις της ινσουλίνης στο μεταβολισμό των υδατανθράκων [6]

Δράση	Μηχανισμός
Αυξάνει την πρόσληψη γλυκόζης από τα κύτταρα	Μεταθέτει τον γλυκοζομεταφορέα GLUT-4 στην κυτταρική επιφάνεια
Αυξάνει τη σύνθεση του γλυκογόνου	Ενεργοποιεί τη συνθάση του γλυκογόνου με αποφωσφορυλίωση
Αναστέλλει τη διάσπαση του γλυκογόνου	Αδρανοποιεί τη φωσφορυλάση του γλυκογόνου και την ενεργοποιεί του κινάση με αποφωσφορυλίωση
Αναστέλλει τη γλυκονεογένεση	Αποφωσφορυλιώνει την πυροσταφυλική κινάση με τη 2,6-διφωσφορική κινάση
Αυξάνει τη γλυκόλυση	Αποφωσφορυλιώνει την πυροσταφυλική κινάση με τη 2,6-διφωσφορική κινάση
Μετατρέπει το πυροσταφυλικό σε ακετυλ-CoA	Ενεργοποιεί το ενδομιτοχονδριακό ενζυμικό σύμπλεγμα της πυροσταφυλικής αφυδρογονάσης

Η ινσουλίνη παίζει επίσης σημαντικό ρόλο στο μεταβολισμό των λιπιδίων αυξάνοντας το ρυθμό της λιπογένεσης στο λιπώδη ιστό και στο ήπαρ, και ελέγχοντας το σχηματισμό και την αποθήκευση των τριγλυκεριδίων. Το κρίσιμο βήμα για τη λιπογένεση είναι η ενεργοποίηση της ινσουλινοευαίσθητης λιποπρωτεϊνικής λιπάσης στα τριχοειδή αγγεία. Τα λιπαρά οξέα στη συνέχεια ελευθερώνονται από τα κυκλοφορούντα χυλομικρά ή από τις πολύ χαμηλής

πυκνότητας λιποπρωτεΐνες και ενσωματώνονται στο λιπώδη ιστό. Η λιπογένεση διευκολύνεται επίσης από την πρόσληψη της γλυκόζης, επειδή ο μεταβολισμός της από το μονοπάτι φωσφορικών πεντοζών παρέχει φωσφορικό νικοτιναμιδοαδενινο δινουκλεοτίδιο, το οποίο είναι απαραίτητο για τη σύνθεση λιπαρών οξέων. Η σύνθεση τριγλυκεριδίων διεγείρεται από εστεροποίηση της φωσφορικής γλυκερόλης, ενώ η διάσπαση των τριγλυκεριδίων καταστέλλεται με αποφωσφορυλίωση της ορμονοευαίσθητης λιπάσης.

Η κύρια δράση της ινσουλίνης στο μεταβολισμό των πρωτεϊνών είναι να αναστέλλει τη διάσπασή τους. Με τον τρόπο αυτό δρα συνεργατικά με την αυξητική ορμόνη και τον ινσουλινόμορφο αυξητικό παράγοντα αυξάνοντας τον πρωτεϊνικό μεταβολισμό [6].

1.1.2 Γλυκαγόνη

Η γλυκαγόνη είναι ένα πολυπεπίδιο που συντίθεται σαν ένα μεγάλο πρόδρομο μόριο, την προ-προγλουκαγόνη, και διασπάται μέσα στα α-κύτταρα του παγκρέατος στη δραστική ορμόνη. Η έκκριση της γλυκαγόνης διεγείρεται από την πτώση της συγκέντρωσης της γλυκόζης στο αίμα και από άλλους παράγοντες, όπως είναι τα ελεύθερα λιπαρά οξέα και τα αμινοξέα. Η έκκριση της γλυκαγόνης είναι επίσης υπό τον έλεγχο νευρικών μηχανισμών. Η ενεργοποίηση συμπαθητικών αδρενεργικών ινών αυξάνει τη συγκέντρωσή της.

Η γλυκαγόνη διαδραματίζει σημαντικό ρόλο στην πρόληψη της υπογλυκαιμίας κατά τη διάρκεια της νηστείας ανταγωνιζόμενη τη δράση της ινσουλίνης. Κύρια περιοχή δράσης της είναι το ήπαρ όπου συνδέεται με συνδεδεμένους με G-πρωτεΐνες υποδοχής γλυκαγόνης που ενεργοποιούν την αδενυλική κυκλάση, η οποία οδηγεί στην κινητοποίηση του γλυκογόνου και την παραγωγή γλυκόζης από μη υδατανθρακικούς προδρόμους μέσω της γλυκονεογένεσης [6].

1.1.3 Αμυλίνη

Η αμυλίνη είναι μία πεπτιδική ορμόνη που εκκρίνεται από τα β-κύτταρα του παγκρέατος έπειτα από τροφικά ή άλλα εκκριταγωγά ερεθίσματα. Οι συγκεντρώσεις της ινσουλίνης και της αμυλίνης στο πλάσμα μεταβάλλονται παράλληλα, και η δράση της αμυλίνης συμπληρώνει τη δράση της ινσουλίνης αναστέλλοντας τη μεταγευματική έκκριση της γλυκαγόνης και καθυστερώντας τη γαστρική κένωση μετά την άφιξη της τροφής στο στομάχι. Η αμυλίνη έτσι ρυθμίζει το ρυθμό εισαγωγής της γλυκόζης στο κυκλοφορικό είτε από εξωγενείς πηγές (τροφές) είτε από ενδογενείς πηγές (ήπαρ) [7].

1.1.4 Ινκρετίνες

Η ιδέα ότι εντερικοί παράγοντες μπορούν να διεγείρουν το πάγκρεας για να εκκρίνει ινσουλίνη προήλθε από την ανάγκη να εξηγηθεί το φαινόμενο της μεγαλύτερης αύξησης των

επιπέδων της ινσουλίνης πλάσματος όταν καταναλωθεί μία ποσότητα γλυκόζης από το στόμα από ό,τι όταν εισαχθεί στον οργανισμό ενδοφλεβίως η ίδια ποσότητα γλυκόζης. Η πρώτη ινκρετινική ορμόνη ονομάζεται εξαρτώμενο από τη γλυκόζη ινσουλινοτρόπο πεπτίδιο (GIP) και έχει την ικανότητα να μειώνει την έκκριση του γαστρικού οξέος στα σκυλιά. Ένα άλλο πεπτίδιο ανακαλύφθηκε αργότερα το ονομαζόμενο παρόμοιο με τη γλυκαγόνη πεπτίδιο 1 (GLP-1) το οποίο μοιάζει με τη γλυκαγόνη. Και τα δύο πεπτίδια εκκρίνονται από το έντερο (από τα L και K κύτταρα) μέσα σε λίγα λεπτά από την άφιξη της τροφής στο στομάχι και έχουν πολύ μικρό χρόνο ημιζωής. Και τα δύο πεπτίδια εμποδίζουν την έκκριση της γλυκαγόνης. Το GLP-1 καθυστερεί τη γαστρική κένωση και πιθανώς μέσα από κάποιο νευρικό μηχανισμό προωθεί τον κορεσμό, μειώνει τη λήψη της τροφής και οδηγεί στη μείωση του βάρους (Πίνακας 1-2).

Πίνακας 1-2: Δράσεις των GLP-1 και GIP [6]

Επίδραση σε	GLP-1 (παρόμοιο με τη γλυκαγόνη πεπτίδιο 1)	GIP (εξαρτώμενο από τη γλυκόζη ινσουλινοτρόπο πεπτίδιο)
Πάγκρεας	<ul style="list-style-type: none"> • Αύξηση της έκκρισης ινσουλίνης • Μείωση της έκκρισης γλυκαγόνης 	<ul style="list-style-type: none"> • Αύξηση της έκκρισης ινσουλίνης
Περιφερικοί ιστοί	<ul style="list-style-type: none"> • Μείωση της απελευθέρωσης ηπατικής γλυκόζης • Αύξηση της απορρόφησης της γλυκόζης από τους μυς 	
Στομάχι	<ul style="list-style-type: none"> • Καθυστέρηση γαστρικής κένωσης 	<ul style="list-style-type: none"> • Παρεμπόδιση εκκρίσεων μόνο σε υπερφυσιολογικά επίπεδα
Κεντρικό Νευρικό Σύστημα	<ul style="list-style-type: none"> • Αύξηση κορεσμού • Μείωση όρεξης • Μείωση βάρους 	

1.1.5 Κατεχολαμίνες

Η απελευθέρωση των κατεχολαμινών διαμεσολαβείται από αλλαγές στο συμπαθητικό νευρικό σύστημα και αυξάνεται κατά τη διάρκεια του στρες και της υπογλυκαιμίας. Οι κατεχολαμίνες περιορίζουν την έκκριση της ινσουλίνης ενώ ταυτόχρονα μειώνουν την

επίδραση της δράσης της ινσουλίνης. Λειτουργώντας τόσο ως ορμόνες (επινεφρίνη) όσο και ως νευροδιαβιβαστές (νορεπινεφρίνη) είναι δυναμικοί υπεργλυκαιμικοί παράγοντες των οποίων οι δράσεις σε αντίθεση με τη γλυκαγόνη μπορεί να έχουν μεγάλη διάρκεια και να επηρεάζουν τόσο την απελευθέρωση της γλυκόζης όσο και την απομάκρυνσή της.

Οι μεταβολικές δράσεις των κατεχολαμινών διαμεσολαβούνται από τους βήτα-2 αδρενεργικούς υποδοχείς: στο ήπαρ αυξάνουν άμεσα τη γλυκογονόλυση διαμέσου της cAMP ενεργοποίησης της φωσφορύλασης και αυξάνοντας σε ένα μικρότερο βαθμό έμμεσα τη γλυκονεογένεση, αυξάνουν τη διαθεσιμότητα του γλυκονεογεννητικού υποστρώματος και τα ελεύθερα λιπαρά οξέα του πλάσματος.

Στους νεφρούς οι κατεχολαμίνες είναι δυναμικοί διεγέρτες της γλυκονεογένεσης τόσο άμεσα όσο και έμμεσα όπως στο ήπαρ, ενώ διεγείρουν περισσότερο την απελευθέρωση της γλυκόζης από τους νεφρούς από ό,τι από το ήπαρ. Στους σκελετικούς μυς οι κατεχολαμίνες μειώνουν την απορρόφηση της γλυκόζης και διεγείρουν τη γλυκογονόλυση, η οποία οδηγεί σε μία αύξηση στην απελευθέρωση του γαλακτικού οξέος, τον κύριο γλυκονεογεννητικό πρόδρομο. Στο λιπώδη ιστό, οι κατεχολαμίνες διεγείρουν τη λιπόλυση διαμέσου της ενεργοποίησης της ορμονοευαίσθητης λιπάσης η οποία οδηγεί σε μία αύξηση της απελευθέρωσης των ελεύθερων λιπαρών οξέων και της γλυκερόλης, η οποία είναι επίσης σημαντικός γλυκονεογεννητικός πρόδρομος [8].

1.1.6 Αυξητική ορμόνη και Κορτιζόλη

Σε αντίθεση με τη γλυκαγόνη και τις κατεχολαμίνες οι οποίες δρουν σχεδόν αμέσως, η μεταβολική δράση της αυξητικής ορμόνης και της κορτιζόλης χρειάζεται αρκετές ώρες για να γίνει αντιληπτή. Η δράση της αυξητικής ορμόνης και της κορτιζόλης μπορεί να θεωρηθεί ως ανταγωνιστική στη δράση της ινσουλίνης, δηλαδή η αυξητική ορμόνη και η κορτιζόλη μειώνουν την ικανότητα της ινσουλίνης να μειώνει την απελευθέρωση της γλυκόζης, να διεγείρει την απορρόφηση της γλυκόζης και να εμποδίζει τη λιπόλυση [9], [10]. Και οι δύο ορμόνες αυξάνουν τη σύνθεση των γλυκονεογεννητικών ενζύμων και μειώνουν τη μεταφορά της γλυκόζης. Επιπλέον, η κορτιζόλη μπορεί να εμποδίσει την έκκριση της ινσουλίνης [11]. Είναι σημαντικό να σημειώσουμε ακόμα ότι η αυξητική ορμόνη και η κορτιζόλη δρουν συνεργατικά μέσα από διαφορετικούς ενδοκυτταρικούς μηχανισμούς, ώστε ταυτόχρονη μικρή αύξηση στα επίπεδά τους στο πλάσμα να έχει μεγαλύτερη επίδραση από ότι μεγαλύτερη αύξηση στα επίπεδα μόνο της μίας από αυτές στο πλάσμα [12].

1.1.7 Ελεύθερα λιπαρά οξέα

Τα ελεύθερα λιπαρά οξέα είναι το πρωτεύον καύσιμο για τους περισσότερους τύπους ιστών του σώματος, με εξαίρεση τον εγκέφαλο, το νεφρικό μυελό και τα αιματικά κύτταρα. Η αύξηση των επιπέδων των ελεύθερων λιπαρών οξέων στο πλάσμα μπορεί να έχει σημαντικές συνέπειες στο μεταβολισμό όπως είναι η διέγερση της ηπατικής και νεφρικής γλυκονογένεσης, η παρεμπόδιση της μεταφοράς της γλυκόζης στους μυς και ο ανταγωνισμός με τη γλυκόζη ως οξειδωτικό καύσιμο. Οι κύριοι ρυθμιστές των ελεύθερων λιπαρών οξέων στο πλάσμα είναι το συμπαθητικό νευρικό σύστημα και η αυξητική ορμόνη, τα οποία αυξάνουν τα επίπεδα των ελεύθερων λιπαρών οξέων, η ινσουλίνη, η οποία μειώνει τα επίπεδα των ελεύθερων λιπαρών οξέων στο πλάσμα, και η υπεργλυκαιμία.

Πίνακας 1-3: Επίδραση των ορμονών στην παραγωγή και τη χρήση της γλυκόζης

Ορμόνη	Παραγωγή γλυκόζης	Χρήση γλυκόζης
Ινσουλίνη	Μείωση	Αύξηση
Γλυκαγόνη	Αύξηση	-
Αμυλίνη	Μείωση	Αύξηση
GLP-1	Μείωση	Αύξηση
Επινεφρίνη	Αύξηση	Μείωση
Κορτιζόλη	Αύξηση	Μείωση
Αυξητική ορμόνη	Αύξηση	Μείωση

Συνοψίζοντας, ο ομοιοστατικός μηχανισμός της γλυκόζης ενσωματώνει πολλές ορμόνες και νευρωνικά μονοπάτια (Πίνακας 1-3). Συγκεκριμένα, η ινσουλίνη δρα ως ρυθμιστής της εισαγωγής και της απομάκρυνσης της γλυκόζης από το κυκλοφορικό, ενώ η γλυκαγόνη δρα ως ρυθμιστής της παραγωγής της γλυκόζης από το ήπαρ. Η αμυλίνη μέσω νευρωνικών μονοπατιών αναστέλλει την έκκριση της μεταγευματικής γλυκαγόνης και καθυστερεί τη γαστρική κένωση. Η ινκρετίνη GLP-1 αυξάνει την έκκριση της ινσουλίνης, αναστέλλει την έκκριση της γλυκαγόνης και μέσω νευρωνικών μονοπατιών καθυστερεί τη γαστρική κένωση και μειώνει την αίσθηση της πείνας. Οι κατεχολαμίνες περιορίζουν την έκκριση της ινσουλίνης ενώ ταυτόχρονα μειώνουν την επίδραση της δράσης της ινσουλίνης. Η δράση της αυξητικής ορμόνης και της κορτιζόλης μπορεί να θεωρηθεί ως ανταγωνιστική στη δράση της ινσουλίνης. Και οι δύο ορμόνες αυξάνουν τη σύνθεση των γλυκονογεννητικών ενζύμων και

μειώνουν τη μεταφορά της γλυκόζης. Η αύξηση των επιπέδων των ελεύθερων λιπαρών οξέων στο πλάσμα μπορεί να έχει σημαντικές συνέπειες στο μεταβολισμό της γλυκόζης όπως είναι η διέγερση της ηπατικής και νεφρικής γλυκονεογένεσης, η παρεμπόδιση της μεταφοράς της γλυκόζης στους μυς και ο ανταγωνισμός με τη γλυκόζη ως οξειδωτικό καύσιμο.

1.2 Σακχαρώδης Διαβήτης και κατηγορίες

Ο Σακχαρώδης Διαβήτης αποτελεί ένα σύνολο μεταβολικών διαταραχών που χαρακτηρίζεται από υψηλές τιμές συγκέντρωσης της γλυκόζης στο αίμα, οι οποίες οφείλονται είτε στην ελλιπή έκκριση της ορμόνης ινσουλίνης από το πάγκρεας είτε στην ινσουλινοαντίσταση των ιστών. Στον κύριο παθοφυσιολογικό πυλώνα της ελλειματικής λειτουργίας των β-κυττάρων του παγκρέατος προστέθηκε ο πυλώνας της ιστικής ινσουλινοαντίστασης και πρόσφατα αναγνωρίστηκε η μειωμένη λειτουργία των ινκρετινικών ορμονών και η συνεπακόλουθη υπεργλυκαγοναιμία.

Ο Σακχαρώδης Διαβήτης Τύπου 1 (ΣΔΤ1) ή ινσουλινοεξαρτώμενος διακρίνεται σε αυτοάνοσο και ιδιοπαθή, ενώ αντιπροσωπεύει περίπου το 5-10% όλων των μορφών διαβήτη. Ο αυτοάνοσος διαβήτης οφείλεται στην προοδευτική καταστροφή των β-κυττάρων του παγκρέατος με αυτοάνοσο μηχανισμό και οδηγεί σε απόλυτη έλλειψη ινσουλίνης. Κατά κύριο λόγο εμφανίζεται στην παιδική, εφηβική και πρόωμη νεανική ηλικία, με αιφνίδια συμπτωματολογία διαβητικής κετοξέωσης στους αδιάγνωστους ασθενείς. Ο ιδιοπαθής ινσουλινοεξαρτώμενος διαβήτης εμφανίζει παρόμοια κλινικά χαρακτηριστικά, χωρίς όμως τις ενδείξεις της αυτοάνοσης προσβολής.

Ο Σακχαρώδης Διαβήτης Τύπου 2 (ΣΔΤ2) ή μη ινσουλινοεξαρτώμενος, περιλαμβάνει το 80-85% όλων των τύπων του διαβήτη, και χαρακτηρίζεται από αντίσταση των περιφερικών ιστών στη δράση της ινσουλίνης σε συνδυασμό με την ελλιπή έκκριση της ινσουλίνης.

Η Παχυσαρκία και ο Σακχαρώδης Διαβήτης έχουν πάρει διαστάσεις σύγχρονης πανδημίας. Σύμφωνα με τα στατιστικά στοιχεία του Παγκόσμιου Οργανισμού Υγείας ο αριθμός των ατόμων με Σακχαρώδη Διαβήτη αυτή τη στιγμή ανέρχεται σε 347 εκατομύρια. Υπολογίζεται ακόμα ότι μέχρι το 2030 ο Σακχαρώδης Διαβήτης θα αποτελεί την 7^η κύρια αιτία θανάτου παγκοσμίως. Η πρόωρη θνησιμότητα προκαλείται κατά κύριο λόγο από την αύξηση στις αθηροσκληρυντικές καρδιαγγειακές παθήσεις, αλλά και από σημαντικές μικροαγγειακές επιπλοκές, που επηρεάζουν τους οφθαλμούς, τα νεύρα και τους νεφρούς. Ο ΣΔΤ2 έχει αργή και προοδευτική εισβολή και η διάγνωση συχνά καθυστερεί για πολλά χρόνια, ώστε πολλοί άνθρωποι με διαβήτη είναι αδιάγνωστοι, ενώ εξακολουθούν να αναπτύσσουν διαβητικές

επιπλοκές. Το γεγονός αυτό μπορεί να οδηγήσει σε υποτίμηση της αληθινής παγκόσμιας επιβάρυνσης της νόσου.

Οι χαμηλών και μεσαίων εισοδημάτων χώρες αντιμετωπίζουν τη μεγαλύτερη επιβάρυνση από το διαβήτη, με περίπου τα δύο τρίτα των ατόμων με διαβήτη να ζουν σε αυτές τις περιοχές του κόσμου. Οκτώ από τις δέκα πρώτες χώρες με υψηλότερους απόλυτους αριθμούς ατόμων με διαβήτη έχουν αναπτυσσόμενες ή μεταβατικές οικονομίες. Ο Σακχαρώδης Διαβήτης είναι επίσης μία ακριβή νόσος, τόσο εξαιτίας του κόστους των υπηρεσιών υγειονομικής περίθαλψης όσο και λόγω της απώλειας παραγωγικότητας. Στις ανεπτυγμένες χώρες, δαπανάται περίπου το 10% του συνολικού προϋπολογισμού υγείας για τη διαχείριση του ΣΔ και των επιπλοκών του [6].

1.2.1 Ιστορία του ΣΔ

Ο ΣΔ περιγράφηκε για πρώτη φορά στην Αρχαία Αίγυπτο. Αργότερα τον 5^ο αιώνα π.Χ. Ινδοί ιατροί αναγνώρισαν τη γλυκιά σαν μέλι γεύση των ούρων από πολυουρικούς ασθενείς, η οποία προσέλκυε μυρμήγκια και έντομα. Επίσης, αναγνώρισαν τις δύο διαφορετικές μορφές του ΣΔ, τη μία που αφορά τα μεγαλύτερης ηλικίας παχύτερα άτομα και την άλλη που αφορά λεπτόσωμα νεαρά σε ηλικία άτομα που υπέκυπταν γρήγορα στην ασθένειά τους [6]. Η πρώτη ταξινόμηση του ΣΔ από τον Παγκόσμιο Οργανισμό Υγείας το 1980 περιελάμβανε τον ινσουλινοεξαρτώμενο ΣΔ, τον μη ινσουλινοεξαρτώμενο ΣΔ, τον ΣΔ που οφειλόταν στον υποσιτισμό, το ΣΔ κύησης και άλλους τύπους ΣΔ. Η τρέχουσα ταξινόμηση του ΣΔ σύμφωνα με τον Παγκόσμιο Οργανισμό Υγείας το 1999 παρουσιάζεται στον Πίνακα 1-4.

Πίνακας 1-4: Τύποι Σακχαρώδους Διαβήτη

Τύπος ΣΔ	Χαρακτηριστικά
ΣΔΤ1	<ul style="list-style-type: none"> • Με μεσολάβηση του ανοσοποιητικού • Ιδιοπαθής
ΣΔΤ2	<ul style="list-style-type: none"> • Αντίσταση στην ινσουλίνη και ανεπαρκής έκκριση ινσουλίνης
Δευτεροπαθής ΣΔ	<ul style="list-style-type: none"> • Διαβήτης δευτεροπαθής σε παγκρεατική νόσο • Διαβήτης δευτεροπαθής σε ενδοκρινική νόσο • Διαβήτης δευτεροπαθής σε φάρμακα και χημικές ουσίες • Διαβήτης δευτεροπαθής σε γενετικές ανωμαλίες • Διαβήτης δευτεροπαθής σε λοιμώξεις
Διαβήτης Κύησης	<ul style="list-style-type: none"> • Διαβήτης που εμφανίζεται κατά τη διάρκεια της κύησης

1.2.2 Διάγνωση του ΣΔ

Η διάγνωση του Σακχαρώδους Διαβήτη γίνεται είτε με τη μέτρηση της γλυκόζης νηστείας είτε με τη δοκιμασία της ανοχής στη γλυκόζη είτε με τη μέτρηση της γλυκοζυλιωμένης αιμοσφαιρίνης (Πίνακας 1-5).

Η μέτρηση της γλυκόζης νηστείας γίνεται λαμβάνοντας δείγμα μετά από 8 τουλάχιστον ώρες αποχής από την πρόσληψη τροφής. Αν η τιμή της γλυκόζης είναι μεγαλύτερη από 126 mg/dl, τότε το υποκείμενο είναι διαβητικό.

Η δοκιμασία ανοχής στη γλυκόζη ονομάζεται και καμπύλη σακχάρου, απαιτεί τριήμερη προετοιμασία, με διαιτολόγιο πλούσιο σε υδατάνθρακες. Στη συνέχεια, το άτομο λαμβάνει 75 g γλυκόζης από το στόμα και μετά λαμβάνονται μετρήσεις των επιπέδων σακχάρου διαδοχικά ανά 30 λεπτά, για τις επόμενες 2 με 3 ώρες. Αν η τιμή του σακχάρου μετά από 2 ώρες από την κατανάλωση των 75 g γλυκόζης είναι πάνω από 200 mg/dl, τότε ο εξεταζόμενος πάσχει από διαβήτη.

Τέλος, ένας άλλος χρήσιμος δείκτης είναι η γλυκοζυλιωμένη αιμοσφαιρίνη, η οποία αντικατοπτρίζει τη μέση τιμή σακχάρου αίματος τους τελευταίους τρεις μήνες πριν την εξέταση. Τιμές μεγαλύτερες του 6.5% αντιστοιχούν σε διαβητικά υποκείμενα.

Πίνακας 1-5: Διαγνωστικά κριτήρια Σακχαρώδους Διαβήτη

Κατηγορία	Γλυκόζη νηστείας	Δοκιμασία ανοχής στη γλυκόζη	Γλυκοζυλιωμένη αιμοσφαιρίνη (HbA1c)
Κανονική	<100	<140	<5.7%
Προδιαβήτης	100-125	140-199	5.7-6.4%
Διαβήτης	>=126	>=200	>=6.5%

1.2.3 Σακχαρώδης Διαβήτης Τύπου 1

Ο ΣΔΤ1 εμφανίζεται συνήθως ως αποτέλεσμα της μεσολαβούμενης από T-κύτταρα αυτοάνοσης καταστροφής των β-κυττάρων του παγκρέατος και συνοδεύεται από απόλυτη έλλειψη ινσουλίνης. Ο ΣΔΤ1 εμφανίζεται περίπου στο 5%-10% των διαβητικών ασθενών και κυρίως σε παιδιά, εφήβους και νέους ενήλικους.

Πριν την ανακάλυψη της ινσουλίνης ο ΣΔΤ1 οδηγούσε σύντομα στο θάνατο του ασθενούς. Σήμερα η ινσουλίνη έχει μεταμορφώσει τις ζωές των 20 εκατομμυρίων διαβητικών τύπου 1 σε όλον τον κόσμο, ωστόσο ο ΣΔΤ1 εξακολουθεί να σχετίζεται με διπλάσια ως δεκαπλάσια αύξηση κινδύνου πρόωρης θνησιμότητας σε σύγκριση με το γενικό πληθυσμό [6]. Ένα

σημαντικό ποσοστό των πρόωρων θανάτων από ΣΔΤ1 οφείλεται στη διαβητική κετοξέωση, ενώ οι πιο όψιμοι θάνατοι οφείλονται συνήθως στην καρδιαγγειακή νόσο ή τη νεφροπάθεια.

Η θεραπεία του ΣΔΤ1 βασίζεται στην ινσουλινοθεραπεία, η οποία ωστόσο συνοδεύεται συχνά από ανεπιθύμητα επεισόδια υπογλυκαιμίας. Συγκεκριμένα, οι ασθενείς με ΣΔΤ1 θα βιώσουν πολλά επεισόδια ήπιας υπογλυκαιμίας ανά εβδομάδα και ένα έως δύο σοβαρά επεισόδια ανά έτος οπότε θα χρειαστεί εξωτερική ιατρική βοήθεια. Ένα σοβαρό επεισόδιο υπογλυκαιμίας μπορεί να εκθέσει τη ζωή του διαβητικού ασθενούς σε κίνδυνο, αν για παράδειγμα οδηγεί εκείνη τη στιγμή, ή μπορεί να έχει συνέπειες στη σωματική του υγεία, όπως για παράδειγμα την εμφάνιση καρδιακών αρρυθμιών, ή μπορεί να οδηγήσει ακόμα και σε αιφνίδιο θάνατο. Η υπογλυκαιμία αντιμετωπίζεται είτε με κατάποση γλυκόζης είτε αν ο ασθενής είναι αναίσθητος με ενδομυϊκή ή υποδόρια χορήγηση γλυκαγόνης ή ενδοφλέβια χορήγηση γλυκόζης.

Η διαβητική κετοξέωση προκύπτει από ανεπάρκεια ινσουλίνης και από αύξηση των αντιρυθμιστικών ορμονών, είναι δυνητικά θανατηφόρος και απαιτεί άμεση διάγνωση και θεραπεία. Επιπλοκές της διαβητικής κετοξέωσης είναι το εγκεφαλικό οίδημα, το σύνδρομο αναπνευστικής δυσχέρειας, η θρομβοεμβολή και η εισρόφηση από εμετό. Η διαβητική κετοξέωση χαρακτηρίζεται από υπεργλυκαιμία, μεταβολική οξέωση και υπερκετοναϊμία και η θεραπεία της συνίσταται σε ενδοφλέβια ενυδάτωση, χορήγηση ινσουλίνης και διόρθωση των ηλεκτρολυτών.

1.2.4 Σακχαρώδης Διαβήτης Τύπου 2

Ο ΣΔΤ2 είναι μία διαταραχή του μεταβολισμού της γλυκόζης που προκύπτει από την αλληλεπίδραση γενετικής προδιάθεσης και περιβαλλοντικών παραγόντων, οδηγώντας σε έναν συνδυασμό ανεπάρκειας στην έκκριση της ινσουλίνης και αντίστασης των ιστών στην ινσουλίνη. Ως αντίσταση στην ινσουλίνη χαρακτηρίζεται η μειωμένη ικανότητα της ινσουλίνης να αναστείλει την ηπατική παραγωγή γλυκόζης και να αυξήσει την πρόσληψη γλυκόζης από τους σκελετικούς μυς. Ο ΣΔΤ2 εμφανίζεται περίπου στο 90% των διαβητικών ασθενών, συνήθως σε ηλικίες μεγαλύτερες των 40 ετών.

Υπάρχει γεωγραφική διακύμανση στον επιπολασμό του ΣΔΤ2 και τα υψηλότερα ποσοστά διαβήτη εμφανίζονται στους Ινδιάνους Pima της Αριζόνα και στη νήσο Ναούρου του Νοτίου Ειρηνικού, όπου περίπου το 30% του ενήλικου πληθυσμού είναι διαβητικοί. Αντίθετα, στις αγροτικές κοινότητες της Κίνας και της Χιλής ο επιπολασμός του διαβήτη είναι πολύ χαμηλός (μικρότερος του 1%). Δηλαδή, ο επιπολασμός του ΣΔΤ2 είναι μεγαλύτερος σε αστικούς πληθυσμούς από ότι σε αγροτικούς πληθυσμούς. Οι γεωγραφικές διαφορές στον

επιπολασμό του ΣΔΤ2 αντικατοπτρίζουν διαφορές τόσο στο περιβάλλον όσο και στη γενετική προδιάθεση.

Η κληρονομικότητα του ΣΔΤ2 ευθύνεται για το 40-80% της συνολικής ευαισθησίας στη νόσο, και έχει αποδειχθεί πως το ιστορικό διαβήτη κύησης στη μητέρα παρέχει υψηλότερο κίνδυνο ΣΔΤ2 στους απογόνους από την παρουσία ιστορικού στον πατέρα [6].

Ο ΣΔΤ2 είναι μία πολυγονιδιακή διαταραχή, όπου πολλές από τις μεταλλάξεις αφορούν γονίδια που εμπλέκονται στον έλεγχο της έκκρισης και της δράσης της ινσουλίνης, ή συσχετίζονται με τον πολλαπλασιασμό των β-κυττάρων.

Οι πιο σημαντικοί περιβαλλοντικοί παράγοντες κινδύνου για το ΣΔΤ2 είναι η παχυσαρκία και η έλλειψη φυσικής άσκησης. Πέραν του συνολικού σωματικού λίπους είναι σημαντική και η κατανομή του λίπους, δηλαδή για ένα συγκεκριμένο επίπεδο παχυσαρκίας, το άτομο με το μεγαλύτερο ποσοστό σπλαχνικού λίπους (αυξημένη περίμετρο μέσης) εμφανίζει το μεγαλύτερο κίνδυνο εμφάνισης ΣΔΤ2. Η σωματική αδράνεια συνδέεται επίσης με αυξημένο κίνδυνο εμφάνισης ΣΔΤ2. Οι άνθρωποι που ασκούνται για περίπου 30 λεπτά την ημέρα εμφανίζουν τη μισή πιθανότητα εμφάνισης ΣΔΤ2 σε σχέση με αυτούς που ακολουθούν έναν καθιστικό τρόπο ζωής.

Η διάγνωση του ΣΔΤ2 συχνά καθυστερεί και μπορεί να είναι παρούσα κάποιου είδους υπεργλυκαιμία για περισσότερα από 20 χρόνια πριν από τη διάγνωση. Ο ΣΔΤ2 έχει προοδευτική έναρξη με περίπου το ένα τρίτο των περιπτώσεων να εμφανίζεται ως παρεπίπτουσα διαπίστωση ή μετά από κάποιο καρδιακό ισχαιμικό συμβάν. Συχνά ο ΣΔΤ2 ανιχνεύεται από την εμφάνιση της υπερωσμωτικής υπεργλυκαιμικής κατάστασης σε μεσήλικες ή ηλικιωμένα άτομα.

Η υπερωσμωτική υπεργλυκαιμική κατάσταση, γνωστή και ως υπερωσμωτικό μη κετωτικό κώμα, είναι μία επείγουσα κατάσταση που χαρακτηρίζεται από υπεργλυκαιμία, αφυδάτωση και ουραιμία χωρίς σημαντική κέτωση ή οξέωση. Η αντιμετώπισή της είναι παρόμοια με την αντιμετώπιση της διαβητικής κετοξέωσης στο ΣΔΤ1, δηλαδή με υγρά, αναπλήρωση ηλεκτρολυτών και ενδοφλέβια ινσουλίνη.

Η αντιμετώπιση του ΣΔΤ2 είναι παρόμοια με αυτή του ΣΔΤ1. Επείγοντα περιστατικά, όπως το υπογλυκαιμικό επεισόδιο και η υπερωσμωτική υπεργλυκαιμική κατάσταση, αλλά και τα συμπτώματα της υπεργλυκαιμίας, όπως η πολυουρία και η πολυδιψία, πρέπει να αντιμετωπίζονται αποτελεσματικά και ιδανικά να προλαμβάνονται. Ο στόχος της περίθαλψης του ΣΔΤ2 είναι κατά κύριο λόγο η ελαχιστοποίηση των μακροπρόθεσμων επιπλοκών διαμέσου του προσυμπτωματικού ελέγχου και της συνεργασίας με τον ασθενή. Ο στόχος της

θεραπείας του ΣΔΤ2 είναι η επίτευξη βελτιωμένου γλυκαιμικού ελέγχου και η αντιμετώπιση των καρδιαγγειακών παραγόντων κινδύνου.

Για την αντιμετώπιση του ΣΔΤ2 χρησιμοποιείται σταδιακή προσέγγιση που ξεκινάει με την αλλαγή του τρόπου ζωής του διαβητικού, συγκεκριμένα γίνονται αλλαγές στις διατροφικές συνήθειες του ασθενούς και αυξάνεται η καθημερινή φυσική του δραστηριότητα. Συγκεκριμένα, για τους ασθενείς με ΣΔΤ2 προτείνεται να μειώσουν το ποσό της επεξεργασμένης ζάχαρης και του λίπους, ιδιαίτερα του κορεσμένου, και να αυξήσουν το ποσοστό των σύνθετων υδαταθράκων και ινών. Αναφορικά με την καθημερινή φυσική δραστηριότητα προτείνεται η μέτρια φυσική άσκηση για τουλάχιστον 30 λεπτά καθημερινά. Στη συνέχεια, μπορεί η θεραπεία να περιλαμβάνει τη λήψη αντιδιαβητικών δισκίων. Υπάρχουν τέσσερις κατηγορίες αντιδιαβητικών φαρμάκων, τα εκκριταγωγά ινσουλίνης (σουλφονουλιδες, μεγλιτινίδες), οι ευαισθητοποιητές ινσουλίνης (μετφορμίνη, θειαζολιδινεδιόνες), οι αναστολείς απορρόφησης της γλυκόζης από το γαστρεντερικό σωλήνα (ακαρβόζη) και τα φάρμακα που βασίζονται στις ινκρετίνες (αναστολείς διπεπτιδυλ-πεπτιδάσης-4 DPP-4). Τέλος, μπορεί να προστεθεί στη θεραπευτική αγωγή ενέσιμη θεραπεία με ινσουλίνη.

1.2.5 Σακχαρώδης Διαβήτης Κύησης

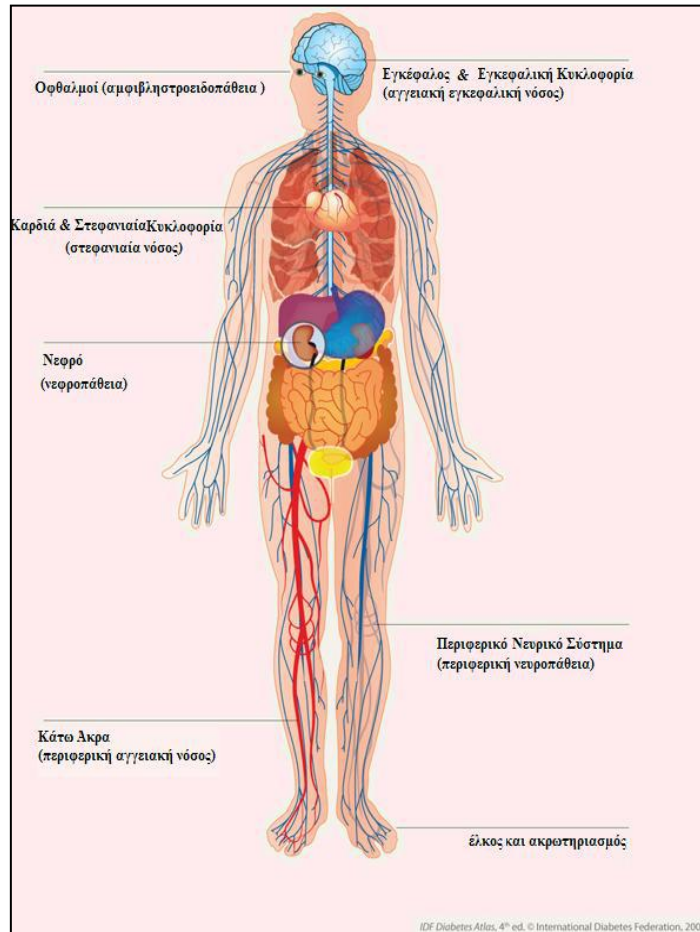
Ως Σακχαρώδης Διαβήτης Κύησης ονομάζεται ο διαβήτης που εμφανίζεται κατά τη διάρκεια της εγκυμοσύνης. Η σημασία του ΣΔΚ έγκειται στο γεγονός ότι οι γυναίκες με ΣΔΚ είναι πιο πιθανό να αναπτύξουν διαβήτη αργότερα στη ζωή τους. Συγκεκριμένα, περίπου το 50% των γυναικών με ΣΔΚ θα αναπτύξει διαβήτη εντός 10 ετών μετά την εγκυμοσύνη τους.

Η αντιμετώπιση του ΣΔΚ βασίζεται στην τροποποίηση του τρόπου ζωής, δηλαδή βασίζεται στην τροποποίηση των διατροφικών συνηθειών και της φυσικής δραστηριότητας της εγκύου. Σε εγκύους με ΣΔΚ συστήνονται τροφές πλούσιες σε μικροθρεπτικά συστατικά όπως φρούτα, λαχανικά και γαλακτοκομικά χαμηλής περιεκτικότητας σε λιπαρά, προκειμένου να επιτευχθεί ο βέλτιστος γλυκαιμικός έλεγχος της μητέρας. Συστήνεται επίσης η σωματική άσκηση καθημερινά για τουλάχιστον 30 λεπτά. Όταν αυτές οι δύο αλλαγές στην καθημερινότητα της εγκύου δεν είναι επαρκείς για το βέλτιστο γλυκαιμικό έλεγχο, μπορεί να συστηθεί και η λήψη φαρμακευτικής αγωγής (μετφορμίνη, ινσουλίνη) [6].

1.3 Επιπλοκές του Σακχαρώδους Διαβήτη

Με τη λήψη κατάλληλης φαρμακευτικής αγωγής για το διαβήτη οι διαβητικοί ασθενείς κατάφεραν να επιζούν των οξείων μεταβολικών συνεπειών του, ωστόσο με την πάροδο των

ετών εμφανίζονται μικροαγγειακές επιπλοκές που επηρεάζουν τους οφθαλμούς, τους νεφρούς και τα νεύρα και μακροαγγειακές επιπλοκές, όπως το έμφραγμα του μυοκαρδίου, το εγκεφαλικό επεισόδιο και η περιφερική αγγειακή νόσος (Εικόνα 1-1). Ο διαβήτης επίσης συνδέεται με αυξημένο κίνδυνο εμφάνισης ορισμένων μορφών καρκίνου και επιδεινώνει την εγκυμοσύνη στις διαβητικές γυναίκες. Επιπλέον, ο διαβήτης έχει ψυχοκοινωνικές συνέπειες για τους διαβητικούς ασθενείς.



Εικόνα 1-1: Μακροπρόθεσμες επιπλοκές του Σακχαρώδους Διαβήτη

Οι μικροαγγειακές επιπλοκές επηρεάζουν πάνω από το 80% των διαβητικών ασθενών. Η παθογένεια των διαβητικών μικροαγγειακών επιπλοκών είναι πολυπαραγοντική. Η υπεργλυκαιμία, η υπέρταση και το κάπνισμα συμβάλλουν σημαντικά στην παθογένεση των μικροαγγειακών επιπλοκών. Επίσης, ο άξονας αυξητικής ορμόνης και ινσουλινόμορφου αυξητικού παράγοντα συμβάλλει στη γένεση των διαβητικών μικροαγγειακών επιπλοκών. Ο διαβήτης μπορεί να επηρεάσει τους οφθαλμούς με πολλούς τρόπους, με τον πιο συχνό τρόπο να είναι η ανάπτυξη της αμφιβληστροειδοπάθειας. Παλαιότερα περίπου τα δύο τρίτα

των ατόμων με ΣΔΤ1 είχαν απειλητική για την όραση αμφιβληστροειδοπάθεια έπειτα από 35 χρόνια διαβήτη. Αργότερα, ωστόσο με τη βελτίωση του γλυκαιμικού ελέγχου και του ελέγχου της αρτηριακής πίεσης το ποσοστό αυτό μειώθηκε. Το ποσοστό της αμφιβληστροειδοπάθειας είναι χαμηλότερο στους ασθενείς με ΣΔΤ2 από ό,τι στους ασθενείς με ΣΔΤ1, ωστόσο εκτιμάται ότι ο ένας στους τρεις ασθενείς με ΣΔΤ2 θα αναπτύξει απειλητική για την όραση διαβητική αμφιβληστροειδοπάθεια [6].

Ο διαβήτης αυξάνει το ποσοστό του ηλικιοεξαρτώμενου σχηματισμού καταρράκτη. Ο ΣΔΤ1, επίσης, ευθύνεται για έναν ειδικό καταρράκτη που επηρεάζει τους νέους με ΣΔΤ1 και μπορεί να έχει ταχεία εξέλιξη. Η υπεργλυκαιμία μπορεί να αλλάξει την ωσμωτική πίεση στο εσωτερικό του φακού και να οδηγήσει σε προσωρινά ελαττώματα διάθλασης. Ο διαβήτης ευθύνεται ακόμα για αυξημένα ποσοστά γλαυκώματος και λοιμώξεων στους οφθαλμούς στους διαβητικούς ασθενείς.

Η ανάπτυξη και η εξέλιξη της αμφιβληστροειδοπάθειας και των άλλων ασθενειών του οφθαλμού μπορούν να προληφθούν ή να καθυστερήσουν με το βέλτιστο γλυκαιμικό έλεγχο.

Μία από τις μικροαγγειακές επιπλοκές του διαβήτη είναι και η διαβητική νεφροπάθεια, η οποία μπορεί να μετεξελιχθεί σε χρόνια νεφρική ανεπάρκεια. Ο κίνδυνος ανάπτυξης διαβητικής νεφροπάθειας είναι μεγαλύτερος στους διαβητικούς τύπου 1 από ότι στους διαβητικούς τύπου 2, καθώς ο ΣΔΤ2 εμφανίζεται σε μεγαλύτερη ηλικία. Η ανάπτυξη της νεφροπάθειας συνδέεται με πρόωρη καρδιαγγειακή θνησιμότητα. Ο κίνδυνος καρδιαγγειακής νόσου αυξάνεται δύο ως τρεις φορές σε διαβητικά άτομα με μικρολευκωματινουρία, το πρώτο στάδιο της νεφροπάθειας, και δέκα φορές σε άτομα με αληθή πρωτεϊνουρία, το δεύτερο στάδιο της νεφροπάθειας. Περίπου το ένα τρίτο των διαβητικών ασθενών με πρωτεϊνουρία πεθαίνουν από καρδιαγγειακή νόσο πριν αναπτύξουν χρόνια νεφρική ανεπάρκεια. Ο κίνδυνος είναι ακόμη μεγαλύτερος για τους διαβητικούς ασθενείς με χρόνια νεφρική ανεπάρκεια σταδίου 4 [6].

Η έγκαιρη διάγνωση της διαβητικής νεφροπάθειας επιτρέπει την εντατικοποίηση της θεραπείας με στόχο να επιβραδύνει την εξέλιξη της νεφρικής νόσου και να αντιμετωπίσει τις άλλες επιπλοκές και κυρίως την καρδιαγγειακή νόσο.

Η νευροπάθεια είναι μία άλλη πολύ σημαντική μικροαγγειακή επιπλοκή του διαβήτη και τα επακόλουθά της, όπως τα έλκη των ποδιών και ο ακρωτηριασμός, μπορούν να προκαλέσουν σημαντική νοσηρότητα και θάνατο. Η υπεργλυκαιμία επιβραδύνει τη νευρική αγωγιμότητα και προκαλεί δυσάρεστα συμπτώματα σε άτομα με φτωχό γλυκαιμικό έλεγχο. Η συνηθέστερη νευροπάθεια είναι η άπω συμμετρική νευροπάθεια ή «περιφερική νευροπάθεια» και είναι συνέπεια της βλάβης των απολήξεων των αξόνων των μακρών

νέυρων. Όσο μεγαλύτερη είναι η διαδρομή του νεύρου τόσο μεγαλύτερος είναι ο κίνδυνος εμφάνισης της διαβητικής νευροπάθειας, για αυτό το λόγο το ψηλό ανάστημα είναι σημαντικός παράγοντας κινδύνου. Άλλοι σημαντικοί προδιαθεσικοί παράγοντες είναι ο φτωχός γλυκαιμικός έλεγχος, η σπλαχνική παχυσαρκία, η διάρκεια του διαβήτη, η υπέρταση, η ηλικία, το κάπνισμα, η υποϊνσουλιναιμία και η δυσλιπιδαιμία.

Το έλκος στο πόδι ή το διαβητικό πόδι αφορά ως και το 25% των ατόμων με διαβήτη. Ο διαβήτης αποτελεί τη συχνότερη αιτία μη τραυματικού ακρωτηριασμού των κάτω άκρων στον ανεπτυγμένο κόσμο. Το ποσοστό των μη τραυματικών ακρωτηριασμών κάτω άκρου σε διαβητικούς ασθενείς είναι 15% μεγαλύτερο από ό,τι στους μη διαβητικούς. Σύμφωνα με εκτιμήσεις του ΠΟΥ κάθε 30 δευτερόλεπτα χάνεται κάπου στον κόσμο ένα σκέλος εξαιτίας του διαβήτη. Το έλκος στο πόδι είναι η συχνότερη αιτία νοσηλείας και η πιο δαπανηρή επιπλοκή του διαβήτη [6].

Η αντιμετώπιση της νευροπάθειας είναι δύσκολη, αφού αποκλειστούν άλλες αιτίες της νευροπάθειας όπως η ανεπάρκεια βιταμίνης B12, η κατάχρηση οινόπνευματος και η νεφρική δυσλειτουργία, προκρίνεται η χρήση νάρθηκα ή προστατευτικής ταινίας, η οποία προστατεύει το προσβεβλημένο μέλος από επαφή ή τριβή, και η χρήση αναλγητικών, όπως η παρακεταμόλη, η ασπιρίνη, η ντουλοξετίνη και τα οπιούχα.

Η στυτική δυσλειτουργία είναι ένα άλλο σημαντικό πρόβλημα για τους άνδρες με σακχαρώδη διαβήτη. Περίπου το 60% των ανδρών με διαβήτη πάνω από την ηλικία των 60 ετών εμφανίζει στυτική δυσλειτουργία και ο επιπολασμός της αυξάνεται με την ηλικία. Σεξουαλικά προβλήματα μπορούν να παρατηρηθούν και στις γυναίκες με διαβήτη, όπως είναι η κολπική ξηρότητα και η μειωμένη σεξουαλική διέγερση.

Η αντιμετώπιση της στυτικής δυσλειτουργίας περιλαμβάνει τη βελτίωση του γλυκαιμικού ελέγχου του ασθενούς, τη μείωση κατανάλωσης οινόπνευματος και τη χρήση φαρμάκων που μπορούν να επηρεάσουν τη στύση, όπως είναι η σιλδεναφίλη, η βαρδεναφίλη και η ταδαλαφίλη.

Μία άλλη πολύ σημαντική επιπλοκή του διαβήτη είναι η μακροαγγειακή νόσος. Ο διαβήτης οδηγεί σε δύο ως τέσσερις φορές αυξημένο κίνδυνο εμφράγματος του μυοκαρδίου και εγκεφαλικού επεισοδίου στους άνδρες, και ως δέκα φορές τον κίνδυνο σε προεμμηνοπαυσιακές γυναίκες. Η καρδιαγγειακή νόσος ευθύνεται για το 60-75% όλων των θανάτων στους διαβητικούς ασθενείς. Η παθογένεση της μακροαγγειακής νόσου στο διαβήτη είναι ίδια με εκείνη των ατόμων χωρίς διαβήτη, αλλά αναπτύσσεται νωρίτερα και πιο γρήγορα, και είναι πιο ευρεία και πιο εκτεταμένη. Οι παράγοντες καρδιαγγειακού κινδύνου,

όπως το κάπνισμα, η υπέρταση, η υπερλιπιδαιμία και η παχυσαρκία αυξάνουν τον κίνδυνο καρδιαγγειακών επεισοδίων σε άτομα με διαβήτη.

Για την αντιμετώπιση της μακροαγγειακής νόσου πρέπει να δοθεί προσοχή σε καθέναν από τους παράγοντες κινδύνου. Στους ασθενείς που καπνίζουν θα πρέπει να συστήνεται η διακοπή του καπνίσματος, ενώ στους ασθενείς με υπέρταση θα πρέπει να ελέγχεται με κατάλληλη φαρμακευτική αγωγή η αρτηριακή τους πίεση. Επίσης, πρόσθετο όφελος για τους διαβητικούς ασθενείς μπορεί να έχει η χρήση αναστολέων του Μετατρεπτικού Ενζύμου της Αγγιοτενσίνης ή αναστολέων υποδοχέων της Αγγιοτενσίνης.

Ο διαβήτης συνδέεται, επίσης, με αυξημένο επιπολασμό του καρκίνου του ήπατος, του παγκρέατος, του παχέος εντέρου, του μαστού, του ενδομήτριου και της ουροδόχου κύστης. Αυτό μπορεί να οφείλεται στο ότι υπάρχουν κοινοί παράγοντες κινδύνου για το διαβήτη και τον καρκίνο, όπως η γήρανση, η παχυσαρκία, η διατροφή και η σωματική αδράνεια.

Ο διαβήτης προκαλεί αύξηση στην εμφάνιση της κατάθλιψης ιδιαίτερα για τους διαβητικούς ασθενείς που λαμβάνουν ινσουλίνη ή έχουν εμφανίσει κάποια επιπλοκή. Ταυτόχρονα με τις επιπτώσεις της κατάθλιψης στην ψυχική ευεξία του διαβητικού, η κατάθλιψη επηρεάζει αρνητικά και τη φροντίδα του διαβήτη. Έτσι, άτομα με κατάθλιψη και διαβήτη είναι λιγότερο πιθανό να ασκούνται, να τρώνε υγιεινά, να παρακολουθούν τη γλυκόζη και να λαμβάνουν σωστά την αντιδιαβητική τους αγωγή. Με αυτόν τον τρόπο, ο γλυκαιμικός τους έλεγχος είναι χειρότερος, η συχνότητα εμφάνισης των μικροαγγειακών και μακροαγγειακών επιπλοκών είναι αυξημένη και το προσδόκιμο ζωής είναι μικρότερο.

Για την αντιμετώπιση της κατάθλιψης είναι απαραίτητη τόσο η ψυχολογική υποστήριξη των ασθενών όσο και η κατάλληλη φαρμακευτική αγωγή.

Τέλος, ο διαβήτης μπορεί να επηρεάσει την εγκυμοσύνη από τη σύλληψη ως τη γέννηση και μπορεί να έχει και συνέπειες για την υπόλοιπη ζωή του παιδιού. Οι γυναίκες με διαβήτη μπορεί να είναι δυσκολότερο να συλλάβουν και να έχουν αυξημένο κίνδυνο αποβολής. Η υπεργλυκαιμία κατά τη διάρκεια του πρώτου τριμήνου της κύησης μπορεί να είναι τερατογόνο. Ο διαβήτης μπορεί να οδηγήσει σε έξι με δέκα φορές αυξημένο κίνδυνο για συγγενείς δυσπλασίες, όπως είναι οι συγγενείς ανωμαλίες της καρδιάς και του κεντρικού νευρικού συστήματος. Η υπεργλυκαιμία κατά το δεύτερο και τρίτο τρίμηνο της κύησης μπορεί να οδηγήσει σε επιταχυνόμενη ανάπτυξη του εμβρύου και μακροσωμία, η οποία αυξάνει τον κίνδυνο μίας εγχειρητικής ή τραυματικής γέννησης. Για ένα βρέφος που γεννήθηκε από διαβητική μητέρα ο κίνδυνος αναπνευστικής δυσχέρειας, ίκτερου και υπογλυκαιμίας είναι αυξημένος. Σε προχωρημένα στάδια της εγκυμοσύνης, η προεκλαμψία και ο πρόωρος τοκετός είναι συχνότερα σε διαβητικές γυναίκες από ό,τι στο γενικό

πληθυσμό. Ο κίνδυνος θνησιγενών και περιγεννητικού θανάτου είναι τρεις ως πέντε φορές υψηλότερος στις διαβητικές γυναίκες από ό,τι στο γενικό πληθυσμό. Στην ενήλικη ζωή, οι απόγονοι μητέρων με διαβήτη έχουν μεγαλύτερο κίνδυνο παχυσαρκίας και διαβήτη [6].

Για την επιτυχή έκβαση μίας διαβητικής εγκυμοσύνης απαιτείται η βελτιστοποίηση του γλυκαιμικού ελέγχου από την αρχή της εγκυμοσύνης. Πριν από τη σύλληψη είναι σημαντικός ο έλεγχος για μικροαγγειακές και μακροαγγειακές επιπλοκές, ενώ δυνητικά επιβλαβή φάρμακα θα πρέπει να διακοπούν. Πριν και κατά τη διάρκεια της εγκυμοσύνης, η αγωγή με ινσουλίνη θα πρέπει να προσαρμοστεί ώστε να βελτιώνει το γλυκαιμικό έλεγχο χωρίς να προκαλεί υπογλυκαιμικά επεισόδια.

2 Συστήματα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων

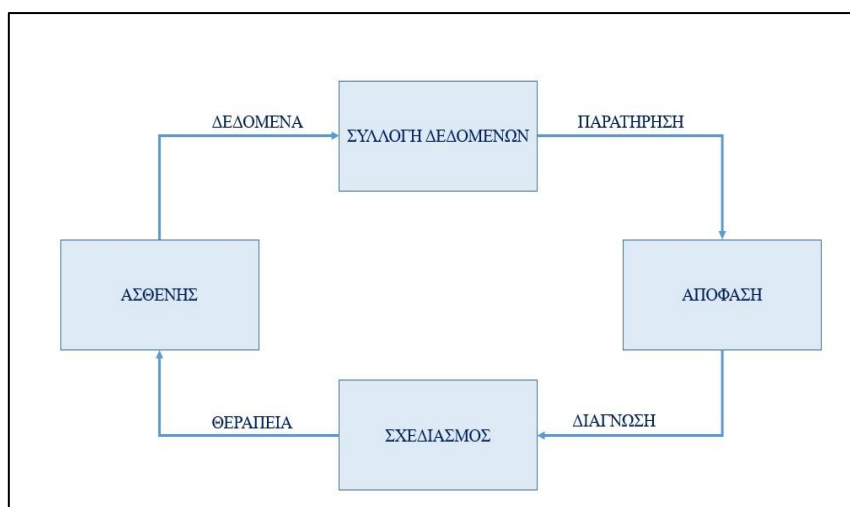
Η εξέλιξη της ιατρικής πληροφορικής επέτρεψε την κατασκευή υπολογιστικών συστημάτων με σκοπό την ενίσχυση του ιατρού στην λήψη κλινικών αποφάσεων προληπτικού, διαγνωστικού ή θεραπευτικού χαρακτήρα. Το παρόν κεφάλαιο περιγράφει συνοπτικά τις βασικές αρχές λειτουργίας των υπολογιστικών αυτών συστημάτων, των Συστημάτων Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων, όπως ονομάζονται, ενώ μεγαλύτερη έμφαση δίνεται στα Συστήματα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων για τη διαχείριση του ΣΔ, καθώς η ανάπτυξη τέτοιων συστημάτων αποτελεί τον κύριο σκοπό αυτής της διατριβής.

2.1 Ιατρική Πληροφορική

Η ιατρική είναι επιστήμη και τέχνη που ασχολείται με την έρευνα και την εφαρμογή μεθόδων και τεχνικών για την πρόληψη, τη διάγνωση και τη θεραπεία των ασθενειών του ανθρώπου [13].

Η διαδικασία που ακολουθείται για την αντιμετώπιση οποιασδήποτε ασθένειας είναι η ακόλουθη: συλλογή δεδομένων-παρατήρηση, απόφαση-διάγνωση, σχεδιασμός-θεραπεία. Συγκεκριμένα, ο ιατρός αρχικά συλλέγει δεδομένα για τον ασθενή, όπως το ιστορικό του, αποτελέσματα εργαστηριακών και απεικονιστικών εξετάσεων και τη συνολική του εικόνα, και με βάση την εμπειρία του, τη διεθνή βιβλιογραφία ή άλλες πηγές καταλήγει στη

διάγνωση. Έπειτα με βάση τη διάγνωση σχεδιάζει τη θεραπευτική αγωγή για τον ασθενή. Ανάλογα με το είδος της ασθένειας και το αποτέλεσμα της θεραπείας, ο κύκλος μπορεί να επανεκτελεστεί μία ή περισσότερες φορές, όπως φαίνεται στο Σχήμα 2-1.



Σχήμα 2-1: Διαγνωστικός - Θεραπευτικός Κύκλος

Η Ιατρική Πληροφορική είναι η επιστήμη που χρησιμοποιεί ειδικά εργαλεία ανάλυσης και εμπέδωσης συστημάτων ώστε να αναπτύξει αλγορίθμους και λειτουργίες για τη διαχείριση, τον έλεγχο της διαδικασίας, τη στήριξη αποφάσεων και την επιστημονική ανάλυση της ιατρικής γνώσης [14]. Οι εφαρμογές της Ιατρικής Πληροφορικής καλύπτουν όλο το φάσμα των δραστηριοτήτων που συνδέονται με την άσκηση της ιατρικής επιστήμης. Άλλες εφαρμογές της Ιατρικής Πληροφορικής αφορούν την καταγραφή των πληροφοριών για την τρέχουσα κατάσταση και το ιστορικό του ασθενούς, άλλες εφαρμογές αφορούν την οργάνωση των νοσοκομείων, άλλες εφαρμογές αφορούν την ανάλυση και επεξεργασία των βιολογικών σημάτων των ασθενών, ενώ άλλες εφαρμογές αφορούν τη μετατροπή της οικίας του ασθενούς σε χώρο παροχής ιατρικών υπηρεσιών.

Στη συνέχεια παρουσιάζονται περιληπτικά βασικές εφαρμογές της Ιατρικής Πληροφορικής, όπως είναι ο Ηλεκτρονικός Ιατρικός Φάκελος του Ασθενούς, τα Πληροφοριακά Συστήματα Νοσοκομείων, τα Συστήματα Ψηφιακής Επεξεργασίας Βιολογικών Σημάτων ή Ιατρικών Εικόνων, τα Έμπειρα Συστήματα, οι Εφαρμογές Τηλεϊατρικής, και τα Έξυπνα Κτήρια.

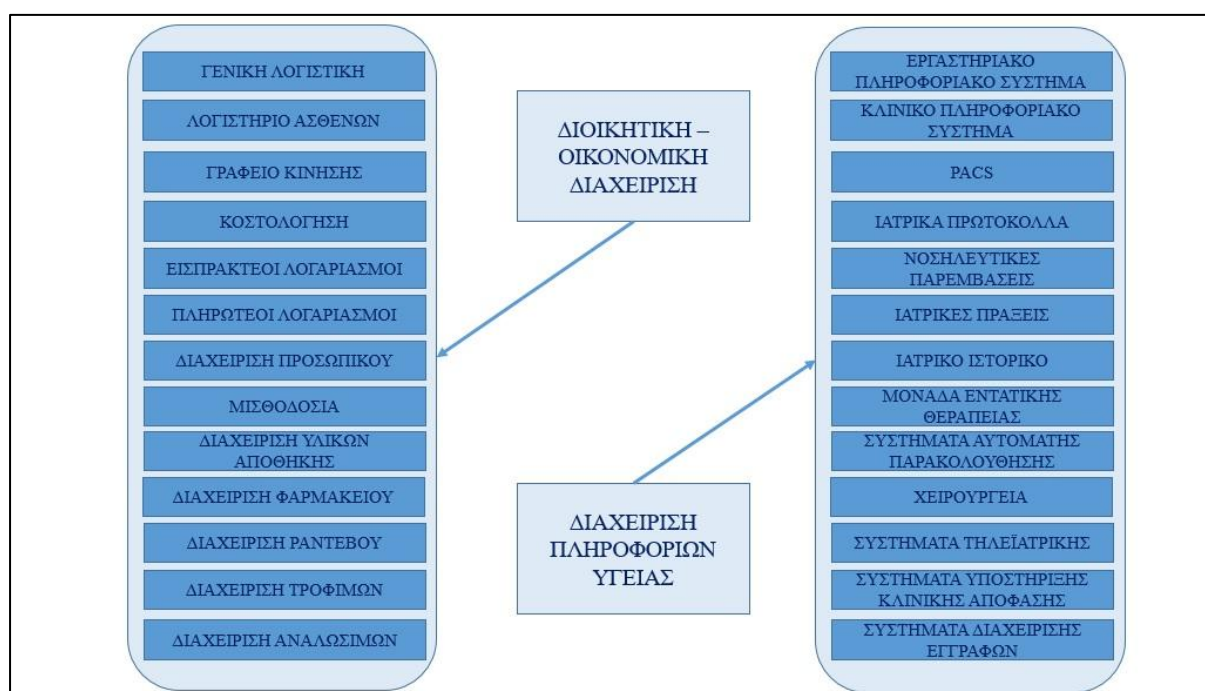
2.1.1 Ηλεκτρονικός Ιατρικός Φάκελος Ασθενούς

Ο Ηλεκτρονικός Ιατρικός Φάκελος Ασθενούς οργανώνει την ιατρική γνώση που υπάρχει σχετικά με έναν συγκεκριμένο ασθενή, περιέχοντας δημογραφικά στοιχεία, το ιατρικό ιστορικό του ασθενούς, ζωτικά σήματα, διαγνώσεις, φαρμακευτική αγωγή, αλλεργίες, και

αποτελέσματα απεικονιστικών και εργαστηριακών εξετάσεων, και διασφαλίζει την εύκολη προσβασιμότητα από τους επαγγελματίες της υγείας στην ιατρική πληροφορία για έναν συγκεκριμένο ασθενή.

2.1.2 Πληροφοριακά Συστήματα Νοσοκομείων

Τα Πληροφοριακά Συστήματα Νοσοκομείων αποσκοπούν στη μέσω των υπολογιστών συλλογή, επεξεργασία, αποθήκευση και οργάνωση ιατρικών, τεχνικών και διοικητικών πληροφοριών που αφορούν την υγεία και περίθαλψη των ασθενών. Οι πληροφορίες που συλλέγονται μπορούν να διακριθούν σε δύο κατηγορίες. Στην πρώτη κατηγορία ανήκουν όλες οι πληροφορίες που αφορούν τη διοικητική διαχείριση των ασθενών και του νοσοκομείου, ενώ στη δεύτερη κατηγορία ανήκουν όλες οι πληροφορίες υγείας που συλλέγονται κατά την ιατρονοσηλευτική φροντίδα των ασθενών. Ένα Πληροφοριακό Σύστημα Νοσοκομείου απεικονίζεται στο Σχήμα 2-2.



Σχήμα 2-2: Πληροφοριακό Σύστημα Νοσοκομείου

2.1.3 Συστήματα ψηφιακής επεξεργασίας βιολογικών σημάτων ή ιατρικών εικόνων

Το βιολογικό σήμα είναι χωρική, χρονική ή χωροχρονική καταγραφή ενός βιολογικού γεγονότος όπως μία παλλόμενη καρδιά ή ένας συσπώμενος μυς. Τα συστήματα ψηφιακής επεξεργασίας βιολογικών σημάτων μπορούν να εφαρμόσουν βασικές μεθόδους ανάλυσης σημάτων σε βιολογικά σήματα, όπως είναι η ενίσχυση, το φιλτράρισμα, η ψηφιοποίηση, η επεξεργασία, η αποθήκευση, αλλά και ο υπολογισμός μέσου όρου, η ανάλυση κυματιδίων και άλλες τεχνικές της τεχνητής νοημοσύνης.

Τα συστήματα ψηφιακής επεξεργασίας ιατρικών εικόνων εφαρμόζουν αλγορίθμους ή μετασχηματισμούς σε μία εικόνα προκειμένου να την τροποποιήσουν κατάλληλα ώστε να βελτιώσουν την ποιότητα της εικόνας με αύξηση της αντίθεσης και αποθορυβοποίηση, να ανιχνεύσουν σημαντικά χαρακτηριστικά της όπως είναι οι ακμές της, να τμηματοποιήσουν την εικόνα και να αναγνωρίσουν τα αντικείμενα που υπάρχουν σε αυτή, να συμπιέσουν την εικόνα, να μετασχηματίσουν τη γεωμετρία της εικόνας ή των αντικειμένων της, να μετασχηματίσουν την εικόνα σε άλλους χώρους, όπως στο χώρο των συχνοτήτων για να αποκαλυφθούν πληροφορίες που δεν είναι εμφανείς στον αρχικό χώρο.

2.1.4 Έμπειρα Συστήματα

Ως Έμπειρο Σύστημα μπορεί να ορισθεί ένα πρόγραμμα υπολογιστή που αναφέρεται σε ένα εξειδικευμένο τομέα της ανθρώπινης γνώσης και επιδεικνύει συμπεριφορά ανάλογη με εκείνη του ειδικού στο συγκεκριμένο τομέα. Τα ιατρικά Έμπειρα Συστήματα μπορούν να παράγουν προειδοποιήσεις και υπενθυμίσεις. Σε περιπτώσεις πραγματικού χρόνου, ένα Έμπειρο Σύστημα συνδεδεμένο με ένα όργανο ελέγχου προειδοποιεί για μεταβολές της κατάστασης του ασθενούς, στέλνει υπενθυμίσεις ή/και προειδοποιήσεις. Σε άλλες περιπτώσεις που η κατάσταση ενός ασθενούς είναι περίπλοκη, ένα Έμπειρο Σύστημα μπορεί να προτείνει μία συγκεκριμένη διάγνωση. Ένα Έμπειρο Σύστημα μπορεί ακόμα να χρησιμοποιηθεί για να αναζητηθούν ασυνέπειες και παραλείψεις σε ένα υφιστάμενο σχέδιο θεραπείας ή μπορεί ακόμα να συμβάλλει στη σχηματοποίηση μιας θεραπείας με βάση την κατάσταση του ασθενούς και υιοθετημένων οδηγιών θεραπείας. Ένα Έμπειρο Σύστημα μπορεί ακόμα να χρησιμοποιηθεί στην εκπαίδευση και εξάσκηση νοσοκομειακών ιατρών και σπουδαστών.

2.1.5 Εφαρμογές Τηλεϊατρικής

Η Τηλεϊατρική είναι η εφαρμογή των σύγχρονων τεχνολογιών των τηλεπικοινωνιών και της πληροφορικής, κυρίως προς την κατεύθυνση της τηλεμετρίας και της αμφίδρομης επικοινωνίας με μετάδοση ήχου και εικόνας, με στόχο την παροχή ιατρικής φροντίδας, σε απομακρυσμένους ασθενείς. Στόχος της Τηλεϊατρικής είναι μια πιο αποτελεσματική διαχείριση και προσφορά φροντίδας υγείας, η μείωση της διάρκειας περίθαλψης σε ιδρύματα και νοσοκομεία, η βελτίωση της ποιότητας ζωής ηλικιωμένων και ατόμων με ειδικές ανάγκες, με νοητικά προβλήματα ή χρόνιες παθήσεις και η αύξηση του χρόνου διαμονής του ασθενούς στο σπίτι.

Οι πραγματικού χρόνου ή διαδραστικές εφαρμογές video-διάσκεψης διευκολύνουν την ταυτόχρονη δραστηριότητα τόσο στον κεντρικό όσο και στους περιφερειακούς κόμβους του

συστήματος Τηλεϊατρικής. Οι διαδραστικές εφαρμογές Τηλεϊατρικής χρησιμοποιούνται συχνά για την εξέταση και εξαγωγή γνώμатуσης από έναν κλινικό γιατρό σε σχέση με κάποιον ασθενή που βρίσκεται σε απομακρυσμένο σημείο. Η τεχνολογία που κατά βάση χρησιμοποιείται έχει να κάνει με τη διαδραστική τηλεόραση. Καθένας από τους εμπλεκόμενους κόμβους είναι εξοπλισμένος με οθόνη προβολής εικόνας video καθώς και με βίντεο κάμερα η οποία συλλέγει και προωθεί προς αποστολή μέσω του χρησιμοποιούμενου τηλεπικοινωνιακού δικτύου, εικόνα και ήχο σε πραγματικό χρόνο. Επιπρόσθετα, προς την οπτική επαφή μεταξύ του ασθενούς και του ιατρού, που παρέχει το σύστημα Τηλεϊατρικής, είναι δυνατή η συλλογή και αποστολή κρίσιμων βιοσημάτων τα οποία παίζουν καίριο ρόλο στην εξέταση του ασθενούς. Οι εφαρμογές store and forward αποτελούν μία άλλη κατηγορία εφαρμογών Τηλεϊατρικής όπου λαμβάνει χώρα χρονικά μετατοπισμένη επικοινωνία ανάμεσα στα εμπλεκόμενα μέρη. Οι εφαρμογές store-and-forward αξιοποιούν το ιατρικό ιστορικό του ασθενούς και συνδυάζοντας δεδομένα εικόνας, ήχου και video παρέχουν τη δυνατότητα αξιολόγησης της κατάστασης του ασθενούς σε μη πραγματικό χρόνο, όπου δεν κρίνεται αναγκαία ή δεν υπάρχει η δυνατότητα για διάγνωση σε πραγματικό χρόνο.

2.1.6 Έξυπνο Κτήριο

Τις δύο τελευταίες δεκαετίες βρίσκεται σε ερευνητικό και δοκιμαστικό στάδιο το «Έξυπνο Κτήριο», στο οποίο συνδυάζονται οι υπηρεσίες Τηλεϊατρικής με συστήματα οικιακής αυτοματοποίησης, με στόχο την αναβάθμιση της ποιότητας της ζωής των ασθενών με χρόνιες παθήσεις.

Σε ένα «Έξυπνο Κτήριο» λειτουργούν εξειδικευμένα προσωπικά συστήματα συναγερμού, τα οποία επιτρέπουν σε ηλικιωμένους και σε άτομα με ειδικές ανάγκες να αποστέλλουν κλήσεις βοήθειας μέσω μίας φορητής συσκευής. Οι κλήσεις απευθύνονται σε ένα κέντρο, που στη συνέχεια επικοινωνεί με οικογενειακά πρόσωπα ή καλεί άμεση βοήθεια. Τα προσωπικά συστήματα συναγερμού παρέχονται συνήθως ως υπηρεσίες κοινοτήτων (δήμων) ή ιδιωτικών επιχειρήσεων. Ένα «Έξυπνο Κτήριο» είναι εφοδιασμένο με αισθητήρες πτώσης, κίνησης, καπνού, και θερμοκρασίας και δίνεται η δυνατότητα της αυτόματης κλήσης με πρόσθετες υπηρεσίες τηλεδιάσκεψης για παροχή υπηρεσιών κοινωνικής φροντίδας σε περίπτωση ανάγκης.

2.2 Συστήματα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων

Από τις εφαρμογές της Ιατρικής Πληροφορικής που μόλις περιγράφηκαν θα δοθεί περισσότερη έμφαση στα Πληροφοριακά Συστήματα Νοσοκομείων, και ιδιαίτερα στα

υπολογιστικά συστήματα που στόχο έχουν την ενίσχυση του ιατρού στην λήψη κλινικών αποφάσεων προληπτικού, διαγνωστικού ή θεραπευτικού χαρακτήρα, τα λεγόμενα Συστήματα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων. Τα Συστήματα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων διακρίνονται σε Συστήματα Υποστήριξης Διάγνωσης, Συστήματα Υποστήριξης Θεραπείας, συστήματα πρόγνωσης ασθενειών καθώς και συστήματα εκτίμησης κινδύνου προσβολής από ασθένειες και θα περιγραφούν αναλυτικά στη συνέχεια.

Η διάγνωση μίας ασθένειας απαιτεί από τον ιατρό να γνωρίζει καλά το ιστορικό και την κλινική εικόνα του ασθενούς, καθώς και τα αποτελέσματα των απεικονιστικών και εργαστηριακών του εξετάσεων. Υπάρχουν ακόμα περιπτώσεις που η διάγνωση απαιτεί και την εφαρμογή επεμβατικών μεθόδων, όπως η βιοψία. Συχνά, η διάγνωση με βάση τα αποτελέσματα απεικονιστικών εξετάσεων είναι ιδιαίτερα δύσκολη είτε λόγω επικάλυψης ύποπτων παθολογικών οντοτήτων από ανατομικές δομές, είτε λόγω χαμηλής ποιότητας της εικόνας εξαιτίας της ύπαρξης θορύβου και χαμηλής αντίθεσης μεταξύ γειτονικών δομών είτε ακόμη και λόγω παρουσίας παρόμοιων χαρακτηριστικών τόσο στις παθολογικές όσο και στις φυσιολογικές δομές. Στόχος των Συστημάτων Υποστήριξης Διάγνωσης (ΣΥΔ) είναι η κωδικοποίηση της ιατρικής πληροφορίας και η αξιοποίησή της για την αρωγή του ιατρού κατά τη διαγνωστική διαδικασία. Τις τελευταίες δεκαετίες έχουν αναπτυχθεί ΣΥΔ για την επεξεργασία βιοσημάτων όπως είναι το ηλεκτροκαρδιογράφημα [15] και το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα [16], καθώς και για την επεξεργασία εικόνων από απεικονιστικά συστήματα, όπως η μαγνητική τομογραφία [17], η ακτινογραφία [18], η αξονική τομογραφία [19] και η υπερηχοτομογραφία [20].

Η θεραπεία μίας ασθένειας είναι μία πολύπλοκη διαδικασία και απαιτεί την επιλογή του καταλληλότερου θεραπευτικού σχήματος κάθε στιγμή για τον ασθενή. Η εμπειρία του ιατρού βασίζεται σε προηγούμενη εφαρμογή παρόμοιου θεραπευτικού σχήματος σε ασθενή με παρόμοια κλινική εικόνα. Στόχος των Συστημάτων Υποστήριξης Θεραπείας (ΣΥΘ) είναι η υποβοήθηση του ιατρού κατά την επιλογή της βέλτιστης θεραπείας, δηλαδή την επιλογή της καταλληλότερης φαρμακευτικής αγωγής, δίαιτας, ή ακτινοθεραπείας. Η χρήση ΣΥΘ έχει προταθεί για την εύρεση του βέλτιστου σχήματος και δόσης ινσουλίνης σε διαβητικούς τύπου 1 [21] και για το σχεδιασμό ακτινοθεραπείας [22].

Ταυτόχρονα με τα ΣΥΔ και τα ΣΥΘ έχουν αναπτυχθεί ακόμα συστήματα πρόγνωσης ασθενειών καθώς και συστήματα εκτίμησης κινδύνου της προσβολής από ασθένειες. Τα συστήματα αυτά μπορούν να συμβάλλουν σημαντικά στην πρόληψη ή τη θεραπευτική

αντιμετώπιση ασθενειών. Στα συστήματα πρόγνωσης ασθενειών προβλέπεται η μελλοντική εξέλιξη μιας ασθένειας, όπως η εμφάνιση αμφιβληστροειδοπάθειας σε διαβητικούς. Στη συνέχεια προσδιορίζεται εκείνο το θεραπευτικό σχήμα που θα αποτρέψει ή θα καθυστερήσει τις ανεπιθύμητες συνέπειες της νόσου. Στα συστήματα εκτίμησης του κινδύνου προσβολής από κάποια ασθένεια χρησιμοποιείται ένα σύνολο χαρακτηριστικών με βάση το οποίο εκτιμάται αν κάποιο άτομο ανήκει σε ομάδα υψηλού κινδύνου για την εμφάνιση της ασθένειας. Έχουν αναπτυχθεί συστήματα πρόγνωσης του διαβήτη [23], πρόγνωσης της νεφροπάθειας [24], [25] αποτίμησης του κινδύνου εμφάνισης καρδιαγγειοπάθειας [26], αποτίμησης της εξέλιξης καρκίνου του προστάτη [27], καθώς και της εξέλιξης καρκίνου του μαστού [28].

Παράλληλα, έχουν αναπτυχθεί συστήματα εύρεσης προδιαθεσικών παραγόντων εμφάνισης κάποιας ασθένειας ή κάποιας μακροπρόθεσμης επιπλοκής της. Τα συστήματα αυτά συμβάλλουν στην πρόληψη κάποιας ασθένειας υπογραμμίζοντας τη σημασία συγκεκριμένων παραγόντων για την εμφάνισή της. Στα συστήματα εύρεσης προδιαθεσικών παραγόντων χρησιμοποιείται συνήθως κάποια μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών για να επισημανθούν οι πιο αντιπροσωπευτικοί προδιαθεσικοί παράγοντες για τη συγκεκριμένη ασθένεια. Έχουν αναπτυχθεί συστήματα εύρεσης προδιαθεσικών παραγόντων εμφάνισης της καρδιαγγειοπάθειας [29], και της αμφιβληστροειδοπάθειας για διαβητικούς ασθενείς [30].

2.2.1 Συστήματα Υποστήριξης Διάγνωσης

Τα Συστήματα Υποστήριξης Διάγνωσης (ΣΥΔ) εφαρμόζονται όλο και συχνότερα στην ανίχνευση και στη διαφορική διάγνωση διαφορετικών τύπων ανωμαλιών. Στα ΣΥΔ η απόδοση του συστήματος δε χρειάζεται να είναι συγκρίσιμη ή και καλύτερη από αυτή του κλινικού ιατρού, αυτό που χρειάζεται όμως είναι να είναι συμπληρωματική με αυτή του κλινικού ιατρού.

Ένα ΣΥΔ αποτελείται από τα ακόλουθα υποσυστήματα:

- το υποσύστημα προεπεξεργασίας δεδομένων,
- το υποσύστημα προσδιορισμού περιοχών ενδιαφέροντος,
- το υποσύστημα εξαγωγής και επιλογής χαρακτηριστικών και
- το υποσύστημα ταξινόμησης.

Το υποσύστημα προεπεξεργασίας δεδομένων βελτιώνει την ποιότητα των δεδομένων με εφαρμογή κατάλληλων διαδικασιών για την ανάλυση του θορύβου, όπως είναι η εφαρμογή

φίλτρων μέσης ή ενδιάμεσης τιμής, και με ενίσχυση της αντίθεσης στην περίπτωση των εικόνων.

Το υποσύστημα προσδιορισμού περιοχών ενδιαφέροντος στοχεύει στον εντοπισμό πιθανών παθολογικών ευρημάτων. Στην περίπτωση βιοσημάτων ή ιατρικών εικόνων εντοπίζονται τα τμήματα του καταγεγραμμένου σήματος ή της εικόνας που σχετίζονται με κάποια πιθανή παθολογία. Ο προσδιορισμός των περιοχών ενδιαφέροντος μπορεί να γίνει είτε με χρήση ημιαυτόματων μεθοδολογιών, όπου το ιατρικό προσωπικό καθορίζει την πιθανή παθολογική περιοχή είτε με χρήση αυτόματων μεθοδολογιών, όπου οι παθολογικές περιοχές προσδιορίζονται με κατάλληλες τεχνικές ψηφιακής επεξεργασίας σημάτων ή εικόνων.

Το υποσύστημα εξαγωγής και επιλογής χαρακτηριστικών χρησιμοποιείται για να εξάγει ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών ύστερα από κατάλληλη επεξεργασία των δεδομένων του ασθενή. Τα χαρακτηριστικά αυτά μπορεί να προέρχονται είτε από μετασχηματισμούς των καταγεγραμμένων βιοσημάτων, είτε από χαρακτηριστικά μέσης χρωματικής πυκνότητας ή υφής, είτε από γεωμετρικά χαρακτηριστικά ιατρικών εικόνων.

Το υποσύστημα επιλογής χαρακτηριστικών είναι απαραίτητο για τη μείωση της διάστασης του διανύσματος των χαρακτηριστικών που έχουν εξαχθεί από τα δεδομένα του ασθενούς. Η επιλογή των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών αποσκοπεί αφενός στη μεγιστοποίηση της ακρίβειας ταξινόμησης και αφετέρου στην ελαχιστοποίηση της πολυπλοκότητας του συστήματος.

Το υποσύστημα ταξινόμησης λαμβάνει την απόφαση για την ένταξη των διανυσμάτων χαρακτηριστικών που εμφανίζονται στην είσοδό του σε μια κατηγορία, επιλέγοντας από ένα προκαθορισμένο πλήθος κατηγοριών. Η ανάπτυξη και υλοποίηση του υποσυστήματος ταξινόμησης μπορεί να βασίζεται σε χρήση μεθόδων μηχανικής μάθησης.

Κατά τη δεκαετία του 1950 αναπτύχθηκαν τα πρώτα ΣΥΔ με βάση κανόνες παραγωγής [31] και πλαίσια αποφάσεων [32]. Στη συνέχεια αναπτύχθηκαν ΣΥΔ με βάση μοντέλα βασισμένα σε Μπεϊζιανά δίκτυα [33] και σε Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα [34]. Τις τελευταίες δεκαετίες έχουν αναπτυχθεί ΣΥΔ για την επεξεργασία βιοσημάτων όπως είναι το ηλεκτροκαρδιογράφημα [15] και το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα [16], καθώς και για την επεξεργασία εικόνων από απεικονιστικά συστήματα, όπως η μαγνητική τομογραφία [17], η ακτινογραφία [18], η αξονική τομογραφία [19] και η υπερηχοτομογραφία [20].

2.2.2 Συστήματα Υποστήριξης Θεραπείας

Ένα Σύστημα Υποστήριξης Θεραπείας (ΣΥΘ) συνδυάζει τα ιατρικά δεδομένα του ασθενούς, όπως είναι τα αποτελέσματα των εργαστηριακών και απεικονιστικών εξετάσεων, την κλινική εικόνα του ασθενούς και το ιατρικό ιστορικό του, με πληροφορίες σχετικές με την ασθένεια και με κατάλληλο μοντέλο προσομοίωσης. Με την εκτέλεση του μοντέλου προσομοίωσης, το ΣΥΘ μπορεί να προβλέψει την απόκριση του ασθενή σε ένα συγκεκριμένο θεραπευτικό σχήμα. Με αυτόν τον τρόπο ο ιατρός μπορεί να αποφανθεί αν ένα θεραπευτικό σχήμα είναι ευεργετικό για τον ασθενή ή όχι. Αν ναι, τότε το εφαρμόζει στον ασθενή, ενώ αν όχι, δοκιμάζει ένα διαφορετικό θεραπευτικό σχήμα στον προσομοιωτή.

Τα ΣΥΘ έχουν βρει ευρεία εφαρμογή στην εύρεση βέλτιστου σχήματος και δόσης ινσουλίνης για διαβητικούς ασθενείς Τύπου 1 [21]. Ακόμα έχουν χρησιμοποιηθεί για την εύρεση του βέλτιστου σχήματος ακτινοθεραπείας [22].

Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται πολύ συχνά για την υλοποίηση ενός ΣΥΘ είναι τα Διαμερισματικά Μοντέλα [35] και τα Νευρωνικά Δίκτυα [34].

2.2.3 Συστήματα πρόγνωσης ασθενειών

Τα συστήματα πρόγνωσης ασθενειών μπορούν να συμβάλουν σημαντικά στην πρόληψη ή τη θεραπευτική αντιμετώπιση ασθενειών. Στα συστήματα πρόγνωσης ασθενειών προβλέπεται η μελλοντική εξέλιξη μιας ασθένειας, όπως η εμφάνιση καρδιαγγειοπάθειας σε διαβητικούς. Με βάση την πρόβλεψη του συστήματος πρόβλεψης ασθενειών ο κλινικός ιατρός προσδιορίζει εκείνο το θεραπευτικό σχήμα που θα αποτρέψει ή θα καθυστερήσει τις ανεπιθύμητες συνέπειες της νόσου. Στα συστήματα εκτίμησης του κινδύνου προσβολής από κάποια ασθένεια χρησιμοποιείται ένα σύνολο χαρακτηριστικών με βάση το οποίο εκτιμάται αν κάποιο άτομο ανήκει σε ομάδα υψηλού κινδύνου για την εμφάνιση της ασθένειας.

Τις πρόσφατες δεκαετίες έχουν αναπτυχθεί συστήματα πρόγνωσης του διαβήτη [23], πρόγνωσης της νεφροπάθειας [24]-[25], πρόγνωσης της εμφάνισης καρδιαγγειοπάθειας [26], καθώς και της εξέλιξης του καρκίνου του μαστού [28].

Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για την υλοποίηση Συστημάτων Πρόγνωσης Ασθενειών είναι ταξινομητές βασιζόμενοι στη Μπεϋζιανή προσέγγιση [38], Δένδρα Απόφασης [39] και Νευρωνικά Δίκτυα [40], [41].

2.2.4 Συστήματα εύρεσης προδιαθεσικών παραγόντων εμφάνισης κάποιας ασθένειας

Ένα σύστημα εύρεσης προδιαθεσικών παραγόντων εμφάνισης κάποιας ασθένειας ή κάποιας μακροπρόθεσμης επιπλοκής της στηρίζεται σε μία μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών. Η επιλογή χαρακτηριστικών αφορά στην εύρεση του κατάλληλου συνδυασμού των χαρακτηριστικών που οδηγούν στο ακριβέστερο μοντέλο πρόβλεψης. Τα συστήματα αυτά μπορούν να υποβοηθήσουν την πρόληψη μίας ασθένειας και να μειώσουν το κόστος της πρόληψής της εφόσον οδηγούν σε μείωση των απαραίτητων εργαστηριακών και απεικονιστικών εξετάσεων. Τα συστήματα αυτά επίσης μπορούν να διασφαλίσουν ότι θα χρειαστούν λιγότεροι υπολογιστικοί πόροι για την πρόβλεψη μίας ασθένειας.

Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για την επιλογή χαρακτηριστικών κατά την υλοποίηση συστημάτων εύρεσης προδιαθεσικών παραγόντων εμφάνισης κάποιας ασθένειας ή κάποιας μακροπρόθεσμης επιπλοκής της είναι οι Γενετικοί Αλγόριθμοι [42], τα Νευρωνικά Δίκτυα [34], η Βελτιστοποίηση με Σμήνος Σωματιδίων [43] και η Βελτιστοποίηση με Αποικίες Μυρμηγκιών [44].

2.3 Συστήματα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων για τη διαχείριση του Σακχαρώδους Διαβήτη

Η ανάπτυξη της Ιατρικής Πληροφορικής οδήγησε και στην καλύτερη διαχείριση του Σακχαρώδους Διαβήτη. Έχουν υλοποιηθεί πλήθος Συστημάτων Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων για τη διαχείριση του Σακχαρώδους Διαβήτη, όπως είναι τα Συστήματα πρόβλεψης γλυκόζης για ασθενείς με ΣΔ Τύπου 1, το Τεχνητό Πάγκρεας, τα Συστήματα εύρεσης προδιαθεσικών παραγόντων και εκτίμησης κινδύνου εμφάνισης μακροπρόθεσμων επιπλοκών του ΣΔ Τύπου 1 και του ΣΔ Τύπου 2, τα Συστήματα για την έγκαιρη διάγνωση του ΣΔ Τύπου 2, και τα Συστήματα αυτόματης αξιολόγησης γευμάτων για τον υπολογισμό της κατάλληλης δόσης ινσουλίνης σε ασθενείς με ΣΔ. Όλα τα παραπάνω συστήματα μπορεί να αποτελούν μέρη ενός ευρύτερου ολοκληρωμένου συστήματος για τη διαχείριση του ΣΔ.

2.3.1 Συστήματα πρόβλεψης γλυκόζης για ασθενείς με ΣΔ Τύπου 1

Τα Συστήματα πρόβλεψης γλυκόζης για ασθενείς με ΣΔ Τύπου 1 αποτελούνται από ένα μοντέλο προσομοίωσης του μεταβολισμού της γλυκόζης, το οποίο καθιστά δυνατή τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη των επιπέδων της γλυκόζης αίματος. Το σύστημα αυτό επιτρέπει την εκτίμηση υπογλυκαιμικών και υπεργλυκαιμικών επεισοδίων, καθώς επίσης την εκτίμηση της επίδρασης των καθημερινών συνηθειών του ασθενή στον τρόπο μεταβολής της γλυκόζης του αίματός του. Έτσι, το συγκεκριμένο σύστημα μπορεί να παράγει προειδοποιητικά

μηνύματα για επερχόμενα υπογλυκαιμικά και υπεργλυκαιμικά επεισόδια, καθώς και να συμβάλλει στην υποστήριξη αποφάσεων σχετικά με τον κατάλληλο χρόνο λήψης και την ακριβή δόση της ενέσιμης ινσουλίνης.

Το μοντέλο προσομοίωσης του μεταβολισμού της γλυκόζης που αποτελεί τον πυρήνα ενός Συστήματος πρόβλεψης γλυκόζης για ασθενείς με ΣΔ Τύπου 1 μπορεί να υλοποιηθεί είτε με ένα Διαμερισματικό Μοντέλο, είτε με ένα μοντέλο οδηγούμενο από τα δεδομένα, όπως είναι ένα μοντέλο χρονοσειράς ή ένα μοντέλο τεχνητής νοημοσύνης, είτε από ένα υβριδικό μοντέλο.

Ένα Διαμερισματικό Μοντέλο είναι μία μαθηματική μοντελοποίηση ενός δυναμικού συστήματος που εξελίσσεται με το χρόνο. Τα Διαμερισματικά Μοντέλα χρησιμοποιούνται για τη μελέτη της κινητικής ουσιών σε φυσιολογικά συστήματα. Οι ουσίες αυτές μπορεί να είναι εξωγενείς, όπως είναι τα φάρμακα και οι ουσίες επισημάνσης, ή ενδογενείς, όπως είναι οι ορμόνες. Ως διαμέρισμα ορίζεται η ποσότητα μία ουσίας, η οποία συμπεριφέρεται σα να είναι καλά αναμεμειγμένη και κινητικά ομοιογενής [45]. Ένα Διαμερισματικό Μοντέλο αποτελείται από ένα πεπερασμένο αριθμό διαμερισμάτων με καθορισμένο τρόπο σύνδεσης μεταξύ τους. Οι συνδέσεις των διαμερισμάτων αντιπροσωπεύουν τη ροή ουσίας από ένα διαμέρισμα σε άλλο, η οποία θεωρείται ότι εξαρτάται γραμμικά ή μη γραμμικά από τη μάζα ή τη συγκέντρωση ουσίας στο διαμέρισμα-αφετηρία.

Με τη χρήση Διαμερισματικών Μοντέλων μπορούν να αναπαρασταθούν θεμελιώδεις διαδικασίες ελέγχου της γλυκόζης, όπως είναι η παραγωγή, η διανομή και η χρήση της. Το πιο διαδεδομένο Διαμερισματικό Μοντέλο είναι το απλοποιημένο μοντέλο, το οποίο αποτελείται από τρία διαμερίσματα, το διαμέρισμα της ινσουλίνης πλάσματος, το διαμέρισμα της απομακρυσμένης ινσουλίνης και το διαμέρισμα της γλυκόζης πλάσματος [46]. Το Διαμερισματικό αυτό Μοντέλο επεκτάθηκε στη συνέχεια με τη χρήση δύο διαμερισμάτων για την περιγραφή της κινητικής της γλυκόζης [47], [48]. Σε ένα άλλο Διαμερισματικό Μοντέλο [49] η δράση της ινσουλίνης έχει περιγραφεί με τη χρήση τριών διαμερισμάτων, με τα οποία αναπαρίσταται η επίδραση της ινσουλίνης στην μεταφορά και διανομή της γλυκόζης, στη διάθεση της γλυκόζης και στην παραγωγή της. Επιπλέον, αναπτύχθηκαν ένα Διαμερισματικό Μοντέλο για την προσομοίωση της κινητικής της υποδόριας ινσουλίνης [50], Διαμερισματικά Μοντέλα για την προσομοίωση της κινητικής της υποδόριας γλυκόζης [51], [52], Διαμερισματικά Μοντέλα για την προσομοίωση της απορρόφησης της γλυκόζης από το έντερο [53], [54] και Διαμερισματικά Μοντέλα που ποσοτικοποιούν την επίδραση της φυσικής άσκησης στο μεταβολισμό της γλυκόζης [55]. Όλα τα Διαμερισματικά αυτά

Μοντέλα έχουν χρησιμοποιηθεί για την υλοποίηση προσομοιωτών ασθενών με Σακχαρώδη Διαβήτη Τύπου 1, όπως είναι ο προσομοιωτής UVaT1DM.

Η χρήση χρονοσειρών είναι ένας άλλος τρόπος για να προσομοιωθεί η μεταβολή της τιμής της γλυκόζης κατά τη διάρκεια μίας χρονικής περιόδου. Με τον όρο χρονοσειρά εννοούμε μία σειρά από παρατηρήσεις που παίρνονται σε ορισμένες χρονικές στιγμές ή περιόδους που ισαπέχουν μεταξύ τους. Ένα μοντέλο χρονοσειράς που έχει χρησιμοποιηθεί για την προσομοίωση του δυναμικού συστήματος γλυκόζης-ινσουλίνης είναι το Αυτοπαλίνδρομο Μοντέλο με Εξωγενή Είσοδο [56].

Η προσομοίωση του μεταβολικού συστήματος γλυκόζης ινσουλίνης βελτιώθηκε πάρα πολύ με τη χρήση μοντέλων της τεχνητής νοημοσύνης. Συγκεκριμένα, έχουν χρησιμοποιηθεί μοντέλα πολυεπίπεδων Perceptron [57], [58], μοντέλα Νευρωνικών Δικτύων με Συναρτήσεις Ακτινικής Βάσης [59], Νευρωνικά Δίκτυα με συναρτήσεις Κυματιδίου [60], Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα [61], και Ασαφή Νευρωνικά Δίκτυα με κυματιδιακές συναρτήσεις ενεργοποίησης [62].

Πρόσφατα έχουν υλοποιηθεί και υβριδικά συστήματα προσομοίωσης του μεταβολισμού της γλυκόζης που συνδυάζουν τα Διαμερισματικά Μοντέλα με μεθόδους της τεχνητής νοημοσύνης, δηλαδή συνδυάζουν τα Διαμερισματικά Μοντέλα με Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα [61], ή συνδυάζουν τα Διαμερισματικά Μοντέλα με τα Δίκτυα Αυτοοργανούμενου Χάρτη [63].

2.3.2 Τεχνητό Πάγκρεας

Μελέτες πάνω σε διαβητικούς πληθυσμούς αποδεικνύουν ότι η χρήση ενός συστήματος συνεχούς παρακολούθησης της γλυκόζης συσχετίζεται με μειωμένη γλυκοζυλιωμένη αιμοσφαιρίνη [64]. Επιπλέον, αποδεικνύεται ότι όταν ο ασθενής χρησιμοποιεί και μία αντλία συνεχούς έγχυσης ινσουλίνης η γλυκοζυλιωμένη αιμοσφαιρίνη διατηρείται σε ακόμα περισσότερο ικανοποιητικά επίπεδα [65]. Επίσης, αποδεικνύεται ότι η χρήση της αντλίας συνεχούς έγχυσης ινσουλίνης οδηγεί σε καλύτερο γλυκαιμικό έλεγχο σε σχέση με τη χορήγηση πολλαπλών ενέσεων ινσουλίνης [66]-[68]. Η χορήγηση ινσουλίνης και γλυκαγόνης έχουν επίσης μελετηθεί στην υπάρχουσα βιβλιογραφία και αποτελούν μία καλή εναλλακτική θεραπεία στη χορήγηση μόνο ινσουλίνης [69], [70].

Από το 1960 έχουν ξεκινήσει οι προσπάθειες για την ανάπτυξη ενός συστήματος κλειστού βρόχου για τον έλεγχο της γλυκόζης συνδυάζοντας την αντλία υποδόριας έγχυσης ινσουλίνης με έναν αισθητήρα συνεχούς μέτρησης της υποδόριας γλυκόζης. Το σύστημα αυτό ονομάζεται Τεχνητό Πάγκρεας και αποτελείται από έναν αισθητήρα συνεχούς μέτρησης της

γλυκόζης, μία αντλία συνεχούς έγχυσης ινσουλίνης, και έναν αλγόριθμο ελέγχου του ρυθμού χορήγησης ινσουλίνης, με βάση το μετρούμενο σήμα της γλυκόζης.

Η ενσωμάτωση μίας αντλίας χορήγησης γλυκαγόνης στο μονοορμονικό Τεχνητό Πάγκρεας ονομάζεται διορμονικό Τεχνητό Πάγκρεας και αποτελείται από έναν αισθητήρα συνεχούς μέτρησης της γλυκόζης, μία αντλία συνεχούς έγχυσης ινσουλίνης, έναν αλγόριθμο ελέγχου του ρυθμού χορήγησης ινσουλίνης, μία αντλία έγχυσης γλυκαγόνης και έναν αλγόριθμο ελέγχου του ρυθμού χορήγησης γλυκαγόνης (Εικόνα 2-1).



Εικόνα 2-1: Διορμονικό Τεχνητό Πάγκρεας [63]

Το πρόβλημα διατήρησης των επιπέδων της γλυκόζης εντός ενός προκαθορισμένου εύρους αποτελεί ένα πρόβλημα αυτομάτου ελέγχου. Σε αυτό το πρόβλημα, η προς έλεγχο μεταβλητή είναι η γλυκόζη αίματος, η μεταβλητή ελέγχου είναι η υποδόρια ινσουλίνη που διοχετεύεται στον οργανισμό από την αντλία υποδόριας έγχυσης, η μετρούμενη έξοδος του συστήματος είναι η υποδόρια γλυκόζη που μετράται από μία διάταξη συνεχούς μέτρησης, και το κριτήριο για την αξιολόγηση του ελέγχου είναι η γλυκόζη πλάσματος. Το σύστημα υπόκειται σε διαταραχές, οι πιο σημαντικές από τις οποίες είναι τα γεύματα και η φυσική άσκηση.

Οι αλγόριθμοι αυτομάτου ελέγχου που χρησιμοποιούνται στο τεχνητό πάγκρεας διαχωρίζονται σε δύο κατηγορίες: αυτούς που δε βασίζονται σε κάποιο μαθηματικό μοντέλο του μεταβολισμού της γλυκόζης ή εμπειρικούς, και αυτούς που βασίζονται σε κάποιο μαθηματικό μοντέλο του μεταβολισμού της γλυκόζης. Στην πρώτη κατηγορία ανήκουν οι αλγόριθμοι ελέγχου βασιζόμενοι σε πίνακες αναζήτησης, οι αλγόριθμοι ελέγχου βασιζόμενοι σε φίλτρο Kalman, και ο Αναλογικός-Ολοκληρωτικός-Διαφορικός ελεγκτής. Στη δεύτερη

κατηγορία ανήκουν οι αλγόριθμοι ελέγχου βασιζόμενοι σε Μοντέλο Πρόβλεψης, και οι αλγόριθμοι ελέγχου βασιζόμενοι στην Ασαφή Λογική.

Στους αλγορίθμους βασιζόμενους σε πίνακες αναζήτησης αντιστοιχίζονται διαστήματα της γλυκόζης πλάσματος σε ρυθμούς έγχυσης ινσουλίνης μέσα σε κατάλληλους πίνακες. Σε κάθε διαφορετικό τρόπο χορήγησης ινσουλίνης αντιστοιχεί και ένας διαφορετικός πίνακας αναζήτησης [71].

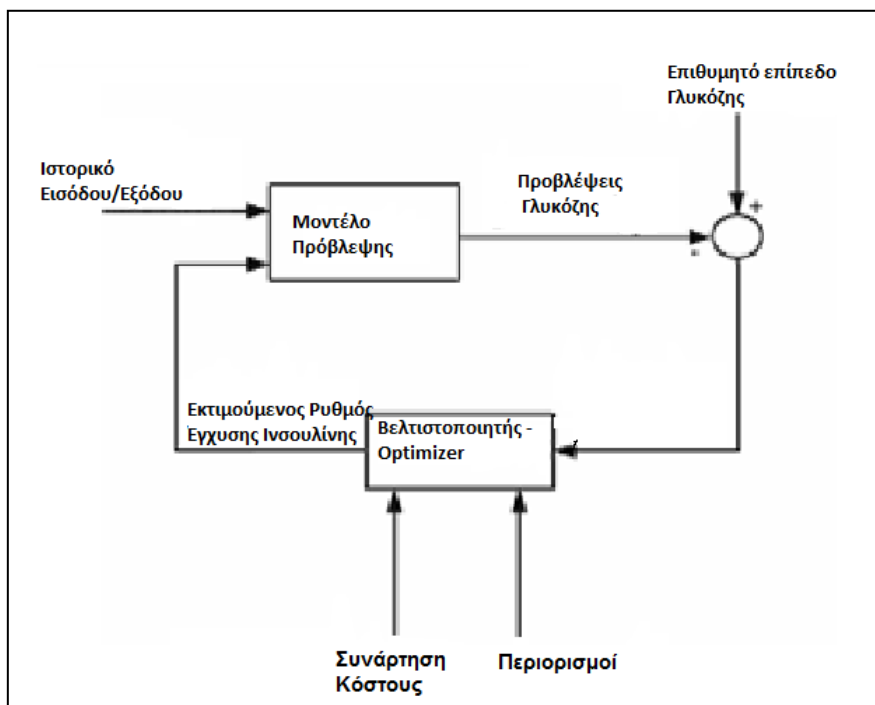
Στους αλγορίθμους ελέγχου βασιζόμενους σε φίλτρο Kalman εκτιμάται η επόμενη τιμή της γλυκόζης πλάσματος από προηγούμενες τιμές της σε δύο στάδια. Στο πρώτο στάδιο, το στάδιο πρόβλεψης, η μεταβλητή κατάστασης εκτιμάται με βάση την εκτίμησή της κατά την προηγούμενη χρονική στιγμή. Στο δεύτερο στάδιο, το στάδιο ενημέρωσης, χρησιμοποιείται η τρέχουσα μέτρηση της μεταβλητής κατάστασης για την επανεκτίμηση της τρέχουσας μεταβλητής κατάστασης [72]. Ο αλγόριθμος ελέγχου on-off συνδυασμένος με ένα φίλτρο Kalman στην αντλία έγχυσης ινσουλίνης διαβητικών ασθενών μπορεί να συμβάλλει στην αποφυγή των νυχτερινών υπογλυκαιμικών επεισοδίων [73].

Στους αλγορίθμους ελέγχου βασιζόμενους σε Αναλογικό-Ολοκληρωτικό-Διαφορικό (ΑΟΔ) ελεγκτή, ο ελεγκτής παίρνει μία μέτρηση από την προς έλεγχο διαδικασία, που είναι η τρέχουσα τιμή της υποδόριας γλυκόζης και τη συγκρίνει με μία τιμή αναφοράς. Η διαφορά από αυτήν την τιμή αναφοράς ή σφάλμα χρησιμοποιείται για να προσαρμόσει την είσοδο στην προς έλεγχο διαδικασία, που είναι ο ρυθμός έγχυσης της ινσουλίνης, με στόχο να φέρει την μετρούμενη τιμή πίσω στην επιθυμητή τιμή. Ο αναλογικός όρος τείνει να σταθεροποιεί το σύστημα στην επιθυμητή κατάσταση, ο ολοκληρωτικός όρος, όταν προστίθεται στον αναλογικό όρο επιταχύνει τη σύγκλιση του συστήματος στο επιθυμητό σημείο λειτουργίας, ελαχιστοποιώντας το σφάλμα μόνιμης κατάστασης, και ο διαφορικός όρος συνεισφέρει στη μείωση των ταλαντώσεων, στη βελτίωση της μεταβατικής απόκρισης και στην αύξηση της ευστάθειας του συστήματος.

Στη διεθνή βιβλιογραφία έχουν υλοποιηθεί πλήθος ΑΟΔ ελεγκτών για ασθενείς σε ΣΔ [74], [75]-[78]. Επιπλέον, έχει υλοποιηθεί ένας ΑΟΔ ελεγκτής για ασθενείς στην Μονάδα Εντατικής Θεραπείας [79]. Επίσης, έχει υλοποιηθεί ένας ΑΟΔ ελεγκτής διακριτού χρόνου χρησιμοποιώντας την υποδόρια οδό για τη μέτρηση της γλυκόζης και τη χορήγηση της ινσουλίνης για να προσομοιωθεί η πολυφασική απόκριση της ινσουλίνης στη ρύθμιση της γλυκόζης πλάσματος [80]. Έχει αναπτυχθεί ένας ασύμμετρος Αναλογικός-Ολοκληρωτικός ελεγκτής για να αντιμετωπιστούν οι διακυμάνσεις της τιμής της γλυκόζης [81]. Για να βελτιωθεί ο νυχτερινός γλυκαιμικός έλεγχος καθώς και η μεταγευματική γλυκαιμική απόκριση έχει χρησιμοποιηθεί ένας ΑΟΔ ελεγκτής κλειστού βρόχου σε παιδιά με διαβήτη

τύπου 1 ηλικίας μικρότερης των 7 ετών [82]. Επίσης, έχει υλοποιηθεί φορητό τεχνητό πάγκρεας, το οποίο αποτελείται από δύο συσκευές συνεχούς παρακολούθησης της γλυκόζης, έναν αλγόριθμο ελέγχου βασισμένο σε ΑΟΔ ελεγκτή, ένα κινητό τηλέφωνο BlackberryStorm, ένα μεταφραστή ραδιοσυχνότητας Bluetooth, και μία αντλία ινσουλίνης MedParadigmVeo [83].

Στη δεύτερη κατηγορία αλγορίθμων ελέγχου ανήκουν αυτοί που βασίζονται σε Μοντέλο Πρόβλεψης. Το Μοντέλο Πρόβλεψης εξάγει τις προβλέψεις της γλυκόζης και αυτές οι μελλοντικές προβλέψεις του μοντέλου εισάγονται σε έναν βελτιστοποιητή ο οποίος δίνει τους βέλτιστους ρυθμούς έγχυσης υποδόριας ινσουλίνης, ελαχιστοποιώντας μια συνάρτηση κόστους, όπως φαίνεται στο Σχήμα 2-3. Ο ελεγκτής αυτός κρίνεται κατάλληλος για την ανάπτυξη του εξωτερικού Τεχνητού Παγκρέατος ιδιαίτερα στις περιπτώσεις υποδόριας μέτρησης γλυκόζης προκειμένου να εκτιμήσει το ρυθμό της υποδόριας έγχυσης ινσουλίνης, καθώς υπάρχουν σημαντικές καθυστερήσεις και θόρυβος στις μετρήσεις. Οι καθυστερήσεις αυτές παρουσιάζονται κατά την έγχυση ινσουλίνης από τον υποδόριο χώρο στο πλάσμα, κατά την έγχυση της γλυκόζης πλάσματος στον υποδόριο χώρο και τέλος στη διαδικασία μέτρησης της υποδόριας γλυκόζης.



Σχήμα 2-3: Ελεγκτής βασισμένος σε Μοντέλο Πρόβλεψης [183]

Το Μοντέλο Πρόβλεψης που βρίσκεται στον κλάδο ανατροφοδότησης προβλέπει τα επίπεδα της γλυκόζης του αίματος για έναν χρονικό ορίζοντα και τα αποτελέσματα αυτής της πρόβλεψης συγκρίνονται με το επιθυμητό φυσιολογικό επίπεδο της γλυκόζης. Οι διαφορές της γλυκόζης αίματος από το φυσιολογικό επίπεδο εισέρχονται σε ένα βελτιστοποιητή όπου ελαχιστοποιείται μία κατάλληλη συνάρτηση κόστους σύμφωνα με κάποιους από τους γνωστούς αλγορίθμους εύρεσης ελαχίστου. Η δυναμική του υπό εξέταση συστήματος μπορεί να περιγράφεται από ένα γραμμικό μοντέλο ή από ένα μη γραμμικό μοντέλο. Ο γραμμικός ελεγκτής με Μοντέλο Πρόβλεψης βασίζεται σε κάποιο γραμμικό μοντέλο για να προβλέψει την εξέλιξη του συστήματος και μπορεί να χειρίζεται γραμμικούς περιορισμούς. Τα γραμμικά μοντέλα συνήθως προκύπτουν από γραμμική προσέγγιση μη γραμμικών μοντέλων. Στην περίπτωση του μη γραμμικού ελεγκτή με Μοντέλο Πρόβλεψης, η πρόβλεψη της εξέλιξης του υπό εξέταση συστήματος βασίζεται σε ένα μη γραμμικό μοντέλο με μη γραμμικούς περιορισμούς. Τα μοντέλα πρόβλεψης της γλυκόζης που βρίσκονται στον κλάδο ανατροφοδότησης μπορεί να είναι είτε μαθηματικά μοντέλα είτε μοντέλα καθοδηγούμενα από τα δεδομένα είτε υβριδικά. Μαθηματικά μοντέλα είναι το φίλτρο Kalman, τα Διαμερισματικά Μοντέλα, τα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα και τα μη αναδρομικά φίλτρα. Στα μοντέλα που είναι καθοδηγούμενα από τα δεδομένα ανήκουν τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα. Έχει υλοποιηθεί πλήθος ελεγκτών βασιζόμενων σε Μοντέλο Πρόβλεψης στη διεθνή βιβλιογραφία [84] – [86], [87] - [91]. Έχει κατασκευαστεί ένας γραμμικός ελεγκτής με Μοντέλο Πρόβλεψης βασιζόμενος στο γραμμικοποιημένο κλασσικό μοντέλο [92], ο οποίος έχει επεκταθεί από τα υπομοντέλα του Hovorka και των συνεργατών του [93] για την περιγραφή της κατάποσης της γλυκόζης και της έγχυσης της υποδόριας ινσουλίνης. Έχουν προταθεί ακόμα ένας γραμμικός ελεγκτής με Μοντέλο Πρόβλεψης διακριτού χρόνου [94], ο οποίος βασίζεται στο μοντέλο διαβητικού ασθενή της DallaMan και των συνεργατών της [78], και ένας μη γραμμικός ελεγκτής με Μοντέλο Πρόβλεψης συνεχούς χρόνου [95], ο οποίος βασίζεται στο μοντέλο διαβητικού ασθενή της DallaMan και των συνεργατών της [78]. Έχουν ακόμα υλοποιηθεί ένας αυτο-προσαρμοζόμενος μη γραμμικός ελεγκτής με Μοντέλο Πρόβλεψης ο οποίος βασίζεται στο μη γραμμικό μοντέλο γλυκόζης-ινσουλίνης όγδοης τάξης [87], και ένας ελεγκτής με Μοντέλο Πρόβλεψης με περιορισμούς [96] προκειμένου να μειώσουν τον κίνδυνο για κάποιο επεισόδιο υπογλυκαιμίας και υπεργλυκαιμίας. Έχουν αναπτυχθεί δύο ακόμα εκδοχές Τεχνητού Παγκρέατος βασιζόμενες σε ελεγκτή με Μοντέλο Πρόβλεψης, η πρώτη εκδοχή επιτυγχάνει εξατομίκευση των αλγορίθμων ρυθμίζοντας τη συνάρτηση κόστους με βάση κάποιες γνωστές κλινικές παραμέτρους και η δεύτερη εκδοχή επιτυγχάνει τη βέλτιστη ρύθμιση της συνάρτησης

κόστους χρησιμοποιώντας δεδομένα από δοκιμές πραγματικής λειτουργίας [97]. Επιπλέον, έχει υλοποιηθεί ένας προσαρμοστικός μη γραμμικός ελεγκτής με Μοντέλο Πρόβλεψης στα πλαίσια ενός Συμβουλευτικού Συστήματος Έγχυσης Ινσουλίνης [98], ο οποίος συνδυάζει δύο Διαμερισματικά Μοντέλα, από τα οποία το ένα περιγράφει την κινητική της υποδόριας ινσουλίνης και το άλλο την απορρόφηση της γλυκόζης από το έντερο, με ένα Δίκτυο Ανατροφοδότησης.

Μία άλλη κατηγορία ελεγκτών που βασίζονται σε κάποιο μαθηματικό μοντέλο για την αναπαράσταση του μεταβολισμού της γλυκόζης είναι και οι ελεγκτές που βασίζονται στην Ασαφή Λογική. Έχει υλοποιηθεί Τεχνητό Πάγκρεας με αλγόριθμο ελέγχου Ασαφούς Λογικής και έχει επιτευχθεί μείωση των επεισοδίων μεταγευματικής και νυχτερινής υπογλυκαιμίας [99].

Η ενσωμάτωση μίας αντλίας χορήγησης γλυκαγόνης και ενός αλγορίθμου ελέγχου της γλυκαγόνης στο μονοορμονικό Τεχνητό Πάγκρεας οδηγεί στο σχηματισμό του διορμονικού Τεχνητού Παγκρέατος. Έχει υλοποιηθεί διορμονικό Τεχνητό Πάγκρεας [100]-[103] και έχει αποδειχθεί ότι η έγχυση γλυκαγόνης μειώνει τα ποσοστά εμφάνισης υπογλυκαιμικών επεισοδίων σε σχέση με περιπτώσεις όπου ο γλυκαιμικός έλεγχος είναι μονοορμονικός.

2.3.3 Συστήματα για την πρόωμη διάγνωση του ΣΔ Τύπου 2

Ο ΣΔΤ2 γίνεται συχνά αντιληπτός από την εμφάνιση κάποιας μακροπρόθεσμης επιπλοκής του. Είναι δηλαδή ασυμπτωματικός κατά τα πρώτα του στάδια, με αποτέλεσμα να καθυστερήσει η διάγνωσή του μέχρι και 10 χρόνια. Αυτή η διαπίστωση καθιστά αναγκαία την έγκαιρη πρόγνωσή του με κατάλληλα μοντέλα, ώστε ο θεράπων ιατρός να δώσει κατάλληλη αγωγή στον ασθενή ώστε να περιορίσει την εμφάνιση των μακροπρόθεσμων επιπλοκών του. Σημαντικοί προδιαθεσικοί παράγοντες για το ΣΔΤ2 έχουν αποδειχτεί σε πλήθος μελετών πως είναι η ηλικία, το φύλο, η εθνικότητα, ο Δείκτης Μάζας Σώματος, η γλυκοζυλιωμένη αιμοσφαιρίνη, η υπερλιπιδαιμία, η υπέρταση, η φαρμακευτική αγωγή για την πίεση και την χοληστερόλη, το ιστορικό ΣΔ σε κάποιον από τους γονείς και η εμφάνιση διαβήτη κύησης.

Στη διάγνωση του ΣΔΤ2 έχουν εφαρμοστεί πλήθος τεχνικές από τον τομέα της στατιστικής και από τον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης. Τα πρώτα μοντέλα που αναπτύχθηκαν ήταν μοντέλα λογιστικής παλινδρόμησης [104] - [105]. Τις τελευταίες δεκαετίες έχουν αναπτυχθεί πολλά μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης για την διάγνωση του ΣΔΤ2. Στις μελέτες [23], [106]-[114] γίνεται ταξινόμηση των πληθυσμών σε διαβητικούς ή μη με πολλούς διαφορετικούς τρόπους, όπως είναι τα Τυχαία Δάση, οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης, τα

Πολυεπίπεδα Percertron, οι προσαρμοστικές Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης, τα Νευρωνικά Δίκτυα, ο ταξινομητής K-Κοντινότερων Γειτόνων και άλλες υβριδικές τεχνικές. Θα αναφερθούμε αναλυτικά στις μεθόδους αυτές στο Κεφάλαιο 4 στην υποενότητα 4.1.1.

2.3.4 Συστήματα εύρεσης προδιαθεσικών παραγόντων και εκτίμησης κινδύνου εμφάνισης μακροπρόθεσμων επιπλοκών του ΣΔ Τύπου 1 και του ΣΔ Τύπου 2

Σημαντική συμβολή στη θεραπεία του ΣΔ και των μακροπρόθεσμων επιπλοκών του έχουν και τα συστήματα εύρεσης προδιαθεσικών παραγόντων και εκτίμησης κινδύνου εμφάνισης μακροπρόθεσμων επιπλοκών του ΣΔ Τύπου 1 (ΣΔΤ1) και του ΣΔ Τύπου 2 (ΣΔΤ2). Θα αναφερθούμε αναλυτικά στα συστήματα αυτά στο Κεφάλαιο 4 στην υποενότητα 4.1.2.

Το πρώτο μοντέλο [116] για την εξέλιξη του ΣΔΤ2 και για την εκτίμηση του κινδύνου εμφάνισης των μακροπρόθεσμων επιπλοκών του είχε ξεχωριστά υποσυστήματα για τα καρδιαγγειακά νοσήματα, την αμφιβληστροειδοπάθεια, την νεφροπάθεια και την νευροπάθεια. Στην Προοπτική Μελέτη Διαβήτη του Ηνωμένου Βασιλείου (UKPDS) [117] - [119], αναπτύχθηκαν ξεχωριστά μαθηματικά μοντέλα για τον υπολογισμό της εκτίμησης του κινδύνου εμφάνισης ενός πρώτου εγκεφαλικού επεισοδίου, του κινδύνου εμφάνισης της στεφανιαίας νόσου, του κινδύνου εμφάνισης ενός θανατηφόρου εμφράγματος του μυοκαρδίου και του κινδύνου εμφάνισης ενός θανατηφόρου εγκεφαλικού επεισοδίου σε ασθενείς με ΣΔΤ2. Ένα άλλο μοντέλο, το IMIB [120] - [121], υπολογίζει την πιθανότητα επιβίωσης, εμφάνισης πρώτου οξέος εμφράγματος του μυοκαρδίου, πρώτου εγκεφαλικού, διαβητικής αμφιβληστροειδοπάθειας, μακρολευκωματουρίας και ακρωτηριασμού. Το GDM [116] είναι ένα στοχαστικό μοντέλο που υπολογίζει την πιθανότητα θανάτου, εμφάνισης οξέος εμφράγματος του μυοκαρδίου, εγκεφαλικού, περιφερικής αρτηριακής νόσου, συμφορητικής καρδιακής ανεπάρκειας, διαβητικής αμφιβληστροειδοπάθειας, μακρολευκωματουρίας και ακρωτηριασμού.

Οι ασθενείς με μικρολευκωματινουρία έχουν αυξημένο κίνδυνο εμφάνισης νεφροπάθειας και καρδιαγγειακής νόσου. Για αυτό το λόγο, η έγκαιρη πρόβλεψη της εμφάνισης μικρολευκωματινουρίας μπορεί να συμβάλλει στην καλύτερη διαχείριση των επιπλοκών αυτών. Έτσι, έχει αναπτυχθεί ένα πολυμεταβλητό λογιστικό μοντέλο παλινδρόμησης για την πρόβλεψη της εξέλιξης από την κανονική έκκριση λευκωματίνης στην μικρολευκωματινουρία σε διαβητικούς ασθενείς τύπου 1 σε μία περίοδο 7 ετών [122].

Η διαβητική αμφιβληστροειδοπάθεια είναι σημαντική αιτία των προβλημάτων όρασης των διαβητικών ασθενών, και μπορεί να εξελιχθεί ακόμα και σε τύφλωση, για αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντική η πρόβλεψη της εμφάνισής της ή της εξέλιξής της, προκειμένου ο επιβλέπων ιατρός να καθοδηγήσει κατάλληλα τη θεραπεία. Για τον υπολογισμό της

πιθανότητας εμφάνισης διαβητικής αμφιβληστροειδοπάθειας μετά από μία περίοδο 25 χρόνων, καθώς και τον υπολογισμό του ρυθμού εξέλιξης της μεταξύ δύο εξετάσεων του ασθενούς έχει αναπτυχθεί ένα πολυμεταβλητό μοντέλο [123]. Επιπλέον, έχουν αναπτυχθεί δύο μοντέλα εκτίμησης της πιθανότητας εμφάνισης διαβητικής αμφιβληστροειδοπάθειας με χρήση Νευρωνικών Δικτύων με κυματιδιακές συναρτήσεις ενεργοποίησης σε ασθενείς με ΣΔΤ1 και σε ασθενείς με ΣΔΤ2 [30].

2.3.5 Συστήματα αυτόματης αξιολόγησης γευμάτων για τον υπολογισμό της κατάλληλης δόσης ινσουλίνης σε ασθενείς με ΣΔ

Στους ασθενείς με ΣΔ η αυξημένη συγκέντρωση γλυκόζης στο αίμα αντιμετωπίζεται είτε με λήψη εξωγενούς ινσουλίνης είτε με λήψη κατάλληλης φαρμακευτικής αγωγής που αυξάνει την ευαισθησία των κυττάρων στην ινσουλίνη. Οι παράγοντες που καθορίζουν την κατάλληλη δόση ινσουλίνης κάθε φορά εξαρτώνται από τις συνήθειες του ασθενούς, με έμφαση στη διατροφή του και τη φυσική άσκηση. Ο χρόνος λήψης ενός γεύματος, η ποσότητα και η σύνθεσή του είναι παράγοντες που πρέπει να συνεκτιμηθούν για να αποφασιστεί η κατάλληλη δόση ινσουλίνης.

Η κάθε τροφή περιέχει διαφορετικό ποσοστό υδατανθράκων, λίπων και πρωτεϊνών. Ο υπολογισμός των υδατανθράκων, λιπών και πρωτεϊνών που υπάρχουν σε ένα γεύμα είναι μία δύσκολη διαδικασία. Προϋποθέτει το ζύγισμα των τροφών που θα καταναλωθούν από τον ασθενή. Στη συνέχεια, η ποσότητα της τροφής αντιστοιχίζεται με κατάλληλους πίνακες σε συγκεκριμένα ποσότητα (g ή ισοδύναμα) υδατανθράκων. Έρευνες έχουν δείξει πως οι αποκλίσεις των εκτιμήσεων από την πραγματική καταναλωθείσα ποσότητα τροφής μπορεί να οδηγήσουν τη γλυκόζη αίματος του ασθενούς εκτός φυσιολογικών ορίων.

Προκειμένου να αποφευχθούν οι μεγάλες αποκλίσεις από τις πραγματικές τιμές υδατανθράκων που περιέχονται μέσα σε ένα γεύμα έχει προταθεί η χρήση των κινητών τηλεφώνων για τον αυτόματο υπολογισμό τους. Τα σύγχρονα κινητά τηλέφωνα διαθέτουν κάμερα υψηλής ανάλυσης, σύνδεση σε δίκτυο, εξελεγμένους επεξεργαστές με μεγάλη υπολογιστική ισχύ καθώς και αυξημένη χωρητικότητα σε μνήμη. Επομένως, τα κινητά τηλέφωνα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να ληφθούν φωτογραφίες ενός γεύματος και στη συνέχεια με ειδικούς αλγόριθμους επεξεργασίας της εικόνας να εξαχθεί πληροφορία σχετική με την περιεκτικότητα του γεύματος σε υδατάνθρακες.

Συγκεκριμένα, η διαδικασία για την αυτόματη αξιολόγηση των γευμάτων αποτελείται από τη βαθμονόμηση της κάμερας, τη λήψη φωτογραφίας του γεύματος, την κατάτμηση της φωτογραφίας του γεύματος στις επιμέρους τροφές, την αναγνώριση κάθε τροφής, τον υπολογισμό της ποσότητας κάθε τροφής, και την αντιστοίχιση της ποσότητας υδατανθράκων

στο απεικονιζόμενο γεύμα. Στην περίπτωση που δεν έχει καταναλωθεί ολόκληρο το γεύμα θα πρέπει να ληφθεί επιπλέον φωτογραφία του γεύματος που δεν καταναλώθηκε, να επαναληφθεί η παραπάνω διαδικασία ώστε να αφαιρεθεί από την αρχική εκτίμηση η κατάλληλη ποσότητα υδατανθράκων. Ορισμένες από τις εφαρμογές αυτόματης αξιολόγησης γευμάτων που έχουν αναπτυχθεί [124]-[131] θα παρουσιαστούν αναλυτικά στο Κεφάλαιο 6 στην υποενότητα 6.1.

2.3.6 Ολοκληρωμένα συστήματα για τη διαχείριση του Σακχαρώδους Διαβήτη

Όλα τα προηγούμενα Συστήματα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων που παρουσιάστηκαν μπορούν να αποτελούν μέρη ενός ολοκληρωμένου συστήματος για τη διαχείριση του διαβήτη. Η αρχιτεκτονική ενός τέτοιου συστήματος αποτελείται από δύο βασικά μέρη, τον προσωπικό βρόχο και τον απομακρυσμένο βρόχο. Ο προσωπικός βρόχος αποτελείται από φορητές συσκευές, οι οποίες συγκεντρώνουν πληροφορίες σχετικά με φυσιολογικές παραμέτρους του διαβητικού ασθενούς, όπως είναι οι Διατάξεις Συνεχούς Μέτρησης της Γλυκόζης και οι διατάξεις για την μέτρηση της φυσικής άσκησης. Ο απομακρυσμένος βρόχος αποτελείται από απομακρυσμένους υπολογιστές που ανήκουν στα Πληροφοριακά Συστήματα των νοσοκομείων και από το ιατρικό προσωπικό, το οποίο επεξεργάζεται στους υπολογιστές αυτούς τα δεδομένα του διαβητικού ασθενούς. Η συλλογή και η αποστολή των δεδομένων του ασθενούς από τον προσωπικό βρόχο στον απομακρυσμένο βρόχο επιτυγχάνεται με τη χρήση του Προσωπικού Έξυπνου Βοηθού, ο οποίος ενσωματώνει εφαρμογές για την εισαγωγή των δεδομένων, την επεξεργασία τους και την παρουσίασή τους και μπορεί και συνεργάζεται με τα Πληροφοριακά Συστήματα των νοσοκομείων [132].

Το σύστημα που αναπτύχθηκε στα πλαίσια του προγράμματος INCA (Intelligent Control Assistant for Diabetes) [133] βασίζεται σε έναν αισθητήρα γλυκόζης (Guardian RT, Medtronic), μία αντλία έγχυσης ινσουλίνης (D-TRON, Disetronic Medical Systems) και σε ένα πακέτο υπηρεσιών Τηλεϊατρικής. Η διαδικτυακή πρόσβαση των ιατρών στα δεδομένα των ασθενών που αφορούν τις μετρήσεις της γλυκόζης και της εγχύσιμης ινσουλίνης δίνουν τη δυνατότητα της βελτιωμένης επίβλεψης των ιατρών.

Το σύστημα που αναπτύχθηκε στα πλαίσια του προγράμματος METABO [134] αποτελεί ένα ολοκληρωμένο σύστημα για τη διαχείριση του διαβήτη. Ο Προσωπικός Έξυπνος Βοηθός μεταφέρει πολυπαραμετρικά στοιχεία της μεταβολικής κατάστασης του ασθενούς και του καθημερινού τρόπου ζωής του σε μία διαδικτυακή εφαρμογή, μέσω της οποίας έχει πρόσβαση σε αυτά τα στοιχεία ο θεράπων ιατρός.

Παρόμοιο ολοκληρωμένο σύστημα για τη διαχείριση του διαβήτη αναπτύχθηκε στα πλαίσια του ευρωπαϊκού προγράμματος AP@home [135]. Σκοπός και του συστήματος αυτού είναι η ανάπτυξη Τεχνητού Παγκρέατος και εμπλουτισμένων ελεγκτών γλυκόζης με εφαρμογή παραγωγής προειδοποιητικών μηνυμάτων σε περίπτωση υπεργλυκαιμικών ή υπογλυκαιμικών επεισοδίων.

Ολοκληρωμένο σύστημα για τη διαχείριση του διαβήτη αναπτύχθηκε και στα πλαίσια του ευρωπαϊκού προγράμματος SMARTDIAB [136]. Το σύστημα αποτελείται από τη Μονάδα του Ασθενούς και από την Μονάδα Διαχείρισης του Ασθενούς. Η Μονάδα του Ασθενούς αποτελείται από ένα σύστημα συνεχούς μέτρησης της γλυκόζης, από μία αντλία συνεχούς έγχυσης υποδόριας ινσουλίνης και από ένα Προσωπικό Έξυπνο Βοηθό. Η Μονάδα Διαχείρισης του Ασθενούς ενσωματώνει ένα Σύστημα Διαχείρισης Διαβητικών Δεδομένων, ένα Σύστημα Υποστήριξης Αποφάσεων και ένα Συμβουλευτικό Σύστημα Έγχυσης Ινσουλίνης.

Τέλος, το σύστημα που αναπτύχθηκε στα πλαίσια του προγράμματος REACTION (Remote Accessibility to Diabetes Management and Therapy in Operational Healthcare Networks) [137] αποτελείται από ένα σύνολο εφαρμογών για τη συνεχή παρακολούθηση της γλυκόζης, για την αυτοματοποιημένη έγχυση ινσουλίνης και για τον υπολογισμό κινδύνου υπεργλυκαιμικών ή υπογλυκαιμικών επεισοδίων και τη δημιουργία κατάλληλων προειδοποιητικών μηνυμάτων.

3 Μηχανική Μάθηση

Για την κατανόηση του περιβάλλοντός του ο άνθρωπος συχνά οδηγείται στη δημιουργία απλοποιημένων εκδοχών του, που ονομάζονται μοντέλα. Παράλληλα, ο άνθρωπος έχει τη δυνατότητα να οργανώνει και να συσχετίζει τις εμπειρίες του δημιουργώντας νέες δομές που ονομάζονται πρότυπα. Η δημιουργία μοντέλων ή προτύπων από ένα σύνολο δεδομένων από ένα υπολογιστικό σύστημα ονομάζεται μηχανική μάθηση [138].

Οι τεχνικές μηχανικής μάθησης διακρίνονται σε τεχνικές μάθησης με επίβλεψη και σε τεχνικές μάθησης χωρίς επίβλεψη. Στη μάθηση με επίβλεψη το υπολογιστικό σύστημα καλείται να μάθει μία συνάρτηση στόχο, η οποία αποτελεί έκφραση του μοντέλου που περιγράφει τα δεδομένα. Η συνάρτηση στόχος χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της τιμής μίας μεταβλητής, που ονομάζεται εξαρτημένη μεταβλητή ή μεταβλητή εξόδου, βάσει των τιμών ενός συνόλου μεταβλητών, που ονομάζονται ανεξάρτητες μεταβλητές ή μεταβλητές εισόδου [138]. Κάθε είσοδος στη συνάρτηση στόχο ονομάζεται στιγμιότυπο. Στη μάθηση με επίβλεψη, το υπολογιστικό σύστημα καλείται να δημιουργήσει μοντέλα ή πρότυπα από ένα σύνολο δεδομένων, έχοντας τη βοήθεια κάποιου «δασκάλου» που αντιστοιχίζει κάποιες από τις εισόδους στις επιθυμητές εξόδους. Στη μάθηση χωρίς επίβλεψη, το υπολογιστικό σύστημα πρέπει να ανακαλύψει συσχετίσεις σε ένα σύνολο δεδομένων και να δημιουργήσει

πρότυπα ή μοντέλα, χωρίς να του παρέχεται προηγούμενη γνώση για το σύνολο των δεδομένων [138].

Στη μάθηση με επίβλεψη διακρίνονται δύο είδη προβλημάτων, η ταξινόμηση, που αφορά τη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης διακριτών κατηγοριών, και η παρεμβολή, που αφορά τη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης αριθμητικών τιμών.

3.1 Ταξινόμηση

Η ταξινόμηση είναι μία τεχνική της εξόρυξης δεδομένων, κατά την οποία δεδομένα εισόδου αντιστοιχίζονται σε μία από ένα σύνολο κατηγοριών [138]. Στην παρούσα διατριβή αξιολογούνται ταξινομητές, όπως ταξινομητές που βασίζονται στην προσέγγιση των K-Κοντινότερων Γειτόνων, μοντέλα Δυαδικής Λογιστικής Παλινδρόμησης, ταξινομητές που βασίζονται στη Μπεϋζιανή προσέγγιση, ταξινομητές που βασίζονται σε Δένδρα Απόφασης, Νευρωνικά Δίκτυα και σύνολα ταξινομητών αποτελούμενα από Νευρωνικά Δίκτυα ή από Δένδρα Απόφασης.

3.1.1 Ταξινομητές βασισμένοι στην προσέγγιση των K-Κοντινότερων Γειτόνων

3.1.1.1 Ταξινομητής K-Κοντινότερων Γειτόνων με Βάρη

Ο ταξινομητής K-Κοντινότερων Γειτόνων είναι μία πολύ απλή μη παραμετρική μέθοδος ταξινόμησης. Ο ταξινομητής K-Κοντινότερων Γειτόνων για κάθε στιγμιότυπο του δοκιμαστικού συνόλου βρίσκει τα K πιο όμοια στιγμιότυπα του συνόλου εκπαίδευσης με κάποιο κριτήριο απόστασης, όπως είναι η Ευκλείδεια απόσταση. Το στιγμιότυπο του δοκιμαστικού συνόλου ανατίθεται στην κατηγορία που είναι η επικρατέστερη μεταξύ των κατηγοριών των k-κοντινότερων γειτόνων του.

Μία παραλλαγή του ταξινομητή των K-Κοντινότερων Γειτόνων είναι ο ταξινομητής των K-Κοντινότερων Γειτόνων με Βάρη [139]. Στον ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων με Βάρη, οι κοντινότεροι γείτονες έχουν μεγαλύτερα βάρη από τους πιο απομακρυσμένους γείτονες και το βάρος για τον i γείτονα δίνεται από τη σχέση

$$w_i = \frac{k + 1 - i}{\sum_{m=1}^k m} \quad (3.1)$$

Όπου m είναι ένας αριθμός στο διάστημα $(1, k)$ και k είναι ο αριθμός των κοντινότερων γειτόνων. Τα βάρη σύμφωνα με την παραπάνω εξίσωση θα ανήκουν στο διάστημα $(\frac{1}{\sum_{m=1}^k m}, \frac{k}{\sum_{m=1}^k m})$.

3.1.1.2 Ταξινομητής K-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη

Μία παραλλαγή του ταξινομητή των K-Κοντινότερων Γειτόνων είναι ο ταξινομητής των K-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη, ο οποίος κατανέμει τα βάρη στους κ-κοντινότερους γείτονες του στιγμιότυπου του δοκιμαστικού συνόλου ανάλογα με την ευκλείδια απόστασή τους από αυτό [29], [173]. Στον ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη, οι κοντινότεροι γείτονες έχουν μεγαλύτερα βάρη από τους πιο απομακρυσμένους γείτονες και το βάρος για τον i γείτονα δίνεται από τη σχέση

$$w_i = \begin{cases} \frac{d_k^{NN} - d_i^{NN}}{d_k^{NN} - d_1^{NN}} \times \frac{1}{i}, & d_k^{NN} \neq d_1^{NN} \\ 1, & d_k^{NN} = d_1^{NN} \end{cases} \quad (3.2)$$

Όπου d_i^{NN} είναι η απόσταση του i κοντινότερου γείτονα από το στιγμιότυπο του δοκιμαστικού συνόλου, d_1^{NN} είναι η απόσταση του κοντινότερου γείτονα, και d_k^{NN} είναι η απόσταση του πιο απομακρυσμένου γείτονα. Στον ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη, το βάρος του κοντινότερου γείτονα είναι ίσο με 1 και του πιο απομακρυσμένου είναι ίσο με μηδέν. Τα βάρη των ενδιάμεσων γειτόνων κυμαίνονται στο διάστημα (0,1).

3.1.1.3 Ταξινομητής της Ισότητας των K-Κοντινότερων Γειτόνων

Ο ταξινομητής της Ισότητας των K-Κοντινότερων Γειτόνων [141] είναι μία παραλλαγή του κλασσικού ταξινομητή των K-Κοντινότερων Γειτόνων για προβλήματα ταξινόμησης με περισσότερες των δύο κατηγοριών. Ο ταξινομητής της Ισότητας των K-Κοντινότερων Γειτόνων βρίσκει τους κ-κοντινότερους γείτονες του υπό εξέταση στιγμιότυπου για κάθε κατηγορία εξόδου και αναθέτει το στιγμιότυπο εξόδου στην κατηγορία της οποίας οι κ-κοντινότεροι γείτονες έχουν την μικρότερη ευκλείδια απόσταση από το στιγμιότυπο εισόδου.

3.1.2 Ταξινομητής βασισμένος στη Δυαδική Λογιστική Παλινδρόμηση

Η Δυαδική Λογιστική Παλινδρόμηση (Binary Logistic Regression – BLM) μπορεί να περιγράψει τη σχέση που αναπτύσσεται μεταξύ μίας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών εισόδου και μίας δυαδικής μεταβλητής εξόδου με τη μορφή μίας πιθανότητας. Η Δυαδική Λογιστική Παλινδρόμηση έχει τη μορφή

$$f(z) = \frac{e^z}{1 + e^z} \quad (3.3)$$

όπου z είναι η μεταβλητή εισόδου, η οποία λαμβάνει θετικές και αρνητικές τιμές. Η $f(z)$ είναι η πιθανότητα της επιτυχημένης έκβασης ενός γεγονότος, και παίρνει τιμές στο διάστημα $[0,1]$. Η μεταβλητή z εκφράζει το μέτρο της ολικής συνεισφοράς όλων των ανεξάρτητων μεταβλητών εισόδου στο μοντέλο και δίνεται από τη σχέση

$$z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k \quad (3.4)$$

όπου το β_0 ισούται με την τιμή z όταν οι τιμές όλων των ανεξάρτητων μεταβλητών ισούνται με 0, και β_i είναι οι συντελεστές παλινδρόμησης, καθένας των οποίων εκφράζει το μέγεθος της συνεισφοράς της αντίστοιχης ανεξάρτητης μεταβλητής εισόδου. Θετική τιμή του συντελεστή β_i υποδηλώνει ότι η συγκεκριμένη μεταβλητή εισόδου αυξάνει την πιθανότητα της επιτυχημένης έκβασης του γεγονότος, ενώ αρνητική τιμή σημαίνει ότι η συγκεκριμένη μεταβλητή εισόδου μειώνει την πιθανότητα της επιτυχημένης έκβασης του γεγονότος. Υψηλή τιμή του συντελεστή σημαίνει ότι η ανεξάρτητη μεταβλητή επηρεάζει πολύ σημαντικά την πιθανότητα να συμβεί το γεγονός ή να μη συμβεί, ενώ χαμηλή τιμή σημαίνει μικρή επίδραση της ανεξάρτητης μεταβλητής στην πιθανότητα αυτή.

Η πιθανότητα υπέρ της εμφάνισης ενός γεγονότος εκφράζεται ως κλάσμα, του οποίου ο αριθμητής προσδιορίζει την πιθανότητα που έχει το συγκεκριμένο γεγονός να συμβεί και ο παρανομαστής την πιθανότητα να μη συμβεί. Έτσι, αν p είναι η πιθανότητα να συμβεί το γεγονός, και $1-p$ είναι η πιθανότητα να μην συμβεί τότε ο λόγος των πιθανοτήτων είναι $p/(1-p)$. Εναλλακτικά η σχέση της Δυαδικής Λογιστικής Παλινδρόμησης μπορεί να γραφεί ως εξής:

$$\text{logit}(p) = \log_e \left(\frac{p}{1-p} \right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k \quad (3.5)$$

Οι συντελεστές της Δυαδικής Λογιστικής Παλινδρόμησης υπολογίζονται με τη βοήθεια της εκτίμησης της μέγιστης πιθανοφάνειας.

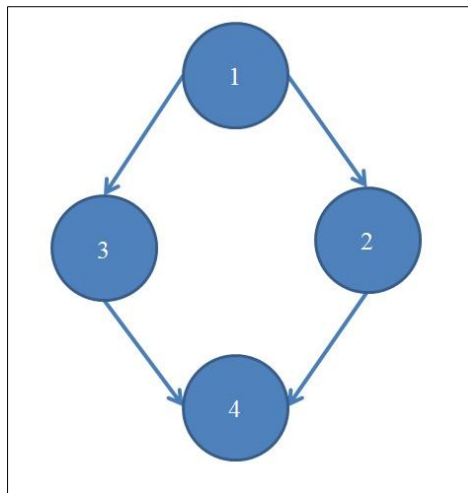
3.1.3 Ταξινομητές βασισμένοι στη Μπεϋζιανή προσέγγιση

Στόχος ενός Μπεϋζιανού Δικτύου (Bayes Net) είναι να κατηγοριοποιηθεί ένα δείγμα σε μία από τις δεδομένες κατηγορίες χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο πιθανότητας που ορίζεται σύμφωνα με τη Μπεϋζιανή θεωρία. Ο κανόνας του Bayes δίνεται από τη σχέση:

$$P(b|a) = \frac{P(a|b) \times P(b)}{P(a)} \quad (3.6)$$

όπου $P(a)$ είναι η πιθανότητα του γεγονότος a , $P(a|b)$ είναι η δεσμευμένη πιθανότητα του a δεδομένου του γεγονότος b , $P(b)$ είναι η πιθανότητα του γεγονότος b και $P(b|a)$ είναι η δεσμευμένη πιθανότητα του b δεδομένου του γεγονότος a .

Πυρήνας των Μπεϋζιανών Δικτύων είναι ένας κατευθυνόμενος ακυκλικός γράφος του οποίου οι κόμβοι είναι τυχαίες μεταβλητές και οι ακμές συσχετίσεις μεταξύ των μεταβλητών αυτών. Μπορεί κανείς να αντιληφθεί τη σημασία των κατευθυνόμενων ακμών ως αιτιώδεις σχέσεις, για παράδειγμα μία ακμή από τον κόμβο 1 στον κόμβο 2 μπορεί να ερμηνευθεί ως «το γεγονός στον κόμβο 1 έχει ως αποτέλεσμα το γεγονός στον κόμβο 2», όπως φαίνεται στο Σχήμα 3-1. Το Μπεϋζιανό Δίκτυο παραμετροποιείται ποσοτικά ορίζοντας τις υπό συνθήκη κατανομές των πιθανοτήτων των κόμβων του. Στην περίπτωση διακριτών μεταβλητών οι κατανομές αυτές αναπαρίστανται με πίνακες των υπό συνθήκη κατανομών, δηλαδή στους πίνακες αυτούς αποθηκεύεται η κατανομή κάθε μεταβλητής για όλους τους δυνατούς συνδυασμούς των κόμβων γονέων [142].



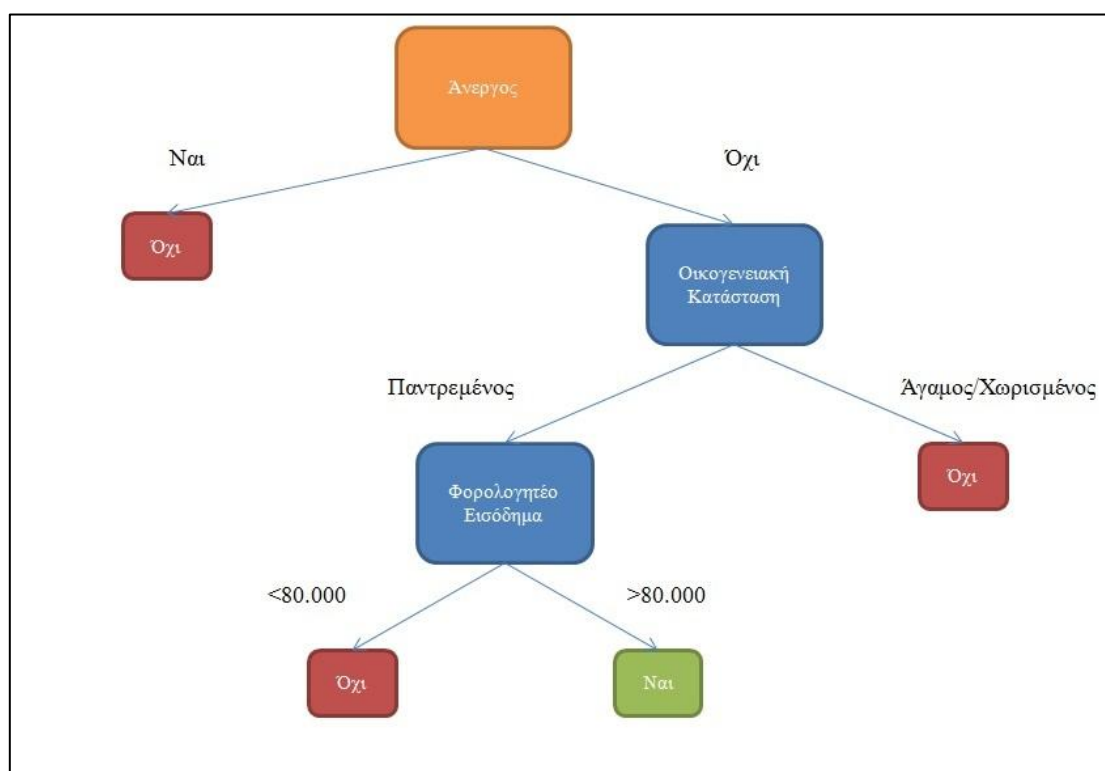
Σχήμα 3-1: Μπεϋζιανό Δίκτυο

Μία απλουστευμένη εκδοχή του Μπεϋζιανού ταξινομητή είναι ο Απλός Μπεϋζιανός ταξινομητής (Naive Bayes). Ο Απλός Μπεϋζιανός ταξινομητής βασίζεται σε δύο υποθέσεις: πρώτον, ότι οι μεταβλητές εισόδου είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους δεδομένης της κατηγορίας του δείγματος εισόδου, και δεύτερον ότι δεν υπάρχουν κρυφές ή λανθάνουσες μεταβλητές εισόδου που να επηρεάζουν την διαδικασία της πρόβλεψης.

3.1.4 Ταξινομητές βασισμένοι σε Δένδρα Απόφασης

Το Δένδρο Απόφασης (Decision Tree) είναι ένας γράφος με δενδρική δομή, όπου διακρίνεται ένας αρχικός κόμβος, η ρίζα, οι εσωτερικοί κόμβοι και οι εξωτερικοί κόμβοι, τα φύλλα. Σε κάθε κόμβο, εσωτερικό ή εξωτερικό, εκτός της ρίζας, εισέρχεται μία κατευθυνόμενη ακμή από έναν άλλο κόμβο. Στα Δένδρα Απόφασης οι εσωτερικοί κόμβοι αντιστοιχούν σε κάποια ανεξάρτητη μεταβλητή εισόδου, η οποία χρησιμοποιείται για περαιτέρω διαχωρισμό του δένδρου. Στις ακμές που εξέρχονται από τη ρίζα ή από κάποιο εσωτερικό κόμβο, αντιστοιχεί μία συνθήκη ελέγχου με βάση τη διαχωριστική μεταβλητή εισόδου. Τα φύλλα του Δένδρου Απόφασης αντιστοιχούν σε κάποια από τις κατηγορίες εξόδου. Ένα παράδειγμα Δένδρου Απόφασης για την χρηματοδότηση ενός ιδιώτη από μία τράπεζα φαίνεται στο Σχήμα 3-2.

Η κατασκευή ενός Δένδρου Απόφασης αποτελείται από τρία βήματα: Πρώτα επιλέγεται μία από τις ανεξάρτητες μεταβλητές εισόδου η οποία θα αποτελέσει τη ρίζα του Δένδρου Απόφασης. Έπειτα κατασκευάζεται μία ακμή και ένας κόμβος για καθεμία από τις διακριτές τιμές της μεταβλητής εισόδου. Στη συνέχεια εκτελείται αναδρομικά το Βήμα 2, μέχρι όλες οι μεταβλητές εισόδου να εισαχθούν στους κόμβους του Δένδρου Απόφασης.



Σχήμα 3-2: Δένδρο Απόφασης

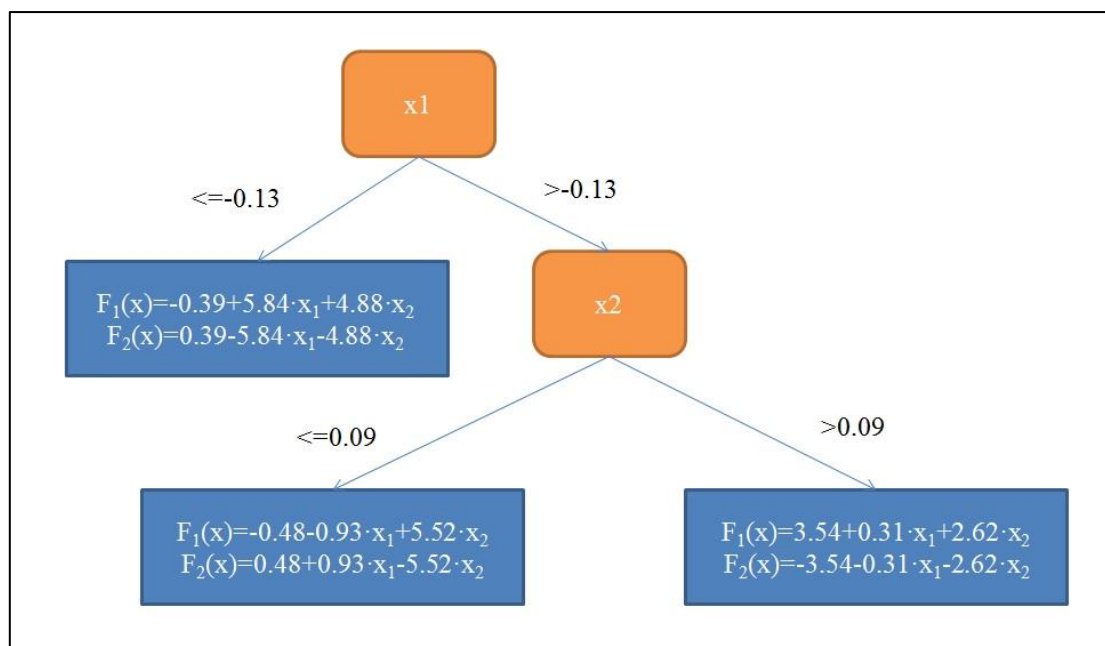
Ένας αλγόριθμος κατασκευής Δένδρων Απόφασης είναι ο αλγόριθμος C4.5 [143], ο οποίος χρησιμοποιεί το κριτήριο της εντροπίας της πληροφορίας για να επιλέξει ποια μεταβλητή

εισόδου θα χρησιμοποιηθεί για την κατασκευή του επόμενου κόμβου σε κάθε βήμα της κατασκευής του Δένδρου Απόφασης.

Ένας άλλος ταξινομητής που βασίζεται στα Δένδρα Απόφασης είναι ο ταξινομητής PART, ο οποίος εξάγει κανόνες από υποδένδρα απόφασης C4.5 χρησιμοποιώντας την τεχνική διαίρει-και-βασίλευε [144]. Στην τεχνική διαίρει-και-βασίλευε, ο αλγόριθμος ψάχνει για έναν κανόνα που να μπορεί να εξηγήσει τα περισσότερα στιγμιότυπα εκπαίδευσης. Αν ο αλγόριθμος δεν μπορεί να βρει έναν κανόνα που να επεξηγεί όλα τα στιγμιότυπα εκπαίδευσης, τότε χωρίζει το σύνολο εκπαίδευσης σε δύο ομάδες, στην ομάδα που περιέχονται τα στιγμιότυπα που εξηγούνται με τον κανόνα και στην ομάδα με αυτά που δεν εξηγούνται με τον κανόνα. Για την ομάδα των στιγμιότυπων που δεν βρέθηκε κανόνας που να τα επεξηγεί, ο αλγόριθμος ψάχνει πάλι για έναν κανόνα που να μπορεί να τα επεξηγήσει. Ο χωρισμός του αρχικού συνόλου εκπαίδευσης σε ομάδες συνεχίζεται αναδρομικά μέχρι να αντιστοιχηθεί τουλάχιστον ένας κανόνας σε κάθε στιγμιότυπο εκπαίδευσης. Ο αλγόριθμος PART σχηματίζει ένα υποδένδρο απόφασης για κάθε ομάδα των στιγμιότυπων εκπαίδευσης, και από το φύλλο που καλύπτει τα περισσότερα στιγμιότυπα εξάγει τον κανόνα που αντιστοιχεί σε αυτά τα στιγμιότυπα. Στη συνέχεια, το υποδένδρο απόφασης που κατασκευάστηκε καταστρέφεται. Στα πλεονεκτήματα του αλγόριθμου PART ανήκουν η απλότητα της υλοποίησης και η υπεροχή ως προς την ακρίβεια της ταξινόμησης.

3.1.5 Ταξινομητής βασισμένος σε Δένδρο Λογιστικής Παλινδρόμησης

Ένα Δένδρο Λογιστικής Παλινδρόμησης (Logistic Model Tree – LMT) [145] είναι ένας ταξινομητής που αποτελείται από ένα Δένδρο Απόφασης του οποίου όμως τα φύλλα αντί να είναι κάποια κατηγορία εξόδου είναι μία συνάρτηση λογιστικής παλινδρόμησης, η οποία υπολογίζει την πιθανότητα το συγκεκριμένο στιγμιότυπο εισόδου να ανήκει σε μία από τις κατηγορίες εξόδου. Ένα παράδειγμα ενός Δένδρου Λογιστικής Παλινδρόμησης φαίνεται στο Σχήμα 3-3.



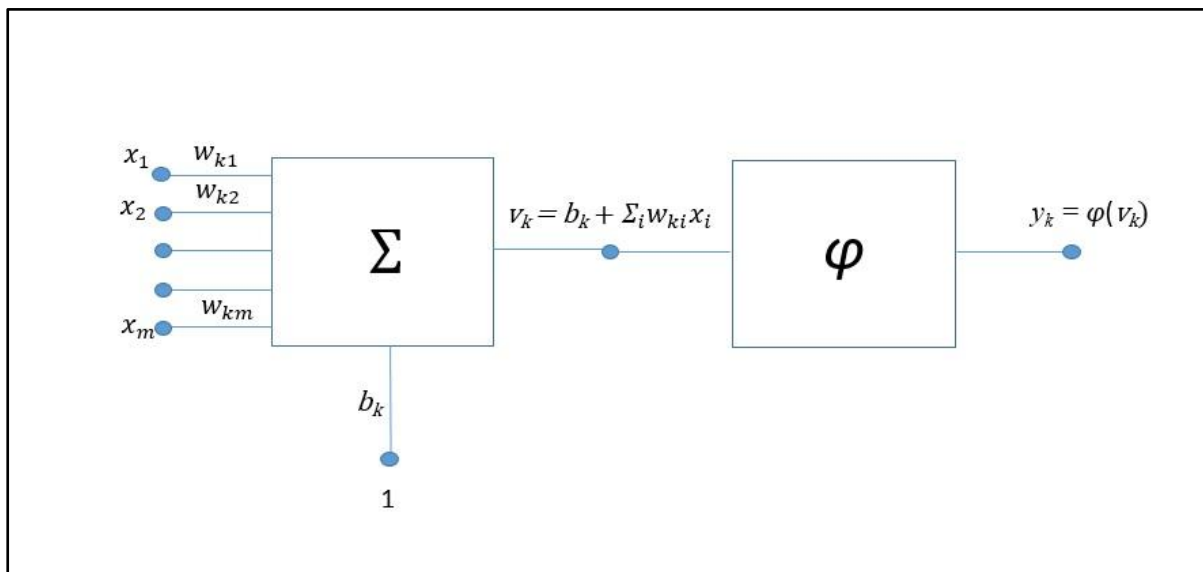
Σχήμα 3-3: Δένδρο Λογιστικής Παλινδρόμησης

3.1.6 Νευρωνικά Δίκτυα

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα εμπνευσμένα από τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα έχουν αποδειχθεί ικανά να επιτελούν πολύ δύσκολες λειτουργίες, όπως η υπολογιστική όραση, η πρόβλεψη χρονοσειρών και η πρόγνωση ασθενειών. Ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο ή από εδώ και στο εξής ένα Νευρωνικό Δίκτυο είναι ένας τεράστιος παράλληλος επεξεργαστής με κατακεταμμένη αρχιτεκτονική, ο οποίος αποτελείται από απλές μονάδες επεξεργασίας, τους τεχνητούς νευρώνες ή από εδώ και στο εξής νευρώνες, και έχει από τη φύση του τη δυνατότητα να αποθηκεύει εμπειρική γνώση και να την καθιστά διαθέσιμη για χρήση. Τα Νευρωνικά Δίκτυα μοιάζουν με τον ανθρώπινο εγκέφαλο σε δύο σημεία, πρώτον, στο ότι το δίκτυο προσλαμβάνει τη γνώση από το περιβάλλον του, μέσω μιας διαδικασίας μάθησης, και δεύτερον στο ότι η ισχύς των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων, που αποκαλείται συναπτικό βάρος, χρησιμοποιείται για την αποθήκευση της γνώσης που αποκτιέται. Η διαδικασία μέσω της οποίας επιτυγχάνεται η μάθηση αποκαλείται αλγόριθμος μάθησης και η λειτουργία του είναι να τροποποιεί τα συναπτικά βάρη των νευρώνων του δικτύου με τον κατάλληλο τρόπο για την επίτευξη του επιθυμητού στόχου [34].

Ο νευρώνας αποτελείται από τρία βασικά μέρη, τις συνάψεις, τον αθροιστή και τη συνάρτηση ενεργοποίησης, όπως φαίνεται στο Σχήμα 3-4. Κάθε σύναψη χαρακτηρίζεται από το δικό της βάρος. Έτσι, ένα σήμα x_i στην είσοδο της σύναψης i που συνδέεται με τον νευρώνα k πολλαπλασιάζεται με το συναπτικό βάρος w_{ki} . Το συναπτικό βάρος ενός νευρώνα μπορεί να λαμβάνει θετικές ή αρνητικές τιμές. Ο αθροιστής αθροίζει τα σήματα εισόδου,

σταθμισμένα από τα αντίστοιχα συναπτικά βάρη του νευρώνα. Η συνάρτηση ενεργοποίησης χρησιμεύει για τον περιορισμό του πλάτους του σήματος εξόδου του νευρώνα σε ένα διάστημα της μορφής $[0,1]$ ή $[-1,1]$.



Σχήμα 3-4: Ο νευρώνας

Ο νευρώνας μπορεί να περιλαμβάνει ακόμα μία εξωτερικά εφαρμοζόμενη πόλωση b_k , η οποία έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση ή μείωση της δικτυακής διέγερσης της συνάρτησης ενεργοποίησης, ανάλογα με το αν είναι θετική ή αρνητική αντίστοιχα.

Μπορούμε να περιγράψουμε το νευρώνα k με τις ακόλουθες εξισώσεις:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad (3.7)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (3.8)$$

$$v_k = u_k + b_k \quad (3.9)$$

Όπου x_1, x_2, \dots, x_m είναι τα σήματα εισόδου, $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$ είναι τα συναπτικά βάρη του νευρώνα, u_k είναι η έξοδος του γραμμικού συνδυαστή που προκύπτει από τα σήματα εισόδου, b_k είναι η πόλωση, φ είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης, y_k είναι το σήμα εξόδου του νευρώνα και v_k είναι το τοπικό πεδίο ή δυναμικό ενεργοποίησης.

3.1.6.1 Συνάρτηση ενεργοποίησης

Η συνάρτηση ενεργοποίησης $\varphi(v)$ ορίζει την έξοδο ενός νευρώνα βάσει του τοπικού του πεδίου v . Υπάρχουν δύο βασικές συναρτήσεις ενεργοποίησης, η συνάρτηση κατωφλίου και η σιγμοειδής συνάρτηση.

Η έξοδος ενός νευρώνα που χρησιμοποιεί μία συνάρτηση κατωφλίου είναι

$$y_k = \begin{cases} 1 & \text{αν } v_k \geq 0 \\ 0 & \text{αν } v_k < 0 \end{cases} \quad (3.10)$$

όπου v_k είναι το τοπικό πεδίο του τεχνητού νευρώνα.

Η σιγμοειδής συνάρτηση είναι μία αυστηρά αύξουσα συνάρτηση, της οποίας η γραφική παράσταση έχει χαρακτηριστικό σχήμα «S». Ένα παράδειγμα της σιγμοειδούς συνάρτησης είναι η λογιστική συνάρτηση, η οποία ορίζεται από την ακόλουθη σχέση:

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-av)} \quad (3.11)$$

όπου a είναι η παράμετρος κλίσης της σιγμοειδούς συνάρτησης. Η κλίση της συνάρτησης στην αρχή των αξόνων είναι ίση με $a/4$. Στην οριακή κατάσταση που η παράμετρος κλίσης προσεγγίζει το άπειρο, η σιγμοειδής συνάρτηση γίνεται μία συνάρτηση κατωφλίου. Επίσης, η σιγμοειδής συνάρτηση είναι παραγωγίσιμη. Η σιγμοειδής συνάρτηση μπορεί να παίρνει τιμές από ένα συνεχές διάστημα τιμών, από 0 ως 1. Στην περίπτωση που θέλουμε να λαμβάνει τιμές στο διάστημα $[-1,1]$ μπορούμε να ορίσουμε τη συνάρτηση υπερβολικής εφαιπτομένης

$$\varphi(v) = \tanh(v) \quad (3.12)$$

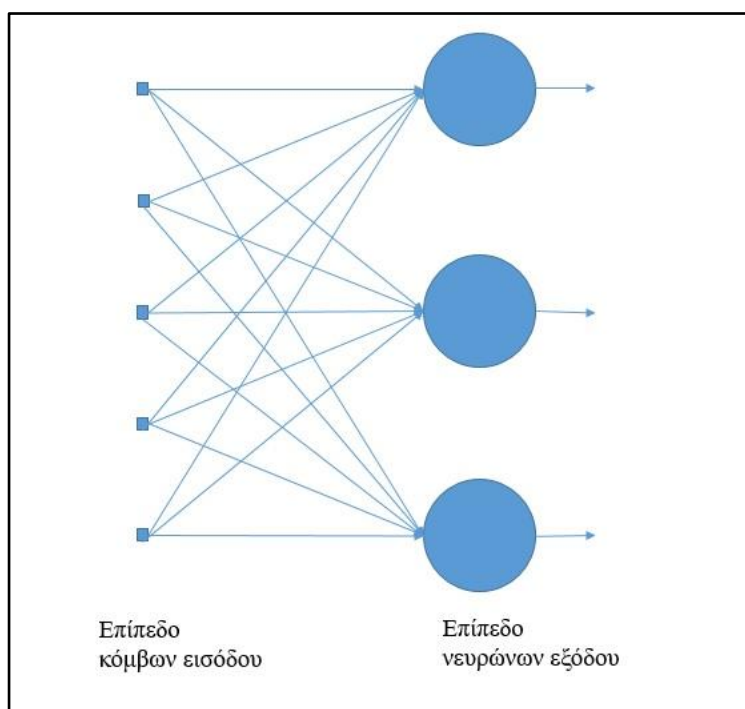
3.1.6.2 Perceptron

Το Perceptron είναι το απλούστερο δυνατό Νευρωνικό Δίκτυο και αποτελείται από ένα μεμονωμένο νευρώνα με προσαρμόσιμα συναπτικά βάρη και πόλωση. Το παραγόμενο τοπικό πεδίο εφαρμόζεται σε έναν απότομο περιοριστή και παράγει ως απόκριση το +1 αν η είσοδος του απότομου περιοριστή είναι θετική και -1 αν είναι αρνητική. Ο στόχος του Perceptron είναι να διαχωρίσει το σύνολο των εισόδων σε μία από δύο κλάσεις, την κλάση που αντιστοιχεί στο +1, και την κλάση που αντιστοιχεί στο -1 στην έξοδό του. Τα συναπτικά βάρη του Perceptron προσαρμόζονται κατάλληλα μέσα από μία διαδικασία μάθησης. Η σύνδεση πολλών Perceptron σε ένα ή περισσότερα επίπεδα οδηγεί στα πολυεπίπεδα Perceptron.

3.1.6.3 Αρχιτεκτονική Νευρωνικών Δικτύων

Ο τρόπος με τον οποίο είναι συνδεδεμένοι οι νευρώνες ενός Νευρωνικού Δικτύου αφορούν την αρχιτεκτονική του δικτύου. Υπάρχουν τρεις διαφορετικές κατηγορίες αρχιτεκτονικών δικτύων, η αρχιτεκτονική ενός επιπέδου δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης, η αρχιτεκτονική πολυεπίπεδων δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης και η αρχιτεκτονική αναδρομικών δικτύων.

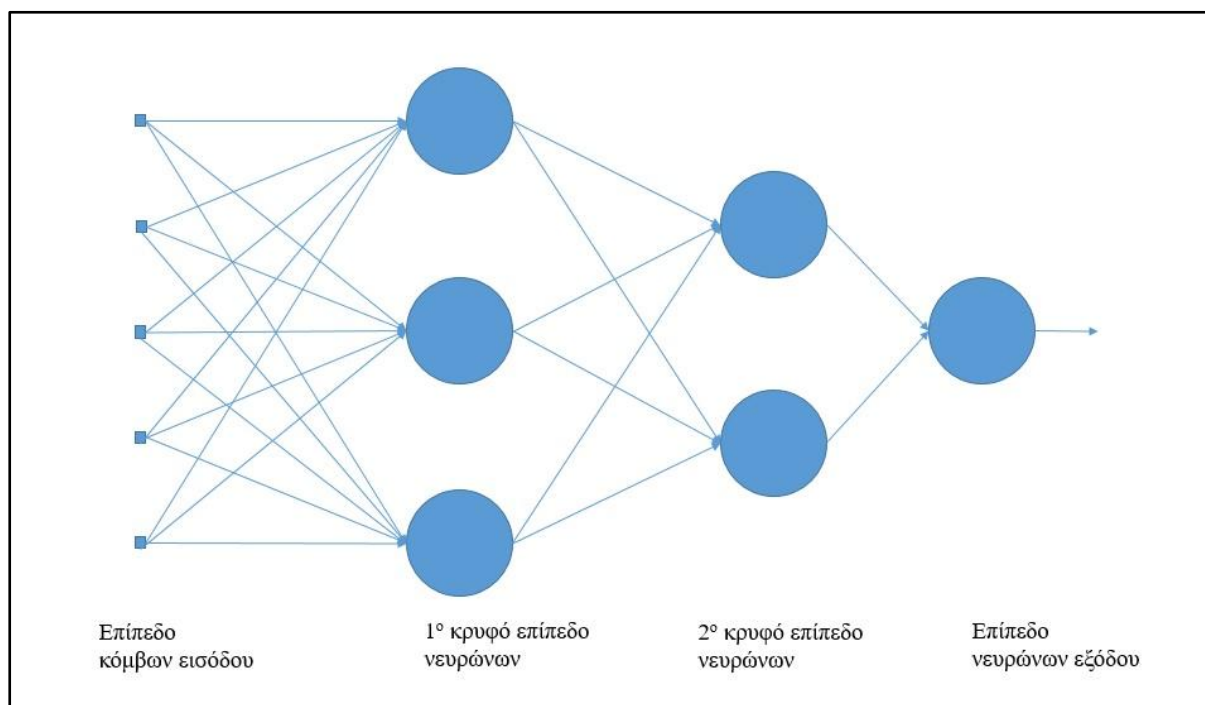
Στην περίπτωση της αρχιτεκτονικής ενός επιπέδου δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης έχουμε ένα επίπεδο εισόδου, αποτελούμενο από πηγαίους κόμβους, το οποίο συνδέεται απευθείας με μόνη κατεύθυνση από το επίπεδο εισόδου προς το επίπεδο εξόδου, με ένα επίπεδο νευρώνων εξόδου. Το δίκτυο αυτό είναι τύπου πρόσθιας τροφοδότησης και ονομάζεται δίκτυο ενός επιπέδου, καθώς οι πηγαίοι κόμβοι δεν προσμετρώνται ως ξεχωριστό επίπεδο, εφόσον δεν εκτελείται κανένας υπολογισμός σε αυτούς. Ένα δίκτυο ενός επιπέδου πρόσθιας τροφοδότησης με 5 πηγαίους κόμβους και 3 νευρώνες εξόδου φαίνεται στο Σχήμα 3-5.



Σχήμα 3-5: Αρχιτεκτονική δικτύου ενός επιπέδου πρόσθιας τροφοδότησης

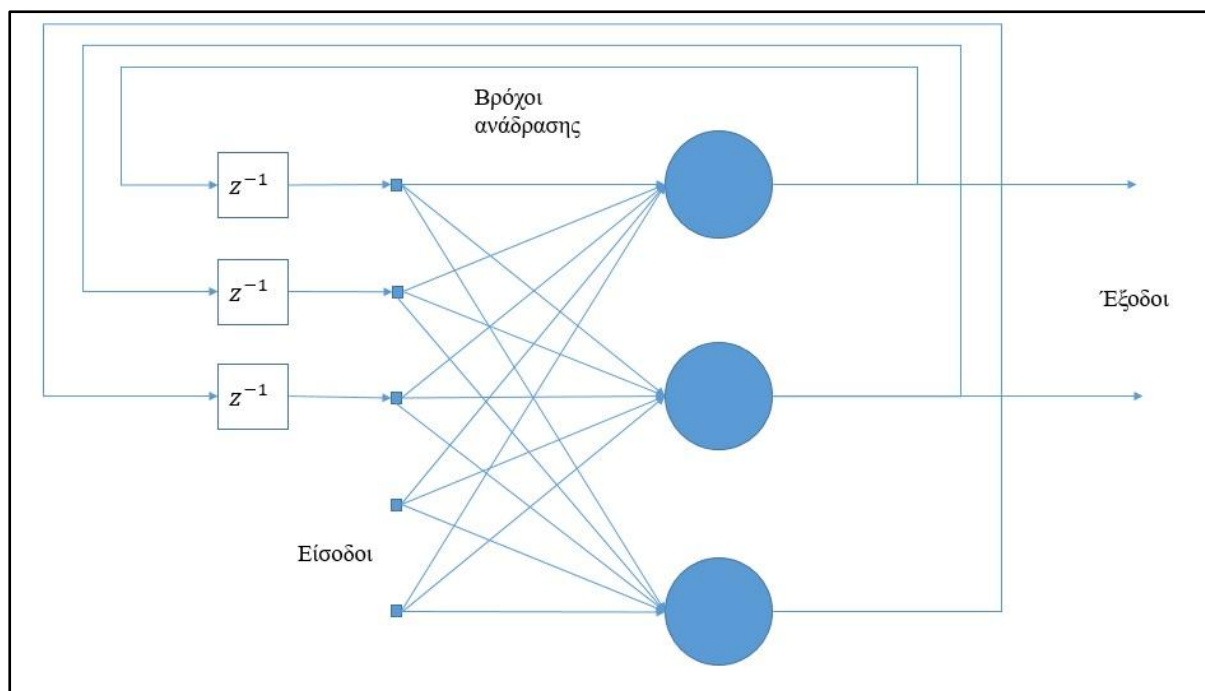
Στην περίπτωση της αρχιτεκτονικής πολυεπίπεδων δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης έχουμε ένα επίπεδο εισόδου, αποτελούμενο από πηγαίους κόμβους, το οποίο συνδέεται με ένα κρυφό επίπεδο νευρώνων. Ο όρος «κρυφός» αναφέρεται στο γεγονός ότι αυτό το μέρος του Νευρωνικού Δικτύου δεν είναι άμεσα ορατό ούτε από την είσοδο ούτε από την έξοδο του δικτύου. Στην αρχιτεκτονική αυτή μπορεί να έχουμε ένα ή περισσότερα επίπεδα κρυφών νευρώνων. Οι νευρώνες σε κάθε επίπεδο του δικτύου έχουν ως εισόδους τα σήματα εξόδου μόνο του προηγούμενου επιπέδου. Το σύνολο των σημάτων εξόδου των νευρώνων στο

επίπεδο εξόδου του δικτύου συνιστά τη συνολική απόκριση του δικτύου στο στιγμιότυπο που παρέχεται από τους πηγαίους κόμβους στο επίπεδο εισόδου. Ένα παράδειγμα πολυεπίδεδου Νευρωνικού Δικτύου πρόσθιας τροφοδότησης παρουσιάζεται στο Σχήμα 3-6. Το δίκτυο αυτό έχει 5 πηγαίους κόμβους, 3 κρυφούς νευρώνες στο πρώτο επίπεδο, 2 κρυφούς νευρώνες στο δεύτερο επίπεδο και 1 νευρώνα εξόδου. Το νευρωνικό δίκτυο του Σχήματος 3-6 λέγεται πλήρως συνδεδεμένο, καθώς κάθε κόμβος σε κάθε επίπεδο του δικτύου συνδέεται με κάθε άλλο κόμβο του επόμενου επιπέδου.



Σχήμα 3-6: Αρχιτεκτονική πολυεπίδεδου δικτύου πρόσθιας τροφοδότησης

Στα αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα υπάρχουν βρόχοι ανάδρασης, όπως φαίνεται στο Σχήμα 3-7. Η παρουσία των βρόχων ανάδρασης επηρεάζει σημαντικά τόσο τη δυνατότητα μάθησης του δικτύου όσο και την απόδοσή του.



Σχήμα 3-7: Αρχιτεκτονική αναδρομικού δικτύου

3.1.6.4 Διαδικασία μάθησης

Μία βασική κατηγοριοποίηση για τις διαδικασίες μάθησης είναι ο διαχωρισμός σε μάθηση χωρίς επίβλεψη και σε μάθηση με επίβλεψη. Στη μάθηση με επίβλεψη, η επιθυμητή απόκριση του δικτύου είναι γνωστή και οι παράμετροι του δικτύου προσαρμόζονται ώστε να ελαχιστοποιούν το σφάλμα του δικτύου, δηλαδή να ελαχιστοποιούν τη διαφορά μεταξύ της επιθυμητής απόκρισης και της πραγματικής απόκρισης του δικτύου. Ένας πολύ διαδεδομένος αλγόριθμος μάθησης με επίβλεψη για πολυεπίπεδα perceptron είναι ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης. Η μάθηση χωρίς επίβλεψη διακρίνεται σε ενισχυτική μάθηση και σε αυτοοργανούμενη μάθηση. Στην ενισχυτική μάθηση, η επιθυμητή απόκριση του δικτύου είναι διαθέσιμη ποιοτικά και η εκμάθηση μίας αντιστοίχισης εισόδου-εξόδου εκτελείται σε συνεχή αλληλεπίδραση με το περιβάλλον, ελαχιστοποιώντας ένα κριτήριο απόδοσης. Στην αυτοοργανούμενη μάθηση οι παράμετροι του Νευρωνικού Δικτύου τροποποιούνται με στόχο να διαχωριστούν τα δεδομένα εισόδου σε διαφορετικές κλάσεις με βάση κάποιο κριτήριο ομοιότητας, χωρίς όμως να γνωρίζει το δίκτυο εκ των προτέρων τις διαφορετικές κλάσεις στις οποίες ανήκουν τα δεδομένα εισόδου.

3.1.6.5 Αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης

Ο πιο διαδεδομένος αλγόριθμος μάθησης ενός πολυεπίπεδου Perceptron είναι ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης. Με τον αλγόριθμο αυτό τροποποιούνται τα συναπτικά βάρη του Νευρωνικού Δικτύου με τέτοιο τρόπο ώστε να ελαχιστοποιηθεί μία συνάρτηση σφάλματος.

Ένα πολυεπίπεδο Perceptron με ένα επίπεδο εισόδου, δύο κρυφά επίπεδα και ένα επίπεδο εξόδου παρουσιάζεται στο Σχήμα 3-6.

Ορίζεται ότι το

$$T = \{\mathbf{x}(n), \mathbf{d}(n)\}_{n=1}^N \quad (3.13)$$

συμβολίζει το σύνολο εκπαίδευσης που χρησιμοποιείται για την επιβλεπόμενη εκπαίδευση του δικτύου. Ορίζεται ακόμα ότι το σήμα που παράγεται στην έξοδο του νευρώνα j συμβολίζεται με $y_j(n)$, όταν εφαρμόζεται στην είσοδο το στιγμιότυπο $\mathbf{x}(n)$.

Το σφάλμα που παράγεται στην έξοδο του νευρώνα j δίνεται από τη σχέση

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (3.14)$$

όπου $d_j(n)$ είναι η επιθυμητή απόκριση για το στιγμιότυπο εισόδου $\mathbf{x}(n)$.

Η συνολική στιγμιαία ενέργεια σφάλματος του Νευρωνικού Δικτύου δίνεται από τη σχέση

$$E(n) = \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (3.15)$$

όπου το σύνολο C περιλαμβάνει όλους τους νευρώνες του επιπέδου εξόδου. Επειδή το σύνολο εκπαίδευσης αποτελείται από N στιγμιότυπα, η μέση ενέργεια σφάλματος για όλο το σύνολο εκπαίδευσης ορίζεται ως

$$E_{av}(N) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E(n) = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (3.16)$$

Ανάλογα με το αν μεταβάλλονται τα συναπτικά βάρη του Νευρωνικού Δικτύου μετά από την παρουσίαση κάθε στιγμιότυπου εισόδου είτε μετά την παρουσίαση και των N στιγμιότυπων εισόδου του συνόλου εκπαίδευσης, η μάθηση διακρίνεται σε on-line μάθηση και σε μαζική μάθηση. Έτσι, στην on-line μάθηση, η συνάρτηση κόστους προς ελαχιστοποίηση είναι η συνολική στιγμιαία ενέργεια σφάλματος $E(n)$.

Με βάση τα παραπάνω, ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης εφαρμόζει μία διόρθωση $\Delta w_{ji}(n)$ στο συναπτικό βάρος $w_{ji}(n)$, η οποία είναι ανάλογη με τη μερική παράγωγο $\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)}$ και δίνεται από τον κανόνα Δέλτα

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (3.17)$$

όπου η είναι η παράμετρος του ρυθμού μάθησης του αλγορίθμου οπισθοδιάδοσης. Το αρνητικό πρόσημο οδηγεί στην αναζήτηση μίας κατεύθυνσης για τη μεταβολή των συναπτικών βαρών η οποία θα μειώνει τη συνολική στιγμιαία ενέργεια σφάλματος $E(n)$.

Εφαρμόζοντας τον κανόνα της αλυσίδας του διαφορικού λογισμού, προκύπτει

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (3.18)$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} = e_j(n) \quad (3.19)$$

$$\frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} = -1 \quad (3.20)$$

$$\frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} = \varphi'_j(v_j(n)) \quad (3.21)$$

$$\frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} = y_j(n) \quad (3.22)$$

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta e_j(n) \varphi'_j(v_j(n)) y_j(n) \quad (3.23)$$

Το μέγεθος $e_j(n) \varphi'_j(v_j(n))$ ονομάζεται τοπική κλίση $\delta_j(n)$ για το νευρώνα εξόδου j και ισούται με το γινόμενο του σφάλματος $e_j(n)$ για αυτό το νευρώνα και την παράγωγο της συνάρτησης ενεργοποίησης $\varphi'_j(v_j(n))$, δηλαδή

$$\delta_j(n) = -\frac{\partial E(n)}{\partial v_j(n)} = e_j(n) \varphi'_j(v_j(n)) \quad (3.24)$$

Όταν ο νευρώνας j ανήκει στο επίπεδο εξόδου του Νευρωνικού Δικτύου μπορεί να χρησιμοποιηθεί η σχέση (3.14) για τον υπολογισμό του σφάλματος $e_j(n)$. Όταν, όμως, ο νευρώνας j ανήκει στο κρυφό επίπεδο, δεν υπάρχει προκαθορισμένη επιθυμητή απόκριση για

αυτόν, επομένως, το σφάλμα για αυτόν θα πρέπει να υπολογιστεί αναδρομικά, με βάση τα σφάλματα όλων των νευρώνων με τους οποίους συνδέεται άμεσα. Η τοπική κλίση για τον κρυφό νευρώνα θα δίνεται από τη σχέση

$$\delta_j(n) = -\frac{\partial E(n)}{\partial v_j(n)} = -\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} = -\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} \varphi'_j(v_j(n)) \quad (3.25)$$

Για το σφάλμα του δικτύου ισχύει

$$E(n) = \sum_{k \in C} e_k^2(n) \quad (3.26)$$

όπου k είναι ένας νευρώνας εξόδου, οπότε

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_k e_k(n) \frac{\partial e_k(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_k e_k(n) \frac{\partial e_k(n)}{\partial v_k(n)} \frac{\partial v_k(n)}{\partial y_j(n)} \quad (3.27)$$

$$\frac{\partial e_k(n)}{\partial v_k(n)} = -\varphi'_k(v_k(n)) \quad (3.28)$$

$$\frac{\partial v_k(n)}{\partial y_j(n)} = w_{kj}(n) \quad (3.29)$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} = -\sum_k e_k(n) \varphi'_k(v_k(n)) w_{kj}(n) = -\sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \quad (3.30)$$

Άρα, η τοπική κλίση $\delta_j(n)$ για τον κρυφό νευρώνα j δίνεται από τη σχέση

$$\delta_j(n) = \varphi'_j(v_j(n)) \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \quad (3.31)$$

Συνοψίζοντας, ο κανόνας δέλτα για την προσαρμογή του συναπτικού βάρους που συνδέει το νευρώνα i με το νευρώνα j δίνεται από τη σχέση

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (3.32)$$

όπου η τοπική κλίση $\delta_j(n)$ δίνεται από τη σχέση

$$\delta_j(n) = e_j(n) \varphi'_j(v_j(n)) \quad (3.33)$$

όταν πρόκειται για νευρώνα εξόδου, και από τη σχέση

$$\delta_j(n) = \varphi'_j(v_j(n)) \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \quad (3.34)$$

όταν πρόκειται για κρυφό νευρώνα.

3.1.6.6 Γενικευμένος κανόνας δέλτα

Αναφορικά με το ρόλο του ρυθμού μάθησης η στον κανόνα δέλτα, όσο μικρότερος είναι ο ρυθμός μάθησης τόσο μικρότερες είναι οι αλλαγές στα συναπτικά βάρη του δικτύου από τη μία επανάληψη στην επόμενη και τόσο περισσότερο ομαλή είναι η τροχιά στο χώρο των συναπτικών βαρών. Όσο μικρότερος, όμως είναι ο ρυθμός μάθησης, τόσο πιο αργή είναι η διαδικασία της μάθησης. Στην αντίθετη περίπτωση, που ο ρυθμός μάθησης έχει μεγάλη τιμή, οι αλλαγές στα συναπτικά βάρη γίνονται μεν γρήγορα, όμως, είναι μεγάλες από επανάληψη σε επανάληψη και μπορεί να οδηγήσουν σε αστάθεια το νευρωνικό δίκτυο. Ένας τρόπος αύξησης του ρυθμού μάθησης με ταυτόχρονη αποφυγή του κινδύνου της αστάθειας είναι η τροποποίηση του κανόνα Δέλτα ώστε να συμπεριλάβει έναν όρο ορμής, σύμφωνα με την εξίσωση

$$\Delta w_{ji}(n) = \alpha \Delta w_{ji}(n-1) + \eta \delta_j(n) y_j(n) \quad (3.35)$$

όπου α είναι ένας θετικός αριθμός που ονομάζεται σταθερά ορμής. Η εξίσωση αυτή ονομάζεται γενικευμένος κανόνας Δέλτα, καθώς περιλαμβάνει τον κανόνα Δέλτα για $\alpha = 0$.

3.1.6.7 Αρχικοποίηση βαρών

Στη διεθνή βιβλιογραφία έχουν προταθεί πολλές διαφορετικές μέθοδοι αρχικοποίησης βαρών, καθώς αυτές μπορούν να συμβάλλουν στη γρήγορη σύγκλιση του αλγορίθμου οπισθοδιάδοσης σφάλματος. Η πιο απλή μέθοδος είναι η τυχαία αρχικοποίηση βαρών [146], η οποία προτιμάται συχνά για την απλότητά της. Σε μία άλλη μελέτη [147] παρατηρήθηκε ότι η ομοιόμορφη κατανομή των βαρών σε ένα διάστημα της μορφής $[-\alpha, \alpha]$, με $0.5 < \alpha < 4$, οδήγησε σε καλύτερα αποτελέσματα ταξινόμησης για διαφορετικά σύνολα δεδομένων από ό,τι η τυχαία αρχικοποίηση των βαρών. Σε μία άλλη μελέτη [148] προτάθηκε χωρίς να αιτιολογηθεί μαθηματικά η ομοιόμορφη κατανομή των βαρών στο διάστημα $[-\frac{3}{\sqrt{d_{in}}}, \frac{3}{\sqrt{d_{in}}}]$, όπου d_{in} είναι ο αριθμός των εισόδων στο νευρωνικό δίκτυο. Μία άλλη πολύ διαδεδομένη μέθοδος αρχικοποίησης βαρών είναι αυτή που πρότειναν οι Nguyen και Widrow [149], στην οποία συγκεκριμένα πρότειναν την αρχικοποίηση των βαρών των νευρώνων του κρυμμένου

επιπέδου στο διάστημα $\left[-\frac{d_{in}}{\sqrt{N_2}}, \frac{d_{in}}{\sqrt{N_2}}\right]$, όπου N_2 ο αριθμός των κρυμμένων νευρώνων, και την αρχικοποίηση των βαρών των νευρώνων του επιπέδου εξόδου στο διάστημα $[-0.5, 0.5]$.

3.1.6.8 Προεπεξεργασία του διανύσματος εισόδου

Για την καλή λειτουργία των Νευρωνικών Δικτύων είναι απαραίτητη η προεπεξεργασία του διανύσματος εισόδου τους. Πρώτα από όλα είναι απαραίτητο να γίνει μία επιλογή των σημαντικότερων χαρακτηριστικών εισόδου, καθώς η πλεονάζουσα πληροφορία μπορεί να χειροτερεύσει τα αποτελέσματα της ταξινόμησης ή της πρόβλεψης. Επιπλέον, είναι σημαντικό να μην υπάρχουν συσχετισμένα χαρακτηριστικά μεταξύ τους, καθώς αυτό επιβραδύνει τη διαδικασία της μάθησης του Νευρωνικού Δικτύου. Επίσης, είναι σημαντική η κανονικοποίηση των τιμών των χαρακτηριστικών στο διάστημα $[0,1]$ ή στο διάστημα $[-1,1]$ ανάλογα με το αν η χρησιμοποιούμενη συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η σιγμοειδής εφαπτομένη ή η υπερβολική εφαπτομένη. Η κανονικοποίηση σε ένα διάστημα $[a,b]$ υλοποιείται με τη χρήση της εξίσωσης:

$$X_{norm} = a + \frac{(X - X_{min})(b - a)}{X_{max} - X_{min}} \quad (3.36)$$

3.1.6.9 Εύρεση της κατάλληλης αρχιτεκτονικής του δικτύου

Η εύρεση της κατάλληλης αρχιτεκτονικής του δικτύου συνίσταται στην εύρεση του βέλτιστου πλήθους κρυμμένων επιπέδων και του αριθμού νευρώνων σε κάθε επίπεδο. Ο αριθμός των νευρώνων εισόδου εξαρτάται από τον αριθμό των χαρακτηριστικών της εισόδου και ο αριθμός των νευρώνων εξόδου εξαρτάται από τον αριθμό των μεταβλητών εξόδου, για παράδειγμα τον αριθμό των κλάσεων σε ένα πρόβλημα πολλαπλής ταξινόμησης. Η εύρεση του βέλτιστου αριθμού νευρώνων για κάθε κρυμμένο επίπεδο είναι ένα δύσκολο πρόβλημα, καθώς η χρήση μεγάλου αριθμού νευρώνων μπορεί να οδηγήσει σε αργή εκπαίδευση του δικτύου και αποτυχία γενίκευσης, ενώ η χρήση μικρού αριθμού νευρώνων μπορεί να οδηγήσει σε υπερπροσαρμογή του δικτύου στα δεδομένα και αποτυχία γενίκευσης.

Για την εύρεση του βέλτιστου αριθμού νευρώνων για κάθε κρυμμένο επίπεδο υπάρχουν πολλοί εμπειρικοί κανόνες, όπως οι ακόλουθοι:

- Ο αριθμός των κρυμμένων νευρώνων θα έπρεπε να είναι ανάμεσα στον αριθμό των νευρώνων εισόδου και τον αριθμό των νευρώνων εξόδου

- Ο αριθμός των κρυμμένων νευρώνων θα έπρεπε να είναι τα $2/3$ του αθροίσματος του αριθμού των νευρώνων εισόδου και του αριθμού των νευρώνων εξόδου
- Ο αριθμός των κρυμμένων νευρώνων θα έπρεπε να είναι μικρότερος από το διπλάσιο του αριθμού των νευρώνων εισόδου συν 1 και μεγαλύτερος από 2 [150]
- Ο αριθμός των κρυμμένων νευρώνων θα έπρεπε να είναι η τετραγωνική ρίζα του γινομένου του αριθμού των νευρώνων εισόδου επί του αριθμού των νευρώνων εξόδου [151]
- Ο αριθμός των κρυμμένων νευρώνων θα έπρεπε να είναι τα $2/3$ του αριθμού των νευρώνων εισόδου [152]

Πέρα από τους εμπειρικούς κανόνες που δίνουν μία πρώτη προσέγγιση για τον αριθμό των κρυμμένων νευρώνων συχνά πραγματοποιούνται διαδοχικές εκπαιδεύσεις του Νευρωνικού Δικτύου για διαφορετικό αριθμό κρυμμένων νευρώνων και επιλέγεται ο αριθμός των κρυμμένων νευρώνων που βελτιστοποιεί ένα καθορισμένο κριτήριο αξιολόγησης του Νευρωνικού Δικτύου.

Αναφορικά με τον αριθμό των κρυμμένων επιπέδων, στην πράξη δεν χρησιμοποιούνται περισσότερα από δύο, καθώς αυτά είναι ικανά να δημιουργήσουν μία περιοχή ταξινόμησης οποιασδήποτε μορφής [153].

3.1.6.10 Κριτήρια τερματισμού

Ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης δεν μπορεί να αποδειχθεί ότι συγκλίνει, ωστόσο μπορεί να θεωρηθεί ότι έχει συγκλίνει μετά από έναν προκαθορισμένο αριθμό επαναλήψεων ή όταν η στιγμιαία ενέργεια σφάλματος είναι μικρότερη από ένα προκαθορισμένο αριθμό ή όταν ο απόλυτος ρυθμός μεταβολής του μέσου τετραγωνικού σφάλματος ανά επανάληψη είναι αρκετά μικρός.

3.1.6.11 Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης

Στη διεθνή βιβλιογραφία έχουν περιγραφεί πολλά είδη διαφορετικών Νευρωνικών Δικτύων, όπως είναι το πολυεπίπεδο Perceptron, τα Δίκτυα Ακτινικών Συναρτήσεων Βάσης και οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης.

Στο Perceptron πολλών επιπέδων η συνάρτηση ενεργοποίησης κάθε νευρώνα είναι μία μη γραμμική διαφορίσιμη συνάρτηση. Ακόμα το Perceptron πολλών επιπέδων αποτελείται από ένα ή περισσότερα επίπεδα τα οποία είναι κρυφά για τους κόμβους των επιπέδων εισόδου και εξόδου. Η πιο δημοφιλής μέθοδος εκπαίδευσης του Perceptron πολλών επιπέδων είναι η

μέθοδος οπισθοδιάδοσης σφάλματος. Τα πιο διαδεδομένα Perceptron πολλών επιπέδων είναι πλήρως συνδεδεμένα.

Στην περίπτωση των Δικτύων Ακτινικών Συναρτήσεων Βάσης το πρόβλημα της ταξινόμησης μη γραμμικά διαχωρίσιμων προτύπων υλοποιείται με μία διαδικασία δύο σταδίων. Στο πρώτο στάδιο μετασχηματίζεται το αρχικό σύνολο μη γραμμικά διαχωρίσιμων προτύπων σε ένα νέο σύνολο μεγαλύτερης διαστατικότητας για το οποίο η πιθανότητα που έχουν τα μετασχηματισμένα πρότυπα να γίνουν γραμμικά διαχωρίσιμα είναι υψηλή. Στο δεύτερο στάδιο ολοκληρώνεται η ταξινόμηση χρησιμοποιώντας τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων για την παραγωγή των εκτιμήσεων.

Στην περίπτωση των Μηχανών Διανυσμάτων Υποστήριξης, η διαδικασία της μάθησης έγκειται στην κατασκευή ενός υπερεπίπεδου με τέτοιο τρόπο ώστε το περιθώριο διαχωρισμού μεταξύ θετικών και αρνητικών παραδειγμάτων να μεγιστοποιείται. Το υπερεπίπεδο αυτό λειτουργεί ως επιφάνεια απόφασης και δίνεται από την εξίσωση

$$\mathbf{w}_0^T \mathbf{x}_i + b_0 = 0 \quad (3.37)$$

Όπου \mathbf{x}_i είναι ένα διάνυσμα εισόδου, \mathbf{w}_0 η βέλτιστη τιμή ενός προσαρμόσιμου διανύσματος βαρών και b_0 είναι η βέλτιστη τιμή της πόλωσης. Δηλαδή ισχύει

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_0^T \mathbf{x}_i + b_0 &\geq 0 \text{ για } d_i = +1 \\ \mathbf{w}_0^T \mathbf{x}_i + b_0 &\leq 0 \text{ για } d_i = -1 \end{aligned} \quad (3.38)$$

Τα σημεία δεδομένων (\mathbf{x}_i, d_i) , τα οποία ικανοποιούν την ισότητα στην πρώτη ή στη δεύτερη γραμμή της εξίσωσης (3.38), αποκαλούνται διανύσματα υποστήριξης. Τα διανύσματα υποστήριξης βρίσκονται πλησιέστερα στο βέλτιστο υπερεπίπεδο και έχουν άμεση επίδραση στη βέλτιστη θέση της επιφάνειας απόφασης. Έστω ότι το ρ συμβολίζει τη βέλτιστη τιμή του περιθωρίου διαχωρισμού μεταξύ των δύο κλάσεων, τότε ισχύει

$$\rho = 2r = \frac{2}{\|\mathbf{w}_0\|} \quad (3.39)$$

όπου r είναι η απόσταση του διανύσματος εισόδου από το βέλτιστο υπερεπίπεδο. Έτσι, η μεγιστοποίηση του περιθωρίου διαχωρισμού μεταξύ των δύο κλάσεων είναι ισοδύναμη με την ελαχιστοποίηση της Ευκλείδειας νόρμας του διανύσματος βαρών.

Στην περίπτωση των γραμμικά διαχωρίσιμων προτύπων, το βέλτιστο υπερεπίπεδο είναι μοναδικό και για την εύρεσή του πρέπει πρώτα να δηλωθεί το πρόβλημα στον πρωτεύοντα

χώρο βαρών ως ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης με περιορισμούς, έπειτα να κατασκευαστεί η συνάρτηση Lagrange, στη συνέχεια να διατυπωθούν οι συνθήκες για τη βελτιστότητα της μηχανής και έπειτα να επιλυθεί το πρόβλημα βελτιστοποίησης στο δυικό χώρο των πολλαπλασιαστών Lagrange. Στην περίπτωση των μη διαχωρίσιμων προτύπων ακολουθείται παρόμοια διαδικασία με ορισμένες τροποποιήσεις.

Το πρόβλημα βελτιστοποίησης με περιορισμούς διατυπώνεται ως εξής: Δοθέντος του συνόλου εκπαίδευσης $\{\mathbf{x}(n), \mathbf{d}(n)\}_{n=1}^N$, αναζητούνται οι βέλτιστες τιμές του διάνυσματος βαρών \mathbf{w} και της πόλωσης b ώστε να ικανοποιούνται οι περιορισμοί $d_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1$ για $i = 1, 2, \dots, N$ και το διάνυσμα βαρών \mathbf{w} να ελαχιστοποιεί τη συνάρτηση κόστους

$$\Phi(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} \quad (3.40)$$

Το πρόβλημα βελτιστοποίησης μπορεί να λυθεί χρησιμοποιώντας τη μέθοδο των πολλαπλασιαστών Lagrange. Η συνάρτηση Lagrange είναι

$$J(\mathbf{w}, b, a) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} - \sum_{i=1}^N a_i [d_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - 1] \quad (3.41)$$

όπου οι βοηθητικές, μη αρνητικές μεταβλητές a_i αποκαλούνται πολλαπλασιαστές Lagrange. Η λύση του προβλήματος βελτιστοποίησης βρίσκεται στο σελοειδές σημείο, όπου μηδενίζεται η μερική παράγωγος της συνάρτησης Lagrange ως προς τα \mathbf{w} και b , δηλαδή εκεί που ισχύουν οι:

$$\frac{\partial J(\mathbf{w}, b, a)}{\partial \mathbf{w}} = 0 \quad (3.42)$$

$$\frac{\partial J(\mathbf{w}, b, a)}{\partial b} = 0 \quad (3.43)$$

Οπότε και,

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^N a_i d_i \mathbf{x}_i \quad (3.44)$$

$$\sum_{i=1}^N a_i d_i = 0 \quad (3.45)$$

Από το πρωτεύον πρόβλημα μπορεί τώρα να διατυπωθεί το δυικό πρόβλημα: Δοθέντος του συνόλου εκπαίδευσης $\{\mathbf{x}(n), \mathbf{d}(n)\}_{n=1}^N$, αναζητούνται οι πολλαπλασιαστές Lagrange $\{a_i\}_{i=1}^N$ που μεγιστοποιούν την αντικειμενική συνάρτηση

$$Q(a) = \sum_{i=1}^N a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j d_i d_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \quad (3.46)$$

υπό τους περιορισμούς

$$\sum_{i=1}^N a_i d_i = 0 \quad (3.47)$$

και $a_i \geq 0$ για $i = 1, 2, \dots, N$

Έχοντας υπολογίσει τους βέλτιστους πολλαπλασιαστές Lagrange, οι οποίοι συμβολίζονται με $a_{o,i}$, είναι δυνατό να υπολογιστούν στη συνέχεια το βέλτιστο διάνυσμα βαρών και η βέλτιστη πρόβλεψη

$$\mathbf{w}_o = \sum_{i=1}^{N_s} a_{o,i} d_i \mathbf{x}_i \quad (3.48)$$

$$b_o = 1 - \sum_{i=1}^{N_s} a_{o,i} d_i \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}^{(s)} \quad (3.49)$$

Όπου το διάνυσμα υποστήριξης $\mathbf{x}^{(s)}$ αντιστοιχεί σε οποιοδήποτε σημείο (\mathbf{x}_i, d_i) του συνόλου εκπαίδευσης για το οποίο ο πολλαπλασιαστής Lagrange $a_{o,i}$ είναι μη μηδενικός.

3.1.7 Σύνολα ταξινομητών

Ένα σύνολο ταξινομητών αποτελείται από πολλούς ταξινομητές των οποίων τα αποτελέσματα συνδυάζονται με κάποιον κανόνα σε μία τελική υπόθεση. Οι ταξινομητές βάσης ενός συνόλου ταξινομητών μπορεί να είναι ίδιοι και να διαφέρουν ως προς το σύνολο εκπαίδευσης ή μπορεί να διαφέρουν στις τιμές κάποιων παραμέτρων τους ή μπορεί να είναι εντελώς διαφορετικού είδους. Υπάρχουν πολλοί διαφορετικοί κανόνες για να συνδυαστούν τα αποτελέσματα των ταξινομητών βάσης ενός συνόλου ταξινομητών σε μία υπόθεση. Μερικοί από τους πιο διαδεδομένους είναι οι ακόλουθοι:

Ψηφοφορία: κάθε ταξινομητής βάσης δίνει μία ψήφο για μία συγκεκριμένη κατηγορία εξόδου. Το υπό εξέταση στιγμιότυπο εισόδου ανατίθεται στην κατηγορία εξόδου η οποία έχει συγκεντρώσει τις περισσότερες ψήφους.

Ψηφοφορία με βάρη με βάση την αξιοπιστία: η αξιοπιστία κάθε ταξινομητή βάσης υπολογίζεται με κάποια μέθοδο. Η εκτίμηση της αξιοπιστίας χρησιμοποιείται στη συνέχεια ως βάρος για την ψήφο του συγκεκριμένου ταξινομητή βάσης. Το υπό εξέταση στιγμιότυπο εισόδου ανατίθεται στην κατηγορία εξόδου η οποία έχει συγκεντρώσει το μεγαλύτερο άθροισμα βαρών.

Τοπικά σταθμισμένη ψηφοφορία: Για κάθε στιγμιότυπο εισόδου που πρόκειται να ταξινομηθεί επιλέγονται οι K-Κοντινότεροι Γείτονες του από το σύνολο εκπαίδευσης. Για κάθε ταξινομητή βάσης υπολογίζεται ένα κριτήριο απόδοσης με βάση την ταξινόμηση των K-Κοντινότερων Γειτόνων του στιγμιότυπου εισόδου. Με βάση το κριτήριο αυτό απόδοσης υπολογίζεται ένα βάρος για την ψήφο κάθε ταξινομητή βάσης. Το υπό εξέταση στιγμιότυπο εισόδου ανατίθεται στην κατηγορία εξόδου η οποία έχει συγκεντρώσει το μεγαλύτερο άθροισμα βαρών.

3.1.7.1 Σύνολα ταξινομητών βασισμένα σε Δένδρα Απόφασης

Ένα σύνολο ταξινομητών που βασίζεται στα Δένδρα Απόφασης C4.5 είναι ο ταξινομητής DECORATE [154]. Το σύνολο ταξινομητών DECORATE κατασκευάζεται διαδοχικά προσθέτοντας έναν ταξινομητή βάσης σε κάθε επανάληψη. Σε κάθε επανάληψη προστίθενται στο σύνολο εκπαίδευσης και στιγμιότυπα εκπαίδευσης που είναι κατασκευασμένα με ειδικό τρόπο, ώστε να αυξάνουν την ποικιλομορφία του συνόλου των ταξινομητών. Η ετικέτα των ειδικά κατασκευασμένων στιγμιότυπων εισόδου τίθεται διαφορετική από την κατηγορία στην οποία τα κατέταξε το σύνολο των ταξινομητών στην τρέχουσα επανάληψη. Η κατασκευή του συνόλου ταξινομητών DECORATE τερματίζεται είτε όταν επιτευχθεί ο αριθμός των απαιτούμενων ταξινομητών βάσης είτε όταν ξεπεραστεί ένας συγκεκριμένος αριθμός επαναλήψεων.

Τα Τυχαία Δάση (Random Forest) είναι σύνολα ταξινομητών που αποτελούνται από Δένδρα Απόφασης [155]. Για να ταξινομήσουμε ένα στιγμιότυπο εισόδου με ένα Τυχαίο Δάσος, τροφοδοτούμε το στιγμιότυπο εισόδου σε κάθε Δένδρο Απόφασης του δάσους. Το κάθε Δένδρο Απόφασης κάνει τη δική του πρόβλεψη και στη συνέχεια οι ψήφοι όλων των Δένδρων Απόφασης συνδυάζονται με έναν κανόνα ψηφοφορίας. Το υπό εξέταση

στιγμιότυπο εισόδου ανατίθεται στην κατηγορία εξόδου η οποία έχει συγκεντρώσει τις περισσότερες ψήφους.

3.1.7.2 Σύνολα ταξινομητών βασισμένα στη μέθοδο Bagging

Οι ταξινομητές βάσης ενός συνόλου ταξινομητών που βασίζεται στη μέθοδο Bagging είναι ίδιοι και διαφέρουν μεταξύ τους μόνο ως προς το σύνολο εκπαίδευσης. Ο όρος Bagging προέρχεται από τον όρο Bootstrap Aggregating. Η μέθοδος Bagging δημιουργεί ένα ξεχωριστό σύνολο εκπαίδευσης για κάθε ταξινομητή βάσης. Έστω N ο αριθμός των στιγμιότυπων στο αρχικό σύνολο εκπαίδευσης, και M ο αριθμός των ταξινομητών βάσης στο σύνολο ταξινομητών. Κάθε νέο σύνολο εκπαίδευσης παράγεται επιλέγοντας N φορές ένα στιγμιότυπο εισόδου από το αρχικό σύνολο εκπαίδευσης με επανατοποθέτηση σύμφωνα με την ομοιόμορφη κατανομή. Με αυτόν τον τρόπο κάποια στιγμιότυπα του συνόλου εκπαίδευσης μπορεί να εμφανίζονται περισσότερες φορές από μία και άλλα να μην εμφανίζονται καθόλου στο σύνολο εκπαίδευσης. Η διαφορετικότητα του συνόλου εκπαίδευσης κάθε ταξινομητή βάσης εξασφαλίζει την ποικιλομορφία του συνόλου των ταξινομητών. Τα αποτελέσματα των ταξινομητών βάσης του συνόλου ταξινομητών συνδυάζονται με βάση τον κανόνα της ψηφοφορίας για να εξάγουν το αποτέλεσμα της ταξινόμησης για κάθε στιγμιότυπο εισόδου. Για τον υπολογισμό της πιθανότητας εμφάνισης της ασθένειας για κάθε στιγμιότυπο εισόδου υπολογίζεται η μέση τιμή των αποτελεσμάτων των ταξινομητών βάσης.

3.1.7.3 Σύνολο ταξινομητών με διαφορετικό αριθμό κρυμμένων επιπέδων και νευρώνων σε κάθε Νευρωνικό Δίκτυο

Οι ταξινομητές βάσης ενός συνόλου ταξινομητών με διαφορετικό αριθμό κρυμμένων επιπέδων και νευρώνων σε κάθε Νευρωνικό Δίκτυο είναι Νευρωνικά Δίκτυα με διαφορετικό αριθμό κρυμμένων επιπέδων και νευρώνων το καθένα. Τα αποτελέσματα των ταξινομητών βάσης του συνόλου συνδυάζονται με βάση τον κανόνα της ψηφοφορίας για να εξάγουν το αποτέλεσμα της ταξινόμησης για κάθε στιγμιότυπο εισόδου.

3.1.8 Ταξινομητές περισσότερων των δύο κατηγοριών

Για τις περιπτώσεις που υπάρχουν περισσότερες των δύο κατηγοριών εξόδου έχουν αναπτυχθεί ειδικές μεθοδολογίες. Οι πιο διαδεδομένες από αυτές είναι η μέθοδος Ένας-Εναντίον-Όλων [156], Ένας-Εναντίον-Ενός [156], και η μέθοδος Όλοι-Και-Ένας [157], οι οποίες βασίζονται στη λογική της διαίρεσης του αρχικού προβλήματος σε πολλά υποπροβλήματα δυαδικής ταξινόμησης.

3.1.8.1 Ταξινομητής Ένας-Εναντίον-Όλων

Ο ταξινομητής Ένας-Εναντίον-Όλων με SVMs [156] αποτελείται από M δυαδικά SVMs, όπου M ο αριθμός των κατηγοριών εξόδου. Σε κάθε δυαδικό SVM θεωρείται ως θετική μία από τις M κατηγορίες εξόδου και οι υπόλοιπες $M-1$ κατηγορίες θεωρούνται ως αρνητικές. Σε ένα πρόβλημα έξι κατηγοριών εξόδου, οι έξι δυαδικές SVMs περιγράφονται στην εξίσωση (3.50).

$$SVM_i: f^i(x) = (w^i)^T x + b^i, i = 1, 2, \dots, 6 \quad (3.50)$$

Κάθε στιγμιότυπο εξόδου ανατίθεται στην κατηγορία που συγκεντρώνει το μεγαλύτερο θετικό σκορ, όπως δίνεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$f_{out} = \arg \max_{i=1,2,\dots,6} f^i(x) \quad (3.51)$$

3.1.8.2 Ταξινομητής Ένας-Εναντίον-Ενός

Ο ταξινομητής Ένας-Εναντίον-Ενός με SVMs [156] αποτελείται από $\binom{M}{2} = M(M-1)/2$ δυαδικά SVMs, όπου M ο αριθμός των κατηγοριών εξόδου. Σε κάθε δυαδικό SVM θεωρείται ως θετική μία από τις M κατηγορίες εξόδου και ως αρνητική θεωρείται μία άλλη από τις M κατηγορίες εξόδου. Στο πρόβλημα των έξι κατηγοριών εξόδου, οι 15 δυαδικές SVM περιγράφονται από την εξίσωση (3.52).

$$SVM_{ij}: f^{ij}(x) = (w^{ij})^T x + b^{ij}, i, j = 1, 2, \dots, 6 \quad (3.52)$$

Προσθέτουμε τα σκορ για κάθε κατηγορία και κάθε στιγμιότυπο εξόδου ανατίθεται στην κατηγορία που συγκεντρώνει το μεγαλύτερο θετικό σκορ.

3.1.8.3 Ταξινομητής Όλοι-Και-Ένας

Ο ταξινομητής Όλοι-Και-Ένας με SVMs [157] συνδυάζει τα προτερήματα των μεθόδων Ένας-Εναντίον-Ενός και Ένας-Εναντίον-Όλων. Λαμβάνοντας υπόψη ότι στις περισσότερες περιπτώσεις της λανθασμένης ταξινόμησης με τη μέθοδο Ένας-Εναντίον-Όλων η δεύτερη καλύτερη κατηγορία εξόδου είναι η σωστή κατηγορία εξόδου, και ότι οι δυαδικοί ταξινομητές της Ένας-Εναντίον-Ενός προσέγγισης είναι πολύ ακριβείς ο καθένας ξεχωριστά, αλλά μπορεί να οδηγούν σε λανθασμένα αποτελέσματα όταν συνδυάζονται, η μέθοδος Όλοι-Και-Ένας συνδυάζει τα αποτελέσματα M Ένας-Εναντίον-Όλων ταξινομητών και $M(M-1)/2$ Ένας-Εναντίον-Ενός ταξινομητών.

Η μέθοδος Όλοι-Και-Ένας υλοποιείται ως εξής: πρώτα ένα στιγμιότυπο εξόδου ταξινομείται από τους M Ένας-Εναντίον-Όλων ταξινομητές και επιλέγονται οι κατηγορίες i, j με τα δύο καλύτερα σκορ. Στη συνέχεια επιλέγεται ο δυαδικός ταξινομητής της προσέγγισης Ένας-Εναντίον-Ενός SVM_{ij} για να ταξινομήσει το στιγμιότυπο εισόδου σε μία από τις δύο κατηγορίες i ή j .

3.2 Κριτήρια αξιολόγησης ταξινομητών

Η χρησιμότητα ενός ταξινομητή προσδιορίζεται από την ικανότητά του να διαχωρίζει σωστά ένα πληθυσμό στιγμιότυπων εισόδου σε διαφορετικές κατηγορίες εξόδου. Για τα προβλήματα που μελετώνται εδώ οι διαφορετικές κατηγορίες εξόδου είναι δύο, η εμφάνιση της ασθένειας ή θετικό αποτέλεσμα και η μη εμφάνισή της ή αρνητικό αποτέλεσμα. Για να ορίσουμε στη συνέχεια τα διαφορετικά κριτήρια αξιολόγησης θα χρησιμοποιήσουμε τις ακόλουθες ποσότητες: το πλήθος των αληθώς θετικών αποτελεσμάτων TP, το πλήθος των αληθώς αρνητικών αποτελεσμάτων TN, το πλήθος των ψευδώς θετικών αποτελεσμάτων FP και το πλήθος των ψευδώς αρνητικών αποτελεσμάτων FN [158].

Πλήθος των αληθώς θετικών αποτελεσμάτων TP μίας ταξινόμησης ονομάζεται το πλήθος των πασχόντων από ένα συγκεκριμένο νόσημα που έχουν θετικό το αποτέλεσμα της ταξινόμησης.

Πλήθος των αληθώς αρνητικών αποτελεσμάτων TN μίας ταξινόμησης ονομάζεται το πλήθος των μη πασχόντων από ένα συγκεκριμένο νόσημα που έχουν αρνητικό το αποτέλεσμα της ταξινόμησης.

Πλήθος των ψευδώς θετικών αποτελεσμάτων FP μίας ταξινόμησης ονομάζεται το πλήθος των μη πασχόντων από ένα συγκεκριμένο νόσημα που έχουν θετικό το αποτέλεσμα της ταξινόμησης.

Πλήθος των ψευδώς αρνητικών αποτελεσμάτων FN μίας ταξινόμησης ονομάζεται το πλήθος των πασχόντων από ένα συγκεκριμένο νόσημα που έχουν αρνητικό το αποτέλεσμα της ταξινόμησης.

Η μήτρα σύγχυσης είναι ένας πίνακας που περιέχει το πλήθος των στιγμιότυπων που ταξινομήθηκαν ορθά και λανθασμένα για κάθε κατηγορία και παρουσιάζεται στον παρακάτω πίνακα για ένα πρόβλημα δύο κατηγοριών:

Πίνακας 3-1: Μήτρα σύγχυσης

Κατηγορία Πρόβλεψης		
Πραγματική Κατηγορία	Θετικά	Αρνητικά
Θετικά	Αληθώς Θετικά (TP)	Ψευδώς Αρνητικά (FN)
Αρνητικά	Ψευδώς Θετικά (FP)	Αληθώς Αρνητικά (TN)

Ένα μέτρο της διαχωριστικής ικανότητας ενός ταξινομητή καθορίζεται από την ακρίβεια, η οποία είναι το ποσοστό των αληθώς θετικών και αληθώς αρνητικών αποτελεσμάτων στο σύνολο των στιγμιοτύπων που εμφάνισαν και δεν εμφάνισαν τη νόσο και δίνεται από τον τύπο:

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (3.53)$$

Ένα άλλο μέτρο της διαχωριστικής ικανότητας ενός ταξινομητή καθορίζεται από την ευαισθησία, η οποία είναι το ποσοστό των αληθώς θετικών αποτελεσμάτων στον πληθυσμό των πασχόντων από το συγκεκριμένο νόσημα και δίνεται από τον τύπο:

$$Se = TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.54)$$

Ένα ακόμα μέτρο της διαχωριστικής ικανότητας ενός ταξινομητή καθορίζεται από την ειδικότητα, η οποία είναι το ποσοστό των αληθώς αρνητικών αποτελεσμάτων στον πληθυσμό των μη πασχόντων από το συγκεκριμένο νόσημα και δίνεται από τον τύπο:

$$Sp = TNR = \frac{TN}{FP + TN} \quad (3.55)$$

Η θετική προβλεπτική ικανότητα (PPV) είναι η πιθανότητα εμφάνισης θετικού περιστατικού μεταξύ όλων των θετικών προβλέψεων και δίνεται από τον τύπο:

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3.56)$$

Η αρνητική προβλεπτική ικανότητα (NPV) είναι η πιθανότητα εμφάνισης αρνητικού περιστατικού μεταξύ όλων των αρνητικών προβλέψεων και δίνεται από τον τύπο:

$$NPV = \frac{TN}{TN + FN} \quad (3.57)$$

Το Brier σκορ ή Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα μετρά την ακρίβεια της ταξινόμησης ενός συστήματος ταξινόμησης, προϋποθέτοντας, ωστόσο, ότι ο ταξινομητής αποδίδει μία πιθανότητα εμφάνισης σε κάθε στιγμιότυπο εισόδου. Το Brier σκορ δίνεται από τη σχέση

$$BS = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (f_t - o_t)^2 \quad (3.58)$$

όπου f_t είναι η πιθανότητα εμφάνισης του γεγονότος που προέβλεψε ο ταξινομητής και o_t είναι το πραγματικό αποτέλεσμα, δηλαδή 0 όταν δεν συνέβη το γεγονός ή δεν εμφανίστηκε η ασθένεια και 1 όταν συνέβη το γεγονός ή εμφανίστηκε η ασθένεια. Όσο μικρότερο είναι το Brier σκορ τόσο καλύτερος είναι ο ταξινομητής.

Η καμπύλη ROC παρέχει τη δυνατότητα οπτικής και ποσοτικής εκτίμησης της συνολικής διαγνωστικής αποτελεσματικότητας μίας διαγνωστικής διαδικασίας ανεξάρτητα από το επιλεγμένο διαχωριστικό όριο. Το διαχωριστικό όριο είναι μία συγκεκριμένη τιμή της διαχωρίζουσας μεταβλητής πέραν της οποίας τα αποτελέσματα της διαδικασίας ταξινόμησης θεωρούνται θετικά ή παθολογικά και κάτω της οποίας θεωρούνται αρνητικά ή φυσιολογικά. Πιο συγκεκριμένα, η καμπύλη ROC είναι το συνεχές γράφημα που ορίζουν τα σημεία (FP,TP) για όλα τα δυνατά σημεία απόφασης στο μοναδιαίο τετράγωνο $[0,1] \times [0,1]$ και ξεκινά από το σημείο (0,0) για να καταλήξει στο σημείο (1,1). Το εμβαδόν κάτω από την καμπύλη ROC χρησιμοποιείται ως δείκτης διαχωρισμού του πληθυσμού σε ασθενή και υγιή άτομα και υπολογίζεται μη παραμετρικά σύμφωνα με τον κανόνα του τραπεζίου με βάση τα σημεία (FP,TP) που έχουν υπολογιστεί. Η ελάχιστη τιμή που μπορεί να πάρει είναι 0.5, όταν η διαγνωστική ικανότητα της υπό εξέταση διαδικασίας είναι παρόμοια με τον τυχαίο διαχωρισμό των στιγμιότυπων σε μία από τις κατηγορίες εξόδου, όπως δηλαδή θα συνέβαινε με τη ρίψη ενός νομίσματος, και η μέγιστη τιμή που μπορεί να πάρει είναι το 1.0, όταν η διαγνωστική ικανότητα της υπό εξέταση διαδικασίας είναι τέλεια.

Το Hosmer-Lemeshow τεστ είναι ένα στατιστικό τεστ για την επιτυχία της προσαρμογής ενός μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης στα δεδομένα. Χρησιμοποιείται συχνά και για την αξιολόγηση μοντέλων πρόβλεψης πιθανότητας εμφάνισης μίας ασθένειας. Το τεστ εκτιμά κατά πόσο οι παρατηρούμενες πιθανότητες εμφάνισης των γεγονότων ταιριάζουν με τις εκτιμώμενες πιθανότητες εμφάνισης των γεγονότων αυτών. Η πιθανότητα εμφάνισης ενός γεγονότος μπορεί να ανήκει σε μία από ένα πλήθος ομάδες, συνήθως δέκα. Το Hosmer-Lemeshow τεστ δίνεται από τον ακόλουθο τύπο

$$H = \sum_{g=1}^G \frac{(O_{1g} - E_{1g})^2}{E_{1g}} + \frac{(O_{0g} - E_{0g})^2}{E_{0g}} \quad (3.59)$$

όπου O_{1g} είναι οι παρατηρούμενες εμφανίσεις της ασθένειας, E_{1g} είναι οι εκτιμώμενες εμφανίσεις της ασθένειας, O_{0g} είναι οι παρατηρούμενες μη εμφανίσεις της ασθένειας, E_{0g} είναι οι εκτιμώμενες μη εμφανίσεις της ασθένειας, και G είναι ο αριθμός των ομάδων, ο οποίος συνήθως είναι δέκα. Το στατιστικό τεστ ακολουθεί ασυμπτωτικά τη κατανομή χ^2 με $G - 2$ βαθμούς ελευθερίας. Ένας ταξινομητής θεωρείται ότι προσαρμόζεται ικανοποιητικά στα δεδομένα όταν εμφανίζει p-value μεγαλύτερη από 0.05 [159].

3.3 Επιλογή χαρακτηριστικών

Το πρόβλημα της μεγάλης διάστασης των χαρακτηριστικών εισόδου ενός ταξινομητή συνδέεται άμεσα με το πρόβλημα της «κατάρας της διαστατικότητας». Σύμφωνα με το πρόβλημα αυτό, ο μεγάλος αριθμός χαρακτηριστικών εισόδου θα πρέπει να συνοδεύεται από εκθετική αύξηση του αριθμού των στιγμιότυπων εισόδου, γεγονός που σε πολλές εφαρμογές είναι δύσκολο να επιτευχθεί λόγω έλλειψης των απαραίτητων δεδομένων εισόδου. Λύση στο πρόβλημα αυτό αποτελούν οι τεχνικές μείωσης διάστασης, οι οποίες προβάλλουν ένα σύνολο διανυσμάτων χαρακτηριστικών εισόδου μεγάλης διάστασης R^n σε ένα σύνολο διανυσμάτων χαρακτηριστικών εισόδου μικρότερης διάστασης R^k , όπου $k \ll n$. Οι τεχνικές μείωσης της διάστασης διακρίνονται στις τεχνικές εξαγωγής χαρακτηριστικών [160] και στις τεχνικές επιλογής χαρακτηριστικών [161]. Οι τεχνικές εξαγωγής χαρακτηριστικών δημιουργούν ένα μικρότερο σύνολο χαρακτηριστικών μέσω μετασχηματισμών στο αρχικό σύνολο δεδομένων. Μερικές από τις πιο δημοφιλείς τεχνικές εξαγωγής χαρακτηριστικών είναι η μέθοδος Ανάλυσης Κυρίων Συνιστωσών (Principal Component Analysis – PCA) [160], η μέθοδος Ανάλυσης Γραμμικού Διαχωρισμού (Linear Discriminant Analysis – LDA) [162] και η

μέθοδος Ανάλυσης Ανεξάρτητων Συνιστωσών (Independent Components Analysis–ICA) [163].

Οι τεχνικές επιλογής χαρακτηριστικών από την άλλη μεριά, χωρίς να μετασχηματίζουν το αρχικό σύνολο, δημιουργούν υποσύνολα χαρακτηριστικών από το αρχικό και επιλέγουν αυτό το υποσύνολο που βελτιστοποιεί κάποιο κριτήριο αξιολόγησης της ταξινόμησης.

Οι στόχοι της επιλογής χαρακτηριστικών είναι πολλαπλοί, όπως να απλουστεύσουν το αρχικό σύνολο δεδομένων, αφαιρώντας τις περιττές μεταβλητές. Η αφαίρεση των περιττών μεταβλητών εισόδου μπορεί να διευκολύνει τους ερευνητές να μελετήσουν και να κατανοήσουν καλύτερα το πεδίο που αφορά το σύνολο των δεδομένων. Ταυτόχρονα, η αφαίρεση των περιττών μεταβλητών εισόδου, όταν πρόκειται για παράδειγμα για αποτελέσματα ιατρικών εξετάσεων, μπορεί να συμβάλλει σε μία καλύτερα οργανωμένη διαχείριση μίας ασθένειας και σε μια πιο οικονομική διαχείριση των διαθέσιμων ιατρικών πόρων. Επιπλέον, η επιλογή χαρακτηριστικών μπορεί να συμβάλλει στη βελτίωση της απόδοσης του ταξινομητή τόσο ως προς την ακρίβεια όσο και ως προς την ταχύτητα της ταξινόμησης [161]. Η ενσωμάτωση του σταδίου της επιλογής των χαρακτηριστικών στο σύστημα ταξινόμησης ωστόσο συνεπάγεται αύξηση της πολυπλοκότητάς του. Ο ταξινομητής πρέπει επιπλέον να παραμετροποιηθεί για το βέλτιστο υποσύνολο των χαρακτηριστικών εισόδου που προέκυψε από το στάδιο της επιλογής χαρακτηριστικών και όχι για το σύνολο όλων των χαρακτηριστικών εισόδου [164].

Το πρόβλημα της επιλογής χαρακτηριστικών μπορεί να οριστεί ως εξής:

Δοθέντος ενός συνόλου διανυσμάτων $X_d = \{x_i | i = 1, \dots, d\}$ να βρεθεί το υποσύνολο των διανυσμάτων $X_m = \{x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(m)}\}$, όπου $m \ll d$, το οποίο βελτιστοποιεί τη συνάρτηση αξιολόγησης J , όπως φαίνεται στην παρακάτω σχέση:

$$\{x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(m)}\} = \operatorname{argmax}_m J\{x_i | i = 1, \dots, d\} \quad (3.60)$$

Ο αριθμός των υποψήφιων λύσεων του προβλήματος της επιλογής χαρακτηριστικών είναι πολύ μεγάλος και ίσος με το άθροισμα των συνδυασμών των d χαρακτηριστικών ανά m , $\sum_{i=1}^m \binom{d}{i}$, για αυτό το λόγο η εξαντλητική αναζήτηση του βέλτιστου υποσυνόλου χαρακτηριστικών είναι συχνά υπολογιστικά ανέφικτη. Έτσι, έχουν υιοθετηθεί στη διεθνή βιβλιογραφία πολλές διαφορετικές μέθοδοι αναζήτησης των υποψήφιων υποσυνόλων με στόχο τη μείωση του υπολογιστικού κόστους της διαδικασίας.

Από όλα τα παραπάνω, προκύπτει ότι ένας αλγόριθμος επιλογής χαρακτηριστικών είναι ένας συνδυασμός μίας τεχνικής αναζήτησης υποψηφίων υποσυνόλων χαρακτηριστικών και ενός κριτηρίου αξιολόγησης των υποψηφίων υποσυνόλων.

3.3.1 Μέθοδοι αναζήτησης των υποψηφίων υποσυνόλων

Ορισμένες από τις πιο διαδεδομένες τεχνικές αναζήτησης υποψηφίων υποσυνόλων είναι η Προς-τα-Εμπρός Επιλογή [165], η Προς-τα-Πίσω Απαλοιφή [166], η Πρόσθεσε L-Αφαίρεσε R [167], η Διακλάδωση και Οριοθέτηση [168], η Αναζήτηση πρώτα στο Καλύτερο [169], η Προσομοιωμένη Ανόπτηση [170], και οι Γενετικοί Αλγόριθμοι [171].

Ο αλγόριθμος Προς-τα-Εμπρός Επιλογή [165] ξεκινά από ένα κενό σύνολο χαρακτηριστικών εισόδου και δοκιμάζει να προσθέσει ένα χαρακτηριστικό στο υπάρχον υποσύνολο χαρακτηριστικών εισόδου σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου με στόχο τη βελτιστοποίηση μίας συνάρτησης αξιολόγησης. Η προσθήκη νέων χαρακτηριστικών εισόδου στο υπάρχον υποσύνολο των χαρακτηριστικών εισόδου σταματά όταν συμπληρωθεί ένας μέγιστος αριθμός επαναλήψεων του αλγορίθμου ή όταν πάψει να βελτιώνεται η τιμή του κριτηρίου αξιολόγησης με την προσθήκη επιπλέον χαρακτηριστικών εισόδου. Το βασικότερο μειονέκτημα του αλγορίθμου Προς-τα-Εμπρός Επιλογή είναι ότι δεν μπορεί να διαγράψει κάποιο χαρακτηριστικό εισόδου που έχει ενσωματωθεί στο υποσύνολο χαρακτηριστικών εισόδου σε προηγούμενη επανάληψη του αλγορίθμου. Επιπλέον, ο συγκεκριμένος αλγόριθμος μπορεί εύκολα να παγιδευθεί σε κάποιο τοπικό ελάχιστο του κριτηρίου αξιολόγησης.

Ο αλγόριθμος Προς-τα-Πίσω Απαλοιφή [166] ξεκινά από το σύνολο των χαρακτηριστικών εισόδου και δοκιμάζει να αφαιρέσει ένα χαρακτηριστικό από το υπάρχον σύνολο χαρακτηριστικών εισόδου σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου με στόχο τη βελτιστοποίηση ενός κριτηρίου αξιολόγησης. Η αφαίρεση νέων χαρακτηριστικών εισόδου από το υπάρχον υποσύνολο σταματά όταν συμπληρωθεί ένας μέγιστος αριθμός επαναλήψεων του αλγορίθμου ή όταν πάψει να βελτιώνεται η τιμή του κριτηρίου αξιολόγησης με την αφαίρεση επιπλέον χαρακτηριστικών εισόδου. Το βασικότερο μειονέκτημα του αλγορίθμου Προς-τα-Πίσω Απαλοιφή είναι ότι δεν μπορεί να προσθέσει κάποιο χαρακτηριστικό εισόδου που έχει αφαιρεθεί από το υποσύνολο χαρακτηριστικών εισόδου σε προηγούμενη επανάληψη του αλγορίθμου. Επιπλέον, ο συγκεκριμένος αλγόριθμος μπορεί εύκολα να παγιδευθεί σε κάποιο τοπικό ελάχιστο του κριτηρίου αξιολόγησης.

Ο αλγόριθμος Πρόσθεσε L-Αφαίρεσε R [167] αποτελεί ένα συνδυασμό των αλγορίθμων Προς-τα-Εμπρός Επιλογή και Προς-τα-Πίσω Απαλοιφή. Σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου

προστίθενται L χαρακτηριστικά και αφαιρούνται R με στόχο τη βελτιστοποίηση του κριτηρίου αξιολόγησης. Το πλεονέκτημα του συγκεκριμένου αλγορίθμου σε σχέση με τους αλγόριθμους Προς-τα-Εμπρός Επιλογή και Προς-τα-Πίσω Απαλοιφή είναι ότι μπορούν να προστεθούν ή να αφαιρεθούν χαρακτηριστικά που έχουν ληφθεί υπόψη σε προηγούμενες επαναλήψεις του αλγορίθμου. Η δυσκολία του συγκεκριμένου αλγορίθμου βρίσκεται στο να υπολογιστεί η βέλτιστη τιμή των L και R .

Ο αλγόριθμος Διακλάδωση και Οριοθέτηση [168] βασίζεται στην έξυπνη απαλειφή τμημάτων του χώρου αναζήτησης στα οποία γνωρίζουμε ότι δεν υπάρχει βέλτιστη λύση του προβλήματος. Ο χώρος αναζήτησης έχει τη μορφή δένδρου, όπου κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει ένα σύνολο από λύσεις που μπορούν να διαχωριστούν σε αμοιβαία αποκλειόμενα υποσύνολα. Κάθε υποσύνολο εκπροσωπείται από ένα παιδί του αντίστοιχου κόμβου. Το δένδρο μπορεί να διερευνηθεί είτε με Αναζήτηση Πρώτα σε Βάθος, είτε με Αναζήτηση Πρώτα σε Πλάτος. Για κάθε υποσύνολο χαρακτηριστικών υπολογίζεται ένα όριο για την τιμή ενός κριτηρίου αξιολόγησης. Το υποσύνολο χαρακτηριστικών το οποίο έχει τιμή μεγαλύτερη του ορίου αυτού απορρίπτεται.

Ο αλγόριθμος Αναζήτηση Πρώτα στο Καλύτερο [169] αξιολογεί με βάση κάποιο κριτήριο αξιολόγησης όλα τα δυνατά υποσύνολα χαρακτηριστικών και τα τοποθετεί σε μία λίστα. Στη συνέχεια εντοπίζεται το καλύτερο υποσύνολο χαρακτηριστικών με βάση αυτό το κριτήριο αξιολόγησης και επεκτείνεται. Ο αλγόριθμος τερματίζεται αν μετά από N διαδοχικές επεκτάσεις δεν προκύψει κάποιο υποσύνολο χαρακτηριστικών που να βελτιώνει την τιμή του κριτηρίου αξιολόγησης.

Ο αλγόριθμος της Προσομοιωμένης Ανόπτησης [170] προσομοιάζει τις φυσικές διαδικασίες δημιουργίας κρυσταλλικών δομών στη φύση, επιτρέποντας την μετάβαση σε χειρότερες καταστάσεις και έτσι δίνοντας τη δυνατότητα στον αλγόριθμο αναζήτησης να ξεφύγει από τοπικά ακρότατα. Στην αρχή του αλγορίθμου, η προσομοιωμένη ανόπτηση μοιάζει με καθαρά τυχαία αναζήτηση στο χώρο των υποσυνόλων χαρακτηριστικών, ενώ κατά το τέλος του αλγορίθμου, η προσομοιωμένη ανόπτηση μοιάζει με την αναρρίχηση λόφων.

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι [171] είναι αλγόριθμοι αναζήτησης βέλτιστων λύσεων που βασίζονται στη θεωρία της εξέλιξης του Δαρβίνου. Αρχικά δημιουργείται με τυχαίο τρόπο ένα σύνολο από υποψήφια υποσύνολα χαρακτηριστικών και κάθε ένα από αυτά αξιολογείται από μία συνάρτηση καταλληλότητας. Στη συνέχεια, από τον αρχικό αυτό πληθυσμό λύσεων δημιουργούνται νέα υποσύνολα χαρακτηριστικών με τη μέθοδο της διασταύρωσης. Τα παιδιά – λύσεις μπορεί να υποστούν και μετάλλαξη, δηλαδή αλλαγή με τυχαίο τρόπο. Ο

αλγόριθμος τερματίζεται είτε μετά από ένα συγκεκριμένο αριθμό επαναλήψεων-γενεών είτε όταν όλες οι λύσεις συγκλίνουν σε μία.

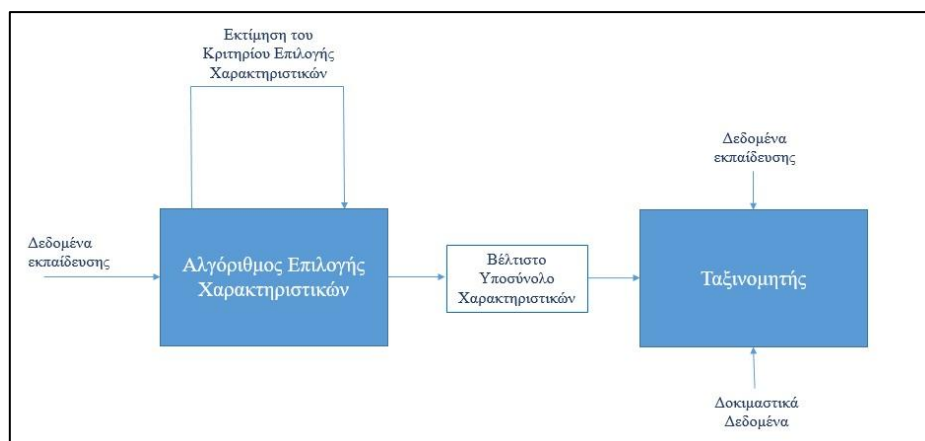
3.3.2 Προσεγγίσεις αξιολόγησης των υποψηφίων υποσυνόλων

Οι τεχνικές επιλογής χαρακτηριστικών μπορούν να κατηγοριοποιηθούν με βάση το κριτήριο αξιολόγησης των υποψηφίων υποσυνόλων χαρακτηριστικών σε τέσσερις διαφορετικές προσεγγίσεις: την προσέγγιση Φίλτρου [161], την προσέγγιση Περιτυλίγματος [161], την Υβριδική προσέγγιση [172] και την Ενσωματωμένη προσέγγιση [161], [173]-[176].

3.3.2.1 Προσέγγιση Φίλτρου

Στην προσέγγιση Φίλτρου [161] ο αλγόριθμος επιλογής χαρακτηριστικών αξιολογεί τα υποψήφια υποσύνολα χαρακτηριστικών με βάση τις εγγενείς ιδιότητές τους, δηλαδή με βάση την πληροφορία που περιέχουν και ανεξάρτητα από τον ταξινομητή που θα χρησιμοποιηθεί στη συνέχεια για την ταξινόμησή τους, όπως φαίνεται στο Σχήμα 3-8. Τα κριτήρια αξιολόγησης στην προσέγγιση φίλτρου διακρίνονται σε μέτρα απόστασης, σε μέτρα πληροφορίας, σε μέτρα συσχέτισης και σε μέτρα συνέπειας. Τα μέτρα απόστασης, όπως η Ευκλείδεια απόσταση, εκτιμούν τη διαχωριστικότητα μεταξύ των κατηγοριών εξόδου που παρέχει κάθε υποψήφιο υποσύνολο χαρακτηριστικών. Τα μέτρα πληροφορίας, όπως το κέρδος πληροφορίας, η αμοιβαία πληροφορία ή η εντροπία, εξετάζουν πόση πληροφορία παρέχουν τα χαρακτηριστικά του υποσυνόλου χαρακτηριστικών που εξετάζονται. Τα μέτρα συσχέτισης χρησιμοποιούν κλασσικούς συντελεστές στατιστικής εξάρτησης και συσχέτισης για να αξιολογήσουν την ικανότητα ενός χαρακτηριστικού να προβλέψει την τιμή ενός άλλου χαρακτηριστικού. Τα μέτρα συνέπειας βασίζονται στο σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης και επιλέγουν το μικρότερο υποσύνολο χαρακτηριστικών που ικανοποιεί τον αποδεκτό βαθμό ασυνέπειας.

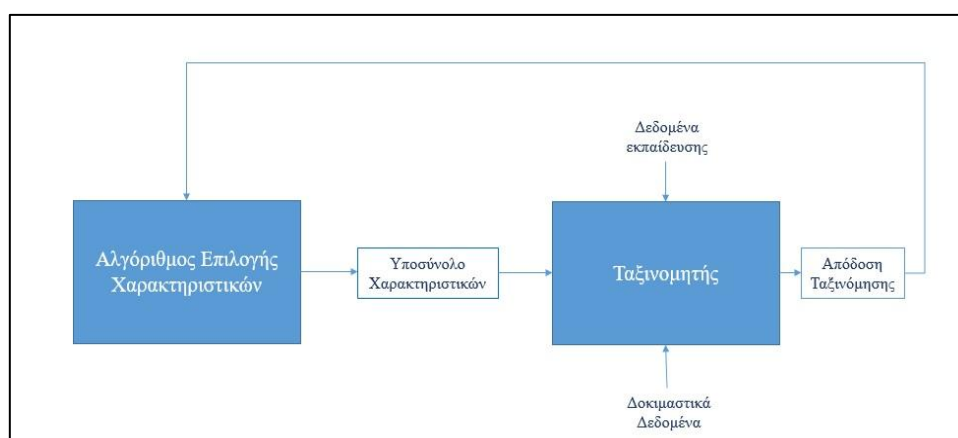
Η προσέγγιση Φίλτρου χαρακτηρίζεται από ταχύτητα στην εκτέλεση και λιγότερες απαιτήσεις σε υπολογιστική ισχύ, καθώς πραγματοποιείται ανεξάρτητα από τον ταξινομητή και τις επαναλήψεις που χρειάζονται για την εκπαίδευσή του. Ωστόσο, η ανεξαρτησία της προσέγγισης Φίλτρου από τον ταξινομητή που θα χρησιμοποιηθεί για την ταξινόμηση των δεδομένων αποτελεί μειονέκτημα της μεθόδου, καθώς τα χαρακτηριστικά που θα επιλεγούν από την προσέγγιση Φίλτρου μπορεί να μην επιτυγχάνουν τα βέλτιστα αποτελέσματα στην ταξινόμηση.



Σχήμα 3-8: Προσέγγιση Φίλτρου

3.3.2.2 Προσέγγιση Περιτυλίγματος

Στην προσέγγιση Περιτυλίγματος [161] η επιλογή των χαρακτηριστικών εισόδου εξαρτάται από τον ταξινομητή που θα χρησιμοποιηθεί στο στάδιο της ταξινόμησης και το κριτήριο αξιολόγησης των υποσυνόλων χαρακτηριστικών είναι η απόδοση του ταξινομητή, για παράδειγμα η ακρίβεια ταξινόμησης (Σχήμα 3-9).



Σχήμα 3-9: Προσέγγιση Περιτυλίγματος

3.3.2.3 Υβριδική προσέγγιση

Στην Υβριδική προσέγγιση [172] συνδυάζεται τόσο η προσέγγιση Φίλτρου όσο και η προσέγγιση Περιτυλίγματος. Σε ένα σύστημα που βασίζεται στην Υβριδική προσέγγιση, μπορεί σε μία πρώτη φάση να επιλέγονται τα N καλύτερα χαρακτηριστικά εισόδου με βάση τις εγγενείς ιδιότητές τους και έπειτα σε δεύτερη φάση στα N αυτά χαρακτηριστικά εισόδου να εφαρμόζεται κάποια μέθοδος προσέγγισης Περιτυλίγματος.

3.3.2.4 Ενσωματωμένη προσέγγιση

Στην Ενσωματωμένη προσέγγιση [173]-[176] η αναζήτηση του βέλτιστου υποσυνόλου χαρακτηριστικών ενσωματώνεται στην κατασκευή του ίδιου του ταξινομητή, και μπορεί να

ιδωθεί ως μία αναζήτηση στο συνδυασμένο χώρο των υποσυνόλων χαρακτηριστικών και των υποθέσεων. Οι αλγόριθμοι επιλογής χαρακτηριστικών που βασίζονται στην Ενσωματωμένη προσέγγιση είναι και αυτοί, όπως και οι αλγόριθμοι επιλογής χαρακτηριστικών που βασίζονται στην προσέγγιση Περιτυλίγματος, περιορισμένοι σε ένα συγκεκριμένο αλγόριθμο ταξινόμησης. Το πλεονέκτημα της Ενσωματωμένης προσέγγισης είναι ότι περιλαμβάνει αλληλεπίδραση με τον ταξινομητή αλλά την ίδια στιγμή είναι πολύ λιγότερο απαιτητική σε υπολογιστική ισχύ σε σχέση με την προσέγγιση Περιτυλίγματος. Ταξινομητές που χρησιμοποιούνται στην Ενσωματωμένη Προσέγγιση είναι τα Δένδρα Απόφασης, οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης και ο Απλός Μπεϋζιανός Ταξινομητής με Βάρη [161].

3.4 Προεπεξεργασία συνόλου δεδομένων

3.4.1 Μη ισορροπημένα σύνολα δεδομένων

Ένα σύνολο δεδομένων θεωρείται μη ισορροπημένο αν υπάρχουν πολύ περισσότερα στιγμιότυπα της μίας κατηγορίας σε σχέση με τις υπόλοιπες. Το πρόβλημα που προκύπτει στην ταξινόμηση μη ισορροπημένων συνόλων δεδομένων είναι ότι οι ταξινομητές τείνουν να παράγουν πολύ υψηλή ακρίβεια ταξινόμησης για την κατηγορία με τα στιγμιότυπα που πλειοψηφούν και πολύ χαμηλή ακρίβεια για την κατηγορία με τα στιγμιότυπα που μειοψηφούν. Το πρόβλημα αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι οι αλγόριθμοι ταξινόμησης θεωρούν ότι οι κατηγορίες είναι ομοιόμορφα κατανομημένες στο σύνολο των δεδομένων και θέτουν ως στόχο την ελαχιστοποίηση του συνολικού σφάλματος της ταξινόμησης, στο οποίο η κατηγορία των στιγμιότυπων της μειοψηφίας συνεισφέρει ελάχιστα [177].

Για την αντιμετώπιση του προβλήματος των μη ισορροπημένων δεδομένων έχουν προταθεί πολλές διαφορετικές μέθοδοι επαναδειγματοληψίας, οι οποίες διακρίνονται σε μεθόδους υπερδειγματοληψίας και σε μεθόδους υποδειγματοληψίας.

Η υπερδειγματοληψία αφορά την αύξηση των στιγμιότυπων της κατηγορίας που μειοψηφεί ώστε να επιτευχθεί ισορροπία μεταξύ των στιγμιότυπων των διαφορετικών κατηγοριών. Η διαδικασία της υπερδειγματοληψίας μπορεί να υλοποιηθεί είτε με τυχαία αναπαραγωγή των ήδη υπάρχοντων στιγμιότυπων της κατηγορίας που μειοψηφεί είτε με τη μέθοδο SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique) [177] ή με παραλλαγές της, όπως είναι η Critical SMOTE και η Borderline SMOTE.

Η μέθοδος της υποδειγματοληψίας αφαιρεί στιγμιότυπα από την κατηγορία που πλειοψηφεί, ώστε να υπάρξει ισορροπία μεταξύ των στιγμιότυπων των διαφορετικών κατηγοριών. Τα στιγμιότυπα που αφαιρούνται επιλέγονται είτε τυχαία είτε έπειτα από τη χρήση κάποιου προεπιλεγμένου κριτηρίου επιλογής.

Σημαντικό πλεονέκτημα της μεθόδου της υπερδειγματοληψίας είναι ότι δεν διαγράφονται στιγμιότυπα εισόδου, και άρα δεν χάνεται ενδεχομένως χρήσιμη πληροφορία για την ταξινόμηση. Αντίθετα, η μέθοδος της υποδειγματοληψίας είναι περισσότερο κατάλληλη για εφαρμογές με πολύ μεγάλα σύνολα δεδομένων, οπότε και η μείωση των δεδομένων εκπαίδευσης οδηγεί σε σημαντική μείωση του υπολογιστικού κόστους.

Μειονέκτημα της μεθόδου της υπερδειγματοληψίας αποτελεί το γεγονός ότι η τυχαία επανάληψη των υπαρχόντων στιγμιότυπων μπορεί να αυξήσει την πιθανότητα της υπερπροσαρμογής του ταξινομητή στα δεδομένα. Μειονέκτημα της μεθόδου της υποδειγματοληψίας είναι ότι κατά την αφαίρεση στιγμιότυπων της κατηγορίας της πλειοψηφίας μπορεί να χαθεί πολύτιμη πληροφορία για την ταξινόμηση.

Για τη μέτρηση της απόδοσης των ταξινομητών σε μη ισορροπημένα σύνολα δεδομένων δεν αρκεί η καταγραφή της ακρίβειας αξιολόγησης, διότι η ακρίβεια αξιολόγησης δίνει περισσότερο βάρος στις κατηγορίες που έχουν τα περισσότερα στιγμιότυπα. Για παράδειγμα, αν στο σύνολο δεδομένων υπάρχουν 520 (93%) στιγμιότυπα της κατηγορίας της πλειοψηφίας και 40 (7%) στιγμιότυπα της κατηγορίας της μειοψηφίας, αν ο ταξινομητής ταξινομήσει σωστά όλα τα στιγμιότυπα της κατηγορίας της πλειοψηφίας και λανθασμένα όλα τα στιγμιότυπα της κατηγορίας της μειοψηφίας θα επιτύχει πολύ υψηλή ακρίβεια ταξινόμησης, της τάξης του 93%. Η σωστή ταξινόμηση της κατηγορίας της μειοψηφίας μπορεί ωστόσο να είναι πολύ κρίσιμη για την αντιμετώπιση ενός προβλήματος, γιατί για παράδειγμα μπορεί να αφορά την εμφάνιση μίας ασθένειας σε έναν πληθυσμό, για αυτό το λόγο είναι απαραίτητο να χρησιμοποιηθούν και άλλα κριτήρια αξιολόγησης όπως είναι η ευαισθησία και η καμπύλη ROC, τα οποία για υψηλά επίπεδα των τιμών τους εξασφαλίζουν ότι ο ταξινομητής έχει ταξινομήσει σωστά και την κατηγορία της μειοψηφίας.

3.4.2 Ελλιπή δεδομένα

Πολλές βάσεις δεδομένων που χρησιμοποιούνται σε εφαρμογές μηχανικής μάθησης χαρακτηρίζονται από ελλιπή δεδομένα. Τα ελλιπή δεδομένα μπορεί να οφείλονται είτε σε λάθη κατά την εισαγωγή των δεδομένων, είτε σε λάθη του εξοπλισμού είτε σε λάθη στις μετρήσεις. Τα ελλιπή δεδομένα μπορούν να προκαλέσουν πολλά προβλήματα στην διαδικασία της εξαγωγής γνώσης, όπως είναι η απώλεια της ικανότητας εξαγωγής συμπερασμάτων, και άλλες επιπλοκές στη διαχείριση και την ανάλυση των δεδομένων. Προκειμένου να αντιμετωπιστούν τέτοιου είδους προβλήματα, έχουν αναπτυχθεί δύο προσεγγίσεις στη διεθνή βιβλιογραφία. Η πρώτη προσέγγιση ενσωματώνει τεχνικές αντιμετώπισης των ελλিপών δεδομένων σε συγκεκριμένους αλγόριθμους εξόρυξης

δεδομένων, όπως αλγόριθμους ταξινόμησης [178], [179], συσταδοποίησης [180], και επιλογής χαρακτηριστικών [181]. Η δεύτερη προσέγγιση αφορά τεχνικές συμπλήρωσης των δεδομένων σε πλήρη σύνολα δεδομένων πριν χρησιμοποιηθούν από κάποιο αλγόριθμο εξόρυξης δεδομένων [23].

Μερικές από τις πιο διαδεδομένες τεχνικές συμπλήρωσης δεδομένων είναι οι παρακάτω:

- Διαγραφή στιγμιότυπου: Τα στιγμιότυπα που δεν έχουν τιμή σε ένα ή περισσότερα χαρακτηριστικά διαγράφονται από το σύνολο δεδομένων.
- Η Πιο Κοινή Μέθοδος (Most Common Method – MC): Τα ελλιπή δεδομένα συμπληρώνονται από τη μέση τιμή για αριθμητικά χαρακτηριστικά και από την πιο διαδεδομένη τιμή για ονομαστικά χαρακτηριστικά.
- Η Περισσότερο Διαδεδομένη Έννοια (Concept Most Common – CMC): Τα ελλιπή δεδομένα συμπληρώνονται από τη μέση τιμή για αριθμητικά χαρακτηριστικά και από την πιο διαδεδομένη τιμή για ονομαστικά χαρακτηριστικά της κατηγορίας στην οποία ανήκει το συγκεκριμένο στιγμιότυπο.
- Συμπλήρωση με βάση τον ταξινομητή των K-Κοντινότερων Γειτόνων: Η μέθοδος αυτή πρώτα βρίσκει του K-Κοντινότερους Γείτονες και έπειτα υπολογίζει τη μέση τιμή των K-Κοντινότερων Γειτόνων για τα αριθμητικά χαρακτηριστικά και την πιο διαδεδομένη τιμή για τα ονομαστικά χαρακτηριστικά.
- Συμπλήρωση με βάση τον ταξινομητή των K-Κοντινότερων Γειτόνων με Βάρη: Η μέθοδος αυτή πρώτα βρίσκει του K-Κοντινότερους Γείτονες και χρησιμοποιεί τις αποστάσεις τους από το προς συμπλήρωση στιγμιότυπο για να υπολογίσει συγκεκριμένα βάρη. Έπειτα υπολογίζει τη μέση τιμή των K-Κοντινότερων Γειτόνων με Βάρη για τα αριθμητικά χαρακτηριστικά και την πιο διαδεδομένη τιμή με Βάρη για τα ονομαστικά χαρακτηριστικά.
- Συμπλήρωση με βάση τη συσταδοποίηση των K-μέσων: Όλα τα στιγμιότυπα διαχωρίζονται σε συστάδες με τη μέθοδο των K-μέσων, και τα στιγμιότυπα κάθε συστάδας θεωρούνται γείτονες. Στη συνέχεια υπολογίζεται η μέση τιμή των γειτόνων για τα αριθμητικά χαρακτηριστικά και η πιο διαδεδομένη τιμή ανάμεσα στους γείτονες για τα ονομαστικά χαρακτηριστικά.

3.4.3 Θορυβώδη δεδομένα

Θορυβώδη ονομάζονται τα δεδομένα που περιέχουν εσφαλμένες ή ακραίες τιμές. Τα θορυβώδη δεδομένα μπορεί να οφείλονται είτε σε σφάλματα των χειριστών τη στιγμή της καταχώρισης των δεδομένων, είτε σε τεχνικά προβλήματα, όπως η κακή λειτουργία

συσκευών που καταγράφουν δεδομένα, είτε σε πιθανά προβλήματα στη μετάδοση των δεδομένων μέσω δικτύων επικοινωνίας.

Επειδή τα θορυβώδη δεδομένα μπορούν να αποπροσανατολίσουν τους αλγορίθμους εξόρυξης γνώσης και να τους οδηγήσουν σε εσφαλμένα συμπεράσματα, συνήθως ακολουθούνται δύο τακτικές αντιμετώπισης του θορύβου. Η πρώτη αφορά την αντικατάσταση όλων των θορυβωδών δεδομένων με άλλες κατάλληλες τιμές, ενώ η δεύτερη αφορά τη διαγραφή τους.

4 Ανάπτυξη Συστήματος Πρόβλεψης του ΣΔΤ2 και των Καρδιαγγειακών Επιπλοκών του

Η ανάπτυξη υπολογιστικών συστημάτων για την πρόληψη, διάγνωση και θεραπεία του ΣΔ έχει διευκολύνει πολύ το έργο του διαβητολόγου ιατρού και έχει βελτιώσει σημαντικά τη ζωή του διαβητικού ασθενούς. Στο παρόν κεφάλαιο, περιγράφεται η ανάπτυξη και αξιολόγηση ενός συστήματος πρόβλεψης του ΣΔΤ2 και των καρδιαγγειακών επιπλοκών του.

4.1 Εισαγωγή

4.1.1 Συστήματα πρόγνωσης του ΣΔΤ2

Στην πρόγνωση του ΣΔΤ2 έχουν εφαρμοστεί πλήθος τεχνικές από τον τομέα της στατιστικής και από τον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης. Τα συστήματα πρόγνωσης του ΣΔΤ2 συνήθως περιλαμβάνουν διάφορα στάδια επεξεργασίας των δεδομένων με κυριότερα: το στάδιο της συμπλήρωσης ελλιπών δεδομένων, το στάδιο του διαχωρισμού των στιγμιοτύπων σε θορυβώδη ή μη, το στάδιο της επιλογής των χαρακτηριστικών εισόδου και το κυρίως στάδιο της ταξινόμησης (Σχήμα 4-1).



Σχήμα 4-1: Σύστημα πρόγνωσης ΣΔΤ2. Τα πλαίσια με διακεκομμένη γραμμή είναι προαιρετικά στάδια.

Πολλές βάσεις δεδομένων που χρησιμοποιούνται σε εφαρμογές μηχανικής μάθησης χαρακτηρίζονται από ελλιπή δεδομένα. Για την αντιμετώπιση προβλημάτων που προκύπτουν από ελλιπή δεδομένα, έχουν αναπτυχθεί δύο προσεγγίσεις στη διεθνή βιβλιογραφία. Η πρώτη προσέγγιση ενσωματώνει τεχνικές αντιμετώπισης των ελλιπών δεδομένων σε συγκεκριμένους αλγόριθμους εξόρυξης δεδομένων, ενώ η δεύτερη προσέγγιση αφορά τεχνικές συμπλήρωσης των δεδομένων σε πλήρη σύνολα δεδομένων πριν χρησιμοποιηθούν από κάποιο αλγόριθμο εξόρυξης δεδομένων [23], όπως είναι η Πιο Κοινή Μέθοδος, η Περισσότερο Διαδεδομένη Έννοια, η συμπλήρωση με βάση των ταξινομητή των K-Κοντινότερων Γειτόνων, η συμπλήρωση με βάση τον ταξινομητή των K-Κοντινότερων Γειτόνων με Βάρη και η συμπλήρωση με βάση τη συσταδοποίηση των K-μέσων.

Στο στάδιο του διαχωρισμού των στιγμιότυπων σε θορυβώδη ή μη, συχνά σε συστήματα πρόγνωσης του διαβήτη τα στιγμιότυπα εισόδου διαχωρίζονται σε συστάδες με τη μέθοδο των K-μέσων, και τα θορυβώδη στιγμιότυπα διαγράφονται από το σύνολο των δεδομένων [23], [107], [110], [114].

Για την επιλογή των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών σε συστήματα πρόγνωσης του ΣΔΤ2 έχουν χρησιμοποιηθεί τόσο οι Γενετικοί Αλγόριθμοι σε συνδυασμό με την προσέγγιση Περιτυλίγματος [110], όσο και οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης με Βάρη [114].

Για την ταξινόμηση των στιγμιότυπων εισόδου σε διαβητικούς ασθενείς ή όχι έχουν χρησιμοποιηθεί πολλοί και διαφορετικοί ταξινομητές. Τα πρώτα μοντέλα που έχουν

χρησιμοποιηθεί είναι μοντέλα λογιστικής παλινδρόμησης [104]-[105]. Τα Νευρωνικά Δίκτυα [23], [108] και οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης [107], [109]-[110] είναι οι πιο διαδεδομένοι ταξινομητές στα συστήματα πρόγνωσης του ΣΔΤ2. Μία παραλλαγή των Μηχανών Διανυσμάτων Υποστήριξης, η προσαρμοσμένη Μηχανή Διανυσμάτων Υποστήριξης, έχει επίσης χρησιμοποιηθεί για τη διάγνωση του ΣΔΤ2, η οποία συνδυάζει τους κανόνες 'if-then' με τις Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης [109]. Ταξινομητές που έχουν χρησιμοποιηθεί λιγότερο συχνά είναι τα Δένδρα Απόφασης [110], οι Μπεϋζιανοί ταξινομητές [110], και οι ταξινομητές Κ-Κοντινότερων Γειτόνων [110], [114]. Ο συνδυασμός της Μπεϋζιανής προσέγγισης με τον αλγόριθμο οπισθοδιάδοσης σφάλματος για την εκπαίδευση ενός Νευρωνικού Δικτύου χρησιμοποιήθηκε επίσης για την κατηγοριοποίηση των στιγμιοτύπων σε διαβητικούς ή μη [108]. Σε αυτό το σύστημα τα συναπτικά βάρη που ανήκουν στο μοναδικό κρυμμένο επίπεδο του Νευρωνικού Δικτύου τροποποιούνται με βάση το θεώρημα του Μπέϋζ. Ένα άλλο σύστημα κατηγοριοποίησης των πληθυσμών σε διαβητικούς ή μη έχει βασιστεί στις Δυναμικές Συσχετιστικές Μνήμες [112]. Επίσης, συχνά χρησιμοποιούνται σύνολα ταξινομητών. Ένα Ασαφές Νευρωνικό Δίκτυο Ελαχίστου-Μεγίστου, ένα Δένδρο Ταξινόμησης και Παλινδρόμησης και ένα Τυχαίο Δάσος αποτελούν τα μέρη ενός συνόλου ταξινομητών που έχει χρησιμοποιηθεί για την πρόγνωση του ΣΔΤ2 [106]. Επίσης, έχει υλοποιηθεί ένα σύστημα κατηγοριοποίησης των πληθυσμών σε διαβητικούς ή μη, το οποίο βασίζεται σε ένα σύνολο από σύνολα ταξινομητών [113]. Η προσέγγιση που ακολουθείται για την κατασκευή του συνόλου αυτού έχει σα στόχο να βελτιώσει την απόδοσή του σε μη ισορροπημένα σύνολα δεδομένων. Το σύνολο αυτό αποτελείται από 50 ταξινομητές που εφαρμόζουν υπερδειγματοληψία στην κλάση της μειοψηφίας και από 100 ταξινομητές που εφαρμόζουν υποδειγματοληψία στην κλάση της πλειοψηφίας.

4.1.2 Συστήματα εκτίμησης κινδύνου εμφάνισης μακροπρόθεσμων επιπλοκών του ΣΔ

Τα συστήματα εκτίμησης του κινδύνου εμφάνισης μακροπρόθεσμων επιπλοκών του ΣΔΤ2 μπορούν να συμβάλλουν σημαντικά στην αποτελεσματική αντιμετώπιση του ΣΔ. Τέτοια συστήματα αποτελούνται υποχρεωτικά από το στάδιο της ταξινόμησης και προαιρετικά από τα στάδια της συμπλήρωσης των ελλιπών δεδομένων, του διαχωρισμού των στιγμιοτύπων σε θορυβώδη ή μη, και της επιλογής των χαρακτηριστικών εισόδου.

Στη διεθνή βιβλιογραφία έχουν αναπτυχθεί μοντέλα για τον υπολογισμό της εκτίμησης κινδύνου θανάτου από ΣΔΤ2 [182], [183]-[187], εμφάνισης καρδιαγγειακών νοσημάτων [116]-[119], [182] εμφάνισης κάποιας ασθένειας των οφθαλμών [182], όπως είναι η

αμφιβληστροειδοπάθεια [30], [116], [183]-[187], εμφάνισης μικρολευκωματουρίας [183]-[186], μακρολευκωματουρίας [183], [187] ή νεφροπάθειας [116], [182], εμφάνισης νευροπάθειας [116] και ακρωτηριασμού [182], [183]-[187] σε διαβητικούς ασθενείς.

Τα μοντέλα αυτά διακρίνονται σε στατιστικά [117]-[119], [182], στοχαστικά [183], [187], μοντέλα που βασίζονται στην ανάλυση Monte-Carlo [116], ντετερμινιστικά μαρκοβιανά μοντέλα οργανωμένα ως ένα σύνολο από ανεξάρτητες δενδρικές δομές, μία για κάθε επιπλοκή του διαβήτη [183]-[186], και σε μοντέλα που βασίζονται σε νευρωνικά δίκτυα με κυματιδιακές συναρτήσεις ενεργοποίησης [30].

4.2 Περιγραφή ιατρικών δεδομένων

4.2.1 Το σύνολο δεδομένων Pima Indian Diabetes

Η ανάπτυξη του μοντέλου εκτίμησης του κινδύνου εμφάνισης του ΣΔΤ2 έχει βασιστεί σε δεδομένα τα οποία έχουν συλλεχθεί μετά από 5 χρόνια παρακολούθησης 768 γυναικών της ινδιάνικης φυλής Πίμα τουλάχιστον 21 ετών που ζούσαν στο Φοίνιξ της Αριζόνα στις Η.Π.Α. [188]. Σε αυτόν τον πληθυσμό, 268 γυναίκες εμφάνισαν ΣΔΤ2 σε βάθος πενταετίας. Αυτό το σύνολο δεδομένων αποτελείται από 8 χαρακτηριστικά, τα οποία είναι δημογραφικά δεδομένα σχετικά με τις ασθενείς και δεδομένα από ιατρικές εξετάσεις τους (Πίνακας 4-1). Συγκεκριμένα, τα 8 χαρακτηριστικά είναι τα ακόλουθα:

- 1) Αριθμός κυήσεων. Ο αριθμός των προηγούμενων εγκυμοσυνών κατά το έτος της πρώτης επίσκεψης στο νοσοκομείο στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης.
- 2) Συγκέντρωση γλυκόζης πλάσματος εντός διώρου από τη δοκιμασία ανοχής στη γλυκόζη. Η δοκιμασία ανοχής στη γλυκόζη είναι ιατρική διαγνωστική εξέταση κατά την οποία καταναλώνεται από τον ασθενή γλυκόζη και στη συνέχεια για τις επόμενες δύο ώρες γίνονται διαδοχικές μετρήσεις της γλυκόζης στο αίμα, ώστε να διαπιστωθεί ο ρυθμός με τον οποίο αυτή μεταβολίζεται στον οργανισμό. Η δοκιμασία ανοχής στη γλυκόζη μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την διάγνωση του Σακχαρώδους Διαβήτη και του Διαβήτη Κίνησης. Η μεταβλητή αυτή καθορίζει τη συγκέντρωση της γλυκόζης πλάσματος εντός διώρου από τη δοκιμασία ανοχής στη γλυκόζη.
- 3) Διαστολική αρτηριακή πίεση. Η διαστολική αρτηριακή πίεση αντιστοιχεί στην πίεση που ασκείται στις αρτηρίες στην αρχή κάθε καρδιακού κύκλου, όταν οι κοιλίες της καρδιάς διαστέλλονται. Οι φυσιολογικές τιμές της διαστολικής αρτηριακής πίεσης κυμαίνονται στο διάστημα 60-80 mmHg.

- 4) Πάχος δερματικής πτυχής τρικεφάλου. Το πάχος της δερματικής πτυχής του τρικεφάλου σε συνδυασμό με την ηλικία του ασθενούς μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον υπολογισμό της συνολικής περιεκτικότητας του σώματος σε λίπος, και κατά συνέπεια για την εκτίμηση της παχυσαρκίας.
- 5) Συγκέντρωση ινσουλίνης εντός διώρου από τη δοκιμασία ανοχής στη γλυκόζη. Η μεταβλητή αυτή καθορίζει τη συγκέντρωση της ινσουλίνης εντός διώρου από τη δοκιμασία ανοχής στη γλυκόζη.
- 6) Δείκτης Μάζας Σώματος. Ο Δείκτης Μάζας Σώματος (ΔΜΣ) δίνεται από τη σχέση
$$\Delta M \Sigma = \frac{Μάζα(Kg)}{(Υψος(m))^2}$$
. Ο ΔΜΣ αποτελεί μία ιατρική ένδειξη για τον υπολογισμό του βαθμού παχυσαρκίας ενός ατόμου. Αν ο ΔΜΣ είναι μικρότερος από 18.5 τότε το άτομο θεωρείται ελλιποβαρές. Αν ο ΔΜΣ είναι μεταξύ 18.5 και 24.9 τότε το άτομο θεωρείται ότι έχει φυσιολογικό βάρος. Αν ο ΔΜΣ έχει τιμή μεταξύ 25 και 29.9 τότε το άτομο θεωρείται υπέρβαρο και αν ο ΔΜΣ έχει τιμή μεγαλύτερη από 30, τότε το άτομο θεωρείται παχύσαρκο.
- 7) Τιμή συνάρτησης γενεαλογικού υποβάθρου. Η μεταβλητή αυτή αποτελεί ένα μέτρο της διεισδυτικότητας του διαβήτη στο γενεαλογικό δένδρο του ασθενούς [189].
- 8) Ηλικία. Η ηλικία του ασθενούς κατά το έτος της πρώτης επίσκεψης στο νοσοκομείο στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης.

Πίνακας 4-1: Το σύνολο δεδομένων Pima Indian Diabetes

Μεταβλητή	Μέση Τιμή ± Τυπική Απόκλιση
Αριθμός κηρίσεων	3.85±3.37
Συγκέντρωση γλυκόζης πλάσματος εντός διώρου από τη δοκιμασία ανοχής στη γλυκόζη	120.89±31.97
Διαστολική αρτηριακή πίεση	69.11±19.36
Πάχος δερματικής πτυχής τρικεφάλου	20.54±15.95
Συγκέντρωση ινσουλίνης εντός διώρου από τη δοκιμασία ανοχής στη γλυκόζη	79.80±115.24
Δείκτης Μάζας Σώματος	31.99±7.88
Τιμή συνάρτησης γενεαλογικού υποβάθρου	0.47±0.33
Ηλικία	33.24±11.76

4.2.2 Το σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο»

Η ανάπτυξη του μοντέλου εκτίμησης του κινδύνου εμφάνισης κάποιας καρδιαγγειακής ασθένειας σε ασθενείς με ΣΔΤ2 βασίστηκε σε δεδομένα ασθενών με ΣΔΤ2, τα οποία συλλέχθηκαν στο Γενικό Νοσοκομείο Αθηνών «Ιπποκράτειο». Το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων περιέχει δεδομένα από την πενταετή παρακολούθηση 560 ασθενών με ΣΔΤ2, οι οποίοι δεν είχαν εμφανίσει κάποιο καρδιαγγειακό σύμβαμα πριν από την πρώτη επίσκεψή τους στο νοσοκομείο. Σε αυτό το σύνολο δεδομένων, 40 (7.14%) από τους 560 ασθενείς εμφάνισαν κάποιο θανατηφόρο ή μη-θανατηφόρο καρδιαγγειακό σύμβαμα στην χρονική περίοδο των 5 ετών παρακολούθησης. Αυτό το σύνολο δεδομένων αποτελείται από 32 χαρακτηριστικά, τα οποία είναι δημογραφικά δεδομένα σχετικά με τους ασθενείς, δεδομένα σχετικά με τον τρόπο ζωής τους, δεδομένα από ιατρικές εξετάσεις τους, και δεδομένα σχετικά με τη θεραπεία τους και τις επιπλοκές του ΣΔΤ2 που εμφάνισαν. Συγκεκριμένα, τα 32 χαρακτηριστικά είναι τα ακόλουθα:

- 1) Ηλικία.
- 2) Ηλικία όταν διαγνώστηκε πρώτη φορά ο ΣΔΤ2. Η ηλικία του ασθενούς όταν διαγνώστηκε πρώτη φορά ο ΣΔΤ2.
- 3) Διάρκεια διαβήτη. Η διάρκεια του διαβήτη σε χρόνια από το έτος που διαγνώστηκε μέχρι το έτος της πρώτης επίσκεψης στο νοσοκομείο στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης.
- 4) Δείκτης Μάζας Σώματος.
- 5) Συστολική αρτηριακή πίεση. Αρτηριακή πίεση είναι η πίεση που ασκεί το αίμα στα τοιχώματα των αγγείων κατά την κυκλοφορία του. Κατά τη διάρκεια κάθε καρδιακού κύκλου η αρτηριακή πίεση κυμαίνεται μεταξύ μίας μέγιστης τιμής, της συστολικής πίεσης, και μία ελάχιστης τιμής, της διαστολικής πίεσης. Η συστολική αρτηριακή πίεση αντιστοιχεί στην πίεση που ασκείται στις αρτηρίες στο τέλος κάθε καρδιακού κύκλου, όταν οι κοιλίες της καρδιάς συστέλλονται. Οι φυσιολογικές τιμές της συστολικής αρτηριακής πίεσης κυμαίνονται στο διάστημα 90-120 mmHg.
- 6) Διαστολική αρτηριακή πίεση.
- 7) Μέση Αρτηριακή Πίεση. Η Μέση Αρτηριακή Πίεση είναι ο μέσος όρος της πίεσης κάθε πλήρους καρδιακού κύκλου. Η Μέση Αρτηριακή Πίεση είναι η σταθερή θεωρητική τιμή που λαμβάνεται από την ολοκλήρωση των στιγμιαίων τιμών της αρτηριακής πίεσης κατά τη διάρκεια ενός καρδιακού κύκλου, η οποία θα εξασφάλιζε μέσα στις αρτηρίες το ίδιο έργο που επιτελεί η κυμαινόμενη αρτηριακή πίεση, και δίνεται από τη σχέση:

$$MAP = [(DAP \times 2) + SAP]/3$$

Όπου *MAP* είναι η Μέση Αρτηριακή Πίεση, *SAP* είναι η Συστολική Αρτηριακή Πίεση και *DAP* είναι η Διαστολική Αρτηριακή Πίεση.

- 8) Καρδιακός Παλμός. Καρδιακός Παλμός ονομάζεται ο αριθμός των καρδιακών συστολών στην χρονική περίοδο ενός λεπτού και δίνεται από τη σχέση

$$Pulse_BP = SAP - DAP$$

- 9) Γλυκοζυλιωμένη αιμοσφαιρίνη. Η γλυκοζυλιωμένη αιμοσφαιρίνη είναι μία μορφή αιμοσφαιρίνης που σχηματίζεται από την χημική ένωση της αιμοσφαιρίνης με τη γλυκόζη. Η ένωση της γλυκόζης με την αιμοσφαιρίνη πραγματοποιείται μέσω μίας αντίδρασης που ονομάζεται μη ενζυματική γλυκοζυλίωση, καθώς λαμβάνει χώρα χωρίς την παρουσία ενζύμου. Η τιμή της γλυκοζυλιωμένης αιμοσφαιρίνης αντικατοπτρίζει το μέσο όρο του σακχάρου στο αίμα κατά τους προηγούμενους 2-3

μήνες πριν την εξέταση. Οι φυσιολογικές τιμές της γλυκοζυλιωμένης αιμοσφαιρίνης είναι 5-8%.

- 10) Γλυκόζη αίματος. Η γλυκόζη αίματος μετράει την ποσότητα της γλυκόζης στο αίμα κατά τη στιγμή της εξέτασης. Οι φυσιολογικές τιμές της γλυκόζης κυμαίνονται στο διάστημα 70-110 mg/dl σε συνθήκες νηστείας.
- 11) Ολική χοληστερόλη. Η χοληστερόλη ανήκει στα στεροειδή λιπίδια και αποτελεί δομικό στοιχείο της μεμβράνης των κυττάρων όλων των ιστών του σώματος. Βρίσκεται ακόμα και στο πλάσμα του αίματος. Μία από τις πολύ σημαντικές λειτουργίες της είναι η επούλωση των εσωτερικών τραυμάτων στα τοιχώματα των αρτηριών. Η χοληστερόλη έτσι συμβάλλει στην ανάπτυξη της αθηρωματικής πλάκας, η οποία, όμως, μπορεί να οδηγήσει σε στένωση των αρτηριών και ακόμα και φράξιμό τους. Φυσιολογικές τιμές ολικής χοληστερόλης θεωρούνται τιμές κάτω από 200 mg/dl. Οριακά επίπεδα θεωρούνται τιμές στο διάστημα 200-240 mg/dl, και υψηλά επίπεδα θεωρούνται τιμές μεγαλύτερες από 240 mg/dl. Όταν η τιμή της ολικής χοληστερόλης ξεπεράσει τα 200 mg/dl, υπάρχει αυξημένος κίνδυνος για έμφραγμα του μυοκαρδίου και εγκεφαλικό επεισόδιο.
- 12) Τριγλυκερίδια. Τα τριγλυκερίδια είναι εστέρες της γλυκερόλης με λιπαρά οξέα. Η βασική φυσιολογική λειτουργία τους είναι η μεταφορά των λιπιδίων μεταξύ του ήπατος και των περιφερικών ιστών. Αυξημένα επίπεδα τριγλυκεριδίων στο αίμα μπορεί να οδηγήσουν σε παγκρεατίτιδα, έμφραγμα, εγκεφαλικό επεισόδιο, ανεύρυσμα και αγγειακή άνοια. Τα φυσιολογικά επίπεδα των τριγλυκεριδίων είναι τιμές μικρότερες από 150 mg/dl. Οριακά επίπεδα θεωρούνται τιμές στο διάστημα 150-199 mg/dl, υψηλά επίπεδα θεωρούνται τιμές στο διάστημα 200-499 mg/dl και πολύ υψηλά επίπεδα θεωρούνται τιμές μεγαλύτερες από 500 mg/dl.
- 13) Χοληστερόλη υψηλής πυκνότητας λιποπρωτεϊνών. Η χοληστερόλη υψηλής πυκνότητας λιποπρωτεϊνών είναι μία λιποπρωτεΐνη η οποία συμβάλλει στη μεταφορά των λιπιδίων, όπως είναι η χοληστερόλη, τα φωσφολιπίδια και τα τριγλυκερίδια, μέσα στο εξωκυττάριο υγρό. Η χοληστερόλη υψηλής πυκνότητας λιποπρωτεϊνών ονομάζεται συχνά και «καλή» χοληστερόλη, εξαιτίας της προστατευτικής της δράσης στην αρτηριοσκλήρυνση. Άτομα με χαμηλή χοληστερόλη υψηλής πυκνότητας λιποπρωτεϊνών έχουν υψηλό κίνδυνο εμφάνισης στεφανιαίας νόσου, ακόμα και αν εμφανίζουν μειωμένα επίπεδα ολικής χοληστερόλης. Φυσιολογικές τιμές για τους άντρες είναι τιμές πάνω από 40 mg/dl, ενώ για τις γυναίκες είναι τιμές πάνω από 50 mg/dl.

- 14) Χοληστερόλη χαμηλής πυκνότητας λιποπρωτεϊνών. Η χοληστερόλη χαμηλής πυκνότητας λιποπρωτεϊνών είναι ένα άλλο είδος λιποπρωτεΐνης η οποία συμβάλλει στη μεταφορά των λιπιδίων, όπως είναι η χοληστερόλη, τα φωσφολιπίδια και τα τριγλυκερίδια, μέσα στο εξωκυττάριο υγρό. Η χοληστερόλη χαμηλής πυκνότητας λιποπρωτεϊνών ονομάζεται συχνά και «κακή» χοληστερόλη, επειδή μπορεί να μεταφέρει λιπίδια στα τοιχώματα των αρτηριών και να συμβάλλει έτσι στην δημιουργία της αθηρωματικής πλάκας. Τα φυσιολογικά επίπεδα της χοληστερόλης χαμηλής πυκνότητας λιποπρωτεϊνών είναι τιμές μικρότερες από 130 mg/dl, οριακά επίπεδα θεωρούνται τιμές στο διάστημα 130-160 mg/dl, και υψηλά επίπεδα θεωρούνται τιμές μεγαλύτερες από 160 mg/dl.
- 15) Non-HDL Χοληστερόλη. Η Non-HDL Χοληστερόλη είναι μία μεταβλητή η οποία συμπληρώνει τη λιπιδαιμική ταυτότητα ενός ασθενούς με υπερτριγλυκεριδαμία (Τριγλυκερίδια > 199 mg/dL), ειδικά εκείνων που πάσχουν από αθηρογόνο δυσλιπιδαιμία. Η Non-HDL Χοληστερόλη υπολογίζεται από τη σχέση
- $$\text{Non-HDL Χοληστερόλη} = \text{Ολική Χοληστερόλη} - \text{Χοληστερόλη υψηλής πυκνότητας λιποπρωτεϊνών}$$
- Τα επίπεδα της Non-HDL Χοληστερόλης όταν είναι μικρότερα από 100 mg/dL θεωρούνται επιθυμητά. Όταν η Non-HDL Χοληστερόλη βρίσκεται στο διάστημα 100-129 τότε ο ασθενής θεωρείται ότι διατρέχει χαμηλό κίνδυνο. Όταν η Non-HDL Χοληστερόλη βρίσκεται στο διάστημα 130-159 θεωρείται οριακά υψηλή. Όταν η Non-HDL Χοληστερόλη βρίσκεται στο διάστημα 160-189 θεωρείται υψηλή. Όταν η Non-HDL Χοληστερόλη είναι μεγαλύτερη από 190 θεωρείται πολύ υψηλή.
- 16) Αναλογία λιπιδίων. Η αναλογία λιπιδίων ή αθηρωματικός δείκτης μπορεί να υπολογιστεί διαιρώντας την Ολική χοληστερόλη με την Χοληστερόλη υψηλής πυκνότητας λιποπρωτεϊνών και αποτελεί ένα πολύ καλό κριτήριο για την αξιολόγηση του κινδύνου εμφάνισης καρδιαγγειακών παθήσεων.
- $$\text{Αναλογία λιπιδίων} = \frac{\text{Ολική χοληστερόλη}}{\text{Χοληστερόλη υψηλής πυκνότητας λιποπρωτεϊνών}}$$
- 17) Υπέρταση. Η τιμή της κατηγορικής αυτής μεταβλητής είναι 0 όταν ο συγκεκριμένος ασθενής δεν εμφάνισε υπέρταση και 1 όταν εμφάνισε υπέρταση κατά την πρώτη επίσκεψη στο νοσοκομείο στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης. Η υπέρταση είναι μία χρόνια πάθηση κατά την οποία η αρτηριακή πίεση στις αρτηρίες είναι αυξημένη, με αποτέλεσμα η καρδιά να εργάζεται περισσότερο εντατικά από το φυσιολογικό για να κυκλοφορεί το αίμα μέσω των αιμοφόρων αγγείων. Η υπέρταση συνδέεται με

υψηλά επίπεδα τόσο συστολικής όσο και διαστολικής πίεσης, για την ακρίβεια συνδέεται με επίπεδα συστολικής πίεσης μεγαλύτερα των 140 mm Hg και επίπεδα διαστολικής πίεσης μεγαλύτερα των 90 mm Hg.

- 18) Αναστολείς του μετατρεπτικού ενζύμου της αγγειοτασίνης. Οι αναστολείς του μετατρεπτικού ενζύμου της αγγειοτασίνης αποκλείουν την επίδραση μίας ορμόνης που παράγουν φυσιολογικά τα νεφρά, της αγγειοτασίνης II, με αποτέλεσμα να προκαλείται χαλάρωση των αιμοφόρων αγγείων και να μειώνεται η αρτηριακή πίεση. Η τιμή της κατηγορικής αυτής μεταβλητής είναι 0 όταν ο συγκεκριμένος ασθενής δεν λάμβανε αναστολείς του μετατρεπτικού ενζύμου της αγγειοτασίνης και 1 όταν λάμβανε αναστολείς του μετατρεπτικού ενζύμου της αγγειοτασίνης κατά την πρώτη επίσκεψη στο νοσοκομείο στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης.
- 19) Φύλο. Η τιμή της κατηγορικής αυτής μεταβλητής είναι 0 όταν ο συγκεκριμένος ασθενής είναι γένους αρσενικού και 1 όταν είναι γένους θηλυκού.
- 20) Διαβητικοί Γονείς. Η τιμή της κατηγορικής αυτής μεταβλητής είναι 0 όταν ο συγκεκριμένος ασθενής δεν έχει γονείς διαβητικούς και 1 όταν έχει γονείς διαβητικούς.
- 21) Αμφιβληστροειδοπάθεια. Η αμφιβληστροειδοπάθεια προκαλεί σοβαρές βλάβες στα αιμοφόρα αγγεία του αμφιβληστροειδούς, τα οποία τον τροφοδοτούν με θρεπτικά συστατικά, με αποτέλεσμα να προκαλούνται αιμορραγίες, νέκρωση ιστού και δημιουργία νεοαγγείων. Η τιμή της κατηγορικής αυτής μεταβλητής είναι 0 όταν ο συγκεκριμένος ασθενής δεν είχε εμφανίσει αμφιβληστροειδοπάθεια και 1 όταν είχε εμφανίσει αμφιβληστροειδοπάθεια κατά την πρώτη επίσκεψη στο νοσοκομείο στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης.
- 22) Ανταγωνιστές του ασβεστίου. Οι ανταγωνιστές του ασβεστίου παρεμποδίζουν την είσοδο των ιόντων ασβεστίου από τους διαύλους των κυτταρικών μεμβρανών. Η δράση των ανταγωνιστών του ασβεστίου ασκείται κυρίως στον καρδιακό μυ και τις λείες μυϊκές ίνες των αγγείων. Στον καρδιακό μυ προκαλείται ελάττωση της συσπαστικότητας και στα αγγεία προκαλείται ελάττωση του μυϊκού τόνου και αγγειοδιαστολή. Οι ανταγωνιστές του ασβεστίου χρησιμεύουν στην αντιμετώπιση της υπέρτασης και της στηθάγχης. Η τιμή της κατηγορικής αυτής μεταβλητής είναι 0 όταν ο συγκεκριμένος ασθενής δεν είχε λάβει ανταγωνιστές του ασβεστίου και 1 όταν είχε λάβει ανταγωνιστές του ασβεστίου κατά την πρώτη επίσκεψη στο νοσοκομείο στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης.

- 23) Διουρητικά. Τα διουρητικά αρχικά αυξάνουν την ποσότητα των ούρων και μειώνουν τον όγκο του αίματος. Μετά από μακροχρόνια χρήση δεν προκαλούν αυξημένη διούρηση, αλλά ελαττώνουν την αντίσταση των αρτηριών [190]. Η τιμή της κατηγορικής αυτής μεταβλητής είναι 0 όταν ο συγκεκριμένος ασθενής δεν είχε λάβει διουρητικά και 1 όταν είχε λάβει διουρητικά κατά την πρώτη επίσκεψη στο νοσοκομείο στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης.
- 24) Β-αποκλειστές. Οι Β-αποκλειστές μειώνουν τη δράση της νοραδρεναλίνης, μίας αγγειοσυσπαστικής ουσίας, μπλοκάροντας τη θέση δράσης της στους Β υποδοχείς. Οι Β-αποκλειστές μειώνουν τη συχνότητα των παλμών της καρδιάς και την καρδιακή παροχή. Οι Β-αποκλειστές χρησιμοποιούνται για την αντιμετώπιση της υπέρτασης, της στηθάγχης, της καρδιακής ανεπάρκειας, τις αρρυθμίες και μετά από έμφραγμα. Η τιμή της κατηγορικής αυτής μεταβλητής είναι 0 όταν ο συγκεκριμένος ασθενής δεν είχε λάβει Β-αποκλειστές και 1 όταν είχε λάβει Β-αποκλειστές κατά την πρώτη επίσκεψη στο νοσοκομείο στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης.
- 25) Καπνιστής. Η τιμή της κατηγορικής αυτής μεταβλητής είναι 0 όταν ο συγκεκριμένος ασθενής δεν κάπνιζε, 1 όταν κάπνιζε και 2 όταν κάπνιζε μόνο στο παρελθόν κατά την πρώτη επίσκεψη στο νοσοκομείο στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης.
- 26) Πρωτεϊνουρία. Πρωτεϊνουρία λέγεται η παρουσία πρωτεΐνης στα ούρα. Φυσιολογικές τιμές της πρωτεϊνουρίας είναι τα 30 mg/dl. Τιμές της πρωτεϊνουρίας στο διάστημα 30 - 150 mg/dl αντιστοιχούν σε μικρολευκωματουρία. Τιμές της πρωτεϊνουρίας μεγαλύτερες από 150 mg/dl αντιστοιχούν σε λευκωματουρία. Η τιμή της κατηγορικής αυτής μεταβλητής είναι 0 όταν ο συγκεκριμένος ασθενής είχε φυσιολογικές τιμές πρωτεϊνουρίας, 1 όταν είχε εμφανίσει μικρολευκωματουρία και 2 όταν είχε εμφανίσει λευκωματουρία κατά την πρώτη επίσκεψη στο νοσοκομείο στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης.
- 27) Υπολιπιδαιμική αγωγή. Η υπολιπιδαιμική αγωγή ακολουθείται για τη μείωση των υψηλών επιπέδων χοληστερόλης. Η τιμή της κατηγορικής αυτής μεταβλητής είναι 0 όταν ο συγκεκριμένος ασθενής δεν λάμβανε υπολιπιδαιμική αγωγή, 1 όταν λάμβανε στατίνες και 2 όταν λάμβανε φιμπράτες κατά την πρώτη επίσκεψη στο νοσοκομείο στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης.
- 28) Ασπιρίνη. Η ασπιρίνη είναι γνωστή και ως ακετυλοσαλικυλικό οξύ, και χρησιμοποιείται ως αναλγητικό, αντιπυρετικό, αντιφλεγμονώδες και ως αντισυγκολλητικό των αιμοπεταλίων. Η ασπιρίνη μπορεί να συμβάλει στο να μη δημιουργούνται θρομβώσεις στις αρτηρίες της καρδιάς ή του εγκεφάλου, καθώς και

να αποτρέψει την εκδήλωση ενός δεύτερου ισχαιμικού επεισοδίου ή εγκεφαλικού. Αναφορικά με το ρόλο της ασπιρίνης στην πρόληψη εκδήλωσης ενός πρώτου επεισοδίου εμφράγματος ή εγκεφαλικού δεν υπάρχουν επαρκείς πληροφορίες. Καθώς η ασπιρίνη μπορεί να μειώσει την πηκτικότητα του αίματος, μπορεί να αποτελέσει έναν σημαντικό παράγοντα πρόληψης της διαβητικής αμφιβληστροειδοπάθειας. Η τιμή της κατηγορικής αυτής μεταβλητής είναι 0 όταν ο συγκεκριμένος ασθενής δεν λάμβανε ασπιρίνη, 1 όταν λάμβανε 100 mg ασπιρίνης ημερησίως και 2 όταν λάμβανε 325 mg ασπιρίνης ημερησίως κατά την πρώτη επίσκεψη στο νοσοκομείο στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης.

- 29) Δίαιτα. Η δίαιτα είναι η βάση της θεραπείας για κάθε κατηγορία διαβήτη. Η δίαιτα για τον διαβητικό μπορεί να έχει σχεδιαστεί για απώλεια βάρους είτε για τη ρύθμιση των επιπέδων της γλυκόζης στο αίμα. Η τιμή της κατηγορικής αυτής μεταβλητής είναι 0 όταν ο συγκεκριμένος ασθενής δεν λάμβανε διαιτητική αγωγή, και 1 όταν λάμβανε διαιτητική αγωγή κατά την πρώτη επίσκεψη στο νοσοκομείο στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης.
- 30) Σουλφονουλουρίες. Οι σουλφονουλουρίες είναι φάρμακα για την αντιμετώπιση του ΣΔΤ2. Οι σουλφονουλουρίες συνδέονται σε ειδικούς υποδοχείς στα β-κύτταρα του παγκρέατος και κλείνουν τους διαύλους καλίου με αποτέλεσμα την εκπόλωση της κυτταρικής μεμβράνης, τη διάνοιξη των διαύλων ασβεστίου, την είσοδο των ιόντων ασβεστίου στο εσωτερικό του κυττάρου και τη διέγερση της έκκρισης ινσουλίνης. Η τιμή της κατηγορικής αυτής μεταβλητής είναι 0 όταν ο συγκεκριμένος ασθενής δεν λάμβανε σουλφονουλουρίες, και 1 όταν λάμβανε σουλφονουλουρίες κατά την πρώτη επίσκεψη στο νοσοκομείο στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης.
- 31) Διγουανίδια. Τα διγουανίδια είναι φάρμακα για την αντιμετώπιση του ΣΔΤ2. Τα διγουανίδια προάγουν την αναερόβια γλυκόλυση στους περιφερικούς ιστούς, με αποτέλεσμα την αυξημένη πρόσληψη της γλυκόζης από το αίμα, αναστέλλουν την ηπατική νεογλυκογένεση, ελαττώνουν την εντερική απορρόφηση της γλυκόζης και προάγουν τη δέσμευση της ινσουλίνης από τους υποδοχείς της στους περιφερικούς ιστούς. Η τιμή της κατηγορικής αυτής μεταβλητής είναι 0 όταν ο συγκεκριμένος ασθενής δεν λάμβανε διγουανίδια, και 1 όταν λάμβανε διγουανίδια κατά την πρώτη επίσκεψη στο νοσοκομείο στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης.
- 32) Ινσουλίνη. Η ινσουλίνη είναι ορμόνη που παράγεται στα β-κύτταρα του παγκρέατος. Η ινσουλίνη παράγεται και συνθετικά προκειμένου να χορηγηθεί σε ασθενείς με Σακχαρώδη Διαβήτη, των οποίων το πάγκρεας δεν παράγει τις απαραίτητες

ποσότητες ινσουλίνης. Η ινσουλίνη παίζει πρωτεύοντα ρόλο στο μεταβολισμό των υδατανθράκων. Συγκεκριμένα δρα σε όλους τους ιστούς του σώματος βοηθώντας στην πρόσληψη της γλυκόζης από τα κύτταρα. Η τιμή της κατηγορικής αυτής μεταβλητής είναι 0 όταν ο συγκεκριμένος ασθενής δεν λάμβανε ινσουλίνη, και 1 όταν λάμβανε ινσουλίνη κατά την πρώτη επίσκεψη στο νοσοκομείο στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης.

Από τα 32 αυτά χαρακτηριστικά δε χρησιμοποιήθηκαν στα πειράματα που ακολουθούν σε αυτό το κεφάλαιο η Ηλικία όταν διαγνώστηκε πρώτη φορά ο ΣΔΤ2, η Μέση Αρτηριακή Πίεση, ο Καρδιακός Παλμός, η Non-HDL χοληστερόλη και η Αναλογία Λιπιδίων, καθώς μπορούν να υπολογιστούν από συνδυασμούς άλλων χαρακτηριστικών του συνόλου δεδομένων.

Πίνακας 4-2: Σύνολο δεδομένων από το ΓΝΑ «Ιπποκράτειο»

Συνεχείς Μεταβλητές	Μέση Τιμή ± Τυπική απόκλιση	Κατηγορικές Μεταβλητές	Αριθμός (Ποσοστό)
Ηλικία	58.56±10.70	Υπέρταση	Όχι: 300 (53.57%), Ναι: 260 (46.43%)
Ηλικία όταν διαγνώστηκε πρώτη φορά ο ΣΔΤ2	50.88 ± 10.64	Αναστολείς του μετατρεπτικού ενζύμου της αγγειοτασίνης	Όχι: 445 (79.46%), Ναι: 115 (20.54%)
Διάρκεια Διαβήτη	7.68±7.38	Φύλο	Αρσενικό: 263 (46.96%), Θηλυκό: 297 (53.04%)
Δείκτης Μάζας Σώματος	29.50±5.54	Διαβητικοί Γονείς	Όχι: 304 (54.29%), Ναι: 256 (45.71%)
Συστολική Αρτηριακή Πίεση	139.47±20.55	Αμφιβληστροειδοπάθεια	Όχι: 485 (86.61%), Ναι: 75 (13.39%)
Διαστολική Αρτηριακή Πίεση	82.71±10.74	Ανταγωνιστές του Ασβεστίου	Όχι: 463 (82.68%), Ναι: 97 (17.32%)
Μέση Αρτηριακή Πίεση	101.63 ± 12.73	Διουρητικά	Όχι: 481 (85.89%), Ναι: 79 (14.11%)
Καρδιακός Παλμός	56.76 ± 15.81	Β-αποκλειστές	Όχι: 507 (90.54%), Ναι: 53 (9.46%)
Γλυκοζυλιωμένη Αιμοσφαιρίνη	7.44±1.82	Καπνιστής	Όχι: 289 (51.61%), Ναι: 146 (26.07%), Μόνο στο παρελθόν: 125 (22.32%)
Γλυκόζη Αίματος	164.95±56.20	Πρωτεϊνουρία	Όχι: 513 (91.61%), Μικρολευκωματουρία: 28 (5.00%), Λευκωματουρία: 19 (3.39%)
Ολική Χοληστερόλη	226.43±49.92	Υπολιπιδαιμική αγωγή	Όχι: 469 (83.75%), Στατίνες: 74 (13.21%), Φιμπράτες: 17 (3.04%)
Τριγλυκερίδια	167.08±110.68	Ασπιρίνη	Όχι: 509 (90.89%), 100mg: 44 (7.86%), 325mg: 7 (1.25%)
Χοληστερόλη Υψηλής Πυκνότητας Λιποπρωτεϊνών	48.27±16.41	Δίαιτα	Όχι: 412 (73.57%), Ναι: 148 (26.43%)
Χοληστερόλη Χαμηλής Πυκνότητας Λιποπρωτεϊνών	147.34±42.34	Σουλφονουλορίες	Όχι: 411 (73.39%), Ναι: 149 (26.61%)
Non-HDL Χοληστερόλη	178.16 ± 46.23	Διγουανίδια	Όχι: 513 (91.61%), Ναι: 47 (8.39%)
Αναλογία Λιπιδίων	5.10 ± 2.06	Ινσουλίνη	Όχι: 504 (90%), Ναι: 56 (10%)

4.3 Ανάπτυξη συστήματος ταξινόμησης για την πρόβλεψη του ΣΔ και των καρδιαγγειακών επιπλοκών του

Στην παρούσα διατριβή αξιολογούνται ταξινομητές, όπως τα μοντέλα Δυαδικής Λογιστικής Παλινδρόμησης, οι ταξινομητές που βασίζονται στη Μπεϋζιανή προσέγγιση, οι ταξινομητές που βασίζονται σε Δένδρα Απόφασης, και σύνολα ταξινομητών αποτελούμενα από Νευρωνικά Δίκτυα ή από Δένδρα Απόφασης.

4.3.1 Ταξινομητής βασισμένος στη Δυαδική Λογιστική Παλινδρόμηση

Η Δυαδική Λογιστική Παλινδρόμηση (Binary Logistic Regression – BLM) μπορεί να περιγράψει τη σχέση που αναπτύσσεται μεταξύ μίας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών εισόδου και μίας δυαδικής μεταβλητής εξόδου με τη μορφή μίας πιθανότητας. Η σχέση της Δυαδικής Λογιστικής Παλινδρόμησης μπορεί να γραφεί ως εξής:

$$\text{logit}(p) = \log_e \left(\frac{p}{1-p} \right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k \quad (4.1)$$

Οι συντελεστές της Δυαδικής Λογιστικής Παλινδρόμησης υπολογίζονται με τη βοήθεια της εκτίμησης της μέγιστης πιθανοφάνειας.

4.3.2 Ταξινομητές βασισμένοι στη Μπεϋζιανή προσέγγιση

Στόχος ενός Μπεϋζιανού Δικτύου (Bayes Net) είναι να κατηγοριοποιηθεί ένα δείγμα σε μία από τις δεδομένες κατηγορίες χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο πιθανότητας που ορίζεται σύμφωνα με τη Μπεϋζιανή θεωρία.

Μία απλουστευμένη εκδοχή του Μπεϋζιανού ταξινομητή είναι ο Απλός Μπεϋζιανός ταξινομητής (Naive Bayes). Ο Απλός Μπεϋζιανός ταξινομητής βασίζεται σε δύο υποθέσεις: πρώτον, ότι οι μεταβλητές εισόδου είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους δεδομένης της κατηγορίας του δείγματος εισόδου, και δεύτερον ότι δεν υπάρχουν κρυφές ή λανθάνουσες μεταβλητές εισόδου που να επηρεάζουν την διαδικασία της πρόβλεψης.

4.3.3 Ταξινομητές που βασίζονται σε Δένδρα Απόφασης

Το Δένδρο Απόφασης (Decision Tree) είναι ένας γράφος με δενδρική δομή, όπου διακρίνεται ένας αρχικός κόμβος, η ρίζα, οι εσωτερικοί κόμβοι και οι εξωτερικοί κόμβοι, τα φύλλα. Σε κάθε κόμβο, εσωτερικό ή εξωτερικό, εκτός της ρίζας, εισέρχεται μία κατευθυνόμενη ακμή από έναν άλλο κόμβο. Στα Δένδρα Απόφασης οι εσωτερικοί κόμβοι αντιστοιχούν σε κάποια ανεξάρτητη μεταβλητή εισόδου, η οποία χρησιμοποιείται για περαιτέρω διαχωρισμό του

δένδρου. Στις ακμές που εξέρχονται από τη ρίζα ή από κάποιο εσωτερικό κόμβο, αντιστοιχεί μία συνθήκη ελέγχου με βάση τη διαχωριστική μεταβλητή εισόδου. Τα φύλλα του Δένδρου Απόφασης αντιστοιχούν σε κάποια από τις κατηγορίες εξόδου. Ένα παράδειγμα Δένδρου Απόφασης για την χρηματοδότηση ενός ιδιώτη από μία τράπεζα φαίνεται στο Σχήμα 4-3.

Ένας αλγόριθμος κατασκευής Δένδρων Απόφασης είναι ο αλγόριθμος C4.5 [143], ο οποίος χρησιμοποιεί το κριτήριο της εντροπίας της πληροφορίας για να επιλέξει ποια μεταβλητή εισόδου θα χρησιμοποιηθεί για την κατασκευή του επόμενου κόμβου σε κάθε βήμα της κατασκευής του Δένδρου Απόφασης.

Ένας άλλος ταξινομητής που βασίζεται στα Δένδρα Απόφασης είναι ο ταξινομητής PART, ο οποίος εξάγει κανόνες από υποδένδρα απόφασης C4.5 χρησιμοποιώντας την τεχνική διαίρει-και-βασίλευε [144].

4.3.4 Ταξινομητής βασισμένος σε Δένδρο Λογιστικής Παλινδρόμησης

Ένα Δένδρο Λογιστικής Παλινδρόμησης (Logistic Model Tree – LMT) [145] είναι ένας ταξινομητής που αποτελείται από ένα Δένδρο Απόφασης του οποίου όμως τα φύλλα αντί να είναι κάποια κατηγορία εξόδου είναι μία συνάρτηση λογιστικής παλινδρόμησης, η οποία υπολογίζει την πιθανότητα το συγκεκριμένο στιγμιότυπο εισόδου να ανήκει σε μία από τις κατηγορίες εξόδου.

4.3.5 Σύνολα ταξινομητών βασισμένα σε Δένδρα Απόφασης

Ένα σύνολο ταξινομητών που βασίζεται στα Δένδρα Απόφασης C4.5 είναι ο ταξινομητής DECORATE [154]. Το σύνολο ταξινομητών DECORATE κατασκευάζεται διαδοχικά προσθέτοντας έναν ταξινομητή βάσης σε κάθε επανάληψη. Σε κάθε επανάληψη προστίθενται στο σύνολο εκπαίδευσης και στιγμιότυπα εκπαίδευσης που είναι κατασκευασμένα με ειδικό τρόπο, ώστε να αυξάνουν την ποικιλομορφία του συνόλου των ταξινομητών. Η ετικέτα των ειδικά κατασκευασμένων στιγμιότυπων εισόδου τίθεται διαφορετική από την κατηγορία στην οποία τα κατέταξε το σύνολο των ταξινομητών στην τρέχουσα επανάληψη. Η κατασκευή του συνόλου ταξινομητών DECORATE τερματίζεται είτε όταν επιτευχθεί ο αριθμός των απαιτούμενων ταξινομητών βάσης είτε όταν ξεπεραστεί ένα συγκεκριμένος αριθμός επαναλήψεων.

Τα Τυχαία Δάση (Random Forest) είναι σύνολα ταξινομητών που αποτελούνται από Δένδρα Απόφασης [155]. Για να ταξινομήσουμε ένα στιγμιότυπο εισόδου με ένα Τυχαίο Δάσος, τροφοδοτούμε το στιγμιότυπο εισόδου σε κάθε Δένδρο Απόφασης του δάσους. Το κάθε Δένδρο Απόφασης κάνει τη δική του πρόβλεψη και στη συνέχεια οι ψήφοι όλων των

Δένδρων Απόφασης συνδυάζονται με έναν κανόνα ψηφοφορίας. Το υπό εξέταση στιγμιότυπο εισόδου ανατίθεται στην κατηγορία εξόδου η οποία έχει συγκεντρώσει τις περισσότερες ψήφους.

4.3.6 Σύνολο ταξινομητών βασισμένο στη μέθοδο Bagging (Σύνολο Ταξινομητών 1)

Οι ταξινομητές βάσης ενός συνόλου ταξινομητών που βασίζεται στη μέθοδο Bagging είναι ίδιοι και διαφέρουν μεταξύ τους μόνο ως προς το σύνολο εκπαίδευσης. Ο όρος Bagging προέρχεται από τον όρο Bootstrap Aggregating. Η μέθοδος Bagging δημιουργεί ένα ξεχωριστό σύνολο εκπαίδευσης για κάθε ταξινομητή βάσης. Έστω N ο αριθμός των στιγμιότυπων στο αρχικό σύνολο εκπαίδευσης, και M ο αριθμός των ταξινομητών βάσης στο σύνολο ταξινομητών. Κάθε νέο σύνολο εκπαίδευσης παράγεται επιλέγοντας N φορές ένα στιγμιότυπο εισόδου από το αρχικό σύνολο εκπαίδευσης με επανατοποθέτηση σύμφωνα με την ομοιόμορφη κατανομή. Με αυτόν τον τρόπο κάποια στιγμιότυπα του συνόλου εκπαίδευσης μπορεί να εμφανίζονται περισσότερες φορές από μία και άλλα να μην εμφανίζονται καθόλου στο σύνολο εκπαίδευσης. Η διαφορετικότητα του συνόλου εκπαίδευσης κάθε ταξινομητή βάσης εξασφαλίζει την ποικιλομορφία του συνόλου των ταξινομητών. Τα αποτελέσματα των ταξινομητών βάσης του συνόλου ταξινομητών συνδυάζονται με βάση τον κανόνα της ψηφοφορίας για να εξάγουν το αποτέλεσμα της ταξινόμησης για κάθε στιγμιότυπο εισόδου. Για τον υπολογισμό της πιθανότητας εμφάνισης της ασθένειας για κάθε στιγμιότυπο εισόδου υπολογίζεται η μέση τιμή των αποτελεσμάτων των ταξινομητών βάσης.

4.3.7 Σύνολο ταξινομητών με διαφορετικό αριθμό κρυμμένων επιπέδων και νευρώνων σε κάθε Νευρωνικό Δίκτυο (Σύνολο Ταξινομητών 2)

Οι ταξινομητές βάσης του συγκεκριμένου συνόλου ταξινομητών είναι Νευρωνικά Δίκτυα με διαφορετικό αριθμό κρυμμένων επιπέδων και νευρώνων το καθένα. Τα αποτελέσματα των ταξινομητών βάσης του συνόλου συνδυάζονται με βάση τον κανόνα της ψηφοφορίας για να εξάγουν το αποτέλεσμα της ταξινόμησης για κάθε στιγμιότυπο εισόδου. Για τον υπολογισμό της πιθανότητας εμφάνισης της ασθένειας για κάθε στιγμιότυπο εισόδου υπολογίζεται η μέση τιμή των αποτελεσμάτων των ταξινομητών βάσης.

4.4 Αποτελέσματα

Για την πρόβλεψη του ΣΔ στο σύνολο δεδομένων Pima Indian Diabetes και για την πρόβλεψη των καρδιαγγειακών επιπλοκών του στο σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο» έχουν υλοποιηθεί δέκα διαφορετικοί ταξινομητές, το Σύνολο Ταξινομητών 1

(ΣΤ1), το Σύνολο Ταξινομητών 2 (ΣΤ2), ο ταξινομητής που βασίζεται στη Δυναδική Λογιστική Παλινδρόμηση (BLM), ο ταξινομητής που βασίζεται σε Δένδρο Λογιστικής Παλινδρόμησης (LMT), ο Μπεϋζιανός ταξινομητής (Bayes Net), ο Απλός Μπεϋζιανός ταξινομητής (Naive Bayes), το Δένδρο Απόφασης (Decision Tree), ο ταξινομητής PART, ο ταξινομητής DECORATE και το Τυχαίο Δάσος (Random Forest).

4.4.1 Καθορισμός παραμέτρων ταξινομητών

Για την πρόβλεψη του ΣΔ το ΣΤ1 βασίζεται στη μέθοδο Bagging και αποτελείται από 50 ταξινομητές βάσης, όπου ο κάθε ταξινομητής βάσης είναι ένα ΝΔ με ένα κρυφό επίπεδο με 3 νευρώνες (Πίνακας 4-3). Για την πρόβλεψη των καρδιαγγειακών επιπλοκών του ΣΔ στο σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο», το ΣΤ1 αποτελείται από 50 ταξινομητές βάσης, όπου ο κάθε ταξινομητής βάσης είναι ένα ΝΔ με ένα κρυφό επίπεδο με 27 νευρώνες (Πίνακας 4-3). Για την εκπαίδευση κάθε ΝΔ στο ΣΤ1 έχει χρησιμοποιηθεί ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης σφάλματος [34], ενώ η αρχικοποίηση των βαρών έχει πραγματοποιηθεί με τη μέθοδο των Nguyen-Widrow [149].

Το ΣΤ2 αποτελείται από διαφορετικό αριθμό κρυμμένων επιπέδων και νευρώνων σε κάθε ΝΔ. Για την πρόβλεψη του ΣΔ στο σύνολο δεδομένων Pima Indian Diabetes, το ΣΤ2 αποτελείται από 5 ΝΔ, όπου το πρώτο ΝΔ έχει {4} νευρώνες στο πρώτο κρυφό επίπεδο, το δεύτερο έχει {5} νευρώνες στο πρώτο κρυφό επίπεδο, το τρίτο έχει {6} νευρώνες στο πρώτο κρυφό επίπεδο, το τέταρτο έχει {4} νευρώνες στο πρώτο κρυφό επίπεδο και {3} νευρώνες στο δεύτερο κρυφό επίπεδο, και το πέμπτο έχει {4} νευρώνες στο πρώτο κρυφό επίπεδο και {2} νευρώνες στο δεύτερο κρυφό επίπεδο (Πίνακας 4-3). Για την πρόβλεψη των καρδιαγγειακών επιπλοκών του ΣΔ στο σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο», το ΣΤ2 αποτελείται από 5 ΝΔ, όπου το πρώτο ΝΔ έχει {27} νευρώνες στο πρώτο κρυφό επίπεδο, το δεύτερο έχει {28} νευρώνες στο πρώτο κρυφό επίπεδο, το τρίτο έχει {29} νευρώνες στο πρώτο κρυφό επίπεδο, το τέταρτο έχει {30} νευρώνες στο πρώτο κρυφό επίπεδο και το πέμπτο έχει {31} νευρώνες στο πρώτο κρυφό επίπεδο (Πίνακας 4-3). Για την εκπαίδευση κάθε ΝΔ στο ΣΤ2 έχει χρησιμοποιηθεί ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης σφάλματος [34], ενώ η αρχικοποίηση των βαρών έχει γίνει στο διάστημα [-1,1].

Πίνακας 4-3: Αρχιτεκτονική των προτεινόμενων συνόλων ταξινομητών

Αλγόριθμος	Αριθμός νευρώνων στο πρώτο και δεύτερο κρυφό επίπεδο για το σύνολο δεδομένων Pima Indian Diabetes	Αριθμός νευρώνων στο πρώτο κρυφό επίπεδο για το σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο»
ΣΤ1	{3}	{27}
ΣΤ2	{4}, {5}, {6}, {4}-{3}, {4}-{2}	{27}, {28}, {29}, {30}, {31}

Στο Δένδρο Λογιστικής Παλινδρόμησης (LMT) που υλοποιήθηκε, ο ελάχιστος αριθμός των στιγμιοτύπων που απαιτείται για να μπορεί να θεωρηθεί ένας κόμβος προς διακλάδιση είναι 15, ενώ ο αριθμός των στιγμιοτύπων που απαιτούνται ανά κόμβο για να κατασκευαστεί ένα μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης είναι 5. Ο αλγόριθμος μάθησης της δομής του Μπεϋζιανού Δικτύου (Bayes Net) είναι ο αλγόριθμος αναρρίχησης λόφου K2 [191]. Αναφορικά με τους ταξινομητές που βασίζονται σε Δένδρα Απόφασης, ο συντελεστής εμπιστοσύνης για το κλάδεμα των δένδρων είναι 0.25. Ο ελάχιστος αριθμός στιγμιοτύπων ανά φύλλο για το Δένδρο Απόφασης και το σύνολο DECORATE ή ανά κανόνα για τον ταξινομητή PART είναι ίσος με 2. Ο επιθυμητός αριθμός ταξινομητών βάσης και ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων για το σύνολο DECORATE είναι 15 και 50, αντίστοιχα. Ο αριθμός των ταξινομητών βάσης στο Τυχαίο Δάσος είναι 100.

Οι δέκα ταξινομητές έχουν εκπαιδευτεί στο 50% του συνόλου δεδομένων Pima Indian Diabetes και έχουν δοκιμαστεί στο υπόλοιπο 50% του συνόλου. Αναφορικά με το σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο», οι δέκα ταξινομητές έχουν εκπαιδευτεί στο 70% του συνόλου και έχουν δοκιμαστεί στο υπόλοιπο 30%.

4.4.2 Αξιολόγηση της απόδοσης των ταξινομητών

Η απόδοση των δέκα ταξινομητών για την πρόβλεψη του ΣΔ και των καρδιαγγειακών επιπλοκών του παρουσιάζεται στους Πίνακες 4-4, 4-5, 4-6, 4-7. Συγκεκριμένα, στους Πίνακες 4-4 και 4-5 παρουσιάζονται η ευαισθησία (SE), η ειδικότητα (SP), η θετική προβλεπτική ικανότητα (PPV), η αρνητική προβλεπτική ικανότητα (NPV) και το Brier σκορ (MSE) των δέκα ταξινομητών για το σύνολο δεδομένων Pima Indian Diabetes και για το σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο», αντίστοιχα. Στον Πίνακα 4-6 παρουσιάζεται η ακρίβεια (ACC) και το εμβαδόν κάτω από την καμπύλη ROC (AUC) των δέκα ταξινομητών για τα σύνολα δεδομένων Pima Indian Diabetes και του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο». Στον Πίνακα 4-7 παρουσιάζεται η p-value του Hosmer-Lemeshow τεστ των δέκα ταξινομητών για τα δύο

σύνολα δεδομένων. Στους Πίνακες 4-4, 4-5, 4-6 σημειώνεται με έντονη γραφή η μέγιστη ή η ελάχιστη τιμή για κάθε κριτήριο αξιολόγησης για το αντίστοιχο σύνολο δεδομένων. Στον Πίνακα 4-7 σημειώνεται με έντονη γραφή κάθε p-value που είναι μεγαλύτερη από 0.05, καθώς υποδεικνύει αποδεκτή απόδοση του ταξινομητή για την πρόβλεψη του ΣΔ και των καρδιαγγειακών επιπλοκών του.

Στον Πίνακα 4-4 φαίνεται πως η μεγαλύτερη τιμή για την ευαισθησία για το Σύνολο δεδομένων Pima Indian Diabetes έχει επιτευχθεί από το Μπεϋζιανό Δίκτυο (Bayes Net), ενώ το σύνολο ταξινομητών 1 (ΣΤ1) έχει επιτύχει και αυτό υψηλή τιμή για την ευαισθησία. Η μεγαλύτερη τιμή για την ειδικότητα και την θετική προβλεπτική ικανότητα έχει επιτευχθεί από τον ταξινομητή που βασίζεται σε Δυναδική Λογιστική Παλινδρόμηση (BLM). Η μεγαλύτερη τιμή για την αρνητική προβλεπτική ικανότητα έχει επιτευχθεί από το σύνολο ταξινομητών 1 που βασίζεται στη μέθοδο Bagging. Η μικρότερη τιμή για το Brier σκορ έχει επιτευχθεί από το σύνολο ταξινομητών 2 και από τον ταξινομητή που βασίζεται σε Δυναδική Λογιστική Παλινδρόμηση (BLM). Το σύνολο ταξινομητών 1 (ΣΤ1) έχει και αυτό επιτύχει πολύ μικρή τιμή για το Brier σκορ.

Πίνακας 4-4: Συγκριτική αξιολόγηση ταξινομητών για το σύνολο δεδομένων Pima Indian Diabetes με βάση την Ευαισθησία (SE), την Ειδικότητα (SP), τη Θετική Προβλεπτική Ικανότητα (PPV), την Αρνητική Προβλεπτική Ικανότητα (NPV) και το Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (MSE)

Αλγόριθμος	SE	SP	PPV	NPV	MSE
ΣΤ1	0.701	0.868	0.740	0.844	0.144
ΣΤ2	0.602	0.897	0.733	0.827	0.143
BLM	0.585	0.908	0.750	0.823	0.143
LMT	0.558	0.886	0.713	0.799	0.150
Bayes Net	0.705	0.718	0.558	0.828	0.176
Naive Bayes	0.597	0.835	0.647	0.804	0.166
Decision Tree	0.481	0.875	0.660	0.769	0.212
PART	0.442	0.886	0.663	0.758	0.189
DECORATE	0.519	0.871	0.670	0.782	0.177
Random Forest	0.574	0.847	0.655	0.797	0.157

Στον Πίνακα 4-5 φαίνεται πως η μεγαλύτερη τιμή για την ευαισθησία για το σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο» έχει επιτευχθεί από το Δένδρο Λογιστικής Παλινδρόμησης (LMT). Η μεγαλύτερη τιμή για την ειδικότητα έχει επιτευχθεί από τον ταξινομητή που βασίζεται σε Μπεϋζιανό Δίκτυο (Bayes Net). Η μεγαλύτερη τιμή για την θετική προβλεπτική ικανότητα έχει επιτευχθεί από το ΣΤ2 που αποτελείται από διαφορετικό αριθμό κρυμμένων επιπέδων και νευρώνων σε κάθε ΝΔ. Η μεγαλύτερη τιμή για την αρνητική προβλεπτική ικανότητα έχει επιτευχθεί από το ΣΤ1 που βασίζεται στη μέθοδο Bagging. Η μικρότερη τιμή για το Brier σκορ έχει επιτευχθεί από το ΣΤ1 και από τον ταξινομητή που βασίζεται σε Δυαδική Λογιστική Παλινδρόμηση (BLM).

Πίνακας 4-5: Συγκριτική αξιολόγηση ταξινομητών για το σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο» με βάση την Ευαισθησία (SE), την Ειδικότητα (SP), τη Θετική Προβλεπτική Ικανότητα (PPV), την Αρνητική Προβλεπτική Ικανότητα (NPV) και το Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (MSE)

Αλγόριθμος	SE	SP	PPV	NPV	MSE
ΣΤ1	0.500	0.756	0.136	0.952	0.065
ΣΤ2	0.250	0.955	0.300	0.943	0.067
BLM	0.417	0.801	0.139	0.947	0.065
LMT	1.000	0.000	0.071	-	0.073
Bayes Net	0.000	1.000	-	0.929	0.066
Naive Bayes	0.417	0.756	0.116	0.944	0.068
Decision Tree	0.000	0.981	0.000	0.927	0.082
PART	0.000	0.942	0.000	0.925	0.119
DECORATE	0.083	0.955	0.125	0.931	0.086
Random Forest	0.417	0.750	0.114	0.944	0.066

Στον Πίνακα 4-6 φαίνεται πως η μεγαλύτερη τιμή για την ακρίβεια και το εμβαδόν κάτω από την καμπύλη ROC για το σύνολο δεδομένων Pima Indian Diabetes έχει επιτευχθεί από το ΣΤ1. Η μεγαλύτερη τιμή για την ακρίβεια για το σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο» έχει επιτευχθεί από τον ταξινομητή που βασίζεται σε Δυαδική Λογιστική Παλινδρόμηση (BLM). Η μεγαλύτερη τιμή για το εμβαδόν κάτω από την καμπύλη ROC για το σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο» έχει επιτευχθεί από το ΣΤ1. Είναι σημαντικό να

παρατηρήσουμε ότι στον Πίνακα 4-6 οι τιμές του εμβαδού κάτω από την καμπύλη ROC είναι πολύ μικρότερες για το σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο» για όλους τους ταξινομητές σε σχέση με τις τιμές του για το σύνολο δεδομένων Pima Indian Diabetes. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι το σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο» είναι μη ισορροπημένο.

Από τον Πίνακα 4-7 φαίνεται πως το ΣΤ1, οι ταξινομητές που βασίζονται στη Μπεϋζιανή προσέγγιση, και οι ταξινομητές που βασίζονται σε Δένδρα Απόφασης εκτός από το Τυχαίο Δάσος έχουν χαμηλή διακριτική ικανότητα για το σύνολο δεδομένων Pima Indian Diabetes. Επίσης, το ΣΤ2, ο ταξινομητής που βασίζεται στη Δυαδική Λογιστική Παλινδρόμηση, ο ταξινομητής Naive Bayes, και οι ταξινομητές που βασίζονται σε Δένδρα Απόφασης εκτός από το Τυχαίο Δάσος έχουν χαμηλή διακριτική ικανότητα για το σύνολο δεδομένων ΓΝΑ «Ιπποκράτειο».

Πίνακας 4-6: Συγκριτική αξιολόγηση ταξινομητών στα σύνολα δεδομένων Pima Indian Diabetes και του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο» με βάση την Ακρίβεια (ACC) και το Εμβαδόν κάτω από την καμπύλη ROC (AUC)

Αλγόριθμος	Σύνολο δεδομένων Pima Indian Diabetes		Σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο»	
	ACC	AUC	ACC	AUC
ΣΤ1	80.50	0.867	92.86	0.739
ΣΤ2	80.20	0.849	92.86	0.7313
BLM	80.47	0.858	93.45	0.612
LMT	77.60	0.840	92.86	0.487
Bayes Net	71.35	0.803	92.86	0.500
Naive Bayes	75.52	0.824	92.26	0.572
Decision Tree	74.22	0.698	91.07	0.360
PART	73.70	0.753	87.50	0.333
DECORATE	75.26	0.817	89.29	0.439
Random Forest	75.00	0.828	92.86	0.688

Πίνακας 4-7: Συγκριτική αξιολόγηση ταξινομητών στα σύνολα δεδομένων Pima Indian Diabetes και του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο» με βάση το Hosmer-Lemeshow τεστ

Αλγόριθμος	Σύνολο δεδομένων Pima Indian Diabetes	Σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο»
	H-L (p-value)	H-L (p-value)
ΣΤ1	0.031	0.755
ΣΤ2	0.886	0.000
BLM	0.122	0.000
LMT	0.146	0.105
Bayes Net	0.000	0.353
Naive Bayes	0.000	0.000
Decision Tree	0.000	0.000
PART	0.000	0.000
DECORATE	0.000	0.000
Random Forest	0.522	0.400

Συνδυάζοντας τα αποτελέσματα των Πινάκων 4-4, 4-5, 4-6, 4-7 φαίνεται πως όλα τα μοντέλα για το σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο» εκτός από τα ΣΤ1 και ΣΤ2 υπερπροσαρμόστηκαν στην κατηγορία της πλειοψηφίας με αποτέλεσμα να εμφανίζουν πολύ χαμηλές τιμές για το εμβαδό κάτω από την καμπύλη ROC. Ακόμα, συνδυάζοντας τα αποτελέσματα των Πινάκων 4-4, 4-5, 4-6, 4-7 φαίνεται πως την καλύτερη απόδοση και διακριτική ικανότητα από τους δέκα ταξινομητές για το σύνολο δεδομένων Pima Indian Diabetes την εμφανίζει το ΣΤ2 (ACC = 80.20%, AUC = 0.849, p-value = 0.886). Για το σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο», από την άλλη πλευρά, την καλύτερη απόδοση και διακριτική ικανότητα την εμφανίζει το ΣΤ1 (ACC = 92.86%, AUC = 0.739, p-value = 0.755).

4.5 Συμπεράσματα

Η ανάπτυξη υπολογιστικών συστημάτων για την πρόγνωση του ΣΔ και των μακροπρόθεσμων επιπλοκών του μπορεί να συμβάλλει σημαντικά στη βελτίωση της

θεραπείας του διαβητικού ασθενούς, εφόσον ο ασθενής τροποποιήσει έγκαιρα τις καθημερινές του συνήθειες και τη θεραπευτική του αγωγή.

Για την πρόγνωση του ΣΔ και των μακροπρόθεσμων επιπλοκών του έχουν εφαρμοστεί πλήθος τεχνικές από τον τομέα της στατιστικής και από τον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης στη διεθνή βιβλιογραφία. Στο πλαίσιο αυτής της διατριβής εξετάστηκε η εφαρμογή πολλών διαφορετικών μεθόδων της τεχνητής νοημοσύνης, όπως σύνολα ταξινομητών που βασίζονται σε νευρωνικά δίκτυα, δένδρα λογιστικής ταξινόμησης, ταξινομητές που βασίζονται στη Μπεϋζιανή προσέγγιση, και ταξινομητές που βασίζονται σε δένδρα απόφασης στην πρόβλεψη του ΣΔ και των μακροπρόθεσμων επιπλοκών του.

Από τη μελέτη της απόδοσης των διαφορετικών ταξινομητών προκύπτει ότι τα σύνολα ταξινομητών που βασίζονται σε νευρωνικά δίκτυα, δηλαδή τα ΣΤ1 και ΣΤ2, έχουν την ικανότητα να παράγουν πιο αξιόπιστα αποτελέσματα για την πρόβλεψη του ΣΔ και των καρδιαγγειακών επιπλοκών του σε σχέση με τους άλλους ταξινομητές, και αυτό οφείλεται στην ποικιλομορφία που χαρακτηρίζει τους ταξινομητές βάσης τους. Συγκεκριμένα, η ποικιλομορφία του ΣΤ1 οφείλεται στην εκπαίδευση των ταξινομητών βάσης με διαφορετικά σύνολα εκπαίδευσης, ενώ η ποικιλομορφία του ΣΤ2 οφείλεται στη διαφορετική αρχιτεκτονική των ταξινομητών βάσης, είτε με διαφορετικό αριθμό νευρώνων είτε με διαφορετικό αριθμό κρυμμένων επιπέδων. Συγκρίνοντας μεταξύ τους το ΣΤ1 με το ΣΤ2 προκύπτει ότι το πρώτο διαχειρίζεται καλύτερα το μη ισορροπημένο σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο» (p -value 1 = 0.755, p -value 2 = 0.000), δηλαδή η ποικιλομορφία στην εκπαίδευση των ταξινομητών βάσης με διαφορετικά σύνολα εκπαίδευσης, οδήγησε σε καλύτερη ανταπόκριση του συνόλου ταξινομητών στα στιγμιότυπα ελέγχου.

Κλείνοντας, συγκρίνοντας τα αποτελέσματα της πρόβλεψης του ΣΔ και των καρδιαγγειακών επιπλοκών του από δέκα διαφορετικούς ταξινομητές καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι τα ΝΔ συνδυασμένα σε σύνολα ταξινομητών, όπως υλοποιήθηκαν στην παρούσα διατριβή, μπορούν να παράγουν αξιόπιστα αποτελέσματα για την υποστήριξη ιατρικών αποφάσεων σχετικά με τη διαχείριση του ΣΔ.

5 Εκτίμηση Σημαντικότερων Παραγόντων Κινδύνου Εμφάνισης Καρδιαγγειακών Επιπλοκών σε Ασθενείς με ΣΔΤ2

Η ταξινόμηση των στιγμιστύπων εισόδου σε μία από πολλές κατηγορίες εξόδου συχνά παρεμποδίζεται από τον τεράστιο αριθμό των χαρακτηριστικών εισόδου. Προκειμένου να αντιμετωπιστεί το πρόβλημα της μεγάλης διάστασης των χαρακτηριστικών εισόδου έχουν προταθεί πολλές τεχνικές μείωσης της διάστασής τους. Στο παρόν κεφάλαιο υλοποιείται ένας τροποποιημένος Γενετικός Αλγόριθμος για την επιλογή των σημαντικότερων χαρακτηριστικών εισόδου για την πρόβλεψη των καρδιαγγειακών επιπλοκών σε ασθενείς με Σακχαρώδη Διαβήτη Τύπου 2.

5.1 Εισαγωγή

Στη διεθνή βιβλιογραφία έχουν υλοποιηθεί πλήθος συστημάτων επιλογής χαρακτηριστικών για τη βελτίωση της πρόγνωσης του ΣΔ και των μακροπρόθεσμων επιπλοκών του.

Στην πρόγνωση του ΣΔ έχουν χρησιμοποιηθεί τεχνικές που βασίζονται στην προσέγγιση Φίλτρου [192], όπως το στατιστικό χι-τετράγωνο τεστ [193]-[197], μέτρα πληροφορίας όπως

το κέρδος πληροφορίας (Information Gain) [198]-[199], και το κριτήριο της συμμετρικής αβεβαιότητας (Symmetrical Uncertainty) [194]-[195], [197]-[198] το OneR [194], [197] τα Τυχαία Δάση [200]-[201], το ReliefF [197]-[198], [200], [202]-[203], η Correlation-based επιλογή χαρακτηριστικών [195]-[196], [198]-[199], και μέτρα συνέπειας [204]. Ένας άλλος τρόπος υπολογισμού της συνάφειας των χαρακτηριστικών εισόδου με τη μεταβλητή εξόδου βασίζεται στην ασαφή εντροπία [205].

Επιπλέον, για τη διάγνωση του ΣΔ έχουν εφαρμοστεί 8 διαφορετικές εκδοχές της προσέγγισης Περιτυλίγματος [192], όπου σε όλες τις εκδοχές ο ταξινομητής είναι ένα μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης. Έχουν εφαρμοστεί τέσσερις διαφορετικές τεχνικές αναζήτησης υποψηφίων υποσυνόλων χαρακτηριστικών εισόδου, η Αναζήτηση Πρώτα στο Καλύτερο [198]-[199] η Προς-τα-Εμπρός Επιλογή [200], [202], [207], η Προς-τα-Πίσω Απαλοιφή [207], και η Αναζήτηση με Αναρρίχηση Λόφου [198], [207]. Επίσης, έχουν εφαρμοστεί δύο κριτήρια αξιολόγησης της απόδοσης του ταξινομητή, η επιφάνεια κάτω από την καμπύλη ROC και το κριτήριο πληροφορίας του Ακάικε [208].

Λιγότερο συχνά έχει χρησιμοποιηθεί η Υβριδική προσέγγιση για την πρόγνωση του ΣΔ [209]. Έχει αναπτυχθεί Βελτιστοποιημένος Αλγόριθμος Βαρυτικής Αναζήτησης (Improved Gravitational Search Algorithm - IGSA) ως η μέθοδος αναζήτησης των βέλτιστων υποσυνόλων χαρακτηριστικών, όπου η αναζήτηση βασίζεται σε συλλογές από μάζες οι οποίες αλληλεπιδρούν μεταξύ τους σύμφωνα με τη Νευτώνεια Θεωρία της Βαρύτητας και της Κίνησης [210], [211]. Τα υποσύνολα χαρακτηριστικών που προκύπτουν από τον Βελτιστοποιημένο Αλγόριθμο Βαρυτικής Αναζήτησης τροφοδοτούν ένα ταξινομητή K-Κοντινότερων γειτόνων, η απόδοση του οποίου τελικά κρίνει την αποτελεσματικότητά τους. Για την πρόγνωση του ΣΔ έχουν ακόμα υλοποιηθεί και τεχνικές που βασίζονται στην Ενσωματωμένη προσέγγιση [212], [213], όπως η μέθοδος Incremental Relevance Sample-Feature Machine (IRSFM) [212], η οποία βασίζεται στον υπολογισμό κάποιων παραγόντων ποιότητας και αραίωσης (sparsity) για κάθε χαρακτηριστικό και για κάθε στιγμιότυπο του συνόλου εκπαίδευσης. Ο αλγόριθμος ξεκινάει από ένα άδειο σύνολο χαρακτηριστικών και στιγμιότυπων και προσθέτει σταδιακά τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά και τα πιο σημαντικά στιγμιότυπα μέχρι να ικανοποιηθεί κάποιο κριτήριο σύγκλισης. Σε μία άλλη υλοποίηση ενός συστήματος πρόγνωσης του ΣΔ που βασίζεται στην Ενσωματωμένη προσέγγιση, η ταξινόμηση υλοποιείται με Mixed Integer Linear Programming SVMs. Η επιλογή των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών γίνεται ταυτόχρονα με την εκπαίδευση του ταξινομητή και βασίζεται στην ικανοποίηση κάποιων οριακών συνθηκών για τον αριθμό των σημαντικών χαρακτηριστικών και την απόδοση του ταξινομητή.

Μία μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών που βασίζεται στην προσέγγιση Περιτυλίγματος έχει υλοποιηθεί για την βελτιστοποίηση της ταξινόμησης εικόνων του αμφιβληστροειδούς χιτώνα διαβητικών ασθενών σε αυτές που περιέχουν νέα αγγεία και σε αυτές που δεν περιέχουν, καθώς η ύπαρξη νέων αγγείων συνδέεται με την εμφάνιση της Πολλαπλασιαστικής Διαβητικής Αμφιβληστροειδοπάθειας [214]. Η επιλογή των σημαντικότερων χαρακτηριστικών έχει βασιστεί σε έναν Γενετικό Αλγόριθμο και η ταξινόμηση σε SVMs. Τα χρωμοσώματα του Γενετικού Αλγορίθμου περιέχουν πληροφορίες τόσο για τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά όσο και για τις παραμέτρους των SVMs. Η συνάρτηση καταλληλότητας του Γενετικού Αλγορίθμου εξαρτάται τόσο από την ακρίβεια της ταξινόμησης των εικόνων όσο και από τον αριθμό των σημαντικών χαρακτηριστικών που περιέχονται στο υπό εξέταση υποσύνολο.

5.2 Το σύνολο δεδομένων του ΓΝΑ «Ιπποκράτειο»

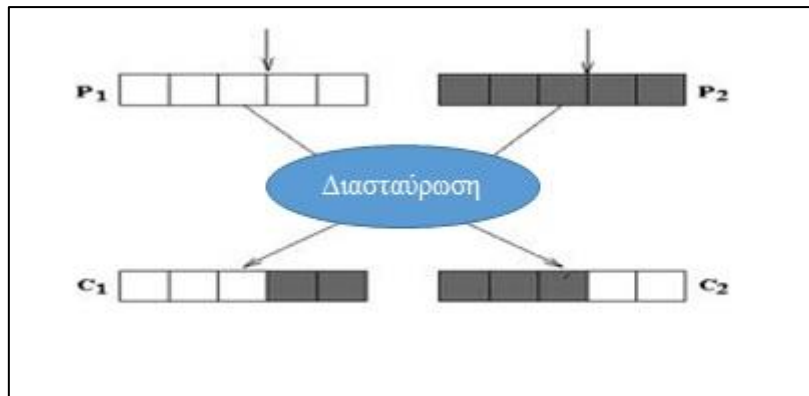
Η ανάπτυξη του Γενετικού Αλγορίθμου για την επιλογή των σημαντικότερων παραγόντων εμφάνισης κινδύνου κάποιας καρδιαγγειακής ασθένειας σε ασθενείς με ΣΔΤ2 έχει βασιστεί σε δεδομένα ασθενών με ΣΔΤ2, τα οποία έχουν συλλεχθεί στο ΓΝΑ «Ιπποκράτειο» και περιγράφονται στην ενότητα 4.2.2 (Πίνακας 4-2). Το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων περιέχει δεδομένα από την πενταετή παρακολούθηση 560 ασθενών με ΣΔΤ2, οι οποίοι δεν είχαν εμφανίσει κάποιο καρδιαγγειακό σύμβαμα πριν από την πρώτη επίσκεψή τους στο νοσοκομείο. Σε αυτό το σύνολο δεδομένων, 40 (7.14%) από τους 560 ασθενείς έχουν εμφανίσει κάποιο θανατηφόρο ή μη-θανατηφόρο καρδιαγγειακό σύμβαμα στην χρονική περίοδο των 5 ετών παρακολούθησης. Το σύνολο αυτό δεδομένων αποτελείται από 32 χαρακτηριστικά, τα οποία είναι δημογραφικά δεδομένα σχετικά με τους ασθενείς, δεδομένα σχετικά με τον τρόπο ζωής τους, δεδομένα από ιατρικές εξετάσεις τους, και δεδομένα σχετικά με τη θεραπεία τους και τις επιπλοκές του ΣΔΤ2 που έχουν εμφανίσει.

5.3 Υλοποίηση Γενετικού Αλγορίθμου

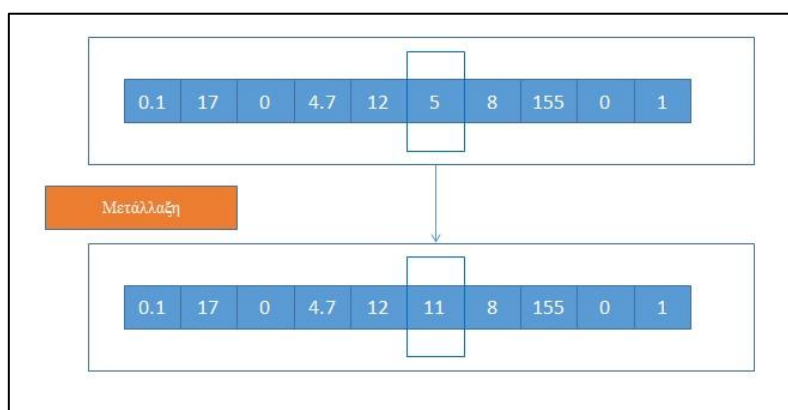
Οι τεχνικές επιλογής χαρακτηριστικών, χωρίς να μετασχηματίζουν το αρχικό σύνολο χαρακτηριστικών εισόδου, δημιουργούν υποσύνολα χαρακτηριστικών από το αρχικό και επιλέγουν αυτό το υποσύνολο που βελτιστοποιεί κάποιο κριτήριο αξιολόγησης της ταξινόμησης. Στην παρούσα διατριβή έχει αναπτυχθεί σύστημα επιλογής των σημαντικότερων χαρακτηριστικών για την πρόβλεψη καρδιαγγειοπάθειας σε ασθενείς με ΣΔ με έναν τροποποιημένο Γενετικό Αλγόριθμο με συνάρτηση καταλληλότητας που βασίζεται στα αποτελέσματα της ταξινόμησης με έναν ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων με Βάρη.

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι ανακαλύφθηκαν τη δεκαετία του 1960 από τον John Holland [171]. Ένας τυπικός Γενετικός Αλγόριθμος αποτελείται από έναν πληθυσμό από λύσεις του υπό εξέταση προβλήματος, έναν τρόπο υπολογισμού του πόσο καλή ή κακή είναι κάθε υποψήφια λύση του πληθυσμού με μία συνάρτηση καταλληλότητας, μία μέθοδο επιλογής των καλύτερων λύσεων για να γίνουν γονείς των νέων υποψηφίων λύσεων, μία μέθοδο διασταύρωσης για την ανάμιξη μερών από τις καλύτερες υπάρχουσες λύσεις για να δημιουργηθούν νέες ακόμα καλύτερες λύσεις, και έναν συντελεστή μετάλλαξης προκειμένου να εξασφαλιστεί η ποικιλομορφία στις νέες υποψήφιες λύσεις.

Ένας Γενετικός Αλγόριθμος δεν ξεκινά από μία υποψήφια λύση αλλά από έναν πληθυσμό λύσεων, οι οποίες είναι τυχαία επιλεγμένες από ολόκληρο τον χώρο των υποψηφίων λύσεων. Ένας τυπικός Γενετικός Αλγόριθμος χρησιμοποιεί τρεις τελεστές, την επιλογή, τη διασταύρωση και τη μετάλλαξη για να κατευθύνει τον πληθυσμό των λύσεων προς ένα ολικό βέλτιστο. Ο τελεστής της επιλογής προσομοιώνει τον κανόνα της φυσικής επιλογής στα βιολογικά συστήματα. Άτομα που δεν επιτυγχάνουν καλές επιδόσεις δεν αναπαράγονται και εξαφανίζονται από τον πληθυσμό, αντίθετα, άτομα που επιτυγχάνουν καλές επιδόσεις έχουν περισσότερες πιθανότητες να αναπαραχθούν και να μεταδώσουν το γενετικό τους υλικό στην επόμενη γενιά. Ο τελεστής της διασταύρωσης επιτρέπει στις υποψήφιες λύσεις να ανταλλάξουν την πληροφορία που μεταφέρουν με έναν τρόπο παρόμοιο με τη σεξουαλική αναπαραγωγή των φυσικών οργανισμών. Μία μέθοδος διασταύρωσης, η διασταύρωση ενός σημείου διαχωρισμού, υλοποιείται ως εξής: αφού επιλεγεί το ζεύγος των γονέων, το ένα παιδί παίρνει το γενετικό υλικό του ενός γονέα μέχρι το σημείο διαχωρισμού και το γενετικό υλικό του δεύτερου γονέα μετά το σημείο διαχωρισμού, και το δεύτερο παιδί το αντίστροφο, όπως φαίνεται στο Σχήμα 5-1. Ο τελεστής της μετάλλαξης χρησιμοποιείται για να αλλάξει με τυχαίο τρόπο την τιμή κάποιων αλληλόμορφων των νέων υποψηφίων λύσεων, όπως φαίνεται στο Σχήμα 5-2. Αφού εφαρμοστούν οι τελεστές της επιλογής, διασταύρωσης και μετάλλαξης στον αρχικό πληθυσμό, προκύπτει ένας νέος πληθυσμός και ο αριθμός των γενεών αυξάνεται κατά ένα. Ο Γενετικός Αλγόριθμος τερματίζεται είτε μετά από ένα προκαθορισμένο αριθμό γενεών είτε αφού έχει επιτευχθεί κάποιο κριτήριο σύγκλισης.



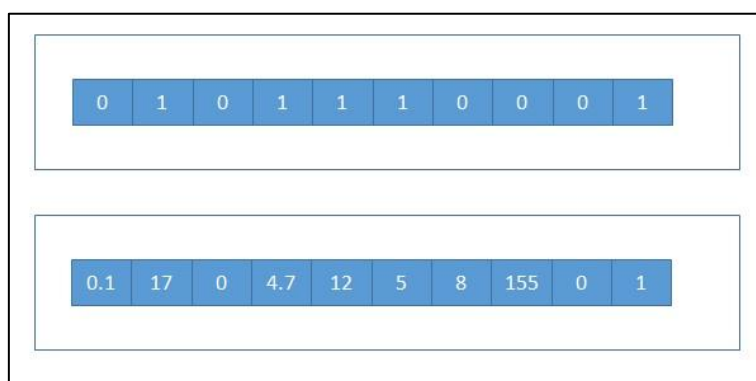
Σχήμα 5-1: Διασταύρωση



Σχήμα 5-2: Μετάλλαξη

5.3.1 Αναπαράσταση των Υποψήφιων Λύσεων

Κάθε υποψήφια λύση σε έναν Γενετικό Αλγόριθμο ονομάζεται χρωμόσωμα. Κάθε χρωμόσωμα μπορεί να αποτελείται από δυαδικά ψηφία ή από πραγματικούς αριθμούς στα αλληλικά του, όπως φαίνεται στο Σχήμα 5-3.



Σχήμα 5-3: Αναπαράσταση υποψήφιων λύσεων

Στο σύστημα που έχει υλοποιηθεί έχει επιλεγθεί η δυαδική κωδικοποίηση των χρωμοσωμάτων. Με αυτόν τον τρόπο, όταν η θέση i του χρωμοσώματος είναι 0 τότε

σημαίνει ότι το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό εισόδου δε συμμετέχει σε αυτήν την υποψήφια λύση, διαφορετικά όταν η θέση i του χρωμοσώματος είναι 1 τότε σημαίνει ότι το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό εισόδου συμμετέχει σε αυτήν την υποψήφια λύση.

5.3.2 Συνάρτηση καταλληλότητας

Η συνάρτηση καταλληλότητας αξιολογεί την ικανότητα κάθε χρωμοσώματος να επιλύει το υπό εξέταση πρόβλημα. Για το συγκεκριμένο πρόβλημα της επιλογής των σημαντικότερων χαρακτηριστικών για την πρόβλεψη καρδιαγγειοπάθειας σε ασθενείς με ΣΔ έχει επιλεγθεί η ακόλουθη συνάρτηση καταλληλότητας:

$$FF = b * CM1 + (1 - b) * NIF/L \quad (5.1)$$

Όπου FF είναι η τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας, b είναι μία παράμετρος της συνάρτησης καταλληλότητας, στην οποία έχει δοθεί μετά από πειραματισμούς η τιμή 0.85, $CM1$ είναι η τιμή της ευαισθησίας της ταξινόμησης του δοκιμαστικού συνόλου, NIF είναι ο αριθμός των μη σημαντικών χαρακτηριστικών στο συγκεκριμένο χρωμόσωμα και L είναι το πλήθος των χαρακτηριστικών του υπό εξέταση προβλήματος, δηλαδή 32.

5.3.3 Επιλογή

Ο τελεστής της επιλογής υποδεικνύει τα χρωμοσώματα που θα αναπαραχθούν. Όσο μεγαλύτερη τιμή έχει η συνάρτηση καταλληλότητας ενός χρωμοσώματος τόσο μεγαλύτερη πιθανότητα έχει το συγκεκριμένο χρωμόσωμα να επιλεγεί για να αναπαραχθεί. Έτσι, ένας αριθμός χρωμοσωμάτων που έχει μεγάλη τιμή στην συνάρτηση καταλληλότητας θα επιλεγθεί περισσότερες από μία φορές για να γίνει γονέας, ενώ κάποια άλλα χρωμοσώματα που έχουν χαμηλή τιμή στη συνάρτηση καταλληλότητας δε θα επιλεγθούν καθόλου για να γίνουν γονείς και θα εξαφανιστούν από τον πληθυσμό. Συχνά επιλέγεται ένας αριθμός χρωμοσωμάτων τα οποία μεταφέρονται στην επόμενη γενιά αυτούσια και ονομάζονται «ελίτ» χρωμοσώματα. Τα χρωμοσώματα αυτά θα αποτελέσουν εφόσον επιλεγθούν και τους γονείς για κάποια νέα χρωμοσώματα. Για την επιλογή των χρωμοσωμάτων υπάρχουν πολλές μέθοδοι, όπως η μέθοδος της ρουλέτας, η μέθοδος της αναλογικής καταλληλότητας και η επιλογή κατάταξης. Στον αλγόριθμο που έχει υλοποιηθεί έχει χρησιμοποιηθεί η μέθοδος της ρουλέτας.

Στη μέθοδο της ρουλέτας υπολογίζεται πρώτα το άθροισμα S των τιμών της συνάρτησης καταλληλότητας για όλα τα χρωμοσώματα. Έπειτα υπολογίζεται τυχαία ένας αριθμός n από το 0 ως το S για κάθε γονέα. Τα χρωμοσώματα τοποθετούνται σε μία πίτα-ρουλέτα

ξεκινώντας από αυτό με τη μικρότερη τιμή καταλληλότητας και τελειώνοντας με αυτό με τη μεγαλύτερη τιμή καταλληλότητας. Επιλέγεται να γίνει γονέας το χρωμόσωμα στο οποίο ανήκει το κομμάτι της πίτας που βρίσκεται ο αριθμός n .

5.3.4 Διασταύρωση

Η μέθοδος διασταύρωσης που έχει υλοποιηθεί, η διασταύρωση δύο σημείων διαχωρισμού, υλοποιείται ως εξής: αφού επιλεγεί το ζεύγος των γονέων, το ένα παιδί παίρνει το γενετικό υλικό του ενός γονέα από την αρχή του χρωμοσώματος μέχρι το πρώτο σημείο διαχωρισμού και από το δεύτερο σημείο διαχωρισμού μέχρι το τέλος του χρωμοσώματος και το γενετικό υλικό του δεύτερου γονέα μετά το πρώτο σημείο διαχωρισμού και μέχρι το δεύτερο σημείο διαχωρισμού, και το δεύτερο παιδί το αντίστροφο.

5.3.5 Μετάλλαξη

Η τελεστής της μετάλλαξης είναι μία στοχαστική διαδικασία που εφαρμόζεται στα χρωμοσώματα-παιδιά, δηλαδή στα χρωμοσώματα που έχουν προκύψει από τον τελεστή της διασταύρωσης. Επιλέγονται τυχαία κάποια αλληλία στα χρωμοσώματα-παιδιά και σε αυτά τα αλληλία αλλάζει η τιμή τους, δηλαδή για δυαδικά χρωμοσώματα αν ήταν 0 ένα αλληλίο γίνεται 1 και αντίστροφα. Ο τελεστής της μετάλλαξης προστατεύει τον Γενετικό Αλγόριθμο από το να παγιδευθεί σε τοπικά μέγιστα. Ο αριθμός των μεταλλαγμένων αλληλίων είναι πολύ μικρός σε σχέση με τον αριθμό των αλληλίων του συνολικού πληθυσμού.

5.3.6 Κριτήρια Τερματισμού

Ένας Γενετικός Αλγόριθμος μπορεί να τερματίσει όταν επιτευχθεί ένας συγκεκριμένος αριθμός γενεών, ή όταν όλες οι υποψήφιες λύσεις συγκλίνουν σε μία, ή όταν η τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας ενός χρωμοσώματος ξεπεράσει ένα προκαθορισμένο όριο. Στον Γενετικό Αλγόριθμο που έχει υλοποιηθεί τα κριτήρια τερματισμού είναι δύο, αφενός ένας μέγιστος αριθμός γενεών και αφετέρου ένα μέγιστο όριο για τη συνάρτηση καταλληλότητας.

5.3.7 Επιλογή των παραμέτρων

Ο Γενετικός Αλγόριθμος για να αποδίδει καλά πρέπει να παραμετροποιηθεί κατάλληλα. Οι πιο σημαντικές παράμετροι ενός Γενετικού Αλγορίθμου είναι το μέγεθος του πληθυσμού, ο αριθμός των γενεών, η πιθανότητα διασταύρωσης, η πιθανότητα μετάλλαξης, και ο αριθμός των ελίτ χρωμοσωμάτων.

Το μέγεθος του πληθυσμού των χρωμοσωμάτων κάθε γενιάς δεν πρέπει να είναι πολύ μικρό γιατί έτσι θα περιορίζεται το μέτωπο της αναζήτησης, αλλά ούτε και πολύ μεγάλο, γιατί τότε

ο Γενετικός Αλγόριθμος θα εκτελείται πολύ αργά. Το μέγεθος του πληθυσμού πρέπει να είναι τέτοιο ώστε να εξετάζονται πολλές διαφορετικές λύσεις σε κάθε γενιά και να αποτρέπεται ταυτόχρονα η πρόωρη σύγκλιση του αλγορίθμου σε τοπικά ελάχιστα. Ο πληθυσμός των χρωμοσωμάτων κάθε γενιάς ενός Γενετικού Αλγορίθμου συνηθίζεται να επιλέγεται στο διάστημα από 20 ως 100.

Ο αριθμός των γενεών παίζει επίσης καθοριστικό ρόλο στην απόδοση του Γενετικού Αλγορίθμου. Ένας μεγάλος αριθμός γενεών μπορεί να καθυστερεί τον τερματισμό του Γενετικού Αλγορίθμου, ενώ ένας μικρός αριθμός γενεών μπορεί να εμποδίζει την εύρεση της βέλτιστης λύσης. Ο αριθμός των γενεών ενός Γενετικού Αλγορίθμου συνηθίζεται να επιλέγεται στο διάστημα από 100 ως 1000.

Η πιθανότητα διασταύρωσης όσο μεγαλύτερη είναι τόσο πιο γρήγορα εισέρχονται νέα χρωμοσώματα στον πληθυσμό της νέας γενιάς. Έτσι, αν η πιθανότητα διασταύρωσης είναι πολύ μεγάλη, είναι πιθανόν χρωμοσώματα που αποτελούν καλές λύσεις του υπό εξέταση προβλήματος να απομακρύνονται από τον πληθυσμό πριν προλάβουν να διασταυρωθούν και να δημιουργήσουν νέα βελτιωμένα χρωμοσώματα. Στην αντίθετη περίπτωση που η πιθανότητα της διασταύρωσης είναι πολύ μικρή, πολύ λίγα νέα χρωμοσώματα θα δημιουργούνται σε κάθε γενιά, με αποτέλεσμα η αναζήτηση να περιορίζεται στον υπάρχοντα πληθυσμό χρωμοσωμάτων. Η επιλογή της σωστής πιθανότητας διασταύρωσης για έναν Γενετικό Αλγόριθμο εξαρτάται από το μέγεθος του πληθυσμού κάθε γενιάς. Όσο μικρότερος είναι ο πληθυσμός τόσο μεγαλύτερος ρυθμός διασταύρωσης χρειάζεται, προκειμένου να διευρυνθεί το μέτωπο της αναζήτησης και να αποφευχθεί το ενδεχόμενο της πρόωρης σύγκλισης σε κάποιο τοπικό βέλτιστο.

Η πιθανότητα μετάλλαξης όταν είναι πολύ μεγάλη οδηγεί την αναζήτηση στο χώρο των υποψήφιων λύσεων σε τυχαίες κατευθύνσεις, ενώ όταν είναι πολύ μικρή δεν οδηγεί την αναζήτηση προς νέες ανεξερεύνητες κατευθύνσεις. Από τη διεθνή βιβλιογραφία προκύπτει ότι η πιθανότητα μετάλλαξης συνηθίζεται να κυμαίνεται στο διάστημα από 0.001 μέχρι 0.1.

Ο αριθμός των ελίτ χρωμοσωμάτων καθορίζει τον αριθμό των χρωμοσωμάτων που θα μεταφερθούν αυτούσια στην επόμενη γενιά, επειδή εμφανίζουν πολύ υψηλή τιμή στη συνάρτηση καταλληλότητας. Ο αριθμός των ελίτ χρωμοσωμάτων συνηθίζεται να κυμαίνεται στο διάστημα από 1 ως το 40% του συνόλου των χρωμοσωμάτων κάθε γενιάς.

Στον Γενετικό Αλγόριθμο που έχει υλοποιηθεί οι τιμές των παραμέτρων παρουσιάζονται στον Πίνακα 5-1.

Οι ταξινομητές που χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση των υποψήφιων υποσυνόλων χαρακτηριστικών είναι ο ταξινομητής K-Κοντινότερων Γειτόνων με Βάρη και ο Ταξινομητής

K-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη, που παρουσιάστηκαν στο Κεφάλαιο 3, στην υποενότητα 3.1.1.

Πίνακας 5-1: Παράμετροι του Γενετικού Αλγορίθμου

Παράμετρος	Τιμή
Μέγεθος του πληθυσμού	80
Αριθμός γενεών	100
Πιθανότητα διασταύρωσης	0.75
Πιθανότητα μετάλλαξης	0.1
Αριθμός των ελίτ χρωμοσωμάτων	20

5.3.8 Οι τρεις εκδοχές του Γενετικού Αλγορίθμου

Η δομή της πρώτης εκδοχής του Γενετικού Αλγορίθμου είναι η ακόλουθη:

Βήμα A1: Δημιουργία αρχικού πληθυσμού χρωμοσωμάτων
Βήμα A2: Υπολογισμός συνάρτησης καταλληλότητας για τον τρέχοντα πληθυσμό χρωμοσωμάτων.
Βήμα A3: Διάταξη των χρωμοσωμάτων σύμφωνα με το 1ο κριτήριο αξιολόγησης, που είναι η ευαισθησία της ταξινόμησης του ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων με Βάρη
Βήμα A4: Επιλογή γονέων
Βήμα A5: Διασταύρωση
Βήμα A6: Μετάλλαξη
Βήμα A7: Αποθήκευση νέου πληθυσμού χρωμοσωμάτων στον τρέχοντα πληθυσμό
Βήμα A8: Αν δεν ικανοποιείται κάποιο από τα κριτήρια τερματισμού επιστροφή στο Βήμα A2, διαφορετικά αποθήκευση του βέλτιστου χρωμοσώματος.

Η δομή της δεύτερης εκδοχής του Γενετικού Αλγορίθμου είναι η ακόλουθη:

Βήμα A1: Δημιουργία αρχικού πληθυσμού χρωμοσωμάτων
Βήμα A2: Υπολογισμός συνάρτησης καταλληλότητας για τον τρέχοντα πληθυσμό χρωμοσωμάτων.
Βήμα A3.1: Διάταξη των χρωμοσωμάτων σύμφωνα με το 1ο κριτήριο αξιολόγησης, που είναι η ευαισθησία της ταξινόμησης του ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων με Βάρη
Βήμα A3.2: Διαίρεση του διαστήματος των τιμών του πρώτου κριτηρίου αξιολόγησης σε

Μ ίσα μέρη

Βήμα A3.3: Διάταξη των χρωμοσωμάτων σύμφωνα με το 2ο κριτήριο αξιολόγησης, που είναι η ακρίβεια της ταξινόμησης του ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων με Βάρη, σε κάθε ένα από τα M υποδιαστήματα

Βήμα A4: Επιλογή γονέων

Βήμα A5: Διασταύρωση

Βήμα A6: Μετάλλαξη

Βήμα A7: Αποθήκευση νέου πληθυσμού χρωμοσωμάτων στον τρέχοντα πληθυσμό

Βήμα A8: Αν δεν ικανοποιείται κάποιο από τα κριτήρια τερματισμού επιστροφή στο Βήμα A2, διαφορετικά αποθήκευση του βέλτιστου χρωμοσώματος.

Η δομή της τρίτης εκδοχής του Γενετικού Αλγορίθμου είναι η ακόλουθη:

Βήμα A1: Δημιουργία αρχικού πληθυσμού χρωμοσωμάτων

Βήμα A2: Υπολογισμός συνάρτησης καταλληλότητας για τον τρέχοντα πληθυσμό χρωμοσωμάτων.

Βήμα A3.1: Διάταξη των χρωμοσωμάτων σύμφωνα με το 1ο κριτήριο αξιολόγησης, που είναι η ευαισθησία της ταξινόμησης του ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη

Βήμα A3.2: Διαίρεση του διαστήματος των τιμών του πρώτου κριτηρίου αξιολόγησης σε Μ ίσα μέρη

Βήμα A3.3: Διάταξη των χρωμοσωμάτων σύμφωνα με το 2ο κριτήριο αξιολόγησης, που είναι η ακρίβεια της ταξινόμησης του ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη, σε κάθε ένα από τα M υποδιαστήματα

Βήμα A4: Επιλογή γονέων

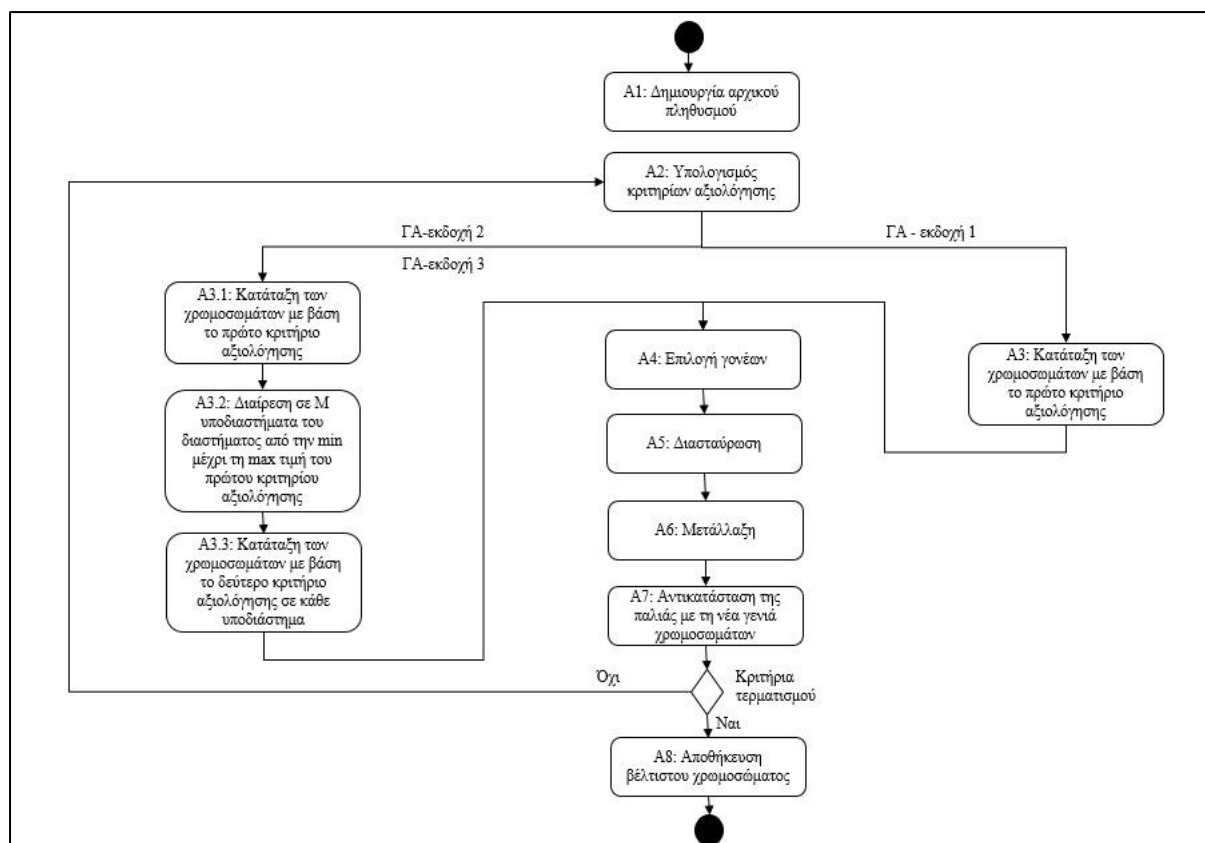
Βήμα A5: Διασταύρωση

Βήμα A6: Μετάλλαξη

Βήμα A7: Αποθήκευση νέου πληθυσμού χρωμοσωμάτων στον τρέχοντα πληθυσμό

Βήμα A8: Αν δεν ικανοποιείται κάποιο από τα κριτήρια τερματισμού επιστροφή στο Βήμα A2, διαφορετικά αποθήκευση του βέλτιστου χρωμοσώματος.

Το διάγραμμα ροής των τριών διαφορετικών εκδοχών του Γενετικού Αλγορίθμου φαίνεται στο Σχήμα 5-4.



Σχήμα 5-4: Διάγραμμα ροής των τριών εκδοχών του Γενετικού Αλγορίθμου

5.4 Αποτελέσματα

Σε αυτήν την υποενότητα παρουσιάζονται αναλυτικά τα αποτελέσματα της εφαρμογής της μεθοδολογίας μας για την εύρεση των σημαντικότερων παραγόντων κινδύνου εμφάνισης καρδιαγγειακών επιπλοκών σε ασθενείς με ΣΔΤ2 με τρεις διαφορετικές εκδοχές ενός Γενετικού Αλγορίθμου, του οποίου η συνάρτηση καταλληλότητας βασίζεται σε παραλλαγές του ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων.

5.4.1 Αξιολόγηση βέλτιστων υποσυνόλων χαρακτηριστικών από τις τρεις εκδοχές του Γενετικού Αλγορίθμου

Τα τρία καλύτερα υποσύνολα χαρακτηριστικών που επιλέχθηκαν από τις τρεις εκδοχές του Γενετικού Αλγορίθμου είναι τα ακόλουθα:

Το χρωμόσωμα-υποσύνολο 1 το οποίο επιλέχθηκε από την πρώτη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου έχει 12 σημαντικά χαρακτηριστικά και είναι το ακόλουθο:

Δείκτης Μάζας Σώματος, Διαστολική Αρτηριακή Πίεση, Γλυκόζη Αίματος, Ολική Χοληστερόλη, Τριγλυκερίδια, Χοληστερόλη Χαμηλής Πυκνότητας Λιποπρωτεϊνών, Αναλογία Λιπιδίων, Φύλο, Υπέρταση, Ανταγωνιστές του Ασβεστίου, Διγουανίδια, Ινσουλίνη

Το χρωμόσωμα-υποσύνολο 2 το οποίο επιλέχθηκε από τη δεύτερη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου έχει 12 σημαντικά χαρακτηριστικά και είναι το ακόλουθο:

Διάρκεια Διαβήτη, Δείκτης Μάζας Σώματος, Συστολική Αρτηριακή Πίεση, Διαστολική Αρτηριακή Πίεση, Γλυκόζη Αίματος, Χοληστερόλη Χαμηλής Πυκνότητας Λιποπρωτεϊνών, Αναλογία Λιπιδίων, Φύλο, Ανταγωνιστές του Ασβεστίου, Β-αποκλειστές, Ασπιρίνη, Σουλφονουλουρίες

Το χρωμόσωμα-υποσύνολο 3 το οποίο επιλέχθηκε από την τρίτη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου έχει 15 σημαντικά χαρακτηριστικά και είναι το ακόλουθο:

Ηλικία, Δείκτης Μάζας Σώματος, Τριγλυκερίδια, Χοληστερόλη Υψηλής Πυκνότητας Λιποπρωτεϊνών, Non-HDL χοληστερόλη, Αναλογία Λιπιδίων, Διαβητικοί Γονείς, Υπέρταση, Διουρητικά, Β-αποκλειστές, Πρωτεϊνουρία, Υπολιπιδαιμική Αγωγή, Δίαιτα, Σουλφονουλουρίες, Ινσουλίνη

Πίνακας 5-2: Ευαισθησία, ακρίβεια και ειδικότητα των τριών καλύτερων υποσυνόλων των τριών εκδοχών του Γενετικού Αλγορίθμου

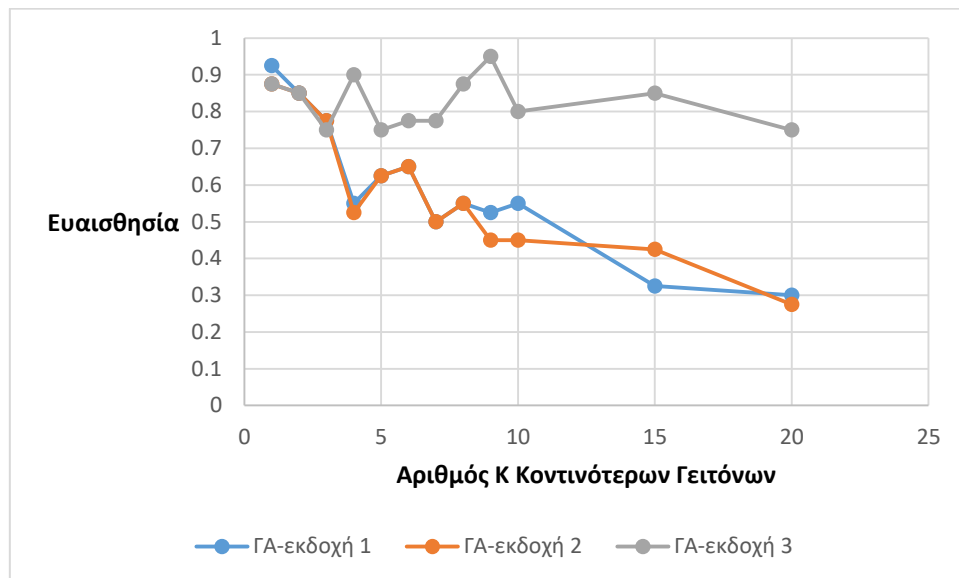
Χαρακτηριστικά	Ευαισθησία	Ακρίβεια	Ειδικότητα
Υποσύνολο 1	0.925	0.977	0.981
Υποσύνολο 2	0.875	0.984	0.992
Υποσύνολο 3	0.950	0.988	0.990

Στον Πίνακα 5-2 παρουσιάζονται οι τιμές της ευαισθησίας, της ακρίβειας και της ειδικότητας των τριών καλύτερων υποσυνόλων 1, 2 και 3 στα πλαίσια της προσέγγισης Περιτυλίγματος των τριών εκδοχών του Γενετικού Αλγορίθμου. Από τον Πίνακα 5-2 συμπεραίνουμε ότι το Υποσύνολο 3, που επιλέχθηκε από την τρίτη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου, επιτυγχάνει τις υψηλότερες τιμές της ευαισθησίας και της ακρίβειας, ενώ το Υποσύνολο 2, που επιλέχθηκε από τη δεύτερη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου, επιτυγχάνει την υψηλότερη τιμή της ειδικότητας.

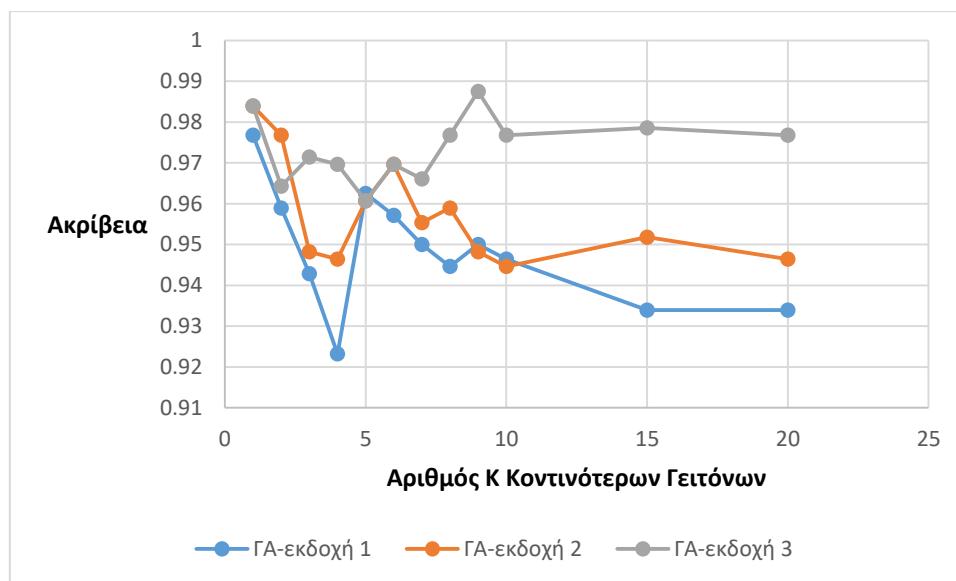
5.4.2 Μελέτη της επίδρασης του πλήθους των K-Κοντινότερων γειτόνων στην απόδοση των τριών εκδοχών του Γενετικού Αλγορίθμου

Στα Σχήματα 5-5 και 5-6 παρουσιάζεται η ευαισθησία και η ακρίβεια που έχει επιτευχθεί από τις τρεις διαφορετικές εκδοχές του Γενετικού Αλγορίθμου για διαφορετικούς αριθμούς των

Κ-Κοντινότερων Γειτόνων. Παρατηρούμε ότι οι υψηλότερες τιμές ευαισθησίας και ακρίβειας έχουν επιτευχθεί με την τρίτη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου που χρησιμοποιεί δύο κριτήρια αξιολόγησης των χρωμοσωμάτων και τον ταξινομητή των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη στη συνάρτηση καταλληλότητας. Επίσης, παρατηρούμε ότι η τρίτη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου επιτυγχάνει υψηλά επίπεδα ευαισθησίας και ακρίβειας για όλες τις τιμές των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων, ενώ η πρώτη και η δεύτερη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου παρουσιάζουν σημαντική μείωση των τιμών της ευαισθησίας και της ακρίβειας καθώς αυξάνεται ο αριθμός των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων. Επιπλέον, παρατηρούμε ότι η δεύτερη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου με τα δύο κριτήρια αξιολόγησης των χρωμοσωμάτων παρουσιάζει καλύτερα αποτελέσματα ως προς την ακρίβεια της ταξινόμησης σε σχέση με την πρώτη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου που έχει ένα κριτήριο αξιολόγησης των χρωμοσωμάτων.

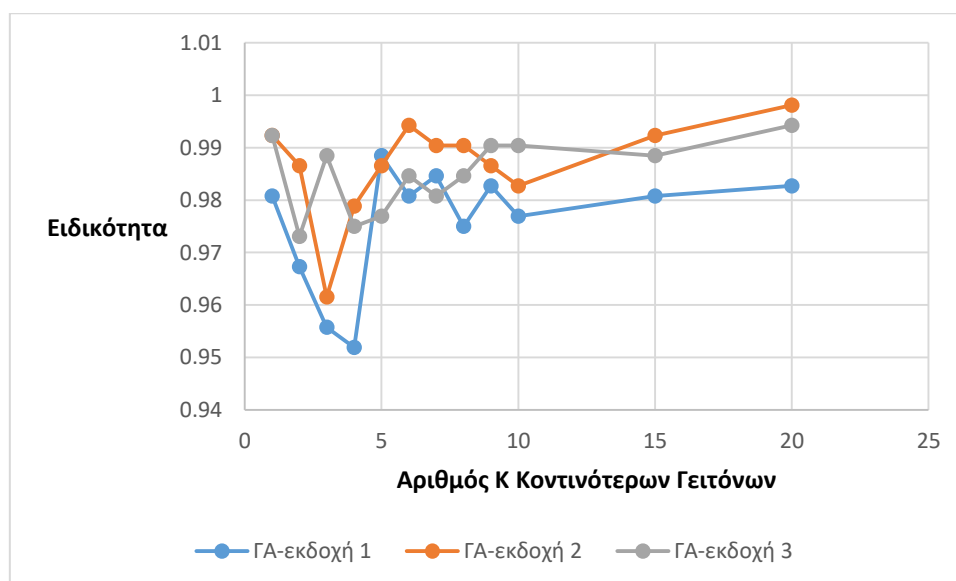


Σχήμα 5-5: Ευαισθησία που έχει επιτευχθεί από τις τρεις εκδοχές του Γενετικού Αλγορίθμου για διαφορετικούς αριθμούς των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων



Σχήμα 5-6: Ακρίβεια που έχει επιτευχθεί από τις τρεις διαφορετικές εκδοχές του Γενετικού Αλγορίθμου για διαφορετικούς αριθμούς των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων

Στο Σχήμα 5-7 παρουσιάζεται η ειδικότητα που έχει επιτευχθεί από τις τρεις διαφορετικές εκδοχές του Γενετικού Αλγορίθμου για διαφορετικούς αριθμούς των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων. Παρατηρούμε ότι οι υψηλότερες τιμές ειδικότητας έχουν επιτευχθεί με τη δεύτερη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου που χρησιμοποιεί δύο κριτήρια αξιολόγησης των χρωμοσωμάτων και τον ταξινομητή των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων με Βάρη στη συνάρτηση καταλληλότητας. Επίσης, παρατηρούμε ότι και οι τρεις εκδοχές του Γενετικού Αλγορίθμου επιτυγχάνουν υψηλά επίπεδα ειδικότητας για μεγάλες τιμές των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων.



Σχήμα 5-7: Ειδικότητα που έχει επιτευχθεί από τις τρεις διαφορετικές εκδοχές του Γενετικού Αλγορίθμου για διαφορετικούς αριθμούς των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων

Επομένως, από τα Σχήματα 5-5, 5-6 και 5-7 συμπεραίνουμε ότι η χρήση δύο κριτηρίων αξιολόγησης των χρωμοσωμάτων βελτιώνει την ευαισθησία και την ακρίβεια της ταξινόμησης σε σχέση με το ένα κριτήριο αξιολόγησης. Ταυτόχρονα, από τα Σχήματα 5-5 και 5-6 συμπεραίνουμε ότι ο ταξινομητής των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη είναι πιο αποδοτικός σε σχέση με τον ταξινομητή των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων με Βάρη ως προς την ευαισθησία και την ακρίβεια της ταξινόμησης. Επίσης, παρατηρώντας την μεταβολή της ακρίβειας και της ευαισθησίας (Σχήματα 5-5 και 5-6) για διαφορετικούς αριθμούς των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων με την τρίτη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου συμπεραίνουμε ότι για αριθμό γειτόνων ίσο με 9 επιγχάνονται οι καλύτερες τιμές ακρίβειας και ευαισθησίας.

5.4.3 Βέλτιστα υποσύνολα χαρακτηριστικών επιλεγμένων με την τρίτη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου

Στη συνέχεια παραθέτουμε τα τρία καλύτερα υποσύνολα χαρακτηριστικών που επιλέχθηκαν με την τρίτη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου για αριθμό γειτόνων ίσο με 9 για την πρόβλεψη των καρδιαγγειακών παθήσεων σε διαβητικούς ασθενείς.

Το καλύτερο χρωμόσωμα-υποσύνολο 3Α έχει 15 σημαντικά χαρακτηριστικά και είναι το ακόλουθο:

Ηλικία, Δείκτης Μάζας Σώματος, Τριγλυκερίδια, Χοληστερόλη Υψηλής Πυκνότητας Λιποπρωτεϊνών, Non-HDL χοληστερόλη, Αναλογία Λιπιδίων, Διαβητικοί Γονείς, Υπέρταση, Διουρητικά, Β-αποκλειστές, Πρωτεϊνουρία, Υπολιπιδαιμική Αγωγή, Δίαιτα, Σουλφονουλουρίες, Ινσουλίνη

Το δεύτερο καλύτερο χρωμόσωμα-υποσύνολο 3Β έχει 16 σημαντικά χαρακτηριστικά και είναι το ακόλουθο:

Δείκτης Μάζας Σώματος, Διαστολική Αρτηριακή Πίεση, Μέση Αρτηριακή Πίεση, Γλυκόζη Αίματος, Ολική Χοληστερόλη, Τριγλυκερίδια, Χοληστερόλη Υψηλής Πυκνότητας Λιποπρωτεϊνών, Χοληστερόλη Χαμηλής Πυκνότητας Λιποπρωτεϊνών, Non-HDL χοληστερόλη, Φύλο, Υπέρταση, Ανταγωνιστές του Ασβεστίου, Β-αποκλειστές, Ασπιρίνη, Διγουανίδια, Ινσουλίνη

Το τρίτο χρωμόσωμα-υποσύνολο 3Γ έχει 16 σημαντικά χαρακτηριστικά και είναι το ακόλουθο:

Δείκτης Μάζας Σώματος, Διαστολική Αρτηριακή Πίεση, Συστολική Αρτηριακή Πίεση, Γλυκοζυλιωμένη Αιμοσφαιρίνη, Γλυκόζη Αίματος, Χοληστερόλη Υψηλής Πυκνότητας Λιποπρωτεϊνών, Αναλογία Λιπιδίων, Διαβητικοί Γονείς, Υπέρταση, Διουρητικά, Κάπνισμα, Πρωτεϊνουρία, Υπολιπιδαιμική Αγωγή, Σουλφονουλορίες, Διγουανίδια, Ινσουλίνη

Είναι σημαντικό να σημειώσουμε ότι στα παραπάνω τρία υποσύνολα χαρακτηριστικών που επιλέχθηκαν ανήκουν όχι μόνο χαρακτηριστικά που έχουν αναδειχτεί στη διεθνή βιβλιογραφία ως σημαντικά για την πρόβλεψη των καρδιαγγειακών παθήσεων, όπως είναι η ηλικία του ασθενούς, ο Δείκτης Μάζας Σώματος, η διάρκεια του διαβήτη, η γλυκοζυλιωμένη αιμοσφαιρίνη, το κάπνισμα, το φύλο, αλλά και χαρακτηριστικά που σχετίζονται με την εμφάνιση μακροχρόνιων επιπλοκών του διαβήτη, όπως είναι η αμφιβληστροειδοπάθεια, η πρωτεϊνουρία, καθώς και χαρακτηριστικά που σχετίζονται με την αντιμετώπιση του διαβήτη και των καρδιαγγειακών επιπλοκών του, όπως είναι οι ανταγωνιστές του ασβεστίου, οι Β-αποκλειστές, οι διγουανίδες και η ινσουλίνη.

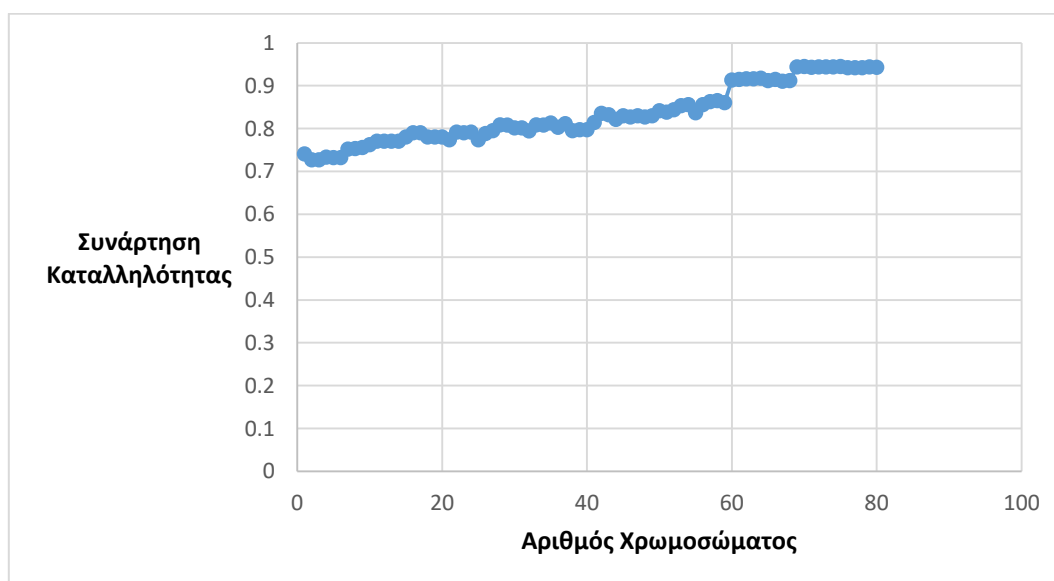
Στον Πίνακα 5-3 παρουσιάζονται οι τιμές της ευαισθησίας, της ακρίβειας και της ειδικότητας του ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη όταν χρησιμοποιούνται όλα τα χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων και όταν χρησιμοποιούνται μόνο τα χαρακτηριστικά του καλύτερου υποσυνόλου 3Α που επιλέχτηκε από την τρίτη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου. Από τον Πίνακα 5-3 παρατηρούμε ότι η ακρίβεια και η ειδικότητα βελτιώνονται με την επιλογή των χαρακτηριστικών, ενώ η ευαισθησία μειώνεται.

Πίνακας 5-3: Ευαισθησία, ακρίβεια και ειδικότητα του ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη όταν χρησιμοποιούνται όλα τα χαρακτηριστικά του συνόλου και όταν χρησιμοποιούνται μόνο τα χαρακτηριστικά του καλύτερου υποσυνόλου 3Α

Χαρακτηριστικά	Ευαισθησία	Ακρίβεια	Ειδικότητα
Όλα	0.725	0.957	0.975
Υποσύνολο 3Α	0.650	0.961	0.985

Για την τρίτη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου με πλήθος K-Κοντινότερων Γειτόνων ίσο με 9 για τον ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη και με δύο κριτήρια αξιολόγησης των χρωμοσωμάτων, η τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας για κάθε χρωμόσωμα της τελευταίας γενιάς φαίνεται στο Σχήμα 5-8. Παρατηρούμε ότι η συνάρτηση καταλληλότητας αυξάνεται από γενιά σε γενιά και στην τελευταία γενιά τα ελίτ χρωμοσώματα παρουσιάζουν πολύ υψηλές τιμές στη συνάρτηση καταλληλότητας. Επίσης,

στην τελευταία γενιά τα ελίτ χρωμοσώματα (τα χρωμοσώματα 60 ως 80) επιτυγχάνουν πολύ υψηλά επίπεδα ευαισθησίας, ακρίβειας, και ειδικότητας.



Σχήμα 5-8: Η συνάρτηση καταλληλότητας για κάθε χρωμόσωμα της τελευταίας γενιάς της τρίτης εκδοχής του Γενετικού Αλγορίθμου με πλήθος K-Κοντινότερων Γειτόνων ίσο με 9 για τον ταξινομητή των K-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη

5.5 Συμπεράσματα

Στο κεφάλαιο αυτό αναπτύχθηκε και αξιολογήθηκε ένα σύστημα εύρεσης των σημαντικότερων παραγόντων κινδύνου για την εμφάνιση της καρδιαγγειοπάθειας σε ασθενείς σε ΣΔΤ2. Υλοποιήθηκαν τρεις διαφορετικές εκδοχές του συστήματος. Στην πρώτη εκδοχή χρησιμοποιήθηκε ένα κριτήριο αξιολόγησης των χρωμοσωμάτων και ο ταξινομητής των K-Κοντινότερων Γειτόνων με Βάρη, στη δεύτερη εκδοχή χρησιμοποιήθηκαν δύο κριτήρια αξιολόγησης των χρωμοσωμάτων και ο ταξινομητής των K-Κοντινότερων Γειτόνων με Βάρη και στην τρίτη εκδοχή χρησιμοποιήθηκαν δύο κριτήρια αξιολόγησης των χρωμοσωμάτων και ο ταξινομητής των K-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη.

Η τρίτη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου επιτυγχάνει υψηλά επίπεδα ευαισθησίας και ακρίβειας για όλες τις τιμές των K-Κοντινότερων Γειτόνων, ενώ η πρώτη και η δεύτερη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου παρουσιάζουν σημαντική μείωση των τιμών της ευαισθησίας και της ακρίβειας καθώς αυξάνεται ο αριθμός των K-Κοντινότερων Γειτόνων.

Η δεύτερη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου με τα δύο κριτήρια αξιολόγησης των χρωμοσωμάτων παρουσιάζει καλύτερα αποτελέσματα ως προς την ευαισθησία και την

ακρίβεια της ταξινόμησης σε σχέση με την πρώτη εκδοχή του Γενετικού Αλγορίθμου που έχει ένα κριτήριο αξιολόγησης των χρωμοσωμάτων.

Από τις τρεις εκδοχές του Γενετικού Αλγορίθμου που υλοποιήθηκαν η τρίτη εκδοχή βρίσκει τα καλύτερα υποσύνολα χαρακτηριστικών για την πρόβλεψη των καρδιαγγειακών παθήσεων σε διαβητικούς ασθενείς. Επιπλέον, είναι σημαντικό να σημειώσουμε ότι στα σημαντικότερα χαρακτηριστικά που επιλέχθηκαν ανήκουν όχι μόνο χαρακτηριστικά που έχουν αναδειχθεί στη διεθνή βιβλιογραφία ως σημαντικά για την πρόβλεψη των καρδιαγγειακών παθήσεων, αλλά και χαρακτηριστικά που σχετίζονται με την εμφάνιση μακροχρόνιων επιπλοκών του διαβήτη, καθώς και χαρακτηριστικά που σχετίζονται με την αντιμετώπιση του διαβήτη και των καρδιαγγειακών επιπλοκών του.

6 Ανάπτυξη Ημιαυτόματου Συστήματος Αναγνώρισης Τροφής

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται οι βασικές αρχές λειτουργίας των συστημάτων αυτόματου υπολογισμού της διατροφικής αξίας των γευμάτων (διαβητικών ασθενών) με τη χρήση κινητού τηλεφώνου, ενώ ταυτόχρονα αξιολογείται ένα υποσύστημα ημιαυτόματης αναγνώρισης τροφής που έχει υλοποιηθεί στο πλαίσιο αυτής της διατριβής.

6.1 Εισαγωγή

Στους ασθενείς με ΣΔ η αυξημένη συγκέντρωση γλυκόζης στο αίμα αντιμετωπίζεται είτε με λήψη εξωγενούς ινσουλίνης είτε με κατάλληλη φαρμακευτική αγωγή που αυξάνει την ευαισθησία των κυττάρων στην ινσουλίνη. Οι παράγοντες που καθορίζουν την κατάλληλη δόση ινσουλίνης κάθε φορά εξαρτώνται από τις συνήθειες του ασθενούς, με έμφαση στη διατροφή του και τη φυσική άσκηση. Ο χρόνος λήψης ενός γεύματος, η ποσότητα και η σύνθεσή του είναι παράγοντες που πρέπει να συνεκτιμηθούν για να αποφασιστεί η κατάλληλη δόση ινσουλίνης.

Η κάθε τροφή περιέχει διαφορετικό ποσοστό υδατανθράκων, λιπών και πρωτεϊνών. Ο υπολογισμός των υδατανθράκων, λιπών και πρωτεϊνών που περιέχονται σε ένα γεύμα είναι

μία δύσκολη διαδικασία, η οποία προϋποθέτει τη ζύγιση των τροφών που θα καταναλωθούν. Στη συνέχεια, η ποσότητα της κάθε τροφής αντιστοιχίζεται με τη βοήθεια κατάλληλων πινάκων σε συγκεκριμένη ποσότητα (g ή ισοδύναμα) υδατανθράκων (CHO).

Σε αρκετές μελέτες έχει εξεταστεί η ικανότητα των διαβητικών ασθενών και των ατόμων που τα επιβλέπουν, αν πρόκειται για παιδιά ή για εφήβους, να υπολογίζουν την ποσότητα των CHO σε γεύματα, καθώς και οι συνέπειες του μη ακριβούς υπολογισμού της. Έχει αναφερθεί ότι μόνο το 23% των εφήβων έχει καταφέρει να υπολογίσει την ποσότητα των CHO του γεύματος με ακρίβεια, δηλαδή οι εκτιμήσεις τους για το περιεχόμενο των γευμάτων σε g CHO να είναι μέσα σε ένα εύρος ± 10 g CHO από την πραγματική ποσότητα των CHO στο γεύμα [215].

Είναι γνωστό ότι οι αποκλίσεις των εκτιμήσεων από την πραγματική καταναλωόμενη ποσότητα τροφής μπορεί να οδηγήσουν τη γλυκόζη αίματος του ασθενούς εκτός φυσιολογικών ορίων. Για τον υπολογισμό της κατάλληλης δόσης προγευματικής ινσουλίνης θα πρέπει οι εκτιμήσεις για το περιεχόμενο των γευμάτων σε g CHO να βρίσκονται εντός εύρους ± 10 g CHO από την πραγματική ποσότητα CHO στο γεύμα, διαφορετικά μπορεί να προκληθούν υπογλυκαιμικά ή υπεργλυκαιμικά επεισόδια [216]. Η εξέταση της συσχέτισης μεταξύ της ακρίβειας στον υπολογισμό των g CHO στα γεύματα παιδιών με ΣΔΤ1 από τους γονείς και της τιμής της γλυκοζυλιωμένης αιμοσφαιρίνης των παιδιών έδειξε ότι μεγαλύτερη ακρίβεια στην εκτίμηση της ποσότητας CHO στα γεύματα οδηγεί σε χαμηλότερες τιμές γλυκοζυλιωμένης αιμοσφαιρίνης και άρα καλύτερο έλεγχο της νόσου [217].

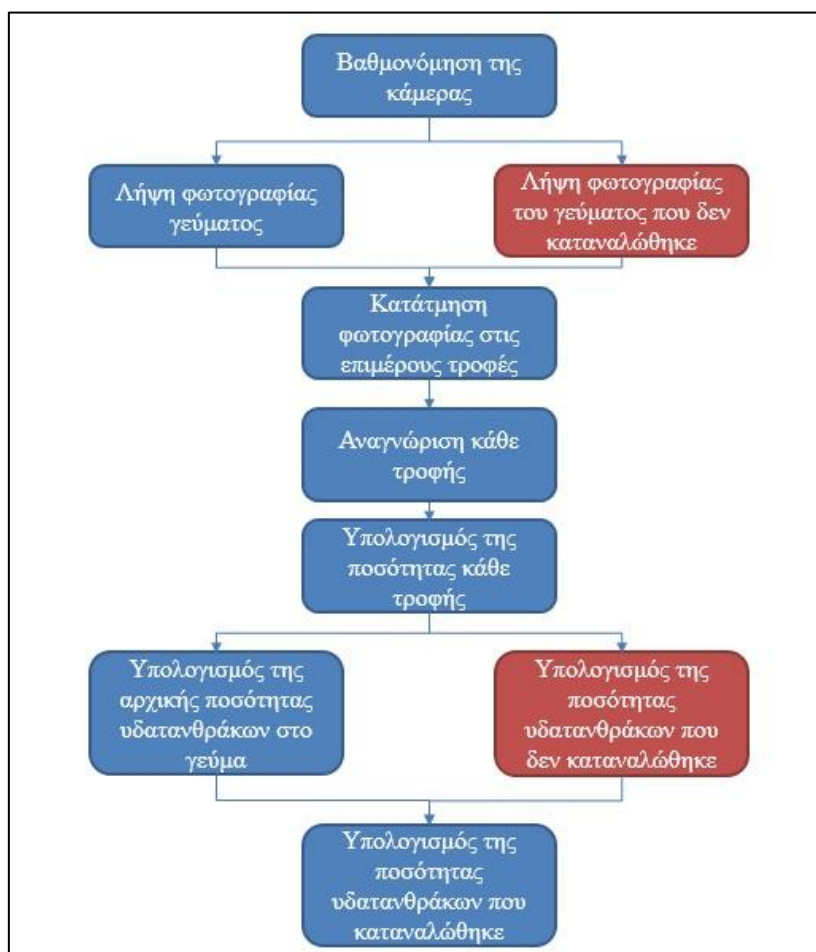
Από τα αποτελέσματα των παραπάνω μελετών προκύπτει η σημασία της ακρίβειας στον υπολογισμό των g CHO στα γεύματα διαβητικών ασθενών. Προκειμένου να αποφευχθούν οι μεγάλες αποκλίσεις από τις πραγματικές τιμές CHO που περιέχονται σε ένα γεύμα, έχει προταθεί η χρήση εφαρμογών κινητού τηλεφώνου για τον αυτόματο υπολογισμό τους. Τα σύγχρονα κινητά τηλέφωνα διαθέτουν κάμερα υψηλής ανάλυσης, σύνδεση σε δίκτυο, εξελιγμένους επεξεργαστές με μεγάλη υπολογιστική ισχύ καθώς και αυξημένη χωρητικότητα σε μνήμη. Επομένως, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη φωτογράφιση ενός γεύματος και στη συνέχεια την εξαγωγή πληροφορίας με χρήση ειδικών αλγορίθμων επεξεργασίας εικόνας σχετικά με την περιεκτικότητα του γεύματος σε CHO.

Συγκεκριμένα, η διαδικασία για την αυτόματη αξιολόγηση του γεύματος αποτελείται από τα ακόλουθα βήματα (Σχήμα 6-1):

1. Βαθμονόμηση της κάμερας του κινητού τηλεφώνου
2. Λήψη φωτογραφίας του γεύματος
3. Κατάτμηση της φωτογραφίας του γεύματος στις επιμέρους τροφές

4. Αναγνώριση κάθε τροφής
5. Υπολογισμός της ποσότητας κάθε τροφής
6. Αντιστοίχιση της ποσότητας υδατανθράκων στο απεικονιζόμενο γεύμα

Στην περίπτωση που δεν έχει καταναλωθεί ολόκληρο το γεύμα, θα πρέπει να αφαιρεθεί από την αρχική ποσότητα υδατανθράκων η ποσότητα αυτών που δεν καταναλώθηκαν. Για τον υπολογισμό της ποσότητας των υδατανθράκων που δεν καταναλώθηκαν θα πρέπει να επαναληφθούν τα βήματα 2 ως 6 (Σχήμα 6-1).



Σχήμα 6-1: Σύστημα αυτόματης αξιολόγησης γεύματος

6.1.1 Βαθμονόμηση της κάμερας

Το πρώτο βήμα σε ένα σύστημα αυτόματης αξιολόγησης γεύματος είναι η βαθμονόμηση της κάμερας με την οποία θα φωτογραφηθεί το γεύμα.

Η ανακατασκευή ενός τρισδιάστατου σκηνικού στο πλάνο δύο διαστάσεων μίας κάμερας απαιτεί έναν μετασχηματισμό, ο οποίος γίνεται με τη βοήθεια ενός πίνακα βαθμονόμησης και αντιστοιχίζει ένα σημείο του τρισδιάστατου πραγματικού κόσμου σε ένα σημείο στο δισδιάστατο πλάνο της κάμερας [124]. Οι παράμετροι που αποτελούν τον πίνακα βαθμονόμησης μίας κάμερας διακρίνονται σε δύο κατηγορίες, τις ενδογενείς και τις

εξωγενείς παραμέτρους. Οι ενδογενείς παράμετροι μετασχηματίζουν τις συντεταγμένες του 3D πραγματικού χώρου σε 2D συντεταγμένες μίας εικόνας, ενώ οι εξωγενείς παράμετροι περιγράφουν τη θέση και τον προσανατολισμό της κάμερας στο χώρο. Οι ενδογενείς παράμετροι είναι σταθερές για μία κάμερα και αρκεί να υπολογιστούν μία φορά, αντίθετα, οι εξωγενείς παράμετροι μεταβάλλονται και πρέπει να υπολογίζονται ξανά σε κάθε λήψη φωτογραφίας. Ένας συνήθης τρόπος για τον υπολογισμό των ενδογενών παραμέτρων της κάμερας είναι η λήψη μίας εικόνας ενός επιπέδου με συγκεκριμένο μοτίβο, όπως για παράδειγμα μία σκακιέρα, από δύο ή περισσότερες γωνίες, όπως φαίνεται στην Εικόνα 6-1. Οι εξωγενείς παράμετροι υπολογίζονται συχνά με τη χρήση της επιπολικής γεωμετρίας [124].



Εικόνα 6-1: Βαθμονόμηση της κάμερας [124]

6.1.2 Λήψη φωτογραφίας του γεύματος

Το επόμενο βήμα για τον αυτόματο υπολογισμό των CHO γεύματος είναι η φωτογράφιση του γεύματος στο πιάτο, όπως φαίνεται στην Εικόνα 6-2.



Εικόνα 6-2: Λήψη φωτογραφίας γεύματος [124]

Ορισμένες εφαρμογές επιχειρούν να υπολογίσουν τον όγκο των τροφών από μία μόνο εικόνα [131], ενώ άλλες εφαρμογές απαιτούν τη λήψη τριών εικόνων από διαφορετικές οπτικές γωνίες από το χρήστη, προκειμένου να επιτευχθεί πιο ακριβής υπολογισμός του όγκου τους [124].

Ο υπολογισμός του όγκου των τροφών που πραγματοποιείται σε επόμενο στάδιο της εφαρμογής, συνήθως απαιτεί κατά το στάδιο της φωτογράφισης του γεύματος τη συμπερίληψη αντικειμένου γνωστών διαστάσεων στην εικόνα του γεύματος [218], όπως μίας κάρτας με συγκεκριμένο μοτίβο [129], ή την τοποθέτηση του πιάτου σε συγκεκριμένο ύψος, για παράδειγμα ένα ύψος με το σχέδιο της σκακιέρας [219].

Σε αυτό το στάδιο της φωτογράφισης του γεύματος, μπορεί να απαιτηθεί ακόμα από το χρήστη να εισάγει επιπλέον είσοδο σχετικά με το γεύμα, όπως για παράδειγμα να κατονομάσει τις τροφές που αποτελούν το γεύμα [125], ή να προσδιορίσει τον αριθμό των τροφών μέσα στο πιάτο, ή να προσδιορίσει σε ποια γενική κατηγορία ανήκει κάθε μία από τις τροφές.

6.1.3 Κατάτμηση της φωτογραφίας του γεύματος στις επιμέρους τροφές

Μετά τη λήψη της φωτογραφίας του γεύματος ακολουθεί η κατάτμηση της εικόνας του γεύματος στις επιμέρους τροφές (Εικόνα 6-3). Η κατάτμηση μίας εικόνας στα επιμέρους στοιχεία της μπορεί να πραγματοποιηθεί είτε με τεχνικές ανίχνευσης ακμών [220], είτε με τεχνικές κατωφλίου [221] είτε με τεχνικές βασισμένες σε περιοχές [222]-[223]. Οι τεχνικές ανίχνευσης ακμών εντοπίζουν τα όρια των διαφορετικών περιοχών προσδιορίζοντας τα σημεία της εικόνας στα οποία υπάρχει απότομη αλλαγή στο χρώμα [220], και βασίζονται είτε στο ιστόγραμμα της εικόνας είτε στην πρώτη παράγωγό της. Οι τεχνικές κατωφλίου διαχωρίζουν την εικόνα σε διαφορετικές περιοχές με βάση κάποια κατώφλια στη φωτεινότητα της εικόνας [221]. Οι τεχνικές που βασίζονται σε περιοχές διακρίνονται σε τεχνικές ανάπτυξης περιοχής και σε τεχνικές συγχώνευσης περιοχών. Στις τεχνικές ανάπτυξης περιοχής επιλέγεται ένα σύνολο από εικονοστοιχεία γύρω από τα οποία αναπτύσσονται οι περιοχές με βάση την ομοιότητα των γύρω εικονοστοιχείων [222]. Στις τεχνικές συγχώνευσης περιοχών η αρχική εικόνα διαχωρίζεται τυχαία σε πολλές περιοχές, οι οποίες στη συνέχεια συνενώνονται με βάση κάποιο κριτήριο ομοιότητας [223].



Εικόνα 6-3: Κατάτμηση της φωτογραφίας του γεύματος [127]

6.1.4 Αναγνώριση κάθε τροφής

Το βήμα της αναγνώρισης κάθε τροφής μπορεί να αποτελείται από τρία στάδια, την εξαγωγή χαρακτηριστικών, τη μείωση διάστασης των χαρακτηριστικών και την ταξινόμηση.

6.1.4.1 Εξαγωγή χαρακτηριστικών

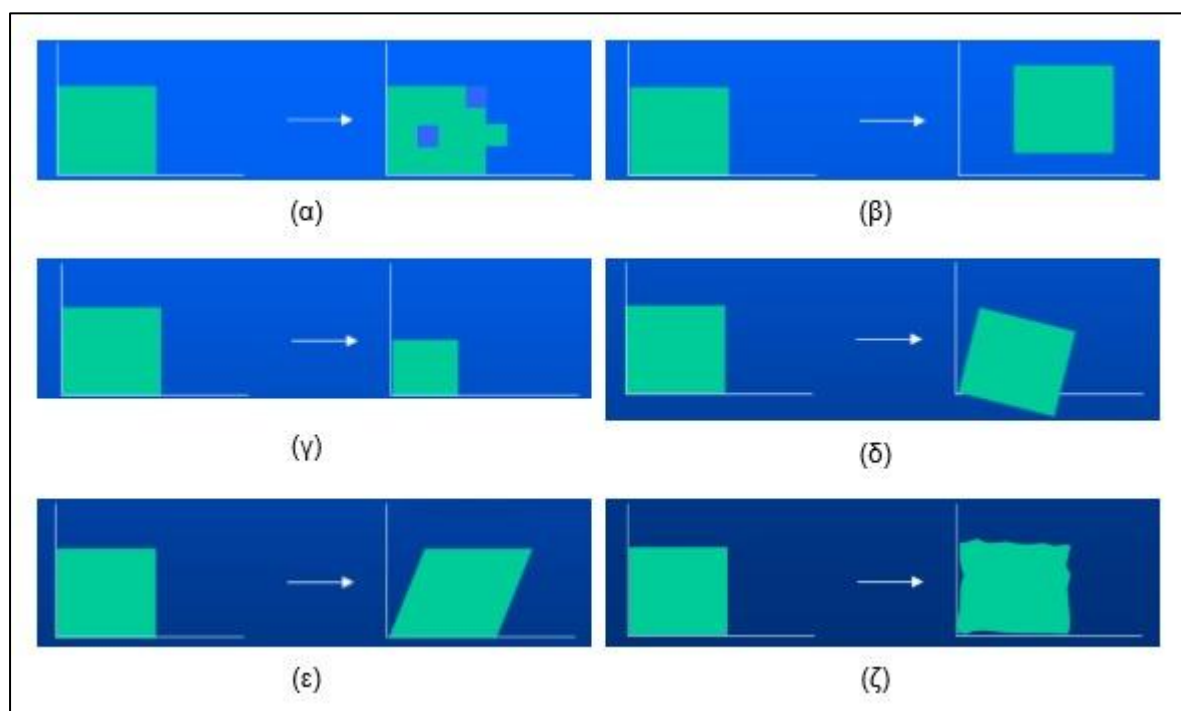
Η εξαγωγή χαρακτηριστικών μπορεί να παίξει καθοριστικό ρόλο στα συστήματα αυτόματης αναγνώρισης τροφής. Προκειμένου να επιτευχθεί η ταξινόμηση των εικόνων σε μία από τις προκαθορισμένες κατηγορίες τροφής, απαιτείται η κατάλληλη αναπαράσταση των εικόνων. Η αναπαράσταση των εικόνων γίνεται συνήθως με διανύσματα χαρακτηριστικών (feature vectors). Η εξαγωγή χαρακτηριστικών (feature extraction) είναι η διαδικασία καθορισμού περιγραφέων της εικόνας (image descriptors) από σημεία ή περιοχές της εικόνας με στόχο την αποτελεσματική αναπαράσταση της σημαντικής πληροφορίας της εικόνας που μπορεί να συμβάλλει στην ανάλυση και στην ταξινόμησή της.

Τα χαρακτηριστικά που περιγράφουν μία εικόνα διακρίνονται σε χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου και σε χαρακτηριστικά υψηλού επιπέδου [224]. Τα χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου αφορούν κατά κύριο λόγο το χρώμα, το σχήμα και την υφή της εικόνας, δηλαδή δεν περιλαμβάνουν πληροφορία σχετική με το σημασιολογικό περιεχόμενο της εικόνας [224]. Αντίθετα, τα χαρακτηριστικά υψηλού επιπέδου περιλαμβάνουν σημασιολογική πληροφορία [224].

Τα χαρακτηριστικά που περιγράφουν μία εικόνα διακρίνονται ακόμα σε ολικά και τοπικά χαρακτηριστικά ανάλογα με το αν για να εξαχθούν απαιτείται το σύνολο της εικόνας ή μόνο συγκεκριμένα σημεία ή περιοχές αντίστοιχα [224].

Ικανοποιητικά χαρακτηριστικά θεωρούνται αυτά που εξασφαλίζουν σταθερότητα, διακριτική ικανότητα, αξιοπιστία, μικρό υπολογιστικό κόστος και μικρή πολυπλοκότητα για την εξαγωγή τους [225]. Σταθερότητα είναι η ιδιότητα των χαρακτηριστικών να είναι αναλλοίωτα σε μεταβολές του φωτισμού και της γεωμετρίας του αντικειμένου [225].

Διακριτική ικανότητα είναι η ιδιότητα των χαρακτηριστικών να έχουν αρκετά διαφορετικές τιμές για αντικείμενα που ανήκουν σε διαφορετικές κατηγορίες [225] και αξιοπιστία είναι η ιδιότητα να έχουν παραπλήσιες τιμές για αντικείμενα που ανήκουν στην ίδια κατηγορία [225]. Είναι επίσης σημαντικό τα χαρακτηριστικά που εξάγονται για κάθε εικόνα να είναι αναλλοίωτα όταν το αντικείμενο εμφανίζει θόρυβο, μετακίνηση, αλλαγή στο μέγεθος, στροφή, κλίση ή παραμόρφωση, όπως φαίνεται στην Εικόνα 6-4.



Εικόνα 6-4: Μεταβολές του αντικειμένου της εικόνας (α) θόρυβος, (β) μετακίνηση, (γ) αλλαγή στο μέγεθος, (δ) στροφή, (ε) κλίση και (στ) παραμόρφωση

Χαρακτηριστικά που συνδέονται με το χρώμα και την υφή έχουν χρησιμοποιηθεί σε πολλές εφαρμογές αναγνώρισης εικόνων τροφής [126]-[128], καθώς μπορούν να εξασφαλίσουν σταθερότητα, διακριτική ικανότητα, αξιοπιστία και να είναι αναλλοίωτα όταν το αντικείμενο εμφανίζει θόρυβο, μετακίνηση, αλλαγή στο μέγεθος, στροφή, κλίση ή παραμόρφωση.

Όταν τα χαρακτηριστικά του χρώματος και της υφής δεν επαρκούν για την περιγραφή των αντικειμένων της εικόνας συχνά χρησιμοποιούνται χαρακτηριστικά που σχετίζονται με τις ακμές των αντικειμένων και τις χωρικές, γεωμετρικές τους σχέσεις. Χαρακτηριστικά σχετικά με το σχήμα είναι η εκκεντρότητα, η ορθογωνιότητα, το κέντρο βάρους, και ο λόγος κυκλικότητας. Έτσι, χαρακτηριστικά που συνδέονται με το σχήμα και το μέγεθος έχουν επίσης χρησιμοποιηθεί σε πολλές εφαρμογές αναγνώρισης εικόνων τροφής [126], [130].

Επιπλέον, χρήσιμα για την περιγραφή της εικόνας είναι τα χαρακτηριστικά που προκύπτουν όταν εφαρμόζονται τα φίλτρα Gabor [128], τα οποία είναι ζωνοπερατά φίλτρα που

χρησιμοποιούν στην ανάλυση υφής, στην ανίχνευση ακμών και στον υπολογισμό ανομοιότητας (disparity).

Τα χαρακτηριστικά που προκύπτουν από τον Μετασχηματισμό Κλιμακωτών Αναλλοίωτων Χαρακτηριστικών (Scale Invariant Feature Transform - SIFT) είναι μία άλλη κατηγορία χαρακτηριστικών που έχει χρησιμοποιηθεί συχνά στον τομέα της υπολογιστικής όρασης και ειδικά στην αναγνώριση εικόνων τροφής [124]. Τα χαρακτηριστικά αυτά είναι τοπικά και περιγράφουν συγκεκριμένα σημεία ενδιαφέροντος μέσα στην εικόνα μένοντας αμετάβλητα για μεταβολές της κλίμακας της εικόνας.

Μία παραλλαγή των χαρακτηριστικών SIFT, τα Επιταχυνθέντα Ισχυρά Χαρακτηριστικά (Speeded Up Robust Features - SURF), φαίνεται να υπερέχουν σε σχέση με μία μεγάλη ποικιλία τοπικών χαρακτηριστικών που έχουν διερευνηθεί στη διεθνή βιβλιογραφία, όπως είναι οι Γκαουσιανές παράγωγοι [226], οι moment invariants [227], τα σύνθετα χαρακτηριστικά (complex features) [228]-[229], τα steerable φίλτρα [230], και τα phase-based τοπικά χαρακτηριστικά [231], καθώς έχουν την ικανότητα να αποδίδουν πρότυπα χωρικής έντασης, ενώ ταυτόχρονα είναι αμετάβλητα σε μικρές παραμορφώσεις ή σφάλματα τοπικότητας [232]-[233].

6.1.4.2 Μείωση της διάστασης των χαρακτηριστικών

Σημαντικό ρόλο στην ακρίβεια της κατηγοριοποίησης των εικόνων τροφής μπορεί να παίζει η μείωση της διάστασης των χαρακτηριστικών που έχουν εξαχθεί από κάθε υποπεριοχή της εικόνας. Η μείωση της διάστασης των χαρακτηριστικών μπορεί να υλοποιηθεί είτε με μεθόδους επιλογής των χαρακτηριστικών [234] είτε με μεθόδους μετασχηματισμού του χώρου των χαρακτηριστικών [235].

Κάθε μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών είναι ένας συνδυασμός μίας τεχνικής αναζήτησης υποψηφίων υποσυνόλων χαρακτηριστικών και ενός κριτηρίου αξιολόγησης των υποψηφίων υποσυνόλων. Οι τεχνικές επιλογής χαρακτηριστικών μπορούν να κατηγοριοποιηθούν με βάση το κριτήριο αξιολόγησης των υποψηφίων υποσυνόλων χαρακτηριστικών σε τέσσερις διαφορετικές προσεγγίσεις: την προσέγγιση Φίλτρου, την προσέγγιση Περιτυλίγματος, την Υβριδική προσέγγιση και την Ενσωματωμένη προσέγγιση. Σε ορισμένες εφαρμογές αναγνώρισης τροφής έχει χρησιμοποιηθεί η Ενσωματωμένη προσέγγιση. Στην Ενσωματωμένη προσέγγιση [173]-[176], η αναζήτηση του βέλτιστου υποσυνόλου χαρακτηριστικών ενσωματώνεται στην κατασκευή του ίδιου του ταξινομητή, και μπορεί να θεωρηθεί ως μία αναζήτηση στο συνδυασμένο χώρο των υποσυνόλων χαρακτηριστικών και των υποθέσεων. Οι αλγόριθμοι επιλογής χαρακτηριστικών που βασίζονται στην

Ενσωματωμένη προσέγγιση είναι και αυτοί, όπως και οι αλγόριθμοι επιλογής χαρακτηριστικών που βασίζονται στην προσέγγιση Περιτυλίγματος, περιορισμένοι σε ένα συγκεκριμένο αλγόριθμο ταξινόμησης. Συγκεκριμένα, έχουν χρησιμοποιηθεί οι αλγόριθμοι ταξινόμησης AdaBoost [125] και τα Τυχαία Δάση [131].

Μία άλλη μέθοδος μείωσης της διάστασης των χαρακτηριστικών εισόδου είναι η μέθοδος του Σάκου Χαρακτηριστικών (Bag-Of-Features) για το μετασχηματισμό του χώρου των χαρακτηριστικών εισόδου. Η μέθοδος αυτή προέρχεται από τη μέθοδο «Σάκος Λέξεων» (Bag-Of-Words) που χρησιμοποιείται συχνά στην ταξινόμηση κειμένων. Η μέθοδος Σάκος Χαρακτηριστικών δημιουργεί από τα χαρακτηριστικά που έχουν εξαχθεί οπτικές λέξεις (visual words) και περιγράφει κάθε εικόνα με μία κατανομή αυτών των οπτικών λέξεων. Η μέθοδος Σάκος Χαρακτηριστικών έχει χρησιμοποιηθεί είτε στην αρχική εκδοχή της [128] είτε σε παραλλαγές [125], [131] στις εφαρμογές αναγνώρισης τροφής.

6.1.4.3 Ταξινόμηση

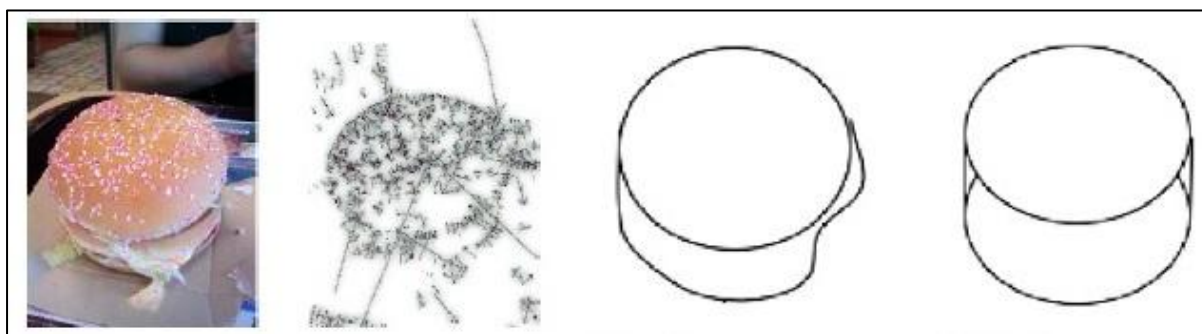
Το πρόβλημα της κατηγοριοποίησης εικόνων τροφής είναι ένα πρόβλημα ταξινόμησης σε πολλές κατηγορίες, καθώς τα σύνολα εικόνων γεύματος περιέχουν συνήθως περισσότερες από δύο κατηγορίες τροφής. Οι πιο διαδεδομένες μέθοδοι ταξινόμησης πολλών κατηγοριών βασίζονται στη στρατηγική της δυαδικοποίησης του προβλήματος, δηλαδή της διαίρεσης του αρχικού προβλήματος σε πολλά υποπροβλήματα των δύο κατηγοριών [156]. Τέτοιες μέθοδοι είναι η μέθοδος Ένας-Εναντίον-Όλων (One-Against-All), η μέθοδος Ένας-Εναντίον-Ενός (One-Against-One) και η μέθοδος Όλοι-Και-Ένας (All-And-One) [157].

Για την ταξινόμηση των εικόνων τροφής έχουν χρησιμοποιηθεί πολλοί και διαφορετικοί ταξινομητές. Τα Νευρωνικά Δίκτυα [126], [131] και οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης [125], [127], [130]-[131] είναι οι πιο διαδεδομένοι ταξινομητές στα συστήματα αναγνώρισης τροφής. Επιπλέον, έχουν χρησιμοποιηθεί τα Μπεϋζιανά Δίκτυα [124], και ο αλγόριθμος Μάθησης Πολλαπλών Πυρήνων [128], αλλά και σύνολα ταξινομητών, όπως τα Τυχαία Δάση [131]. Τα ποσοστά ακρίβειας ταξινόμησης που έχουν επιτευχθεί στις διάφορες εφαρμογές αναγνώρισης τροφής είναι από αποδεκτά ως πολύ υψηλά (61%-96% [124]-[131]).

6.1.5 Υπολογισμός της ποσότητας κάθε τροφής

Για να υπολογιστεί η ποσότητα των υδατανθράκων που περιέχονται στο απεικονιζόμενο γεύμα πρέπει πρώτα να υπολογιστεί ο όγκος κάθε τροφής. Ο όγκος κάθε τροφής ορίζεται ως ο όγκος του τρισδιάστατου μοντέλου που αντιστοιχεί σε αυτή. Χαρακτηριστικά σημεία του αντικειμένου υπολογίζονται με οπισθοπροβολή από τις φωτογραφίες της τροφής. Ο αριθμός των χαρακτηριστικών σημείων που θα εξαχθούν είναι πολύ σημαντικός για την

ανακατασκευή του τρισδιάστατου μοντέλου της τροφής. Για να αυξηθεί η ακρίβεια της κατασκευής του τρισδιάστατου μοντέλου εξετάζονται προκαθορισμένα σχήματα και αν κάποιο από αυτά ταιριάζει με την τροφή που εξετάζεται τότε η συγκεκριμένη τροφή μοντελοποιείται με το συγκεκριμένο σχήμα, για παράδειγμα ένα μήλο μπορεί να αντιστοιχηθεί σε μία σφαίρα, ενώ ένα χάμπουργκερ μπορεί να αντιστοιχηθεί σε έναν κύλινδρο (Εικόνα 6-5). Έπειτα μένει ο υπολογισμός των παραμέτρων του συγκεκριμένου σχήματος από τη φωτογραφία της τροφής, για παράδειγμα για τον κύλινδρο πρέπει να υπολογιστούν η διάμετρος και το ύψος του [124]. Στην περίπτωση που το σχήμα της τροφής είναι ακανόνιστο, πρέπει να ακολουθηθούν πιο πολύπλοκες μέθοδοι τρισδιάστατης ανακατασκευής του όγκου της τροφής, όπως είναι η μέθοδος τριγωνοποίησης Delaunay [125] και η μέθοδος πεπερασμένων στοιχείων [124].



Εικόνα 6-5: Τρισδιάστατη ανακατασκευή του όγκου των τροφών με βάση προκαθορισμένα σχήματα [124]

6.1.6 Υπολογισμός της ποσότητας υδατανθράκων στο απεικονιζόμενο γεύμα

Στη συνέχεια υπολογίζεται η περιεχόμενη ποσότητα υδατανθράκων στο απεικονιζόμενο γεύμα. Για το σκοπό αυτό μπορούν να αντληθούν δεδομένα από διάφορες βάσεις δεδομένων που είναι ελεύθερα διαθέσιμες. Μία τέτοια βάση δεδομένων είναι η Βάση Δεδομένων Τροφίμων και Διατροφικής Αξίας (Food and Nutrient Database for Dietary Studies – FNDDS) του Υπουργείου Γεωργίας των Ηνωμένων Πολιτειών της Αμερικής [236], η οποία περιλαμβάνει περισσότερες από 7000 τροφές σε συνδυασμό με πληροφορίες όπως είναι το τυπικό μέγεθος της μερίδας και η διατροφική της αξία.

Αφού ολοκληρωθεί η διαδικασία της εύρεσης της ποσότητας υδατανθράκων στο απεικονιζόμενο γεύμα επαναλαμβάνονται τα βήματα 2 ως 6 του Σχήματος 6-1 για το γεύμα που απέμεινε στο πιάτο, ώστε να αφαιρεθεί από την αρχική ποσότητα υδατανθράκων η ποσότητα των υδατανθράκων που δεν καταναλώθηκαν τελικά από το χρήστη. Στην Εικόνα 6-6 ο χρήστης παίρνει τρεις φωτογραφίες από ό,τι απέμεινε από το γεύμα του, προκειμένου να αφαιρεθεί η ποσότητά τους από την αρχική ποσότητα.



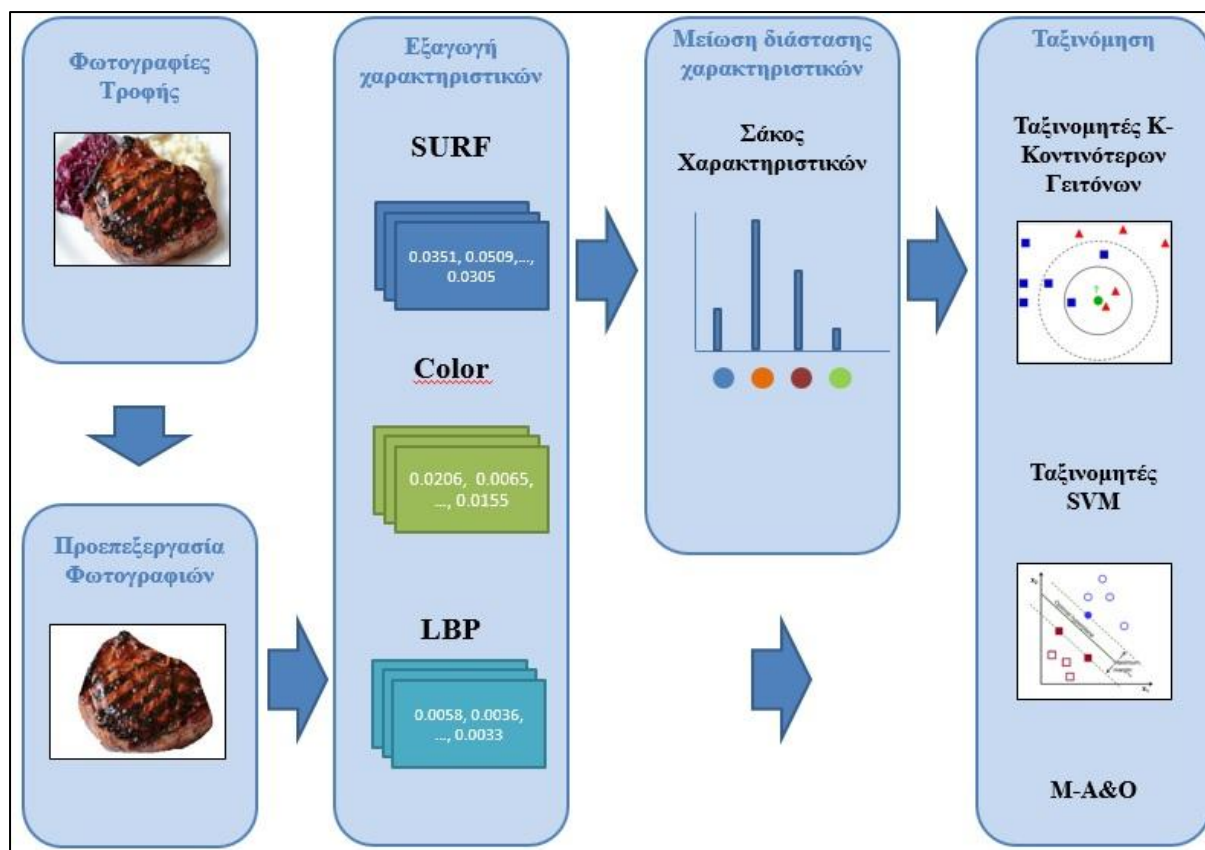
Εικόνα 6-6: Λήψη φωτογραφίας του γεύματος που απέμεινε στο πιάτο [124]

6.2 Σχεδιασμός και υλοποίηση συστήματος ημιαυτόματης αναγνώρισης τροφής

Στο πλαίσιο αυτής της διατριβής έχει υλοποιηθεί ένα υποσύστημα ημιαυτόματης αναγνώρισης τροφής, το οποίο μπορεί να αποτελεί τμήμα οποιουδήποτε συστήματος αυτόματης αξιολόγησης γεύματος.

6.2.1 Αρχιτεκτονική του συστήματος

Το υποσύστημα ημιαυτόματης αναγνώρισης τροφής που έχει υλοποιηθεί (Σχήμα 6-2) αποτελείται από τέσσερα στάδια, την προεπεξεργασία των φωτογραφιών τροφής, την εξαγωγή χαρακτηριστικών, τη μείωση της διάστασης των χαρακτηριστικών και την ταξινόμηση.



Σχήμα 6-2: Αρχιτεκτονική συστήματος αυτόματης αναγνώρισης τροφής

6.2.2 Σύνολο δεδομένων

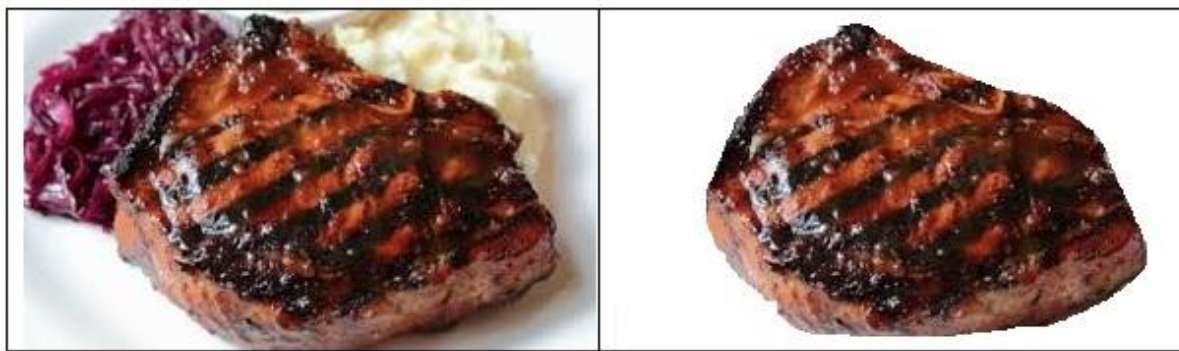
Το σύνολο δεδομένων που έχει χρησιμοποιηθεί για την υλοποίηση και την αξιολόγηση του συστήματος ημιαυτόματης αναγνώρισης τροφής αποτελείται από 1200 εικόνες διαστάσεων 260×190, οι οποίες έχουν συλλεχθεί από το διαδίκτυο. Κάθε εικόνα ανήκει σε μία από έξι κατηγορίες, ψωμί, κρέας, ζυμαρικά, πατάτες, ρύζι και λαχανικά αντίστοιχα, όπως φαίνεται στην Εικόνα 6-7. Κάθε κατηγορία τροφής αναπαρίσταται από 200 εικόνες. Οι τροφές έχουν φωτογραφηθεί κάτω από διαφορετικές συνθήκες φωτισμού και σερβιρίσματος.



Εικόνα 6-7: Σύνολο εικόνων τροφής

6.2.3 Προεπεξεργασία του συνόλου δεδομένων

Προτού εισαχθούν οι εικόνες ως είσοδος στο σύστημα που έχει υλοποιηθεί, υφίστανται προεπεξεργασία. Το στάδιο της προεπεξεργασίας αφορά την μετατροπή των συνοδευτικών, της σάλτσας και του φόντου γύρω από το φαγητό σε λευκό χρώμα. Δηλαδή η σάλτσα, το πιάτο, τα μαχαιροπήρουνα, το τραπέζι, το τραπεζομάντηλο, ο,τιδήποτε ανήκει στο φόντο έχει σβηστεί και μετατραπεί σε λευκό χρώμα με τη χρήση κατάλληλου λογισμικού επεξεργασίας εικόνας, όπως φαίνεται στην Εικόνα 6-8.



Εικόνα 6-8: Προεπεξεργασία των εικόνων τροφής

6.2.4 Εξαγωγή χαρακτηριστικών

Μία παραλλαγή του Μετασχηματισμού Κλιμακωτών Αναλλοίωτων Χαρακτηριστικών (Scale Invariant Feature Transform - SIFT), τα Επιταχυνθέντα Ισχυρά Χαρακτηριστικά (Speeded Up Robust Features - SURF) [232], έχουν την ικανότητα να αποδίδουν πρότυπα χωρικής έντασης, ενώ ταυτόχρονα είναι αμετάβλητα σε μικρές παραμορφώσεις ή σφάλματα τοπικότητας και φαίνεται να υπερέχουν από τις περισσότερες κατηγορίες τοπικών χαρακτηριστικών που αναφέρονται στη βιβλιογραφία [233]. Για αυτό το λόγο, για να αναπαραστήσουμε κάθε εικόνα χρησιμοποιήσαμε χαρακτηριστικά που εξάγονται με τον αλγόριθμο SURF.

Επιπλέον, χαρακτηριστικά που συνδέονται με το χρώμα και την υφή μπορούν να εξασφαλίσουν σταθερότητα, διακριτική ικανότητα, αξιοπιστία και να είναι αναλλοίωτα όταν το αντικείμενο εμφανίζει θόρυβο, μετακίνηση, αλλαγή στο μέγεθος, στροφή, κλίση ή παραμόρφωση. Έτσι, για να αναπαραστήσουμε κάθε εικόνα χρησιμοποιήσαμε επιπλέον χαρακτηριστικά που εξάγονται με τον αλγόριθμο Εξαγωγής Χρώματος και τον αλγόριθμο Τοπικών Δυαδικών Προτύπων (Local Binary Patterns - LBP), που εξάγει χαρακτηριστικά υφής.

6.2.4.1 Ο αλγόριθμος SURF

Ο αλγόριθμος Επιταχυνθέντων Ισχυρών Χαρακτηριστικών (Speeded Up Robust Features - SURF), στο πρώτο βήμα, υλοποιεί έναν ανιχνευτή για τον προσδιορισμό σημείων ενδιαφέροντος σε μία εικόνα [232]. Σημεία ενδιαφέροντος ονομάζονται τα εικονοστοιχεία εκείνα τα οποία έχουν μία καλά καθορισμένη θέση, η οποία μπορεί να ανιχνευθεί εύκολα, και περιέχουν σημαντικές πληροφορίες για τα υπό εξέταση αντικείμενα της εικόνας. Τα σημεία ενδιαφέροντος παραμένουν αμετάβλητα σε μεταβολές όπως είναι η αλλαγή κλίμακας μεγέθους, η περιστροφή, η αλλαγή φωτισμού ή ο θόρυβος. Στο δεύτερο βήμα, ο αλγόριθμος αναπτύσσει μία νέα μέθοδο για τη δημιουργία περιγραφών που σχετίζονται με τη γειτονιά κάθε σημείου ενδιαφέροντος της εικόνας.

Κατά το πρώτο βήμα της ανίχνευσης των σημείων ενδιαφέροντος, ο αλγόριθμος SURF χρησιμοποιεί έναν ανιχνευτή που βασίζεται στον Ταχύ Εσσιανό πίνακα [232]. Δοθέντος ενός σημείου $\mathbf{x} = (x, y)$ σε μία εικόνα I , ο Εσσιανός πίνακας $H(\mathbf{x}, \sigma)$ στο \mathbf{x} στην κλίμακα σ ορίζεται ως εξής:

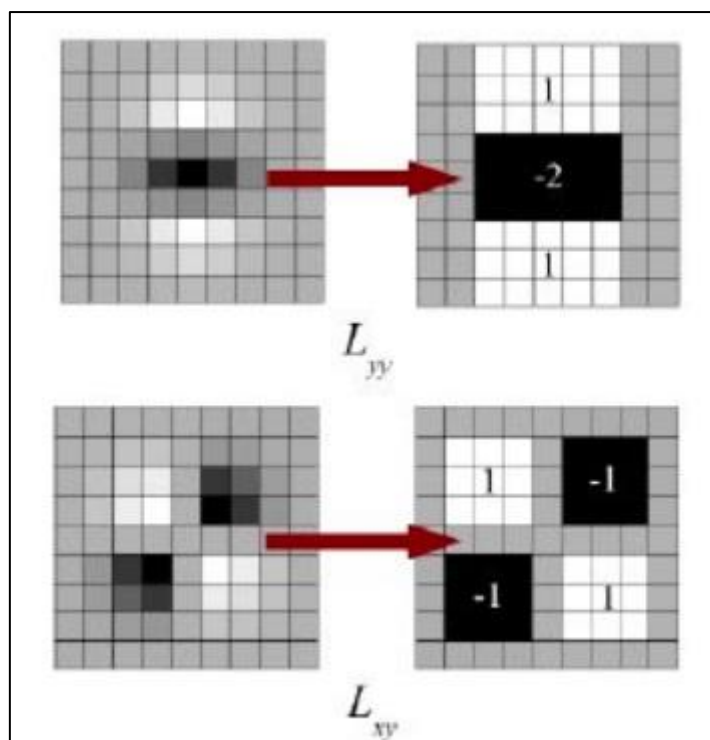
$$H(\mathbf{x}, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(\mathbf{x}, \sigma) & L_{xy}(\mathbf{x}, \sigma) \\ L_{xy}(\mathbf{x}, \sigma) & L_{yy}(\mathbf{x}, \sigma) \end{bmatrix}$$

Όπου το $L_{xx}(\mathbf{x}, \sigma)$ είναι η συνέλιξη της δεύτερης παραγώγου της Γκαουσιανής $\frac{\partial^2}{\partial x^2} g(\sigma)$ με την εικόνα I στο σημείο \mathbf{x} .

Για να επιτευχθεί η πολύ γρήγορη εκτίμηση του Εσσιανού πίνακα ο αλγόριθμος SURF βασίζεται στις ολοκληρώσιμες εικόνες. Η ολοκληρώσιμη εικόνα στη θέση ενός σημείου $\mathbf{x} = (x, y)$ περιέχει το άθροισμα των εικονοστοιχείων που βρίσκονται πάνω και αριστερά του σημείου $\mathbf{x} = (x, y)$

$$ii(x, y) = \sum_{x'' \leq x, y'' \leq y} i(x'', y'')$$

Όπου $ii(x, y)$ είναι η ολοκληρώσιμη εικόνα και $i(x, y)$ είναι η αρχική εικόνα. Μετά τον υπολογισμό των ολοκληρώσιμων εικόνων απαιτούνται μόνο τρεις προσθέσεις για να υπολογιστεί το άθροισμα των φωτεινοτήτων οποιασδήποτε ορθογώνιας περιοχής της εικόνας.



Εικόνα 6-9: Φίλτρα κουτιού [232]

Έπειτα, δημιουργούνται ειδικά φίλτρα κουτιού (box filters), όπως φαίνεται στην Εικόνα 6-9, με τα οποία υπολογίζεται η διακρίνουσα του Εσσιανού πίνακα. Η προσέγγιση της διακρίνουσας του Εσσιανού πίνακα δίνεται από τη σχέση:

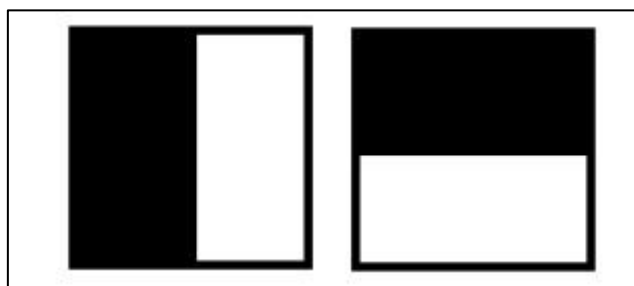
$$\det(H_{approx}) = D_{xx}D_{yy} - (wD_{xy})^2$$

Η τιμή της διακρίνουσας του Εσσιανού πίνακα για κάθε εικονοστοιχείο αποτελεί το κριτήριο για το αν το συγκεκριμένο εικονοστοιχείο στη συγκεκριμένη κλίμακα αποτελεί σημείο ενδιαφέροντος ή όχι για την περιγραφή της εικόνας. Συγκεκριμένα, αν η τιμή της διακρίνουσας υπερβαίνει ένα κατώφλι τότε το συγκεκριμένο εικονοστοιχείο θεωρείται σημείο ενδιαφέροντος, διαφορετικά όχι.

Στο δεύτερο βήμα του αλγορίθμου SURF, ένας περιγραφέας χαρακτηριστικών εφαρμόζεται με στόχο να περιγραφεί κάθε τοπική περιοχή γύρω από τα σημεία ενδιαφέροντος της εικόνας με τέτοιο τρόπο ώστε να μπορεί να ξεχωρίσει από άλλες διαφορετικές περιοχές αλλά και να μπορεί να ταυτιστεί με άλλες περιοχές που είναι παρόμοιες με αυτή. Ο περιγραφέας χαρακτηριστικών εξασφαλίζει ότι τα γειτονικά σημεία κάθε σημείου ενδιαφέροντος περιγράφονται από ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών, το οποίο έχει την ιδιότητα να παραμένει αναλλοίωτο σε συνθήκες παραμόρφωσης και θορύβου της εικόνας. Η δημιουργία του διανύσματος χαρακτηριστικών για κάθε σημείο ενδιαφέροντος υλοποιείται σε δύο στάδια. Στο πρώτο στάδιο, υπολογίζεται ο ιδανικός προσανατολισμός για κάθε σημείο ενδιαφέροντος και στο δεύτερο στάδιο, δημιουργείται μία τετραγωνική περιοχή γύρω από

κάθε σημείο ενδιαφέροντος με τον ιδανικό προσανατολισμό που υπολογίστηκε στο προηγούμενο στάδιο και εξάγονται οι περιγραφείς της εικόνας.

Για τον υπολογισμό της ιδανικής κατεύθυνσης υπολογίζονται τα κυματίδια Haar [232], όπως φαίνονται στην Εικόνα 6-10, στις κατευθύνσεις των αξόνων x και y , για ένα σύνολο εικονοστοιχείων που σχηματίζουν περιοχή ακτίνας 6σ γύρω από το σημείο ενδιαφέροντος [232].



Εικόνα 6-10: Κυματίδια Haar [232]

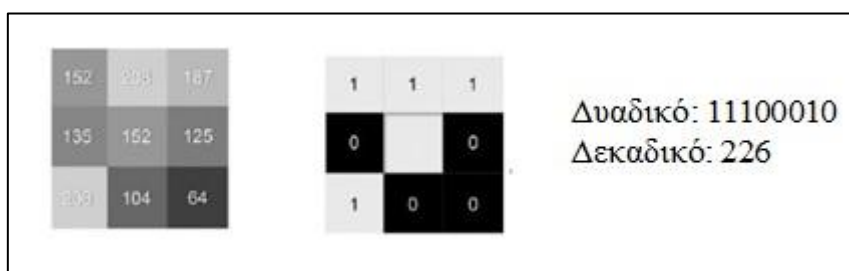
Ο περιγραφέας αφού καθορίσει τον ιδανικό προσανατολισμό για κάθε σημείο ενδιαφέροντος, δημιουργεί μία τετράγωνη περιοχή πλάτους 20σ γύρω από το σημείο ενδιαφέροντος με προσανατολισμό τον ιδανικό προσανατολισμό του συγκεκριμένου σημείου ενδιαφέροντος και διαιρεί την περιοχή αυτή σε υποπεριοχές μεγέθους 4×4 εικονοστοιχείων. Σε κάθε υποπεριοχή των 4×4 εικονοστοιχείων υπολογίζονται οι αποκρίσεις των κυματιδίων Haar σε 5×5 ίσων αποστάσεων σημεία και κάθε υποπεριοχή περιγράφεται με 4 τιμές, το άθροισμα των αποκρίσεων ανά κατεύθυνση (d_x, d_y) και το άθροισμα των απόλυτων τιμών ανά κατεύθυνση $(|d_x|, |d_y|)$. Το τελικό διάνυσμα χαρακτηριστικών για κάθε υποπεριοχή αποτελείται από $4 \times 4 \times 4 = 64$ τιμές.

6.2.4.2 Ο αλγόριθμος εξαγωγής χρώματος

Ο αλγόριθμος Εξαγωγής Χρώματος χρησιμοποιείται για την εξαγωγή χρωματικών περιγραφών από έγχρωμες εικόνες RGB σε τρία στάδια. Στο πρώτο στάδιο, η εικόνα τύπου RGB μετασχηματίζεται στο χώρο L^*a^*b [115], όπου μπορούν να αναπαρασταθούν πιο αποδοτικά οι διαφορές των χρωμάτων. Στο δεύτερο στάδιο, υπολογίζεται η μέση χρωματική τιμή L^*a^*b σε τετράγωνα 4×4 εικονοστοιχεία γύρω από κάθε εικονοστοιχείο, και στο τρίτο στάδιο, προστίθεται και χωρική πληροφορία δίπλα στη χρωματική πληροφορία για κάθε εικονοστοιχείο.

6.2.4.3 Ο αλγόριθμος Τοπικών Δυαδικών Προτύπων

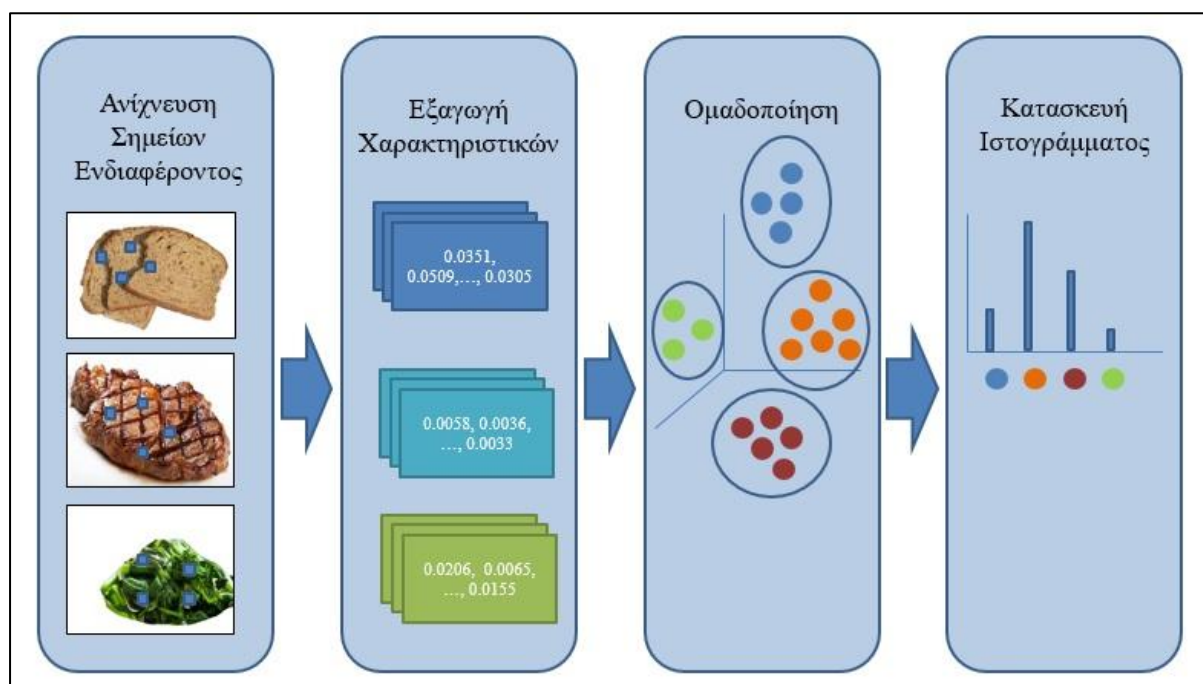
Ο αλγόριθμος Τοπικών Δυαδικών Προτύπων (Local Binary Patterns - LBP) προτάθηκε από τον Ojala και τους συνεργάτες του [36] και περιγράφει την υφή μίας εικόνας με τον εξής τρόπο: Για κάθε εικονοστοιχείο θεωρείται η άμεση γειτονιά του 3×3 εικονοστοιχείου και αφαιρείται η τιμή της φωτεινότητας του κεντρικού εικονοστοιχείου από τις τιμές φωτεινότητας των 8 γειτονικών του εικονοστοιχείων. Όταν το αποτέλεσμα της αφαίρεσης είναι αρνητικό αποδίδεται η τιμή 0 στο αντίστοιχο γειτονικό εικονοστοιχείο, ενώ αν είναι ίσο με το μηδέν ή θετικό αποδίδεται η τιμή 1 στο γειτονικό εικονοστοιχείο. Με αυτόν τον τρόπο ενώνοντας όλες τις δυαδικές τιμές και ακολουθώντας την κατεύθυνση του ρολογιού έχοντας ξεκινήσει από το εικονοστοιχείο που βρίσκεται πάνω αριστερά προκύπτει ένας δυαδικός αριθμός για κάθε εικονοστοιχείο. Η αντίστοιχη δεκαδική τιμή του δυαδικού αυτού αριθμού είναι μοναδική για κάθε εικονοστοιχείο και χρησιμοποιείται ως περιγραφέας του συγκεκριμένου εικονοστοιχείου, όπως φαίνεται στην Εικόνα 6-11. Το ιστόγραμμα των συχνοτήτων εμφάνισης κάθε δυνατής δεκαδικής τιμής, από το 0 ως το 256, αποτελεί τον τελικό περιγραφέα.



Εικόνα 6-11: Τοπικά Δυαδικά Πρότυπα

6.2.5 Μείωση χαρακτηριστικών

Το μοντέλο Σάκος Χαρακτηριστικών [37] αποτελείται από τέσσερα στάδια, όπως φαίνεται στο Σχήμα 6-3. Στο πρώτο στάδιο, ανιχνεύονται τα σημεία ενδιαφέροντος με κάποια μέθοδο ανίχνευσης, ενώ στο δεύτερο στάδιο εξάγονται τα χαρακτηριστικά για κάθε σημείο ενδιαφέροντος. Στη συνέχεια, τα χαρακτηριστικά που έχουν εξαχθεί ομαδοποιούνται σε συστάδες με έναν αλγόριθμο συσταδοποίησης, όπως είναι ο k-means. Το κέντρο κάθε συστάδας αποτελεί μία λέξη του οπτικού λεξικού. Οι λέξεις του λεξικού μπορούν να είναι από μερικές εκατοντάδες μέχρι μερικές χιλιάδες. Στο τελευταίο στάδιο του μοντέλου, μετράται ο αριθμός χαρακτηριστικών που αντιστοιχεί σε κάθε οπτική λέξη του λεξικού για κάθε εικόνα και κατασκευάζεται το αντίστοιχο ιστόγραμμα, το οποίο και αποτελεί το τελικό διάνυσμα που θα χρησιμοποιηθεί ως είσοδος στον ταξινομητή.



Σχήμα 6-3: Σάκος Χαρακτηριστικών

6.2.6 Ταξινόμηση

Στο πλαίσιο της εργασίας αυτής έχουν χρησιμοποιηθεί για την ταξινόμηση των εικόνων σε μία από τις έξι κατηγορίες τροφών οι παρακάτω αλγόριθμοι που βασίζονται στην προσέγγιση των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων και στην προσέγγιση των Μηχανών Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines - SVMs): ο ταξινομητής Κ-Κοντινότερων Γειτόνων με Βάρη (Weighted K Nearest Neighbours – WKNN), ο ταξινομητής Κ-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη (Dual Weighted K Nearest Neighbours – DWKNN), ο ταξινομητής της Ισότητας των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων (K-Nearest Neighbours Equality – KNNE), ο ταξινομητής Ένας-Εναντίον-Όλων (One-Against-All – OAA) με SVMs, ο ταξινομητής Ένας-Εναντίον-Ενός (One-Against-One – OAO) με SVMs, ο ταξινομητής Όλοι-Και-Ένας (All-And-One – A&O) με SVMs, και ο τροποποιημένος ταξινομητής Όλοι-Και-Ένας (Modified-All-And-One – M-A&O) με SVMs.

6.2.6.1 Τροποποιημένος ταξινομητής Όλοι-Και-Ένας

Ο τροποποιημένος ταξινομητής Όλοι-Και-Ένας με SVMs συνδυάζει επίσης τα προτερήματα των μεθόδων Ένας-Εναντίον-Ενός και Ένας-Εναντίον-όλων. Η τροποποιημένη μέθοδος Όλοι-Και-Ένας υλοποιείται ως εξής: πρώτα ένα στιγμιότυπο εξόδου ταξινομείται από τους M Ένας-Εναντίον-Όλων ταξινομητές και στη συνέχεια ταξινομείται από τους $M(M-1)/2$

Ένας-Εναντίον-Ενός ταξινομητές. Προστίθενται τα σκορ από όλους τους ταξινομητές για κάθε κατηγορία και το στιγμιότυπο εξόδου ανατίθεται στην κατηγορία που συγκεντρώνει το υψηλότερο θετικό σκορ.

6.3 Αποτελέσματα

Στη συνέχεια μελετάται η επίδραση των διαφορετικών τύπων χαρακτηριστικών και συνδυασμών τους στη μέση ακρίβεια ταξινόμησης των εικόνων τροφής. Επίσης, μελετάται η επίδραση του μεγέθους του Σάκου Χαρακτηριστικών. Επιπλέον, διεξάγεται συγκριτική αξιολόγηση των αλγορίθμων ταξινόμησης στο σύνολο των εικόνων τροφής. Ακόμα, παρουσιάζονται η μήτρα σύγχυσης του Τροποποιημένου ταξινομητή Όλοι-Και-Ένας από την ταξινόμηση των εικόνων τροφής, καθώς και τα αποτελέσματα της ταξινόμησης από όλους τους ταξινομητές για κάθε κατηγορία τροφής χωριστά.

6.3.1 Μελέτη της ακρίβειας ταξινόμησης εικόνων τροφής με αμιγή χαρακτηριστικά

Η μέση ακρίβεια της ταξινόμησης του συνόλου των εικόνων τροφής με τη χρήση μόνο των χαρακτηριστικών SURF για διαφορετικά μεγέθη του λεξικού του Σάκου Χαρακτηριστικών με τον ταξινομητή Ένας-Εναντίον-Ενός φαίνονται στον Πίνακα 6-1. Η μικρότερη 61.9% και η μεγαλύτερη 71.7% τιμή της μέσης ακρίβειας προέκυψε από τον Σάκο Χαρακτηριστικών με μέγεθος λεξικού 300 και 600, αντίστοιχα.

Η μέση ακρίβεια της ταξινόμησης του συνόλου των εικόνων τροφής με τη χρήση μόνο των χαρακτηριστικών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Εξαγωγής Χρώματος για διαφορετικά μεγέθη του λεξικού του Σάκου Χαρακτηριστικών με τον ταξινομητή Ένας-Εναντίον-Ενός φαίνονται στον Πίνακα 6-1. Η μικρότερη τιμή της μέσης ακρίβειας 72.5% προέκυψε από το Σάκο Χαρακτηριστικών με μέγεθος λεξικού 300. Η μέγιστη τιμή της μέσης ακρίβειας 86.1% προέκυψε από το Σάκο Χαρακτηριστικών με μέγεθος λεξικού 1000.

Η μέση ακρίβεια της ταξινόμησης του συνόλου των εικόνων τροφής με τη χρήση μόνο των χαρακτηριστικών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Τοπικών Δυαδικών Προτύπων με τον ταξινομητή Ένας-Εναντίον-Ενός φαίνονται στον Πίνακα 5-5. Η τιμή της μέσης ακρίβειας που προέκυψε είναι πολύ χαμηλή 32.2%.

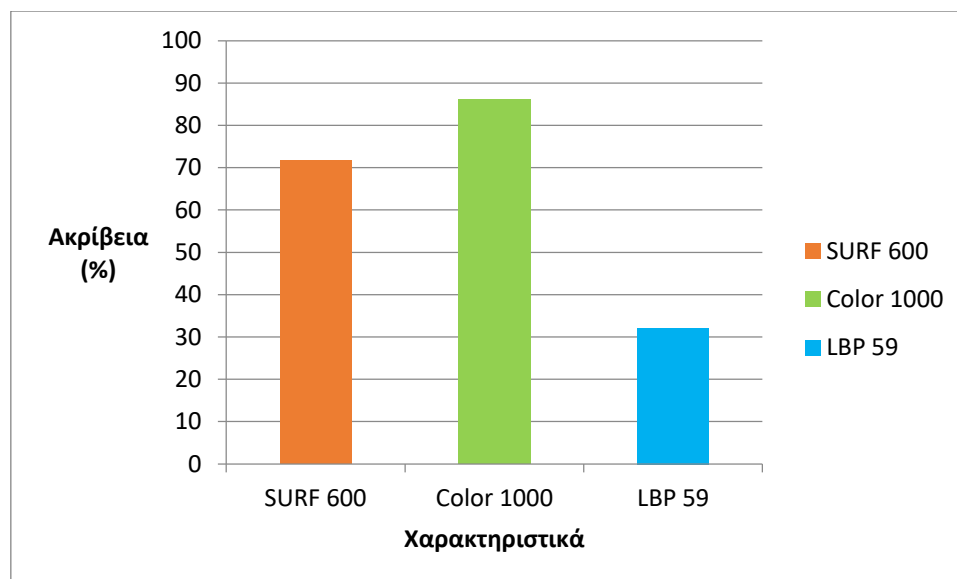
Πίνακας 6-1: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) με χρήση μόνο των χαρακτηριστικών SURF με τον ταξινομητή Ένας-Εναντίον-Ενός

Μέγεθος Λεξικού	Ακρίβεια με χαρακτηριστικά SURF (%)	Ακρίβεια με χαρακτηριστικά Χρώματος (%)
100	62.8	74.4
200	67.5	74.4
300	61.9	72.5
400	67.5	80.6
500	70.3	84.7
600	71.7	81.7
700	66.9	83.9
800	66.9	84.2
900	70.6	83.3
1000	65.0	86.1

Πίνακας 6-2: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) με χρήση μόνο των χαρακτηριστικών Τοπικών Δυαδικών Προτύπων με τον ταξινομητή Ένας-Εναντίον-Ενός

Χαρακτηριστικά	Ακρίβεια (%)
LBP 59	32.2

Στο Σχήμα 6-4 παρουσιάζεται η μέγιστη τιμή της μέσης ακρίβειας 71.7% που επιτεύχθηκε από τον Σάκο Χαρακτηριστικών με μέγεθος λεξικού 600 για τα χαρακτηριστικά που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο SURF, η τιμή της μέσης ακρίβειας 86.1% που προέκυψε από τον Σάκο Χαρακτηριστικών με μέγεθος λεξικού 1000 για τα χαρακτηριστικά που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Εξαγωγής Χρώματος και η τιμή της μέσης ακρίβειας 32.2% που προέκυψε χρησιμοποιώντας μόνο τα χαρακτηριστικά που προέκυψαν από τον αλγόριθμο Τοπικών Δυαδικών Προτύπων με τη χρήση του ταξινομητή Ένας-Εναντίον-Ενός. Η μέγιστη τιμή της μέσης ακρίβειας ταξινόμησης με τον ταξινομητή Ένας-Εναντίον-Ενός προέκυψε για τα χαρακτηριστικά που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Εξαγωγής Χρώματος, υποδεικνύοντας ότι η πληροφορία για το χρώμα είναι πολύ σημαντική για την ταξινόμηση των εικόνων τροφής.



Σχήμα 6-4: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) ως προς τον τύπο χαρακτηριστικών που έχουν εξαχθεί με τους αλγόριθμους SURF, Εξαγωγής Χρώματος και Τοπικών Δυαδικών Προτύπων με τον ταξινομητή Ένας-Εναντίον-Ενός

6.3.2 Μελέτη της ακρίβειας ταξινόμησης των εικόνων τροφής με συνδυασμό χαρακτηριστικών για μεταβαλλόμενο μέγεθος του Σάκου Χαρακτηριστικών

Στον Πίνακα 6-3 παρουσιάζεται η μέση ακρίβεια της ταξινόμησης του συνόλου των εικόνων τροφής με τον ταξινομητή Ένας-Εναντίον-Ενός με τη χρήση διαφορετικών συνδυασμών των χαρακτηριστικών που εξήχθησαν με τους αλγόριθμους SURF, Εξαγωγής Χρώματος και Τοπικών Δυαδικών Προτύπων και για διαφορετικά μεγέθη του λεξικού του Σάκου Χαρακτηριστικών. Η μικρότερη τιμή της μέσης ακρίβειας 85% προέκυψε από το συνδυασμό χαρακτηριστικών SURF με μέγεθος λεξικού του Σάκου Χαρακτηριστικών (ΣΧ) 300, Εξαγωγής Χρώματος με μέγεθος λεξικού του ΣΧ 300 και Τοπικών Δυαδικών Προτύπων. Η μέγιστη τιμή της μέσης ακρίβειας 93.9% προέκυψε από το συνδυασμό χαρακτηριστικών SURF με μέγεθος λεξικού του ΣΧ 1000, Εξαγωγής Χρώματος με μέγεθος λεξικού του ΣΧ 1000 και Τοπικών Δυαδικών Προτύπων.

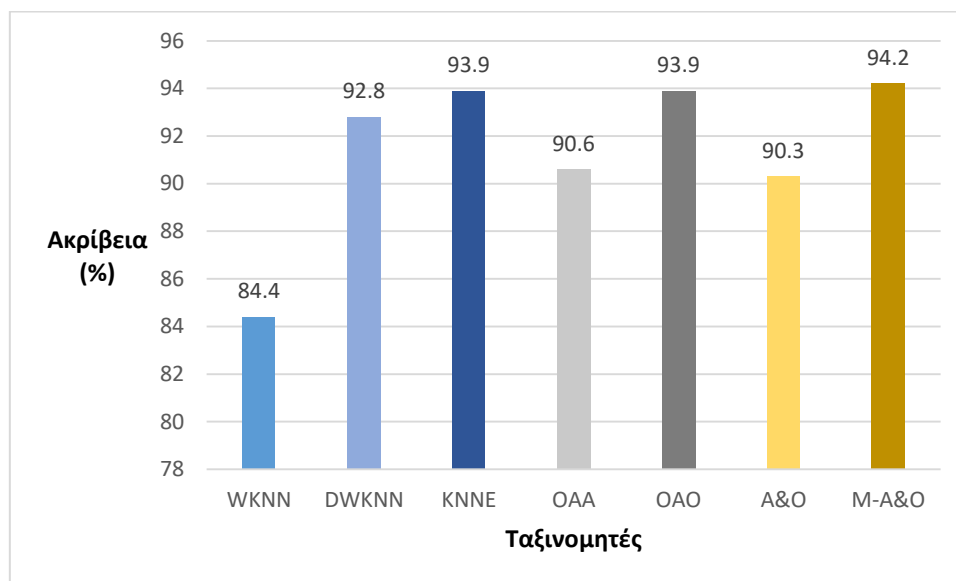
Πίνακας 6-3: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) με διαφορετικούς συνδυασμούς των διαφορετικών κατηγοριών χαρακτηριστικών με τον ταξινομητή Ένας-Εναντίον-Ενός

Χαρακτηριστικά			Ακρίβεια (%)
Μέγεθος λεξικού ΣΧ SURF	Μέγεθος λεξικού ΣΧ Color	LBP	
100	100	59	87.5
200	200	59	90.0
300	300	59	85.0
400	400	59	90.6
500	500	59	91.1
600	600	59	91.7
700	700	59	92.5
800	800	59	93.1
900	900	59	90.6
1000	1000	59	93.9
600	1000	59	91.1
1100	1100	59	93.3
1500	1500	59	91.4
2000	2000	59	90.8

6.3.3 Μελέτη της ακρίβειας ταξινόμησης στο σύνολο των εικόνων τροφής

Στο Σχήμα 6-5 παρουσιάζεται η μέση ακρίβεια της ταξινόμησης του συνόλου των εικόνων τροφής με τους 7 διαφορετικούς ταξινομητές που υλοποιήθηκαν στο πλαίσιο αυτής της εργασίας με τη χρήση συνδυασμού χαρακτηριστικών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο SURF με μέγεθος λεξικού του ΣΧ 1000, με τον αλγόριθμο Εξαγωγής Χρώματος με μέγεθος λεξικού του ΣΧ 1000 και με τον αλγόριθμο Τοπικών Δυαδικών Προτύπων. Για τους ταξινομητές που βασίζονται στην προσέγγιση των K-Κοντινότερων Γειτόνων χρησιμοποιήθηκαν οι 10 γείτονες, καθώς εξασφαλίζουν υψηλά επίπεδα ακρίβειας

ταξινόμησης. Η μέγιστη μέση ακρίβειας ταξινόμησης 94.2% επιτεύχθηκε με τον τροποποιημένο ταξινομητή Όλοι-Και-Ένας.



Σχήμα 6-5: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) των 7 διαφορετικών ταξινομητών για τα χαρακτηριστικά που έχουν εξαχθεί με τον αλγόριθμο SURF με μέγεθος λεξικού του Σάκου Χαρακτηριστικών 1000, τα χαρακτηριστικά που έχουν εξαχθεί με τον αλγόριθμο Εξαγωγής Χρώματος με μέγεθος λεξικού του Σάκου Χαρακτηριστικών 1000 και τα χαρακτηριστικά που έχουν εξαχθεί με τον αλγόριθμο Τοπικών Δυαδικών Προτύπων

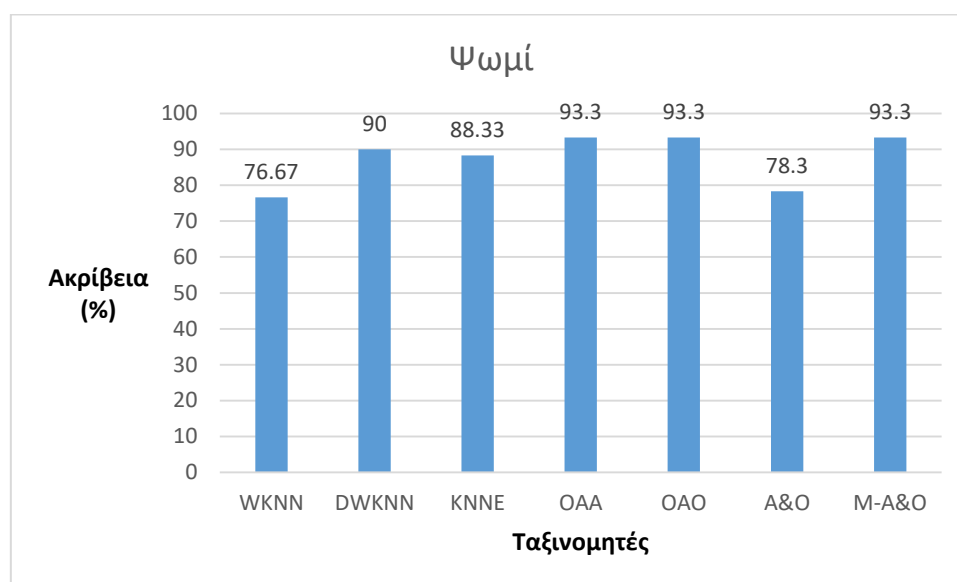
6.3.4 Μελέτη της ακρίβειας ταξινόμησης ανά κατηγορία τροφής

Στη συνέχεια, στον Πίνακα 6-4 παρουσιάζεται η μήτρα σύγχυσης του Τροποποιημένου ταξινομητή Όλοι-Και-Ένας. Από τον Πίνακα αυτό μπορεί να παρατηρηθεί ότι ο ταξινομητής συγγεί τις κατηγορίες ζυμαρικά, πατάτες και ρύζι μεταξύ τους. Το γεγονός αυτό οφείλεται στο ότι και τα τρία αυτά είδη τροφής σερβίρονται με πολύ διαφορετικές σάλτσες, διαφορετικής υφής και χρώματος. Επίσης, οι ταξινομητές συγγέουν το ψωμί με το ρύζι, γεγονός που μπορεί να οφείλεται στο κοινό λευκό τους χρώμα. Αυτό όμως δεν αποτελεί σημαντικό πρόβλημα, καθώς αυτές οι διατροφικές ομάδες είναι ενεργειακά παρόμοιες.

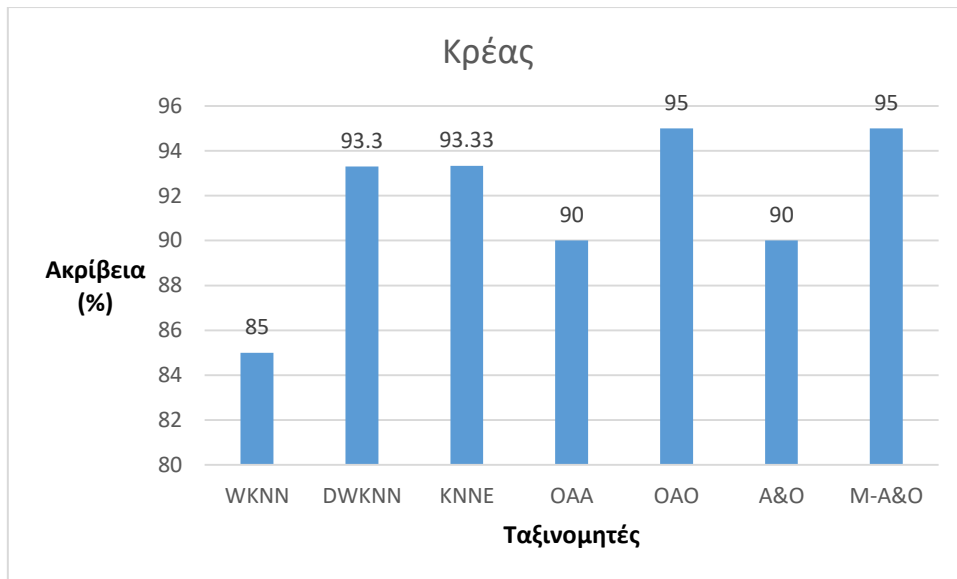
Πίνακας 6-4: Μήτρα σύγκρισης του τροποποιημένου ταξινομητή Όλοι-Και-Ένας με τη χρήση συνδυασμού χαρακτηριστικών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο SURF με μέγεθος λεξικού του ΣΧ 1000, με τον αλγόριθμο Εξαγωγής Χρώματος με μέγεθος λεξικού του ΣΧ 1000 και με τον αλγόριθμο Τοπικών Διαδικών Προτύπων

Μήτρα Σύγκρισης M-A&O							
	Ψωμί	Κρέας	Ζυμαρικά	Πατάτες	Ρύζι	Λαχανικά	
Ψωμί	93.3	0.0	0.0	0.0	6.7	0.0	
Κρέας	1.7	95.0	0.0	3.3	0.0	0.0	
Ζυμαρικά	0.0	0.0	93.3	6.7	0.0	0.0	
Πατάτες	0.0	1.7	5.0	93.3	0.0	0.0	
Ρύζι	0.0	0.0	6.7	3.3	90.0	0.0	
Λαχανικά	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.0	
Μέση Ακρίβεια							94.2

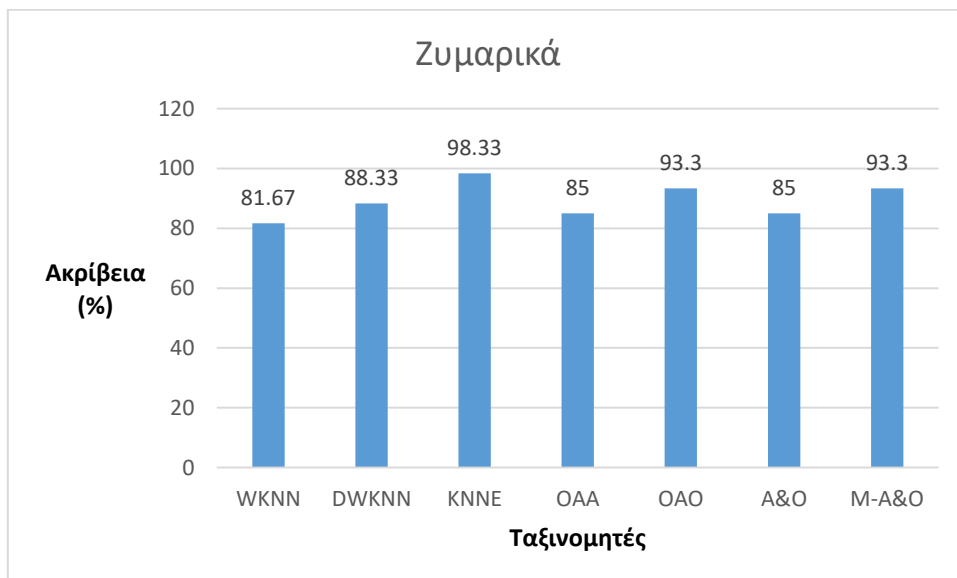
Στα Σχήματα 6-6, 6-7, 6-8, 6-9, 6-10 και 6-11 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης από τους επτά ταξινομητές για κάθε κατηγορία τροφής χωριστά.



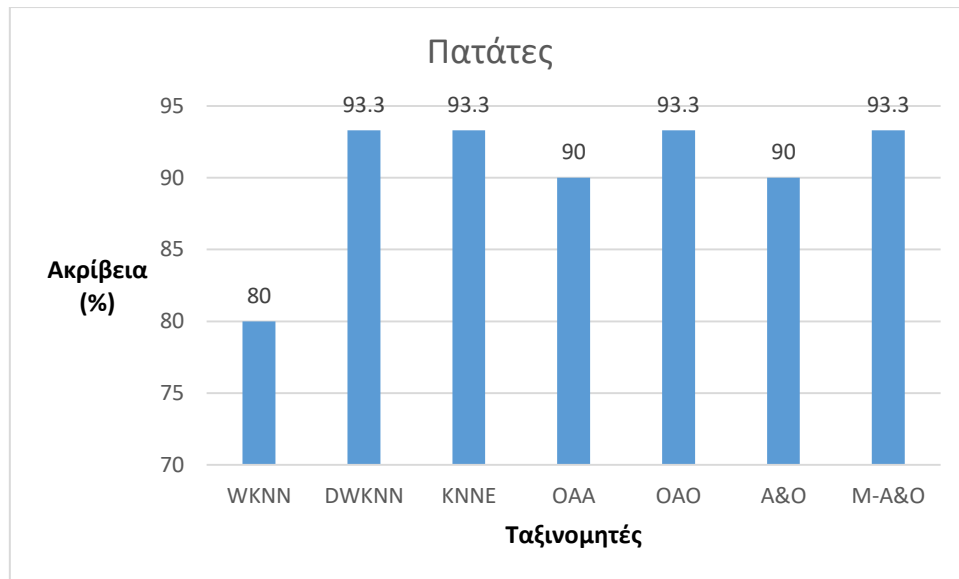
Σχήμα 6-6: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) της κατηγορίας ψωμί από τους 7 ταξινομητές



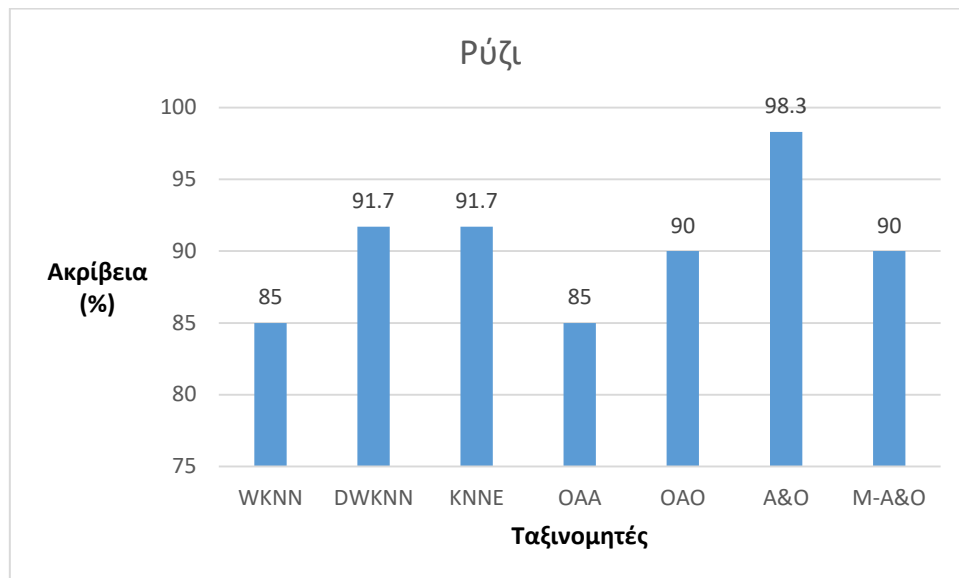
Σχήμα 6-7: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) της κατηγορίας κρέας από τους 7 ταξινομητές



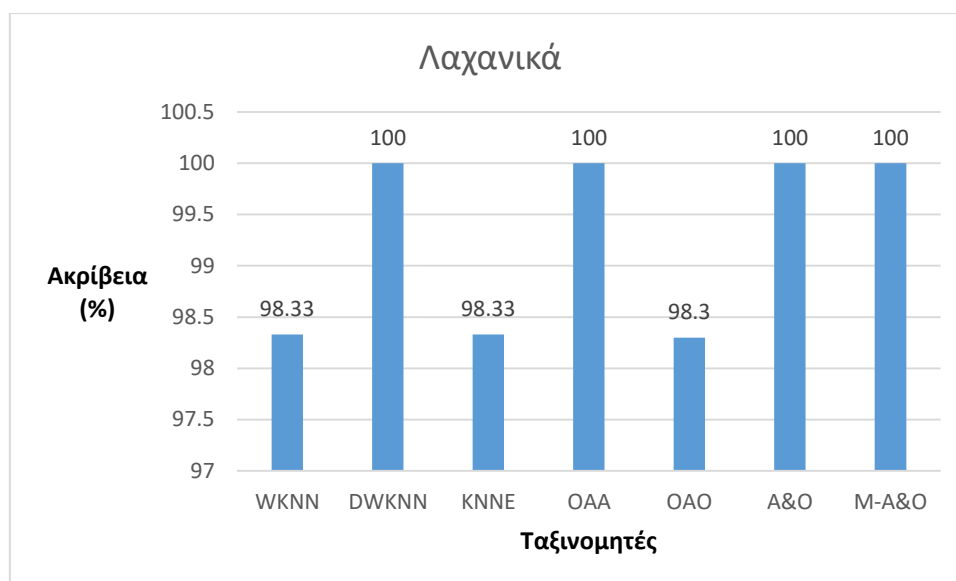
Σχήμα 6-8: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) της κατηγορίας ζυμαρικά από τους 7 ταξινομητές



Σχήμα 6-9: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) της κατηγορίας πατάτες από τους 7 ταξινομητές



Σχήμα 6-10: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) της κατηγορίας ρύζι από τους 7 ταξινομητές



Σχήμα 6-11: Ακρίβεια ταξινόμησης (%) της κατηγορίας λαχανικά από τους 7 ταξινομητές

Παρατηρώντας τα Σχήματα 6-6, 6-7, 6-8, 6-9, 6-10 και 6-11 αξίζει να σημειωθεί ότι όλοι οι αλγόριθμοι ταξινόμησης εκτός από τον ταξινομητή της Ισότητας των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων πέτυχαν τα υψηλότερα επίπεδα ταξινόμησης για την κατηγορία των λαχανικών. Αυτό οφείλεται στο χαρακτηριστικό πράσινο χρώμα των λαχανικών. Η κατηγορία του κρέατος ταξινομήθηκε με τη δεύτερη υψηλότερη ακρίβεια ταξινόμησης από τους ταξινομητές των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων με Βάρη, των Κ-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη, Ένας-Εναντίον-Ενός και τον Τροποποιημένο ταξινομητή Όλοι-Και-Ένας. Αυτό πιθανώς να οφείλεται στο χαρακτηριστικό καφέ χρώμα του κρέατος για τα περισσότερα είδη κρέατος, με εξαίρεση το κοτόπουλο που είναι λευκό, και στην χαρακτηριστική υφή του ψημένου κρέατος.

6.4 Συμπεράσματα

Στο πλαίσιο αυτής της διατριβής υλοποιήθηκε ένα υποσύστημα ημιαυτόματης αναγνώρισης τροφής που αποτελείται από τέσσερα στάδια, την προεπεξεργασία των φωτογραφιών τροφής, την εξαγωγή χαρακτηριστικών, τη μείωση της διάστασης των χαρακτηριστικών και την ταξινόμηση.

Οι φωτογραφίες τροφής περιγράφηκαν με χαρακτηριστικά που εξασφαλίζουν σταθερότητα, διακριτική ικανότητα, αξιοπιστία, μικρό υπολογιστικό κόστος και μικρή πολυπλοκότητα για την εξαγωγή τους. Η μείωση της διάστασης των χαρακτηριστικών επιτεύχθηκε με τη χρήση μίας μεθόδου μετασχηματισμού του χώρου των χαρακτηριστικών, το Σάκο Χαρακτηριστικών. Το πρόβλημα της κατηγοριοποίησης των φωτογραφιών τροφής επιλύθηκε με ταξινομητές πολλών κατηγοριών, καθώς το σύνολο φωτογραφιών τροφής που

χρησιμοποιήθηκε περιέχει έξι κατηγορίες τροφής (ψωμί, κρέας, ζυμαρικά, πατάτες, ρύζι και λαχανικά).

Μελετώντας την επίδραση των διαφορετικών τύπων χαρακτηριστικών στην απόδοση των ταξινομητών, προκύπτει ότι το χρώμα δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα. Σε αυτό το γεγονός οφείλεται και ότι οι έξι από τους επτά ταξινομητές πέτυχαν τα υψηλότερα επίπεδα απόδοσης για την κατηγορία των λαχανικών, λόγω του χαρακτηριστικού πράσινου χρώματός τους. Επίσης, η κατηγορία του κρέατος ταξινομήθηκε με τη δεύτερη υψηλότερη ακρίβεια ταξινόμησης από τους τέσσερις από τους επτά ταξινομητές, και αυτό αποδίδεται στο χαρακτηριστικό καφέ χρώμα του κρέατος για τα περισσότερα είδη κρέατος, με εξαίρεση το κοτόπουλο που είναι λευκό.

Επιπλέον, οι ταξινομητές συγχέουν τις κατηγορίες ζυμαρικά, πατάτες και ρύζι μεταξύ τους, αυτό όμως το σφάλμα δεν αποτελεί σημαντικό πρόβλημα, καθώς αυτές οι διατροφικές ομάδες είναι παρόμοιες ενεργειακά. Το γεγονός αυτό οφείλεται στο ότι και τα τρία αυτά είδη τροφής σερβίρονται με πολύ διαφορετικές σάλτσες, διαφορετικής υφής και χρώματος.

Επιπλέον, παρατηρώντας τα αποτελέσματα της ταξινόμησης για τους επτά διαφορετικούς ταξινομητές μπορούμε να καταλήξουμε ότι και οι επτά δίνουν ικανοποιητικά αποτελέσματα, εφόσον η μέση ακρίβεια που επιτυγχάνουν και για τις έξι κατηγορίες τροφής είναι μεγαλύτερη του 84%. Ωστόσο, είναι προτιμότερη η χρήση του τροποποιημένου ταξινομητή Όλοι-Και-Ένας καθώς επιτυγχάνει πολύ υψηλή μέση ακρίβεια ταξινόμησης της τάξης του 94.2%.

Τέλος, παρατηρώντας την απόδοση της ταξινόμησης άλλων συστημάτων στη διεθνή βιβλιογραφία (61.34%-95.8% [124]-[131]), εξάγεται το συμπέρασμα ότι τα επίπεδα της ακρίβειας ταξινόμησης που έχουν επιτευχθεί στην παρούσα διατριβή (94.2%) είναι ικανοποιητικά. Ωστόσο, δεν υπάρχει δυνατότητα άμεσης σύγκρισης των αποτελεσμάτων των διαφορετικών συστημάτων που έχουν υλοποιηθεί στη διεθνή βιβλιογραφία, καθώς τα σύνολα δεδομένων που έχουν χρησιμοποιηθεί στις διάφορες μελέτες είναι πολύ διαφορετικά μεταξύ τους τόσο ως προς το είδος των τροφών όσο και ως προς τις συνθήκες της φωτογράφισης τους, ενώ, επίσης, τα χαρακτηριστικά με τα οποία έχουν περιγραφεί οι τροφές διαφέρουν σημαντικά μεταξύ τους.

7 Συμπεράσματα και μελλοντική έρευνα

Σύμφωνα με τον Παγκόσμιο Οργανισμό Υγείας προβλέπεται να έχουν προσβληθεί περισσότερα από 400 εκατομμύρια άνθρωποι από το Σακχαρώδη Διαβήτη μέχρι το 2030 [6]. Οι εφαρμογές της Ιατρικής Πληροφορικής για τη διαχείριση του ΣΔ μπορούν να συμβάλλουν καθοριστικά στην αντιμετώπισή του.

Στο πλαίσιο αυτής της διατριβής αναπτύχθηκαν υπολογιστικά συστήματα για την πρόγνωση του ΣΔ και των μακροπρόθεσμων επιπλοκών του. Η πρόγνωση των μακροπρόθεσμων επιπλοκών του ΣΔ μπορεί να έχει πολλαπλά ωφέλη για τη θεραπεία του διαβητικού ασθενούς, καθώς ο ασθενής μπορεί να τροποποιήσει έγκαιρα τις καθημερινές του συνήθειες και τη θεραπευτική του αγωγή και να αποφύγει κάποιες από τις δυσάρεστες μακροπρόθεσμες επιπλοκές του. Με την ίδια λογική η πρόγνωση του ΣΔ μπορεί να δράσει αποτρεπτικά για την εμφάνισή του αν ο εξεταζόμενος τροποποιήσει κατάλληλα τις συνήθειές του.

Για την πρόγνωση του ΣΔ και των μακροπρόθεσμων επιπλοκών του έχουν εφαρμοστεί πλήθος τεχνικές από τον τομέα της στατιστικής και από τον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης στη διεθνή βιβλιογραφία. Στο πλαίσιο αυτής της διατριβής εξετάστηκε η εφαρμογή πολλών διαφορετικών μεθόδων της τεχνητής νοημοσύνης, όπως σύνολα ταξινομητών που βασίζονται

σε νευρωνικά δίκτυα, δένδρα λογιστικής ταξινόμησης, ταξινομητές που βασίζονται στη Μπεϋζιανή προσέγγιση, και ταξινομητές που βασίζονται σε δένδρα απόφασης στην πρόβλεψη του ΣΔ και των καρδιαγγειακών επιπλοκών του. Αποδεικνύεται ότι από τους αλγόριθμους που έχουν εξεταστεί, τα σύνολα νευρωνικών δικτύων που έχουν εκπαιδευτεί με τη μέθοδο bagging και τα σύνολα νευρωνικών δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης διαφορετικού αριθμού κρυμμένων νευρώνων και επιπέδων επιτυγχάνουν τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς την ακρίβεια ταξινόμησης και το εμβαδόν κάτω από την καμπύλη ROC, καθώς και τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς τη συμφωνία των εκτιμώμενων πιθανοτήτων εμφάνισης του ΣΔ ή των επιπλοκών του με τις παρατηρούμενες αντίστοιχες πιθανότητες.

Τα σύνολα ταξινομητών που βασίζονται σε νευρωνικά δίκτυα έχουν την ικανότητα να παράγουν πιο αξιόπιστα αποτελέσματα για την πρόβλεψη του ΣΔ και των καρδιαγγειακών επιπλοκών του σε σχέση με τους άλλους ταξινομητές, γιατί χαρακτηρίζονται από ποικιλομορφία στους ταξινομητές βάσης τους. Συγκεκριμένα, η ποικιλομορφία του συνόλου ταξινομητών που εκπαιδεύτηκε με τη μέθοδο bagging οφείλεται στην εκπαίδευση των ταξινομητών βάσης με διαφορετικά σύνολα εκπαίδευσης, ενώ η ποικιλομορφία του συνόλου ταξινομητών που αποτελείται από νευρωνικά δίκτυα διαφορετικής αρχιτεκτονικής οφείλεται στη διαφορετική αρχιτεκτονική των ταξινομητών βάσης, είτε με διαφορετικό αριθμό νευρώνων είτε με διαφορετικό αριθμό κρυμμένων επιπέδων.

Για τη βελτίωση της πρόγνωσης του ΣΔ και των μακροπρόθεσμων επιπλοκών του, η ενσωμάτωση γενετικής πληροφορίας στην είσοδο των μοντέλων της τεχνητής νοημοσύνης θα μπορούσε να διαδραματίσει ένα σημαντικό ρόλο στο μέλλον. Μέχρι αυτή τη στιγμή έχουν ανακαλυφθεί γονίδια που αυξάνουν κατά 15-20% τον κίνδυνο εμφάνισης του ΣΔΤ2, ωστόσο η ενσωμάτωσή τους σε υπάρχοντα συμβατικά μοντέλα πρόγνωσης του ΣΔΤ2 δεν έχει επιφέρει σημαντική βελτίωση των αποτελεσμάτων τους [206]. Σε μελλοντικές μελέτες, η αναγνώριση αλληλεπιδράσεων μεταξύ γονιδίων ή μεταξύ γονιδίων και περιβάλλοντος θα μπορούσε να βελτιώσει την κλινική χρησιμότητα των γενετικών δεικτών για την πρόβλεψη του ΣΔΤ2.

Στο δεύτερο μέρος της διατριβής έχει αναπτυχθεί σύστημα τεχνητής νοημοσύνης για τον προσδιορισμό παραγόντων που αλληλεπιδρούν και επηρεάζουν την επικινδυνότητα ανάπτυξης καρδιαγγειακών νοσημάτων σε ασθενείς με ΣΔΤ2. Η μεθοδολογία που αναπτύσσεται βασίζεται στην προσέγγιση Περιτυλίγματος για την επιλογή των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών που επηρεάζουν την εμφάνιση καρδιαγγειακού νοσήματος σε ασθενείς με Σακχαρώδη Διαβήτη Τύπου 2, και συγκεκριμένα υλοποιείται με ένα Γενετικό

Αλγόριθμο με συνάρτηση καταλληλότητας που βασίζεται στην ευαισθησία και την ακρίβεια της ταξινόμησης ενός ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων με Διπλά Βάρη. Τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά που έχουν επιλεχθεί ανήκουν σε δημογραφικά δεδομένα του ασθενούς, δεδομένα σχετικά με την ύπαρξη άλλων μακροπρόθεσμων επιπλοκών και δεδομένα σχετικά με την αντιδιαβητική αγωγή του ασθενούς.

Για τη βελτίωση του συστήματος προσδιορισμού των παραγόντων κινδύνου εμφάνισης των καρδιαγγειακών νοσημάτων σε ασθενείς σε ΣΔΤ2 θα ήταν σημαντικό στο μέλλον να χρησιμοποιηθούν και γενετικές πληροφορίες όπως αναφέρθηκε και παραπάνω για τη βελτίωση της πρόγνωσης του ΣΔ και των μακροπρόθεσμων επιπλοκών του.

Επιπλέον, θα μπορούσε να βελτιωθεί ο Γενετικός Αλγόριθμος με την ενσωμάτωση διαφόρων τύπων ταξινομητών, όπως είναι τα σύνολα Νευρωνικών Δικτύων με διαφορετικές αρχιτεκτονικές, καθώς και με την ενσωμάτωση πληροφορίας σχετικής με την αρχιτεκτονική του εκάστοτε ταξινομητή (αριθμός γειτόνων αν πρόκειται για ταξινομητή των K-Κοντινότερων γειτόνων, αριθμός κρυμμένων νευρώνων αν πρόκειται για πολυεπίπεδο Perceptron, είδος μεθόδου πυρήνα αν πρόκειται για Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης) στα χρωμοσώματα του Γενετικού Αλγορίθμου.

Στη θεραπεία του ΣΔ παίζει πολύ σημαντικό ρόλο η ακρίβεια στον υπολογισμό των υδατανθράκων στα γεύματα των διαβητικών ασθενών, καθώς είναι απαραίτητη για τον υπολογισμό των κατάλληλων δόσεων ινσουλίνης. Στο τρίτο μέρος της διατριβής έχει αναπτυχθεί ένα υποσύστημα εξαγωγής χαρακτηριστικών και ταξινόμησης εικόνων τροφής για την υποβοήθηση διαβητικών ασθενών στον υπολογισμό της ποσότητας των υδατανθράκων στο γεύμα τους. Τα κινητά τηλέφωνα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να ληφθούν φωτογραφίες ενός γεύματος και στη συνέχεια με ειδικούς αλγόριθμους επεξεργασίας της εικόνας να εξαχθεί πληροφορία σχετική με την περιεκτικότητα του γεύματος σε υδατάνθρακες. Για την ταξινόμηση των εικόνων τροφής είναι απαραίτητη η εξαγωγή κατάλληλων χαρακτηριστικών, όπως χαρακτηριστικών που μπορούν να εκφράσουν τα χωρικά πρότυπα της έντασης, και χαρακτηριστικών σχετικών με το χρώμα και την υφή των φαγητών. Για την ταξινόμηση των εικόνων τροφής έχουν δοκιμαστεί πλήθος ταξινομητών που ακολουθούν την προσέγγιση του ταξινομητή K-Κοντινότερων Γειτόνων και πλήθος ταξινομητών πολλαπλών κλάσεων που βασίζονται σε Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης. Από τους ταξινομητές που έχουν αναπτυχθεί τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς την ακρίβεια ταξινόμησης επιτυγχάνονται από έναν Τροποποιημένο ταξινομητή Όλοι-Και-Ένας με Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης.

Από τα τρία είδη χαρακτηριστικών που χρησιμοποιήθηκαν, προκύπτει ότι το χρώμα δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς την ταξινόμηση των τροφών στις έξι κατηγορίες.

Για την επέκταση του συγκεκριμένου συστήματος αναγνώρισης τροφών μπορούν να εξαχθούν επιπλέον χαρακτηριστικά για την περιγραφή των εικόνων τροφής, όπως είναι επιπλέον χαρακτηριστικά χρώματος (Hue Saturation Value - HSV), υφής (Local Phase Quantization - LPQ, Gabor, Histogram of Oriented Gradients - HOG), και σχήματος (Pyramid Histogram of Oriented Gradients - PHOG, GIST).

Ωστόσο, για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών μπορούμε να εκμεταλλευτούμε και μία πολλά υποσχόμενη νέα ερευνητική περιοχή στην τεχνητή νοημοσύνη που είναι η Βαθιά Μάθηση. Η χρήση της σε εφαρμογές Υπολογιστικής Όρασης έχει ήδη να επιδείξει σημαντικά πλεονεκτήματα σε σχέση με τις άλλες τεχνικές. Μία νέα προσέγγιση προτείνει τη χρήση μεθόδων της Βαθιάς Μάθησης για την εξαγωγή χαρακτηριστικών από εικόνες και τη χρήση κλασικών ταξινομητών όπως οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης για το στάδιο της ταξινόμησης. Επομένως, παρουσιάζει ενδιαφέρον η εφαρμογή των Βαθιών Συνελκτικών Νευρωνικών Δικτύων για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών από τις εικόνες τροφής και η σύγκρισή τους με τα χαρακτηριστικά SURF, χρώματος, και υφής που χρησιμοποιήθηκαν στο πλαίσιο αυτής της διατριβής ως προς τα αποτελέσματα της ταξινόμησης με έναν κλασικό ταξινομητή.

Ακόμα, είναι σημαντικός ο εμπλουτισμός του συνόλου δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα διατριβή με περισσότερες κατηγορίες τροφής από τη μεσογειακή διατροφή, με την προοπτική να αποτελέσει ένα μέρος ενός αυτόματου συστήματος αναγνώρισης τροφής για τους διαβητικούς ασθενείς στις μεσογειακές χώρες.

Το υλοποιημένο υποσύστημα αναγνώρισης τροφής μπορεί να αποτελέσει μονάδα ενός ολοκληρωμένου συστήματος αυτόματης αξιολόγησης γευμάτων. Για να επιτευχθεί κάτι τέτοιο θα πρέπει να υλοποιηθούν και τα στάδια της αυτόματης κατάτμησης της φωτογραφίας του γεύματος στις επιμέρους τροφές και της εκτίμησης της ποσότητας κάθε τροφής.

Βιβλιογραφία

- [1] B. K. Siesjo, “Hypoglycemia, brain metabolism, and brain damage”, *Diabetes/Metabolism Research and Reviews*, vol. 4, no. 2, pp. 113-144, 1988.
- [2] O. Owen, A. Morgan, H. Kemp, J. Sullivan, M. Herrera, G. Cahill, “Brain metabolism during fasting”, *Journal of Clinical Investigation*, vol. 46, no. 10, pp. 1589-1595, 1967.
- [3] R. Rizza et al., “Control of blood sugar in insulin-dependent diabetes: comparison of an artificial endocrine pancreas, subcutaneous insulin infusion and intensified conventional insulin therapy”, *New England Journal of Medicine*, vol. 303, no. 23, pp. 1313-1318, 1980.
- [4] J. Wahren, P. Felig, L. Hagenfeldt, “Physical exercise and fuel homeostasis in diabetes mellitus”, *Diabetologia*, vol. 14, no. 4, pp. 213-222, 1978.
- [5] A. Consoli, F. Kennedy, J. Miles, J. Gerich, “Determination of Krebs cycle metabolic carbon exchange in vivo and its use to estimate the individual contributions of gluconeogenesis and glycogenolysis to overall glucose output in man”, *Journal of Clinical Investigation*, vol. 80, no. 5, pp. 1303-1310, 1987.
- [6] R. Holt, N. Hanley, “Essential Endocrinology and Diabetes”, Wiley-Blackwell, Chichester, West Sussex, UK, 2012.

- [7] Κ. Ζαρκογιάννη, «Ευφυή Συστήματα Υποστήριξης Εξατομικευμένων Ιατρικών Αποφάσεων για τη Διαχείριση του Σακχαρώδους Διαβήτη», Διδακτορική Διατριβή, ΕΜΠ, 2011.
- [8] J. Young, L. Landsberg, “Catecholamines and the Regulation of Hormone Secretion”, *Clinics in Endocrinology and Metabolism*, vol. 6, no. 3, 1977.
- [9] J. Gerich, P. Cryer, R. Rizza, “Hormonal mechanisms in acute glucose counterregulation: the relative roles of glucagon, epinephrine, norepinephrine, growth hormone and cortisol”, *Metabolism*, vol. 29, no. 11, pp. 1164-1175, 1980.
- [10] R. Rizza, L. Mandarino, J. Gerich, “Effects of growth hormone on insulin action in man: mechanisms of insulin resistance, impaired suppression of glucose production and impaired stimulation of glucose utilization”, *Diabetes*, vol. 31, no. 8, pp. 663-669, 1982.
- [11] P. DeFeo et al., “Contribution of cortisol to glucose counterregulation in humans”, *American Journal of Physiology*, vol. 257, no.1, pp. 35-42, 1989.
- [12] A. Mitrakou et al., “Hierarchy of glycemic thresholds for counterregulatory hormone secretion, symptoms, and cerebral dysfunction”, *American Journal of Physiology*, vol. 260, no.1, pp.67-74, 1991.
- [13] <https://en.wikipedia.org/wiki/Medicine>
- [14] E.H. Shortliffe, “The Science of Biomedical Computing”, *Medical Informatics*, vol. 9, pp. 185-193, 1985.
- [15] E. Tatara, A. Cinar, “Interpreting ECG Data by Integrating Statistical and Artificial Intelligence Tools,” *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 21, no. 1, pp. 36-41, 2002.
- [16] C. Vasios, Ch. Papageorgiou, G. K. Matsopoulos, K. S. Nikita, N. Uzunoglu, “A Decision Support System of Evoked Potentials for the Classification of Patients with First-Episode Schizophrenia”, *German Journal of Psychiatry*, vol. 5, pp. 78-84, 2002.
- [17] E. Bullitt, S. R. Aylward, “Volume Rendering of Segmented Image Objects”, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 21, no. 8, pp. 998–1002, 2002.
- [18] B. Van Ginneken, B. M. Ter Haar Romeny, M. A. Viergever, “Computer-Aided Diagnosis in Chest Radiography: A Survey”, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 20, no. 12, pp. 1228-1241, 2001.
- [19] M. Gletsos, S. M. Mougiakakou, G.K. Matsopoulos, K.S. Nikita, A. Nikita, D. Kelekis, “A Computer-Aided Diagnostic System to Characterize CT Focal Liver Lesions: Design and Optimization of a Neural Network Classifier”, *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2003.

- [20] P. Asvestas, S. Golemati, G. K. Matsopoulos, K. S. Nikita, A. N. Nicolaides, “Fractal Dimension Estimation of Carotid Atherosclerotic from B-mode Ultrasound: A Pilot Study”, *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 28, pp. 1129-1136, 2002.
- [21] S. G. Mougiakakou, K. S. Nikita, “A Neural Network Approach for Insulin Regime and Dose Adjustment in Type 1 Diabetes”, *Diabetes Technology and Therapeutics*, vol. 2, no. 3, pp. 381-389, 2000.
- [22] G. S. Stamatakos, D. D. Dionysiou, E. I. Zacharaki, N. A. Mouravliansky, K. S. Nikita, N. Uzunoglu, “In silico Radiation Oncology: Combining Novel Simulation Algorithms with Current Visualization Techniques”, *IEEE Proceedings: Special Issue on Bioinformatics*, vol. 90, no. 11, pp. 1764-1777, 2002.
- [23] A. Purwar, S. K. Singh, “Hybrid prediction model with missing value imputation for medical data”, *Expert Systems with Applications*, vol.42, 2015.
- [24] R. Naumovic, D. Furuncic, D. Jovanovic, M. Stosovic, G. Basta-Jovanovic, V. Lezaic, “Application of artificial neural networks in estimating predictive factors and therapeutic efficacy in idiopathic membranous nephropathy”, *Biomedicine & Pharmacotherapy*, vol. 64, no. 9, pp. 633-638, 2010.
- [25] M. Diciolla, G. Binetti, T. Di Noia, F. Pesce, F. P. Schena, A. M. Vagane, R. Bjorneklett, H. Suzuki, Y. Tomino, D. Naso, “Patient classification and outcome prediction in IgA nephropathy”, *Computers in Biology and Medicine*, vol. 66, pp. 278-286, 2015.
- [26] R. J. Stevens, V. Kothari, A. I. Adler, I. M. Stratton, R. R. Holman, “The UKPDS risk engine: a model for the risk of coronary heart disease in Type II diabetes (UKPDS 56)”, *Clinical Science*, vol. 101, pp. 671-679, 2001.
- [27] J. M. Jerez-Aragónés, J. A. Gómez-Ruiz, G. Ramos-Jiménez, J. Muñoz-Pérez, E. Alba-Conejo, “A Combined Neural Network and Decision Trees Model for Prognosis of Breast Cancer Relapse”, *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 27, no. 1, pp. 45-63, 2003.
- [28] H. Seker, M. O. Odetayo, D. Petrovic, R. N. G. Naguib, “A Fuzzy Logic Based-Method for Prognostic Decision Making in Breast and Prostate Cancer”, *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 7, no. 2, pp. 114-119, 2003.
- [29] K. V. Dalakleidi, K. Zarkogianni, V. G. Karamanos, A. C. Thanopoulou, K. S. Nikita, “A Hybrid Genetic Algorithm for the Selection of the Critical Features for Risk Prediction of Cardiovascular Complications in Type 2 Diabetes Patients”, *13th International Conference on BioInformatics and BioEngineering (BIBE 2013)*, Chania, Greece, 2013.
- [30] M. Skevofilakas, K. Zarkogianni, B. Karamanos, K. S. Nikita, “A hybrid Decision Support System for the Risk Assessment of retinopathy development as a long term

complication of Type 1 Diabetes Mellitus”, Engineering in Medicine and Biology Conference 2010 (EMBC 2010), IEEE, Buenos Aires, Argentina, 2010.

[31] E.H. Shortliffe, ”Computer-Based Medical Consultation: MYCIN”, New York: Elsevier, 1976.

[32] B. A. Draper, R. T. Collins, J. Brolio, A. R. Hanson, E. M. Riseman, “Issues in the Development of a Blackboard-based Schema System for Image Understanding”, Engelmores and Morgan (Eds), Blackboard Systems Reading, MA: Addison- Wesley, 1988.

[33] D. J. Spiegelhalter, J. J. Myles, D. R. Jones, K. R. Abrams, “An Introduction to Bayesian Methods in Health Technology”, British Medical Journal, vol. 319, pp. 508-512, 1999.

[34] S. Haykin, “Neural Networks: A Comprehensive Foundation”, Prentice-Hall, 1999.

[35] S. G. Mougiakakou, K. S. Nikita, “A Neural Network Approach for Insulin Regime and Dose Adjustment in Type 1 Diabetes,” Diabetes Technology and Therapeutics, vol. 2, no. 3, pp. 381-389, 2000.

[36] T. Ojala, M. Pietikainen, D. Harwood, “A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions”, Pattern Recognition, vol. 29, no. 1, pp. 51–59, 1996.

[37] C. F. Tsai, “Bag-of-words representation in image annotation: A review”, ISRN Artificial Intelligence, vol. 2012, 2012.

[38] J. Lakoumentas, J. Drakos, M. Karakantza, G. Sakellaropoulos, V. Megalooikonomou, G. Nikiforidis, “ Optimizations of the naïve-Bayes classifier for the prognosis of B-Chronic Lymphocytic Leukemia incorporating flow cytometry data”, Computer methods and programs in biomedicine, vol.108, pp. 158-167, 2012.

[39] A. T. Azar, H. I. Elshazly, A. E. Hassanien, A. M. Elkorany, “A random forest classifier for lymph diseases”, Computer methods and programs in biomedicine, vol.113, pp. 465-473, 2014.

[40] R. J. Kuo, M. H. Huang, W. C. Cheng, C. C. Lin, Y. H. Wu, “Application of a two stage fuzzy neural network to a prostate cancer prognosis system”, Artificial Intelligence in Medicine, vol. 63, pp. 119-133, 2015.

[41] I. Saritas, I. A. Ozkan, I. U. Sert, “Prognosis of prostate cancer by artificial neural networks”, Expert Systems with Applications, vol. 37, pp. 6646-6650, 2010.

[42] D. E. Goldberg, “Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning”, Addison-Wesley Publishing Company Inc., Massachusetts, 1989.

- [43] S. Gunasundari, S. Janakiraman, S. Meenambal, “Velocity Bounded Boolean Particle Swarm Optimization for improved feature selection in liver and kidney disease diagnosis”, *Expert Systems with Applications*, vol. 56, pp. 28-47, 2016.
- [44] T. T. Erguzel, C. Tas, M. Cebi, “A wrapper-based approach for feature selection and classification of major depressive disorder–bipolar disorders”, *Computers in Biology and Medicine*, vol. 64, pp. 127-137, 2015.
- [45] Κ. Νικήτα, «Προσομοίωση Φυσιολογικών Συστημάτων», εκδ. Τζιόλα, Αθήνα, Ελλάδα, 2011.
- [46] R. N. Bergman, L. S. Phillips, C. Cobelli, “Physiologic evaluation of factors controlling glucose tolerance in man: Measurement of insulin sensitivity and b-cell glucose sensitivity from the response to intravenous glucose”, *The Journal of Clinical Investigation*, vol. 68, no. 6, pp. 1456-1467, 1981.
- [47] P. Vicini, A. Caumo, C. Cobelli, “The hot IVGTT two-compartment minimal model: Indexes of glucose effectiveness and insulin sensitivity”, *The American Journal of Physiology*, vol. 273, pp. 1024–1032, 1997.
- [48] C. Cobelli, A. Caumo, M. Omenetto, “Minimal model S-G overestimation and S-I underestimation: Improved accuracy by a Bayesian two-compartment model”, *The American Journal of Physiology*, vol. 277, pp. 481–488, 1999.
- [49] R. Hovorka, F. Shojaee-Moradie, P. V. Carroll, L. J. Chassin, I. J. Gowrie, N. C. Jackson, R. H. Jones, “Partitioning glucose distribution/transport, disposal, and endogenous production during IVGTT”, *American Journal of Physiology, Endocrinology and Metabolism*, vol. 282, no. 5, pp. 992–1007, 2002.
- [50] G. Nucci, C. Cobelli, “Models of subcutaneous insulin kinetics. A critical review”, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 62, no. 3, pp. 249–257, 2000.
- [51] A. C. Freeland, R. T. Bonnecaze, ”Inference of blood glucose concentrations from subcutaneous glucose concentrations: Applications to glucose biosensors”, *Annals of Biomedical Engineering*, vol. 27, no. 4, pp. 525–537, 1999.
- [52] M. E. Wilinska, M. Bodenlenz, L. J. Chassin, H. C. Schaller, L. A. Schaupp, T. R. Pieber, R. Hovorka, “Interstitial glucose kinetics in subjects with type 1 diabetes under physiologic conditions”, *Metabolism: Clinical and Experimental*, vol. 53, no. 11, pp. 1484–1491, 2004.
- [53] C. Dalla Man, M. Camilleri, C. Cobelli, “A system model of oral glucose absorption: Validation on gold standard data”, *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, vol. 53, no. 2, pp. 2472–2478, 2006.

- [54] C. Dalla Man, D. M. Raimondo, R. A. Rizza, C. Cobelli, “GIM, simulation software of meal glucose-insulin model”, *Journal of Diabetes Science and Technology*, vol. 1, no. 3, pp. 323–330, 2007.
- [55] L. J. Chassin, M. E. Wilinska, R. Hovorka, “Intense exercise in type 1 diabetes: Exploring the role of continuous glucose monitoring”, *Journal of Diabetes Science and Technology*, vol. 1, no. 4, pp. 164–167, 2007.
- [56] D. A. Finan, H. Zisser, L. Jovanovic, W. C. Bevier, D. E. Seborg, “Identification of linear dynamic models for type 1 diabetes: a simulation study”, *14th IFAC ADCHEM Symposium*, pp. 503-508, 2006.
- [57] S. M. Pappada, B. D. Cameron, P. M. Rosman, “Development of a neural network for prediction of glucose concentration in Type 1 diabetes patients”, *Journal of Diabetes Science and Technology*, vol. 2, no. 5, pp. 792–801, 2008.
- [58] C. Perez-Gandia, A. Facchinetti, G. Sparacino, C. Cobelli, E. J. Gomez, M. Rigla, A. de Leiva, M. E. Hernando, “Artificial neural network algorithm for online glucose prediction from continuous glucose monitoring”, *Diabetes Technology & Therapeutics*, vol.12, no. 1, pp. 81–88, 2010.
- [59] G. Baghdadi, A. M. Nasrabadi, “Controlling blood glucose levels in diabetics by neural network predictor”, *29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 3216-3219, 2007.
- [60] Z. Zainuddin, O. Pauline, C. Ardil, “A neural network approach in predicting the blood glucose level for diabetic patients”, *International Journal of Computational Intelligence*, vol. 5, no. 1, pp. 72–79, 2009.
- [61] S. G. Mougiakakou, A. Prountzou, K. Zarkogianni, C. Bartsocas, K. S. Nikita, A. Gerasimidi-Vazeou, “Prediction of glucose profile in children with type 1 diabetes mellitus using continuous glucose monitors and insulin pumps”, *Hormone Research*, vol. 70, pp. 22–23, 2008.
- [62] K. Zarkogianni, K. Mitsis, M.–T. Arredondo, G. Fico, A. Fioravanti, K. S. Nikita, “Neuro-Fuzzy based Glucose Prediction Model for Patients with Type 1 Diabetes Mellitus”, *IEEE-EMBS International Conferences on Biomedical and Health Informatics*, pp. 1-4, 2014.
- [63] K. Zarkogianni, E. Litsa, A. Vazeou, K. S. Nikita, “Personalized glucose-insulin metabolism model based on self-organizing maps for patients with type 1 diabetes mellitus”, *13th IEEE International Conference on BioInformatics and BioEngineering (BIBE 2013)*, pp. 1-4, 2013.

- [64] J. C. Pickup, S. C. Freeman, A. J. Sutton, “Glycaemic control in type 1 diabetes during real time continuous glucose monitoring compared with self monitoring of blood glucose: meta-analysis of randomised controlled trials using individual patient data”, *BMJ*, vol. 343, pp. 3805, 2011.
- [65] M. Langendam, Y. M. Luijf, L. Hooft, J. H. Devries, A. H. Mudde, R. J. Scholten, “Continuous glucose monitoring systems for type 1 diabetes mellitus”, *Cochrane Database Syst. Rev.*, vol. 1, CD008101, 2012.
- [66] R. Retnakaran, J. Hochman, J. H. DeVries et al., “Continuous subcutaneous insulin infusion versus multiple daily injections: the impact of baseline A1c”, *Diabetes Care*, vol. 27, pp. 2590–2596, 2004.
- [67] J. Pickup, M. Mattock, S. Kerry, “Glycaemic control with continuous subcutaneous insulin infusion compared with intensive insulin injections in patients with type 1 diabetes: meta-analysis of randomised controlled trials”, *BMJ*, vol. 324, pp. 705, 2002.
- [68] J. B. Buse, G. Dailey, A. A. Ahmann et al., “Baseline predictors of A1C reduction in adults using sensor-augmented pump therapy or multiple daily injection therapy: the STAR 3 experience”, *Diabetes Technol. Ther.*, vol. 13, pp. 601–606, 2011.
- [69] A. H. Kadish, “Automation control of blood sugar. I. a Servomechanism for glucose monitoring and control”, *Am. J. Med. Electron.*, vol. 3, pp. 82–86, 1964.
- [70] A. M. Albisser, B. S. Leibel, “The artificial pancreas”, *Clin. Endocrinol. Metab.*, vol. 6, pp. 457–479, 1977.
- [71] S.M. Furler, E.W. Kraegen, R.H. Smallwood, D.J. Chisolm, “Blood glucose control by intermittent loop closure in the basal mode: Computer simulation studies with a diabetic model”, *Diabetes Care*, vol. 8, no. 6, pp.553–561, 1985.
- [72] C. Eberle, C. Ament, “The Unscented Kalman Filter estimates the plasma insulin from glucose measurement”, *BioSystems*, no. 103, pp. 67-72, 2011.
- [73] F. Cameron, D. Wilson, B. Buckingham, H. Arzumanyan, P. Clinton, H. Chase, J. Lum, D. Maahs, P. Calhoun, B. Bequette, “In-patient studies of a Kalman-Filter-Based predictive pump shut-off algorithm,” *Journal of Diabetes Science and Technology*, vol. 6, no. 5, pp. 1142-1147, 2012.
- [74] P. Palazzo, V. Viti, “A new glucose-clamp algorithm theoretical consideration and computer simulations”, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 37, no. 5, pp. 535–543, 1990.
- [75] G.M. Steil, A.E. Panteleon, K. Rebrin, “Closed-loop insulin delivery – the path to physiological glucose control”, *Advanced Drug Delivery Reviews*, vol. 56, pp. 125–144, 2004.

- [76] B. Gopakumaran, H.M. Duman, D.P. Overholser, I.F. Federiuk, M.J. Quinn, M.D. Wood, W.K. Ward, “A novel insulin delivery algorithm in rats with type 1 diabetes: The fading memory proportional-derivative method”, *Artificial Organs*, vol. 29, no. 8, pp. 599–607, 2005.
- [77] G. Marchetti, M. Barolo, L. Jovanovic, H. Zisser, “An improved PID switching control strategy for Type 1 diabetes”, 28th IEEE EMBS Annual International Conference, pp. 5041–5044, New York City, USA, 2006.
- [78] C. Dalla Man, D.M. Raimondo, R.A. Rizza, C. Cobelli, “GIM simulation software of meal glucose–insulin model”, *Journal of Diabetes Science and Technology*, vol. 1, no. 3, pp. 323–330, 2007.
- [79] F. Chee, T. Fernando, P.V. van Heerden, “Closed-loop glucose control incritically-ill patients using continuous glucose monitoring system (CGMS) in realtime”, *IEEE Trans. Inf. Tech. Biomed.*, vol. 7, no. 1, pp. 43–53, 2003.
- [80] G.M. Steil, K. Rebrin, C. Darwin, F. Hariri, M.F. Saad, “Feasibility of automating insulin delivery for the treatment of type 1 diabetes”, *American Diabetes Association*, vol. 55, pp. 3344–3350, 2006.
- [81] J.A. Gantt, K.A. Rochelle, E.P. Gatzke, “Type 1 diabetic patient insulin delivery using asymmetric pi control”, *Chemical Engineering Communications*, vol. 194, no. 5, pp. 586–602, 2007.
- [82] A. Dauber, L. Corcia, J. Safer, M. S. D. Agus, S. Einis, G. M. Steil, “Closed-loop insulin therapy improves glycemic control in children aged >7 years”, *Diabetes Care*, no. 36, pp. 222-227, 2013.
- [83] M. J. O’ Grady, A. J. Retterath, D. B. Keenan, N. Kurtz, M. Cantwell, G. Spital, M. N. Kremliovsky, A. Roy, E. A. Davis, T. W. Jones, T. T. Ly, “The use of an automated, portable glucose control system for overnight glucose control in adolescents and young adults with type 1 diabetes”, *Diabetes Care*, no. 35, pp. 2182-2187, 2012.
- [84] R.S. Parker, F.J.I. Doyle, N.A. Peppas, “A model-based algorithm for blood glucosecontrol in type I diabetic patients”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 46, no. 2, pp. 148–157, 1999.
- [85] S.M. Lynch, B.W. Bequette, “Estimation-based model predictive control of blood glucose in type I diabetics: a simulation study”, 27th IEEE Annual Northeast Bioengineering Conference, Storrs, Connecticut, pp. 79–80, 2001.

- [86] S.M. Lynch, B.W. Bequette, “Model predictive control of blood glucose in type I diabetics using subcutaneous glucose measurements”, American Control Conference, Anchorage, Alaska, vol. 5, pp. 4039–4043, 2002.
- [87] R. Hovorka, V. Canonico, L.J. Chassin, U. Haueter, M. Massi-Benedetti, M.O. Federici, T.R. Pieber, H.C. Schaller, L. Schaupp, T. Vering, M.E. Wilinska, “Nonlinear model predictive control of glucose concentration in subjects with type 1 diabetes”, *Physiological Measurement*, vol. 25, pp. 905–920, 2004.
- [88] G. Marchetti, M. Barolo, L. Jovanovic, H. Zisser, D.E. Seborg, “A feed forward feedback glucose control strategy for type 1 diabetes mellitus”, *Journal of Process Control*, vol. 18, no.2, pp.149–162, 2008.
- [89] B. Kovatchev, C. Cobelli, E. Renard, S. Anderson, M. Breton, S. Patek, W. Clarke, D. Bruttomesso, A. Maran, S. Costa, A. Avogaro, C. D. Man, A. Facchinetti, L. Magni, G. D. Nicolao, J. Place, and A. Farret, “Multinational study of subcutaneous model-predictive closed-loop control in type 1 diabetes mellitus: Summary of results”, *Journal of Diabetes Science and Technology*, vol. 4, no. 6, pp. 1374-1381, 2010.
- [90] G. Schlotthauer, L. G. Gamero, M. E. Torres, G. A. Nicolini, “Modeling, identification and nonlinear model predictive control of type 1 diabetic patient,” *Medical Engineering & Physics*, vol. 28, no. 3, pp. 240-250, 2006.
- [91] E. Dassau, H. Zisser, R. A. Harvey, M. W. Percival, B. Grosman, W. Bevier, E. Atlas, S. Miller, R. Nimri, L. Jovanovic, F. J. Doyle, “Clinical evaluation of a personalized artificial pancreas”, *Diabetes Care*, no. 36, pp. 801-809, 2013.
- [92] R. Gillis, C.C. Palerm, H.Z.L. Javonovic, D.E. Seborg, F.J.I. Doyle, “Glucose estimation and prediction through meal responses using ambulatory subject datafor advisory mode model predictive control”, *Journal of Diabetes Science and Technology*, vol. 1, no. 6, pp. 825–833, 2007.
- [93] R. Hovorka, V. Canonico, L.J. Chassin, U. Haueter, M. Massi-Benedetti, M.O. Federici, T.R. Pieber, H.C. Schaller, L. Schaupp, T. Vering, M.E. Wilinska, “Nonlinear model predictive control of glucose concentration insubjects with type 1 diabetes”, *Physiological Measurement*, vol. 25, pp. 905–920, 2004.
- [94] L. Magni, D.M. Raimondo, L. Bossi, C. Dalla Man, G. De Nicolao, B. Kovatchev, C.Cobelli, “Model predictive control of type 1 diabetes: an in silico trial”, *Journal of Diabetes Science and Technology*, vol. 1, no. 6,pp. 804–812, 2006.

- [95] L. Magni, D.M. Raimondo, C. Dalla Man, G. De Nicolao, B. Kovatchev, C. Cobelli, “Model predictive control of glucose concentration in subjects with type 1 diabetes: an in silico trial”, 17th IFAC World Congress, Seoul, Korea, 2008.
- [96] H. Lee, B. Bequette, “A closed-loop artificial pancreas based on model predictive control: Human-friendly identification and automatic meal disturbance rejection”, *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 4, no. 4, pp. 347-354, 2009.
- [97] P. Soru, G. D. Nicolao, C. Tofianin, C. D. Man, C. Cobelli, L. Magni, “MPC based artificial pancreas: Strategies for individualization and meal compensation”, *Annual Reviews in Control*, vol. 36, no. 1, pp. 118-128, 2012.
- [98] K. Zarkogianni, A. Vazeou, S. Mougiakakou, A. Prountzou, K. Nikita, “An insulin advisory system based on autotuning nonlinear model-predictive control”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 58, no. 9, pp. 2467-2477, 2011.
- [99] E. Atlas, R. Nimri, S. Miller, E. A. Grunberg, M. Phillip, “MD-logic artificial pancreas system: a pilot study in adults with type 1 diabetes”, *Diabetes Care*, vol. 33, pp. 1072–1076, 2010.
- [100] P. A. Bakhtiani, L. M. Zhao, J. El Youssef, J. R. Castle, W. K. Ward, “A review of artificial pancreas technologies with an emphasis on bihormonal therapy”, *Diabetes, Obesity and Metabolism*, vol. 15, pp. 1065-1070, 2013.
- [101] F. H. El-Khatib, S. J. Russell, D. M. Nathan, R. G. Sutherlin, E. R. Damiano, “A bihormonal closed-loop artificial pancreas for type 1 diabetes”, *Sci. Transl. Med.*, vol. 2, 2010.
- [102] S. J. Russell, F. H. El-Khatib, D. M. Nathan, K. L. Magyar, J. Jiang, E. R. Damiano, “Blood glucose control in type 1 diabetes with a bihormonal bionic endocrine pancreas”, *Diabetes Care*, vol. 35, pp. 2148–2155, 2012.
- [103] A. Haidar, L. Legault, M. Dallaire, A. Alkhateeb, A. Coriati, V. Messier, P. Cheng, M. Millette, B. Boulet, R. Rabasa-Lhoret, “Glucose-responsive insulin and glucagon delivery (dual-hormone artificial pancreas) in adults with type 1 diabetes: a randomized crossover controlled trial”, *CMAJ*, vol. 185, no. 4, pp. 297-305, 2013.
- [104] M. S. Shanker, “Using neural networks to predict the onset of diabetes mellitus”, *Journal of Chemical Information and Computer Sciences*, vol. 36, no. 1, pp. 35–41, 1996.
- [105] K. E. Heikes, D. M. Eddy, B. Arondekar, L. Schlessinger, “Diabetes risk calculator: A simple tool for detecting undiagnosed diabetes and pre-diabetes”, *Diabetes Care*, vol. 31, no. 5, pp. 1040–1045, 2008.

- [106] M. Seera, C. P. Lim, “A hybrid intelligent system for medical data classification”, *Expert Systems with Applications*, vol.41, 2014.
- [107] N. Yilmaz, O. Inan, M. S. Uzer, “A new data preparation method based on clustering algorithms for diagnosis systems of heart and diabetes diseases”, *Medical Systems*, vol. 38, no. 5, 2014.
- [108] S. Belciug, F. Gorunescu, “Error-correction learning for artificial neural networks using the Bayesian paradigm. Application to automated medical diagnosis”, *Biomedical Informatics*, vol.52, pp. 329-337, 2014.
- [109] E. Gürbüz, E. Kılıç, “A new adaptive support vector machine for diagnosis of diseases”, *Expert Systems*, vol. 31, no. 5, pp. 389-397, 2014.
- [110] R. C. Anirudha, R. Kannan, N. Patil, “Genetic Algorithm Based Wrapper Feature Selection on Hybrid Prediction Model for Analysis of High Dimensional Data”, 2015.
- [111] J. Zhu, Q. Xie, K. Zheng. “An improved early detection method of type-2 diabetes mellitus using multiple classifier system”, *Information Sciences*, vol. 292, pp. 1-14, 2015.
- [112] M. A. Perez, C. Yanez-Marquez, O. Camacho-Nieto, I. Lopez-Yanez, A.-J. Arguelles-Cruz, “Collaborative learning based on associative models: Application to pattern classification in medical datasets”, *Computers in Human Behaviour*, vol. 51, pp. 771-779, 2015.
- [113] L. Nanni, C. Fantozzi, N. Lazzarini, “Coupling different methods for overcoming the class imbalance problem”, *Neurocomputing*, vol. 158, pp. 48-61, 2015.
- [114] D. H. Sutanto, M. K. A. Ghani, “Improving classification performance of k-nearest neighbor by hybrid clustering and feature selection for non-communicable disease prediction”, *Engineering and Applied Sciences*, vol. 10, no. 16, 2015.
- [115] E. Cernadas, M. Fernandez-Delgado, E. Gonzalez-Rufino, P. Carrion, “Influence of normalization and color space to color texture classification”, *Pattern Recognition*, vol. 61, pp. 120-138, 2017.
- [116] R. C. Eastman, J. C. Javitt, W. H. Herman, “Model of complications of NIDDM I. Model construction and assumptions”, *Diabetes Care*, vol. 20, pp. 725–734, 1997.
- [117] R. J. Stevens, V. Kothari, A. I. Adler, I. M. Stratton, R. R. Holman, “The UKPDS risk engine: a model for the risk of coronary heart disease in Type II diabetes (UKPDS 56)”, *Clinical Science*, vol. 101, pp. 671-679, 2001.
- [118] V. Kothari, R. J. Stevens, A. I. Adler, I. M. Stratton, S. E. Manley, H. A. Neil, R. R. Holman, “Risk of Stroke in Type 2 Diabetes Estimated by the UK Prospective Diabetes Study Risk Engine (UKPDS 60) ”, *Stroke*, vol. 33, pp. 1776-1781, 2002.

- [119] R. J. Stevens, R. L. Coleman, A. I. Adler, I. M. Stratton, D. R. Matthews, R. R. Holman, “Risk factors for Myocardial Infarction Case Fatality and Stroke Case Fatality in Type 2 Diabetes (UKPDS 66)”, *Diabetes Care*, vol. 27, no.1, pp. 201–207, 2004.
- [120] S.E. Moss, R. Klein, B.E. Klein, “The prevalence and incidence of lower extremity amputation in a diabetic population”, *Arch. Int. Med.*, vol. 152, no. 3, pp. 610–616, 1992.
- [121] J.C. Javitt, L.P. Aiello, “Cost-effectiveness of detecting and treating diabetic retinopathy”, *Ann. Int. Med.*, vol. 124 , pp. 164–169, 1996.
- [122] Y. Vergouwe, S. S. Soedamah-Muthu, J. Zgibor, N. Chaturvedi, C. Forsblom, J. K. Snell-Bergeon, D. M. Maahs, P.-H. Groop, M. Rewers, T. J. Orchard, J. H. Fuller, K. G. M. Moons, “Progression to microalbuminuria in type 1 diabetes: development and validation of a prediction rule”, *Diabetologia*, vol. 53, pp. 254-262, 2010.
- [123] R. Klein, M. D. Knudtson, K. E. Lee, R. Gangnon, B. E. K. Klein, “The Wisconsin Epidemiologic Study of Diabetic Retinopathy XXII. The Twenty-Five-Year Progression of Retinopathy in Persons with Type 1 Diabetes”, *Ophthalmology*, vol. 115, no. 11, pp. 1859 – 1868, 2008.
- [124] F. Kong, J. Tan, “DietCam: Automatic dietary assessment with mobile camera phones”, *Pervasive and Mobile Computing*, vol. 8, no. 1, pp. 147-163, 2012.
- [125] M. Puri, Z. Zhu, Q. Yu, A. Divakaran, H. Sawhney, “Recognition and Volume Estimation of Food Intake using a Mobile Device”, *Workshop on Applications of Computer Vision (WACV 2009)*, December 7-8, Snowbird, UT, 2009.
- [126] G. Shroff, A. Smailagic, D. P. Siewiorek, “Wearable context-aware food recognition for calorie monitoring”, *12th IEEE Int. Symp. Wearable Comput.*, pp. 119–120, 2008.
- [127] F. Zhu, M. Bosch, I. Woo, S. Y. Kim, C. J. Boushey, D. S. Ebert, E. J. Delp, “The use of mobile devices in aiding dietary assessment and evaluation,” *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.*, vol. 4, no. 4, pp. 756–766, 2010.
- [128] T. Joutou and K. Yanai, “A food image recognition system with multiple kernel learning”, *16th IEEE Int. Conf. Image Process.*, pp. 285–288, 2009.
- [129] C. Martin, S. Kaya, B. Gunturk, “Quantification of food intake using food image analysis”, *Engineering in Medicine and Biology Society Annual International Conference of the IEEE*, pp. 6869–6872, 2009.
- [130] S. Yang, M. Chen, D. Pomerleau, R. Sukthankar, “Food recognition using statistics of pairwise local features”, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 2249–2256, 2010.

- [131] M. M. Anthimopoulos, L. Gianola, L. Scarnato, P. Diem, S. G. Mougiakakou, “A Food Recognition System for Diabetic Patients Based on an Optimized Bag-of-Features Model”, *Biomedical and Health Informatics*, vol.18, no.4, 2014.
- [132] K. Zarkogianni, K. Nikita, “Personal Health Systems for Diabetes Management, Early Diagnosis and Prevention”, in *Handbook of Research on Trends in the Diagnosis and Treatment of Chronic Conditions*, 2016.
- [133] E. J. Gomez, M. Perez, T. Vering, M. Rigla Cros, O. Bott, G. Garcia-Saez, A. de Leiva, “The INCA System: A Further Step Towards a Telemedical Artificial Pancreas”, *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 12, no. 4, pp. 470–479, 2008.
- [134] E. Georga, V. Protopappas, A. Guillen, G. Fico, D. Ardigo, M. T. Arredondo, D. I. Fotiadis, “Data mining for blood glucose prediction and knowledge discovery in diabetic patients: the METABO diabetes modeling and management system”, *31st Annu. Int. Conf. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 5633-5636, 2009.
- [135] L. Heinemann, C. Benesch, J. H. DeVries, “AP@home: A Novel European Approach to Bring the Artificial Pancreas Home”, *Journal of Diabetes Science and Technology*, vol. 5, no. 6, pp. 1363–1372, 2011.
- [136] S. G. Mougiakakou, C. Bartsocas, E. Bozas, N. Chaniotakis, D. Iliopoulou, I. Kouris, K. S. Nikita, “SMARTDIAB: A Communication and Information Technology Approach for the Intelligent Monitoring, Management and Follow-up of Type 1 Diabetes Patients”, *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 14, no. 3, pp. 622–633, 2010.
- [137] E. Spanakis, F. Chiarugi, A. Kouroubali, S. Spat, P. Beck, A. Asanin, J. Thestrup, “Diabetes management using modern information and communication technologies and new care models”, *Interact. J. Med. Res.*, vol. 1, no. 2, pp. 1–12, 2012.
- [138] I. Vlahavas, P. Kefalas, N. Bassiliades, F. Kokkoras, I. Sakellariou, “Artificial Intelligence”, 3rd Edition, University of Macedonia Press, Greece, 2011.
- [139] Y. Marinakis, G. Ntounias, J. Jantzen, “Pap smear diagnosis using a hybrid intelligent scheme focusing on genetic algorithm based feature selection and nearest neighbor classification”, *Computers in Biology and Medicine*, vol. 39, pp. 69-78, Jan. 2009.
- [140] J. Gou, T. Xiong, Y. Kuang, “A novel weighted voting for K-Nearest neighbour rule”, *Computers*, vol. 6, no. 5, pp. 833-840, July 2011.
- [141] B. Sierra, E. Lazkano, I. Irigoien, E. Jauregi, I. Mendialdua, “K nearest neighbor equality: giving equal chance to all existing classes”, *Inform. Sci.*, vol. 181, pp. 5158–5168, 2011.

- [142] J. R. Quinlan, “C4.5: Programs for Machine Learning”, Morgan Kaufmann Publishers, 1993.
- [143] E. Frank, I. H. Witten, “Generating Accurate Rule Sets Without Global Optimization”, in Fifteenth International Conference on Machine Learning, pp. 144-151, 1998.
- [144] P. Melville, R. J. Mooney, “Constructing Diverse Classifier Ensembles Using Artificial Training Examples”, Eighteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp. 505-510, 2003.
- [145] C. E. Smart, B. R. King, P. Mc Elduff, C. E. Collins, “In children using intensive insulin therapy, a 20-g variation in carbohydrate amount significantly impacts on postprandial glycaemia”, *Diabetic Medicine*, vol. 29, no. 7, pp. 21-24, 2012.
- [146] J. F. Kolen, J. B. Pollack, “Back Propagation is Sensitive to Initial Conditions”, Technical Report TR 90-JK-BPSIC, Laboratory for Artificial Intelligence Research, Computer and Information Science Department, 1990.
- [147] S. E. Fahlman, “An Empirical Study of Learning Speed in Backpropagation Networks”, Technical Report CMU-CS-88-162, School of Computer Science, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, 1988.
- [148] E. J. W. Boers, H. Kuiper, “Biological Metaphors and the Design of Modular Artificial Neural Networks”, Masters’ thesis, Leiden University, Leiden, The Netherlands, 1992.
- [149] D. Nguyen, B. Widrow, “Improving the Learning Speed of 2-Layer Neural Networks by Choosing Initial Values of the Adaptive Weights”, International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN) San Diego, vol. 3, pp. 21-26, Edward Brothers, 1990.
- [150] A.N. Kolmogorov, “On the Representation of Continuous Functions of Several Variables by Superpositions of Continuous Functions of one Variable and Addition,” *American Mathematical Society Translations*, vol. 28, pp. 55-59, 1963.
- [151] T. Masters, *Practical Neural Network Recipes in C++*, Academic Press, 1993.
- [152] B. A. Jain, B. R. Nag, “Artificial Neural Network Models for Pricing Initial Public Offerings,” *Decision Science*, vol. 26, no. 3, pp. 283-302, 1995.
- [153] R. P. Lippman, “An Introduction to Computing with Neural Nets”, *ASSP Magazine*, pp. 4-22, April 1987.
- [154] L. Breiman, “Random Forests”, *Machine Learning*, vol. 45, no. 1, pp.5-32, 2001.
- [155] N. Landwehr, M. Hall, E. Frank, “Logistic Model Trees”, *Machine Learning*, vol. 95, no. 1-2, pp. 161-205, 2005.

- [156] M. Galar, A. Fernandez, E.Barrenechea, H. Bustince, F. Herrera, “An overview of ensemble methods for binary classifiers in multi-class problems: Experimental study on one-vs-one and one-vs-all schemes”, *Pattern Recognition*, vol. 44, pp. 1761-1776, 2011.
- [157] N. G. Pedrajas, D. O. Boyer, “Improving multiclass pattern recognition by the combination of two strategies”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 6, pp. 1001–1006, 2006.
- [158] N. Petroglou, L. Sparos, “ROC Curve in diagnostic research”, *Archives of Hellenic Medicine*, vol. 21, no. 2, pp. 179-194, 2004.
- [159] D. M. Lloyd-Jones, “Cardiovascular Risk Prediction: Basic Concepts, Current Status, and Future Directions”, *Circulation*, vol. 121, pp. 1768-1777, 2010.
- [160] M. Turk, A. Pentland. “Eigenfaces for Recognition”, *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991.
- [161] Y. Saeys, I. Inza, P. Larranaga, “A review of feature selection techniques in bioinformatics”, *Bioinformatics*, vol. 23, no. 19, pp. 2507-2517, 2007.
- [162] K. Etemad and R. Chellappa. “Discriminant Analysis for Recognition of Human Face Images”, *Journal of the Optical Society of America A*, vol. 14, no. 8, pp. 1724-1733, 1997.
- [163] M. S. Bartlett, J. R. Movellan, T. J. Sejnowski, “Face Recognition by Independent Component Analysis”, *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 13, no. 6, pp. 1450-1464, 2002.
- [164] W. Daelemans, V. Hoste, F. De Meulder, B. Naudts, “Combined optimization of feature selection and algorithm parameter interaction in machine learning of language”, *14th European Conference on Machine Learning (ECML 2003)*, pp. 84–95, 2003.
- [165] S. Fallahpour, E. Norouzian Lakvan, M. Hendijani Zadeh, “Using an ensemble classifier based on sequential floating forward selection for financial distress prediction problem”, *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 34, pp. 159-167, 2017.
- [166] P. Pudil, J. Novovicova, J. Kittler, “Floating search methods in feature selection”, *Pattern Recognition Letters*, vol. 15, no. 11, pp. 1119–1125, 1994.
- [167] S. D. Stearns, “On selecting features for pattern classifiers”, *Third International Conference on Pattern Recognition*, Coronado, CA, USA, pp. 71-75, 1976.
- [168] P. M. Narendra, K. Fukunaga, “A branch and bound algorithm for feature subset selection”, *IEEE Transactions on Computers*, vol. 26, pp. 917-922, 1977.
- [169] J. Pearl, “Heuristics: Intelligent Search Strategies for Computer Problem Solving”, *Addison-Wesley Longman Publishing Co.,Inc., Boston, MA, USA*, 1984.

- [170] H. Orkcu, “Subset selection in multiple linear regression models: A hybrid of genetic and simulated annealing algorithms”, *Applied Mathematics and Computation*, vol. 219, no. 23, pp. 11018-11028, 2013.
- [171] J. Holland, “Adaptation in Natural and Artificial Systems”, Cambridge, MA: MIT Press, Second edition, 1992 (First edition, University of Michigan Press, 1975).
- [172] A. Ben Brahim, M. Limam, “A hybrid feature selection method based on instance learning and cooperative subset search”, *Pattern Recognition Letters*, vol. 69, pp. 28-34, 2016.
- [173] B. Krishnapuram, A. J. Hartemink, M. A. T. Figueiredo, “A Bayesian approach to joint feature selection and classifier design”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 26, pp. 1105–1111, 2004.
- [174] A. Lapedriza, S. Segu, D. Masip, J. Vitria, “A sparse Bayesian approach for joint feature selection and classifier learning”, *Pattern Anal. Appl.*, vol. 11, no. 3, pp. 299–308, 2008.
- [175] M. H. Nguyen, F. Dela Torre, “Optimal feature selection for support vector machines”, *Pattern Recognit.*, vol. 43, no.3, pp. 584–591, 2010.
- [176] J. Weston, S. Mukherjee, O. Chapelle, M. Pontil, T. Poggio, V. Vapnik, “Feature selection for SVMs”, 13th Annual Conference of NIPS, Denver, CO, USA, pp.668–674, 2000.
- [177] N. Chawla, K. Bowyer, L. Hall, W. Kegelmeyer, “SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique”, *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 16, pp. 321-357, 2002.
- [178] W. David, “On classification with incomplete data”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, pp. 427–436, 2007.
- [179] M. P. F. Saar-Tsechansky, “Handling missing values when applying classification models”, *The Journal of Machine Learning Research*, vol. 8, pp. 1625–1657, 2007.
- [180] R. J. Hathaway, J. C. Bezdek, “Clustering incomplete relational data using the non-Euclidean relational fuzzy c-means algorithm”, *Pattern Recognition Letters*, vol. 23, pp. 151–160, 2002.
- [181] A. Aussem, S. R. de Morais, “A conservative feature subset selection algorithm with missing data”, *Eighth IEEE International Conference on Data Mining (ICDM 2008)*, pp. 725–730, Pisa, Italy, 2008.
- [182] P. M. Clarke, A. M. Gray, A. Briggs, A. J. Farmer, P. Fenn, R. J. Stevens, D. R. Matthews, I. M. Stratton, R. R. Holman, “A model to estimate the lifetime health outcomes of

patients with Type 2 diabetes: the United Kingdom Prospective Diabetes Study (UKPDS) Outcomes Model (UKPDS 68)”, *Diabetologia*, vol. 47, pp. 1747-1759, 2004.

[183] J. B. Brown, A. J. Palmer, P. Bisgaard, W. Chan, K. Pedula, A. Russell, “The Mt Hood challenge: cross-testing two diabetes simulation models”, *Diabetes Res. Clin. Prac.*, vol. 50, pp. 57–64, 2000.

[184] A. Palmer, A. Brandt, G. Valerio, C. Weiss, H. Stock, H. Wenzel, “Outline of a diabetes disease management model. Principles and applications”, *Diabetes Res. Clin. Prac.*, vol. 50, no. 3, pp. 47–56, 2000.

[185] A. J. Palmer, C. Weiss, P. P. Sendi, K. Neeser, A. Brandt, G. Singh, H. Wenzel, G. A. Spinas, “The cost-effectiveness of different management strategies for type I diabetes: a Swiss perspective”, *Diabetologia*, vol. 43, pp. 13–26, 1999.

[186] A. J. Palmer, P. P. Sendi, G. A. Spinas, “Applying some UK prospective diabetes study results to Switzerland: the costeffectiveness of intensive glycemic control with metformin versus conventional control in overweight patients with type 2 diabetes”, *Schweiz Med Wochenschr*, vol. 130, pp. 1034–1040, 2000.

[187] J. B. Brown, A. Russell, W. Chan, K. Pedula, M. Aickin, “The global diabetes model: user friendly version 3.0”, *Diabetes Res. Clin. Prac.*, vol. 50, no. 3, pp. 15–46, 2000.

[188] Καμπράνης Δημήτριος, «Δυναμικά μοντέλα καταστάσεων και μπεϋζιανές τεχνικές στην ανάλυση επικινδυνότητας: εφαρμογές στη δομική αξιοπιστία», Πανεπιστήμιο Πειραιώς, 2007.

[189] J. W. Smith, J. E. Everhart, W. C. Dickson, W. C. Knowler, R. S. Johannes, “Using the ADAP learning algorithm to forecast the onset of diabetes mellitus”, in *Symposium on Computer Applications in Medical Care*, pp. 261–265, 1988.

[190] Γ. Στεργίου, Η. Αβραμόπουλος, Ε. Ανδρεάδης, Α. Αχείμαστος, Ε. Βαρσαμής, Κ. Βέμμος, Δ. Βλαχάκος, Μ. Ελισάφ, Ν. Καρατζάς, Θ. Μουντοκαλάκης, Δ. Παπαδογιάννης, Κ. Σιαμόπουλος, «41 Πρακτικές Ερωτήσεις και Απαντήσεις για την Υπέρταση και τη Χοληστερίνη», Ελληνική Εταιρεία Μελέτης της Υπέρτασης, 2007, available at: <http://www.hypertension.gr>.

[191] G. Cooper, E. Herskovits, “A Bayesian method for the induction of probabilistic networks from data”, *Machine Learning*, vol. 9, pp. 309-347, 1992.

[192] F. Bagherzadeh-Khiabani, A. Ramezankhani, F. Azizi, F. Hadaegh, E. W. Steyerberg, D. Khalili, “A tutorial on variable selection for clinical prediction models: feature selection methods in data mining could improve the results”, *Journal of Clinical Epidemiology*, vol. 71, pp. 76-85, 2016.

- [193] I. Guyon, A. Elisseeff, “An introduction to variable and feature selection”, *J Mach Learn Res*, vol. 3, pp. 1157-1182, 2003.
- [194] J. Novakovic, P. Strbac, D. Bulatovic, “Toward optimal feature selection using ranking methods and classification algorithms”, *Yugosl J Oper Res*, vol. 21, ISSN: 0354-0243, EISSN: 2334-6043, 2011.
- [195] L. Ladha, T. Deepa, “Feature selection methods and algorithms”, *Int J Computer Sci Eng*, vol 3, no. 5, pp. 1787-1797, 2011.
- [196] H. Liu, J. Li, L. Wong, “A comparative study on feature selection and classification methods using gene expression profiles and proteomic patterns”, *Genome Inform*, vol. 13, pp. 51-60, 2002.
- [197] R. Jensen, Q. Shen, “Feature selection for aiding glass forensic evidence analysis”, *Intell Data Anal*, vol. 13, no. 5, pp. 703-723, 2009.
- [198] M. A. Hall, PhD Thesis, “Correlation-based feature selection for machine learning”, in Department of Computer Science, The University of Waikato. 1999.
- [199] M. A. Hall, “Feature selection for discrete and numeric class machine learning”, Hamilton, New Zealand: Department of Computer Science, University of Waikato; 1999.
- [200] L. Cehovin, Z. Bosnic, “Empirical evaluation of feature selection methods in classification”, *Intell Data Anal*, vol. 14, no. 3, pp. 265-281, 2010.
- [201] F. Livingston, “Implementation of Breiman’s random forest machine learning algorithm”, *ECE591Q Machine Learning Journal Paper*, 2005.
- [202] M. Dash, H. Liu, “Feature selection for classification”, *Intell Data Anal*, vol. 1, no. 3, pp. 131-156, 1997.
- [203] W. Megchelenbrink, E. Marchiori, P. Lucas, “Relief-based feature selection in bioinformatics: detecting functional specificity residues from multiple sequence alignments”, Nijmegen: Department of Information Science, Radboud University, Master thesis, 2010.
- [204] A. Arauzo-Azofra, J. M. Benitez, J. L. Castro, “Consistency measures for feature selection”, *J Intell Inf Syst*, vol. 30, pp. 273-292, 2008.
- [205] P. Jaganathan, R. Kuppuchamy, “A threshold fuzzy entropy based feature selection for medical database classification”, *Computers in Biology and Medicine*, vol. 43, pp. 2222-2229, 2013.
- [206] X. Wang, G. Strizich, Y. Hu, T. Wang, R. C. Kaplan, Q. Qi, “Genetic markers of type 2 diabetes: Progress in genome-wide association studies and clinical application for risk prediction”, *Diabetes*, vol. 8, no.1, pp. 24-35, 2016.
- [207] H. Liu, L. Yu, “Toward integrating feature selection algorithms for classification

- and clustering”, *IEEE Trans Knowl Data Eng*, vol. 17, no.4, pp. 491-502, 2005.
- [208] M. Stone, “An asymptotic equivalence of choice of model by cross-validation and Akaike’s criterion”, *J R Stat Soc Series B Stat Methodol*, vol. 39, no. 1, pp. 44-47, 1977.
- [209] J. Xiang, X. Han, F. Duan, Y. Qiang, X. Xiong, Y. Lan, H. Chai, “A novel hybrid system for feature selection based on an improved gravitational search algorithm and k-NN method”, *Applied Soft Computing*, vol. 31, pp. 293-307, 2015.
- [210] E. Rashedi, H. Nezamabadi-Pour, S. Saryazdi, “Allocation of static var compensator using gravitational search algorithm”, in *Proceedings of the First Joint Conference on Fuzzy and Intelligent Systems*, Mashhad, Iran, 2007.
- [211] E. Rashedi, H. Nezamabadi-Pour, S. Saryazdi, “GSA: a gravitational search algorithm”, *Inf. Sci.*, vol. 179, pp. 2232–2248, 2009.
- [212] Y. Mohsenzadeh, H. Sheikhzadeh, S. Nazari, “Incremental relevance sample-feature machine: A fast marginal likelihood maximization approach for joint feature selection and classification”, *Pattern Recognition*, vol. 60, pp. 835-848, 2016.
- [213] S. Maldonado, J. Perez, R. Weber, M. Labbe, “Feature selection for Support Vector Machines via Mixed Integer Linear Programming”, *Information Sciences*, vol. 279, pp. 163-175, 2014.
- [214] R. A. Welikala, M. M. Fraz, J. Dehmeshki, A. Hoppe, V. Tah, S. Mann, T. H. Williamson, S. A. Barman, “Genetic algorithm based feature selection combined with dual classification for the automated detection of proliferative diabetic retinopathy”, *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 43, pp. 64-77, 2015.
- [215] F. K. Bishop, D. M. Maahs, G. Spiegel, D. Owen, G. J. Klingensmith, A. Bortsov, J. Thomas, E. J. Mayer-Davis, “The Carbohydrate Counting in Adolescents With Type 1 Diabetes (CCAT) Study”, *Diabetes Spectrum*, vol. 22, no. 1, pp. 56-62, 2009.
- [216] C. E. Smart, B. R. King, P. Mc Elduff, C. E. Collins, “In children using intensive insulin therapy, a 20-g variation in carbohydrate amount significantly impacts on postprandial glycaemia”, *Diabetic Medicine*, vol. 29, no. 7, pp. 21-24, 2012.
- [217] S. N. Mehta, L. K. Volkening, N. Quinn, L. M. B. Laffel, “Impact of Carbohydrate Counting on Glycemic Control in Children With Type 1 Diabetes”, *Diabetes Care*, vol. 32, pp. 1014-1016, 2009.
- [218] M. Rahman, M. Pickering, D. Kerr, C. Boushey, E. Delp, “A New Texture Feature for Improved Food Recognition Accuracy in a Mobile Phone Based Dietary Assessment System”, *IEEE International Conference on Multimedia and Expo Workshops*, pp. 418-423, 2012.

- [219] F. Zhu, A. Mariappan, C. J. Boushey, D. Kerr, K. D. Lutes, D. S. Ebert, E. J. Delp, “Technology-Assisted Dietary Assessment”, Proceedings of SPIE, 2008.
- [220] D. Gupta, R. S. Anand, “A hybrid edge-based segmentation approach for ultrasound medical images”, Biomedical Signal Processing and Control, vol.31, pp. 116-126, 2017.
- [221] Y. Feng, H. Zhao, X. Li, X. Zhang, H. Li, “A multi-scale 3D Otsu thresholding algorithm for medical image segmentation”, Digital Signal Processing, vol. 60, pp. 186-199, 2017.
- [222] A. Kerkeni, A. Benabdallah, A. Manzanera, M. Bedoui, “A coronary artery segmentation method based on multiscale analysis and region growing”, Computerized Medical Imaging and Graphics, vol. 48, pp. 49-61, 2016.
- [223] B. Subudhi, V. Thangaraj, E. Sankaralingam, A. Ghosh, “Tumor or abnormality identification from magnetic resonance images using statistical region fusion based segmentation”, Magnetic Resonance Imaging, vol. 34, pp. 1292-1304, 2016.
- [224] N. Upadhyaya, M. Dixit, “A Review: Relating Low level features to High Level Semantics in CBIR”, International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, vol. 9, no. 3, pp. 433-444, 2016.
- [225] G. Carneiro, A. Jepson, “The distinctiveness, detectability and robustness of local image features”, Computer Vision and Pattern Recognition, 2005.
- [226] L. Florack, B. Haar Romeny, J. Koenderink, M. Viergever, “General intensity transformations and differential invariants”, JMIV, vol. 4, pp. 171–187, 1994.
- [227] F. Mindru, T. Tuytelaars, L. Van Gool, T. Moons, “Moment invariants for recognition under changing viewpoint and illumination”, Computer Vision and Image Understanding, vol. 94, pp. 3–27, 2004.
- [228] A. Baumberg, “Reliable feature matching across widely separated views”, in CVPR, pp. 774 – 781, 2000.
- [229] F. Schaffalitzky, A. Zisserman, “Multi-view matching for unordered image sets, or “How do I organize my holiday snaps?””, in ECCV, vol. 1, pp. 414 – 431, 2002.
- [230] W. Freeman, E. Adelson, “The design and use of steerable filters”, PAMI, vol. 13, pp. 891 – 906, 1991.
- [231] G. Carneiro, A. Jepson, “Multi-scale phase-based local features”, in CVPR, vol. 1, pp. 736 – 743, 2003.
- [232] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, L. Gool, “Speeded-Up Robust Features (SURF)”, Computer Vision and Image Understanding, vol. 110, no. 3, pp. 346-359, 2008.

- [233] K. Mikolajczyk, C. Schmid, “A performance evaluation of local descriptors”, in CVPR, vol. 2, pp. 257 – 263, 2003.
- [234] Y. Wan, M. Wang, Z. Ye, X. Lai, “A feature selection method based on modified binary coded ant colony optimization algorithm”, Applied Soft Computing, vol. 49, pp. 248-258, 2016.
- [235] P. Chen, L. Jiao, F. Liu, J. Zhao, Z. Zhao, S. Liu, “Semi-supervised double sparse graphs based discriminant analysis for dimensionality reduction”, Pattern Recognition, vol. 61, 2017.
- [236] United States Department of Agriculture Agricultural Research Service. [Online]. <http://www.ars.usda.gov>

Δημοσιεύσεις σε διεθνή επιστημονικά περιοδικά:

1. L. Spanou, **K. Dalakleidi**, K. Zarkogianni, A. Papadimitriou, K. Nikita, V. Vasileiou, M. Alevizaki, E. Anastasiou, “Ketonemia and ketonuria in gestational diabetes mellitus”, *Hormones*, vol. 14, no. 4, pp. 644-650, 2015.
2. **K. Dalakleidi**, K. Zarkogianni, A. Thanopoulou, K. Nikita, “Comparative Assessment of Statistical and Machine Learning Techniques Towards Estimating the Risk of Developing Type 2 Diabetes and Cardiovascular Complications”, *Expert Systems*, 2017.

Δημοσιεύσεις σε ελληνικά και διεθνή επιστημονικά συνέδρια:

1. L. Spanou, **K. Dalakleidi**, V. Vasileiou, K. Zarkogianni, S. Mouzakioti, K. Nikita, E. Anastasiou, “Correlating ketones in blood with ketones in urine in Gestational Diabetes”, 39th Panhellenic Congress of Endocrinology and Metabolism (EEE 2012), April 4-7, Athens, Greece, 2012.
2. **K. Dalakleidi**, K. Zarkogianni, V. Karamanos, K. Nikita, “A Hybrid Genetic Algorithm for the Selection of Critical Features for Cardiovascular Complications Prognosis in Type 2 Diabetes Patients”, 13th IEEE International Conference on Bioinformatics and BioEngineering (BIBE 2013) , November 10-13, Chania, Greece, 2013.
3. A. Tzalavra, **K. Dalakleidi**, E. Zacharaki, N. Tsiaparas, F. Constantinidis, N. Paragios, K. Nikita, “Comparison of Multi-resolution Analysis Patterns for Texture Classification of Breast Tumors Based on DCE-MRI”, 7th International Conference on Machine Learning in Medical Imaging (MLMI 2016), October 17, Athens, Greece, Volume 10019 of the series Lecture Notes in Computer Science, pp 296-304, Springer International Publishing, 2016.
4. **K. Dalakleidi**, M. Sarantea, K. Nikita, “A Modified All-And-One Classification Algorithm Combined with the Bag-Of-Features Model to Address the Food Recognition Task”, 10th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies - Volume 5: HEALTHINF, (BIOSTEC 2017), February 21-23, Porto, Portugal, pp. 284-290, 2017.