

Universidad Autónoma de Baja California

Facultad de Ciencias Químicas e Ingeniería
Maestría y Doctorado en Ciencias e Ingeniería



HERRAMIENTA PARA LA SIMULACIÓN SOCIAL MEDIANTE LA
INTEGRACIÓN DE AGENTES INTELIGENTES CONSCIENTES DEL
CONTEXTO.

TESIS PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS

Presenta:

GUSTAVO OMAR ZAMARRÓN DE LA GARZA.

Bajo la dirección:

DR. ANTONIO RODRÍGUEZ DÍAZ

Co-dirigido por:

DRA. OLIVIA MENDOZA DUARTE

22 de noviembre de 2019

Universidad Autónoma de Baja California
FACULTAD DE CIENCIAS QUÍMICAS E INGENIERÍA

FOLIO No. 287

Tijuana, B. C., a 19 de Noviembre del 2019

C. Gustavo Omar Zamarrón de la Garza
Pasante de: Maestro en Ciencias
Presente

El tema de trabajo y/o tesis para su examen profesional, en la
Opción TESIS

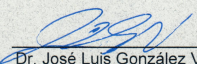
Es propuesto, por los C.C. Dr. Antonio Rodríguez Díaz y Dra. Olivia Mendoza Duarte

Quienes serán los responsables de la calidad de trabajo que usted presente,
referido al tema "Herramienta para la Simulación Social mediante la Integración de Agentes Inteligentes Conscientes del Contexto"

El cual deberá usted desarrollar, de acuerdo con el siguiente orden:

- I.- INTRODUCCIÓN
- II.- ESTADO DEL ARTE
- III.- METODOLOGÍA
- IV.- EXPERIMENTACIÓN
- V.- CONCLUSIONES

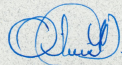

Dr. Antonio Rodríguez Díaz
Director de Tesis

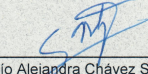

Dr. José Luis González Vázquez
Director

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA
DE BAJA CALIFORNIA



FACULTAD DE CIENCIAS
QUÍMICAS E INGENIERÍA
COORDINACIÓN DE
POSGRADO E INVESTIGACIÓN


Dra. Olivia Mendoza Duarte
Co-Director de Tesis


Dra. Rocio Alejandra Chávez Santoscoy
Sub-Directora

Agradecimientos

Deseo agradecer a mis directores de tesis Dr. Antonio Rodríguez y Dra. Olivia Mendoza por su guía durante el transcurso de mi estancia, a mis maestros Dr. Juan Ramón Castro, Dr. Mauricio Sanchez, Dra. Violeta Ocegueda, Dra. Carelia Gaxiola por su dedicación y esfuerzo para enseñarme.

A la Universidad Autónoma de Baja California y al Concejo Nacional de Ciencia y Tecnología por su apoyo para cumplir el compromiso de este proyecto.

A mis compañeros de posgrado Itzel, Sukey, Raul, Osbel y Rosario por compartir y convivir haciendo de mi estancia muy apacible.

Y sobretodo a mi familia por el apoyo incondicional en las decisiones que eh tomado.

Omar Zamarrón

Resumen

El fenómeno social es de una complejidad muy alta. El ser humano, en sí mismo es complejo, por lo que, podemos imaginar la complejidad del conjunto de seres humanos interactuando. Por esta razón, el estudio formal de cualquier aspecto social requiere de la integración de grupos interdisciplinarios. La idea es que se genere un modelo desde la perspectiva de cada ciencia.

En los últimos años se han utilizado herramientas de software para el estudio social. Una de las estrategias que mejores resultados ha logrado es la simulación social. Esta estrategia consiste en la creación de mundos virtuales, que consisten en ambientes diversos donde habitan entes de software que interactúan, y en donde se replican algunos aspectos de la dinámica social para observar las dinámicas generadas dentro de ese mundo y de esta manera inferir por analogía el fenómeno que se estudia.

El trabajo central de la tesis es la creación de un modelo de agente que incluya en su arquitectura parámetros que permitan la medición de aspectos individuales basados en teorías psicológicas. Esto con la intención de que, el comportamiento generado por el modelo, sea lo más cercano posible a la realidad. Esto implica que esa arquitectura integra capacidades individuales de aprendizaje, razonamiento, comunicación, etc. Para esto se requiere de técnicas de computo inteligente, ya sea para la toma de decisiones o del aprendizaje del mismo. De esta forma, el investigador tendrá todo lo necesario en una sola herramienta para modelar situaciones de fenómenos sociales.

Abstract

Social Phenomena has a very high level of complexity. Humans are complex, so we can imagine the overall complexity of large number of humans interacting. Thus, formal study of any social aspect requires integrating interdisciplinary groups. The idea is to generate a model that takes into account each sciences point of view.

Over the last years, software tools have been used for social studies. One strategy that have proved good results is social simulation. This strategy consist on creating virtual worlds with a diversity of habitats where software beings dwell on them, and where social dynamics are replicated in order to see how they develope over time.

Our goal is to develope an agent model whose architecture includes parameters such that individual items can be meassured based on theories. All in order to generate behaviour as close as real world societies would have. This implies that such architecture integrates computational intelligence techniques such as machine learning, reasoning, decision making, etc. This way, the social researcher would model social phenomena with one single tool.

Índice general

<i>1.. Introducción</i>	17
<i>Introducción</i>	17
1.1. Planteamiento del problema	18
1.2. Objetivos	19
1.2.1. Objetivo General	19
1.2.2. Objetivo Específicos	19
1.3. Metas	19
1.4. Hipótesis	20
<i>2.. Estado del Arte</i>	21
<i>Estado del Arte</i>	21
2.1. Agentes	21
2.2. Personalidad	24
2.3. Piramide de Maslow	25
2.4. Interés	26
2.5. Contexto	26
2.6. SoftComputing	26
2.7. Sistemas Difusos	27
2.7.1. Conjunto Difuso	28
2.7.2. Función de Membresía	31
2.7.3. Sistema de Inferencia	31

2.7.4. T-norma	32
2.7.5. Reglas	33
2.7.6. Defusificador	34
2.8. Máquinas de estados	34
2.9. Vídeo Juegos	36
2.10. Trabajos relacionados	37
3.. Metodología	38
Metodología	38
3.1. Espacio Visual	39
3.1.1. Operaciones	40
3.2. Sistemas	40
3.3. Algoritmo competitivo	41
3.4. Interés	42
3.5. Personalidad	42
4.. Experimentación	45
Experimentación	45
4.1. Presa-Depredador	45
4.2. Mismos atributos, diferentes personalidades	72
4.2.1. Preparación	72
4.2.2. Entorno y limitantes	78
4.2.3. Resultados	79
4.3. Escenario vídeo juego	82
4.3.1. Primera Etapa	82
4.3.2. Segunda Etapa	83
4.3.3. Mecánicas del combate	83

4.3.4. Resultados	91
5.. Conclusiones	93
Conclusiones	93
5.1. Trabajo futuro	95
Apéndice	100
A.. Pseudo Códigos	101

Índice de figuras

2.1. Agente BDI	23
2.2. Agente basado en la utilidad	23
2.3. Elementos que componen la personalidad	24
2.4. Piramide de Maslow	25
2.5. Sistema de Lógica difusa	27
2.6. Lógica Boleana	28
2.7. Conjunto Difuso	29
2.8. Lógica Difusa	30
2.9. Función de Membresía	32
2.10. Representación de las Reglas Como Vector de Relación	33
2.11. Representación de un FSM	35
3.1. Diagrama de un sistema difuso tipo 1	41
3.2. Mapeo de personalidad en un Sistema Difuso	43
3.3. Agente Inteligente consciente del contexto	44
4.1. Caso presa depredador en netlogo con todos sus parametros mo- dificables	57
4.2. Posibles Posiciones iniciales de los agentes en el mundo	58
4.3. Posiciones iniciales para los agentes en el escenario 1	59
4.4. Posiciones iniciales para los agentes en el escenario 2	60
4.5. Posiciones iniciales para los agentes en el escenario 1-2	61
4.6. Posiciones iniciales para los agentes en el escenario 2-2	62

4.7. Resultado del escenario 1 primera corrida	64
4.8. Resultado del escenario 1 ultima corrida	64
4.9. Resultado del escenario 1-2 primera corrida	65
4.10. Resultado del escenario 1-2 ultima corrida	65
4.11. Resultado del escenario 2 primera corrida	67
4.12. Resultado del escenario 2 ultima corrida	67
4.13. Resultado del escenario 2-2 primera corrida	69
4.14. Resultado del escenario 2-2 ultima corrida	69
4.15. Relaciones entre los agentes en el caso de estudio presa depredador	69
4.16. Resultados de caso presa-depredador, con integración de soft com- puting y presa-depredador a base de reglas ifs	70
4.17. Dos Agentes iguales realizando acciones diferentes.	79
4.18. Vision de un agente	79
4.19. Perspectiva del mundo diferente en los agentes	80
4.20. Los recuadros amarillos marcan el límite en los extremos del cam- po de batalla	83
4.21. El jugador estando en el aire, rebota al impactar la espada con la lanza que está en el suelo	84
4.22. Estado en el que el jefe esta aturdido y vulnerable	84
4.23. Vidas totales del jugador	84
4.24. Ataque Lunge del jefe	85
4.25. Ataque Air Lunge del jefe	85
4.26. Ataque de área del jefe	86
4.27. Ataque de larga distancia del jefe	86
4.28. Desplante hacia atrás del jefe.	86
4.29. Posición de correr del jefe.	87
4.30. brinco del jefe.	87

4.31. FSM del comportamiento de la primera etapa del agente jefe . . .	88
4.32. Ataque frontal del jugador.	90
4.33. Ataque aerio hacia abajo del jugador.	90
4.34. Área de solución del agente jefe	92

Índice de tablas

4.1. Entradas tipo 'Atributos de Contexto'	53
4.2. Entradas tipo 'Atributos individuales'	54
4.3. Salidas que representan las acciones del agente	55
4.4. Caso 1, Escenario 1	59
4.5. Caso 1, Escenario 2	60
4.6. Caso 1, Escenario 1-2	61
4.7. Caso 1, Escenario 2-2	62
4.8. Entradas tipo 'Atributos de Contexto' para los agentes del caso 2	75
4.9. Entradas tipo 'Atributos individuales' para los agentes del caso 2	76
4.10. Salidas que representan las acciones del agente para el Caso 2 . .	77
4.11. Regla con Distancia-Depredador para AgenteBP_44	81
4.12. Regla con Distancia-Depredador para AgenteBP2_103	81
4.13. Entradas del sistema difuso del jefe	88
4.14. Salidas del sistema difuso del jefe	89

1 Introducción

El estudio de la sociedad humana es un problema muy complejo. A partir de que el hombre primitivo se hizo sedentario y se empezaron a construir viviendas, la dinámica social ha ido evolucionando, al principio muy lentamente, organizados en clanes o tribus. Cada individuo debía aportar a la comunidad y a todos les tocaban casi las mismas tareas.

Conforme estas sociedades fueron creciendo y el número de individuos se hacía más grande, se hizo necesario crear la especialización en las tareas y con ello inició la división de clases. Esto obligó, a su vez, la creación de reglas más específicas que permitieran la convivencia. Al aparecer la escritura y las ciudades, la complejidad de las sociedades humanas avanzó de manera más acelerada y a partir de ahí surgieron los distintos modos de organizar a la sociedad. Algunas se organizaban utilizando la fuerza bruta, como es el caso de los reyes y emperadores, y otras por medio del diálogo en donde los individuos discuten los problemas comunes y la manera de resolverlos.

A mediados del siglo XIX, se inicia el estudio formal de la sociedad y se empieza de manera sistemática a dividir y clasificar cada uno de los modos de organización, tomando en cuenta cuestiones de cultura, religión, capacidad productiva, etc. Todo esto de presencial, observando directamente a los individuos de las sociedades que se estudiaban.

Con la llegada de la tecnología, y en particular de las computadoras, se hizo posible la automatización del procesamiento de los datos tomados por los observadores y se empezaron a proponer modelos de sociedades que cada vez

describían mejor a las sociedades reales. Por otro lado, las sociedades se hicieron más complejas ya que la capacidad de comunicación creció exponencialmente.

A mediados del siglo XX se propuso modelar sociedades utilizando mundos virtuales. A partir de aquí se empezaron a estudiar las sociedades desde un punto de vista más abstracto, esto es, los individuos no necesariamente son humanos, o incluso animales, sino que ahora podían ser entes de software los que participarían de forma interactiva dentro de un ambiente simulado expresamente para ello.

1.1 Planteamiento del problema

Uno de los principales retos de la computación es crear software capaz de interactuar con el ser humano de una manera fluida. Se espera que en un futuro cercano sean las máquinas las que se adapten a las personas. Entre los retos que van encaminados a resolver este problema, se encuentra la simulación social en la cual no existe una plataforma que integre una o más de estas teorías.

Antes que nada, para realizar simulaciones sociales es necesario que los entes o individuos que habitan en los mundos virtuales puedan interactuar entre sí e integren sociedades virtuales. En la actualidad, las simulaciones sociales se llevan a cabo con agentes muy parecidos entre sí, esto es, todos reaccionan de una manera muy parecida y no es posible distinguir entre un individuo y otro que pertenezcan a un mismo grupo. El objetivo de la tesis es proponer un modelo más realista, por lo que es necesario que cada individuo sea distinto a los demás, aun dentro del mismo grupo, esto es, no deben existir dos individuos iguales. Para lograr esto, debemos crear un modelo de "persona" integrado en el modelo del individuo.

Por otro lado, existe un gran número de teorías sobre la personalidad, que incluso algunas de ellas se contradicen, y esto no ayuda mucho ya que compu-

tacionalmente hablando se requiere que el modelo no presente conflictos internos, o sea, no es posible formalizar un modelo general. Esto obliga a tener que decidirse por una teoría en particular y adaptarla al modelo que se implementó en este proyecto.

Una vez integrada la personalidad en los individuos, el reto principal del proyecto consiste en modelar el comportamiento grupal, esto es, nos interesa estudiar el tipo de sociedad que resulta de la interacción entre los individuos participantes, tomando en cuenta que cada individuo es distinto a los demás.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo General

Crear e implementar un modelo para simular y analizar conflictos sociales, utilizando teorías de personalidad, teorías sociales y teorías computacionales en sistemas multiagentes.

1.2.2 Objetivo Específicos

- Integrar propuestas de teorías de personalidad, teorías sociales y teorías computacionales en un solo modelo de agente inteligente.
- Implementar agentes capaz de tener conciencia de contexto "context awareness".
- Crear simulaciones utilizando el modelo de agente inteligente.

1.3 Metas

- Implementar un modelo de agente.
- Dotar al modelo de agente una teoría de personalidad.

-
- Dotar al modelo de agente técnicas de softcomputing.
 - Adaptar la teoría de personalidad con las técnicas de softcomputing.
 - Integrar necesidades basicas al modelo de agente.
 - Modelas y simular el caso de estudio presa-depredador con un enfoque social.
 - Modelar y simular el caso de estudio mismos atributos diferentes personalidades.
 - Modelar y simular el caso de estudio Escenario de un video juego.

1.4 Hipótesis

Será posible crear una herramienta para la simulación social que integre agentes inteligentes con características de personalidad y consciencia de la situación. Esta herramienta permitira el análisis de conflictos sociales y mecanismos de resolución de los mismos.

2 Estado del Arte

En esta sección se presentara una breve explicación de los conceptos utilizados para realizar este proyecto donde se exploró diferentes áreas de la ciencia. Por el lado de las ciencias de la computación, se definieron e implementaron conceptos como "agente", "mundo virtual", además de utilizar técnicas de Inteligencia Artificial y Softcomputing. Por el lado de la psicología se modeló la estructura de la personalidad y el comportamiento. Desde el punto de vista de la sociología se revisaron los grupos sociales y su estructura. Por último, desde la filosofía se estudió la integración de todos estos componentes en un solo sistema.

Así como un análisis breve sobre los trabajos relacionados que intentan resolver alguna parte de la problemática ya identificada.

2.1 Agentes

Se define como 'agente inteligente' a un ente capaz de percibir, procesar y responder a su entorno de manera racional. Con la ayuda de sensores es capaz de percibir su medio ambiente y actuar en ese medio utilizando actuadores. Así es como lo definen Russel y Norvig (ver Figura 2) [31]. En este proyecto se implementó una variante de este tipo de modelo de agente a partir de esta definición.

Cabe mencionar que existe una infinidad de variaciones al modelo de agente. Una de esas variaciones, que inicialmente fue presentado por el filósofo Bratman en 1987, se le denomina "BDI" (por sus siglas en inglés, Beliefs-Desires-Intentions), como se muestra en la Figura 1 [32], y es actualmente uno de los

modelos de agente más populares en el área.

El concepto de 'agente cultural' no está completamente establecido. Cada autor lo define de diferente manera, sin embargo, lo que es común en esas definiciones es que, para proveer al agente con modelos más apegados a la realidad, se necesita tomar en cuenta aspectos o situaciones ligeramente parecidos a los de los humanos, tales como la religión, la vida social, la política, aspectos psicológicos o económicos. De esta forma, sin importar el objetivo para el cual se va a utilizar el agente. Con esos elementos socio-culturales el agente deberá "construir un contexto" para reaccionar dentro de la dinámica de ese caso particular, con un comportamiento más realista [14].

Por otro lado, un agente debe ser diseñado pensando en las dinámicas que se generarán con su entorno particular, esto ayuda a un diseño más simple en el agente, resultando un modelo más entendible, en lugar de uno sobre-saturado que es poco interpretable[27].

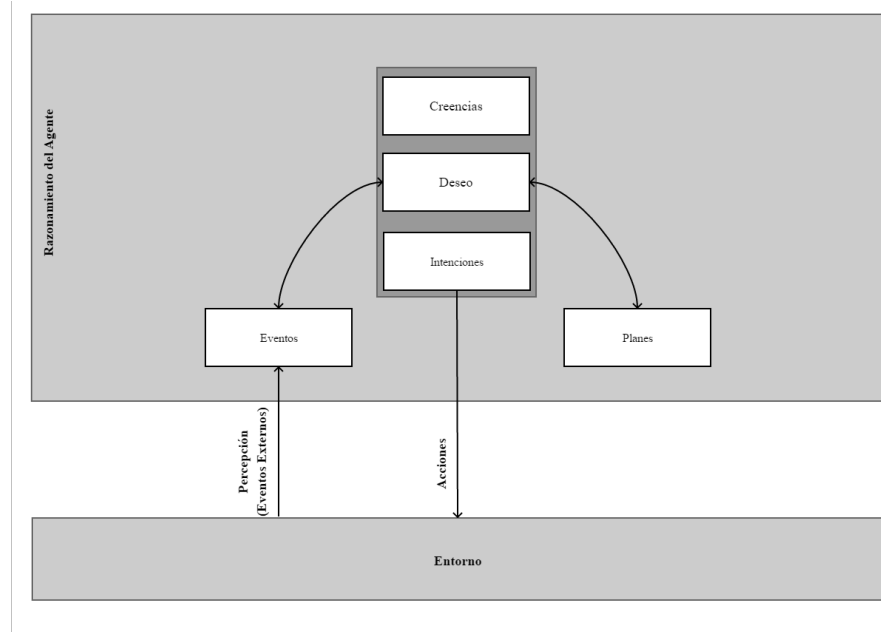


Fig. 2.1: Agente BDI

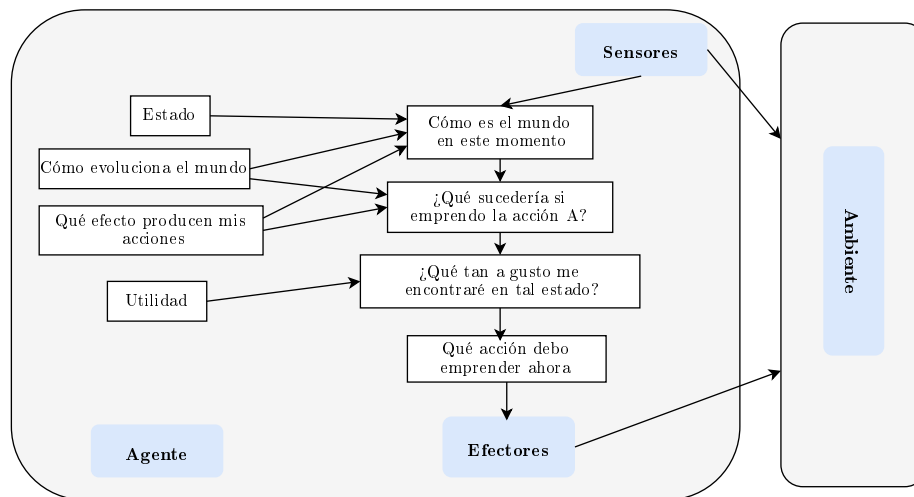


Fig. 2.2: Agente basado en la utilidad

2.2 Personalidad

La personalidad se define como la parte del funcionamiento personal y su estructura que hace diferente un individuo de otro. En un adulto se encuentra consolidada, y posee una generalidad y coherencia de respuestas en distintos tiempos y contextos ante situaciones distintas.

También podemos ver a la Personalidad como aquello que identifica al ser humano, desde la manera de reaccionar ante las situaciones que se presentan, el estilo de vida, las motivaciones, hasta las creencias y concepciones del mundo. En otras palabras la personalidad describe la dinámica de los procesos que suceden dentro de una persona y cuyo resultado es una toma de decisiones en cuanto a seleccionar las respuestas a eventos en diferentes contextos [17].

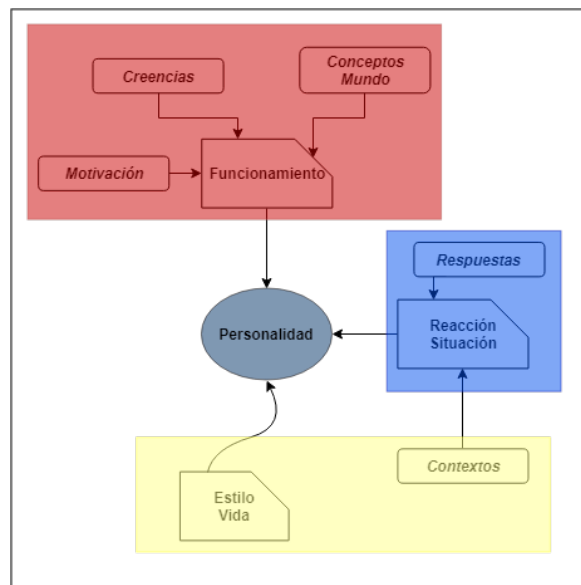


Fig. 2.3: Elementos que componen la personalidad

Una de las preguntas que el modelo de personalidad intenta contestar es: ¿por qué un agente realiza acciones específicas y no otras? Hasta este momento, las respuestas que da la psicología son muy ambiguas. Esto queda claro cuando

observamos que existen una cantidad importante de teorías de la personalidad en lugar de una sola, esto es, es tanta la confusión que aún no se ha logrado unificar el área en una sola explicación que englobe todo el fenómeno y nos tendremos que conformar con explicaciones parciales. [4].

2.3 Piramide de Maslow

Un ejemplo de lo anterior es la teoría formulada por Abraham Maslow en 1943, la cual se basa en una jerarquía de las necesidades humanas que organiza de manera piramidal, colocando las más primordiales o simples en la base de la pirámide y las más trascendentes en lo alto de la pirámide, dándole una base a la explicación de la motivación humana.[29]

Esta teoría hoy en día es muy utilizada para encontrar necesidades con factores socio-demográficas para pacientes que padecen hemodiálisis[28] así como para encontrar y entender la satisfacción del usuario en el uso del transporte[2].

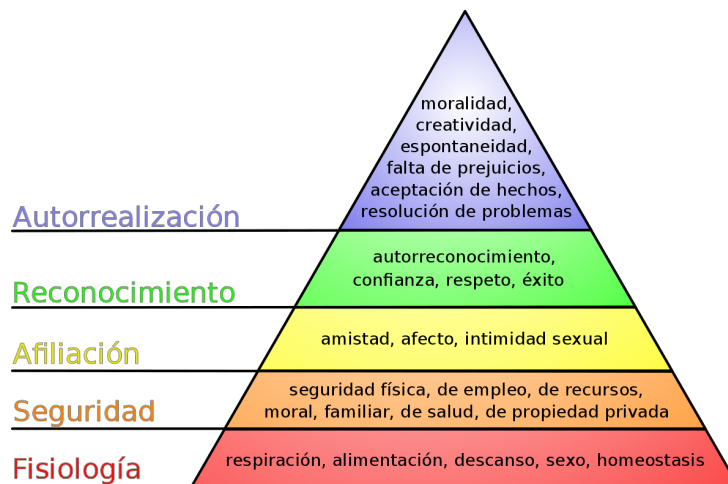


Fig. 2.4: Piramide de Maslow

2.4 Interés

Cuando se habla de interés, se refiere a la afinidad o tendencia que tiene una persona hacia otra persona, cosa, acción o situación, o dicho de otra manera, el interés se le denomina a la utilidad o conveniencia que se le busca a un nivel moral o material[3].

2.5 Contexto

El término contexto en semántica, lingüística, sociología y antropología, se refiere a aquellos objetos o entidades que rodean a un evento focal. El contexto se da dentro de un marco de tiempo y situaciones que rodean a un evento y provee recursos para su debida interpretación[10].

En el área de computación, mas especifico en agentes, se refiere cuando un agente pertenece a un entorno, el cual se define como la agregación de todas las entidades dentro del campo visual y conceptual del agente. Estas entidades pueden ser otros agentes, eventos u objetos. Al conjunto de las interacciones con esas entidades dentro de un marco de tiempo determinado y su respectiva interpretación es a lo que el agente referiría como contexto [12].

2.6 SoftComputing

Hoy en día, si uno habla de inteligencia artificial, esta hablando de SofComputing ya que se refiere a un conjunto de técnicas para la inteligencia artificial que en comparación con técnicas de computo convencional proveen una solución mas eficiente para encontrar soluciones a problemas que son de una complejidad muy alta, poco definidos y difíciles de modelar. Entre esas técnicas se encuentran los sistemas difusos, redes neuronales, algoritmos evolutivos.[34].

Esta investigación se enfoca más en los sistemas difusos ya que esta técnica

permite el modelado de la percepción de un agente inteligente de una manera más natural.

2.7 Sistemas Difusos

Los sistemas de lógica difusos son sistemas que implementan lógica difusa y el mecanismo para realizar esto es utilizando una lista de declaraciones de la forma **if-then** llamadas reglas.

Las reglas son adjetivos que describen las relaciones entre las variables de entrada con las variables de salida. Todas las reglas se deben evaluar en paralelo.[6]

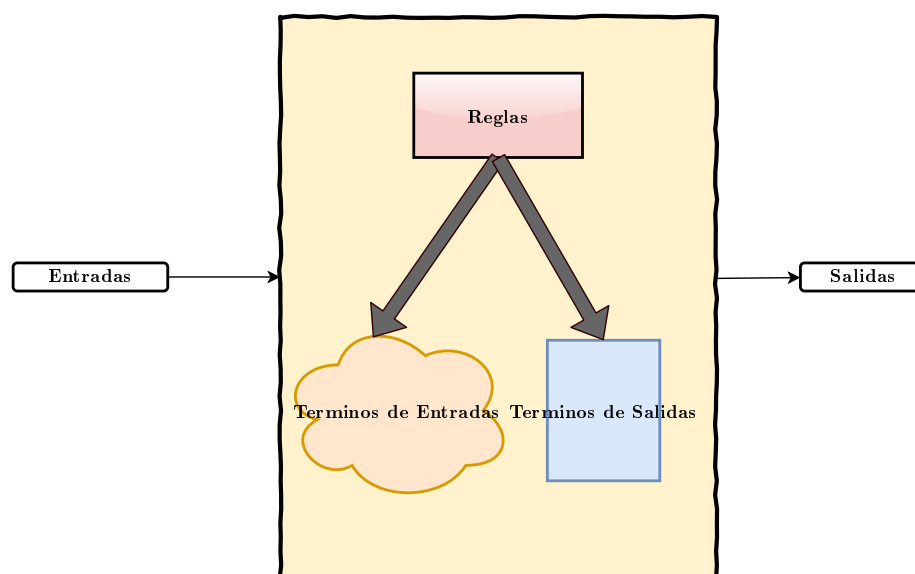


Fig. 2.5: Sistema de Lógica difusa

En otras palabras es un método que interpreta los valores de un vector de entrada y en base a un conjunto de reglas asigna valores al vector de salida.

2.7.1 Conjunto Difuso

La lógica difusa se basa en el concepto de un conjunto difuso, el cual se define como un conjunto sin un límite o margen bien definido y el cual puede tener elementos con un grado parcial de membresía.[15]

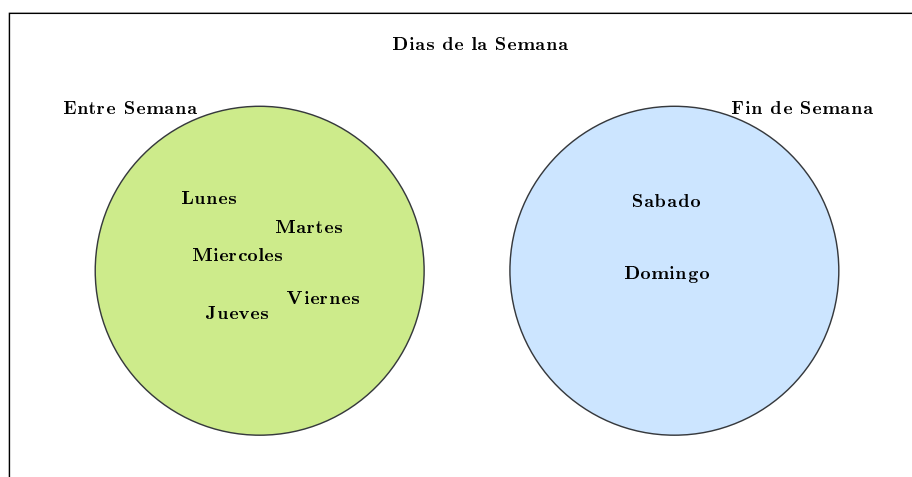


Fig. 2.6: Lógica Boleana

Un conjunto clásico (vease **Fig: 2.6**) es un contenedor que incluye o excluye algún elemento. Por ejemplo, los días que no son fin de semana, los cuales son Lunes, Martes, Miércoles, Jueves y Viernes. Esto quiere decir que todo entra en una categoría o es o no es, no puede haber un elemento que es ambos (principio de no contradicción).

Ahora, si se le pregunta a diferentes personas que clasifiquen los días que son de fin de semana, la mayoría de esas personas estaría de acuerdo que sábado y domingo son fines de semana, pero ¿que pasaría con viernes?

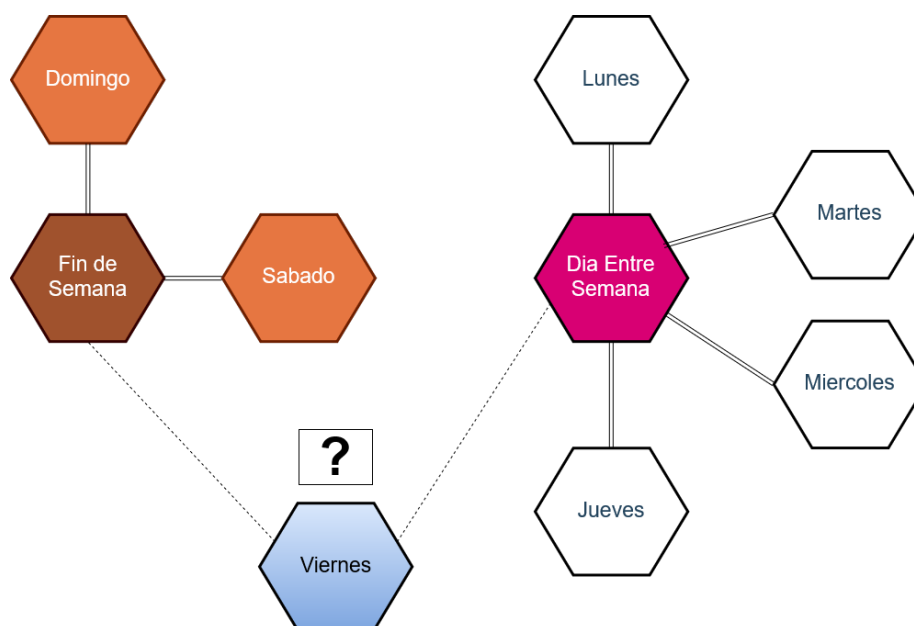
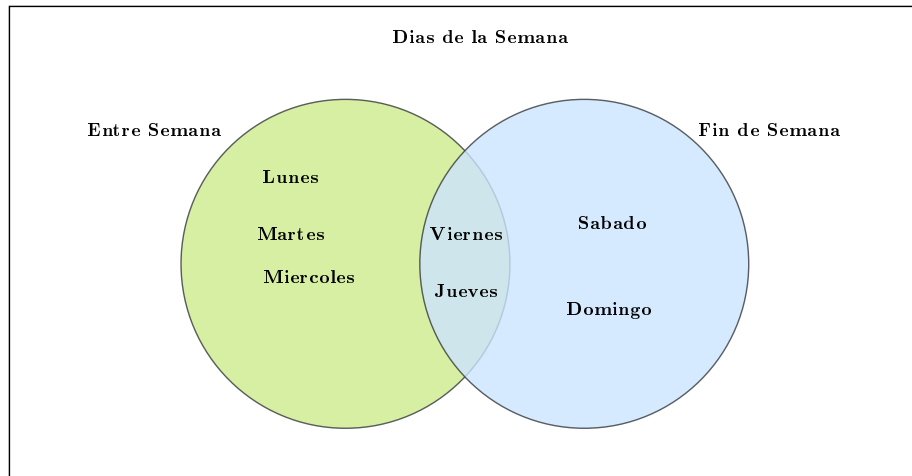


Fig. 2.7: Conjunto Difuso

En un conjunto clásico, no se podría tolerar que el día viernes intente ser ambas categorías, sin embargo, estar en esa fina linea de una categoría u otra es lo que los conjuntos difusos intentan resolver aceptando que un elemento pueda pertenecer, con un grado parcial de membresía a una categoría, y con otro (no necesariamente complementario) a otra, como se representa en la **Fig:2.7** y **Fig:2.8**.

*Fig. 2.8: Lógica Difusa*

2.7.2 Función de Membresía

Representa el grado de verdad de un conjunto difuso, fueron propuestas por Zadeh en 1965 en su primer artículo publicado llamado "*Conjuntos Difusos*" [35].

Formalmente se representan el Conjunto difuso A como:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in U\}$$

$$Funcion\ Membresia = \mu_A(*) \in [0, 1]$$

donde $\mu_A(*)$ representa el elemento en el conjunto difuso.

Se le llama **Núcleo** a la región del universo que se caracteriza por ser la membresía completa, es decir, consiste de todos los elementos de y , y se define de la siguiente manera:

$$\mu_A(x) = 1$$

El **Soporte** es la región del universo que se caracteriza por tener los elementos con membresía mayor a cero

$$\mu_A(x) > 0$$

Los **Límites** es la región del universo que se caracteriza por tener los elementos con membresía mayor a 0 pero incompletas es decir:

$$1 > \mu_A(x) > 0$$

2.7.3 Sistema de Inferencia

El sistema difuso de inferencia Mamdani fue el primer controlador de sistemas usando la teoría de conjuntos difusos. Fue propuesto en 1975 por Ebrahim Mamdani como un intento de controlar una combinación de una máquina de vapor y un boiler, sintetizando un conjunto de reglas de control lingüística ob-

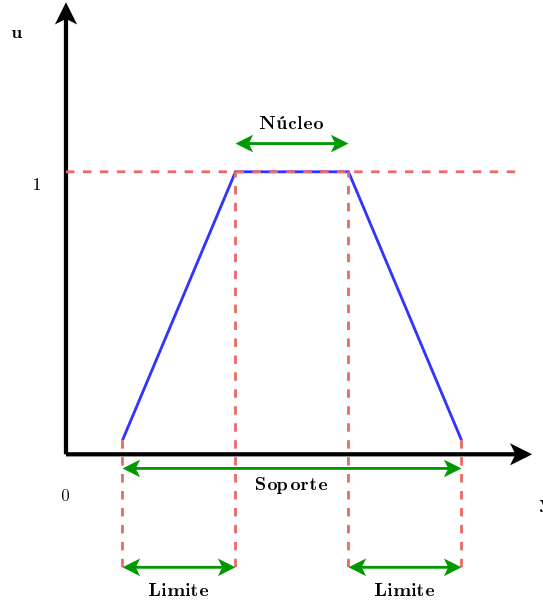


Fig. 2.9: Función de Membresía

tenidas por operadores expertos humanos [21].

$$Mamdani = \mu_{B^i}(y|\mathbf{x}') = f^l(\mathbf{x}') \star \mu_{G^i}(y), y \in \mathbf{y}$$

2.7.4 T-norma

En el área de matemáticas, a la t-norma se le conoce como la norma triangular, la cual consiste en una operación binaria en un espacio métrico con lógica de multi-valor. Esta norma es indispensable en la lógica difusa ya que generaliza la intersección de las uniones en la lógica [18].

La T-norma es una función $T : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ la cual satisface las siguientes propiedades:

- Conmutatividad: $T(a, b) = T(b, a)$
- Monotonicidad: $T(a, b) \leq T(c, d)$ si $a \leq c$ y $b \leq d$

- Asociatividad: $T(a, T(b, c)) = T(T(a, b), c)$
- el elemento identidad se representa con el numero 1: $T(a, 1) = a$

En un sistema difuso la función de membresía de la regla que se activa se le conoce como la T-norma de la fuerza de disparo de la regla con todo el conjunto del consecuente. La T-norma se representa con el operador $\star$.

La T-norma se utiliza para construir la intersección de conjuntos difusos o como la base del operador de agregación de los mismos [11].

2.7.5 Reglas

Las Reglas se pueden representar como una tupla (entradas, salidas : tipo de regla), en donde tanto entrada como salida son el valor lingüístico del conjunto difuso al que pertenece la función de membresía, y el tipo de regla es aquel que se va a emplear (And, Or, Not) [23].

Regla: Si Servicio Es Pobre O Comida Es Rancia Entonces Propina Es Poca			
Servicio	Comida	Propina	Tipo Regla
1	1	1	2
Tupla: 1 1, 1 : 2			

Fig. 2.10: Representación de las Reglas Como Vector de Relación

Si se tiene un Conjunto difuso A y un Conjunto difuso B tal que los diferentes tipos de reglas quedan de la siguiente manera:

$AND = A \cap B : . Min(A, B)$
$OR = A \cup B : . Max(A, B)$
$NOT = 1 - A$

2.7.6 Defusificador

Defusificar se refiere al proceso de que un valor difuso se traduce a un valor concreto (crisp), que corresponde al grado de valor en su membresía difusa. Es la operación inversa del proceso de fusificación[16].

Un defusificador es expresado por un operador D . Este operador mapea conjuntos difusos de X en elementos del universo X y se define de la siguiente manera [7].

$$D : F(X) \longrightarrow X : A \longrightarrow D(A)$$

Existen muchos tipos de defusificadores entre los mas usados son los siguientes:

- **Heights**

$$y_h(\mathbf{x}') = \frac{\sum_{l=1}^m y^{-l} \mu_{B^l}(y^{-l}|\mathbf{x}')}{\sum_{l=1}^m \mu_{B^l}(y^{-l}|\mathbf{x}')$$

- **Center of Sets**

$$y_{COS}(\mathbf{x}') = \frac{\sum_{l=1}^m c^{-l} f^l(\mathbf{x}')}{\sum_{l=1}^m f^l(\mathbf{x}')$$

- **Mean of Maximum**

$$y_z(\mathbf{x}') = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_{B^i}(\mathbf{x}') \geq \mu_{B^i}(\mathbf{x}') \forall \mathbf{x}' \in X}{i}$$

- **First of Maximum**

$$\mu_{B^i}(\mathbf{x}') > \mu_{B^l}(\mathbf{x}') \forall \mathbf{x}' \in X$$

- **Last of Maximum**

$$\mu_{B^i}(\mathbf{x}') \geq \mu_{B^l}(\mathbf{x}') \forall \mathbf{x}' \in X$$

2.8 Máquinas de estados

Una máquina de estados es un modelo computacional. En particular, la máquina de estado finito (FSM) es usada comúnmente para simular una secuencia

lógica así como también para resolver problemas matemáticos, de inteligencia artificial y en el campo de los video juegos para simular comportamiento [1].

Formalmente se define como una tupla de cinco elementos: $(Q, \Sigma, \delta, q_0, F)$ donde:

- Q = Conjunto de estados finitos.
- Σ = una entrada finita no vacía.
- δ = una serie de funciones de transiciones.
- q_0 = estado inicial.
- F = Conjuntos de estados aceptables.

Por otro lado, los video juegos son comúnmente programados como máquinas que pueden activar un estado, de entre varios, en un marco de tiempo y con condiciones determinadas. Es implementado para mostrar animaciones, comportamientos[5].

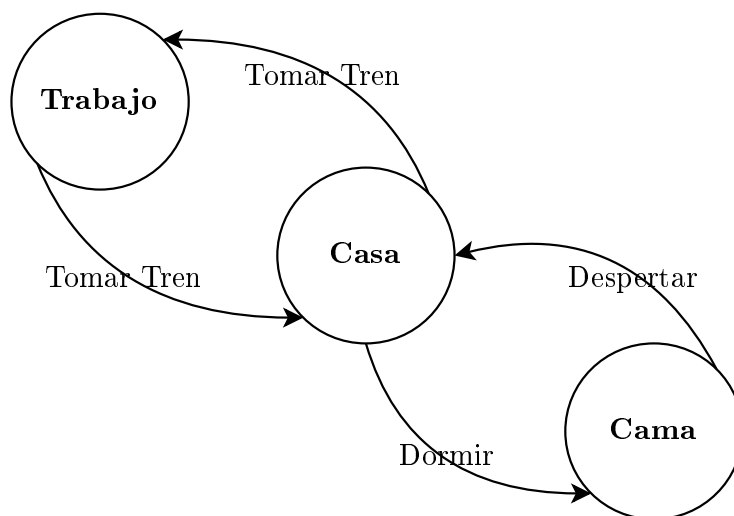


Fig. 2.11: Representación de un FSM

2.9 Vídeo Juegos

Actualmente, hablar de Inteligencia artificial(IA) es hablar de vídeo juegos. Esto porque es una de las áreas principales en donde la IA ha sido utilizada más directamente. Uno de los primeros juegos en integrar algun algoritmo inteligente o mejor dicho de soft computing fue en 1980 con el juego "Pac Man", en donde utilizaban cuatro diferentes algoritmos de búsqueda en sus cuatro enemigos tipo fantasmas, creando un comportamiento único entre los enemigos y el jugador [22].

A pesar de que la IA y los vídeo juegos han avanzado juntos, aún hoy en día no tenemos una IA en los vídeo juegos en donde los personajes del juego se comporten como una persona real. Esto es importante ya que la meta finalmente es que el jugador tenga la experiencia de interactuar con personajes reales. En este sentido los vídeo juegos representan un área de oportunidad para aplicar técnicas de IA. Pero no es el caso, por un lado, se intenta hacer una inteligencia artificial lo suficientemente predecible para que el jugador(humano) tenga una sensación de progreso al aprender los patrones que se le han programado a la computadora, manteniendo la dificultad del juego constante durante toda la experiencia. Otro de los problemas lo menciona Jacob Schrum: *"La industria de los vídeo juegos no toma en consideración de técnicas modernas de inteligencia artificial"*, esto se debe a que implementar conceptos como aprendizaje de máquinas ("machine learning") en vídeo juegos no es una tarea sencilla y la mayoría del tiempo va en contra de la perspectiva del desarrollo, producción y diseño de un vídeo juego. Puede ser que los resultados provoquen una experiencia para el usuario no muy agradable y es por eso que se dice que aplicar técnicas de computo inteligente va en contra de la perspectiva del diseño [33].

2.10 Trabajos relacionados

Diversos investigadores han tratado de resolver la problemática de las herramientas existentes para el área de simulación, se puede decir que uno de los inicios lo presenta en [20] donde se desarrollo la integración de lógica difusa en la plataforma de NetLogo. Esto dio inca pie a otros investigadores a empezar a integrar modelos de agentes mas complejos tal como en [8] desarrollaron un sistema de inferencia con la intención de representarlo como una forma de modelar emociones, en [26] y en [25] empezaron a integrar diferentes características que conforman la personalidad humana para simulaciones enfocadas en comportamientos. Al integrar diferentes teorías psicológicas y sociales siempre se presentan diferentes retos y problemas para formalizar dichas integraciones en [13] lo discuten a mas detalle sobre estos retos. Al hablar de una herramienta que integre diferentes teorías en un solo lugar mas que nada se habla de un modelaje, en este caso de agentes en [32] realizaron una extensa comparación entre las características de todos los modelados de agentes que hasta el momento existen y en [30] al igual que [32] realizan una extensa comparación entre las diferentes plataformas para modelas agentes y las comunidades que lo utilizan.

Una de las aplicaciones de agentes se da en el área de los vídeo juegos en donde se modelan mas con la intención de representar un comportamiento específico en [24] discuten a fondo sobre los beneficios y contras de utilizar técnicas de SoftComputing en vídeo juegos en donde por la naturaleza de esta industria se han omitido la integración de dichas técnicas en cambio en [19] publica la historia de la inteligencia artificial en los vídeo juegos, las diferentes técnicas y su funcionamiento que se utilizan en la industria de la misma manera profundiza como es que machine learning asido utilizado en los vídeo juegos y como es que la IA en los vídeo juegos a ayudado en el mundo real.

3 Metodología

El principal enfoque de este trabajo fue implementar un modelo de agente que fuera capaz de integrar técnicas utilizadas en inteligencia artificial con modelos de personalidad para crear un agente inteligente consciente del contexto.

El modelo de agente se trabajó bajo el modelo presentado en la figura 2.2. Tomando este modelo como base definimos al agente como: las combinaciones de interacciones de diferentes tipos de atributos y sistemas bajo unas reglas en común a seguir para llegar a una meta.

$$\textit{Agentes} = \{\textit{Atr}, \textit{SV}, \textit{Reglas}, \textit{Sistemas}, \textit{Efectores}\} \quad (3.1)$$

Donde ***Atr*** = $\{\textit{Atr}_1, \textit{Atr}_2, \dots, \textit{Atr}_n\}$ Los atributos en sí son valores que dependen de lo que se va a simular. ***SV*** = $\{\textit{Sens}_1, \textit{Sens}_2, \dots, \textit{Sens}_m\}$ Los sensores son pequeños sistemas que ayudan al agente a recabar información de su entorno. ***Reglas*** = $\{\textit{R}_1, \textit{R}_2, \dots, \textit{R}_k\}$ Se refiere a los principios, restricciones o activadores que el agente debe seguir o inferir a partir del contexto en un marco de tiempo. ***Sistemas*** son los sistemas de decisión en otras palabras el Motor del agente en este caso se utilizó un sistema difuso. ***Efectores*** Son las funciones a realizar del agente y sus resultados influye en el ambiente.

Un ejemplo en nuestro estudio sobre el atributo principal es el de *energía*. Todo lo que realiza el agente consume energía, si lo comparamos con humanos, sería equivalente al concepto de *vitalidad*. La forma de recaudar información del ambiente nuestro agente es por medio de un sistema de visión.

Al hablar de reglas, se pueden manejar como una tupla (entradas, salidas : tipo de regla) como lo muestra la figura 2.10, de esta forma puede agregar o eliminar reglas o incluso el experto puede agregar más reglas de las que el agente trae como base. Tomando este principio, tomamos la teoría de Maslow sobre las jeraquias de necesidades y las asignamos como reglas base para la supervivencia del agente.

3.1 Espacio Visual

Es un espacio métrico que proviene de la intersección del universo con un límite espacial, en el cual se pueden realizar diversas operaciones matemáticas para identificar que es lo que el agente esta percibiendo tal como:

- Identifica Formas
- Estima Distancias
- Ejecuta un Conteo

3.1.1 Operaciones

Ya que la visión es un espacio métrico, se le pueden realizar diferentes operaciones para obtener diferentes perspectivas a los datos que esta proporcionando. Entre estas operaciones se encuentra la estima de distancia de objetos respecto al agente definida en la formula: 3.2, contabilizar cada uno de los objetos y agentes dentro del espacio con la formula: 3.4 y normalizar la cantidad de objetos o agentes dentro de dicho espacio formula: 3.3.

$$Distancia(X, A) = ||X - A|| = \sqrt{(X - A)^2} \quad (3.2)$$

donde: tenemos que las **X** son las coordenadas del **Objeto** o el **Agente** a estimar la distancia y **A** son las coordenadas del **Agente** que estimará la distancia.

$$Normalizar = \frac{A_t}{A_{t(MAX)}}; A_t = A \in tipo \quad (3.3)$$

El termino **A_t** se refiere a la cantidad de un tipo de agente u objeto que esta dentro del espacio de visión entre el termino **A_{t(MAX)}** simboliza la cantidad maxima del tipo de agente u objeto que existe en el mundo.

$$CyC = \sum_{i=1}^n A_{t_i}; A_t \in tipo \quad (3.4)$$

A_{t_i} Representa un Agente u Objeto, Por cada agente u objeto que pertenece a un tipo y esta presente dentro del espacio de visión se va contabilizar.

3.2 Sistemas

Es el cerebro del agente, es el sistema encargado de decidir que acción debe realizar el agente a partir del contexto en el que se encuentra.

En este proyecto se decidió implementar un sistema difuso tipo 1 con una inferencia de Mamdani porque es un sistema intuitivo. En nuestros casos de estudio es necesario la intuición ya que no todas las reglas están escritas. Su representación se encuentra en la figura: 3.1

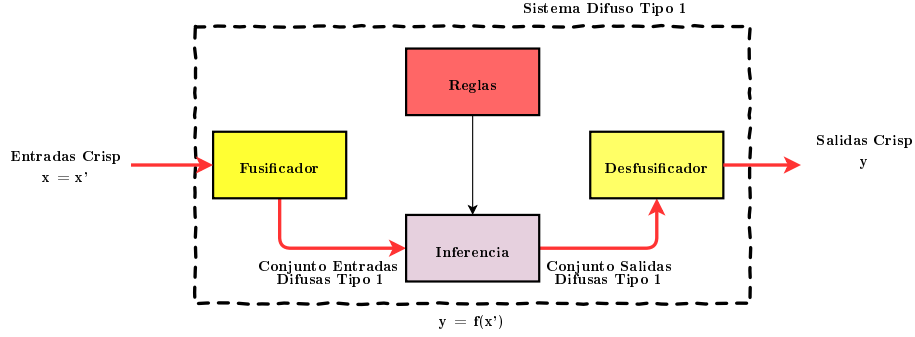


Fig. 3.1: Diagrama de un sistema difuso tipo 1

Es importante mencionar que dependiendo de cómo este configurado el sistema difuso, es capaz de arrojar un resultado con valores múltiples. Para nuestro proyecto se utiliza un algoritmo competitivo, el cual se encarga de obtener la acción que más le convenga en ese instante de tiempo al agente.

3.3 Algoritmo competitivo

Tomando como prioridad el valor difuso que nos arroja el sistema de decisión y usando el principio de ganancia el algoritmo escoge el valor más alto entre todas las opciones y aplicando la fórmula: 3.5 así quedaría la función para el algoritmo competitivo.

$$Accion = ValorDifuso * [AtributoPrincipal + (AtrP.Gano - AtrP.Pierdo)] \quad (3.5)$$

donde:

- **ValorDifuso** es el valor que nos arroja el sistema de decisión.
- **AtributoPrincipal** es el atributo en el cual el agente se basa.
- **Atr.P.Gano** es la ganancia del atributo principal después de realizar la acción.
- **Atr.P.Pierdo** es la pérdida del atributo principal después de realizar la acción.

3.4 Interés

El interés en el modelo de agente es el atributo que se encarga de obtener una cantidad cuantitativa de qué tanto quiere seguir realizando una acción. El interés lo podemos calcular de la siguiente manera:

$$Interes = \frac{costo}{valorDifuso} \quad (3.6)$$

Donde podemos indicar el **Costo** en términos de energía para realizar una acción, este valor es distinto para cada acción. El **valorDifuso** indica el valor que el sistema difuso arroja al escoger la acción. Este valor se puede interpretar también como las ganas de realizar dicha acción. El valor resultante es el interés actual de seguir realizando una acción.

3.5 Personalidad

La personalidad es una tupla $Per = \{FUN, REAC, EV\}$ en donde: **FUN** Es el conjuntos de acciones (funciones) que el agente puede ejecutar. Es equivalente al agente BDI mostrado en la **fig: 2.1**, **REAC** Es el sistema que, dependiendo del contexto, determina la acción específica a realizar, definimos al estilo de vida que a partir de una taxonomía de Estilos, que consta de conjuntos de

actividades específicas para contextos específicos como **EV**, además de rangos de valores para algunos parámetros del agente.

Si segmentamos la personalidad por sus elementos básicos que la componen, se puede observar que en la parte del **funcionamiento** se puede interpretar como si fuera el **Agente BDI** mostrado en la Figura: 2.1. De igual manera lo podemos interpretar como las reglas que rigen a la personalidad. En un Sistema difuso lo podemos interpretar como las reglas difusas del sistema.

El **Estilo de vida y Contextos**, en una persona es lo que ve y percibe diariamente, en otras palabras es la fuente de información, en un sistema difuso esto se puede ver también como las entradas del sistema.

La **Reacción Situacional** para un sistema difuso esta situado en la parte de inferencia, porque sin tener conocimiento de cierta situación, podemos inferir como actuar en base a las reglas en dicha situación.

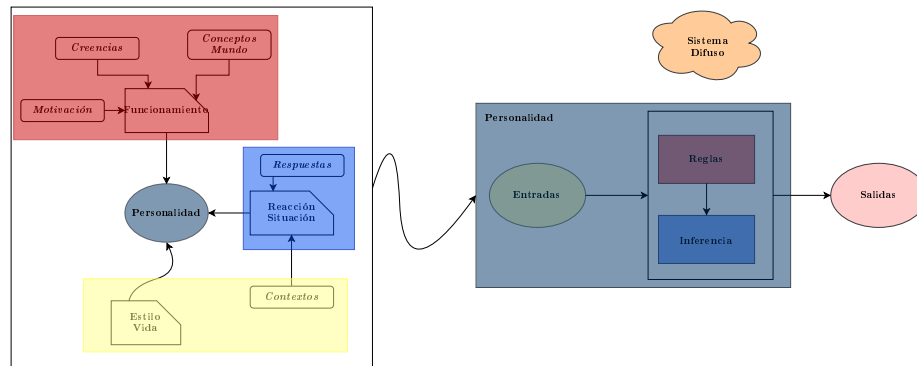


Fig. 3.2: Mapeo de personalidad en un Sistema Difuso

Finalmente uniendo todas las partes, obtenemos un modelo de agente capaz de obtener contexto a partir de lo que esta observando con diferentes tipo de intereses y lo podemos representar como en la figura 3.3:

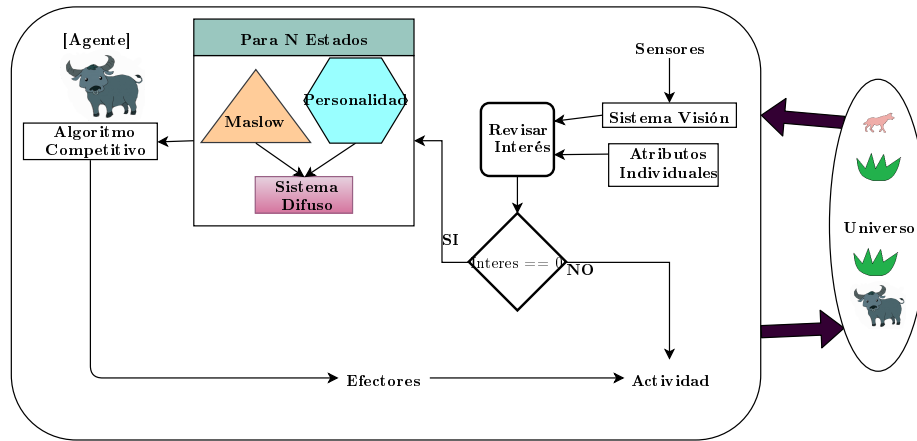


Fig. 3.3: Agente Inteligente consciente del contexto

El Pseudo código para un agente inteligente consciente del contexto elija una actividad es de la siguiente manera.

4 Experimentación

La parte experimental se realizó desde dos perspectivas distintas: como un Vídeo Juego, esto es, los agentes tienen una meta común específica y es posible que un jugador humano participe; y como Simulación Social, donde los agentes "viven" en un mundo y tienen metas distintas.

La experimentación se realizó en tres casos distintos, El primer caso es el conocido presa-depredador, un caso a primera vista directo en cuanto a resultados, pero su complejidad radica en el tipo de interpretación que se le dan a los datos. El segundo caso se trabajó en comprobar que el modelo de agente implementado fuera capaz de crear diferente tipos de agentes a partir de personalidades diferentes. En el tercer y último caso, se plantean situaciones para verificar si hay diferencia en las reacciones del agente y si son de acuerdo a su personalidad.

4.1 Presa-Depredador

Al iniciar la investigación se planteó la posibilidad de llegar a una estabilidad en un ecosistema parecido al caso de presa-depredador, utilizando agentes conscientes del contexto.

En este caso de estudio se quiere comprobar que utilizando como base un agente cultural, se puede llegar a formar un ecosistema balanceado. Hoy en día se puede considerar este modelo como el inicio de grupos sociales, ya que quien controla el acceso a la comida, es quien tiene el poder. Este es un principio básico en la conformación de las sociedades.

Se intenta saber qué tipo de influencia tienen las decisiones individuales sobre el nivel grupal y cómo es que se comporta este caso en particular.

4.1.0.1 Preparación

En este caso de estudio, se utilizaron tres tipos diferentes de agentes, los cuales interactúan entre sí. Los tres tipos son los siguientes: {Búfalo, León, Pasto}.

Cada agente tiene valores diferentes en sus atributos que representan sus capacidades físicas, las cuales influyen de manera directa en el comportamiento del agente.

Cada uno de los agentes interactúa dentro de, y bajo las reglas del área designada, conocida como mundo virtual.

4.1.0.2 Entorno y Limitantes

El entorno se va a caracterizar por los tres tipos de agentes que van a tener una interacción entre sí. La interacción resultante es en lo que la simulación se va a enfocar. Estos agentes son:

Agentes tipo Búfalo

Los Agentes de este tipo, toman el rol de presa para los agentes tipo León y a su vez toman otro rol como depredador para el agente tipo Pasto. Su propósito general es proporcionar energía a los agentes tipo León e interactuar entre los agentes de su mismo tipo, solamente limitado por las reglas del mundo y por sus acciones disponibles.

Agentes tipo León

Estos agentes toman el rol de depredadores para los agentes tipo Búfalo, únicamente limitados por las acciones que puedan realizar y por las reglas del mundo virtual. Su interacción es con agentes de su mismo tipo y con agentes tipo Búfalo.

Agentes tipo Pasto

La interacción de estos agentes es solamente con los agentes de tipo Búfalo, su propósito es proporcionarles energía. Toman el rol de presa para los agentes de tipo Búfalo.

Espacio de la simulación

Es un área con un espacio limitado, donde se define como el mundo virtual donde los agentes van a interactuar, teniendo ciertas limitantes tales como:

- Los agentes no pueden nacer fuera de esta área.
- Los agentes no pueden salirse de los límites del área.
- Los agentes comida no pueden interactuar entre sí.
- De un agente pueden alimentarse varios agentes.
- Cuando muere un agente permanece en el mundo por una cantidad de tiempo y en este estado puede ser devorado por un agente depredador.

4.1.0.3 Agentes

En esta sección se van especificar a detalle los atributos, acciones, sistemas de visión y sistema difuso que contiene cada agente para la simulación de este caso

de estudio, utilizando el modelo de agente definido previamente en la **Ecuación:**

3.1

Atributos

Durante la simulación estos valores son los que se van a estar monitoreando y cada uno de los Agentes contará con los siguientes atributos:

- **Energía** Atributo principal sin el cual el agente no puede actuar o existir en el mundo.
- **UmbralHambre** Dictamina cuándo el agente siente hambre.
- **Edad** Es la cantidad de tiempo que ha vivido el agente.
- **UmbralCelo** Es el periodo que debe transcurrir para que el agente se reproduzca.
- **Peso** Representa el peso del agente.
- **Velocidad** Es la velocidad de desplazamiento en el mundo del agente, la cual está asociada al peso del agente.
- **Genero** Representa si el agente es Macho o Hembra.
- **Pareja** Variable binaria que determina si el agente cuenta con pareja para la reproducción. En caso negativo el agente no se reproduce. En caso positivo, si el agente es Macho, su pareja será Hembra y viceversa.
- **Distancia Aliado** La distancia que hay entre el agente y otros agentes de su mismo tipo.
- **Cantidad Aliado** La cantidad de agentes del mismo tipo que hay cerca.
- **Distancia Comida** La distancia que hay entre el agente y otro agente que considere comida.

- **Cantidad Comida** La cantidad de otros agentes que se considera comida para el agente.
- **Distancia Depredador** La distancia que hay entre el agente y otro agente que considere peligroso.
- **Cantidad Depredador** La cantidad de otros agentes que se considera peligroso para el agente.
- **Miedo** Cuanto es el miedo que siente a lo que esta viendo.

Valores Iniciales

Bufalos:

- **Energía** Una cantidad arbitraria o a priori en nuestro caso entre 100 y 200.
- **UmbralHambre** Es diferente de búfalo a búfalo, aproximadamente entre 40 y 70 % de la energía.
- **Edad** Cantidad máxima que vivirá el agente búfalo, los búfalos salvajes viven entre los 18 a 24 años según estadísticas cita.
- **UmbralCelo** (Edad entre 4) para que se tenga un ciclo de apareamiento de por lo menos una vez al año.
- **Velocidad** entre uno y seis normalizado, la velocidad máxima de un búfalo en la naturaleza es aproximadamente de 60km/h.
- **Peso** Los búfalos de acuerdo a las estadísticas deberían pesar entre 200 y 380 kgs.
- **Genero** aleatorio.

- **Miedo** en cero ya que este valor se obtiene dependiendo del contexto que este observando el agente.
- **Atributos de contexto** Estos valores se obtienen durante la simulación, por lo tanto de se inicializan en 0 todos.

León:

- **Energía** Una cantidad arbitraria o a priori en nuestro caso entre 100 y 200 igual que el agente búfalo.
- **UmbralHambre** Varía de León a León, los leones en la naturaleza muchas veces comen ya cuando están muy desesperados por comida, por esa razón los valores serán entre 20 y 50 % de la energía.
- **Edad** Cantidad máxima en años que vive un león es entre los 18 a 30 años
- **UmbralCelo** (Edad entre 4) para que se tengan un ciclo de apareamiento de por lo menos una vez al año.
- **Velocidad** entre 1-8 normalizado, ya que la velocidad máxima es de 80km/h.
- **Peso** Los Leones de acuerdo a varias fuentes, deberían pesar entre 130 y 190 kgs.
- **Genero** aleatorio.
- **Miedo** en cero ya que este valor se obtiene dependiendo del contexto que este observando el agente.
- **Atributos de contexto** Estos valores se obtienen durante la simulación, de esta forma estos valores se inicializan en 0 todos.

Pasto

- **Tiempo Crecer** El ciclo de vida del pasto en la naturaleza es en promedio entre 3 y 5 años, en este caso el tiempo de crecimiento se va inicializar en 60 segundos que equivale mas o menos a esa cantidad de años en la simulación.

Sistema Difuso

Los agentes principales llevan dentro de sí un sistema difuso para la toma de decisiones.

Tipo

Es un sistema difuso tipo 1 con una inferencia de Mamdani porque es un sistema intuitivo. En nuestro caso de estudio es necesario la intuición ya que no todas las reglas están escritas.

Defusificador

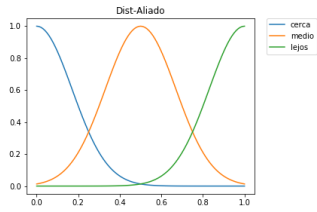
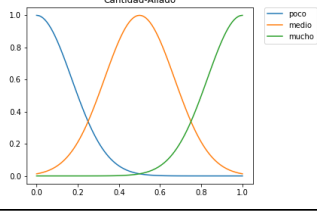
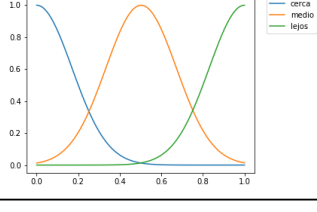
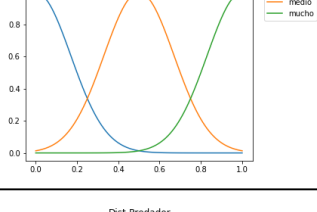
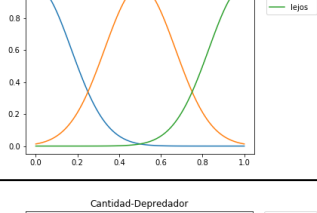
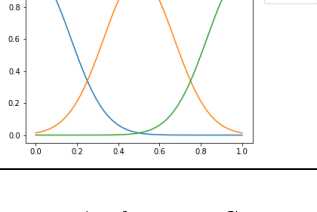
En este caso, queremos obtener la salida que se disparó un mayor número de veces, por esa razón se utilizará el defuzificador **Máximos más Pequeños (SoM)** en sus siglas en inglés *Smallest of Maximum*.

Entradas

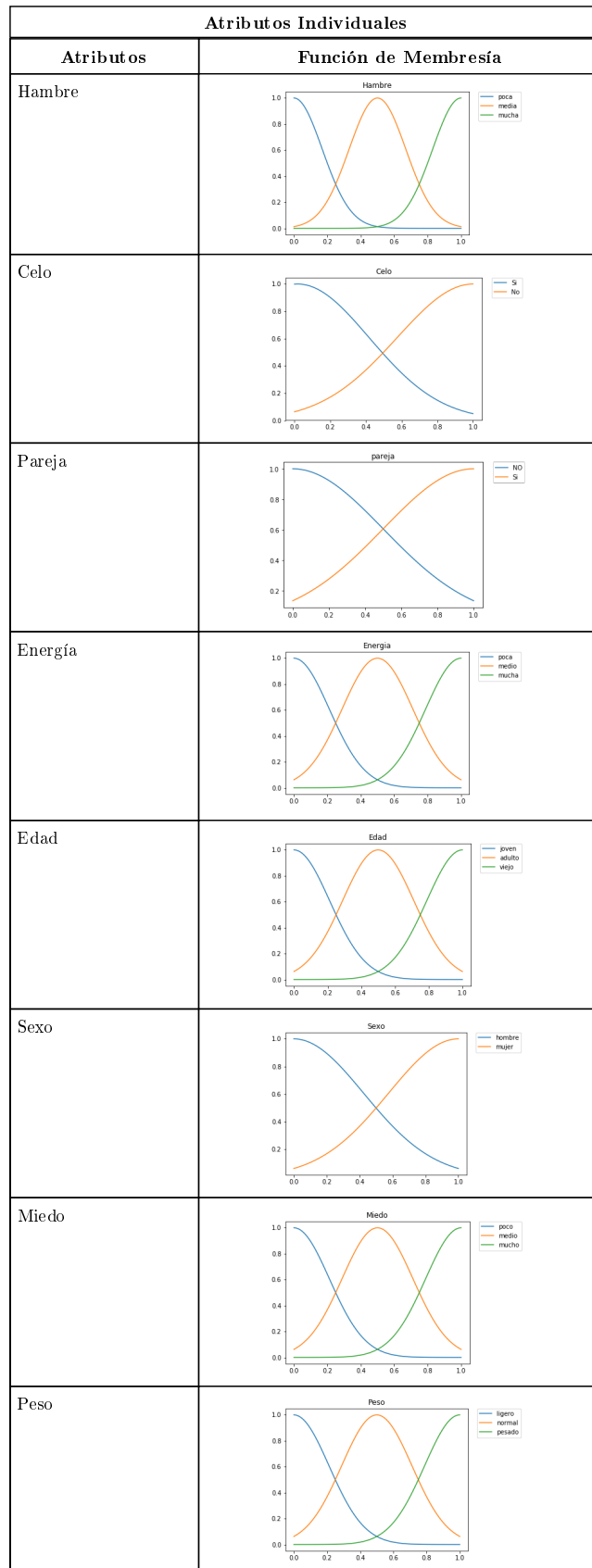
El sistema tiene 14 entradas las cuales se pueden ordenar en dos categorías **Contexto y Atributos individuales** .

Atributos de tipo Contexto Se refiere a esos atributos que se obtienen de por medio de la observacion como se muestra en la Tabla: 4.1.

Atributos de tipo Individual Estos atributos son modificables en el agente y por lo tanto permiten que no sean exactamente iguales entre si en un nivel superficial. Los atributos de este tipo son los que corresponden a la Tabla: 4.2.

Contexto	
Atributos	Función de Membresía
Distancia-Aliado	
Cantidad-Aliado	
Distancia-Comida	
Cantidad-Comida	
Distancia-Predador	
Cantidad-Predador	

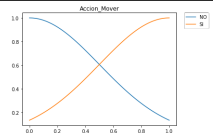
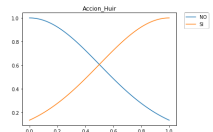
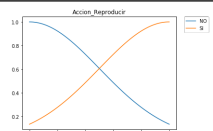
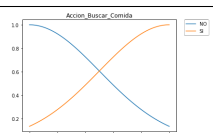
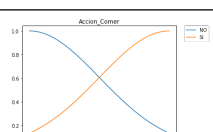
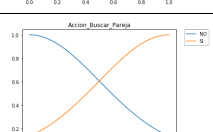
Tab. 4.1: Entradas tipo 'Atributos de Contexto'



Tab. 4.2: Entradas tipo 'Atributos individuales'

Salidas

Cada Salida del sistema difuso, es una actividad o acción que el agente puede realizar dentro del mundo virtual. Para este caso de estudio, se cuenta con seis acciones que permiten al agente un funcionamiento básico como mantenerse vivo, desplazarse por el mundo y acciones que lo ayudan a preservar el tipo de agente.

Salidas	
Atributos	Función de Membresía
Mover	
Huir	
Reproducir	
Buscar-Comida	
Comer	
Buscar-Pareja	

Tab. 4.3: Salidas que representan las acciones del agente

Reglas

Las reglas se diseñaron teniendo en cuenta la teoría de las necesidades básicas de un ser vivo propuestas por Abraham Maslow tal como se muestra en el diagrama de la **Figura: 3.3**, donde se asegura que el agente siempre va tratar de sobrevivir siguiendo sus necesidades. Por otra parte, la personalidad del agente está embebida dentro de las reglas, en este caso teniendo dos tipos de personalidad por tipo de agente, resultando en 19 reglas como base tomando en cuenta todo lo anterior con posibilidad de expandirse con más reglas.

4.1.0.4 Configuraciones del experimento

Este experimento se realizó con diferentes configuraciones o escenarios variando parámetros iniciales, posiciones iniciales, cantidad y distribución de los agentes. Se realizó de esta forma porque es un caso muy sensible a diferentes tipo de variables las cuales afectan directamente los resultados finales. En la siguiente figura: 4.2 se pueden ver las posiciones iniciales disponibles.

El caso presa depredador ya es analizado a profundidad por diferentes medios, el caso de NetLogo muestra claramente que para lograr que se cicle el ecosistema es necesario la optimizan de varios parámetros y aún así no es una tarea fácil de realizar ya que el caso es muy dependiente de estas variables.

Los agentes que interactuaran en el caso de estudios los definimos de la siguientes manera:

$$Bufo = \{Atr, SV, Reglas, Sistemas, Efectuores\} \quad (4.1)$$

$$Leon = \{Atr, SV, Reglas, Sistemas, Efectuadores\} \quad (4.2)$$

$$Pasto = \{Atr, Efectuadores\} \quad (4.3)$$

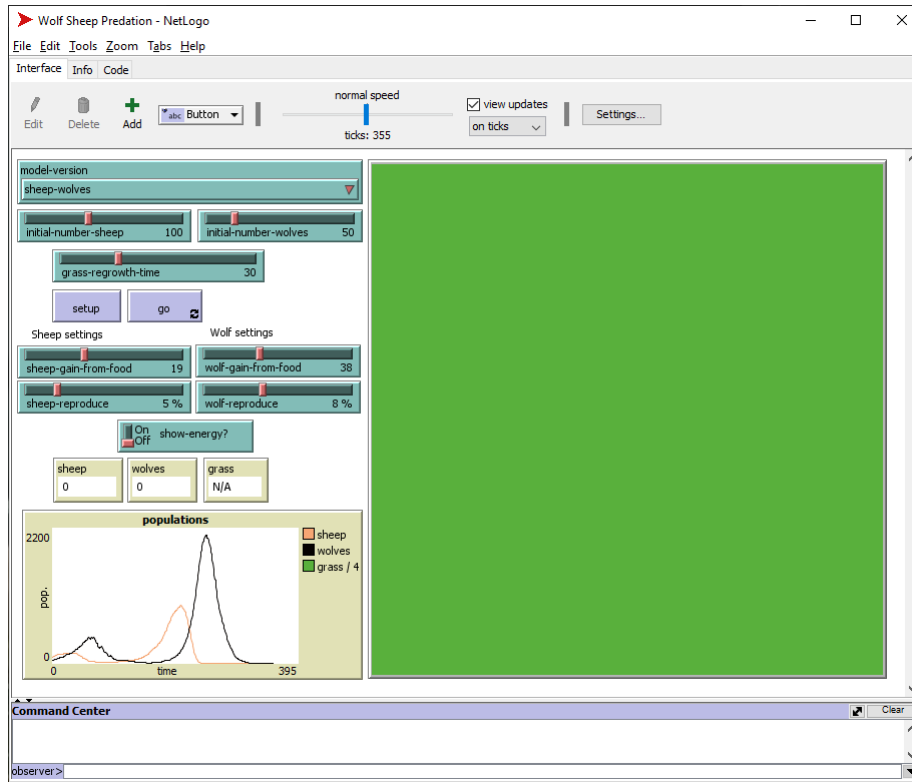


Fig. 4.1: Caso presa depredador en netlogo con todos sus parametros modificables



Fig. 4.2: Posibles Posiciones iniciales de los agentes en el mundo

Se trabajó con los siguientes escenarios:

Escenario 1			
Agente	Cantidad	Porcentaje	Posición
Búfalo	150	42 %	En Medio
León	50	16 %	En Medio
Pasto	150	42 %	Izquierda y Derecha
	350	100 %	

Tab. 4.4: Caso 1, Escenario 1

En el escenario de la **tabla: 4.4** se modela el caso en que hay suficiente alimento para los agentes búfalos y leones, pero hay una sobre-población de depredadores para los agentes pasto. La posiciones iniciales de los agentes búfalos y leones se colocan al centro del mundo con la intención de que los agentes búfalos tengan que buscar a los agentes que se pueden comer para proporcionarles energía tal como se muestra en la **figura: 4.3**.

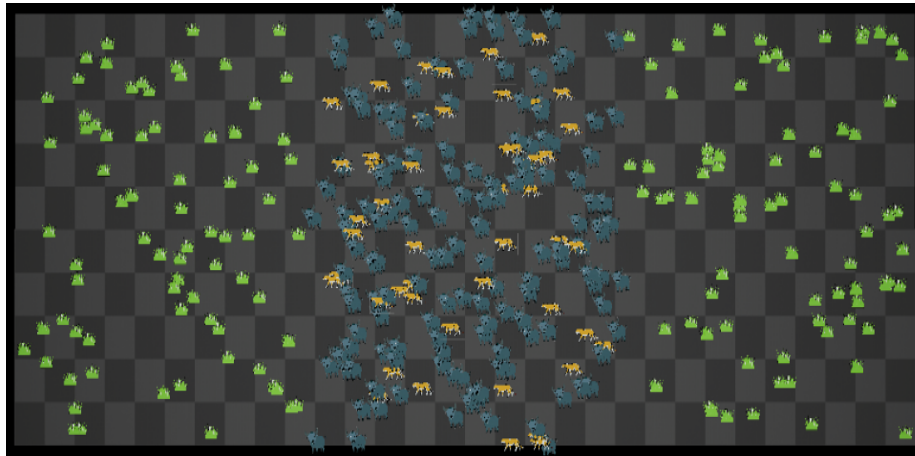


Fig. 4.3: Posiciones iniciales para los agentes en el escenario 1

Escenario 2			
Agente	Cantidad	Porcentaje	Posición
Búfalo	100	23 %	En Medio
León	20	6 %	En Medio
Pasto	300	71 %	Izquierda y Derecha
	420	100 %	

Tab. 4.5: Caso 1, Escenario 2

A diferencia del escenario 1, en este escenario de la **Tabla 4.5**, se trata de modelar en donde hay una escasez de agentes depredadores bajando el número de leones. Las posiciones iniciales para los agentes búfalo y león están al centro del mundo y el agente pasto esparcido por todo el mundo para crear una situación donde el agente búfalo tenga que buscar su alimento.

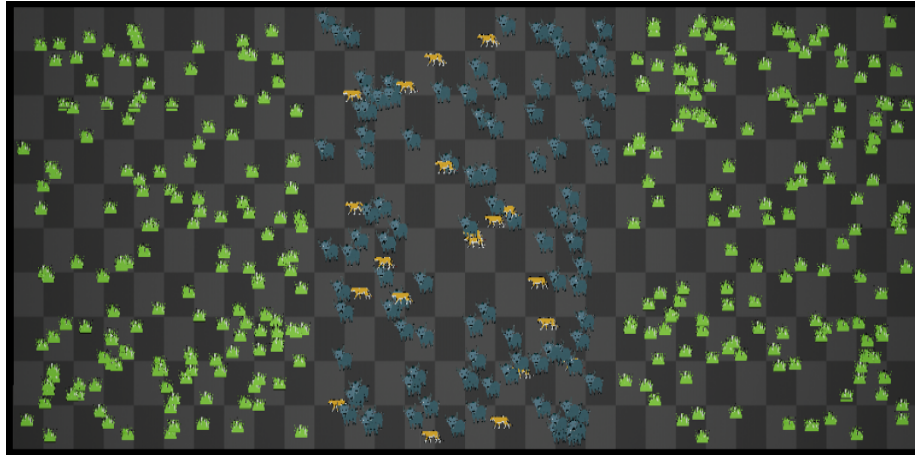


Fig. 4.4: Posiciones iniciales para los agentes en el escenario 2

Los siguientes dos escenarios representados en las **Tablas: 4.6 y 4.7** son los escenarios anteriores pero con diferente posiciones iniciales ya que este caso de estudio depende de muchas variables y una de esas variables es la posición del agente, con esta pequeña modificación se intenta comprobar qué tanto es que influye en el resultado final.

Escenario 1-2			
Agente	Cantidad	Porcentaje	Posición
Búfalo	150	42 %	Esparcidos
León	50	16 %	Esparcidos
Pasto	150	42 %	Esparcidos
	350	100 %	

Tab. 4.6: Caso 1, Escenario 1-2

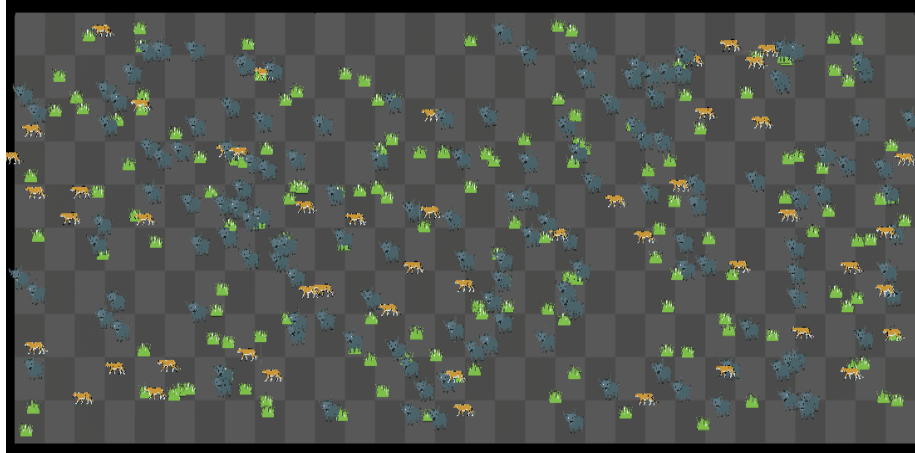


Fig. 4.5: Posiciones iniciales para los agentes en el escenario 1-2

Escenario 2-2			
Agente	Cantidad	Porcentaje	Posición
Búfalo	100	23 %	Esparcidos
León	20	6 %	Esparcidos
Pasto	300	71 %	Esparcidos
	420	100 %	

Tab. 4.7: Caso 1, Escenario 2-2

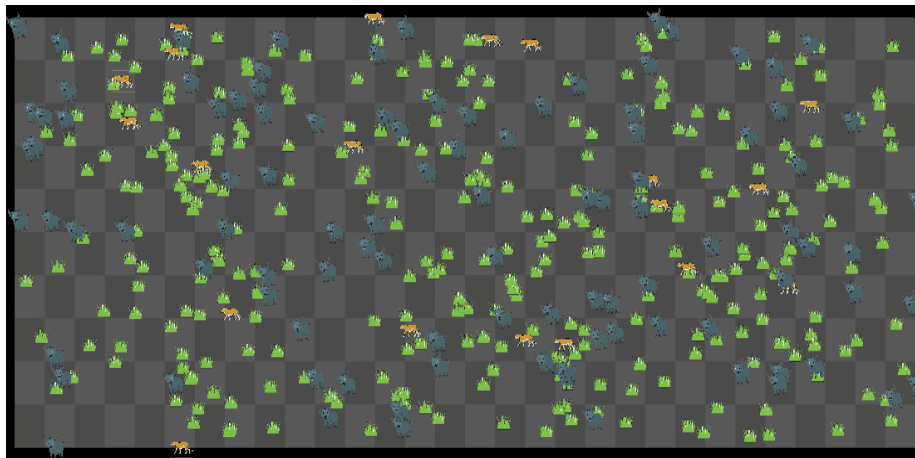


Fig. 4.6: Posiciones iniciales para los agentes en el escenario 2-2

4.1.0.5 Resultados

La experimentación se realizó con dos diferentes escenarios y a su vez esos dos escenarios con dos diferentes configuraciones en cuanto a la posición inicial de los agentes involucrados dentro del mundo. Cada configuración de los escenarios se corrieron 10 veces. Al finalizar cada corrida, se tomaron algunas métricas, tales como el mínimo, máximo y promedio de los atributos individuales de los agentes de esa corrida. Los valores se guardaron y se cargaron para la siguiente corrida, ajustando en cada simulación.

A nivel individual, interesa saber la motivación del agente para la toma de decisiones en cuanto a las acciones realizadas. Dicha decisión se toma en base a los sistemas sensoriales como el sistema de visión y los atributos individuales del agente. Esto delimita a una serie de posibles decisiones que puede tomar, como se muestra en la **figura: 3.3**. Esas posibles decisiones se someten a un algoritmo competitivo, representado por la **ecuación 3.5**. El resultado es la decisión que en ese instante le conviene más al agente comparando la energía ganada con respecto a la energía perdida. Los resultados de la experimentación se presentan en la siguiente sección.

Escenario 1

Los resultados de la primera corrida y de la ultima corrida, de este escenario se pueden visualizar en las **figuras: 4.7 y 4.8**

En primera instancia no se nota mucha diferencia entre ambas gráficas. Pero si nos vamos más a detalle podemos ver a simple vista en la gráfica de barras

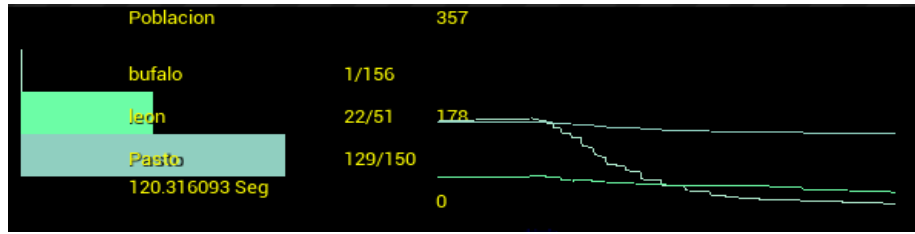


Fig. 4.7: Resultado del escenario 1 primera corrida

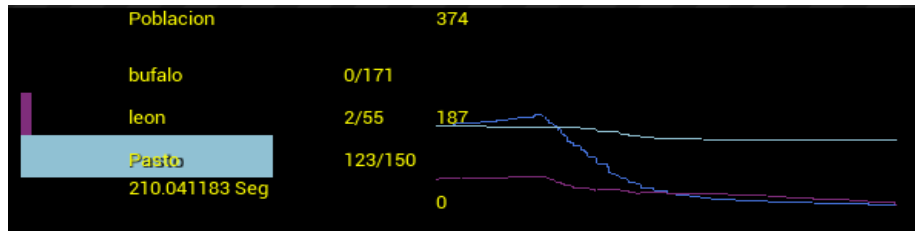


Fig. 4.8: Resultado del escenario 1 ultima corrida

que denota la población total de los agentes en la primera corrida se ve que los agentes León se crecieron en sobre población y acabaron con los agentes búfalo en contraste la ultima corrida, a pesar que el histograma es muy similar a la primera corrida, en la gráfica de barras se ve claramente que ambas poblaciones de búfalo y león se extinguieron casi al mismo tiempo pero, ¿que quiere decir esto? se puede decir que el sistema estuvo en un equilibrio aunque no se mantuvo por siempre.

Ahora si nos enfocamos en aspectos mas específicos también podemos encontrar muchas diferencias entre la primera y ultima corrida de este escenario, específicamente si nos enfocamos en el tiempo de cada ejecución podemos encontrar que en la ultima corrida hubo un incremento en el tiempo de la simulación por mas de 80 % a comparación al inicio de la experimentación. Otra manera de verlo es que, entre más tiempo de ejecución, más tiempo la simulación estuvo en balance.

Dentro de los comportamientos de los agentes, se puede decir que actuaron

a lo que se esperaba siguiendo la cadena alimenticia: el león se come al búfalo y el búfalo al pasto, este escenario arrojo resultados interesantes ya que a simple vista se podría decir que no cambio nada, pero ya analizándolo mas profundo se nota que si hay diferencias mínimas que influyen bastante en cómo se comporta el modelo presa-depredador.

Escenario 1-2

Este escenario es una configuración diferente del escenario anterior, se enfocó solamente en las posiciones iniciales y qué tanto cambiaría el resultado en comparación con su escenario similar, los resultados de la primera y última corrida se pueden apreciar en las siguientes figuras.

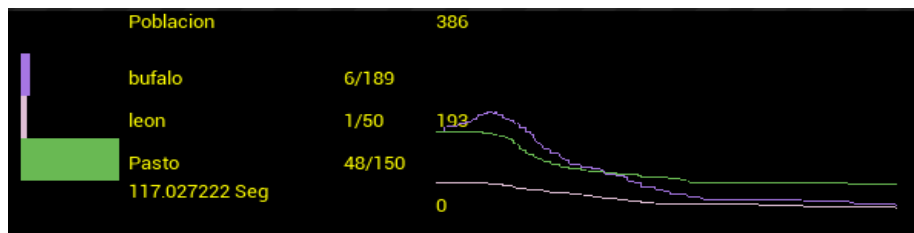


Fig. 4.9: Resultado del escenario 1-2 primera corrida

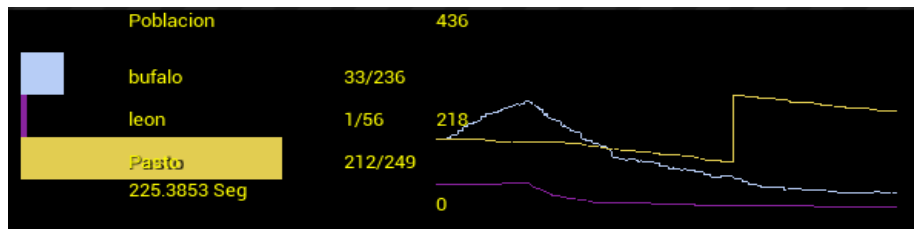


Fig. 4.10: Resultado del escenario 1-2 ultima corrida

A diferencia del escenario 1, se ve en el histograma una curva mas pronunciada y más estable. Se ve que, cuando un agente depredador predomina sobre un agente presa, en este caso los agentes búfalos y los agentes pasto, la población del agente presa disminuye considerablemente dando ya de inicio diferentes resultados. Con sólo modificar las posiciones de los agentes hubo un cambio muy evidente en los resultados.

Analizando más profundamente, se cumple que, si la población del agente depredador es mayor a la población del agente presa, la población del agente presa disminuye por lo que se puede concluir que están directamente relacionados y que un cambio en alguno afecta al otro, ¿que tanto es lo que lo afecta? dependería del cambio que se le haga, en este caso sólo se modificaron la posiciones y con sólo eso ya se muestran los efectos de ese cambio.

El pico que se mira en el histograma de la ultima corrida se refiere a cuando el agente pasto vuelve a nacer, se podría ver como un outlier pero es por diseño que sucede eso.

También se puede apreciar al igual que el escenario 1, hubo un incremento en el tiempo de ejecución de la simulación de la ultima corrida a la primera en donde se incrementó un 92 %, en cuanto a cómo se compara con los resultados del tiempo del escenario 1, como se muestra en las **Figuras: 4.7 y 4.9**. En la primera corrida el escenario 1 el tiempo de ejecución fue mayor, sin embargo, al observar el histograma podemos decir que las poblaciones no estuvieron en completo equilibrio a diferencia del escenario 1-2 donde se aprecia un mayor balance entre las poblaciones y comparando las **Figuras 4.8 y 4.10** se aprecia que el escenario 1-2 tiene un tiempo mayor de ejecución y a su vez el histograma se ve más balanceado, por lo que podemos concluir que con el simple hecho de hacer un cambio trivial se mejoraron bastante los resultados finales.

Escenario 2

En este escenario se hicieron cambios drásticos en la población de los agentes, a comparación de los escenarios anteriores. En este escenario se quiere modelar qué pasa cuando hay un desbalance en los agentes depredadores y al igual que los dos escenarios anteriores, se tienen dos versiones de este mismo escenario en donde la segunda configuración es un cambio en las posiciones iniciales de los agentes.

Podemos observar los resultados a continuación.

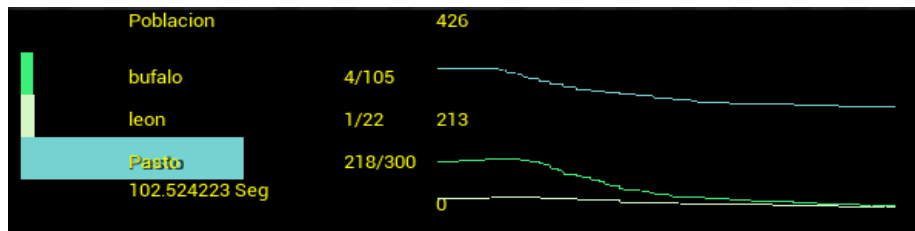


Fig. 4.11: Resultado del escenario 2 primera corrida

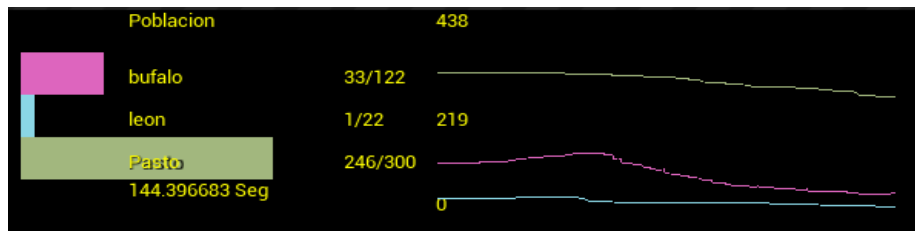


Fig. 4.12: Resultado del escenario 2 ultima corrida

Lo que podemos observar es que la población del agente que se extingue primero es la de los leones, este comportamiento era de esperarse ya que era lo que se trata de modelar y se mantuvo ese comportamiento en todas las ejecuciones de la simulación. Un fenómeno interesante de observar es que a pesar

de que en este caso la población del agente depredador león es mucho menor a la población del agente presa búfalo, la población del agente búfalo no se sale fuera de control y se mantiene hasta cierto punto en un nivel estable. Esto se puede justificar por la falta de unión grupal del agente búfalo, pero este punto específico se quiere simular con mayor detalle y detenimiento en el futuro, ahora sólo se enfoca la simulación en las interacciones individuales de los agentes.

Revisando el histograma de la primera y última corrida se puede notar un mayor equilibrio entre las poblaciones, o en otras palabras, más apegado a la realidad. Se espera que las poblaciones se mantengan muy parecidas a sus valores iniciales y cuando hay un desbalance empiezan a decaer, muy similar a lo que muestra el histograma de este escenario. En cuanto al tiempo de ejecución se puede ver una mejora de 40 % respecto a la primera corrida, estabilizando más al modelo.

Escenario 2-2

Este escenario trata de modelar la falta de agentes depredadores para los agentes búfalos tal como el escenario 2 pero con una diferencia significativa, la posición de los agentes como se vió en las simulaciones anteriores tiene una gran contribución en el comportamiento final del modelo, los resultados de este escenario se pueden contemplar en las siguientes figuras.

Basándonos en los resultados de los histogramas, el modelo de este escenario se comportó de una forma más apegada a lo esperado, en donde no tenemos picos repentinos de incremento o decremento de la población de los agentes, en cambio podemos decir que tenemos un flujo estable.

Este escenario en particular remarca con facilidad la relación que existe entre

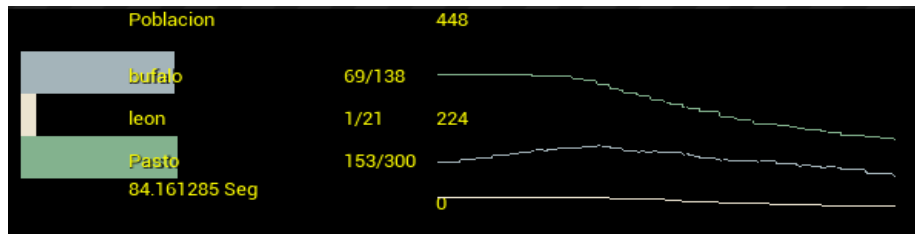


Fig. 4.13: Resultado del escenario 2-2 primera corrida

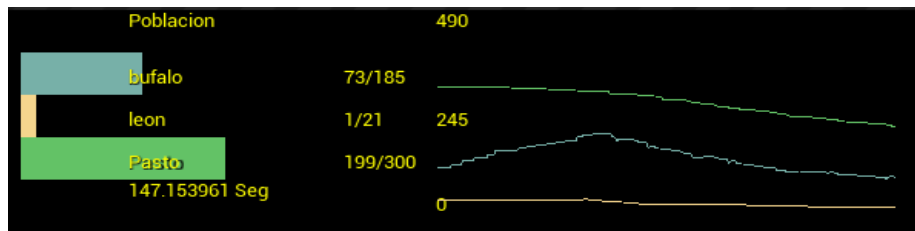


Fig. 4.14: Resultado del escenario 2-2 ultima corrida

los agentes que están interactuando. En particular la relación entre los agentes de tipo búfalo y los agentes de tipo pasto, en donde podemos concluir que la cantidad de agentes pasto es directamente proporcional a la cantidad de agentes búfalos y a su vez se puede decir lo mismo de los agentes búfalos y agentes leones, lo podemos representar de la siguiente manera:

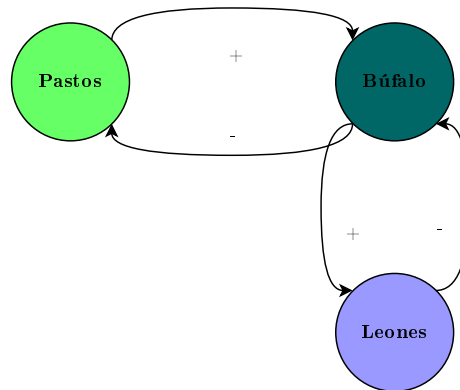


Fig. 4.15: Relaciones entre los agentes en el caso de estudio presa depredador

Lo fascinante de este caso de estudio es que, a pesar de que nos enfocamos en

ciertos puntos muy específicos, si buscamos en otros aspectos podemos encontrar que esos aspectos afectan drásticamente el comportamiento de la simulación. Por ahora sólo se enfoco en los aspectos individuales de los agentes pero en un futuro se desea poner un modelo de agrupación tratando de generar algún sistema de sociedad básico con la intención de que ese modelo evolucione a un sistema de sociedad como la tenemos en la actualidad.

Integrando algunos elementos y técnicas de soft computing podemos ver que en los diferentes escenarios el modelo trata de estabilizarse logrando acercarse a un comportamiento de una manera más natural.

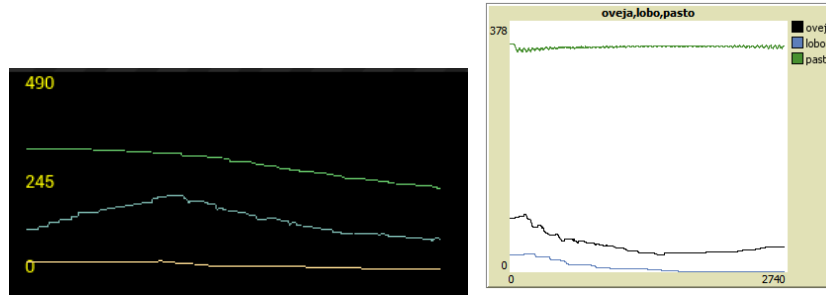


Fig. 4.16: Resultados de caso presa-depredador, con integración de soft computing y presa-depredador a base de reglas ifs

Si vemos la **Figura 4.16**, podemos ver que el modelo que contiene integrado técnicas de soft computing tiende a tener un comportamiento más suavizado y denota más las relaciones que existen entre los agentes que están interactuando facilitando la interpretación del modelo tal como se muestra en la **Figura 4.15**.

Este experimento sólo se enfoco en aspectos individuales de los agentes. Aunque el enfoque fue diferente aún se puede distinguir con facilidad cómo es que se comporta el modelo de manera grupal.

Con los resultados de todos los escenarios se llegó a la conclusión de que este caso de estudio es dependiente de muchas variables las cuales pueden afectar drásticamente y dependiendo qué enfoque o interpretación se quiere investigar

es el resultado que al final se va obtener, en nuestro caso se intentó acercar un modelo que refleje cómo es que se comportaría un caso en el mundo real de presa-depredador, desde el individualismo de los agentes, utilizando el modelo de agente inteligente que se desarrolló. También intentamos dar respuesta a la pregunta: ¿será posible usar el presa-depredador como base para llegar a formar una sociedad más compleja? Aunque no se integraron modelos de agrupación, con los resultados obtenidos y la tendencia de estos, se puede decir que es posible modelar una sociedad usando este modelo como su fundamento.

4.2 Mismos atributos, diferentes personalidades

Se quiere comprobar en este caso de estudio el alcance que tiene el modelo de agente inteligente que se implementó al integrar personalidad directamente en el sistema de decisión. Es de esperar que los resultados deberían ser que con diferentes modelos de "personalidad"; los agentes, a pesar de que sean exactamente iguales en sus atributos, van a tener diferente comportamiento y a realizar diferentes actividades con la misma información disponible.

4.2.1 Preparación

Agentes

En este caso de estudio, se van a utilizar dos tipos de agentes, en los cuales sólo un tipo va a interactuar entre sí, los cuales definimos como: *Robot*, *Comida*.

- Agente Robot, van a ser 2 agentes con los mismos atributos.
- Agente Comida, van a ser agentes que proporcionarán la energía que necesitan los agentes robots.

La definición de ambos agentes quedaría de la siguiente manera:

$$Robot = \{Atr, SV, Reglas, Sistemas, Efectuores\} \quad (4.4)$$

$$Comida = \{Atr, Efectuores\} \quad (4.5)$$

Atributos

El objetivo de este caso de estudio es comprobar que, aunque los agentes son exactamente iguales en cuanto a sus atributos, pueden comportarse de forma

diferentes por tener perfiles de personalidad distintos y/o diferentes perspectivas del universo que observan.

- **Energía** Se definirá como 200 para los agentes Robots.
- **UmbralHambre** Definido como la mitad de la energía para los agentes robots, por lo tanto quedaría en el valor en 100
- **Edad** Se definió un máximo de 30 años.
- **UmbralCelo** La edad máxima entre 4 para tener 4 períodos de reproducción durante la vida del agente.
- **Peso** Se definió como 70 ya que es un peso regular.
- **Género** para este caso los agentes van a ser Hombres.
- **acciones** la lista de acciones que el agente robot puede realizar son las siguientes $\{Mover, Huir, Reproducir, Buscar - Comida, Comer, Buscar - Pareja\}$.

Personalidad o Perspectiva

El modelo de personalidad que se va a utilizar en los agentes tiene como base reglas que se obtienen de la percepción del mundo en el agente, tal como se menciona en la **Figura: 3.2**

Cada Agente va a tener una configuración pre-hecha distinta de personalidad con acceso a la misma información del mundo virtual.

4.2.1.1 Sistema difuso

Los agentes principales, llevan dentro de sí, un sistema difuso, que se va a encargar de elegir las decisiones que lleguen a tomar.

Tipo

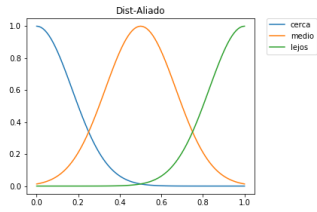
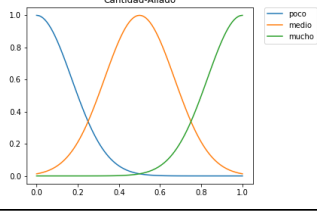
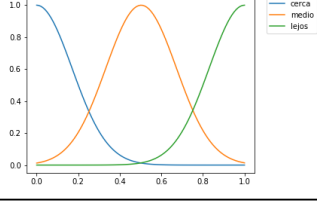
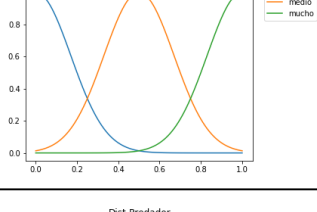
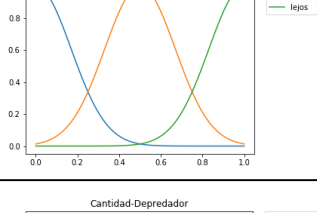
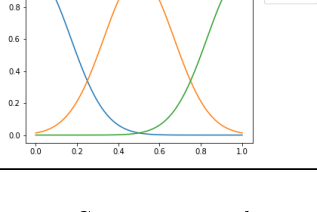
Es un sistema difuso tipo 1 con una inferencia de Mamdani porque es un sistema intuitivo y esta diseñado para trabajar con entradas humanas.

Defusificador

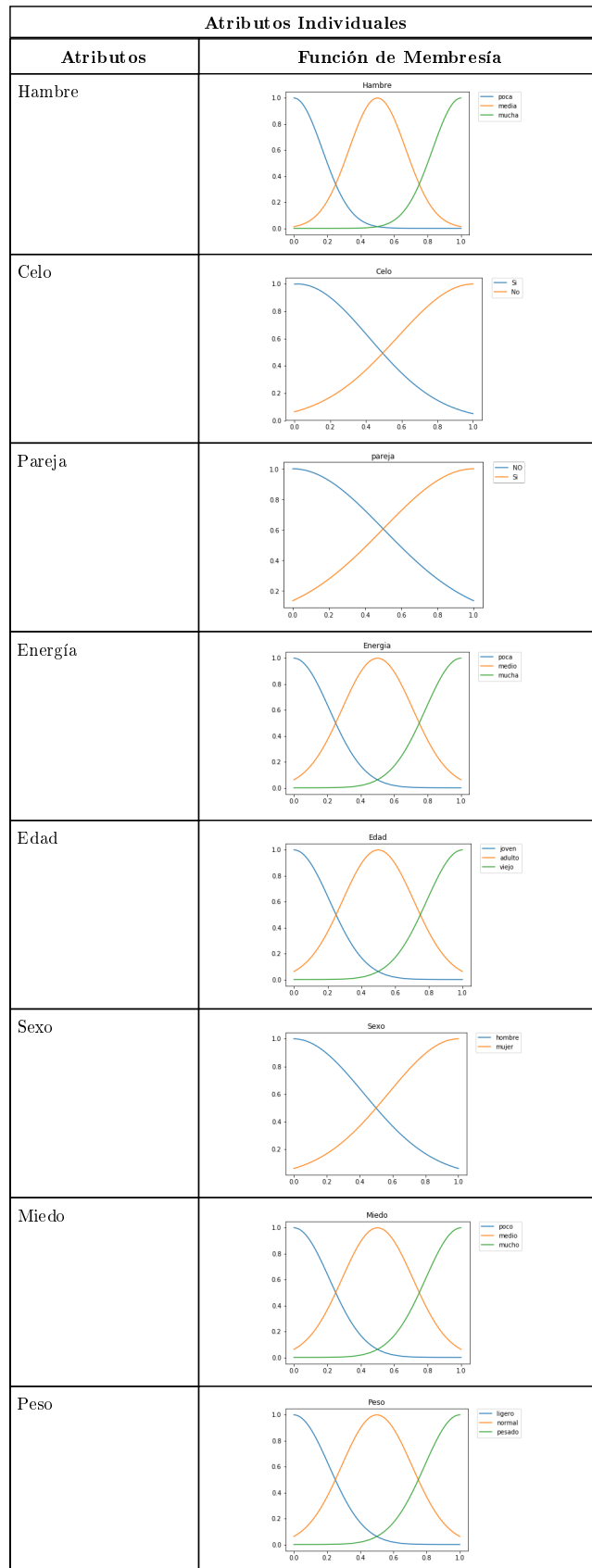
En este caso, queremos obtener la salida que se disparó con mayor número, por esa razón se utilizará el defuzificador **Máximos más Pequeños (SoM)** en sus siglas de el inglés *Smallest of Maximum*.

Entradas

El sistema tiene 14 entradas las cuales se pueden ordenar en dos categorías **Contexto y Atributos individuales**, estas categorías se detallan a fondo en el caso 1.

Contexto	
Atributos	Función de Membresía
Distancia-Aliado	
Cantidad-Aliado	
Distancia-Comida	
Cantidad-Comida	
Distancia-Predador	
Cantidad-Predador	

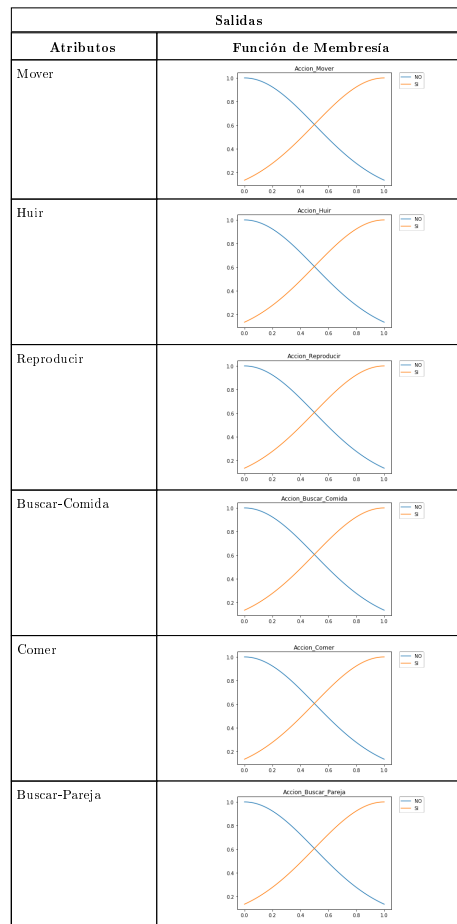
Tab. 4.8: Entradas tipo 'Atributos de Contexto' para los agentes del caso 2



Tab. 4.9: Entradas tipo 'Atributos individuales' para los agentes del caso 2

Salidas

Son las acciones que el sistema difuso va a decidir para que el agente las pueda realizar.



Tab. 4.10: Salidas que representan las acciones del agente para el Caso 2

4.2.2 Entorno y limitantes

El entorno se va a caracterizar por agentes que van a tener una interacción mínima con los agentes principales en los que la simulación se va enfocar. Estos agentes son:

4.2.2.1 Agentes tipo comida

La interacción de estos agentes es solamente con los agentes principales de la simulación y no entre sí, su propósito es proporcionar a los agentes principales con un medio de obtener energía.

4.2.2.2 Agentes principales

En estos agentes es lo que la simulación se va a enfocar, únicamente limitados por las acciones que puedan realizar y por las reglas del mundo virtual.

4.2.2.3 Espacio de la simulación

Es un área con un espacio limitado, donde se define como el mundo virtual donde los agentes van a interactuar, teniendo ciertas limitantes tales como:

- Los agentes no pueden nacer fuera de esta área.
- Los agentes no pueden salirse de los límites del área.
- Los agentes comida no pueden interactuar entre sí.

coherencia de respuestas en distintos tiempos y contextos, ante situaciones distintas", pero si lo vemos de una manera más generalizada, podemos definir a la personalidad como reglas que uno crea o modifica para de esta manera mejor adaptarse, a partir de otras reglas que obtenemos del ambiente o entorno en que nos desarrollamos y tal como lo definimos en la **Figura: 3.2**, los agentes de esa manera es que asimilan la información de diferente forma y actúan de manera diferente.

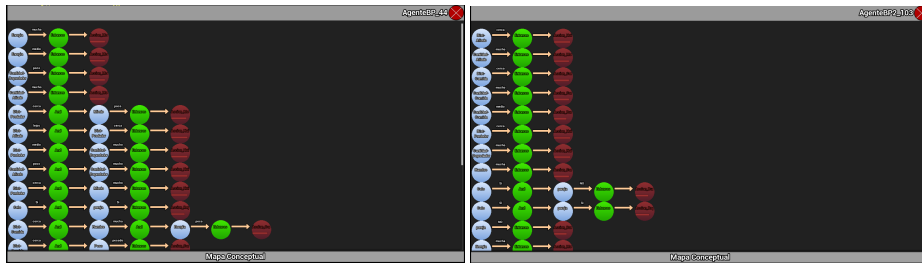


Fig. 4.19: Perspectiva del mundo diferente en los agentes

En la **Figura: 4.19** podemos ver esta información asimilada en forma de mapas conceptuales, en donde vemos que estos dos agentes poseen claras diferencias en sus reglas, causando que la información que obtienen la utilicen de una manera similar, creando diferencias al momento de tomar decisiones.

Así mismo, podemos representar la perspectiva del mundo como una tupla de relación, tal como se definió en la **Figura: 2.10** donde las entradas de la tupla es lo que el agente percibe y las salidas de la tupla son las acciones que el agente puede realizar dentro del mundo virtual y las instancias de la tabla serían cada mapa conceptual individual.

Por ejemplo con la entrada de Distancia-Depredador, la tupla para ambos agentes quedaría de la siguiente manera

Distancia-Depredador	Miedo	salida	Tipo Regla
1	1	Acción-Mover	1

Tab. 4.11: Regla con Distancia-Depredador para AgenteBP_44

Distancia-Depredador	Salida	Tipo Regla
1	Acción-Huir	1

Tab. 4.12: Regla con Distancia-Depredador para AgenteBP2_103

Por lo que se puede apreciar que a pesar que ambos obtienen la misma información, esa información la digieren de manera distinta, por un lado un agente agrega otras entradas para poder decidir sobre el mismo atributo, provocando que actúen de manera distinta en escenarios similares.

De igual manera se puede hacer una comparación con cada una de las reglas que poseen los agentes y se encontraran pequeñas diferencias como la del ejemplo anterior, todas estas diferencias es lo que cauciona el diferente comportamiento entre los dos agentes.

La personalidad es algo que al ser humano le da libertad de distinguirse entre los demás de la misma especie. Este experimento es un primer acercamiento para definir el modelado de la personalidad en agentes.

Tomando en cuenta la forma mas básica de obtener el contexto mejor conocido como la observación[9] y reglas en las que permite al agente actuar y habilitar un cierto nivel de individualismo, por lo tanto se podría decir en cierto punto que se puede modelar la personalidad.

Los resultados del caso de estudio en cuanto al comportamiento de los agentes estuvieron dentro de lo esperado poniendo a prueba el alcance de la adaptación directa de la personalidad dentro del modelo de agente.

4.3 Escenario vídeo juego

Uno de los grandes problemas al implementar técnicas modernas de IA, es que puede generar indirectamente comportamientos que comprometan la filosofía del diseño del juego para la experiencia del usuario. Aplicando modelos de agentes inteligentes se puede minimizar esa debilidad, que consiste en crear una tendencia en los patrones de comportamiento de los agentes, llegando a hacerlos predecibles, lo que resta en la experiencia del usuario. Con estos modelos podemos hacer una IA no 100 % precisa, pero que no sea muy predecible en su comportamiento. Lo importante es que el usuario tenga la impresión de que es otra persona la que esta jugando y no la computadora, manteniendo esa experiencia de progreso del usuario.

¿Será posible obtener una mejor experiencia con el usuario agregando un modelo inteligente a la computadora de un juego sin que comprometa la filosofía del diseño del juego?

En este caso de estudio, la experimentación va a consistir en 2 etapas por corrida. Para medir la experiencia del usuario es necesario comparar la experiencia que se tiene entre el diseño original y el nuevo diseño.

Tutorial

Esta parte del experimento le enseña al usuario las mecánicas del juego y como utilizarlas, en este escenario se intenta que el usuario se acostumbre a los controles de movimiento del personaje principal.

4.3.1 Primera Etapa

En esta etapa el comportamiento del agente *jefe* se va a basar el diseño del escenario específico del juego. Este escenario es la pelea contra un jefe "Hornet Protector" del juego "Hollow Knight". En esta etapa el sistema de decisión del

agente jefe esta bajo el modelo tradicional de una máquina de estados finitos. La etapa termina cuando el jugador gana.

4.3.2 Segunda Etapa

Inmediatamente al terminar la primera etapa, se pasa a la segunda etapa, en donde al jefe se le implementa un modelo de agente inteligente consciente del contexto que se implementó en el proyecto. Gane o pierda el jugador, se finaliza esta etapa y por lo tanto el experimento.

4.3.3 Mecánicas del combate

Los actores no podrán avanzar más allá de las paredes del campo de batalla al igual de que no pueden brincar más del límite superior del campo, como se muestra en la figura 4.20.

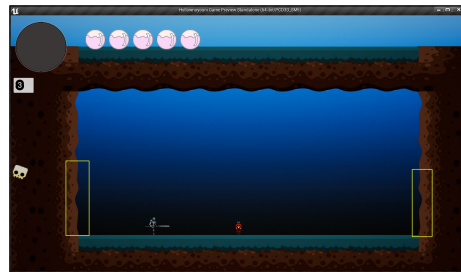


Fig. 4.20: Los recuadros amarillos marcan el límite en los extremos del campo de batalla

Si el jugador está en el aire(brincando) y golpea algún objeto en el suelo desde el aire incluyendo otros actores, el jugador rebota una pequeña distancia hacia arriba tal como se muestra en la figura 4.21.

Al golpear 5 veces al jefe "Hornet Protector", éste entra en un estado de aturdimiento y el jugador debe golpear al jefe en ese estado 3 veces para derrotarlo, este estado se identifica por la siguiente animación representada en la

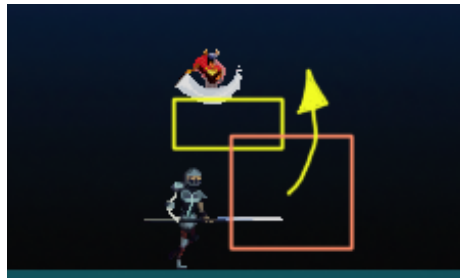


Fig. 4.21: El jugador estando en el aire, rebota al impactar la espada con la lanza que está en el suelo

figura 4.22.

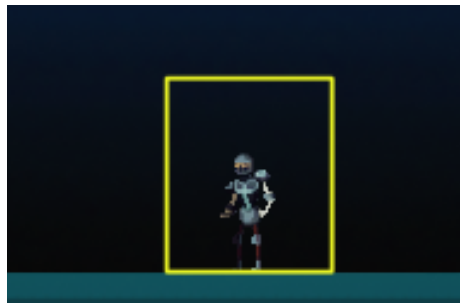


Fig. 4.22: Estado en el que el jefe esta aturdido y vulnerable

Cada vez que el jefe golpee al jugador, el jugador pierde una vida, al momento en que sus vidas se agoten el jugador perdió la batalla. Las vidas se representan en la figura 4.23.

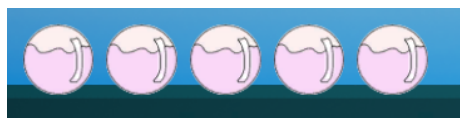


Fig. 4.23: Vidas totales del jugador

Jefe

El jefe tiene cuatro acciones de ataque y tres acciones de movimiento las cuales son las siguientes:

Ataques

Lunge: El jefe se impulsa hacia adelante con su lanza en las manos, recorriendo una distancia fija y se representa por la animación en la figura 4.24.

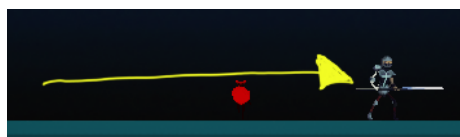


Fig. 4.24: Ataque Lunge del jefe

Air Lunge: El jefe brinca y en el punto más alto de su brinco realiza un impulso hacia la posición que en ese momento se encuentra el jugador, en el punto más alto realiza el cálculo para el golpe y no se actualiza si el jugador se mueve, es representado por la figura 4.25.

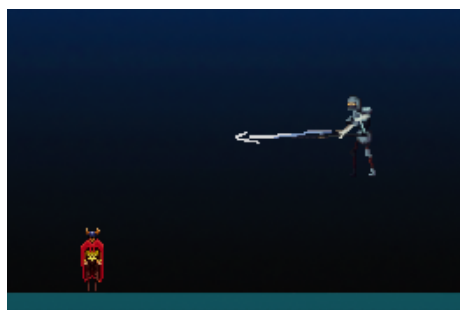


Fig. 4.25: Ataque Air Lunge del jefe

Gossamer Storm: El jefe realiza un ataque de área usando un hilo cubriendo el espacio alrededor de él. Este ataque lo puede realizar tanto en el aire como en el suelo y se representa por la figura 4.26.



Fig. 4.26: Ataque de área del jefe

Throw: El jefe avienta su lanza hacia el otro extremo de él, recorriendo un área grande del campo de batalla. Esto se representa en la siguiente figura 4.27.

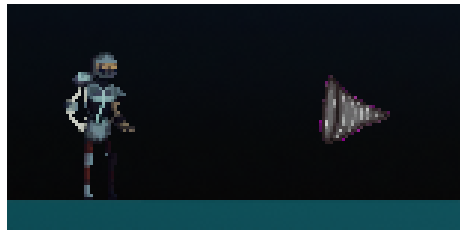


Fig. 4.27: Ataque de larga distancia del jefe

Movimientos

Back Dash: El jefe hace un desplante hacia atrás creando una distancia entre el jugador y él, tal como se muestra en la figura 4.28.

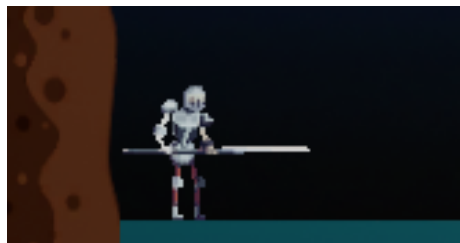


Fig. 4.28: Desplante hacia atrás del jefe.

Run: El jefe se desplaza hacia adelante cubriendo una distancia media.

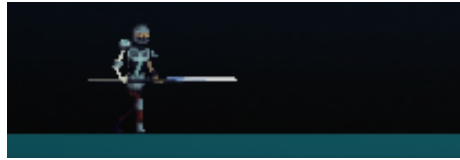


Fig. 4.29: Posición de correr del jefe.

Jump: El jefe brinca, la distancia que recorre en el aire puede ser corta o larga.

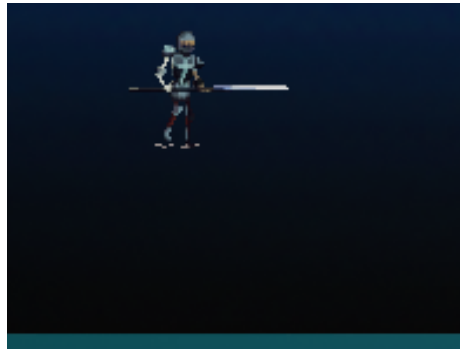


Fig. 4.30: brinco del jefe.

Sistema de decisión

El agente jefe en cada etapa del caso de estudio tiene diferentes tipos de sistemas de decisiones. Uno de los objetivos de este caso de estudio es demostrar que el utilizar cómputo inteligente no compromete a la filosofía del diseño del juego.

Primera Etapa. En esta etapa el agente tiene una máquina de estados finito para su comportamiento, el cual funciona en base a la posición en la que se encuentra el jugador con el agente jefe. Dependiendo de esa distancia ejecutará un patrón de acciones, las cuales el jugador deberá aprender para derrotarlo.

De esta forma el agente jefe decide cual patrón realizar y cuando termine de ejecutar ese patron se regresa al estado inicial para volver a escoger otra acción

a tomar.

Segunda Etapa. Cuando el jugador gane en la primera etapa, inmediatamente se pasa a la segunda etapa, la cual consiste en que el agente jefe, en vez de realizar las acciones mediante un FSM, ahora realiza las acciones mediante el modelo de agente inteligente que se implementó. En otras palabras, recauda información mediante su sistema sensorial, en base a esa información y su estado de energía decide qué patrón utilizar con un sistema difuso mamdani tipo 1.

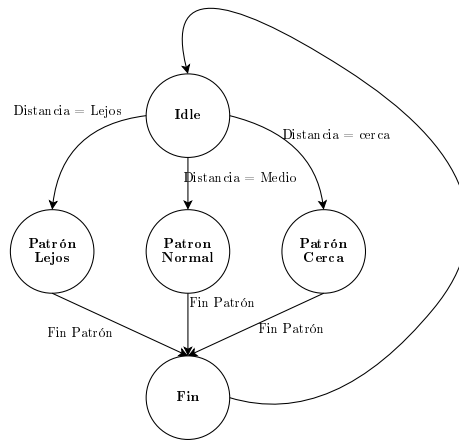
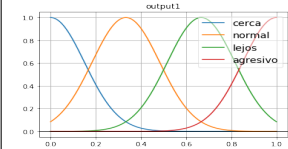


Fig. 4.31: FSM del comportamiento de la primera etapa del agente jefe

Entradas	
Atributos	Función Membresía
Distancia-Personaje	
Energía-Actual	

Tab. 4.13: Entradas del sistema difuso del jefe

Salidas	
<i>Atributo</i>	<i>Función Membresía</i>
Acción	

Tab. 4.14: Salidas del sistema difuso del jefe

Jugador

El jugador tiene en este punto del juego dos acciones de ataque y 2 acciones de movimiento.

Ataques

Slash: El jugador tira un espadazo enfrente de él, al golpear un enemigo inflige daño y al golpear un objeto rebota una pequeña distancia. Este ataque también se puede realizar en el aire.



Fig. 4.32: Ataque frontal del jugador.

Down slash: El jugador estando en el aire puede realizar un espadazo con dirección hacia abajo, con las mismas características que su ataque "slash", este ataque solo se puede realizar en el aire.



Fig. 4.33: Ataque aerio hacia abajo del jugador.

Movimiento

Izquierda, Derecha: El jugador para moverse puede desplazarse a una velocidad constante hacia la izquierda o hacia la derecha.

brinco: El jugador puede realizar un salto hacia arriba. La distancia que cubre puede ser corta o larga, dependiendo de cuánto tiempo se presione el botón de saltar.

4.3.4 Resultados

Este caso de estudio se trato atacar dos incógnitas que se presentan comúnmente en el área de creación de vídeo juegos. En la parte del tutorial del caso de estudio, arrojó resultados un poco inesperados. Esta es la parte que representó mayor dificultad para el usuario, ya que era la primera vez que se exponía a las mecánicas del juego, especialmente la mecánica de rebotar en objetos. Esto lo representamos en la **Figura: 4.21**.

Una de las preguntas que se resolvió fue ¿qué tanto compromete el diseño del juego utilizando técnicas de computo inteligente? Por el momento sólo se pudo probar sin el módulo de aprendizaje, con un modelo de agente reactivo donde lo definimos en la **Figura: 3.3** en comparación con un sistema de FSM tradicional donde también lo definimos en la **Figura: 4.31**, un ejemplo utilizando el modelo de agente inteligente si tenemos por entradas en la distancia del personaje respecto al jefe de 0.8 y la energía del jefe esta con un valor de 0.3 apunto de morir, el área de solución del agente es la siguiente:

Aplicando el defusificador Ultimo de los máximos (LOM por sus siglas en ingles Last Of Maximum), tenemos que la solución es un patrón agresivo. Desde la perspectiva del usuario el comportamiento prácticamente no cambió, incluso dieron énfasis que se les dificultó menos con el modelo de agente reactivo.

La otra incógnita fue que, al utilizar técnicas de cómputo inteligente ¿qué

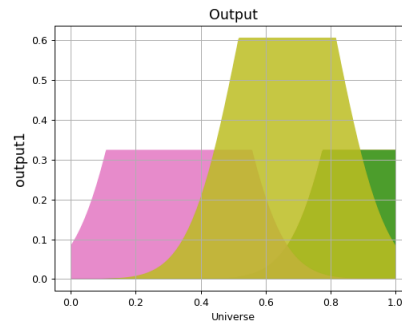


Fig. 4.34: Área de solución del agente jefe

tanto afecta en el rendimiento del vídeo juego? respecto a la toma de decisiones del agente el cambio fué mínimo. Se podría decir que no afecto nada. Esto podría cambiar ya que en un trabajo futuro se le agregará el módulo de aprendizaje, sin embargo, para toma de decisiones, no hay diferencia.

5 Conclusiones

Durante este proyecto se exploró e intentaron resolver tres problemas, en dos de ellos tuvieron resultados y uno quedó inconcluso. Uno de los problemas que tuvo resultados está relacionado con la hipótesis de este proyecto, el segundo problema que se logró terminar se enfoca en el área de la filosofía de diseño de video juegos. El proyecto se enfoco en responder las siguientes preguntas de investigación:

- ¿Será posible integrar diferentes técnicas de softcomputing, filosofía y psicología en un solo modelo?
- ¿Será posible crear individualismo en agentes inteligentes?
- ¿Será que si se aplican modelos de softcomputing en video juegos, compromete la filosofía del diseño?

En la actualidad surge la necesidad de entender fenómenos sociales que suceden día a día. Como ya se comentó previamente, se requiere de la unión de diferentes áreas científicas para realizar una simulación social y es por esa razón que el resultado del primer problema es relevante. El modelo de agente inteligente propuesto donde unificamos técnicas de softcomputing tal como los sistemas difusos con algoritmos competitivos y se adaptó la teoría de necesidades humanas de Maslow, también se inició un prototipo de personalidad para dar individualismo a los agentes, quedando como trabajo futuro profundizar mas sobre su implementación.

Con los resultados de la experimentación podemos concluir que efectivamente

es posible unificar una o varias técnicas de diferentes áreas científicas en un sólo modelo para realizar simulaciones sociales.

El segundo problema que surgió durante el proyecto está relacionado con la filosofía del diseño de un video juego. En este problema se atacaron dos incógnitas, la más importante era establecer qué tanto comprometía las técnicas de cómputo inteligente a la filosofía del diseño principal de un escenario de un video juego y el segundo problema fue determinar qué tanto afecta al rendimiento del juego. En cuanto a la toma de decisiones, usando cómputo inteligente, el rendimiento no se vio afectado, quedó prácticamente desapercibido por el usuario. El comportamiento del agente sufrió de mínimos cambios respecto al diseño. Los resultados muestran que utilizando ambas técnicas en la primera fase: se utilizó un FSM como sistema de decisión del agente y en la segunda fase se utilizó como sistema de decisión el modelo de agente inteligente, el grado de dificultad según la experiencia de los usuarios, se mantuvo relativamente igual. Incluso el usuario hizo incapie en que le dio la impresión de tener menos dificultad al interactuar con él. Con estos resultados se podría decir que aún hay mucho espacio para mejorar la inteligencia artificial de video juegos sin comprometer el diseño y filosofía del mismo.

En cuanto al problema de personalidad, existen muchas teorías en el tema de personalidad y se optó por usar dos teorías. Una de esas teorías se basa en los estados del yo y la otra fue la que se comentó previamente en la metodología. Esta teoría se mapeó directamente con el sistema difuso, teniendo esta forma permite que el usuario embeba la personalidad dentro del sistema de decisión con posibilidad de que, mediante interacciones, se vaya modificando a sí mismo. En cuanto a los resultados del caso de estudio dos "Mismos atributos, diferentes personalidades", a pesar de que es un caso muy simple, muestra la diferentes personalidades de los agentes creando individualismo. Quedó como trabajo futuro

implementar la personalidad como un sistema aparte, que iba a interactuar con los demás sistemas internos, aunque el prototipo que se implementó funciona, no llegó hasta donde se había planeado implementar.

5.1 Trabajo futuro

Debido a la restricción de tiempo hubo implementaciones que se quedaron pendientes. Algunas de estas implementaciones son de un grado de dificultad mayor. El problema de la personalidad es una de las cosas que no se pudo resolver de manera satisfactoria, el problema que queda inconcluso es el del área de la psicología y filosofía humana, este problema sigue siendo abierto incluso para las respectivas disciplinas. En un futuro se le podría dedicar el tiempo necesario ya que resolviendo este problema de manera conclusa se abren las puertas hacia una ramificación mas concreta sobre el comportamiento humano. Otra de las áreas donde se puede aun seguir trabajando es en el área del aprendizaje de el modelo de agente inteligente, ver como ese aprendizaje influye en el comportamiento individual del agente y en el rendimiento del modelo.

Bibliografía

- [1] Scott Aaronson. *Automata, Computability, and Complexity: Lecture 3*. 2011. URL: <https://ocw.mit.edu/courses/electrical-engineering-and-computer-science/6-045j-automata-computability-and-complexity-spring-2011/>.
- [2] Juan Carlos; de Dios Ortúzar-Juan Allen Jaime; Muñoz. *Understanding Public Transport Satisfaction: Using Maslow's Hierarchy of (Transit) Needs*. 2019.
- [3] Julián Pérez Porto y Ana Gardey. *Definición de interés*. 2012. URL: <https://definicion.de/interes/>.
- [4] Social Attitudes y Personalities in Agents. “Cristiano Castelfranchi, Fiorella de Rosis, Rino Falcone”. En: (1997).
- [5] Fernando Bevilacqua. *Finite-State Machines: Theory and Implementation*. 2013. URL: <https://gamedevelopment.tutsplus.com/tutorials/finite-state-machines-theory-and-implementation--gamedev-11867>.
- [6] D. Dubois y H. Prade. “Fuzzy Sets and Systems: Theory and Applications”. En: *Academic Press* (1980).
- [7] Werner VanLeekwijckEtienne E.Kerre. “Defuzzification: criteria and classification”. En: *Fuzzy Sets and Systems* 108 (2 1999).
- [8] MAGY SEIF EL-NASR. En: ()

-
- [9] *El sentido de la vista: conoce todo sobre las partes del ojo*. 2019. URL: <https://www.elpopular.pe/series/escolar/2013-05-23-el-sentido-de-la-vista-y-las-partes-del-ojo>.
- [10] Jörg; Schumacher Petra B. Finkbeiner Rita; Meibauer. “What is a Context?: Linguistic Approaches and Challenges”. En: (2012).
- [11] Fodor. “Left continuous t-norms in Fuzzy Logic”. En: (2004).
- [12] Gregory J. Gero John S. Smith. “Context, situations, and design agents”. En: *Knowledge-Based Systems* 22 (2009). DOI: 10.1016/j.knosys.2009.05.005.
- [13] Wander Jager. “Enhancing the Realism of Simulation (EROS): On Implementing and Developing Psychological Theory in Social Simulation”. En: *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* (20 2017). URL: <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/20/3/14.html>.
- [14] Eugene Santos Jr. “Modeling Socio-Cultural Factors in the Behavior of Agents”. En: (2008).
- [15] A. Kaufmann y M.M. *Introduction to Fuzzy Arithmetic*. 1985.
- [16] Erdal Kayacan y Mojtaba Ahmadi Khansar. “Chapter 2 - Fundamentals of Type-1 Fuzzy Logic Theory”. En: *Fuzzy Neural Networks for Real Time Control Applications*. Ed. por Erdal Kayacan y Mojtaba Ahmadi Khansar. Butterworth-Heinemann, 2016, págs. 13 -24. ISBN: 978-0-12-802687-8. DOI: <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-802687-8.00002-5>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128026878000025>.
- [17] C. Robert Kedia Sita Cloninger. *Behavioral Neurology and Neuropsychiatry*. 2013.
- [18] Pap Klement Mesiar. “Triangular norms”. En: (2000).

-
- [19] Andy Luc Laura E. Shummon Maass. “An overview of how video game A.I. has developed over time and current uses in games today”. En: (2019). URL: <https://towardsdatascience.com/artificial-intelligence-in-video-games-3e2566d59c22>.
- [20] Segismundo S. Izquierdoc-Sharon Purchaseb Geoffrey N. Soutar Luis R. Izquierdoa Doina Olarub. “Fuzzy Logic for Social Simulation Using NetLogo”. En: *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* (18 2015). URL: <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/18/4/1.html>.
- [21] E.H. Mamdani y S. Assilian. “An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller”. En: *International Journal of Man-Machine Studies* (1975).
- [22] Michael Mateas. “Expressive AI: Games and Artificial Intelligence”. En: *Proceedings of Level Up: Digital Games Research Conference* (2003).
- [23] Matlab. “Matlab documentation”. En: (2019).
- [24] Michele Pirovano. “The use of Fuzzy Logic for Artificial Intelligence in Games”. En: ().
- [25] Ghasem-Aghaee N. ÖREN T. I. *Personality Representation Processable in Fuzzy Logic for Human Behavior Simulation*. 2003.
- [26] Ghasem-Aghaee N. ÖREN T. I. *Towards Fuzzy Agents with Dynamic Personality for Human Behavior Simulation*. 2003.
- [27] Phoebe Sengers. “Socially Situated AI: What It Means and Why It Matters”. En: (1999).
- [28] Chiu-Ya; Huang Mei-Lun; Chen Chyong-Mei; Tang Fu-In Shih Chiung-Yu; Huang. *The association of sociodemographic factors and needs of hemodialysis patients according to Maslow’s hierarchy of needs*. 2018.
- [29] Hazel Skelsey Guest. *Maslow’s Hierarchy of Needs*. 2018.

-
- [30] Artificial Societies y Social Simulation. “Kalliopi Kravari and Nick Bassiliades (2015) A Survey of Agent Platforms”. En: 18 (2015), págs. 1-19. DOI: 10.18564/jasss.2661.
- [31] Peter Norvig Stuart Russell. *Inteligencia Artificial un enfoque moderno*. 2013.
- [32] Nigel Gilbert Tina Balke. *How Do Agents Make Decisions? A Survey Journal*. 2014.
- [33] *When artificial intelligence in video games becomes...artificially intelligent*. 2015. URL: https://www.gamasutra.com/view/news/253974/When_artificial_intelligence_in_video_games_becomesartificially_intelligent.php.
- [34] Leonard Khafa Fatos; Barolli. “Special issue on “Innovative approaches of softcomputing to networking systems and applications””. En: *Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications* 21 (18 2017).
- [35] L.A. Zadeh. “Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes”. En: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* (1973).

Ap ndice

Apéndice A Pseudo Códigos

```
Data: Objetos dentro del espacio vision  
Result: Datos procesados y normalizados  
initialization;  
Objetos = Data ;  
Distancias: Arreglo de distancias por objeto;  
ConteoNorm: Arreglo de conteo por objeto normalizado;  
Conteo: Arreglo de conteo por objeto;  
begin  
  forall Objetos o in Vision do  
    Distancias  $\mapsto$  Add(self,o);  
    Conteo  $\mapsto$  Add(Conteo(o));  
    ConteoNorm  $\mapsto$  Add(Normalizr(Conteo(o)));  
    ;  
  Return: tupla (Distancias,Conteo,ConteoNorm)  
end
```

Algorithm 1: Obtención de datos del ambiente

```
input : Datos del sistema de visión y datos de los atributos
        individuales
output : Una acción a realizar por el agente
begin
    Revisar si hay interés de realizar la misma actividad usando la
    formula: 3.6
    if Interes  $\neq 0$  then
        | Return: Actividad
    else
        | Evaluar los inputs en el sistema difuso
        | Salidas = SistemaDifuso(inputs)
    end
    Las salidas del sistema difuso evaluarlo en el algoritmo competitivo
    definido en la formula: 3.5
    foreach actividad A of Salidas do
        Actividad = Max(AlgoritmoCompetitivo(A), Actividad) ;
        Escoger la actividad con valor mas grande
    Return: Actividad
    ;
end
```

Algorithm 2: Método para la elección de una actividad