

Ατομική Διπλωματική Εργασία
ΚΑΤΑΓΡΑΦΗ ΚΙΝΗΣΗΣ ΣΕ ΦΥΣΙΟΘΕΡΑΠΕΙΕΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ
ΧΑΜΗΛΟΥ ΚΟΣΤΟΥΣ ΚΑΜΕΡΕΣ

Ραφαήλ Παναγή



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΥΠΡΟΥ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Μάιος 2024

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΥΠΡΟΥ

ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

**ΚΑΤΑΓΡΑΦΗ ΚΙΝΗΣΗΣ ΣΕ
ΦΥΣΙΟΘΕΡΑΠΕΙΕΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ
ΧΑΜΗΛΟΥ ΚΟΣΤΟΥΣ ΚΑΜΕΡΕΣ**

Ραφαήλ Παναγή

Επιβλέπων Καθηγητής:

Καθηγητής Κωνσταντίνος Σ. Παττίχης

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

Μάιος 2024

Πίνακας Περιεχομένων

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ	2
ΠΕΡΙΛΗΨΗ	3
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΓΡΑΦΗΜΑΤΩΝ ΚΑΙ ΠΙΝΑΚΩΝ	4
ΒΡΑΧΥΓΡΑΦΙΕΣ	5
1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ	6
1.1 Επιστημονικό υπόβαθρο	6
1.2 Διατύπωση προβλήματος.....	7
1.3 Στόχος και ερευνητικά ερωτήματα	8
1.4 Συνεισφορά στην έρευνα	9
1.5 Δομή εργασίας.....	10
2. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ	11
2.1 Καρκίνος του μαστού	11
2.1.1 Καρκίνος του Μαστού και Φυσικοθεραπεία	11
2.2 Εικονική Πραγματικότητα.....	11
2.2.1 Εικονική πραγματικότητα στον τομέα της Υγείας	11
2.2.2 Εικονική πραγματικότητα και καρκίνος	12
2.3 Εικονική πραγματικότητα και Φυσικοθεραπεία	12
2.4 Καταγραφή Κίνησης.....	12
2.4.1 Τεχνολογίες Καταγραφής Κίνησης	12
2.4.2 Καταγραφή Κίνησης και Εικονική Πραγματικότητα	13
3. ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΕΞΟΠΛΙΣΜΟΥ, ΕΙΚΟΝΙΚΩΝ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΩΝ ΚΑΙ ΟΡΓΑΝΩΝ	14
3.1 Συστήματα VR.....	14
3.1.1 Συσκευή	14
3.2 Τεχνολογίες Καταγραφής Κίνησης.....	14
3.2.1 Tensorflow	15
3.2.2 Mediarpipe	17
3.2.3 Google Ml kit	19
3.3 Ανάλυση Δεδομένων	22
4. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ	23
4.1 Εισαγωγή	23
4.2 Μεθοδολογία	23
4.2.1 Επεξεργασία Δεδομένων Ανά Εικόνα	24
4.2.2 Επεξεργασία Δεδομένων Ανά Αλγόριθμο	25
4.3 Original	27
4.3.1 Tensor flow	27
4.3.2 Google Ml kit	27
4.4 400 x 296	30
4.4.1 Tensorflow	30
4.4.2 Mediarpipe	30
4.4.3 GoogleMlkit	30
4.5 800 x 600	33
4.5.1 Tensorflow	33
4.5.2 Mediarpipe	33
4.5.3 Google Ml kit:	33
4.6 Σύγκριση Απόδοσης Αλγορίθμων Εκτίμησης Πόζας Σε Πραγματικό Χρόνο	36
4.6.1 Εισαγωγή	36
4.6.2 Μεθοδολογία Δοκιμών	37
4.6.3 Αποτελέσματα	38
4.6.4 Συζήτηση	40
Συμπέρασμα	41
5. ΣΥΖΗΤΗΣΗ – ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	42
5.1 Συζήτηση	42
5.1.1 Απόδοση σε όλες τις αναλύσεις	42
5.1.2 Επεκτασιμότητα με Ανάλυση	43
5.1.3 Καταλληλότητα για Φυσικοθεραπεία	43
5.2 Συμπέρασμα.....	44
5.3 Μελλοντική έρευνα	45
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	46
ΔΙΚΤΥΟΓΡΑΦΙΑ	47

Ευχαριστίες

Πρωτίστως, θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου στον επιβλέποντα καθηγητή της διπλωματικής μου εργασίας, καθηγητή Κωνσταντίνο Σ. Παττίχη, για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε και την ευκαιρία που μου παρείχε να αναλάβω την έρευνα σχετικά με το συγκεκριμένο θέμα. Επίσης, θα ήθελα να του εκφράσω τις ευχαριστίες μου για την ανατροφοδότηση και τις χρήσιμες συμβουλές που μου παρείχε κατά τη διάρκεια της εργασίας μου.

Ευχαριστίες οφείλω να εκφράσω επίσης στον Δρ. Φώτο Φραγκούδη για την πολύτιμη υποστήριξη και την εμπειρογνομosύνη του, η οποία ήταν ιδιαίτερα διαφωτιστική κατά τη διάρκεια της εκπόνησης της Ατομικής Διπλωματικής μου εργασίας. Η βοήθειά του και οι συμβουλές που μου παρείχε αποδείχθηκαν καθοριστικές για την εξέλιξη και την ποιότητα της εργασίας μου.

Περίληψη

Η ατομική διπλωματική μου εργασία αναλύει τον τρόπο εφαρμογής της τεχνολογίας καταγραφής κίνησης στον τομέα της φυσιοθεραπείας, εστιάζοντας ιδιαίτερα στην αναζωογόνηση και την ανάκαμψη των γυναικών που έχουν υποστεί καρκίνο του μαστού. Η χρήση χαμηλού κόστους καμερών, όπως αυτή του ESP32, καθώς και η ανάπτυξη τριών αλγορίθμων εντοπισμού σώματος, προσφέρουν τη δυνατότητα ακριβούς παρακολούθησης της κίνησης. Οι τρεις αυτοί αλγόριθμοι, ο Mediapipe, ο TensorFlow κι ο Google ML Kit, εξετάζονται για την ακριβή αναγνώριση της κίνησης του ανθρώπινου σώματος.

Κεντρικός στόχος της έρευνας είναι η δημιουργία ενός πλαισίου που θα ενσωματώνει αυτές τις τεχνολογίες σε προγράμματα φυσιοθεραπείας, προκειμένου να υποστηρίξει την αποκατάσταση και την ανάπτυξη της κινητικότητας και της φυσικής κατάστασης των γυναικών που έχουν περάσει από αυτήν την ανθυγιεινή εμπειρία. Η προσέγγιση αυτή στοχεύει στη βελτίωση της ποιότητας ζωής τους και στην επιτάχυνση της διαδικασίας ανάρρωσης, παρέχοντας ταυτόχρονα ένα φιλικό και προσιτό περιβάλλον μέσω της χρήσης τεχνολογικών λύσεων που δεν απαιτούν υψηλό κόστος εξοπλισμού.

Κατάλογος γραφημάτων και πινάκων

Πίνακες

Πίνακας 1: Διαστάσεις εισόδου ESP32.....	23
Πίνακας 2: Επεξεργασία δεδομένων ανά εικόνα.....	24
Πίνακας 3: Αναλυτικά αποτελέσματα.....	25
Πίνακας 4: Συγκεντρωτικά αποτελέσματα των αλγορίθμων.....	26
Πίνακας 5: Αποτελέσματα από τα ορθά αναγνωρισμένα σημεία και η μέση ακρίβεια για τις αρχικές διαστάσεις στο Tensorflow.....	27
Πίνακας 6: Αποτελέσματα από τα ορθά αναγνωρισμένα σημεία και η μέση ακρίβεια για τις αρχικές διαστάσεις στο Mediaripe.....	27
Πίνακας 7: Αποτελέσματα από τα ορθά αναγνωρισμένα σημεία και η μέση ακρίβεια για τις αρχικές διαστάσεις στο Google Ml kit.....	27
Πίνακας 8: Αποτελέσματα από τα ορθά αναγνωρισμένα σημεία και η μέση ακρίβεια για τις διαστάσεις 400 x 296 στο Tensorflow.....	30
Πίνακας 9: Αποτελέσματα από τα ορθά αναγνωρισμένα σημεία και η μέση ακρίβεια για τις διαστάσεις 400 x 296 στο Mediaripe.....	30
Πίνακας 10: Αποτελέσματα από τα ορθά αναγνωρισμένα σημεία και η μέση ακρίβεια για τις διαστάσεις 400x296 στο Google Ml kit.....	30
Πίνακας 11: Αποτελέσματα από τα ορθά αναγνωρισμένα σημεία και η μέση ακρίβεια για τις διαστάσεις 800 x 600 στο Tensorflow.....	33
Πίνακας 12: Αποτελέσματα από τα ορθά αναγνωρισμένα σημεία και η μέση ακρίβεια για τις διαστάσεις 800 x 600 στο Mediaripe.....	33
Πίνακας 13: Αποτελέσματα από τα ορθά αναγνωρισμένα σημεία και η μέση ακρίβεια για τις διαστάσεις 800 x 600 στο Google Ml kit.....	33

Γραφήματα:

Γράφημα1: Ποσοστό ορθών ανιχνεύσιμων σημείων για αρχικές διαστάσεις.....	29
Γράφημα2: Μέσο σφάλμα ακρίβειας για τις αρχικές διαστάσεις.....	29
Γράφημα3: Ποσοστό ορθών ανιχνεύσιμων σημείων για διαστάσεις 400 x 296.....	32
Γράφημα4: Μέσο σφάλμα ακρίβειας για τις διαστάσεις 400 x 296.....	32
Γράφημα5: Ποσοστό ορθών ανιχνεύσιμων σημείων για τις διαστάσεις 800 x 600.....	35
Γράφημα6: Μέσο σφάλμα ακρίβειας για αρχικές διαστάσεις 800 x 600.....	35

Βραχυγραφίες

BCRL Breast cancer-related lymphedem

FPS Frame Per Second

IQR Interquartile Range

VR Virtual Reality

1. Εισαγωγή

1.1 Επιστημονικό υπόβαθρο

Ο καρκίνος, είναι η κύρια αιτία νοσηρότητας και θνησιμότητας παγκοσμίως και αντιπροσωπεύει ένα φάσμα ασθενειών που χαρακτηρίζονται από ανώμαλη κυτταρική ανάπτυξη με δυνατότητα εισβολής ή εξάπλωσης σε άλλα μέρη του σώματος. Μεταξύ των τύπων του, ο καρκίνος του μαστού είναι η πιο κοινή κακοήθεια που επηρεάζει την υγεία των γυναικών παγκοσμίως, με περίπου 2,09 εκατομμύρια νέες περιπτώσεις το 2018, αντιπροσωπεύοντας το 24,2% όλων των περιπτώσεων γυναικείου καρκίνου. Η συχνότητα του καρκίνου του μαστού είναι ιδιαίτερα αξιοσημείωτη, καθώς αποτελεί περίπου το 37% όλων των περιπτώσεων καρκίνου των γυναικών. Η μαστεκτομή ή η χρήση ακτινοβολίας παραμένουν οι κύριες μέθοδοι θεραπείας για τον καρκίνο του μαστού, με στόχο την αφαίρεση του όγκου και την πρόληψη της εξάπλωσής του. Ωστόσο, η μετεγχειρητική ανάρρωση συχνά αμαυρώνεται από διάφορες επιπλοκές, όπως λεμφοίδημα, πόνος, μούδιασμα και λειτουργικούς περιορισμούς στα άνω άκρα, επηρεάζοντας συλλογικά σημαντικά την ποιότητα ζωής των ασθενών [1].

Το λεμφοίδημα, είναι μια κοινή και εξουθενωτική κατάσταση και εμφανίζεται ως σημαντική ανησυχία μετά τη θεραπεία του καρκίνου του μαστού. Περιλαμβάνει τη συσσώρευση λεμφικού υγρού στους ιστούς, που οδηγεί σε πρήξιμο, κυρίως στα χέρια και τα πόδια. Η διαχείριση και η πρόληψη του λεμφοιδήματος που σχετίζεται με τον καρκίνο του μαστού (BCRL) είναι ζωτικής σημασίας για τη βελτίωση της ποιότητας ζωής των επιζώντων, υπογραμμίζοντας τη σημασία των αποτελεσματικών στρατηγικών αποκατάστασης.

Τα τελευταία χρόνια, η τεχνολογία έχει προσφέρει καινοτόμες λύσεις για την ενίσχυση της διαδικασίας φυσικοθεραπείας και αποκατάστασης σε ασθενείς που υποβάλλονται σε θεραπεία για τον καρκίνο του μαστού. Η εικονική πραγματικότητα (εξής VR), που χαρακτηρίζεται από τις εμπυθιστικές, διαδραστικές και ευφάνταστες ικανότητές της, έχει αναδειχθεί ως ένα πολλά υποσχόμενο εργαλείο σε αυτόν τον τομέα.[2].

Μια πολυεπιστημονική προσέγγιση που αξιοποιεί την τεχνολογία VR και την αλληλεπίδραση ανθρώπου-υπολογιστή οδήγησε στην ανάπτυξη συστημάτων αποκατάστασης της λειτουργίας των άνω άκρων προσαρμοσμένων σε άτομα που έχουν επιβιώσει από καρκίνο του μαστού [1].

Αυτά τα συστήματα στοχεύουν στη διευκόλυνση της μετεγχειρητικής αποκατάστασης, στον μετριασμό του κινδύνου λεμφοιδήματος και στη βελτίωση των λειτουργικών ικανοτήτων και της ποιότητας ζωής των ασθενών [3].

Επιπλέον, η ανάπτυξη της τεχνολογίας στις κάμερες και το χαμηλό τους κόστος, όπως αυτή της ESP32, και η έλευση των προηγμένων τεχνικών ανάλυσης κίνησης έχει συμβάλει σημαντικά στο τοπίο της φυσιοθεραπείας για τους επιζώντες από καρκίνο. Αυτές οι τεχνολογίες επιτρέπουν την ακριβή παρακολούθηση και αξιολόγηση των κινήσεων των ασθενών, παρέχοντας πολύτιμη ανατροφοδότηση για την προσαρμογή των ασκήσεων αποκατάστασης και την παρακολούθηση της προόδου με την πάροδο του χρόνου [4]. Με την χρήση χαμηλού κόστους καμερών και σε συνδυασμό με συστήματα VR, είναι δυνατό να δημιουργηθεί μια ολοκληρωμένη πλατφόρμα αποκατάστασης που υποστηρίζει το ταξίδι ανάκαμψης των ασθενών, προωθώντας καλύτερα αποτελέσματα και βελτιώνοντας τη συνολική τους ευεξία χωρίς να επιβαρύνονται οικονομικά οι ασθενείς.

Συμπερασματικά, η διασταύρωση της τεχνολογίας με την υγειονομική περίθαλψη, ιδιαίτερα στον τομέα της αποκατάστασης του καρκίνου, προσφέρει πολλά υποσχόμενες οδούς για τη βελτίωση της φροντίδας και των αποτελεσμάτων των ασθενών [5]. Οι μελέτες ανάπτυξης και χρηστικότητας συστημάτων αποκατάστασης που βασίζονται σε VR, μαζί με την ενσωμάτωση καμερών και τεχνικών ανάλυσης κίνησης [4], αντιπροσωπεύουν σημαντικά βήματα προς την αντιμετώπιση των πολύπλευρων προκλήσεων που αντιμετωπίζουν οι επιζώντες από καρκίνο του μαστού [5]. Καθώς αυτές οι τεχνολογίες συνεχίζουν να εξελίσσονται, οι δυνατότητές τους να μεταμορφώσουν το τοπίο αποκατάστασης και να υποστηρίξουν τους ασθενείς στο ταξίδι ανάρρωσής τους παραμένουν τεράστιες.

1.2 Διατύπωση προβλήματος

Το τρέχον τοπίο (**current landscape**) της φυσικοθεραπείας και της αποκατάστασης, ειδικά για άτομα που αναρρώνουν από καταστάσεις που βλάπτουν τη σωματική κινητικότητα, αντιμετωπίζει σημαντικές προκλήσεις. Ένα σημαντικό ζήτημα είναι η έλλειψη πρόσβασης σε οικονομικά προσιτά και αποτελεσματικά εργαλεία για την παρακολούθηση και τη βελτίωση των ασκήσεων φυσικοθεραπείας των ασθενών εκτός κλινικών πλαισίων [5]. Οι παραδοσιακές μέθοδοι βασίζονται συχνά στην άμεση επίβλεψη των φυσιοθεραπευτών για τη διασφάλιση της ορθότητας της στάσης και της κίνησης, κάτι που μπορεί να είναι δαπανηρό και λογιστικά μη πρακτικό για πολλούς ασθενείς. Αυτό ισχύει ιδιαίτερα για όσους βρίσκονται σε απομακρυσμένες περιοχές ή για όσους δεν μπορούν να επισκέπτονται συχνά τις εγκαταστάσεις υγειονομικής περίθαλψης λόγω οικονομικών, φυσικών ή χρονικών περιορισμών.

Επιπλέον, οι υπάρχουσες λύσεις που προσφέρουν βοήθεια αποκατάστασης στο σπίτι είναι συχνά δαπανηρές και απαιτούν εξελιγμένο εξοπλισμό, καθιστώντας τις απρόσιτες για έναν ευρύτερο πληθυσμό. Η ανάγκη για χαμηλού κόστους, αποτελεσματικά και προσβάσιμα εργαλεία για την ακριβή ανίχνευση της στάσης κατά τη διάρκεια των ασκήσεων αποκατάστασης είναι προφανής, με στόχο την ενίσχυση της αποτελεσματικότητας των πρακτικών φυσικοθεραπείας με πιο περιεκτικό τρόπο [5].

1.3 Στόχος και ερευνητικά ερωτήματα

Ο πρωταρχικός στόχος αυτής της μελέτης είναι η ανάπτυξη μιας οικονομικά αποδοτικής λύσης για τη βελτίωση της διαδικασίας αποκατάστασης μέσω ακριβούς ανίχνευσης πόζας με χρήση εξοπλισμού χαμηλού κόστους, και συγκεκριμένα της κάμερας ESP32. Αυτή η έρευνα σκοπεύει να αποδείξει ότι η αποτελεσματική βοήθεια αποκατάστασης μπορεί να επιτευχθεί χωρίς την ανάγκη ακριβού ή εξελιγμένου εξοπλισμού, καθιστώντας τις προηγμένες τεχνικές φυσιοθεραπείας πιο προσιτές σε ένα ευρύτερο κοινό. Με την εφαρμογή και τη σύγκριση τριών διαφορετικών αλγορίθμων για την ανίχνευση στάσης, αυτή η μελέτη επιδιώκει να εντοπίσει την πιο αποτελεσματική και ακριβή μέθοδο για χρήση σε πλαίσια φυσικής αποκατάστασης. Ο απώτερος στόχος είναι να διευκολυνθούν καλύτερα αποτελέσματα για τους ασθενείς που υποβάλλονται σε αποκατάσταση παρέχοντας ένα εργαλείο που υποστηρίζει τη σωστή εκτέλεση της άσκησης, αποτρέποντας έτσι τον τραυματισμό και προάγοντας την ταχύτερη ανάρρωση.

Τα ερευνητικά ερωτήματα που καθοδηγούν αυτή τη μελέτη είναι τα ακόλουθα:

Πώς μπορούν να χρησιμοποιηθούν αποτελεσματικά τεχνολογίες χαμηλού κόστους, όπως η κάμερα ESP32, για την ακριβή ανίχνευση πόζας σε ασκήσεις φυσικής αποκατάστασης;

Μεταξύ των τριών αλγορίθμων που εφαρμόζονται για την ανίχνευση πόζας, ποιος παρέχει την υψηλότερη ακρίβεια και αποτελεσματικότητα στην ανάλυση πόζας σε πραγματικό χρόνο;

Ποιες είναι οι επιπτώσεις της ενσωμάτωσης τέτοιων συστημάτων ανίχνευσης πόζας χαμηλού κόστους στις καθημερινές ρουτίνες αποκατάστασης των ασθενών, όσον αφορά την προσβασιμότητα, την αποτελεσματικότητα και την τήρηση των συνταγογραφούμενων ασκήσεων από τον ασθενή;

Αυτή η μελέτη προσπαθεί να καλύψει το κενό σε προσιτές και προσβάσιμες τεχνολογίες αποκατάστασης, με έντονη εστίαση στη μόχλευση εξαρτημάτων χαμηλού κόστους για την παροχή υψηλής αξίας αποτελεσμάτων για ασθενείς που χρειάζονται τακτικές παρεμβάσεις φυσιοθεραπείας.

1.4 Συνεισφορά στην έρευνα

Με την παρούσα έρευνα πρόκειται να αποδειχθεί ότι ακόμα και με τη χρήση χαμηλού κόστους καμερών, όπως αυτή του ESP32, καθώς και η ανάπτυξη τριών αλγορίθμων εντοπισμού πόζας, προσφέρουν τη δυνατότητα ακριβούς παρακολούθησης της κίνησης.

1.5 Δομή εργασίας

Αρχικά θα γίνει βιβλιογραφική ανασκόπηση για τον καρκίνο του μαστού και τον ρόλο της φυσικοθεραπείας για την αντιμετώπισή του. Στη συνέχεια, θα παρουσιαστούν τα επιτεύγματα και τη χρήση της εικονικής πραγματικότητας στον τομέα της υγείας και ειδικότερα στη διάγνωση και τη θεραπεία του καρκίνου. Ακόμη, θα παρουσιαστούν οι διάφορες τεχνολογίες καταγραφής κίνησης. Συγκεκριμένα, θα παρουσιαστούν το Tensorflow, Mediapipe και Google MI kit. Το τρίτο κεφάλαιο αφορά στην παρουσίαση εξοπλισμού, εικονικών περιβαλλόντων και οργάνων, όπου θα παρουσιαστούν συστήματα VR, τεχνολογίες καταγραφής κίνησης, τα μέσα υλοποίησης έρευνας κλπ. Στη συνέχεια, θα αναλυθούν τα δεδομένα και τα αποτελέσματα ανά εικόνα και ανά αλγόριθμο. Ακόμη, θα γίνει σύγκριση απόδοσης αλγορίθμων εκτίμησης πόζας σε πραγματικό χρόνο. Στο τέλος θα προβούμε σε κάποιες παρατηρήσεις και συμπεράσματα που αφορούν στην απόδοση σε όλες τις αναλύσεις, στην επεκτασιμότητα με ανάλυση και στην καταλληλότητα για φυσικοθεραπεία. Θα διατυπωθούν επίσης και οι προοπτικές που υπάρχουν για μελλοντική έρευνα.

Κεφάλαιο 2

2. Βιβλιογραφική ανασκόπηση

2.1 Καρκίνος του μαστού

Ο καρκίνος του μαστού, όπως τονίζεται στις παγκόσμιες στατιστικές για την υγεία, συνεχίζει να είναι ο πιο συχνός καρκίνος μεταξύ των γυναικών παγκοσμίως, επιβάλλοντας σημαντικές υγειονομικές, ψυχολογικές και κοινωνικές προκλήσεις. Η πρόοδος στη θεραπεία του έχει βελτιώσει τα ποσοστά επιβίωσης, ωστόσο το ταξίδι προς την πλήρη ανάκαμψη απαιτεί συχνά ολοκληρωμένη αποκατάσταση για την αντιμετώπιση των μετεγχειρητικών επιπλοκών [6].

2.1.1 Καρκίνος του Μαστού και Φυσικοθεραπεία

Η φυσικοθεραπεία παίζει καθοριστικό ρόλο στην αποκατάσταση των επιζώντων από καρκίνο του μαστού. Μετά την επέμβαση, οι ασθενείς μπορεί να εμφανίσουν μια σειρά από σωματικές βλάβες, συμπεριλαμβανομένης της μειωμένης κινητικότητας του βραχίονα, του πόνου και του λεμφοιδήματος [7]. Τα προσαρμοσμένα προγράμματα φυσικοθεραπείας είναι απαραίτητα για την αποκατάσταση της λειτουργίας, τη διαχείριση των συμπτωμάτων και τη βελτίωση της ποιότητας ζωής [6]. Η αποτελεσματικότητα αυτών των προγραμμάτων είναι καλά τεκμηριωμένη, υπογραμμίζοντας τη σημασία της ενσωμάτωσης της φυσικοθεραπείας στην τυπική μετεγχειρητική φροντίδα για ασθενείς με καρκίνο του μαστού [8].

2.2 Εικονική Πραγματικότητα

Η έλευση της τεχνολογίας VR έχει εισαγάγει καινοτόμες προσεγγίσεις σε διάφορους τομείς, συμπεριλαμβανομένης της εκπαίδευσης, της ψυχαγωγίας και ιδιαίτερα της υγειονομικής περίθαλψης [6]. Η ικανότητά του να δημιουργεί καθηλωτικά, διαδραστικά περιβάλλοντα παρουσιάζει μοναδικές ευκαιρίες για τη βελτίωση των εμπειριών φροντίδας και θεραπείας ασθενών [1].

2.2.1 Εικονική πραγματικότητα στον τομέα της Υγείας

Στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης, το VR έχει χρησιμοποιηθεί για χειρουργική προσομοίωση, εκπαίδευση ασθενών και θεραπευτικές παρεμβάσεις [1]. Η εφαρμογή του επεκτείνεται στη διαχείριση του πόνου, όπου έχει αποδειχθεί ότι οι καθηλωτικές εμπειρίες VR αποσπούν αποτελεσματικά την προσοχή και μειώνουν την αντίληψη του πόνου σε ασθενείς που υποβάλλονται σε επώδυνες διαδικασίες ή σε αυτούς που αντιμετωπίζουν καταστάσεις χρόνιου πόνου [6].

2.2.2 Εικονική πραγματικότητα και καρκίνος

Για τους ασθενείς με καρκίνο, το VR προσφέρει θεραπευτικά οφέλη πέρα από τη φυσική αποκατάσταση [6]. Χρησιμεύει ως πολύτιμο εργαλείο για την ανακούφιση της συναισθηματικής δυσφορίας, του άγχους και της κατάθλιψης που συχνά σχετίζονται με τη διάγνωση και τη θεραπεία του καρκίνου. Οι παρεμβάσεις που βασίζονται στην εικονική πραγματικότητα παρέχουν στους ασθενείς διαφυγή, χαλάρωση, ακόμη και κοινωνική αλληλεπίδραση, συμβάλλοντας σε μια ολιστική προσέγγιση στη φροντίδα του καρκίνου που ανταποκρίνεται τόσο στις σωματικές όσο και στις ψυχολογικές ανάγκες [9].

2.3 Εικονική πραγματικότητα και Φυσικοθεραπεία

Η ενσωμάτωση της εικονικής πραγματικότητας στη φυσικοθεραπεία για όσους έχουν επιζήσει από καρκίνο του μαστού εισάγει μια νέα και ελκυστική προσέγγιση στην αποκατάσταση. Οι ασκήσεις που βασίζονται σε VR μπορούν να σχεδιαστούν για να μιμούνται τις πραγματικές δραστηριότητες, προάγοντας τη λειτουργική ανάκαμψη, ενώ παρέχουν ανατροφοδότηση σε πραγματικό χρόνο και προσαρμογές για να διασφαλιστεί η βέλτιστη απόδοση και ασφάλεια [3]. Αυτή η εξατομικευμένη και διαδραστική μορφή θεραπείας έχει τη δυνατότητα να βελτιώσει τη συμμόρφωση των ασθενών στα προγράμματα αποκατάστασης και να βελτιώσει τα συνολικά αποτελέσματα [9].

2.4 Καταγραφή Κίνησης

Η τεχνολογία καταγραφής κίνησης καταγράφει και αναλύει την ανθρώπινη κίνηση με υψηλή ακρίβεια, προσφέροντας πολύτιμες γνώσεις για την εμβιομηχανική, τη στάση του σώματος και τη φυσική απόδοση [5]. Η εφαρμογή του στην υγειονομική περίθαλψη επεκτείνεται ταχέως, παρέχοντας αντικειμενικά δεδομένα για την ενημέρωση των αποφάσεων θεραπείας και την παρακολούθηση της προόδου της αποκατάστασης.

2.4.1 Τεχνολογίες Καταγραφής Κίνησης

Οι τεχνολογικές εξελίξεις έχουν οδηγήσει στην ανάπτυξη διαφόρων συστημάτων καταγραφής κίνησης, συμπεριλαμβανομένων των οπτικών, αδρανειακών και μαγνητικών συστημάτων. Κάθε ένα έρχεται με συγκεκριμένα πλεονεκτήματα, όπως υψηλή ακρίβεια ή ευελιξία σε διαφορετικά περιβάλλοντα. Σε κλινικά περιβάλλοντα, αυτές οι τεχνολογίες διευκολύνουν τη λεπτομερή αξιολόγηση των κινήσεων των ασθενών, επιτρέποντας στοχευμένες παρεμβάσεις και παρακολούθηση των αλλαγών με την πάροδο του χρόνου [5].

2.4.2 Καταγραφή Κίνησης και Εικονική Πραγματικότητα

Ο συνδυασμός καταγραφής κίνησης με εικονική πραγματικότητα αντιπροσωπεύει μια σημαντική πρόοδο στη φυσική αποκατάσταση. Αυτή η ενοποίηση επιτρέπει τη δημιουργία εξατομικευμένων, προσαρμοστικών συνεδριών θεραπείας VR που ανταποκρίνονται στις κινήσεις του ασθενούς σε πραγματικό χρόνο [6]. Ένα τέτοιο σύστημα όχι μόνο ενισχύει τη διαδικασία αποκατάστασης μέσω ελκυστικών και ουσιαστικών ασκήσεων, αλλά επιτρέπει επίσης την ακριβή παρακολούθηση και προσαρμογή των πρωτοκόλλων θεραπείας με βάση την απόδοση του ασθενούς. Αυτή η προσέγγιση υπόσχεται πολλά για τη βελτίωση των λειτουργικών αποτελεσμάτων σε επιζώντες από καρκίνο του μαστού και όχι μόνο [1].

Κεφάλαιο 3

3. Παρουσίαση εξοπλισμού, εικονικών περιβαλλόντων και οργάνων

Αυτό το κεφάλαιο περιγράφει τις τεχνολογικές εγκαταστάσεις και τις μεθοδολογίες που χρησιμοποιούνται για την εφαρμογή και αξιολόγηση της εικονικής πραγματικότητας (VR) και του συστήματος καταγραφής κίνησης που έχουν σχεδιαστεί για την αποκατάσταση του καρκίνου του μαστού. Το κεφάλαιο περιγράφει λεπτομερώς τις συσκευές, το λογισμικό και τα αναλυτικά εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν στη μελέτη, τονίζοντας τον ρόλο τους στη δημιουργία ενός αποτελεσματικού και ελκυστικού περιβάλλοντος αποκατάστασης [1].

3.1 Συστήματα VR

Το σύστημα VR αποτελεί τον πυρήνα της πλατφόρμας αποκατάστασης, προσφέροντας καθηλωτικές, διαδραστικές ασκήσεις προσαρμοσμένες στις ανάγκες των επιζώντων από καρκίνο του μαστού [1].

3.1.1 Συσκευή

Το σύστημα VR περιλαμβάνει υλικό και λογισμικό τελευταίας τεχνολογίας που έχουν σχεδιαστεί για να δημιουργούν καθηλωτικές, διαδραστικές εμπειρίες αποκατάστασης. Τα βασικά στοιχεία υλικού περιλαμβάνουν μια οθόνη υψηλής ευκρίνειας, τοποθετημένη στο κεφάλι (HMD) για καθηλωτική οπτική ανάδραση, χειριστήρια χειρός για αλληλεπίδραση εντός του εικονικού περιβάλλοντος και ένα ισχυρό υπολογιστικό σύστημα για την απόδοση σύνθετων προσομοιώσεων σε πραγματικό χρόνο. Η πλατφόρμα λογισμικού είναι χτισμένη με έμφαση στην αρθρωτή και επεκτασιμότητα, ενσωματώνοντας μια σειρά από εικονικά περιβάλλοντα προσαρμοσμένα σε διαφορετικά στάδια αποκατάστασης και ασκήσεις [1].

3.2 Τεχνολογίες Καταγραφής Κίνησης

Οι τεχνολογίες καταγραφής κίνησης διαδραματίζουν κρίσιμο ρόλο στην παρακολούθηση και την ανάλυση των κινήσεων των ασθενών με υψηλή ακρίβεια [10][5]. Αυτή η μελέτη χρησιμοποιεί ένα σύστημα οπτικής καταγραφής κίνησης, που χαρακτηρίζεται από τη χρήση καμερών. Αυτή η ρύθμιση επιτρέπει την ακριβή παρακολούθηση των κινήσεων και της στάσης των άκρων, επιτρέποντας τη λεπτομερή ανάλυση της εκτέλεσης της άσκησης και την παροχή ανατροφοδότησης για βελτίωση.

3.2.1 Tensorflow

Το TensorFlow είναι μια ευέλικτη βιβλιοθήκη ανοιχτού κώδικα για μηχανική μάθηση, που αναπτύχθηκε από ερευνητές και μηχανικούς της ομάδας Google Brain στον οργανισμό AI της Google. Έχει σχεδιαστεί για να διευκολύνει τη δημιουργία, την εκπαίδευση και την ανάπτυξη μοντέλων μηχανικής μάθησης σε διάφορες πλατφόρμες, από επιτραπέζιους υπολογιστές έως διακομιστές συμπλέγματος και κινητές συσκευές. Το TensorFlow υποστηρίζει πολλές γλώσσες προγραμματισμού, συμπεριλαμβανομένων της Python και της Java

3.2.1.1 Βασικά χαρακτηριστικά του TensorFlow

Ευέλικτο και επεκτάσιμο: Επιτρέπει στους προγραμματιστές να εκφράζουν υπολογισμούς ως γράφημα ροής δεδομένων και διαθέτει ευέλικτα εργαλεία για την κατασκευή και την εκπαίδευση μοντέλων.

Scalable: Μπορεί να τρέξει σε διάφορες CPU και GPU και σε λειτουργικά συστήματα για κινητά, συμπεριλαμβανομένων Android και iOS.

Οικοσύστημα: Ένα πλούσιο οικοσύστημα εργαλείων και βιβλιοθηκών για την επέκταση της χρήσης του στη μηχανική μάθηση και τη βαθιά μάθηση.

Οπτικοποίηση: Συνοδεύεται από το TensorBoard, ένα εργαλείο για την οπτικοποίηση μοντελοποίησης και απόδοσης νευρωνικών δικτύων.

Ανάπτυξη: Τα μοντέλα μπορούν να αναπτυχθούν σχεδόν σε οποιαδήποτε συσκευή ή πλατφόρμα όπου είναι διαθέσιμη η Python ή/και η Java.

Μοντέλα TensorFlow και Μηχανικής Μάθησης

Το TensorFlow είναι ιδιαίτερα γνωστό για τις δυνατότητές του στη βαθιά μάθηση, όπου χρησιμοποιείται εκτενώς για εργασίες όπως η αναγνώριση εικόνας και ομιλίας, οι εφαρμογές που βασίζονται σε κείμενο και η ενισχυτική μάθηση. Το TensorFlow 2.x, η πιο πρόσφατη κύρια έκδοση, δίνει έμφαση στην απλότητα και την ευκολία χρήσης, με ενημερώσεις όπως η πρόθυμη εκτέλεση, διαισθητικά API υψηλότερου επιπέδου και ευέλικτη δημιουργία μοντέλων σε οποιαδήποτε πλατφόρμα.

TensorFlow Lite

Το TensorFlow Lite είναι η “ελαφριά” λύση του TensorFlow για κινητές συσκευές και ενσωματωμένες συσκευές. Επιτρέπει τα συμπεράσματα μηχανικής μάθησης στη συσκευή με χαμηλό λανθάνοντα χρόνο και μικρό δυαδικό μέγεθος. Το TensorFlow Lite υποστηρίζει την επιτάχυνση υλικού με το API νευρωνικών δικτύων Android.

3.2.1.1.1 Εκτίμηση θέσης με TensorFlow

Το TensorFlow υποστηρίζει προηγμένα μοντέλα μηχανικής μάθησης όπως το MoveNet και το PoseNet για εκτίμηση πόζας. Η εκτίμηση πόζας είναι μια κρίσιμη εφαρμογή σε τομείς όπως το διαδραστικό παιχνίδι, η επαυξημένη πραγματικότητα και τα αθλητικά αναλυτικά στοιχεία, όπου χρησιμοποιείται για την παρακολούθηση της θέσης και του προσανατολισμού των αρθρώσεων ενός ατόμου σε εικόνες και βίντεο.

MoveNet και PoseNet

PoseNet: Είναι ένα νευρωνικό δίκτυο που προβλέπει ανθρώπινες φιγούρες σε εικόνες υπολογίζοντας πού βρίσκονται οι βασικές αρθρώσεις του σώματος. Ήταν ένα από τα πρώτα μοντέλα που ήταν διαθέσιμα για εκτίμηση πόζας.

MoveNet: Ένα πιο πρόσφατο και προηγμένο μοντέλο από το PoseNet. Το MoveNet διατίθεται σε δύο εκδόσεις: Lightning και Thunder. Το Lightning είναι βελτιστοποιημένο για ταχύτητα και είναι κατάλληλο για εφαρμογές σε πραγματικό χρόνο σε κινητές συσκευές, ενώ το Thunder παρέχει υψηλότερη ακρίβεια με κόστος αυξημένων υπολογιστικών πόρων.

3.2.1.2 Περιπτώσεις χρήσης και Εφαρμογές

Οι δυνατότητες μηχανικής μάθησης του TensorFlow χρησιμοποιούνται σε διάφορους τομείς, από ιατρικά διαγνωστικά συστήματα έως προγνωστική συντήρηση στην κατασκευή και πέρα από αυτό. Η ευελιξία του TensorFlow το καθιστά επιλογή τόσο για ακαδημαϊκά ερευνητικά έργα όσο και για επιχειρηματικές λύσεις.

Περίληψη

Το TensorFlow παρέχει ένα ολοκληρωμένο, ευέλικτο οικοσύστημα εργαλείων και βιβλιοθηκών για τη δημιουργία εφαρμογών μηχανικής μάθησης. Είναι κατάλληλο για ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, από έργα αρχαρίων έως εξελιγμένα, κλιμακούμενα μοντέλα μηχανικής μάθησης που απαιτούν υπολογιστικούς πόρους υψηλής απόδοσης [11].

3.2.2 MediaPipe

Το MediaPipe είναι ένα ευέλικτο πλαίσιο ανοιχτού κώδικα που έχει σχεδιαστεί για τη δημιουργία πολυτροπικών αγωγών εφαρμοσμένης μηχανικής μάθησης. Αναπτύχθηκε από την Google, προσφέρει στους προγραμματιστές προκατασκευασμένες λύσεις και εργαλεία για τη διευκόλυνση της δημιουργίας και της ανάπτυξης μοντέλων μηχανικής μάθησης για εργασίες που σχετίζονται με την επεξεργασία πολυμέσων, συμπεριλαμβανομένης της ανάλυσης βίντεο και εικόνας.

Ακολουθεί μια πιο ολοκληρωμένη ματιά στο MediaPipe και τα χαρακτηριστικά του:

3.2.2.1 Βασικά χαρακτηριστικά του MediaPipe:

Λειτουργικότητα μεταξύ πλατφορμών: Το MediaPipe υποστηρίζει διάφορες πλατφόρμες, συμπεριλαμβανομένων των Android, iOS, επιτραπέζιων υπολογιστών, ακόμη και ιστού. Αυτή η πολλαπλή συμβατότητα το καθιστά εξαιρετικά ευέλικτο για την ενσωμάτωση λύσεων ML σε διαφορετικές συσκευές και περιβάλλοντα.

Προκατασκευασμένες λύσεις: Έρχεται με πολλές έτοιμες προς χρήση λύσεις για εργασίες όπως ανίχνευση προσώπου, παρακολούθηση χεριών, εκτίμηση πόζας και ανίχνευση αντικειμένων. Αυτές οι λύσεις είναι βελτιστοποιημένες για να προσφέρουν υψηλή απόδοση με εφαρμογές σε πραγματικό χρόνο.

Ευέλικτη Αρχιτεκτονική: Το πλαίσιο επιτρέπει την εύκολη προσαρμογή και επέκταση των δυνατοτήτων του. Οι προγραμματιστές μπορούν να ενσωματώσουν προσαρμοσμένα μοντέλα ML ή να τροποποιήσουν υπάρχοντες αγωγούς ώστε να ανταποκρίνονται σε συγκεκριμένες απαιτήσεις.

Αποτελεσματική επεξεργασία: Το MediaPipe διασφαλίζει την αποτελεσματική χρήση των πόρων υλικού βελτιστοποιώντας τη διοχέτευση επεξεργασίας, η οποία είναι κρίσιμη για εφαρμογές ευαίσθητες στην απόδοση, όπως η ανάλυση βίντεο σε πραγματικό χρόνο.

Εργαλεία οπτικοποίησης: Περιλαμβάνει εργαλεία που βοηθούν στην οπτικοποίηση των διαφορετικών σταδίων του αγωγού επεξεργασίας, κάτι που είναι απαραίτητο για τον εντοπισμό σφαλμάτων και τη βελτιστοποίηση της απόδοσης.

Εφαρμογές του MediaPipe: Επαυξημένη πραγματικότητα (εξής AR): Παρακολουθώντας τις στάσεις των χεριών, των προσώπων και του σώματος, το MediaPipe επιτρέπει την ανάπτυξη διαδραστικών εμπειριών AR.

Αναγνώριση χειρονομιών: Χρήσιμο σε διεπαφές χρήστη και παιχνίδια, όπου οι χειρονομίες μπορούν να χρησιμεύσουν ως είσοδοι για τον έλεγχο ενεργειών ή την πλοήγηση στα μενού.

Αναγνώριση Δραστηριότητας: Η αναγνώριση των ανθρώπινων δραστηριοτήτων μέσω της εκτίμησης πόζας βοηθάει σε τομείς όπως η αθλητική ανάλυση και η παρακολούθηση ασθενών στην υγειονομική περίθαλψη.

Τηλεδιάσκεψη: Λειτουργίες όπως η τμηματοποίηση φόντου σε πραγματικό χρόνο και τα εφέ κατακόρυφου λειτουργίας καθίστανται δυνατά από τις δυνατότητες του MediaPipe.

3.2.2.2 Συστατικά:

Πλαίσια και εργαλεία: Το MediaPipe χρησιμοποιεί ένα πλαίσιο που βασίζεται σε γραφήματα, όπου κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει ένα βήμα υπολογισμού, επιτρέποντας ευέλικτους σχεδιασμούς αγωγών.

Μοντέλα ML: Αξιοποιεί το TensorFlow και άλλα πλαίσια μηχανικής μάθησης για να παρέχει τις βασικές του δυνατότητες, χρησιμοποιώντας συχνά ελαφριά μοντέλα κατάλληλα για κινητές συσκευές και συσκευές αιχμής [12].

3.2.3 Google ML kit

Το Pose Detection API του Google ML Kit είναι ένα ισχυρό εργαλείο που έχει σχεδιαστεί για να επιτρέπει στους προγραμματιστές να ενσωματώνουν εύκολα τις δυνατότητες ανίχνευσης πόζας στις εφαρμογές τους, χωρίς να απαιτείται βαθιά τεχνογνωσία μηχανικής μάθησης. Ακολουθεί μια πιο λεπτομερής ανάλυση των δυνατοτήτων, των δυνατοτήτων και των πιθανών εφαρμογών του

3.2.3.1 Επισκόπηση τεχνολογίας

Δυνατότητες σε πραγματικό χρόνο: Το Pose Detection API μπορεί να επεξεργάζεται ροές βίντεο ή στατικές εικόνες σε πραγματικό χρόνο, προσδιορίζοντας τις θέσεις του σώματος ενός θέματος μέσω μιας σειράς σκελετικών ορόσημων.

Ανίχνευση ορόσημων: Προσδιορίζει 33 βασικά σημεία στο σώμα, τα οποία περιλαμβάνουν σημεία αναφοράς του προσώπου (μάτια, αυτιά, μύτη και στόμα), καθώς και σημεία στα χέρια και τα πόδια.

Απαιτήσεις εικόνας: Η αποτελεσματική ανίχνευση πόζας απαιτεί το πρόσωπο του θέματος να είναι ορατό και ιδανικά, ολόκληρο το σώμα πρέπει να βρίσκεται μέσα στο κάδρο. Ωστόσο, μπορεί επίσης να ανιχνεύσει μερικές στάσεις σώματος, όπου μη αναγνωρισμένα ορόσημα τοποθετούνται εκτός των ορίων της εικόνας.

3.2.3.2 Βασικά χαρακτηριστικά

Συμβατότητα μεταξύ πλατφορμών: Το API παρέχει μια συνεπή εμπειρία σε πλατφόρμες Android και iOS.

Δύο εκδόσεις SDK: Υπάρχουν δύο διαθέσιμες επιλογές SDK:

Βασικό SDK: Βελτιστοποιημένο για απόδοση σε πραγματικό χρόνο σε σύγχρονα smartphone, επιτυγχάνοντας ρυθμούς καρέ περίπου 30 FPS σε Android και 45 FPS σε iOS.

Ακριβές SDK: Επικεντρώνεται στην παροχή πιο ακριβών συντεταγμένων ορόσημων με μειωμένο ρυθμό καρέ.

Βαθμολογία InFrameLikelihood: Κάθε ορόσημο συνοδεύεται από μια βαθμολογία πιθανότητας, που υποδεικνύει το επίπεδο εμπιστοσύνης της παρουσίας του ορόσημου μέσα στο πλαίσιο.

Z Coordinate: Παρέχει ανάλυση βάθους υποδεικνύοντας εάν μέρη του σώματος βρίσκονται μπροστά ή πίσω από τους γοφούς.

3.2.3.3 Ανίχνευση πόζας έναντι αναγνώρισης προσώπου

Διαφορές: Σε αντίθεση με τις τεχνολογίες αναγνώρισης προσώπου που προσπαθούν να αναγνωρίσουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά και εκφράσεις του προσώπου, η ανίχνευση πόζας προσδιορίζει αυστηρά τις θέσεις του σώματος χωρίς να ερμηνεύει τις ίδιες τις στάσεις.

Ανίχνευση Single-Person: Το API έχει σχεδιαστεί για να ανιχνεύει τη στάση του μοναδικού πιο εξέχοντος ατόμου στο πλαίσιο της εικόνας.

Εφαρμογές και χρήσεις

Εφαρμογές Fitness and Health: Οι προγραμματιστές μπορούν να δημιουργήσουν εφαρμογές που αναλύουν τη στάση των χρηστών κατά τη διάρκεια προπονήσεων ή συνεδριών φυσικοθεραπείας.

Παιχνίδι και επαυξημένη πραγματικότητα: Βελτίωση των διαδραστικών εμπειριών παιχνιδιού επιτρέποντας στους παίκτες να ελέγχουν τις ενέργειες μέσω των κινήσεων του σώματός τους.

Αλληλεπίδραση ανθρώπου-υπολογιστή: Διευκόλυνση πιο διαισθητικών αλληλεπιδράσεων μεταξύ χρηστών και συστημάτων υπολογιστών μέσω της αναγνώρισης χειρονομιών.

3.2.3.4 Υλοποίηση και Προσβασιμότητα

Ευκολία χρήσης: Το API έχει σχεδιαστεί για να είναι απλό στην εφαρμογή, απαιτώντας μόνο λίγες γραμμές κώδικα, καθιστώντας το προσβάσιμο ακόμη και για προγραμματιστές με περιορισμένες γνώσεις μηχανικής μάθησης.

3.2.3.5 Μελλοντικές δυνατότητες

Ανάπτυξη προσαρμοσμένων αλγορίθμων: Αν και το API δεν κατανοεί ή ταξινομεί εγγενώς τις στάσεις, οι προγραμματιστές έχουν την ευελιξία να δημιουργήσουν τους δικούς τους αλγόριθμους για να ερμηνεύσουν συγκεκριμένες στάσεις για διαφορετικές εφαρμογές, επεκτείνοντας ενδεχομένως τη χρησιμότητά του σε διάφορους τομείς [13].

3.3 Ανάλυση Δεδομένων

Χρήση στατιστικών μεθόδων για τη σύγκριση της απόδοσης διαφορετικών αλγορίθμων στην καταγραφή κίνησης και την ανίχνευση πόζας, προσδιορίζοντας την πιο αποτελεσματική προσέγγιση για ανάδραση σε πραγματικό χρόνο και προσαρμογή των πρωτοκόλλων θεραπείας.

Κεφάλαιο 4

4. Αποτελέσματα

4.1 Εισαγωγή

Ο στόχος είναι να αξιολογηθεί η απόδοση τριών αλγορίθμων ανίχνευσης πόζας - TensorFlow, Mediapipe και Google ML Kit - χρησιμοποιώντας ένα γνωστό σύνολο δεδομένων εικόνων σε τρεις διαφορετικές αναλύσεις: αρχικές διαστάσεις, 800 x 600 και 400 x 296. Ο στόχος είναι να δείξουμε ότι η προσιτή τεχνολογία μπορεί να παρέχει ακριβή, σε πραγματικό χρόνο αξιολόγηση με χαμηλό σφάλμα ακρίβειας για την υποστήριξη της φυσικοθεραπείας.

4.2 Μεθοδολογία

Για να αξιολογήσω την απόδοση κάθε αλγορίθμου, ανέλυσα δύο βασικές μετρήσεις:

Correct Keypoints (%): Το ποσοστό των σωστά προσδιορισμένων σημείων του σώματος για κάθε εικόνα.

Average precision(px): Το μέσο σφάλμα ακριβείας σε pixel για κάθε σημείο του ανθρώπινου σώματος που αναγνώρισε ο κάθε αλγόριθμος σε κάθε φωτογραφία.

Η αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε σε εικόνες τόσο στις αρχικές διαστάσεις των εικόνων όσο και σε εικόνες που υποβλήθηκαν σε επεξεργασία σε διαστάσεις 800 x 600 και 400 x 296. Η αναλύσεις αυτές έχουν επιλεγεί σύμφωνα με την προδιαγραφές της ESP32 κάμερας.(Εικόνα 1) Το σύνολο δεδομένων περιλάμβανε διάφορες εικόνες σχετικές με αθλήματα, συγκεκριμένα baseball [14], tennis [15] και skateboarding [16].

Mode	Width	Height	Frame rate
UXGA	1600	1200	15
SCGA	800	600	30
CIF	400	296	60

Πίνακας 1: Διαστάσεις εισόδου ESP32

4.2.1 Επεξεργασία Δεδομένων Ανά Εικόνα

Για την αξιολόγηση της απόδοσης των αλγορίθμων ανίχνευσης πόζας (TensorFlow, Mediapipe, και Google ML Kit), ακολούθησα τα εξής βήματα:

- Συλλογή συντεταγμένων για κάθε μέρος του σώματος.
- Εισαγωγή των συντεταγμένων σε αρχεία Excel ανά εικόνα και διάσταση
- Ανάλυση των δεδομένων για τον υπολογισμό των σωστών σημείων και της μέσης ακρίβειας.

Result									Reported metrics	
Body Part	Ground Truth		Mediapipe		Distance	Has ground truth value	Was Recognized	Error	Percentage of Correct Keypoints	100%
	X	Y	X	Y					Average Precision	7,00
Nose	145	74	143,58	75,76	2,26	TRUE	TRUE	2,26		
Left Eye	147	66	142,50	67,00	4,61	TRUE	TRUE	4,61		
Right Eye	137	69	136,37	67,44	1,68	TRUE	TRUE	1,68		
Left Ear	0	0	131,75	66,01	147,36	FALSE	FALSE			
Right Ear	115	68	119,63	67,04	4,73	TRUE	TRUE	4,73		
Left Shoulder	138	92	137,62	99,59	7,60	TRUE	TRUE	7,60		
Right Shoulder	82	116	80,59	117,61	2,14	TRUE	TRUE	2,14		
Left Elbow	151	128	158,53	141,91	15,82	TRUE	TRUE	15,82		
Right Elbow	101	180	101,41	181,37	1,43	TRUE	TRUE	1,43		
Left Wrist	181	178	181,79	181,60	3,69	TRUE	TRUE	3,69		
Right Wrist	135	233	132,50	231,19	3,09	TRUE	TRUE	3,09		
Left Hip	129	200	125,05	217,48	17,92	TRUE	TRUE	17,92		
Right Hip	94	213	91,51	220,59	7,99	TRUE	TRUE	7,99		
Left Knee	146	294	133,47	297,99	13,15	TRUE	TRUE	13,15		
Right Knee	105	302	109,83	301,44	4,86	TRUE	TRUE	4,86		
Left Ankle	116	390	114,30	384,59	5,67	TRUE	TRUE	5,67		
Right Ankle	74	406	82,57	393,24	15,37	TRUE	TRUE	15,37		
Neck	110	104	109,11	108,60						
Error threshold (75%)		34,57								

Πίνακας 2: Επεξεργασία δεδομένων ανά εικόνα

Η παραπάνω εικόνα δείχνει τον τρόπο που αποθηκεύονται και επεξεργάζονται τα δεδομένα για κάθε εικόνα. Οι συντεταγμένες των σημείων σώματος καταγράφονται και αναλύονται για τον υπολογισμό της απόστασης, του σφάλματος και της ακρίβειας.

4.2.2 Επεξεργασία Δεδομένων Ανά Αλγόριθμο

Αποτελέσματα						
Εικόνα	TensorFlow		Mediarpipe		GoogleMlkit	
	Correct Keypoints	Average Precision	Correct Keypoints	Average Precision	Correct Keypoints	Average Precision
19432	100%	8,20	100%	7,00	100%	8,03
33759	88%	7,57	88%	7,54	94%	8,66
43816	80%	6,90	87%	7,66	87%	8,55
44877	100%	10,04	100%	11,39	100%	12,97
65736	100%	7,11	100%	6,85	100%	8,10
79969	87%	8,23	87%	7,76	87%	8,36
80022	88%	5,67	63%	5,75	63%	5,96
83172						
85772	100%	4,78	100%	7,81	93%	5,57
88970	100%	5,10	100%	7,55	93%	11,34
123213	80%	11,92	0%		0%	
125472	100%	7,93	60%	7,59	60%	8,24
127530	83%	29,44	100%	12,25	100%	19,47
132931	100%	5,15	100%	5,19	100%	5,29
133244	87%	4,30	100%	3,77	100%	3,72
151629	100%	8,13	33%	32,38	42%	26,60
162581						
192670	63%	5,01	100%	4,78	94%	4,37
197658	100%	12,74	100%	13,81	100%	18,01
205105	100%	4,06	100%	6,19	100%	6,43
223955	45%	20,50	82%	7,39	73%	8,57
223959	100%	9,78	100%	10,39	100%	13,65
237071	100%	7,47	93%	5,47	93%	7,97
239773	100%	7,57	85%	15,58	92%	16,97
240023	100%	11,51	93%	12,37	86%	11,17
253695	100%	18,67	82%	30,96	91%	37,66
274411	94%	7,97	100%	6,46	100%	7,80
370375	100%	5,60	100%	16,69	100%	15,81
382009	100%	7,44	100%	12,43	100%	13,15
386879	100%	7,36	42%	53,10	100%	14,74
403122	100%	5,94	100%	4,30	100%	4,04
409198	100%	9,37	100%	8,97	100%	9,22
427160						
444142	100%	9,36	87%	9,97	100%	18,45
464144	100%	8,42	100%	7,66	100%	8,18
474344	100%	9,17	100%	6,20	100%	8,19
515982	75%	13,35	83%	28,60	58%	31,36
522889	88%	7,94	100%	10,55	94%	12,00
548339						

Πίνακας 3: Αναλυτικά αποτελέσματα

Η παραπάνω εικόνα παρουσιάζει τα αναλυτικά αποτελέσματα που περιλαμβάνουν το ποσοστό των σημείων που έχουν αναγνωριστεί και το μέσο σφάλμα ακρίβειας για τις διάφορες εικόνες. Τα αποτελέσματα αυτά αποτελούν κρίσιμο μέρος της αξιολόγησης των αλγορίθμων.

Αποτέλεσμα										
TensorFlow										
Correct Keypoints					Average Precision					
Average	Median	Max	Min	Interquartile Range	Average	Median	Max	Min	Interquartile Range	
85%	85%	100%	0%	18%	4,82	4,82	13,71	2,61	1,93	
Αποτέλεσμα										
Mediarpipe										
Correct Keypoints					Average Precision					
Average	Median	Max	Min	Interquartile Range	Average	Median	Max	Min	Interquartile Range	
82%	82%	100%	0%	40%	5,79	5,79	16,00	1,65	3,19	
Αποτέλεσμα										
Google ML kit										
Correct Keypoints					Average Precision					
Average	Median	Max	Min	Interquartile Range	Average	Median	Max	Min	Interquartile Range	
75%	75%	100%	0%	49%	6,73	6,73	17,76	1,60	4,73	

Πίνακας 4: Συγκεντρωτικά αποτελέσματα των αλγορίθμων

Οι παραπάνω πίνακες παρουσιάζουν τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα των αλγορίθμων TensorFlow, Mediarpipe, και Google ML Kit. Αυτά τα αποτελέσματα περιλαμβάνουν στατιστικά μέτρα όπως ο μέσος όρος, η διάμεσος, οι μέγιστες και ελάχιστες τιμές, η IQR για τα σωστά σημεία και το μέσο σφάλμα ακρίβειας. Οι συγκεντρωτικοί πίνακες παρέχουν μια ολοκληρωμένη εικόνα της απόδοσης των αλγορίθμων, διευκολύνοντας την κατανόηση των δεδομένων και την λήψη αποφάσεων για την επιλογή του καταλληλότερου αλγορίθμου για εφαρμογές φυσικοθεραπείας.

Οι παραπάνω διαδικασίες ακολουθήθηκαν για όλες τις διαστάσεις που αναλύθηκαν.

4.3 Original

Η απόδοση κάθε αλγορίθμου στις αρχικές διαστάσεις συνοψίζονται στους παρακάτω πίνακες:

4.3.1 Tensor flow

Αποτέλεσμα										
TensorFlow										
Correct Keypoints					Average Precision					
Average	Median	Max	Min	Interquartile Range	Average	Median	Max	Min	Interquartile Range	
84%	84%	100%	0%	17%	9,13	9,13	29,44	4,06	3,84	

Πίνακας 5: Αποτελέσματα από τα ορθά αναγνωρισμένα σημεία και η μέση ακρίβεια για τις αρχικές διαστάσεις στο TensorFlow

Mediapipe

Αποτέλεσμα										
Mediapipe										
Correct Keypoints					Average Precision					
Average	Median	Max	Min	Interquartile Range	Average	Median	Max	Min	Interquartile Range	
79%	79%	100%	0%	18%	11,83	11,83	53,10	3,77	5,99	

Πίνακας 6: Αποτελέσματα από τα ορθά αναγνωρισμένα σημεία και η μέση ακρίβεια για τις αρχικές διαστάσεις στο Mediapipe

4.3.2 Google ML kit

Αποτέλεσμα										
Google ML kit										
Correct Keypoints					Average Precision					
Average	Median	Max	Min	Interquartile Range	Average	Median	Max	Min	Interquartile Range	
79%	79%	100%	0%	27%	12,02	12,02	37,66	3,72	7,08	

Εικόνα 7: Αποτελέσματα από τα ορθά αναγνωρισμένα σημεία και η μέση ακρίβεια για τις αρχικές διαστάσεις στο Google ML kit

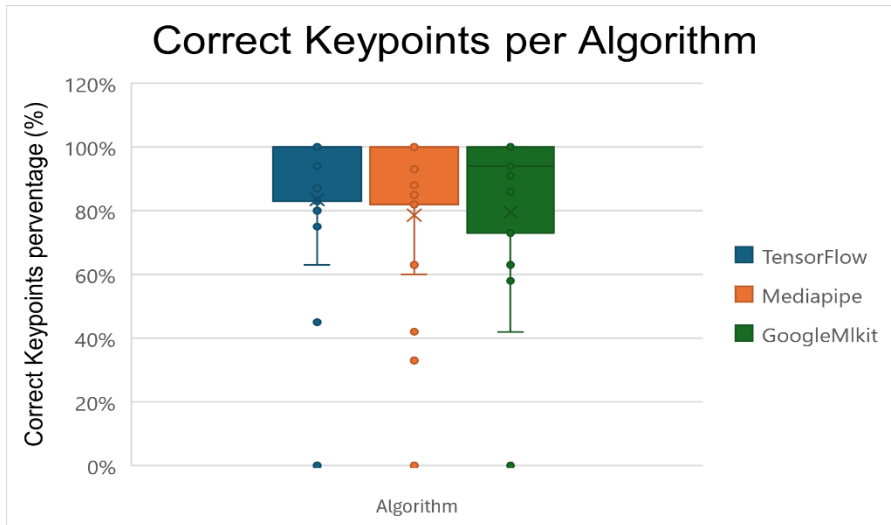
Η αξιολόγηση των αλγορίθμων TensorFlow, Mediapipe και Google ML Kit στις αρχικές διαστάσεις της εικόνας υπογραμμίζει σημαντικές διαφορές στην απόδοσή τους όσον αφορά τον σωστό εντοπισμό σημείων του ανθρώπινου σώματος και το μέσο σφάλμα ακρίβειας. Τα αποτελέσματα συνοψίζονται ως εξής:

Το TensorFlow έδειξε την υψηλότερη ακρίβεια με ένα μέσο σωστό ποσοστό ανίχνευσης σημείων του ανθρώπινου σώματος 84%. Διατήρησε επίσης το χαμηλότερο μέσο σφάλμα ακρίβειας στα 9,13 pixel, υποδεικνύοντας υψηλή συνέπεια και αξιοπιστία στον εντοπισμό σημείων ανθρώπινου σώματος σε όλο το σύνολο δεδομένων. Το IQR και για τις δύο μετρήσεις ήταν σχετικά χαμηλό (17% για σωστά σημεία του ανθρώπινου σώματος και 3,84 pixel για μέση ακρίβεια), δίνοντας περαιτέρω έμφαση στη σταθερότητα και την ακρίβεια του TensorFlow.

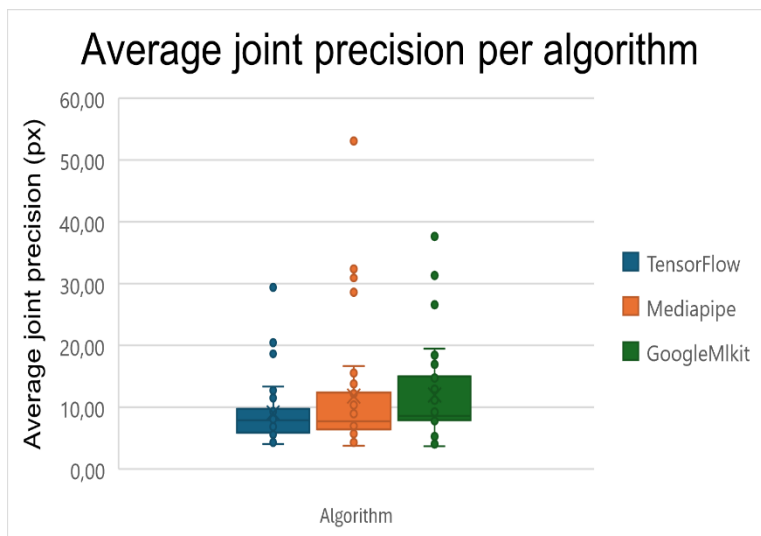
Το Mediapipe έδειξε συγκρίσιμο σωστό ποσοστό ανίχνευσης σημείων του ανθρώπινου σώματος με μέσο όρο 79%. Ωστόσο, το μέσο σφάλμα ακριβείας του ήταν ελαφρώς υψηλότερο στα 11,83 pixel. Παρόλα αυτά, η απόδοση του Mediapipe ήταν σχετικά σταθερή, όπως υποδεικνύεται από τις τιμές IQR του 18% για την ορθή ανίχνευσης των σημείων και 5,99 pixel για το μέσο σφάλμα ακρίβειας. Αυτό υποδηλώνει ότι το Mediapipe εξακολουθεί να θεωρείται αξιόπιστη επιλογή, αν και με ελαφρώς υψηλότερο περιθώριο σφάλματος σε σύγκριση με το TensorFlow.

Το Google ML Kit πέτυχε επίσης ένα μέσο σωστό ποσοστό ανίχνευσης σημείων του ανθρώπινου σώματος 79%, παρόμοιο με το Mediapipe. Ωστόσο, εμφάνισε το υψηλότερο μέσο σφάλμα ακρίβειας στα 12,02 pixel και τη μεγαλύτερη μεταβλητότητα (IQR 27% για σωστά σημεία του ανθρώπινου σώματος και 7,08 pixel για μέσο σφάλμα ακρίβειας). Αυτό

υποδηλώνει ότι ενώ το Google ML Kit μπορεί να ανιχνεύσει αποτελεσματικά σημεία, η ακρίβεια και η συνέπειά του είναι χαμηλότερες σε σύγκριση με τους άλλους δύο αλγόριθμους.



Γράφημα1: Ποσοστό ορθών ανιχνεύσιμων σημείων για αρχικές διαστάσεις



Γράφημα2: Μέσο σφάλμα ακρίβειας για τις αρχικές διαστάσεις

Συμπερασματικά, το TensorFlow ξεχωρίζει ως ο πιο ακριβής και με χαμηλό μέσο σφάλμα ακρίβειας αλγόριθμος για την ανίχνευση πόζας στην αρχικές διαστάσεις εικόνας, καθιστώντας τον την προτιμώμενη επιλογή για εφαρμογές που απαιτούν υψηλή ακρίβεια και συνέπεια. Το Mediapipe προσφέρει μια ανταγωνιστική εναλλακτική, ιδιαίτερα όταν είναι αποδεκτά ελαφρώς υψηλότερα περιθώρια σφάλματος. Το Google ML Kit, αν και χρήσιμο, μπορεί να μην είναι η καλύτερη επιλογή για σενάρια που απαιτούν υψηλή ακρίβεια λόγω της υψηλότερης μεταβλητότητας και του σφάλματος ακρίβειας.

4.4 400 x 296

Η απόδοση κάθε αλγορίθμου στις διαστάσεις 400 x 296 συνοψίζονται στους παρακάτω πίνακες:

4.4.1 Tensorflow

Αποτέλεσμα									
TensorFlow									
Correct Keypoints					Average Precision				
Average	Median	Max	Min	Interquartile Range	Average	Median	Max	Min	Interquartile Range
85%	85%	100%	0%	18%	4,82	4,82	13,71	2,61	1,93

Πίνακας 8: Αποτελέσματα από τα ορθά αναγνωρισμένα σημεία και η μέση ακρίβεια για τις διαστάσεις 400 x 296 στο TensorFlow

4.4.2 Mediapipe

Αποτέλεσμα									
Mediapipe									
Correct Keypoints					Average Precision				
Average	Median	Max	Min	Interquartile Range	Average	Median	Max	Min	Interquartile Range
82%	82%	100%	0%	40%	5,79	5,79	16,00	1,65	3,19

Πίνακας 9: Αποτελέσματα από τα ορθά αναγνωρισμένα σημεία και η μέση ακρίβεια για τις διαστάσεις 400 x 296 στο Mediapipe

4.4.3 GoogleMlkit

Αποτέλεσμα									
Google ML kit									
Correct Keypoints					Average Precision				
Average	Median	Max	Min	Interquartile Range	Average	Median	Max	Min	Interquartile Range
75%	75%	100%	0%	49%	6,73	6,73	17,76	1,60	4,73

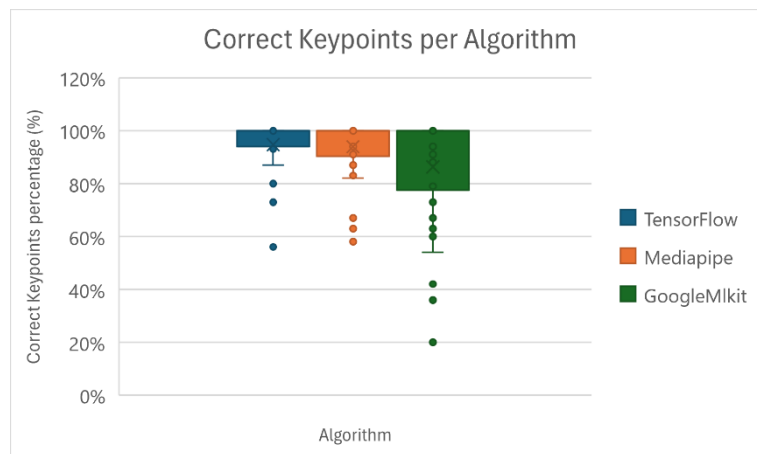
Πίνακας 10: Αποτελέσματα από τα ορθά αναγνωρισμένα σημεία και η μέση ακρίβεια για τις διαστάσεις 400x296 στο Google ML kit

Η αξιολόγηση απόδοσης των αλγορίθμων TensorFlow, Mediapipe και Google ML Kit σε ανάλυση εικόνας 400 x 296 παρέχει περαιτέρω πληροφορίες σχετικά με την καταλληλότητά τους για εφαρμογές χαμηλής ανάλυσης. Τα συνοπτικά αποτελέσματα έχουν ως εξής:

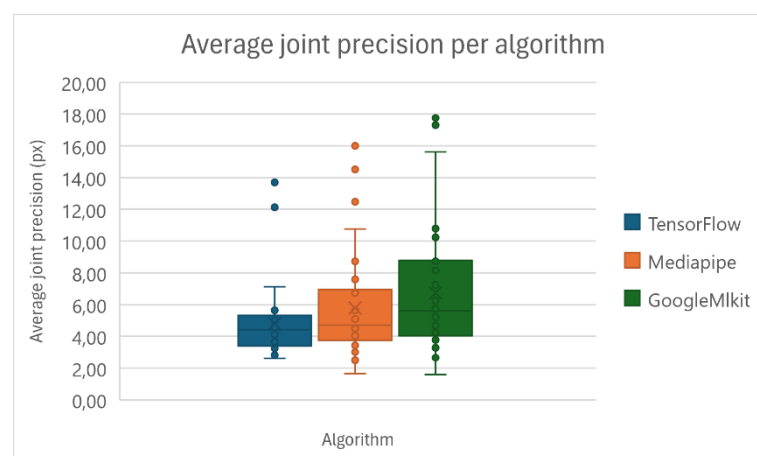
Το TensorFlow διατήρησε την υψηλή του απόδοση με ένα μέσο σωστό ποσοστό ανίχνευσης σημείων του ανθρώπινου σώματος 85%, το οποίο είναι ελαφρώς υψηλότερο από την απόδοσή του στις αρχικές διαστάσεις της εικόνας. Εμφάνισε επίσης το χαμηλότερο μέσο σφάλμα ακρίβειας στα 4,82 pixel. Το IQR για τα ορθά ανιχνεύσιμα σημεία ήταν 18%, και για το σφάλμα ακρίβειας, ήταν 1,93 pixel, υποδεικνύοντας υψηλή συνέπεια και αξιοπιστία στον εντοπισμό σημείων του ανθρώπινου σώματος ακόμη και σε χαμηλότερες αναλύσεις.

Το Mediapipe έδειξε σταθερή απόδοση με μέσο όρο σωστό ποσοστό ανίχνευσης σημείων του ανθρώπινου σώματος 82%. Το μέσο σφάλμα ακριβείας του ήταν 5,97 pixel, ελαφρώς υψηλότερο από το TensorFlow, αλλά εξακολουθεί να βρίσκεται σε αποδεκτό εύρος. Οι τιμές IQR ήταν 10% για τα σωστά σημεία και 3,19 pixel για μέση ακρίβεια, υποδηλώνοντας λογική συνέπεια και αξιοπιστία.

Το Google ML Kit είχε τη χαμηλότερη απόδοση όσον αφορά τον σωστό εντοπισμό σημείων του ανθρώπινου σώματος στο 75% και το υψηλότερο μέσο σφάλμα ακρίβειας στα 6,73 pixel. Η μεταβλητότητα ήταν επίσης υψηλότερη με IQR 14% για σωστά σημεία του ανθρώπινου σώματος και 4,73 pixel για μέσο σφάλμα ακρίβειας. Αυτό δείχνει ότι η απόδοση του Google ML Kit είναι λιγότερο αξιόπιστη και πιο μεταβλητή σε χαμηλότερες αναλύσεις σε σύγκριση με τους άλλους αλγόριθμους.



Γράφημα3: Ποσοστό ορθών ανιχνεύσιμων σημείων για διαστάσεις 400 x 296



Γράφημα4: Μέσο σφάλμα ακρίβειας για τις διαστάσεις 400 x 296

Συμπερασματικά, το TensorFlow συνεχίζει να επιδεικνύει ανώτερη απόδοση στην ανάλυση 400 x 296, διατηρώντας υψηλή ακρίβεια, καθιστώντας το την προτιμώμενη επιλογή για εφαρμογές ανίχνευσης πόζας χαμηλής ανάλυσης. Το Mediapipe παραμένει μια ανταγωνιστική εναλλακτική με καλή απόδοση και λογική συνέπεια. Ωστόσο, το Google ML Kit εμφανίζει μεγαλύτερη μεταβλητότητα και χαμηλότερη ακρίβεια, υποδηλώνοντας ότι μπορεί να μην είναι η καλύτερη επιλογή για εφαρμογές που απαιτούν ακριβή και συνεπή εντοπισμό σημείων ανθρώπινου σώματος σε χαμηλότερες αναλύσεις.

4.5 800 x 600

4.5.1 Tensorflow

Αποτέλεσμα										
TensorFlow										
Correct Keypoints					Average Precision					
Avarage	Median	Max	Min	Interquartile Range	Avarage	Median	Max	Min	Interquartile Range	
95%	95%	100%	69%	7%	9,66	9,66	24,21	5,37	4,39	

Πίνακας 11: Αποτελέσματα από τα ορθά αναγνωρισμένα σημεία και η μέση ακρίβεια για τις διαστάσεις 800 x 600 στο Tensorflow

4.5.2 Mediarpipe

Αποτέλεσμα										
Mediarpipe										
Correct Keypoints					Average Precision					
Average	Median	Max	Min	Interquartile Range	Avarage	Median	Max	Min	Interquartile Range	
93%	93%	100%	33%	7%	12,16	12,16	37,79	3,26	6,67	

Πίνακας 12: Αποτελέσματα από τα ορθά αναγνωρισμένα σημεία και η μέση ακρίβεια για τις διαστάσεις 800 x 600 στο Mediarpipe

4.5.3 Google ML kit:

Αποτέλεσμα										
Google ML kit										
Correct Keypoints					Average Precision					
Average	Median	Max	Min	Interquartile Range	Avarage	Median	Max	Min	Interquartile Range	
88%	88%	100%	40%	16%	14,24	14,24	40,38	3,47	9,46	

Πίνακας 13: Αποτελέσματα από τα ορθά αναγνωρισμένα σημεία και η μέση ακρίβεια για τις διαστάσεις 800 x 600 στο Google ML kit

Η αξιολόγηση απόδοσης των αλγορίθμων TensorFlow, Mediaripe και Google ML Kit σε ανάλυση εικόνας 800 x 600 ενισχύει περαιτέρω την κατανόησή μας για τις δυνατότητές τους.

Τα συνοπτικά αποτελέσματα έχουν ως εξής:

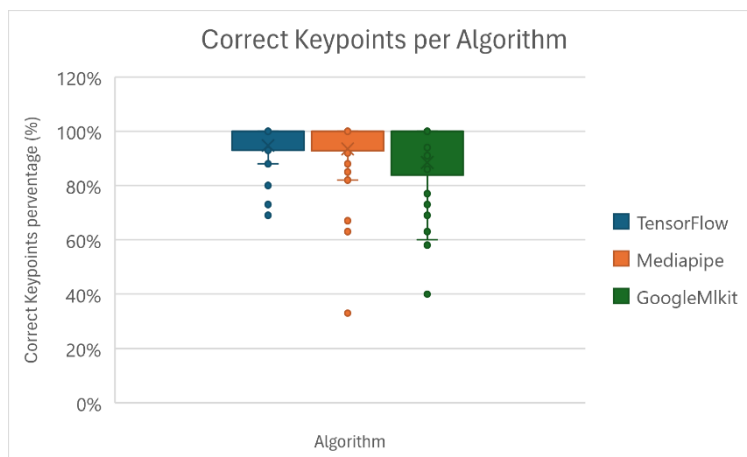
Το TensorFlow επέδειξε εξαιρετική απόδοση με μέσο σωστό ρυθμό ανίχνευσης σημείων κλειδιών 95%. Επίσης, παρουσίασε το χαμηλότερο μέσο σφάλμα ακρίβειας στα 9,66 pixel. Το IQR για τα σωστά σημεία-κλειδιά ήταν 7%, και για τη μέση ακρίβεια, ήταν 4,39 pixel, υποδεικνύοντας υψηλή συνέπεια και αξιοπιστία στον εντοπισμό σημείων σε αυτήν την ανάλυση. Το ελάχιστο ποσοστό των ορθά ανιχνεύσιμων σημείων που εντοπίστηκαν ήταν 69%, δείχνοντας μια ισχυρή βασική απόδοση.

Το Mediaripe έδειξε στιβαρή απόδοση με μέσο σωστό ποσοστό ανίχνευσης σημείων 93%. Το μέσο σφάλμα ακρίβειας του ήταν 12,16 pixel, ελαφρώς υψηλότερο από το TensorFlow, αλλά εξακολουθεί να βρίσκεται σε ένα εξαιρετικά αποδεκτό εύρος. Οι τιμές IQR ήταν 7% για τα σωστά σημεία και 6,67 pixel για μέση ακρίβεια, υποδηλώνοντας λογική συνέπεια και αξιοπιστία. Το ελάχιστο ποσοστό των σωστών σημείων που εντοπίστηκαν ήταν 33%, το οποίο είναι χαμηλότερο από το TensorFlow, αλλά εξακολουθεί να είναι ενδεικτικό της ισχυρής απόδοσης.

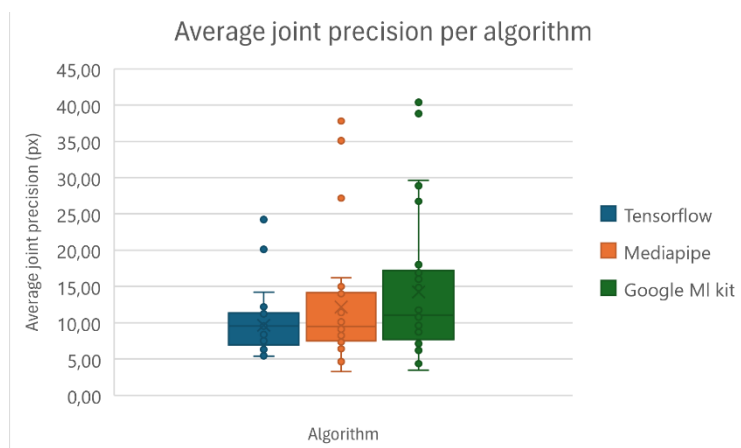
Το Google ML Kit πέτυχε ένα μέσο σωστό ποσοστό ανίχνευσης σημείων κλειδιών 88%, χαμηλότερο από το TensorFlow και το Mediaripe. Είχε το υψηλότερο μέσο σφάλμα ακρίβειας στα 14,24 pixel, με IQR 16% για σωστά ανιχνεύσιμα σημεία και 9,46 pixel για μέσο σφάλμα ακρίβειας. Αυτό δείχνει ότι η απόδοση του Google ML Kit είναι λιγότερο αξιόπιστη και πιο μεταβλητή σε αυτήν την ανάλυση σε σύγκριση με τους άλλους αλγόριθμους. Το ελάχιστο ποσοστό των σωστών σημείων που εντοπίστηκαν ήταν 40%, αντικατοπτρίζοντας μεγαλύτερη διακύμανση στην απόδοση.

Συμπερασματικά, το TensorFlow συνεχίζει να επιδεικνύει ανώτερη απόδοση στην ανάλυση 800 x 600, διατηρώντας υψηλή ακρίβεια και χαμηλό μέσο σφάλμα ακρίβειας, καθιστώντας το την προτιμώμενη επιλογή για εφαρμογές ανίχνευσης πόζας σε αυτήν την ανάλυση. Το Mediapipe παραμένει μια ανταγωνιστική εναλλακτική με ισχυρή απόδοση και λογική συνέπεια. Ωστόσο, το Google ML Kit εμφανίζει μεγαλύτερη μεταβλητότητα και χαμηλότερη ακρίβεια, υποδηλώνοντας ότι μπορεί να μην είναι η καλύτερη επιλογή για εφαρμογές που απαιτούν ακριβή και συνεπή εντοπισμό σημείων σε υψηλότερες αναλύσεις.

Αυτά τα ευρήματα, σε συνδυασμό με τα αποτελέσματα από άλλες αναλύσεις, ενισχύουν τα προηγούμενα συμπεράσματα σχετικά με τα σχετικά δυνατά σημεία κάθε αλγόριθμου και υποστηρίζουν περαιτέρω την καταλληλότητα του TensorFlow για εφαρμογές φυσικοθεραπείας σε πραγματικό χρόνο χρησιμοποιώντας τεχνολογία κάμερας χαμηλού κόστους. Το Mediapipe μπορεί επίσης να θεωρηθεί βιώσιμη επιλογή όταν το TensorFlow δεν είναι εφικτό. Ωστόσο, τα υψηλότερα ποσοστά σφαλμάτων και η μεταβλητότητα του Google ML Kit περιορίζουν την εφαρμογή του σε σενάρια που απαιτούν υψηλή ακρίβεια.



Γράφημα5: Ποσοστό ορθών ανιχνεύσιμων σημείων για τις διαστάσεις 800 x 600



Γράφημα6: Μέσο σφάλμα ακρίβειας για αρχικές διαστάσεις 800 x 600

Συμπερασματικά, το TensorFlow ξεπέρασε σταθερά το Mediapipe και το Google ML Kit όσον αφορά την εύρεσής σημείων του ανθρώπινου σώματος και την ακρίβεια που τα ανιχνεύει. Η υψηλή συνέπεια και το σφάλμα χαμηλής ακρίβειας του TensorFlow το καθιστούν τον καταλληλότερο αλγόριθμο για εφαρμογές φυσικοθεραπείας σε πραγματικό χρόνο, όπου η ακριβής και αξιόπιστη ανίχνευση πόζας είναι ζωτικής σημασίας. Το Mediapipe, με τη σταθερή του απόδοση, χρησιμεύει ως μια ισχυρή εναλλακτική λύση, ειδικά σε περιπτώσεις όπου η ενσωμάτωση του TensorFlow ενδέχεται να μην είναι δυνατή. Το Google ML Kit, παρόλο που είναι χρήσιμο, παρουσιάζει μεγαλύτερη μεταβλητότητα και λιγότερη ακρίβεια, καθιστώντας το λιγότερο ιδανικό για εφαρμογές που απαιτούν υψηλή ακρίβεια και συνέπεια.

Αυτή η έρευνα υποστηρίζει τη δυνατότητα χρήσης προσβάσιμης και οικονομικά προσιτής τεχνολογίας για τη βελτίωση των εμπειριών αποκατάστασης των επιζώντων από καρκίνο του μαστού. Αξιοποιώντας κάμερες χαμηλού κόστους και προηγμένους αλγόριθμους όπως το TensorFlow, είναι δυνατό να παρέχουμε αποτελεσματικές λύσεις φυσικοθεραπείας σε πραγματικό χρόνο, βελτιώνοντας έτσι την ποιότητα της φροντίδας και της υποστήριξης για τους επιζώντες.

4.6 Σύγκριση Απόδοσης Αλγορίθμων Εκτίμησης Πόζας Σε Πραγματικό Χρόνο

4.6.1 Εισαγωγή

Στην παρούσα ενότητα, παρουσιάζεται η σύγκριση της απόδοσης τριών αλγορίθμων εκτίμησης πόζας (TensorFlow, Mediapipe, και Google ML Kit) σε πραγματικό χρόνο χρησιμοποιώντας την κάμερα κινητού τηλεφώνου. Ο στόχος είναι να αναδειχθεί ποιος αλγόριθμος προσφέρει την καλύτερη ακρίβεια και απόδοση σε πραγματικό χρόνο για εφαρμογές φυσικοθεραπείας.

4.6.2 Μεθοδολογία Δοκιμών

Για την αξιολόγηση των αλγορίθμων, χρησιμοποιήθηκε ένα κινητό τηλέφωνο ως η κύρια συσκευή καταγραφής, ενώ οι αλγόριθμοι εκτελούνταν σε πραγματικό χρόνο.

Οι συνθήκες των δοκιμών περιλάμβαναν:

Περιβάλλον: Οι δοκιμές πραγματοποιήθηκαν σε ένα εσωτερικό δωμάτιο με επαρκή φωτισμό.

Συσκευή: Χρησιμοποιήθηκε κινητό τηλέφωνο με τις εξής προδιαγραφές: [Μάρκα: Samsung, Μοντέλο: Galaxy S20, Επεξεργαστής: Exynos 990 442 MHz – 2,73 GHz , Μνήμη: 8GB].

Αλγόριθμοι: TensorFlow / Mediapipe / Google ML Kit

Μέτρα Απόδοσης: Καταγράφηκαν τα fps και η ακρίβεια ανίχνευσης βασικών σημείων του σώματος για κάθε αλγόριθμο.

4.6.3 Αποτελέσματα

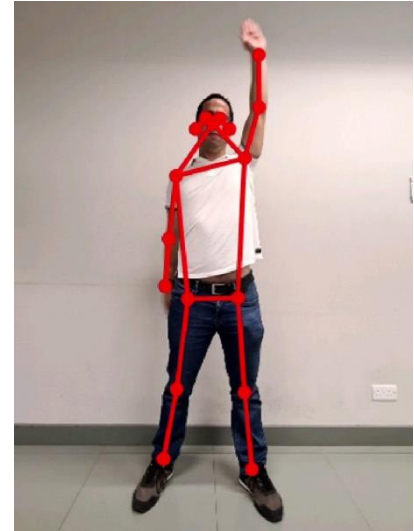
Οι δοκιμές έδειξαν τα ακόλουθα αποτελέσματα:

4.6.3.1 TensorFlow:

fps: 8-12

Ακρίβεια ανίχνευσης σημείων: Υψηλή συνέπεια και αξιοπιστία

Εικόνες από τις δοκιμές:

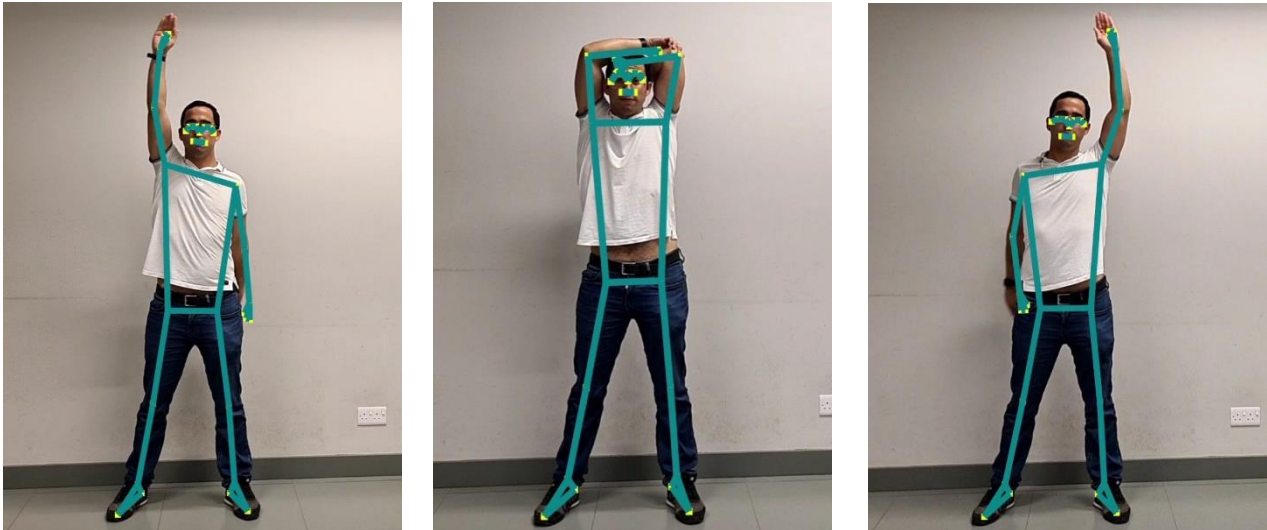


4.6.3.2 Mediapipe:

fps: 10-15

Ακρίβεια ανίχνευσης σημείων: Σχετικά υψηλή με ελαφρώς αυξημένο σφάλμα

Εικόνες από τις δοκιμές:

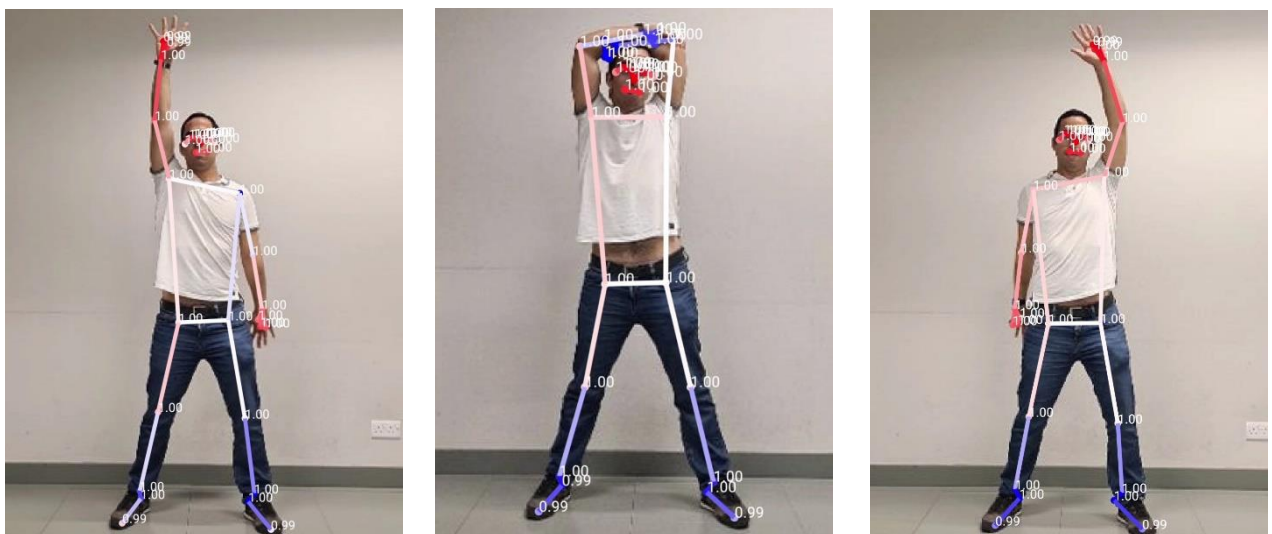


4.6.3.3 Google ML Kit:

fps: 10-12

Ακρίβεια ανίχνευσης σημείων: Μέτρια με μεγαλύτερη μεταβλητότητα

Εικόνες από τις δοκιμές:



4.6.4 Συζήτηση

Από την ανάλυση των αποτελεσμάτων προκύπτουν τα εξής:

4.6.4.1 TensorFlow:

Διατήρησε την υψηλότερη ακρίβεια ανίχνευσης σημείων, με σταθερή απόδοση σε fps, αν και ελαφρώς χαμηλότερα από το Mediapipe.

Οι εικόνες καταδεικνύουν ότι ο αλγόριθμος μπορεί να ανιχνεύσει με συνέπεια και ακρίβεια τα βασικά σημεία του σώματος σε διάφορες στάσεις.

4.6.4.2 Mediapipe:

Παρουσίασε υψηλότερη απόδοση σε fps (10-15), κάτι που το καθιστά κατάλληλο για εφαρμογές σε πραγματικό χρόνο.

Οι εικόνες δείχνουν μια ικανοποιητική ακρίβεια στην ανίχνευση των βασικών σημείων του σώματος, με μικρή μεταβλητότητα στα αποτελέσματα.

4.6.4.3 Google ML Kit:

Είχε καλή απόδοση σε fps (10-12) αλλά με μεγαλύτερη μεταβλητότητα στην ακρίβεια ανίχνευσης σημείων.

Οι εικόνες αποκαλύπτουν ότι ο αλγόριθμος μπορεί να ανιχνεύσει τα σημεία του σώματος, αλλά με μικρότερη ακρίβεια και συνέπεια σε σύγκριση με τους άλλους αλγόριθμους.

Συμπέρασμα

Με βάση τα αποτελέσματα των δοκιμών:

Το TensorFlow αναδεικνύεται ως ο πιο αξιόπιστος αλγόριθμος για ανίχνευση πόζας σε εφαρμογές φυσικοθεραπείας σε πραγματικό χρόνο, λόγω της υψηλής ακρίβειας και σταθερότητάς του.

Το Mediapipe προσφέρει μια εξαιρετική εναλλακτική λύση, ειδικά όταν προτιμάται μεγαλύτερη απόδοση σε fps.

Το Google ML Kit, αν και χρήσιμο, παρουσιάζει μεγαλύτερη μεταβλητότητα και είναι λιγότερο κατάλληλο για εφαρμογές που απαιτούν αυστηρή ακρίβεια.

Κεφάλαιο 5

5. Συζήτηση – Συμπεράσματα

5.1 Συζήτηση

5.1.1 Απόδοση σε όλες τις αναλύσεις

Τα αποτελέσματα της αξιολόγησης υποδεικνύουν ότι το TensorFlow ξεπερνά σταθερά το Mediapipe και το Google ML Kit τόσο ως προς το ποσοστό της ορθής εύρεσης των σημείων του ανθρώπινου σώματος όσο και ως προς το μέσο σφάλμα ακρίβειας σε όλες τις δοκιμασμένες αναλύσεις. Συγκεκριμένα, το TensorFlow διατήρησε τον υψηλότερο μέσο όρο των σωστών σημείων (95% σε ανάλυση 800 x 600) και τον χαμηλότερο μέσο όρο σφάλματος ακρίβειας (9,66 pixel σε ανάλυση 800 x 600). Αυτό καθιστά το TensorFlow την πιο αξιόπιστη επιλογή για ανίχνευση πόζας υψηλής ακρίβειας.

Το Mediapipe, ενώ έδειξε βελτίωση στον σωστό εντοπισμό αρθρώσεων με αυξημένη ανάλυση, έδειξε ελαφρώς υψηλότερο μέσο σφάλμα ακρίβειας σε σύγκριση με το TensorFlow. Ωστόσο, παραμένει ένας ισχυρός ανταγωνιστής με απόδοση που κλιμακώνεται καλά με την ανάλυση, επιτυγχάνοντας κατά μέσο όρο 93% σωστά σημεία και μέσο σφάλμα ακρίβειας 12,16 pixel σε ανάλυση 800 x 600.

Το Google ML Kit παρουσίασε την υψηλότερη μεταβλητότητα και τη μικρότερη συνέπεια, ιδιαίτερα σε χαμηλότερες αναλύσεις. Το μέσο ποσοστό σωστών σημείων του ήταν χαμηλότερο (88% σε ανάλυση 800 x 600) και είχε το υψηλότερο μέσο σφάλμα ακριβείας (14,24 pixel σε ανάλυση 800 x 600). Αυτό υποδηλώνει ότι ενώ είναι χρήσιμο, μπορεί να μην είναι η καλύτερη επιλογή για σενάρια που απαιτούν υψηλή ακρίβεια και συνέπεια.

5.1.2 Επεκτασιμότητα με Ανάλυση

Η επεκτασιμότητα κάθε αλγορίθμου με διαφορετικές αναλύσεις εικόνας αποκαλύπτει σημαντικές πληροφορίες:

Το TensorFlow διατήρησε την ακρίβεια του σε διαφορετικές αναλύσεις, παρουσιάζοντας ελάχιστη υποβάθμιση στην απόδοση. Αυτό είναι ζωτικής σημασίας για εφαρμογές σε πραγματικό χρόνο όπου αναμένονται διαφορετικές ποιότητες εικόνας, διασφαλίζοντας ότι το TensorFlow μπορεί να παρέχει σταθερά αποτελέσματα ανεξάρτητα από τις αλλαγές ανάλυσης.

Το Mediapipe κλιμάκωσε επίσης καλά με την ανάλυση, αν και είχε ελαφρώς υψηλότερο περιθώριο σφάλματος σε σύγκριση με το TensorFlow. Η απόδοσή του ήταν σημαντικά καλύτερη από το Google ML Kit τόσο σε υψηλή όσο και σε χαμηλή ανάλυση.

Το Google ML Kit έδειξε σημαντική διακύμανση, ιδιαίτερα σε χαμηλότερες αναλύσεις, καθιστώντας το λιγότερο προβλέψιμο και αξιόπιστο για εφαρμογές κάμερας σε πραγματικό χρόνο, χαμηλού κόστους.

5.1.3 Καταλληλότητα για Φυσικοθεραπεία

Τα ευρήματα της μελέτης υποδηλώνουν ότι:

Το TensorFlow είναι ο πιο κατάλληλος αλγόριθμος για εφαρμογές φυσικοθεραπείας σε πραγματικό χρόνο λόγω της υψηλής ακρίβειας και του χαμηλού σφάλματος. Αυτό το καθιστά ιδανικό για εργασίες που απαιτούν ακριβή εντοπισμό των αρθρώσεων, όπως παρακολούθηση και καθοδήγηση ασκήσεων φυσικοθεραπείας.

Το Mediapipe είναι επίσης μια βιώσιμη επιλογή, ειδικά εάν η ενσωμάτωση του TensorFlow δεν είναι εφικτή. Η καλή του απόδοση και η επεκτασιμότητα με ανάλυση το καθιστούν ισχυρό υποψήφιο.

Το Google ML Kit μπορεί να μην είναι ιδανικό για εφαρμογές που απαιτούν υψηλή συνέπεια και ακρίβεια λόγω της μεγαλύτερης μεταβλητότητάς του. Ωστόσο, θα μπορούσε να είναι χρήσιμο σε λιγότερο απαιτητικά σενάρια.

5.2 Συμπέρασμα

Αυτή η μελέτη επιβεβαιώνει τη σκοπιμότητα χρήσης τεχνολογίας κάμερας χαμηλού κόστους, σε συνδυασμό με προηγμένους αλγόριθμους ανίχνευσης πόζας, για την υποστήριξη υψηλής ποιότητας φυσικοθεραπείας σε πραγματικό χρόνο για επιζώντες από καρκίνο του μαστού.

Μεταξύ των αλγορίθμων που αξιολογήθηκαν:

Το TensorFlow αναδεικνύεται ως η πιο αξιόπιστη επιλογή, προσφέροντας υψηλή ακρίβεια με χαμηλό σφάλμα ακρίβειας σε διαφορετικές αναλύσεις εικόνας.

Το Mediapipe χρησιμεύει ως μια ισχυρή εναλλακτική λύση, παρέχοντας καλή απόδοση με ελαφρώς υψηλότερο σφάλμα ακρίβειας.

Το Google ML Kit, παρά το γεγονός ότι είναι λιγότερο συνεπές, παραμένει μια βιώσιμη επιλογή για εφαρμογές που απαιτούν λιγότερη ακρίβεια.

Αυτά τα ευρήματα υποστηρίζουν τις δυνατότητες της προσβάσιμης και οικονομικά προσιτής τεχνολογίας για τη βελτίωση των εμπειριών αποκατάστασης για τους επιζώντες από καρκίνο του μαστού. Αξιοποιώντας κάμερες χαμηλού κόστους και προηγμένους αλγόριθμους, είναι δυνατό να παρέχουμε αποτελεσματικές λύσεις φυσικοθεραπείας σε πραγματικό χρόνο, βελτιώνοντας έτσι την ποιότητα της φροντίδας και της υποστήριξης για τους επιζώντες χωρίς την επιπρόσθετη οικονομική τους επιβάρυνση.

5.3 Μελλοντική έρευνα

Η μελλοντική έρευνα θα μπορούσε να διερευνήσει:

Ενσωμάτωση και δοκιμές πραγματικού κόσμου: Εφαρμογή αυτών των αλγορίθμων σε ένα πραγματικό περιβάλλον φυσικοθεραπείας για την αξιολόγηση της απόδοσής τους σε δυναμικά περιβάλλοντα.

Βελτιστοποίηση αλγορίθμων: Περαιτέρω βελτιστοποίηση αυτών των αλγορίθμων για καλύτερη απόδοση σε υλικό χαμηλού κόστους.

Εμπειρία χρήστη: Αξιολόγηση της εμπειρίας χρήστη και της ικανοποίησης των επισκεπτών από καρκίνο του μαστού που χρησιμοποιούν αυτές τις τεχνολογίες κατά τη διάρκεια των συνεδριών φυσικοθεραπείας τους.

Αυτή η έρευνα θέτει τις βάσεις για την ανάπτυξη οικονομικά αποδοτικών, υψηλής ακρίβειας συστημάτων ανίχνευσης στάσης που μπορούν να υιοθετηθούν ευρέως στη φυσικοθεραπεία, προσφέροντας σημαντικά οφέλη τόσο στους παρόχους υγειονομικής περίθαλψης όσο και στους ασθενείς.

Βιβλιογραφία

- [1] Zhou, Z., Li, J., Wang, H., Luan, Z., Li, Y., & Peng, X. (2021). Upper limb rehabilitation system based on virtual reality for breast cancer patients: development and usability study. *PloS one*, *16*(12), e0261220.
- [2] Yazdipour, A. B., Saeedi, S., Bostan, H., Masoorian, H., Sajjadi, H., & Ghazisaeeidi, M. (2023). Opportunities and challenges of virtual reality-based interventions for patients with breast cancer: a systematic review. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, *23*(1), 17.
- [3] Adesida, Y., Papi, E., & McGregor, A. H. (2019). Exploring the role of wearable technology in sport kinematics and kinetics: A systematic review. *Sensors*, *19*(7), 1597.
- [4] Rana, M., & Mittal, V. (2020). Wearable sensors for real-time kinematics analysis in sports: A review. *IEEE Sensors Journal*, *21*(2), 1187-1207.
- [5] Milosevic, B., Leardini, A., & Farella, E. (2020). Kinect and wearable inertial sensors for motor rehabilitation programs at home: State of the art and an experimental comparison. *Biomedical engineering online*, *19*, 1-26
- [6] Tian, Q., Xu, M., Yu, L., Yang, S., & Zhang, W. (2023). The efficacy of virtual reality-based interventions in breast cancer-related symptom management: A systematic review and meta-analysis. *Cancer nursing*, *46*(5), E276-E287.
- [7] Mathieu J., Daneau C., Doyon A., Marchand A. and Descarreaux M. (2022), Conservative interventions and clinical outcome measures used in the perioperative rehabilitation of breast cancer patients undergoing mastectomy: a scoping review. *BMC Women's Health*, *22*(1), 343.
- [8] Mohammad, E. B., & Ahmad, M. (2019). Virtual reality as a distraction technique for pain and anxiety among patients with breast cancer: A randomized control trial. *Palliative & supportive care*, *17*(1), 29-34.
- [9] Liu, W., Bao, Q., Sun, Y., & Mei, T. (2022). Recent advances of monocular 2d and 3d human pose estimation: a deep learning perspective. *ACM Computing Surveys*, *55*(4), 1-41.
- [10] Frangoudes, F., Matsangidou, M., Schiza, E. C., Neokleous, K., & Pattichis, C. S. (2022). Assessing human motion during exercise using machine learning: A literature review. *IEEE Access*, *10*, 86874-86903.

Δικτυογραφία

[11] [Pose estimation | TensorFlow Lite](#), ημερομηνία πρόσβασης 30/ 04/2024.

[12] [Pose landmark detection guide | Edge | Google for Developers](#), ημερομηνία πρόσβασης 14/04/2024.

[13] <https://developers.google.com/ml-kit/vision/pose-detection>, ημερομηνία πρόσβασης 23/03/2024.

Πηγές εικόνων

[14] <http://images.cocodataset.org/zips/val2017.zip> , ref. number: 000000197658 ημερομηνία πρόσβασης 29 /03/2024.

[15] <http://images.cocodataset.org/zips/val2017.zip> , ref. number: 000000125472, ημερομηνία πρόσβασης 29 /03/2024.

[16] <http://images.cocodataset.org/zips/val2017.zip> , ref. number 000000151629, ημερομηνία πρόσβασης 29 /03/2024.