



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ**

**ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ**

**ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΚΩΝ ΚΑΙ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΚΩΝ  
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ**

**ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ**

**ΔΙΑΔΙΚΤΥΟ ΤΩΝ ΠΡΑΓΜΑΤΩΝ: ΕΥΦΥΗ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΑ ΣΕ ΔΙΚΤΥΑ ΝΕΑΣ  
ΓΕΝΙΑΣ**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**Ανάπτυξη συστήματος άσκησης μέσω παιχνιδιών  
στην τρίτη ηλικία με δυναμική προσαρμογή  
δυσκολίας**

**Δανούσης  
Μιχαήλ  
Α.Μ.: 32420005**

**ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΓΚΟΥΜΟΠΟΥΛΟΣ ΧΡΗΣΤΟΣ,  
ΑΝΑΠΛΗΡΩΤΗΣ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ**

**ΜΕΛΗ ΕΞΕΤΑΣΤΙΚΗΣ ΕΠΙΤΡΟΠΗΣ:  
ΣΤΑΜΑΤΑΤΟΣ ΕΥΣΤΑΘΙΟΣ, ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ  
ΣΥΜΕΩΝΙΔΗΣ ΠΑΝΑΓΙΩΤΗΣ, ΑΝΑΠΛΗΡΩΤΗΣ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ**

**ΣΑΜΟΣ 2023**

## Ευχαριστίες

Ολοκληρώνοντας την παρούσα Διπλωματική εργασία και παράλληλα τις υποχρεώσεις μου για την απόκτηση του μεταπτυχιακού διπλώματος του προγράμματος μεταπτυχιακών σπουδών «Διαδίκτυο των Πραγμάτων: Ευφυή Περιβάλλοντα σε Δίκτυα νέας Γενιάς» του τμήματος Μηχανικών Πληροφοριακών και Επικοινωνιακών Συστημάτων, θα ήθελα αρχικά να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή μου Γκουμόπουλο Χρήστο για την πολύτιμη υποστήριξη και καθοδήγηση που μου παρείχε σε όλα τα στάδια ανάπτυξης της συγκεκριμένης εργασίας. Επίσης τον ευχαριστώ για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε και συνεχίζει να μου δείχνει στην μέχρι τώρα πορεία της ερευνητικής μου δράσης.

Παράλληλα θα ήθελα να ευχαριστήσω τον πατέρα μου Γεώργιο Δανούση για την στήριξη και την παροχή της πολυδιάστατης βοήθειάς του σε μεγάλο αριθμό περιπτώσεων.

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω την μητέρα μου Δήμητρα Σπανού για την έμπνευση και τις ιδιαίτερα διορατικές πληροφορίες που μου δίνει μέσω των επιστημονικών συζητήσεων που κατά καιρούς έχουμε.

© 2023

του

Μιχαήλ Δανούσης

Τμήμα Μηχανικών Πληροφοριακών και Επικοινωνιακών Συστημάτων

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ

## Περίληψη

Η συγκεκριμένη εργασία εντάσσεται στο ευρύτερο πλαίσιο ανάπτυξης της πλατφόρμας παιχνιδιών σοβαρού σκοπού Game2AWE. Η εν λόγω πλατφόρμα απευθύνεται σε χρήστες τρίτης ηλικίας και έχει ως σκοπό την σωματική και γνωστική βελτίωση και συντήρηση των χρηστών της. Η πλατφόρμα, χρησιμοποιεί τεχνολογίες Kinect V2, Virtual Reality, και έξυπνο πάτωμα (μία συσκευή που δημιουργήθηκε για τις ανάγκες του έργου και επιτρέπει στον χρήστη να παίζει παιχνίδια μέσω της μετακίνησης του βάρους του) για την υλοποίηση των παιχνιδιών της. Η συγκεκριμένη διπλωματική εργασία εστιάζει στην ανάπτυξη και λειτουργία των παιχνιδιών που χρησιμοποιούν την τεχνολογία Kinect V2 καθώς είναι τα παιχνίδια που αφορούν στη δική μας συμμετοχή στην ανάπτυξη των παιχνιδιών. Επίσης διαθέτει ένα εκτεταμένο σύστημα αποθήκευσης δεδομένων, με τη χρήση του οποίου κατά την πιλοτική μελέτη που διεξήχθη στα πλαίσια του ομώνυμου με την πλατφόρμα έργου “Game2AWE”, δημιουργήθηκε ένα σύνολο δεδομένων που περιείχε ένα μεγάλο αριθμό εγγραφών από συμβάντα και ενέργειες που καταγράφηκαν κατά την διάρκεια παιχνιδιού. Αυτό σύνολο δεδομένων χρησιμοποιήθηκε αργότερα για την ανάπτυξη δύο επιπλέον συστημάτων της πλατφόρμας μέσω χρήσης αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης. Το πρώτο σύστημα που αναπτύχθηκε αφορά σε ένα μηχανισμό αυτόματης αξιολόγησης της κινητικής και γνωστικής κατάστασης του χρήστη την ώρα που αυτός χρησιμοποιεί κάποιο παιχνίδι της πλατφόρμας. Το δεύτερο σύστημα αφορά στην προσθήκη Δυναμικής Προσαρμογής Δυσκολίας μέσω της χρήσης μοντέλων Μηχανικής Μάθησης τα οποία προβλέπουν στοιχεία του παιχνιδιού παρέχοντας έτσι πληροφορίες για τις βέλτιστες τιμές των παραμέτρων δυσκολίας του παιχνιδιού. Στο παρόν κείμενο αναλύεται ο σχεδιασμός και η υλοποίηση της πλατφόρμας, η ανάπτυξη μοντέλων μηχανικής μάθησης για αυτόματη αξιολόγηση γνωστικών και σωματικών λειτουργιών του χρήστη, καθώς και για υλοποίηση της Δυναμικής Προσαρμογής Δυσκολίας, χρησιμοποιώντας τα δεδομένα της πιλοτικής έρευνας που διεξήχθη.

## **Abstract**

This thesis is part of the wider development framework of the serious gaming platform Game2AWE. The platform in question is aimed at elderly users and aims at the physical and cognitive improvement and maintenance of its users. The platform uses technologies like Kinect sensor, Virtual Reality, and the smart floor (a device created for the needs of the project allowing the user to play games by moving his weight) for the implementation of the games. This thesis focuses on the development and operation of games that use Kinect V2 technology as they are the games that concern my own participation in the development of the games. It has also an extensive data storage system, with the use of which, during the pilot study carried out within the framework of the synonymous to the platform project named “Game2AWE”, a data set was created containing a large number of records from events and actions recorded during the time of play. This data set was then used to develop two additional systems of the platform through the use of Machine Learning algorithms. The first developed system concerns an automatic evaluation mechanism of the user's motor and cognitive state while he is using a game on the platform. The second system is about adding Dynamic difficulty adjustment using Machine Learning models which predict game elements thus providing information on the optimal values of game difficulty parameters. This text analyzes the design and implementation of the platform, the development of machine learning models for the automatic evaluation of the user's cognitive and physical functions, as well as the implementation of Dynamic Difficulty Adaptation, using the data of the pilot study conducted.

## Πίνακας περιεχομένων

Ευχαριστίες .....	2
Περίληψη .....	4
Abstract.....	5
Πίνακας περιεχομένων .....	6
Πίνακας Εικόνων .....	8
Πίνακας Σχημάτων .....	10
Πίνακας Πινάκων .....	12
Ακρωνύμια.....	13
1 Εισαγωγή.....	14
1.1 Αντικείμενο.....	14
1.2 Θεματικά Πεδία .....	15
1.2.1 Παιχνίδια Σοβαρού Σκοπού .....	15
1.2.2 Παιχνίδια Άσκησης.....	16
1.2.3 Αυτόματη Αξιολόγηση Χρήστη .....	17
1.2.4 Δυναμική Προσαρμογή Δυσκολίας.....	17
1.2.5 Μηχανική Μάθηση .....	18
1.2.6 Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης με επίβλεψη.....	19
1.3 Στόχοι .....	23
1.4 Δομή .....	24
2 Βιβλιογραφική Επισκόπηση.....	26
2.1 Ιστορία του Gaming .....	26
2.2 Παιχνίδια Σοβαρού Σκοπού στον τομέα της υγείας.....	28
2.3 Παιχνίδια και Ηλικιωμένοι .....	29
3 Πλατφόρμα Παιχνιδιών Game2AWE.....	31
3.1 Περιγραφή Πλατφόρμας.....	31
3.2 Τεχνολογίες .....	31
3.3 Μηχανή Παιχνιδιών Unity .....	35
3.4 Σύστημα Βάσης Δεδομένων .....	37
3.5 Σχεδιασμός και Αρχιτεκτονική Πλατφόρμας.....	38

3.6	Παιχνίδια .....	42
3.7	Δεδομένα και Πιλοτική μελέτη.....	44
4	Αυτόματη Αξιολόγηση Χρήστη .....	60
4.1	Εισαγωγή .....	60
4.2	Σχετικές Έρευνες .....	62
4.3	Δεδομένα.....	63
4.4	Τεχνικές μηχανικής μάθησης .....	69
4.5	Αποτελέσματα .....	70
4.6	Σύνοψη αυτόματης αξιολόγησης .....	72
5	Δυναμική Προσαρμογή Δυσκολίας .....	74
5.1	Σχετικές Έρευνες και η δική μας Προσέγγιση .....	74
5.2	Προσαρμογή δυσκολίας βάσει κανόνων .....	75
5.2.1	Περιγραφή Μεθόδου .....	75
5.2.2	Εφαρμογή και αποτελέσματα ΔΠΔ βάσει κανόνων.....	76
5.3	Προσαρμογή δυσκολίας με Μηχανική μάθηση .....	77
5.3.1	ΔΠΔ Βάσει απόδοσης χρήστη .....	78
5.3.2	ΔΠΔ Βάσει προτίμησης χρήστη.....	85
6	Συμπεράσματα.....	91
6.1	Επεκτάσεις της πλατφόρμας Game2AWE .....	91
6.2	Επεκτάσεις στην Αυτόματη Αξιολόγηση Χρήστη .....	92
6.3	Επεκτάσεις στην Δυναμική Προσαρμογή Δυσκολίας.....	92
	Βιβλιογραφία .....	95

## Πίνακας Εικόνων

Εικόνα 1.1: Wii .....	16
Εικόνα 1.2 : Kinect V2 .....	16
Εικόνα 1.3: Προβλέψεις για τον όγκο δεδομένων στο ίντερνετ τα επόμενα χρόνια .....	19
Εικόνα 1.4 : Αλγόριθμοι ταξινόμησης και Αλγόριθμοι Παλινδρόμησης στον τομέα της Μηχανικής Μάθησης.....	20
Εικόνα 1.5 : Λογιστική Παλινδρόμηση .....	20
Εικόνα 1.6 : Δέντρο Απόφασης .....	21
Εικόνα 1.7 : Τυχαίο Δάσος .....	22
Εικόνα 1.8 : Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης.....	22
Εικόνα 1.9: Νευρωνικά Δίκτυα.....	23
Εικόνα 2.1: Senet .....	27
Εικόνα 2.2: Mahjong .....	27
Εικόνα 2.3.....	28
Εικόνα 2.4.....	28
Εικόνα 2.5.....	28
Εικόνα 3.1: (α) .....	31
Εικόνα 3.2: (β) .....	31
Εικόνα 3.3: (γ).....	31
Εικόνα 3.4: Διαμόρφωση περιβάλλοντος για παιχνίδια τεχνολογίας Kinect.....	32
Εικόνα 3.5: Τεχνολογία VR Oculus Quest 2 .....	33
Εικόνα 3.6 : Τα συστατικά στοιχεία ενός πλακιδίου.....	34
Εικόνα 3.7: Διασύνδεση τροφοδοσίας έξυπνου πατάματος .....	34
Εικόνα 3.8 : Οθόνη εκτέλεσης της μηχανής παιχνιδιών Unity την ώρα επεξεργασίας του παιχνιδιού Fruit Harvest.....	36
Εικόνα 3.9 Κομάτι κώδικα από την κλάση Kinect Manager η οποία διαχειρίζεται τις ενέργειες του αισθητήρα Kinect .....	37
Εικόνα 3.10 : ACID (Atomicity, Consistency, Isolation, Durability) .....	38
Εικόνα 3.11: (α) .....	39
Εικόνα 3.12 : (β).....	39
Εικόνα 3.13 (α).....	41
Εικόνα 3.14 (β).....	41
Εικόνα 3.15 (γ).....	41
Εικόνα 3.16 (δ).....	41
Εικόνα 3.17 : Αρχιτεκτονική πλατφόρμας Game2AWE.....	42



Εικόνα 3.18 Hole in the wall.....	43
Εικόνα 3.19 Bazaar .....	43
Εικόνα 3.20 Whack a Mole.....	43
Εικόνα 3.21 (α).....	43
Εικόνα 3.22 (β).....	43
Εικόνα 3.23: Στιγμιότυπο από το παιχνίδι "Fruit Harvest", μέρος του θέματος "Life on a Farm", το οποίο βασίζεται στον αισθητήρα κίνησης Kinect .....	44
Εικόνα 3.24 (α') .....	49
Εικόνα 3.25 (β') .....	49
Εικόνα 3.26 (γ').....	49
Εικόνα 5.1: Στιγμιότυπο παιχνιδιού στο οποίο ο παίκτης ερωτάται για την προτίμησή του μεταξύ του παρόντος και του αμέσως προηγούμενου γύρου που έχει παίξει. ....	86

## Πίνακας Σχημάτων

Σχήμα 1.1 Wii: είναι ένα σύστημα για τον χειρισμό βιντεοπαιχνιδιών άσκησης το οποίο χρησιμοποιεί 2 χειριστήρια τα οποία διαθέτουν λειτουργία ανίχνευσης θέσης των χεριών του χρήστη έτσι ώστε να μπορεί να αλληλοεπιδράσει με την κονσόλα μόνο με τις κινήσεις των χεριών και του σώματός του. Kinect-V2: Αισθητήρας κίνησης που παρέχει την δυνατότητα ανίχνευσης της συνολικής στάσης σώματος του χρήστη. ....	16
Σχήμα 2.1: Senet: Πρωτοεμφανίστηκε κατά τη διάρκεια της δυναστείας Χινγκ στην Κίνα (1644–1912). Το mahjong είναι ένα παιχνίδι στρατηγικής που παίζεται με πλακίδια. Είναι παρόμοιο στην πράξη με το παιχνίδι ράμι με κάρτες και τέσσερις παίκτες τραβούν και πετούν πλακίδια για να ολοκληρώσουν το χέρι τους. Ο στόχος του παιχνιδιού είναι να συγκεντρώσετε και τα 14 πλακίδια σας σε τέσσερα σετ και ένα ζευγάρι. Ο πίνακας του παιχνιδιού αποτελείται από 30 τετράγωνα, χωρισμένα σε τρεις σειρές των 10. Δύο παίκτες ανταγωνίζονται για να φτάσουν όλα τα κομμάτια τους στο τέλος του ταμπλό, χρησιμοποιώντας ξύλα ή κόκαλα, αντί ζάρια, για να καθορίσουν τον αριθμό των τετραγώνων που μετακινούνται με κάθε ρίψη. ....	27
Σχήμα 2.2 : Pac-Man: είναι ένα βιντεοπαιχνίδι λαβύρινθου δράσης του 1980 που αναπτύχθηκε και κυκλοφόρησε από την Namco για παιχνιδομηχανές τύπου arcade. Super-Mario Bros: δημιουργήθηκε από τη Nintendo για το Nintendo Entertainment System. Κυκλοφόρησε στην Ιαπωνία τον Σεπτέμβριο του 1985. Pokemon-Go: είναι ένα παιχνίδι επαυξημένης πραγματικότητας του 2016 (AR) για κινητά . Χρησιμοποιεί κινητές συσκευές με GPS για να εντοπίσει, να συλλάβει, να εκπαιδεύσει και να πολεμήσει εικονικά πλάσματα, που ονομάζονται Pokemon, τα οποία φαίνονται σαν να βρίσκονται στην πραγματική τοποθεσία του παίκτη. ....	28
Σχήμα 3.1: Ανάπτυξη της πλατφόρμας GAME2AWE στην ερευνητική μελέτη: (α') Επίδειξη παιχνιδιού που βασίζεται στο Kinect. (β') Επίδειξη παιχνιδιού βασισμένου σε VR. (γ') Επίδειξη παιχνιδιού βασισμένου στο έξυπνο δάπεδο. ....	31
Σχήμα 3.2: Εικόνες από το παιχνίδι «Λιομάζωμα» σε 2 διαφορετικές αισθητικά παραλλαγές. (α'): Σκορ και μπάρα ζωτικότητας εμφανίζονται στο κάτω μέρος της οθόνης, ελαιόδεντρα πυκνά και σε σκούρο πράσινο χρώμα. (β'): Σκορ και μπάρα ζωτικότητας εμφανίζονται στο πάνω μέρος της οθόνης, ελαιόδεντρα με αραιό φύλλωμα και σε ανοιχτό πράσινο χρώμα. ....	39
Σχήμα 3.3: Οθόνες εκτέλεσης τελικών εκδόσεων παιχνιδιών .....	41
Σχήμα 3.4 Στιγμιότυπα από αντιπροσωπευτικά exergames στην πλατφόρμα GAME2AWE: (α') Το exergame "Hole in the Wall", ένα παράδειγμα παιχνιδιού που βασίζεται στο Kinect όπου οι παίκτες πρέπει να ταιριάζουν τη στάση του σώματός τους με έναν τοίχο που πλησιάζει γρήγορα. (β') Το exergame "Bazaar", ένα παιχνίδι βασισμένο σε VR όπου οι παίκτες αλληλεπιδρούν με εικονικά αντικείμενα και πελάτες σε ένα περιβάλλον αγοράς. (γ') Το exergame "Whack a Mole", ένα έξυπνο παιχνίδι που βασίζεται στο πάτωμα όπου οι παίκτες πρέπει να πατήσουν γρήγορα φωτισμένα πλακάκια για να κερδίσουν πόντους. Περισσότερες λεπτομέρειες σχετικά με τα παιχνίδια και την μηχανική τους στο παράρτημα "Οδηγίες χρήσης πλατφόρμας Game2AWE". ....	43
Σχήμα 3.5 Προσαρμογή επιπέδου δυσκολίας για τα exergames GAME2AWE: (α') Οθόνη επιλογής επιπέδου δυσκολίας. (β') Οθόνη ρύθμισης παραμέτρων επιπέδου δυσκολίας για το παιχνίδι "Hole in the Wall". ....	43
Σχήμα 3.6 Μέρος του σχήματος βάσης δεδομένων της πλατφόρμας GAME2AWE. ....	47
Σχήμα 3.7 Σχηματική απεικόνιση πιλοτικής δοκιμής .....	48
Σχήμα 3.8: Επεξηγηματικές εικόνες των γνωστικών και κινητικών τεστ: (α') Εικόνα από το τεστ MoCA ..	49
Σχήμα 3.9 Ραβδόγραμμα αριθμού γύρων παιχνιδιού ανά ημέρα .....	50

Σχήμα 3.10: Ραβδόγραμμα αριθμού γύρων παιχνιδιού ανά εβδομάδα.....	51
Σχήμα 3.11: Ραβδόγραμμα αριθμός χρηστών ανά ημέρα.....	51
Σχήμα 3.12: Ραβδόγραμμα αριθμού συνολικών παιχνιδιών (Πορτοκαλί) και διαφορετικών παιχνιδιών ανά εβδομάδα .....	52
Σχήμα 3.13: Μέσος όρος λεπτών ανά παιχνίδι (Μπλε ράβδοι), και ανά χρήστη (Πορτοκαλί ράβδοι) κάθε μέρα, ανά εβδομάδα .....	53
Σχήμα 3.14: Διάγραμμα της μέσης ακρίβειας στην φόρμα της κίνησης. Κατακόρυφος άξονας = Μέση ακρίβεια φόρμας, Οριζόντιος άξονας: ημέρες. ....	54
Σχήμα 3.15: Διάγραμμα μέσου χρόνου ολοκλήρωσης παιχνιδιού. Κατακόρυφος άξονας = Μέση ακρίβεια φόρμας, Οριζόντιος άξονας: ημέρες.....	55
Σχήμα 3.16: Ραβδόγραμμα ποσοστιαίας επιλογής δυσκολίας ανά εβδομάδα. Κατακόρυφος άξονας = ποσοστό γύρων που παίχτηκαν για διαφορετικά επίπεδα δυσκολίας (κίτρινο: επίπεδο 1, μπλε: επίπεδο 2, πράσινο: επίπεδο 3, Καφέ: επίπεδο 4), Οριζόντιος άξονας = εβδομάδες. ....	55
Σχήμα 4.1: Σχηματική αναπαράσταση των διαδοχικών σταδίων που εμπλέκονται στην προτεινόμενη μεθοδολογία για την αυτόματη αξιολόγηση χρήστη .....	60
Σχήμα 4.2: Θερμικός χάρτης συσχέτισης κατά ζεύγη μεταξύ των χαρακτηριστικών. Υπολογίστηκε με την χρήση του συντελεστή συσχέτισης Pearson. ....	68

## Πίνακας Πινάκων

Πίνακας 3.1 Στατιστικά σημεία για τα διάφορα χαρακτηριστικά που υπάρχουν στα δεδομένα .....	57
Πίνακας 3.2 Περιγραφικά μέτρα για διάφορα χαρακτηριστικά που υπάρχουν στα δεδομένα της πλατφόρμας.....	58
Πίνακας 4.1: 30SST βαθμολογίες αποκοπής .....	64
Πίνακας 4.2: Το αρχικό σύνολο δεδομένων προέρχεται από τα δεδομένα εντός του παιχνιδιού ως βάση για την προτεινόμενη ανάλυση.....	67
Πίνακας 4.3 Πρόσθετα χαρακτηριστικά που ορίζονται και διερευνώνται στα αναπτυγμένα μοντέλα. ....	67
Πίνακας 4.4 TP: True Positives TN: True Negatives FP: False Positives FN: False Negatives MCC: Matthew's Correlation Coefficient. Μετρήσεις απόδοσης που χρησιμοποιούνται σε αυτή τη μελέτη για μοντέλα ταξινόμησης M.M.....	70
Πίνακας 4.5: Αποτελέσματα απόδοσης ταξινόμησης για τη γνωστική αξιολόγηση που βασίζεται στο μέτρο MoCa.....	71
Πίνακας 4.6: Αποτελέσματα απόδοσης ταξινόμησης για την αξιολόγηση κινητικής κατάστασης βάσει της κλίμακας BBS. ....	71
Πίνακας 4.7: Αποτελέσματα απόδοσης ταξινόμησης για την αξιολόγηση κινητικής κατάστασης βάσει του σκορ 30SST. ....	72
Πίνακας 4.8: Αποτελέσματα απόδοσης ταξινόμησης για την αξιολόγηση κινητικής κατάστασης βάσει του δείκτη TUG.....	73
Πίνακας 5.1 Περιγραφή μέτρων απόδοσης που χρησιμοποιήθηκαν στο σύστημα ΔΠΔ βάση απόδοσης χρήστη .....	78
Πίνακας 5.2 Περιγραφή κλάσεων για το σύστημα ΔΠΔ βάση απόδοσης χρήστη .....	80
Πίνακας 5.3: Αποτελέσματα απόδοσης μοντέλων M.M. για την πρόβλεψη της κλάσης «avg_move_conf_imp» στα 3 διαφορετικά χρονικά παράθυρα. ....	82
Πίνακας 5.4 Αποτελέσματα απόδοσης μοντέλων M.M. για την πρόβλεψη της κλάσης «avg_reaction_time_imp» στα 3 διαφορετικά χρονικά παράθυρα.....	83
Πίνακας 5.5 Αποτελέσματα απόδοσης μοντέλων M.M. για την πρόβλεψη της κλάσης «action1_%_imp» στα 3 διαφορετικά χρονικά παράθυρα.....	85
Πίνακας 5.6 Περιγραφή χαρακτηριστικών που υπάρχουν στο σετ δεδομένων το οποίο χρησιμοποιήθηκε για την ανάπτυξη μοντέλων πρόβλεψης προτίμησης του χρήστη.....	87
Πίνακας 5.7: Αποτελέσματα απόδοσης ταξινόμησης μοντέλων πρόβλεψης προτίμησης χρήστη.....	88

## Ακρωνύμια

<b>Ακρωνύμιο</b>	<b>Ονομασία</b>
<b>ΔΠΔ</b>	Δυναμική Προσαρμογή Δυσκολίας
<b>MM</b>	Μηχανική Μάθηση
<b>DT</b>	Decision Tree
<b>LR</b>	Logistic Regression
<b>RF</b>	Random Forest
<b>ANN</b>	Artificial Neural Network
<b>SP</b>	Supervised Learning
<b>MOCA</b>	Montreal Cognitive Assessment
<b>MMSE</b>	Mini Mental State Examination
<b>30SST</b>	30 Seconds Sit to Stand
<b>TUG</b>	Time Up And Go
<b>BBS</b>	Berg Balance Scale
<b>SMOTE</b>	Synthetic Minority Oversampling Technique

# 1 Εισαγωγή

## 1.1 Αντικείμενο

Το αντικείμενο της παρούσας Διπλωματικής εργασίας σχετίζεται με την ανάπτυξη συγκεκριμένων παιχνιδιών της πλατφόρμας παιχνιδιών άσκησης Game2AWE, κατάλληλων για χρήστες της τρίτης ηλικίας, καθώς και με την ανάπτυξη δύο βασικών συστημάτων της πλατφόρμας τα οποία στοχεύουν στην επαύξηση των δυνατοτήτων της και βασίζονται κατά κύριο λόγο σε τεχνικές Μηχανικής Μάθησης.

Η πλατφόρμα παιχνιδιών άσκησης όπως περιγράφεται και αναλυτικότερα στο κεφάλαιο (3) χρησιμοποιεί τεχνολογίες που επιτρέπουν την ανίχνευση κινήσεων και στάσεων του σώματος του χρήστη. Με την χρήση των πληροφοριών της στάσης του χρήστη δημιουργήθηκαν μηχανικές παιχνιδιών οι οποίες προτρέπουν τους χρήστες 3<sup>ης</sup> ηλικίας να προβαίνουν σε κινήσεις οι οποίες είναι σχεδιασμένες να λειτουργούν θετικά στην φυσική και γνωστική κατάσταση του χρήστη. Κύριο μέλημα κατά τον σχεδιασμό των παιχνιδιών ήταν η ασφάλεια του χρήστη καθώς η ηλικιακή ομάδα στην οποία στοχεύει η πλατφόρμα είναι γνωστό ότι έχει ιδιαίτερη ευπάθεια σε επιβλαβείς κινήσεις και αντίστοιχα ιδιαίτερα δύσκολη ανάρρωση μετά από κάποια τέτοια επιβλαβή κίνηση.

Το πρώτο σύστημα από τα δύο βασικά συστήματα που αναπτύξαμε μετά την ολοκλήρωση της πλατφόρμας, ήταν ένα σύστημα αυτόματης αναγνώρισης της κινητικής και γνωστικής κατάστασης του χρήστη κατά την χρήση των παιχνιδιών. Όπως αναλύεται λεπτομερώς στο κεφάλαιο (4) το σύστημα αυτό έχει ως στόχο να προσπαθήσει να προβλέψει αν η κατάσταση ενός χρήστη είναι μέσα σε κάποια όρια που έχουν οριστεί ως κανονικότητα ή όχι. Ο τρόπος με τον οποίο προσεγγίζεται το πρόβλημα είναι με την χρήση δεικτών που αφορούν την γνωστική ή σωματική κατάσταση των χρηστών όπως ο δείκτης MoCA [1] ή ο δείκτης Berg Balance Scale [2], ως σημεία αναφοράς για την συνολική κατάσταση του χρήστη. Βάση αυτών των σημείων στη συνέχεια εκπαιδεύονται μοντέλα μηχανικής μάθησης τα οποία έχουν ως στόχο την πρόβλεψη του επιπέδου αυτών των δεικτών στην οποία ανήκει ένας χρήστης, βάση της απόδοσής του σε κάποια παιχνίδια της πλατφόρμας.

Αντίστοιχα, το δεύτερο σύστημα το οποίο αναπτύχθηκε μετά την ολοκλήρωση της πλατφόρμας, ήταν ένα σύστημα για Δυναμική Προσαρμογή Δυσκολίας βάση της απόδοσης ή της προτίμησης του χρήστη. Το σύστημα αυτό έχει τρεις διαφορετικές παραλλαγές ως προς τον τρόπο εφαρμογής του οι οποίες περιγράφονται αναλυτικά στο κεφάλαιο (5). Στην πρώτη παραλλαγή περιγράφεται ένα σύστημα προσαρμογής της δυσκολίας του παιχνιδιού βάση της απόδοσης του χρήστη, χρησιμοποιώντας κάποιους κανόνες οι οποίοι αναπτύχθηκαν βάση παρατήρησης των χρηστών κατά την πιλοτική δοκιμή της πλατφόρμας. Στην δεύτερη παραλλαγή του συστήματος, οι κανόνες που εφαρμόζονταν για την δυναμική προσαρμογή της δυσκολίας χρησιμοποιούσαν ως είσοδο τις προβλέψεις μοντέλων Μηχανικής Μάθησης τα οποία εκπαιδεύτηκαν έτσι ώστε να προβλέπουν την μελλοντική απόδοση του χρήστη σε ένα παιχνίδι με βάση την τωρινή του απόδοση. Και τέλος, η τρίτη παραλλαγή του συστήματος χρησιμοποίησε τις απαντήσεις που έδωσαν οι χρήστες κατά την πιλοτική δοκιμή στην ερώτηση προτίμησης ενός παιχνιδιού που μόλις είχαν παίξει. Πιο συγκεκριμένα βάση των δεδομένων του προηγούμενου παιχνιδιού του χρήστη εκπαιδεύτηκαν μοντέλα M.M. τα οποία προσπαθούν να προβλέψουν αν οι παράμετροι δυσκολίας ήταν οι βέλτιστες έτσι ώστε να τροποποιηθούν από το σύστημα στην περίπτωση που δεν ήταν.

Ο λόγος για τον οποίο η συγκεκριμένη διπλωματική εργασία παρουσιάζει ιδιαίτερο ενδιαφέρον είναι ότι, ο Παγκόσμιος Οργανισμός Υγείας, καθώς και πολλές ανεξάρτητες δημογραφικές μελέτες προβλέπουν ότι ο πληθυσμός των ανθρώπων πάνω από 65 θα αυξηθεί δραματικά τα ερχόμενα χρόνια [3], [4]. Συνεπώς χρειάζονται καινούριες και καινοτόμες μέθοδοι που θα βοηθήσουν στην βελτίωση και διατήρηση της ποιότητας ζωής των ηλικιωμένων.

## 1.2 Θεματικά Πεδία

### 1.2.1 Παιχνίδια Σοβαρού Σκοπού

Τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού αποτελούν παιχνίδια τα οποία αξιοποιώντας την δύναμη της παιγνιοποίησης (gamification) είναι σε θέση να επιτύχουν πολύτιμους στόχους πέρα από την απλή ψυχαγωγία του παίκτη. Σε αντίθεση με τα παραδοσιακά βιντεοπαιχνίδια που έχουν σχεδιαστεί με αντικειμενικό στόχο κυρίως την διασκέδαση του παίκτη, τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού αξιοποιούν τις ελκυστικές μηχανικές που χρησιμοποιούν τα παιχνίδια για να μεταδώσουν γνώσεις, να βελτιώσουν τις δεξιότητες του παίκτη και να αντιμετωπίσουν σοβαρές κοινωνικές προκλήσεις. Αυτά τα παιχνίδια θολώνουν τα όρια μεταξύ μάθησης και παιχνιδιού, προσφέροντας διαδραστικές εμπειρίες που έχουν απήχηση σε ένα ευρύ φάσμα κοινού, από φοιτητές και μαθητές που θέλουν να κατανοήσουν μία καινούρια έννοια έως ασθενείς και ηλικιωμένους που χρειάζονται ασκήσεις συντήρησης ή αποκατάστασης εκτελεστικών λειτουργιών του εγκεφάλου. Αξιοποιώντας το εγγενές κίνητρο που προέρχεται από το παιχνίδι, τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού είναι ικανά να ενθαρρύνουν τη βαθιά εμπλοκή, να διευκολύνουν τη βιωματική μάθηση και να προάγουν την αλλαγή συμπεριφοράς με τρόπο που παραδοσιακές εκπαιδευτικές μέθοδοι συχνά δυσκολεύονται να επιτύχουν.

Τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού περιλαμβάνουν ένα φάσμα εφαρμογών, όπου κάθε εφαρμογή είναι προσαρμοσμένη σε συγκεκριμένους τομείς και στόχους. Στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης, το "Foldit" είναι ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα παιχνιδιού επίλυσης γρίφων, που καλεί τους παίκτες να αποκρυπτογραφήσουν σύνθετες δομές πρωτεΐνης για να προωθήσουν την επιστημονική έρευνα σε διάφορες ασθένειες. Στον τομέα της εκπαίδευσης, το "Minecraft: Education Edition" μετατρέπει το δημοφιλές παιχνίδι sandbox σε μια ευέλικτη πλατφόρμα εκμάθησης, δίνοντας τη δυνατότητα στους μαθητές να εξερευνήσουν ιστορικά περιβάλλοντα, να πειραματιστούν με τα μαθηματικά και να ενισχύσουν τη δημιουργικότητά τους. Επιπλέον, το παιχνίδι σοβαρού σκοπού "Pandemic" προκαλεί τους παίκτες να σχεδιάσουν στρατηγική και να συνεργαστούν για να περιορίσουν τα κρούσματα, ενθαρρύνοντας την κατανόηση της παγκόσμιας δυναμικής της υγείας.

Ο λόγος για τον οποίο τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού γίνονται όλο και πιο δημοφιλή με την πάροδο του χρόνου και της ανάπτυξης της τεχνολογίας, είναι ότι σε πολλές περιπτώσεις, το στοιχείο της παιγνιοποίησης (gamification) παίζει καθοριστικό ρόλο στην εμπλοκή ενός χρήστη (σωματικά ή νοητικά), βελτιώνοντας έτσι την επίδραση που έχει το παιχνίδι στο χρήστη. Το στοιχείο του gamification χρησιμοποιείται σε πολλές πτυχές της καθημερινότητάς μας, πολλές φορές χωρίς να το καταλαβαίνουμε. Πολλές φορές τα στοιχεία του gamification θεωρούνται λανθασμένα τα χρήματα ή άλλα αγαθά, αλλά όπως προτείνεται στο βιβλίο [5], το gamification στηρίζεται στην ανθρώπινη συμπεριφορά και τα ανθρώπινα συναισθήματα όπως υπερηφάνεια και αίσθημα σκοπού τα οποία έχουν την βάση τους στην εξέλιξη του ανθρώπινου είδους. Ένα κατάστημα που δίνει ειδικούς πόντους για συγκεκριμένες αγορές, μια εταιρεία που δίνει το βραβείο "υπάλληλος του μήνα", στον υπάλληλο που ήταν ο πιο αποτελεσματικός έναν συγκεκριμένο μήνα ή μια προαγωγή ενός στρατιωτικού η οποία συνοδεύεται με την αλλαγή των επωμίδων του, είναι όλα παραδείγματα στοιχείων παιγνιοποίησης και είναι υλοποιήσιμα προκειμένου να αυξηθεί το κίνητρο των ατόμων για έναν συγκεκριμένο στόχο. Μια μελέτη ανασκόπησης σχετικά με τα αποτελέσματα της παιγνιοποίησης που διεξήχθη το 2014 [6], έλαβε υπόψη διάφορες εμπειρικές έρευνες που ήταν διαθέσιμες εκείνη την εποχή και κατέληξε στο συμπέρασμα ότι η παιγνιοποίηση έχει πράγματι αντίκτυπο στη βελτίωση των αποτελεσμάτων του στόχου που προσπαθεί να πετύχει το παιχνίδι.

Πέρα από την εκπαίδευση και την υγειονομική περίθαλψη, τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού επεκτείνουν την επιρροή τους και σε άλλους χώρους. Η αεροπορική βιομηχανία χρησιμοποιεί προσομοιωτές πτήσης όπως το "Microsoft Flight Simulator" για την εκπαίδευση πιλότων σε ρεαλιστικά περιβάλλοντα, διασφαλίζοντας την αποτελεσματική απόκτηση δεξιοτήτων σε περιβάλλον χωρίς κινδύνους. Ομοίως, το "SimCity" προσφέρει μια προσομοίωση πολεοδομικού σχεδιασμού που βοηθά τους αρμόδιους να κατανοήσουν την αστική δυναμική και τη διαχείριση της υποδομής. Ακόμη και ο στρατός χρησιμοποιεί παιχνίδια σοβαρού

σκοπού, όπως αποδεικνύεται από τη χρήση του «America's Army» από τον στρατό των ΗΠΑ για την εκπαίδευση των νεοσύλλεκτων σχετικά με τις στρατιωτικές αξίες, τις διαδικασίες και τις τακτικές.

### 1.2.2 Παιχνίδια Άσκησης

Τα παιχνίδια άσκησης ή αλλιώς exergames, αντιπροσωπεύουν ένα είδος βιντεοπαιχνιδιών που ενσωματώνουν τη σωματική δραστηριότητα του παίκτη στην μηχανική παιχνιδιού τους, μετατρέποντας το παραδοσιακό καθιστικό Gaming σε μια πιο σωματικά ενεργή εμπειρία. Αυτά τα παιχνίδια αξιοποιούν διάφορες τεχνολογίες παρακολούθησης κίνησης δίνοντας στον χρήστη τη δυνατότητα να διαδράσει με το εκάστοτε exergame χρησιμοποιώντας κινήσεις ή στάσεις του σώματός του, καθιστώντας τα έτσι μία συναρπαστική λύση για την καταπολέμηση της καθιστικής ζωής και την ενθάρρυνση πιο υγιεινών συνηθειών. Στην μελέτη ανασκόπησης [6], συμπεραίνεται ότι μεταξύ άλλων, τα παιχνίδια άσκησης έχουν συνολικά ένα θετικό αντίκτυπο και στην ψυχολογία των χρηστών (εκτός από τα σωματικά οφέλη), και αναφέρεται ότι τα παιχνίδια άσκησης είναι ένα πεδίο το οποίο χρήζει περαιτέρω έρευνας.

Μία από τις τεχνολογίες παρακολούθησης των κινήσεων του παίκτη που εισήχθησαν με μεγάλη επιτυχία στο ευρύ κοινό είναι το "Nintendo Wii" του οποίου το έτος κυκλοφορίας ήταν το 2006. Το Wii εισήγαγε ελεγκτές ανίχνευσης κίνησης που επέτρεπαν στους παίκτες να προσομοιώνουν φυσικά ενέργειες όπως το να κουνάνε μια ρακέτα του τένις ή να παίζουν μπόουλινγκ. Αυτή η καινοτομία επαναπροσδιόρισε τον τρόπο με τον οποίο οι παίκτες αλληλεπιδρούσαν με τα παιχνίδια και οδήγησε στη δημιουργία τίτλων όπως το "Wii Sports", μια συλλογή από προσομοιώσεις αθλημάτων που απαιτούσαν από τους παίκτες να μιμούνται κινήσεις του πραγματικού κόσμου. Τα Exergames στο Wii, όπως το "Wii Fit", πήγαν την ιδέα ένα βήμα παραπέρα, ενσωματώνοντας σανίδες ισορροπίας και δραστηριότητες φυσικής κατάστασης που στόχευαν σε συγκεκριμένες μυϊκές ομάδες, παρέχοντας ένα διασκεδαστικό και προσιτό μέσο για να παραμείνουν οι χρήστες δραστήριοι στο σπίτι τους.

Μια άλλη συσκευή παρακολούθησης της κίνησης του παίκτη είναι το "Microsoft Kinect", το οποίο κυκλοφόρησε στην αγορά το 2010. Χρησιμοποίησε μια κάμερα ανίχνευσης βάθους, μία κάμερα υπέρυθρων, και μία απλή κάμερα, και συνδύασε την πληροφορία από τους τρεις αυτούς αισθητήρες για να παρακολουθεί τις κινήσεις του σώματος των παικτών με αρκετά μεγάλη ακρίβεια, δίνοντάς τους τη δυνατότητα να ελέγχουν τις ενέργειες μέσα στο παιχνίδι μέσω χειρονομιών, στάσεων σώματος, ακόμη και φωνητικών εντολών. Αυτή η τεχνολογία άνοιξε το δρόμο για μια σειρά παιχνιδιών άσκησης που ενθάρρυναν τους παίκτες να χορεύουν, να πηδούν και να χρησιμοποιούν κινήσεις ολόκληρου του σώματος για να επιτύχουν στόχους εντός κάποιου παιχνιδιού ενώ ταυτόχρονα κάνουν προπόνηση.



Εικόνα 1.1: Wii



Εικόνα 1.2 : Kinect V2

*Σχήμα 1.1* Wii: είναι ένα σύστημα για τον χειρισμό βιντεοπαιχνιδιών άσκησης το οποίο χρησιμοποιεί 2 χειριστήρια τα οποία διαθέτουν λειτουργία ανίχνευσης θέσης των χεριών του χρήστη έτσι ώστε να μπορεί να αλληλεπιδράσει με την κονσόλα μόνο με τις κινήσεις των χεριών και του σώματός του. *Kinect-V2*: Αισθητήρας κίνησης που παρέχει την δυνατότητα ανίχνευσης της συνολικής στάσης σώματος του χρήστη.



Τα exergames έχουν αποδειχθεί ιδιαίτερα ελκυστικά σε άτομα που μπορεί να είναι λιγότερο διατεθειμένα να συμμετέχουν σε παραδοσιακές μορφές άσκησης. Συνδυάζοντας την απόλαυση του παιχνιδιού με τη σωματική άσκηση, τα exergames προσφέρουν έναν δελεαστικό τρόπο συμμετοχής σε σωματική δραστηριότητα, ενισχύοντας την κοινωνική αλληλεπίδραση και συμβάλλουν στη συνολικό ευ ζην. Καθώς η τεχνολογία συνεχίζει να προοδεύει, τα exergames έχουν τη δυνατότητα να διαδραματίσουν σημαντικό ρόλο στην προώθηση πιο υγιεινών τρόπων ζωής και στην αντιμετώπιση της αυξανόμενης ανησυχίας της καθιστικής συμπεριφοράς στη σημερινή ψηφιακή εποχή.

### **1.2.3 Αυτόματη Αξιολόγηση Χρήστη**

Αυτό το πεδίο αναφέρεται στην χρήση παιχνιδιών ή παιχνιδοποιημένων περιβάλλοντων με στόχο την αξιολόγηση του χρήστη μέσω αυτού. Το συγκεκριμένο πεδίο, όπως και η ιδέα της αξιολόγησης χρήστη μέσω παιχνιδιού, υπάρχει εδώ και αρκετά χρόνια. Παιχνίδια που έχουν ως στόχο την αξιολόγηση του χρήστη όπως το [7] έχουν δημιουργηθεί κατά καιρούς και έχουν χρησιμοποιηθεί για ποικίλους λόγους. Εκτός από το να σχεδιάζει κανείς ένα παιχνίδι που έχει ως πρωταρχικό στόχο την αξιολόγηση του χρήστη ως προς κάποιο μέτρο, σε σχετική άνοδο είναι και η ερευνητική περιοχή όπου αλγόριθμοι για την αξιολόγηση ενός χρήστη εφαρμόζονται σε παιχνίδια τα οποία δεν έχουν σχεδιαστεί για αυτόν και μόνο τον λόγο. Για να γίνει μία τέτοια προσπάθεια πολύ συχνά οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται εμπεριέχουν στοιχεία Μηχανικής Μάθησης τα οποία εκπαιδεύονται στο να κάνουν προβλέψεις για τα αποτελέσματα του χρήστη σε κάποια σχετικά τεστ, χρησιμοποιώντας τα δεδομένα προηγούμενων περιπτώσεων αντίστοιχων παιχνιδιών και παικτών.

Ωστόσο η περιοχή ενώ δείχνει να είναι αρκετά υποσχόμενη από πλευράς αποτελεσματικότητας και ακρίβειας σε διάφορα είδη αξιολογήσεων, δεν έχει εξερευνηθεί σε ιδιαίτερα μεγάλο βαθμό. Υπάρχει εμφανής έλλειψη ενδεδειγμένης μελέτης, ιδιαίτερα σε εξειδικευμένους τομείς όπως τα exergames που ειδικεύονται σε ηλικιωμένους. Η έρευνα που παρουσιάζεται σε αυτή την εργασία πάνω σε αυτόν τον τομέα υποκινήθηκε σε ένα βαθμό και από την έλλειψη μελετών και εμπειρικών δεδομένων στο πεδίο. Το exergaming για ηλικιωμένα άτομα είναι ένας τομέας όπου η έρευνα υποεκπροσωπείται, γεγονός που τονίζει την ανάγκη για πιο εμπειριστατωμένες μελέτες. Αυτό το κενό προσφέρει δυνατότητες αλλά και εμπόδια. Αφενός, υπογραμμίζει τις ανεξερεύνητες δυνατότητες των βιντεοπαιχνιδιών ως μέσων για την αξιολόγηση και τη βελτίωση της ευημερίας των ηλικιωμένων πολιτών, από την άλλη πλευρά, τονίζει την αναγκαιότητα πιο συντονισμένων προσπαθειών για τη δημιουργία πλαισίων και διαδικασιών προσαρμοσμένων σε αυτές τις ιδιαίτερες περιστάσεις. Διερευνώντας το πεδίο της αυτόνομης αξιολόγησης χρηστών χρησιμοποιώντας exergames για ηλικιωμένους, η έρευνά μας στοχεύει να καλύψει σε ένα μικρό βαθμό αυτό το κενό στη βιβλιογραφία.

### **1.2.4 Δυναμική Προσαρμογή Δυσκολίας**

Η Δυναμική Προσαρμογή Δυσκολίας (ΔΠΔ) είναι μια έννοια που εμπίπτει στη σφαίρα του σχεδιασμού βιντεοπαιχνιδιών. Αναφέρεται στην προσαρμοστική τροποποίηση του επιπέδου δυσκολίας ενός παιχνιδιού σε πραγματικό χρόνο με βάση την απόδοση, τις δεξιότητες ή άλλες σχετικές μετρήσεις του παίκτη και του παιχνιδιού. Ο συνήθης πρωταρχικός στόχος της ΔΠΔ είναι να παρέχει στους παίκτες μια βέλτιστη και συναρπαστική εμπειρία παιχνιδιού διασφαλίζοντας ότι το επίπεδο πρόκλησης ταιριάζει με τις ικανότητές τους. Αυτή η προσαρμογή μπορεί να περιλαμβάνει διάφορες πτυχές του παιχνιδιού, όπως τη δύναμη του εχθρού, τη πολυπλοκότητα του παζλ, τη ταχύτητα του παιχνιδιού, ή τη γενική πολυπλοκότητα του παιχνιδιού.

Η ΔΠΔ έχει κερδίσει αρκετή προσοχή στον τομέα της ανάπτυξης παιχνιδιών λόγω των δυνατοτήτων της να ενισχύσει την αφοσίωση και την ικανοποίηση των παικτών. Υπάρχουν πολλές διαφορετικές

προσεγγίσεις στη ΔΠΔ, οι οποίες συχνά ενσωματώνουν στοιχεία Τεχνητής Νοημοσύνης, τα οποία αναλύουν τη συμπεριφορά των παικτών και κάνουν προσαρμογές στις παραμέτρους του παιχνιδιού κατά τη διάρκειά του [8]. Αυτές οι προσεγγίσεις μπορεί να κυμαίνονται από απλά συστήματα βασισμένα σε κανόνες έως πιο σύνθετους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης.

Ενώ η ΔΠΔ έχει δείξει πολλά υποσχόμενα αποτελέσματα σε διάφορους τύπους βιντεοπαιχνιδιών, η εφαρμογή της στον τομέα των exergames, ιδιαίτερα για τους ηλικιωμένους, παραμένει σχετικά ανεξερεύνητη περιοχή. Τα Exergames, τα οποία συνδυάζουν τη σωματική άσκηση με το διαδραστικό παιχνίδι, έχουν τη δυνατότητα να προάγουν τη σωματική δραστηριότητα και την ευεξία των ηλικιωμένων. Ωστόσο, η προσαρμογή της δυσκολίας των παιχνιδιών άσκησης στις μοναδικές ανάγκες και ικανότητες των ηλικιωμένων χρηστών είναι μια πρόκληση που δεν έχει ακόμη αντιμετωπιστεί πλήρως. Ένας ακόμα λόγος που σε αυτή την εργασία τονίζεται το σχετικό κενό που παρατηρούμε στο συγκεκριμένο πεδίο είναι ότι η επιλογή της δυσκολίας σε παιχνίδια που στοχεύουν στην ηλικιακή αυτή ομάδα είναι κατά κοινή ομολογία αρκετά σημαντική καθώς οι παίκτες στις ηλικίες αυτές συχνά επιλέγουν να αποστασιοποιούνται από τέτοιου είδους βιντεοπαιχνίδια αν αυτά δεν ταιριάζουν στις δυνατότητες τους.

Αναγνωρίζοντας λοιπόν αυτό το κενό στο ερευνητικό τοπίο, η εργασία αυτή επικεντρώνεται μεταξύ άλλων στην εξερεύνηση καινοτόμων τρόπων εφαρμογής της ΔΠΔ στην πλατφόρμα Game2AWE. Αξιοποιώντας τη δύναμη της ΔΠΔ στο πλαίσιο των παιχνιδιών άσκησης για ηλικιωμένους, στοχεύουμε να δημιουργήσουμε μια πιο εξατομικευμένη και αποτελεσματική εμπειρία, συμβάλλοντας τελικά στη βελτίωση της σωματικής και γνωστικής υγείας καθώς και της συνολικής ευεξίας σε αυτή τη δημογραφική ομάδα.

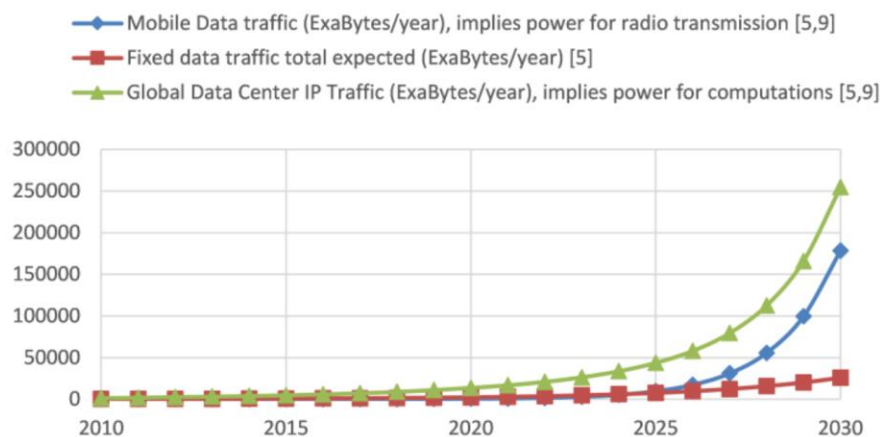
### 1.2.5 Μηχανική Μάθηση

Η Μηχανική Μάθηση έχει μια ιστορία που έχει τις απαρχές της στα μέσα του 20ου αιώνα. Στις δεκαετίες του 1950 και του 1960, οι ερευνητές άρχισαν να εξερευνούν την ιδέα της δημιουργίας προγραμμάτων ηλεκτρονικών υπολογιστών που θα μπορούσαν να μάθουν από τα δεδομένα και να βελτιώσουν την απόδοσή τους με την πάροδο του χρόνου. Μία από τις πρώτες μορφές μηχανικής μάθησης ήταν η ανάπτυξη των perceptrons, τα οποία ήταν απλοί αλγόριθμοι ικανοί για εργασίες δυαδικής ταξινόμησης [9]. Ωστόσο, οι περιορισμοί των perceptrons στον χειρισμό πολύπλοκων προβλημάτων οδήγησαν σε μια περίοδο μειωμένου ενδιαφέροντος για τη μηχανική μάθηση κατά τη διάρκεια των δεκαετιών του 1970 και του 1980.

Η μηχανική Μάθηση είναι πλέον αδιαμφισβήτητα ένα από τα πεδία της επιστήμης των υπολογιστών τα οποία βρίσκονται στο προσκήνιο τις τελευταίες 2 με 3 δεκαετίες, με τα αποτελέσματα και την πρόοδο της συγκεκριμένης περιοχής να φαίνονται πλέον σε μία ιδιαίτερα μεγάλη γκάμα εμπορικών και μη εφαρμογών. Η οικονομία της Μηχανικής Μάθησης είναι πλέον μία από τις μεγαλύτερες του κόσμου. Εταιρίες που κατασκευάζουν κυκλώματα υπολογιστών έχουν προσαρμόσει τα μοντέλα παραγωγής τους ώστε να δίνουν αποτελεσματικές λύσεις σε προβλήματα εφαρμογής Μηχανικής Μάθησης. Ένα παράδειγμα αυτής της δήλωσης είναι η βιβλιοθήκη CUDA [9] η οποία έχει αναπτυχθεί από την εταιρεία Nvidia και παρέχει στους προγραμματιστές έναν τρόπο για την εκτέλεση αλγόριθμων μηχανικής μάθησης και πιο συγκεκριμένα αλγόριθμους Νευρωνικών Δικτύων στο υλισμικό που η ίδια κατασκευάζει το οποίο είναι κυρίως κάρτες γραφικών. Οι μεγαλύτερες εταιρίες στον κόσμο όπως η Microsoft, η Amazon, η Google, η Meta, και πολλές άλλες στηρίζονται καθημερινά σε αλγόριθμους τεχνητής νοημοσύνης και Μηχανικής Μάθησης για την αύξηση και διατήρηση των κερδών τους και συμμετέχουν ενεργά συνεχώς σε ερευνητικές προσπάθειες πάνω στο συγκεκριμένο πεδίο [10], [11]. Η λίστα των περιπτώσεων όπου η Μηχανική Μάθηση παίζει σημαντικό ρόλο στη ζωή και την κοινωνία μας είναι μεγάλη και προβλέπεται να διογκωθεί ακόμα περισσότερο στο μέλλον.

Ένας λόγος που είναι υπεύθυνος για τις παραπάνω παρατηρήσεις, είναι ότι η Μηχανική Μάθηση στηρίζεται σε 2 βασικούς παράγοντες. Οι δύο αυτοί παράγοντες είναι ο μεγάλος όγκος δεδομένων, και η μεγάλη υπολογιστική δύναμη, 2 στοιχεία τα οποία γνώρισαν εκρηκτική αύξηση τις τελευταίες δεκαετίες. Τα

δεδομένα που δημιουργούνται και είναι διαθέσιμα στο ίντερνετ δεν δείχνουν σημάδια επιβράδυνσης, αντιθέτως έρευνες όπως η [12] προβλέπουν συνέχιση της εκθετικής αύξησης των δεδομένων τα επόμενα χρόνια όπως φαίνεται στην εικόνα 1.3.



Εικόνα 1.3: Προβλέψεις για τον όγκο δεδομένων στο ίντερνετ τα επόμενα χρόνια

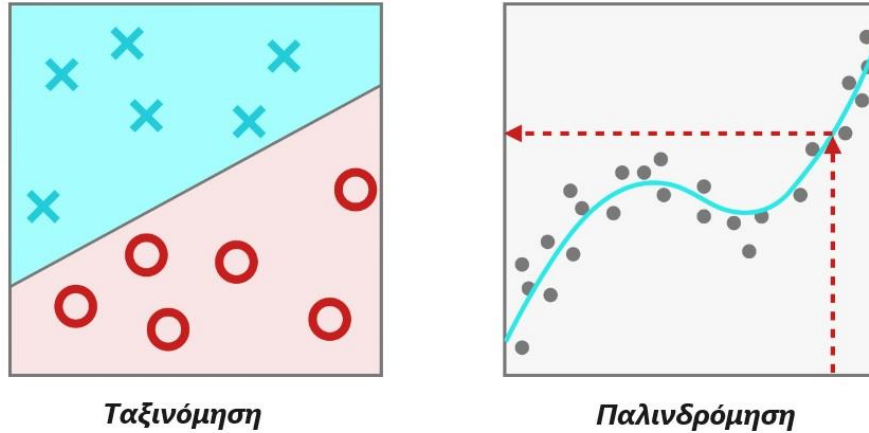
Στην παρούσα εργασία επιλέχθηκε η χρήση αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης, για την δημιουργία μοντέλων που μπορούν να προβλέπουν κάποια κλάση στόχου χρησιμοποιώντας για την εκπαίδευσή τους δεδομένα που έχουμε στην διάθεσή μας από παιχνίδια που έλαβαν χώρα στα πλαίσια της πιλοτικής Μελέτης του έργου Game2AWE όπως εξηγείται αργότερα στο κείμενο.

### 1.2.6 Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης με επίβλεψη

Η βιβλιογραφία πάνω στους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης είναι μία από τις πιο ανεπτυγμένες και εκτεταμένες περιοχές έρευνας στην επιστήμη των υπολογιστών, συνεπώς οι επιλογές που μπορούν να γίνουν σε αυτό το σημείο είναι ιδιαίτερα μεγάλου όγκου. Παρόλα αυτά, στην συγκεκριμένη εργασία λόγω της φύσης του προβλήματος που αντιμετωπίζουμε το οποίο όπως περιγράφεται και αργότερα εμφανίζεται και στις δύο περιπτώσεις και των ερευνητικών συστημάτων που περιγράφουμε είναι η ανάπτυξη προβλεπτικών μοντέλων κατηγοριοποίησης που χρησιμοποιούν σαν είσοδο αριθμητικά δεδομένα. Η ευρύτερη κατηγορία των αλγορίθμων που μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε είναι αλγόριθμοι Μάθησης με Επίβλεψη. Οι αλγόριθμοι αυτοί εφαρμόζονται σε δεδομένα τα οποία αποτελούνται από παραδείγματα με τη μορφή «Χαρακτηριστικά - Ετικέτα» (Class-Label), όπου ετικέτα σε αυτή τη περίπτωση είναι η πρόβλεψη στην οποία θα θέλαμε το εκπαιδευμένο μοντέλο να φτάσει όταν του δοθούν τα αντίστοιχα Χαρακτηριστικά ως είσοδος. Μία βιβλιογραφική μελέτη η οποία αναλύει τους κύριους αλγόριθμους αυτού του είδους είναι η [13]. Οι αλγόριθμοι μάθησης με επίβλεψη χωρίζονται επίσης σε 2 διακριτές υποκατηγορίες (Εικόνα 1.4):

- 1 Αλγόριθμοι ταξινόμησης: Οι τιμές των ετικετών στα δεδομένα υπάγονται σε κλάσεις τιμών πεπερασμένου αριθμού (πχ: [True/False], [0/1], [1/2/3/4/5], κτλ.).
- 2 Αλγόριθμοι παλινδρόμησης: Οι τιμές των ετικετών είναι καταναμημένες σε κάποιο αριθμητικό σύνολο (πχ: [0 – 1], [-2.5, 10], [1000 – 100000000], κτλ.)

Στην περίπτωσή μας επίσης η υποκατηγορία από την οποία επιλέχθηκαν οι αλγόριθμοι ήταν αυτή της ταξινόμησης καθώς και στις 2 περιπτώσεις που περιγράφονται στις αμέσως επόμενες ενότητες τα μοντέλα μας στοχεύουν στην πρόβλεψη μίας συγκεκριμένης κλάσης στόχου.

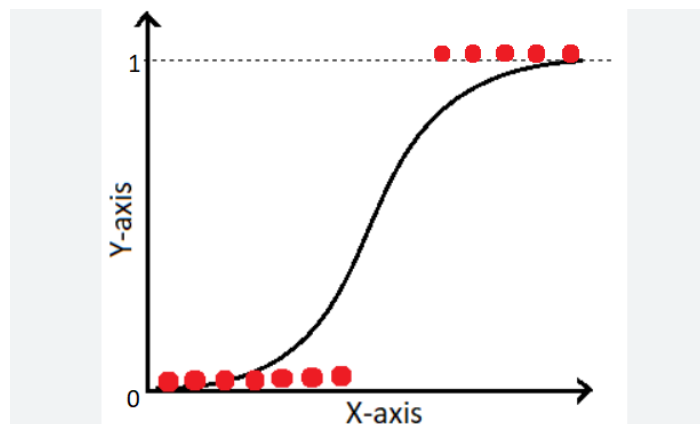


Εικόνα 1.4 : Αλγόριθμοι ταξινόμησης και Αλγόριθμοι Παλινδρόμησης στον τομέα της Μηχανικής Μάθησης

Καθώς ο όγκος του τελικού συνόλου δεδομένων δεν ήταν αρκετά μεγάλος ώστε να υπάρχει η δυνατότητα δημιουργίας αρκετών διαφορετικών μοντέλων, κατά την εκτέλεση των πειραμάτων χρησιμοποιήθηκαν αρκετοί διαφορετικοί αλγόριθμοι καθώς και πολλές παραλλαγές και τροποποιήσεις των αρχικών αλγόριθμων της κατηγορίας που περιγράψαμε. Οι αλγόριθμοι που τελικώς χρησιμοποιήθηκαν για την διεκπεραίωση των πειραμάτων της συγκεκριμένης εργασίας είναι: Λογιστική Παλινδρόμηση (Logistic Regression), Δέντρα Απόφασης (Decision Trees), Τυχαίο Δάσος (Random Forest), Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines), και Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks). Παρακάτω αναφέρεται περιληπτικά ο τρόπος λειτουργίας καθενός από αυτούς του αλγόριθμους.

#### Λογιστική Παλινδρόμηση (LR)

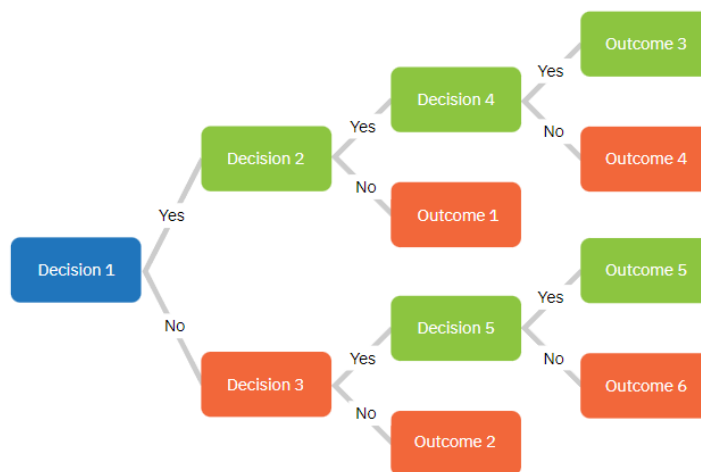
Η Λογιστική Παλινδρόμηση (LR) είναι ένας αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται συνήθως για προβλήματα δυαδικής ταξινόμησης. Εκτιμά την πιθανότητα ότι ένα στιγμιότυπο ανήκει σε μια συγκεκριμένη κλάση με βάση μία ή περισσότερες μεταβλητές πρόβλεψης. Ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί τη λογιστική καμπύλη για να συμπίεξει την έξοδο μιας γραμμικής εξίσωσης μεταξύ 0 και 1, καθιστώντας την έτσι κατάλληλη για την εκτίμηση των πιθανοτήτων. Η Λογιστική Παλινδρόμηση (εικόνα 1.5) εκτιμάται κυρίως για την απλότητα και την ερμηνευτικότητα [14] της, προσφέροντας το πλεονέκτημα της κατανόησης της επιρροής μεμονωμένων χαρακτηριστικών στο αποτέλεσμα.



Εικόνα 1.5 : Λογιστική Παλινδρόμηση

### Δέντρα απόφασης (DT)

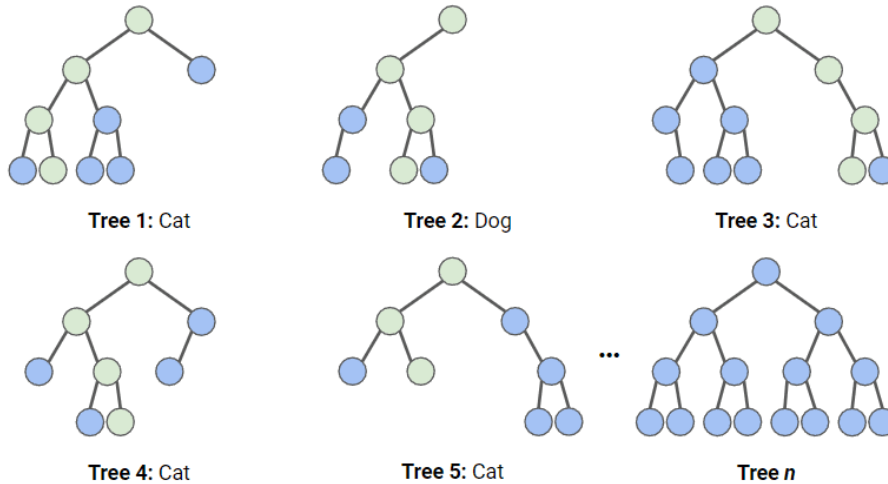
Τα δέντρα απόφασης (εικόνα 1.6) είναι ένας τύπος μη γραμμικού μοντέλου που χρησιμοποιείται τόσο για εργασίες ταξινόμησης όσο και για εργασίες παλινδρόμησης. Ο αλγόριθμος χωρίζει αναδρομικά τον χώρο των χαρακτηριστικών σε ομοιογενείς περιοχές, λαμβάνοντας αποφάσεις σε κάθε κόμβο με βάση τις τιμές χαρακτηριστικών. Το αποτέλεσμα είναι ένα μοντέλο που μοιάζει με δέντρο όπου τα φύλλα αντιπροσωπεύουν τη μεταβλητή του αποτελέσματος και οι εσωτερικοί κόμβοι αντιπροσωπεύουν αποφάσεις που βασίζονται στα χαρακτηριστικά εισόδου. Τα δέντρα απόφασης είναι δημοφιλή για την ευκολία κατανόησης, την οπτικοποίηση και την ικανότητά τους να χειρίζονται τόσο κατηγορικά όσο και αριθμητικά δεδομένα, αν και είναι επιρρεπή σε υπερβολική προσαρμογή (overfitting) όταν δεν κλαδεύονται σωστά.



Εικόνα 1.6 : Δέντρο Απόφασης

### Τυχαίο Δάσος (RF)

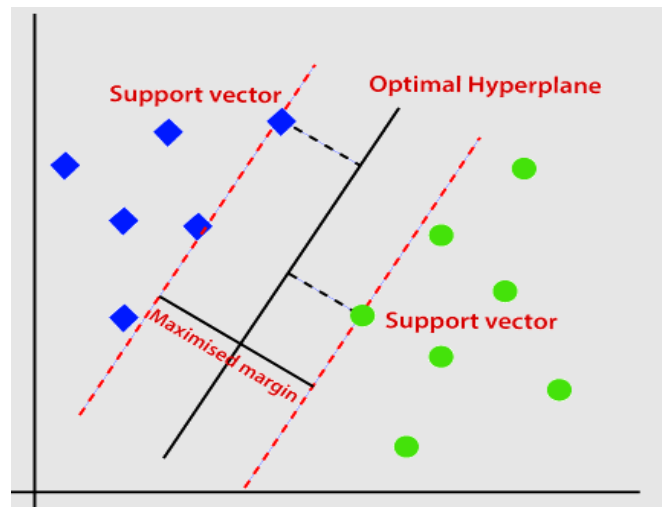
Το Τυχαίο Δάσος (RF) είναι ένας αλγόριθμος MM που συγκεντρώνει τις προβλέψεις πολλών δέντρων απόφασης για να δημιουργήσει ένα πιο ισχυρό και γενικευμένο μοντέλο. Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, χρησιμοποιεί bootstrapping και τυχαιότητα χαρακτηριστικών [15] για την κατασκευή κάθε δέντρου, μειώνοντας έτσι τον βαθμό συσχέτισης των δέντρων και την πιθανότητα υπερβολικής προσαρμογής. Η τελική πρόβλεψη λαμβάνεται με τον μέσο όρο (σε παλινδρόμηση) ή την ψηφοφορία (στην ταξινόμηση) σε όλα τα μεμονωμένα δέντρα. Τα Random Forests (εικόνα 1.7) είναι γνωστά για την υψηλή τους ακρίβεια, την ικανότητά τους να χειρίζονται μεγάλα σύνολα δεδομένων με μεγάλο αριθμό διαστάσεων και την ικανότητά τους να χειρίζονται τιμές που λείπουν.



Εικόνα 1.7 : Τυχαίο Δάσος

### Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVM)

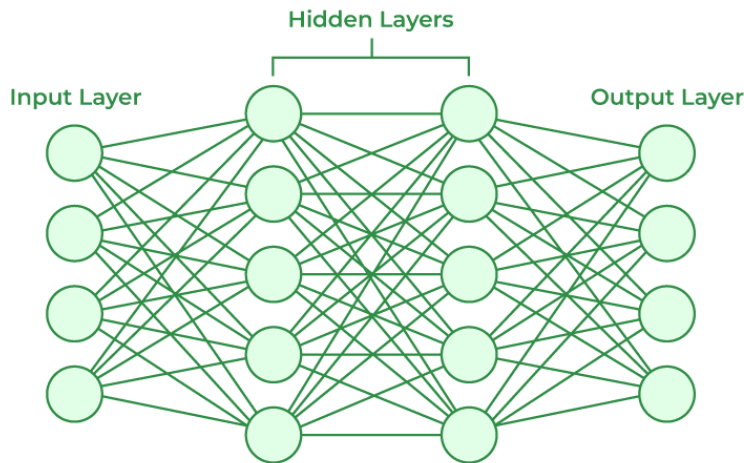
Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (εικόνα 1.8) είναι ένα σύνολο αλγορίθμων μηχανικής εκμάθησης που χρησιμοποιούνται κυρίως για ταξινόμηση, αλλά μπορούν επίσης να προσαρμοστούν για εργασίες παλινδρόμησης. Το SVM στοχεύει στο να βρει το υπερεπίπεδο που διαχωρίζει καλύτερα τις κλάσεις, μεγιστοποιώντας το χωρικό διάστημα μεταξύ διαφορετικών κλάσεων στα δεδομένα εκπαίδευσης. Ο αλγόριθμος είναι εξαιρετικά αποτελεσματικός σε χώρους υψηλών διαστάσεων και μπορεί επίσης να αποδώσει καλά όταν τα δεδομένα δεν διαχωρίζονται γραμμικά χρησιμοποιώντας διαφορετικούς πυρήνες [16]. Ωστόσο, τα SVM είναι υπολογιστικά κοστοβόρα και συνήθως απαιτούν σωστή ρύθμιση των παραμέτρων τους για βέλτιστη απόδοση.



Εικόνα 1.8 : Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης

## Νευρωνικά δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα (εικόνα 1.9) είναι ένα υποσύνολο μηχανικής μάθησης εμπνευσμένο από την αρχιτεκτονική του ανθρώπινου εγκεφάλου. Οι αρχιτεκτονικές των νευρωνικών δικτύων παρουσιάζουν ιδιαίτερα μεγάλη ποικιλομορφία. Ωστόσο ένα τυπικό νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από στρώματα νευρώνων, έχει ένα στρώμα εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυφά στρώματα και ένα στρώμα εξόδου. Αυτά τα δίκτυα είναι εξαιρετικά ευέλικτα και μπορούν να μάθουν πολύπλοκα μοτίβα από δεδομένα προσαρμόζοντας τα βάρη των συνδέσεων μέσω μιας διαδικασίας που ονομάζεται backpropagation [17]. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι ιδιαίτερα χρήσιμα για εργασίες όπου η μηχανική χαρακτηριστικών είναι πολύπλοκη ή δεν είναι καλά κατανοητή, όπως η αναγνώριση εικόνας και ομιλίας. Είναι, ωστόσο, υπολογιστικά ακριβά και απαιτούν σημαντικό όγκο δεδομένων και πόρων για αποτελεσματική εκπαίδευση.



Εικόνα 1.9: Νευρωνικά Δίκτυα

### 1.3 Στόχοι

Επιδιώκοντας τη βελτίωση της ποιότητας ζωής για τον ηλικιωμένο πληθυσμό, αυτή η ερευνητική προσπάθεια εμπεριέχει τρεις βασικούς στόχους.

Ο πρώτος στόχος αυτής της εργασίας είναι να σχεδιάσει, να αναπτύξει και να εφαρμόσει μια πλατφόρμα παιχνιδιών σοβαρού σκοπού προσαρμοσμένη στους ηλικιωμένους, με πρωταρχικό στόχο τη διατήρηση και ενίσχυση των γνωστικών και κινητικών λειτουργιών τους. Καθώς ο γηράσκων πληθυσμός αντιμετωπίζει προκλήσεις όπως η πρόληψη της πτώσης και η ήπια γνωστική εξασθένηση, η πλατφόρμα μας προσπαθεί να αντιμετωπίσει αυτά τα ζητήματα χρησιμοποιώντας την δύναμη της παιχνιδοποίησης. Δημιουργώντας συναρπαστικά παιχνίδια που διεγείρουν τόσο τις γνωστικές όσο και τις κινητικές δεξιότητες, στοχεύουμε να δώσουμε τη δυνατότητα στους χρήστες της πλατφόρμας να διατηρήσουν την ανεξαρτησία και την ποιότητα ζωής τους καθώς γερνούν.

Πέρα από την ενίσχυση των λειτουργιών των ηλικιωμένων, ο δεύτερος στόχος μας περιλαμβάνει τη δημιουργία ενός καινοτόμου εργαλείου αξιολόγησης. Αυτό το εργαλείο θα αξιοποιήσει τις δυνατότητες της πλατφόρμας για την αξιολόγηση των γνωστικών και κινητικών δεξιοτήτων των χρηστών. Είναι μία πρόταση η οποία στην εξέλιξή της θα μπορούσε να δώσει ένα ισχυρό εργαλείο για τον έγκαιρο εντοπισμό πιθανών προβλημάτων υγείας στο ηλικιακό αυτό γκρουπ. Αυτό το εργαλείο έχει τη δυνατότητα να προειδοποιεί τους φροντιστές και τους επαγγελματίες υγείας για περιπτώσεις ασθενών οι οποίοι

αποκλίνουν αισθητά από τον μέσο όρο σε μέτρα που αφορούν τις σωματικές ή γνωστικές τους ικανότητες, σε σημείο που είναι πλέον πιθανή η ανάγκη παρέμβασης κάποιου ειδικού.

Ο τρίτος στόχος μας επικεντρώνεται στην εφαρμογή μηχανισμών Δυναμικής Προσαρμογής Δυσκολίας (ΔΠΔ) εντός της πλατφόρμας gaming. Η ΔΠΔ είναι το κλειδί για να διασφαλίσουμε ότι τα παιχνίδια μας παραμένουν ελκυστικά και αποτελεσματικά για χρήστες διαφορετικών επιπέδων δεξιοτήτων και καταστάσεων. Ενσωματώνοντας μοντέλα Machine Learning, στοχεύουμε να δημιουργήσουμε ένα σύστημα που προσαρμόζει έξυπνα το επίπεδο δυσκολίας των παιχνιδιών σε πραγματικό χρόνο με βάση την απόδοση και τις δυνατότητες του χρήστη. Αυτή η εξατομικευμένη προσέγγιση διασφαλίζει ότι οι χρήστες δυσκολεύονται ελαφρά συνεχώς από το επίπεδο παιχνιδιού χωρίς ωστόσο να αισθάνονται καταπονημένοι, βελτιστοποιώντας έτσι τη εμπύθιση τους και τελικά οδηγώντας σε καλύτερα αποτελέσματα. Η ΔΠΔ αντιπροσωπεύει μια κρίσιμη καινοτομία στη δουλειά μας, καθώς προσαρμόζει την εμπειρία παιχνιδιού στο άτομο, προάγοντας το διαρκές ενδιαφέρον και πιθανές γνωστικές και κινητικές βελτιώσεις. Συνοπτικά, οι στόχοι που περιγράφονται σε αυτό το κεφάλαιο στηρίζουν τους βασικούς στόχους αυτής της έρευνας. Περιλαμβάνουν την ανάπτυξη μιας ειδικά σχεδιασμένης πλατφόρμας παιχνιδιών σοβαρού σκοπού για ηλικιωμένους, τη δημιουργία ενός εργαλείου αξιολόγησης χρήστη για ιατρικούς λόγους και την εφαρμογή μηχανισμών ΔΠΔ για τη βελτίωση της αφοσίωσης και κατά συνέπεια των αποτελεσμάτων των χρηστών.

Αυτοί οι στόχοι αποτελούν συλλογικά μια προσπάθεια αξιοποίησης της τεχνολογίας προς όφελος των ατόμων στην τρίτη ηλικία, αντιμετωπίζοντας ζητήματα που αφορούν την συνολική ποιότητα ζωής που σχετίζεται με τη γήρανση.

## 1.4 Δομή

Στο παρόν κείμενο η δομή που επιλέχθηκε αποσκοπεί στην όσο γίνεται καλύτερη επεξήγηση τόσο του συνόλου της πλατφόρμας παιχνιδιών που αναπτύχθηκε, όσο και των υποσυστημάτων της Αυτόματης Αξιολόγησης χρήστη, και Δυναμικής Προσαρμογής Δυσκολίας. Στα πλαίσια αυτής της προσπάθειας στο κείμενο αφού γίνει μία εισαγωγή στα γνωστικά αντικείμενα που σχετίζονται με την εργασία, η δομή των κεφαλαίων συνεχίζεται με το κεφάλαιο της Βιβλιογραφικής Επισκόπησης.

Σε αυτό το κεφάλαιο εξερευνάται το ερευνητικό πεδίο των παιχνιδιών σοβαρού σκοπού και των παιχνιδιών άσκησης για ηλικιωμένους, η περιοχή εστίασης είναι έρευνες οι οποίες αφορούν την δημιουργία, υλοποίηση και εφαρμογή παιχνιδιών που βοηθούν τους ηλικιωμένους να ζήσουν καλύτερα.

Αφού παρατεθούν κάποιες από τις σημαντικότερες έρευνες στις περιοχές που αναφέρθηκαν, στο κεφάλαιο 2 το κείμενο συνεχίζει στο κεφάλαιο 3 με την περιγραφή της πλατφόρμας Game2AWE αναλύοντας στοιχεία για τις τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν, τον τρόπο ανάπτυξης και σχεδιασμού, καθώς και την διεξαγωγή πιλοτικής μελέτης από την οποία δημιουργήθηκε ένας σημαντικός όγκος δεδομένων, ιδιαίτερα σημαντικών για την μετέπειτα μελέτη και δημιουργία των δύο επιπλέον συστημάτων της πλατφόρμας.

Μετά την επεξήγηση της πλατφόρμας και παράλληλα της περιγραφής των δεδομένων που ήταν διαθέσιμα μετά το τέλος της πιλοτικής έρευνας, το κεφάλαιο 3 περιγράφει την μεθοδολογία ανάπτυξης του συστήματος Αυτόματης Αξιολόγησης χρήστη, καθώς και τα αποτελέσματα τα οποία προέκυψαν όσον αφορά την απόδοση των μοντέλων πρόβλεψης που αναπτύχθηκαν.

Στη συνέχεια, στο κεφάλαιο 5 περιγράφεται η μεθοδολογία ανάπτυξης του δεύτερου συστήματος το οποίο υλοποιεί έναν μηχανισμό Δυναμικής Προσαρμογής Δυσκολίας στην μηχανική των παιχνιδιών της πλατφόρμας. Περιγράφονται 3 διαφορετικοί τρόποι με τους οποίους προσεγγίστηκε το πρόβλημα, τα αποτελέσματα των μοντέλων πρόβλεψης που αναπτύχθηκαν, καθώς και τα αποτελέσματα της συνολικής αξιολόγησης του συστήματος βάσει προτίμησης χρήστη. Τα συμπεράσματα της διπλωματικής εργασίας παρουσιάζονται στο κεφάλαιο 6.





## 2 Βιβλιογραφική Επισκόπηση

### 2.1 Ιστορία του Gaming

Στις μέρες μας όταν ακούμε τον όρο “Gaming” η σκέψη μας συνήθως κατευθύνεται ακούσια στον χώρο των βιντεοπαιχνιδιών, στην πραγματικότητα ωστόσο το Gaming εκτείνεται πέρα από την τεχνολογική του εξέλιξη. Το παιχνίδι είναι βαθιά ριζωμένο στη βιολογία και την ψυχολογία μας. Από την στιγμή της γέννησής τους, όπως και καθ’ όλη τη διάρκεια της ζωής τους τα περισσότερα θηλαστικά (όπως και ο άνθρωπος), χρησιμοποιούν το παιχνίδι για λόγους όπως εκμάθηση νέων επιδεξιότητων, δημιουργία κοινωνικών δεσμών, τακτοποίηση ιεραρχίας της ομάδας, αλλά και διάφορους άλλους λόγους. Η έννοια του παιχνιδιού πιστεύεται ότι είναι αναπόσπαστο μέρος της ανθρώπινης ανάπτυξης, επιτρέποντας στα άτομα να μαθαίνουν, να εξασκούνται και να πειραματίζονται σε ασφαλή περιβάλλοντα.

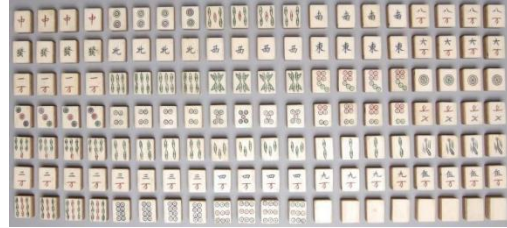
Η ενασχόληση μας με τα παιχνίδια πυροδοτεί μια σειρά από γνωστικές και συναισθηματικές αντιδράσεις που έχουν εξελικτική βάση. Ο άνθρωπος εγκέφαλος είναι εξελιγμένος να αναζητά την καινοτομία και να συμμετέχει σε δραστηριότητες που παρέχουν μια αίσθηση επιτεύγματος ή ανταμοιβής. Τα παιχνίδια αξιοποιούν αυτήν την έμφυτη επιθυμία προσφέροντας προκλήσεις, στόχους και μηχανισμούς ανατροφοδότησης που ενεργοποιούν τις οδούς ανταμοιβής του εγκεφάλου. Η απελευθέρωση της ντοπαμίνης (ενός νευροδιαβιβαστή που σχετίζεται με την ευχαρίστηση και το κίνητρο) ενισχύει τη δέσμευση του παίκτη και ενθαρρύνει την επαναλαμβανόμενη αλληλεπίδραση με το περιβάλλον του παιχνιδιού [18].

Ωστόσο λόγω της εξέλιξης, οι κοινωνίες και οι τρόποι που επικοινωνούμε γίνονται σταδιακά πιο περίπλοκοι, τα παιχνίδια τα οποία επινοούνται, ακολουθούν παρόμοια τάση, οι κανόνες και οι τρόποι με τους οποίους παίζουμε γίνονται όλο και πιο περίπλοκοι και η έννοια του παιχνιδιού εξαπλώνεται σε όλο και περισσότερους χώρους.

Η ιστορία των επιτραπέζιων παιχνιδιών είναι μια απόδειξη της διαρκούς ανθρώπινης τάσης για ανάπτυξη συνεχώς πιο περίπλοκων και ενδιαφέροντων τρόπων παιχνιδιού τα οποία αναπτύσσουν τη στρατηγική και την κοινωνική αλληλεπίδραση των παικτών. Οι πρώτοι πολιτισμοί που ασχολούνταν με διάφορες μορφές επιτραπέζιων παιχνιδιών που περιλάμβαναν απλούς κανόνες και στοιχεία τύχης, χρονολογούνται χιλιάδες χρόνια πίσω. Παιχνίδια όπως το Senet στην αρχαία Αίγυπτο και το Mahjong στην αρχαία Κίνα χρησίμευαν ως πρόδρομοι για τα πολύπλοκα παιχνίδια στρατηγικής που γνωρίζουμε σήμερα. Καθώς οι κοινωνίες εξελίχθηκαν, το ίδιο έκανε και η πολυπλοκότητα αυτών των παιχνιδιών, που συχνά αντικατοπτρίζουν πολιτιστικές, κοινωνικές και τεχνολογικές εξελίξεις. Το σκάκι, με καταγωγή από την Ινδία, αναδείχθηκε ως σύμβολο στρατηγικής ανδρείας κατά τη μεσαιωνική περίοδο, με τους περίπλοκους κανόνες και το στρατηγικό του βάθος να κεντρίζει το ενδιαφέρον από μυαλά σε πολλούς διαφορετικούς τότε πολιτισμούς. Με την άρροδο του χρόνου, καινοτομίες όπως το τυπογραφείο διευκόλυναν τη διάδοση των κανόνων του παιχνιδιού και οδήγησαν στην ανάπτυξη νέων παιχνιδιών όπως το Backgammon και το Checkers. Η Βιομηχανική Επανάσταση ώθησε περαιτέρω την παραγωγή και τη διανομή αυτών των παιχνιδιών, καθιστώντας τα πιο προσιτά σε ένα ευρύτερο κοινό. Η εξέλιξη των επιτραπέζιων παιχνιδιών αποτελεί παράδειγμα του τρόπου με τον οποίο οι άνθρωποι αναζητούν συνεχώς πνευματικές προκλήσεις, συντροφικότητα και ψυχαγωγία, θέτοντας τελικά τα θεμέλια για την επανάσταση του ψηφιακού gaming.



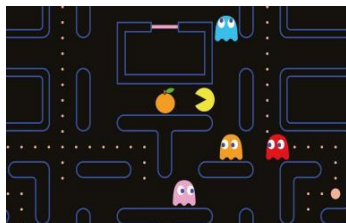
Εικόνα 2.1: Senet



Εικόνα 2.2: Mahjong

*Σχήμα 2.1: Senet: Πρωτοεμφανίστηκε κατά τη διάρκεια της δυναστείας Χινγκ στην Κίνα (1644–1912). Το mahjong είναι ένα παιχνίδι στρατηγικής που παίζεται με πλακίδια. Είναι παρόμοιο στην πράξη με το παιχνίδι ράμι με κάρτες και τέσσερις παίκτες τραβούν και πετούν πλακίδια για να ολοκληρώσουν το χέρι τους. Ο στόχος του παιχνιδιού είναι να συγκεντρώσετε και τα 14 πλακίδια σας σε τέσσερα σετ και ένα ζευγάρι. Ο πίνακας του παιχνιδιού αποτελείται από 30 τετράγωνα, χωρισμένα σε τρεις σειρές των 10. Δύο παίκτες ανταγωνίζονται για να φτάσουν όλα τα κομμάτια τους στο τέλος του ταμπλό, χρησιμοποιώντας ξύλα ή κόκαλα, αντί ζάρια, για να καθορίσουν τον αριθμό των τετραγώνων που μετακινούνται με κάθε ρίψη.*

Η μετάβαση από τα παραδοσιακά επιτραπέζια παιχνίδια στα βιντεοπαιχνίδια σηματοδότησε μια στιγμή ορόσημο στην εξέλιξη του gaming. Με την έλευση των υπολογιστών και των μικροεπεξεργαστών στα μέσα του 20ου αιώνα, έγιναν εμφανείς οι δυνατότητες δημιουργίας διαδραστικών ψηφιακών εμπειριών. Πρώιμα πειράματα όπως το “Spacewar” που δημιουργήθηκε από το MIT τη δεκαετία του 1960 [19] άνοιξε το δρόμο για την εμφάνιση των βιντεοπαιχνιδιών, αν και αρχικά περιορίζονταν σε ερευνητικά ιδρύματα και ακαδημαϊκό χώρο λόγω τεχνολογικών περιορισμών. Στη δεκαετία του 1970 γεννήθηκαν arcade παιχνίδια όπως το Pong και το Breakout, τα οποία προσέλκυαν ένα ευρύτερο κοινό και καθιέρωσαν την έννοια της ψηφιακής ψυχαγωγίας. Στα τέλη της δεκαετίας του 1970 και στις αρχές της δεκαετίας του 1980 παρατηρήθηκε η άνοδος οικιακών κονσόλων παιχνιδιών όπως το Atari 2600, που έφερε τα βιντεοπαιχνίδια στα νοικοκυριά και στη λαϊκή κουλτούρα. Αυτή η εποχή εισήγαγε επίσης εμβληματικούς τίτλους όπως “Pac-Man”, “Donkey Kong” και “Super Mario Bros”, που έγιναν πολιτιστικά φαινόμενα και έθεσαν τις βάσεις για την μετέπειτα ακόμα μεγαλύτερη υιοθέτηση των ψηφιακών παιχνιδιών. Καθώς η τεχνολογία προχωρούσε, τα βιντεοπαιχνίδια έγιναν πιο περίπλοκα, με βελτιωμένα γραφικά, ήχο και μηχανισμούς παιχνιδιού. Η δεκαετία του 1990 σηματοδότησε την έλευση των τρισδιάστατων γραφικών, ανοίγοντας νέες δυνατότητες για την εμπύθιση των παιχτών στους καινούργιους και ακόμα περισσότερο ρεαλιστικούς εκείνους κόσμους. Από το 2000 και μετά, και μαζί με την σταδιακή διάδοση του διαδικτύου στον μέσο άνθρωπο, παρατηρήθηκε η άνοδος των διαδικτυακών παιχνιδιών για πολλούς παίκτες, δίνοντας τη δυνατότητα στους παίκτες να συνδεθούν και να ανταγωνιστούν παγκοσμίως. Σήμερα, τα βιντεοπαιχνίδια περιλαμβάνουν μια τεράστια γκάμα ειδών, από περίπλοκα παιχνίδια ρόλων, έως και διαδικτυακά παιχνίδια στρατηγικής, και συνεχίζουν να ωθούν τα τεχνολογικά όρια με καινοτομίες, όπως τεχνολογίες εικονικής ή επαυξημένης πραγματικότητας οι οποίες παρουσιάστηκαν στο ευρύ κοινό με παιχνίδια όπως το “Pokemon GO”, αλλά και πλατφόρμες ψηφιακών παιχνιδιών οι οποίες απαιτούν από τον χρήστη την κίνηση του σώματός του με σκοπό την επιστράτευση της σωματικής άσκησης ως μέσω παιχνιδιού (όπως οι πλατφόρμες Nintendo Wii και Kinect).



Εικόνα 2.3

(α): Pac-Man



Εικόνα 2.4

(β): Super-Mario



Εικόνα 2.5

(γ): Pokemon-Go

Σχήμα 2.2 : Pac-Man: είναι ένα βιντεοπαιχνίδι λαβύρινθου δράσης του 1980 που αναπτύχθηκε και κυκλοφόρησε από την Namco για παιχνιδιομηχανές τύπου arcade. Super-Mario Bros: δημιουργήθηκε από τη Nintendo για το Nintendo Entertainment System. Κυκλοφόρησε στην Ιαπωνία τον Σεπτέμβριο του 1985. Pokemon-Go: είναι ένα παιχνίδι επαυξημένης πραγματικότητας του 2016 (AR) για κινητά . Χρησιμοποιεί κινητές συσκευές με GPS για να εντοπίσει, να συλλάβει, να εκπαιδεύσει και να πολεμήσει εικονικά πλάσματα, που ονομάζονται Pokemon, τα οποία φαίνονται σαν να βρίσκονται στην πραγματική τοποθεσία του παίκτη.

## 2.2 Παιχνίδια Σοβαρού Σκοπού στον τομέα της υγείας

Στον τομέα της υγείας η έρευνα που εξετάζει τη χρήση παιχνιδιών σοβαρού σκοπού είναι επίσης σε εμφανή άνοδο τα τελευταία χρόνια. Πολλοί ερευνητές ασχολούνται με τον τομέα της αποκατάστασης χρησιμοποιώντας παιχνίδια άσκησης (exergames). Η έρευνα [20], ανασκοπεί τη βιβλιογραφία σχετικά με άρθρα που περιγράφουν τη χρήση παιχνιδιών σοβαρού σκοπού για την αποκατάσταση ασθενών με εγκεφαλικό. Το άρθρο αυτό δείχνει ότι η εφαρμογή παιχνιδιών σοβαρού σκοπού είναι μια εξαιρετικά επιτυχημένη διαδραστική τεχνική για τη θεραπεία εγκεφαλικών επεισοδίων. Ένα ενδιαφέρον παράδειγμα μιας μελέτης σχετικά με την αποκατάσταση ασθενών με νευρολογικές παθήσεις είναι το [21]. Αυτό το άρθρο περιγράφει ένα exergame που χρησιμοποιεί την κίνηση του χρήστη για να προχωρήσει στην ιστορία του παιχνιδιού. Το σύστημα του παιχνιδιού σοβαρού σκοπού παρακολουθεί την κίνηση του χρήστη καθώς ο χρήστης παίζει το παιχνίδι, με αποτέλεσμα να παρέχει στους ειδικούς μια ολοκληρωμένη εικόνα για την κατάσταση του ασθενούς. Υπάρχουν πολλά παρόμοια παραδείγματα που επεκτείνονται σε διαφορετικούς τομείς του φάσματος της υγείας. Ένας αρκετά μεγάλος αριθμός από αυτές τις μελέτες δραστηριοποιείται στον υποτομέα της γήρανσης. Λόγω της καθυστερημένης ορθοστατικής μυϊκής λειτουργίας, της μειωμένης αγωγιμότητας του νευρικού συστήματος και του εκφυλισμού των αντισταθμιστικών μηχανισμών, οι ηλικιωμένοι έχουν περιορισμένη ικανότητα να ανταποκρίνονται σε κινήσεις που απαιτούν ιδιαίτερη ισορροπία, όπως πίσω βάδισμα ή πλάγια προβολή ποδιού. Αυτές οι κινήσεις, όταν συνδυάζονται, αυξάνουν τον κίνδυνο πτώσεων. Σύμφωνα με έρευνες, οι πτώσεις προκαλούν σημαντικές συνέπειες όπως εγκεφαλικές κακώσεις, κατάγματα, παράλυση ή ακόμα και θάνατο σε ποσοστό που κυμαίνεται από 5% έως 20%. Οι πτώσεις είναι η κύρια αιτία θνησιμότητας που σχετίζεται με ατυχήματα στους ηλικιωμένους, αντιπροσωπεύοντας το 40% όλων των θανάτων που σχετίζονται με τραυματισμούς σε άτομα ηλικίας άνω των 65 ετών. Λόγω της σημαντικής αύξησης των πτώσεων μεταξύ των ηλικιωμένων, η έρευνα για την πρόληψη τους είναι ιδιαίτερα σημαντική εφόσον αφορά στη δημόσια υγεία.

Η σωματική δραστηριότητα είναι ωφέλιμη για όλους τους ανθρώπους, συμπεριλαμβανομένων των ηλικιωμένων. Μειώνοντας τον κίνδυνο χρόνιων ασθενειών, ανακουφίζοντας την κατάθλιψη και βοηθώντας τους ανθρώπους να έχουν μία πιο ανεξάρτητη ζωή, η σωματική δραστηριότητα μπορεί να βελτιώσει την ποιότητα ζωής τους. Η άσκηση έχει αποδειχθεί ότι βελτιώνει την υγεία σε όλες τις ηλικιακές ομάδες, συμπεριλαμβανομένων των πιο αδύναμων και εξαιρετικά ηλικιωμένων. Είτε τα ηλικιωμένα άτομα που είναι υγιή είτε οι ηλικιωμένοι που έχουν ιατρικές διαταραχές, όπως οστεοπόρωση, Πάρκινσον, διαβήτη, σωματική ή οπτική αναπηρία ή ακόμα και μετά από εγκεφαλικό, η σωματική δραστηριότητα βοηθά στην αποφυγή πτώσεων και των συνεπειών τους. Έτσι, η διατήρηση ή η αποκατάσταση της σωματικής λειτουργικότητας των ηλικιωμένων μέσω προγραμμάτων άσκησης μπορεί ταυτόχρονα να μειώσει το

ποσοστό πτώσεων και τις συνέπειές τους, αλλά και να συμβάλει στη βελτίωση της ποιότητας ζωής τους. Για να είναι αποτελεσματικά, αυτά τα προγράμματα θα πρέπει να επικεντρώνονται σε λειτουργικές ικανότητες όπως η ευκινησία, ο συντονισμός, η κινητικότητα, η ισορροπία, η μυϊκή δύναμη και η ευελιξία, όπως προτείνει η έρευνα [22]. Επιπλέον, έχει αποδειχθεί ότι η άσκηση βελτιώνει την κοινωνική αλληλεπίδραση, τη γνωστική λειτουργία και τον χρόνο αντίδρασης. Επιπλέον επιτυγχάνει γενική ενίσχυση της νευροπλαστικότητας. Η σωματική δραστηριότητα μεταξύ των ηλικιωμένων, όπως αναφέρεται μεταξύ άλλων πλεονεκτημάτων, μπορεί επίσης να μειώσει την πιθανότητα πτώσης και μπορεί να οδηγήσει στη μείωση της ανάγκης για ιατρική φροντίδα και συνεπώς του σχετικού κόστους στο σύστημα υγειονομικής περίθαλψης. Επομένως, είναι σημαντικό να τονιστεί η σημασία της σωματικής δραστηριότητας για τους ηλικιωμένους για τη διατήρηση της σωματικής τους υγείας. Πιστεύουμε συνεπώς ότι εφαρμογές που θα ενθαρρύνουν πραγματικά τους ηλικιωμένους να εκτελούν σχετικές ασκήσεις που θα τους βοηθήσουν να αποκτήσουν κάποια από τα προαναφερθέντα πλεονεκτήματα θα αποτελέσουν σημαντικό εργαλείο για την καταπολέμηση του ολοένα και γηραιότερου πληθυσμού του κόσμου. Ο πρωταρχικός στόχος της πλατφόρμας παιχνιδιών μας (GAME2AWE) είναι να παρέχει σενάρια παιχνιδιών για αυτήν τη χρήση.

### 2.3 Παιχνίδια και Ηλικιωμένοι

Η διαδικασία γήρανσης χαρακτηρίζεται από μια ευρεία και αυξανόμενη επιβράδυνση της ικανότητας ανταπόκρισης σε εξωτερικές ή εσωτερικές ενοχλήσεις, απώλεια σωματικής δραστηριότητας, μυϊκής δύναμης, αντοχής και λειτουργικής ισορροπίας, καθώς και αύξηση της ορθοστατικής πίεσης. Επιπλέον, λόγω της καθυστερημένης ορθοστατικής μυϊκής λειτουργίας, της μειωμένης αγωγιμότητας του νευρικού συστήματος και του εκφυλισμού των αντισταθμιστικών μηχανισμών, οι ηλικιωμένοι έχουν περιορισμένη ικανότητα να ανταποκρίνονται σε απαιτήσεις ισορροπίας όπως το πλάγιο βάδισμα ή η γενική κίνηση. Αυτές οι μεταβλητές, όταν συνδυάζονται, αυξάνουν τον κίνδυνο πτώσεων και μειώνουν την ικανότητα ανάληψης ανεξάρτητων καθημερινών εργασιών.

Σύμφωνα με μελέτες, σε ποσοστό που κυμαίνεται από 5% έως 20%, οι πτώσεις έχουν σοβαρές συνέπειες, όπως τραυματισμούς στο κεφάλι, κατάγματα και σε ακραίες περιπτώσεις ακινησία ή ακόμα και θάνατος. Οι πτώσεις κατέχουν την πρώτη θέση στη θνησιμότητα που σχετίζεται με ατυχήματα στους ηλικιωμένους και υπολογίζονται να ευθύνεται για το 40% των θανάτων που σχετίζονται με τραυματισμό σε ενήλικες άνω των 65 ετών. Η μεγάλη αύξηση των πτώσεων στους ηλικιωμένους καθιστά σημαντική την έρευνα για την αποτροπή τους προτεραιότητα της δημόσιας υγείας. Μελέτες έχουν δείξει ότι συστήματα που στοχεύουν στη βελτίωση της φυσικής κατάσταση μειώνουν τον κίνδυνο πτώσης έως και 50% στους ηλικιωμένους. Η έρευνα [22], επίσης αναφέρει πως για να είναι αποτελεσματικά αυτά τα συστήματα, θα πρέπει να επικεντρώνονται σε λειτουργικές ικανότητες όπως η ευκινησία, ο συντονισμός, η κινητικότητα, η ισορροπία, η μυϊκή δύναμη και η ευελιξία.

επίσης αναφέρει πως για να είναι αποτελεσματικά αυτά τα συστήματα, θα πρέπει να επικεντρώνονται σε λειτουργικές ικανότητες όπως η ευκινησία, ο συντονισμός, η κινητικότητα, η ισορροπία, η μυϊκή δύναμη και η ευελιξία.

Η άσκηση και η σωματική δραστηριότητα είναι ζωτικής σημασίας για την υγεία των ηλικιωμένων, καθώς μπορούν να μειώσουν την απώλεια μυϊκής μάζας και δύναμης και να βελτιώσουν την ισορροπία και τον έλεγχο του σώματος. Επιπλέον, στις περιπτώσεις τραυματισμού, η σωματική δραστηριότητα αποτελεί το πιο αποτελεσματικό μέσο αποκατάστασης σε συνδυασμό με κλινική θεραπεία. Επιπλέον, η άσκηση μπορεί να βελτιώσει την κατάσταση της γνωστικής λειτουργίας και να μειώσει τον κίνδυνο ήπιας γνωστικής εξασθένησης (MCI) ή ακόμη και της άνοιας, σύμφωνα με πολλές μελέτες.

Τα exergames (δηλαδή τα παιχνίδια στα οποία ο παίκτης χρησιμοποιεί άσκηση για να παίξει), προσφέρουν δυνατότητες για την ενίσχυση της κινητικής και γνωστικής λειτουργίας των ηλικιωμένων, στοιχεία πολύ

σημαντικά για την υποστήριξη των καθημερινών τους δραστηριοτήτων. Η έρευνα ανασκόπησης [23] αναφέρει ότι 6 από τις 7 περιπτώσεις ερευνών που μελέτησε πάνω στην εφαρμογή παιχνιδιών άσκησης σε ηλικιωμένους, ανέφεραν θετικά αποτελέσματα για την βελτίωση της υγείας των ηλικιωμένων. Οι τεχνολογικές εξελίξεις που ενσωματώνονται σε συσκευές υποστήριξης της άσκησης είναι πολύ σημαντικές. Τα exergames που χρησιμοποιούν αισθητήρες κίνησης μπορούν να παρέχουν ασκήσεις ισορροπίας για τους ηλικιωμένους με τη χρήση παιχνιδιών που απαιτούν κατάλληλες στάσεις και κινήσεις από τον παίκτη. Στην έρευνα [24] περιγράφεται η περίπτωση χρήσης μιας απλής κάμερας και ενός έξυπνου λογισμικού υπολογιστικής όρασης τα οποία σε συνδυασμό παρέχουν την δυνατότητα σε ηλικιωμένους να παίξουν κάποια παιχνίδια που τους βοηθούν στην βελτίωση της δύναμης και της ισορροπίας τους. Επιπλέον, οι πλατφόρμες ισορροπίας που είναι εξοπλισμένες με αισθητήρες μπορούν να ανιχνεύσουν την φυσική δύναμη και να αξιολογήσουν την ισορροπία του χρήστη ανάλογα με την απόδοση του, παρέχοντας ανάδραση σε πραγματικό χρόνο σχετικά με τον έλεγχο της στάσης και τη μετατόπιση βάρους των ηλικιωμένων.

Στην βιβλιογραφία υπάρχουν πλέον αρκετά παραδείγματα ερευνών που προσπαθούν να χρησιμοποιήσουν νέες τεχνολογίες ώστε να καταστήσουν ικανή την άσκηση των ηλικιωμένων μέσω παιχνιδιών, κάποιες από αυτές τις προσπάθειες που έχουν δημοσιευτεί είναι οι έρευνες [25]–[28] προσπάθειες ορισμού κάποιων γενικών πλαισίων και κανόνων που αφορούν την ανάπτυξη παιχνιδιών άσκησης για την 3<sup>η</sup> ηλικία.

Παρόλο ότι υπάρχουν αρκετές μελέτες οι οποίες αναφέρουν τα θετικά αποτελέσματα των exergames για ηλικιωμένους, οι εφαρμογές αυτές στην συντριπτική πλειοψηφία τους χρησιμοποιούν το μηχανισμό των παιχνιδιών αποκλειστικά και μόνο για να επιτύχουν κάποιο στόχο βελτίωσης των ικανοτήτων του χρήστη ως προς κάποια κατεύθυνση. Ωστόσο με την πάροδο των ετών και την εξέλιξη των τεχνολογικών μέσων που είναι πλέον διαθέσιμα για την ανάπτυξη παιχνιδιών άσκησης, έχουν παρατηρηθεί και προσπάθειες οι οποίες χρησιμοποιούν δεδομένα που παράγει ο χρήστης κατά την χρήση ενός παιχνιδιού, έτσι ώστε να εξαχθούν κάποια συμπεράσματα για τον ίδιο ή την κατάσταση στην οποία βρίσκεται. Μία προσπάθεια τέτοιου είδους αποτελεί κομμάτι της συγκεκριμένης εργασίας και περιγράφεται σε επόμενη ενότητα 3.

## 3 Πλατφόρμα Παιχνιδιών Game2AWE

### 3.1 Περιγραφή Πλατφόρμας

Η πλατφόρμα Game2AWE είναι μια νέα πλατφόρμα παιχνιδιών άσκησης (exergames) κατάλληλη για ηλικιωμένους ενσωματώνοντας καινοτόμες λειτουργίες που δεν παρέχονται από τα υπάρχοντα συστήματα σε συνδυασμό. Το GAME2AWE συνδυάζει υλισμικό και έξυπνο λογισμικό για να δημιουργήσει εμπειρίες παιχνιδιού που συμβάλλουν στην βελτίωση της φυσικής και γνωστικής λειτουργίας των ηλικιωμένων. Χρησιμοποιεί έναν συνδυασμό τριών τεχνολογιών: Αισθητήρα ανίχνευσης κίνησης Kinect, Μάσκα εικονικής πραγματικότητας (VR) και έξυπνο δαπέδου (smart floor), προκειμένου να παρέχει διάφορα είδη εμπειριών και ασκήσεων στα παιχνίδια της όπως φαίνεται στο σχήμα (3.1). Για την ανάπτυξη του λογισμικού της πλατφόρμας επιλέχθηκε η μηχανή παιχνιδιών Unity, η οποία είναι μία από τις δημοφιλέστερες και πιο αξιόπιστες μηχανές παιχνιδιών από τις εμπορικά διαθέσιμες αυτή την στιγμή. Οι τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν περιγράφονται και αναλύονται στην παρακάτω υποενότητα 3.2.

Η πλατφόρμα παρέχει μια απλή μέθοδο ελέγχου ταυτότητας, κατάλληλη για ηλικιωμένους, ώστε να μπορεί να αποθηκεύει την απόδοση του παίκτη και τα δεδομένα προτιμήσεων παιχνιδιού κατά τη χρήση. Συνολικά, η πλατφόρμα διαθέτει 16 mini-games που βασίζονται στις τρεις διαφορετικές τεχνολογίες που αναφέρθηκαν προηγουμένως.



Εικόνα 3.1: (α)



Εικόνα 3.2: (β)



Εικόνα 3.3: (γ)

Σχήμα 3.1: Ανάπτυξη της πλατφόρμας GAME2AWE στην ερευνητική μελέτη: (α') Επίδειξη παιχνιδιού που βασίζεται στο Kinect. (β') Επίδειξη παιχνιδιού βασισμένου σε VR. (γ') Επίδειξη παιχνιδιού βασισμένου στο έξυπνο δάπεδο.

### 3.2 Τεχνολογίες

#### 3.2.1 Αισθητήρας κίνησης

Η πρώτη τεχνολογία πάνω στην οποία βασίστηκαν τα παιχνίδια ήταν ο αισθητήρας κίνησης Kinect V2. Ο αισθητήρας αυτός κυκλοφόρησε αρχικά το 2014 από την εταιρία Microsoft. Αρχικά ήταν συμβατός μόνο με την κονσόλα παιχνιδιών XBOX, στη συνέχεια ωστόσο μετά από την κυκλοφορία κατάλληλου υλισμικού, ο αισθητήρας έγινε συμβατός και για υπολογιστές. Μετέπειτα κυκλοφόρησε από την Microsoft, ένα πακέτο ανάπτυξης λογισμικού το οποίο έκανε σχετικά εύκολη την χρήση του αισθητήρα στην ανάπτυξη νέων Windows εφαρμογών. Το λογισμικό αυτό, έδινε στον χρήστη, όχι μόνο την δυνατότητα να το χρησιμοποιήσει, αλλά και να χρησιμοποιήσει βιβλιοθήκες κατάλληλες για τον χειρισμό των δεδομένων που παράγει ο αισθητήρας για την υλοποίηση διαφόρων εφαρμογών. Ο συγκεκριμένος αισθητήρας συνδυάζει τρεις διαφορετικούς απλούς αισθητήρες: κάμερα, κάμερα βάρους, αισθητήρας υπέρυθρων και μικρόφωνο.

Με χρήση του SDK της Microsoft, οι προγραμματιστές μπορούν να αναπτύξουν λογισμικό για το Kinect V2 σε διάφορους τομείς όπως ο αθλητισμός, η εκπαίδευση, η ψυχαγωγία, η υγεία, και πολλοί άλλοι.

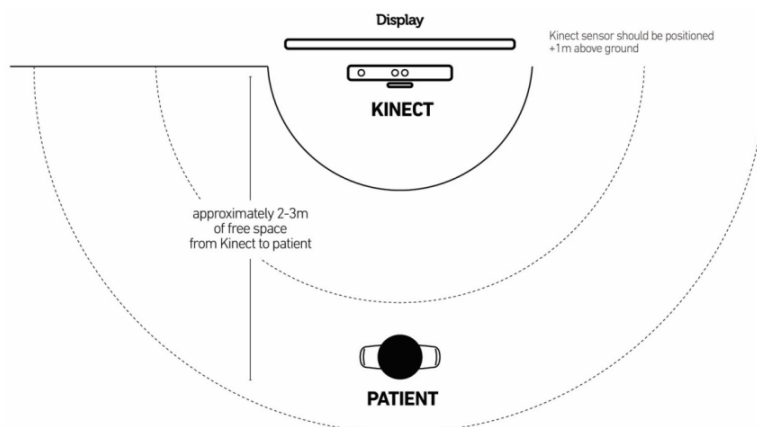
Το SDK περιλαμβάνει ένα πλήθος εργαλείων για την ανάπτυξη εφαρμογών και παιχνιδιών, καθώς και μία βιβλιοθήκη με διαφορετικούς αλγόριθμους αναγνώρισης κίνησης.

Το Kinect V2 έχει αποδειχθεί χρήσιμο σε πολλές εφαρμογές και έχει βοηθήσει στη δημιουργία μιας νέας γενιάς διαδραστικών εφαρμογών. Για παράδειγμα, στην αθλητική εκπαίδευση, οι προπονητές μπορούν να χρησιμοποιήσουν το Kinect V2 για την καταγραφή των κινήσεων των αθλητών και την ανάλυση των τεχνικών τους. Στην εκπαίδευση, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανάπτυξη διαδραστικών εκπαιδευτικών παιχνιδιών που βοηθούν στην εκμάθηση βασικών αρχών σε διάφορους τομείς.

Συνολικά, ο αισθητήρας ανοίγει νέους δρόμους για τη χρήση της τεχνολογίας στον άνθρωπο. Πέρα από τις εφαρμογές στα παιχνίδια, ο αισθητήρας Kinect V2 χρησιμοποιείται επίσης σε εκπαιδευτικούς σκοπούς, στη βιομηχανία, στην υγεία και στην κινητική αποκατάσταση. Παράδειγμα είναι η χρήση του σε εκπαιδευτικά προγράμματα για την εκμάθηση των μαθηματικών και της φυσικής. Επίσης, η βιομηχανία τον χρησιμοποιεί για τον έλεγχο ποιότητας των προϊόντων καθώς και για την αυτοματοποίηση διαδικασιών στην κατασκευή.

Το SDK της Microsoft παρέχει στους προγραμματιστές τα εργαλεία για να αναπτύξουν τα δικά τους λογισμικά και εφαρμογές που χρησιμοποιούν τον αισθητήρα Kinect V2 και να επωφεληθούν από την τεχνολογίες όπως το Virtual Reality (VR) και το Augmented Reality (AR) έχουν αναδειχθεί ως υποσχόμενα εργαλεία στην προώθηση της σωματικής και γνωστικής ενεργητικότητας των ηλικιωμένων. Η χρήση τους μπορεί να παρέχει έναν ενδιαφέροντα και ελκυστικό τρόπο για την άσκηση και τη διατήρηση της σωματικής και πνευματικής υγείας των ηλικιωμένων. Τα VR και AR μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάπτυξη παιχνιδιών και εφαρμογών που στοχεύουν στη βελτίωση της ισορροπίας, της σταθερότητας, της κινητικότητας και της αντίληψης του σώματος των ηλικιωμένων. Μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση και την παροχή πληροφοριών για την υγιεινή διαβίωση και την αντιμετώπιση διαφόρων προβλημάτων υγείας που σχετίζονται με την ηλικία. Οι τεχνολογίες αυτές αποτελούν ένα πολλά υποσχόμενο πεδίο έρευνας και ανάπτυξης για τη βελτίωση της ποιότητας ζωής των ηλικιωμένων.

Για την χρήση των παιχνιδιών Kinect της πλατφόρμας Game2AWE ο χώρος παιχνιδιού θα πρέπει είναι διαμορφωμένος έτσι ώστε να ακολουθούνται οι παρακάτω οδηγίες, οι οποίες παρουσιάζονται και στην εικόνα 3.4



Εικόνα 3.4: Διαμόρφωση περιβάλλοντος για παιχνίδια τεχνολογίας Kinect



### 3.2.2 Εικονική Πραγματικότητα

Η εικονική πραγματικότητα είναι μια τεχνολογία που επιτρέπει στον χρήστη να αλληλεπιδράσει με έναν υπολογιστή σε ένα εικονικό περιβάλλον, προσφέροντας μια ιδιαίτερα εμπυθιστική εμπειρία παιχνιδιού. Αν και η ιδέα της εικονικής πραγματικότητας εμφανίστηκε πριν από αρκετά χρόνια, η είσοδος της μάσκας Oculus Rift στην αγορά κατέστησε αυτή την τεχνολογία, προσβάσιμη σε ένα ευρύ κοινό. Η συνεχής εξέλιξη και βελτίωση της τεχνολογίας επέτρεψε τη δημιουργία της μάσκας Oculus Quest 2, η οποία προσφέρει μια απρόσκοπτη εμπειρία εικονικής πραγματικότητας χωρίς την ανάγκη για σύνδεση με έναν υπολογιστή ή άλλη συσκευή (αν ο χρήστης το επιλέξει). Η μάσκα Oculus Quest 2 (Εικόνα 3.5) χρησιμοποιείται στην πλατφόρμα παιχνιδιών που έχουμε δημιουργήσει, προσφέροντας στους χρήστες τη δυνατότητα να αλληλεπιδράσουν με ένα εικονικό περιβάλλον και να ζήσουν αυτή την εμπυθιστική εμπειρία καθώς παίζουν τα παιχνίδια μας. Η αλληλεπίδραση του χρήστη με το παιχνίδι είναι θεμιτό να είναι έντονη και αβίαστη, και αυτό λόγω του εικονικού κόσμου που δημιουργεί αυτή η τεχνολογία θεωρείται πως προσφέρει ένα αρκετά υψηλό επίπεδο αλληλεπίδρασης.

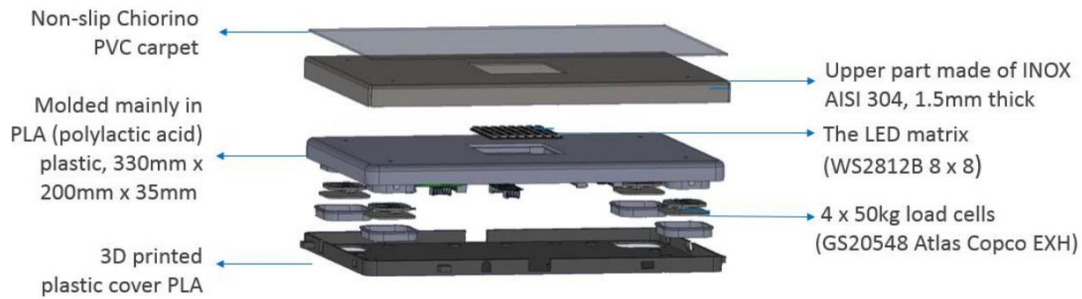
Ένας επιπλέον λόγος για τον οποίο έχουμε επιλέξει την τεχνολογία εικονικής πραγματικότητας ως μία από τις τεχνολογίες που χρησιμοποιούνται στην πλατφόρμα, είναι ότι η συγκεκριμένη τεχνολογία επιτρέπει επίσης την υλοποίηση παιχνιδιών τα οποία απαιτούν κίνηση από τον χρήστη και έτσι μπορούν και εδώ να σχεδιαστούν παιχνίδια άσκησης τα οποία να περιέχουν κινήσεις και στάσεις που είναι κατάλληλες για την ομάδα χρηστών την οποία στοχεύουμε.



Εικόνα 3.5: Τεχνολογία VR Oculus Quest 2

### 3.2.3 Έξυπνο πάτωμα

Το έξυπνο πάτωμα είναι μια τεχνολογία που επιτρέπει την ανάπτυξη μιας μορφής exergames. Αποτελείται από πλακίδια (Εικόνα 3.6) τα οποία διαθέτουν αισθητήρες δύναμης και οθόνη LED η οποία μπορεί να απεικονίζει ένα φάσμα χρωμάτων. Τα πολλά χρώματα δίνουν τη δυνατότητα για ένα ευρύ φάσμα μοτίβων και παιχνιδιών. Για να παίξει ένας παίκτης ένα παιχνίδι στην πλατφόρμα του έξυπνου πατώματος κινείται για να πατήσει τα πλακίδια σύμφωνα με τους κανόνες του κάθε παιχνιδιού. Η πλοκή των παιχνιδιών που παίζονται στο έξυπνο πάτωμα προβάλλεται επιπρόσθετα σε μια οθόνη με στόχο να ενισχυθεί η εμπειρία χρήσης.



Εικόνα 3.6 : Τα συστατικά στοιχεία ενός πλακιδίου

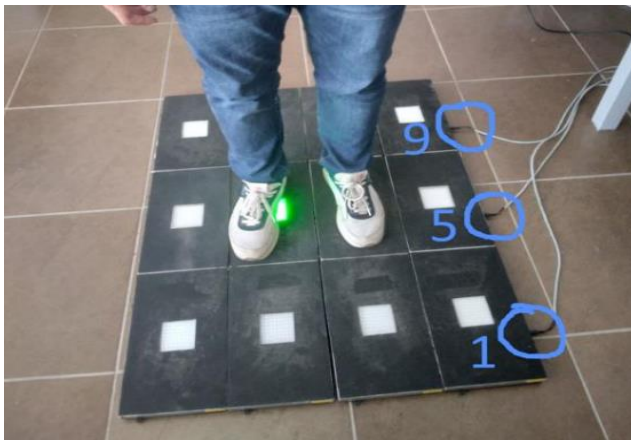
Η πλοκή των παιχνιδιών που παίζονται στο έξυπνο πάτωμα προβάλλεται επιπρόσθετα σε μια οθόνη με στόχο να ενισχυθεί η εμπειρία χρήσης. Οδηγίες διαμόρφωσης Έξυπνου Πατώματος Συναρμολόγηση και τροφοδοσία πλακιδίων Τα 12 πλακίδια από τα οποία αποτελείται το Έξυπνο Πάτωμα χωρίζονται σε 3 "νοητές" τετράδες όσον αφορά την τροφοδοσία τους:

1 ο – 4 ο πλακίδιο

5 ο – 8 ο πλακίδιο

9 ο – 12ο πλακίδιο

Τα πλακίδια συνδέονται σειριακά ανά τετράδες, συνδέοντας τα καλώδια που προεξέχουν, από εγκοπή, στα πλάγια του κάθε πλακιδίου. Αφού συνδεθεί κάθε τετράδα πλακιδίων, τα πλακίδια χρειάζεται να ενωθούν μεταξύ τους ώστε να δημιουργηθεί το σύνολο του Έξυπνου Πατώματος. Σε όλες τις πλευρές κάθε πλακιδίου υπάρχουν εσοχές και εξοχές, οι οποίες χρησιμεύουν στην ένωση όλων των πλακιδίων. Αναγκαία για την τροφοδοσία του Έξυπνου Πατώματος είναι η κεντρική μονάδα τροφοδοσίας (τροφοδοτικό), με απόληξη 3 καλωδίων. Τα 3 αυτά καλώδια συνδέονται στην ειδική θύρα τροφοδοσίας η οποία βρίσκεται στην αριστερή πρόσοψη των πλακιδίων 1, 5 και 9 (Εικόνα 3.7).



Εικόνα 3.7: Διασύνδεση τροφοδοσίας έξυπνου πατώματος

Τελευταίο βήμα ώστε να επιβεβαιωθεί η σωστή σύνδεση των πλακιδίων αποτελεί η τοποθέτηση του διακόπτη που βρίσκεται στην πλάγια όψη της κεντρικής μονάδας τροφοδοσίας στην θέση START. Πλέον το Έξυπνο Πάτωμα τροφοδοτείται και είναι έτοιμο να χρησιμοποιηθεί.

#### Επικοινωνία πλακιδίων με τον MQTT broker

Αφού έχουν συνδεθεί όλα τα πλακίδια μεταξύ τους, έχει εφαρμοστεί το ειδικό προστατευτικό πλαίσιο και παρέχεται τροφοδοσία, επόμενο βήμα αποτελεί η επικοινωνία του Έξυπνου Πατώματος με τον MQTT broker με σκοπό την αποστολή και λήψη μηνυμάτων. Για την επίτευξη αυτής της επικοινωνίας χρειάζεται απλά να συνδεθεί το PC στο οποίο έχει εγκατασταθεί η πλατφόρμα Game2AWE, στο ασύρματο δίκτυο “game2Awe – wifi” το οποίο παρέχεται από το TP – Link Access Point. Αυτό το Access Point αποτελεί μέρος της εγκατάστασης της πλατφόρμας Game2AWE. Η σύνδεση στο δίκτυο γίνεται μια φορά στην αρχή και επιλέγοντας “Αυτόματη Σύνδεση”. Στην συνέχεια κάθε φορά που ανοίγει το PC η σύνδεση στο δίκτυο “game2Awe – wifi” πραγματοποιείται αυτόματα.

#### Αρχειοποίηση Έξυπνου Πατώματος μέσω Proxy

Τελευταίο βήμα αποτελεί η εκκίνηση της ειδικής διεργασίας Proxy που μεσολαβεί στην επικοινωνία της πλατφόρμας Game2AWE με το έξυπνο πάτωμα. Η εκκίνηση της διεργασίας Proxy γίνεται αυτόματα κατά την εκκίνηση της πλατφόρμας Game2AWE και στέλνει Εγχειρίδιο Χρήσης Πλατφόρμας GAME2AWE 59 αυτόματα τα κατάλληλα μηνύματα στα topics του MQTT broker, ώστε κάθε πλακίδιο να καταστεί έτοιμο να λάβει και να στείλει τα δεδομένα του. Κατά τη διάρκεια της αρχειοποίησης τα leds των πλακιδίων σβήνουν ένα-ένα. Όταν όλα τα πλακίδια σβήσουν το Έξυπνο Πάτωμα είναι πλέον έτοιμο για χρήση. Περισσότερες λεπτομέρειες σχετικά με αυτή τη συσκευή μπορούν να βρεθούν στην δημοσιευμένη εργασία [29].

### 3.3 Μηχανή Παιγνιδιών Unity

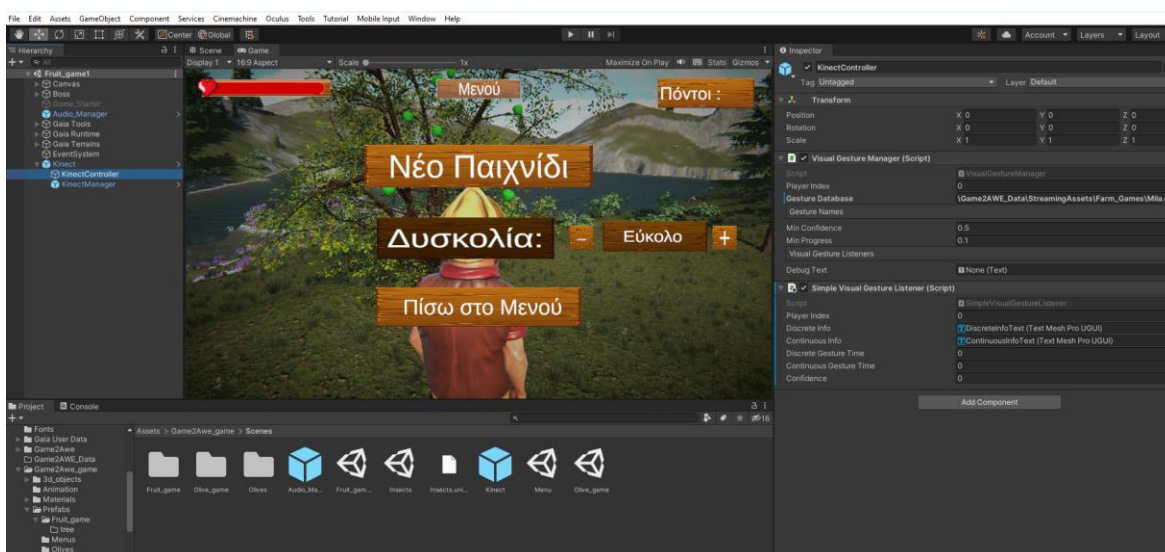
Μια μηχανή παιχνιδιών είναι ουσιαστικά ένα σύνολο εργαλείων τα οποία συνεργάζονται μεταξύ τους έτσι ώστε να παρέχουν στον χρήστη ένα περιβάλλον ανάπτυξης παιχνιδιών. Χρησιμοποιούνται κατά κόρον από δημιουργούς παιχνιδιών τα τελευταία χρόνια λόγω της βάσης η οποία παρέχεται και περιέχει στοιχεία όπως γραφικά, ήχο, φυσική, λειτουργίες τεχνητής νοημοσύνης, και εύκολο χειρισμό λειτουργικότητας των στοιχείων του παιχνιδιού. Χρησιμοποιώντας μια προϋπάρχουσα μηχανή παιχνιδιών, οι προγραμματιστές μπορούν να επικεντρωθούν περισσότερο στις μοναδικές πτυχές του έργου τους, όπως η μηχανική του παιχνιδιού και τα γραφικά στοιχεία, αντί να ξεκινούν από το μηδέν, χρησιμοποιώντας μία γλώσσα προγραμματισμού γενικού τύπου.

Στο συνεχώς εξελισσόμενο πεδίο της ανάπτυξης παιχνιδιών, υπάρχουν πολλές διαθέσιμες μηχανές παιχνιδιών για να διαλέξει κανείς, η καθμία με τα δικά της πλεονεκτήματα και αδυναμίες. Δημοφιλείς μηχανές όπως η Unreal Engine και η Godot προσφέρουν ισχυρά χαρακτηριστικά, αλλά μπορεί να έχουν μια απότομη καμπύλη εκμάθησης ή οικονομικό κόστος που μπορεί να μην ευθυγραμμίζεται με τους στόχους κάθε έργου.

Για το συγκεκριμένο έργο (την ανάπτυξη της πλατφόρμας παιχνιδιών σοβαρού σκοπού “Game2AWE”) ερευνήσαμε αρκετές διαφορετικές επιλογές μηχανών παιχνιδιών για να προσδιορίσουμε την καλύτερη προσαρμογή στις μοναδικές μας απαιτήσεις. Μετά από προσεκτική αξιολόγηση, επιλέξαμε το Unity ως τη μηχανή παιχνιδιού για την πλατφόρμα μας. Το πλούσιο οικοσύστημα του Unity, η ευκολία χρήσης και η ευελιξία που προσφέρει όσον αφορά τις μορφές εξαγωγής του τελικού αρχείου, το έκαναν ιδανική επιλογή. Επιπλέον, η ικανότητά του να ενσωματώνεται απρόσκοπτα με τον αισθητήρα Kinect Sensor V2, τη μάσκα

VR Oculus 2 και την προσαρμοσμένη έξυπνη συσκευή δαπέδου μας το κατέστησε την πιο βιώσιμη επιλογή για την επίτευξη των στόχων του έργου μας.

Η διεπαφή χρήστη του Unity έχει σχεδιαστεί ώστε να είναι ισχυρή και φιλική προς τον χρήστη, απλοποιώντας τη διαδικασία ανάπτυξης τόσο για αρχάριους όσο και για ειδικούς. Η διεπαφή χωρίζεται σε πολλαπλούς πίνακες, όπως η προβολή σκηνής για χειρισμό αντικειμένων παιχνιδιού σε τρισδιάστατο χώρο, η προβολή παιχνιδιού για δοκιμή και ο πίνακας ιεραρχίας που εμφανίζει όλα τα αντικείμενα παιχνιδιού που υπάρχουν σε μια σκηνή. Πρόσθετα πάνελ όπως το Asset Store και το Inspector επιτρέπουν την ενσωμάτωση λειτουργιών από τρίτους και λεπτομερή χειρισμό αντικειμένων, αντίστοιχα. Η συνεκτική διάταξη αυτών των στοιχείων όπως φαίνεται και στην εικόνα 3.8, παίζει σημαντικό ρόλο στην επιτάχυνση του κύκλου ανάπτυξης, ένα χαρακτηριστικό που ήταν ιδιαίτερα ευεργετικό για την περίπτωση του έργου μας.



Εικόνα 3.8 : Οθόνη εκτέλεσης της μηχανής παιχνιδιών Unity την ώρα επεξεργασίας του παιχνιδιού Fruit Harvest

Όσον αφορά στην γλώσσα προγραμματισμού για τον χειρισμό των αντικειμένων του παιχνιδιού, το Unity χρησιμοποιεί κυρίως την C#, μια γλώσσα που συνδυάζει την αποτελεσματικότητα της C++ με την ευκολία χρήσης και την αναγνωσιμότητα γλωσσών όπως η Java. Αυτό προσφέρει μια ισορροπία μεταξύ ελέγχου και παραγωγικότητας, επιτρέποντας την ταχεία ανάπτυξη χωρίς να θυσιάζεται η απόδοση. Για την πλατφόρμα μας, η χρήση της C# μας επέτρεψε να ενσωματώσουμε σύνθετη λογική για τις διάφορες τεχνολογίες (Kinect Sensor V2, μάσκα VR Oculus 2 και το έξυπνο δάπεδο). Δείγματα αποσπασμάτων κώδικα μπορούν να αποκαλύψουν πόσο απλές αλλά ισχυρές εντολές μπορούν να διευκολύνουν λειτουργίες όπως η αναγνώριση χειρονομιών ή η αλληλεπίδραση με βάση την αφή, που είναι ζωτικής σημασίας για την αποτελεσματική δέσμευση των δημογραφικών στοιχείων της τρίτης ηλικίας. Στην εικόνα 3.9 φαίνεται ένα απόσπασμα κώδικα από την κλάση “Kinect Manager” η οποία παρέχει λειτουργικότητα για την διαχείριση του αισθητήρα Kinect V2 και έχει δημιουργηθεί σε συνεργασία με την εταιρεία κατασκευής του αισθητήρα (Microsoft).

```

1 // comment out the following #define, if you want to use the depth sensor and the KinectManager on per-scene basis
2 #define USE_SINGLE_KM_IN_MULTIPLE_SCENES
3
4
5 using UnityEngine;
6 using UnityEngine.Networking;
7
8 using System;
9 using System.Collections;
10 using System.Collections.Generic;
11 using TMPro;
12 //using System.Linq;
13
14 /// <summary>
15 /// KinectManager is the main and the most basic Kinect-related component. It is used to control the sensor and poll the
16 /// </summary>
17 public class KinectManager : MonoBehaviour
18 {
19     [Tooltip("How high above the ground is the sensor, in meters.")]
20     public float sensorHeight = 1.0f;
21
22     [Tooltip("Kinect elevation angle (in degrees). May be positive or negative.")]
23     public float sensorAngle = 0f;
24
25     13 references
26     public enum AutoHeightAngle : int { DontUse, ShowInfoOnly, AutoUpdate, AutoUpdateAndShowInfo }
27     [Tooltip("Whether to automatically set the sensor height and angle or not. The user must stay in front of the sensor")]
28     public AutoHeightAngle autoHeightAngle = AutoHeightAngle.DontUse;
29
30     [Tooltip("Whether to flip left and right, relative to the sensor.")]
31     private bool flipLeftRight = false;
32

```

Εικόνα 3.9 Κομμάτι κώδικα από την κλάση *Kinect Manager* η οποία διαχειρίζεται τις ενέργειες του αισθητήρα *Kinect*

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, ένα από τα πιο συναρπαστικά χαρακτηριστικά του Unity είναι το ευρύ φάσμα δυνατοτήτων μορφής εξαγωγής των τελικών αρχείων του παιχνιδιού. Ο συγκεκριμένη μηχανή επιτρέπει την ανάπτυξη παιχνιδιών με συμβατότητα σε μία ποικιλία από πλατφόρμες όπως το Android, το iOS και το WebGL. Αυτό είναι υψίστης σημασίας για το έργο μας, καθώς παρέχει την δυνατότητα η συγκεκριμένη πλατφόρμα παιχνιδιών να επεκταθεί με παραλλαγές της και σε άλλες συσκευές και λειτουργικά συστήματα στο μέλλον, έτσι ώστε να απευθυνθεί σε μεγαλύτερο κοινό και συνεπώς να στοχεύσει στην υποβοήθηση μεγαλύτερου μέρους του πληθυσμού.

### 3.4 Σύστημα Βάσης Δεδομένων

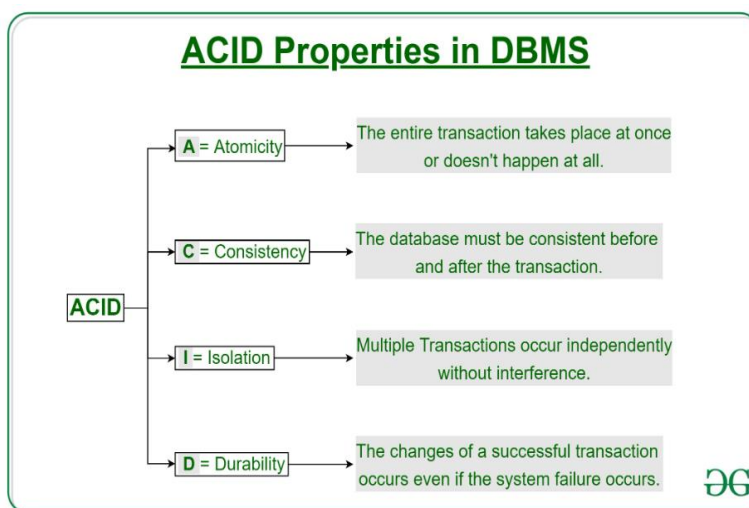
Ένα από τα πιο σημαντικά κομμάτια του έργου είναι η αποθήκευση, διαχείριση και τέλος η εκμετάλλευση των δεδομένων της πιλοτικής έρευνα του έργου για λόγους επίτευξης διαφόρων ερευνητικών στόχων και αναλύσεων. Για τις παραπάνω λειτουργίες η πλατφόρμα Game2AWE χρησιμοποιεί ένα σύστημα διαχείρισης βάσης δεδομένων. Μετά από την εξέταση ποικίλων πιθανών επιλογών, το σύστημα που επιλέχθηκε τελικά ήταν ένα σύστημα σχεσιακών βάσεων δεδομένων SQLite.

Το SQLite προσφέρει πολλά πλεονεκτήματα που το έκαναν ιδανική επιλογή για αυτό το έργο. Πρώτον, είναι μια μηχανή βάσης δεδομένων χωρίς διακομιστή, αυτόνομη που απαιτεί ελάχιστη ρύθμιση και διαχείριση, μειώνοντας τον γενικό φόρτο εργασίας που σχετίζεται με τη συντήρηση της βάσης δεδομένων [30]. Αυτό ήταν ιδιαίτερα σημαντικό την περίοδο της πιλοτικής δοκιμής, δεδομένου ότι μας δόθηκε η δυνατότητα να στραφούμε περισσότερο στην ανάπτυξη νέων λειτουργιών των παιχνιδιών της πλατφόρμας, καθώς και στην ανάλυση των δεδομένων για ερευνητικούς σκοπούς και όχι στη διαχείριση βάσεων δεδομένων.

Ένας άλλος εξίσου σημαντικός λόγος για την επιλογή μας ήταν το ότι η υποστήριξη της SQLite για συναλλαγές ACID (Atomicity, Consistency, Isolation, Durability) διασφαλίζει την ακεραιότητα των

δεδομένων, ακόμη και όταν αντιμετωπίζει σφάλματα συστήματος ή διακοπές ρεύματος (εικόνα 3.10). Αυτό εξασφαλίζει ότι τα δεδομένα χρήστη και οι καταστάσεις παιχνιδιού αποθηκεύονται και ανακτώνται αξιόπιστα, κάτι που είναι κρίσιμο για την παροχή μιας συνεπούς εμπειρίας χρήστη. Δεδομένου ότι η πιλοτική μελέτη διεξήχθη σε μία πόλη που ήταν απομακρυσμένη από την ερευνητική μας ομάδα, καθώς και ότι τα δεδομένα που διαχειριζόμασταν ήταν σχετικά μικρού μεγέθους και συνεπώς πολύτιμα, η ανθεκτικότητά τους σε πιθανές αποτυχίες του συστήματος ήταν ζωτικής σημασίας.

Εικόνα 3.10 : ACID (Atomicity, Consistency, Isolation, Durability)



### 3.5 Σχεδιασμός και Αρχιτεκτονική Πλατφόρμας

#### 3.5.1 Ανθρωποκεντρική Προσέγγιση

Για την ανάπτυξη των εφαρμογών ασκήσεων-παιχνιδιών εφαρμόζεται η προσέγγιση της ανθρωποκεντρικής σχεδίασης, σύμφωνα με το πρότυπο ISO 13407 που αφορά τις αλληλεπιδραστικές εφαρμογές [31]. Ο σχεδιασμός βασίζεται σε μια επαναληπτική διαδικασία, κατά την οποία αρχικά πραγματοποιούνται από κοντά συναντήσεις μεταξύ της ομάδας ανάπτυξης των εφαρμογών, των ειδικών στον τομέα της υγείας (όπως φυσιοθεραπευτές, ορθοπαιδικοί και ψυχολόγοι) και των ηλικιωμένων. Αυτοί οι ειδικοί και χρήστες συμμετέχουν στον προσδιορισμό των δυνητικών δραστηριοτήτων αλληλεπίδρασης και των βασικών μηχανισμών που σχετίζονται με τους στόχους κάθε παιχνιδιού. Μια ομάδα εστίασης (focus group) συγκροτείται για την καλύτερη κατανόηση των χαρακτηριστικών κάθε παιχνιδιού και των κινήσεων του σώματος που θα συμβάλλουν στην ενδυνάμωση των ηλικιωμένων κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού.

Με βάση τον αρχικό σχεδιασμό της εφαρμογής, δημιουργείται ένα γρήγορο πρωτότυπο της ιδέας, το οποίο διαβιβάζεται στους χρήστες για αξιολόγηση. Σε αυτό το στάδιο, η ομάδα ανάπτυξης αναλαμβάνει ενεργό ρόλο στην ανάλυση των ανατροφοδοτήσεων από τους χρήστες και στην επιβεβαίωση της καταλληλότητας χρήσης του πρωτοτύπου. Ακολουθεί μια φάση επανασχεδιασμού, κατά την οποία βελτιώνονται οι κανόνες του παιχνιδιού και οι διαδικασίες αλληλεπίδρασης, προτού προχωρήσουμε στην τελική ανάπτυξη του πρωτοτύπου.

Για τις ανάγκες λοιπόν της εκπλήρωσης αυτής της ανθρωποκεντρικής σχεδίασης που είχε επιλεγεί για το έργο, τον Σεπτέμβριο του 2021 πραγματοποιήθηκε μία συνάντηση στην οποία πήραν μέρος, οι

επωφελούμενοι (ή αλλιώς οι πιθανοί μελλοντικοί χρήστες της πλατφόρμας), μία ομάδα ατόμων που ειδικεύονται στην φροντίδα και την ιατρική επίβλεψη ηλικιωμένων, και η ομάδα των μηχανικών που ήταν υπεύθυνη για την ανάπτυξη της πλατφόρμας Game2AWE. Η συνάντηση αυτή είχε ως στόχο την συνεργασία των προαναφερθέντων ατόμων με σκοπό τον σχεδιασμό παιχνιδιών τα οποία θα είναι όχι μόνο κατάλληλα για την χρήση τους από τη συγκεκριμένη ηλικιακή ομάδα, αλλά και αρκετά ευχάριστα για τους ηλικιωμένους, έτσι ώστε η χρήση τους στην συνέχεια να είναι αβίαστη και συχνή.

Στο συγκεκριμένη συνάντηση αρχικά παρουσιάστηκαν κάποια δείγματα σεναρίων παιχνιδιών όπως το παιχνίδι Λιομάζωμα ή το παιχνίδι "Συγκομιδή φρούτων", σε διάφορες παραλλαγές τους, όσον αφορά την αισθητική αλλά και τον τρόπο λειτουργίας τους. Στο σχήμα 3.2, φαίνεται το παιχνίδι Λιομάζωμα με διαφορετικές αισθητικές επιλογές, στην εικόνα (α') φαίνεται το σενάριο του παιχνιδιού με την επιλογή των ενδείξεων για τους πόντους, και την μπάρα ζωτικότητας να εμφανίζονται στο κάτω μέρος της οθόνης, ενώ στην εικόνα (β') οι αντίστοιχες ενδείξεις εμφανίζονται στο πάνω αριστερά και πάνω δεξιά μέρος της οθόνης. Επίσης παράλληλα στις 2 εικόνες εμφανίζονται διαφορετικές επιλογές για την απεικόνιση του ελαιόδεντρου, στην μία εικόνα το ελαιόδεντρο είναι πυκνότερο και σε πιο σκούρο χρώμα ενώ στην άλλη το χρώμα του είναι πιο ανοιχτό πράσινο αλλά και τα φύλλα που απεικονίζονται είναι λιγότερα και πιο αραιά.



Εικόνα 3.11: (α)



Εικόνα 3.12 : (β)

Σχήμα 3.2: Εικόνες από το παιχνίδι «Λιομάζωμα» σε 2 διαφορετικές αισθητικά παραλλαγές. (α'): Σκορ και μπάρα ζωτικότητας εμφανίζονται στο κάτω μέρος της οθόνης, ελαιόδεντρα πυκνά και σε σκούρο πράσινο χρώμα. (β'): Σκορ και μπάρα ζωτικότητας εμφανίζονται στο πάνω μέρος της οθόνης, ελαιόδεντρα με αραιό φύλλωμα και σε ανοιχτό πράσινο χρώμα.

Κατά την διάρκεια της συνάντησης παρουσιάστηκαν αρκετά άλλα σενάρια παιχνιδιών με διαφορετικές αισθητικές και μη επιλογές έτσι ώστε οι συμμετέχοντες να έχουν την δυνατότητα να εκφράσουν προτιμήσεις, ενστάσεις, και πιθανώς προτάσεις για τον σχεδιασμό των διαφόρων σεναρίων των παιχνιδιών. Η ανατροφοδότηση που παρείχαν οι συμμετέχοντες σημειώνονταν καθ' όλη τη διάρκεια της συνάντησης από την ομάδα ανάπτυξης της πλατφόρμας έτσι ώστε να αξιολογηθεί κατάλληλα στα μελλοντικά στάδια σχεδίασης και ανάπτυξης.

Μετά το τέλος της συνάντησης η ομάδα ανάπτυξης είχε στην διάθεσή της τα σχόλια, τις προτάσεις αλλά και τις προτιμήσεις από τους συμμετέχοντες. Παρακάτω παραθέτονται κάποια από τα σημαντικότερα σημεία από την ανακτημένη αυτή ανατροφοδότηση.

1. Σίγουρα χρειάζεται βίντεο ή εικόνες για την εκμάθηση των κινήσεων, αλλά και για την επανεκμάθηση αφού έχει ξεκινήσει το παιχνίδι

Πχ. Κουμπί: δείξε μου την κίνηση

- {Ειδικός}
2. Διαβάθμιση δυσκολίας με αριθμό κινήσεων (λιγότερη ποικιλία=πιο εύκολο επίπεδο)
- {Ειδικός}
3. Κάτι σε κολύμπι/θάλασσα
- {Επωφελούμενοι}

#### 4. Εισαγωγή Multiplayer

καλύτερα συνεργατικό, ίσως μια μικρή δοκιμή ανταγωνιστικότητας άλλα δεν προτείνεται

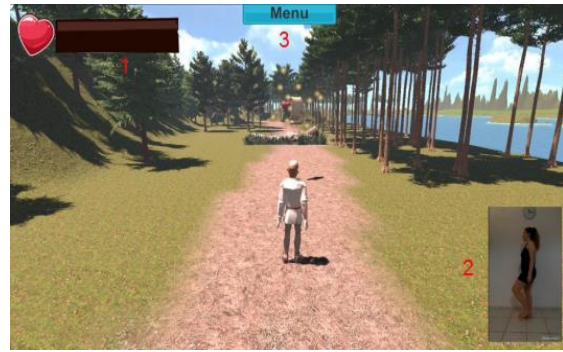
- {Επωφελούμενοι + Ειδικός}
- 5. Να δούμε για όλες τις κινήσεις αν μπορούμε να βάλουμε καθιστή θέση
  - {Ειδικός}
- 6. Όταν γίνεται λάθος στην κίνηση να παρέχονται οδηγίες για το πως θα γίνει η σωστή, με τη μορφή θετικής ανατροφοδότησης (ίσως πάλι κάποιο βίντεο ή μίνι training)
  - {Ειδικός}
- 7. Η μπάρα υγείας να έχει τη μορφή Bonus έτσι ώστε να μην επηρεάζει αρνητικά όταν δεν γεμίζει
  - {Ειδικός}
- 8. Η μπάρα υγείας να έχει ίσως διαφορετικό όνομα έτσι ώστε να μην υπάρχει κάποια περίπτωση σύνδεσης της μπάρας υγείας με την υγεία του παίκτη/χρήστη
  - {Ειδικός}

Όλα τα παραπάνω σχόλια και προτάσεις ελήφθησαν υπόψη και χρησιμοποιήθηκαν από την ομάδα ανάπτυξης έτσι ώστε να σχεδιαστούν καινούριες εκδόσεις των διαφόρων σεναρίων των παιχνιδιών οι οποίες να ταιριάζουν περισσότερο στις προτιμήσεις των χρηστών αλλά και στις υποδείξεις των ειδικών. Στο σχήμα 3.3 φαίνονται στιγμιότυπα από τις μετέπειτα εκδόσεις διαφόρων παιχνιδιών της πλατφόρμας. Εκεί μπορούμε να διακρίνουμε ότι στα παιχνίδια έχουν προστεθεί πολλά από τα στοιχεία που προτάθηκαν κατά την συνάντηση της ομάδας συγκέντρωσης. Για παράδειγμα στην εικόνα (α) και (β) οι οποίες αποτελούν στιγμιότυπα από τα παιχνίδια “Συγκομιδή Φρούτων” και “Βόλτα στο Δάσος” φαίνεται κάτω δεξιά ένα βίντεο στο οποίο παρουσιάζεται η κίνηση που απαιτείται από τον χρήστη για την κάθε περίπτωση (Σχόλια 1 και 6). Επίσης στην εικόνα (γ) βλέπουμε ένα στιγμιότυπο από το παιχνίδι κωπηλασία, το οποίο προστέθηκε βάση του σχόλιου 3. Τέλος στις εικόνες (α) και (β) φαίνονται σενάρια παιχνιδιών τα οποία χρησιμοποιούν στην μηχανική τους την μπάρα ζωτικότητας ως μόνους επιβράβευσης για τις σωστές κινήσεις του χρήστη (Σχόλιο.7 και 8).





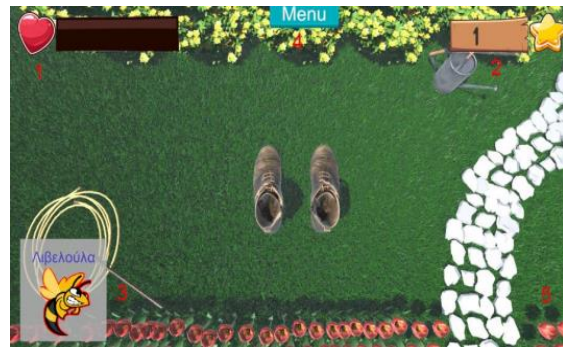
Εικόνα 3.13 (α)



Εικόνα 3.14 (β)



Εικόνα 3.15 (γ)

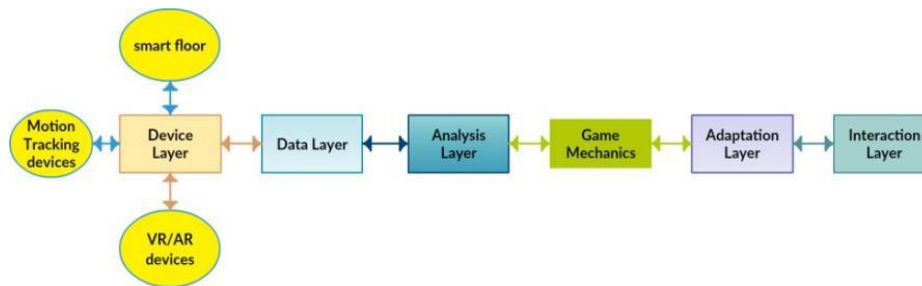


Εικόνα 3.16 (δ)

Σχήμα 3.3: Οθόνες εκτέλεσης τελικών εκδόσεων παιχνιδιών

### 3.5.2 Αρχιτεκτονική

Η αρχιτεκτονική της πλατφόρμας GAME2AWE (εικόνα 3.17) αποτελείται από διάφορα επίπεδα, καθένα από τα οποία εκτελεί συγκεκριμένες λειτουργίες. Στο πρώτο επίπεδο, το Device Layer, οι εξωτερικές συσκευές συνδέονται με το σύστημα της πλατφόρμας. Οι πληροφορίες που στέλνονται από αυτές τις συσκευές μεταφέρονται στο επόμενο επίπεδο, το Data Layer, το οποίο κατανέμει τα δεδομένα που έρχονται από τις συσκευές σε κατάλληλους πίνακες μιας σχεσιακής βάσης δεδομένων. Στη συνέχεια, οι πληροφορίες ταξινομούνται και επεξεργάζονται από το Analysis Layer, το οποίο με τη σειρά του εφαρμόζει κάποιους κανόνες όπως το κατά πόσο μία κίνηση που φαίνεται να έχει κάνει ο χρήστης είναι πραγματική ή όχι ή αν είναι μέσα στα πλαίσια του παιχνιδιού που εξελίσσεται τη δεδομένη στιγμή και ανάλογα αποδέχεται μία ενέργεια και την στέλνει στο επόμενο επίπεδο, ή την απορρίπτει. Οι ενέργειες που γίνονται αποδεκτές από το Analysis Layer, περνούν στο επίπεδο "Game Mechanics", το οποίο εκτελεί κάποια ενέργεια μέσα στο παιχνίδι (όπως την ενεργοποίηση ενός εφέ ή ενός animation, την αύξηση ή μείωση των πόντων του χρήστη κ.τ.λ). Τέλος, το Adaptation Layer και το Interaction Layer παρέχουν τις απαραίτητες διεπαφές και λειτουργίες για την αλληλεπίδραση του χρήστη με την πλατφόρμα.



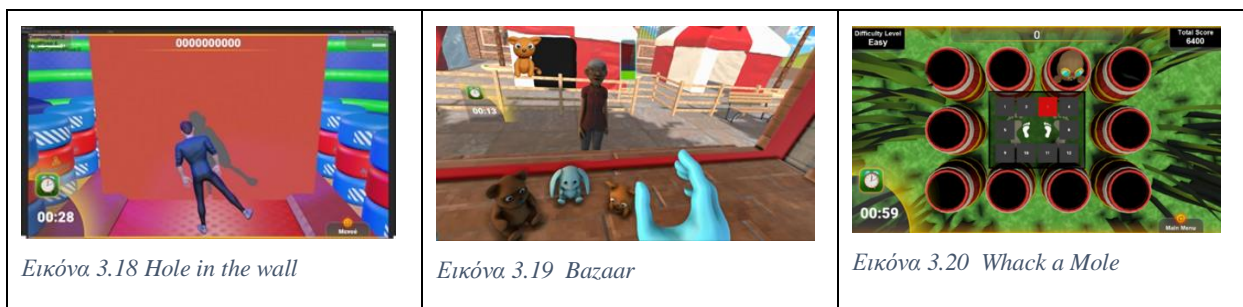
Εικόνα 3.17 : Αρχιτεκτονική πλατφόρμας Game2AWE

### 3.6 Παιχνίδια

Υπάρχουν 7 παιχνίδια που βασίζονται στην τεχνολογία Kinect Sensor, 5 mini-games που βασίζονται στην τεχνολογία Virtual Reality και 3 παιχνίδια που βασίζονται στην τεχνολογία smart-floor. Υπάρχουν δύο βασικά θέματα που ενσωματώνουν τα παιχνίδια, το θέμα της φύσης και το θέμα του λούνα παρκ. Τα παιχνίδια που χρησιμοποιούν την τεχνολογία Kinect Sensor χρησιμοποιούν και τα δύο αυτά θέματα, οι τεχνολογίες εικονικής πραγματικότητας και έξυπνων δαπέδων χρησιμοποιούν μόνο το θέμα του λούνα παρκ. Τα παιχνίδια που χρησιμοποιούν την τεχνολογία αισθητήρα Kinect απαιτούν από τον χρήστη να στέκεται σε ένα κατάλληλο σημείο στο δωμάτιο, όπου ο αισθητήρας μπορεί να παρακολουθεί τη στάση του σώματός του, ενώ υπάρχει επίσης αρκετός χώρος γύρω του, ώστε να μπορεί να εκτελέσει τις απαραίτητες κινήσεις για κάθε συγκεκριμένο μίνι παιχνίδι. Κάποιος χώρος είναι επίσης απαραίτητος για τα exergames που βασίζονται σε VR, δεδομένου ότι τα αντίστοιχα σενάρια παιχνιδιού περιλαμβάνουν μια συγκεκριμένη κίνηση από τον παίκτη. Για την ανάπτυξη παιχνιδιών VR, χρησιμοποιείται η τεχνολογία Oculus Quest 2 του Facebook, η οποία περιλαμβάνει μια μάσκα VR που φοράει ο παίκτης και τα χειριστήρια που κρατούν στα χέρια τους. Το έξυπνο δάπεδο, που αποτελείται από πλακάκια με ενσωματωμένους αισθητήρες βάρους και οθόνη LED, διαθέτει μια αρθρωτή δομή που μοιάζει με παζλ που απλοποιεί τη συναρμολόγηση και επιτρέπει την εύκολη προσαρμογή σε οποιοδήποτε χώρο. Το έξυπνο πάτωμα χρησιμοποιείται ουσιαστικά ως μια μεγάλη οθόνη αφής για την προβολή μοτίβων κίνησης που πρέπει να ακολουθούν οι ηλικιωμένοι σε ένα σενάριο παιχνιδιού. Οι φυσικοθεραπευτές και οι γηριατρικοί ειδικοί έχουν καθοδηγήσει την επιλογή και την ενσωμάτωση των κινήσεων στο παιχνίδι, με στόχο την ενίσχυση της ισορροπίας και της δύναμης, μειώνοντας έτσι τον κίνδυνο πτώσης [32].

Το σχήμα 3.4 παρέχει στιγμιότυπα αντιπροσωπευτικών παιχνιδιών άσκησης που εμφανίζονται στην πλατφόρμα GAME2AWE. Το παιχνίδι "Hole in the Wall" είναι ένα παράδειγμα τέτοιου παιχνιδιού που βασίζεται στην τεχνολογία Kinect. Σε αυτό το παιχνίδι, οι παίκτες πρέπει να παίρνουν την κατάλληλη στάση σώματος, όπως υποδεικνύεται από τη σχηματική παράσταση στον τοίχο. Αυτός ο τοίχος πλησιάζει γρήγορα το άβαταρ του παίκτη, δημιουργώντας έτσι μια δυναμική και συναρπαστική εμπειρία παιχνιδιού. Σε κάθε γύρο, ο παίκτης στοχεύει να συγκεντρώσει όσο το δυνατόν περισσότερους πόντους περνώντας με επιτυχία από όσους περισσότερους τοίχους μπορεί. Το παιχνίδι περιλαμβάνει μια ποικιλία στάσεων που εμπλέκουν όλα τα μέρη του σώματος, συμπεριλαμβανομένων των θέσεων χεριών, ποδιών και σώματος. Ένα παράδειγμα παιχνιδιού στην κατηγορία VR είναι το "Bazaar". Σε αυτό το παιχνίδι, ο παίκτης έχει στην διάθεσή του διάφορα αντικείμενα, όπως παιχνίδια, τα οποία αναμένεται να παραδώσει στους πελάτες που πλησιάζουν τον πάγκο του. Κατά την άφιξη ενός πελάτη, μια εικόνα του ζητούμενου αντικειμένου εμφανίζεται στα αριστερά του παίκτη και μια μπάρα χρόνου στα δεξιά του υποδεικνύει τον χρόνο που απομένει για τον παίκτη να επιλέξει το σωστό στοιχείο. Για να παραδώσει ένα αντικείμενο σε έναν πελάτη, ο παίκτης χρειάζεται απλώς να απλώσει το χέρι του και να αγγίξει το αντίστοιχο αντικείμενο. Τέλος, ένα παράδειγμα παιχνιδιού άσκησης που χρησιμοποιεί τεχνολογία έξυπνου δαπέδου είναι το "Whack a Mole". Σε αυτό το παιχνίδι, ο στόχος του παίκτη είναι να πατήσει γρήγορα φωτισμένα πλακάκια, αναπαριστώντας την εμφάνιση ενός τυφλοπόντικα, προκειμένου να κερδίσει πόντους. Ο παίκτης ξεκινά

στέκεται στα κεντρικά πλακάκια του έξυπνου δαπέδου και παρακολουθεί τα γύρω πλακίδια. Όταν ένα πλακίδιο ανάβει, υποδεικνύοντας την εμφάνιση ενός τυφλοπόντικα, ο παίκτης πρέπει να πατήσει γρήγορα αυτό το πλακίδιο για να «αποθήσει» τον τυφλοπόντικα και να κερδίσει πόντους. Εάν η αντίδραση του παίκτη είναι πολύ αργή, ο τυφλοπόντικας εξαφανίζεται και η ευκαιρία για σκοράρισμα χάνεται. Η συχνότητα εμφάνισης των τυφλοπόντικων και η διάρκεια για την οποία παραμένουν ορατοί καθορίζουν το επίπεδο δυσκολίας του παιχνιδιού. Το παιχνίδι έχει σχεδιαστεί για να ασκεί ταυτόχρονα σωματικές και γνωστικές ικανότητες.



Εικόνα 3.18 Hole in the wall

Εικόνα 3.19 Bazaar

Εικόνα 3.20 Whack a Mole

Σχήμα 3.4 Στιγμιότυπα από αντιπροσωπευτικά exergames στην πλατφόρμα GAME2AWE: (α') Το exergame "Hole in the Wall", ένα παράδειγμα παιχνιδιού που βασίζεται στο Kinect όπου οι παίκτες πρέπει να ταιριάζουν τη στάση του σώματός τους με έναν τοίχο που πλησιάζει γρήγορα. (β') Το exergame "Bazaar", ένα παιχνίδι βασισμένο σε VR όπου οι παίκτες αλληλεπιδρούν με εικονικά αντικείμενα και πελάτες σε ένα περιβάλλον αγοράς. (γ') Το exergame "Whack a Mole", ένα έξυπνο παιχνίδι που βασίζεται στο πάτωμα όπου οι παίκτες πρέπει να πατήσουν γρήγορα φωτισμένα πλακάκια για να κερδίσουν πόντους. Περισσότερες λεπτομέρειες σχετικά με τα παιχνίδια και την μηχανική τους στο παράρτημα "Οδηγίες χρήσης πλατφόρμας Game2AWE".

Για κάθε παιχνίδι, έχουν καθοριστεί τέσσερα επίπεδα δυσκολίας, με μια πέμπτη επιλογή να παρέχεται για δυναμική προσαρμογή δυσκολίας. Αυτά τα επίπεδα ορίζονται από έναν μεταβλητό αριθμό παραμέτρων, οι τιμές των οποίων υπαγορεύονται από τα επίπεδα δυσκολίας. Για παράδειγμα, στο παιχνίδι "Hole in the Wall", το επίπεδο δυσκολίας καθορίζεται από διάφορες παραμέτρους όπως η ταχύτητα της κίνησης του τοίχου προς τον παίκτη, ο αριθμός των τοίχων που πρέπει να περάσουν σε έναν γύρο και η ποικιλία των στάσεων που μπορεί να ζητηθεί κατά τη διάρκεια ενός γύρου παιχνιδιού. Αυτές οι παράμετροι μπορούν να προσαρμοστούν από έναν ειδικό χρησιμοποιώντας τη διεπαφή χρήστη της πλατφόρμας (σχήμα 3.5). Εναλλακτικά, αυτές οι παράμετροι μπορούν να ρυθμιστούν δυναμικά από το λογισμικό, βάσει ανάλυσης των δεδομένων απόδοσης του χρήστη. Περισσότερες λεπτομέρειες σχετικά με την χρήση, ρύθμιση και αντιμετώπιση προβλημάτων των παιχνιδιών της πλατφόρμας στο παράρτημα 1 («Οδηγίες Χρήσης Πλατφόρμας Game2AWE»).



Εικόνα 3.21 (α)



Εικόνα 3.22 (β)

Σχήμα 3.5 Προσαρμογή επιπέδου δυσκολίας για τα exergames GAME2AWE: (α') Οθόνη επιλογής επιπέδου δυσκολίας. (β') Οθόνη ρύθμισης παραμέτρων επιπέδου δυσκολίας για το παιχνίδι "Hole in the Wall".

### 3.6.1 Παιχνίδι Συγκομιδή Φρούτων

Ένα από τα παιχνίδια, ωστόσο, στο οποίο επικεντρωθήκαμε για την ανάλυση των δεδομένων και την εξαγωγή μεθόδων αξιολόγησης κατάστασης χρήστη είναι το παιχνίδι "Συγκομιδή Φρούτων". Ο στόχος αυτού του παιχνιδιού είναι να μαζέψεις όσα περισσότερα ώριμα φρούτα μπορείς σε συγκεκριμένο χρόνο και να τα βάλεις σε καλάθια τα οποία είναι τοποθετημένα στο έδαφος. Μια σύνθετη κίνηση περιλαμβάνεται στη μηχανική του παιχνιδιού για να βοηθήσει στη συλλογή φρούτων. Για να φτάσει στο φρούτο, ο παίκτης σηκώνει το δεξί του χέρι ψηλά και το κατεβάζει για να τοποθετήσει τα φρούτα στο αριστερό καλάθι. Εναλλακτικά, ο παίκτης μπορεί να τεντώσει το αριστερό του χέρι για να φτάσει στο φρούτο και να το τοποθετήσει στο δεξιό καλάθι. Οι ενέργειες των παικτών χρησιμοποιούνται για τον έλεγχο του άβαταρ που εμφανίζεται στην οθόνη. Ο καρπός θα είναι πράσινος όταν πρωτοεμφανιστεί στο δέντρο, υποδεικνύοντας ότι δεν είναι ακόμη έτοιμος για συγκομιδή. Το κόκκινο υποδηλώνει ώριμα φρούτα έτοιμα για συγκομιδή. Από την άλλη, οι ώριμοι καρποί μπορεί να σαπίσουν (να γίνουν μαύροι) και να πέσουν στο έδαφος εάν μείνουν στο δέντρο για μεγάλο χρονικό διάστημα. Ανάλογα με το πόσα φρούτα έχει συγκεντρώσει ο παίκτης και έχει βάλει στο καλάθι, θα λάβει και τους ανάλογους πόντους. Εάν μαζευτούν πράσινα φρούτα ή εάν τα φρούτα αφεθούν να σαπίσουν, ο παίκτης θα χάσει πόντους. Ο ρυθμός με τον οποίο εμφανίζονται και ωριμάζουν οι καρποί στο δέντρο θα εξαρτηθεί από τον βαθμό δυσκολίας. Ένας υψηλότερος βαθμός δυσκολίας θα κάνει περισσότερους καρπούς να ωριμάζουν πιο γρήγορα και να εμφανίζονται στο δέντρο με μεγαλύτερο ρυθμό. Αυτή η μέθοδος προσφέρει τόσο τη δυνατότητα για γνωστική εκπαίδευση όσο και την ευκαιρία για ένα ευρύτερο φάσμα ασκήσεων και κινήσεων. Η διεπαφή χρήστη του παιχνιδιού διατηρείται ελάχιστη και εμφανίζονται μόνο οι σχετικές πληροφορίες και στοιχεία. Η συνέπεια είναι επίσης το κλειδί και ως εκ τούτου οι βαθμοί που κερδίζετε εμφανίζονται πάντα στην επάνω δεξιά γωνία της οθόνης, ενώ η μπάρα ζωτικότητας εμφανίζεται στην αριστερή πλευρά. Το τελευταίο είναι ένα οπτικό στοιχείο που απεικονίζει την ανάπτυξη της σωματικής δραστηριότητας με βάση τις ενέργειες που γίνονται κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού. Ένα στιγμιότυπο του παιχνιδιού απεικονίζεται στην παρακάτω εικόνα 3.23.



Εικόνα 3.23: Στιγμιότυπο από το παιχνίδι "Fruit Harvest", μέρος του θέματος "Life on a Farm", το οποίο βασίζεται στον αισθητήρα κίνησης Kinect

## 3.7 Δεδομένα και Πιλοτική μελέτη

Η πλατφόρμα Game2AWE έχει σχεδιαστεί για να συλλέγει πληροφορίες για τους παίκτες και την απόδοσή τους σε όλο το παιχνίδι, στο παρασκήνιο και ενώ ο χρήστης παίζει ένα μίνι παιχνίδι. Λόγω της μεγάλης ετερογένειας των παιχνιδιών, υπάρχουν διαφορές στον τρόπο με τον οποίο κάθε παιχνίδι αποθηκεύει τα δεδομένα απόδοσής του και τι σημαίνουν τα δεδομένα απόδοσης για κάθε παιχνίδι. Για παράδειγμα, κάθε μίνι-παιχνίδι που βασίζεται στην τεχνολογία Kinect αποθηκεύει δεδομένα για κάθε κίνηση που εκτελεί ο χρήστης και, στη συνέχεια, συνδυάζει αυτά τα δεδομένα με τη βαθμολογία του παιχνιδιού και άλλα

δεδομένα παιχνιδιού τη στιγμή της κίνησης. Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, για την αποθήκευση των δεδομένων, η πλατφόρμα Game2AWE χρησιμοποιεί το σύστημα βάσης δεδομένων SQLite.

### 3.7.1 Υποδομή Δεδομένων Πλατφόρμας

Οι πιο σημαντικοί πίνακες για την αποθήκευση γεγονότων που συνέβησαν κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού είναι οι "Game records", "Movements", "Actions", "Rounds". Χρησιμοποιούμε χρονικές σημάνσεις για να συνδέσουμε τις εγγραφές συμβάντων διαφορετικών πινάκων που έχουν δημιουργηθεί από το ίδιο συμβάν στο παιχνίδι. Ένα μέρος του σχήματος βάσης δεδομένων GAME2AWE παρέχεται στο σχήμα 3.6.

Ο πίνακας Game records είναι υπεύθυνος για την αποθήκευση συμβάντων κατά τη διάρκεια ενός γύρου παιχνιδιού που συνδέεται με τις αντίστοιχες ανταμοιβές ή ποινές που λαμβάνει ο παίκτης με βάση τη συμπεριφορά του στο παιχνίδι. Όλα τα minigames έχουν την έννοια των πόντων στη λογική του παιχνιδιού τους. Αυτή η ιδέα εφαρμόζεται με διάφορους τρόπους ανάλογα με τη φύση του μίνι παιχνιδιού. Για παράδειγμα, στο μίνι παιχνίδι «Air-Balloon» ο παίκτης κερδίζει έναν πόντο κάθε φορά που το άβαταρ περνάει μέσα από έναν στόχο (ή ένα σημείο ελέγχου) με επιτυχία και ο χρήστης δεν λαμβάνει ποινή για τις φορές που χάνει τον στόχο. Στο μίνι παιχνίδι Υγιής Κήπος από την άλλη, ο παίκτης κερδίζει πόντους πατώντας πάνω σε έντομα που εμφανίζονται στην οθόνη, αλλά μόνο όταν αυτά τα έντομα είναι επιβλαβή για τον κήπο. Εάν το έντομο που εντόπισε ο χρήστης δεν ανήκει στην κατηγορία των επιβλαβών εντόμων, τότε οι πόντοι του χρήστη μειώνονται.

Μια άλλη σημαντική στήλη του πίνακα είναι η «χρονοσήμανση», αυτή η στήλη υλοποιεί την έννοια της χρονικής σφραγίδας όπως περιγράφηκε προηγουμένως. Επιπλέον, υπάρχει μια στήλη που ονομάζεται μπάρα ζωτικότητας, η οποία αντιστοιχεί στο επίπεδο της μπάρας ζωτικότητας τη στιγμή της καταγραφής. Η μπάρα ζωτικότητας είναι ένα στοιχείο που εφαρμόζουν ορισμένα από τα παιχνίδια Kinect και αντιπροσωπεύει τον αριθμό των κινήσεων που ο χρήστης έχει εκτελέσει με επιτυχία. Κάθε φορά που ένας χρήστης εκτελεί μια κίνηση, ένα μικρό ποσοστό της μπάρας ζωτικότητας γεμίζει, αυτό το στοιχείο παιχνιδιού προορίζεται να αποτελέσει ένα επιπλέον κίνητρο για επιτυχημένες κινήσεις στο παιχνίδι. Οι στήλες του πίνακα εγγραφών παιχνιδιού περιγράφονται παρακάτω:

- id: Μοναδική αναγνώριση της εγγραφής
- rounds id: ένα δευτερεύον κλειδί για το αναγνωριστικό του πίνακα "Rounds"
- score: καταγράφει το σκορ του παιχνιδιού τη στιγμή που αποθηκεύεται η εγγραφή
- health bar: καταγράφει την κατάσταση της μπάρα ζωτικότητας τη στιγμή που αποθηκεύεται η εγγραφή
- χρονική σήμανση εγγραφής: Η χρονική σήμανση της εγγραφής. (χρησιμοποιείται για τη σύνδεση αυτού του πίνακα με άλλες εγγραφές πινάκων που αντιστοιχούν στο ίδιο συμβάν).

Ο πίνακας 'Actions' αποθηκεύει συμβάντα που είναι ανασταλτικού τύπου, συμπεριλαμβανομένων επιτυχημένων αναστολών, λαθών, καμία ενέργεια όταν χρειάζεται και καμία ενέργεια όταν δεν χρειάζεται. Ομοίως με τον πίνακα Game records, ο πίνακας 'Actions' χρησιμοποιεί την έννοια της χρονικής σήμανσης της εγγραφής προκειμένου οι εγγραφές να συσχετίζονται με τις αντίστοιχες εγγραφές στους πίνακες

«Movements» και «Game records». Ο πίνακας περιλαμβάνει πεδία για τον τύπο της ενέργειας (επιτυχία, λάθος, καμία ενέργεια όταν χρειάζεται ή καμία ενέργεια όταν δεν χρειάζεται), τον χρόνο αντίδρασης της ενέργειας (σε χιλιοστά του δευτερολέπτου) και το αναγνωριστικό της εγγραφής του πίνακα 'Rounds' με τον οποίο συνδέεται η εγγραφή. Ο πίνακας Actions παρέχει πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με την απόδοση και τη συμπεριφορά των χρηστών κατά τη διάρκεια εργασιών ανασταλτικού ελέγχου. Οι στήλες φαίνονται παρακάτω Πίνακας Actions:

- id: Μοναδική αναγνώριση της εγγραφής
- rounds id: ένα δευτερεύον κλειδί για το αναγνωριστικό του πίνακα 'Rounds'

- succ type: Αποθηκεύει 1,2,3 ή 4, ανάλογα με τη φύση της ενέργειας που έχει αποθηκευτεί
- Reaction time: καταγράφει τα χιλιοστά του δευτερολέπτου που μεσολάβησαν μεταξύ του ερεθίσματος του παιχνιδιού για το συγκεκριμένο γεγονός και της δράσης του χρήστη
- Χρονική σήμανση εγγραφής: Η χρονική σήμανση της εγγραφής. (χρησιμοποιείται για τη σύνδεση αυτού του πίνακα με άλλες εγγραφές πινάκων που αντιστοιχούν στο ίδιο συμβάν).

Ο πίνακας Movements αποθηκεύει δεδομένα από παιχνίδια που διαθέτουν τεχνολογία Kinect ή τεχνολογία έξυπνου δαπέδου. Αυτός ο πίνακας περιλαμβάνει πεδία για τον τύπο κίνησης που εκτελεί ο παίκτης, το ποσοστό εμπιστοσύνης ότι η κίνηση που εκτελείται από τον χρήστη αντιπροσωπεύει τη συγκεκριμένη κίνηση, την πλευρά της κίνησης, το χρόνο που ο χρήστης ήταν ανενεργός πριν από την εκτέλεση της κίνησης, τη χρονική σήμανση η οποία όπως αναφέρθηκε προηγουμένως είναι απαραίτητο για τη σύνδεση των 3 πινάκων "Game records", "Movements", "Actions", επιπλέον ο πίνακας περιέχει πεδία που είναι δευτερεύοντα κλειδιά σε άλλους πίνακες όπως 'Rounds' και 'Movements types'. Στην περίπτωση που το παιχνίδι βασίζεται σε τεχνολογία Kinect, τα πεδία σχετικά με την αναγνώριση κίνησης περιέχουν τις πληροφορίες σχετικά με την κίνηση που αναγνωρίζεται από τον αισθητήρα Kinect. Οι κινήσεις που μπορεί να αναγνωρίσει ο αισθητήρας Kinect μπορεί να περιλαμβάνουν κινήσεις σώματος, χειρονομίες ή άλλους τύπους φυσικών αλληλεπιδράσεων με το παιχνίδι. Στην περίπτωση μας οι κινήσεις που περιλαμβάνονται στη μηχανική του παιχνιδιού, βασίζονται σε σχετική βιβλιογραφία στον τομέα της πρόληψης της πτώσης για ηλικιωμένους [32]–[34] και έχουν εγκριθεί από εξειδικευμένους ιατρούς. Ωστόσο, εάν το παιχνίδι χρησιμοποιεί τεχνολογία έξυπνου δαπέδου, τότε το αναγνωριστικό της κίνησης αναφέρεται στο πλακίδιο (ή στην ομάδα πλακιδίων) που πάτησε ο χρήστης για μια συγκεκριμένη ενέργεια. Ο πίνακας περιλαμβάνει επίσης τον χρόνο κάθε κίνησης που μετράται από τη στιγμή που συνέβη ένα γεγονός εντός του παιχνιδιού μέχρι να αναγνωριστεί μια κίνηση από την αντίστοιχη τεχνολογία του τρέχοντος μίνι παιχνιδιού. Ο πίνακας Movements παρέχει πληροφορίες για τη συμπεριφορά των χρηστών και τις φυσικές αλληλεπιδράσεις κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού, οι οποίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη βελτίωση του σχεδιασμού του παιχνιδιού και της εμπειρίας χρήστη, αλλά και για την αξιολόγηση της φυσικής κατάστασης του χρήστη, όπως προτείνει η ενότητα 4. Παρακάτω εμφανίζονται συνοπτικά τα πεδία του πίνακα. Πίνακας Movements:

- id: Μοναδική αναγνώριση της εγγραφής
- rounds id: ένα δευτερεύον κλειδί για το αναγνωριστικό του πίνακα "Rounds"
- Movement type: ένα δευτερεύον κλειδί στο αναγνωριστικό του πίνακα "Τύπος κινήσεων"
- succ Movement: Ο εάν η κίνηση δεν ήταν επιτυχής, 1 εάν η κίνηση ήταν επιτυχής.
- mov conf: Ποσοστό εμπιστοσύνης ότι η κίνηση αναγνωρίστηκε σωστά.
- mov side: Η πλευρά προς την οποία μετακινήθηκε ο χρήστης (1: δεξιά, -1:αριστερά, 2:εμπρός,

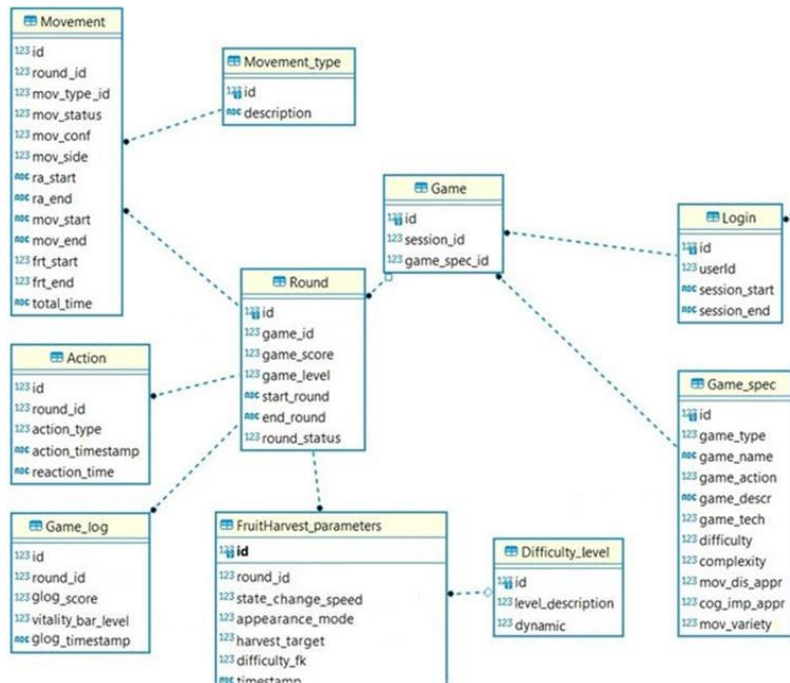
-2:πίσω, 0:καμία πλευρά)

- ra start: Χρονική σήμανση του συμβάντος που σχετίζεται με την κίνηση
- ra end: Χρονική σήμανση ολοκλήρωσης της κίνησης
- mov start: Χρονική σήμανση ολοκλήρωσης της προηγούμενης κίνησης
- mov end: Χρονική σήμανση ολοκλήρωσης της κίνησης
- total tm: ra end ra start (σε χιλιοστά του δευτερολέπτου)

Ο πίνακας Rounds είναι ένας πίνακας που αποθηκεύει ουσιαστικά μια επισκόπηση ενός γύρου μίνι παιχνιδιών. Περιέχει πληροφορίες σχετικά με τους πόντους που είχε συγκεντρώσει ο παίκτης μέχρι τη στιγμή που σταμάτησε ο γύρος, τον τρόπο που ο γύρος σταμάτησε (επιτυχώς ή ανεπιτυχώς), τις χρονικές σημάνσεις έναρξης και λήξης του γύρου, το επίπεδο δυσκολίας και έναν αναγνωριστικό αριθμό που αναφέρεται στον πίνακα «Games» που αποθηκεύει πληροφορίες για το παιχνίδι που παίζεται και τον παίκτη που παίζει την συγκεκριμένη στιγμή. Ο πίνακας Rounds παρέχει μια περίληψη των παιχνιδιών που έχουν παιχτεί και έχει δημιουργηθεί για να παρέχει πιο συμπαγείς πληροφορίες σχετικά με τη χρήση της πλατφόρμας. Οι στήλες του πίνακα εμφανίζονται παρακάτω.

### Πίνακας Rounds:

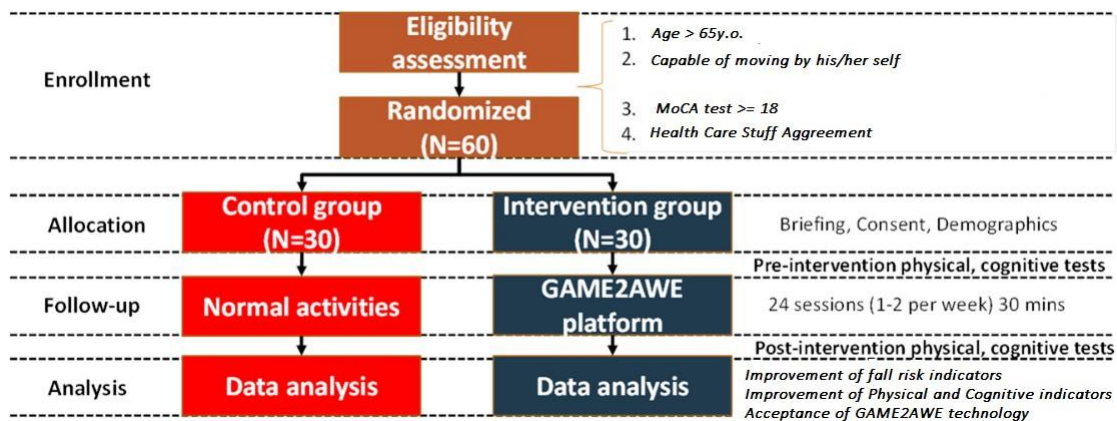
- id: Μοναδική αναγνώριση της εγγραφής
- Game id: ένα δευτερεύον κλειδί για το αναγνωριστικό του πίνακα "Παιχνίδι"
- final score: Η βαθμολογία με την οποία τελείωσε ο γύρος
- Level: Το επίπεδο δυσκολίας που έχει επιλεγεί για αυτόν τον γύρο
- start round: Η χρονική σήμανση που ξεκίνησε ο γύρος.
- end round: Η χρονική σήμανση που έληξε ο γύρος.
- round outcome: Το αποτέλεσμα του γύρου (1: Ολοκληρώθηκε επιτυχώς, 2: Ολοκληρώθηκε ανεπιτυχώς)



Σχήμα 3.6 Μέρος του σχήματος βάσης δεδομένων της πλατφόρμας GAME2AWE.

### 3.7.2 Σχεδιασμός Πιλοτικής Μελέτης

Η πιλοτική μελέτη που μέσω της οποίας συλλέξαμε τα δεδομένα τα οποία μας βοήθησαν να πραγματοποιήσουμε τις έρευνες που αναλύονται στα επόμενα κεφάλαια 3 και 4, περιελάμβανε έναν μεγάλο αριθμό ηλικιωμένων, οι οποίοι αλληλεπιδρούσαν με τα παιχνίδια της πλατφόρμας, στα πλαίσια προγραμματισμένων και ελεγχόμενων χρονικά και ποιοτικά συναντήσεων. Πιο συγκεκριμένα, η πιλοτική μελέτη πραγματοποιήθηκε σε οίκο ευγηρίας στην Ελλάδα και περιελάμβανε 60 συμμετέχοντες που χωρίστηκαν σε δύο ομάδες ίσου μεγέθους: μια ομάδα ελέγχου και μια ομάδα δοκιμής όπως φαίνεται στο σχήμα 3.7. Οι συμμετέχοντες στην ομάδα ελέγχου έλαβαν τυπική φροντίδα και δεν συμμετείχαν σε καμία δραστηριότητα παιχνιδιού. Οι συμμετέχοντες στην ομάδα παρέμβασης σε τακτικές συνεδρίες χρήσης gaming πλατφόρμας Game2AWE, στις οποίες έπαιζαν μια ποικιλία παιχνιδιών τα οποία προσφέρει η πλατφόρμα. Η μελέτη τήρησε τις ηθικές αρχές που περιγράφονται στη Διακήρυξη του Ελσίνκι και έλαβε έγκριση από την Επιτροπή Ηθικής Έρευνας του Πανεπιστημίου Αιγαίου (αριθμός αναφοράς 70682). Ελήφθη γραπτή ενημερωμένη συγκατάθεση από όλους τους συμμετέχοντες που συμμετείχαν στη μελέτη. Περισσότερες λεπτομέρειες σχετικά με τη διαδικασία επιλογής των ηλικιωμένων και το ευρύτερο πλαίσιο αξιολόγησης της πλατφόρμας GAME2AWE μπορείτε να βρείτε στην εργασία [27].



Σχήμα 3.7 Σχηματική απεικόνιση πιλοτικής δοκιμής

Μεταξύ άλλων, ένας βασικός στόχος της πιλοτικής αυτής μελέτης, ήταν να εξετασθεί το κατά πόσο η συγκεκριμένη πλατφόρμα, μπορεί να βελτιώσει ή να συντηρήσει την γνωστική και κινητική κατάσταση ατόμων που ανήκουν στην ομάδα στόχου της συγκεκριμένης πλατφόρμας. Οι συμμετέχοντες αξιολογήθηκαν πριν και μετά την περίοδο παρέμβασης χρησιμοποιώντας τυποποιημένα τεστ γνωστικής λειτουργίας.

Για τη γνωστική αξιολόγηση χρησιμοποιήθηκε το τεστ MoCa [1]. Το MoCa σχεδιάστηκε για να χρησιμεύσει ως ένα γρήγορο εργαλείο για την ανίχνευση MCI, παρέχοντας μια αρχική εικόνα της γνωστικής κατάστασης του εξεταζόμενου. Το τεστ περιλαμβάνει ασκήσεις οργανωμένες σε διαφορετικές ενότητες που καλύπτουν γνωστικές λειτουργίες όπως προσοχή, συγκέντρωση, αφηρημένη σκέψη, μνήμη, γλώσσα, προσανατολισμός και εκτελεστικές λειτουργίες. Η μέγιστη δυνατή βαθμολογία είναι 30 βαθμοί και ο χρόνος ολοκλήρωσης του τεστ είναι περίπου 10 λεπτά. Για τη διαφοροποίηση μεταξύ φυσιολογικών και μη φυσιολογικών γνωστικών καταστάσεων, χρησιμοποιήθηκαν βαθμολογίες αποκοπής 26 και 23 για συμμετέχοντες με μορφωτικό επίπεδο πάνω από την πρωτοβάθμια και έως την πρωτοβάθμια, αντίστοιχα, με βάση τα κανονιστικά δεδομένα του MoCa [35]. Υπήρξαν τρία τεστ κινητικής αξιολόγησης για την αξιολόγηση των κινητικών ικανοτήτων των συμμετεχόντων: η κλίμακα ισορροπίας Berg (BBS), η δοκιμή 30 δευτερολέπτων Sit to Stand (30SST) και το Time Up and Go(TUG) [36] δοκιμή.

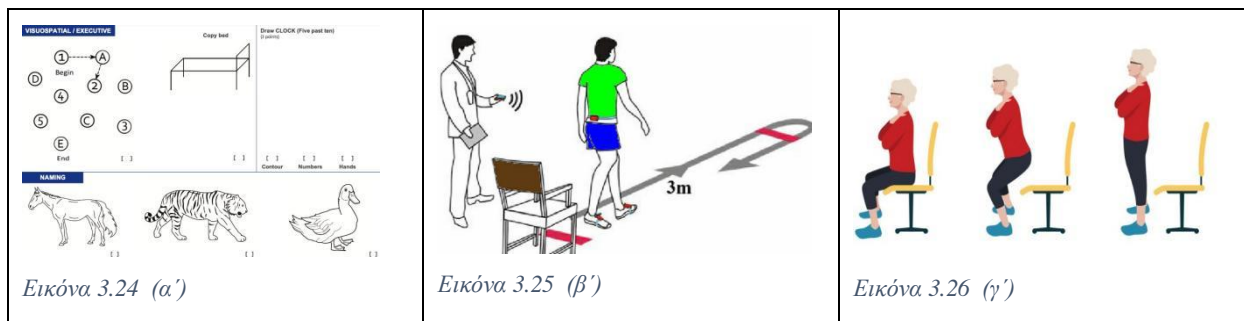
Το BBS είναι ένα ευρέως χρησιμοποιούμενο εργαλείο κλινικής αξιολόγησης που αξιολογεί τις στατικές και δυναμικές ικανότητες ισορροπίας ενός ατόμου, ιδιαίτερα κατάλληλο για ενήλικες μεγαλύτερης ηλικίας. Αποτελείται από 14 απλές δραστηριότητες που αξιολογούν διάφορες πτυχές της ισορροπίας, που κυμαίνονται από τη μετάβαση από την καθιστή θέση έως τη διατήρηση της ισορροπίας με το ένα πόδι. Κάθε στοιχείο βαθμολογείται σε μια κλίμακα από το 0 έως το 4, με μέγιστη βαθμολογία 56 που υποδεικνύει τη βέλτιστη ισορροπία. Οι χαμηλότερες βαθμολογίες στο BBS υποδηλώνουν υψηλότερο κίνδυνο πτώσης. Σε αυτή τη μελέτη, χρησιμοποιήθηκαν συγκεκριμένες βαθμολογίες αποκοπής: η βαθμολογία 45 χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό ατόμων με αυξημένο κίνδυνο πτώσης, ενώ η βαθμολογία 51 μπορεί να προβλέψει πτώσεις σε άτομα με ιστορικό πτώσεων, με ευαισθησία 91%.

Το 30SST είναι ένα αξιόπιστο και έγκυρο εργαλείο αξιολόγησης για την αξιολόγηση της λειτουργικής κινητικότητας των κάτω άκρων. Μετρά την ικανότητα του συμμετέχοντος να μεταβεί επανειλημμένα από μια καθιστή θέση σε μια όρθια θέση και να επιστρέψει σε ένα χρονικό πλαίσιο 30 δευτερολέπτων. Αυτή η δοκιμή χρησιμοποιείται συνήθως για την αξιολόγηση της δύναμης των κάτω άκρων, της ευλυγισίας, της ισορροπίας και της αντοχής και έχει αποδείξει προγνωστική αξία για τον κίνδυνο πτώσης σε ηλικιωμένα άτομα. Το αποτέλεσμα της δοκιμής ποσοτικοποιείται από τον αριθμό των ολοκληρωμένων επαναλήψεων από καθιστή σε όρθια θέση εντός του δεδομένου χρόνου, με υψηλότερο αριθμό που υποδηλώνει



μεγαλύτερη λειτουργική κινητικότητα των κάτω άκρων. Ο Πίνακας 1 δείχνει τον μέσο αριθμό επαναλήψεων ανά ηλικία και φύλο. Οι βαθμολογίες κάτω από το μέσο όρο υποδηλώνουν αδυναμία των κάτω άκρων, η οποία θεωρείται παράγοντας κινδύνου για πτώσεις.

Τέλος, η δοκιμή TUG μετρά τον χρόνο που χρειάζεται για ένα άτομο να σηκωθεί από μια καρέκλα, να περπατήσει μια απόσταση τριών μέτρων, να γυρίσει, να περπατήσει πίσω στην καρέκλα και να καθίσει ξανά. Η διάρκεια μετριέται σε δευτερόλεπτα, όπου ο μικρότερος χρόνος σημαίνει βελτιωμένη κινητικότητα και ισορροπία και μειωμένο κίνδυνο πτώσης. Κάθε υποκείμενο εκτελεί τη δοκιμή TUG δύο φορές και ο καλύτερος καταγεγραμμένος χρόνος χρησιμοποιείται για τη βαθμολόγηση. Εάν ο χρόνος ολοκλήρωσης της δοκιμής TUG υπερβαίνει τα 12 δευτερόλεπτα, είναι ενδεικτικό αυξημένου κινδύνου πτώσης [36]. Ενδεικτικές εικόνες από τα παραπάνω τεστ φαίνονται στο σχήμα 3.8.



Σχήμα 3.8: Επεξηγηματικές εικόνες των γνωστικών και κινητικών τεστ: (α') Εικόνα από το τεστ MoCA

(β') Επεξηγηματική εικόνα του τεστ TUG (γ') Επεξηγηματική εικόνα του τεστ 30SST.

### 3.7.3 Δεδομένα Χρήσης Πλατφόρμας

Η αλληλεπίδραση των ηλικιωμένων με την πλατφόρμα GAME2AWE αποτυπώνεται μέσω της χρήσης πολλαπλών τεχνολογιών υποστήριξης. Μια τέτοια τεχνολογία είναι ο αισθητήρας Kinect, ο οποίος στοχεύει τη φυσική κίνηση των ηλικιωμένων και χρησιμεύει ως διεπαφή για την καταγραφή της στάσης του σώματος και των χειρονομιών κατά την αλληλεπίδρασή τους με την πλατφόρμα. Αυτό επιτυγχάνεται με την εξαγωγή και την ανάλυση της σκελετικής δομής και του περιγράμματος του σώματος. Με την ενεργή παρατήρηση και αντίληψη της κατάστασης των ηλικιωμένων, αποκτώνται πολύτιμες γνώσεις και μεταφέρονται μέσω των δεδομένων που συλλέγονται. Επιπλέον, η διασφάλιση του απορρήτου των ηλικιωμένων είναι υψίστης σημασίας, καθιστώντας απαραίτητη την ανωνυμοποίηση των δεδομένων που συλλέγονται από την πλατφόρμα GAME2AWE. Τα ακόλουθα δεδομένα μπορούν να εισαχθούν και να προσπελαστούν μέσω της πλατφόρμας GAME2AWE: 1. Δημογραφικά στοιχεία ηλικιωμένων και στοιχεία σύνδεσης λογαριασμού. 2. Προηγούμενα δεδομένα που προέρχονται από τα σενάρια παιχνιδιού που έπαιξαν οι ηλικιωμένοι, όπως: User ID, Date, Game ID, Game Name, Difficulty Level, Score, Vitality Level, Skipped Sessions, Achieved Movement, Performed Movement Time and Accuracy. 3. Στατιστικά στοιχεία για την απόδοση των ηλικιωμένων στο παιχνίδι, την επίτευξη των στόχων τους και το επίπεδο εμπλοκής τους. 4. Αποτελέσματα κινητικής και γνωστικής κλινικής αξιολόγησης.

Η κατανόηση της συμπεριφοράς και των προτιμήσεων των χρηστών είναι το κλειδί για την επιτυχία οποιασδήποτε πλατφόρμας παιχνιδιών, και η περίπτωση του Game2AWE δεν αποτελεί εξαίρεση σε αυτόν τον κανόνα. Σε αυτήν την υποενότητα, παρουσιάζουμε μια ολοκληρωμένη ανάλυση των δεδομένων που συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια των πιλοτικών δοκιμών του Game2Awe. Ξεκινάμε αναλύοντας την κατανομή συχνότητας των παιχνιδιών που παίζονται και τον δείκτη δημοτικότητας κάθε παιχνιδιού, ο οποίος παρέχει πληροφορίες για τα πιο δημοφιλή παιχνίδια στην πλατφόρμα. Στη συνέχεια, παρουσιάζουμε μια λεπτομερή ανάλυση της απόδοσης των χρηστών σε κάθε παιχνίδι, η οποία περιλαμβάνει μέσους όρους βαθμολογίας, ποσοστά επιτυχίας ενεργειών και χρόνους ολοκλήρωσης. Αναλύουμε επίσης την κατανομή του επιπέδου δυσκολίας. Για να κατανοήσουμε την αφοσίωση των χρηστών, αναλύουμε τη συχνότητα των

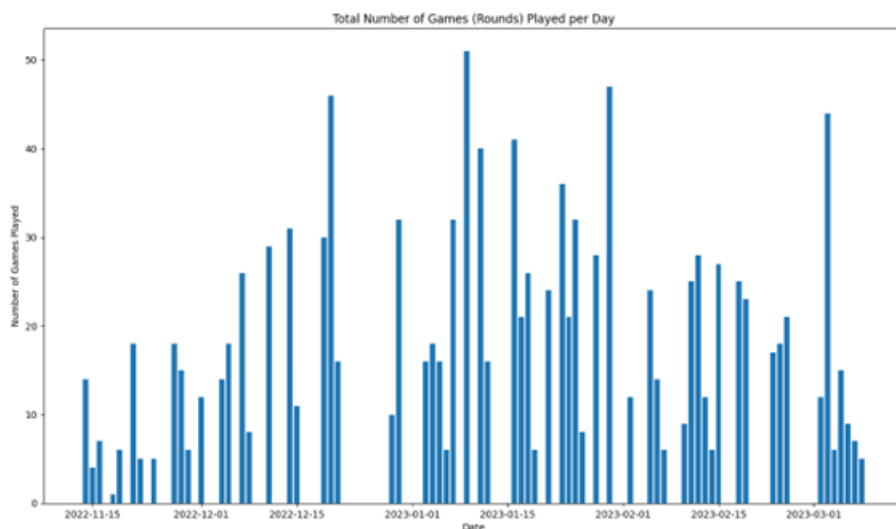
συνδέσεων των χρηστών, τον αριθμό των παιχνιδιών που παίζονται ανά περίοδο σύνδεσης και τον χρόνο που αφιερώνεται στην πλατφόρμα ανά περίοδο σύνδεσης. Οι δημογραφικές πληροφορίες, συμπεριλαμβανομένης της ηλικίας, του φύλου και του επιπέδου εκπαίδευσης, αναλύονται για τον εντοπισμό τυχόν μοτίβων ή προτιμήσεων που σχετίζονται με την επιλογή παιχνιδιού. Επιπλέον, αναλύουμε τις αλλαγές στις προτιμήσεις των παιχνιδιών με την πάροδο του χρόνου, κάτι που παρέχει πληροφορίες για τις προτιμήσεις των χρηστών και τα μοτίβα χρήσης πλατφόρμας. Παρακάτω παρουσιάζουμε τον κατάλογο με τα διάφορα στατιστικά μέτρα που εξάγαμε από τα δεδομένα της πιλοτικής έρευνας καθώς και το πως ακριβώς υπολογίζεται το καθένα από αυτά τα μέτρα.

Τα ακόλουθα στατιστικά στοιχεία παρέχουν μια ολοκληρωμένη εικόνα που αφορά στην χρήση της πλατφόρμας Game2Awe. Τα στατιστικά στοιχεία καλύπτουν διαφορετικές διαστάσεις της χρήσης της πλατφόρμας, συμπεριλαμβανομένου του αριθμού των παιχνιδιών (γύρων) που παίζονται, τον αριθμό των διαφορετικών παιχνιδιών που παίζονται κ.α., σε κάποιο χρονικό διάστημα (ημέρα ή εβδομάδα). Η ανάλυση βασίζεται σε ένα σύνολο δεδομένων που περιέχει αρχεία παιχνιδιών που παίζονται ανά ημέρα, το οποίο περιλαμβάνει πληροφορίες σχετικά με τον συνολικό χρόνο που παίχτηκαν, τον αριθμό των γύρων που παίχτηκαν, τα διάφορα παιχνίδια που παίχτηκαν και τον αριθμό των διαφορετικών χρηστών που έπαιξαν κάθε μέρα.

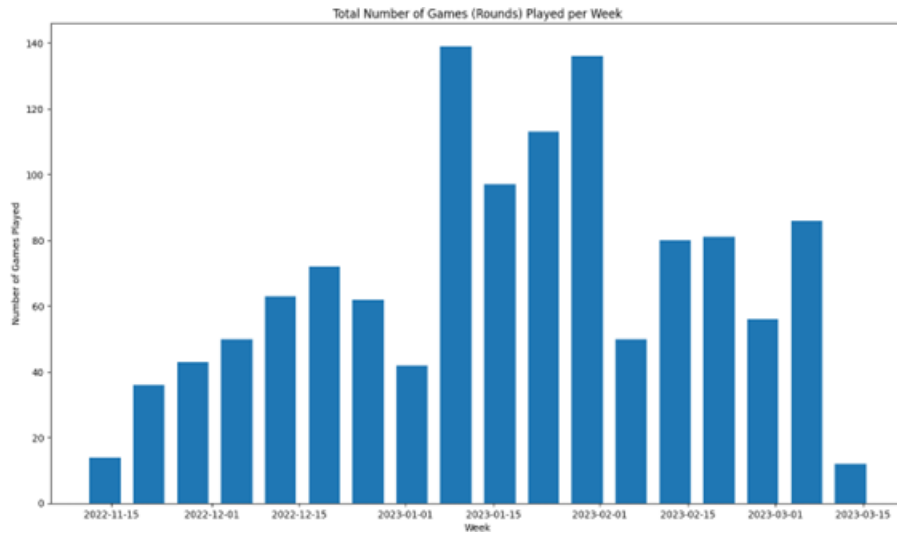
Αρχικά, διερευνούμε τη συνολική τάση του αριθμού των παιχνιδιών που παίζονται ανά ημέρα κατά τη διάρκεια των πιλοτικών μελετών. Αυτό δίνει μια ένδειξη της συνολικής δημοτικότητας της πλατφόρμας μεταξύ των ηλικιωμένων. Στη συνέχεια, διερευνούμε την ποικιλία παιχνιδιών που παίχτηκαν, αλλά και των διαφορετικών χρηστών που έπαιξαν το κάθε παιχνίδι. Αναλύουμε επίσης τον χρόνο τον οποίο αφιερώνουν οι χρήστες σε κάθε παιχνίδι ανάλογα με την εβδομάδα.

Συνολικά, αυτά τα στατιστικά στοιχεία παρέχουν πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με τη χρήση και την απόδοση της πλατφόρμας Game2Awe. Παρακάτω παραθέτουμε κάποια διαγράμματα που αφορούν την χρήση της πλατφόρμας, μαζί με μία σύντομη περιγραφή για το καθένα.

Ραβδόγραμμα παιχνιδιών ανά ημέρα (και εβδομάδα): Αυτό το γράφημα δείχνει την τάση του αριθμού των παιχνιδιών που παίζονται ανά ημέρα (ή εβδομάδα) κατά τη διάρκεια των πιλοτικών μελετών. Αυτό παρέχει μια ένδειξη της συνολικής δημοτικότητας της πλατφόρμας μεταξύ των ηλικιωμένων, καθώς και τυχόν αλλαγές στη χρήση της πλατφόρμας με την πάροδο του χρόνου. Αυτές οι πληροφορίες μπορεί να είναι χρήσιμες για την κατανόηση των επιπέδων αφοσίωσης των χρηστών με την πλατφόρμα και για τον εντοπισμό τυχόν προβλημάτων ή τομέων προς βελτίωση.

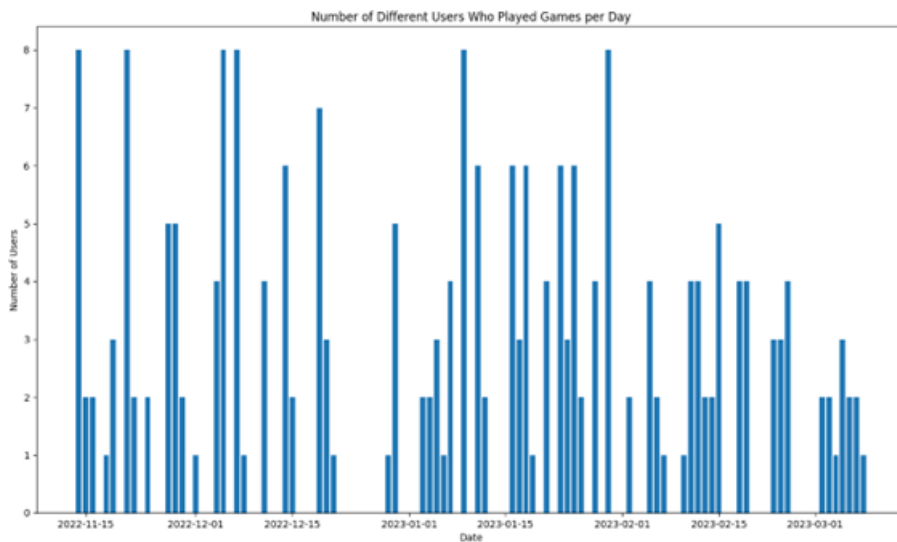


Σχήμα 3.9 Ραβδόγραμμα αριθμού γύρων παιχνιδιού ανά ημέρα



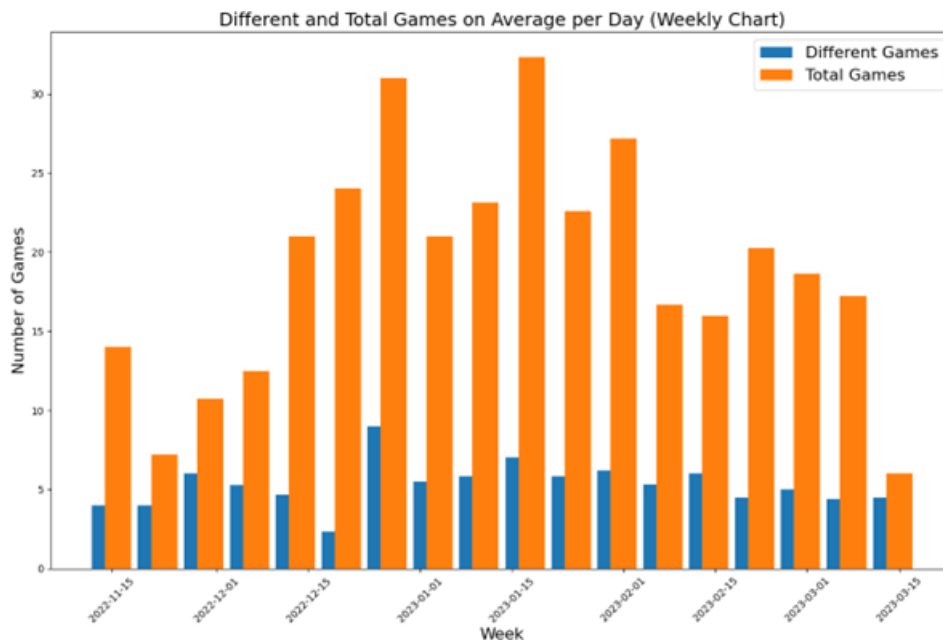
Σχήμα 3.10: Ραβδόγραμμα αριθμού γύρων παιχνιδιού ανά εβδομάδα

Σύνολο χρηστών ανά ημέρα: Αυτό το γράφημα δείχνει τον αριθμό των διαφορετικών χρηστών που χρησιμοποιούν την πλατφόρμα ανά ημέρα κατά τη διάρκεια των πιλοτικών δοκιμών.



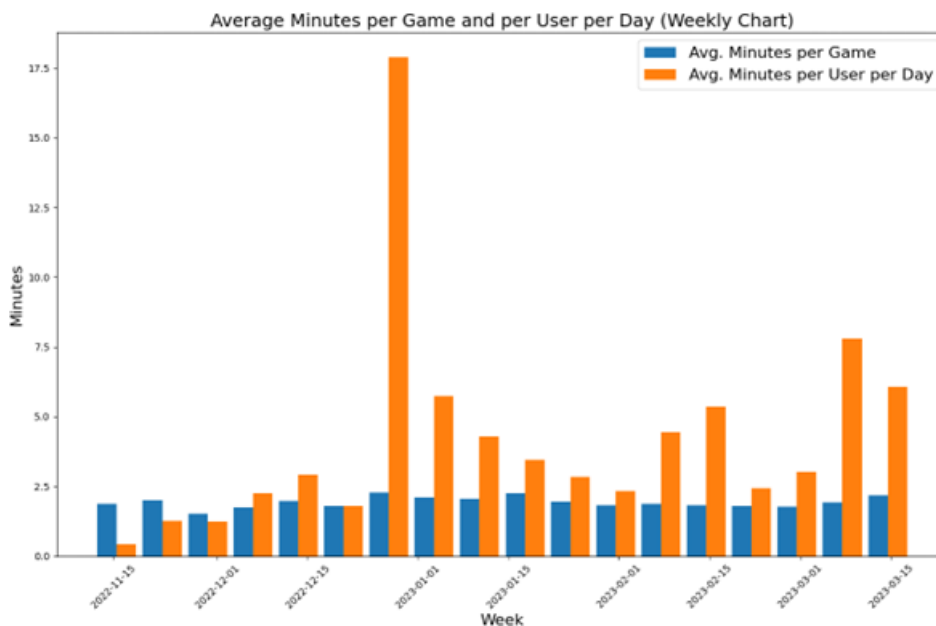
Σχήμα 3.11: Ραβδόγραμμα αριθμός χρηστών ανά ημέρα

Ποικιλία και αριθμός παιχνιδιών ανά εβδομάδα: Αυτή η γραφική παράσταση δείχνει τη σχέση μεταξύ της ποικιλίας και του αριθμού των παιχνιδιών που παίχτηκαν ανά εβδομάδα κατά τη διάρκεια των δοκιμών. Είναι ένα γράφημα το οποίο μας δίνει πληροφορίες σχετικά με το αν οι χρήστες προτιμούν συγκεκριμένα παιχνίδια είτε προτιμούν να εξερευνούν μεγαλύτερο μέρος της πλατφόρμας όσο περνάν οι εβδομάδες.



Σχήμα 3.12: Ραβδόγραμμα αριθμού συνολικών παιχνιδιών (Πορτοκαλί) και διαφορετικών παιχνιδιών ανά εβδομάδα.

Μέσος όρος λεπτών ανά παιχνίδι ανά εβδομάδα ραβδόγραμμα: Αυτό το γράφημα δείχνει τον μέσο αριθμό λεπτών που παίζονται ανά παιχνίδι για κάθε εβδομάδα. Παρέχει πληροφορίες για τα επίπεδα αφοσίωσης των χρηστών με την πλατφόρμα και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον εντοπισμό τυχόν πιθανών προβλημάτων με το σχεδιασμό του παιχνιδιού ή τις ρυθμίσεις δυσκολίας. Αυτές οι πληροφορίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη βελτιστοποίηση του σχεδιασμού και της ισορροπίας των παιχνιδιών στην πλατφόρμα, ώστε να ανταποκρίνονται καλύτερα στις ανάγκες και τις προτιμήσεις των χρηστών της.

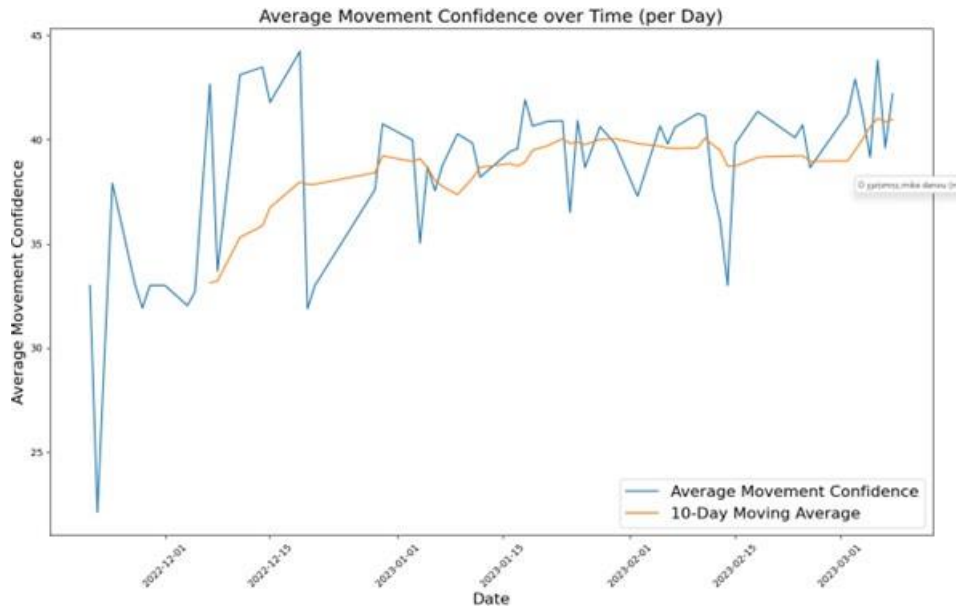


Σχήμα 3.13: Μέσος όρος λεπτών ανά παιχνίδι (Μπλε ράβδοι), και ανά χρήστη (Πορτοκαλί ράβδοι) κάθε μέρα, ανά εβδομάδα

Συνολικά, αυτά τα διαγράμματα παρέχουν πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με τη χρήση και την απόδοση της πλατφόρμας Game2Awe και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να ενημερώσουν τη μελλοντική ανάπτυξη και βελτιστοποίηση της πλατφόρμας.

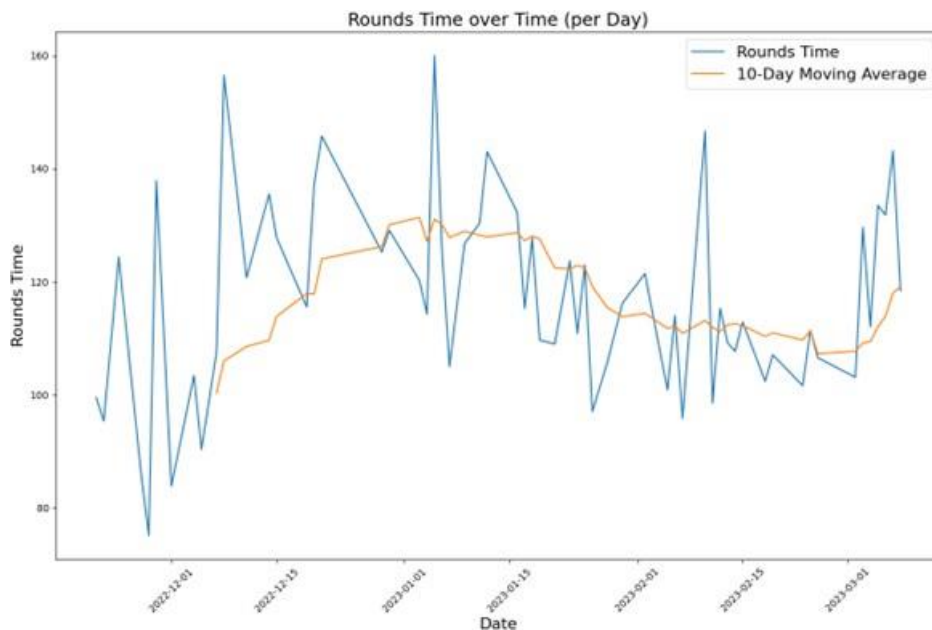
Στατιστικά προτιμήσεων χρήστη Κατανομή συχνότητας παιχνιδιών: Μέτρηση των επαναλήψεων που παίχτηκε κάθε παιχνίδι από χρήστες της πλατφόρμας Game2Awe κατά τη διάρκεια της πιλοτικής μελέτης. Δείκτης δημοτικότητας παιχνιδιού: Πρόκειται για μια σταθμισμένη βαθμολογία που λαμβάνει υπόψη το πόσες φορές παίχτηκε ένα παιχνίδι, τον αριθμό των χρηστών που έπαιξαν το παιχνίδι και τον μέσο χρόνο που αφιερώθηκε στο παιχνίδι. Παρέχει μια συνολική κατάταξη της δημοτικότητας των παιχνιδιών στην πλατφόρμα. Ανάλυση απόδοσης παιχνιδιού: Μετρά την απόδοση του χρήστη σε κάθε παιχνίδι, συμπεριλαμβανομένου του μέσου όρου βαθμολογίας, του ποσοστού επιτυχών ολοκληρώσεων και του χρόνου που απαιτείται για την ολοκλήρωση του παιχνιδιού. Ανάλυση επιπέδου δυσκολίας: Αναλύει την κατανομή των επιπέδων δυσκολίας που επιλέγουν οι χρήστες και τη συγκρίνει με το πραγματικό επίπεδο δυσκολίας των παιχνιδιών. Παρέχει πληροφορίες σχετικά με τις προτιμήσεις των χρηστών για τη δυσκολία του παιχνιδιού. Αφοσίωση χρήστη: Μετρά την αφοσίωση των χρηστών με την πλατφόρμα υπολογίζοντας τη συχνότητα των συνδέσεων των χρηστών, τον αριθμό των παιχνιδιών που παίζονται ανά περίοδο σύνδεσης και τον χρόνο που αφιερώνεται στην πλατφόρμα ανά περίοδο σύνδεσης. Δημογραφικά στοιχεία χρήστη: Αναλύει τα δημογραφικά στοιχεία των χρηστών, συμπεριλαμβανομένης της ηλικίας, του φύλου και του επιπέδου εκπαίδευσης. Παρέχει πληροφορίες για τα χαρακτηριστικά και τις προτιμήσεις των χρηστών. Αλλαγές προτιμήσεων παιχνιδιού: Μετρά τις αλλαγές στις προτιμήσεις των χρηστών για παιχνίδια με την πάροδο του χρόνου, όπως ποια παιχνίδια παίζονταν πιο συχνά στην αρχή έναντι στο τέλος της πιλοτικής μελέτης.

Διάγραμμα της μέσης ακρίβειας στην φόρμα της κίνησης που επιτυγχάνουν οι χρήστες ανά ημέρα (σε ποσοστό %). Στο συγκεκριμένο διάγραμμα φαίνεται το πόσο ακριβείς ήταν οι κινήσεις των χρηστών ανά ημέρα κατά τη διάρκεια των πιλοτικών δοκιμών. Η πορτοκαλί γραμμή δείχνει τον κινούμενο μέσο όρο από διάστημα 10 ημερών, και ο στόχος της είναι να δώσει μία πιο σφαιρική εικόνα σχετικά με την τάση βελτίωσης που παρατηρείται στο διάγραμμα.



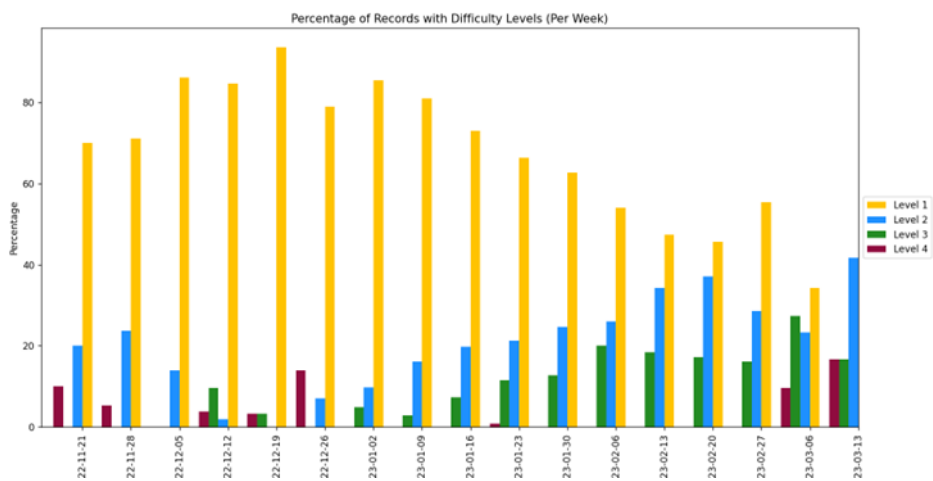
Σχήμα 3.14: Διάγραμμα της μέσης ακρίβειας στην φόρμα της κίνησης. Κατακόρυφος άξονας = Μέση ακρίβεια φόρμας, Οριζόντιος άξονας: ημέρες.

Διάγραμμα του μέσου χρόνου ολοκλήρωσης γύρου παιχνιδιού που επιτυγχάνουν οι χρήστες ανά ημέρα (σε ms). Η πορτοκαλί γραμμή δείχνει τον κινούμενο μέσο όρο από διάστημα 10 ημερών, και ο στόχος της είναι να δώσει μία πιο σφαιρική εικόνα σχετικά με την τάση αύξησης ή μείωσης του χρόνου ολοκλήρωσης του παιχνιδιού όσο η πιλοτική έρευνα προχωρά. Στο συγκεκριμένο διάγραμμα μπορούμε να παρατηρήσουμε αρχικά μία αύξηση και στη συνέχεια μία μείωση του χρόνου ολοκλήρωσης των γύρων, το οποίο μπορεί να οφείλεται στην αύξηση του επιπέδου δυσκολίας των παιχνιδιών και έτσι στην απαίτηση περισσότερων πόντων και κατά συνέπεια χρόνου για την ολοκλήρωση του κάθε γύρου. Ίσως μπορούμε επίσης να παρατηρήσουμε ότι η συνέχεια του διαγράμματος δείχνει μείωση στον χρόνο ολοκλήρωσης, αυτό ίσως οφείλεται στην προσαρμογή των χρηστών στα καινούργια επίπεδα δυσκολίας, και κατά συνέπεια στην βελτίωση της ταχύτητας εκτέλεσης των ασκήσεων των παιχνιδιών.



Σχήμα 3.15: Διάγραμμα μέσου χρόνου ολοκλήρωσης παιχνιδιού. Κατακόρυφος άξονας = Μέση ακρίβεια φόρμας, Οριζόντιος άξονας: ημέρες.

Ραβδόγραμμα ποσοστιαίας επιλογής δυσκολίας ανά εβδομάδα. Αυτό το ραβδόγραμμα μας δείχνει το σε τι ποσοστό επιλέγεται το κάθε ένα από τα 4 στατικά επίπεδα δυσκολίας ανά εβδομάδα. Παρατηρούμε ότι όσο προχωρούν οι εβδομάδες τα δυσκολότερα επίπεδα κερδίζουν έδαφος σε σχέση με τα ευκολότερα. Αυτό είναι λογικό να συμβαίνει, καθώς όσο οι χρήστες εξοικειώνονται με την πλατφόρμα και τα παιχνίδια και κατά συνέπεια βελτιώνουν την απόδοσή τους στα παιχνίδια, είναι όλο και ικανότεροι να αντιμετωπίσουν δυσκολότερα επίπεδα δυσκολίας.



Σχήμα 3.16: Ραβδόγραμμα ποσοστιαίας επιλογής δυσκολίας ανά εβδομάδα. Κατακόρυφος άξονας = ποσοστό γύρων που παίχτηκαν για διαφορετικά επίπεδα δυσκολίας (κίτρινο: επίπεδο 1, μπλε: επίπεδο 2, πράσινο: επίπεδο 3, Καφέ: επίπεδο 4), Οριζόντιος άξονας = εβδομάδες.

Η στατιστική ανάλυση είναι ένα σημαντικό βήμα για την κατανόηση των μεγάλων συνόλων δεδομένων. Μας επιτρέπει να προσδιορίζουμε μοτίβα, τάσεις και σχέσεις μέσα στα δεδομένα που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη λήψη τεκμηριωμένων αποφάσεων και προβλέψεων. Εκτελώντας στατιστική ανάλυση σε ακατέργαστα σύνολα δεδομένων, μπορούμε να αποκτήσουμε μια βαθύτερη κατανόηση της υποκείμενης δομής των δεδομένων και να χρησιμοποιήσουμε αυτή τη γνώση για να σχεδιάσουμε πιο αποτελεσματικούς αλγόριθμους που αξιοποιούν τις πληροφορίες που παρέχονται από αυτά τα δεδομένα. Επιπλέον, παρέχει επίσης μια λύση για τον εντοπισμό τυχόν πιθανών ζητημάτων ή ανωμαλιών στα δεδομένα που μπορεί να χρειαστεί να αντιμετωπιστούν πριν από τη χρήση των δεδομένων για την εκπαίδευση ενός μοντέλου Μηχανικής Μάθησης. Η ποσοτική στατιστική, γνωστή και ως ανάλυση ποσοτήτων, είναι μια μέθοδος για τον προσδιορισμό της κατανομής ενός συνόλου δεδομένων με τη διαίρεση του σε διαστήματα ή ποσοστιαία σημεία και τον υπολογισμό των τιμών των σημείων αυτών. Αυτός ο τύπος ανάλυσης μπορεί να είναι χρήσιμος για τον εντοπισμό ακραίων τιμών και την απόκτηση εικόνας για τις παραλλαγές των δεδομένων. Στον παρακάτω πίνακα 1 παρέχονται τιμές για διάφορα ποσοστιαία σημεία όπως το 5% του δείγματος (5th Perc) καθώς και τα ελάχιστα και τα μέγιστα σημεία, για κάθε ένα από τα βασικότερα χαρακτηριστικά που υπάρχουν στα δεδομένα που προκύπτουν από το παιχνίδι «Συγκομιδή Φρούτων» όπως έχουμε περιγράψει προηγουμένως. Η εννοιολογική σημασία των περισσότερων χαρακτηριστικών που εμφανίζονται στους πίνακες 3.1 και 3.2 παρέχεται από τον πίνακα 5.1 που παρατίθεται σε επόμενη ενότητα. Δύο χαρακτηριστικά που δεν εμφανίζονται ωστόσο στον επεξηγηματικό πίνακα του πίνακα 5.1 είναι τα round outcome (1: αν ο γύρος έληξε επιτυχημένα, 0: Διαφορετικά), και final score (Το τελικό σκορ του γύρου). Η διαφορά του game score και του final score είναι ότι το 1ο αφορά την κατάσταση του παιχνιδιού την ώρα που εισάγεται η εγγραφή στον πίνακα της βάσης, δηλαδή περιέχει την τιμή του σκορ την ώρα που γίνεται μία καινούρια ενέργεια στο παιχνίδι, ενώ το 2ο αφορά την τιμή που είχε το σκορ στο τέλος του γύρου. Κάποιες από τις σημαντικότερες πληροφορίες που μας παρέχει ο πίνακας 3.1 μπορούν να σχολιαστούν ως εξής:

1. Το "Move conf" κυμαίνεται από 0 έως 88, με το IQR μεταξύ 51 και 58, υποδεικνύοντας ότι οι περισσότερες τιμές επικεντρώνονται γύρω από τη διάμεσο του 54, υποδηλώνοντας ένα αρκετά υψηλό σχετικά επίπεδο εμπιστοσύνης ανίχνευσης κίνησης.
2. Το "Move side" κυμαίνεται από -1 έως 1, με διάμεσο -1, υπονοώντας ότι στους περισσότερους γύρους παιχνιδιού, οι παίκτες είχαν την τάση να εκτελούν κινήσεις στην αριστερή πλευρά.
3. Το "Idle time" δείχνει ένα ευρύ φάσμα (0,03 έως 16,12) και ένα ευρύ IQR (1,58 έως 6,98), υποδεικνύοντας σημαντική διακύμανση στο χρόνο αδράνειας μεταξύ δύο διαδοχικών κινήσεων αυτό μπορεί να οφείλεται μεταξύ άλλων και σε κάποιες παύσεις που μπορεί να έκαναν οι παίκτες κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού, για διάφορους λόγους.
4. Το "Vitality level" έχει μεγάλο εύρος (5 έως 83), με IXP από 22 έως 51, υποδηλώνοντας μια σημαντική ποικιλομορφία στις αναμενόμενες επιτυχίες αναλογίες κίνησης.
5. Το "Reaction time" εμφανίζει κάποια μεταβλητότητα αλλά μικρότερη από αυτή του idle time, με χρόνους που κυμαίνονται από 0,03 έως 3,3 δευτερόλεπτα και διάμεσο 1,52 δευτερόλεπτα. Ο εξαιρετικά μικρός χρόνος 0.03" είναι πιθανό να οφείλεται σε κινήσεις που αναγνωρίστηκαν επιτυχημένες από το κινέκτ σχεδόν ταυτόχρονα με την αλλαγή κατάστασης ενός φρούτου.
6. Τα "Action type", "Game level", "dpl speed", "dpl appearance" και "dpl target" εμφανίζουν ως επί το πλείστον αμετάβλητες τιμές όπως φαίνεται από τα IQR τους. Για παράδειγμα, το "action type" και το "game level" παραμένουν κυρίως στην ελάχιστη τιμή του 1.
7. Το "Final score" έχει IQR από 15 έως 20, δείχνοντας ότι οι βαθμολογίες είναι ως επί το πλείστον μεσαίες προς υψηλές.
8. Το "Round outcome" έχει διάμεσο 1, υποδεικνύοντας ότι στους περισσότερους γύρους παιχνιδιού, οι παίκτες κατάφεραν να φτάσουν τον στόχο του παιχνιδιού.



columns	min	5th Perc.	q25	median	q75	95th Perc.	max	Range	IQR
Move_conf	0	50	51	54	58	64	88	88	7
Move_side	-1	-1	-1	-1	1	1	1	2	2
idle_time	0.03	0.87	1.58	3.87	6.98	10.62	16.12	16.09	5.39
game_score	0	1	4	8	12	17	25	25	8
vitality_level	5	5	22	36	51	65	83	78	29
reaction_time	0.03	0.98	1.24	1.52	1.8	2.69	3.3	3.27	0.56
action_type	1	1	1	1	1	2	3	2	0
game_level	1	1	1	1	2	3	4	3	1
dpl_speed	3	4	4	6	6	6	6	3	2
dpl_appearance	1	1	1	1	3	3	3	2	2
dpl_target	15	15	15	15	20	20	25	10	5
final_score	0	15	15	15	20	20	25	25	5
Round_outcome	0	0	0	1	1	1	1	1	1

Πίνακας 3.1 Στατιστικά σημεία για τα διάφορα χαρακτηριστικά που υπάρχουν στα δεδομένα

Η περιγραφική στατιστική, από την άλλη πλευρά, παρέχει μια περίληψη των κύριων χαρακτηριστικών ενός συνόλου δεδομένων, όπως ο μέσος όρος, η διάμεσος και η τυπική απόκλιση. Αυτός ο τύπος ανάλυσης μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την κατανόηση της συνολικής κατανομής των δεδομένων και τον εντοπισμό τυχόν προτύπων ή τάσεων. Παρουσιάζοντας πίνακες τόσο ποσοτικών όσο και περιγραφικών στατιστικών, στοχεύουμε στην παροχή μιας ολοκληρωμένης ανάλυσης των 2 συνόλων δεδομένων μας, η οποία θα βοηθήσει στην παροχή βαθύτερης κατανόησης των χαρακτηριστικών του συνόλου δεδομένων που θα είναι χρήσιμη κατά την επιλογή της καλύτερης προσέγγισης μηχανικής εκμάθησης προς χρήση. Ο πίνακας 2 παρέχει πρόσθετα στατιστικά στοιχεία σχετικά με τα δεδομένα που βοηθούν στην κατανόηση της κατανομής, της διακύμανσης και της κεντρικής τάσης τους. Παρακάτω αναφέρονται τα βασικά σημεία του πίνακα:

1. Το "Idle time" έχει έναν κάπως υψηλό συντελεστή διακύμανσης (0,74), υποδηλώνοντας μεταβλητότητα στο χρόνο αδράνειας. Τα δεδομένα δείχνουν μια ελαφρά θετική κλίση (0,74) με μέσο όρο 4,46 δευτερόλεπτα.
2. Το "Vitality level" παρουσιάζει ελαφρώς αρνητική κύρτωση (-0,92) και σχεδόν μηδενική λοξότητα (-0,04), υποδεικνύοντας ένα αρκετά κανονικά κατανομημένο δεδομένα γύρω από το μέσο όρο του 36,5.
3. Το "Reaction time" έχει θετική λοξή (0,76), υποδεικνύοντας ότι οι χρόνοι αντίδρασης είναι βελτιώθηκαν όσο η πιλοτική έρευνα εξελισσόταν (μέσος όρος = 1,58 δευτερόλεπτα).
4. Το "Action type" εμφανίζει ένα ορισμένο επίπεδο κύρτωσης (5,48) και θετική λοξότητα, υποδηλώνοντας μια τάση που θα μπορούσε να ερμηνευθεί ως καταγραφή περισσότερων ενεργειών τύπου 1 (σωστές ενέργειες) όσο οι παίκτες εξοικειώνονται με το παιχνίδι.
5. Το "dpl appearance" εμφανίζει αρνητική κύρτωση, υπονοώντας μια πιο επίπεδη κατανομή, ενώ το "dpl target" παρουσιάζει ελαφρά θετική λοξότητα (1,01).
6. Το "Final score" έχει υψηλή κύρτωση (5,06), υποδεικνύοντας μια κορυφή στην κατανομή των δεδομένων.
7. Το "Round outcome" δείχνει μια αρνητική κύρτωση και λοξότητα, υποδεικνύοντας ότι η κατανομή είναι πιο επίπεδη από μια κανονική κατανομή και ελαφρώς λοξή προς τα αριστερά, κάτι που μπορούμε να ερμηνεύσουμε ως το αποτέλεσμα του ότι όλο και πιο πολλοί γύροι τελείωναν επιτυχώς όσο η έρευνα προχωρούσε.

<b>columns</b>	std	Var. Coeff	Kurtosis	Skewness	Mean	Med. Abs. Dev.	Variance
Move_conf	11.58	0.22	14.37	-3.53	53.2	5.59	134.12
Move_side	1	-698.62	-2	0	0	1	1
idle_time	3.28	0.74	-0.5	0.74	4.46	2.81	10.79
game_score	5.23	0.63	-0.75	0.32	8.29	4.43	27.35
vitality_level	18.43	0.5	-0.92	-0.04	36.5	15.64	339.5
reaction_time	0.52	0.33	1.12	0.76	1.58	0.39	0.27
action_type	0.48	0.4	5.48	2.5	1.19	0.33	0.23
game_level	0.82	0.56	0.81	1.5	1.46	0.67	0.67
dpl_speed	0.96	0.18	-1.26	-0.76	5.32	0.9	0.92
dpl_appearance	0.93	0.56	-1.48	0.7	1.67	0.88	0.87
dpl_target	2.51	0.15	-0.27	1.01	16.69	2.28	6.28
final_score	3.44	0.21	5.06	-1.09	16.43	2.6	11.86
Round_outcome	0.49	0.83	-1.86	-0.37	0.59	0.48	0.24

Πίνακας 3.2 Περιγραφικά μέτρα για διάφορα χαρακτηριστικά που υπάρχουν στα δεδομένα της πλατφόρμας

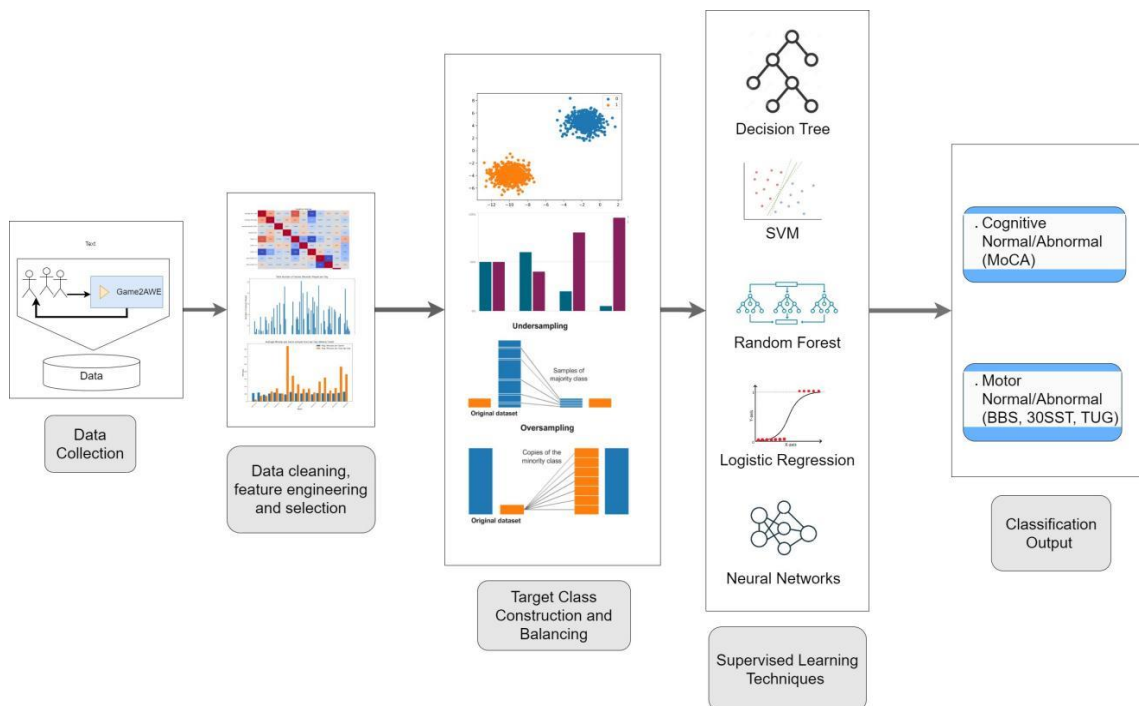


## 4 Αυτόματη Αξιολόγηση Χρήστη

### 4.1 Εισαγωγή

Όπως αναφέρθηκε, τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού είναι ένα όλο και πιο ευρύ πεδίο στη σημερινή έρευνα. Υπάρχουν πολλές πρωτοποριακές μελέτες που απλώνονται σε αυτόν τον τομέα. Πολλές μελέτες του πεδίου επικεντρώνονται στη χρήση παιχνιδιών σοβαρού σκοπού για μάθηση, για παράδειγμα το [37] αναλύει τα αποτελέσματα 79 μελετών που σχετίζονται με την εκμάθηση της επιστήμης με παιχνίδια σοβαρού σκοπού και κατέληξε στο συμπέρασμα ότι για τους μαθητές που διδάσκονται με παιχνίδια σοβαρού σκοπού, η εκμάθηση μετά τη διδασκαλία ήταν ασθενώς έως μέτρια καλύτερη για τη δηλωτική γνώση, τη διατήρηση της γνώσης και τη διαδικαστική γνώση. Άλλες μελέτες επικεντρώθηκαν στη χρήση παιχνιδιών εξάσκησης για εκπαίδευση αποκατάστασης ή προσομοίωσης. Σε αυτή την ενότητα, αφού παρουσιάσουμε μερικές από τις πιο σχετικές εργασίες που έχουν γίνει στον τομέα της γνωστικής και σωματικής αξιολόγησης των παικτών μέσω της χρήσης παιχνιδιών σοβαρού σκοπού, θα περιγράψουμε την μεθοδολογία την οποία ακολουθήσαμε για την κατασκευή μοντέλων Μηχανικής Μάθησης, τα οποία είναι σε θέση να προβλέπουν στοιχεία της κινητικής και γνωστικής κατάστασης ενός ηλικιωμένου την ώρα που αυτός παίζει ένα παιχνίδι της πλατφόρμας Game2AWE.

Ένα μεγάλο μέρος της συνολικής έρευνας του έργου ήταν η αυτόματη αξιολόγηση ενός χρήστη την ώρα που αυτός παίζει ένα από τα παιχνίδια. Σε αυτή την ενότητα περιγράφεται ο τρόπος με τον οποίο χρησιμοποιήσαμε τα δεδομένα της πλατφόρμας που προέκυψαν από την χρήση της κατά τις πιλοτικές δοκιμές, με σκοπό την ανάπτυξη μοντέλων Μηχανικής Μάθησης τα οποία μας βοηθούν να ταξινομήσουμε έναν χρήστη ανάλογα με την σωματική ή γνωστική του λειτουργικότητα. Για την επίτευξη αυτού του σκοπού, ακολουθούμε τα βήματα που παρουσιάζονται και περιγράφονται συνοπτικά στις επόμενες παραγράφους, και στη συνέχεια αναλύονται λεπτομερώς στις παρακάτω υποενότητες. Επίσης, το σχήμα 4.1 δείχνει μια επισκόπηση της συνολικής μεθοδολογίας που ακολουθείται στην παρούσα εργασία.



Σχήμα 4.1: Σχηματική αναπαράσταση των διαδοχικών σταδίων που εμπλέκονται στην προτεινόμενη μεθοδολογία για την αυτόματη αξιολόγηση χρήστη

## Απόκτηση δεδομένων

Προκειμένου να διασφαλιστεί ότι τα δεδομένα είναι επαρκούς ποιότητας και ποσότητας για την παροχή ακριβών και αξιόπιστων προβλέψεων, η απόκτηση των δεδομένων είναι το πρώτο και πιο σημαντικό στάδιο στην ανάπτυξη ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης. Τα δεδομένα πρέπει να αντικατοπτρίζουν με ακρίβεια το προς επίλυση πρόβλημα και να περιέχουν αρκετά δείγματα λαμβάνοντας υπόψη τη όσο το δυνατόν μεγαλύτερη ποικιλία περιπτώσεων γίνεται. Η πλατφόρμα GAME2AWE έχει σχεδιάσει και υλοποιήσει ένα σύστημα που καταγράφει μεγάλο όγκο δεδομένων από τα παιχνίδια που παίζουν οι χρήστες καθώς και τη συνολική χρηστικότητα της πλατφόρμας.

## Καθαρισμός των δεδομένων

Μετά την απόκτηση των δεδομένων, τα βήματα που ακολουθούνται εμπίπτουν στην κατηγορία «προεπεξεργασία δεδομένων». Η προεπεξεργασία δεδομένων είναι η διαδικασία που στοχεύει στη μετατροπή των δεδομένων σε μια μορφή που είναι ευνοϊκή για την ανάπτυξη μοντέλων μηχανικής μάθησης. Η απόδοση των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης μπορεί να επηρεαστεί από ακραίες τιμές, οι οποίες είναι παρατηρήσεις που διαφέρουν δραματικά από τα υπόλοιπα δεδομένα. Από την άλλη πλευρά, οι μηδενικές τιμές υποδηλώνουν δεδομένα που λείπουν, τα οποία ενδέχεται να επηρεάσουν επίσης αρνητικά τα ευρήματα των αλγορίθμων. Πολλές στατιστικές τεχνικές, συμπεριλαμβανομένου του z-score και του interquartile range (IQR), μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εξάλειψη των ακραίων τιμών. Αυτές οι τεχνικές εντοπίζουν αριθμούς που αποκλίνουν από ένα προκαθορισμένο όριο και θεωρούνται ως ακραίες τιμές. Σε γενικές γραμμές, η εξάλειψη των ακραίων τιμών και των μηδενικών τιμών είναι ένα κρίσιμο βήμα προεπεξεργασίας που εγγυάται την ορθότητα και την ποιότητα των δεδομένων που χρησιμοποιούνται για ανάλυση. Το βήμα καθαρισμού στην έρευνά μας έχει περιγραφεί στην ενότητα 4.3.

## Επιλογή και δημιουργία χαρακτηριστικών

Η διαδικασία επιλογής των πιο κρίσιμων χαρακτηριστικών που επηρεάζουν την πρόβλεψη της ετικέτας στόχου (label) είναι γνωστή ως επιλογή χαρακτηριστικών (Feature Selection). Μία συνήθης μεθοδολογία για την επιλογή χαρακτηριστικών είναι το να μετράται η συσχέτιση κάθε χαρακτηριστικού με τη μεταβλητή στόχο και επιλέγονται τα χαρακτηριστικά με την υψηλότερη συσχέτιση. Από την άλλη πλευρά, η μηχανική χαρακτηριστικών (Feature Engineering) είναι η κατασκευή νέων χαρακτηριστικών από προϋπάρχοντα, που μπορούν να αναπαραστήσουν με μεγαλύτερη ακρίβεια τα υποκείμενα μοτίβα στα δεδομένα. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί χρησιμοποιώντας μια ποικιλία μεθόδων, όπως η ομαδοποίηση, η μείωση διαστάσεων και ο πολυωνυμικός μετασχηματισμός. Στην περίπτωση μας, η μηχανική χαρακτηριστικών εφαρμόστηκε χειροκίνητα και διαισθητικά με τη διαδικασία που περιγράφεται στην ενότητα 4.3. Εφαρμόσαμε επίσης την επιλογή χαρακτηριστικών χρησιμοποιώντας εργαλεία οπτικοποίησης όπως χάρτες θερμότητας συσχέτισης και ράβδους συσχέτισης χαρακτηριστικών σε σχέση με μια κλάση στόχου, η διαδικασία περιγράφεται παρακάτω.

## Κατασκευή και εξισορρόπηση κλάσης στόχου

Η επιλογή ή η κατασκευή της κλάσης στόχου ενός συνόλου δεδομένων είναι αναμφισβήτητο το πιο σημαντικό βήμα στη συνολική διαδικασία. Ο ορισμός μιας κλάσης στόχου είναι πανομοιότυπος με τον καθορισμό του στόχου της διαδικασίας. Οι κλάσεις-στόχοι που έχουν κατασκευαστεί καθώς και οι λόγοι πίσω από τα όρια κάθε τάξης συζητούνται στην ενότητα 4.3.

Μετά τον καθορισμό των κλάσεων και ακριβώς πριν μπορέσουν να αναπτυχθούν οι αλγόριθμοι MM, υπάρχει ένα άλλο μικρό βήμα που πρέπει να εφαρμοστεί. Δεδομένου ότι η διαίρεση των τάξεων αφορά άτομα που είναι κατά κάποιο τρόπο δυσλειτουργικά σε ορισμένες περιοχές, ο αριθμός των δειγμάτων της μιας τάξης αξίας είναι δυσανάλογος με την άλλη. Αυτό μπορεί να έχει ως αποτέλεσμα την υπερβολική

προσαρμογή (over-fitting) των αλγορίθμων MM και επομένως την μειωμένη ικανότητα γενίκευσής τους. Για την αντιμετώπιση αυτού του ζητήματος, μπορούν να χρησιμοποιηθούν διάφορες τεχνικές, όπως η υπερδειγματοληψία της κλάσης μειοψηφίας, η υποδειγματοληψία της κλάσης πλειοψηφίας ή η δημιουργία συνθετικών δειγμάτων χρησιμοποιώντας μεθόδους όπως η SMOTE [38].

#### Ανάπτυξη μοντέλων μηχανικής μάθησης

Το τελευταίο βήμα της μεθοδολογίας μας είναι η ανάπτυξη της μετέπειτα σύγκρισης των επιδόσεων των αλγορίθμων MM στην ικανότητά τους να χαρτογραφούν τα χαρακτηριστικά του σετ δεδομένων που έχει προκύψει από την επεξεργασία και συνδυασμό των δεδομένων της πλατφόρμας, με τις διάφορες ετικέτες στόχου που περιγράφονται στο 4.3. Η επιλογή των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης καθώς και η παραμετροποίησή τους είναι τις περισσότερες φορές ένας συνδυασμός διαίσθησης, δοκιμής και λάθους και την ανάλυση της σχετικής βιβλιογραφίας. Για καθεμία από τις ετικέτες στόχου, χρησιμοποιήσαμε έξι μοντέλα μηχανικής εκμάθησης (Support Vector Machine, Decision Tree, Random Forest, Logistic Regression, Simple NN με 4 επίπεδα και NN με 8 επίπεδα) για να τα εκπαιδεύσουμε ώστε να είναι σε θέση να προβλέψουν τις κλάσεις στόχου. Η επικύρωση της απόδοσης των μοντέλων βασίστηκε σε μετρήσεις όπως η ακρίβεια (accuracy), η ανάκληση και το F1 σκορ.

## 4.2 Σχετικές Έρευνες

### 4.2.1 Αξιολόγηση Γνωστικής Κατάστασης

Υπάρχουν πολλά αξιολογικά άρθρα που έχουν εξερευνήσει το πεδίο αξιολόγησης ενός χρήστη μέσω της απόδοσής του σε ένα παιχνίδι σοβαρού σκοπού. Ένα από αυτά είναι το άρθρο (Tong et al., 2016). Αυτή η μελέτη είχε ως στόχο να αξιολογήσει την αποτελεσματικότητα της χρήσης ενός παιχνιδιού σοβαρού σκοπού ως εργαλείου γνωστικής αξιολόγησης για ηλικιωμένους ασθενείς σε τμήμα επειγόντων περιστατικών του νοσοκομείου. Οι ερευνητές παραμετροποίησαν το παιχνίδι ώστε να είναι κατάλληλο για χρήση από ένα ευρύ φάσμα ηλικιωμένων ασθενών, και εξέτασαν την απόδοσή του όσον αφορά την αξιολόγηση της γνωστικής κατάστασης των ασθενών σε σύγκριση με τυπικές γνωστικές αξιολογήσεις, όπως η Mini-Mental State Examination (MMSE), η Γνωστική Αξιολόγηση του Μόντρεαλ (MoCa) και η Μέθοδος Αξιολόγησης Σύγχυσης (CAM). Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι ήταν εφικτή η χρήση του παιχνιδιού από ηλικιωμένους ασθενείς, καθώς η πλειοψηφία των συμμετεχόντων συναίνεσε στο να παίξουν το παιχνίδι. Επιπλέον, η απόδοση του παιχνιδιού συσχετίστηκε σημαντικά με το MoCa και το MMSE, υποδεικνύοντας ότι έχει τη δυνατότητα να χρησιμοποιηθεί ως εργαλείο ελέγχου για τη γνωστική εξασθένηση.

Στη μελέτη [39], η εξέταση Virtual Supermarket (VS), μια εξέταση βασισμένη σε παιχνίδι σοβαρού σκοπού, αξιολογήθηκε ως προς την ικανότητά της να εντοπίζει μέτρια γνωστική εξασθένηση (MCI) σε ηλικιωμένα άτομα που είχαν υποκειμενικά παράπονα για την μνήμη τους (ΠΜ). Το VS, το Montreal Cognitive Assessment (MoCa), το Mini-Mental State Examination (MMSE) και ένα εκτεταμένο νευροψυχολογικό τεστ με μολύβι και χαρτί χορηγήθηκαν σε δύο ομάδες υγιών ηλικιωμένων ατόμων με ΠΜ και ασθενών MCI αντίστοιχα. Το VS έκανε διάκριση μεταξύ ασθενών με MCI και υγιών ηλικιωμένων ατόμων με ΠΜ με ποσοστό σωστής ταξινόμησης (ΠΜ) 81,91% ενώ το MoCa και το MMSE είχαν ποσοστά σωστής ταξινόμησης ίσα με 72,04% και 64,89% αντίστοιχα. Η μελέτη κατέληξε στο συμπέρασμα ότι το VS ήταν ένα ισχυρό εργαλείο για την ανίχνευση MCI σε ενήλικες μεγαλύτερης ηλικίας με ΠΜ, ξεπερνώντας σε ακρίβεια το MoCa και το MMSE. Αυτό το εύρημα υπογραμμίζει τις δυνατότητες των παιχνιδιών σοβαρού σκοπού ως εργαλείου προσυμπτωματικού ελέγχου για την προκλινική άνοια.

#### 4.2.2 Αξιολόγηση Κινητικής Κατάστασης

Αν και υπάρχουν πολλές δημοσιευμένες εργασίες που έχουν δουλέψει για την επίδραση των παιχνιδιών άσκησης στον ηλικιωμένο πληθυσμό όσον αφορά την ισορροπία καθώς και το ευρύτερο φάσμα των φυσικών ικανοτήτων, λιγότερη δουλειά έχει γίνει στον τομέα της αυτόματης αξιολόγησης μέσω παιχνιδιών σοβαρού σκοπού. Σε αυτήν την ενότητα, πρόκειται να ρίξουμε μια ματιά στις δημοσιευμένες έρευνες με τη μεγαλύτερη επίδραση και ταυτόχρονα παρόμοιες με τη δουλειά μας.

Η μελέτη [40], ερευνά τη χρηστικότητα και τις επιπτώσεις των παιχνιδιών άσκησης (exergames) στην ισορροπία και το βάδισμα σε ηλικιωμένους συμμετέχοντες που αναρρώνουν από εγκεφαλικό. Στους συμμετέχοντες παρέχεται ένα πρόγραμμα παρέμβασης αποτελούμενο από πέντε exergames και ο κάθε συμμετέχοντας πρέπει να ολοκληρώσει 36 "προπονήσεις" διάρκειας 20 λεπτών η καθεμία. Αξιολογήθηκαν η συμμόρφωση, η τριβή, η αποδοχή και διάφορα μέτρα φυσικής απόδοσης. Δεκατρείς συμμετέχοντες ολοκλήρωσαν τη μελέτη με υψηλή συμμόρφωση και αποδοχή της παρέμβασης. Το πρόγραμμα απαιτούσε μόνο μικρές προσαρμογές με βάση τα σχόλια των χρηστών. Αν και δεν υπήρξαν αλλαγές στην περιοχή του κέντρου της πίεσης ή στις παραμέτρους βάδισης, παρατηρήθηκαν σημαντικές βελτιώσεις στα μέτρα απόδοσης της φυσικής κατάστασης που σχετίζονται με το βάδισμα και την ισορροπία, συμπεριλαμβανομένης της κλίμακας ισορροπίας Berg, το τεστ Timed Up and Go με διαδρομή 7 μέτρων και το τεστ Short Physical Performance Battery. Τα αποτελέσματα υποδεικνύουν ότι τα exergames έχουν τη δυνατότητα να βελτιώσουν τα μέτρα σωματικής απόδοσης σε μη εκπαιδευμένους ηλικιωμένους συμμετέχοντες που αναρρώνουν από εγκεφαλικό και δικαιολογούν περαιτέρω κλινικές μελέτες που διερευνούν την αποτελεσματικότητα των προγραμμάτων που βασίζονται σε exergame για ασθενείς με εγκεφαλικό.

Η έρευνα που έρχεται λίγο πιο κοντά στη δουλειά που έχουμε κάνει είναι η [41]. Οι ερευνητές εδώ στόχευσαν να εξετάσουν τα αποτελέσματα μιας παρέμβασης άσκησης βασισμένη στην ισορροπία χρησιμοποιώντας τον αισθητήρα Kinect στη σταθερότητα της στάσης και την ισορροπία σε άτομα με νόσο του Πάρκινσον (PD). Διεξήχθη μια τυφλή, τυχαίοποιημένη ελεγχόμενη μελέτη, με 20 συμμετέχοντες με PD που κατατάχθηκαν τυχαία είτε σε ομάδα άσκησης ισορροπίας με τη χρήση exergame είτε σε ομάδα άσκησης ισορροπίας με συμβατικές μεθόδους για μια περίοδο άσκησης ισορροπίας 8 εβδομάδων. Η σταθερότητα της στάσης και η ισορροπία αξιολογήθηκαν χρησιμοποιώντας τα όρια σταθερότητας (LOS) και τα τεστ στάσης ενός ποδιού (OLS), την κλίμακα ισορροπίας Berg (BBS) και τη δοκιμασία Timed Up and Go (TUG), με τους συμμετέχοντες να αξιολογούνται πριν και μετά την εκπαίδευση. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι οι συμμετέχοντες στην ομάδα άσκησης ισορροπίας με τη χρήση exergame είχαν σημαντικές βελτιώσεις στην απόδοση LOS και στην απόδοσή της ισορροπίας τους με κλειστά μάτια στο τεστ OLS, καθώς και καλύτερο έλεγχο κατεύθυνσης στο τεστ LOS, σε σύγκριση με εκείνους της συμβατικής ομάδας προπόνησης ισορροπίας. Και τα δύο προγράμματα άσκησης οδήγησαν σε βελτιώσεις στην απόδοση BBS και TUG. Αυτά τα ευρήματα υποδεικνύουν ότι τα exergames που στοχεύουν στην βελτίωση της ισορροπίας με τη βοήθεια του αισθητήρα Kinect μπορεί να είναι ένα πολύτιμο εργαλείο για τη βελτίωση της σταθερότητας της στάσης και της ισορροπίας σε άτομα με PD.

### 4.3 Δεδομένα

Παρότι η πλατφόρμα διαθέτει μία μεγάλη ποικιλία παιχνιδιών, το παιχνίδι στο οποίο τα παραγόμενα δεδομένα εστίασαμε περισσότερο ήταν το παιχνίδι "Συγκομιδή Φρούτων". Σε αυτό το παιχνίδι, τα δεδομένα απόδοσης του χρήστη αποθηκεύονται στο τέλος κάθε εκτελούμενης κίνησης ή όταν συμβαίνουν συγκεκριμένα γεγονότα παιχνιδιού, όπως το σάπισμα ενός φρούτου. Τα αποθηκευμένα δεδομένα περιλαμβάνουν μετρήσεις κίνησης, όπως ο χρόνος που απαιτείται για την εκτέλεση μιας κίνησης, μετρήσεις παιχνιδιού όπως η βαθμολογία και το επίπεδο της μπάρας ζωτικότητας και μετρήσεις δράσης, συμπεριλαμβανομένου του χρόνου αντίδρασης σε ένα ερέθισμα παιχνιδιού και τον τύπο της ενέργειας (δηλαδή, συγκομιδή πολύ νωρίς, στην ώρα τους ή πολύ αργά). Επιπλέον, για την αξιολόγηση των

πραγματικών κινητικών και γνωστικών επιπέδων των ηλικιωμένων, πραγματοποιήθηκαν συγκεκριμένες κλινικές δοκιμές πριν από την ενασχόλησή τους με την πλατφόρμα GAME2AWE. Οι συμμετέχοντες ταξινομήθηκαν σε φυσιολογικές και μη φυσιολογικές καταστάσεις με βάση συγκεκριμένες τιμές αποκοπής, όπως ορίζονται σύμφωνα με τη σχετική επιστημονική βιβλιογραφία. Στον γνωστικό τομέα, οι επιλεγμένες τιμές αποκοπής υποδηλώνουν την παρουσία ήπιας γνωστικής εξασθένησης (MCI), υποδεικνύοντας την ανώμαλη γνωστική κατάσταση στο πλαίσιο αυτής της μελέτης. Στον κινητικό τομέα, οι επιλεγμένες τιμές αποκοπής υποδεικνύουν αυξημένο κίνδυνο πτώσης, που αντιπροσωπεύει μια μη φυσιολογική κατάσταση κίνησης. Αυτές οι δοκιμές διεξήχθησαν από έμπειρο ειδικό προσωπικό. Για τη γνωστική αξιολόγηση χρησιμοποιήθηκε το τεστ MoCA [1]. Το MoCA σχεδιάστηκε για να χρησιμεύσει ως ένα γρήγορο εργαλείο για την ανίχνευση MCI, παρέχοντας μια αρχική εικόνα της γνωστικής κατάστασης του εξεταζόμενου. Το τεστ περιλαμβάνει ασκήσεις οργανωμένες σε διαφορετικές ενότητες που καλύπτουν γνωστικές λειτουργίες όπως προσοχή, συγκέντρωση, αφηρημένη σκέψη, μνήμη, γλώσσα, προσανατολισμός και εκτελεστικές λειτουργίες. Η μέγιστη δυνατή βαθμολογία είναι 30 βαθμοί και ο χρόνος ολοκλήρωσης του τεστ είναι περίπου 10 λεπτά. Για τη διαφοροποίηση μεταξύ φυσιολογικών και μη φυσιολογικών γνωστικών καταστάσεων, χρησιμοποιήθηκαν βαθμολογίες αποκοπής 26 και 23 για συμμετέχοντες με μορφωτικό επίπεδο πάνω από την πρωτοβάθμια και έως την πρωτοβάθμια, αντίστοιχα, με βάση τα κανονιστικά δεδομένα του MoCa [35, p. 2]. Υπήρξαν τρία τεστ κινητικής αξιολόγησης για την αξιολόγηση των κινητικών ικανοτήτων των συμμετεχόντων: η κλίμακα ισορροπίας Berg(BBS), η δοκιμή 30 δευτερολέπτων Sit to Stand (30SST) και το Time Up and Go(TUG) [36] δοκιμή. Το BBS είναι ένα ευρέως χρησιμοποιούμενο εργαλείο κλινικής αξιολόγησης που αξιολογεί τις στατικές και δυναμικές ικανότητες ισορροπίας ενός ατόμου, ιδιαίτερα κατάλληλο για ενήλικες μεγαλύτερης ηλικίας. Αποτελείται από 14 απλές δραστηριότητες που αξιολογούν διάφορες πτυχές της ισορροπίας, που κυμαίνονται από τη μετάβαση από την καθιστή θέση έως τη διατήρηση της ισορροπίας με το ένα πόδι. Κάθε στοιχείο βαθμολογείται σε μια κλίμακα από το 0 έως το 4, με μέγιστη βαθμολογία 56 που υποδεικνύει τη βέλτιστη ισορροπία. Οι χαμηλότερες βαθμολογίες στο BBS υποδηλώνουν υψηλότερο κίνδυνο πτώσης. Σε αυτή τη μελέτη, χρησιμοποιήθηκαν συγκεκριμένες βαθμολογίες αποκοπής: η βαθμολογία 45 χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό ατόμων με αυξημένο κίνδυνο πτώσης, ενώ η βαθμολογία 51 μπορεί να προβλέψει πτώσεις σε άτομα με ιστορικό πτώσεων, με ευαισθησία 91Το 30SST είναι ένα αξιόπιστο και έγκυρο εργαλείο αξιολόγησης για την αξιολόγηση της λειτουργικής κινητικότητας των κάτω άκρων. Μετρά την ικανότητα του συμμετέχοντος να μεταβεί επανειλημμένα από μια καθιστή θέση σε μια όρθια θέση και να επιστρέψει σε ένα χρονικό πλαίσιο 30 δευτερολέπτων. Αυτή η δοκιμή χρησιμοποιείται συνήθως για την αξιολόγηση της δύναμης των κάτω άκρων, της ευλυγισίας, της ισορροπίας και της αντοχής και έχει αποδείξει προγνωστική αξία για τον κίνδυνο πτώσης σε ηλικιωμένα άτομα. Το αποτέλεσμα της δοκιμής ποσοτικοποιείται από τον αριθμό των ολοκληρωμένων επαναλήψεων από καθιστή σε όρθια θέση εντός του δεδομένου χρόνου, με υψηλότερο αριθμό που υποδηλώνει μεγαλύτερη λειτουργική κινητικότητα των κάτω άκρων. Ο Πίνακας 4.1 δείχνει τον μέσο όρο προτεινόμενου από τους οργανισμούς υγείας ορίου αποκοπής, βάση αριθμού επαναλήψεων ανά ηλικία και φύλο. Οι βαθμολογίες κάτω από το μέσο όρο υποδηλώνουν αδυναμία των κάτω άκρων, η οποία θεωρείται παράγοντας κινδύνου για πτώσεις.

Κατηγορία Ηλικίας	Άνδρας	Γυναίκα
65-69	< 12	< 11
70-74	< 12	< 10
75-79	< 11	< 10
80-84	< 10	< 9
85-89	< 8	< 8
90-94	< 7	< 4

Πίνακας 4.1: 30SST βαθμολογίες αποκοπής



#### 4.3.1 Σύνολα Δεδομένων

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, ο σκοπός αυτής της εργασίας είναι να προτείνει έναν τρόπο αξιολόγησης της γνωστικής ή φυσικής κατάστασης ενός παίκτη, λαμβάνοντας υπόψη την απόδοσή του σε ορισμένα παιχνίδια της πλατφόρμας Game2AWE. Ο τρόπος με τον οποίο προσεγγίζουμε αυτό το πρόβλημα είναι η συγκέντρωση των δεδομένων που έχουν δημιουργηθεί μέσω της πιλοτικής μελέτης, η μετατροπή τους σε σύνολα δεδομένων και η εφαρμογή εποπτευόμενων μεθόδων μηχανικής εκμάθησης σε αυτά τα σύνολα δεδομένων, προκειμένου να δημιουργηθεί μοντέλο πρόβλεψης. Σε αυτή την ενότητα θα αναλύσουμε τη διαδικασία δημιουργίας συνόλου δεδομένων. Μέχρι το τέλος της πιλοτικής μελέτης, η βάση δεδομένων της πλατφόρμας Game2AWE είχε πολλά λεπτομερή δεδομένα από πολλούς γύρους παιχνιδιού που είχαν παιχτεί. Ο τελικός όγκος των δεδομένων διέφερε από το ένα μίνι παιχνίδι στο άλλο, αυτό οφειλόταν σε λόγους όπως οι προτιμήσεις των χρηστών, οι απουσίες των δικαιούχων λόγω εμποδίων, περιστασιακά σφάλματα υλικού ή λογισμικού και αστοχίες στο παιχνίδι ή στην αποθήκευση δεδομένων. Ρίχνοντας μια ματιά στην τελική εικόνα των δεδομένων και λαμβάνοντας υπόψη ότι για να επιτύχουμε σταθερά αποτελέσματα στο σχεδιασμό μοντέλων αξιολόγησης μηχανικής μάθησης, πρέπει να διερευνήσουμε σε βάθος τις δυνατότητες διαφορετικών χαρακτηριστικών, ετικετών, αλγορίθμων και μεθόδων προεπεξεργασίας, προχωρήσαμε στην εξερεύνηση των δεδομένων του παιχνιδιού Fruit Harvest. Αυτή η επιλογή έγινε εξετάζοντας προσεκτικά τα δεδομένα και τον στόχο μας.

Μετά τη συλλογή δεδομένων, τα επόμενα βήματα εμπίπτουν στην κατηγορία της προεπεξεργασίας δεδομένων, η οποία περιλαμβάνει τη μετατροπή των δεδομένων σε κατάλληλη μορφή για εκπαίδευση μοντέλων μηχανικής εκμάθησης. Οι ακραίες τιμές, οι οποίες είναι παρατηρήσεις που αποκλίνουν σημαντικά από τα υπόλοιπα δεδομένα, μπορούν να επηρεάσουν την ακρίβεια της στατιστικής ανάλυσης και των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Οι κενές τιμές, που υποδεικνύουν δεδομένα που λείπουν, μπορεί επίσης να οδηγήσουν σε μεροληπτικά ή ανακριβή αποτελέσματα. Σε αυτή τη μελέτη, τα ακραία σημεία εντοπίστηκαν και εξαλειφθηκαν χρησιμοποιώντας τη μέθοδο διατεταρτημοριακού εύρους (IXP), η οποία υπολογίζει το εύρος μεταξύ του 75ου και του 25ου εκατοστημόριου και προσδιορίζει σημεία δεδομένων εκτός αυτού του εύρους ως ακραία. Η μέθοδος IXP είναι δημοφιλής για ανίχνευση ακραίων τιμών καθώς λαμβάνει υπόψη τη διανομή των δεδομένων, με αποτέλεσμα πιο ομαλό αποτέλεσμα [42]. Επιπλέον, οι κενές τιμές αντιμετωπίστηκαν με τον υπολογισμό της πιο εύλογης τιμής, η οποία κατά κύριο λόγο ήταν μηδέν (0), διασφαλίζοντας την ακεραιότητα των δεδομένων, ελαχιστοποιώντας παράλληλα την εισαγωγή προκαταλήψεων. Ως μέρος της διαδικασίας μετασχηματισμού δεδομένων, η κατασκευή χαρακτηριστικών πραγματοποιήθηκε για τον εντοπισμό υποκείμενων μοτίβων στα δεδομένα και τη βελτίωση της υπάρχουσας πληροφορίας για την απόδοση των παικτών και της συνολικής εμπειρίας παιχνιδιού τους. Αυτό περιλάμβανε την εκτέλεση αριθμητικών και στατιστικών μετασχηματισμών για τη δημιουργία νέων χαρακτηριστικών. Τα νέα χαρακτηριστικά που δημιουργήθηκαν στη συνέχεια αξιολογήθηκαν ως προς τη σημασία και τη συσχέτισή τους με την κλάση ταξινόμησης στόχου. Η απόδοση των παικτών όσον αφορά τις σωστές ενέργειες μπορεί να ποικίλλει κατά τη διάρκεια ενός γύρου παιχνιδιού λόγω παραγόντων όπως η καμπύλη μάθησης, το περιβάλλον και η κούραση. Αναλύοντας την τάση των σωστών κινήσεων σε όλο το παιχνίδι, μπορούν να ληφθούν πολύτιμες πληροφορίες για την κατάσταση του παίκτη. Τρεις βασικές λειτουργίες εισάγονται για τη μέτρηση των σχετικών μετρήσεων απόδοσης, συμβάλλοντας στην καλύτερη κατανόηση της συνολικής εμπειρίας παιχνιδιού του παίκτη. Αυτές οι συναρτήσεις είναι το Rate of Early (RoE), το Rate of In Time (RoT) και το Rate of Late (RoL) συγκομιδής που ορίζονται ως εξής:

$$RoE(Round_t) = \frac{N_E}{N_A} \quad (1)$$

$$RoT(Round_t) = \frac{N_T}{N_A} \quad (2)$$

$$RoL(Round_t) = \frac{N_L}{N_A} \quad (3)$$

Όπου  $Round_t$  είναι ένας συγκεκριμένος γύρος που παίζεται από τον παίκτη (το  $t$  αναφέρεται στον τρέχοντα γύρο, το  $t-1$  στον προηγούμενο κ.λ.π.), το NT είναι ο αριθμός των ενέργειες συλλογή στην ώρα τους (τύπος 1), το NE είναι ο αριθμός των ενεργειών "harvest too early" (τύπος 2), NL είναι ο αριθμός των ενεργειών συλλογή πολύ αργά (τύπος 3) και NA είναι ο αριθμός όλων των αρχείων καταγραφής ενεργειών σε έναν συγκεκριμένο γύρο. Αφού καθορίσουμε τους τύπους, τους χρησιμοποιούμε σε μικρότερα χρονικά παράθυρα κατά τη διάρκεια της εξέλιξης ενός γύρου παιχνιδιού για να αποκτήσουμε πληροφορίες για την απόδοση του παίκτη. Χωρίζουμε τους γύρους του παιχνιδιού σε πέντε ίσα μέρη με βάση τα αρχεία καταγραφής ενεργειών και υπολογίζουμε τις παραπάνω συναρτήσεις για κάθε μέρος. Εφαρμόζοντας τον τύπο λοξότητας (Skewness) [43] στις προκύπτουσες πέντε τιμές, που λαμβάνονται με τον υπολογισμό της μέσης, διάμεσης και τυπικής απόκλισης, εξάγουμε μια ενιαία τιμή που αντιπροσωπεύει τη λοξότητα των RoE, RoT και RoL για κάθε γύρο. Ως παράδειγμα δίνουμε τη λοξότητα του RoL:

$$Skew(RoL_t) = \sum_{i=1}^5 \frac{mean(RoL(Round_{ti})) - median(RoL(Round_{ti}))}{stdev(RoL(Round_{ti}))} \quad (4)$$

Όπου το  $Round_i$  αντιπροσωπεύει το  $i$ -οστό μέρος του γύρου Round. Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, όταν ο στόχος συγκομιδής για τον γύρο υπερβαίνει τις δυνατότητες του παίκτη, υπάρχει πτώση στην απόδοσή του σε όλο τον γύρο. Επομένως, εφαρμόζοντας τη συνάρτηση RoL σε καθένα από τα πέντε μέρη που αναφέρθηκαν προηγουμένως, υπολογίζουμε την ασυμμετρία του RoL χρησιμοποιώντας την Εξ. (4). Χρησιμοποιώντας χαρακτηριστικά που καθορίζονται στον Πίνακα 4.2 και εφαρμόζοντας στατιστικούς μετασχηματισμούς, όπως η Εξ. (4), προέκυψαν νέα χαρακτηριστικά για τη σύνοψη των πληροφοριών που σχετίζονται με κάθε γύρο, όπως παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.3. Αυτά τα χαρακτηριστικά χρησιμεύουν ως συμπληρωματικά χαρακτηριστικά, συμπεριλαμβανομένου του game score, του game length, του dlp appearance, του dlp speed και του dlp target

Attribute	Type	Description
game_score	Number	The score of a game round
game_level	Categorical	The difficulty level of a game round 1: Beginner, 2: Easy, 3: Medium, 4: Hard, 5: Dynamic
game_length	Number	The duration of a game round in seconds
dlp_appearance	Categorical	Appearance mode (it is a difficulty level parameter): 1: One by one side, 2: Continuous alternation, 3: Random
dlp_speed	Number	State change speed: the average time to change harvest state in seconds
dlp_target	Number	Harvest target: number of fruits to collect in a game round
vitality_level	Number	The ratio of expected successful movements in a game round represented also in the user interface as the vitality bar level
move_conf	Number	The confidence level of movement detection
move_side	Categorical	The side of the performed movement: -1: left side, 1: right side
idle_time	Number	The idle time between two consecutive movements
action_type	Categorical	The type of action performed in the gameplay: 1: harvest too early, 2: harvest on time, 3: harvest too late

reaction_time	Number	The time between a game stimulus and the detection of the corresponding action
MoCA	Number	The score of the MoCA test per participant
BBS	Number	The score of the BBS test per participant
30SST	Number	The score of the 30SST test per participant
TUG	Number	The score of the TUG test per participant
motor_state	Categorical	The target binary class for the motor level assessment based on the cut-off values of the motor clinical tests (BBS, 30SST, TUG): 0: normal, 1: abnormal
cognitive_state	Categorical	The target binary class for the cognitive level assessment based on the cut-off values of the MoCA test: 0: normal, 1: abnormal

Πίνακας 4.2: Το αρχικό σύνολο δεδομένων προέρχεται από τα δεδομένα εντός του παιχνιδιού ως βάση για την προτεινόμενη ανάλυση

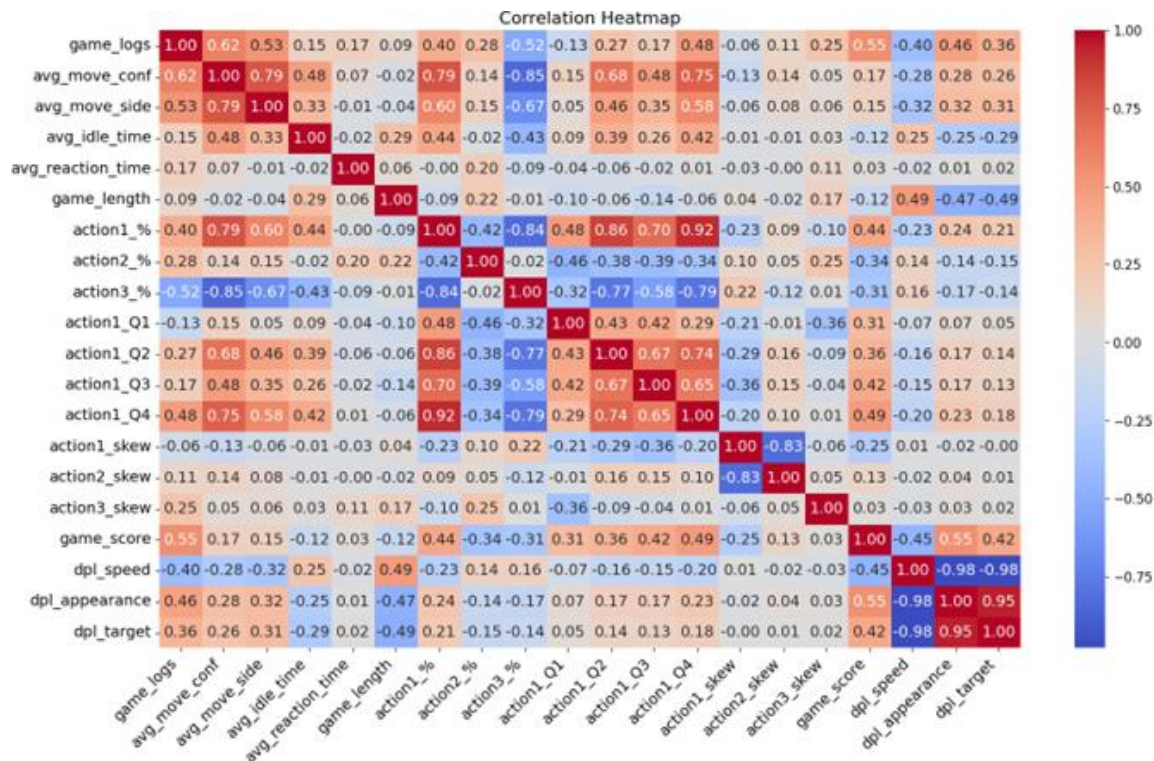
Predictor	Description
avg move conf	The average value of the move conf attribute within the context of a round.
avg move side	The average value of the move side attribute within the context of a round.
avg idle time	The average value of the idle time attribute within the context of a round
avg reaction time	The average value of the reaction time attribute within the context of a round.
action1 %	The percentage of type 1 actions within the context of a round
action2 %	The percentage of type 2 actions within the context of a round
action3 %	The percentage of type 3 actions within the context of a round
action1 Q1/Q2/Q3/Q4	The percentage of type 1 actions in the 1st/2nd/3rd/4th quarter of a round
action1 skew	The Skewness of RoE (type 1 actions within the context of a round).
action2 skew	The Skewness of RoT (type 2 actions within the context of a round).
action3 skew	The Skewness of RoL (type 3 actions within the context of a round).
game logs	The number of game logs within the context of a round

Πίνακας 4.3 Πρόσθετα χαρακτηριστικά που ορίζονται και διερευνούνται στα αναπτυγμένα μοντέλα.

Σε αυτή τη μελέτη, η επιλογή χαρακτηριστικών διεξήχθη χρησιμοποιώντας εργαλεία οπτικοποίησης, όπως χάρτες θερμότητας συσχέτισης για την αξιολόγηση της συσχέτισης μεταξύ των χαρακτηριστικών και της κλάσης στόχου. Ένας θερμικός χάρτης συσχέτισης παρέχει πληροφορίες για τις σχέσεις μεταξύ μεταβλητών, βοηθώντας στην επιλογή μεταβλητών για μοντέλα μηχανικής μάθησης και παρέχοντας μια οπτική αναπαράσταση προτύπων και τάσεων στο σύνολο δεδομένων. Πραγματοποιήθηκε ανάλυση των συσχετισμών ανά ζεύγη μεταξύ των χαρακτηριστικών χρησιμοποιώντας τον συντελεστή συσχέτισης

Pearson για να ποσοτικοποιηθεί η ισχύς και η κατεύθυνση των σχέσεων. Ο πίνακας συσχετίσεων που προέκυψε, οπτικοποιήθηκε σε έναν θερμικό χάρτη (σχήμα 4.2) για τον εντοπισμό χαρακτηριστικών υψηλής συσχέτισης.

Τα χαρακτηριστικά θεωρούνται περιττά όταν παρουσιάζουν μια εξαιρετικά σημαντική και ισχυρή συσχέτιση, συνήθως με απόλυτη τιμή 0,8 ή μεγαλύτερη ( $p < 0,05$ ). Σε τέτοιες περιπτώσεις, η μεταβλητή με την υψηλότερη συσχέτιση με τις υπόλοιπες μεταβλητές επιλέγεται για εξαίρεση. Βάσει αυτής της ανάλυσης, τα ακόλουθα χαρακτηριστικά αφαιρέθηκαν από περαιτέρω ανάλυση: action1\_Q2/Q4, action3\_%, dlp\_appearance και dlp\_speed.



Σχήμα 4.2: Θερμικός χάρτης συσχέτισης κατά ζεύγη μεταξύ των χαρακτηριστικών. Υπολογίστηκε με την χρήση του συντελεστή συσχέτισης Pearson.

#### 4.3.2 Κατασκευή και εξισορρόπηση κλάσης στόχου

Η επιλογή ή η κατασκευή της κλάσης στόχου ενός συνόλου δεδομένων είναι ένα κρίσιμο βήμα στη συνολική διαδικασία, καθώς καθορίζει τον στόχο της ανάλυσης. Η κατασκευή των κατηγοριών-στόχων και η λογική πίσω από τα όριά τους συζητήθηκαν στην ενότητα χαρακτηριστικών δεδομένων. Είναι σημαντικό να αντιμετωπιστεί το ζήτημα της αριθμητικής ανισορροπίας κλάσης πριν από την ανάπτυξη αλγορίθμων μηχανικής εκμάθησης για να αποφευχθεί η υπερπροσαρμογή (overfitting) και να διασφαλιστεί η βέλτιστη απόδοση γενίκευσης, λαμβάνοντας υπόψη τον δυσανάλογο αριθμό δειγμάτων σε μία κλάση. Δύο μέθοδοι που χρησιμοποιούνται συνήθως για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος είναι η υποδειγματοληψία και η υπερδειγματοληψία. Λαμβάνοντας υπόψη τη σχετικά μικρή διάσταση του συνόλου dataset, η υποδειγματοληψία φάνηκε να είναι μια βιώσιμη επιλογή. Ωστόσο, λόγω του περιορισμένου αριθμού καταχωρήσεων στο σύνολο δεδομένων, επιλέξαμε τη μέθοδο υπερδειγματοληψίας για να αποφύγουμε την απώλεια πολύτιμων πληροφοριών. Συγκεκριμένα, για να αντιμετωπιστεί το ζήτημα του μη ισορροπημένου συνόλου δεδομένων, τα δεδομένα εξισορροπούνται σε κάθε κλάση στόχο

χρησιμοποιώντας την τεχνική SMOTE. Αυτή η τεχνική δημιουργεί νέα συνθετικά δείγματα παρεμβάλλοντας μεταξύ υπαρχόντων δειγμάτων της μειοψηφίας. Προσθέτοντας αυτά τα συνθετικά δείγματα στο σύνολο δεδομένων, αυξάνουμε αποτελεσματικά την αναπαράσταση της κλάσης μειοψηφίας, με αποτέλεσμα ένα πιο ισορροπημένο σύνολο δεδομένων. Τα συνθετικά δείγματα παράγονται προσεκτικά για να διατηρηθούν τα υποκείμενα πρότυπα και τα χαρακτηριστικά της μειονοτικής τάξης. Αυτή η προσέγγιση βοηθά στον μετριασμό της πιθανής μεροληψίας που προκαλείται από την ανισορροπία της τάξης και ενισχύει την απόδοση και τη γενίκευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης.

#### 4.4 Τεχνικές μηχανικής μάθησης

Τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδος για αλγόριθμους μηχανικής μάθησης (MM) για την πραγματοποίηση της ταξινόμησης κινητικής/γνωστικής κατάστασης. Χρησιμοποιήθηκαν οι μέθοδοι MM :

1. Δένδρο Απόφασης (DT)
2. Μηχανή Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVM)
3. Τυχαίο Δάσους (RF)
4. Λογιστική Παλινδρόμηση (LR)
5. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN)

Ορισμένες μελέτες έχουν διερευνήσει την επιλογή αλγορίθμων και παραμετροποίησής τους, με βάση τη φύση του προβλήματος, συμπεριλαμβανομένων αυτοματοποιημένων τεχνικών όπως το Landmarking και το Sampling-based Landmark [44]. Ωστόσο, στην περίπτωση μας, δεδομένου του διαχειρισμού μεγέθους των δεδομένων μας, η επιλογή των μοντέλων ML βασίστηκε κυρίως σε έναν συνδυασμό διαίσθησης και προσέγγισης δοκιμής και λάθους.

Το μοντέλο DT είναι ένας αλγόριθμος που βασίζεται σε δέντρα που χωρίζουν τα δεδομένα βάσει συνθηκών που ορίζονται για κάποια από τα χαρακτηριστικά τους, για να κάνει προβλέψεις [45]. Το μοντέλο SVM είναι ένας δυαδικός ταξινομητής που διαχωρίζει τα σημεία δεδομένων χρησιμοποιώντας ένα υπερεπίπεδο σε ένα χώρο υψηλών διαστάσεων [46]. Το μοντέλο SVM χρησιμοποιεί τον πυρήνα Radial Basis Function (RBF), ο οποίος του επιτρέπει να χειρίζεται μη γραμμικά δεδομένα αντιστοιχίζοντας τα σε έναν χώρο υψηλότερης διάστασης, όπου γίνεται γραμμικά διαχωρίσιμο. Το μοντέλο RF είναι ένα σύνολο δέντρων αποφάσεων που συνδυάζει πολλαπλά μεμονωμένα δέντρα για να κάνει προβλέψεις [47]. Το μοντέλο RF υλοποιήθηκε με πληθυσμό 100 δέντρων, καθώς παρατηρήθηκε ότι η απόδοση του μοντέλου δεν παρουσίασε σημαντική βελτίωση προσθέτοντας περισσότερα δέντρα. Ο LR είναι ένας αλγόριθμος γραμμικής ταξινόμησης που μοντελοποιεί τη σχέση μεταξύ των χαρακτηριστικών και της μεταβλητής στόχου [48]. Αυτό το μοντέλο συμπεριλήφθηκε στο σύνολο αλγορίθμων για σύγκριση, χρησιμεύοντας ως βάση για τους άλλους αλγόριθμους.

Τα δύο τελευταία μοντέλα στο σύνολο των ταξινομητών ML μας είναι ANN με διαφορετική αρχιτεκτονική. Τα ANN είναι ένα σύνολο διασυνδεδεμένων κόμβων που προσομοιώνουν τη συμπεριφορά του ανθρώπινου εγκεφάλου για να μαθαίνει και να κάνει προβλέψεις [49]. Επιλέξαμε τα ANN επειδή, όταν είναι σωστά παραμετροποιημένα, τείνουν να έχουν καλή απόδοση σε εποπτευόμενα προβλήματα ML. Το πρώτο δίκτυο είναι ένα απλό νευρωνικό δίκτυο τριών επιπέδων (3L) με sig-moid συνάρτηση ενεργοποίησης στο δεύτερο στρώμα και συνάρτηση ενεργοποίησης softmax στο επίπεδο εξόδου για λήψη αποφάσεων. Το δεύτερο δίκτυο έχει επτά επίπεδα (7L), συμπεριλαμβανομένων των επιπέδων max-pooling και dropout, και χρησιμοποιεί έναν συνδυασμό συναρτήσεων ενεργοποίησης sig-moid και Rectified Linear Unit, με μια συνάρτηση ενεργοποίησης softmax στο επίπεδο εξόδου για εκτίμηση πιθανοτήτων. Κατά τη διάρκεια του σταδίου εκπαίδευσης, εφαρμόστηκε πρόωμη διακοπή βάσει της ακρίβειας, με ρυθμό εκμάθησης 0,001 και τη συνάρτηση απώλειας Cross-Entropy, που χρησιμοποιείται συνήθως στη δυαδική ταξινόμηση. Ο

βελτιστοποιητής που χρησιμοποιήθηκε ήταν μια παραλλαγή του αλγορίθμου Στοχαστικού Gradient Descent που προσαρμόζει τους ρυθμούς μάθησης και ενσωματώνοντας την έννοια της ορμής στον γράφο υπολογισμού [50]. Ο αριθμός των νευρώνων ( $m$ ) που επιλέχθηκαν σε κάθε επίπεδο ( $n$ ) των νευρωνικών δικτύων επιλέχθηκε βάση του τύπου (5), ο οποίος προτείνεται από το άρθρο [51].

$$(5) \quad m_n = \frac{k_{in} + \sqrt{N_t}}{n}$$

Όπου το  $K_{in}$  αντιπροσωπεύει τον αριθμό των χαρακτηριστικών εισόδου στο επίπεδο εισόδου, το  $N_t$  είναι ο συνολικός αριθμός δειγμάτων και το  $n$  ο αριθμός των κρυφών επιπέδων. Για να αξιολογήσουμε την απόδοση των προτεινόμενων μοντέλων ταξινόμησης, χρησιμοποιήσαμε το πρωτόκολλο διασταυρούμενης επικύρωσης (cross-validation), το οποίο χρησιμοποιείται συνήθως όταν έχουμε να κάνουμε με σχετικά χαμηλά μεγέθη δειγμάτων, όπως στη μελέτη μας. Αυτή η προσέγγιση μας επιτρέπει να αξιολογήσουμε την ευρωστία του μοντέλου σε καινούρια κάθε φορά δεδομένα. Στη διασταυρούμενη επικύρωση, τα στιγμιότυπα δεδομένων χωρίζονται σε μη επικαλυπτόμενα τμήματα (πτυχές), με ένα τμήμα να χρησιμεύει ως σύνολο επικύρωσης, ενώ τα υπόλοιπα τμήματα χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του μοντέλου ταξινόμησης. Στη συνέχεια, υπολογίζεται ο μέσος όρος της απόδοσης κάθε μοντέλου σε όλες τις πτυχές. Για κάθε ταξινομητή (DT, SVM, RF, LR, ANN), η συνολική ακρίβεια ταξινόμησης υπολογίστηκε χρησιμοποιώντας τη μέθοδο LOSOCV [52]. Επιπλέον, υπολογίστηκαν οι μετρήσεις της ακρίβειας, της ανάκλησης, της βαθμολογίας F1 και ο συντελεστής Matthew's Correlation Coefficient (MCC), όπως παρουσιάζεται στον Πίνακα 4.4. Σε μη ισορροπημένα σύνολα δεδομένων όπου υπάρχει άνιση κατανομή θετικών και αρνητικών περιπτώσεων, το MCC παρέχει ένα ολοκληρωμένο μέτρο την απόδοση πρόβλεψης του μοντέλου. Το MCC κυμαίνεται από -1 έως +1, όπου η τιμή +1 υποδεικνύει έναν τέλειο ταξινομητή, το 0 υποδεικνύει έναν τυχαίο ταξινομητή και το -1 υποδεικνύει έναν εντελώς ανακριβή ταξινομητή [53].

Metric	Description	Formula
Accuracy	A measure of the overall correctness of a classification model.	$\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$
Precision	A measure of the accuracy of positive predictions	$\frac{TP}{TP + FP}$
Recall	A measures to correctly identify positive instances	$\frac{TP}{TP + FN}$
F1 score	A single metric that combines precision and recall	$2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall}$
MCC	A measure of the quality of binary classifications	$\frac{TP * TN - FP * FN}{\sqrt{(TP + FP) * (TP + FN) * (TN + FP) * (TN + FN)}}$

Πίνακας 4.4 TP: True Positives TN: True Negatives FP: False Positives FN: False Negatives MCC: Matthew's Correlation Coefficient. Μετρήσεις απόδοσης που χρησιμοποιούνται σε αυτή τη μελέτη για μοντέλα ταξινόμησης M.M.

## 4.5 Αποτελέσματα

Οι μετρήσεις ταξινόμησης που λαμβάνονται για τα σενάρια που περιγράφονται στον Πίνακα 4.3 και αντιστοιχούν στους ταξινομητές DT, SVM, RF, LR και ANN. Απεικονίζονται στους πίνακες 4.4, 4.5, 4.6, και 3.7. Τα αποτελέσματα για τη γνωστική αξιολόγηση που βασίζεται στο MoCa παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.5. Η αξιολόγηση στοχεύει στην πρόβλεψη της γνωστικής κατάστασης των συμμετεχόντων, προσδιορίζοντας εάν εμπίπτουν στην κανονική ή στην κατηγορία MCI με βάση προκαθορισμένες τιμές αποκοπής MoCa. Ο αλγόριθμος LR είχε τη χειρότερη απόδοση στην πρόβλεψη της γνωστικής κατάστασης, με ακρίβεια 0,6371. Αυτό υποδηλώνει ότι η σχέση μεταξύ των προγνωστικών χαρακτηριστικών και της

κλάσης στόχου μπορεί να μην αποτυπωθεί εύκολα από μια απλή συνάρτηση. Το μοντέλο SVM πέτυχε ακρίβεια 0,7091, ενώ τα μοντέλα DT και RF πέτυχαν μέσους όρους ακρίβειας 0,8480 και 0,9232, αντίστοιχα. Το μοντέλο RF πέτυχε την υψηλότερη ακρίβεια, ακολουθούμενο από το ANN 7 επιπέδων (0,8712). Οι βαθμολογίες F1 των μοντέλων κυμαίνονταν από 0,6223 έως 0,9144, υποδεικνύοντας διαφορετικά επίπεδα ανάκλησης και ακρίβειας στη διάκριση μεταξύ των δύο καταστάσεων. Αξίζει να σημειωθεί ότι το ANN 7 επιπέδων, παρότι είχε χειρότερη απόδοση από το μοντέλο RF, εμφάνισε μικρότερη τυπική απόκλιση στην απόδοσή του, καθιστώντας τη συμπεριφορά του πιο προβλέψιμη..

Μοντέλο M.M.	Accuracy	Precision	Recall	F1 score	MCC
DT	0.8480 ± 0.0581	0.7413	0.6425	0.6875	0.4227
SVM	0.7091 ± 0.0264	0.8661	0.8030	0.8542	0.6983
RF	0.9232 ± 0.0398	0.9362	0.9065	0.9144	0.8450
LR	0.6371 ± 0.0395	0.6490	0.5988	0.6223	0.2755
3L ANN	0.8227 ± 0.0000	0.8743	0.7661	0.8110	0.6574
7L ANN	0.8712 ± 0.0017	0.9142	0.8194	0.8642	0.7465

Πίνακας 4.5: Αποτελέσματα απόδοσης ταξινόμησης για τη γνωστική αξιολόγηση που βασίζεται στο μέτρο MoCa.

Τα αποτελέσματα για την αξιολόγηση κινητικής κατάστασης βάσει BBS παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.6. Η αξιολόγηση στοχεύει στην πρόβλεψη της κινητικής κατάστασης των συμμετεχόντων προσδιορίζοντας εάν ανήκουν στην κανονική κλάση (χαμηλού κινδύνου πτώσης) ή στην κλάση κινδύνου πτώσης με βάση προκαθορισμένες τιμές αποκοπής BBS. Η ακρίβεια των μοντέλων κυμαινόταν από 0,7555 έως 0,9561, με το μοντέλο RF να επιτυγχάνει τον υψηλότερο μέσο όρο ακρίβειας. Οι τυπικές αποκλίσεις των μέσων ακρίβειας κυμαίνονταν από 0,0016 έως 0,0387. Τα μέσα ακρίβειας των μοντέλων κυμαίνονταν από 0,7825 έως 0,9671, με το μοντέλο RF να επιτυγχάνει τον υψηλότερο μέσο όρο ακρίβειας. Όσον αφορά τη βαθμολογία F1, το μοντέλο RF είχε την υψηλότερη απόδοση, που κυμαίνεται από 0,7433 έως 0,9593 σε όλα τα μοντέλα. Συνολικά, τα αποτελέσματα υποδεικνύουν ότι το μοντέλο RF ξεπέρασε τα άλλα μοντέλα όσον αφορά τη μέση ακρίβεια, τη βαθμολογία F1, το MCC και τη μέση ακρίβεια. Ωστόσο, το μοντέλο ANN 7 επιπέδων επέδειξε επίσης ισχυρή απόδοση, με υψηλή μέση ακρίβεια, μέση ακρίβεια και χαμηλή τυπική απόκλιση.

Μοντέλο M.M.	Accuracy	Precision	Recall	F1 score	MCC
DT	0.9091 ± 0.0161	0.9388	0.8745	0.9095	0.8142
SVM	0.8386 ± 0.0281	0.8798	0.7869	0.8301	0.6819
RF	0.9561 ± 0.0182	0.9671	0.9498	0.9593	0.9044
LR	0.7555 ± 0.0387	0.7825	0.7084	0.7433	0.5136
3L ANN	0.9044 ± 0.0016	0.9247	0.8809	0.9021	0.8100
7L ANN	0.9075 ± 0.0047	0.9458	0.8652	0.9035	0.8183

Πίνακας 4.6: Αποτελέσματα απόδοσης ταξινόμησης για την αξιολόγηση κινητικής κατάστασης βάσει της κλίμακας BBS.

Τα αποτελέσματα για την αξιολόγηση κινητικής κατάστασης που βασίζεται στο 30SST παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.7. Η αξιολόγηση στοχεύει στην πρόβλεψη της κινητικής κατάστασης των συμμετεχόντων προσδιορίζοντας εάν ανήκουν στην κατηγορία κινδύνου πτώσης ή όχι, με βάση προκαθορισμένες τιμές αποκοπής 30SST. Οι μέσοι όροι ακρίβειας των μοντέλων κυμαίνονταν από 0,6437 έως 0,9119. Το μοντέλο ANN 7 επιπέδων πέτυχε μέση ακρίβεια 0,8391, ενώ το μοντέλο RF είχε τον υψηλότερο μέσο όρο ακρίβειας 0,9119. Οι τυπικές αποκλίσεις των μέσων ακρίβειας κυμαίνονταν από 0,0156 έως 0,0602. Το μοντέλο RF είχε επίσης την υψηλότερη βαθμολογία F1, που κυμαίνεται από 0,5917 έως 0,9057 σε όλα τα μοντέλα.

Συνολικά, αυτά τα αποτελέσματα δείχνουν ότι το μοντέλο RF είχε την καλύτερη απόδοση μεταξύ των μοντέλων που δοκιμάστηκαν, επιδεικνύοντας υψηλή ακρίβεια, βαθμολογία F1, MCC και μέση ακρίβεια. Το μοντέλο ANN 7 επιπέδων είχε επίσης καλή απόδοση, με υψηλό μέσο όρο ακρίβειας και σχετικά χαμηλή τυπική απόκλιση στην απόδοσή του.

Μοντέλο M.M.	Accuracy	Precision	Recall	F1 score	MCC
DT	0.8304 ± 0.0304	0.8720	0.7890	0.8172	0.6877
SVM	0.7267 ± 0.0526	0.7826	0.6300	0.6948	0.4644
RF	0.9119 ± 0.0366	0.9471	0.8859	0.9057	0.8143
LR	0.6437 ± 0.0602	0.6931	0.5260	0.5917	0.3000
3L ANN	0.8010 ± 0.0329	0.8555	0.7369	0.7888	0.6117
7L ANN	0.8391 ± 0.0156	0.8778	0.7889	0.8308	0.6819

Πίνακας 4.7: Αποτελέσματα απόδοσης ταξινόμησης για την αξιολόγηση κινητικής κατάστασης βάσει του σκορ 30SST.

Τα αποτελέσματα για την αξιολόγηση κινητήρα που βασίζεται σε TUG παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.8. Η αξιολόγηση στοχεύει στην πρόβλεψη της κινητικής κατάστασης των συμμετεχόντων προσδιορίζοντας εάν ανήκουν στην κατηγορία κινδύνου πτώσης ή όχι, με βάση προκαθορισμένες τιμές αποκοπής TUG. Οι μέσοι όροι ακρίβειας των μοντέλων κυμαίνονταν από 0,6633 έως 0,9133. Το μοντέλο ANN 7 επιπέδων πέτυχε μέση ακρίβεια 0,8717, ακολουθώντας στενά το μοντέλο RF, το οποίο είχε τον υψηλότερο μέσο όρο ακρίβειας 0,9133. Οι τυπικές αποκλίσεις των μέσων ακρίβειας κυμαίνονταν από 0,0150 έως 0,0632. Το μοντέλο RF είχε επίσης την υψηλότερη βαθμολογία F1, που κυμαίνεται από 0,6790 έως 0,9214 σε όλα τα μοντέλα. Η ακρίβεια των μοντέλων κυμαίνονταν από 0,6507 έως 0,9066, με το μοντέλο RF να επιτυγχάνει τον υψηλότερο μέσο όρο ακρίβειας. Με βάση τον υψηλό μέσο όρο ακρίβειας, τη βαθμολογία F1, το MCC και τον μέσο όρο ακρίβειας, το μοντέλο RF έδειξε την καλύτερη συνολική απόδοση μεταξύ των μοντέλων που δοκιμάστηκαν. Ωστόσο, το μοντέλο ANN 7 επιπέδων είναι επίσης ένας ισχυρός υποψήφιος, εμφανίζοντας υψηλό μέσο όρο ακρίβειας και σχετικά χαμηλή τυπική απόκλιση.

#### 4.6 Σύνοψη αυτόματης αξιολόγησης

Σε αυτή την ενότητα περιγράφεται η υλοποίηση μιας λύσης για την αντιμετώπιση της χρονοβόρας διαδικασίας αξιολόγησης της κατάστασης της υγείας των ηλικιωμένων ατόμων. Η έρευνά μας επικεντρώνεται στη διερεύνηση της προγνωστικής ισχύος των χαρακτηριστικών που προέρχονται από την πλατφόρμα GAME2AWE κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού για την πρόβλεψη της κινητικής και γνωστικής κατάστασης των ηλικιωμένων. Τα πειραματικά ευρήματα δείχνουν τη δυνατότητα επίτευξης ακρίβειας ταξινόμησης που υπερβαίνει το 90%. Αυτά τα αποτελέσματα υποστηρίζουν έντονα τη χρήση παιχνιδιών εξάσκησης σε ένα πλούσιο σε τεχνολογία περιβάλλον ως μέσο για την αποτελεσματική αποτύπωση της κατάστασης της υγείας των ηλικιωμένων μέσω τεχνικών μηχανικής μάθησης. Η μέθοδος που περιγράφηκε μπορεί να διευρύνει τις δυνατότητες αξιολόγησης της υγείας, ενσωματώνοντας πρόσθετες προσεγγίσεις που προσφέρουν λεπτομερείς μετρήσεις για την παρακολούθηση των συμπτωμάτων εξ αποστάσεως.

Μοντέλο M.M.	Accuracy	Precision	Recall	F1 score	MCC
DT	0.8317 ± 0.0433	0.8088	0.8700	0.8399	0.6677
SVM	0.7283 ± 0.0352	0.6862	0.8467	0.7573	0.4712
RF	0.9133 ± 0.0632	0.9066	0.9400	0.9214	0.8522
LR	0.6633 ± 0.0382	0.6507	0.7133	0.6790	0.3301
3L ANN	0.8483 ± 0.0150	0.7976	0.9433	0.8618	0.7158



7L ANN	0.8717 ± 0.0150	0.8094	0.9733	0.8837	0.7594
--------	-----------------	--------	--------	--------	--------

Πίνακας 4.8: Αποτελέσματα απόδοσης ταξινόμησης για την αξιολόγηση κινητικής κατάστασης βάσει του δείκτη TUG.

Τα παραπάνω ευρήματα αφενός υποδεικνύουν ότι η προβλεπτική δύναμη των δεδομένων που παρουσιάσαμε διακυμαίνεται αρκετά έντονα στο εύρος των κλάσεων στόχου που έχουμε περιγράψει. Αφετέρου φαίνεται πως η ακρίβεια των μοντέλων μειώνεται όσο τα χρονικά παράθυρα μικραίνουν, είτε από πλευράς δεδομένων που χρησιμοποιούμε για την δημιουργία των χαρακτηριστικών, είτε από πλευράς δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την δημιουργία των κλάσεων. Αυτό είναι κάτι που θα περιμέναμε, αφού σε μικρότερα χρονικά παράθυρα η πληροφορία που περιέχεται σχετικά με την κατάσταση του χρήστη στο παιχνίδι είναι φτωχότερη σε σχέση με αυτή που περιέχεται στα μεγαλύτερα χρονικά παράθυρα, και έτσι τα μοντέλα MM δεν μπορούν εύκολα να αναγνωρίσουν μοτίβα που θα τους βοηθήσουν να προβλέψουν την πορεία ενός παίκτη στον συγκεκριμένο γύρο. Για περαιτέρω πληροφορίες σχετικά με το σύστημα Αυτόματης Αξιολόγησης χρήστη στην πλατφόρμα Game2AWE μπορείτε να ανατρέξετε στην σχετική δημοσιευμένη έρευνα [54].

## 5 Δυναμική Προσαρμογή Δυσκολίας

Μία από τις κύριες προκλήσεις στο σχεδιασμό σοβαρών παιχνιδιών είναι να παρέχουμε ένα ικανοποιητικό επίπεδο πρόκλησης στους παίκτες, καθώς η υπερβολική ή πολύ μικρή πρόκληση μπορεί να εμποδίσει την αποτελεσματικότητα ή την απόλαυση του παιχνιδιού. Η προσαρμογή δυναμικής δυσκολίας (ΔΠΔ) είναι μια τεχνική που προσαρμόζει τη δυσκολία ενός παιχνιδιού σε πραγματικό χρόνο με βάση την απόδοση του παίκτη, προκειμένου να διατηρηθεί το βέλτιστο επίπεδο πρόκλησης.

Η ΔΠΔ έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως σε εμπορικά παιχνίδια, όπως παιχνίδια δράσης ή αθλητικά παιχνίδια, για να κρατήσει τους παίκτες αφοσιωμένους και να αποτρέψει την απογοήτευση ή την πλήξη. Ωστόσο, η εφαρμογή του σε παιχνίδια σοβαρού σκοπού εξακολουθεί να είναι μία ανοιχτή περιοχή για έρευνα καθώς οι μελέτες που έχουν διερευνήσει συστηματικά τις επιπτώσεις της ΔΠΔ σε παιχνίδια σοβαρού σκοπού δεν είναι περιορισμένες στον αριθμό. Σε αυτή την εργασία, διερευνούμε τα αποτελέσματα που δημιουργούν διάφορα συστήματα ΔΠΔ στην Πλατφόρμα Σοβαρών Παιχνιδιών «Game2AWE»

### 5.1 Σχετικές Έρευνες και η δική μας Προσέγγιση

Τα τελευταία χρόνια, η Δυναμική Προσαρμογή Δυσκολίας(ΔΠΔ) έχει κερδίσει αρκετή προσοχή στον τομέα των σοβαρών παιχνιδιών. Ένα από τα θεμελιώδη έργα σε αυτόν τον τομέα είναι αυτό των Hocine και Nadia (2014), οι οποίοι εισήγαγαν ένα σύστημα ΔΠΔ σχεδιασμένο να προσαρμόζει τα επίπεδα δυσκολίας με βάση την απόδοση του παίκτη και το κίνητρο του παίκτη σε ένα παιχνίδι σοβαρού σκοπού για την αποκατάσταση κινητικών λειτουργιών ασθενών με μειωμένη κινητικότητα. Η εργασία τους έδειξε ότι η προσθήκη ΔΠΔ στο παιχνίδι μπορεί να βελτιώσει σημαντικά τον αριθμό των επιτυχημένων λειτουργιών που μπορεί να εκτελέσει ο χρήστης μετά την χρήση του παιχνιδιού [8]. Ομοίως, άλλες μελέτες όπως η [55] περιγράφουν τα αποτελέσματα από την ανάπτυξη και εφαρμογή ενός παιχνιδιού σοβαρού σκοπού που στοχεύει στην υποβοήθηση ασθενών με τη νόσο Alzheimer το οποίο χρησιμοποιεί Μηχανική Μάθηση για να προσαρμόζει την δυσκολία του παιχνιδιού στον εκάστοτε χρήστη.

Μια άλλη έρευνας έχει επικεντρωθεί στη χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την εφαρμογή ΔΠΔ σε παιχνίδια σοβαρού σκοπού. Ο Papadimitriou(2019) χρησιμοποίησε συστήματα κανόνων βασισμένα σε Fuzzy Logic για να προσαρμόσει τις παραμέτρους ενός παιχνιδιού που πραγματεύεται την μάθηση του χρήστη σε ορισμένα θέματα [56]. Η έρευνα των Yannakakis and Hallam (2018) πάνω στα πλαίσια της οποίας ορίσαμε τον αλγόριθμο προσαρμογής δυσκολίας [Αλγόριθμος 5.2] διερεύνησε τη χρήση νευρωνικών δικτύων για τη μοντελοποίηση της ικανοποίησης των παικτών και χρησιμοποίησε αυτό το μοντέλο για να καθοδηγήσει τους μηχανισμούς ΔΠΔ [57]. Αυτές οι εργασίες υπογραμμίζουν συλλογικά την ευελιξία και την αποτελεσματικότητα της ΔΠΔ σε παιχνίδια σοβαρού σκοπού, υποδηλώνοντας τις δυνατότητές της για ευρύτερες εφαρμογές σε διάφορους τύπους παιχνιδιών και περιβάλλοντων.

Το κεφάλαιο αυτό περιγράφει την προσπάθειά μας να εισάγουμε μηχανισμούς Δυναμικής προσαρμογής Δυσκολίας στην πλατφόρμα ακολουθώντας τρεις διαφορετικές προσεγγίσεις.

Η πρώτη προσέγγιση είναι βασισμένη στην παρατήρηση των συμπεριφορών και καταστάσεων των χρηστών, κατά την πιλοτική μας μελέτη, και την μετέπειτα δημιουργία απλών κανόνων οι οποίοι επιτρέπουν την προσαρμογή δυσκολίας κατά την διάρκεια του παιχνιδιού έτσι ώστε αυτή να ταιριάζει περισσότερο στον χρήστη και την τρέχουσα κατάστασή του.

Η δεύτερη προσέγγιση κάνει χρήση αλγορίθμων μηχανικής Μάθησης οι οποίοι ως στόχο έχουν την πρόβλεψη μελλοντικών στοιχείων του παιχνιδιού έτσι ώστε βάση αυτών των προβλέψεων, παράμετροι δυσκολίας του παιχνιδιού να προσαρμοστούν και πάλι με γνώμονα την βέλτιστη μελλοντική κατάσταση του χρήστη. Η δεύτερη προσέγγιση χωρίζεται με την σειρά της σε 2 κομμάτια τα οποία αποτελούν

αποτελέσματα των πειραματικών δοκιμών που κάναμε πάνω σε 2 κατευθύνσεις. Η πρώτη κατεύθυνση είχε να κάνει με την ανάπτυξη μοντέλων MM τα οποία προσπαθούσαν να προβλέψουν την προτίμηση του χρήστη όσον αφορά τις παραμέτρους δυσκολίας, χρησιμοποιώντας δεδομένα από τις δηλώσεις προτίμησης των χρηστών στο τέλος κάποιων γύρων παιχνιδιού. Η δεύτερη κατεύθυνση των πειραμάτων αφορούν την ανάπτυξη μοντέλων MM τα οποία στοχεύουν στην πρόβλεψη την μελλοντικής απόδοσης του χρήστη στον τρέχοντα γύρο. Όλες οι παραπάνω προσεγγίσεις περιγράφονται αναλυτικά στις επόμενες ενότητες.

## 5.2 Προσαρμογή δυσκολίας βάσει κανόνων

### 5.2.1 Περιγραφή Μεθόδου

Το πρώτο σύστημα προσαρμογής δυναμικής δυσκολίας που αναπτύχθηκε όπως αναφέρθηκε προηγουμένως είναι ένα σύστημα το οποίο έχει αναπτυχθεί παρατηρώντας την κατάσταση και την απόδοση των χρηστών ενώ παίζουν και κάνοντας μερικές υποθέσεις σχετικά με τις προτιμήσεις τους, καθώς και τη συναισθηματική τους κατάσταση τη στιγμή που παίζουν το παιχνίδι. Με βάση αυτές τις υποθέσεις, προχωρήσαμε στη δημιουργία μιας βασικής λογικής που περιγράφει τον τρόπο με τον οποίο θα πρέπει να δημιουργηθεί ένα νέο επίπεδο δυσκολίας με βάση την απόδοση του χρήστη στους προηγούμενους γύρους. Προκειμένου να αξιολογηθούν οι μετρήσεις απόδοσης του χρήστη στο παιχνίδι και να συνδεθούν με τη δημιουργία ενός νέου επιπέδου δυσκολίας, υπάρχει ανάγκη για μια συνάρτηση η οποία βάσει της απόδοσης του χρήστη σε προηγούμενους γύρους ενός παιχνιδιού δημιουργεί ένα νέο επίπεδο δυσκολίας, το οποίο για το παιχνίδι «Συγκομιδή Φρούτων» είναι μια σύνθεση των πιθανών τιμών Ταχύτητας και Προβλεψιμότητας που έχουν συζητηθεί κατά την περιγραφή των παραμέτρων δυσκολίας του συγκεκριμένου παιχνιδιού. Θα πρέπει λοιπόν να ορίσουμε τη λογική πίσω από την συνάρτηση προσαρμογής δυσκολίας πριν την υλοποιήσουμε. Έτσι θα πρέπει να έχουμε έναν λόγο για να αυξήσουμε, να μειώσουμε, ή να διατηρήσουμε ίδια την τιμή για οποιαδήποτε από τις παραμέτρους δυσκολίας του παιχνιδιού. Παρακολουθώντας λοιπόν τους παίκτες κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού καταλήγουμε στις ακόλουθες παρατηρήσεις:

1. Όταν η ταχύτητα του παιχνιδιού είναι πολύ γρήγορη, τείνουν να υπάρχουν σημαντικά περισσότερα σάπια (μαύρα) μήλα από τον μέσο όρο. Έτσι καταγράφηκαν περισσότερες ενέργειες παιχνιδιού τύπου «3» (Action3% Πίνακας 5.1).
2. Όταν η προβλεψιμότητα του παιχνιδιού είναι πολύ χαμηλή (άρα τα φρούτα μεγαλώνουν με μάλλον απρόβλεπτο τρόπο), τείνουν να υπάρχουν σημαντικά περισσότερες λανθασμένες κινήσεις. Έτσι υπάρχουν περισσότερες ενέργειες του τύπου «2» (Action2% Πίνακας 5.1).

Κάθε φορά δημιουργείται ένα νέο επίπεδο δυσκολίας από το σύστημα ΔΠΔ, ο στόχος του είναι να δημιουργεί ένα επίπεδο το οποίο θα είναι αρκετά δύσκολο έτσι ώστε ο χρήστης να μην θεωρεί το παιχνίδι ανιαρό και ταυτοχρόνως αρκετά εύκολο έτσι ο χρήστης να μην βιώνει υπερβολική απογοήτευση από την απόδοσή του. Χρησιμοποιώντας την παραπάνω λογική μπορούμε πλέον να δημιουργήσουμε έναν αλγόριθμο ο οποίος θα προσπαθεί χρησιμοποιώντας πάντα τις παρατηρήσεις που αναπτύχθηκαν προηγουμένως για την συμπεριφορά και την απόδοση του χρήστη, να ρυθμίσει την δυσκολία του επιπέδου έτσι ώστε αυτή να βρίσκεται εντός ορίων. Για την υλοποίηση του αλγόριθμου αυτού ορίζουμε κάποιες τιμές για άνω και κάτω όριο των διαφόρων τιμών που αφορούν την απόδοση του χρήστη. Τα όρια αυτά εξυπηρετούν τον σκοπό του ελέγχου του αν ο χρήστης δυσκολεύεται ή οι συνθήκες του παιχνιδιού του είναι υπερβολικά εύκολες έτσι ώστε η ανάλογη παράμετρος δυσκολίας να αυξηθεί ή να μειωθεί αναλόγως. Τα εν λόγω όρια είναι τα εξής:

- LR\_threshold\_upper
- LR\_threshold\_bottom

- LR\_threshold\_upper
- LR\_threshold\_bottom

Χρησιμοποιώντας τις συναρτήσεις (1), (2), (3), (4) που περιγράφονται στο κεφάλαιο 4, δημιουργούμε τις κατάλληλες εισόδους για την συνάρτηση η οποία δημιουργεί τα καινούργια επίπεδα δυσκολίας βάση των προηγούμενων όπως φαίνεται στον αλγόριθμο 5.1 παρακάτω.

```

1: input : Roundt-1 Performance metrics
2: input : Roundt-1 Difficulty Parameters values (Speed, Predictability)
3: Late Rate : RoL(Roundt-1)
4: Early Rate : RoE(Roundt-1)
5: if Late Rate is greater than LR_threshold_upper then
6:     Speed += 1 (if Speed is less than 6, else do nothing)
7: end if
8: if Late Rate is less than LR_threshold_bottom then
9:     Speed -= 1 (if Speed is more than 3, else do nothing)
10: end if
11: if Early Rate is greater than ER_threshold_upper then
12:     Predictability -= 1 (if Predictability is more than 1, else do nothing)
13: end if
14: if Early Rate is less than ER_threshold_bottom then
15:     Predictability += 1 (if Predictability is less than 3, else do nothing)
16: end if
17: Create Difficulty Level : Using ( Speed, Predictability)
18: return Difficulty Level

```

*Αλγόριθμος 5.1 ΔΠΔ βάση κανόνων*

Η συνάρτηση αυτή παίρνει ως ορίσματα διάφορες παραμέτρους δυσκολίας του παιχνιδιού αλλά και την απόδοση του χρήστη στον προηγούμενο γύρο. Ανάλογα με την απόδοσή του και βάση της λογικής που περιγράψαμε προηγουμένως, δημιουργείται ένα καινούριο επίπεδο δυσκολίας το οποίο αυξάνει, μειώνει, ή αφήνει ίδιες τις προηγούμενες παραμέτρους δυσκολίας ανάλογα με το τι έχει παρατηρηθεί για διάφορα σημεία απόδοσης του χρήστη στον προηγούμενο γύρο.

## **5.2.2 Εφαρμογή και αποτελέσματα ΔΠΔ βάσει κανόνων**

### *Επιλογή παραμέτρων αλγορίθμου*

Ένα πολύ σημαντικό κομμάτι στην εφαρμογή της προσαρμογής δυσκολίας με αυτόν τον τρόπο είναι η δημιουργία κανόνων οι οποίοι θα κάνουν αυτό για το οποίο έχουν αρχικά σχεδιαστεί, να βελτιώνουν δηλαδή την εμπειρία του χρήστη και ει δυνατόν και την απόδοσή του.

Το πρώτο κομμάτι στην σχεδίαση αυτών των κανόνων είναι η σχεδίαση της λογικής η οποία θα ακολουθείται. Οι βασικές παρατηρήσεις οι οποίες μας βοήθησαν στην δημιουργία της λογικής του αλγόριθμου περιγράφηκαν στα σημεία 1., 2., και 3.στην παραπάνω υπο-ενότητα.

Το αμέσως επόμενο και εξίσου σημαντικό κομμάτι σχεδίασης, είναι οι αποφάσεις που θα παρθούν για τα σημεία στα οποία θα πρέπει να οριστούν όρια (LR\_Threshold, ER\_Threshold [upper/bottom]), τα οποία ενεργοποιούν την αλλαγή της δυσκολίας στις παραμέτρους της ταχύτητας και της προβλεψιμότητας του γύρου ανάλογα με την επίδοση του χρήστη στον αμέσως προηγούμενο γύρο που έχει παίξει.

Άμεσα συνδεδεμένη με την απόφαση των σημείων αυτών, είναι και η απόφαση του ποσού με το οποίο θα αλλάζουν οι παράμετροι δυσκολίας σε περίπτωση υπερκέρρασης κάποιου από τα πάνω ή τα κάτω όρια που έχουν ορισθεί. Στην περίπτωση της παραμέτρου της προβλεψιμότητας ή απόφαση είναι αρκετά εύκολη καθώς οι τιμές που μπορεί να πάρει η συγκεκριμένη μεταβλητή είναι 3 (1, 2, και 3). Επομένως σε περίπτωση που ενεργοποιείται η αλλαγή στην μεταβλητή προβλεψιμότητας, αυτή αλλάζει κατά 1, είτε θετικά είτε αρνητικά.

Στην περίπτωση της μεταβλητής της ταχύτητας αποφασίστηκε πως ένα ικανοποιητικό βήμα αύξησης ή μείωσης της, είναι το 1 δευτερόλεπτο τόσο στην αύξηση όσο και στην μείωση. Οι αποφάσεις είναι ένας συνδυασμός των μεθοδολογιών προσπάθειας και λάθους μαζί με την επιστράτευση της προσωπικής μας εμπειρίας στην αίσθηση του παιχνιδιού και του πως θα έπρεπε να διαμορφώνονται τα επίπεδα δυσκολίας.

Ο λόγος που οι επιδόσεις του χρήστη που περιλαμβάνονται για την απόφαση του αλγόριθμου ΔΠΔ, αφορούν μόνο τον προηγούμενο γύρο και όχι πολλαπλούς προηγούμενους γύρους, είναι ότι η απόδοση των χρηστών καθώς αυτοί προχωρούν στις συνεδρίες και αποκτούν εμπειρία στον χειρισμό του παιχνιδιού, αλλάζουν συνεχώς. Συνεπώς η επιλογή να ληφθεί υπόψη μόνο ο τελευταίος γύρος μας παρέχει ασφαλή συμπεράσματα για την παρούσα κατάσταση του χρήστη, και τις δυνατότητες του.

#### *Αποτελέσματα και συμπεράσματα συστήματος*

Το σύστημα προσαρμογής δυσκολίας που αναπτύχθηκε φαίνεται να επιλέγει κατάλληλες παραμέτρους για κάθε γύρο, με αποτέλεσμα να βοηθά τους παίκτες να αυξήσουν την προσήλωσή τους στο παιχνίδι.

Οι αποφάσεις που λαμβάνονται για την ενεργοποίηση των αλλαγών στην ταχύτητα, την προβλεψιμότητα και τον στόχο του γύρου φαίνεται να πετυχαίνουν τον στόχο τους, ο οποίος είναι η αύξηση της προσήλωσης του παίκτη χρησιμοποιώντας επίπεδα δυσκολίας που ταιριάζουν στην παρούσα κατάσταση του.

Επιπλέον, οι αποφάσεις για το ποσό με το οποίο θα αλλάζουν οι παράμετροι δυσκολίας σε περίπτωση υπέρβασης των ορίων, συνεπάγονται ικανοποιητικά βήματα αύξησης ή μείωσης. Αυτό εξασφαλίζει μια ομαλή προσαρμογή της δυσκολίας και αποτρέπει απότομες αλλαγές που θα μπορούσαν να επηρεάσουν αρνητικά την εμπειρία του παίκτη.

Με βάση τα αποτελέσματα και τα παραπάνω στοιχεία, φαίνεται ότι το σύστημα αυτό συμβάλλει θετικά στην εμπειρία των παικτών. Η συνεχής προσαρμογή των παραμέτρων του παιχνιδιού βάσει της επίδοσης του παίκτη ενισχύει το ενδιαφέρον και την αφοσίωση του παίκτη, καθιστώντας την δραστηριότητα πιο ελκυστική και ευχάριστη για όλους τους χρήστες.

### **5.3 Προσαρμογή δυσκολίας με Μηχανική μάθηση**

Ο δεύτερος τρόπος με τον οποίο εφαρμόστηκε η Δυναμικής Προσαρμογής Δυσκολίας είναι με την χρήση αλγόριθμων Μηχανικής Μάθησης. Όπως και στην περίπτωση της ΔΠΔ βάσει κανόνων ο στόχος μας είναι και εδώ η δημιουργία κανόνων που θα μας επιτρέψουν να προσαρμόζουμε την δυσκολία του παιχνιδιού με γνώμονα την βελτιστοποίηση κάποιων συνθηκών που έχουμε ορίσει ως αντικειμενική συνάρτηση. Η διαφορά με την προηγούμενη περίπτωση είναι ότι οι κανόνες πλέον δημιουργούνται αυτόματα από τους

αλγόριθμους μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούμε (με την μορφή μοντέλων). Οι τρόποι με τους οποίους αναπτύσσουμε τα εν λόγω μοντέλα μπορούν να χωριστούν σε 2 κατηγορίες.

Σαν πρώτη κατηγορία δυναμικής προσαρμογής δυσκολίας με Μηχανική Μάθηση, προτείνουμε ένα σύστημα ΔΠΔ που χρησιμοποιεί την απόδοση του χρήστη στην αρχή του γύρου ενός παιχνιδιού ώστε να προβλέψει την απόδοσή του στα αμέσως επόμενα στάδια του ίδιου γύρου. Χρησιμοποιώντας αυτή τη πρόβλεψη ένας αλγόριθμος προσαρμογής δυσκολίας στη συνέχεια, αυξάνει ή μειώνει τις διαφορετικές παραμέτρους δυσκολίας έτσι ώστε να διατηρήσει το επίπεδο πρόκλησης για τον χρήστη εντός κάποιων ορισμένων ορίων. Το σύστημα αυτό ακολουθεί σε μεγάλο βαθμό την λογική, και είναι σε ένα βαθμό συγκρίσιμο με το σύστημα ΔΠΔ που περιγράφηκε στην προηγούμενη ενότητα.

Η δεύτερη κατηγορία αφορά την δυναμική προσαρμογή δυσκολίας με βάση την προτίμηση του χρήστη. Τα μοντέλα που αναπτύσσουμε σε αυτή την κατηγορία, έχουν ως στόχο την πρόβλεψη της προτίμησης του χρήστη όσον αφορά την επιλογή των παραμέτρων δυσκολίας. Η προτίμηση του χρήστη όπως περιγράφεται αναλυτικά και παρακάτω στο κείμενο εξάγεται με την χρήση άμεσων ερωτήσεων προς τον χρήστη για τις προτιμήσεις του. Το σύστημα προσαρμόζει το επίπεδο δυσκολίας του παιχνιδιού με βάση την πρόβλεψη του αν το παιχνίδι με συγκεκριμένες παραμέτρους δυσκολίας είναι διασκεδαστικό ή όχι για τον χρήστη, προκειμένου να παρέχει μια εξατομικευμένη και βέλτιστη εμπειρία παιχνιδιού, αλλά και να προσπαθεί να διατηρεί ένα υψηλό επίπεδο πρόκλησης στον παίκτη, ώστε να μπορεί να βελτιώνεται με την πάροδο του χρόνου. Στις επόμενες ενότητες, θα περιγράψουμε τον σχεδιασμό και την υλοποίηση των προτεινόμενων συστημάτων ΔΠΔ.

### 5.3.1 ΔΠΔ Βάσει απόδοσης χρήστη

Το πρώτο σύστημα που μελετήθηκε και περιγράφεται σε αυτή την ενότητα είναι το ΔΠΔ βάσει προηγούμενης απόδοσης χρήστη. Σε αυτό το σύστημα τα μοντέλα μηχανικής μάθησης που αναπτύχθηκαν χρησιμοποιούν την παρελθοντική απόδοση του χρήστη σε χρονικά διαστήματα διαφόρων μεγεθών, με στόχο την πρόβλεψη της απόδοσής του σε μελλοντικά χρονικά παράθυρα του γύρου. Η απόδοση ενός παίκτη στον γύρο μπορεί να μετρηθεί με ποικίλους τρόπους, σε διάφορες χρονικές περιόδους και χρησιμοποιώντας διαφορετικά μέτρα απόδοσής του. Τα μέτρα απόδοσης που χρησιμοποιήθηκαν στον εν λόγω σύστημα ΔΠΔ περιγράφονται στον πίνακα 5.1.

Predictor	Description
avg_move_conf	The average value of the move_conf attribute within the context of a time frame.
avg_idle_time	The average value of the idle_time attribute within the context of a time frame.
avg_reaction_time	The average value of the reaction_time attribute within the context of time frame.
action1_%	The percentage of type 1 actions within the context of a time frame.
action2_%	The percentage of type 2 actions within the context of a time frame.
action3_%	The percentage of type 3 actions within the context of a time frame.

Πίνακας 5.1 Περιγραφή μέτρων απόδοσης που χρησιμοποιήθηκαν στο σύστημα ΔΠΔ βάσει απόδοσης χρήστη

### Κατασκευή κλάσεων στόχου

Το πρώτο βήμα για την δημιουργία μοντέλων μηχανικής μάθησης, είναι συνήθως ο ορισμός του στόχου τους. Οι κατηγορίες αλγόριθμων μηχανικής μάθησης με επίβλεψη (όπως αυτοί που χρησιμοποιούνται στην παρούσα περίπτωση) μπορούν να χωριστούν σε 2 κατηγορίες, την κατηγορία της παλινδρόμησης (regression), και την κατηγορία της ταξινόμησης (classification). Στην περίπτωση μας αρχικά επιλέξαμε την ανάπτυξη μοντέλων της δεύτερης κατηγορίας, για λόγους ευκολίας στην εξερεύνηση των δεδομένων και άμεσης αξιολόγησης της χρησιμότητας των μοντέλων. Δημιουργήσαμε κάποιες κλάσεις οι οποίες προκύπτουν από τα δεδομένα απόδοσης των χρηστών, και περιέχουν χρήσιμη πληροφορία για το κατά πόσο ο χρήστης ανταπεξέρχεται αποτελεσματικά στις προκλήσεις ενός γύρου.

Αρχικά ένα από τα πιο περιεκτικά για την απόδοση του χρήστη μέτρα απόδοσης είναι το ποσοστό των σωστών κινήσεων που εκτελεί (Action1\_%). Οι δυαδικές κλάσεις που δημιουργήθηκαν βάση αυτού του μέτρου ήταν 2.

Αρχικά δημιουργήσαμε μία κλάση που παίρνει τιμές ανάλογα με το αν το ποσοστό των ενεργειών τύπου 1 (σε ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα) έχει περάσει κάποιο κατώφλι ή όχι (1: το έχει περάσει, 0: δεν το έχει περάσει). Αυτή η πληροφορία μας δίνει την πληροφορία του κατά πόσο ο παίκτης ακολουθεί τα ζητούμενα του παιχνιδιού χωρίς πρόβλημα, συνεπώς το κατά πόσο η γενική δυσκολία του παιχνιδιού ταιριάζει στις δυνατότητές του κατά εκείνο το εν λόγω χρονικό διάστημα παιχνιδιού.

Το ίδιο μέτρο ωστόσο χρησιμοποιείται επίσης για την δημιουργία μιας κλάσης που περιέχει την πληροφορία του αν ο χρήστης είχε καλύτερο ποσοστό σε ενέργειες τύπου 1 στο συγκεκριμένο χρονικό παράθυρο ή στο προηγούμενο χρονικό παράθυρο. Η πληροφορία αυτή μας επιτρέπει να αποκτήσουμε μία αίσθηση για το αν ο χρήστης βελτιώνει ή όχι την απόδοσή του όσο το παιχνίδι εξελίσσεται.

Εν συνεχεία, το μέτρο απόδοσης που χρησιμοποιήθηκε για την δημιουργία κλάσης ήταν ο χρόνος αντίδρασης. Συγκεκριμένα δημιουργήθηκε μία κλάση η οποία παίρνει την τιμή 0 σε περιπτώσεις που ο χρόνος αντίδρασης είναι χειρότερος (μεγαλύτερος) στο εν λόγω χρονικό παράθυρο από ότι στο προηγούμενο και 1 διαφορετικά. Αυτή η πληροφορία μπορεί να φανερώσει σημάδια κόπωσης ή κορεσμού που μπορεί να εμφανίζει ο χρήστης.

Επιπλέον χρησιμοποιούμε το μέτρο ακρίβειας της κίνησης για να δημιουργήσουμε μία κλάση που αποθηκεύει την τιμή 0, εάν η ακρίβεια κίνησης για το συγκεκριμένο χρονικό παράθυρο είναι χειρότερη (μικρότερη) από το προηγούμενο χρονικό παράθυρο ή 1 διαφορετικά. Η πληροφορία αυτή μας επιτρέπει να λάβουμε κάποια γνώση σχετικά με το αν ο χρήστης αποδίδει καλύτερα σωματικά όσο περνά ο χρόνος ή όχι.

Η τελευταία κλάση που δημιουργήθηκε ήταν η κλάση που αφορά τον χρόνο ολοκλήρωσης ενός γύρου. Η κλάση αυτή παίρνει τις τιμές 0 ή 1 ανάλογα με το αν κάποιος γύρος παιχνιδιού ξεπερνά όχι ένα χρονικό όριο που έχουμε ορίσει. Το χρονικό όριο που ορίσαμε επιλέχθηκε έτσι ώστε μετά τον ορισμό του οι κλάσεις που δημιουργούνται να έχουν μία ει δυνατόν ισόποση αναλογία στο δείγμα μας. Η κλάση αυτή χρησιμοποιήθηκε για τα χρονικά παράθυρα του μισού γύρου ή των τριών τετάρτων του, με σκοπό την πρόβλεψη της τελικής διάρκειάς του. Οι κλάσεις αυτές περιγράφονται συνοπτικά στον πίνακα 5.2.

Class	Description
avg_move_conf_imp	The average value of the move_conf attribute within the context of the current time frame being better than the previous one.
Rounds_time_cutoff	The time for a round to be completed being greater or less than a specific threshold.
avg_reaction_time_imp	The average value of the reaction_time attribute within the context of the current time frame being better than the previous one.

action1_%_impr	The percentage of type 1 actions within the context of the current time frame being better than the previous one.
action1_%_cutoff	The percentage of type 2 actions within the context of a time frame.

Πίνακας 5.2 Περιγραφή κλάσεων για το σύστημα ΔΠΔ βάση απόδοσης χρήστη

### Ορισμός Χρονικών Παραθύρων

Αφού ορίστηκαν οι κλάσεις ενδιαφέροντος οι οποίες μπορούν να εφαρμοστούν σε κάποια χρονικά παράθυρα του κάθε γύρου, το επόμενο βήμα είναι να οριστούν τα χρονικά παράθυρα τα οποία μας ενδιαφέρουν.

Ο πρώτος τρόπος με τον οποίο έγινε ο διαχωρισμός των εγγραφών ενός γύρου ήταν με το να κρατήσουμε τα πρώτα τρία τέταρτα (3/4) των εγγραφών του γύρου για να φτιάξουμε από αυτά τα χαρακτηριστικά πρόβλεψης για τα μοντέλα, και το τελευταίο τέταρτο των εγγραφών του γύρου, χρησιμοποιήθηκε για την δημιουργία των κλάσεων στόχου όπως αυτές περιγράφονται στην προηγούμενη υπο-ενότητα. Ο λόγος που κρατήσαμε το μεγαλύτερο μέρος των δεδομένων για την δημιουργία χαρακτηριστικών πρόβλεψης, είναι για να μπορέσουμε να εξερευνήσουμε καλύτερα τα δεδομένα ως προς τη σχέση χαρακτηριστικών και κλάσεων έτσι ώστε να μπορέσουμε στην συνέχεια να μικρύνουμε ή να αλλάξουμε τα χρονικά παράθυρα εκεί που φαίνεται να υπάρχει στον αρχικό διαχωρισμό καλύτερη απόδοση των μοντέλων μηχανικής μάθησης που αναπτύχθηκαν.

Στη συνέχεια ο τρόπος με τον οποίο εφαρμόσαμε τον χρονικό διαχωρισμό των εγγραφών σε ένα γύρο, ήταν ο χωρισμός του γύρου στη μέση. Αυτό σημαίνει ότι από τις συνολικές εγγραφές που είχαμε σε έναν γύρο παιχνιδιού, οι μισές από αυτές ορίστηκαν ως δεδομένα από τα οποία θα προκύψουν τα χαρακτηριστικά πρόβλεψης των μοντέλων, και οι υπόλοιπες μισές (το τέλος δηλαδή του γύρου) χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα από τα οποία προέκυψαν οι διάφορες κλάσεις ενδιαφέροντος για τον συγκεκριμένο γύρο.

Τέλος ορίστηκε ένα τελευταίο σετ δεδομένων, για τη δημιουργία του οποίου αρχικά χωρίσαμε τις εγγραφές κάθε γύρου σε 4 κομμάτια, και εν συνεχεία δημιουργήσαμε χαρακτηριστικά χρησιμοποιώντας τα 2 πρώτα και κλάση στόχου χρησιμοποιώντας το τρίτο, και στη συνέχεια χρησιμοποιώντας το 2ο και το τρίτο κομμάτι για τη δημιουργία χαρακτηριστικών, και το 4ο για τη δημιουργία κλάσεων. Ο στόχος της δημιουργίας του εν λόγω σετ δεδομένων ήταν να αναπτύξουμε μοντέλα τα οποία θα μπορούν κοιτώντας ένα χρονικό παράθυρο 2 τετάρτων του γύρου, να μπορούν να προβλέψουν την απόδοση του χρήστη στο αμέσως επόμενο τέταρτο.

Από τα σετ δεδομένων αποκλείστηκαν γύροι οι οποίοι είχαν λιγότερες από 3 εγγραφές καθώς θεωρήθηκε ότι η πληροφορία που περιέχεται σε 3 ή λιγότερες εγγραφές για έναν γύρο, δεν επαρκεί για την αξιόπιστη εξαγωγή τυχόν σχέσεων μεταξύ δεδομένων πρόβλεψης και κλάσεων.

### Αποτελέσματα ΔΠΔ βάση απόδοσης χρήστη

Οι 5 κλάσεις που σχεδιάσαμε όπως αυτές περιγράφονται στον πίνακα 5.2 εφαρμόστηκαν σε κάθε περίπτωση διαχωρισμού χρονικού παραθύρου σύμφωνα με την προηγούμενη υπο-ενότητα παράγοντας έτσι 5 διαφορετικά αποτελέσματα για κάθε έναν από τους 3 διαφορετικούς τρόπους διαχωρισμού. Παρακάτω παρουσιάζονται οι πίνακες με την απόδοση των μοντέλων τα οποία εμφάνισαν τα καλύτερα αποτελέσματα είτε παρουσιάζουν κάποιο άλλο ερευνητικό ενδιαφέρον.

Για την κλάση «avg\_move\_conf\_impr» Τα αποτελέσματα της αξιολόγησης απόδοσης για διάφορα μοντέλα μηχανικής μάθησης σε διαφορετικά χρονικά παράθυρα (3/4, μισό και μισό και 2/3α) αποκαλύπτουν μερικά ενδιαφέροντα ευρήματα τα οποία εμφανίζονται στον πίνακα 5.3, και σχολιάζονται παρακάτω.



Όσον αφορά την ακρίβεια, το μοντέλο Random Forest ξεπερνά σταθερά τα άλλα μοντέλα σε όλα τα παράθυρα χρόνου, με τα μέσα ακρίβειας να κυμαίνονται από 0,61 έως 0,68. Τα μοντέλα Decision Tree και Logistic Regression εμφανίζουν μέτρια απόδοση ακρίβειας, ενώ το SVM υστερεί με τη χαμηλότερη μέση βαθμολογία ακρίβειας.

Για το χρονικό παράθυρο 3/4α, το μοντέλο Random Forest επιτυγχάνει τον υψηλότερο μέσο όρο ακρίβειας 0,7055, υπερτερώντας των άλλων μοντέλων. Το μοντέλο Decision Tree υπολείπεται κατά πολύ με μέσο όρο ακρίβειας 0,6292 και δείχνει ισορροπημένη ακρίβεια και μέση βαθμολογία ανάκλησης.

Στο χρονικό παράθυρο του μισού και μισού, το μοντέλο Random Forest συνεχίζει να επιδεικνύει ισχυρές επιδόσεις, με μέσο όρο ακρίβειας 0,667. Διατηρεί επίσης τον υψηλότερο μέσο όρο ακρίβειας (precision) 0,682 και τον μέσο όρο ανάκλησης (recall) 0,667. Το μοντέλο Decision Tree εμφανίζει τον μέσο όρο ακρίβειάς του στο 0,62 αλλά δείχνει μια ελαφρά μείωση στη μέση βαθμολογία precision και recall σε σύγκριση με το προηγούμενο χρονικό παράθυρο.

Για το 2/3α ως χρονικό παράθυρο, το μοντέλο Random Forest παραμένει η κορυφαία απόδοση με μέσο όρο ακρίβειας 0,596.

3 4ths Time Window					
Model	Accuracy Mean	F1 Mean	Precision Mean	Recall Mean	MCC Mean
SVM	0.470	0.377	0.457	0.3318	-0.061
Decision Tree	0.629	0.584	0.624	0.6301	0.253
Random Forest	0.705	0.683	0.673	0.7486	0.407
Logistic Regression	0.546	0.539	0.541	0.543	0.092
Halfs Time Window					
Model	Accuracy Mean	F1 Mean	Precision Mean	Recall Mean	MCC Mean
SVM	0.55	0.574	0.544	0.62	0.103
Decision Tree	0.62	0.634	0.636	0.607	0.28
Random Forest	0.667	0.66	0.682	0.667	0.354
Logistic Regression	0.53	0.559	0.522	0.607	0.062
2 3rds Time Window					

Model	Accuracy Mean	F1 Mean	Precision Mean	Recall Mean	MCC Mean
SVM	0.495	0.472	0.493	0.459	-0.01
Decision Tree	0.55	0.568	0.547	0.575	0.071
Random Forest	0.596	0.604	0.612	0.605	0.167
Logistic Regression	0.525	0.524	0.521	0.528	0.05

Πίνακας 5.3: Αποτελέσματα απόδοσης μοντέλων M.M. για την πρόβλεψη της κλάσης «avg\_move\_conf\_imp» στα 3 διαφορετικά χρονικά παράθυρα.

Αναλύοντας τα αποτελέσματα των μοντέλων που παρακολουθούν την βελτίωση ή όχι του χρόνου αντίδρασης (avg\_reaction\_time\_imp) του χρήστη όσο το παιχνίδι εξελίσσεται (πίνακας 5.4), μπορούμε να παρατηρήσουμε μερικά ενδιαφέροντα μοτίβα σε διαφορετικά χρονικά παράθυρα.

Στο χρονικό παράθυρο 3/4α, το μοντέλο Random Forest ξεχωρίζει κα πάλι με τον υψηλότερο μέσο όρο ακρίβειας 0,7, ακολουθούμενο από τα μοντέλα SVM και Decision Tree και Logistic Regression. Το Random Forest επιδεικνύει επίσης σχετικά υψηλό μέσο όρο F1 0,692 και precision 0,684.

Προχωρώντας στο χρονικό παράθυρο του μισού, το Logistic Regression μοντέλο έχει το προβάδισμα με τον υψηλότερο μέσο όρο ακρίβειας 0,685, ακολουθούμενο από το SVM. Ωστόσο, όλα τα μοντέλα εμφανίζουν σχετικά χαμηλότερο μέσο όρο ακρίβειας σε σύγκριση με το προηγούμενο χρονικό παράθυρο.

Στο χρονικό παράθυρο 2/3α, η απόδοση των μοντέλων μειώνεται σημαντικά. Το Logistic Regression συνεχίζει να έχει τον υψηλότερο μέσο όρο ακρίβειας 0,616, αλλά όλα τα μοντέλα παρουσιάζουν μείωση του μέσου όρου ακρίβειας σε σύγκριση με το προηγούμενο χρονικό παράθυρο. Το Random Forest παρουσιάζει την μικρότερη απώλεια σε σχέση με το προηγούμενο χρονικό παράθυρο με τον μέσο όρο ακρίβειας να μειώνεται κατά λιγότερο από 5%, υποδεικνύοντας την ικανότητά του να διατηρεί την απόδοσή του χρησιμοποιώντας μικρότερη ποσότητα δεδομένων.

3 4ths Time Window					
Model	Accuracy Mean	F1 Mean	Precision Mean	Recall Mean	MCC Mean
SVM	0.6	0.613	0.6	0.636	0.203
Decision Tree	0.664	0.632	0.66	0.657	0.337
Random Forest	0.7	0.692	0.684	0.707	0.364
Logistic Regression	0.654	0.647	0.665	0.643	0.314
Halfs Time Window					

Model	Accuracy Mean	F1 Mean	Precision Mean	Recall Mean	MCC Mean
SVM	0.669	0.657	0.684	0.638	0.343
Decision Tree	0.604	0.615	0.618	0.6	0.216
Random Forest	0.65	0.662	0.656	0.669	0.303
Logistic Regression	0.685	0.675	0.696	0.662	0.373
2 3rds Time Window					
Model	Accuracy Mean	F1 Mean	Precision Mean	Recall Mean	MCC Mean
SVM	0.605	0.619	0.595	0.651	0.214
Decision Tree	0.549	0.542	0.554	0.545	0.113
Random Forest	0.605	0.62	0.64	0.611	0.221
Logistic Regression	0.616	0.617	0.616	0.622	0.234

Πίνακας 5.4 Αποτελέσματα απόδοσης μοντέλων Μ.Μ. για την πρόβλεψη της κλάσης «avg\_reaction\_time\_imp» στα 3 διαφορετικά χρονικά παράθυρα.

Μία κλάση που ίσως έχει την περισσότερη σημασία όσον αφορά την δυναμική προσαρμογή της δυσκολίας του παιχνιδιού είναι η «action1\_%\_impr». Αυτό επειδή η συγκεκριμένη κλάση δείχνει την τάση που έχει ο χρήστης να βελτιώνει τις σωστές αποφάσεις του στο παιχνίδι όσο αυτό εξελίσσεται, συνεπώς μπορεί να είναι μία καλή ένδειξη για το αν ο παίκτης τα καταφέρνει καλά στο συγκεκριμένο επίπεδο δυσκολίας είτε το επίπεδο χρειάζεται κάποια τροποποίηση έτσι ώστε να επιτευχθεί η βέλτιστη πρόκληση προς τον παίκτη.

Αναλύοντας τα αποτελέσματα της απόδοσης των αλγορίθμων για τα διαφορετικά χρονικά παράθυρα (πίνακας 5.5), στο χρονικό παράθυρο 3/4ο, όλα τα μοντέλα παρουσιάζουν σχετικά υψηλή απόδοση σε σύγκριση με την προηγούμενη ανάλυση. Το μοντέλο Logistic Regression επιτυγχάνει τον υψηλότερο μέσο όρο ακρίβειας 0,903 και τον υψηλότερο μέσο όρο F1 0,888. Το μοντέλο Random Forest ακολουθεί πιστά με υψηλή ακρίβεια μέσες τιμές και μέσες τιμές F1, καθώς και μέσες τιμές μέσης και MCC υψηλής ακρίβειας. Τα μοντέλα SVM και Decision Tree δείχνουν επίσης ανταγωνιστικές επιδόσεις.

Προχωρώντας στο παράθυρο των μισών, όλα τα μοντέλα συνεχίζουν να παρουσιάζουν σχετικά υψηλές επιδόσεις. Το μοντέλο Random Forest επιτυγχάνει τον υψηλότερο μέσο όρο ακρίβειας 0,869 και τον υψηλότερο μέσο όρο F1 0,846. Επιδεικνύει επίσης μέσες τιμές υψηλού precision και μέσες τιμές MCC. Το μοντέλο Decision Tree ακολουθεί πιστά, παρουσιάζοντας ανταγωνιστική απόδοση στη μέση ακρίβεια, και τη μέση τιμή F1. Το μοντέλο SVM αποδίδει καλά με μέσες τιμές υψηλής ακρίβειας και μέσες τιμές F1. Το μοντέλο Logistic Regression επιτυγχάνει σχετικά χαμηλότερη ακρίβεια και μέσο F1, αλλά εξακολουθεί να δείχνει ανταγωνιστική απόδοση.

Στο χρονικό παράθυρο των 2 3ων, η απόδοση των μοντέλων είναι σχετικά χαμηλότερη σε σύγκριση με τα προηγούμενα χρονικά παράθυρα. Το μοντέλο Random Forest επιτυγχάνει τον υψηλότερο μέσο όρο ακρίβειας 0,778 και τον υψηλότερο μέσο όρο F1 0,774. Τα μοντέλα SVM και Logistic Regression δείχνουν μέτρια απόδοση με σχετικά χαμηλότερη ακρίβεια και μέσο όρο F1 σε σύγκριση με το μοντέλο Random Forest. Το μοντέλο Decision Tree υστερεί με χαμηλότερο μέσο όρο ακρίβειας, μέσο όρο F1 και μέσο όρο ακρίβειας.

Συνολικά, τα μοντέλα επιδεικνύουν σχετικά υψηλή απόδοση στην πρόβλεψη σχετικά με τις προηγούμενες κλασεις. Τα μοντέλα Logistic Regression και Random Forest δείχνουν σταθερά ανταγωνιστικές επιδόσεις σε διαφορετικά χρονικά παράθυρα, επιτυγχάνοντας υψηλή ακρίβεια και μέσα F1 καθώς και μέσες τιμές υψηλής ακρίβειας και ανάκλησης. Τα μοντέλα SVM και Decision Tree έχουν επίσης καλή απόδοση, αλλά ενδέχεται να υστερούν σε σχέση με τα μοντέλα Logistic Regression και Random Forest σε ορισμένες περιπτώσεις.

3 4ths Time Window					
Model	Accuracy Mean	F1 Mean	Precision Mean	Recall Mean	MCC Mean
SVM	0.886	0.870	0.951	0.830	0.796
Decision Tree	0.877	0.842	0.903	0.865	0.744
Random Forest	0.886	0.887	0.981	0.830	0.812
Logistic Regression	0.903	0.888	0.966	0.848485	0.830
Halfs Time Window					
Model	Accuracy Mean	F1 Mean	Precision Mean	Recall Mean	MCC Mean
SVM	0.880	0.862	1	0.762	0.786
Decision Tree	0.846	0.833	0.853	0.785	0.688
Random Forest	0.869	0.846	0.929	0.773	0.754
Logistic Regression	0.863	0.846	0.947	0.773856	0.744
2 3rds Time Window					
Model	Accuracy Mean	F1 Mean	Precision Mean	Recall Mean	MCC Mean
SVM	0.765	0.784	0.725	0.86087	0.546

Decision Tree	0.708	0.664	0.727	0.678261	0.407
Random Forest	0.778	0.774	0.736	0.791304	0.572
Logistic Regression	0.765	0.782	0.728	0.852174	0.544

Πίνακας 5.5 Αποτελέσματα απόδοσης μοντέλων Μ.Μ. για την πρόβλεψη της κλάσης «action1\_%\_impr» στα 3 διαφορετικά χρονικά παράθυρα.

Τα παραπάνω ευρήματα αφενός υποδεικνύουν ότι η προβλεπτική δύναμη των δεδομένων που παρουσιάσαμε διακυμαίνεται αρκετά έντονα στο εύρος των κλάσεων στόχου που έχουμε περιγράψει. Αφετέρου φαίνεται πως η ακρίβεια των μοντέλων μειώνεται όσο τα χρονικά παράθυρα μικραίνουν, είτε από πλευράς δεδομένων που χρησιμοποιούμε για την δημιουργία των χαρακτηριστικών, είτε από πλευράς δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την δημιουργία των κλάσεων. Αυτό είναι κάτι που περιμέναμε, αφού σε μικρότερα χρονικά παράθυρα η πληροφορία που περιέχεται σχετικά με την κατάσταση του χρήστη στο παιχνίδι είναι φτωχότερη σε σχέση με αυτή που περιέχεται στα μεγαλύτερα χρονικά παράθυρα, και έτσι τα μοντέλα ΜΜ δεν μπορούν εύκολα να αναγνωρίσουν μοτίβα που θα τα βοηθήσουν να προβλέψουν την πορεία ενός παίκτη στον συγκεκριμένο γύρο.

### 5.3.2 ΔΠΔ Βάσει προτίμησης χρήστη

Εκτός από το σύστημα βάσει προηγούμενης απόδοσης χρήστη, προτείνουμε και τον σύστημα ΔΛΔ βάσει προτίμησης χρήστη. Μια πτυχή της αποτελεσματικότητας των συστημάτων Δυναμικής Προσαρμογής Δυσκολίας είναι ο αντίκτυπος που έχουν στη συναισθηματική κατάσταση του χρήστη, και συνεπώς στην ικανοποίηση του χρήστη σχετικά με το παιχνίδι. Η ικανοποίηση του χρήστη είναι πολύ συχνά στο προσκήνιο όταν σχεδιάζονται τέτοιου είδους συστήματα αφού βάση αυτή ορίζεται σε μεγάλο βαθμό και συμπεριφορές του χρήστη όπως εμπύθιση στο περιβάλλον του παιχνιδιού, αβίαστη ενασχόληση του χρήστη με τα παιχνίδια, ή μεγαλύτερη συγκέντρωση κατά το παιχνίδι. Αυτές οι συμπεριφορές στην δική μας περίπτωση έρευνας, πολύ συχνά συνδέονται με μεγαλύτερη προσπάθεια αρά και πιθανώς εντονότερη άσκηση (νοητική και κινητική), συνέπεια στην προσέλευση των χρηστών στις συνεδρίες, και λιγότερα λάθη ή χρόνοι αδράνειας απ' τους χρήστες αντίστοιχα. Παρακάτω θα αναλύσουμε την μεθοδολογία ανάπτυξης του συγκεκριμένου συστήματος, αρχίζοντας από την μορφή των δεδομένων και πως συλλέχθηκαν και συνεχίζοντας με λεπτομέρειες για τον τρόπο εφαρμογής των αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης σε αυτά τα δεδομένα με σκοπό την ανάπτυξη αποδοτικών μοντέλων πρόβλεψης προτίμησης χρήστη.

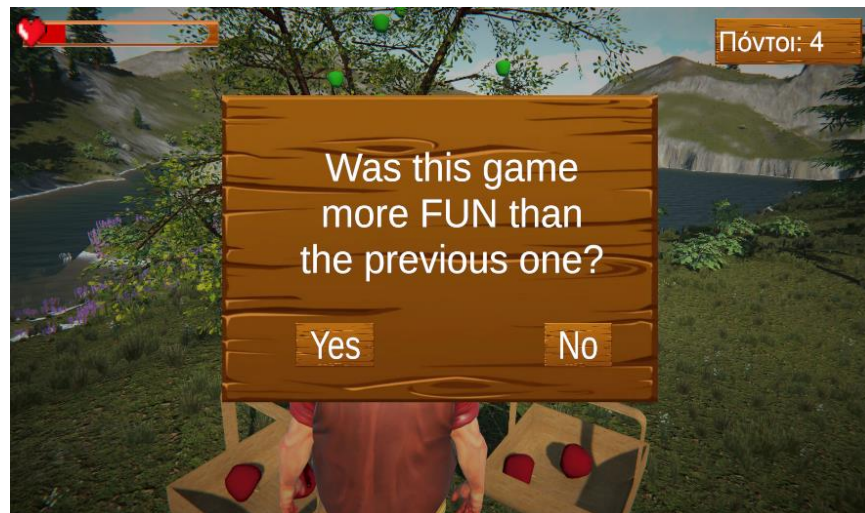
#### Το σύνολο Δεδομένων

Τα σύνολα δεδομένων που περιγράψαμε προηγουμένως, αν και περιλαμβάνουν ικανοποιητικό όγκο πληροφοριών σχετικά με την απόδοση του χρήστη κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού, δεν περιλαμβάνουν καμία πληροφορία σχετικά με τη συναισθηματική κατάσταση του χρήστη κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου. Μια πτυχή της αποτελεσματικότητας των συστημάτων Δυναμικής Προσαρμογής Δυσκολίας είναι ο αντίκτυπος που έχουν στη συναισθηματική κατάσταση του χρήστη, και συνεπώς στην ικανοποίηση του χρήστη σχετικά με το παιχνίδι.

Για να εξαγάγουμε αυτές τις πληροφορίες από τον χρήστη, επιλέξαμε να ρωτήσουμε απευθείας τον χρήστη για την εμπειρία του, κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού. Χρησιμοποιούμε μια μέθοδο 2 εναλλακτικών αναγκαστικών επιλογών για να εξαγάγουμε όσο το δυνατόν πιο ουσιαστικές πληροφορίες από τον παίκτη.

Όπως προτείνει η έρευνα [58] η μέθοδος 2-AFC παρέχει δεδομένα για μια δίκαιη σύγκριση των απαντήσεων από διαφορετικούς παίκτες.

Κατά τη διάρκεια της πιλοτικής μελέτης της πλατφόρμας μαζί με τη συλλογή των δεδομένων απόδοσης για κάθε παιχνίδι, υπήρχε ένας άλλος μηχανισμός που μας επέτρεπε να κατηγοριοποιήσουμε έναν γύρο ως διασκεδαστικό ή όχι τόσο διασκεδαστικό, ανάλογα με τις απαντήσεις που μας έδινε ο χρήστης μετά από κάποιους γύρους του παιχνιδιού. Η οθόνη του παιχνιδιού όπου ο χρήστης καλείται να δώσει την απάντηση για το αν του άρεσε ο συγκεκριμένος γύρος ή ο προηγούμενος φαίνεται την εικόνα 5.1.



Εικόνα 5.1: Στιγμιότυπο παιχνιδιού στο οποίο ο παίκτης ερωτάται για την προτίμησή του μεταξύ του παρόντος και του αμέσως προηγούμενου γύρου που έχει παίξει.

Όταν ένας παίκτης παίξει 2 παιχνίδια συγκομιδής Φρούτων κατά την ίδια περίοδο σύνδεσης, όταν ο 2ος γύρος ολοκληρώθηκε με επιτυχία, εμφανίζεται μια ερώτηση στον χρήστη που ρωτά τον χρήστη, εάν ο γύρος που μόλις έπαιξε ήταν πιο διασκεδαστικός από τον προηγούμενο γύρο του ίδιου παιχνιδιού. Οι διαθέσιμες απαντήσεις σε αυτή την ερώτηση ήταν «Ναι» και «Όχι». Έτσι, ο παίκτης παρέχει «ετικέτες» που περιγράφουν ένα από τα παιχνίδια ως "διασκεδαστικό" και το άλλο παιχνίδι ως "μη διασκεδαστικό". Έτσι, αφού χρησιμοποιήσαμε τις ετικέτες που παρέχονται από τον χρήστη, και τα χαρακτηριστικά που περιγράφονται στον πίνακα 5.1 δημιουργήσαμε ένα σετ δεδομένων του οποίου τα χαρακτηριστικά περιγράφονται στον πίνακα 5.6.

Predictor	Description
avg_move_conf	The average value of the move_conf attribute within the context of a round.
avg_move_side	The average value of the move_side attribute within the context of a round.
avg_idle_time	The average value of the idle_time attribute within the context of a round.
avg_reaction_time	The average value of the reaction_time attribute within the context of a round.
action1_%	The percentage of type 1 actions within the context of a round.
action2_%	The percentage of type 2 actions within the context of a round.

action3_%	The percentage of type 3 actions within the context of a round.
action1_Q1/Q2/Q3/Q4	The percentage of type 1 actions in the 1st/2nd/3rd/4th quarter of a round.
action1_skew	The skewness of RoE (type 1 actions within the context of a round).
action2_skew	The skewness of RoT (type 2 actions within the context of a round).
action3_skew	The skewness of RoL (type 3 actions within the context of a round).
game_logs	The number of game logs within the context of a round.
Speed	The frequency in which the fruits change state
Predictability	The predictability of the side in which the fruits are appearing
Goal	The amount of points the player has to reach
FUN	Was the round "fun" or "not fun" for the player ?

Πίνακας 5.6 Περιγραφή χαρακτηριστικών που υπάρχουν στο σετ δεδομένων το οποίο χρησιμοποιήθηκε για την ανάπτυξη μοντέλων πρόβλεψης προτίμησης του χρήστη.

Παρά το γεγονός ότι ο χρόνος παιχνιδιού για κάθε χρήστη ήταν περιορισμένος και επίσης ότι κάθε παίκτης έπρεπε να καταναίμει εξίσου τον χρόνο παιχνιδιού του στα 16 μίνι παιχνίδια της πλατφόρμας, μπορέσαμε να αποκτήσουμε τις ετικέτες "FUN" για 238 γύρους.

#### Μοντέλα πρόβλεψης προτίμησης χρήστη

Έχοντας πλέον διαθέσιμο το σετ δεδομένων που φαίνεται στον πίνακα 5.7, το βήμα που μένει για την δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης της προτίμησης του χρήστη είναι το να υλοποιηθούν αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης, και πιο συγκεκριμένα αλγόριθμοι μάθησης με επίβλεψη (supervised learning) καθώς το σετ μας διαθέτει χαρακτηριστικά και μία κλάση στόχου.

Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτό το πρόβλημα ήταν οι ίδιοι με αυτούς που περιγράφονται στο κεφάλαιο 4. Οι αλγόριθμοι έμειναν κατά κύριο λόγο ίδιοι επειδή τα χαρακτηριστικά του σετ δεδομένων μας είναι παρόμοια με αυτά που χρησιμοποιήθηκαν για την αυτόματη αξιολόγηση χρήστη, και επίσης η κλάση στόχου (FUN) είναι και αυτή μία δυαδική κλάση (0 = «όχι διασκεδαστικό», 1 = «διασκεδαστικό»). Λόγω του τρόπου με τον οποίο στήσαμε το σύστημα με το οποίο εξάγουμε τις απαντήσεις του χρήστη σχετικά με το πόσο διασκεδαστικό ήταν το παιχνίδι, το σετ δεδομένων μας είχε εξ ορισμού 50% από τα δείγματά του να ανήκουν στην κλάση «Διασκεδαστικό» και το υπόλοιπο 50% να ανήκει στην κλάση «Όχι Διασκεδαστικό». Συνεπώς δεν χρειάστηκε να εφαρμοστούν τεχνικές εξισορρόπησης των κλάσεων όπως η «SMOTE». Αφού ολοκληρώθηκαν οι εκπαιδεύσεις για κάθε έναν από τους αλγόριθμους, και αξιολογήσαμε τα αποτελέσματά τους με την τεχνική Cross Validation, τα αποτελέσματα της απόδοσης για κάθε έναν από αυτούς φαίνεται στον πίνακα 5.7.

Model	Accuracy	+ / -	F1 Mean	Precision	Recall	MCC
SVM	0.6445	0.0177	0.1298	0.8500	0.0720	0.1678
Decision Tree	0.5273	0.0755	0.4072	0.3812	0.3840	0.0268
Random Forest	0.5963	0.0396	0.3852	0.4675	0.2720	0.0838
Logistic Regression	0.6267	0.0266	0.3304	0.5251	0.2480	0.1351

3-layer NN	0.6175	0.0030	0.2314	0.4116	0.2015	0.0713
7-layer NN	0.5934	0.0090	0.3895	0.4510	0.3527	0.0986

Πίνακας 5.7: Αποτελέσματα απόδοσης ταξινόμησης μοντέλων πρόβλεψης προτίμησης χρήστη

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η απόδοση των μοντέλων, όπως μετράται από την ακρίβεια, τη μέση τιμή F1, την ακρίβεια, την ανάκληση και τον συντελεστή συσχέτισης Matthews (MCC), είναι σχετικά χαμηλά σε γενικές γραμμές.

Ξεκινώντας με το μοντέλο SVM, πέτυχε την υψηλότερη ακρίβεια 0,6445 αλλά είχε χαμηλό μέσο όρο F1, ακρίβεια, ανάκληση και MCC. Αυτό υποδηλώνει ότι το μοντέλο αγωνίστηκε να προσδιορίσει αποτελεσματικά τη θετική τάξη και είχε μεγαλύτερο αριθμό ψευδώς θετικών και ψευδώς αρνητικών.

Το μοντέλο Decision Tree παρουσίασε τη χαμηλότερη ακρίβεια 0,5273, μαζί με χαμηλό μέσο όρο F1, ακρίβειας, ανάκλησης και βαθμολογίας MCC. Τα δέντρα αποφάσεων είναι επιρρεπή σε υπερβολική προσαρμογή, ειδικά όταν εκπαιδεύονται σε ένα μικρό σύνολο δεδομένων, γεγονός που θα μπορούσε να εξηγήσει την κακή απόδοση. Το μοντέλο μπορεί να δυσκολεύτηκε να γενικεύσει καλά σε καινούριες περιπτώσεις.

Τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων (NN), που αντιπροσωπεύονται από ένα NN 3 επιπέδων και ένα NN 7 επιπέδων, έδειξαν παρόμοια απόδοση. Πέτυχαν ακρίβειες 0,6175 και 0,5934, αντίστοιχα, μαζί με σχετικά καλύτερες βαθμολογίες F1 μέσης, ακρίβειας, ανάκλησης και MCC σε σύγκριση με τα άλλα μοντέλα. Ωστόσο, η απόδοσή τους εξακολουθεί να είναι χαμηλότερη από την αναμενόμενη. Το περιορισμένο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης μπορεί να έχει περιορίσει την ικανότητα των μοντέλων να καταγράψουν πολύπλοκα μοτίβα.

Συνοπτικά, η χαμηλή απόδοση αυτών των μοντέλων ML θα μπορούσε να αποδοθεί σε διάφορους παράγοντες. Το μικρό μέγεθος δείγματος των 238 περιπτώσεων είναι ένας σημαντικός περιορισμός, γεγονός που καθιστά δύσκολο για τα μοντέλα να μάθουν ισχυρά μοτίβα και να γενικεύσουν καλά σε μη ορατά δεδομένα. Επιπλέον, η εξαναγκασμένη επιλογή της κλάσης από τον χρήστη είναι πιθανό να υπονόμωσε την καλή κατηγοριοποίηση κάποιων περιπτώσεων, αφού υπάρχει η πιθανότητα ένας χρήστη να βρήκε ευχάριστους και τους 2 από τους τελευταίους γύρους που είχε παίξει, ωστόσο αντίθετα οι γύροι να κατηγοριοποιήθηκαν ως «διασκεδαστικός» και «μη διασκεδαστικός».

### Αλγόριθμος προσαρμογής δυσκολίας

Αφού έχουμε αναπτύξει και καταλήξει σε ένα μοντέλο πρόβλεψης προτίμησης του χρήστη, το επόμενο και τελευταίο βήμα στην αυτόματη προσαρμογή δυσκολίας είναι να χρησιμοποιήσουμε αυτό το μοντέλο έτσι ώστε να δημιουργήσουμε επίπεδα δυσκολίας κατάλληλα για τον χρήστη. Η ιδέα πίσω από τον αλγόριθμο προσαρμογής δυσκολίας είναι ότι χρησιμοποιώντας ένα νευρωνικό δίκτυο όπως το 7-layer-NN που έχουμε περιγράψει, μπορούμε να καταλάβουμε την κατεύθυνση στην οποία πρέπει να κινηθούν οι μεταβλητές της ταχύτητας και της προβλεψιμότητας (Speed, Predictability) να αυξηθεί η πρόβλεψη για την ευχαρίστηση του χρήστη. Αυτό γίνεται επειδή το νευρωνικό δίκτυο είναι μία παραγωγίσιμη συνάρτηση πάνω στην οποία μπορούμε να υπολογίσουμε της μερικές παραγωγούς μεταβλητών του δικτύου. Δύο από αυτές τις μεταβλητές είναι και οι μεταβλητές εισόδου «Speed» και «Predictability». Το πως οι παράμετροι δυσκολίας ενημερώνονται αποφασίζεται από τον αλγόριθμο ΔΠΔ που φαίνεται στον αλγόριθμο 4.3.2



- 1:  $G\_speed = d(y)/d(speed)$
- 2: *If* ( $G\_speed > Max\_Threshold$ )
- 3:  $speed += Constant$
- 4: *Else if* ( $G\_speed < Min\_Threshold$ )
- 5:  $speed -= Constant$
- 6: *Else*
- 7:  $speed = speed$
- 8:  $G\_pred = d(y)/d(pred)$
- 9: *If* ( $G\_pred > Max\_Threshold$ )
- 10:  $pred += Constant$
- 11: *Else if* ( $G\_pred < Min\_Threshold$ )
- 12:  $pred -= Constant$
- 13: *Else*
- 14:  $pred = pred$

*Αλγόριθμος 4.3.2 Αλγόριθμος που εκμεταλλεύεται ένα μοντέλο πρόβλεψης προτίμησης χρήστη για να αναπροσαρμόσει τις παραμέτρους δυσκολίας του παιχνιδιού.*

Ο αλγόριθμος αυτός στοχεύει στη βελτιστοποίηση των τιμών "speed" και "predictability" (pred) χρησιμοποιώντας τις αντίστοιχες μερικές παραγώγους τους. Ξεκινά με τον υπολογισμό της μερικής παραγώγου της αντικειμενικής συνάρτησης "y" που αντιπροσωπεύει την συνάρτηση του νευρωνικού δικτύου, σε σχέση με την "ταχύτητα" (συμβολίζεται ως  $d(y)/d(\text{ταχύτητα})$ ). Εάν αυτή η μερική παράγωγος υπερβαίνει ένα προκαθορισμένο μέγιστο όριο, υποδηλώνει ότι μια σημαντική αλλαγή στην "ταχύτητα" θα μπορούσε να βελτιώσει την αντικειμενική συνάρτηση. Κατά συνέπεια, ο αλγόριθμος αυξάνει την τιμή "ταχύτητα" κατά ένα σταθερό ποσό. Από την άλλη πλευρά, εάν η μερική παράγωγος πέσει κάτω από ένα ελάχιστο όριο, υποδηλώνοντας ότι μια χαμηλότερη "ταχύτητα" θα μπορούσε να είναι επωφελής, ο αλγόριθμος μειώνει την τιμή "ταχύτητα". Εάν δεν πληρούται καμία προϋπόθεση, ο αλγόριθμος αφήνει την τιμή "ταχύτητα" αμετάβλητη.

Παρομοίως, ο αλγόριθμος στη συνέχεια υπολογίζει τη μερική παράγωγο του "y" σε σχέση με το "pred" (συμβολίζεται ως  $d(y)/d(pred)$ ). Εάν αυτή η μερική παράγωγος υπερβαίνει το μέγιστο όριο, υποδηλώνει ότι η προσαρμογή της τιμής "pred" θα μπορούσε να βελτιώσει την αντικειμενική συνάρτηση. Επομένως, ο αλγόριθμος αυξάνει την τιμή "pred" κατά ένα σταθερό ποσό. Εάν η μερική παράγωγος πέσει κάτω από το ελάχιστο όριο, ο αλγόριθμος μειώνει την τιμή "pred". Εάν δεν πληρούται καμία προϋπόθεση, η τιμή "pred" παραμένει αμετάβλητη.

Με την επαναληπτική αξιολόγηση των μερικών παραγώγων και την προσαρμογή των αντίστοιχων παραμέτρων με βάση τα μεγέθη τους, ο αλγόριθμος επιδιώκει να βελτιστοποιήσει τις τιμές "speed" και "pred".

Για περαιτέρω πληροφορίες σχετικά με το σύστημα Δυναμικής Προσαρμογής Δυσκολίας στην πλατφόρμα Game2AWE μπορείτε να ανατρέξετε στην σχετική δημοσιευμένη έρευνα [59].



## 6 Συμπεράσματα

Η συγκεκριμένη έρευνα συνεισέφερε στην ανάπτυξη μιας πλατφόρμας παιχνιδιών που ενισχύει τη σωματική αντοχή και να μειώνει τον κίνδυνο πτώσης των ηλικιωμένων. Χρησιμοποιώντας πολλαπλές τεχνολογίες και έξυπνο λογισμικό για τη δημιουργία εξατομικευμένων εμπειριών παιχνιδιού, δημιουργήθηκε μια πλατφόρμα παιχνιδιών η οποία εκτελεί τον σκοπό της χωρίς να θυσιάζει τα στοιχεία που κάνουν μία πλατφόρμα παιχνιδιών ενδιαφέρουσα, δηλαδή την ποικιλία και αισθητική των παιχνιδιών. Κυρίως αναλύσαμε την μεθοδολογία ανάπτυξης 2 επιπλέον συστημάτων. Τα συστήματα αυτά χρησιμοποιώντας τεχνικές Μηχανικής Μάθησης κατάφεραν να προσθέσουν μία λειτουργία Αυτόματης Αξιολόγησης του χρήστη την ώρα που αυτός παίζει κάποιο παιχνίδι, και την λειτουργία Δυναμικής Προσαρμογής Δυσκολίας. Η ΔΠΔ βοηθά τον χρήστη να εμπιστευτεί περισσότερο στα παιχνίδια, με αποτέλεσμα αυτά να έχουν μεγαλύτερη επιτυχία στην επίτευξη του στόχου τους η οποία είναι η βελτίωση των κινητικών και γνωστικών λειτουργιών των ηλικιωμένων αλλά και την προσαρμογή τους σε ποικιλία χρηστών. Θεωρούμε πως η πλατφόρμα αυτή μπορεί να προσφέρει μια ασφαλή και αποτελεσματική εναλλακτική για την προαγωγή του ευ ζην των ηλικιωμένων.

Παρόλο που στην συγκεκριμένη εργασία παρουσιάστηκαν αρκετά σημαντικά αποτελέσματα, η πλατφόρμα Game2AWE έχει πιθανώς αρκετά μεγάλες δυνατότητες βελτίωσης και επέκτασης σε πολλά σημεία και προς πολλαπλές κατευθύνσεις.

### 6.1 Επεκτάσεις της πλατφόρμας Game2AWE

Όσον αφορά στην ανάπτυξη της πλατφόρμας παιχνιδιών μερικές από τις κατευθύνσεις που θα είχε ίσως νόημα να εξερευνηθούν είναι:

1. Ανάπτυξη μεγαλύτερης ποικιλίας αισθητικών επιλογών.  
Τα παιχνίδια της πλατφόρμας έχουν φτιαχτεί έτσι ώστε να παρέχουν ένα ευχάριστο ψηφιακό περιβάλλον στον χρήστη και συνεπώς μία ευχάριστη εμπειρία παιχνιδιού. Ωστόσο το ψηφιακό περιβάλλον κάθε παιχνιδιού είναι περιορισμένο και στατικό, με αποτέλεσμα οι χρήστες να το μαθαίνουν μετά από κάποιων αριθμό γύρων παιχνιδιού. Μία επέκταση του ψηφιακού περιβάλλοντος ή εισαγωγή μεγαλύτερης ποικιλίας στα ψηφιακά αντικείμενα των παιχνιδιών θα μπορούσε να δώσει στους χρήστες ένα πιο ενδιαφέρον τελικό προϊόν και συνεπώς αυτοί να το χρησιμοποιήσουν αρκετά περισσότερο. Τέτοιες επεκτάσεις θα μπορούσαν να είναι αλλαγές του ψηφιακού περιβάλλοντος όπως προσθήκες λιμνών ή ποταμών στο περιβάλλον του θέματος «Ζωή στη Φάρμα» ή αλλαγές των ειδών εντόμων που εμφανίζονται στο παιχνίδι Υγιής Κήπος ή αλλαγή των φρούτων που εμφανίζονται στο παιχνίδι «Συγκομιδή Φρούτων».
2. Επιλογή χρήσης απλούστερων συσκευών για αναγνώριση κινήσεων.  
Ο αισθητήρας αναγνώρισης στάσης σώματος που χρησιμοποιείται στην πλατφόρμα (Kinect V2) είναι ένα αρκετά αποτελεσματικό εργαλείο ωστόσο σαν συσκευή είναι αρκετά δυσεύρετη και πιθανώς ακριβή για τον μέσο ηλικιωμένο χρήστη. Σαν μελλοντική δουλειά θα μπορούσε να αποτελέσει η ανάπτυξη μεθόδων που θα επιτρέψουν την αναγνώριση κίνησης και στάσης σώματος των ηλικιωμένων με την χρήση συσκευών όπως απλή βιντεοκάμερα, μία συσκευή η οποία είναι αρκετά εύκολο να βρεθεί και επίσης εύκολο να αποκτηθεί από κάποιον χρήστη. Με αυτόν τον τρόπο θα μπορούσε η συγκεκριμένη πλατφόρμα παιχνιδιών να γίνει προσβάσιμη σε ένα αρκετά μεγαλύτερο μέρος του πληθυσμού και συνεπώς να βοηθήσει μεγαλύτερο πλήθος ατόμων της 3<sup>ης</sup> ηλικίας.

## 6.2 Επεκτάσεις στην Αυτόματη Αξιολόγηση Χρήστη

Βελτιώσεις και επεκτάσεις θα μπορούσαν να υλοποιηθούν και στο σύστημα Αυτόματης αξιολόγησης χρήστη. Κάποιες από τις προτάσεις για μελλοντική δουλειά πάνω σε αυτόν το τομέα είναι οι ακόλουθες

1. Περισσότεροι Γνωστικοί και κινητικοί Δείκτες ως στόχοι.  
Σε αυτή τη μελέτη, έχουμε αναπτύξει μια βάση δεδομένων πολλών πινάκων για τη συλλογή δεδομένων κατά τη χρήση της πλατφόρμας. Εξερευνήσαμε τη χρήση των γνωστικών και φυσικών μετρήσεων ως μεταβλητών-στόχων στην έρευνά μας. Ωστόσο, υπάρχουν πολλοί άλλοι πιθανοί δείκτες διαθέσιμοι στη βάση δεδομένων μας, όπως το Trail Making Test A και B (TMT-A/B) και το Stroop test, που θα μπορούσαν να βελτιώσουν τα προγνωστικά μας μοντέλα.
2. Βελτίωση της απόδοσης των μοντέλων M.M.  
Επίσης από την διερεύνηση των αποτελεσμάτων απόδοσης των μοντέλων πρόβλεψης που αναπτύχθηκαν, είναι σαφές ότι υπάρχει δυνατότητα βελτίωσης των αποτελεσμάτων με την χρήση διαφορετικών τιμών των παραμετροποιήσεων των αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης που χρησιμοποιήθηκαν.
3. Χρήση Μοντέλων Παλινδρόμησης  
Επιπλέον, θα μπορούσαμε να εξετάσουμε το ενδεχόμενο χρήσης συνεχών αποτελεσμάτων αντί για δυαδικά για να παρέχουμε πιο λεπτομερείς πληροφορίες για τις γνωστικές καταστάσεις. Τα μοντέλα παλινδρόμησης που θα μπορούσαν να προσφέρουν μια πιο ολοκληρωμένη εικόνα της κατάστασης της υγείας του χρήστη.

Η εξερεύνηση των παραπάνω κατευθύνσεων έχει τη δυνατότητα να βελτιώσει την ποικιλία και την ακρίβεια των εργαλείων αξιολόγησης της υγείας μας στην πλατφόρμα Game2AWE.

## 6.3 Επεκτάσεις στην Δυναμική Προσαρμογή Δυσκολίας

Συνοπτικά, ενώ η παρούσα μελέτη υπογραμμίζει τις δυνατότητες των συστημάτων προσαρμογής δυναμικής δυσκολίας (DDA) να βελτιώσουν την εμπειρία παιχνιδιού για τους ηλικιωμένους χρήστες, εντοπίζει επίσης διάφορες κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα που μπορούν να προσφέρουν μια πιο ολοκληρωμένη και διαφοροποιημένη κατανόηση. Κάποιες από αυτές τις κατευθύνσεις είναι οι ακόλουθες.

1. Προηγμένα μοντέλα μηχανικής μάθησης  
Η μελέτη ανοίγει το δρόμο για την ανάπτυξη πιο προηγμένων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης ειδικά προσαρμοσμένων στις προτιμήσεις και τις συμπεριφορές των ηλικιωμένων χρηστών. Τέτοιες βελτιώσεις έχουν τη δυνατότητα να βελτιώσουν την ακρίβεια και την ανταπόκριση των συστημάτων DDA.
2. Ενσωμάτωση της ανάλυσης συναισθηματικής κατάστασης του χρήστη  
Η ενσωμάτωση βιομετρικών και φυσιολογικών δεδομένων, όπως η αναγνώριση προσώπου και το ΗΕΓ, μπορεί να προσφέρει μια ολιστική προσέγγιση στο DDA λαμβάνοντας υπόψη τη συναισθηματική κατάσταση του χρήστη. Αυτή η ολιστική προοπτική θα οδηγήσει σε μια πιο προσαρμοστική και εξατομικευμένη εμπειρία παιχνιδιού.
3. Προσαρμογή με επίγνωση του γενικότερου πλαισίου του περιβάλλοντος  
Οι μελλοντικές εκδόσεις συστημάτων ΔΠΔ θα μπορούσαν να ενσωματώσουν χαρακτηριστικά με επίγνωση του περιβάλλοντος. Έτσι οι παράμετροι του παιχνιδιού θα μπορούν να προσαρμόζονται όχι μόνο βάσει των μετρήσεων απόδοσης του χρήστη αλλά και βάσει πληροφοριών του γενικότερου πλαισίου του περιβάλλοντος και του χρήστη. Αυτές οι πληροφορίες μπορεί να

περιλαμβάνουν την ώρα της ημέρας, την ηλικία του χρήστη, πιθανές ιατρικές παθήσεις ή την εμπειρία του με την πλατφόρμα παιχνιδιών.

4. Χρήση μοντέλων εκμάθησης γλωσσών για αναγνώριση φωνής

Η αξιοποίηση προηγμένων Large Language Models (LLM) μπορεί να βελτιώσει περαιτέρω την εμπειρία του χρήστη. Η ενσωμάτωση των δυνατοτήτων αναγνώρισης φωνής μπορεί να διευκολύνει πιο φυσικές αλληλεπιδράσεις και να προσαρμόσει δυναμικά τη δυσκολία του παιχνιδιού με βάση λεκτικές ενδείξεις, οδηγώντας σε μια πιο εξατομικευμένη και συναρπαστική εμπειρία παιχνιδιού.



## Βιβλιογραφία

- [1] N. Ciesielska, R. Sokółowski, E. Mazur, M. Podhorecka, A. Polak-Szabela, and K. Kędziora-Kornatowska, 'Is the Montreal Cognitive Assessment (MoCA) test better suited than the Mini-Mental State Examination (MMSE) in mild cognitive impairment (MCI) detection among people aged over 60? Meta-analysis', *Psychiatr Pol.*, vol. 50, no. 5, pp. 1039–1052, 2016.
- [2] K. O. Berg, B. E. Maki, J. I. Williams, P. J. Holliday, and S. L. Wood-Dauphinee, 'Clinical and laboratory measures of postural balance in an elderly population', *Arch. Phys. Med. Rehabil.*, vol. 73, no. 11, pp. 1073–1080, 1992.
- [3] W. H. Organization, *World report on ageing and health*. World Health Organization, 2015.
- [4] L. G. Pol, 'Rapid growth in the elderly population of the world', *Brain Spine Surg. Elder.*, pp. 3–15, 2017.
- [5] A. Marczewski, *Gamification: a simple introduction*. Andrzej Marczewski, 2013.
- [6] A. Matallaoui, J. Koivisto, J. Hamari, and R. Zarnekow, 'How effective is "exergamification"? A systematic review on the effectiveness of gamification features in exergames', 2017.
- [7] B. Uttl and P. Graf, 'Color-Word Stroop test performance across the adult life span', *J. Clin. Exp. Neuropsychol.*, vol. 19, no. 3, pp. 405–420, 1997.
- [8] N. Hocine, A. Gouaich, and S. A. Cerri, 'Dynamic difficulty adaptation in serious games for motor rehabilitation', in *Games for Training, Education, Health and Sports: 4th International Conference on Serious Games, GameDays 2014, Darmstadt, Germany, April 1-5, 2014. Proceedings 4*, Springer, 2014, pp. 115–128.
- [9] D. Kirk and others, 'NVIDIA CUDA software and GPU parallel computing architecture', in *ISMM*, 2007, pp. 103–104.
- [10] C. Jacobs and B. van Ginneken, 'Google's lung cancer AI: a promising tool that needs further validation', *Nat. Rev. Clin. Oncol.*, vol. 16, no. 9, pp. 532–533, 2019.
- [11] H.-Y. Tseng, Q. Li, C. Kim, S. Alsisan, J.-B. Huang, and J. Kopf, 'Consistent View Synthesis with Pose-Guided Diffusion Models', in *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2023, pp. 16773–16783.
- [12] A. S. Andrae, 'Prediction studies of electricity use of global computing in 2030', *Int. J. Sci. Eng. Investig.*, vol. 8, no. 86, pp. 27–33, 2019.
- [13] V. Nasteski, 'An overview of the supervised machine learning methods', *Horiz. B*, vol. 4, pp. 51–62, 2017.
- [14] A. Preece, 'Asking 'Why' in AI: Explainability of intelligent systems—perspectives and challenges', *Intell. Syst. Account. Finance Manag.*, vol. 25, no. 2, pp. 63–72, 2018.
- [15] J. Egbert and L. Plonsky, 'Bootstrapping techniques', in *A practical handbook of corpus linguistics*, Springer, 2021, pp. 593–610.
- [16] A. Patle and D. S. Chouhan, 'SVM kernel functions for classification', in *2013 International conference on advances in technology and engineering (ICATE)*, IEEE, 2013, pp. 1–9.
- [17] R. Rojas and R. Rojas, 'The backpropagation algorithm', *Neural Netw. Syst. Introd.*, pp. 149–182, 1996.
- [18] P. A. Howard-Jones and T. Jay, 'Reward, learning and games', *Curr. Opin. Behav. Sci.*, vol. 10, pp. 65–72, Aug. 2016, doi: 10.1016/j.cobeha.2016.04.015.
- [19] S. Russell, M. Graetz, and W. Witaenem, 'Spacewar', *Comput. Softw.*, 1962.
- [20] O. Mubin, F. Alnajjar, A. Al Mahmud, N. Jishtu, and B. Alsinglawi, 'Exploring serious games for stroke rehabilitation: a scoping review', *Disabil. Rehabil. Assist. Technol.*, vol. 17, no. 2, pp. 159–165, 2022.
- [21] T. Martins, V. Carvalho, and F. Soares, 'Physioland—A serious game for physical rehabilitation of patients with neurological diseases', *Entertain. Comput.*, vol. 34, p. 100356, 2020.
- [22] C. L. Pereira, P. Vogelaere, and F. Baptista, 'Role of physical activity in the prevention of falls and their consequences in the elderly', *Eur. Rev. Aging Phys. Act.*, vol. 5, no. 1, pp. 51–58, 2008.

- [23] L. H. Larsen, L. Schou, H. H. Lund, and H. Langberg, 'The physical effect of exergames in healthy elderly—a systematic review', *GAMES Health Res. Dev. Clin. Appl.*, vol. 2, no. 4, pp. 205–212, 2013.
- [24] C. Goumopoulos, E. Drakakis, and D. Gklavakis, 'Augmented and Virtual Reality Based Exergames in GAME2AWE for Elderly Fall Prevention', in *2022 18th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob)*, Thessaloniki, Greece: IEEE, Oct. 2022, pp. 100–105. doi: 10.1109/WiMob55322.2022.9941651.
- [25] C. Goumopoulos, M. Chartomatsidis, and G. Koumanakos, 'Participatory Design of Fall Prevention Exergames using Multiple Enabling Technologies', in *Proceedings of the 8th International Conference on Information and Communication Technologies for Ageing Well and e-Health*, Online Streaming, --- Select a Country ---: SCITEPRESS - Science and Technology Publications, 2022, pp. 70–80. doi: 10.5220/0011044100003188.
- [26] C. Goumopoulos, E. Drakakis, and D. Gklavakis, 'Feasibility and Acceptance of Augmented and Virtual Reality Exergames to Train Motor and Cognitive Skills of Elderly', *Computers*, vol. 12, no. 3, p. 52, Feb. 2023, doi: 10.3390/computers12030052.
- [27] C. Goumopoulos and C. Karapapas, 'Personalized Exergaming for the Elderly Through an Adaptive Exergame Platform', in *Intelligent Sustainable Systems*, vol. 579, A. K. Nagar, D. Singh Jat, D. K. Mishra, and A. Joshi, Eds., in *Lecture Notes in Networks and Systems*, vol. 579, Singapore: Springer Nature Singapore, 2023, pp. 185–193. doi: 10.1007/978-981-19-7663-6\_18.
- [28] C. Goumopoulos and G. Koumanakos, 'Exergaming with the GAME2AWE Platform: Design, Implementation and Evaluation Insights', in *Information and Communication Technologies for Ageing Well and e-Health*, vol. 1856, L. A. Maciaszek, M. D. Mulvenna, and M. Ziefle, Eds., in *Communications in Computer and Information Science*, vol. 1856, Cham: Springer Nature Switzerland, 2023, pp. 79–102. doi: 10.1007/978-3-031-37496-8\_5.
- [29] C. Goumopoulos, D. Ougkrenidis, D. Gklavakis, and I. Ioannidis, 'A Smart Floor Device of an Exergame Platform for Elderly Fall Prevention', in *2022 25th Euromicro Conference on Digital System Design (DSD)*, Maspalomas, Spain: IEEE, Aug. 2022, pp. 585–592. doi: 10.1109/DSD57027.2022.00084.
- [30] J. Kreibich, *Using SQLite*. O'Reilly Media, Inc., 2010.
- [31] T. Jokela, N. Iivari, J. Matero, and M. Karukka, 'The standard of user-centered design and the standard definition of usability: analyzing ISO 13407 against ISO 9241-11', in *Proceedings of the Latin American conference on Human-computer interaction*, 2003, pp. 53–60.
- [32] K. L. Piercy *et al.*, 'The physical activity guidelines for Americans', *Jama*, vol. 320, no. 19, pp. 2020–2028, 2018.
- [33] K. Abu-Omar, A. Rütten, and J.-M. Robine, 'Self-rated health and physical activity in the European Union', *Soz.- Präventivmedizin/Social Prev. Med.*, vol. 49, pp. 235–242, 2004.
- [34] W. H. Organization, W. H. O. Ageing, and L. C. Unit, *WHO global report on falls prevention in older age*. World Health Organization, 2008.
- [35] Q. Tu *et al.*, 'Reliability, validity, and optimal cutoff score of the Montreal Cognitive Assessment (Changsha version) in ischemic cerebrovascular disease patients of Hunan Province, China', *Dement. Geriatr. Cogn. Disord. Extra*, vol. 3, no. 1, pp. 25–36, 2013.
- [36] E. Barry, R. Galvin, C. Keogh, F. Horgan, and T. Fahey, 'Is the Timed Up and Go test a useful predictor of risk of falls in community dwelling older adults: a systematic review and meta-analysis', *BMC Geriatr.*, vol. 14, no. 1, pp. 1–14, 2014.
- [37] M. Riopel *et al.*, 'Impact of serious games on science learning achievement compared with more conventional instruction: an overview and a meta-analysis', *Stud. Sci. Educ.*, vol. 55, no. 2, pp. 169–214, 2019.
- [38] P. Jeatrakul, K. W. Wong, and C. C. Fung, 'Classification of imbalanced data by



- combining the complementary neural network and SMOTE algorithm’, in *Neural Information Processing. Models and Applications: 17th International Conference, ICONIP 2010, Sydney, Australia, November 22-25, 2010, Proceedings, Part II 17*, Springer, 2010, pp. 152–159.
- [39] S. Zygouris *et al.*, ‘Detection of mild cognitive impairment in an at-risk group of older adults: can a novel self-administered serious game-based screening test improve diagnostic accuracy?’, *J. Alzheimers Dis.*, vol. 78, no. 1, pp. 405–412, 2020.
- [40] S. Wüest, N. A. Borghese, M. Pirovano, R. Mainetti, R. van de Langenberg, and E. D. de Bruin, ‘Usability and effects of an exergame-based balance training program’, *GAMES Health Res. Dev. Clin. Appl.*, vol. 3, no. 2, pp. 106–114, 2014.
- [41] M.-C. Shih, R.-Y. Wang, S.-J. Cheng, and Y.-R. Yang, ‘Effects of a balance-based exergaming intervention using the Kinect sensor on posture stability in individuals with Parkinson’s disease: a single-blinded randomized controlled trial’, *J. Neuroengineering Rehabil.*, vol. 13, no. 1, pp. 1–9, 2016.
- [42] B. Iglewicz and D. C. Hoaglin, *Volume 16: how to detect and handle outliers*. Quality Press, 1993.
- [43] R. A. Groeneveld and G. Meeden, ‘Measuring skewness and kurtosis’, *J. R. Stat. Soc. Ser. Stat.*, vol. 33, no. 4, pp. 391–399, 1984.
- [44] G. Luo, ‘A review of automatic selection methods for machine learning algorithms and hyper-parameter values’, *Netw. Model. Anal. Health Inform. Bioinforma.*, vol. 5, pp. 1–16, 2016.
- [45] O. Z. Maimon and L. Rokach, *Data mining with decision trees: theory and applications*, vol. 81. World scientific, 2014.
- [46] L. Wang, *Support vector machines: theory and applications*, vol. 177. Springer Science & Business Media, 2005.
- [47] L. Breiman, ‘Random forests’, *Mach. Learn.*, vol. 45, pp. 5–32, 2001.
- [48] M. P. LaValley, ‘Logistic regression’, *Circulation*, vol. 117, no. 18, pp. 2395–2399, 2008.
- [49] A. K. Jain, J. Mao, and K. M. Mohiuddin, ‘Artificial neural networks: A tutorial’, *Computer*, vol. 29, no. 3, pp. 31–44, 1996.
- [50] S. Ruder, ‘An overview of gradient descent optimization algorithms’, *ArXiv Prepr. ArXiv160904747*, 2016.
- [51] C. E. G. Moreta, M. R. C. Acosta, and I. Koo, ‘Prediction of digital terrestrial television coverage using machine learning regression’, *IEEE Trans. Broadcast.*, vol. 65, no. 4, pp. 702–712, 2019.
- [52] S. Varma and R. Simon, ‘Bias in error estimation when using cross-validation for model selection’, *BMC Bioinformatics*, vol. 7, no. 1, pp. 1–8, 2006.
- [53] D. Chicco and G. Jurman, ‘The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation’, *BMC Genomics*, vol. 21, no. 1, pp. 1–13, 2020.
- [54] M. Danousis and C. Goumopoulos, ‘A Machine-Learning-Based Motor and Cognitive Assessment Tool Using In-Game Data from the GAME2AWE Platform’, *Informatics*, vol. 10, no. 3, p. 59, Jul. 2023, doi: 10.3390/informatics10030059.
- [55] B. Bouchard, F. Imbeault, A. Bouzouane, and B.-A. J. Menelas, ‘Developing serious games specifically adapted to people suffering from Alzheimer’, in *Serious Games Development and Applications: Third International Conference, SGDA 2012, Bremen, Germany, September 26-29, 2012. Proceedings 3*, Springer, 2012, pp. 243–254.
- [56] S. Papadimitriou, K. Chrysafiadi, and M. Virvou, ‘Evaluating the use of fuzzy logic in an educational game for offering adaptation’, in *2019 International Conference on Computer, Information and Telecommunication Systems (CITS)*, IEEE, 2019, pp. 1–5.
- [57] G. N. Yannakakis, ‘Enhancing health care via affective computing’, 2018.
- [58] J.-M. Dessirier and M. O’Mahony, ‘Comparison of d’ values for the 2-AFC (paired comparison) and 3-AFC discrimination methods: Thurstonian models, sequential sensitivity analysis and power’, *Food Qual. Prefer.*, vol. 10, no. 1, pp. 51–58, 1998.
- [59] M. Danousis, C. Goumopoulos, and A. Fakis, ‘Exergames in the GAME2AWE Platform with Dynamic Difficulty Adjustment’, in *Entertainment Computing – ICEC*

2022, vol. 13477, B. Göbl, E. Van Der Spek, J. Baalsrud Hauge, and R. McCall, Eds., in Lecture Notes in Computer Science, vol. 13477. , Cham: Springer International Publishing, 2022, pp. 214–223. doi: 10.1007/978-3-031-20212-4\_17.