
This is the **published version** of the bachelor thesis:

García Mendeleac, Eduard José. *Videojoc amb Generació Procedimental de Nivells Adaptada al Jugador Mitjançant Tècniques d'Aprenentatge Automàtic*. Treball de Final de Grau (Universitat Autònoma de Barcelona), 2026 (Enginyeria Informàtica)

This version is available at <https://ddd.uab.cat/record/334388>

under the terms of the  license.

Videojoc amb Generació Procedimental de Nivells Adaptada al Jugador Mitjançant Tècniques d'Aprenentatge Automàtic

Eduard José García Mendealeac

29 de juny de 2026

Resum– L'equilibri de la dificultat és un repte fonamental en el disseny de videojocs per evitar l'efecte “bola de neu” i mantenir el jugador en l'estat de flux (Flow). Aquest Treball Final de Grau presenta el desenvolupament i la validació d'un sistema d'Ajust Dinàmic de Dificultat (DDA) per a un videojoc d'acció 2D, integrant Aprenentatge Automàtic i Generació Procedimental de Contingut (PCG). S'ha implementat una arquitectura asíncrona client-servidor on un model de Màquines de Vectors de Suport (SVM) analitza la telemetria del jugador i el classifica en un de cinc arquetips tàctics amb un 91% de precisió sobre dades autogenerades. Tot i la limitació d'aquesta mostra inicial, l'avaluació empírica i la confirmació qualitativa han posat de manifest un fort biaix de desenvolupador en la dificultat base. Els resultats demostren que el sistema DDA actua com un estabilitzador proactiu: frena l'avenç desproporcionat del jugador expert forçant un increment matemàtic de la volatilitat estratègica, alhora que manté un impacte contingut sobre els jugadors novells.

Paraules clau– Ajust Dinàmic de Dificultat (DDA), Aprenentatge Automàtic, Generació Procedimental de Contingut (PCG), Màquines de Vectors de Suport (SVM), Telemetria.

Abstract– Difficulty balancing is a fundamental challenge in game design to prevent the “snowball effect” and keep the player in the flow state. This Bachelor's Thesis presents the development and validation of a Dynamic Difficulty Adjustment (DDA) system for a 2D action video game, integrating Machine Learning and Procedural Content Generation (PCG). An asynchronous client-server architecture was implemented, where a Support Vector Machine (SVM) model analyzes player telemetry and classifies them into one of five tactical archetypes with 91% accuracy on self-generated data. Despite the limitations of this initial sample, empirical evaluation and qualitative confirmation revealed a strong developer's bias in the baseline difficulty. Results demonstrate that the DDA system acts as a proactive stabilizer: it curbs the disproportionate progression of expert players by forcing a mathematical increase in strategic volatility, while maintaining a contained impact on novice players.

Keywords– Dynamic Difficulty Adjustment (DDA), Machine Learning, Procedural Content Generation (PCG), Support Vector Machines (SVM), Game Design, Telemetry.



1 INTRODUCCIÓ I OBJECTIUS

L'equilibri en la dificultat és un dels pilars fonamentals en el disseny de videojocs. Tradicionalment, els títols d'ac-

ció han depès de nivells de dificultat estàtics (fàcil, normal, difícil) dissenyats prèviament per l'equip de desenvolupament. Tanmateix, aquesta rigidesa sovint desemboca en l'anomenat “efecte bola de neu” (*snowball effect*): una situació on el jugador acumula habilitats, recursos i comprensió mecànica de forma tan eficient que el repte inicial desapareix, provocant avoriment i la consegüent pèrdua d'interès. Trobar el punt d'equilibri per mantenir l'usuari en un estat d'immersió constant, conegut psicològicament com a estat de flux (*Flow*), requereix que el sistema s'adap- ti dinàmicament a l'habilitat real del jugador.

- E-mail de contacte: EduardJose.Garcia@autonoma.cat
- Menció: Computació
- Treball tutoritzat per: Jordi Cortes Comellas (Àrea de Ciències de la Computació i Intel·ligència Artificial)
- Curs 2025/26

En aquest context, el propòsit fonamental d'aquest Treball Final de Grau consisteix en el disseny, la implementació arquitectònica i la validació empírica d'un sistema d'Ajust Dinàmic de Dificultat (*Dynamic Difficulty Adjustment*, DDA) aplicat a un videojoc d'acció bidimensional. Mitjançant la convergència de tècniques d'Aprenentatge Automàtic (*Machine Learning*) i algorismes de Generació Procedimental de Contingut (*Procedural Content Generation*, PCG), es pretén articular un bucle de retroalimentació tancat capaç d'estabilitzar l'experiència de l'usuari de manera autònoma.

Per assolir aquesta fita central, el projecte assoleix quatre objectius tècnics específics:

- **Arquitectura i Comunicació.** Implementació d'una arquitectura asíncrona client-servidor capaç d'enviar telemetria en temps real des del motor gràfic (*Unity*) cap a un servidor d'inferència (*FastAPI*) sense penalitzar el rendiment de la simulació.
- **Classificació del Jugador.** L'objectiu és entrenar i validar un model predictiu. Aquest model processarà les dades de telemetria per entendre com juga l'usuari i classificarà el seu comportament en un de cinc arquetips: Tàctic, Berserker, Speedrunner, Expert o Inexpert.
- **Adaptació Procedimental.** Es requereix dissenyar un mòdul de generació procedimental (PCG) dins del joc que respongui a les decisions de la IA. Segons l'arquetip detectat, el sistema alterarà dinàmicament l'escenari (instanciant trampes i obstacles) i canviarà el tipus d'enemics per obligar el jugador a sortir de la seva zona de confort.
- **Validació Experimental.** Finalment, s'ha de demostrar que el sistema assoleix els seus objectius mitjançant proves A/B. Es compararan estadísticament sessions de joc amb el DDA activat i desactivat per validar que l'algorisme força una adaptació real per part de l'usuari i manté viu el repte del videojoc.

Aquest document s'organitza de la següent manera: la Secció 2 revisa l'estat de l'art i contextualitza el projecte dins la recerca actual. La Secció 3 detalla la metodologia aplicada, incloent-hi l'arquitectura del sistema i la configuració del model SVM. La Secció 4 presenta els resultats de la validació experimental amb els usuaris externs. Finalment, la Secció 5 exposa les conclusions i les línies de treball futur.

2 ESTAT DE L'ART

El desenvolupament d'aquest projecte s'emmarca en la intersecció de tres àrees d'investigació fonamentals dins del disseny de videojocs moderns: la psicologia de l'experiència d'usuari, el modelatge de comportament mitjançant intel·ligència artificial i la generació dinàmica d'entorns.

2.1 L'Estat de Flux i l'Ajust Dinàmic de Dificultat (DDA)

El disseny de la dificultat en els videojocs ha estat tradicionalment enfocat a mantenir el jugador en l'anomenada

“Zona de Flux” (*Flow*), un concepte psicològic definit per M. Csikszentmihalyi [1] com l'estat d'immersió total on el repte de la tasca s'equilibra perfectament amb l'habilitat de l'usuari. Si el joc és massa fàcil, apareix l'avorriment (efecte “bola de neu”); si és massa exigent, apareix la frustració. Per automatitzar aquest equilibri, la indústria va introduir l'Ajust Dinàmic de Dificultat (DDA) [2], [3]. Clàssicament, el DDA s'ha implementat mitjançant regles heurístiques simples (per exemple, reduir la salut dels enemics si el jugador mor tres vegades seguides), un enfocament reactiu que sovint resulta previsible i trenca la immersió del jugador.

2.2 Modelatge del Jugador i Aprenentatge Automàtic

Per superar les limitacions del DDA basat en regles, la investigació recent s'ha orientat cap a la creació de perfils de jugador basats en telemetria [4], [5]. Inspirats en taxonomies clàssiques com la de Bartle [6], els sistemes moderns capturen dades en temps real (precisió, temps en zones de risc, ús del dash) per inferir l'estil de joc. L'aplicació d'algorismes d'Aprenentatge Automàtic, com les Màquines de Vectors de Suport (SVM) o els Arbres de Decisió, permet transcendir la simple reacció a la mort del personatge, anticipant-se a l'avorriment mitjançant la classificació del comportament estratègic (p. ex., Tàctic vs. Berserker) fins i tot quan el jugador està guanyant [7].

2.3 Generació Procedimental de Contingut (PCG)

Mentre que el DDA tradicional altera variables numèriques invisibles (dany o salut), la tendència actual busca modificar l'espai físic del joc. La Generació Procedimental de Contingut (PCG) [8] s'utilitza habitualment fora de línia (*offline*) per crear nivells aleatoris abans de començar la partida (com en títols de l'estil *Rogue*). No obstant això, la integració de PCG en línia (*online*), on l'entorn es reconstrueix o s'adapta en temps real com a resposta directa a l'estat cognitiu o tàctic del jugador avaluat per la IA, continua sent un camp d'estudi actiu amb importants reptes de rendiment computacional.

2.4 Síntesi i Posicionament del Projecte

Aquest Treball Final de Grau es posiciona en l'estrat d'innovació més alt d'aquesta evolució, proposant un salt des de l'ajust numèric reactiu cap a l'adaptació espacial predictiva. A la Taula 1 es resumeix l'evolució dels sistemes de gestió de dificultat i es contextualitza l'aportació d'aquest projecte.

3 METODOLOGIA

3.1 Desenvolupament del Videojoc

El sistema d'Ajust Dinàmic de Dificultat (DDA) proposat s'integra dins d'un prototip de videojoc d'acció bidimensional (2D) inspirat en les dinàmiques estructurals del gènere *Rogue-lite*. El nucli de l'experiència o bucle principal (*core loop*) se centra en la progressió a través d'una successió de

TAULA 1: COMPARATIVA DE SISTEMES DE GESTIÓ DE DIFICULTAT

Tipus de Sistema	Mecanisme d'Acció	Limitacions Principals	Aportació d'aquest TFG
Dificultat Estàtica	Selecció manual a l'inici (Fàcil, Normal, Difícil). L'entorn i els enemics són inalterables.	Genera l'efecte "bola de neu". Risc alt de frustració o avorriment a llarg termini.	N/A
DDA Heurístic (Tradicional)	Basat en regles de codi rígides (<i>If/Else</i>). Reactiu davant el fracàs (morts, temps esgotat).	Altament predictable. Fomenta que el jugador es deixi perdre per fer el joc més fàcil.	N/A
DDA Predictiu amb PCG (Proposat)	Inferència contínua via Machine Learning. Modificació en temps real de la topologia i IA.	Requereix una arquitectura complexa i comunicació asíncrona client-servidor.	Força l'adaptació proactiva de l'usuari trencant la seva estratègia dominant abans de l'avorriment.

sales o estances interconnectades. En entrar a cada sala, el sistema activa un estat d'enfrontament tancat anomenat *LockedInCombat* (fase de bloqueig), el qual segella les sortides de l'espai virtual i força el jugador a combatre contra onades procedimentals d'enemics. Hi ha dos tipus d'enemics: a curta distància (*melee*) i a llarga distància (*ranged*). Només quan tots els enemics han estat completament eliminats, la sala es considera com a netejada, oferint a l'usuari una tria de recompenses (com increments de salut, velocitat o dany entre d'altres) i desbloquejant les portes de transició cap a la següent estança.

Per interactuar amb aquest entorn, l'avatar de l'usuari disposa d'un conjunt de mecàniques de moviment i combat. El desplaçament es regeix per un vector de moviment multidireccional, complementat amb una mecànica d'esquiva ràpida (*dash*) que atorga fotogrames d'invulnerabilitat temporal per evadir atacs i un escut actiu (*shield*) que funciona com una capa de protecció temporal; aquest escut es manté actiu durant uns segons o fins que el jugador rep un impacte, absorbint part del dany rebut en lloc de bloquejar-lo per complet. Pel que fa a l'arsenal, el jugador pot alternar entre dues armes principals que defineixen el seu estil tàctic: l'espasa i la llança. L'espasa està dissenyada per al combat a curta distància (*melee*); ofereix una alta velocitat d'atac, però obliga el jugador a exposar-se a les caixes de col·lisió d'atac (*hitboxes*) dels enemics, requerint una gestió precisa del temps d'animació. Per contra, la llança actua com una eina d'espaiament o combat a distància (*ranged spacing*); tot i tenir un temps d'enfriament (*cooldown*) major, permet mantenir els adversaris allunyats de forma segura mitjançant tàctiques de *kiting*.

El comportament i la navegació dels enemics constitueixen un dels pilars d'enginyeria del prototip. Per prescindir de les solucions de navegació prefabricades de Unity (com el *NavMesh*), es va desenvolupar des de zero un algorisme propi de conducció de context (*Context Steering*). Aquest sistema calcula el vector de moviment òptim de cada enemic mitjançant la projecció i ponderació de múltiples raigs

de depuració visual (*Gizmos*) en temps real, dividits en vectors d'interès (atracció cap al jugador) i vectors de perill (repulsió i evasió d'obstacles geomètrics). Addicionalment, per garantir la neteja de la telemetria i evitar morts injustes, el joc incorpora un sistema de *Telegraphing* (avís previ visual). Abans que un enemic aparegui a l'escenari, el sistema dibuixa una àrea de perill en la interfície, permetent que el jugador reaccioni de forma proactiva i que el model predictiu mesuri amb exactitud el seu temps de resposta a la zona de risc.

3.2 Arquitectura del Sistema (Client-Servidor)

La implementació d'un sistema d'intel·ligència artificial en temps real exigeix una arquitectura que no penalitzi el rendiment gràfic ni computacional del videojoc. Per aquest motiu, s'ha dissenyat una arquitectura distribuïda client-servidor, tal com s'il·lustra a la Fig. 1. El client gràfic, desenvolupat amb el motor Unity [9], actua exclusivament com a recollidor de telemetria i executor d'accions. Durant l'execució de la partida, el mòdul de monitoratge compila les variables de comportament del jugador a cada sala i les serialitza en format JSON.

Aquest paquet de dades s'envia de manera asíncrona mitjançant una petició HTTP POST a un servidor d'inferència extern construït amb el *framework* FastAPI [10] en l'entorn Python. El servidor rep les dades, les transforma mitjançant un *pipeline* de preprocessament i les avalua amb el model predictiu. Finalment, l'API retorna una resposta JSON amb l'arquetip de jugador detectat. Aquesta separació de responsabilitats garanteix que el càlcul matemàtic de la classificació s'executi fora del fil principal de renderitzat del joc, evitant latències innecessàries i mantenint una taxa de fotogrames estable per no trencar la immersió de l'usuari.

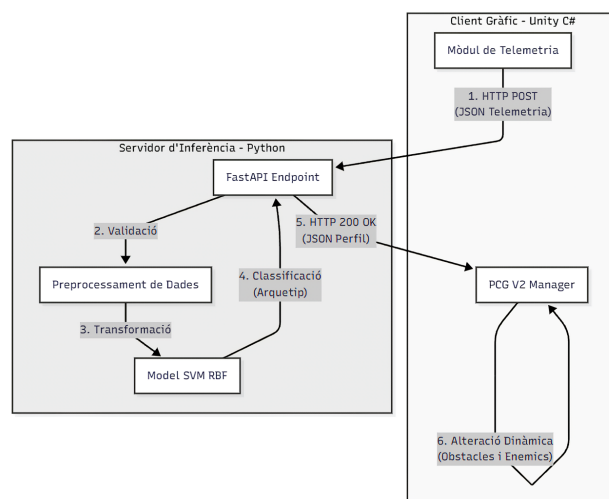


Fig. 1: Esquema de l'arquitectura distribuïda i flux asíncron de dades entre el client gràfic i l'API REST.

3.3 Enginyeria de Dades i Creació del Dataset Inicial

Per tal d'alimentar el model d'aprenentatge automàtic amb informació rellevant, es va dur a terme un procés ri-

gorós d'enginyeria de característiques (*Feature Engineering*). L'objectiu d'aquesta fase va ser traduir les accions orgàniques del jugador en un vector matemàtic objectiu que representés la seva intenció tàctica. Durant la fase de bloqueig (*LockedInCombat*) de cada sala, el mòdul de telemetria de Unity compila de forma transparent una sèrie de mètriques clau, que posteriorment s'empaqueten en el *payload* del JSON. Entre les variables més determinants per a la xarxa destaquen:

- Temps en Zona de Risc (*TimeInRiskZone*): Aquesta variable calcula el percentatge de temps que el jugador decideix romandre dins les àrees de perill imminent. Un valor alt denota un perfil agressiu (*Berserker*) o una manca de reacció mecànica (*Inexpert*).
- Ràtio d'Atac a Distància (*RangedRatio*): Calcula la proporció d'atacs realitzats amb la llança respecte al total d'atacs (espasa i llança). Permet classificar de forma proporcional la preferència de l'usuari pel combat cos a cos o per l'espaiament conservador (*Tàctic*).
- Accions per Minut (APM) i Ús d'Evasió (*DashPerMin*): L'APM mesura la càrrega d'interaccions del jugador, definint el ritme mecànic. Per la seva banda, la freqüència d'ús del *dash* quantifica la dependència envers els fotogrames d'invulnerabilitat per sobreviure i quant depèn el jugador del *dash* per al seu moviment, ja sigui ofensiu o defensiu.
- Eficiència de Dany (*DamageDealt / DamageTaken*): Relaciona la quantitat de dany infligit amb la pressió rebuda, permetent diferenciar un jugador expert (que maximitza el dany sense ser tocat) d'un jugador inexperimentat.

Un cop definit aquest vector de característiques, i per resoldre el problema de l'arrencada en fred (*cold start*) de la IA, on un classificador supervisat requereix un conjunt de dades prèviament etiquetat per entrenar-se, va ser necessari construir un *dataset* inicial per a poder entrenar al model.

El procediment d'etiquetatge va consistir a executar múltiples sessions de joc amb la versió base de la generació procedimental. Durant cada sessió, el jugador/desenvolupador va forçar de manera conscient i sostinguda una estratègia mecànica concreta per imitar els cinc arquetips de disseny: maximitzar el dany i la mobilitat frontal (*Berserker*), prioritzar l'evasió i l'atac a distància (*Tàctic*), minimitzar el temps per sala ignorant enemics (*Speedrunner*), jugar de forma òptima equilibrant risc i recompensa (*Expert*), i simular una baixa precisió mecànica o mala gestió dels perills (*Inexpert*).

Aquesta metodologia experimental va permetre extreure un total de 210 mostres de telemetria netes. Tot i que aquest enfocament introdueix de facto un biaix de desenvolupador en les dades d'entrenament, proporciona una línia base estadísticament coherent i suficient per a una validació inicial, permetent posar en marxa el motor d'inferència de Màquines de Vectors de Suport (SVM) i la seva posterior avaluació.

Com a experiment metodològic addicional, es va avaluar l'aplicació de tècniques d'Augment de Dades (Data Augmentation) generant 10.500 mostres sintètiques mitjançant injecció de soroll gaussià basat en desviacions estàndards

per perfil. Tanmateix, es va descartar la seva inclusió en el model final en detectar-se una severa fuga de dades (Data Leakage) que provocava un sobreajust (Overfitting) artificial del 100%, optant per mantenir el rigor científic de les 210 mostres.

3.4 Entrenament i Avaluació del Model Predictiu

Per a la classificació de l'estratègia del jugador s'ha seleccionat l'algorisme de Màquines de Vectors de Suport (SVM) emprant un nucli de Funció de Base Radial (RBF), implementat mitjançant la llibreria de codi obert *scikit-learn* [11]. Aquesta elecció es justifica per la capacitat del nucli RBF per modelar fronteres de decisió no lineals en espais d'alta dimensionalitat, una característica inherent a les dades de telemetria on múltiples mètriques interactuen de forma complexa i no existeixen límits estrictament lineals entre arquetips.

Abans d'alimentar el model, les dades en brut s'estandarditzen (*StandardScaler*) perquè tinguin mitjana zero i variància unitària, evitant que mètriques amb valors absoluts grans (com el dany total) dominin la decisió en detriment d'altres més subtils. Paral·lelament, les variables categòriques es transformen mitjançant una codificació *One-Hot*.

Per garantir que el model no pateix d'un sobreajust (*overfitting*) sever a causa del biaix de la mostra inicial, s'ha realitzat una validació creuada de 5 iteracions (*5-fold Cross-Validation*). Els resultats d'aquesta validació *offline* es detallen a la Taula 2, on s'observa una precisió global (*Accuracy*) del 91%.

TAULA 2: INFORME DE CLASSIFICACIÓ DEL MODEL SVM (CV=5)

Arquetip	Precisió	Exhaustivitat	F1-Score
Berserker	0.98	1.00	0.99
Expert	0.84	0.84	0.84
Speedrunner	0.88	0.88	0.88
Tàctic	0.90	0.93	0.91
Inexpert	1.00	0.95	0.97
Mitjana Macro	0.92	0.92	0.92

Accuracy global: 0.91 (91%) sobre 210 mostres.

Tal com requereix l'anàlisi de conjunts multiclasse, s'ha posat especial atenció a l'estadístic *F1-Score*. Les dades demostren que l'algorisme és altament precís detectant comportaments extrems: reconeix a la perfecció els perfils *Berserker* (0.99) i *Inexpert* (0.97). En canvi, el perfil *Expert* presenta el rendiment més discret (0.84), un fenomen coherent atès que un jugador expert intercala contínuament mecàniques de la resta de perfils segons la conveniència de la situació, generant una empremta de telemetria més difusa.

Aquests resultats, reforçats per la distribució d'encerts de la matriu de confusió (Fig. 2) i l'anàlisi de la importància de les variables per permutació (Fig. 3), consoliden la idoneïtat de la SVM com a motor d'inferència robust, justificant la seva integració al servidor en producció per a les proves amb usuaris reals.

3.5 Motor de Generació Procedimental (PCG V2)

El darrer element del bucle d'adaptació és el mòdul de Generació Procedimental de Contingut (PCG). Aquest subsistema actua com l'executor del DDA, encarregant-se de traduir la classificació matemàtica del model SVM en canvis tangibles dins de l'espai virtual per alterar l'experiència de joc de forma proactiva. Quan l'API de Python retorna l'arquetip predictiu a Unity en el moment de transicionar entre sales, el motor PCG aplica modificadors asimètrics sobre dos eixos principals.

El primer eix d'acció és l'alteració topològica del nivell. Si el sistema detecta que l'usuari empra patrons d'alta mobilitat per esquivar els enfrontaments (casos com l'*Speedrunner* o el *Berserker*), el generador instancia dinàmicament trampes de punxes o bloqueja rutes directes amb obstacles físics per dificultar la navegació i forçar un combat més posicional. El segon eix consisteix en la modificació qualitativa de la composició de les onades d'enemics. Davant d'un comportament extremadament conservador, com el del perfil *Tàctic*, l'algorisme prioritza la instanciació d'adversaris d'atac cos a cos ràpids que assetgen el jugador de forma directa, obligant-lo a abandonar la seva zona de seguretat i fomentant la volatilitat estratègica necessària per restablir el repte de la simulació.

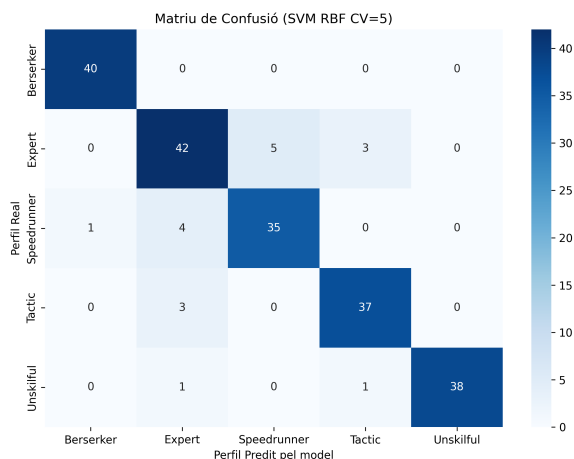


Fig. 2: Matriu de confusió del model SVM avaluat mitjançant validació creuada, mostrant l'índex d'encert per a cadascun dels cinc arquetips de jugador.

4 RESULTATS I DISCUSSIÓ

Per avaluar l'eficàcia del sistema DDA en un entorn d'ús real i mitigar el biaix d'avaluació, s'han contrastat les dades de telemetria generades per l'investigador principal (Grup Desenvolupador, 20 partides) amb les obtingudes per dos usuaris externs sense experiència prèvia en el joc (Grup Testers, 21 partides). L'experimentació es va dividir de forma equitativa entre sessions amb la dificultat base (sense DDA) i sessions amb el motor d'adaptació procedimental activat.

4.1 Anàlisi Quantitatiu: Eficàcia del DDA i Biaix del Creador

L'anàlisi del progrés mitjà per sessió, mesurat a través de la sala màxima assolida pel jugador (Fig. 4), revela l'existència d'un fort biaix de creador en l'experiència base del videojoc. Amb el DDA desactivat, el desenvolupador assoliria sistemàticament la sala final (índex 15) gràcies a l'efecte "bola de neu" i al coneixement profund de les mecàniques. En contrast, els testers morien prematurament i rarament superaven la sala 5, evidenciant que el joc base ja presentava una dificultat inherentment alta per a un jugador novell. En activar el sistema DDA, l'avenç del desenvolupador va patir una caiguda dràstica. Aquest fet demostra que el motor PCG compleix el seu objectiu de disseny primordial: detectar la mestria mecànica i penalitzar l'excés de confiança instanciant entorns hostils, sense castigar de forma desproporcionada als jugadors que ja mostren un rendiment discret o que es troben en fases inicials d'aprenentatge.

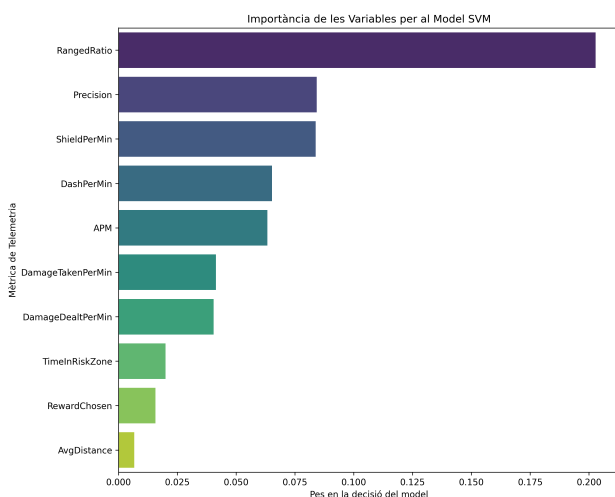


Fig. 3: Importància de les variables de telemetria en la decisió de la SVM, calculada mitjançant el mètode de permutació.

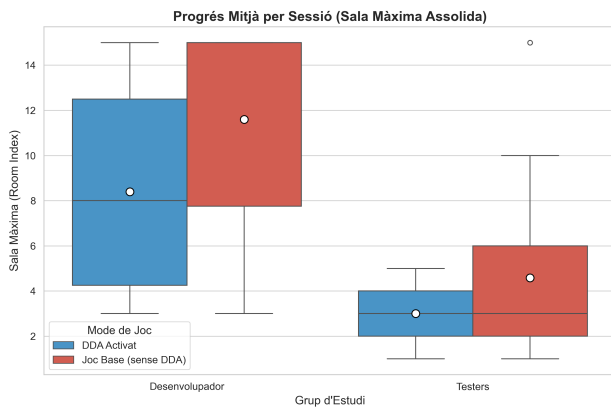


Fig. 4: Progrés mitjà (Sala Màxima) comparant l'efecte del DDA entre el desenvolupador i els testers.

Pel que fa a la pressió exercida per l'entorn, l'estudi del dany rebut per sala (Fig. 5) aporta una evidència directa del funcionament del motor procedimental. En el mode base sense DDA, la caixa del desenvolupador es manté en valors mínims, reflectint que la seva habilitat li permetia esquivar gairebé qualsevol amenaça estàtica. No obstant això, en activar-se el DDA, el dany patit pel desenvolupador es dispara massivament, assolint i fins i tot superant la mitjana dels testers. Per la seva banda, els usuaris externs presenten una variació molt més sutil i sota control entre ambdós modes. Això demostra que la intel·ligència artificial no incrementa la dificultat de forma cega ni universal, sinó que es focalitza a trencar la immunitat tàctica d'aquell jugador que està dominant la partida, respectant la integritat del jugador novell que ja rep prou dany per les mecàniques base.

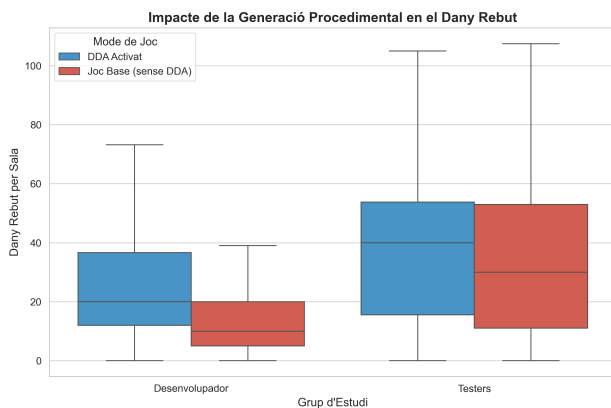


Fig. 5: Distribució del dany rebut per sala segons el grup i el mode de joc.

L'anàlisi del ritme de joc a través de la distribució del temps invertit per sala (Fig. 6) reforça aquesta mateixa conclusió. En el mode de joc tradicional, el desenvolupador mostrava una distribució asimètrica concentrada en temps molt baixos, registrant partides d'alta velocitat de tipus *Speedrun*. En canvi, els testers requerien un temps notablement superior per sala a causa de la seva necessitat de jugar de forma precavida. Quan el sistema DDA s'activa, la distribució del desenvolupador es desplaça completament cap a la zona superior, duplicant el temps necessari per netejar les estances. El motor PCG, en instanciar trampes topològiques i enemics ràpids, frena en sec les rutes d'esquiva ràpida del

jugador expert i el força a adoptar un *pacing* de joc molt més cautelós, calculat i homogeni al dels jugadors novells.

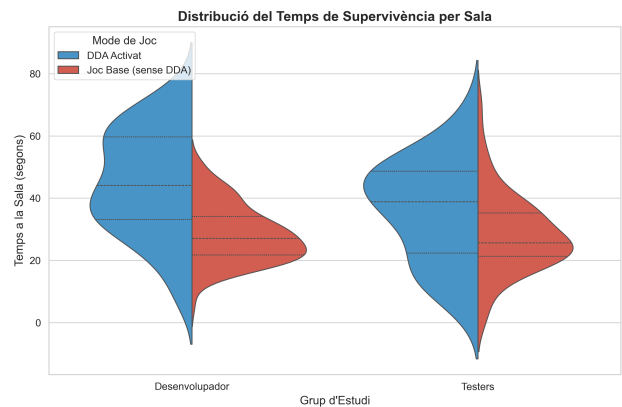


Fig. 6: Temps de supervivència per sala, evidenciant la pèrdua de velocitat del jugador expert amb el DDA.

Finalment, la prova definitiva de l'adaptació forçada per la intel·ligència artificial es troba en la taxa de volatilitat estratègica normalitzada (Fig. 7). En calcular el ràtio de canvis d'arquetip per cada sala efectivament jugada, s'elimina el biaix provocat per la diferència en la durada de les partides. Les dades demostren de forma contundent que l'activació del DDA incrementa significativament la taxa de volatilitat en ambdós grups d'estudi. Aquest fenomen confirma de manera matemàtica que les alteracions de la topologia i de la composició d'enemics compleixen la funció de trencar les zones de confort tàctiques: per poder sobreviure al canvi dinàmic de l'entorn, tant el desenvolupador com els testers es veuen obligats a alternar constantment el seu estil de joc (transicionant entre ràtios d'atac a distància, ús del *dash* i agressivitat), garantint així un repte dinàmic i evitant l'acomodació mecànica.

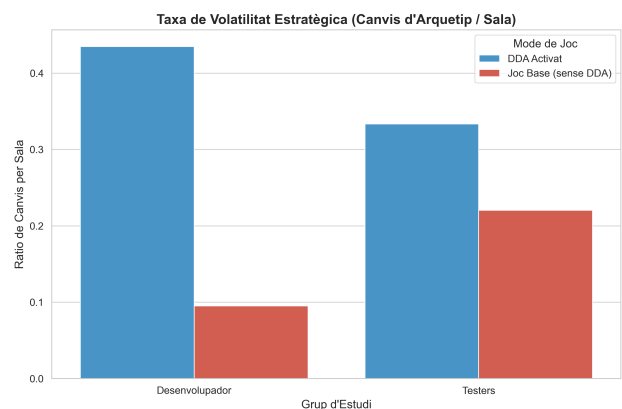


Fig. 7: Taxa de volatilitat estratègica (canvis de perfil per sala), demostrant l'adaptació forçada per la IA mitjançant dades normalitzades.

4.2 Anàlisi Qualitatiu i Percepció de l'Usuari

Més enllà de les mètriques quantitatives, les sessions de validació externa van anar acompanyades d'entrevistes qualitatives posteriors per recollir les impressions dels testers. El descobriment més rellevant d'aquesta fase va ser la confirmació empírica de la precisió del model SVM: els usuaris

van reportar que el perfil predictiu assignat per la IA a l'inici de cada sala (mostrat a la interfície de depuració) coincidia de manera coherent amb la seva intenció tàctica real durant l'estança anterior. Aquesta retroalimentació vàlida que la selecció de variables de telemetria i l'entrenament del model han aconseguit capturar amb èxit la complexitat del comportament humà sense caure en un sobreajust a l'estil de joc del desenvolupador.

D'altra banda, el *feedback* dels usuaris va destapar un desequilibri en el disseny de les mecàniques base (balanç d'armes) que interfereix parcialment amb el motor PCG. Els testers van coincidir que l'atac cos a cos (espasa) presenta un risc inassumible per a un jugador novell, ja que obliga a entrar a la zona de perill dels enemics sense les eines defensives o el coneixement precís dels temps d'animació (*hitboxes*) que sí que posseeix el creador del joc (un altre clar exemple de biaix de desenvolupament). En conseqüència, l'ús de l'atac a distància (llança) esdevé l'estratègia dominant per excel·lència. Tot i que el DDA detecta aquest comportament conservador i intenta contrarestar-lo instanciant enemics ràpids, el disseny del joc impedeix augmentar la velocitat dels adversaris per sobre d'un llindar crític per evitar frustrar injustament el jugador. Això provoca que, amb paciència, la llança continuï sent l'opció més viable per superar els nivells.

Finalment, l'experiència dels usuaris externs posa de manifest la naturalesa exigent d'aquest prototip. En mancar d'una fase de tutorial o d'un increment de dificultat cronològic lineal, l'algorisme DDA avalua exclusivament el rendiment mecànic brut. Això significa que, si el sistema detecta un comportament expert, la sala 2 pot generar instàncies tan complexes com la sala 13. Aquesta absència d'una corba d'adaptació inicial o escalat progressiu justifica l'alta mortalitat dels testers en les primeres partides i obre una via clara d'evolució per a futures iteracions del projecte, on el DDA hauria de coexistir amb una corba de dificultat base pròpia del gènere *Rogue-like*.

5 CONCLUSIONS I TREBALL FUTUR

5.1 Conclusions de l'Estudi

El desenvolupament d'aquest Treball Final de Grau ha permès dissenyar, implementar i validar un sistema d'Ajust Dinàmic de Dificultat (DDA) basat en la sinergia entre l'Aprenentatge Automàtic i la Generació Procedimental de Contingut. A partir de l'anàlisi de la telemetria i les proves empíriques amb usuaris, s'extreuen les següents conclusions fonamentals:

- **Viabilitat Arquitectònica:** S'ha demostrat que una arquitectura distribuïda i asíncrona (emprant Unity com a client i FastAPI/Python com a servidor d'inferència) permet avaluar estructures complexes com una SVM en temps real. Aquest disseny garanteix un cicle de resposta immediat sense penalitzar la taxa de fotogrames per segon (FPS) ni trencar la immersió de l'usuari.
- **Precisió en el Perfilat de l'Usuari:** El model de Màquines de Vectors de Suport amb nucli RBF s'ha revelat com una eina altament eficaç per traduir dades brutes (dany, mobilitat, ús d'habilitats) en intencions

tàctiques. Tot i que l'entrenament del model es va realitzar sobre dades autogenerades (una limitació inherent que cal tenir en compte en valorar el 91% d'exactitud fora de línia), la posterior confirmació qualitativa per part dels usuaris externs, els quals van corroborar empíricament que el perfil predit per la IA coincidia amb la seva intenció tàctica real, ratifica que el model és capaç de comprendre i generalitzar el comportament humà dins la simulació de forma molt satisfactòria.

- **Eficàcia del PCG com a Motor Adaptatiu:** L'alteració topològica de l'entorn i la modificació qualitativa de les onades d'enemics han aconseguit multiplicar de forma matemàtica la volatilitat estratègica dels jugadors. El sistema força amb èxit l'adaptació mecànica, obligant l'usuari a abandonar la seva zona de confort tàctica per sobreviure a les noves amenaces procedimentals.
- **Mitigació del Biaix i l'Efecte Bola de Neu:** Les proves A/B han destapat un fort biaix de desenvolupador en el disseny base. En aquest context, el DDA actua com un gran igualador: frena dràsticament l'avenç desproporcionat del jugador expert (neutralitzant completament l'efecte "bola de neu") i augmenta el seu estrès fins a cotes de repte òptimes, alhora que manté un impacte subtil i contingut sobre els jugadors novells. Això demostra que l'algorisme no és simplement un multiplicador cec de dany, sinó un estabilitzador proactiu de l'experiència de joc.

5.2 Línies de Treball Futur

Tot i els resultats positius obtinguts en la validació de l'arquitectura i del model d'inferència, l'anàlisi qualitativa de les proves amb usuaris obre diverses vies de desenvolupament tecnològic i de disseny per evolucionar aquest prototip cap a un producte comercial complet:

- **DDA Bidireccional:** Actualment, el sistema PCG està dissenyat principalment per augmentar la pressió topològica i quantitativa sobre el jugador expert, trencant la seva "bola de neu". El següent pas funcional és implementar rutines d'assistència (com la instanciació estratègica de curacions, l'ampliació de zones segures o altres estratègies d'ajuda) per a aquells usuaris classificats recurrentment amb el perfil *Inexpert*, creant així una autèntica xarxa de seguretat bidireccional que mitigui la frustració dels novells.
- **Rebalanç de Mecàniques (Espasa vs. Llança):** Per evitar que el disseny intrínsec de les armes anul·li l'esforç de l'algorisme adaptatiu, és necessari ajustar el ràtio de risc/recompensa de l'atac cos a cos. Això es pot assolir incrementant el dany base de l'espasa, reduint el seu temps d'animació o integrant mecàniques de parry avançades que incentivin el combat proper i redueixin la dependència estricta de l'estratègia conservadora a distància.
- **Corba de Progressió Lineal:** Atesa l'alta mortalitat inicial registrada en els testers, resulta imperatiu afegir

una corba de dificultat base pròpia del gènere *Rogue-like*. La implementació d'una fase de tutorial i un escalat progressiu de la complexitat independent de la IA permetria que el DDA actués exclusivament com un modificador dinàmic sobre una base natural, en lloc de ser el responsable absolut de la generació de la dificultat des del primer minut de joc.

- **Aprenentatge en Línia (*Online Learning*):** A nivell d'arquitectura de programari i ciència de dades, es proposa evolucionar el model SVM actual (entrenat *offline* amb dades tancades) cap a un sistema d'aprenentatge actiu. A mesura que la base de jugadors augmenti, el servidor central (FastAPI) podria recollir la nova telemetria i reentrenar els pesos del model de forma periòdica, diluint definitivament qualsevol biaix de desenvolupador residual i adaptant-se a nous metajocs o estratègies emergents de la comunitat.
- **Mitigació de la Dissonància Ludonarrativa i Evolució Qualitativa:** Tot i la solidesa de l'algorisme DDA, el *playtesting* ha revelat que l'escalat sever de la salut i la velocitat sobre un mateix model d'enemic pot generar una certa dissonància ludonarrativa en l'usuari (transmetent una sensació de dificultat purament artificial). Com a línia de millora tecnològica, es planteja que l'ajust quantitatiu actual sigui substituït o complementat per un ajust qualitatiu, on el sistema instanciï dinàmicament models visuals completament nous i superiors o arbres de comportament d'IA més complexos per justificar mecànicament l'increment del repte.
- **Evolució cap a un Joc Funcional Real i Poliment Comercial:** Atès que el projecte actual s'ha consolidat com un prototip de validació algorísmica, la línia de continuació natural és la seva transformació en un videojoc comercial complet. Això requereix un poliment integral de l'experiència que inclogui: l'addició d'un sistema d'àudio (efectes de so i banda sonora), l'expansió del disseny visual del jugador i els enemics, la creació de nous escenaris o sales, i el desplegament d'una estructura de progressió formalitzada amb nivells seqüencials, fites de desbloqueig i enfrontaments contra caps finals (*bosses*), a més del poliment d'estadístiques, augment de tipus d'enemics i augment de mecàniques del jugador.

ÚS DE LA IA GENERATIVA

Es declara explícitament l'ús d'eines d'Intel·ligència Artificial generativa com a instrument de suport durant el desenvolupament d'aquest Treball Final de Grau. La seva aplicació s'ha limitat estrictament a l'assistència tècnica per a la depuració de codi i consulta de les API de Unity i llibreries de Python, el refinament lingüístic i ortotipogràfic per a l'adequació a l'estil acadèmic IEEE d'aquest informe, i com a suport en la cerca preliminar de referències bibliogràfiques. S'estableix categòricament que en cap cas aquestes eines han substituït el treball intel·lectual de l'estudiant; la definició del problema, el disseny de l'arquitectura, la presa de decisions algorísmiques i l'avaluació crítica són d'autoria pròpia i exclusiva, havent estat revisada i validada funci-

onalment qualsevol solució tècnica suggerida abans de la seva integració definitiva.

AGRAÏMENTS

Vull expressar el meu més sincer agraïment al meu tutor, Jordi, per la seva guia constant durant tot aquest procés. Les seves indicacions encertades i la seva visió crítica han estat fonamentals per polir cada detall i portar aquest projecte al següent nivell de rigor acadèmic i tècnic.

Així mateix, vull agrair profundament als meus companys i amics, Luis Adrián i Adrià, per haver compartit aquest exigent camí amb mi. La seva inestimable ajuda com a provadors del videojoc i els seus consells vitals durant tot el procés de desenvolupament han millorat significativament el resultat final d'aquest treball.

Finalment, dedico aquest projecte als meus pares i a la meva germana, pel seu suport incondicional des del primer dia. La il·lusió de poder ensenyar-los cada petit avenç i compartir amb ells la felicitat de cada fita assolida ha estat el veritable motor que ha impulsat tot aquest procés.

REFERÈNCIES

- [1] M. Csikszentmihalyi, *Flow: The Psychology of Optimal Experience*. Nova York: Harper & Row, 1990.
- [2] F. Mortazavi and H. Moradi, "Dynamic difficulty adjustment approaches in video games: a systematic literature review," *Multimedia Tools and Applications*, 2024.
- [3] Q. Mi et al., "Engagement-Oriented Dynamic Difficulty Adjustment," *Applied Sciences*, vol. 15, no. 10, 2024.
- [4] A. Drachen et al., "Profiling in Games: Understanding Behavior from Telemetry," in *Social Interactions in Virtual Worlds*, Cambridge University Press, 2025.
- [5] S. Bakkes, P. Spronck, and G. van Lankveld, "Player behavioural modelling for video games," *Entertainment Computing*, vol. 3, no. 3, 2012.
- [6] R. Bartle, "Hearts, clubs, diamonds, spades: Players who suit MUDs," *Journal of MUD research*, vol. 1, no. 1, p. 19, 1996.
- [7] G. N. Yannakakis and J. Togelius, *Artificial Intelligence and Games*. Cham, Switzerland: Springer, 2018.
- [8] M. Hendrikx, S. Meijer, J. Van Der Velden, and A. Iosup, "Procedural content generation for games: A survey," *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications*, vol. 9, no. 1, 2013.
- [9] Unity Technologies, "Unity User Manual," *Unity Documentation*. [En línia]. Disponible a: <https://docs.unity3d.com/Manual/index.html> (Accedit: febrer 2026).
- [10] S. Ramírez, "FastAPI - Documentació Oficial," *FastAPI*. [En línia]. Disponible a: <https://fastapi.tiangolo.com/> (Accedit: maig 2026).

- [11] Scikit-learn developers, “scikit-learn: machine learning in Python,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 12, pp. 2825-2830, 2011. [En línia]. Disponible a: <https://scikit-learn.org/> (Accedit: febrer 2026).

APÈNDIX

A.1 Captures del Sistema i Visualització de Depuració

Aquest apèndix recull les il·lustracions visuals de l'entorn d'execució a Unity que donen suport al desenvolupament dels algorismes base descrits a la metodologia.

La Fig. 8 mostra el funcionament en temps real de l'algorisme de *Context Steering* implementat des de zero per a la navegació i l'esquiva d'obstacles de les forces hostils. S'hi aprecien els raigs de depuració (*Gizmos*) emesos dinàmicament per calcular els vectors d'interès (atracció cap al jugador) i de perill (repulsió geomètrica) de forma completament autònoma.

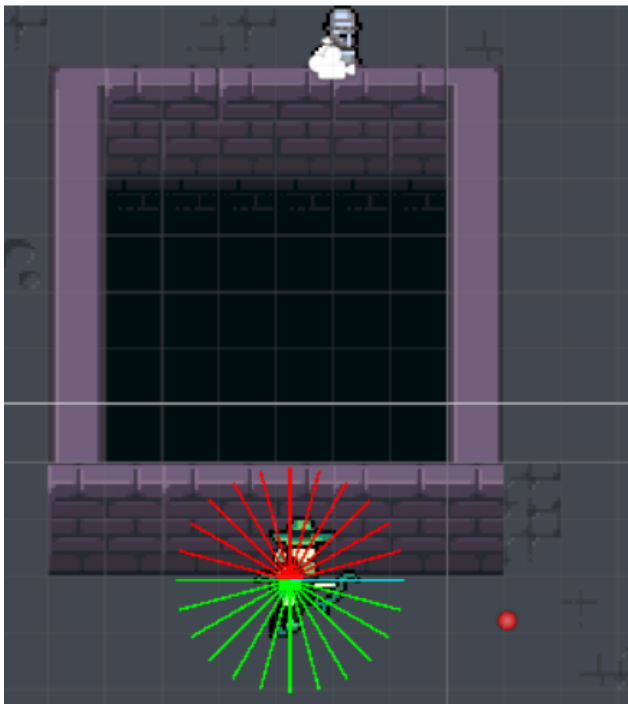


Fig. 8: Visualització de depuració de l'algorisme de *Context Steering* a Unity mitjançant la projecció vectorial de *Gizmos*.

D'altra banda, la Fig. 9 exemplifica una instància de sala de combat en un estat actiu de bloqueig (*LockedInCombat*). S'hi observa l'aplicació de la mecànica visual de *Telegraphing* (àrees de perill translúcides), la qual adverteix l'usuari mil·lisegons abans de la instanciació física d'un enemic, evitant el dany rebut de forma injusta.

Per últim, la Fig. 10 mostra la generació procedimental adaptativa en funcionament dinàmic. S'hi observa com el motor PCG, en resposta a la detecció d'un perfil de joc, altera la topologia de la sala instanciant de forma dinàmica trampes de punxes i obstacles físics en el camí per dificultar la navegació del jugador.



Fig. 9: Mostra d'una sala generada procedimentalment en fase *LockedInCombat* amb l'efecte visual preventiu de *Telegraphing*.

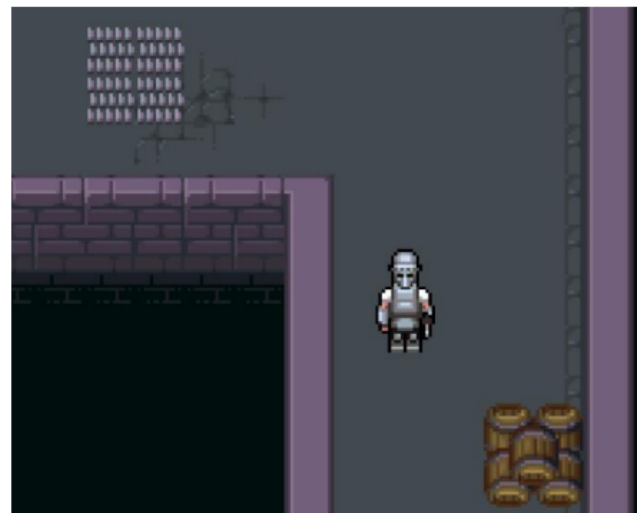


Fig. 10: Generació procedimental adaptativa en funcionament. S'observa la instanciació dinàmica de trampes de punxes i obstacles físics per dificultar la navegació del jugador.

A.2 Estructura del Vector de Característiques en Brut

Per complementar l’explicació de l’enginyeria de característiques, a la Taula 3 es presenta un fragment extret directament del conjunt de dades en brut (*raw telemetry payload*) recopilat pel mòdul de monitoratge i enviat en format JSON. Aquestes mostres unívokes constitueixen la línia base emprada per a l’entrenament *offline* i posterior validació de la intel·ligència artificial.

TAULA 3: MÈTRIQUES DE TELEMETRIA EN BRUT PER AL PERFIL BERSERKER

APM	Precision	AvgDistance	DamageTakenPerMin	DamageDealtPerMin	RangedRatio	DashPerMin	ShieldPerMin	TimeInRiskZone	RewardChosen	PerfilJugador
55.86	0.85	2.07	251.37	1117.19	0.00	13.96	0.00	0.78	Sword Damage	Berserker
62.79	0.95	2.16	239.21	1196.07	0.00	8.97	0.00	0.77	Health	Berserker
66.91	0.87	2.45	225.47	1163.74	0.00	17.46	2.91	0.75	Armor	Berserker
60.16	0.80	2.29	165.45	1203.29	0.00	15.04	0.00	0.71	Sword Damage	Berserker
48.20	0.95	2.68	152.21	1014.77	0.00	20.30	0.00	0.80	Health	Berserker