



ΕΘΝΙΚΟ ΚΑΙ ΚΑΠΟΔΙΣΤΡΙΑΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

**ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ**

**ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
"ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΣΤΗΝ ΙΑΤΡΙΚΗ ΚΑΙ ΤΗ ΒΙΟΛΟΓΙΑ"**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Σύστημα επεξεργασίας, ανάλυσης και ταξινόμησης εικόνων

Ηλιάνα Η. Γεράκου

Επιβλέποντες: **Σταύρος Περαντώνης**, Διευθυντής Ερευνών ΕΚΕΦΕ
Δημόκριτος
Ευάγγελος Σπύρου Αναπληρωτής Καθηγητής Πανεπιστήμιο
Θεσσαλίας

ΑΘΗΝΑ

ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ 2023

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Σύστημα επεξεργασίας, ανάλυσης και ταξινόμησης εικόνων

Ηλιάνα Η. Γεράκου

A.M.: ΠΙΒ0135

ΕΠΙΒΛΕΠΟΝΤΕΣ: **Σταύρος Περαντώνης**, Διευθυντής Ερευνών ΕΚΕΦΕ
Δημόκριτος
Ευάγγελος Σπύρου, Αναπληρωτής Καθηγητής Πανεπιστήμιο
Θεσσαλίας

ΕΞΕΤΑΣΤΙΚΗ ΕΠΙΤΡΟΠΗ: **Παναγιώτης Σταματόπουλος**, Επίκουρος Καθηγητής
Εθνικό και Καποδιστριακό Πανεπιστήμιο Αθηνών

Φεβρουάριος 2023

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα διπλωματική εργασία ασχολείται με ένα σύστημα επεξεργασίας, ανάλυσης και ταξινόμησης ιατρικών εικόνων. Εστιάζει στην διάγνωση του καρκίνου του δέρματος με χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης και συγκεκριμένα ο αλγόριθμος που χρησιμοποιήθηκε είναι ο Bag-of-Features (BoF).

Ένα τέτοιο σύστημα μπορεί να χρησιμοποιηθεί από τον θεράποντα ιατρό επικουρικά κατά τη διάγνωση βοηθώντας τον στην εξέταση προκειμένου να επισημάνει τις ύποπτες περιοχές του δέρματος. Έτσι, με αυτόν τον τρόπο αξιοποιώντας την πρότερη γνώση από ήδη διαγνωσμένες ιατρικές εικόνες, το σύστημά μας εκπαιδεύεται με τελικό στόχο την αύξηση στην αποτελεσματικότητα της διάγνωσης του καρκίνου του δέρματος και τη μείωση του χρόνου διάγνωσης επ' ωφελεία του ασθενούς.

Οι εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξη του συγκεκριμένου συστήματος, αντλήθηκαν από την επιστημονική βάση δεδομένων του πανεπιστημίου Harvard (<https://dataverse.harvard.edu>)

Αρχικά στην παρούσα διπλωματική εργασία παρουσιάζεται το θεωρητικό πλαίσιο, όπου στα πρώτα τρία κεφάλαια αναλύονται οι διαγνωστικές μέθοδοι για την αλλοίωση του δέρματος και τα δύο είδη δερματοσκοπίων, το μη πολωμένο δερματοσκόπιο – nonpolarized dermatoscopy (NPD) και το πολωμένο δερματοσκόπιο -polarized dermatoscopy (PD). Γίνεται εκτενής αναφορά στην ανατομία του δέρματος, στην δομή του κυττάρου, τον κυτταρικό κύκλο, στην διαφορά του υγιούς κυττάρου από το καρκινικό καθώς και σε επτά είδη καρκίνου δέρματος. Τέλος αναφέρονται τα μέτρα προστασίας για την πρόληψη του δερματικού καρκίνου. Μετά την ανάλυση των δερματοσκοπίων και των καρκινικών δερματικών αλλοιώσεων, παρουσιάζονται η Μηχανική Μάθηση, τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα και ο αλγόριθμος Bag- of- features.

Στη συνέχεια παρουσιάζεται το πειραματικό μέρος. Περιλαμβάνει τα αποτελέσματα από την εφαρμογή του αλγόριθμου το οποίο υλοποιήθηκε στο προγραμματιστικό περιβάλλον του MATLAB με τη χρήση των δεδομένων εικόνων.

Βάσει των αποτελεσμάτων τα βασικά συμπεράσματα είναι:

1. Επειδή ο πληθάρθρωμος των εικόνων δεν ήταν ίσος σε όλες τις κατηγορίες, αλλά είχε μεγάλες διακυμάνσεις, χρειάστηκε να τεθεί περιορισμός στο πλήθος των εικόνων που χρησιμοποιούνταν από κάθε ομάδα. Αποτέλεσμα αυτού ήταν η εκπαίδευση του CNN (Convolutional Neural Networks) αλγορίθμου να αποτύχει, αφού δεν υπήρχε ο επαρκής αριθμός εικόνων που χρειαζόταν.
2. Αντίθετα, ο αλγόριθμος bag-of-features, έτρεξε δίνοντας ικανοποιητικά αποτελέσματα, με μικρό αριθμό εικόνων.
3. Προκειμένου να εξασφαλισθεί μεγαλύτερο πλήθος εικόνων για τους αλγόριθμους Μηχανικής Μάθησης, χρειάζεται να γίνεται προεπεξεργασία των εικόνων χωρίς να χαθεί η διαγνωστική πληροφορία.

ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΠΕΡΙΟΧΗ: Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας, Μηχανική Μάθηση, Υπολογιστική Όραση

ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ: μηχανική μάθηση, τεχνικά νευρωνικά δίκτυα, δερματικός καρκίνος, δερματοσκόπηση, κύτταρο

ABSTRACT

This thesis deals with a system for processing, analyzing and classifying medical images. It focuses on the diagnosis of skin cancer using machine learning techniques, specifically the algorithm used is Bag-of-Features (BoF).

Such a system can be used by the attending physician adjunctively during the diagnosis by assisting him in the examination in order to identify suspicious areas of the skin. Thus, in this way utilizing prior knowledge from already diagnosed medical images, our system is trained with the ultimate goal of increasing the effectiveness of skin cancer diagnosis and reducing diagnosis time for the benefit of the patient.

The images used to develop the specific system were drawn from the scientific database of Harvard University (<https://dataverse.harvard.edu>)

The theoretical framework of the present thesis is analyzed within the first three chapters where the diagnostic methods for skin lesions and the two types of dermoscopes, the non-polarized dermoscopy (NPD) and the polarized dermoscopy (PD) are analyzed. Extensive reference is made to the anatomy of the skin, the structure of the cell, the cell cycle, the difference between a healthy cell and a cancerous one, as well as seven types of skin cancer. Finally, protective measures to prevent skin cancer are also presented. After the analysis of dermatoscopies and cancerous skin lesions, Machine Learning, Artificial Neural Networks and the Bag-of-features algorithm are presented.

The following chapters present the experimental part of the thesis, in the programming environment of MATLAB and the results from the application of the algorithm using the image data from the above mentioned scientific database.

Based on the results the main conclusions are:

1. Due to the fact that the number of images was not equal in all categories, but varied widely instead, it was necessary to limit the number of images used by each group. This resulted in the training of the CNN (Convolutional Neural Networks) algorithm failing, since there were not enough images needed.
2. In contrast, the bag-of-features algorithm achieved satisfactory results, with a small number of images.
3. In order to have more available images for the Machine Learning algorithms, we propose that images need to be pre-processed without losing diagnostic information.

SUBJECT AREA: Digital Image Processing, Machine Learning, Computer Vision

KEYWORDS: machine learning, artificial neural networks, skin cancer, dermatoscopy, cell

Στην υπέροχη μητέρα μου,
πηγή έμπνευσης και ελπίδας

Στον αγαπημένο μου γατούλη Φιντέλ,
ακούραστο σύντροφό μου στα ξενύχτια μου....

Στον μικρό μου Βίκτωρα στην Τήνο,
που με κάνει να γελάω με τα βιντεάκια που στέλνει η μαμά του

Στον φύλακα άγγελό μου, την γιαγιά μου,
που ξέρει πάντα πότε χρειάζομαι βοήθεια

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να ευχαριστήσω πολύ τους καθηγητές και τους συνεργάτες μου για τη βοήθεια, την κατανόηση και τη συμπαράσταση που μου παρείχαν κατά τη διάρκεια εκπόνησης της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Ειδικότερα, θα ήθελα να εκφράσω στον επιβλέποντα καθηγητή μου κ. Σταύρο Περαντώνη τις θερμές μου ευχαριστίες για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε σε μια δύσκολη περίοδο της επαγγελματικής μου ζωής. Ιδιαίτερες ευχαριστίες θα ήθελα να δώσω στον κ. Ευάγγελο Σπύρου για την ηθική υποστήριξή του, την καθοδήγησή του και την υπομονή του για την ολοκλήρωση της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας. Επίσης ευχαριστώ θερμά τον υποψήφιο διδάκτορα Γιάννη Βερνίκο, για την καθοδήγηση που μου προσέφερε σε όλη την διάρκεια της εργασίας αυτής. Θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερα τη φίλη μου Αγγελική για τις πολύτιμες συμβουλές της και την πολύπλευρη υποστήριξή της καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της εργασίας, την φίλη μου Ειρήνη που αθόρυβα και ασχολίαστα στάθηκε βράχος δίπλα μου για να με προστατεύει και την Έλενα, γιατί με έμαθε πως όσες φορές κι αν αποτυγχάνω μπορώ να βρω τη δύναμη να σηκωθώ, να οργανώσω τους στόχους μου και να τους πετύχω. Τέλος θέλω να ευχαριστήσω τους γονείς μου για την συμπαράσταση σε όλους τους στόχους και τα όνειρα μου και τον αδερφό μου που αποτέλεσε τη κινητήριου δύναμη για την επιλογή αυτού του μεταπτυχιακού.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΡΟΛΟΓΟΣ	11
1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	13
2. ΦΥΣΙΚΕΣ ΑΡΧΕΣ ΔΕΡΜΑΤΟΣΚΟΠΗΣΗΣ	14
2.1 Κλινική Εξέταση	14
2.2 Δερματοσκόπηση	14
2.3 Φυσικές Αρχές Δερματοσκόπησης	14
2.4 Η Ανατομία του Δέρματος.....	15
2.5 Nonpolarized Dermatoscopy (NPD).....	16
2.6 Polarized Dermatoscopy (PD)	17
3. ΠΑΡΑΓΟΝΤΕΣ ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΚΑΙ ΠΡΟΛΗΨΗ ΚΑΡΚΙΝΟΥ ΤΟΥ ΔΕΡΜΑΤΟΣ.....	18
3.1 Εισαγωγή.....	18
3.2 Δομή κυττάρου.....	18
3.3 Ο δερματικός καρκίνος	19
3.4 Πρόληψη Καρκίνου του Δέρματος.....	43
4. ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΕ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ ΙΑΤΡΙΚΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ	45
4.1 Εισαγωγή.....	45
4.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	46
4.3 Βαθιά Μάθηση (Deep Learning)	48
4.4 Αλγόριθμος Bag-of-features	50
5. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΚΑΙ ΥΛΙΚΟ (MATERIALS & METHODS)	53
6. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ & ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ.....	55
7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	67
ΠΙΝΑΚΑΣ ΟΡΟΛΟΓΙΑΣ	68
ΣΥΝΤΜΗΣΕΙΣ – ΑΡΚΤΙΚΟΛΕΞΑ – ΑΚΡΩΝΥΜΙΑ	71
ΑΝΑΦΟΡΕΣ	73

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1: Εγκάρσια διατομή Δέρματος στην οποία φαίνονται οι στιβάδες του δέρματος και οι αντίστοιχες ανατομικές δομές που περιλαμβάνεται σε κάθε στιβάδα.	16
Εικόνα 2: Nonpolarized Dermatoscopy.....	17
Εικόνα 3: Polarized Dermatoscopy.....	17
Εικόνα 4: Κυτταρική Διαίρεση(Canadian Cancer Society, 2021)	18
Εικόνα 5: Δομή Κυττάρου	19
Εικόνα 6: Ινίδιο Χρωματίνης και Χρωμόσωμα	22
Εικόνα 7: Τα στάδια του κυττάρου ενός ευκαριωτικού οργανισμού	23
Εικόνα 8: Μίτωση κυττάρου	23
Εικόνα 9: Πως αναπτύσσεται ο καρκίνος (Canadian Cancer Society, 2021).....	24
Εικόνα 10: Οζώδες Βασικοκυτταρικό Καρκίνωμα σε πρώιμο στάδιο.....	25
Εικόνα 11: Επιφανειακό Βασικοκυτταρικό Καρκίνωμα	25
Εικόνα 12: Επιθετική μορφή Επιφανειακού Βασικοκυτταρικού Καρκινώματος.....	26
Εικόνα 13: Διηθητικό και Μικροοζώδες Βασικοκυτταρικό Καρκίνωμα.....	26
Εικόνα 14: Διηθητικό και Μικροοζώδες Βασικοκυτταρικό Καρκίνωμα.....	27
Εικόνα 15: Ακτινική Υπερκεράτωση τραχιάς επιφανείας στο δέρμα της κεφαλής.....	28
Εικόνα 16: Ακτινική Υπερκεράτωση φολιδωτής μορφής.....	29
Εικόνα 17: Ακτινική Υπερκεράτωση με τη μορφή δερματικού κέρατος.....	29
Εικόνα 18: Πολλαπλές αλλοιώσεις της νόσου Bowen	30
Εικόνα 19: Αρχιτεκτονική του αγγειακού συστήματος του δέρματος.....	30
Εικόνα 20: Διάγραμμα διαχωρισμού αγγειακού καρκίνου και αγγειακών δυσπλασιών. AVM: arteriovenous malformation	31
Εικόνα 21: Κερασοειδές Αιμαγγείωμα με πολλαπλές κόκκινες βλατίδες.....	32
Εικόνα 22: Αγγειοκεράτωμα χρώματος κόκκινου- βιολετί.....	32
Εικόνα 23: Πυογόνο Κοκκίωμα	33
Εικόνα 24: Αιμορραγία Βασικοκυτταρικού καρκίνου	33
Εικόνα 25: Δερματοΐνωμα.Πυκνό, επίπεδο οζίδιο με ποικιλόχρωμο κιτρινωπό με καφέ χρώμα.....	34
Εικόνα 26: Δερματοΐνωμα με ποικιλοχρωμία, κόκκινο κέντρο και καφέ με μαύρο περίγραμμα	34
Εικόνα 27: Υπερχρωματισμένο Δερματοΐνωμα.....	34
Εικόνα 28: Δερματοΐνωμα.....	35
Εικόνα 29: Ανοιχτό καφέ Δερματοΐνωμα.....	35
Εικόνα 30: Δερματοΐνωμα στο χρώμα του δέρματος.....	35
Εικόνα 31: Σμηγματορροϊκή Υπερκεράτωση	36
Εικόνα 32: Σμηγματορροϊκή Υπερκεράτωση	36

Εικόνα 33: Σμηγματορροϊκή Υπερκεράτωση	37
Εικόνα 34: Σμηγματορροϊκή Υπερκεράτωση	37
Εικόνα 35: Ηλιακή Φακή σε κατεστραμμένη από τον ήλιο επιδερμίδα.....	38
Εικόνα 36: Μεγέθυνση ανοιχτού καφέ ηλιακών φακών με ακανόνιστο περίγραμμα	38
Εικόνα 37: Ηλιακή Φακή με ακανόνιστο σχήμα και χρώμα	38
Εικόνα 38: Ομαλός Λειχήνας στην άκρη του ποδιού	39
Εικόνα 39: Ομαλός Λειχήνας με επίπεδες βλατίδες.....	39
Εικόνα 40: "ABCD" κριτήρια για τη βοήθεια γνωμάτευσης μελανώματος	41
Εικόνα 41: Μελάνωμα δαχτύλου.....	41
Εικόνα 42: Μελάνωμα Οφθαλμού.....	42
Εικόνα 43: Συγγενής Μελανοκυτταρικός Σπίλος.....	43
Εικόνα 44: Συγγενής Μελανοκυτταρικός Σπίλος.....	43
Εικόνα 45: Εφαρμογές της Μηχανικής Μάθησης στον τομέα της υγείας	45
Εικόνα 46: Βιολογικό νευρικό Δίκτυο(Biological Neural Network, BNN)	47
Εικόνα 47: Βασική δομή ενός νευρωνικού δικτύου	47
Εικόνα 48: Νευρωνικό Δίκτυο Βαθιάς Μάθησης	49
Εικόνα 49: Απεικόνιση δικτύου Deep Learning.....	49
Εικόνα 50: Λειτουργία μεθόδου Bag-Of-Features.....	51

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1: Predicted 1st run.....	55
Πίνακας 2: Predicted 2nd run	55
Πίνακας 3: Predicted 3rd run	56
Πίνακας 4: Predicted 4th run	56
Πίνακας 5: Predicted 5th run.....	57
Πίνακας 6: Predicted 6th run	57
Πίνακας 7: Predicted 7th run	57
Πίνακας 8: Predicted 8th run	58
Πίνακας 9: Predicted 9th run	58
Πίνακας 10: Predicted 10th run	59
Πίνακας 11: Transpose ConfMatrix 1st run.....	59
Πίνακας 12: Transpose ConfMatrix 2nd run	60
Πίνακας 13: Transpose ConfMatrix 3rd run	60
Πίνακας 14: Transpose ConfMatrix 4th run	60
Πίνακας 15: Transpose ConfMatrix 5th run	61
Πίνακας 16: Transpose ConfMatrix 6th run	61
Πίνακας 17: Transpose ConfMatrix 7th run	62
Πίνακας 18: Transpose ConfMatrix 8th run	62
Πίνακας 19: Transpose ConfMatrix 9th run	63
Πίνακας 20: Transpose ConfMatrix 10th run	63
Πίνακας 21: Precision Matrix για 10 επαναλήψεις	64
Πίνακας 23: Recall Matrix για 10 επαναλήψεις	64
Πίνακας 24: Mean Matrix για 10 επαναλήψεις	65
Πίνακας 25: F1 Scores για 10 επαναλήψεις	65
Πίνακας 26: Mean F1 Matrix.....	65
Πίνακας 27: Μέγιστο-Ελάχιστο-Μέση Ακρίβεια.....	66

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η μελέτη αυτή εντάσσεται στα ερευνητικά πεδία της Ψηφιακής Επεξεργασίας Εικόνων και Μηχανικής Μάθησης. Σκοπός της είναι η κατηγοριοποίηση εικόνων δερματικού καρκίνου ως επικουρικό εργαλείο για τη διάγνωση κακοηθειών του δέρματος, με τη βοήθεια τεχνικών μηχανικής μάθησης. Έτσι, με την εφαρμογή του κατάλληλου αλγορίθμου ο ιατρός θα μπορεί σε σύντομο χρόνο να λάβει μια γρήγορη εκτίμηση από το σύστημα για το είδος του δερματικού καρκίνου που εμφανίζει ο ασθενής. Με αυτόν τον τρόπο πέρα από την γρήγορη ορθή διάγνωση προς όφελος του ασθενή χωρίς να ταλαιπωρείται, μπορεί να γίνει γνωμάτευση σε ασθενείς που διαμένουν σε απομακρυσμένες περιοχές και δεν έχουν πρόσβαση σε εξειδικευμένο ιατρικό προσωπικό και κατάλληλες υποδομές.

Το πειραματικό μέρος υλοποιήθηκε στο προγραμματιστικό περιβάλλον του Matlab και χρησιμοποιήθηκε σύνολο δεδομένων αποτελούμενων από 1.625 εικόνες δερματοσκόπησης. Η προέλευση αυτών των εικόνων ήταν από την επιστημονική βάση δεδομένων του πανεπιστημίου Harvard (<https://dataverse.harvard.edu>)

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η Μηχανική Μάθηση είναι ένα πεδίο της επιστήμης των υπολογιστών στο οποίο με χρήση υπολογιστών δημιουργούνται υπολογιστικά μοντέλα από δείγματα δεδομένων με στόχο την αυτοματοποίηση διαδικασιών λήψης αποφάσεων και έχοντας ως βάση τα εκάστοτε διαθέσιμα δεδομένα. Οι αλγόριθμοι της μηχανικής μάθησης εκπαιδεύουν τους υπολογιστές να χρησιμοποιούν τα δεδομένα εισόδου και έπειτα από ανάλυση να εξάγουν συμπεράσματα από αυτά. Η Μηχανική Μάθηση είναι ένας ραγδαία αναπτυσσόμενος τομέας που βρίσκει εφαρμογή και στον τομέα της υγείας για βελτιωμένη διάγνωση και θεραπεία των ασθενών.

Ο καρκίνος του δέρματος είναι ο πλέον συχνός καρκίνος. Ένας στους τρεις καρκίνους που ανιχνεύονται κάθε χρόνο σε όλο τον κόσμο είναι καρκίνοι του δέρματος, σύμφωνα με τον Παγκόσμιο Οργανισμό Υγείας. Στη χώρα μας μόνο ο αριθμός των νέων διαγνώσεων π.χ. του μελανώματος μεταξύ 2000 -2018 έχει τετραπλασιαστεί σύμφωνα με την καταγραφή του Παγκόσμιου Οργανισμού Υγείας το 2018 [1].

Η παρούσα διπλωματική εργασία έχει ως στόχο την ανάπτυξη ενός συστήματος υποστήριξης κλινικών αποφάσεων για την διάγνωση του καρκίνου του δέρματος μέσω της επεξεργασίας και της ερμηνείας ιατρικών εικόνων από δερματοσκόπιο.

Το πρώτο κεφάλαιο της παρούσας διπλωματικής παρουσιάζει τις φυσικές αρχές της δερματοσκόπησης. Αναφέρονται η κλινική εξέταση και η δερματοσκόπηση ως διαγνωστικές μέθοδοι για την αλλοίωση του δέρματος. Παρουσιάζονται τα δύο είδη δερματοσκοπιών, το μη πολωμένο δερματοσκόπιο – nonpolarized dermatoscopy (NPD) και το πολωμένο δερματοσκόπιο – polarized dermatoscopy (PD). Επίσης γίνεται αναφορά στην ανατομία του δέρματος.

Το δεύτερο κεφάλαιο πραγματεύεται τους παράγοντες κινδύνου και την πρόληψη του δερματικού καρκίνου. Πιο συγκεκριμένα, παρουσιάζει τη δομή του κυττάρου και τον κυτταρικό κύκλο. Στην συνέχεια εστιάζει στις διαφορές του υγιούς κυττάρου από το καρκινικό και παρουσιάζονται επτά είδη καρκίνων του δέρματος. Τέλος, παρατίθενται μέτρα προστασίας για την πρόληψη του καρκίνου του δέρματος.

Ακολουθεί το τρίτο κεφάλαιο που εστιάζει στην Μηχανική Μάθηση ως πεδίο της Τεχνητής Νοημοσύνης και την εφαρμογή της στη διάγνωση ασθενειών. Παρουσιάζονται τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα που αποτελούν μεθόδους Μηχανικής Μάθησης και προσομοιώνουν τον τρόπο που συνδέονται μεταξύ τους τα νευρωνικά κύτταρα στους εγκεφάλους των έμβιων όντων. Τέλος γίνεται αναφορά στον αλγόριθμο Bag-of-Features που χρησιμοποιήθηκε σε αυτή την μελέτη.

Στο τέταρτο κεφάλαιο, παρουσιάζεται η μεθοδολογία εργασίας που ακολουθήθηκε στην παρούσα διπλωματική καθώς και το υλικό από το οποίο αντλήθηκαν τα δεδομένα. Γίνεται παρουσίαση του προγράμματος το οποίο υλοποιήθηκε στο προγραμματιστικό περιβάλλον του MATLAB.

Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από την εφαρμογή του αλγορίθμου, και η παρουσίαση της μελέτης ολοκληρώνεται στο τελευταίο κεφάλαιο με τα συμπεράσματα που εξάχθηκαν με βάση τα αποτελέσματα μετά την εφαρμογή του αλγορίθμου στα δεδομένα.

2. ΦΥΣΙΚΕΣ ΑΡΧΕΣ ΔΕΡΜΑΤΟΣΚΟΠΗΣΗΣ

2.1 Κλινική Εξέταση

Η κλινική εξέταση, από έναν ειδικό, είναι ένα πολύ σημαντικό στοιχείο στην αξιολόγηση μίας αλλοίωσης του δέρματος. Ως αλλοίωση, αναφέρεται κάποιο ακαθόριστο μορφολογικό χαρακτηριστικό στην επιδερμίδα ως προς το μέγεθος, σχήμα, χρώμα, περίγραμμα και τη θέση επιφανείας. Όταν ο γιατρός θέλει να βελτιώσει την διαγνωστική ακρίβεια της δερματικής βλάβης χρησιμοποιεί την μέθοδο της δερματοσκόπησης.

2.2 Δερματοσκόπηση

Η δερματοσκόπηση είναι μία μη επεμβατική και ανώδυνη διαγνωστική μέθοδος, η οποία πραγματοποιείται με τη βοήθεια ενός ειδικού φακού, του δερματοσκόπιου. Το δερματοσκόπιο είναι μία φορητή μηχανή χειρός, η οποία έχει έναν φακό μεγέθυνσης και μία πηγή φωτός. Το δερματοσκόπιο, το οποίο αποκαλείται και μικροσκόπιο φωτοβολίας (epiluminescence microscopy), επισκόπιο, μικροσκόπιο επιφάνειας δέρματος ή μικροσκόπιο προσπίπτουσας δέσμης φωτός, βελτιώνει την διαγνωστική ακρίβεια της δερματικής αλλοίωσης, καθώς επιτρέπει δομές κάτω από την επιφάνεια να οπτικοποιούνται. Η χρησιμότητα του δερματοσκόπιου στις εξετάσεις των δερματικών αλλοιώσεων έχει ανοίξει μία νέα διάσταση στην δερματολογική εξέταση, καθώς αναδεικνύει διάφορες λεπτομέρειες, διαφορετικές από το μέγεθος, το σχήμα, το χρώμα και τη δομή. Υπάρχουν δύο είδη δερματοσκόπησης, η μη πολωμένη δερματοσκόπηση (nonpolarized dermatoscopy) και η πολωμένη δερματοσκόπηση (polarized dermatoscopy) [2].

2.3 Φυσικές Αρχές Δερματοσκόπησης

Τα σημαντικά στοιχεία ενός δερματοσκόπιου είναι τα ακόλουθα:

1. Σύστημα φωτισμού
2. Αχρωματικός φακός
3. Πλάκα επαφής
4. Παροχή ηλεκτρικού ρεύματος

Ένα δερματοσκόπιο είναι μία συσκευή χειρός, εξοπλισμένη με μεγεθυντικούς φακούς και μία πηγή φωτός. Δίνει τη δυνατότητα της οπτικοποίησης μορφολογιών κάτω από την επιφάνεια του δέρματος, υποδόριων αλλοιώσεων κάτω από το βάθος της επιφάνειας του χόριου. Αναδεικνύει χρώματα και δομές που φυσιολογικά δεν είναι ορατά με “γυμνό” μάτι και βελτιώνει τη διαγνωστική ακρίβεια τόσο στις χρωματισμένες, όσο και στις μη χρωματισμένες αλλοιώσεις.

Τα παλιότερα δερματοσκόπια χρησιμοποιούσαν σύστημα φωτισμού με αλογόνα, το οποίο απέδιδε μία ωχρή απόχρωση στις εικόνες. Τα σύγχρονα δερματοσκόπια χρησιμοποιούν τον μηχανισμό λευκής διόδου εκπομπής φωτός (LED, white-light-emitting-diodes) σαν πηγή φωτός, το οποίο καταναλώνει λιγότερη ηλεκτρική ενέργεια συγκριτικά με τις λάμπες αλογόνου. Η πηγή της ηλεκτρικής ενέργειας είναι επαναφορτιζόμενες μπαταρίες λιθίου, μπαταρίες AA και μπαταρίες ιόντων λιθίου. Ο αχρωματικός φακός συχνά παρέχει μία μεγέθυνση (x10) στα περισσότερα πρότυπα δερματοσκόπια. Η πλάκα επαφής είναι επικαλυμμένη από γυαλί σιλικόνης και σε ορισμένες περιπτώσεις είναι διατεταγμένη, ενώ σε άλλες όχι. Οι διατεταγμένες πλάκες επαφής έχουν επάνω μία εγγεγραμμένη κλίμακα για να μετρούνται οι διαστάσεις της αλλοίωσης που εξετάζεται [2].

Η δερματοσκόπηση ακολουθεί τους κανόνες τις οπτικής. Η οπτική είναι το κεφάλαιο της φυσικής που μελετά την ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία στην περιοχή του ορατού φωτός, τις ιδιότητες και την αλληλεπίδραση της με την ύλη. Ορατό φως είναι η ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία που γίνεται αντιληπτή για την αίσθηση της όρασης. Το ορατό φως έχει μήκος κύματος 380— 780nm ($\lambda = 380— 780\text{nm}$). Σημαντικά φαινόμενα στη διάδοση του φωτός είναι η ανάκλαση, η διάθλαση, η περίθλαση, η διάχυση ή σκέδαση, η πόλωση και η απορρόφηση.

2.4 Η Ανατομία του Δέρματος

Πριν την παρουσίαση των δύο ειδών του δερματοσκόπιου κρίνεται αναγκαία μία περιεκτική παρουσίαση της ανατομίας του δέρματος.

Το δέρμα είναι το μεγαλύτερο ανθρώπινο όργανο, τόσο ως προς το βάρος του όσο και ως προς την επιφάνεια του σώματος που καλύπτει. Διακρίνεται ανατομικά σε τρεις βασικές κυτταρικές στιβάδες, την επιδερμίδα, το χόριο και τον υποδόριο ή λιπώδη ιστό, από έξω προς τα μέσα (Εικόνα 1). Κάθε στιβάδα έχει διαφορετική κυτταρική σύσταση και κατά συνέπεια διαφορετική δομή και λειτουργία [3].

Επιδερμίδα (Epidermis)

Η επιδερμίδα είναι το εξωτερικό περίβλημα του δέρματος. Το πάχος της είναι περίπου 0.2mm κατά μέσο όρο και ποικίλει ανάλογα με τη θέση της στο σώμα. Επιπλέον, το πάχος ποικίλλει ανάλογα με τον όγκο του νερού που συγκρατεί. Στην επιδερμίδα υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός λιπιδίων. Τέλος, διαιρείται σε πέντε υποστιβάδες από έξω προς τα έσω, οι οποίες είναι:

- α. Η κεράτινη στιβάδα (Stratum Corneum)
- β. Η διαυγής στιβάδα (Stratum Lucidum)
- γ. Η κοκκώδης στιβάδα (Stratum Granulosum)
- δ. Η ακανθωτή στιβάδα (Stratum Spinosum)
- ε. Η βασική στιβάδα (Stratum Basale)

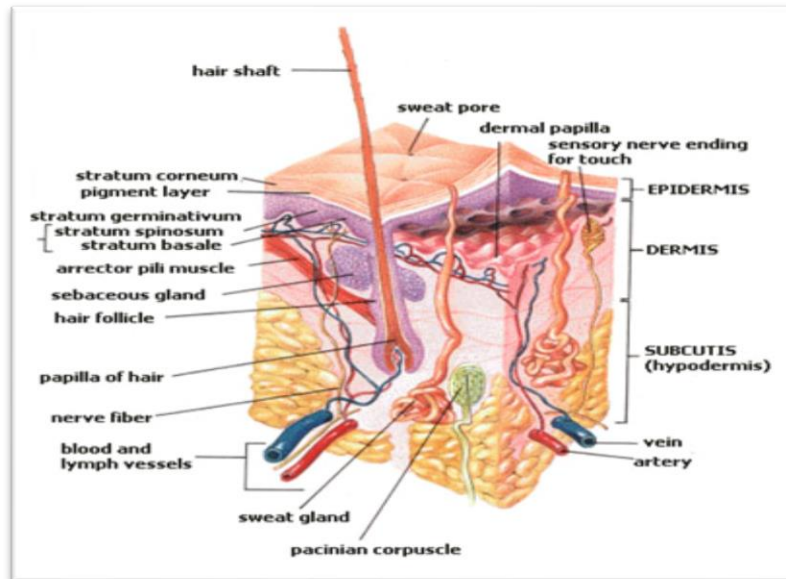
Χόριο(Dermis)

Η δεύτερη κύρια στιβάδα του δέρματος είναι το χόριο και βρίσκεται κάτω από την επιδερμίδα. Έχει πάχος 1mm- 4mm και αποτελείται από ίνες κολλαγόνου και ελαστίνης. Το χόριο διαιρείται σε δύο υποστιβάδες:

- α. Τη θηλώδη και
- β. Τη δικτυωτή

Λιπώδης ή Υποδόριος Ιστός (Subcutaneous Tissue)

Ο λιπώδης ή υποδόριος ιστός είναι η τρίτη στιβάδα του δέρματος. Σύμφωνα με πρόσφατες βιβλιογραφίες ο λιπώδης ιστός ξεχωρίζεται από τις στιβάδες του δέρματος και χαρακτηρίζεται ως ένα λιπώδες στρώμα που βρίσκεται κάτω από το δέρμα [4], [5]. Είναι μία ελαστική στιβάδα με μεγάλη ποσότητα λιπωδών κυττάρων. Το πάχος της είναι 4mm- 9mm κατά μέσο όρο, το οποίο διαφέρει από άνθρωπο σε άνθρωπο και εξαρτάται από την κατανομή λίπους στο σώμα [3].

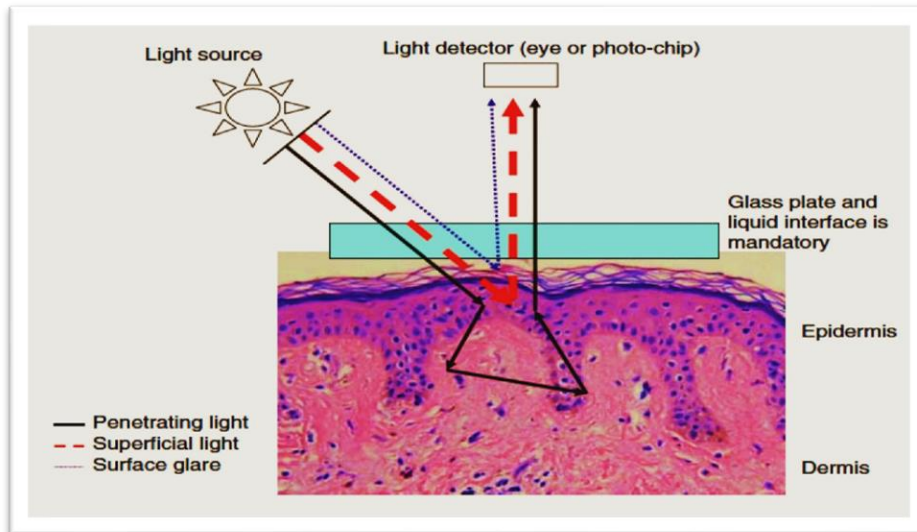


Εικόνα 1: Εγκάρσια διατομή Δέρματος στην οποία φαίνονται οι στιβάδες του δέρματος και οι αντίστοιχες ανατομικές δομές που περιλαμβάνεται σε κάθε στιβάδα.

2.5 Nonpolarized Dermatoscopy (NPD)

Το μη πολωμένο δερματοσκόπιο είναι εξοπλισμένο με μεγεθυντικούς φακούς και διόδους εκπομπής φωτός για να παρέχουν φωτισμό. Απαιτούν άμεση επαφή της πλάκας επαφής με την επιφάνεια της επιδερμίδας και την παρουσία ενός υγρού διεπαφής το οποίο να έχει έναν διαθλαστικό δείκτη κοντά ή ίδιο με αυτόν της επιδερμίδας. Οι φυσαλίδες αέρα μεταξύ της πλάκας επαφής, του υγρού διεπαφής και της επιφάνειας της επιδερμίδας δημιουργούν ένα περιβάλλον διεπαφής επιδερμίδας-αέρα. Η διεπαφή δημιουργεί οπισθοσκέδαση του φωτός και εμποδίζει τον παρατηρητή να παρακολουθήσει δομές κάτω από την κερατίνη στιβάδα.

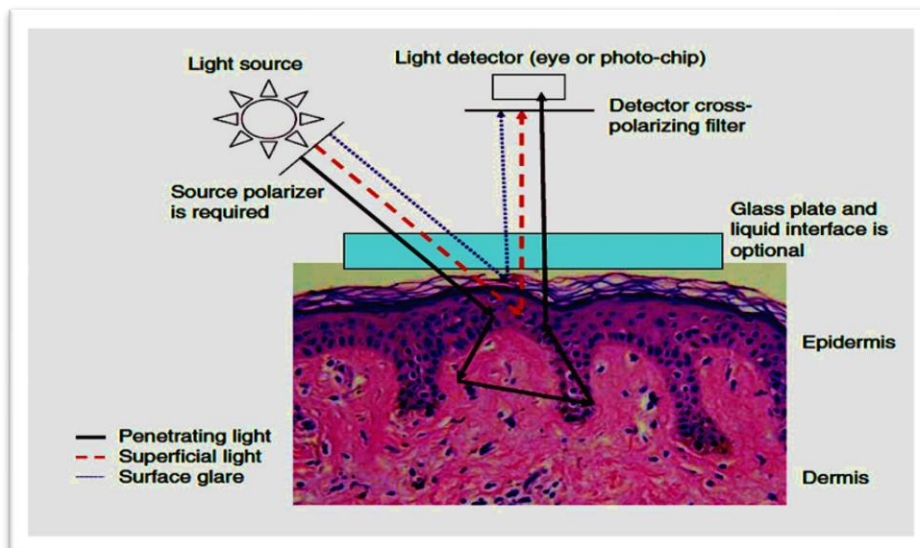
Το NPD, όπως παρουσιάζεται στην Εικόνα 2, επιτρέπει την οπτικοποίηση των δομών κάτω από την επιδερμίδα που βρίσκονται στη σύνδεση χόριου-επιδερμίδας, αλλά σπάνια οπτικοποιεί δομές κάτω από αυτή τη σύνδεση [7].



Εικόνα 2: Nonpolarized Dermatoscopy

2.6 Polarized Dermatoscopy (PD)

Τα πολωμένα δερματοσκόπια, όπως τα μη πολωμένα, περιέχουν δίοδο εκπομπής φωτός για να παρέχουν φωτισμό και έναν μεγεθυντικό φακό. Ωστόσο, τα πολωμένα δερματοσκόπια χρησιμοποιούν δύο πολωμένα φίλτρα που συγκρατούνται σχηματίζοντας μεταξύ τους ορθή γωνία 90° . Ως εκ τούτου δεν απαιτούν άμεση επαφή με το δέρμα και δεν χρειάζεται η χρήση ειδικού υγρού. Το PD, όπως φαίνεται στην Εικόνα 3, επιτρέπει την οπτικοποίηση δομών που βρίσκονται στην σύνδεση επιδερμίδας- χορίου (DEJ, Dermal – Epidermal Junction) ή που βρίσκονται στην επιφάνεια του χορίου και δεν είναι ορατά από την επιφάνεια του δέρματος και τις αλλοιώσεις που βρίσκονται σε αυτήν [7].



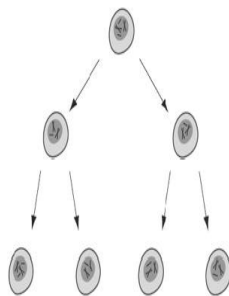
Εικόνα 3: Polarized Dermatoscopy

3. ΠΑΡΑΓΟΝΤΕΣ ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΚΑΙ ΠΡΟΛΗΨΗ ΚΑΡΚΙΝΟΥ ΤΟΥ ΔΕΡΜΑΤΟΣ

3.1 Εισαγωγή

Το ανθρώπινο σώμα αποτελείται από τρισεκατομμύρια κύτταρα, τα οποία σχηματίζουν ιστούς και όργανα. Γονίδια που βρίσκονται μέσα στον πυρήνα των κυττάρων καθορίζουν το πότε θα αναπτυχθούν, τι διεργασίες θα κάνουν, τη διαίρεση τους (μίτωση) και τον θάνατο τους (απόπτωση). Όταν τα γονίδια δουλεύουν σωστά, δίνουν σωστά “μηνύματα” στα κύτταρα για το πότε θα αναπτυχθούν και θα διαιρεθούν (αυτό συμβαίνει στη βασική στιβάδα του δέρματος, *stratum basale*). Όταν τα κύτταρα διαιρούνται παράγουν ακριβή αντίγραφα του εαυτού τους. Ένα κύτταρο διαιρείται σε δύο πανομοιότυπα, τα δύο σε τέσσερα και ούτω καθεξής (Εικόνα 4) [8].

Cell Division



Εικόνα 4: Κυτταρική Διαίρεση(Canadian Cancer Society, 2021)

3.2 Δομή κυττάρου

Το κύτταρο είναι δομική και λειτουργική μονάδα ενός οργανισμού. Όμοια κύτταρα σχηματίζουν έναν ιστό, διαφορετικοί ιστοί ένα όργανο, διαφορετικά όργανα συνδέονται και σχηματίζουν ένα σύστημα λειτουργίας του οργανισμού που αποτελούν, ενώ όλα τα συστήματα μαζί δημιουργούν τον οργανισμό.

Τα κύτταρα του σώματος ενός οργανισμού δεν είναι όλα ίδια, αντιθέτως παρουσιάζουν μία μεγάλη ποικιλομορφία τόσο στη μορφολογία, όσο και στη λειτουργία τους. Για παράδειγμα, άλλη η λειτουργία και η μορφή του νευρικού κυττάρου και άλλη του μυϊκού. Παρά αυτήν την ποικιλομορφία, τα κύτταρα έχουν έναν κοινό τρόπο οργάνωσης

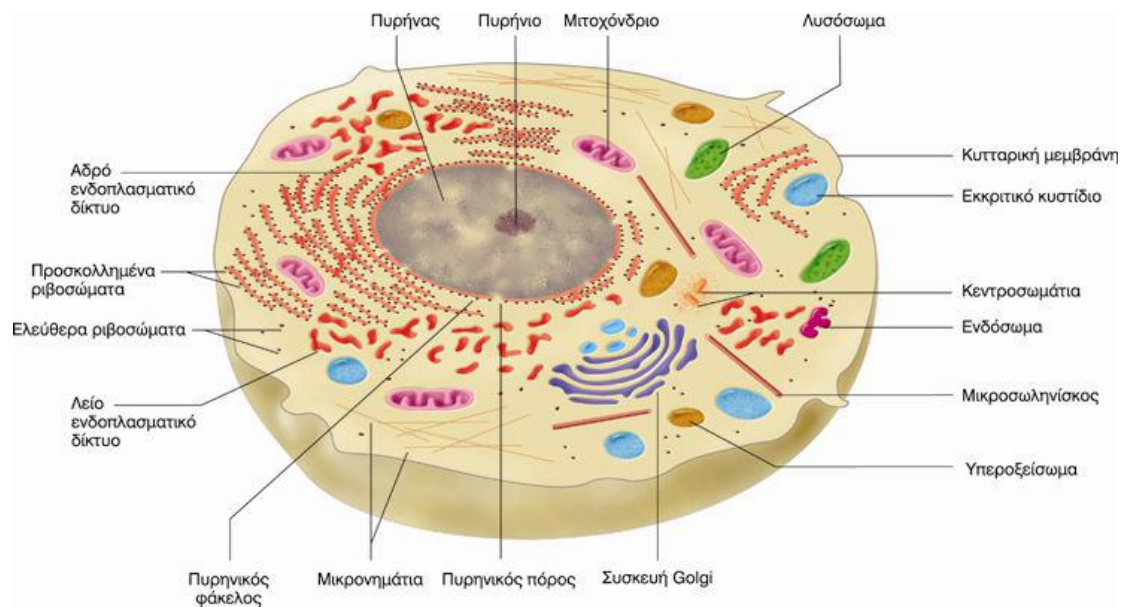
(Εικόνα 5). Τα κύτταρα, λοιπόν, αποτελούνται από :

1. Κυτταρική μεμβράνη, όπου παίζει δομικό και λειτουργικό ρόλο. Δομικό διότι περιβάλλει το κύτταρο καθορίζοντας τα όρια του και διαχωρίζοντας το από το περιβάλλον του. Λειτουργικό διότι ρυθμίζει την διακίνηση μορίων προς και από το κύτταρο, ρυθμίζει τη μεταφορά πληροφοριών (υποδοχείς), ενώ περιέχει αντιγόνα και ένζυμα.

2. Κυτταρόπλασμα που διακρίνεται σε:

2.1.Κυτταροδιάλυμα, το οποίο είναι διαυγές υγρό στο οποίο είναι διάσπαρτα τα κυτταρικά οργανίδια και

2.2. Κυτταρικά οργανίδια, τα οποία είναι δομές που συναντώνται μέσα στο κυτταρόπλασμα και επιτελούν συγκεκριμένες λειτουργίες. [9]



Εικόνα 5: Δομή Κυττάρου

3.3 Ο δερματικός καρκίνος

Κάθε κύτταρο ενός ευκαριωτικού οργανισμού (δηλ. οργανισμού που έχει οργανωμένο πυρήνα), προέρχεται από διαίρεση προϋπάρχοντος κυττάρου. Κυτταρικός κύκλος ονομάζεται το χρονικό διάστημα και τα γεγονότα που μεσολαβούν από μία κυτταρική διαίρεση στην επόμενη. Σύμφωνα με την κυτταρική θεωρία κάθε κύτταρο προέρχεται από διαίρεση προϋπάρχοντος κυττάρου. Όλα τα υπάρχοντα κύτταρα προέρχονται από κάποιο προγονικό κύτταρο που έζησε 3 με 4 δισεκατομμύρια χρόνια πριν. Όλη η εξέλιξη των ειδών στη γη προέρχεται από την μεταφορά γενετικού υλικού, μέσω της κυτταρικής διαίρεσης [10]. Οι κυτταρικές διαιρέσεις δεν χρησιμεύουν μόνο στην κυτταρική αναπαραγωγή οργανισμών ή την αύξηση του αριθμού των κυττάρων ενός αναπτυσσόμενου οργανισμού, αλλά επηρεάζουν πολλές φυσιολογικές και παθολογικές λειτουργίες, όπως είναι η κυτταρική διαφοροποίηση, η αντικατάσταση γερασμένων κυττάρων, η επούλωση τραυματισμένων ιστών, η καρκινογένεση, η φλεγμονή και η γήρανση. Πρέπει να σημειωθεί ότι υπάρχουν κύτταρα, όπως θα επισημανθεί και παρακάτω, που δεν διαιρούνται. Τέτοια κύτταρα είναι οι σκελετικοί μύες και τα ερυθρά αιμοσφαίρια [11].

Ένα κύτταρο για να διαιρεθεί πρέπει να διεκπεραιώσει μερικές σημαντικές εργασίες:

α) να αναπυχθεί, β) να αντιγράψει το γενετικό υλικό (DNA) και γ) φυσιολογικά να διαιρεθεί σε δύο αδερφικά κύτταρα. Στους ευκαριωτικούς οργανισμούς ο κυτταρικός κύκλος διακρίνεται σε δύο φάσεις: α) τη μεσόφαση και β) τη μίτωση

Η μεσόφαση είναι η φάση που ένα κύτταρο θα περάσει το μεγαλύτερο διάστημα της ζωής του (90% και περισσότερο), ενώ άλλα δεν θα προχωρήσουν ποτέ στην επόμενη φάση, δηλ. τη μίτωση. Κατά τη μεσόφαση το κύτταρο αναπτύσσεται, συνθέτει απαραίτητα υλικά για το μεταβολισμό του (πρωτεΐνες, λιπίδια και άλλα μόρια μεγίστης σημασίας) και αντιγράφει το DNA του, ενώ κατά τη διάρκεια της μίτωσης (φάση M) κάνει όλες τις διεργασίες που χρειάζεται προκειμένου να διαιρεθεί και διαιρείται. Με αυτή τη διαδικασία δημιουργούνται δύο θυγατρικά κύτταρα και κλείνει ένας κυτταρικός κύκλος.

Η μεσόφαση διακρίνεται περαιτέρω σε τρία στάδια ή φάσεις. Τα στάδια G1, S και G2. Στο στάδιο G1 τα χρωμοσώματα έχουν τη μορφή ινιδίων χρωματίνης και κάθε χρωμόσωμα αποτελείται από ένα μόριο DNA (1 χρωμόσωμα= 1 ινίδιο χρωματίνης= 1

γραμμικό δίκλωνο μόριο DNA), (Εικόνα 6). Σε αυτό εδώ το στάδιο το κύτταρο επιτελεί όλες τις λειτουργίες που σχετίζονται με τον κυτταρικό κύκλο που ανήκει, π.χ. ένα νευρικό κύτταρο, δημιουργεί νευρικές ώσεις και παράγει μόρια νευροδιαβιβαστών. Στο στάδιο G1(Gap1) γίνονται όλες οι απαραίτητες και συνηθισμένες κυτταρικές λειτουργίες, όπως είναι η σύνθεση των μορίων mRNA (Messenger RNA), rRNA (Ribozymes RNA), tRNA (Transfer RNA) που εμπλέκονται στο σχηματισμό ριβοσωμάτων, η πρωτεϊνοσύνθεση δομικών και λειτουργικών πρωτεϊνών, η υποδοχή και η ερμηνεία μηνυμάτων, η πρόληψη θρεπτικών ουσιών, η αποβολή άχρηστων ουσιών, ενώ συχνά το κύτταρο αναπτύσσεται και σε μέγεθος.

Όλα τα παραπάνω χρειάζονται μεγάλα ποσά ενέργειας και έτσι ο κυτταρικός μεταβολισμός και ειδικά η κυτταρική αναπνοή είναι ιδιαίτερα έντονα σε αυτό το στάδιο. Αυτό το στάδιο είναι το μεγαλύτερο στάδιο της μεσόφασης, με εξαίρεση τα κύτταρα που διαιρούνται πολύ γρήγορα ή τα κύτταρα που περνούν όλη τους τη ζωή σε αυτή τη φάση και δεν θα διαιρεθούν ποτέ π.χ. νευρικά και μυϊκά κύτταρα. Γενικά, το στάδιο G1 διαφέρει από τον έναν κυτταρικό τύπο στον άλλον και εξαρτάται από τις συνθήκες που βρίσκεται το κύτταρο. Οι συνθήκες δεν αφορούν μόνο θρεπτικά συστατικά, αλλά και μηνύματα που δέχεται το κύτταρο από το εσωτερικό του, π.χ. ότι φέρει βλάβες στο DNA του, ή μηνύματα από γειτονικά και απομακρυσμένα κύτταρα. Υπάρχουν κύτταρα που όχι μόνο καθυστερούν στη φάση G1, αλλά μεταπηδούν και σε μία ληθαργική κατάσταση, την G0, παραμένοντας εκεί για εβδομάδες, μήνες ή και για πάντα. Στη φάση G0 (Gap 0), το κύτταρο δεν προετοιμάζεται ενεργά για να διαιρεθεί, απλά βρίσκεται σε αυτή την κατάσταση για να ολοκληρώσει κάποιες διεργασίες. Για παράδειγμα, να άγει σήματα σαν τα νευρικά κύτταρα ή να αποθηκεύσει υδατάνθρακες σαν τα ηπατικά κύτταρα. Για να βγει το κύτταρο από τη φάση G0 και να ξεκινήσει πάλι τη διαδικασία της διαίρεσης πρέπει να δεχθεί τα κατάλληλα σήματα.

Στο στάδιο S (DNA Synthesis), γίνεται η αντιγραφή ή αυτοδιπλασιασμός του γενετικού υλικού. Στο τέλος του σταδίου S, το γενετικό υλικό παραμένει με τη μορφή ινιδίων χρωματίνης, όμως κάθε χρωμόσωμα¹ αποτελείται πλέον από 2 μόρια DNA, δηλαδή δύο αδερφές χρωματίδες ενωμένες στο κεντρομερίδιο. Το στάδιο S διαρκεί συνήθως 8-10 ώρες στα ανθρώπινα κύτταρα, ανεξάρτητα με τον κυτταρικό τύπο, καθώς όλα τα κύτταρα μας έχουν την ίδια ποσότητα γενετικού υλικού που πρέπει να αντιγράψουν, (Εικόνα 7).

Στο στάδιο G2 (Gap 2), το κύτταρο συνεχίζει να αναπτύσσεται σε μέγεθος και να αυξάνει τον αριθμό των οργανιδίων που θα χρειαστούν για τη δημιουργία των θυγατρικών κυττάρων στο επόμενο στάδιο που είναι η μίτωση. Σε αυτό το στάδιο αυξάνεται ο αριθμός των μιτοχονδρίων και οι μεμβράνες του ενδοπλασματικού του δικτύου, παράγει κάποια μόρια ή δομές που θα απαιτηθούν στη μίτωση, π.χ. το κεντροσωμάτιο, το οποίο είναι κυτταρικό οργανίδιο, στο οποίο γίνεται η οργάνωση των μικροσωληνίσκων. Τέλος, στο στάδιο G2 λειτουργούν κάποιοι μηχανισμοί επιδιόρθωσης που προέκυψαν κατά την αντιγραφή του DNA στο προηγούμενο στάδιο, το στάδιο S [12], [13].

Συνεχίζοντας στη μιτωτική φάση, το κύτταρο σχηματίζει δύο διαφορετικούς πυρήνες και ύστερα, κατά τη διάρκεια της κυτοκίνησης, διαιρείται σε δύο ξεχωριστά κύτταρα.

Η κυτοκίνηση θεωρείται ως φυσική διαδικασία διαίρεσης του κυττάρου σε δύο θυγατρικά, έπεται της μίτωσης και από πολλούς θεωρείται ως το τελευταίο στάδιο της. Το πρώτο στάδιο της μίτωσης είναι η πρόφαση. Κατά τη διάρκεια της πρόφασης το DNA

¹ Μία οργανωμένη δομή DNA και πρωτεϊνών που βρίσκεται στα κύτταρα. Είναι ένα μοναδικό κομμάτι περιελιγμένου DNA που περιλαμβάνει πολλά γονίδια και άλλες ακολουθίες νουκλεοτιδίων. Τα χρωμοσώματα περιέχουν τις συνδεδεμένες πρωτεΐνες, οι οποίες χρησιμεύουν για να συσκευάσουν το DNA και να ελέγξουν τις λειτουργίες του.

συμπυκνώνεται και οργανώνεται ως αποτέλεσμα να δημιουργηθεί η κλασική μορφή ενός χρωμοσώματος. Ύστερα, έρχεται η προμετάφαση, όπου οι μικροσωληνίσκοι² έρχονται σε επαφή με τα χρωμοσώματα. Έπειτα έρχεται η μετάφαση, όπου γίνεται ο ευθυγραμμισμός των χρωμοσωμάτων. Στο επόμενο στάδιο, στην ανάφαση τα χρωμοσώματα διαχωρίζονται έτσι ώστε στην τελόφαση να δημιουργηθούν δύο κυτταρικές μεμβράνες για κάθε ένα από νέα σείτ χρωμοσωμάτων που έχουν δημιουργηθεί, δηλαδή τους δύο νέους πυρήνες, (Εικόνα 8). Τέλος, γίνεται η δημιουργία δύο νέων κυτάρων κατά τη διάρκεια της κυτοκίνησης.

Η κυτοκίνηση είναι το τελικό στάδιο της διαίρεσης, η οποία έπεται της τελόφασης και για πολλούς θεωρείται το τελικό στάδιο της μίτωσης [14]. Ένα κύτταρο δεν διαιρείται επ' αόριστον, αλλά επέρχεται ο κυτταρικός θάνατος ή αλλιώς απόπτωση. Φυσιολογικά αυτό γίνεται σαν ομοιοστατικός μηχανισμός για να διατηρηθεί ο πληθυσμός των κυττάρων ενός ιστού στο ίδιο επίπεδο. Φυσικά υπάρχουν κι άλλοι λόγοι απόπτωσης, όπως ως αμυντικός μηχανισμός σε ανοσολογικές αντιδράσεις, σε καταστροφή κυττάρων που είναι αιτία κάποιας ασθένειας ή σε επιβλαβείς παράγοντες [15].

Η διαφορά ενός καρκινικού κυττάρου από ένα υγιές είναι ότι το πρώτο αναπτύσσεται ελάχιστα και διαιρείται ανεξέλεγκτα, αντί να διαγράψει ένα κύκλο ζωής όπως συμβαίνει σε ένα φυσιολογικό κυτταρικό κύκλο. Τα γονίδια (συγκεκριμένες αλληλουχίες βάσεων του DNA) ρυθμίζουν τον κυτταρικό κύκλο, περιορίζοντας την κυτταρική ανάπτυξη, την μίτωση και την απόπτωση ορίζοντας το ρυθμό πολλαπλασιασμού των κυττάρων (ο οποίος γίνεται μέσω της κυτταρικής διαίρεσης). Επιπλέον, περιέχουν πληροφορία που μπορεί να διορθώσει τα λάθη ταιριάσματος του DNA. Όταν τα γονίδια αυτά υποστούν μετάλλαξη λόγω κληρονομικότητας, περιβαλλοντικών παραγόντων και ηλικίας, τα κύτταρα εξακολουθούν να πολλαπλασιάζονται ανεξέλεγκτα και μπορεί να προκαλέσουν την ανάπτυξη καρκίνου [8]. Εν κατακλείδι, ο καρκίνος ξεκινά όταν υγιή κύτταρα διαφοροποιούνται και αυξάνονται με ανεξέλεγκτους ρυθμούς, σχηματίζοντας μία μάζα που ονομάζεται καρκίνος ή νεόπλασμα.

Ένας καρκίνος μπορεί να ταξινομηθεί σε δύο κατηγορίες: κακοήθης ή καλοήθης. Στην πρώτη περίπτωση, μπορεί να αναπτυχθεί ανεξέλεγκτα, όχι μόνο τοπικά αλλά και να δώσει μεταστάσεις, δηλαδή να διασπαρθεί σε άλλα κοντινά ή μακρινά όργανα του σώματος. Αυτή η διασπορά γίνεται μέσω του αίματος και της λέμφου (σωματικό μεσοκυττάριο υγρό). Οι κακοήθεις όγκοι διασπείρονται γρήγορα και γι' αυτό χρειάζονται άμεσα αντιμετώπιση. Επιπλέον, μπορούν να δώσουν σε οποιοδήποτε μέρος του σώματος μεταστάσεις, αλλά κυρίως δίνουν στο ήπαρ, στους πνεύμονες, στον εγκέφαλο και στα οστά. Αντίθετα ένας καλοήθης καρκίνος, συνήθως δημιουργεί τοπικά μια μάζα κυττάρων χωρίς να δώσει μεταστάσεις, εφόσον αντιμετωπισθεί με τον ενδεικνυόμενο κατά περίπτωση τρόπο [16].

Οι καλοήθεις δυσπλασίες, δεν δημιουργούν συνήθως πρόβλημα, εκτός από:

1. Τις περιπτώσεις που αυξάνονται υπερβολικά δημιουργώντας πρόβλημα σε κάποιο γειτονικό όργανο, π.χ. ένας καλοήθης όγκος στον πνεύμονα που μπορεί να αναπτυχθεί πιέζοντας την τραχεία ως αποτέλεσμα την δυσκολία αναπνοής του πάσχοντα και
2. Συγκεκριμένες καλοήθειες μπορεί να γίνουν κακοήθεια και χρειάζεται η συστηματική παρακολούθηση τους για τυχόν χειρουργική επέμβαση π.χ. πολύποδες εντέρου [17].

² Ινίδια πρωτεΐνης. Μαζί με τα μικροϊνίδια και τα ενδιάμεσα ινίδια αποτελούν τον κυτταρικό σκελετό που στηρίζει το κύτταρο. [9]

Συνοψίζοντας:

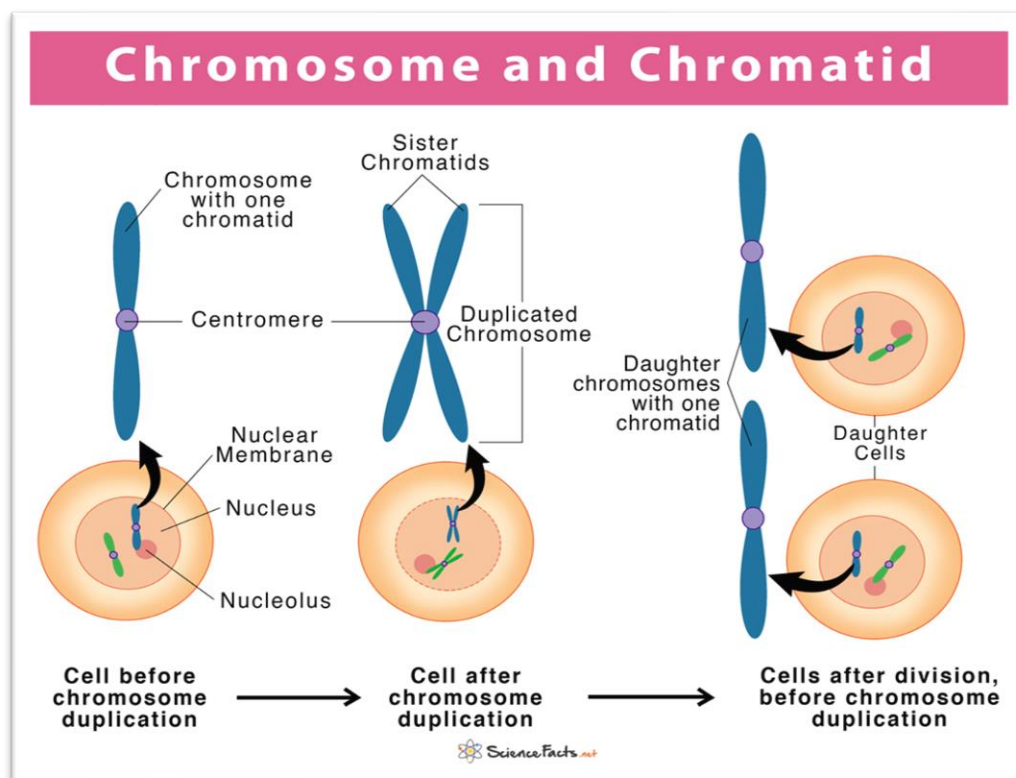
Οι καλοήθεις όγκοι έχουν τα εξής χαρακτηριστικά:

- Αναπτύσσονται με αργούς ρυθμούς
- Έχουν ομαλά και ευκρινή όρια
- Δεν δίνουν μεταστάσεις

Αντίθετα, οι κακοήθεις όγκοι έχουν τα παρακάτω χαρακτηριστικά:

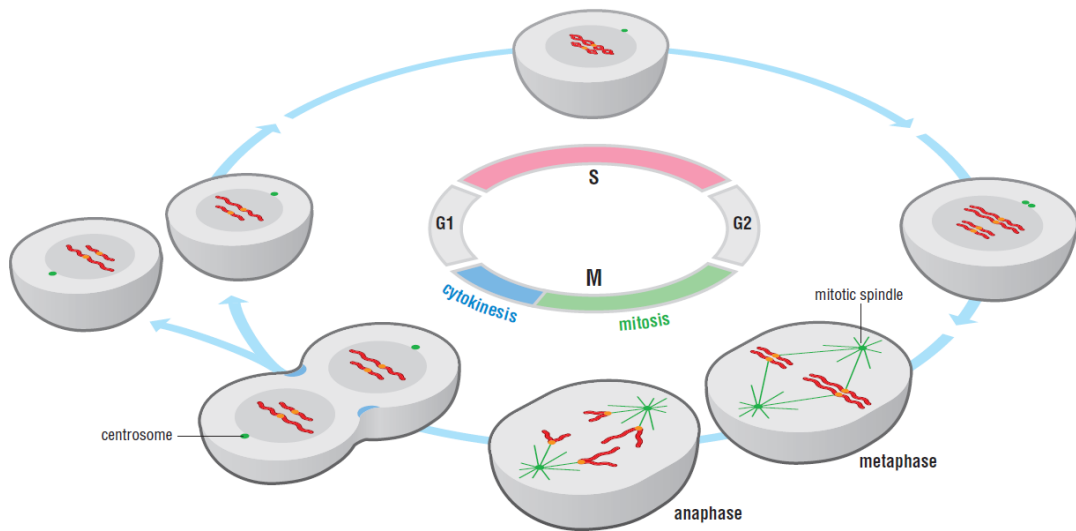
- Αναπτύσσονται γρήγορα
- Έχουν ανώμαλα και ασαφή όρια
- Δίνουν μεταστάσεις [17]

Συγκεκριμένα, για την περίπτωση του καρκίνου του δέρματος, το φυλλικό οξύ (οργανική ένωση που ανήκει στο σύμπλεγμα υδατοδιαλυτών βιταμινών Β) παίζει σημαντικό ρόλο στην πρόληψη παρέχοντας πρόδρομα μόρια³ για θεραπεία (“επιδιόρθωση”) του DNA μέσω της δωρεάς από τις ομάδες μεθυλίου. [18]

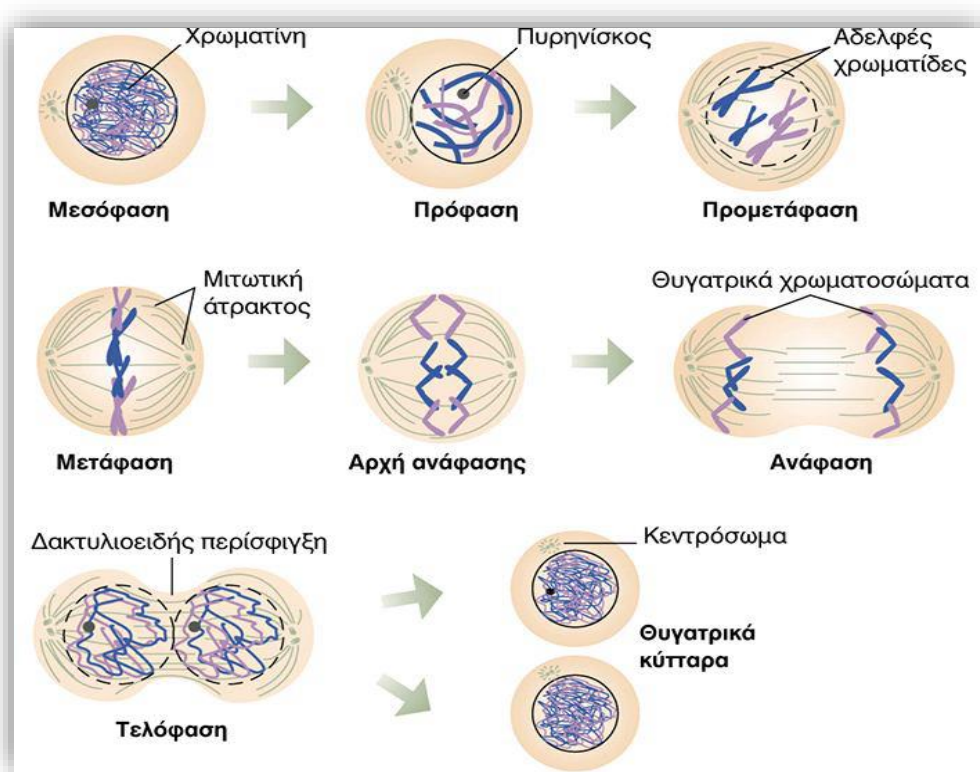


Εικόνα 6: Ινίδιο Χρωματίνης και Χρωμόσωμα

³ Ο όρος “πρόδρομος” στη χημεία αναφέρεται σε μία χημική ένωση που συμμετέχει σε μία χημική αντίδραση ώστε να παράξει μία άλλη ένωση ή μία άλλη χημική ουσία που δημιουργεί ένα άλλο πιο σημαντικό προϊόν.



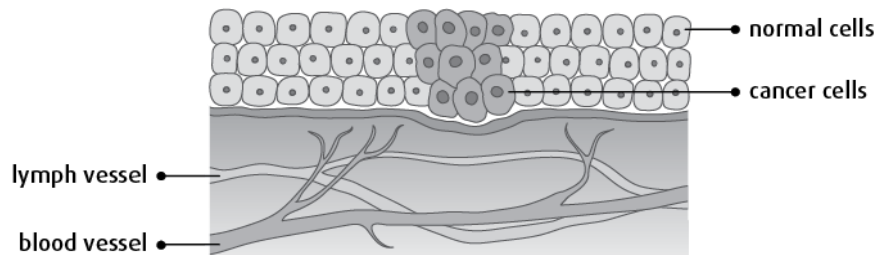
Εικόνα 7: Τα στάδια του κυττάρου ενός ευκαριωτικού οργανισμού



Εικόνα 8: Μίτωση κυττάρου

Συμπερασματικά, για να αναπτυχθεί καρκίνος πρέπει να γίνει σε ένα κύτταρο μετάλλαξη (κληρονομούμενη ή επίκτητη) πολλών γονιδίων σε βαθμό που αυτή να υπερिσχύει των μηχανισμών ελέγχου και ισορροπίας του κυττάρου, (Εικόνα 9) [8].

How Cancer Grows



Εικόνα 9: Πως αναπτύσσεται ο καρκίνος (Canadian Cancer Society, 2021)

Όπως όλα τα είδη καρκίνου, έτσι και ο καρκίνος του δέρματος διαχωρίζεται σε καλοήθη και κακοήθη. Καλοήθεις είναι το ίνωμα, το λίπωμα, το αγγείωμα, το νευρίνωμα, το θήλωμα, το κονδύλωμα, δηλαδή ό,τι έχει κατάληξη -ώμα και ο ιστός που προέρχεται ο όγκος [22].

Ο κακοήθης καρκίνος δέρματος διαχωρίζεται στο κακοήθες μελάνωμα και στο μη-μελανωματικό καρκίνο (επιθηλιώματα). Οι δύο κύριοι τύποι του μη μελανωματικού καρκίνου είναι το καρκίνωμα των βασικών κυττάρων (BCC, Basal Cell Carcinoma) και το ακανθοκυτταρικό καρκίνωμα (SCC, Squamous Cell Carcinoma). Στην πρόσφατη βιβλιογραφία γίνεται λόγος για την πιο συχνή εμφάνιση ενός άλλου τύπου καρκίνου που έρχεται τρίτος στην διαδοχή και αυτός δεν είναι άλλος από το καρκίνωμα Merkel. Υπάρχουν κι άλλα είδη καρκίνου που είναι λιγότερο συχνά π.χ. το σάρκωμα καπόζι, η ακτινική κεράτωση, το κερατοακάνθωμα κλπ.

Βασικοκυτταρικό Καρκίνωμα

Το βασικοκυτταρικό Καρκίνωμα είναι η συχνότερη μορφή καρκίνου του δέρματος. Παρόλο τη συχνότητα της έχει χαμηλή καταμέτρηση σε πολλές χώρες για διάφορους λόγους, π.χ. μπορεί να αντιμετωπιστεί από πολλές ιατρικές ειδικότητες και με μεθόδους όπως η κρυοθεραπεία με την οποία δεν γίνεται κάποια ιστολογική επιβεβαίωση [23]. Τα Βασικοκυτταρικά Καρκινώματα προέρχονται από ανεξέλεγκτη, μη φυσιολογική ανάπτυξη των βασικών κυττάρων, δηλαδή των κυττάρων που βρίσκονται στη βασική στιβάδα της επιδερμίδας [24]. Σημαντικό στοιχείο του είναι ότι προκαλεί τοπική ιστική καταστροφή, δηλαδή, ότι είναι τοπικά μόνο διηθητικός, επιθετικός και καταστροφικός και είναι επιθηλιακής προέλευσης [25]. Παρόλα αυτά, σε σπάνιες περιπτώσεις μπορεί να δώσει απομακρυσμένες μεταστάσεις με συνέπεια να βάζει σε κίνδυνο τη ζωή του ασθενούς [2], [23]. Κύρια αιτία της είναι η υπεριώδης ακτινοβολία. Η μέση ηλικία διάγνωσης είναι τα άτομα ηλικίας 60 ετών. Παρόλα αυτά τα τελευταία χρόνια παρατηρείται αύξηση σε γυναίκες ηλικίας 20-40 ετών [23].

Στην πλειοψηφία τους τα βασικοκυτταρικά καρκινώματα εντοπίζονται σε σημεία του σώματος που έχουν εκτεθεί στον ήλιο πολλές ώρες και για πολλά χρόνια, ενώ εμφανίζεται κυρίως σε άτομα με ανοιχτό χρώμα δέρματος, μπλε μάτια και ξανθά μαλλιά, εξαιτίας της έλλειψης τους στη φυσική φωτοπροστασία με τη χρωστική μελανίνη [26]. Πρέπει να σημειωθεί ότι δεν έχει εξακριβωθεί πως επιδρά η ηλιακή ακτινοβολία με την ανάπτυξη του βασικοκυτταρικού καρκινώματος καθώς περιοχές με χαμηλή έκθεση στον ήλιο, π.χ. πίσω από το ωτίο έχουν πιθανότητες να σχηματίσουν αυτό το είδος καρκίνου, αλλά όχι τόσες όσο έχει ο έλικας του [23]. Κυρίως αναπτύσσεται στο πρόσωπο, στα αυτιά, στον λαιμό, στην κεφαλή, στους ώμους και στην ράχη. Σπάνια μπορούν να αναπτυχθεί και σε περιοχές που δεν είναι εκτεθειμένες στον ήλιο, π.χ. στον τράχηλο [25].

Άλλοι επιβαρυντικοί παράγοντες είναι η επαφή με αρσενικό (το οποίο υπάρχει σαν συστατικό σε αγωγή για τη θεραπεία ψωρίασης και σύφιλης, βρίσκεται σε παρασκευάσματα ομοιοπαθητικής, σε παιδικές τροφές και χρησιμοποιείται σαν μυκητοκτόνο και παρασιτοκτόνο), η έκθεση στην ραδιενέργεια, ανοιχτές πληγές που επιμένουν και δεν επουλώνονται, χρόνιες φλεγμαίνουσες δερματικές καταστάσεις, επιπλοκές από εγκαύματα, ουλές, μολύνσεις, εμβόλια ή ακόμα και τα τατουάζ [27], αδύναμο ανοσοποιητικό σύστημα (όπως για παράδειγμα στην περίπτωση των ασθενών με HIV), καθώς και ορισμένοι επιγενετικοί παράγοντες [23].

Μακροσκοπικά παρατηρούνται στην επιφάνεια του δέρματος έντονες ή ημιδιαφανείς περιοχές ροζ χρώματος και πολλαπλές τηλεαγγειεκτασίες (επιδράσεις επί των αγγείων που έχουν σαν αποτέλεσμα τη δημιουργία νέων αγγείων-αγγειογένεση-, χωρίς να υπάρχει σωστή κυκλοφορία του αίματος) [23].

Υπάρχουν τέσσερις τύποι βασικοκυτταρικού καρκίνου:

- Το οζώδες (Nodular Basal Cell Carcinoma), (Εικόνα 10)
- Το επιφανειακό (Superficial Basal Cell Carcinoma), (Εικόνα 11)
- Το διηθητικό και μικροοζώδες (Infiltrative and Micronodular Basal Cell Carcinoma), (Εικόνα 13), (Εικόνα 14)
- Το σκληροδερμικό (Morpheaform Basal Cell Carcinoma), (Εικόνα 12) [28]



Εικόνα 10: Οζώδες Βασικοκυτταρικό Καρκίνωμα σε πρώιμο στάδιο



Εικόνα 11: Επιφανειακό Βασικοκυτταρικό Καρκίνωμα



Εικόνα 12: Επιθετική μορφή Επιφανειακού Βασικοκυτταρικού Καρκινώματος



Εικόνα 13: Διηθητικό και Μικροοζώδες Βασικοκυτταρικό Καρκίνωμα



Εικόνα 14: Διηθητικό και Μικροοζώδες Βασικοκυτταρικό Καρκίνωμα

Ακτινική Υπερκεράτωση & Νόσος Bowen

Σε όλες τις βιβλιογραφίες και τα άρθρα η ακτινική υπερκεράτωση θεωρείται ως το πρώτο στάδιο του ακανθοκυτταρικού καρκινώματος (Καρκίνωμα εκ Πλακώδων Κυττάρων). Το ακανθοκυτταρικό καρκίνωμα είναι ένας επιθηλιακού⁴ τύπου καρκίνος, όπως είναι και ο βασικοκυτταρικός. Παρά το γεγονός ότι προέρχεται από τα κύτταρα της ακανθωτής στιβάδας της επιδερμίδας που είναι ωριμότερα, δηλαδή πιο διαφοροποιημένα από τα κύτταρα της βασικής στιβάδας, εν τούτοις είναι κακοηθέστερος του βασικοκυτταρικού καρκινώματος και μπορεί να προκαλέσει μεταστάσεις στη λέμφο και σε πιο απομακρυσμένα όργανα αν δεν αφαιρεθεί έγκαιρα [23] [22].

Η ακτινική υπερκεράτωση είναι μία συλλογή από άτυπα κύτταρα (με τον όρο άτυπα κύτταρα ονομάζουμε τα μη φυσιολογικά κύτταρα, δηλ. αυτά που έχουν κάποια ανωμαλία, όχι απαραίτητα καρκινογόνα, που ονομάζονται κερατινοκύτταρα, τα οποία είναι στην ανώτερη επιφάνεια της επιδερμίδας).

Όταν αυτά τα άτυπα κύτταρα πάρουν τη μορφή καρκινογόνου, τότε σχηματίζεται το καρκίνωμα των πλακωδών κυττάρων (SCC, Squamous Cell Carcinoma), [23]. Κύρια αιτία είναι η υπεριώδης ακτινοβολία (UV) και συγκεκριμένα η UVB που προκαλεί την εκφύλιση των κυττάρων του δέρματος. Σε μικρές ηλικίες το σώμα μπορεί να επιδιορθώνει ένα μέρος των βλαβών αυτών. Με την πάροδο του χρόνου, όμως, οι βλάβες συσσωρεύονται και το σώμα αδυνατεί να τις επιδιορθώσει. Τότε γίνονται ορατές οι επιπτώσεις του ήλιου στο δέρμα και αυξάνονται εκθετικά μετά την ηλικία των εξήντα. Εφόσον η υπεριώδης ακτινοβολία συνεχίζει να χτυπά το ήδη ταλαιπωρημένο δέρμα, δημιουργούνται οι ακτινικές υπερκερατώσεις. Έχει παρατηρηθεί ότι σε συνδιασμό με την ηλιακή ακτινοβολία ανοσοκατασταλαμένοι ασθενείς (και κυρίως αυτοί που έχουν μολυνθεί από τον ιό HPV) έχουν μεγάλες πιθανότητες να εμφανίσουν ακανθοκυτταρικό καρκίνωμα.

Άλλοι προδιαθεσικοί παράγοντες είναι η έκθεση στην ιονίζουσα ακτινοβολία και χημικά καρκινογόνα προϊόντα που υπάρχουν στο περιβάλλον. Οι περιοχές που αναπτύσσονται δερματικές νεοπλασίες είναι αυτές που εκτίθενται στην ηλιακή ακτινοβολία, όπως είναι το κεφάλι, η πλάτη, η πίσω πλευρά των χεριών, σε περιοχές που έχουν χρόνιες ουλές

⁴Το επιθήλιο αποτελείται από κύτταρα που καλύπτουν την επιφάνεια του σώματος(επιδερμίδα). Το επιθήλιο δημιουργεί έναν εκλεκτικό φραγμό μεταξύ υποκείμενου συνδετικού ιστού και εξωτερικού περιβάλλοντος. Επενδύει στα κοίλα όργανα που επικοινωνούν με το περιβάλλον(π.χ. ΓΕΣ), στις κλειστές κοιλότητες(π.χ. ενδοθηλιακά κύτταρα αγγείων)και αποτελούν το παρέγχυμα κοιλότητων ή κοίλων οργάνων.

εξαιτίας εγκαυμάτων (Marjolin's ulcer) και σε περιοχές του δέρματος που έχουν υποστεί χρόνιες φλεγμονώδεις καταστροφές, π.χ. σκληρός λειχήνας και έλκη [23].

Η ακτινική υπερκεράτωση είναι σκληρή στην αφή, συχνά μοιάζει με εξόγκωμα και έχει τραχιά υφή (σαν κρούστα) ή φολιδωτή (σαν να έχει λέπια) (Εικόνα 15 & 16). Το μέγεθος της μπορεί να κυμαίνεται από μερικά χιλιοστά (π.χ. μία καρφίτσα) έως μερικά εκατοστά. Συχνά αναγνωρίζεται ευκολότερα με την αφή παρά οπτικώς [23]. Σε μερικούς ασθενείς αναπτύσσεται πολύ γρήγορα και παίρνει μορφή κεράτου ζώου, του οποίου συνήθως στη βάση του εμφανίζεται πλακώδες καρκίνωμα, (Εικόνα 17) [23]. Στην όψη μπορεί να είναι ανοιχτή ή σκουρόχρωμη, να είναι ροζ ή κόκκινη. Μπορεί ακόμα να έχει χρώμα καψίματος από ήλιο. Δεν είναι απίθανο να υπάρξει συνδιασμός όλων των παραπάνω. Επιπλέον μπορεί να είναι ίδια με το χρώμα του δέρματος. Τέλος, μπορεί να δημιουργήσει κνησμό ή πληγή.

Στο σύνολο δεδομένων (dataset) που χρησιμοποιείται για αυτή την εργασία στην κατηγορία *akiec*, πέρα από την ακτινική υπερκεράτωση υπάρχουν εικόνες της νόσου Bowen. Η νόσος Bowen, όπως και η ακτινική υπερκεράτωση, μπορεί να μετατραπεί σε ακανθοκυτταρικό καρκίνωμα. Συγκεκριμένα, είναι το πρώτο στάδιο του ακανθοκυτταρικού καρκινώματος (*in situ*). Ο όρος καρκίνος *in situ* αφορά μία ομάδα από άτυπα κύτταρα που βρίσκονται στον ιστό όπου ξεκινάει ένας καρκίνος. Φυσικά, αυτά τα άτυπα κύτταρα μπορούν να γίνουν καρκινικά και να διασπαρθούν στους γείτονες ιστούς. Η ακτινική υπερκεράτωση, η νόσος Bowen και το *lentigo maligna* αποτελούν τις τρεις προ- καρκινικές αλλοιώσεις του δέρματος.

Η νόσος Bowen είναι ένας ενδοεπιδερμικός καρκίνος, ο οποίος μπορεί να οδηγήσει στο ακανθοκυτταρικό καρκίνωμα. Όπως όλα τα είδη καρκίνου του δέρματος προκαλείται από την ηλιακή ακτινοβολία. Η νόσος Bowen προσβάλλει κυρίως τις γυναίκες σε ποσοστό 3:1 σε σχέση με αυτό των ανδρών. Το κύριο στοιχείο είναι ότι εμφανίζεται κυρίως στο κάτω σημείο των κνημών περισσότερο από άλλες εκτεθειμένες περιοχές στον ήλιο. Κλινικά έχει τη μορφή καλά οριοθετημένων ερυθροματωδών φολιδοτών πλακών (Εικόνα 18), που έχουν συγκεκριμένο σχήμα, αλλά σιγά σιγά διευρύνονται. Σπάνια, εμφανίζεται σαν σκουρόχρωμη και όχι ερυθροματώδη αλλοίωση που μοιάζει με ιογενή κονδυλώματα ή να διαφοροδιαγνωστεί σαν μελάνωμα. [23].



Εικόνα 15: Ακτινική Υπερκεράτωση τραχιάς επιφανείας στο δέρμα της κεφαλής



Εικόνα 16: Ακτινική Υπερκεράτωση φολιδωτής μορφής



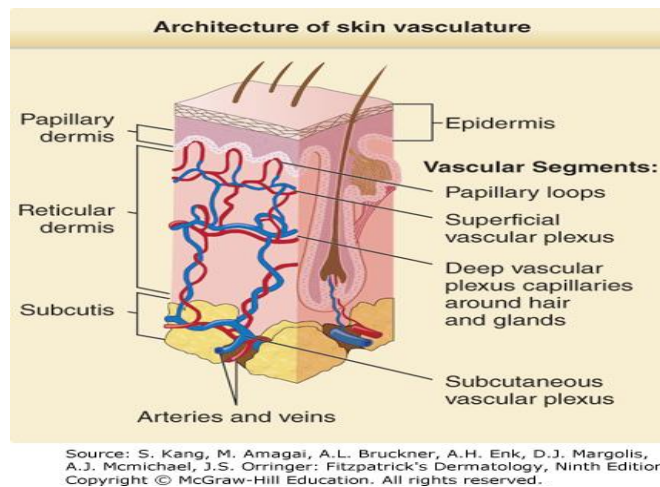
Εικόνα 17: Ακτινική Υπερκεράτωση με τη μορφή δερματικού κέρατος



Εικόνα 18: Πολλαπλές αλλοιώσεις της νόσου Bowen

Αγγειακός Καρκίνος Δέρματος

Οι αγγειακές παθήσεις περιλαμβάνουν φλέβες, αρτηρίες, λεμφικά αγγεία ή μία μίξη όλων αυτών (Εικόνα 19) [31].



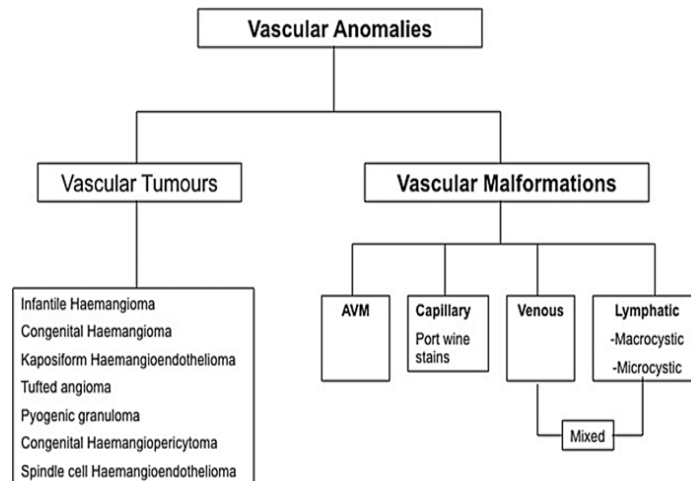
Εικόνα 19: Αρχιτεκτονική του αγγειακού συστήματος του δέρματος

Για πολλά χρόνια οι έννοιες αγγειακός καρκίνος και αγγειακές δυσπλασίες συγχέονταν. Ο αγγειακός καρκίνος έχει σχέση με τον ανεξέλεγκτο πολλαπλασιασμό των κυττάρων, όπως έχει αναφερθεί και εισαγωγικά, με πιο συχνό τύπο καρκίνου, το αιμαγγείωμα. Από την άλλη, οι αγγειακές δυσπλασίες έχουν σχέση με δομικές ανωμαλίες των αιμοφόρων αγγείων, οι οποίες ανάλογα το προσβεβλημένο αγγείο υποδιαιρούνται σε αρτηριακές, τριχοειδείς, λεμφικές ή φλεβικές ανωμαλίες (Εικόνα 20) [29].

Υπάρχει η θεωρία ότι οι αγγειακές παθήσεις προκύπτουν από “σφάλματα” στην ανάπτυξη των αγγείων που συμβαίνει κατά τη διάρκεια της 4^{ης} με 10^{ης} εβδομάδας ενδομήτριας ζωής [29].

Υπάρχουν διάφορα είδη αγγειακού καρκίνου. Στη παρούσα εργασία αναφέρονται αυτά που απεικονίζονται στις εικόνες του dataset, και είναι: το κερασοειδές αιμαγγείωμα, το

αγγειοκεράτωμα και το πυογόνο κοκκίωμα, που είναι καλοήθειες. Ο αγγειακός καρκίνος διαφέρει στις αιτίες του, ανάλογα το είδος και τον ιστό που προσβάλλει. Το κοινό σε όλα τα είδη είναι ότι τα αιμοφόρα αγγεία πολλαπλασιάζονται ή αναπτύσσονται περισσότερο από το φυσιολογικό. Το αποτέλεσμα είναι μία συσσώρευση άτυπων κυττάρων που αναπτύσσονται από το προσβεβλημένο αιμοφόρο αγγείο. Σε περίπτωση κακοήθειας μπορεί να δώσει μεταστάσεις [29], [32]. Οι κατηγορίες που περιλαμβάνονται στο σύνολο δεδομένων μας (dataset) είναι οι εξής: 1) το κερασοειδές αιμαγγείωμα, 2) το αγγειοκεράτωμα, 3) το πυογόνο κοκκίωμα και 4) η αιμορραγία.



(Robert Jones and Andrew Willis, 2014)

Εικόνα 20: Διάγραμμα διαχωρισμού αγγειακού καρκίνου και αγγειακών δυσπλασιών. AVM: arteriovenous malformation

1. Κερασοειδές Αιμαγγείωμα: Αποτελεί έναν ιδιαίτερο τύπο αιμαγγειωμάτων. Αιμαγγείωμα είναι καλοήθης όγκος των ενδοθηλιακών κυττάρων, που αποτελούν το τοίχωμα των αγγείων. Μοιάζουν με ελαφρώς ανυψωμένες “ελίτσες”(βλατίδες), ερυθρού χρώματος, των οποίων το σχήμα είναι κυκλικό ή οβάλ. Μπορούν να παρουσιάσουν σε διάφορα σημεία του δέρματος, αλλά συνήθως παρουσιάζονται στα άκρα και προσβάλλουν άτομα μέσης και μεγαλύτερης ηλικίας. Έπειτα από κάποιο τραυματισμό μπορεί να αλλάξει το χρώμα τους σε σκούρο μπλε, εξαιτίας της θρόμβωσης που δημιουργείται. Σημαντικό είναι ότι μπορεί να γίνει διαφορική διάγνωση με μελανοκυτταρικό καρκίνο (Εικόνα21) [32] .
2. Αγγειοκεράτωμα: Υπάρχουν διάφορα είδη, τα οποία οφείλονται σε ευρυαγγεία των τριχοειδών αγγείων, τα οποία διαστέλλονται κοντά στην επιφάνεια του δέρματος. Εμφανίζονται με τη μορφή μικρών σκοτεινών κηλίδων σκούρου κόκκινου προς μωβ, οι οποίες βρίσκονται οπουδήποτε στο δέρμα, από τα γεννητικά όργανα έως τα δάχτυλα και μπορεί να διαφέρουν σημαντικά σε σχήμα και βάθος. Μπορεί να εμφανιστούν εκ γενετής ή μετέπειτα κατά τη διάρκεια της μέσης ηλικίας. Επίσης, μπορεί να υπάρχουν σαν μονήρη βλάβη ή σαν σύμπλεγμα βλαβών (Εικόνα 22) [33], [34].
3. Πυογόνο κοκκίωμα: Είναι μία γρήγορα αναπτυσσόμενη αγγειακή βλάβη, συνήθως παρουσιάζεται σε παιδιά και νέους ενήλικες. Μορφολογικά μοιάζουν με επάρματα που μπορεί να είναι έμμησχα. Εμφανίζεται συνήθως σε περιοχές τραύματος μετά το πέρας κάποιων εβδομάδων. Το πυογόνο κοκκίωμα παραμένει για αρκετούς μήνες αιμορραγώντας συχνά. Το χρώμα του είναι έντονο ερυθρό, ιώδες (Εικόνα 23) [35].

4. Αιμορραγία: Δεν αφορά κάποιο συγκεκριμένο καρκίνο, μπορεί π.χ. ένα βασικοκυτταρικό καρκίνωμα να αιμορραγήσει ή να οφείλεται σε υποδόριες μεταστάσεις κ.λ.π.. Παρόλα αυτά επειδή η αιμορραγία οφείλεται σε αιμοφόρα αγγεία ταξινομείται στον αγγειακό καρκίνο (Εικόνα 24) [36], [37].



Εικόνα 21: Κερασοειδές Αιμαγγείωμα με πολλαπλές κόκκινες βλατίδες



Εικόνα 22: Αγγειοκεράτωμα χρώματος κόκκινου- βιολετί



Εικόνα 23: Πυογόνο Κοκκίωμα



Εικόνα 24: Αιμορραγία Βασικοκυτταρικού καρκίνου

Δερματοϊνωμα

Το δερματοϊνωμα ή καλοήθες ινώδες ιστοκύττωμα είναι ένας καλοήθης καρκίνος που αποτελείται από ινοβλάστες και ιστοκύτταρα. Μπορεί να δημιουργηθεί οπουδήποτε στο σώμα, αλλά τα συχνότερα σημεία είναι το κάτω μέρος των ποδιών (κνήμες). Το δερματοϊνωμα συναντάται κυρίως σε ενήλικες γυναίκες παρά σε ενήλικες άνδρες, παρόλα αυτά κάποιες ιστολογικές παραλλαγές συναντώνται και στους άνδρες [34], [23]. Μοιάζει με βλατίδα ή οζίδιο, έχει σταθερό μέγεθος, διαμέτρου 5-10mm. Υπάρχει δυνατότητα αύξησης του μεγέθους, αλλά αυτή γίνεται με αργούς ρυθμούς. Το υπερκείμενο από τη βλάβη δέρμα είναι γκρι, καφέ ή ροζ. Οι περισσότερες βλάβες είναι ασυμπτωματικές, αλλά μπορεί να παρουσιάσουν και κνησμό. Είθισται να δημιουργείται μία αύλακα στο κέντρο μετά από κάποιο στίμπημα με τα χέρια κατά τη διάρκεια της ψηλάφησης, ενώ μπορεί να αιματωθεί μετά από κάποιο τραύμα π.χ. κόψιμο με ξυραφάκι, (Εικόνα 25-30) [23].

Το δερματοϊνωμα δημιουργείται από ανεξέλεγκτο πολλαπλασιασμό ινοβλαστών. Παρόλα αυτά μπορεί να εμπλέκονται και τα ιστοκύτταρα. Ο λόγος που γίνεται αυτός ο πολλαπλασιασμός είναι μέχρι και σήμερα άγνωστος, ενώ δεν έχει διεκρινιστεί εάν πρόκειται για ένα καλοήθες νεόπλασμα ή για την αντίδραση του οργανισμού σε κάποιο ερέθισμα. Εμφάνίζεται σε ανοσοκατασταλαμένους ασθενείς, π.χ. φορείς του HIV, ασθενείς με κάποιο αυτοάνοσο νόσημα, σε καρκινοπαθείς, σε άτομα με χρωμοσωμικές ανωμαλίες,

μεταβολικές διαταραχές και αλλαγές στην κατάσταση της φυσιολογίας τους, π.χ. εγκυμοσύνη [40].



Εικόνα 25: Δερματοϊνώμα. Πυκνό, επίπεδο οζίδιο με ποικιλόχρωμο κιτρινωπό με καφέ χρώμα



Εικόνα 26: Δερματοϊνώμα με ποικιλοχρωμία, κόκκινο κέντρο και καφέ με μαύρο περίγραμμα



Εικόνα 27: Υπερχρωματισμένο Δερματοϊνώμα



Εικόνα 28: Δερματοΐνωμα



Εικόνα 29: Ανοιχτό καφέ Δερματοΐνωμα



Εικόνα 30: Δερματοΐνωμα στο χρώμα του δέρματος

Καλοήθης Υπερκεράτωση

Η υπερκεράτωση διακρίνεται σε δύο είδη: 1) την Σμηγματορροϊκή και 2) την Ακτινική (αναφέρθηκε παραπάνω). Παρόλα αυτά τον όρο καλοήθης υπερκεράτωση τον χρησιμοποιούμε για τρία είδη, τα οποία είναι :

1. Σμηγματορροϊκή υπερκεράτωση

2. Ηλιακές φακές(Solar Lentigo) και
3. lichen- planus σαν κεράτωση (LPLK)

Τα τρία αυτά είδη μπορεί να δείχνουν διαφορετικά δερματοσκοπικά, αλλά ομαδοποιούνται μαζί, γιατί είναι ίδια βιολογικά και συχνά αναφέρονται κάτω από τον ίδιο γενικό όρο ιστοπαθολογικά [41].

Σμηγματορροϊκή Υπερκεράτωση(Seborrheic keratosis): Είναι καλοήθεις βλάβες, έντονα οριοθετημένες βλατίδες ή πλάκες με σχήμα οβάλ, ελαφρώς ανυψωμένες από το δέρμα. Το χρώμα τους είναι ανοιχτό καφέ με μαύρο, ενώ μπορεί να έχουν μορφή εγκαύματος από τον ήλιο (Εικόνες 31,32,33,34). Εμφανίζονται κυρίως κατά τη διάρκεια της ενηλικίωσης (συνήθως στην ηλικία 40 με 50).Τα τελευταία χρόνια παρατηρείται και αύξηση σε μικρότερες ηλικίες 15-25 χρονών. Το μέγεθος τους κυμαίνεται από 1mm έως 2,5 cm, σπανιότερα ξεπερνάει τα 3cm. Συνήθως εμφανίζονται στο πρόσωπο, το λαιμό, το θώρακα, την πλάτη και τα άκρα. Η αιτία που δημιουργούνται είναι άγνωστη, αλλά προκύπτουν από ανεξέλεγκτο πολλαπλασιασμό επιδερμικών κυττάρων, των κερατινοκυττάρων [40].



Εικόνα 31: Σμηγματορροϊκή Υπερκεράτωση



Εικόνα 32: Σμηγματορροϊκή Υπερκεράτωση



Εικόνα 33: Σμηγματοροϊκή Υπερκεράτωση



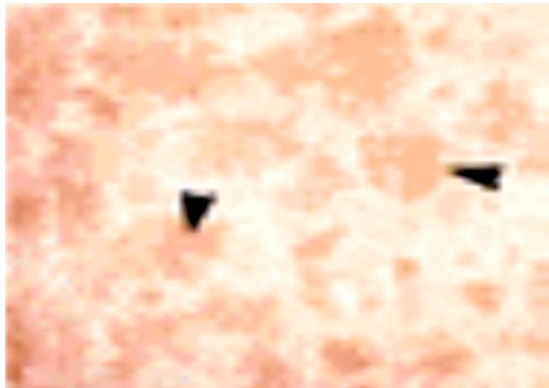
Εικόνα 34: Σμηγματοροϊκή Υπερκεράτωση

Ηλιακές φακές (Solar Lentigo): Οι ηλιακές φακές οφείλονται κυρίως στην βλαπτική επίδραση της υπεριώδους ηλιακής ακτινοβολίας, ενώ δεν αποκλείονται κι άλλοι παράγοντες, όπως οι τεχνητές λάμπες μαυρίσματος ή η θεραπεία με PUVA (φωτοχημειοθεραπεία). Είναι αποτέλεσμα του πολλαπλασιασμού των μελανοκυττάρων κατά μήκος της βασικής μεμβράνης της επιδερμίδας και σχετίζεται με το χαμηλό δείκτη φωτότυπου, δηλ. σε άτομα με ανοιχτό χρώμα δέρματος ή και ματιών, που έχουν την τάση να καίγονται κατά την έκθεση τους στην ηλιακή ακτινοβολία. Σημαντικό ρόλο παίζει και η ηλικία του πάσχοντος, καθώς η εμφάνιση τους είναι αποτέλεσμα χρόνιας έκθεσης στον ήλιο. Δεν είναι καρκινογόνος κατάσταση, ούτε θεωρείται προ-καρκινική στις περισσότερες περιπτώσεις, καθώς μπορούν να υποχωρήσουν μόνες τους, αν ο ασθενής προσέξει την έκθεση του στον ήλιο. Έχουν μέγεθος 1mm έως λίγα εκατοστά και το χρώμα τους είναι ανοιχτό καφέ, ενώ σε μερικές περιπτώσεις είναι μαύρο. Είναι συνήθως ομοιόμορφα μελαγχρωματικές (Εικόνα 35), αν και μερικές φορές κηλιδώδεις (δηλ. με ανετοδερμία. Είναι ένας τύπος ατροφίας του δέρματος που χαρακτηρίζεται από την απουσία ελαστικού ιστού) (Εικόνα 37). Το περιβάλλον δέρμα παρουσιάζει αλλοιώσεις ηλιακής ελάστωσης (κυρίως μείωση ελαστικότητας του δέρματος και άλλες κλινικές εκδηλώσεις). Τα όρια είναι σαφώς καθορισμένα με ακανόνιστο περίγραμμα (Εικόνα 36) και θα πρέπει να απουσιάζουν σημεία έντονης υπερμελάγχρωσης ή υπομελάγχρωσης στην επιφάνεια τους, αλλιώς πρέπει να διαφοροδιαγνωσθεί από το μελάνωμα. Οι φακές εμφανίζονται συχνά σε ηλιοεκτεθειμένες περιοχές και ειδικότερα στο πρόσωπο, στο άνω μέρος των άκρων χειρών, τα αντιβράχια και το πρόσθιο τμήμα του θώρακα. Επίσης,

συχνά εμφανίζονται στα χείλη, αλλά ποτέ σε περιοχές που προστατεύονται από την ηλιακή ακτινοβολία [4].



Εικόνα 35: Ηλιακή Φακή σε κατεστραμμένη από τον ήλιο επιδερμίδα



Εικόνα 36: Μεγέθυνση ανοιχτού καφέ ηλιακών φακών με ακανόνιστο περίγραμμα



Εικόνα 37: Ηλιακή Φακή με ακανόνιστο σχήμα και χρώμα

Lichen planus (Ομαλός λειχήνας): Ο ομαλός λειχήνας είναι ένα αυτοάνοσο νόσημα που προσβάλλει το δέρμα και τους βλεννογόνους (στόμα, γεννητικά όργανα) και τα νύχια. Δημιουργείται όταν τα λεμφοκύτταρα “επιτίθενται” στα βασικά κύτταρα της επιδερμίδας και τα καταστρέφουν. Όμως, το πως λειτουργεί ο μηχανισμός καταστροφής των βασικών κυττάρων και ο λόγος αυτής της “επίθεσης” δεν είναι αποσαφηνισμένοι, πράγμα που κάνει την ασθένεια δυσνόητη. Η χρόνια ασθένεια μοσχεύματος- έναντι- ξενιστή (αλλογενή μεταμόσχευση μυελού των οστών) μπορεί να πυροδοτεί αυτή την αντίδραση

λεμφοκυττάρων-βασικών κυττάρων, λόγω της ιστοασυμβατότητας μεταξύ δότη και δέκτη. Παράλληλα συνδέεται με αυτοάνοσα νοσήματα, όπως η αλωπεκία. Επιπλέον, η αγωγή ενός ασθενούς με ηπατίτιδα Β ή C, έχει συνδεθεί με την εμφάνιση του ομαλού λειχήνα, χωρίς αυτό να σημαίνει ότι είναι μεταδοτικός. Παρουσιάζει εξάρσεις και υφέσεις, επηρεάζεται από το άγχος, αλλά αυτό δεν είναι η αιτία που δημιουργείται. Το κύριο σύμπτωμα είναι μικρά λευκά εξογκώματα (βλατίδες) μεγέθους 1-10mm που έχουν γυαλιστερό χρώμα. Μερικές είναι ωοειδείς και άλλες πολυγωνικές (Εικόνα 38-39). Καθορίζονται σε περιοχές με μωβ χρώμα και συχνά παρουσιάζεται έντονος κνησμός. Οι βλατίδες μπορεί να διατάσσονται σε γραμμές και να σχηματίζουν ένα δίκτυο σαν δαντέλα (τυπική ή δικτυωτή μορφή), μπορεί να σχηματίζουν λευκές πλάκες (υπερτροφική μορφή), μπορεί ανάμεσα τους να βρίσκονται μικρές επώδυνες διαβρώσεις (διαβρωτική μορφή) ή φυσαλίδες που περιέχουν ορώδες υγρό ή αίμα (φυσαλιδώδης μορφή) [35].



Εικόνα 38: Ομαλός λειχήνας στην άκρη του ποδιού



Εικόνα 39: Ομαλός λειχήνας με επίπεδες βλατίδες

Μελάνωμα

Υπεύθυνα για τη δημιουργία μελανώματος είναι τα μελανοκύτταρα. Μέσω των μελανοκυττάρων παράγεται η μελανίνη. Η μελανίνη είναι υπεύθυνη τόσο για την απόχρωση του δέρματος που έχει ο κάθε άνθρωπος, όσο και για τους στίλους του. Τα φυσιολογικά κύτταρα της επιδερμίδας αναπτύσσονται ελεγχόμενα. Όταν «γεννιούνται»

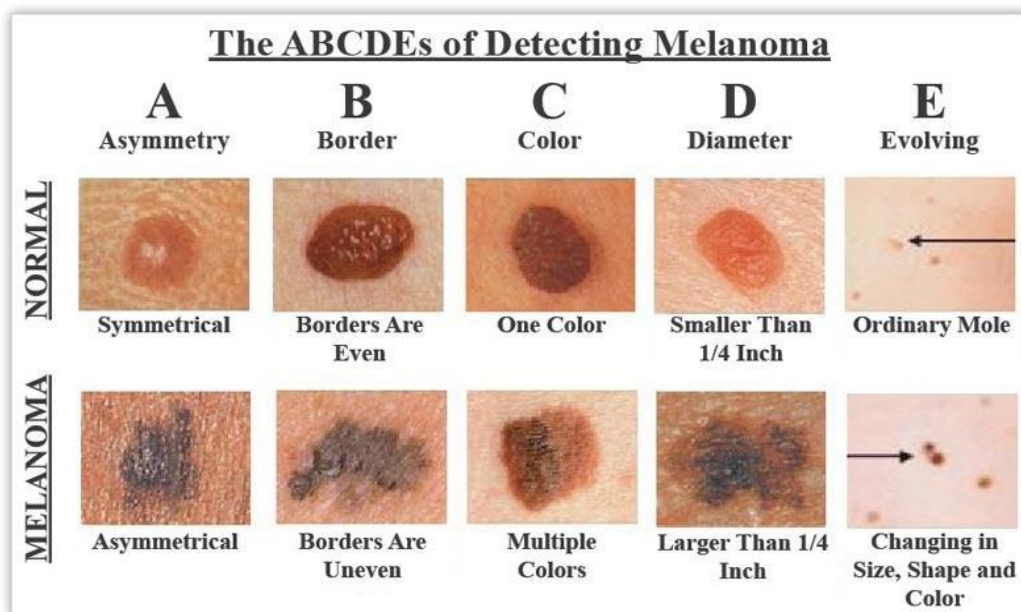
τα καινούργια, σπρώχνουν τα γερασμένα προς την επιφάνεια του δέρματος όπου νεκρώνονται και λιγοστεύουν. Όμως, όταν κάποια κύτταρα δημιουργούν βλάβες στο DNA, τότε τα καινούργια κύτταρα πολλαπλασιάζονται εκτός ελέγχου και σχηματίζουν μία μάζα από καρκινογόνα κύτταρα. Το τι δημιουργεί τις βλάβες του DNA στα κύτταρα της επιδερμίδας και πως τελικά αυτά δημιουργούν το μελάνωμα δεν είναι ξεκάθαρο ακόμη. Το πιθανότερο είναι πως το δημιουργεί ένας συνδυασμός από περιβαλλοντικούς και γενετικούς παράγοντες [4].

Ο πρώτος παράγοντας κινδύνου, όπως άλλωστε και σε όλους τους καρκίνους του δέρματος είναι η υπερέκθεση στον ήλιο (υπεριώδης ακτινοβολία). Υπάρχουν, όμως, κι άλλοι παράγοντες, όπως:

- Το τεχνητό μαύρισμα που γίνεται από συγκεκριμένες λάμπες (solarium).
- Οι ανοιχτόχρωμες επιδερμίδες, ειδικά με συνύπαρξη σπίλων που έχουν την τάση να κοκκινίζουν στον ήλιο, εγκυμονούν κινδύνους. Επίσης, τα άτομα με σκουρόχρωμες επιδερμίδες δεν είναι σπάνιο να αποκτήσουν στο κάτω μέρος των χεριών και των πελμάτων ή στο εσωτερικό των ματιών.
- Άνθρωποι που ζουν κοντά στον ισημερινό της γης.
- Ιστορικό εγκαυμάτων από τον ήλιο μπορεί να δημιουργήσει έπειτα από πολλά χρόνια μελάνωμα.
- Οικογενειακό ιστορικό μελανώματος.
- Αδύναμο ανοσοποιητικό σύστημα, π.χ. σε ασθενείς που νοσούν από AIDS.

Το μελάνωμα μπορεί να δημιουργηθεί σε οποιοδήποτε σημείο της επιδερμίδας (Εικόνες 41,42) ή σε κάποιον από τους ήδη υπάρχοντες σπίλους, οι οποίοι έχουν αλλάξει σε μέγεθος ή το περίγραμμα μεταξύ των σπίλων και του δέρματος έχει γίνει ανώμαλο. Ένα εύκολο εργαλείο για να μετρηθούν τα όρια των σπίλων είναι το γνωστό "ABCDE" (Εικόνα 40), το οποίο παρουσιάζεται στη συνέχεια

- Το **A** είναι το ασύμμετρο σχήμα (asymmetrical shape)
- Το **B** είναι ανώμαλα όρια (irregular shape)
- Το **C** είναι αλλαγές στο χρώμα(changes in color)
- Το **D** είναι η αύξηση της διαμέτρου του σπίλου, μεγαλύτερη των 6mm (diameter)
- Το **E** είναι η εξέλιξη (evolving). Εξέλιξη σε όλα τα παραπάνω, δηλ. πιο ανώμαλα όρια, μεγαλύτερη αλλαγή στο χρώμα, περισσότερο ασύμμετρο σχήμα, μαζί με πιθανή ύπαρξη κνησμού ή αιμορραγίας στη βλάβη [40].



Εικόνα 40: "ABCD" κριτήρια για τη βοήθεια γνωμάτευσης μελανώματος



Εικόνα 41: Μελάνωμα δαχτύλου



Εικόνα 42: Μελάνωμα Οφθαλμού

Μελανοκυτταρικοί Σπίλοι

Ένας μελανοκυτταρικός σπίλος ή αλλιώς κρεατοελιά είναι μία καλοήθης αλλοίωση στο δέρμα εξαιτίας του τοπικού πολλαπλασιασμού των μελανοκυττάρων. Τα μελανοκύτταρα βρίσκονται στην επιδερμίδα και ο ρόλος τους είναι να παράγουν και να μεταφέρουν μελανίνη (μία από τις χρωστικές ουσίες του δέρματος που απορροφά το φως), μέσω των μελανοσωμάτων που περιέχουν, έπειτα από έκθεση τους στον ήλιο. Ο ακριβής λόγος που δημιουργείται ο μελανοκυτταρικός σπίλος είναι άγνωστος, αλλά έχει γίνει σαφές ότι ο αριθμός των μελανοκυτταρικών σπίλων που θα εμφανιστεί σε κάποιον οφείλεται σε γενετικούς παράγοντες, σε έκθεση στον ήλιο, ενώ μπορεί να εμφανιστεί σε ασθενείς με πομφολυγώδη δερματοπάθεια, με ανοσοκαταστολή και σε ανθρώπους που έχουν εκτεθεί σε θείο. Μπορεί, επίσης, να εμφανίζεται κατά τη γέννηση του ή μέσα στο διάστημα των πρώτων 12 μηνών (συγγενής), (Εικόνα 43-44) ή αργότερα κατά τη διάρκεια της ενηλικίωσης και μέχρι την ηλικία των 30 ετών (επίκτητος).

Τα κύρια χαρακτηριστικά ενός μελανοκυτταρικού σπίλου είναι τα παρακάτω:

- Μπορεί να εντοπιστεί σε οποιοδήποτε μέρος του σώματος.
- Ξεκινάει ως μία σαφώς καθορισμένη βλάβη ωχράς κηλίδας, που μετατρέπεται σε βλατίδα, η οποία σταδιακά γίνεται μαλακή και χάνει το χρώμα της.
- Το χρώμα του μπορεί να διακυμαίνεται από ροζ, σε αποχρώσεις του δέρματος, σκούρο καφέ ή μαύρο.
- Οι ανοιχτόχρωμοι τύποι δέρματος έχουν την τάση να εμφανίζουν και “φωτεινούς” τύπους μελανοκυτταρικών σπίλων, ενώ αντίθετα οι σκουρόχρωμοι τύποι δέρματος το σκούρο καφέ ή το μαύρο. Σημειώνεται ότι κατά τη διάρκεια της εγκυμοσύνης μπορεί να πάρουν μία πιο σκούρα απόχρωση, αλλά οποιαδήποτε άλλη αλλαγή πρέπει να εξεταστεί με βιοψία.
- Το σχήμα τους είναι στρογγυλό προς οβάλ.
- Έχει ομοιόμορφο χρωματισμό, ομαλό περίγραμμα και αμετάβλητο μέγεθος
- Κυμαίνεται σε μέγεθος από κάποια χιλιοστά έως αρκετά εκατοστά [4], [40].



Εικόνα 43: Συγγενής Μελανοκυτταρικός Σπίλος



Εικόνα 44: Συγγενής Μελανοκυτταρικός Σπίλος

3.4 Πρόληψη Καρκίνου του Δέρματος

Ασχέτως με τους προδιαθεσικούς παράγοντες που μπορεί να έχει κάθε άνθρωπος, π.χ. λόγω κληρονομικότητας, η πρόληψη και η σωστός τρόπος ζωής μπορεί να προλάβουν τον καρκίνο. Συγκεκριμένα, στον καρκίνο του δέρματος η ακτινοβολία UV (υπεριώδης ακτινοβολία) είναι τόσο ύπουλη που μπορεί να δημιουργήσει καρκίνο, ακόμα κι όταν γίνεται προσπάθεια από κάποιο άτομο να την αποφύγει. Κύρια πηγή αυτής της ακτινοβολίας είναι ο ήλιος.

Η ηλιακή ακτινοβολία διαπερνά σύννεφα, γυαλιά και άλλα υλικά, ενώ αντανακλάται στο χιόνι, στο νερό και στην άμμο. Με την επιβάρυνση του περιβάλλοντος και την αλλαγή των

στρωμάτων της ατμόσφαιρας στο πέρασμα του χρόνου παρατηρείται ότι μεγαλύτερη ποσότητα υπεριώδους ακτινοβολίας διαπερνά την ατμόσφαιρα και φτάνει στην επιφάνεια της Γης. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα να μην είναι μόνο επιβλαβής σε παρατεταμένες δραστηριότητες εξωτερικού χώρου, όπως είναι τα θαλάσσια αθλήματα, αλλά και σε ολιγόλεπτες απλές δραστηριότητες.

Τα μέτρα προστασίας που μπορεί να λάβει κάποιος για πρόληψη είναι:

- Να βρίσκεται σε σκιερό μέρος, ιδιαίτερα τις ώρες 10:00 π.μ. το πρωί με 16:00 μ.μ. το μεσημέρι.
- Να αποφεύγει τα ηλιακά εγκαύματα.
- Να αποφεύγει την ηλιοθεραπεία, ακόμα και τα ινστιτούτα μαυρίσματος.
- Καλό είναι να καλύπτονται όσο πιο πολύ γίνεται τα μέρη του σώματος με ρούχα.
- Να γίνεται χρήση καπέλου και γυαλιών ηλίου ειδικά με φίλτρο υπεριώδους ακτινοβολίας.
- Σημαντική είναι η χρήση αντηλιακής κρέμας (UVA/UVB) με δείκτη προστασίας ανάλογα τις δραστηριότητες. Για παράδειγμα για κάποιον με που δουλεύει σε κάποιο γραφείο ένας δείκτης προστασίας βαθμού 15 αρκεί, ενώ για κάποιον που κάνει μία εξωτερική δουλειά, π.χ. εκπαιδευτής σκι χρειάζεται μεγαλύτερο δείκτη προστασίας της τάξεως του 30 και παραπάνω και φυσικά η αντηλιακή κρέμα να είναι αδιάβροχη.
- Η χρήση της αντηλιακής πρέπει να γίνεται μισή ώρα πριν εκτεθεί κάποιος στον ήλιο και να επαναλαμβάνεται ανά 2 ώρες.
- Η αποφυγή νεογέννητων στον ήλιο και η χρήση αντηλιακής σε μωρά άνω των 6 μηνών.
- Ο συστηματικός έλεγχος του δέρματος για πιθανή αλλοίωση και μάλιστα από κάποιον ειδικό τουλάχιστον μια φορά το χρόνο είναι ίσως η πιο σημαντική μέθοδος πρόληψης. Ιδιαίτερα για άτομα με λευκή επιδερμίδα και αρκετούς σπίλους η επίσκεψη στον δερματολόγο είναι μεγίστης σημασίας [42].

4. ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΕ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ ΙΑΤΡΙΚΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

4.1 Εισαγωγή

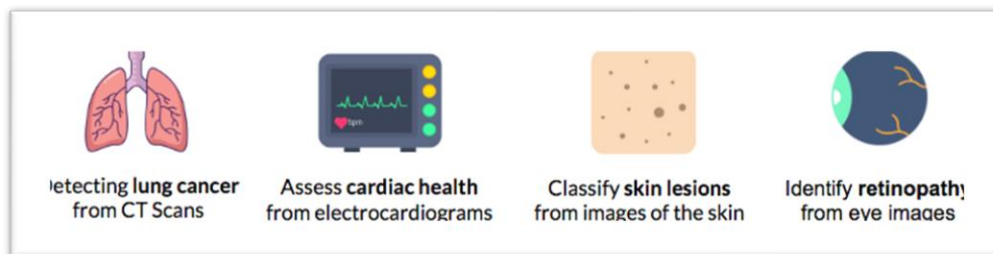
Το 1990 οι Rich & Knight όρισαν ως τεχνητή νοημοσύνη (Artificial Intelligence, AI) τη μελέτη του πως να κάνουμε τους υπολογιστές ικανούς να κάνουν πράγματα στα οποία προς το παρόν οι άνθρωποι τα καταφέρνουν καλύτερα [43]. Τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται για να επιτευχθεί αυτή η μελέτη στηρίζονται στη χρήση πολύπλοκων ηλεκτρονικών συστημάτων και μαθηματικών αλγορίθμων.

Η Μηχανική Μάθηση, ως πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης (AI, Artificial Intelligence) συνδράμει δυναμικά στην εξέλιξη της επιστήμης. Η Μηχανική Μάθηση μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε πολλούς τομείς της επιστήμης, όπως η χημεία, η φυσική η ιατρική κ.ο.κ. (Εικόνα 45). Η παρούσα εργασία εστιάζει στον κλάδο της ιατρικής, όπου η τεχνητή νοημοσύνη βρίσκει εφαρμογές στη διάγνωση ασθενειών, τη δημιουργία νέων φαρμάκων, τη ρομποτική χειρουργική, στην εξ αποστάσεως ιατρική παρακολούθηση κ.λ.π. [43], [44].

Στη συγκεκριμένη εργασία η εφαρμογή της εστιάζεται στη διάγνωση ασθενειών. Η λήψη απόφασης για την ορθή διάγνωση απαιτεί πολλά χρόνια ιατρικής εκπαίδευσης του θεράποντα ιατρού, πάντα όμως με κίνδυνο λάθος γνωμάτευσης. Επιπλέον, και μέχρι την ορθή εξαγωγή της, η διάγνωση ενδέχεται να είναι μία επίπονη και χρονοβόρα διαδικασία για τον ασθενή τη στιγμή που σε κάποιες περιπτώσεις η καθυστέρηση μπορεί να αποβεί μοιραία. Οι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning), έχουν πετύχει να κάνουν πιο ακριβή και προσβάσιμη τη διάγνωση ακόμη και για άτομα που βρίσκονται σε απομακρυσμένες περιοχές όπου υπάρχει έλλειψη εξειδικευμένου ιατρικού δυναμικού ή και υποδομών.

Κάποια ενδεικτικά παραδείγματα που αναδεικνύουν το πόσο κρίσιμη μπορεί να είναι η σωστή διάγνωση για τον ασθενή είναι:

- η ανίχνευση πνευμονικού καρκίνου ή εγκεφαλικά επεισόδια που βασίζονται στην αξονική τομογραφία
- η αξιολόγηση του κινδύνου ενός καρδιακού θανάτου ή άλλες καρδιακές παθήσεις από ηλεκτροκαρδιογραφήματα και εικόνες μαγνητικής τομογραφίας
- η ταξινόμηση δερματικών αλλοιώσεων που προέρχονται από δερματοσκόπιο
- η εύρεση δεικτών διαβητικής αμφιβληστροειδοπάθειας από εικόνες ματιών [45].



Εικόνα 45: Εφαρμογές της Μηχανικής Μάθησης στον τομέα της υγείας

Η Μηχανική Μάθηση ασχολείται με τη μελέτη αλγορίθμων, που βελτιώνουν τη συμπεριφορά τους σε κάποια εργασία που τους έχει ανατεθεί, χρησιμοποιώντας την

εμπειρία τους [43]. Προσπαθεί να προσομοιώσει τον τρόπο μάθησης του ανθρώπου γι' αυτό και διακρίνεται σε:

Επιβλεπόμενη μάθηση (Supervised Learning) όπου χρησιμοποιείται ένα σύνολο εκπαίδευσης προκειμένου να κατασκευαστεί μία συνάρτηση για γνωστές επιθυμητές εξόδους, κάνει προβλέψεις και διορθώνει τις προβλέψεις σε περίπτωση λάθους με στόχο τη γενίκευση της συνάρτησης για εισόδους με άγνωστη έξοδο (σύνολο ελέγχου). Χρησιμοποιείται για:

- Ταξινόμηση (Classification)
- Πρόγνωση (Prediction)
- Διερμηνεία (Interpretation)

Μη επιβλεπόμενη μάθηση (Unsupervised Learning) όπου ο αλγόριθμος κατασκευάζει ένα μοντέλο για κάποιο σύνολο εισόδων υπό μορφή παρατηρήσεων, χωρίς να γνωρίζει τις επιθυμητές εξόδους. Χρησιμοποιείται για:

- Ανάλυση Συσχετισμών (Association Analysis)
- Ομαδοποίησης (Clustering)

Ενισχυτική μάθηση (Reinforcement Learning), όπου ο αλγόριθμος μαθαίνει μία στρατηγική ενεργειών μέσα από άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον. Χρησιμοποιείται σε προβλήματα σχεδιασμού (planning), όπως για παράδειγμα ο έλεγχος κίνησης ρομπότ και βελτιστοποίησης εργασιών σε εργοστασιακούς χώρους [43].

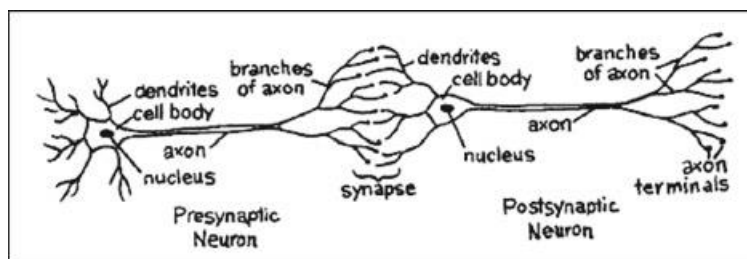
Έχει αναφερθεί παραπάνω πως η Μηχανική Μάθηση ασχολείται με τη μελέτη αλγορίθμων. Τα βήματα που εκτελούν αυτοί οι αλγόριθμοι ώστε να φτάσουν στον τελικό στόχο είναι η εκπαίδευση του συστήματος μέσω ενός συνόλου δεδομένων (training set), τα οποία ο αλγόριθμος τα χρησιμοποιεί ως είσοδο.

Σκοπός αυτής της εκπαίδευσης είναι η δημιουργίας νέας γνώσης στο σύστημα. Έπεται η φάση της πιστοποίησης της παραγόμενης γνώσης, η οποία συνήθως γίνεται από τον ίδιο τον αλγόριθμο με τη βοήθεια ενός άλλου συνόλου δεδομένων (test data).

Τέλος, η νέα γνώση χρησιμοποιείται από το σύστημα ώστε να λυθούν πραγματικά προβλήματα [43].

4.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα είναι δημοφιλείς τεχνικές μηχανικής μάθησης που προσομοιώνουν τον τρόπο που συνδέονται μεταξύ τους τα νευρωνικά κύτταρα στους εγκεφάλους των έμβιων όντων. Το ανθρώπινο νευρικό σύστημα περιέχει κύτταρα, που ονομάζονται νευρώνες. Οι νευρώνες ενώνονται μεταξύ τους με τη χρήση αξόνων και δενδριτών και η περιοχή σύνδεσης των αξόνων και των δενδριτών, ονομάζεται σύναψη (Εικόνα 46). Η δύναμη της σύνδεσης των συνάψεων συχνά αλλάζει ανάλογα την απόκριση που έχει ένας ανθρώπινος οργανισμός στα εξωτερικά ερεθίσματα. Έτσι, όσο πιο συχνά εκτελείται μια εντολή, επιβεβαιώνεται μια αλυσίδα συνάψεων, τόσο περισσότερο ισχυροποιείται εκπαιδεύοντας έτσι τον εγκέφαλό μας. Αυτή η αλλαγή στη δύναμη σύνδεσης εξηγεί το πως λειτουργεί η διαδικασία μάθησης σε έναν άνθρωπο [46].

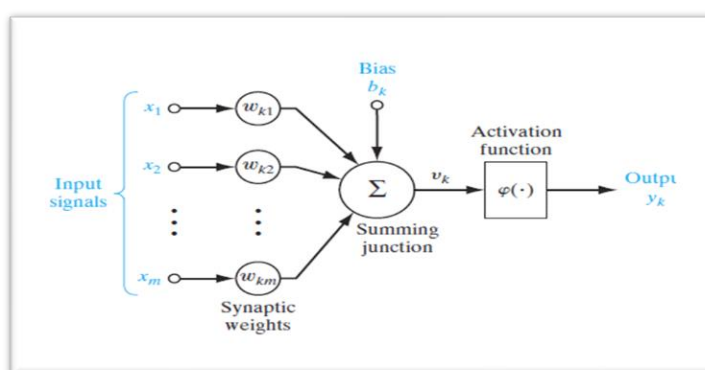


Εικόνα 46: Βιολογικό νευρικό Δίκτυο(Biological Neural Network, BNN)

Τον παραπάνω βιολογικό μηχανισμό προσομοιώνουν τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα. Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, είναι ένα κύκλωμα διασυνδεδεμένων μονάδων επεξεργασίας ή υπολογιστικών μονάδων ή συνδέσμων κόμβων που ονομάζονται “νευρώνες” [46]. Η ιδέα δημιουργίας ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι η προσπάθεια προσομοίωσης της συμπεριφοράς ενός ανθρώπινου εγκεφάλου εκπαιδεύοντας το δίκτυο χρησιμοποιώντας ένα μεγάλο πλήθος δεδομένων. Αυτή η διαδικασία μοιάζει με τη λειτουργία ενός εγκεφάλου για δύο λόγους:

1. Η γνώση που αποκτά το δίκτυο παράγεται με τη βοήθεια των δεδομένων που λαμβάνει ως είσοδο από το περιβάλλον του μέσω μιας διαδικασίας μάθησης
2. Η σύνδεση των ενδονευρώνων καθορίζεται από τα γνωστά ως συναπτικά βάρη που χρησιμοποιούνται για να αποθηκεύουν την αποκτημένη γνώση [47].

Η διαδικασία της μάθησης (learning process) επιτυγχάνεται με τη βοήθεια ενός αλγορίθμου μάθησης (learning algorithm), η λειτουργία του οποίου είναι να τροποποιεί τα συναπτικά βάρη του δικτύου με τέτοιο τρόπο ώστε να επιτευχθεί ο επιθυμητός στόχος. Αυτή η τροποποίηση των συναπτικών βαρών αποτελεί την παραδοσιακή μέθοδο για τον σχεδιασμό των νευρωνικών δικτύων. Παρακάτω φαίνεται η βασική δομή ενός νευρωνικού δικτύου (Εικόνα 47). Στο σημείο αυτό είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι θεμελιώδης λίθος για την λειτουργία ενός νευρωνικού δικτύου είναι ο νευρώνας, που ορίζεται ως μια μονάδα επεξεργασίας της πληροφορίας [47].



Εικόνα 47: Βασική δομή ενός νευρωνικού δικτύου

Τα τρία βασικά στοιχεία λειτουργίας ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι:

- Μία σειρά από συνάψεις, κάθε μία από τις οποίες χαρακτηρίζεται από ένα βάρος (weight). Συγκεκριμένα, ένα σήμα i στην είσοδο κάποιας σύναψης συνδέεται με έναν νευρώνα k και πολλαπλασιάζεται με το συναπτικό βάρος w_{ik} . Σε αντίθεση με

την περίπτωση των έμβιων οργανισμών, η τιμή του συναπτικού βάρους σε έναν τεχνητό νευρώνα μπορεί να είναι και αρνητική.

- Ένας αθροιστής ο οποίος αθροίζει τα σήματα που έχουν πολλαπλασιαστεί με τα αντίστοιχα βάρη. Ο αθροιστής έχει μία επιπλέον είσοδο η οποία ονομάζεται σταθερά πόλωσης (bias) και αποτελεί το $m + 1$ βάρος του τεχνητού νευρώνα. Το bias έχει τη δυνατότητα να μεταβάλλει το αποτέλεσμα της εξόδου.
- Τέλος, μία συνάρτηση ενεργοποίησης, ώστε να περιοριστεί το εύρος ενός σήματος εξόδου από κάποιον νευρώνα, σε συγκεκριμένες τιμές [47].

Το κανονικοποιημένο εύρος τιμών του σήματος εξόδου y_k (Εικόνα 47) κυμαίνεται μεταξύ του κλειστού διαστήματος $[0, 1]$ ή $[-1, 1]$. Η τιμή εισόδου της συνάρτησης ενεργοποίησης μπορεί να μειωθεί ή να αυξηθεί ανάλογα αν το bias b_k είναι αρνητικό ή θετικό, αντίστοιχα. Μαθηματικά, όλα τα παραπάνω μπορούν να εκφραστούν από τις εξής συναρτήσεις:

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

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (2)$$

όπου,

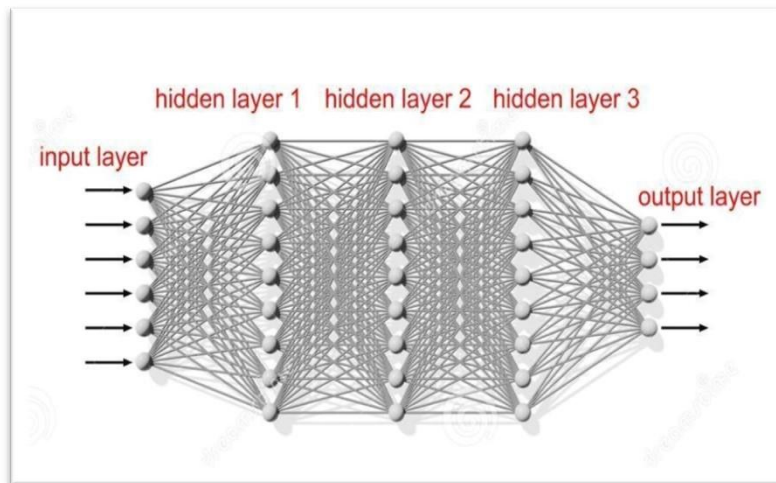
- x_1, x_2, \dots, x_m είναι τα σήματα εισόδου
- $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$ είναι τα αντίστοιχα συναπτικά βάρη του νευρώνα k
- u_k , η γραμμική συνδιαστική έξοδος, λόγω των σημάτων εισόδου
- b_k είναι το bias (σφάλμα)
- $\varphi(\cdot)$, είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης
- y_k , είναι το εξωτερικό σήμα του νευρώνα [47]

4.3 Βαθιά Μάθηση (Deep Learning)

Η βαθιά μάθηση είναι η εξέλιξη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Τα απλά Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα έχουν μόνο ένα κρυμμένο επίπεδο νευρώνων, αντίθετα τα νευρωνικά δίκτυα βαθιάς μάθησης έχουν το λιγότερο δύο κρυμμένα επίπεδα νευρώνων. Ως κρυμμένο επίπεδο νευρώνων ονομάζεται το επίπεδο νευρώνων που είναι μεταξύ του επιπέδου εισόδου και εξόδου.

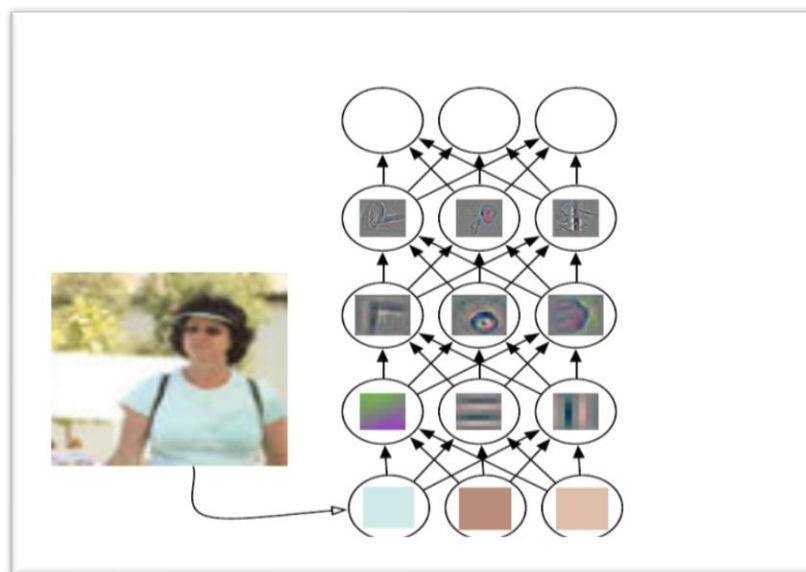
Τα νευρωνικά δίκτυα βαθιάς μάθησης έχουν πολλές εφαρμογές στην καθημερινή ζωή των ανθρώπων, αφού χρησιμοποιούνται σε πολλές εφαρμογές, όπως είναι η ανίχνευση προσώπου (σε συστήματα ασφάλειας αλλά και σε smart phone), η αυτόματη μετάφραση (autotranslate), ακόμα ως εφαρμογή σε gps. Στον ιατρικό τομέα χρησιμοποιείται σε πολλές εφαρμογές επεξεργασίας εικόνας και διάγνωσης παθολογικών ή μη καταστάσεων [48].

Στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 48) αναπαρίσταται ένα νευρωνικό δίκτυο βαθιάς μάθησης (Deep Learning Network), το οποίο αποτελείται από πέντε επίπεδα. Ένα επίπεδο εισόδου, τρία επίπεδα κρυμμένων νευρώνων και ένα επίπεδο εξόδου. Το “βάθος” ενός τέτοιου δικτύου μετράται από τα επίπεδα των κρυμμένων νευρώνων και το επίπεδο εξόδου [48].



Εικόνα 48: Νευρωνικό Δίκτυο Βαθιάς Μάθησης

Ένα επεξηγηματικό παράδειγμα για το δίκτυο βαθιάς μάθησης είναι αυτό από το εγχειρίδιο του MIT των Ian Goodfellow and Yoshua Bengio and Aaron Courville, η δομή του οποίου φαίνεται στην Εικόνα 49.



Εικόνα 49: Απεικόνιση δικτύου Deep Learning

Στην είσοδό του ένα δίκτυο βαθιάς μάθησης δέχεται τα pixels της εικόνας που πρόκειται να επεξεργαστεί προκειμένου να ολοκληρώσει τον σκοπό για τον οποίο σχεδιάστηκε π.χ. για ταξινόμηση εικόνων. Στην παραπάνω εικόνα το επίπεδο εισόδου(input layer) είναι το πρώτο επίπεδο ξεκινώντας από κάτω, όπου τα pixels εισέρχονται με τη μορφή ακατέργαστων δεδομένων (raw sensory data) και δεν είναι έτοιμα ακόμα για επεξεργασία. Η διαδικασία χαρτογράφησης(mapping) pixels μέχρι την αναγνώριση ενός αντικειμένου για ταξινόμηση είναι μία περίπλοκη διαδικασία. Με τη βοήθεια της βαθιάς μάθησης η χαρτογράφηση διαιρείται σε μικρότερα κομμάτια, το κάθε ένα από τα οποία περιγράφεται σε διαφορετικό επίπεδο (layer). Η είσοδος παρουσιάζεται στο ορατό επίπεδο, δηλαδή το πρώτο. Σε αυτό το επίπεδο υπάρχουν οι μεταβλητές που μπορούν να παρατηρηθούν.

Τα επόμενα επίπεδα που αποκαλούνται «κρυμμένα» περιέχουν πιο «αφηρημένα» χαρακτηριστικά, δηλαδή οι τιμές τους δεν δίνονται από τα δεδομένα εισόδου, αλλά το εκάστοτε μοντέλο αλγορίθμου που χρησιμοποιείται καθορίζει ποια τμήματα χαρακτηριστικών του επιπέδου εισόδου (input layer) θα χρησιμοποιήσει σε κάθε «κρυμμένο» επίπεδο ώστε να οπτικοποιηθούν στο τελευταίο επίπεδο. Τα χαρακτηριστικά που παράγει ένα δίκτυο βαθιάς μάθησης δεν έχουν κάποια φυσική σημασία και δεν μπορούν να συσχετιστούν απαραίτητα με την κλινική εικόνα. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, στο πρώτο κρυμμένο επίπεδο μπορούν να προσδιοριστούν οι ακμές, συγκρίνοντας τη φωτεινότητα των γειτονικών pixels που έχουν δοθεί σαν είσοδοι. Δεδομένου των ακμών, στο δεύτερο επίπεδο μπορούν διερευνηθούν οι γωνίες και τα εκτεταμένα περιγράμματα τα οποία είναι αναγνωρίσιμα σαν συλλογές των ακμών. Στη συνέχεια στο τρίτο επίπεδο, με τη βοήθεια των γωνιών και των εκτεταμένων περιγραμμάτων, μπορούν να ανιχνευθούν ολόκληρα κομμάτια από συγκεκριμένα αντικείμενα όπου θα βοηθήσουν να επιτευχθεί το τελικό αποτέλεσμα, δηλαδή να αναγνωριστούν συγκεκριμένα αντικείμενα στην εικόνα.

4.4 Αλγόριθμος Bag-of-features

Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιήθηκε είναι ο Bag-of-Features (BoF). Η μέθοδος BoF εφαρμόζεται στην ταξινόμηση των εικόνων, την ανίχνευση αντικειμένων σε αυτές, στην ανάκτηση της εικόνας, ακόμα και στον οπτικό εντοπισμό όσον αφορά τα ρομπότ. Λόγω της απλότητας και της απόδοσης έχει καθιερωθεί σε πολλά πεδία στον κλάδο της τεχνητής νοημοσύνης σε σχέση με άλλες μεθόδους [49].

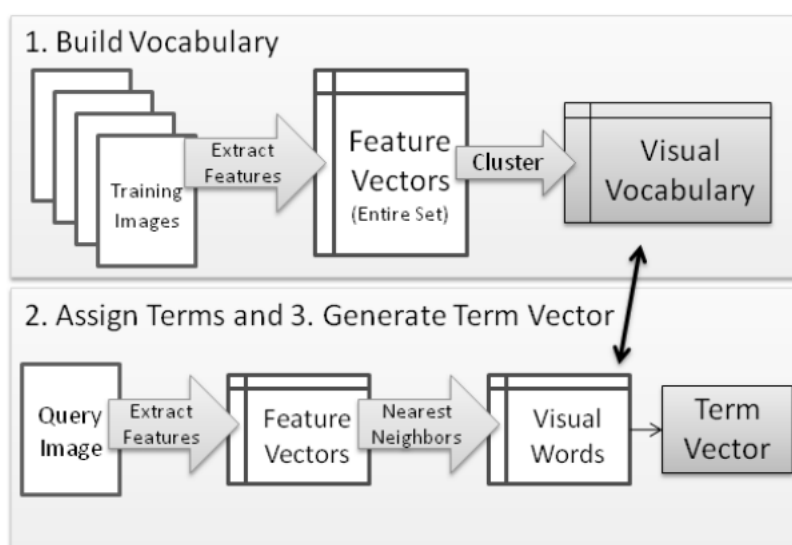
Η μέθοδος Bag-of-Features ή Bag-of-Visual-Words παρουσιάζει τις εικόνες σαν άταχτες συλλογές κάποιων χαρακτηριστικών. Ιστορικά, η ονομασία της προέρχεται από τη θυγατρική μέθοδο Bag-of-Words (BoW), που χρησιμοποιείται για την ανάκτηση πληροφορίας κειμένου. Υπάρχουν διάφοροι τρόποι να επεξηγηθεί η μέθοδος BoF.

Μία από αυτές είναι αντίστοιχη της θυγατρικής της μεθόδου. Με την μέθοδο BoW μπορεί να παρουσιαστεί ένα κείμενο σαν ένα κανονικοποιημένο ιστόγραμμα ανάλογα με την συχνότητα εμφάνισης των λέξεων σε ένα κείμενο, δηλαδή μετράμε το πλήθος που εμφανίζεται η κάθε λέξη, είτε πρόκειται για άρθρο είτε για ένα ρήμα, όπως για παράδειγμα “εφαρμόζω”. Η μέθοδος έχει τη δυνατότητα να λαμβάνει υπόψιν της τις συνώνυμες λέξεις, π.χ. ασκώ, χρησιμοποιώ. Ο όρος διάνυσμα χρησιμοποιείται για τη δήλωση μίας λέξης στο κείμενο που μελετάται, ενώ ο όρος τιμή διανύσματος είναι ο λόγος των επαναλήψεων μίας λέξης ως προς το συνολικό αριθμό λέξεων ενός κειμένου (που συνιστά ένα κανονικοποιημένο ιστόγραμμα λέξεων). Ο όρος “Bag” προήλθε από το γεγονός ότι η σειρά των λέξεων χάνεται [49].

Αντίστοιχα, η μέθοδος Bag-of-Features χρησιμοποιεί ένα “οπτικό” λεξιλόγιο με σκοπό να φτιάξει ένα “λεξικό” ομαδοποιώντας χαρακτηριστικά που έχουν εξαχθεί από εικόνες που έχουν χρησιμοποιηθεί ως είσοδος για την εκπαίδευση της μεθόδου (training images). Τα χαρακτηριστικά εικόνας αποτελούν κάποιες συγκεκριμένες περιοχές της εικόνας, όπως αντίστοιχα κάποιες συγκεκριμένες λέξεις είναι τα χαρακτηριστικά σε ένα έγγραφο. Η ομαδοποίηση (clustering) εφαρμόζεται προκειμένου το σύνολο εικόνων εκπαίδευσης να διαιρεθεί σε μικρότερες ομάδες με βάση τις οποίες σε δεύτερο χρόνο θα ταξινομηθούν οι νέες εικόνες που έρχονται ως είσοδος στο σύστημα ανάλογα με τα χαρακτηριστικά τους. Δηλαδή κάθε φορά μία νέα εικόνα ελέγχεται και ταξινομείται στην ομάδα, όπου ο πυρήνας ταξινόμησης (cluster centers) είναι πιο κοντά στα χαρακτηριστικά της. Ο όρος διάνυσμα σε αυτή τη μέθοδο αναφέρεται στο κανονικοποιημένο ιστόγραμμα των ποσοτικοποιημένων χαρακτηριστικών που ανιχνεύθηκαν στην εικόνα [49].

Η παραπάνω διαδικασία η οποία απεικονίζεται στην Εικόνα 50 μπορεί να δομηθεί σε τρία βήματα:

- 1) **Build Vocabulary:** Εξάγονται χαρακτηριστικά από όλες τις εικόνες του συνόλου εκπαίδευσης (training set). Έπειτα ομαδοποιούνται αυτά τα χαρακτηριστικά σε ένα “οπτικό λεξιλόγιο” όπου κάθε ομάδα(cluster) αντιπροσωπεύει μία “οπτική” λέξη.
- 2) **Assign Terms:** Σε μία καινούργια εικόνα, που δεν ανήκει στο σύνολο εκπαίδευσης (training set), εξάγονται χαρακτηριστικά. Έπειτα εξετάζεται σε ποια από τα χαρακτηριστικά του συνόλου εκπαίδευσης(training set) είναι πιο κοντά ή διαφορετικά με ποια “οπτική” λέξη του “οπτικού” λεξιλογίου ταιριάζει καλύτερα.
- 3) **Generate Term Vector:** Σε αυτό το στάδιο καταγράφεται η συχνότητα που κάθε χαρακτηριστικό (“οπτική” λέξη) έχει παρουσιαστεί στην εικόνα, ώστε να δημιουργηθεί ένα κανονικοποιημένο ιστόγραμμα [49].



Εικόνα 50: Λειτουργία μεθόδου Bag-Of-Features

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω σημαντικό βήμα για την εφαρμογή της μεθόδου Bag-of-Features είναι η ομαδοποίηση των χαρακτηριστικών. Η ομαδοποίηση μπορεί να γίνει με πολλούς τρόπους όπως π.χ. ο αλγόριθμος k-means που χρησιμοποιείται στη συγκεκριμένη εργασία. Ο αλγόριθμος k-means είναι ένας ευρέως διαδεδομένος αλγόριθμος με μικρό βαθμό σφάλματος στην ομαδοποίηση (clustering error). Αρχικά υπολογίζεται το τετράγωνο της απόστασης που έχει κάθε σημείο από ένα επικείμενο κέντρο μια ομάδας(cluster center), έπειτα όλες οι αποστάσεις αθροίζονται.

Πιο αναλυτικά:

Έστω ένα σύνολο δεδομένων $X = \{x_1, \dots, x_n\}$, $x_n \in R^d$, τα οποία είναι ομαδοποιημένα σε M ασύνδετα υποσύνολα. Αν C είναι μία ομάδα, τότε C_1, \dots, C_M τα υποσύνολα των παραπάνω δεδομένων. Ο πιο διαδεδομένος τρόπος ομαδοποίησης είναι του αθροίσματος του τετραγώνου της Ευκλείδειας απόστασης μεταξύ κάποιου σημείου x_i και ενός κέντρου m_k (cluster center) του υποσυνόλου C_k το οποίο περιέχει το x_i . Το παραπάνω κριτήριο ονομάζεται σφάλμα ομαδοποίησης (clustering error) και εξαρτάται από το κέντρο της κάθε ομάδας m_1, \dots, m_M .

$$E(m_1, \dots, m_M) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^M I(x_i \in C_k) \|x_i - m_k\|^2 \quad (3)$$

Εάν το $I(\mathbf{X}) = 1$, τότε το σημείο x_i ανήκει στην υποομάδα C_k , διαφορετικά αν το $I(\mathbf{X}) = 0$, δεν ανήκει [50].

5. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΚΑΙ ΥΛΙΚΟ (MATERIALS & METHODS)

Στο πειραματικό μέρος δημιουργήθηκε κώδικας για την ταξινόμηση των επτά κατηγοριών καρκίνου του δέρματος με το υπολογιστικό εργαλείο MATLAB. Οι 1625 εικόνες που συλλέχθηκαν από την επιστημονική βάση δεδομένων του πανεπιστημίου Harvard [51] διαχωρίστηκαν ανάλογα την κατηγορία και επιλέχθηκαν όσες ήταν ιατρικά διαγνωστικές, χωρίς κάποια επιπλέον προεπεξεργασία (preprocessing) σε αυτές.

Πριν από την εφαρμογή του αλγορίθμου έγινε:

1. Προσαρμογή του πλήθους των εικόνων όλων των κατηγοριών στο πλήθος της μικρότερης κατηγορίας. Έτσι, από κάθε κατηγορία χρησιμοποιήθηκαν 56 τυχαίες εικόνες.
2. Τυχαίος διαχωρισμός σε training και validate set ώστε να εκπαιδύσουμε τα μεν και με βάση αυτά να αξιολογήσουμε τη δεύτερη ομάδα.

Στις 100 επαναλήψεις που έγιναν με τον βρόγχο επανάληψης for διαβάστηκαν και μετρήθηκαν οι εικόνες κάθε κατηγορίας των επτά τύπων καρκίνου. Έπειτα προσαρμόστηκε το πλήθος των εικόνων κάθε ομάδας να ισούται με το πλήθος των στοιχείων της μικρότερης ομάδας. Αυτό ήταν απαραίτητο για να αποφευχθεί το φαινόμενο της υπερεξειδίκευσης του ταξινομητή προκειμένου να βελτιστοποιηθεί το αποτέλεσμα και ο χρόνος εκτέλεσης. Στη συνέχεια, έγινε τυχαίος διαχωρισμός σε trainingSet και validationSet με ποσοστά 60% και 40% αντίστοιχα. Στον διαχωρισμό χρησιμοποιήθηκε η παράμετρος 'randomize', με σκοπό τη μείωση του σφάλματος (bias). Στο επόμενο βήμα εφαρμόζοντας τη συνάρτηση bagOfFeatures με όρισμα trainingSet εξάγονται χαρακτηριστικά επιφανείας στις εικόνες εκπαίδευσης, ενώ κατασκευάζεται ένα "οπτικό λεξιλόγιο", μέσω του αλγορίθμου k-means. Ο k-means είναι ένας αλγόριθμος που συγκαταλέγεται στην μη επιβλεπόμενη μάθηση (Unsupervised Pattern Recognition), όπου βοηθάει στην αναγνώριση προτύπων με δεδομένα εκπαίδευσης που είναι γνωστή η τάξη τους. Για παράδειγμα υπάρχουν κάποια γνωστά χαρακτηριστικά και σκοπός είναι να βρεθεί σε ποια ομάδα ή ομάδες είναι πιο κοντά κάθε εικόνα ανάλογα τα χαρακτηριστικά της. Η διαδικασία εκμάθησης στον k-means, γίνεται με μία επαναληπτική διαδικασία που προσαρμόζει τα κέντρα των τάξεων (ομάδων) σύμφωνα με τα δεδομένα εκπαίδευσης [52]. Το κάθε δείγμα-εικόνα ταξινομείται ανάλογα με το πόσο κοντά στα κέντρα των ομάδων βρίσκεται.

Στο επόμενο βήμα σχεδιάζεται ένα ιστογράμμα για κάθε εικόνα με σκοπό την απεικόνιση των "οπτικών" χαρακτηριστικών κάθε εικόνας σε σχέση με τη συχνότητα που εμφανίζονται σε αυτή. Ύστερα οι εικόνες με βάση τα ιστογράμματα τους ταξινομούνται μέσω μίας διαδικασίας εκπαίδευσης που γίνεται με τον αλγόριθμο SVM (Support Vector Machine) ο οποίος είναι μία τεχνική εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης (Supervised Machine Learning Technique). Στηρίζεται σε μία θεμελιώδη αρχή που ονομάζεται ταξινομητής μέγιστου εύρους (maximum margin classifier), η οποία διαχωρίζει τα δεδομένα δύο κατηγοριών με ένα ή παραπάνω υπερεπίπεδα και με ίση απόσταση από αυτά. Σκοπός των υπερεπίπεδων είναι να μειώσουν την απόσταση μεταξύ δεδομένων που σχετίζονται μεταξύ τους [53].

Έπεται η αξιολόγηση της απόδοσης του ταξινομητή, τόσο με το trainingSet, όσο και με το validationSet, των οποίων τα αποτελέσματα αποθηκεύονται σε δύο ξεχωριστούς πίνακες ConfusionMatrix.

Συνεχίζει με τη μέτρηση της μέσης ακρίβειας του ταξινομητή, η οποία αποθηκεύεται και αυτή σε έναν πίνακα MeanMatrix και με τη δημιουργία του Transpose Confusion Matrix, καθώς θα χρησιμοποιηθεί για τον υπολογισμό των Precision και Recall. Το Precision και το Recall, είναι δύο σημαντικές μετρήσεις, διότι μπορεί να ελεγχθεί αν ορθώς η κάθε εικόνα βρίσκεται την εκάστοτε κατηγορία (True Positive) και αντίστοιχα αν υπάρχει κάποια

εικόνα που δεν βρίσκεται σε μία κατηγορία, π.χ. ακιες, γιατί εσφαλμένα απορρίφθηκε από τον ταξινομητή (False Negative) [53].

Ακολουθεί ένας πολύ σημαντικός υπολογισμός, αυτός του F1- score, που σύμφωνα με τις σύγχρονες βιβλιογραφίες είναι το “αρμονικό” μέσο του Precision και Recall. Θεωρείται πιο αξιόπιστη μέτρηση όσον αφορά την ταξινόμηση εικόνων σε λάθος κατηγορία, απ’ ό,τι η μέση ακρίβεια (mean accuracy) [54].

Παρακάτω, απεικονίζονται δέκα τυχαία πειράματα από τα validationSet. Συγκεκριμένα, ο Confusion Matrix, ο Transpose Confusion Matrix, Precision και Recall Matrix, Mean Matrix, F1 Scores Matrix, Mean F1 Matrix, Min Accuracy, Max Accuracy, Mean Accuracy.

6. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ & ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

Οι δέκα πρώτοι πίνακες, Πίνακας 1 έως και Πίνακας 10, παρουσιάζουν τα ποσοστά αντιστοίχισης ανά κατηγορία για το υποσύνολο των εικόνων που αποτελεί το Validation Set. Οι τιμές που βρίσκονται στην κύρια διαγώνιο του πίνακα αποτυπώνουν το ποσοστό των ορθά ταξινομημένων εικόνων στην κατηγορία τους το οποίο παρατηρείται ότι είναι γενικά υψηλό και κυμαίνεται από 0,69 για την περίπτωση των εικόνων κατηγορίας Vasc και φτάνει το 0.97 σε πολλές περιπτώσεις και κατηγορίες εικόνων όπως bcc, nv ή ακόμη και 1 σε μεμονωμένες εκτελέσεις στην κατηγορία akiec. Τα ακρωνύμια που υπάρχουν στους πίνακες είναι οι επτά κατηγορίες των καρκίνων του δέρματος που ταξινομούνται. Συγκεκριμένα, το “akiec” είναι το σύνολο δεδομένων της ακτινικής υπερκεράτωσης μαζί με τη νόσο Bowen. Το ακρωνύμιο “Bcc” αντιστοιχεί στο βασικοκυτταρικό καρκίνωμα. Συνεχίζουν, η ομάδα της καλοήθους υπερκεράτωσης με τη συντόμηση “Bkl”, το δερματοϊνώμα με το ακρωνύμιο “Df”, το μελάνωμα με το “Mel”, οι μελανοκυτταρικοί σπίλοι με το “Nv” και ο αγγειακός καρκίνος δέρματος με το “Vasc”.

Πίνακας 1: Predicted 1st run

1	PREDICTED						
	Akiec	Bcc	Bkl	Df	Mel	Nv	Vasc
Akiec	0,95	0	0	0,03	0	0,03	0
Bcc	0	0,97	0	0,03	0	0	0
Bkl	0,08	0,03	0,85	0	0	0,03	0,03
Df	0	0,05	0	0,95	0	0	0
Mel	0,02	0	0	0,03	0,95	0	0
Nv	0	0	0	0,03	0	0,97	0
Vasc	0	0	0	0	0	0,10	0,90

Πίνακας 2: Predicted 2nd run

2	PREDICTED						
	Akiec	Bcc	Bkl	Df	Mel	Nv	Vasc
Akiec	0,92	0	0	0	0,08	0	0
Bcc	0	0,97	0,03	0	0	0	0
Bkl	0,05	0	0,87	0	0,03	0,05	0
Df	0,03	0	0,03	0,92	0	0,03	0

Mel	0,05	0	0,03	0,05	0,85	0	0,03
Nv	0	0	0	0,03	0,05	0,92	0
Vasc	0,03	0	0	0,03	0,05	0,10	0,79

Πίνακας 3: Predicted 3rd run

3	PREDICTED						
	Akiec	Bcc	Bkl	Df	Mel	Nv	Vasc
Akiec	0,95	0,03	0	0	0,03	0	0
Bcc	0,03	0,87	0,03	0,05	0	0,03	0
Bkl	0,05	0,03	0,79	0,03	0,03	0,05	0,03
Df	0	0,03	0,03	0,90	0,03	0	0,03
Mel	0,05	0,03	0	0,03	0,85	0,05	0
Nv	0	0	0	0,03	0,03	0,95	0
Vasc	0,03	0,05	0	0,03	0	0,13	0,77

Πίνακας 4: Predicted 4th run

4	PREDICTED						
	Akiec	Bcc	Bkl	Df	Mel	Nv	Vasc
Akiec	0,92	0	0	0	0,05	0,03	0
Bcc	0,03	0,85	0,03	0	0,05	0,05	0
Bkl	0,03	0,03	0,90	0	0,05	0	0
Df	0,05	0,03	0	0,85	0	0,08	0
Mel	0,03	0	0	0,03	0,90	0	0,05
Nv	0	0	0	0	0,03	0,97	0
Vasc	0	0,03	0	0	0	0,23	0,74

Πίνακας 5:Predicted 5th run

5	PREDICTED						
	Akiec	Bcc	Bkl	Df	Mel	Nv	Vasc
akiec	1	0	0	0	0	0	0
Bcc	0,3	0,92	0	0,03	0,03	0	0
Bkl	0	0	0,87	0	0,05	0,05	0,03
Df	0	0	0,05	0,85	0	0,08	0,03
Mel	0,05	0	0,03	0,03	0,82	0,08	0
Nv	0	0,03	0	0,08	0	0,87	0,03
vasc	0	0,03	0	0,05	0	0,18	0,74

Πίνακας 6:Predicted 6th run

6	PREDICTED						
	Akiec	Bcc	Bkl	Df	Mel	Nv	Vasc
akiec	0,92	0	0	0	0,03	0	0,05
Bcc	0,03	0,85	0,05	0,03	0,03	0	0,03
Bkl	0	0	0,90	0	0,03	0,05	0,03
Df	0,05	0	0	0,87	0,03	0,05	0
Mel	0	0	0,05	0,05	0,87	0	0,03
Nv	0,03	0	0	0	0	0,95	0,03
vasc	0	0,03	0,03	0	0,03	0,23	0,69

Πίνακας 7:Predicted 7th run

7	PREDICTED						
	Akiec	Bcc	Bkl	Df	Mel	Nv	Vasc
Akiec	0,95	0	0	0,03	0,03	0	0

Bcc	0,03	0,92	0,03	0	0	0	0,03
Bkl	0	0	0,95	0	0,03	0,03	0
Df	0	0	0	0,85	0,03	0,13	0
Mel	0	0,03	0	0	0,92	0,05	0
Nv	0	0	0	0,03	0,03	0,95	0
Vasc	0,03	0	0	0	0	0,13	0,85

Πίνακας 8: Predicted 8th run

8	PREDICTED						
	Akiec	Bcc	Bkl	Df	Mel	Nv	Vasc
Akiec	0,95	0,03	0	0	0,03	0	0
Bcc	0,05	0,90	0,03	0	0	0	0,03
Bkl	0,05	0	0,87	0,05	0,03	0	0
Df	0,03	0	0,03	0,90	0	0,05	0
Mel	0,03	0	0	0	0,92	0,05	0
Nv	0	0	0	0	0	1	0
Vasc	0,03	0	0	0	0	0,13	0,85

Πίνακας 9: Predicted 9th run

9	PREDICTED						
	Akiec	Bcc	Bkl	Df	Mel	Nv	Vasc
Akiec	0,92	0,05	0	0	0,03	0	0
Bcc	0,08	0,87	0	0	0,03	0,03	0
Bkl	0,03	0	0,95	0,03	0	0	0
Df	0,03	0	0,03	0,87	0	0,05	0,03
Mel	0,03	0,03	0	0,03	0,87	0,05	0

Nv	0,03	0	0	0,05	0	0,90	0,03
Vasc	0	0	0	0	0	0,18	0,82

Πίνακας 10: Predicted 10th run

10	PREDICTED						
	Akiec	Bcc	Bkl	Df	Mel	Nv	Vasc
Akiec	0,95	0,03	0	0	0,03	0	0
Bcc	0,03	0,97	0	0	0	0	0
Bkl	0,03	0	0,97	0	0	0	0
Df	0	0	0	0,92	0,03	0,05	0
Mel	0,03	0	0,03	0,03	0,90	0	0,03
Nv	0	0	0	0,03	0,03	0,92	0,03
Vasc	0	0,03	0,03	0	0	0,05	0,90

Προκειμένου να υπολογίσουμε την ακρίβεια (Precision), το Recall και την τιμή F1, θα πρέπει να υπολογίσουμε τον Confusion Matrix και συγκεκριμένα τον ανάστροφο (Transpose) του Confusion Matrix, εστιάζοντας στις τιμές των διαγωνίων.

Πίνακας 11: Transpose ConfMatrix 1st run

1	Transpose ConfMatrix						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0,95	0	0,08	0	0,03	0	0
2	0	0,97	0,03	0,05	0	0	0
3	0	0	0,85	0	0	0	0
4	0,03	0,03	0	0,95	0,03	0,03	0
5	0	0	0	0	0,95	0	0
6	0,03	0	0,03	0	0	0,97	0,10
7	0	0	0,03	0	0	0	0,90

Πίνακας 12: Transpose ConfMatrix 2nd run

2	Transpose ConfMatrix						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0,92	0	0,05	0,03	0,05	0	0,03
2	0	0,97	0	0	0	0	0
3	0	0,03	0,87	0,03	0,03	0	0
4	0	0	0	0,92	0,03	0,03	0,03
5	0,08	0	0,03	0	0,85	0,05	0,05
6	0	0	0,05	0,03	0	0,92	0,10
7	0	0	0	0	0,03	0	0,79

Πίνακας 13: Transpose ConfMatrix 3rd run

3	Transpose ConfMatrix						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0,95	0,03	0,05	0	0,05	0	0,03
2	0,03	0,87	0,03	0,03	0,03	0	0,05
3	0	0,03	0,79	0,03	0	0	0
4	0	0,05	0,03	0,90	0,03	0,03	0,03
5	0,03	0	0,03	0,03	0,85	0,03	0
6	0	0,03	0,05	0	0,05	0,95	0,13
7	0	0	0,03	0,03	0	0	0,77

Πίνακας 14: Transpose ConfMatrix 4th run

4	Transpose ConfMatrix						
	1	2	3	4	5	6	7

1	1	0,03	0	0	0,05	0	0
2	0	0,92	0	0	0	0,03	0,03
3	0	0	0,87	0,05	0,03	0	0
4	0	0,03	0	0,85	0,03	0,08	0,05
5	0	0,03	0,05	0	0,82	0	0
6	0	0	0,05	0,08	0,08	0,87	0,18
7	0	0	0,03	0,03	0	0,03	0,74

Πίνακας 15:Transpose ConfMatrix 5th run

5	Transpose ConfMatrix						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0,92	0,03	0,03	0,05	0,03	0	0
2	0	0,85	0,03	0,03	0	0	0,03
3	0	0,03	0,90	0	0	0	0
4	0	0	0	0,85	0,03	0	0
5	0,05	0,05	0,05	0	0,90	0,03	0
6	0,03	0,05	0	0	0	0,97	0,23
7	0	0	0	0	0,05	0	0,74

Πίνακας 16:Transpose ConfMatrix 6th run

6	Transpose ConfMatrix						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0,92	0,03	0	0,05	0	0,03	0
2	0	0,85	0	0	0	0	0,03
3	0	0,05	0,90	0	0,05	0	0,03
4	0	0,03	0	0,87	0,05	0	0

5	0,03	0,03	0,03	0,03	0,87	0	0,03
6	0	0	0,05	0,05	0	0,95	0,23
7	0,05	0,03	0,03	0	0,03	0,03	0,69

Πίνακας 17:Transpose ConfMatrix 7th run

7	Transpose ConfMatrix						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0,95	0,03	0	0	0	0	0,03
2	0	0,92	0	0	0,03	0	0
3	0	0,03	0,95	0	0	0	0
4	0,03	0	0	0,85	0	0,03	0
5	0,03	0	0,03	0,03	0,92	0,03	0
6	0	0	0,03	0,13	0,05	0,95	0,13
7	0	0,03	0	0	0	0	0,85

Πίνακας 18:Transpose ConfMatrix 8th run

8	Transpose ConfMatrix						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0,95	0,05	0,05	0,03	0,03	0	0,03
2	0,03	0,90	0	0	0	0	0
9	0	0,03	0,87	0,03	0	0	0
4	0	0	0,05	0,90	0	0	0
5	0,03	0	0,03	0	0,92	0	0
6	0	0	0	0,05	0,05	1	0,13
7	0	0,03	0	0	0	0	0,85

Πίνακας 19:Transpose ConfMatrix 9th run

9	Transpose ConfMatrix						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0,92	0,08	0,03	0,03	0,03	0,03	0
2	0,05	0,87	0	0	0,03	0	0
9	0	0	0,95	0,03	0	0	0
4	0	0	0,03	0,87	0,03	0,05	0
5	0,03	0,03	0	0	0,87	0	0
6	0	0,03	0	0,05	0,05	0,90	0,18
7	0	0	0	0,03	0	0,03	0,82

Πίνακας 20:Transpose ConfMatrix 10th run

10	Transpose ConfMatrix						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0,95	0,03	0,03	0	0,03	0	0
2	0,03	0,97	0	0	0	0	0,03
3	0	0	0,97	0	0,03	0	0,03
4	0	0	0	0,92	0,03	0,03	0
5	0,03	0	0	0,03	0,90	0,03	0
6	0	0	0	0,051	0	0,92	0,05
7	0	0	0	0	0,03	0,03	0,90

Προκειμένου να υπολογίσουμε την ακρίβεια, διαιρούμε τα στοιχεία της διαγωνίου του πίνακα με το άθροισμα των γραμμών. Δηλαδή, η ακρίβεια ταξινόμησης ανά τάξη είναι το πλήθος των ορθά ταξινομημένων- ανήκοντων στην κατηγορία εικόνων δια του συνολικού πλήθους των εικόνων που χαρακτηρίστηκαν από το σύστημα ως ανήκοντα στην συγκεκριμένη κατηγορία.

Πίνακας 21: Precision Matrix για 10 επαναλήψεις

PRECISION MATRIX										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Akiec	0,90	0,86	0,86	0,93	0,88	0,9	0,95	0,84	0,84	0,92
Bcc	0,93	1	0,85	0,95	0,92	0,97	0,97	0,97	0,92	0,95
Bkl	1	0,92	0,94	0,92	0,97	0,87	0,97	0,94	0,97	0,95
Df	0,90	0,9	0,85	0,82	0,97	0,92	0,94	0,95	0,89	0,95
Mel	1	0,80	0,89	0,91	0,83	0,87	0,9	0,95	0,94	0,92
Nv	0,86	0,84	0,79	0,69	0,72	0,74	0,74	0,81	0,74	0,9
Vasc	0,97	0,97	0,94	0,91	0,94	0,82	0,97	0,97	0,94	0,95

Ο ορισμός του recall είναι το πλήθος των ορθά χαρακτηρισμένων εικόνων ως ανήκοντων στην κάθε κατηγορία προς το σύνολο των εικόνων που πράγματι ανήκουν στην κατηγορία αυτή. Προκειμένου να υπολογιστεί το recall, υπολογίζουμε το άθροισμα των στηλών του πίνακα Transform Confusion Matrix. Οι τιμές του recall υπολογίζονται αν διαιρέσουμε ανά στοιχείο τα στοιχεία της κύριας διαγωνίου με το άθροισμα των στηλών.

Πίνακας 22: Recall Matrix για 10 επαναλήψεις

Recall Matrix										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Akiec	0,95	0,92	0,95	1	0,92	0,92	0,95	0,95	0,92	0,95
Bcc	0,97	0,97	0,87	0,92	0,85	0,85	0,92	0,90	0,87	0,97
Bkl	0,85	0,87	0,79	0,87	0,90	0,90	0,95	0,87	0,95	0,97
Df	0,95	0,92	0,90	0,85	0,85	0,87	0,85	0,90	0,87	0,92
Mel	0,95	0,85	0,85	0,82	0,90	0,87	0,92	0,92	0,87	0,90
nv	0,97	0,92	0,95	0,87	0,97	0,95	0,95	1	0,90	0,92
Vasc	0,90	0,79	0,77	0,74	0,74	0,69	0,85	0,85	0,82	0,90

Παρακάτω απεικονίζεται ο πίνακας της μέσης τιμής του Confusion Matrix.

Πίνακας 23: Mean Matrix για 10 επαναλήψεις

Mean Matrix									
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0,93	0,89	0,87	0,87	0,88	0,86	0,91	0,91	0,89	0,93

Τα F1 score [54] προκύπτουν από τον τύπο:

$$F1=2 *precision* recall/(precision + recall)$$

Πίνακας 24: F1 Scores για 10 επαναλήψεις

F1 Scores Matrix									
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0,92	0,89	0,90	0,96	0,9	0,91	0,95	0,89	0,88	0,94
0,95	0,99	0,86	0,93	0,88	0,90	0,95	0,93	0,89	0,96
0,92	0,89	0,86	0,89	0,93	0,89	0,96	0,91	0,96	0,96
0,92	0,91	0,87	0,84	0,90	0,89	0,89	0,92	0,88	0,93
0,97	0,82	0,87	0,86	0,86	0,87	0,91	0,94	0,91	0,91
0,92	0,88	0,86	0,77	0,83	0,83	0,83	0,90	0,81	0,91
0,93	0,87	0,84	0,82	0,83	0,75	0,90	0,90	0,88	0,92

Παρακάτω απεικονίζεται ο πίνακας της μέσης τιμής του F1 matrix για δέκα τυχαίες επαναλήψεις.

Πίνακας 25: Mean F1 Matrix

Mean F1 Matrix									
0,94	0,89	0,87	0,87	0,88	0,86	0,91	0,91	0,89	0,93

Εν κατακλείδι, όπως φαίνεται και στον Πίνακα 26, η μέση ακρίβεια ταξινόμησης του συστήματός μας για το Validation Set ήταν για το σύστημά μας 89% με τη μέγιστη να φτάνει το 93% και την ελάχιστη το 86%, ποσοστά αρκετά ικανοποιητικά για το δεδομένο πρόβλημα.

Πίνακας 26: Μέγιστο-Ελάχιστο-Μέση Ακρίβεια

Minimum	0,86
Maximum	0,93
sysMeanAccuracy	0,89

7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Σε αυτή την εργασία παρατίθεται μία συνολική προσέγγιση της εξέτασης μέσω δερματοσκόπιου. Στα πρώτα κεφάλαια παρουσιάζονται οι φυσικές αρχές και τα είδη του δερματοσκόπιου. Συνεχίζεται μία ανάλυση σχετικά με τη φυσιολογία και τη παθολογία του καρκίνου, ώστε να ακολουθήσει η εξατομικευμένη περιγραφή των επτά τύπων καρκίνου δέρματος που υπάρχουν στο dataset. Ακολουθείται μία ανάλυση των νευρωνικών δικτύων και της βαθιάς μάθησης, καθώς και αλγορίθμων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ταξινόμηση αυτών των εικόνων.

Το μείζων πρόβλημα της εργασίας ήταν το dataset, αφού υπήρχαν πολλές μη διαγνωστικές εικόνες, οι οποίες χρειάστηκε να διαγραφούν. Παράλληλα, υπήρχαν εικόνες από διαφορετική εστιακή απόσταση, με διαφορετικό φωτισμό ή που είχαν άχρηστη πληροφορία επάνω τους, όπως οι τρίχες. Οι επτά τύποι καρκίνου έχουν αρκετές ομοιότητες μεταξύ τους οπτικά, πράγμα που δυσχεραίνει την ορθή ταξινόμηση τους. Επιπλέον, ο αριθμός των εικόνων, όχι μόνο δεν ήταν ίσος σε όλες τις κατηγορίες, αλλά χρειάστηκε να βάλουμε περιορισμό σε κάθε ομάδα τον αριθμό εικόνων της μικρότερης ομάδας, δηλαδή 56. Αυτός ήταν και ο λόγος που η προσπάθεια για την εκπαίδευση του CNN (Convolutional Neural Networks) αλγορίθμου απέτυχε, αφού δεν υπήρχε ο επαρκής αριθμός εικόνων που χρειαζόταν .

Παρά τους περιορισμούς αυτούς, ο αλγόριθμος bag-of-features, έτρεξε δίνοντας ικανοποιητικά αποτελέσματα, όπως φαίνεται στους παραπάνω πίνακες, σε όλες τις μετρήσεις. Ο λόγος είναι ότι ο συγκεκριμένος αλγόριθμος έχει τη δυνατότητα να δίνει ορθά αποτελέσματα και με μικρό αριθμό εικόνων. Ελέγχθηκε τόσο ο αλγόριθμος, όσο και ο ταξινομητής δίνοντας μεγάλη ακρίβεια στις μετρήσεις. Συγκεκριμένα στην ταξινόμηση του ValidationSet, η αντιστοίχιση εικόνων σε σχέση με την προβλεπόμενη ομάδα έδωσε μέση ακρίβεια πάνω του 80%

Σε μελλοντική δημιουργία αλγορίθμου θα μπορούσε να γίνει μία παραπάνω προεπεξεργασία των εικόνων, όπως η μεταμόρφωση χρωματικού χώρου (Color Space Transformation), ενίσχυση του contrast π.χ. με την εξισορρόπηση του ιστογράμματος και φυσικά την αφαίρεση τριχών, χωρίς να χαθεί διαγνωστική πληροφορία [52].

ΠΙΝΑΚΑΣ ΟΡΟΛΟΓΙΑΣ

Ξενόγλωσσος όρος	Ελληνικός Όρος
Epiluminescence microscopy	Μικροσκόπιο Φωτοβολίας
White- Light- Emitting- Diodes,LED	Μηχανισμός Λευκής Διόδου Εκπομπής Φωτός
Epidermis	Επιδερμίδα
Stratum Corneum	Κεράτινη Στιβάδα
Stratum Lucidum	Διαυγής Στιβάδα
Stratum Granulosum	Κοκκώδης Στιβάδα
Stratum Spinosum	Ακανθωτή Στιβάδα
Stratum Basal	Βασική Στιβάδα
Dermis	Χόριο
Subcutaneous Tissue	Λιπώδης Ιστός
Nonpolarized Dermatoscopy, NPD	Μη Πολωμένο Δερματοσκόπιο
Polarized Dermatoscopy, PD	Πολωμένο Δερματοσκόπιο
Dermal- Epidermal Junction, DEJ	Σύνδεση Επιδερμίδας- Χορίου
Phase -M	Μιτωτική Φάση ή Μ – Φάση
Deoxyribonucleic Acid, DNA	Δεσοξυριβονουκλεϊκό Οξύ
Ribonucleic Acid, RNA	Ριβονουκλεϊκό/ Ριβοζονουκλεϊκό Οξύ
Basal Cell Carcinoma, BCC	Καρκίνωμα Βασικών Κυττάρων
Squamous Cell Carcinoma, SCC	Ακανθοκυτταρικό Καρκίνωμα
Nodular Basal Cell Carcinoma	Οζώδες Βασικοκυτταρικό Καρκίνωμα
Superficial Basal Cell Carcinoma	Επιφανειακό Βασικοκυτταρικό Καρκίνωμα
Infiltrative and Micronodular Basal Cell Carcinoma	Διηθητικό και Μικροοζώδες Βασικοκυτταρικό Καρκίνωμα
Morpheaform Basal Cell Carcinoma	Σκληροδερμικό Βασικοκυτταρικό Καρκίνωμα
Dataset	Σύνολο Δεδομένων
Human Papilloma Virus, HPV	Ιός των Ανθρωπίνων Θηλωμάτων

in Situ	Ομάδα από άτυπα κύτταρα που μπορεί να μετατραπούν σε καρκινικά
Solar Lentigo	Ηλιακές Φακίδες
Lentigo Maligna	Μελάνωμα τύπου Φακίδας
Lichen Planus	Ομαλός Λειχήνας
Seborrheic keratosis	Σμηγματορροϊκή Υπερκεράτωση
Artificial Intelligence, AI	Τεχνητή Νοημοσύνη
Machine Learning	Μηχανική Μάθηση
Supervised Learning	Επιβλεπόμενη Μάθηση
Classification	Ταξινόμηση
Prediction	Πρόβλεψη
Interpretation	Διερμηνεία
Unsupervised Learning	Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση
Association Analysis	Ανάλυση Συχετισμών
Clustering	Ομαδοποίηση
Reinforcement Learning	Ενισχυτική Μάθηση
Learning Process	Διαδικασία Μάθησης
Training set	Σύνολο Εκπαίδευσης
Test data/ Validation set	Σύνολο Επικύρωσης
Learning Algorithm	Αλγόριθμος Μάθησης
Weight	Βάρος
Bias	Σφάλμα
Deep Learning	Βαθιά Μάθηση
Raw Sensory/Data	Σειρά Ακατέργαστων Δεδομένων
Layer	Επίπεδο
Bag of Features, BoF	Πακέτο Χαρακτηριστικών
Bag of Words, BoW	Πακέτο Λέξεων
Bag of Visual Words, BoVW	Πακέτο Οπτικών Λέξεων

Raw Sensory Data	Σειρά Ακατέργαστων Δεδομένων
Clustering Error	Σφάλμα Ομαδοποίησης
Cluster Center	Κέντρο Ομάδας
Unsupervised Pattern Recognition	Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση
Preprocessing	Προεπεξεργασία
Supervised Machine Learning Technique	Τεχνική Εποπτευόμενης Μηχανικής Μάθησης
Tutorial	Εργαλείο Μάθησης
Support Vector Machine, SVM	Μηχανές Διανυσματικής Υποστήριξης
Maximum Margin Classifier	Ταξινομητής Μέγιστου Εύρους
Confusion Matrix	Πίνακας Ασάφειας
Transpose Confusion Matrix	Ανάστροφος Πίνακας Ασάφειας
Convolutional Neural Network, CNN	Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα
Color Space Transformation	Μεταμόρφωση Χρωματικού Χώρου
Mean Accuracy	Μέση Ακρίβεια
Min Accuracy	Ελάχιστη Ακρίβεια
Max Accuracy	Μέγιστη Ακρίβεια
Precision	Ακρίβεια
Recall	Ανάκληση
F1 -score	Βαθμολογία F1

ΣΥΝΤΜΗΣΕΙΣ – ΑΡΚΤΙΚΟΛΕΞΑ – ΑΚΡΩΝΥΜΙΑ

LED	White- Light- Emitting- Diodes
NPD	Nonpolarized Dermatoscopy
PD	Polarized Dermatoscopy
DEJ	Dermal- Epidermal Junction
DNA	Deoxyribonucleic Acid
RNA	Ribonucleic Acid
BCC	Basal Cell Carcinoma
SCC	Squamous Cell Carcinoma
HPV	Human Papilloma Virus
AI	Artificial Intelligence
BoF	Bag of Features
BoW	Bag of Words
BoVW	Bag of Visual Words
SVM	Support Vector Machine
CNN	Convolutional Neural Network
G0	Gap 0
G1	Gap 1
G2	Gap 2
G3	Gap 3
mRNA	Messenger RNA
rRNA	Ribozymes RNA
tRNA	Transfer RNA
PUVA	Photochemotherapy
UV (A, B)	Ultraviolet (A, B)
ΕΚΕΦΕ	Εθνικό Κέντρο Έρευνας Φυσικών Επιστημών
ΕΚΠΑ	Εθνικό και Καποδιστριακό Πανεπιστήμιο Αθηνών

Akiec	Ακτινική Υπερκεράτωση
Bcc	Βασιλοκυτταρικό Καρκίνωμα
Bkl	Καλοήθης Υπερκεράτωση
Df	Δερματοΐνωμα
Mel	Μελάνωμα
Nv	Μελανοκυτταρικοί Σπίλοι
Vasc	Αγγειακός Καρκίνος Δέρματος

ΑΝΑΦΟΡΕΣ

- [1] Bray F, Ferlay J, Soerjomataram I, Siegel RL, Torre LA, Jemal A., «Global cancer statistics 2018: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries,» *CA Cancer J Clin*, τόμ. 68, αρ. 6, pp. 394-424, 2018.
- [2] B. Nirmal, «Dermoscopy: Physics and principles,» *Indian Journal of Dermatopathology and Diagnostic Dermatology*, 2017.
- [3] Takanori Igarashi, Ko Nishino & Shree K. Nayar, «The Appearance of Human Skin,» Department of Computer Science, Columbia University, 2005.
- [4] A. Z. E. K. W. K. F. A. L. A. G. S. K. Irwin M. Freedberg, σε *Fitzpatrick's Dermatology In General Medicine*, 6th Edition, 2003.
- [5] J. M. P. B. Ashfaq A. Marghoob, *Atlas of Dermoscopy*, Informa Healthcare, 2012.
- [6] F. Platform®, *Human Biology*, FlexBook Platform®, 2016.
- [7] Ashfaq A. Marghoob, Josep Malvely, Ralph P. Braun, «<https://books.google.gr>,» 2012. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://books.google.gr/books?id=MITOBQAAQBAJ&printsec=frontcover&hl=el&source=gbs_ge_summary_r&cad=0#v=onepage&q&f=false.
- [8] C. C. Society, 2020. [Ηλεκτρονικό].
- [9] Π. Ρήγας, 2009. [Ηλεκτρονικό].
- [10] D. Morgan, σε *The Cell Cycle Principles of Control*, Eleanor Lawrence, 2007.
- [11] D. W. M. L. R. B. Eldra P. Solomon, σε *BIOLOGY SOLOMON BERG MARTIN*, 2011.
- [12] Khan Academy, «www.khanacademy.org,» 2021. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.khanacademy.org/science/ap-biology/cell-communication-and-cell-cycle/cell-cycle/a/cell-cycle-phases?fbclid=IwAR3OC_soUeJVryaxf8PjujP1ebG_qXIGQ_wsJgwMgG1CJuH53RFYd1nOrCk.
- [13] S. H. H. Berenbaum, σε *Life The Science of Biology*, Sinauer Associates, 2011.
- [14] Wayne W. LaMorte, MD, PhD, MPH., «The Biology of Cancer,» 2016. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://sphweb.bumc.bu.edu/otlt/mph-modules/ph/ph709_cancer/PH709_Cancer2.html?fbclid=IwAR2RJ1NaeqpkqHQ3EzEWJv9a NtgQnrv51WW44I4zNy3Y-BE1V4Bsot7bEU.
- [15] Norbury and Hickson, 2001. [Ηλεκτρονικό].
- [16] American Society of Clinical Oncology (ASCO), «www.cancer.net,» 2005- 2021. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.cancer.net/cancer-types/skin-cancer-non-melanoma/introduction?fbclid=IwAR0blb827J1f2P9dp040SUycRiTmpruMuSWkniTLgFWaopdEwiRjst-eweY>. [Πρόσβαση 2021].
- [17] Aisha Patel, MBBS, MRCP1, «<https://jamanetwork.com>,» 2020. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://jamanetwork.com/journals/jamaoncology/fullarticle/2768634>.
- [18] A. B. L. M. R. L. M. M. Marie Stoddard MD, «Skin Cancer Prevention: A Review of Current Oral Options Complementary to Sunscreens,» *JOURNAL OF DRUGS IN DERMATOLOGY*, 2018.
- [19] www.sciencefacts.net, «www.sciencefacts.net,» 2021. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.sciencefacts.net/chromosome-vs-chromatid.html>.
- [20] David O Morgan, *The Cell Cycle Principles of Control*, NSP, New Science Press Ltd.
- [21] ΓΚΟΓΚΟΣΗ MSc, «www.slideshare.net,» 2009-2010. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.slideshare.net/panayiotagk1/ss-8051171?next_slideshow=1.
- [22] Φ. Ι. Χ. -. Δ. Ι. Χανιώτης, *ΝΟΣΟΛΟΓΙΑ ΠΑΘΟΛΟΓΙΑ*, ΑΘΗΝΑ: ΙΑΤΡΙΚΕΣ ΕΚΔΟΣΕΙΣ ΛΙΤΣΑΣ, 2008.
- [23] J. M. Sajjad Rajpar, «ABC of skin cancer,» Blackwell, 2008.
- [24] The Skin Cancer Foundation, «www.skincancer.org,» 2021. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.skincancer.org/skin-cancer-information/basal-cell-carcinoma/?fbclid=IwAR3Qalt_kT-cPXq4ijgLze2drmwEn0cqtFe1cjpUDDI6asitDscAnJfrbV0.
- [25] N R Telfer , G B Colver, C A Morton, «pubmed,» 2008. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/18593385/>.
- [26] F. H. Netter, σε *Παθολογία Βασικές Αρχές*, Π.Χ. ΠΑΣΧΑΛΙΔΗΣ, 2009.

- [27] Perry Robins, MD ,Deborah S. Sarnoff, MD ,David J. Leffell, MD , «www.skincancer.org,» 2021. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.skincancer.org/international/gr-basal-cell-carcinoma/?fbclid=IwAR2M6Mduuq-pRcMosFc4JZpnWbD2J1rv0MC2-07z46YW0THXizeyBq_t5zl.
- [28] Canadian Cancer Society, «<https://www.cancer.ca>,» 2021. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.cancer.ca/en/cancer-information/cancer-type/skin-non-melanoma/non-melanoma-skin-cancer/types-of-non-melanoma/?region=on&fbclid=IwAR3WXLdBFAta3CK_kRmIDOOBmK4dLSNhhGvLIUvZQu1m9fXYVsecSuETICA.
- [29] Fitzpatrick's Dermatology,9e, «<https://accessmedicine.mhmedical.com>,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://accessmedicine.mhmedical.com/content.aspx?bookid=2570§ionid=210415779&fbclid=IwAR37mpoVGYM1KfJ5RExQpbj6Ng288f2CccNZJtwXoRtCHA2akYUuWtncXDo>.
- [30] J. S. M. D. J.A.A. Hunter, Clinical Dermatology, Third Edition, Blackwell Science, 2003.
- [31] Uwe Wollina, Leonore Unger, Gunter Haroske, Birgit Heining, «<https://pubmed.gov>,» 2012. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/22950555/>.
- [32] R. M. P. D. B. Steven D. Billings, σε Soft Tissue Tumors of the Skin, Springer.
- [33] J. L. J. J. V. S. Jean L. Bologna, «Dermatology, third edition,» σε Dermatology, third edition, elsevier, 2012.
- [34] R. M. P. D. B. Steven D. Billings, σε Soft Tissue Tumors of the skin, Springer, 2019.
- [35] J. S. , M. D. John Hunter, σε Third Edition Clinical Dermatology, Blackwell Science, 2003.
- [36] R. J. Neutze D., «Clinical Evaluation of Bleeding and Bruising in Primary Care,» Am Fam Physician, 2016.
- [37] Thomas Jouary MD, Michele Delaunay PhD, Alain Taieb PhD , «www.jaad.org,» 2006. [Ηλεκτρονικό]. Available: [https://www.jaad.org/article/S0190-9622\(05\)03256-1/fulltext?fbclid=IwAR2wwkloF6iuzpHxrk2t0vl5y_iPzYIBvwSm_8CNKofEdlEW1n7a3l6LZY](https://www.jaad.org/article/S0190-9622(05)03256-1/fulltext?fbclid=IwAR2wwkloF6iuzpHxrk2t0vl5y_iPzYIBvwSm_8CNKofEdlEW1n7a3l6LZY).
- [38] J. L. J. R. P. R. Jean L. Bologna, Dermatology, Second Edition, Elsevier, 2008.
- [39] J. L. J. R. P. R. Jean L. Bologna, Dermatology, Second Edition, Elsevier, 2008.
- [40] T. G. B. D. M. E. William D. James, σε Andrews' Diseases of the Skin, Clinical Dermatology, 11th Edition, Elsevier, 2011.
- [41] Philipp Tschandl ,Cliff Rosendahl & Harald Kittler, «<https://www.kaggle.com>,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.kaggle.com/kmader/skin-cancer-mnist-ham10000>.
- [42] Skin Cancer Foundation, «The Skin Cancer Foundation,» 2021. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.skincancer.org/skin-cancer-prevention/>.
- [43] Κ. Γεωργούλη, ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ Μία Εισαγωγική Προσέγγιση, ΣΥΝΔΕΣΜΟΣ ΕΛΛΗΝΙΚΩΝ ΑΚΑΔΗΜΑΪΚΩΝ ΒΙΒΛΙΟΘΗΚΩΝ επιμ., 2015.
- [44] Adam Bohr and Kaveh Memarzadeh, «<https://www.ncbi.nlm.nih.gov>,» 2020. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7325854/>.
- [45] Markus Schmitt, «www.datarevenue.com,» 2020. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.datarevenue.com/en-blog/artificial-intelligence-in-medicine>.
- [46] C. C. Aggarwal, «Neural Networks and Deep Learning».
- [47] S. Haykin, «Neural Networks and Learning Machines,» 2009.
- [48] J. D. Kelleher, DEEP LEARNING.
- [49] Stephen O' Hara and Bruce A. Draper, «<https://arxiv.org>,» 2011. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://arxiv.org/abs/1101.3354>.
- [50] Aristidis Likas, Nikos Vlassis, Jakob J. Verbeek, «<https://reader.elsevier.com>,» 2002. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S0031320302000602?token=7A0F8DE10BA38DBD5A17846C6C55F99575EBC4474AAFA00EDFEECF80E9F1D779C1139D915DE94EAE21080FDA128B1F&originRegion=eu-west-1&originCreation=20220330072900>.
- [51] «<https://dataverse.harvard.edu>,» [Ηλεκτρονικό].
- [52] V. S. A. Meyer-Baese, Pattern Recognition and Signal Analysis in Medical Imaging, Elsevier, 2014.
- [53] M. E. H. E. Mohammed Alkhwilani, «Content-Based Image Retrieval using Local Features Descriptors and Bag-of-Visual Words,» International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2015.
- [54] J. W. X. Z. Dell Zhang, «Estimating the Uncertainty of Average F1 Scores,» σε International Conference on The Theory of Information Retrieval. (ICTIR '15),, 2015.

- [55] Surget V Beatrous , Ryan R Riahi, Stratton B Grisoli, Philip R Cohen, «<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/>,» 2017. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/29469716/>.
- [56] Ian Goodfellow and Yoshua Bengio and Aaron Courville, «<https://www.deeplearningbook.org/>,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.deeplearningbook.org/>.
- [57] Image Category Classification Using Bag of Features, «<https://www.mathworks.com/>,» 2022. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.mathworks.com/help/vision/ug/image-category-classification-using-bag-of-features.html>.
- [58] J. L. J. R. P. R. Jean L. Bolognia, Dermatology, Second Edition, Elsevier, 2008.