



ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ

ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ

Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών

Τεχνητής Νοημοσύνης

Πτυχιακή Εργασία

Δημιουργία περιεχομένου για Video Games με μεθόδους Procedural Content Generation και Generative Adversarial Neural Networks.

Ευφροσύνη Καλτιριμίδου

Επιβλέπων:

Νίκος Νικολαΐδης

Καθηγητής

Θεσσαλονίκη 2020

Περιεχόμενα

1	Procedural Content Generation	6
1.1	Περιεχόμενο	7
1.2	Η χρησιμότητα του PCG	8
1.3	Παιχνίδια που χρησιμοποιούν PCG	9
1.4	Προβλήματα του PCG	10
1.5	Επιθυμητά Χαρακτηριστικά του PCG	11
1.5.1	Ταχύτητα - Πολυπλοκότητα	11
1.5.2	Δημιουργικότητα - πρωτοτυπία	12
1.5.3	Αξιοπιστία	12
1.5.4	Παραμετροποιησιμότητα	13
1.6	Procedural Content Generation για 2D επίπεδα	14
1.6.1	Εισαγωγή	14
1.6.2	Space Partitioning	15
1.6.3	Agent-based	16
1.6.4	Cellular Automata	17

1.6.5	Generative Grammars	19
1.7	Αξιολόγηση (Evaluation)	20
1.7.1	Πόσο σημαντική είναι η αξιολογήση	20
1.7.2	Χαρακτηριστικά Αξιολόγησης	21
1.7.3	Είδη Αξιολόγησης	23
2	Procedural Content Generation with Unity	25
2.1	Game Engines	26
2.2	Unity Game Engine	28
2.2.1	Τεχνικά χαρακτηριστικά	28
2.2.2	Βιβλιοθήκες Unity	28
2.3	Σχεδιασμός συστήματος PCG	28
2.3.1	Περιγραφή Επιπέδου	29
2.4	Υλοποίηση συστήματος PCG	30
2.4.1	Υποσυστήματα	30
2.4.2	Αλγόριθμος PCG	30
2.4.3	Βήματα αλγορίθμου PCG	31
2.4.4	Κανόνες μετατροπής	31
2.5	Δημιουργία Συνόλου Δεδομένων (<i>Dataset</i>)	33
3	Machine Learning	36
3.1	Machine Learning & Games	37
3.2	Machine Learning στα Video Games	38

3.2.1	Video Games που χρησιμοποιούν Μηχανική Μάθηση . . .	38
3.3	Ορολογία Μηχανικής Μάθησης	39
3.4	Κατηγορίες Μηχανικής Μάθησης	40
3.4.1	Μέθοδοι Supervised learning	41
3.5	Artificial Neural Networks (ANN)	41
3.5.1	Χαρακτηριστικά ενός ANN	42
3.5.2	Επίπεδα	43
3.5.3	Backpropagation	44
3.6	Generative Adversarial Networks (GANs)	44
3.6.1	Μοντέλο GAN	45
3.6.2	Εκπαίδευση	45
3.6.3	Αποτελέσματα και αποδόσεις	46

Κεφάλαιο 1

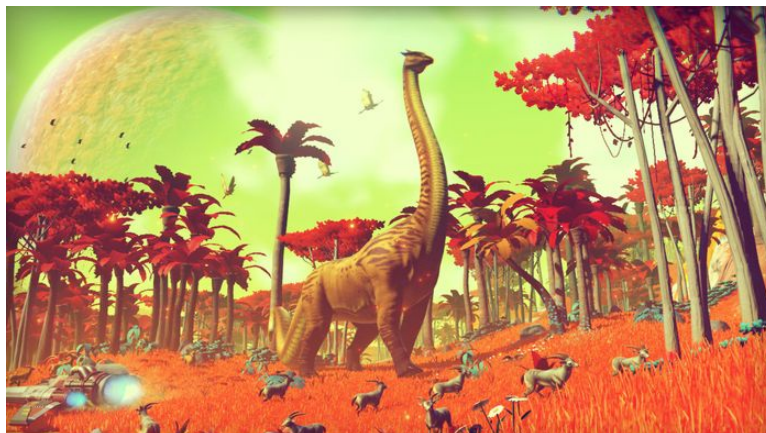
Procedural Content Generation

Το αντικείμενο του Procedural Content Generation (PCG) όπως ορίζεται στο [1] είναι η Δημιουργία περιεχομένου για ηλεκτρονικά παιχνίδια με την χρήση αλγορίθμων και με την παροχή ελάχιστων ή καθόλου εισόδων από τον χρήστη. Αποτελεί μια μεγάλη κατηγορία έρευνας και ανάπτυξης για την επιστήμη της πληροφορικής [2] και την βιομηχανία των ηλεκτρονικών παιχνιδιών (Video Games). Για συντομία, στο υπόλοιπο κείμενο της εργασίας θα αναφέρετε ως PCG.

Το PCG, όπως και πολλά άλλα αντικείμενα της πληροφορικής, αντιπροσωπεύεται από ιδιαίτερα προβλήματα και περιορισμούς, τόσο στην πολυπλοκότητα των αλγορίθμων όσο και στην αυθεντικότητα και προτοτυπία των αποτελεσμάτων. Ως γνωστικό αντικείμενο της επιστήμης της πληροφορικής, μπορεί να ταξινομηθεί κάτω από την κατηγορία της Τεχνητής Νοημοσύνης. Βασικός στόχος του PCG είναι η δημιουργία αλγορίθμων που μπορούν να προσομοιώσουν την ανθρώπινη δημιουργικότητα και ευφυΐα. Επιπλέον στα προβλήματα και στις προσεγγίσεις επίλυσης παρατηρούμε πολλά κοινά στοιχεία με άλλα πεδία της Τεχνητής Νοημοσύνης.

Όπως έχει παρατηρηθεί και σε πολλά άλλα αντικείμενα της Τεχνητής Νοημοσύνης, έτσι και το PCG είχε μικρή εξάπλωση και χρήση στο ξεκίνημα της επιστήμης. Στη συνέχεια όμως επεκτάθηκε γρήγορα και εδραιώθηκε ως ένας ξεχωριστός τομέας με δικά του προβλήματα, αλγορίθμους και εφαρμογές. Η σταδιακή άνοδος του δεν οφείλεται στις δυνατότητες των αλγορίθμων και της θεωρία πίσω από το αντικείμενο του PCG, αλλά κυρίως στην αδυναμία του υλικού (hardware) των υπολογιστών εκείνων των περιόδων να εφαρμόσουν αλγόριθμους τέτοιας πολυπλοκότητας. Τα τελευταία χρόνια με την ανάπτυξη των δυνατοτήτων των προσωπικών υπολογιστών και των κινητών συσκευών έχει διευρυνθεί η χρήση του PCG για την παραγωγή διαφόρων ειδών περιεχομένου για παιχνίδια (game content). Μαζί με την αύξηση

στην χρήση μεθόδων PCG ήρθε και η αύξηση των προβλημάτων που καλείται να επιλύσει.



Σχήμα 1.1: Screenshot από το παιχνίδι No Man's Sky (2016). Οι κόσμοι που δημιουργεί είναι εξ'ολοκλήρου κατασκευασμένοι με τη χρήση ντετερμινιστικών μεθόδων PCG.

1.1 Περιεχόμενο

Για να κατανοήσουμε καλύτερη το πεδίο του PCG πρέπει πρώτα να καταλάβουμε τι θεωρείται περιεχόμενο (Game Content) σε ένα παιχνίδι. Ο τομέας του PCG αναφέρεται και έχει χρησιμοποιηθεί σε ηλεκτρονικά παιχνίδια (Video Games), επιτραπέζια παιχνίδια (Board Games), παιχνίδια με κάρτες (Card Games) κ.ά. Το αντικείμενο της συγκεκριμένης εργασίας, επικεντρώνετε στην δημιουργία περιεχομένου για Video Games.

Game Content Όπως αναφέρεται και στο όνομα, περιεχόμενο, είναι κάτι που περιέχεται σε ένα παιχνίδι. Αυτός ο ορισμός όμως είναι πολύ γενικός και ευρύς και δεν περιορίζετε μόνο στο περιεχόμενο που αντιστοιχεί στο PCG. Στην βιβλιογραφία μπορούμε να ξεχωρίσουμε συγκεκριμένα είδη περιεχομένου [8] που φαίνεται να μπορούν να δημιουργηθούν με μεθόδους PCG. Αυτά είναι:

- Γραφικά (Textures)
- Επίπεδα (Levels) και χάρτες (Maps)

- Αντικείμενα (Items)
- Αποστολές (Quests)
- Ιστορίες (Stories)
- Μουσική (Music)

Ο παραπάνω διαχωρισμός γίνεται με βάση το είδος του κάθε περιεχομένου, για παράδειγμα η μουσική ως περιεχόμενο ενός παιχνιδιού, διαφέρει από τα αντικείμενα. Αντίστοιχα οι μεθοδολογίες που έχουν αναπτυχθεί για την παραγωγή μουσικής διαφέρουν από τις μεθόδους που χρησιμοποιούνται για την παραγωγή αντικειμένων. Αυτό βέβαια δεν σημαίνει ότι δεν υπάρχουν κοινοί αλγόριθμοι που μπορούν να εφαρμοστούν σε παραπάνω από ένα είδος με επιτυχία, αντίθετα υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι που έχουν ως βάση έναν πιο γενικό αλγόριθμο και αποτελούν ειδικές εκδόσεις του για το κάθε είδος περιεχομένου.

Ο διαχωρισμός του περιεχομένου βοηθάει στην καλύτερη κατανόηση των ιδιαιτεροτήτων και των περιορισμών που εμφανίζει το κάθε είδος το οποίο οδηγεί στην δημιουργία καλύτερων μεθόδων και αλγορίθμων.

1.2 Η χρησιμότητα του PCG

Η πρώτη ανάγκη που παρουσιάστηκε και οδήγησε στην υιοθέτηση μεθόδων PCG αφορούσε την μείωση του αποθηκευτικού χώρου που καταλάμβανε ένα παιχνίδι. Το PCG δίνει την δυνατότητα της δημιουργίας του game content μόλις παρουσιαστεί η ανάγκη να χρησιμοποιηθεί ή να εμφανιστεί στον παίκτη. Αυτό σημαίνει ότι δεν χρειάζεται να καταλαμβάνει χώρο στην μνήμη εάν υπάρχει η δυνατότητα της δημιουργίας του ακριβώς την στιγμή που χρειάζεται. Με την μνήμη να αποτελεί έναν διαμοιραζόμενο πόρο μεταξύ των εφαρμογών ακόμα και σήμερα το PCG αποτελεί μια μέθοδο μείωσης του χώρου που καταλαμβάνει ένα παιχνίδι.

Το PCG έχει επίσης χρησιμότητα από τους καλλιτέχνες και σχεδιαστές διαφόρων παιχνιδιών. Η χρήση PCG για την δημιουργία περιεχομένου το οποίο αν και δεν είναι τέλειο ή αρκετά καλό για το παιχνίδι, δίνετε στους σχεδιαστές οι οποίοι το βελτιώνουν, το αλλάζουν και προσθέτουν στοιχεία ώστε να μπορέσει να προστεθεί με επιτυχία στο παιχνίδι. Με αυτόν τον τρόπο το PCG βοηθάει ανθρώπους με τέτοιους ρόλους στην εργασία τους, δίνοντας του έμπνευση και αναλαμβάνοντας ένα κομμάτι της δουλειάς, με σκοπό αυτοί να μπορέσουν να επικεντρωθούν στα κομμάτια που θα κάνουν το περιεχόμενο πραγματικά εντυπωσιακό. Σε αυτές

τις υλοποιήσεις του PCG συνηθίζεται, ο σχεδιαστής να δίνει μέσω διαφόρων εισόδων (inputs) κάποιες παραμέτρους που ορίζουν μια γενική περιγραφή του περιεχομένου που θέλει να δημιουργήσει, όπως το μέγεθος του χάρτη. Στη συνέχεια το PCG δημιουργεί το περιεχόμενο με βάση τις παραμέτρους που πήρε και εμφανίζει το αποτέλεσμα στο σχεδιαστή. Αυτή η διαδικασία μπορεί να επαναληφθεί πολλές φορές μέχρι ο σχεδιαστής να είναι ικανοποιημένος με το παραγόμενο αποτέλεσμα.

Μια επίσης πολύ σημαντική ανάγκη που καλύπτει, εν μέρη, το PCG είναι η δημιουργία ενός παιχνιδιού που δεν τελειώνει ποτέ (endless). Αντίθετα με την συνεχή παραγωγή πρωτότυπου περιεχομένου, ένα παιχνίδι μπορεί να συνεχίζετε επ' άπειρον, προσφέροντας αμέτρητες ώρες διασκέδασης στους παίκτες. Πολλά παιχνίδια έχουν επιχειρήσει να υλοποιήσουν αυτό το χαρακτηριστικό, κάποια με μεγάλη επιτυχία και κάποια με το αντίθετο αποτέλεσμα. Ένα από τα μεγαλύτερα προβλήματα που αντιμετωπίζουν οι υλοποιήσεις του PCG είναι η επαναληψιμότητα και η μονοτονία, όπως θα αναλυθεί και παρακάτω. Είναι ένα από τα πιο σημαντικά κριτήρια για την επιτυχία ενός endless video game.

Τέλος, μια ανάγκη που έχει προκύψει τα τελευταία χρόνια στον χώρο των παιχνιδιών και συνδέεται με μια ακόμα περιοχή της Τεχνητής Νοημοσύνης στα παιχνίδια είναι η εξατομίκευση περιεχομένου, ή personalized content. Αναφέρεται στην δημιουργία περιεχομένου που είναι σχεδιασμένο για τις προτιμήσεις και τις ανάγκες του κάθε παίκτη.

1.3 Παιχνίδια που χρησιμοποιούν PCG

Από την πρώτη στιγμή που ξεκίνησε η διάδοση των Video Games φάνηκε η ανάγκη για την αυτόματη και αυτόνομη δημιουργία *σωστού* περιεχομένου. Κάποια από τα παιχνίδια που εφάρμοσαν με μεγάλη επιτυχία μεθόδους PCG είναι:

Rogue (1980) Ένα από τα πρώτα παιχνίδια που εφάρμοσε PCG για την αυτόματη δημιουργία επιπέδων (**levels**). Το Rogue ενέπνευσε την δημιουργία πολλών παιχνιδιών με αντίστοιχες δυνατότητες και PCG μεθόδους. [4]

Spore (2008) Το Spore είναι ένα life-simulation και strategy παιχνίδι που χρησιμοποιεί PCG για την δημιουργία πλασμάτων και αντικειμένων. Οι αλγόριθμοι του Spore, συνδυάζουν απλά σχήματα και αντικείμενα για να δημιουργήσουν μεγαλύτερα και πιο πολύπλοκα πλάσματα με βάση διάφορους κανόνες και περιορισμούς. [5]

No Man's Sky (2016) Ένα από τα πιο σημαντικά παραδείγματα για τις δυνατότητες του PCG είναι το παιχνίδι no Man's Sky. Το θέμα του παιχνιδιού είναι η εξερεύνηση του διαστήματος και η επιβίωση σε ξένους πλανήτες. Το παιχνίδι δημιουργεί σχεδόν ολόκληρο τον κόσμο με PCG, δηλαδή τους πλανήτες, τα αστέρια, τα φυτά, τα ζώα και τα encounters του παίκτη με τη χρήση ντετερμινιστικών αλγορίθμων PCG. Η αποδοχή του παιχνιδιού από το κοινό ήταν μέτρια. Οι δημιουργοί είχαν υποσχεθεί έναν απέραντο κόσμο γεμάτο περιεχόμενο και οι παίκτες παρατήρησαν ότι το τελικό αποτέλεσμα ήταν μονότονο και επαναλαμβανόμενο, κάτι που τους δημιούργησε άσχημες εντυπώσεις. [6]

1.4 Προβλήματα του PCG

Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, το PCG δεν αποτελεί μια τέλεια και ολοκληρωμένη λύση για να τα προβλήματα που καλείται να αντιμετωπίσει. Αντίθετα οι υλοποιήσεις του PCG πρέπει να λαμβάνουν υπόψη τα καινούργια προβλήματα και περιορισμούς που δημιουργούνται με την χρήση των PCG αλγορίθμων. [9]

Επαναληψιμότητα - Μονοτονία Ένα από τα πιο σημαντικά θέματα είναι η ποικιλία και μοναδικότητα του παραγόμενου περιεχομένου. Όπως αναλύθηκε και παραπάνω, σε πολλές περιπτώσεις το παραγόμενο περιεχόμενο είναι πολύ μονότονο, μοτίβα φαίνονται να επαναλαμβάνονται και κατά συνέπεια το αποτέλεσμα δίνει στον χρήστη την αντίθετη εντύπωση από την επιθυμητή. Οι λόγοι που συμβαίνει αυτό είναι πολλοί και σχετίζονται με το είδος του αλγόριθμου που χρησιμοποιείται κάθε φορά, τις παραμέτρους που δίνονται και τα βασικά assets που χρησιμοποιεί για να δημιουργήσει το περιεχόμενο.

Ταχύτητα - πολυπλοκότητα Πολλοί αλγόριθμοι PCG πρέπει να είναι σε θέση να λειτουργούν σε πολύ λίγο χρόνο και με περιορισμένους πόρους. Σε ένα ηλεκτρονικό παιχνίδι υπάρχουν πολλά κομμάτια που πρέπει να δουλεύουν ταυτόχρονα, όπως τα γραφικά, το UI, το σύστημα κανόνων για την προσομοίωση της φυσικής στον κόσμο του παιχνιδιού κ.ά. Συνεπώς το σύστημα του ΑΙ που περιέχει και το PCG δεν μπορεί να καταλαμβάνει πολλούς πόρους ή να αργεί να ανταποκριθεί γιατί το παιχνίδι θα φαίνεται να κολλάει ή να μην δουλεύει όπως πρέπει. Αυτό σημαίνει ότι οι αλγόριθμοι που υλοποιούν το PCG πρέπει να έχουν συγκεκριμένη χρονική και χωρική πολυπλοκότητα και να μην ξεπερνάνε.

Playability Μπορεί να έχουμε σχεδιάσει τον τέλειο αλγόριθμο PCG που χρησιμοποιεί ελάχιστους πόρους του συστήματος και δημιουργεί μοναδικά επίπεδα για το 2D platformer παιχνίδι μας αλλά ένα στα τρία επίπεδα να μην έχουν είσοδο. Αυτό σημαίνει ότι ο παίκτης δεν θα μπορέσει να το επισκεφτεί ποτέ, ή θα βρεθεί παγιδευμένος μέσα του χωρίς κάποιο τρόπο να προχωρήσει το παιχνίδι. Αυτό φυσικά είναι κάτι που δεν θέλουμε σε καμία περίπτωση να συμβεί. Για αυτό το λόγο πρέπει να ορίσουμε τι θεωρείται "playable" περιεχόμενο και τι "unplayable".

1.5 Επιθυμητά Χαρακτηριστικά του PCG

Με βάση τα παραπάνω στοιχεία μπορούμε να αναλύσουμε ένα σύνολο από επιθυμητά χαρακτηριστικά που θέλουμε να έχει κάθε σύστημα PCG ώστε να διασφαλίσουμε την σωστή και αρμονική λειτουργία του μέσα στο παιχνίδι. [7]
[9]

1.5.1 Ταχύτητα - Πολυπλοκότητα

Όπως είδαμε και στο 1.4 ένα μεγάλο θέμα για κάθε παιχνίδι είναι η διαχείριση και κατανομή των πόρων στα επιμέρους συστήματα του. Το σύστημα του AI, που περιέχει και το υποσύστημα του PCG πρέπει να περιορίσει την πολυπλοκότητα των αλγορίθμων του, χρονικά και χωρικά, ώστε να ανταποκρίνονται στους διαθέσιμους πόρους. Αυτός ο περιορισμός είναι ιδιαίτερα σημαντικός για την επιτυχία του παιχνιδιού καθώς η εμπειρία του παίκτη σχετίζεται άμεσα με την πόσο γρήγορα και σωστά ανταποκρίνεται το παιχνίδι.

Εάν το αλγόριθμος που δημιουργεί όπλα ειδικά για τον παίκτη (personalized) αργήσει να ολοκληρώσει την λειτουργία του, θα δημιουργηθεί στον παίκτη η εντύπωση ότι το παιχνίδι έχει "κολλήσει" και δεν ανταποκρίνεται. Αυτό θα έχει ως συνέπεια να πάρει μια αρνητική εμπειρία από το παιχνίδι. Αντίθετα, τα παιχνίδια που καταφέρνουν να ανταποκρίνονται άμεσα σε κάθε εντολή του παίκτη λαμβάνουν πολύ θετικά σχόλια τόσο από το κοινό όσο και από κριτικούς του χώρου.

1.5.2 Δημιουργικότητα - πρωτοτυπία

Το ιδανικό σύστημα PCG θα δημιουργεί περιεχόμενο αντίστοιχο με το περιεχόμενο που δημιουργεί ένας designer σε θέμα πρωτοτυπίας και δημιουργικότητας. Όπως είδαμε από τα παραδείγματα παραπάνω αυτό δεν ισχύει καθολικά ή στον βαθμό που θέλουμε πάντα. Είναι πολύ δύσκολη η καταγραφή και έκφραση της δημιουργικότητας με όρους που μπορεί να καταλάβει ένας αλγόριθμος. Αποτελεί ακόμα ένα ανοιχτό πρόβλημα στον χώρο της Τεχνητής Νοημοσύνης και επηρεάζει άμεσα τα αποτελέσματα του PCG.

Παρόλαυτα έχουν γίνει πολλές προσπάθειες και βελτιώσεις σε αυτό το χαρακτηριστικό του PCG ιδιαίτερα με την χρήση βαθιών νευρωνικών δικτύων. Επίσης το παραγόμενο περιεχόμενο θέλουμε να δίνει την εντύπωση ότι δεν δημιουργήθηκε από κάποιον αλγόριθμο, αλλά από κάποιον άνθρωπο. Αυτό το χαρακτηριστικό είναι πολύ δύσκολο να επιτευχθεί. Με την αύξηση της χρήσης του PCG στα παιχνίδια, οι παίκτες "έμαθαν" να ξεχωρίζουν το περιεχόμενο που παράγεται από αλγορίθμους και να προσπαθούν σε πολλές περιπτώσεις να το χρησιμοποιήσουν προς όφελος τους για να "παρακάμψουν" κανόνες του παιχνιδιού.

Για παράδειγμα στο παιχνίδι Mount and Blade II Bannerlord [10] υπάρχει η πιθανότητα το παιχνίδι να δημιουργήσει μάχες κατά την διάρκεια αποστολών για να τις κάνει πιο δύσκολες και ενδιαφέρον. Οι παίκτες γνωρίζοντας ότι το σύστημα του PCG υπολογίζει την πιθανότητα μάχης εκείνη την στιγμή, μπορούν να φορτώσουν το παιχνίδι σε κάποια προηγούμενη στιγμή και όταν φτάσουν στο σημείο της μάχης, το σύστημα να ξανα υπολογίσει την πιθανότητα, αυτή την φορά βγάζοντας αρνητική πιθανότητα μάχης.

1.5.3 Αξιοπιστία

Η αξιοπιστία του παραγόμενου περιεχομένου συνδέεται άμεσα με μια πολύ απλή ερώτηση: Είναι playable? Μπορεί δηλαδή το περιεχόμενο που παράχθηκε να προστεθεί στο παιχνίδι και να το χρησιμοποιήσει ο παίκτης όπως πρέπει ή δημιουργεί προβλήματα, για παράδειγμα ένα όπλο χωρίς σκανδάλη ή χωρίς την λειτουργικότητα της σκανδάλης είναι άχρηστο. Εκτός από το αν είναι χρήσιμο, το περιεχόμενο θα πρέπει να μην "σπάει" το παιχνίδι. Δηλαδή να μην παγιδεύει το παίκτη σε καταστάσεις από τις οποίες δεν μπορεί να συνεχίσει την πρόοδο του ή να του δίνει πλεονεκτήματα που σπάνε τους κανόνες του παιχνιδιού.

Για τον έλεγχο της αξιοπιστίας του παραγόμενου περιεχομένου υπάρχουν οι τα συστήματα αξιολόγησης (evaluators). Είναι αλγόριθμοι του συστήματος

PCG και "αποφασίζουν" εάν το περιεχόμενο που παράχθηκε είναι playable ή όχι. Εάν το αξιολογίσουν ως unplayable, ο PCG αλγόριθμος πρέπει να δημιουργεί καινούργιο περιεχόμενο μέχρι κάποιο να περάσει την αξιολόγηση αξιοπιστίας.

1.5.4 Παραμετροποιησιμότητα

Σε όλους τους αλγόριθμους PCG δίνονται κάποιοι παράμετροι ως είσοδοι. Από αυτές τις παράμετρους εξαρτώνται συγκεκριμένα χαρακτηριστικά που θα έχει το παραγόμενο αποτέλεσμα. Αυτή η δυνατότητα είναι πολύ σημαντική για τα συστήματα PCG που χτίζονται για να χρησιμοποιηθούν από τους designers του παιχνιδιού. Επιπλέον, αυτές οι είσοδοι καθορίζουν πόσο ντετερμινιστικό είναι ένα σύστημα PCG.

Για παράδειγμα στο παιχνίδι Oxygen Not Included (2019), ένα παιχνίδι προσομοίωσης και επιβίωσης, δημιουργείτε το επίπεδο στο οποίο ο παίκτης θα πρέπει να χτίσει την βάση του, χρησιμοποιώντας μια αλφαριθμητική μοναδική τιμή, ή όπως λέγετε στην επιστήμη της κρυπτογραφίας (seed). Αυτό το seed μπορεί να παραχθεί τυχαία από το παιχνίδι ή να το παρέχει στο σύστημα ως είσοδο ο παίκτης. Αυτή η δυνατότητα έχει ως αποτέλεσμα οι παίκτες να μπορούν να βρουν και να ανταλλάξουν seeds για επίπεδα που τους φάνηκαν πολύ ευνοικά ή πολύ δύσκολα. Το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό παρατηρήθηκε να βελτιώνει την εμπειρία των παικτών με το παιχνίδι καθώς δημιουργήθηκε μια κοινότητα παικτών (community) που μοιραζόντουσαν seeds από επίπεδα με άλλους παίκτες και σύγκριναν τις εμπειρίες και τις επιδόσεις τους. [11]

1.6 Procedural Content Generation για 2D επίπεδα

Ένας τομέας με εκτενείς εφαρμογές του PCG είναι τα 2D παιχνίδια και η δημιουργία επιπέδων (levels) ή dungeons για αυτά. Ένα τέτοιο επίπεδο μπορεί να οριστεί ως ένας 2D χώρος, ο οποίος περιέχει δωμάτια ή χώρους, χωρισμένα με διαχωριστικά ή άλλα εμπόδια. Ο παίκτης μπορεί να περιηγηθεί στο επίπεδο με βάση τους κανόνες του κάθε παιχνιδιού, είτε μέσα από πόρτες και ανοίγματα ή ανοίγοντας τρύπες στα διαχωριστικά. Καθώς εξερευνεί μπορεί να συναντήσει αντικείμενα, τέρατα, κρυφά περάσματα κ.ά.

Σε αυτή την εργασία αναπτύχθηκαν αλγόριθμοι και μοντέλα για την δημιουργία τέτοιων επιπέδων οπότε είναι σημαντικό να αναλυθούν οι διάφοροι περιορισμοί και ιδιαιτερότητες αυτού του τομέα, καθώς και άλλες γνωστές μέθοδοι και τα χαρακτηριστικά τους.

Η μελέτη και επιλογή αυτού του τομέα είναι ιδιαίτερα διαδεδομένη στην επιστημονική κοινότητα του PCG καθώς προσφέρει μια ένα χώρο αναζήτησης που μπορεί εύκολα να αναπαρασταθεί και να αποθηκευτεί σε διάφορες μορφές. Επίσης είναι εύκολο το evaluating και το testing τέτοιου περιεχομένου όπως θα αναλυθεί και παρακάτω.

1.6.1 Εισαγωγή

Όπως περιγράφετε και στο Procedural Content Generation in Games, το PCG για την δημιουργία τέτοιων επιπέδων περιέχει την δημιουργία της τοπολογίας, της γεωμετρίας και των αντικειμένων του επιπέδου. Επίσης το παραπάνω βιβλίο αναλύει την διαδικασία του PCG για επίπεδα σε τρία βασικά στοιχεία:

- **Μοντέλο αναπαράστασης** Αποτελεί μια απλοποιημένη και γενική αναπαράσταση ενός επιπέδου.
- **Μέθοδο δημιουργίας του μοντέλου αναπαράστασης** Αποτελεί τον αλγόριθμο που δημιουργεί καινούργια επίπεδα ως το μοντέλο αναπαράστασης που έχει οριστεί για αυτά.
- **Μέθοδο δημιουργίας του επιπέδου από το μοντέλο αναπαράστασης** Αυτή η μέθοδος αναλαμβάνει να δημιουργήσει το επίπεδο στον χώρο του παιχνιδιού με βάση το μοντέλο αναπαράστασης που δημιούργησε η μέθοδος δημιουργίας. Αυτό είναι το αποτέλεσμα που θα δει ο χρήστης.

Θα αναλυθούν μερικές οικογένειες αλγορίθμων PCG για 2D επίπεδα. Αυτές είναι οι πιο γνωστοί και ευρέως χρησιμοποιούμενοι αλγόριθμοι για αυτόν τον τομέα του PCG. Με μια σύντομη περιγραφή είναι:

- **Διαχωρισμός χώρου (Space Partitioning)**
- **Με την χρήση πρακτόρων (Agent-based)**
- **Cellular Automata**
- **Με τη χρήση γραμματικών (Generative Grammars)**

1.6.2 Space Partitioning

Αυτή η ομάδα αλγορίθμων χρησιμοποιείται και σε άλλες περιοχές του game development όπως τα γραφικά, οπότε οι μεθοδολογίες και οι δομές δεδομένων είναι γνωστά στους σχεδιαστές και προγραμματιστές παιχνιδιών. Όπως περιγράφει και το όνομα της, εκτελεί έναν διαχωρισμό του χώρου σε υποχώρους. Αυτό μπορεί να χρησιμοποιηθεί στο PCG για την δημιουργία δωματίων και διαδρόμων μέσα σε ένα συγκεκριμένο χώρο.

Ένας αλγόριθμος που χρησιμοποιείται πολύ σε υλοποιήσεις space partitioning (BSP) είναι ο binary space partitioning και παραλλαγές του όπως quadtree space partitioning και octree space partitioning. Θα αναλύσουμε τον βασικό αλγόριθμο του BSP, περιγραφές για τους quadree και octree μπορούν να βρεθούν εδώ.

- **Binary Space Partitioning (BSP)** Ο αλγόριθμος είναι αναδρομικός και χτίζει το επίπεδο ιεραρχικά χρησιμοποιώντας ως δομή δεδομένων ένα binary tree. Στο root node του tree περιέχεται "ολόκληρο" επίπεδο. Στην πρώτη αναδρομή, το επιλεγμένο node, το root σε αυτή την περίπτωση χωρίζεται σε δύο τμήματα με κάποιον ορισμένο διαχωρισμό, για παράδειγμα κάθετα. Αυτά τα δύο κομμάτια προστίθενται ως child nodes στο root και στη συνέχεια ο αλγόριθμος καλείται για κάθε ένα από τα παιδιά.

Ο αλγόριθμος σταματάει όταν φτάσει σε κάποια ορισμένη τερματική συνθήκη, για παράδειγμα βάθος δέντρου n ή μόλις τελειώσουν τα nodes που υπάρχουν για να partitioning. Για να προστεθεί τυχαιότητα στον αλγόριθμο, άρα κατα συνέπεια και διαφοροποίηση στα παραγόμενα επίπεδα σε κάθε εκτέλεση, μπορεί να αποδοθεί μια πιθανότητα διαχωρισμού σε κάθε node. Εάν η πιθανότητα είναι κάτω από ένα κατώφλι να μην γίνεται διαχωρισμός αυτού

του επιπέδου. Επιπλέον το κατώφλι μπορεί να διαμορφώνετε ανάλογα με το μέγεθος του παραγώμενου επιπέδου ή το βάθος που βρίσκεται αυτή τη στιγμή ο αλγόριθμος.

Η εισαγωγή και δοκιμή τέτοιων παραμέτρων είναι ένα μεγάλο κομμάτι της υλοποίησης, και παίζει καθοριστικό ρόλο στο τελικό αποτέλεσμα. Επίσης τέτοιου είδους παράμετροι μπορούν να χρησιμοποιηθούν από τους σχεδιαστές για να παράγουν διαφόρων ειδών επίπεδα.

Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό αυτής της οικογένειας αλγορίθμων, είναι ότι δημιουργεί επίπεδα με δωμάτια τα οποία δεν υπερκαλύπτουν άλλα δωμάτια. Αυτό συμβαίνει προφανώς επειδή ένα δωμάτιο προέρχεται από τον διαχωρισμό ενός μεγαλύτερου δωματίου σε συγκεκριμένα τμήματα, το κάθε ένα ξεχωριστό από το άλλο.

1.6.3 Agent-based

Όπως αναφέρει και το όνομα αυτής της οικογένειας, η δημιουργία του επιπέδου γίνεται μέσω ενός πράκτορα. Οι πράκτορες αντίστοιχα με το space partitioning είναι συχνά χρησιμοποιούμενοι αλγόριθμοι και από άλλα κομμάτια του παιχνιδιού, όπως για παράδειγμα για την συμπεριφορά χαρακτήρων που δεν ελέγχει ο παίκτης (NPCs).

Σε αντίθεση με το Space Partitioning, οι Agent-Based προσεγγίσεις δεν βλέπουν ολόκληρο τον χώρο καθώς εκτελούνται, αλλά μόνο ένα συγκεκριμένο πεδίο γύρω από τον πράκτορα ανάλογα με τις δυνατότητες που του έχουμε δώσει. Αυτή η διαφορά, κάνει τα αποτελέσματα του Agent-Based PCG να είναι πιο χαοτικά και τυχαία από τα οργανωμένα επίπεδα που αναλύσαμε πριν.

Για την δημιουργία ενός τέτοιου αλγόριθμου πρέπει να οριστεί μια συμπεριφορά για τον πράκτορα και στη συνέχεια να τον "ελευθερώσουμε" στο επίπεδο που θέλουμε να δημιουργήσει. Ο πράκτορας θα "περιπλανιέται" στον χώρο και με βάση παραμέτρους της συμπεριφορά του θα το αλλάζει με σκοπό να δημιουργήσει έναν χώρο που να είναι αποδεκτός ως επίπεδο στο παιχνίδι μας.

Για παράδειγμα μπορούμε να ορίσουμε ένα State Machine ως την συμπεριφορά του πράκτορα μας το οποίο αποτελείται από τα ακόλουθα States:

- **Περιπλάνηση (Wandering)** Όταν ο πράκτορας βρίσκεται σε αυτό το State, περιπλανιέται στο χώρο σε μια ευθεία. Με μια αυξανόμενη πιθανότητα

μετά από κάθε κίνηση σε αυτό το State ο πράκτορας μπορεί να μεταβεί στο State Turn ή στο State Room Placement.

- **Στροφή (Turn)** Μόλις βρεθεί σε αυτό το State, ο πράκτορας επιλέγει μια καινούργια κατεύθυνση και ξεκινάει να κινείται προς αυτήν επιστρέφοντας στο State του Wandering.
- **Τοποθέτηση δωματίου (Room placement)** Σε αυτό το State, ο πράκτορας επιλέγει ένα δωμάτιο τυχαίων διαστάσεων και το τοποθετεί μπροστά του. Στη συνέχεια επιστρέφει στο State Wandering.

Με αυτά τα τρία πολύ απλά States, και τις παραμέτρους που επηρεάζουν τις μεταβάσεις και το μέγεθος των δωματίων έχουμε ορίσει έναν πράκτορα που μπορεί να δημιουργήσει επίπεδα με τυχαία διασκορπισμένα δωμάτια. Αντίστοιχα με το Space Partitioning, αυτές οι παράμετροι που καθορίζουν τις μεταβάσεις των States μπορούν να χρησιμοποιηθούν από designers για να δημιουργούν επίπεδα με τις παραμέτρους που τους βολεύουν.

Ένα μεγάλο πλεονέκτημα των Agent-based αλγορίθμων είναι ότι είναι παραλληλοποιήσιμοι. Δηλαδή μπορούμε να αρχικοποιήσουμε ένα επίπεδο με τέσσερις πράκτορες αντί για έναν ώστε να έχουμε πιο γρήγορη δημιουργία και διαφορετικό αποτέλεσμα καθώς η εκτέλεση τεσσάρων πρακτόρων θα δημιουργήσει πολύ διαφορετικό περιεχόμενο απότι ο ένας πράκτορας. Αυτή η προσέγγιση συνοδεύεται από επιπλέον λογική στη συμπεριφορά των πρακτόρων για την συνεργασία ή αποφυγή της επικάλυψης του έργου ενός πράκτορα από έναν άλλον.

1.6.4 Cellular Automata

Τα Cellular Automata (ενικός Cellular Automaton) έχουν χρησιμοποιηθεί πέρα από την επιστήμη της Πληροφορικής, από την Φυσική και την Βιολογία για να προσομοιώσουν μοντέλα ανάπτυξης και φυσικά φαινόμενα. Στον τομέα του Procedural Content Level Generation έχουν χρησιμοποιηθεί με μεγάλη επιτυχία για την δημιουργία δωματίων με πολύ φυσική σπηλαιώδης διάταξη.

Το περιβάλλον δημιουργίας του επιπέδου αποτελεί ένα $N \times M$ grid, ένα σύνολο κανόνων μετάβασης και ένα σύνολο καταστάσεων. Αυτά τα τρία στοιχεία είναι αρκετά για να οριστεί μια υλοποίηση με Cellular Automata.

Ο αλγόριθμος των Cellular Automata εκτελείται σε επαναλήψεις, κάνοντας κάθε φορά αλλαγές μέχρι να φτάσει στο τελικό αποτέλεσμα του επιπέδου. Αυτό

γίνετε μόλις φτάσει σε κάποια τερματική συνθήκη ή μόλις σταματήσει να καταγράφει αρκετές μεταβολές στις καταστάσεις των cells.

- **Grid** Το NxM grid αντιπροσωπεί το επίπεδο που θέλουμε να υλοποιήσουμε όπου το κάθε στοιχείο του ονομάζεται cell. Αρχικά για να μπορέσει να λειτουργήσει ο αλγόριθμος πρέπει τα cells του grid να λάβουν αρχικές τιμές από τις διαθέσιμες καταστάσεις. Αυτό συνήθως γίνεται με τυχαία ανάθεση τιμών η οποία μπορεί να ακολουθεί κάποια κατανομή που θέλουμε να έχουν τα cells στο επίπεδο.
- **Κανόνες μετάβασης (Transition Rules)** Αυτοί οι κανόνες εφαρμόζονται σε κάθε επανάληψη σειριακά σε όλα τα cells του grid. Με βάση αυτούς τους κανόνες, σε συνδυασμό με την "γειτονιά" του cell αποφασίζετε αν θα αλλάξει η κατάσταση του και σε ποιά κατάσταση θα μεταβεί.
- **Σύνολο καταστάσεων (Set of States)** Περιλαμβάνει όλες τις δυνατές καταστάσεις που μπορεί να έχει ένα cell ανά πάσα στιγμή. Μόνο μία κατάσταση μπορεί να ανατεθεί στο cell κάθε φορά.

Πολύ σημαντική παράμετρος για τα αποτελέσματα του αλγορίθμου είναι η "γειτονιά" του cell. Ως γειτονιά ορίζεται το σύνολο των cells που είναι κοντά στο cell που εξετάζουμε και επηρεάζουν την κατάσταση στην οποία θα μεταβεί. Για ένα μονοδιάστατο cell, γειτονιά ορίζετε ως τα cells που βρίσκονται δεξιά και αριστερά του σε X απόσταση. Εάν το $X = 1$ τότε παίρνουμε μόνο τα cells που είναι ακριβώς δίπλα του. Σε δυσδιάστατα cells υπάρχουν δύο γειτονιές ορισγμένες στην βιβλιογραφία.

- **Moore Neighborhood** Η Moore Neighborhood μοιάζει με σταυρό, περιλαμβάνει τα cells που είναι πάνω, κάτω, δεξιά και αριστερά του cell που εξετάζουμε.
- **Von Neumann Neighborhood** Αυτή η γειτονιά περιλαμβάνει όλα τα cells που έχει και η Moore Neighborhood και τα cells που βρίσκονται διαγωνίως του cell που εξετάζουμε.

Και οι δύο γειτονιές, αντίστοιχα με τη μονοδιάστατη γειτονιά μπορούν να εκτείνονται κατά X cells μακριά από το cell που εξετάζουμε. Δεν είναι κανόνας αλλά συνηθίζεται στις υλοποιήσεις το X να είναι 1.

Σε αυτή την εργασία χρησιμοποιήθηκαν μέθοδοι Cellular Automata σε συνδυασμό με το Space Partitioning όπως θα αναλυθεί στη συνέχεια.

1.6.5 Generative Grammars

Οι γραμματικές όπως ορίζονται στον τομέα του Game Development και γενικότερα στην επιστήμη της Πληροφορικής, αποτελούνται από μεταβλητές και κανόνες. Οι μεταβλητές αντιπροσωπεύονται από μικρά λατινικά γράμματα και οι κανόνες από κεφαλαία. Οι κανόνες αποτελούν κανόνες μετατροπής ενός ή περισσότερων κεφαλαίων συμβόλων σε μια ακολουθία από μικρά και κεφαλαία σύμβολα αντίστοιχα.

Για παράδειγμα μπορούμε να ορίσουμε μια γραμματική με μεταβλητές το σύνολο a, b και κανόνες το σύνολο $A \rightarrow a, B \rightarrow Ab$. Συνεπώς αν η αρχική μας κατάσταση είναι η AB μόλις εφαρμόσουμε τους κανόνες μετατροπής θα έχουμε την κατάσταση $AB \rightarrow aAb$. Αντίστοιχα μπορούμε να συνεχίσουμε να εφαρμόζουμε τους κανόνες μέχρι να ικανοποιήσουμε κάποια τερματική συνθήκη ή να έχουμε μετατρέψει όλα τα κεφαλαία σύμβολα σε μικρά.

Αυτού του είδους οι γραμματικές είναι πολύ αποτελεσματικές στην δημιουργία φυτών, όπως δέντρα, θάμνους κ.ά. Συνεπώς η χρήση τους είναι ιδιαίτερα γνωστή στον κόσμο του game development αντίστοιχα με τους προηγούμενους αλγόριθμους. Γενικά παρατηρούμε ότι πολλοί αλγόριθμοι έχουν εφαρμογή σε περισσότερους από έναν τομείς.

Για την δημιουργία ενός επιπέδου με την χρήση γραμματικών η διαδικασία είναι λίγο διαφορετική από αυτές που έχουμε δει ως τώρα. Μια ακόμα χρήση των Generative Grammars είναι η δημιουργία αποστολών (Quests). Επειδή υπάρχει μια λογική ακολουθία στην εξέλιξη μιας αποστολής, για παράδειγμα:

Νίκησε τον εχθρό στο δωμάτιο 1 \rightarrow Πάρε το κλειδί που κουβαλούσε \rightarrow Ξεκλείδωσε το δωμάτιο 2

Η χρήση γραμματικών για την δημιουργία γράφων που αντιπροσωπεύουν αποστολές σε ένα παιχνίδι είναι μια μέθοδος που χρησιμοποιείται. Κατά συνέπεια, εφόσον έχουμε τον συνδεδεμένο γράφο της αποστολής μπορούμε να υλοποιήσουμε έναν αντίστοιχο γράφο που να αντιπροσωπεύει το επίπεδο που θα εκτελεστεί αυτή η αποστολή. Μπορούμε να βάλουμε επιπλέον δωμάτια και διαδρόμους ώστε να φαίνετε πιο "γεμάτο" το επίπεδο αλλά πρέπει να είμαστε προσεκτικοί και να ακολουθήσουμε ακριβώς την ιεραρχία του γράφου της αποστολής ώστε να μην καταλήξουμε με κάποιο επίπεδο που δεν μπορεί να εκτελεστεί η αποστολή. Ένα τέτοιο παράδειγμα επιπέδου θα ήταν εάν στο παραπάνω σενάριο, το δωμάτιο 1 ήταν μετά το δωμάτιο 2 και δεν υπήρχε τρόπος για τον χρήστη να τον φτάσει παρά μόνο μέσω του δωματίου 2.

Βλέπουμε εδώ μια πιο γενική και αφηρημένη αναπαράσταση ενός επιπέδου, το οποίο έχει διάφορα πλεονεκτήματα. Συγκεκριμένα δίνει μια μεγαλύτερη ελευθερία για τυχαιότητα αλλά επειδή υπάρχει μια συγκεκριμένη ιεραρχία κάποιων δωματίων

δεν φαίνετε εντελώς τυχαίο στον παίκτη. Αντίθετα μπορεί να υποθέσει ότι κάποιος άνθρωπος το σχεδίασε ώστε να έχει μια λογική συνοχή.

Επιπλέον επειδή οι αναπαραστάσεις δεν είναι στενά συνδεδεμένες με το παιχνίδι και τη δομή του μπορούν να μεταφερθούν αυτούσιες σε κάποιο άλλο παιχνίδι αντίστοιχου τύπου και να αναπαρασταθούν σε αυτό. Προσφέρει δηλαδή μια πιο γενική και επαναχρησιμοποιούμενη αναπαράσταση από τις προηγούμενες μεθόδους.

1.7 Αξιολόγηση (Evaluation)

Είδαμε μερικούς από τους αλγόριθμους που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την δημιουργία περιεχομένου. Υπάρχουν πολλοί περισσότεροι, ο καθένας με τις παραλλαγές του. Συνεπώς είναι πολύ εύκολο να δημιουργήσουμε περιεχόμενο, το δύσκολο κομμάτι του PCG είναι η δημιουργία **καλού** περιεχομένου. Σε αυτή την ενότητα θα αναλύσουμε πως γίνεται την αξιολόγηση PCG συστημάτων με τη χρήση άλλων συστημάτων, των evaluators.

1.7.1 Πόσο σημαντική είναι η αξιολογήση

Τα νούμερα και οι μετρήσεις αποτελούν τις βάσεις κάθε επιστήμης. Αυτά δείχνουν την πορεία ενός αλγορίθμου από την αρχική του σχεδίαση μέχρι την τελευταία του αλλαγή. Αποδίδουν την ιστορικότητα και την βελτίωση ή χειροτέρευση μιας κατάστασης με πολύ συμπεκνωμένο και κατανοήτο τρόπο για τους ανθρώπους που την παρακολουθούν. Αντίστοιχα και στην επιστήμη του PCG χρειαζόμαστε μεθόδους για να μετράμε την πορεία και την απόδοση ενός συστήματος. Αυτή την εργασία την αναλαμβάνουν οι evaluators όπως αναφέραμε. Συνεπώς μέσα στην σχεδίαση ενός καλού PCG συστήματος περιλαμβάνετε και η υλοποίηση ενός καλού evaluator για αυτό το σύστημα. Ένας evaluator έχει τους παρακάτω στόχους:

- Να κατανοήσουμε καλύτερα τις δυνατότητες του PCG. Μπορούμε να εφαρμόσουμε διάφορες μετρικές πάνω στο παραγόμενο περιεχόμενο και να αξιολογήσουμε τα αποτελέσματα συνολικά σε αντίθεση με το να κοιτάμε, ή να ακούμε στην περίπτωση του ήχου, κομμάτια περιεχομένου που παρήγαγε το PCG.
- Να δημιουργήσουμε playable περιεχόμενα. Ορίζοντας κανόνες και περιορισμούς που πρέπει να εφαρμόζει το παραγόμενο περιεχόμενο, μπορούμε να υλοποιήσουμε

έναν evaluator ο οποίος να εγκρίνει ή να απορρίπτει περιεχόμενο ανάλογα με το τι έχουμε ορίσει.

- Να βελτιώσουμε την διαδικασία υλοποίησης του συστήματος PCG. Η υλοποίηση ενός τέτοιου συστήματος αποτελεί το αποτέλεσμα συνεχών βελτιώσεων μετά από πολλές επαναλήψεις δοκιμής και λάθους (trial and error). Με ένα αυτόματο σύστημα αξιολόγησης των αποτελεσμάτων αυτή η διαδικασία μπορεί να επιταχυνθεί.
- Να συγκρίνουμε διαφορετικά συστήματα PCG μεταξύ τους ή παραλλαγές του ίδιου συστήματος. Έχοντας ένα κοινό σύστημα σύγκρισης, υπάρχει η δυνατότητα να μετρήσουμε και να συγκρίνουμε τις αποδόσεις πολλών διαφορετικών συστημάτων καθώς και του ίδιου συστήματος με διάφορες παραλλαγές. Θα πρέπει να προσέξουμε το σύστημα αξιολόγησης να μην έχει κάποιο bias που ευνοεί κάποιο είδος αλγορίθμου περισσότερο έναντι άλλων, αντίθετα θα πρέπει να αξιολογεί τα συστήματα με βάση το παραγόμενο αποτέλεσμα.

Σχετικά με το τελευταίο στόχο που αναλύθηκε, η πολυπλοκότητα ενός αλγορίθμου δεν περιλαμβάνετε στο σύστημα evaluator. Αυτό αφορά μόνο την αξιολόγηση του τελικού αποτελέσματος. Η χρονική, χωρική ή άλλη πολυπλοκότητα του κάθε αλγορίθμου είναι πολύ σημαντική και παίζει τεράστιο ρόλο για την υλοποίηση ενός τέτοιου συστήματος αλλά είναι κομμάτι διαφορετικής αξιολόγησης και δεν θα πρέπει να μπερδεύεται με την αξιολόγηση του περιεχομένου που παράγει το κάθε σύστημα.

1.7.2 Χαρακτηριστικά Αξιολόγησης

Όπως ορίστηκε και παραπάνω μπορούμε να κατηγοριοποιήσουμε το περιεχόμενο ανάλογα με το αν είναι playable ή όχι. Εάν μπορεί δηλαδή να προστεθεί στο παιχνίδι χωρίς να το "σπάει" (without breaking it) όπως λέγετε στην αργκό του game development. Σε αυτό το κομμάτι θα δούμε τι άλλα χαρακτηριστικά πρέπει να έχει το παραγόμενο περιεχόμενο για να θεωρηθεί καλό και κατά επέκταση τι χαρακτηριστικά πρέπει να έχει το σύστημα PCG μας για να θεωρείται αντίστοιχα αξιόπιστο και καλό.

Πέρα από την ικανότητα του συστήματος να παράγει playable περιεχόμενο, εξετάζουμε επίσης την ικανότητα να παράγει πρωτότυπο περιεχόμενο. Δηλαδή τη "δημιουργικότητα" όπως εάν ήταν κάποιος άνθρωπος και έπρεπε να σχεδιάσει επίπεδα για το παιχνίδι μας, θα κρίναμε την πρωτοτυπία του κάθε επιπέδου και εάν όλα μοιάζουν μεταξύ τους. Περιεχόμενο που είναι πρωτότυπο και φαίνεται

ξεχωριστό μπορούμε να το χαρακτηρίσουμε ως novel. Ένα ακόμα πιο δύσκολο και challenging task είναι η δημιουργία ενός συστήματος που παράγει playable και novel περιεχόμενο. Επίσης δύσκολη είναι η δημιουργία ενός συστήματος αξιολόγησης που να μπορεί να αναγνωρίζει αυτά τα χαρακτηριστικά στα δεκάδες, καμιά φορά χιλιάδες δείγματα παραγώμενου περιεχομένου, όπως θα δούμε στη συνέχεια.

Όπως είπαμε το novelty είναι το πόσο πρωτότυπο και ιδιαίτερο είναι ένα επίπεδο, σε σύγκριση με άλλα επίπεδα. Είναι από τα πιο δύσκολα χαρακτηριστικά του συστήματος αξιολόγησης για να ορίσουμε και να υλοποιήσουμε. Δεν υπάρχει αλγοριθμική έκφραση για την δημιουργητικότητα και πως να την μετρήσουμε. Υπάρχουν διάφορες προσεγγιστικές λύσεις οι οποίες επίσης είναι πολύ στενά συνδεδεμένες με το PCG σύστημα που αξιολογούν και το παιχνίδι για το οποίο σχεδιάστηκαν οπότε η μεταφορά τους σε άλλα συστήματα είναι δύσκολη και καμιά φορά αδύνατη. Αυτό το κομμάτι παραμένει ένα από τα πιο σημαντικά άλυτα προβλήματα του τομέα του PCG. Παρόλαυτα, βλέποντας τις πιο πρόσφατες εξελίξεις στον χώρο των Deep Neural Networks, όπως το style transfer και το layer output, μπορεί κανείς να δει τις προοπτικές που ανοίγονται και για τον τομέα του PCG.

Πέρα από την δημιουργία novel περιεχομένου, υπάρχουν κάποιοι hard περιορισμοί τους οποίους πρέπει να ακολουθεί το σύστημα PCG που έχουμε φτιάξει. Αυτοί οι περιορισμοί είναι στενά συνδεδεμένοι με το είδος του παιχνιδιού που δημιουργούμε και με το είδος του περιεχομένου που θέλουμε να φτιάξουμε. Για παράδειγμα, ένας περιορισμός για ένα 2D επίπεδο μπορεί να είναι ότι όλα τα δωμάτια πρέπει να έχουν τουλάχιστον μία πόρτα, ώστε να είναι προσβάσιμα από τον παίκτη. Αυτόν τον περιορισμό μπορούμε να τον κωδικοποιήσουμε μέσα στο σύστημα PCG για να δημιουργεί δωμάτια που τον ικανοποιούν και επίσης να τον ορίσουμε και μέσα στο σύστημα αξιολόγησης για να απορρίπτει δωμάτια που δεν τον ικανοποιούν. Αυτός ο περιορισμός είναι πολύ χρήσιμος για να ορίσουμε εαν ένα επίπεδο είναι playable για 2D ή και 3D διαστάσεις, παρόλαυτα δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε PCG συστήματα που δημιουργούν αντικείμενα, όπως όπλα. Βάζοντας πολλούς περιορισμούς σε ένα PCG σύστημα μπορούμε να πιστοποιήσουμε ότι τα αποτελέσματα είναι playable αλλά επίσης ταυτόχρονα μπορεί να περιορίζουμε πολύ το είδος και την πρωτοτυπία των αποτελεσμάτων, και κατα συνέπεια το novelty.

Ένα ακόμα χαρακτηριστικό που είναι επιθυμητό αλλά πολύ δύσκολο να οριστεί και να αξιολογηθεί είναι η αντίδραση του παίκτη στο περιεχόμενο που παράχθηκε από το σύστημα μας. Ο παίκτης είναι ο τελικός αξιολογητής του περιεχομένου και κατά επέκταση ολόκληρου του παιχνιδιού, η δυνατότητα να μπορέσουμε να προβλέψουμε την αντίδραση του πριν την κυκλοφορία του παιχνιδιού,

ενώ ακόμα το υλοποιούμε είναι ίσως από τα πιο μεγάλα "όνειρα" της βιομηχανίας του game development. Όπως είδαμε και σε προηγούμενα παραδείγματα, ένα "κακό" PCG σύστημα, μπορεί να φέρει αρνητικές κριτικές για ολόκληρο το παιχνίδι και να αποθαρύνει πολύ το κοινό από το να το παίξει.

1.7.3 Είδη Αξιολόγησης

Υπάρχουν δύο ειδών αξιολογήσεις που μπορούμε να εφαρμόσουμε σε ένα σύστημα PCG.

- **Top Down Evaluation** Η **top down** αξιολόγηση είναι το σύστημα που περιγράψαμε σε μερικά από τα παραδείγματα παραπάνω. Χρησιμοποιεί μετρήσεις για να αξιολογήσει και να συγκρίνει το κάθε σύστημα PCG.
- **Bottom Up Evaluation** Η **Bottom up** αξιολόγηση στηρίζεται στο feedback παικτών για να βγάλει συμπεράσματα. Περιλαμβάνει την δοκιμή του παιχνιδιού από ομάδες ανθρώπων με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά και την καταγραφή των αντιδράσεων και της εμπειρίας τους για το παιχνίδι.

Η **Bottom up** αξιολόγηση μπορεί να γίνει μόνο σε κάποιο τελικό στάδιο της υλοποίησης του παιχνιδιού και του συστήματος PCG καθώς χρειάζεστε κάτι που να μπορεί να δοκιμάσει ο παίκτης. Επίσης απαιτεί πολύ καλή γνώση των ανθρώπων που συμμετέχουν στην αξιολόγηση, κάποια βασικά χαρακτηριστικά όπως φύλο, ηλικία και κάποια χαρακτηριστικά σχετικά με τις προτιμήσεις τους σε παιχνίδια, καθώς όλα αυτά επηρεάζουν τα συμπεράσματα που θα βγάλουμε στην **Bottom up** αξιολόγηση.

Και οι δύο αξιολογήσεις είναι χρήσιμες για να υλοποιήσουμε ένα καλό σύστημα PCG αλλά πολλές εταιρείες και ερευνητικές ομάδες αυτού του τομέα δεν μπορούν να διαθέσουν τους πόρους που απαιτούνται και για τις δύο αξιολογήσεις.

Κεφάλαιο 2

Procedural Content Generation with Unity

Την υλοποίηση αυτής της εργασίας μπορούμε να την χωρίσουμε σε δύο ξεχωριστές υλοποιήσεις. Την υλοποίηση ενός *Procedural Content Generation* συστήματος όπως αυτά που περιγράψαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο, και σε ένα *Machine Learning Content Generation* σύστημα. Σε αυτό το κεφάλαιο αναλύουμε την τεχνική υλοποίηση του PCG.

Μέχρι τώρα έχουμε αναλύσει την θεωρία πίσω από το αντικείμενο του PCG, καινούργιες προκλήσεις και προβλήματα προκύπτουν όταν προσπαθούμε να περάσουμε από την θεωρία στην πράξη, κάτι που συμβαίνει σε όλους τους επιστημονικούς τομείς και το PCG δεν αποτελεί εξαίρεση.

Από το στάδιο της αρχικής ιδέας μέχρι την έναρξη της υλοποίησης μπορούμε να διακρίνουμε ένα ενδιάμεσο στάδιο, του σχεδιασμού και της έρευνας σχετικά με τις τεχνολογίες, τις δομές δεδομένων και τους αλγορίθμους που θα κληθούμε να υλοποιήσουμε. Αυτή η προσέγγιση ισχύει για όλες τις υλοποιήσεις της επιστήμης της πληροφορικής και ειδικότερα του game development όπου έχουμε πολλά υποσυστήματα που θα πρέπει να λειτουργήσουν παράλληλα και να συνεργαστούν με το σύστημα του PCG. Οπότε η σωστή οργάνωση και σχεδιασμός της αρχιτεκτονικής του νωρίς είναι πολύ κρίσιμο κομμάτι.

Κατά την υλοποίηση και ιδιαίτερα κατά το στάδιο της αξιολόγησης όπως είδαμε μπορεί να προκύψουν προβλήματα όπως μη αποδεκτά αποτελέσματα, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει στον ανασχεδιασμό και την επιλογή διαφορετικών αλγορίθμων ή παραμέτρων. Αυτή η διαδικασία μπορεί να επαναληφθεί πολλές φορές καθώς,

όπως ειπώθηκε και προηγουμένως, τα καλά συστήματα PCG βγαίνουν μέσα από δοκιμές και λάθη (*trial and error*).

Παρόλαυτα, η υλοποίηση ενός τέτοιου συστήματος μπορεί να θεωρηθεί, και είναι και η προσωπική εμπειρία της συγγραφέας, ως μια πολύ δημιουργική εργασία, ειδικά σε σύγκριση με την διαδικασία ανάπτυξης άλλων ειδών λογισμικού. Πρόβλημα που απαιτούν σκέψη *outside of the box* και δημιουργικότητα, σε συνδυασμό με πολύ καλή γνώση της θεωρίας και της τεχνολογίας είναι ένα από τα χαρακτηριστικά που κάνουν αυτή την ανάπτυξη λογισμικού τόσο ενδιαφέρουσα και ιδιαίτερη. Είδαμε μερικούς από τους αλγόριθμους που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την δημιουργία περιεχομένου. Υπάρχουν πολλοί περισσότεροι, ο καθένας με τις παραλλαγές του. Συνεπώς είναι πολύ εύκολο να δημιουργήσουμε περιεχόμενο, το δύσκολο κομμάτι του PCG είναι η δημιουργία **καλού** περιεχομένου. Σε αυτή την ενότητα θα αναλύσουμε πως γίνεται την αξιολόγηση PCG συστημάτων με τη χρήση άλλων συστημάτων, των evaluators.

2.1 Game Engines

Οι Μηχανές Δημιουργίας Ηλεκτρονικών Παιχνιδιών (*Game Engines*) είναι περιβάλλοντα υλοποίησης παιχνιδιών, όπως περιγράφει και το όνομα τους. Είναι πολύπλοκα υπολογιστικά συστήματα που χρησιμοποιούνται από εταιρείες και ομάδες ανθρώπων σε όλο τον κόσμο για την υλοποίηση όλων των ειδών τα ηλεκτρονικά παιχνίδια. Συνήθως περιλαμβάνουν συστήματα για να βοηθήσουν τους προγραμματιστές και σχεδιαστές στην υλοποίηση, όπως το σύστημα προσομοίωσης φυσικών καταστάσεων και νόμων (ταχύτητα, επιτάχυνση, βαρύτητα).

Άλλα τέτοια συστήματα που έχουν τα περισσότερα Game Engines είναι συστήματα για την καταγραφή και επεξεργασία των εισόδων που δίνει ο χρήστης (πάτημα κουμπιού, κίνηση ποντικιού κ.ά), συστήματα για την εμφάνιση γραφικών (*textures*, *sprites*), συστήματα για την κίνηση αντικειμένων με γραφικά (*animations*) και πολλά άλλα.

Υπάρχουν Game Engines που εξειδικεύονται στην δημιουργία ενός συγκεκριμένου είδους παιχνιδιού, όπως για παράδειγμα το *Hero Engine* εξειδικεύεται στην δημιουργία παιχνιδιών που παίζονται μέσω Internet (*Online video games*). Αυτό σημαίνει ότι το Hero Engine έχει πολύ καλά ανεπτυγμένα συστήματα για την επικοινωνία *client-server* εφαρμογών σε πραγματικό χρόνο καθώς και την διαχείριση δεδομένων που αποθηκεύονται κεντρικά σε κάποιο *server*.

Επίσης υπάρχουν και τα Game Engines που δεν φαίνετε να έχουν κάποια

εξειδίκευση σε κανένα είδος, αλλά υποστηρίζουν ότι είδους game και αν θέλουμε να αναπτύξουμε. Αυτά τα Game Engine έχουν γνωρίσει μεγάλη δημοτικότητα τα τελευταία χρόνια, σε συνδυασμό με το γεγονός ότι είναι διαθέσιμα για όλους, με αποτέλεσμα να διευρυνθεί η χρήση τους με μεγάλη επιτυχία από ομάδες όλων των μεγεθών (μικρά independent studio και developers μέχρι μεγάλες εταιρείες). Τέτοια Game Engines είναι το Unity Engine, το Unreal Engine, το Godot Engine (το οποίο είναι OpenSource) κ.ά.

Η εκμάθηση ενός τέτοιου προγράμματος παίρνει χρόνο και μελέτη, καθώς το κάθε Game Engine έχει δικές του υλοποιήσεις για το κάθε σύστημα, διαφορετικό περιβάλλον αλληλεπίδρασης με τον χρήστη (*editor*) καθώς και διαφορετική γλώσσα προγραμματισμού που πρέπει να χρησιμοποιήσει ο προγραμματιστής. Υπάρχουν πολλά κριτήρια για την επιλογή ποιού Game Engine θα χρησιμοποιηθεί για την υλοποίηση ενός παιχνιδιού ή συστήματος, όπως στη δική μας περίπτωση. Τα πιο σημαντικά είναι:

- Οι γνώσεις της ομάδας (Game Engine, γλώσσα προγραμματισμού)
- Οι
- **Οι γνώσεις της ομάδας** Εάν έχουν προηγούμενη εμπειρία με κάποιο από τα διαθέσιμα Game Engines και με τις υποστηριζόμενες γλώσσες προγραμματισμού
- **Οι δυνατότητες του Game Engine** Εάν ο στόχος είναι η υλοποίηση μιας εφαρμογής για κινητές συσκευές, πρέπει να επιλεγθεί ένα Game Engine που να υποστηρίζει αυτή την πλατφόρμα.
- **Το κόστος του Game Engine** Πολλά Game Engines δεν παρέχονται ελεύθερα ή για να έχουμε πρόσβαση σε κάποιες λειτουργίες τους χρειάζεται η καταβολή κάποιου ποσού.

Σε αυτή την υλοποίηση επιλέχθηκε το **Unity Game Engine** καθώς η συγγραφέας το γνωρίζει όπως και την γλώσσα προγραμματισμού **C#** που χρησιμοποιήθηκε. Επιπλέον παρέχετε δωρεάν υπό προϋποθέσεις.

2.2 Unity Game Engine

2.2.1 Τεχνικά χαρακτηριστικά

Για την υλοποίηση χρησιμοποιήθηκε **Unity 2019.2.8f1** με **C#** και **API compatibility Level .Net Standard 2.0**.

2.2.2 Βιβλιοθήκες Unity

Χρησιμοποιήθηκαν κάποιες έτοιμες βιβλιοθήκες και συστήματα που παρέχει το Unity Game Engine και η γλώσσα **C#**. Συγκεκριμένα έγινε χρήση των:

- **Tilemap System** Είναι ένα από τις πιο πρόσφατες προσθήκες στα διαθέσιμα συστήματα του Unity. Παρέχει μεθόδους για την τοποθέτηση, προβολή και επεξεργασία δισδιάστατων γραφικών (*sprites*) ως κομμάτια ενός ορισμένου δισδιάστατου χώρου.
- **Canvas System** Ελέγχει την τοποθέτηση και λειτουργικότητα των *controls* με τα οποία ο χρήστης αλληλεπιδρά με την εφαρμογή.

2.3 Σχεδιασμός συστήματος PCG

Πριν από το στάδιο του σχεδιασμού είχαμε κάνει μια έρευνα πάνω στο αντικείμενο του *Procedural Content Generation* και του *Machine Learning Content Generation* και ειδικά στις εφαρμογές που σχετίζονταν με το *Dungeon Generation* και το *Level Generation*. Είχαμε διαπιστώσει ότι παρόλο που η βιβλιογραφία πάνω στους αλγόριθμους που μπορούν να εφαρμοστούν είναι ιδιαίτερα εκτενής και αναλυτική, τα διαθέσιμα *dataset* που ενδείκνυνται για αυτό το σκοπό είναι ελάχιστα.

Αποφασίσαμε να επεκτείνουμε την υλοποίηση ώστε να περιλαμβάνει και ένα σύστημα *Procedural Content Generation* για *2D Levels* ώστε να είμαστε σε θέση να δημιουργήσουμε εμείς το *dataset* που θα χρησιμοποιήσουμε για την εκπαίδευση των *Machine Learning* μοντέλων. Με αυτό τον τρόπο μπορούμε να ελέγξουμε απόλυτα το μέγεθος, το είδος αναπαράστασης και τα δεδομένα που περιέχει το *dataset* μας, ώστε να πετύχουμε το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα με την εκπαίδευση.

Θεωρούμε ότι αυτή η προσέγγιση καλύπτει πιο σφαιρικά το πρόβλημα της δημιουργίας περιεχόμενου καθώς το προσεγγίζει όπως θα το προσέγγιζε και μια εταιρεία που ήθελε να κατασκευάσει ένα τέτοιο σύστημα. Για να το εκπαιδεύσει να παράγει επίπεδα που θα μπορούσε να χρησιμοποιήσει σε κάποιο παιχνίδι θα μάζευε το απαραίτητο dataset, είτε θα έβαζε τους σχεδιαστές να φτιάξουν ένα, θα χρησιμοποιούσε παλιότερα assets ή θα δημιουργούσε ένα PCG σύστημα για να το παράγει.

Ταυτόχρονα αυτό μας έδωσε την δυνατότητα να ερευνήσουμε σε ακόμα μεγαλύτερο βάθος την θεωρία και τους αλγορίθμους του PCG. Η υλοποίηση αυτή αποτελεί από μία οπτική τον *dataset generator* του *Machine Learning* μοντέλου. Παράλληλα αναπτύξαμε και μηχανισμούς αξιολόγησης και προβολής των αποτελεσμάτων και των δύο συστημάτων (PCG, MLPG).

2.3.1 Περιγραφή Επιπέδου

Το επίπεδο που προσπαθούμε να δημιουργήσουμε όπως αναφέρθηκε είναι δισδιάστατο και αποτελείται από τετράγωνα (*tiles*). Το μέγεθος του μετριέται σε *tiles* ανά πλευρά του επιπέδου. Στην υλοποίηση του συστήματος PCG ο αριθμός των *tiles* ανά πλευρά είναι παράμετρος που μπορεί να αλλάξει αλλά για την εκπαίδευση του MLPG χρησιμοποιήθηκε dataset με σταθερό και ίδιο μέγεθος επιπέδου για όλα τα δείγματα.

Κάθε *tile* μπορεί να πάρει μία από τις παρακάτω τιμές:

- Τοίχος (*Wall*)
- Διάδρομος (*Corridor*)
- Δωμάτιο(*Room*)

Με αυτά τα τρία είδη *tiles* θέλουμε να κατασκευάσουμε επίπεδα που περιέχουν έναν αριθμό από δωμάτια, τα οποία περιτριγυρίζονται από τοίχους και συνδέονται μεταξύ τους με διαδρόμους. Η τοποθέτηση αυτών των *tiles* σε σωστές θέσεις ώστε να σχηματίζονται επίπεδα που ταιριάζουν στην παραπάνω περιγραφή είναι ο γενικός στόχος των συστημάτων PCG και MLPG που προσπαθούμε να υλοποιήσουμε.

2.4 Υλοποίηση συστήματος PCG

2.4.1 Υποσυστήματα

Το σύστημα PCG αποτελείται από πολλά υποσυστήματα, τα οποία θα αναλύσουμε σε αυτό το κομμάτι. Το κάθε υποσύστημα έχει σχεδιαστεί με την λογική ότι αποτελεί ένα μεμονωμένο κομμάτι λογισμικού, παίρνει συγκεκριμένες εισόδους από άλλα υποσυστήματα ή τον χρήστη και παράγει εξόδους αντίστοιχα για τα άλλα υποσυστήματα και τον χρήστη. Ονομαστικά αυτά τα υποσυστήματα είναι:

- **Configuration System** Σύστημα αποθήκευσης και ανάγνωσης ρυθμίσεων.
- **Generation System** Περιέχει κλάσεις και μεθόδους για την δημιουργία ενός ή παραπάνω επιπέδων.
- **Data System** Περιέχει τις δομές δεδομένων, τις abstract κλάσεις και τα enumerations που αναπαριστούν όλες τις πληροφορίες που διαχειρίζεται το σύστημα PCG.
- **IO System** Παρέχει μεθόδους για την αποθήκευση των δημιουργημένων επιπέδων σε διάφορες μορφές όπως σε μορφή γράφου ή σε αρχείο. Επίσης παρέχει μεθόδους για την ανάγνωση επιπέδων και μετατροπή τους σε κάποια άλλη μορφή αναπαράστασης.
- **UI System** Περιέχει την λειτουργικότητα του συστήματος αλληλεπίδρασης με τον χρήστη.
- **Evaluation System** Είναι υπεύθυνο για την αξιολόγηση ενός επιπέδου με βάση συγκεκριμένους κανόνες που ορίζονται κατά την υλοποίηση.

2.4.2 Αλγόριθμος PCG

Ως βασικός αλγόριθμος για το σύστημα δημιουργίας επιπέδων 2D χρησιμοποιήθηκε ένας αλγόριθμος *Space Partitioning*. Ο αλγόριθμος παίρνει τις διαστάσεις του επιπέδου, οι οποίες όπως είπαμε είναι σταθερές για κάθε επίπεδο, και χωρίζει το δωμάτιο οριζόντια σε τυχαίο αριθμό από παράλληλα επίπεδα. Στη συνέχεια για κάθε παράλληλο επίπεδο το χωρίζει κάθετα σε τυχαία δωμάτια. Ο αριθμός των παράλληλων και των κάθετων διαχωρισμός επιλέγεται τυχαία με βάση το μέγεθος του επιπέδου.

Με αυτό τον αλγόριθμο μπορούμε να έχουμε επίπεδα που ακολουθούν ένα συγκεκριμένο μοτίβο αλλά διαφέρουν στον αριθμό και το μέγεθος των δωματίων που έχει το καθένα όπως θα δούμε και στα παραδείγματα των δημιουργημένων επιπέδων.

Όλη η διαδικασία δημιουργίας του επιπέδου γίνεται άμεσα χωρίς να υπάρχει κάποια εμφανή καθυστέρηση στον χρήστη. Για την δημιουργία του *dataset* υλοποιήθηκε η επιλογή ο αλγόριθμος PCG να τρέξει έναν αριθμό επαναλήψεων καθορισμένο από τον χρήστη ώστε να παράγει μαζικά πολλά επίπεδα.

2.4.3 Βήματα αλγορίθμου PCG

Τα βήματα του αλγορίθμου PCG αναλυτικά είναι:

1. Γέμισμα όλου του επιπέδου με ένα είδος **tile**. Αυτό το **tile** είναι του είδους **Room**.
2. Ανάθεση των **tiles** που είναι στις άκρες του επιπέδου με **tiles** είδους **Wall**
3. Ανάθεση των **tiles** που είναι στις άκρες του επιπέδου, δίπλα στα **tiles** με είδος **Wall** με **tiles** είδους **Corridor**.
4. Υπολογισμός δωματίων.
5. Τοποθέτηση δωματίων στο επίπεδο. Σε αυτό το βήμα ο τα **tiles** που δεν είναι είδους **Room** γίνονται **tiles** είδους **Corridor**.
6. Τοποθέτηση **tiles** είδους **Wall** γύρω από τα δωμάτια.
7. Αποθήκευση παραγμένου επιπέδου σε αρχείο.
8. Αξιολόγηση του επιπέδου. Προεραιτικό βήμα.

2.4.4 Κανόνες μετατροπής

Για τα βήματα 2, 5 και 6 όπου υλοποιείται η μετατροπή *tiles* από ένα είδος σε ένα άλλο χρησιμοποιήθηκαν κανόνες μετατροπής. Οι κανόνες αυτοί παίρνουν ως είσοδο ένα **tile** και ανάλογα με το είδος του κανόνα το μετατρέπουν σε κάποιο άλλο είδος **tile** ή το αφήνουν ίδιο.

Υλοποιήθηκαν δύο κατηγορίες κανόνων. Η πρώτη κατηγορία περιέχει κανόνες όπως αυτοί που αναλύσαμε στο κομμάτι σχετικά με τα **Cellular Automata** που χρησιμοποιούν την *γειτονιά* του tile για την μετατροπή. Η δεύτερη κατηγορία χρησιμοποιεί όρια μιας περιοχής για να εφαρμόσει μετατροπές στο είδος των tiles αυτής της περιοχής.

Για την πρώτη κατηγορία, υλοποιήθηκε η λογική της *γειτονιάς* ενός tile (cell) και ορίστηκε σε μια γενική μορφή (*abstraction*) η έννοια του κανόνα. Ο κανόνας ως *abstract class* μπορεί να εφαρμοστεί σε ένα tile και ανάλογα με την υλοποίηση που έχει γίνει και την *γειτονιά* του tile να γίνει μετατροπή του tile από ένα είδος σε ένα άλλο. Για τις ανάγκες αυτής της υλοποίησης χρησιμοποιήθηκε η **Moore Neighborhood** και η **Von Neumann Neighborhood** ανάλογα με τις ανάγκες κάθε κανόνα. Η *γειτονιά* μας σε κάθε περίπτωση είναι απόστασης $X = 1$.

Η ίδια γενική μορφή (*abstraction*) ακολουθήθηκε και για την υλοποίηση των κανόνων της δεύτερης κατηγορίας. Τα όρια μπορεί να είναι τα όρια του επιπέδου, σε αυτή την περίπτωση ο κανόνας που θα εφαρμοστεί να μετατρέψει μόνο τα tiles περιμετρικά του επιπέδου σε ότι είδος δώσουμε ως παράμετρο όταν εφαρμόσουμε τον κανόνα.

Οι κανόνες που υλοποιήθηκαν για αυτή την εφαρμογή είναι οι εξής:

- **WALL FROM BOUNDS** Κανόνας μετατροπής σε **Wall** των tiles που είναι στα όρια μιας περιοχής. Χρησιμοποιείται για να γεμίσει περιμετρικά το επίπεδο με **Wall** tiles.
- **FLOOR FROM BOUNDS** Κανόνας μετατροπής σε **Corridor** των tiles που είναι στα όρια μιας περιοχής. Χρησιμοποιείται για να γεμίσει με διαδρόμους τους χώρους γύρω από τα δωμάτια και τους περιμετρικούς τοίχους.
- **WALL FOR ROOM** Κανόνας μετατροπής σε **Wall** των tiles με βάση την **Von Neumann Neighborhood**. Αυτός ο κανόνας ελέγχει όλα τα tiles της *γειτονιάς* και αν έστος και ένα είναι είδους **Corridor** τότε μετατρέπει το tile σε **Wall**. Χρησιμοποιείται για να κλείσει τα δωμάτια με τοίχους.
- **WALL FROM ADJACENTS** Κανόνας μετατροπής σε **Wall** των tiles με βάση την **Moore Neighborhood**. Εάν τα μισά και παραπάνω tiles της *γειτονιάς* είναι είδους **Wall** τότε και το tile θα μετατραπεί σε **Wall**.
- **ROOM FROM ADJACENTS** Κανόνας μετατροπής σε **Room** των tiles με βάση την **Von Neumann Neighborhood**. Εάν τα μισά και παραπάνω tiles της *γειτονιάς* είναι είδους **Room** τότε και το tile θα μετατραπεί σε **Room**.

Οι δύο τελευταίοι κανόνες αν και υλοποιήθηκαν για τις αρχικές ανάγκες της εφαρμογής τελικά αντικαταστήθηκαν από τους άλλους κανόνες και δεν χρησιμοποιούνται στην τελική της έκδοση. Ο κώδικας παρέμεινε στην εφαρμογή και περιγράφετε και εδώ για θεωρητικούς λόγους.

2.5 Δημιουργία Συνόλου Δεδομένων (*Dataset*)

Με τον παραπάνω αλγόριθμο περιγράψαμε πως δημιουργείται ένα επίπεδο στο *Unity Game Engine*. Αυτό το επίπεδο πρέπει να αναπαρασταθεί και να αποθηκευτεί σε μια μορφή που να μπορεί να διαβάσει και να επεξεργαστεί ο αλγόριθμος του *MLPG*. Αυτή η μετατροπή γίνεται από το *IO System* που αναπτύχθηκε επίσης στο *Unity Game Engine* με σκοπό την αποθήκευση και ανάγνωση επιπέδων με μια συγκεκριμένη αναπαράσταση.

Αρχικά έπρεπε να γίνει μια καταγραφή των δεδομένων που απαιτούνται από το σύστημα *MLPG* για την εκπαίδευση ώστε να αποθηκεύεται η ελάχιστη δυνατή πληροφορία κατά την δημιουργία του *dataset*. Αυτό μπορούμε να το δούμε ως μια συμπιεσμένη αναπαράσταση του επιπέδου που περιέχει μόνο τα απαραίτητα για την εκπαίδευση δεδομένα.

Το *IO System* επίσης θα πρέπει να μπορεί να δημιουργήσει το αρχικό επίπεδο από την αυτή τη συμπιεσμένη αναπαράσταση χωρίς να χάσει κάποιο κομμάτι του επιπέδου ή να αλειωθεί η μορφή του με τον οποιοδήποτε τρόπο. Επιλέχθηκε η αναπαράσταση του επιπέδου σε *csv* αρχείο με τα όπου η κάθε γραμμή στο αρχείο αντιστοιχεί σε ένα *tile* του επιπέδου με τα εξής πεδία:

- **Tile X** Αντιπροσωπεύει ακέραιο θετικό αριθμό ή μηδέν και δείχνει την συντεταγμένη x του *tile*
- **Tile Y** Αντιπροσωπεύει ακέραιο θετικό αριθμό ή μηδέν και δείχνει την συντεταγμένη y του *tile*
- **Tile Type** Μπορεί να πάρει μία από τις τιμές $[0, 1, 2]$ όπου ο κάθε αριθμός αντιστοιχεί σε ένα από τα είδη των *tiles* [0 : *CORRIDOR*, 1 : *WALL*, 2 : *ROOM*].

Αυτή η απλή αναπαράσταση ήταν αρκετή για να αποτυπώσουμε όλη την πληροφορία που χρειάζεστε να γνωρίζει το *MLPG* για να εκπαιδεύσει τα μοντέλα του. Κάθε επίπεδο αποθηκεύεται σε ξεχωριστό αρχείο και το *dataset* αποτελεί έναν φάκελο με όλα τα αρχεία-επίπεδα που περιέχει.

Αντίστοιχες μέθοδοι ανάγνωσης και εγγραφής δημιουργήθηκαν και στην υλοποίηση του *MLPG* όπως θα αναλυθούν στο αντίστοιχο κεφάλαιο.

Κεφάλαιο 3

Machine Learning

Η Μηχανική Μάθηση είναι ένας τομέας της Τεχνητής Νοημοσύνης που έχει ως στόχο την εκπαίδευση συστημάτων για την λήψη αποφάσεων, εκτέλεση ενεργειών και δημιουργία δεδομένων χωρίς την παρέμβαση κάποιου ανθρώπινου παράγοντα. Στο κέντρο της θεωρίας της Μηχανικής Μάθησης βρίσκονται τα μοντέλα (*models*) τα οποία είναι μαθηματικές αναπαραστάσεις που δημιουργούνται από τα δεδομένα (*training sample*) του συστήματος. Με βάση αυτά τα μοντέλα, το σύστημα καλείται να "πράξει" σε καινούργια και άγνωστα δεδομένα..

Ως επιστήμη χρησιμοποιεί μαθηματικά μοντέλα και στατιστική για να φτιάξει μια αναπαράσταση των δεδομένων, να βρει *patterns* και να τα κατηγοριοποιήσει με στόχο να εκτελέσει ενέργειες χωρίς να χρειαστεί οδηγίες από κάποιον άνθρωπο ή άλλο σύστημα.

Ως τομέας, η Μηχανική Μάθηση δημιουργήθηκε από την έρευνα σε στόχο την δημιουργία τεχνητής νοημοσύνης στα υπολογιστικά συστήματα. Η ιδέα πίσω από την Μηχανική Μάθηση είναι ιδιαίτερα απλή, η εκμάθηση μέσα από δεδομένα, περιγράφει πολύ γενικά το πως μαθαίνουμε και εμείς οι άνθρωποι αλλά και όλοι οι έμβιοι οργανισμοί. Στην υλοποίηση της είναι ένα πολύπλοκο πρόβλημα με χρόνια μελέτης και έρευνας που ακόμα παραμένει άλυτο στο μεγαλύτερο του βαθμό.

Έχει γνωρίσει τεράστια ανάπτυξη και υιοθέτηση τα τελευταία χρόνια χάρη στην ραγδαία ανάπτυξη του *hardware* των υπολογιστών το οποίο οδήγησε σε μεγάλα βήματα τον τομέα των νευρωνικών δικτύων και συγκεκριμένα των *Deep Neural Networks*. Έχει ξεκινήσει να εφαρμόζεται σε κάθε τομέα του σύγχρονου κόσμου, όπως στην ιατρική, την φαρμακευτική, την οικονομία και την διοίκηση

με αποτελέσματα που ήταν ανέφικτα πριν μερικά χρόνια

3.1 Machine Learning & Games

Η Μηχανική Μάθηση και τα παιχνίδια έχουν μια στενή σχέση από την στιγμή της δημιουργίας του πεδίου μέχρι και σήμερα. Μερικές από τις πρώτες έρευνες και εφαρμογές της ήταν στην εκμάθηση παιχνιδιών όπως το σκάκι και η ντάμα, με στόχο να είναι σε θέση να ανταγωνιστεί ανθρώπινους αντιπάλους, χωρίς την ανάγκη να προγραμματιστούν κανόνες και κινήσεις για το παιχνίδι.

Ένα από τα επιτεύγματα που έδωσαν πολύ δημοσιότητα στα *Deep Neural Networks* είναι η δημιουργία του συστήματος *AlphaGo* ένα *Deep Neural Network* το οποίο κατάφερε να νικήσει πρωταθλητές του επιτραπέζιου παιχνιδιού *Go* χωρίς *handicap* σε ταμπλό 19x19. Ως επίτευγμα είναι ιδιαίτερα εντυπωσιακό καθώς ο αριθμός κινήσεων και στρατηγικών αυτού του παιχνιδιού ήταν, και παραμένει, υπολογιστικά ασύλληπτα μεγάλος για να προγραμματιστεί πρόγραμμα που να παίζει αποτελεσματικά. Συνεπώς η επίτευξη του με την χρήση *Deep Neural Networks* ήταν μεγάλο σημείο για την επιστημονική κοινότητα για να αναγνωρίσει και να αρχίσει να εφαρμόζει Μηχανική Μάθηση και σε άλλα, υπολογιστικά άλυτα προβλήματα.

Εκτός από την εκπαίδευση ενός συστήματος για να παίζει ένα παιχνίδι, η Μηχανική Μάθηση μπορεί να εφαρμοστεί, όπως και έγινε σε αυτή την εργασία, για την δημιουργία κομματιών ενός παιχνιδιού. Υπάρχουν υλοποιήσεις που βασίζονται σε διάφορους αλγόριθμους της Μηχανικής Μάθησης για την δημιουργία περιεχομένου όπως το έχουμε περιγράψει παραπάνω.

Επιπλέον μεγάλη εξάπλωση έχει παρατηρηθεί και στην χρήση Μηχανικής Μάθησης για το *player modeling*. Την κατηγοριοποίηση δηλαδή του παίκτη με βάση τον τρόπο που παίζει για την εξαγωγή συμπερασμάτων, αν ο παίκτης παίζει τίμια για παράδειγμα, και την δημιουργία περιεχομένου που ταιριάζει σε αυτόν τον παίκτη, με σκοπό την μεγιστοποίηση της διασκέδασης και απόλαυσης που του παρέχει το παιχνίδι.

3.2 Machine Learning στα Video Games

Αν και πολλοί τομείς της Τεχνητής Νοημοσύνης έχουν χρησιμοποιηθεί και συνεχίζουν να χρησιμοποιούνται με μεγάλη επιτυχία στην βιομηχανία των *Video Games*, η Μηχανική Μάθηση δεν έχει την χρήση και δημοτικότητα που θα περιμέναμε απότι είναι γνωστό. Υπάρχουν πολλές θεωρίες σχετικά με αυτό το θέμα όπως θα δούμε.

Λόγω της μεγάλης ανταγωνιστικότητας και για την προστασία της τεχνολογικής γνώσης, οι εταιρείες του *Game Development* δεν συνηθίζουν να περιγράφουν ή να ανακοινώνουν τα συστήματα τους και με τους αλγορίθμους που υλοποιήθηκαν. Συνεπώς είναι πολύ δύσκολο να γνωρίζουμε με σιγουριά αν και που χρησιμοποιείται Μηχανική Μάθηση στον τομέα του *Game Development*.

Γνωρίζουμε όμως ότι τα παιχνίδια που έχουν ή χρησιμοποιούν Μηχανική Μάθηση είναι ένα πολύ μικρό υποσύνολο των παιχνιδιών που υπάρχουν, συνεπώς επικρατεί η θεωρία ότι ο τομέας της Μηχανικής Μάθησης δεν έχει μεγάλη δημοτικότητα, στον κόσμο του *Game Development*. Αυτό μπορεί να οφείλεται και στο γεγονός ότι οι μέθοδοι της Μηχανικής Μάθησης δεν μπορούν να εγγυηθούν για τα αποτελέσματα τους ή ότι θα υπάρχουν αποτελέσματα που θα είναι αξιοποιήσιμα στο τελικό προϊόν. Αν και υπάρχουν μεθοδολογίες και αλγόριθμοι που είναι αποτελεσματικοί σε ένα μεγάλο εύρος προβλημάτων, η διαδικασία υλοποίησης ενός αλγορίθμου Μηχανικής Μάθησης περιλαμβάνει πολύ πειραματισμό σε κάθε περίπτωση.

Αυτά τα στοιχεία αποθαρρύνουν τις εταιρείες από το να επενδύσουν χρόνο και ανθρώπους σε ένα κομμάτι του παιχνιδιού που μπορεί τελικά να μην είναι αξιοποιήσιμο. Αυτά τα προβλήματα θα λύνονται όσο προχωράει ο τομέας της έρευνας πάνω στο θέμα των εφαρμογών της Μηχανικής Μάθησης σε *Video Games*.

3.2.1 Video Games που χρησιμοποιούν Μηχανική Μάθηση

Θα αναλύσουμε μερικά παιχνίδια που έχουν χρησιμοποιήσει μεθόδους Μηχανικής Μάθησης με επιτυχία σε διάφορους τομείς τους.

- **The Legend of Zelda (1986)** Ένα από τα πιο γνωστά παιχνίδια παγκοσμίως που έγινε σειρά παιχνιδιών είναι το *The Legend of Zelda*. Για το συγκεκριμένο παιχνίδι έγιναν προσπάθειες να συνδυαστούν οι μέθοδοι *Bayesian Network* και *PCA* για να δημιουργηθούν επίπεδα που να μοιάζουν με τα υπάρχον επίπεδα του παιχνιδιού.

- **Black & White (2001)** Το Black & White είναι ένα *Strategy* παιχνίδι που δημοσιεύτηκε το 2001, και έγινε αμέσως επιτυχία χάρη στο πρωτοποριακό AI του για το οποίο βραβεύτηκε παγκοσμίως. Το παιχνίδι χρησιμοποιεί *Decision Trees* και *Reinforcement Learning*, δύο τεχνικές Μηχανικής Μάθησης για να δώσει την δυνατότητα τον παίκτη να εκπαιδεύσει την συμπεριφορά του *NPC* χαρακτήρα, που έχει μορφή ενός γιγάντιου ζώου.
- **Galactic Arms Race (2010)** Το Galactic Arms Race (GAR) είναι ένα *Space Shooter* και *Action RPG* παιχνίδι. Χρησιμοποιεί μεθόδους *Neuroevolution* σε συνεργασία με μεθόδους *PCG* για την δημιουργία μοναδικών όπλων για τον κάθε χρήστη ανάλογα με το πως παίζει.

Όπως βλέπουμε η λίστα που αναλύετε εδώ είναι ιδιαίτερα μικρή. Ευελπιστούμε ότι με εργασίες σαν αυτή θα βοηθήσουμε να ανοίξει ο δρόμος για την χρήση Μηχανικής Μάθησης σε περισσότερα παιχνίδια από εδώ και πέρα.

3.3 Ορολογία Μηχανικής Μάθησης

Θα ορίσουμε μερικές έννοιες από την ορολογία της Μηχανικής Μάθησης για την καλύτερη κατανόηση της υλοποίησης αυτής της εργασίας. Αυτές οι έννοιες θα χρησιμοποιηθούν στην συνέχεια για να περιγράψουμε το κομμάτι του *MLCG*.

- **Sample** Ένα δείγμα εκπαίδευσης. Αποτελεί ένα μεμονομένο δείγμα του σύνολου των πληροφοριών που έχουμε για την εκπαίδευση. Μπορεί να είναι μια σειρά σε ένα αρχείο με δεδομένα, μια εικόνα, ένα βίντεο, ένα ολόκληρο κείμενο ή οτιδήποτε άλλο αναπαριστά ένα μεμονομένο δείγμα στην υλοποίηση μας.
- **Dataset** Όλα τα δεδομένα που έχουμε στη διάθεση μας για την διαδικασία της εκπαίδευσης και του ελέγχου. Το *dataset* συνιθίζετε να χωρίζετε σε *training samples* και *testing samples*.
- **Training samples** Ένα υποσύνολο του *Dataset*. Αυτά είναι τα *samples* που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του μοντέλου.
- **Testing samples** Ένα υποσύνολο του *Dataset*. Αυτά είναι τα *samples* που χρησιμοποιούνται για τον έλεγχο και την αξιολόγηση του εκπαιδευμένου μοντέλου.

- **Μοντέλο** Είναι μια μέθοδος μηχανικής μάθησης που εκπαιδεύουμε χρησιμοποιώντας το *training sample* ώστε να εφαρμοστεί σε άγνωστα δεδομένα (*testing sample*). Αναφέρονται και ως μοντέλα πρόβλεψης καθώς μετά την εκπαίδευση, προβλέπουν το αποτέλεσμα με βάση τα δεδομένα εισόδου.

3.4 Κατηγορίες Μηχανικής Μάθησης

Τις μεθόδους της Μηχανικής Μάθησης μπορούμε να τις κατηγοριοποιήσουμε ανάλογα με το είδος της εκπαίδευσης και τις μεθοδολογίες σε συγκεκριμένες κατηγορίες. Η κάθε κατηγορία αποτελεί από μόνη της ένα ολόκληρο επιστημονικό πεδίο, με τις ιδιαιτερότητες και τα προβλήματα στα οποία εξειδικεύεται να το χαρακτηρίζουν. Θα περιγράψουμε μερικές από τις πιο μεγάλες και σημαντικές κατηγορίες της Μηχανικής Μάθησης.

- **Supervised learning** Οι μέθοδοι αυτής της κατηγορίας δημιουργούν μοντέλα που αντιστοιχούν σε μαθηματικές αναπαραστάσεις των δεδομένων. Η εκπαίδευση γίνεται με δεδομένα που γνωρίζουμε το αποτέλεσμα που επιθυμούμε να μας δώσουν. Μέσα από διάφορες μεθόδους, η Μηχανική Μάθηση προσπαθεί να βρει μια συνάρτηση που να εκφράζει καλύτερα τα δεδομένα εκπαίδευσης. Έχοντας αυτή την συνάρτηση μπορεί να πάρει το επιθυμητό αποτέλεσμα για άγνωστα δεδομένα.
- **Unsupervised learning** Στην κατηγορία του *Unsupervised learning* δεν γνωρίζουμε το αποτέλεσμα ή χαρακτηριστικό όπως στο *Supervised learning*. Σε αυτή την κατηγορία προσπαθούμε να βρούμε μοτίβα και κοινά χαρακτηριστικά μεταξύ των δειγμάτων μας ώστε να τα κατηγοριοποιήσουμε σε ομάδες. Στη συνέχεια εφαρμόζοντας την ίδια κατηγοριοποίηση σε άγνωστα δεδομένα να βρούμε στοιχεία από τις ομάδες στις οποίες ανήκουν.
- **Reinforcement learning** Το *Reinforcement learning* έχει μεγάλη συσχέτιση με τον τρόπο που μαθαίνουν οι άνθρωποι. Χρησιμοποιεί μεθόδους ανταμοιβής και τιμωρίας για να αποδώσουν ή να αφαιρέσουν βαθμούς από το μοντέλο. Σε αυτές τις κατηγορίες το μοντέλο έχει ως στόχο να μεγιστοποιήσει την ανταμοιβή του ή να ελαχιστοποιήσει την τιμωρία του, οπότε εφαρμόζει *search algorithms* για να αλληλεπιδράσει με το περιβάλλον/σύστημα και να βρει για κάθε περίπτωση ποια είναι η καλύτερη δυνατή στρατηγική ώστε να πετύχει τον στόχο του.

Η κατηγορία που χρησιμοποιήθηκε στη συγκεκριμένη εργασία ανήκει στο

Supervised learning καθώς για κάθε δεδομένα εκπαίδευσης υπήρχε το αντίστοιχο δεδομένο-αποτέλεσμα που επιθυμούσαμε να επιστρέψει το σύστημα.

3.4.1 Μέθοδοι Supervised learning

Θα αναλύσουμε μερικές μεθόδους της κατηγορίας *Supervised learning* καθώς αυτή χρησιμοποιήθηκε για την υλοποίηση αυτής της εργασίας.

- **Decision trees** Τα *Decision Trees* όπως περιγράφει και το όνομα τους είναι μοντέλα πρόβλεψης με δενδρική αναπαράσταση. Χρησιμοποιούν τα χαρακτηριστικά των δεδομένων εισόδου για να περιηγηθούν μέσα στο δέντρο μέχρι να φτάσουν σε κάποιο αποτέλεσμα-ρίζα. Κατά την εκπαίδευση του μοντέλου τα χαρακτηριστικά των δεδομένων εκπαίδευσης χωρίζονται με συγκεκριμένες μεθόδους, ανάλογα τον αλγόριθμο του *Decision Tree* για να δημιουργήσουν το τελικό μοντέλο-δέντρο.
- **Support vector machines** Ένα *SVM* στην πιο απλή του μορφή, αποτελεί μια μαθηματική μέθοδο διαχωρισμού των δεδομένων σε δύο ομάδες. Χρησιμοποιεί μεθόδους διχοτόμησης του χώρου των δεδομένων ώστε τα στοιχεία της κάθε ομάδας να είναι στον ίδιο χώρο. Έχει τη δυνατότητα να ανάγει τις μεθόδους της σε δεδομένα πολύδιάστατων χώρων, ένα πολύ χρήσιμο χαρακτηριστικό ειδικά σε δύσκολα προβλήματα κατηγοριοποίησης.
- **Artificial neural networks** Τα *Artificial neural networks* είναι συστήματα που έχουν φτιαχτεί με έμνευση τον ανθρώπινο εγκέφαλο και τον τρόπο λειτουργίας του. Αποτελούνται από *Artificial Neurons* οι οποίοι παίρνουν μια είσοδο, την επεξεργάζονται και βγάζουν ένα αποτέλεσμα που μπορεί να είναι είσοδος για τον επόμενο *Artificial Neuron*. Αυτά τα στοιχεία είναι οργανωμένα σε επίπεδα (*layers*) και η έξοδος του κάθε επιπέδου αποτελεί είσοδο για το επόμενο. *Artificial neural networks* μιας αρχιτεκτονικής που ονομάζετε *Generative Adversarial Networks* χρησιμοποιήθηκε για την υλοποίηση του MLCG αυτής της εργασίας.

3.5 Artificial Neural Networks (ANN)

Τα ANNs έχουν γνωρίσει μεγάλη δημοσιότητα τα τελευταία χρόνια χάρη στα πρωτοποριακά αποτελέσματα που παρουσιάζουν σε πολλά προβλήματα τεχνητής νοημοσύνης, όπως την επεξεργασία και ανάλυση εικόνας και βίντεο. Η επιτυχία

τους οφείλετε σε μεγάλο βαθμό στην πρόοδο του hardware των ηλεκτρονικών υπολογιστών το οποίο έδωσε τους απαραίτητους πόρους για την ανάπτυξη των λεγόμενων Deep Neural Networks. Αν και η θεωρία και η έρευνα πάνω στα ANNs ξεκίνησε το 1940, οι δυνατότητες τους ξεκίνησαν να γίνονται αντιληπτές στο διάστημα 2009 με 2012 όπου υλοποιήσεις με ANNs ξεκίνησαν ξεπερνάνε τα μέχρι τότε καλύτερα μοντέλα μηχανικής μάθησης σε διάφορους τομείς, και να προσεγγίζουν τα ανθρώπινα όρια.

3.5.1 Χαρακτηριστικά ενός ANN

Θα αναλύσουμε μερικά από τα πιο βασικά χαρακτηριστικά ενός ANN τα οποία περιέχονται σε κάθε διαφορετική υλοποίηση των ANNs

- **Neuron** Ένα ANN αποτελείται από Artificial Neurons (Τεχνητοί Νευρώνες) σε αντιστοιχία με έναν ανθρώπινο εγκέφαλο. Ο κάθε νευρώνας δέχεται μια ή περισσότερες εισόδους, οι οποίες περνάνε από την συνάρτηση ενεργοποίησης του (activation function) μαζί με ένα βάρος. Η έξοδος της συνάρτησης ενεργοποίησης περνάει στην συνάρτηση εξόδου που είναι και το αποτέλεσμα που επιστρέφει ο νευρώνας ως έξοδος.
- **Activation function** Η συνάρτηση ενεργοποίησης έχει ως σκοπό να εναρμονίσει την έξοδο του νευρώνα με την είσοδο που δέχεται, ώστε μικρές αλλαγές στην είσοδο να επιφέρουν και μικρές αλλαγές στην έξοδο. Λειτουργεί και ως διακόπτης του νευρώνα, ο οποίος για συγκεκριμένες τιμές παράγει μηδενική έξοδο.
- **Weights** Τα βάρη είναι τιμές που αποδίδονται σε κάθε είσοδο ενός νευρώνα. Λαμβάνονται υπόψη μαζί με την τιμή της εισόδου για να παράξουν την επιθυμητή τιμή εξόδου. Τα βάρη είναι από τα πιο σημαντικά κομμάτια ενός νευρωνικού δικτύου καθώς αυτές οι τιμές είναι που αλλάζουν κατά την εκπαίδευση για να φτιαχτεί ένα νευρωνικό που να παράγει τα αποτελέσματα που θέλουμε.
- **Connections** Οι συνδέσεις μεταξύ νευρώνων είναι επίσης πολύ σημαντικές και είναι ένα από τα κομμάτια που καθορίζουν την αρχιτεκτονική του δικτύου. Οι συνδέσεις δεν αλλάζουν κατά την εκπαίδευση αλλά μπορούν να "αποκοπούν" προσωρινά για να βελτιωθεί η εκπαίδευση.
- **Layers** Τα ANNs είναι οργανωμένα σε επίπεδα, όπου το κάθε επίπεδο έχει ένα συγκεκριμένο αριθμό από νευρώνες, δέχεται συγκεκριμένο αριθμό από εισόδους σε αυτούς τους νευρώνες και βγάζει συγκεκριμένο αριθμό εξόδων

για το επόμενο επίπεδο ή ως τελικό αποτέλεσμα. Το πρώτο επίπεδο ενός ANN ονομάζεται επίπεδο εισόδου (input layer) ενώ αντίστοιχα το τελευταίο επίπεδο ονομάζεται επίπεδο εξόδου (output layer). Υπάρχουν πολλών ειδών επίπεδα ανάλογα με τον αριθμό των νευρώνων και τις συνδέσεις τους με προηγούμενα και επόμενα επίπεδα.

3.5.2 Επίπεδα

Θα αναλύσουμε μερικά από τα πιο γνωστά επίπεδα καθώς και αυτά που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή την υλοποίηση. Η σχεδίαση της αρχιτεκτονικής ενός ANN περιλαμβάνει την επιλογή των επιπέδων που θα περιέχει, την σύνδεση τους και την ιεραρχία τους καθώς και τον αριθμό των εισόδων τους. Υπάρχουν μεθοδολογίες για την επιλογή επιπέδων και σχεδίαση αρχιτεκτονικών αλλά τα περισσότερα μοντέλα δημιουργούνται με συνεχείς επαναλήψεις δοκιμών και αναδιοργάνωσης μέχρι να βρεθεί η αρχιτεκτονική με τα καλύτερα αποτελέσματα.

- **ReLU** Rectified Linear Unit είναι ολόκληρο το όνομα αυτού του επιπέδου, για συντομία ReLU. Είναι ένα γραμμικό επίπεδο με συνάρτηση ενεργοποίησης και εξόδου την $f(x) = \max(x, 0)$. Επίπεδο για τον μηδενισμό όλων των αρνητικών τιμών.
- **BatchNormalization** Όπως περιέχετε και στο όνομα, αυτό το επίπεδο εφαρμόζει μια συνάρτηση κανονικοποίησης στα δεδομένα ώστε να διατηρούνται οι τιμές από το ένα επίπεδο στο άλλον μέσα σε ένα συγκεκριμένο εύρος. Το επίπεδο BatchNormalization μπορεί να εφαρμοστεί στα δεδομένα εισόδου ή εξόδου ανάμεσα σε άλλα επίπεδα, και κρατάει τη μέση τιμή ενεργοποίησης κοντά στο 0 και την τυπική απόκλιση κοντά στο 1.
- **Dropout** Το Dropout επίπεδο χρησιμοποιείται μόνο κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης. Αυτό το επίπεδο αλλάζει τυχαία με βάση κάποια παράμετρο, κάποιες από τις τιμές εισόδου σε 0. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την "απενεργοποίηση" των νευρώνων που λαμβανουν αυτές τις εισόδους. Ο αριθμός των εισόδων που θα γίνουν 0 ορίζεται ως παράμετρος που επιπέδου, για παράδειγμα με παράμετρο 0.2, το 20% των εισόδων θα γίνει 0. Το επίπεδο Dropout χρησιμοποιείται για την αποφυγή του overfitting.
- **Dense** Το Dense είναι ένα μη γραμμικό, βαθύ επίπεδο που μπορεί εν δυνάμει να αναπαραστήσει οποιαδήποτε μαθηματική συνάρτηση. Είναι από τα πιο δημοφιλή επίπεδα των Deep ANN. Έχουν για συνάρτηση εξόδου $f(x) = \text{activation}((x \bullet \text{kernel}) + \text{bias})$. Όπου ο kernel αντιστοιχεί στα weights της εισόδου τα οποία είναι σε διανυσματική μορφή, το x είναι η είσοδος

του νευρώνα επίσης σε διανυσματική μορφή, το bias είναι μια σταθερή τιμή και η activation είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης.

- **Conv2D** Από τα πιο ευρέως διαδεδομένα επίπεδα είναι τα Convolution. Με την χρήση ενός convolutional matrix εφαρμόζει συνέλιξη στα δεδομένα εισόδου για να παράξει την έξοδο. Τα δεδομένα εισόδου πρέπει να είναι σε διανυσματική μορφή.

3.5.3 Backpropagation

Ένας από τους πιο σημαντικούς αλγορίθμους για την λειτουργία των Deep ANNs είναι ο αλγόριθμος του Backpropagation. Όπως δηλώνει και το όνομα του, ο Backpropagation είναι η μέθοδος που "αναθέτει" το σφάλμα από ένα πέρασμα του δικτύου, στα βάρη των νευρώνων ώστε να είναι ισοκατανεμημένο ανάλογα με την συμμετοχή του κάθε νευρώνα στην τελική έξοδο. Στη συνέχεια τα βάρη διορθώνονται με βάση το σφάλμα που τους αναλογεί και η εκπαίδευση συνεχίζεται. Με κάθε είσοδο ή σε batches εισόδων, επαναλαμβάνετε αυτή η διαδικασία μέχρι τα βάρη να μην έχουν μεγάλες μεταβολές σε κάθε ενημέρωση.

Η μέθοδος του Backpropagation είναι αυτή που έκανε δυνατή την ύπαρξη των Deep ANNs καθώς αντιμετωπίζει το πρόβλημα των vanishing gradient problem όπου το λάθος που επιστρεφόταν από τα τελικά επίπεδα προς τα αρχικά γινόταν 0 μετά από ορισμένο αριθμό επιπέδων και το δίκτυο δεν μπορούσε να εκπαιδευτεί.

3.6 Generative Adversarial Networks (GANs)

Τα Generative Adversarial Networks αποτελούν μια κατηγορία των ANNs η οποία δημιουργήθηκε το 2014 από τον Ian Goodfellow και τους συνεργάτες του. Η βασική ιδέα πίσω από τα GANs περιλαμβάνει δύο ANN τα οποία λειτουργούν ανταγωνιστικά το ένα με το άλλο. Λέγονται Generative επειδή ως στόχο τα GANs έχουν την δημιουργία περιεχομένου. Αρχικά τα GANs είχαν προταθεί ως μέθοδοι για Unsupervised εκπαίδευση αλλά στη συνέχεια επεκτάθηκαν και υπάρχουν υλοποιήσεις τους για Supervised, Semi-supervised και Reinforcement Μηχανική Μάθηση.

Βασικός στόχος ενός GAN είναι η παραγωγή περιεχομένου που να μοιάζει όσο το δυνατόν πιο αληθινό. Για την εκπαίδευση του χρειάζεστε ένα dataset με

πραγματικά παραδείγματα από περιεχόμενο όπως αυτό που θέλουμε να παράγει το δίκτυο, όπως εικόνες ανθρώπων ή επίπεδα ενός παιχνιδιού (όπως συμβαίνει στην συγκεκριμένη υλοποίηση).

3.6.1 Μοντέλο GAN

Όπως αναφέρθηκε, ένα GAN αποτελείται από δύο ANNs, το Generative Network και το Discriminative Network. Το κάθε ANN έχει την δική του αρχιτεκτονική και παραμέτρους. Τα δύο δίκτυα εκπαιδεύονται μέσω ανταγωνισμού καθώς η έξοδος του ενός αποτελεί την είσοδο του άλλου και συνεχώς προσπαθούν να ξεπεράσουν το ένα το άλλο.

- **Generative Network** Το Generative Network είναι υπεύθυνο για την παραγωγή του επιθυμητού περιεχομένου με βάση την τιμή της εισόδου που του δίνουμε. Αυτό το περιεχόμενο που θα παραχθεί θα δοθεί ως είσοδο στο Discriminative Network. Η έξοδος του Discriminative θα δοθεί πάλι στο Generative ως feedback για να γίνει διόρθωση, αν χρειάζεστε των weights του.
- **Discriminative Network** Το Discriminative Network έχει ως στόχο των διαχωρισμό των πραγματικών δειγμάτων από αυτά που παράγει ο Generator. Λαμβάνει ως είσοδο ένα δείγμα και "αποφασίζει" εάν είναι πραγματικό δείγμα ή παραγμένο από τον Generator. Αυτή την απόφαση την δίνει ως feedback στον Generator και αυτό λαμβάνει ως feedback εάν η πρόβλεψη του ήταν σωστή ή όχι για να διορθώσει τα weights του.

3.6.2 Εκπαίδευση

Η διαδικασία της εκπαίδευσης περιλαμβάνει την συνεχή ανατροφοδότηση των δύο δικτύων όπου σταδιακά γίνονται καλύτερα, το καθένα στον σκοπό του, καθώς ανταγωνίζονται το ένα το άλλο. Για την εκπαίδευση απαιτείται ένα dataset πραγματικών παραδειγμάτων που δίνονται στο κάθε δίκτυο με διαφορετική επισύμανση ανάλογα με τον σκοπό τους.

Στον Generator δίνετε μια είσοδος και η έξοδος που θα έπρεπε να παράξει από το σύνολο των πραγματικών δειγμάτων. Στον Discriminator δίνετε αντίστοιχα ένα δείγμα, (πραγματικό ή παραγμένο), και η επισήμανση του αντίστοιχα, εάν είναι πραγματικό ή όχι. Η ανατροφοδότηση μεταξύ των δύο δικτύων βελτιώνει συνεχώς τις αποδόσεις και των δύο.

3.6.3 Αποτελέσματα και αποδόσεις

Τα αποτελέσματα ενός GAN όπως και όλων των ANN σχετίζονται άμεσα με την αρχιτεκτονική τους. Ο σχεδιασμός και η παραμετροποίηση ενός ANN αποτελεί ένα πολύ δύσκολο έργο το οποίο περιλαμβάνει συνεχόμενες επαναλήψεις και δοκιμές. Αντίστοιχα η σχεδίαση και η εκπαίδευση δύο δικτύων, όπου το ένα αλληλεπιδρά με το άλλο αποτελεί ένα έργο διπλάσιας δυσκολίας με διπλάσιες απαιτήσεις σε πόρους και δοκιμές.

Τα αποτελέσματα των GANs δικαιολογούν το κόστος τους καθώς παράγουν ιδιαίτερα μοναδικό και αξιόπιστο περιεχόμενο, δύο χαρακτηριστικά που απαιτούνται στον τομέα του Content Generation όπως αναλύθηκε στο κεφάλαιο 1.

Βιβλιογραφία

- [1] Togelius, J. Kastbjerg, E. Schedl, D. Yannakakis, G.N. *What is procedural content generation?: Mario on the borderline*. In: Proceedings of the 2nd Workshop on Procedural Content Generation in Games (2011).
- [2] Will Wright. *Spore & procedural generation*. In: Game Developers Conference (2005)
<https://www.gdcvault.com/play/1019981/The-Future-of-Content>
- [3] Noor Shaker, j. Togelius, M. J. Nelson. *Procedural Content Generation in Games*. Chapter 1.1:2-3 (2016)
- [4] Rogue. Epyx (1986)
<http://pc.gamespy.com/pc/ftl-faster-than-light/1227287p1.html>
- [5] Spore. Maxis, Electronic Arts (2008)
- [6] Baker, Chris. ”’No Man’s Sky’: How Games Are Building Themselves”.In: Rolling Stone. (9 August 2016)
- [7] Togelius, J. & Champandard, A.J. & Lanzi, Pier Luca & Mateas, M. & Paiva, A. & Preuss, Mike & Stanley, K.O.. (2013). Procedural content generation: goals, challenges and actionable steps. Dagstuhl Follow-Ups. 6. 61-75.
- [8] Noor Shaker, j. Togelius, M. J. Nelson. *Procedural Content Generation in Games*. Chapter 1. 2-3 (2016)
- [9] Noor Shaker, j. Togelius, M. J. Nelson. *Procedural Content Generation in Games*. Chapter 1. 6-7 (2016)
- [10] Mount & Blade II Bannerlord. TaleWorlds Entertainment (2020)
- [11] Oxygen Not Included. Klei Entertainment (2019)