

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA

Facultad de Ciencias Químicas e Ingeniería

Maestría y Doctorado en Ciencias e Ingeniería



Gramática Difusa Tipo-2 por Intervalo

TESIS

PARA OBTENER EL GRADO DE

DOCTOR EN CIENCIAS

Presenta:

JUAN PAULO ALVARADO MAGAÑA

Bajo la dirección de:

DR. ANTONIO RODRÍGUEZ DÍAZ

Co-dirigido por:

DR. JUAN RAMÓN CASTRO RODRÍGUEZ

TIJUANA, BAJA CALIFORNIA, MÉXICO

DICIEMBRE DEL 2014

Dedico esta tesis a:

Mariamor, mi esposa e inspiración.

Eva y Lorenzo, mis padres y maestros.

Carlos y Daniel, mis hermanos y amigos.

Universidad Autónoma de Baja California
FACULTAD DE CIENCIAS QUÍMICAS E INGENIERÍA
COORDINACIÓN DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN

FOLIO No. 131

Tijuana, B. C., a 19 de noviembre de 2014

C. JUAN PAULO ALVARADO MAGAÑA
Pasante de: Doctor en Ciencias
Presente

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

Es propuesto, por los C. Dres. Antonio Rodríguez Díaz y Juan Ramón Castro Rodríguez.

Quienes serán los responsables de la calidad de trabajo que usted presente, referido al tema Gramática Difusa Tipo-2 por Intervalo el cual deberá usted desarrollar, de acuerdo con el siguiente orden:

- I.- INTRODUCCIÓN
- II.- MARCO TEORICO
- III.- EXPERIMENTOS
- IV.- CONCLUSIONES
- V.- TRABAJO FUTURO

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA
DE BAJA CALIFORNIA



FACULTAD DE CIENCIAS
QUÍMICAS E INGENIERÍA

Dr. Antonio Rodríguez Díaz
Director de Tesis

Dr. Juan Ramón Castro Rodríguez
Secretario

Dr. Juan Ramón Castro Rodríguez
Co-Director de Tesis

Dr. Luis Enrique Palafox Maestre
Director

Agradecimientos

Deseo agradecer al programa de Maestría y Doctorado en Ciencias e Ingeniería de la División Estudios de Posgrado e Investigación de la Universidad Autónoma de Baja California. También agradezco a la Facultad de Ciencias Químicas e Ingeniería y al Cuerpo Académico de Inteligencia Computacional, en particular al Dr. Antonio Rodríguez Díaz y al Dr. Juan Ramón Castro Rodríguez por haber guiado mis estudios.

También quiero agradecer al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología por el apoyo económico sin el cual mis estudios no hubieran sido posibles.

Juan Paulo Alvarado Magaña

Resumen

Un lenguaje difuso es generado por una gramática difusa. La gramática difusa utiliza teoría de conjuntos difusos para asociar un grado de membrecía a cada regla de una gramática y de tal manera capturar la ambigüedad y flexibilidad del lenguaje natural. Se presentan dos experimentos en los cuales agentes inteligentes aprenden un lenguaje sintético. El objetivo es desarrollar un robot capaz de aprender lenguaje natural a través de gramática difusa. La aportación principal de este trabajo es un método para enseñar lenguajes explotando los beneficios de las gramáticas difusas tipo-2.

Abstract

A fuzzy language is generated by a fuzzy grammar. The fuzzy grammar uses fuzzy set theory to associate a degree of membership with each production rule in the grammar, thereby better capturing the ambiguity of natural language and providing additional flexibility. We present two experiments in which we use fuzzy language games to teach a synthetic language to artificial agents. Our ultimate goal is to develop a robot that can learn a language through the use of a fuzzy grammar. The main contribution of the paper is the proposed approach of using a type-2 fuzzy logic enhancement of grammars to improve their usefulness in teaching languages.

Índice general

1. Introducción	2
1.1. Trabajo previo	4
1.1.1. Aprendizaje de Lenguaje	4
1.1.2. Asistentes Artificiales	8
2. Marco teórico	10
2.1. Conjuntos Difusos	10
2.2. Gramática Difusa	12
2.3. Gramática Difusa Tipo-2 e Incertidumbre	15
3. Experimentos	19
3.1. Juegos de Lenguaje	19
3.1.1. Proyecto New Ties	19
3.1.2. Juego de Persecución Depredador-Presa	22
3.1.3. Discusión	26
3.1.4. Depredador-Presa Multi-jugador	26

ÍNDICE GENERAL **7**

3.1.5. Discussion	29
4. Conclusiones	30
5. Trabajo Futuro	32

Índice de figuras

- 2.1. Ejemplo de dos conjuntos difusos. 12
- 2.2. FOU de un conjunto difuso Tipo-2. 16

- 3.1. Precisión comunicativa de la población conforme aumenta la incertidumbre. . 22
- 3.2. Promedio de turnos requeridos para capturar la presa en cada Δ_{G_i} 25
- 3.3. Promedio de turnos requeridos para capturar la Presa por cada Δ_{G_i} 28

Índice de cuadros

3.1. Valores p para cada Δ_{G_i} vs Δ_{G_j}	29
---	----

Capítulo 1

Introducción

Los investigadores han llevado a cabo simulaciones para estudiar el surgimiento del lenguaje en los seres humanos, y hasta ahora, dos puntos de vista se están estudiando. Algunos investigadores creen que las habilidades lingüísticas humanas son innatas [5, 25, 23, 24]. Mantiene que el lenguaje tiene sus raíces en la biología del cerebro, en otras palabras, el cerebro no tiene un órgano dedicado al lenguaje.

El segundo punto de vista se conoce como no-nativista, que afirma que el lenguaje es un producto secundario de la capacidad intelectual [10, 29, 32]. Este no asume la existencia de ciertas características de la biología humana, sino que afirma que el lenguaje es una respuesta emergente a presión evolutiva.

La capacidad de comunicarse con una máquina mediante lenguaje natural es una meta importante en la interacción hombre-máquina, sin embargo, un objetivo más ambicioso es el de hacer que la máquina aprenda un idioma si se le expone a él, de forma similar a cómo un niño aprende a hablar.

Mecanismos como la atención conjunta [33], contraste [8], y retroalimentación correctiva [7] han sido utilizados por los investigadores para dar a una máquina los medios para de-

ducir un idioma [11, 15, 20, 28, 34]. En algunos de estos casos, los métodos empleados son probabilísticos o construccionistas.

Se ha dicho que para que un robot pueda comunicarse correctamente con un humano debe basar su lenguaje en gramática [19]. La gramática dispone de los medios necesarios para clasificar correctamente las palabras, segmentar una frase, e incluso ofrecer un cierto grado de predicción para que el robot pueda "terminar" los enunciados de los humanos y anticipar lo que se le exige, es por eso que nuestro trabajo se basa en un modelo gramatical.

Nuestro trabajo está basado en gramática difusa [18], donde una gramática formal es fusificada al introducir el concepto de conjuntos difusos. A cada regla gramatical se le asigna un grado de pertenencia, lo que le permite a ciertas reglas tener mayor participación que otras, así dándoles al lenguaje difuso mayor flexibilidad. Además introducimos el concepto de gramática difusa Tipo-2 con el fin de captar los conocimientos lingüísticos de nuestros agentes. De manera similar a los conjuntos difusos Tipo-2, las reglas de producción en una gramática difusa Tipo-2 tienen un grado de pertenencia secundaria que captura incertidumbre.

Gracias a la combinación entre formalidad de la gramática clásica con la flexibilidad de los conjuntos difusos nuestra meta es crear un robot que pueda aprender el lenguaje de las personas con los que interactúa al ajustar los grados de membresía de las reglas de la gramática difusa. Este robot tiene la capacidad de aprender lenguaje de muchas fuentes e incluso adoptar el lenguaje coloquial de un grupo en particular sin sacrificar la definición formal de su lenguaje principal. Por otra parte, la gramática difusa le dará la capacidad de resolver ambigüedad y evitar malentendidos con un ser humano.

La posibilidad de utilizar un modelo de adquisición del lenguaje de este tipo se ha probado en dos diferentes experimentos. Nuestro primer experimento extiende el juego de lenguaje del proyecto NewTies [15] mientras que la segunda se basa en el juego Depredador-presa [16]. En ambos casos, los agentes utilizan el algoritmo InductiveCYK [22] para deducir el conjunto

inicial de reglas gramaticales y ajustan los grados de membresía a través de la participación en un juego de lenguaje.

1.1. Trabajo previo

1.1.1. Aprendizaje de Lenguaje

Evolución de la comunicación en el juego Depredador-presa juego

Jim y Giles [16] utilizan el juego Depredador-presa como un caso de estudio. Durante el juego, cuatro agentes depredadores se colocan en una cuadrícula con el objetivo de atrapar a un agente presa. Los depredadores sólo detectan la posición de la presa y no conocen la posición de sus compañeros. Para lograr coordinar el ataque, los depredadores deben anunciar su posición entre sí. Lo hacen al escribir una cadena de unos y ceros en una tabla de mensajes. Para determinar el siguiente paso, una vez que todos los mensajes han sido enviados, cada agente lee todas las cadenas y las concatena en una sola entrada que se pasa a una máquina de estados finita.

Con el fin de desarrollar el lenguaje, cada depredador se codifica en un cromosoma. La primera generación no suele capturar la presa, pero conforme avanzan las generaciones, las longitudes de las cadenas crecen y mejora el rendimiento del agente.

Jim y Giles concluyen que para resolver el problema, el lenguaje debe crecer a un tamaño determinado.

Proyecto NewTies

Gilbert [15] el proyecto "the New and Emergent World models Through Individual, Evolutionary, and Social Learning" (NewTies). Se trata de un proyecto de investigación donde se simulan las adversidades enfrentadas por las primeras comunidades.

Durante una simulación en el proyecto NewTies, varios agentes se colocan en un mundo virtual. Estos agentes son descritos por un conjunto de atributos que definen cómo van a actuar durante la simulación, por ejemplo, es más probable que un agente con un atributo social alto busque a otros agentes para interactuar.

Cada agente puede realizar varias acciones, incluyendo comer, hablar, moverse, reproducirse, etc. El comportamiento del agente está determinado por un Árbol de Decisión [15] que se ajusta cuando el agente adquiere nuevos conocimientos.

De particular importancia para la investigación es el juego de lenguaje que los agentes llevan a cabo cuando deciden hablar. Durante un juego, la comunicación es iniciada por un agente emisor, éste selecciona un objeto del mundo virtual y decide qué conceptos describen el objeto. Después construye una expresión con dichos conceptos y se la pasa a un agente receptor (el emisor es capaz de inventar nuevas palabras y añadirlas a su léxico personal). Al recibir la expresión, el receptor intenta interpretar el mensaje basándose en su léxico actual o, de ser imposible, aprende el significado de las palabras nuevas [11].

Problema de Navegación Colectiva

Un experimento de [20] muestra cómo un grupo de robots evoluciona un lenguaje para resolver un problema de navegación colectiva. El experimento consta de cuatro robots colocados al azar en un área con dos círculos grises marcados en el suelo, los robots deben encontrar los círculos y garantizar que cada círculo tenga dos robots. Cada robot tiene un controlador

neuronal con las siguientes entradas: ocho sensores infrarrojos para determinar proximidad a otros robots, un sensor en el piso para detectar el círculo gris y cuatro sensores de sonido para detectar señales de otros robots. Las salidas controlan dos motores para movimiento y un dispositivo de sonido para la comunicación. Los investigadores identificaron cuatro señales distintas que fueron establecidas por los robots de forma autónoma: La señal A era usada por los robots fuera de las zonas grises, la señal B fue utilizada por los robots dentro de las áreas grises, la señal C por los robots que se encontraban acompañados en las zonas grises, y la señal D se utilizaba por los robots fuera de la zona gris pero que se estaban acercando a ella. Lo interesante de este estudio es que la aptitud de los robots no fue evaluada en términos de su capacidad de comunicación; aún así la comunidad produjo un sistema complejo de comunicación para resolver el problema.

En [34] los autores amplian la labor realizada en [20]. Utilizan dos robots en lugar de cuatro para que al final del experimento ambos se encuentren en el área gris; además, la zona cambia de color. Mientras que en el experimento anterior la sincronización sólo se lograba mientras los robots se encontraban dentro de las zonas designadas, los robots en este experimento también logran sincronía cuando ambos se encuentran fuera de las zonas. Los autores llegan a la conclusión de que los robots utilizan “atención conjunta” para igualar sus estados internos. Atención Conjunta es donde el emisor y el receptor se enfocan en el mismo objeto a través de medios no verbales.

Kaspar, Análogo de un Niño Humano

En [19] los investigadores entrenaron a un robot llamado Kaspar para asignar significado a palabras y frases mediante atención conjunta con un profesor humano. El robot es capaz de asociar las palabras del profesor con imágenes y sonidos percibidos. El entrenamiento se lleva a cabo utilizando diálogos reales entre madres y sus hijos; estos se encuentran en el corpus

[1]. Gracias al uso de la gramática, Kaspar es capaz de clasificar las palabras y planear con anticipación.

Aprendizaje a través de la Acción y el Efecto

En [28] los autores presentan un experimento en el que un robot aprende el significado de las palabras y la gramática a través de un método de acción y efecto. Al robot se le presenta diferentes objetos descritos por tres características: forma, color y tamaño. Durante una fase de descubrimiento, el robot manipula los objetos para determinar qué acciones son posibles y ver que efecto tienen sobre él. Durante este proceso un humano describe verbalmente lo que el robot hace. El robot representa el idioma como una red Bayesiana. Una vez finalizada la fase de descubrimiento, un humano le pide al robot que realice ciertas acciones con los objetos y éste intenta llevarlas a cabo. En su artículo, los autores mencionan la existencia de ambigüedad en algunas de las instrucciones, y en esos casos, es difícil evaluar objetivamente las acciones del robot, por tal razón un juez humano fue necesario para determinar si lo que el robot hizo es correcto.

Comparación

La novedad de nuestra propuesta es el uso de conjuntos difusos para describir una gramática. Nuestro trabajo formaliza un lenguaje a través de definición gramatical, y también proporciona flexibilidad al fusificar las normas de producción. De las obras presentadas, la más cercana a nuestro modelo se [28] ya que los coeficientes de ponderación de la red Bayesiana podría asemejarse a un grado de membrecía, pero el modelo es probabilístico e inclusive los investigadores encontraron casos de ambigüedad. La gramática difusa nos otorga el mecanismo necesario para manejar la ambigüedad de forma automática.

1.1.2. Asistentes Artificiales

Recientemente se han hecho varias investigaciones en la rama de asistentes artificiales. En [27] se propone un sistema multi-capa que facilita el desarrollo de robots asistentes. Estos robots mejoran la calidad de vida de personas discapacitadas y de la tercera edad ayudandolos con tareas cotidianas y monitoreando salud y medio ambiente. Otros asistentes pueden llevar a cabo conversaciones como en el caso de [2] donde el asistente es capaz de platicar sobre temas comunes en el trabajo. Estos asistentes utilizan entradas multi-modales para interpretar señales verbales y no verbales. Incluso existen asistentes que forman parte de sistemas de enseñanza asistido por computadora. En [6] los investigadores crearon un agente llamado “DwestAgent” para probar su propuesta, la cual se utiliza para describir competencias de aprendizaje, asi como la interacción entre el maestro y el alumno. La varianza de estos aspectos produce asistentes bastante diferentes, los cuales se pueden emplear en distintos modelos de aprendizaje.

Los asistentes tambien se usan en actividades recreativas como viajar. En [26] se presenta un método para integrar información de varias fuentes y ayudar al usuario a trasladarse entre dos puntos utilizando varios métodos de transporte. El agente planea el viaje y se lo presenta al usuario a través de su teléfono.

El uso de asistentes artificiales también es común en los video juegos. Un ejemplo reciente es Elizabeth de Bioshock Infinite [13], ella es un personaje controlado por la computadora y asiste al usuario en la exploración y combate, además es un personaje central de la historia y reacciona adecuadamente a las acciones del jugador. Otro ejemplo es la mascota de Fallout 3 [31] llamada Dogmeat, quien es un perro capaz de encontrar objetos ocultos para el jugador y pelea contra los enemigos. El usuario tiene interacción limitada con estos asistentes, dicho de otra manera, el usuario tiene poco control sobre las acciones que estos agentes realizan, lo cual puede ocasionar un comportamiento no deseado por parte del asistente.

Los asistentes artificiales también son comunes en los juegos multi-jugador, pero en esos casos la interacción es aún más limitada. En Titanfall [12], dos equipos de seis jugadores compiten por controlar un mapa. Soldados controlados por la computadora ayudan a los jugadores al mostrarles rutas que pueden tomar por el mapa y guiándolos hacia objetivos. Los protagonistas del juego son robots gigantes llamados Titanes, los jugadores los manejan directamente o los ponen en estado autónomo para que el Titan resguarde un área y ataque al enemigo de forma independiente. De forma similar, en juegos como League of Legends [14] y Dota 2 [9], muchos personajes controlados por la computadora ayudan a los jugadores al atacar las torres del equipo contrario y a jugadores enemigos.

En todos estos ejemplos la planeación y la ejecución de una estrategia es clave para la éxito del equipo, esta coordinación se logra a través de la comunicación, ya sea por texto o por voz. La experiencia del usuario puede mejorar si se implementan agentes que sean contextualmente concientes de si mismos y de otros, como en nuestro caso donde un asistente artificial adquiere el lenguaje de los jugadores, de tal manera que la interacción con el juego se vuelve más satisfactoria para el usuario.

Capítulo 2

Marco teórico

2.1. Conjuntos Difusos

Los conjuntos difusos fueron introducidos por Zadeh [35] como una extensión de los conjuntos tradicionales. Una manera de definir un conjunto tradicional es haciendo una lista de todos los elementos que integran el conjunto, es decir, mediante la identificación de elementos x_i tal que $x_i \in S$, donde S es el conjunto. Otra forma es especificar una condición por la cual un elemento x_i es considerado como un miembro de S , por ejemplo $S = \{x | x > 0\}$, es el conjunto de números mayores que cero.

Otra forma de lograr esto es mediante la introducción de una función de membresía, de manera que para un conjunto S , el grado de membresía de $x \in S$ se denota por $\mu_S(x)$, por ejemplo,

$$\mu_S(x) = 1 \text{ si } x \in S, 0 \text{ si } x \notin S \quad (2.1)$$

Notese que el grado de membresía a un conjunto clásico siempre será 0 o 1. Por otro lado,

en un conjunto difuso, la función de membresía puede tomar valores en el intervalo $[0, 1]$, de manera que

$$\mu_F(x) = [0, 1] \quad (2.2)$$

Esto da la flexibilidad de describir una nueva clase de elementos, de manera que un elemento de x puede ser parte de varios conjuntos dependiendo de su función de membresía, de lo contrario los mismos conjuntos podrían ser mutuamente excluyentes. Por ejemplo, si queremos clasificar a la gente por su altura, pueden ser bajos o altos (conjuntos B y A , respectivamente). La función de la pertenencia a un conjunto clásico sería

$$\mu_B(x) = 1 \text{ si } x \in B, 0 \text{ si } x \notin B \quad (2.3)$$

$$\mu_A(x) = 1 \text{ si } x \in A, 0 \text{ si } x \notin A \quad (2.4)$$

Consideremos ahora el caso en que no está claro si una persona pertenece al conjunto de altos o bajos, lo que implica falta de claridad en el conjunto, aquí se introduce un grado de membresía

$$\mu_B(x_0) = 0.6 \quad (2.5)$$

$$\mu_A(x_0) = 0.5 \quad (2.6)$$

Un conjunto difuso F también se puede representar como un conjunto de pares ordenados de elementos x y su función de membresía $\mu_F(x)$ es

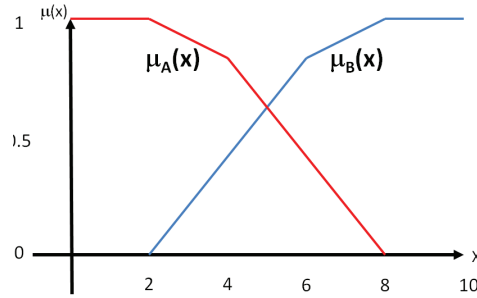


Figura 2.1: Ejemplo de dos conjuntos difusos.

$$F = \{(x, \mu_F(x)) | x \in X\} \quad (2.7)$$

donde X es el universo de discurso. Esto se puede ver en la figura 2.1.

2.2. Gramática Difusa

De la misma forma como los conjuntos difusos son una extensión de los conjuntos nítidos, la gramática difusa es una extensión de la gramática formal. En 1969, Lee y Zadeh introdujeron la gramática difusa como una manera de capturar la ambigüedad del lenguaje natural [18]. Tomaron los conceptos de conjuntos difusos y se los aplicaron a una gramática libre de contexto, definiendo la gramática difusa de la siguiente manera:

Definición 1. Una gramática difusa es un cuádruple $G = (v_n, V_T, P, S)$ en el que V_T es un conjunto de variables terminales, v_n es un conjunto de variables no terminales, P es un conjunto de producciones difusas, y $S \in V_T$ es el conjunto de variables iniciales.

Los elementos de P son producciones de la forma

$$\mu(\alpha \rightarrow \beta) = \rho, \rho > 0 \quad (2.8)$$

donde $\alpha \rightarrow \beta$ expresa una regla de reescritura, α y β son miembros de $(v_n \cup V_T)$ y ρ es el grado de membresía de β dado α . Una producción difusa donde $\rho = 0$ no es miembro de P .

Una serie de terminales de x se dice que es miembro del lenguaje difuso $L(G)$ si y sólo si x es derivable de la variable inicial S . El grado de membresía de x en $L(G)$ está dado por

$$\mu_G(x) = \sup \min(\mu(S \rightarrow \beta), \mu(\alpha_1 \rightarrow \alpha_2), \dots, \mu(\alpha_n \rightarrow x)) \quad (2.9)$$

El siguiente es un ejemplo de gramática difusa:

Sea G una gramática difusa $G = (V_N, V_T, P, S)$ donde: $V_N = A, B, C$ $V_T = a, b, c$ $S = A$

las producciones de P son:

- 1: $\mu(A \rightarrow AB) = 0.8$
- 2: $\mu(B \rightarrow BC) = 0.7$
- 3: $\mu(A \rightarrow a) = 0.9$
- 4: $\mu(B \rightarrow b) = 0.9$
- 5: $\mu(C \rightarrow c) = 0.95$

La derivación de la cadena de terminales abc es la siguiente:

- 1: Después de aplicar la regla " $A \rightarrow AB$ " el resultado es " AB " y $\mu(A \rightarrow AB) = 0.8$
- 2: Después de aplicar la regla " $B \rightarrow BC$ " el resultado es " ABC " y $\mu(B \rightarrow BC) = 0.7$
- 3: Después de aplicar la regla " $A \rightarrow a$ " el resultado es " aBC " y $\mu(A \rightarrow a) = 0.9$
- 4: Después de aplicar la regla " $B \rightarrow b$ " el resultado es " abC " y $\mu(B \rightarrow b) = 0.9$
- 5: Después de aplicar la regla " $C \rightarrow c$ " el resultado es " abc " y $\mu(C \rightarrow c) = 0.95$

De acuerdo a 2.9, $\mu_G(abc)$ es

$$\mu_G(abc) = \min(0.8, 0.7, 0.9, 0.9, 0.95) = 0.7 \quad (2.10)$$

Una gramática genera ambiguamente una cadena si la cadena tiene más de un árbol de derivación. Cuando esto sucede, la cadena se considera que tienen varios significados diferentes. Antes de definir lo que es una gramática ambigua, debemos entender lo que es una derivación por la izquierda. Una derivación más a la izquierda es cuando a cada paso de la derivación la variable más a la izquierda se sustituye. Por ejemplo, si la derivación actual tiene AB la siguiente regla elegida debe tener una A en su lado izquierdo. Esto nos lleva a la definición de una gramática ambigua [30]

Definición 2. *Una cadena w se deriva de forma ambigua en la gramática libre de contexto G si tiene dos o más derivaciones más a la izquierda. La gramática G es ambigua si genera algunas cadenas ambiguas.*

A pesar de que algunas gramáticas ambiguas se pueden reescribir en una forma no ambigua, existen lenguajes que sólo pueden ser generadas por la gramática ambigua; dichos lenguajes se llaman inherentemente ambiguos.

La ambigüedad se resuelve al usar la gramática difusa, ya que en el caso de que una serie de terminales se obtenga de forma ambigua, su grado de membresía es igual a la membresía más fuerte de entre todas sus posibles derivaciones.

Por ejemplo, se tiene la siguiente difusa gramática G

$$G = (V_N, V_T, P, S)$$

$$V_N = S, A, B, C$$

$$V_T = a, b$$

$$S = S$$

donde las producciones en P son:

$$\mu(S \rightarrow AB) = 0.8$$

$$\mu(S \rightarrow AC) = 0.7$$

$$\mu(A \rightarrow a) = 0.9$$

$$\mu(B \rightarrow b) = 0.9$$

$$\mu(C \rightarrow b) = 0.9.$$

La palabra ab tiene dos derivaciones posibles, una con grado de membresía 0.8 y otra con 0.7, tal que $\mu_G(ab) = 0.8$ debido a la ecuación 2.9, así evitando la ambigüedad.

2.3. Gramática Difusa Tipo-2 e Incertidumbre

La incertidumbre surge de diferentes maneras en muchos sistemas, por ejemplo, podría surgir por errores en los instrumentos de medición o por el sesgo subjetivo de un observador experto al describir un fenómeno. A nivel cognitivo, la incertidumbre surge por la ambigüedad de los lenguajes naturales [17].

En 1975, Zadeh introdujo un concepto llamado conjuntos difusos Tipo-2 [36], que es una extensión de los conjuntos difusos, donde se permite la inclusión de incertidumbre acerca de las funciones de membresía de los conjuntos difusos tradicionales. Ha habido muchas contribuciones que utilizan este concepto, por ejemplo, en la lógica difusa [3, 21] y aprendizaje de máquina [4].

Cuando la capacidad de determinar si la membresía de un elemento es 0 o 1 se dificulta, se utilizan conjuntos difusos normales. Del mismo modo, cuando las circunstancias para determinar el grado de membresía de un elemento son complicadas (incluso en un intervalo entre 0 y 1) se utilizan conjuntos difusos Tipo-2. La función de membresía de conjuntos difusos Tipo-2 se define como sigue [21]:

Definición 3. *Un conjunto difuso Type-2, denotado A' , se caracteriza por una función de membresía Tipo-2 $\mu'_{A'}(x, u)$, donde $x \in X$ y $u \in J_x \subset [0, 1]$, de tal manera que:*

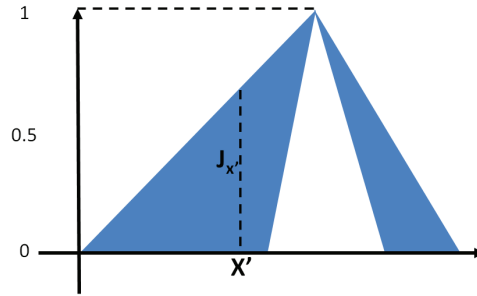


Figura 2.2: FOU de un conjunto difuso Tipo-2.

$$A' = \{(x, u), \mu'_A(x, u) | \forall x \in X, \forall u \in J_x \subset [0, 1]\} \quad (2.11)$$

Los conjuntos difusos Tipo-2 se definen por una función de membresía primaria y una secundaria. La incertidumbre en un conjunto difuso Tipo-2 se puede observar por una región acotada denominada “Huella de la incertidumbre” o “Footprint of Uncertainty” (FOU) en inglés, y se puede ver en la figura 2.2.

Ahora que tenemos una manera de tener en cuenta la incertidumbre, podemos extender la gramática difusa de Lee y Zadeh a una gramática difusa Tipo-2 de la siguiente manera:

Definición 4. Una gramática difusa Tipo-2 es un cuádruple $G = (v_n, V_T, P', S)$ en el que V_T es un conjunto de variables terminales, v_n es un conjunto de variables no terminales, P' es un conjunto de producciones difusas, y $S \in V_T$ es el conjunto de variables iniciales.

Los elementos de P' son producciones de la forma

$$\mu'(\alpha \rightarrow \beta) = \omega', \omega' = [0, 1] \quad (2.12)$$

donde $\alpha \rightarrow \beta$ expresa una regla de reescritura, α y β están en $(v_n \cup V_T)$ y el intervalo de ω' es el grado de pertenencia de β dado α . De la misma manera, una producción difusa Tipo-2 donde $\omega' = [0, 0]$ no es miembro de P' .

Una serie de terminales de x se dice que es en el lenguaje difuso $L(G)$ si y sólo si x es derivada de la variable inicial S . El grado de pertenencia de x en $L(G)$ está dado por

$$\begin{aligned} \mu'_G(x) &= [\underline{\mu}_G(x), \bar{\mu}_G(x)] \\ &= [\text{supmin}(\underline{\mu}(S \rightarrow \alpha_1), \underline{\mu}(\alpha_1 \rightarrow \alpha_2), \dots, \underline{\mu}(\alpha_n \rightarrow x)), \\ &\quad \text{supmin}(\bar{\mu}(S \rightarrow \alpha_1), \bar{\mu}(\alpha_1 \rightarrow \alpha_2), \dots, \bar{\mu}(\alpha_n \rightarrow x))] \end{aligned} \quad (2.13)$$

La incertidumbre de una serie de terminales x es dada por $\Delta(x)$ (que es equivalente a la FOU de un conjunto difuso Tipo-2)

$$\Delta_G(x) = \bar{\mu}_G(x) - \underline{\mu}_G(x) \quad (2.14)$$

El siguiente es un ejemplo de una gramática difusa Tipo-2:

Sea G una gramática difusa Tipo-2 $G = (VN, VT, P', S)$ donde

$$V_N = A, B, C$$

$$V_T = a, b, c$$

$$S = A$$

Las producciones en P' son:

$$\mu'(A \rightarrow AB) = [0.75; 0.8]$$

$$\mu'(B \rightarrow BC) = [0.6; 0.7]$$

$$\mu'(A \rightarrow a) = [0.8; 0.9]$$

$$\mu'(B \rightarrow b) = [0.7; 0.9]$$

$$\mu'(C \rightarrow c) = [0.85; 0.95]$$

La derivación de abc es:

- 1: Después de aplicar la regla “ $A \rightarrow AB$ ” el resultado es “ AB ” y $\mu'(A \rightarrow AB) = [0.75, 0.8]$
- 2: Después de aplicar la regla “ $B \rightarrow BC$ ” el resultado es “ ABC ” y $\mu'(B \rightarrow BC) = [0.6, 0.7]$
- 3: Después de aplicar la regla “ $A \rightarrow a$ ” el resultado es “ aBC ” y $\mu'(A \rightarrow a) = [0.8, 0.9]$
- 4: Después de aplicar la regla “ $B \rightarrow b$ ” el resultado es “ abC ” y $\mu'(B \rightarrow b) = [0.7, 0.9]$
- 5: Después de aplicar la regla “ $C \rightarrow c$ ” el resultado es “ abc ” y $\mu'(C \rightarrow c) = [0.85, 0.95]$

De acuerdo a 2.13 $\mu'_G(abc)$ es:

$$\begin{aligned} \mu'_G(abc) &= [\text{supmin}(0.75, 0.6, 0.8, 0.7, 0.85), \\ &\quad \text{supmin}(0.8, 0.7, 0.9, 0.9, 0.95)] \\ \mu'_G(abc) &= [0.6, 0.7] \end{aligned} \tag{2.15}$$

De acuerdo a 2.14 $\Delta_G(abc)$ es:

$$\Delta_G(abc) = 0.7 - 0.6 = 0.1 \tag{2.16}$$

Decidimos basar nuestro trabajo en un modelo gramatical, pues le puede proporcionar a un robot los mecanismos necesarios para hacer posible la comunicación con los seres humanos [19]. Estos mecanismos incluyen la categorización, la segmentación, y la planificación (que permite cierto grado de predicción).

Capítulo 3

Experimentos

3.1. Juegos de Lenguaje

3.1.1. Proyecto New Ties

Los juegos de lenguaje en el proyecto NewTies utilizan un modelo de evolución basada en combinar la atención conjunta, aprendizaje situacional, y el principio de contrastes [11]. Los agentes utilizan dos matrices para asociar palabras con sus posibles significados. La primera matriz guarda la intensidad de la asociación σ_{ij} entre la palabra w_i y su significado M_j , mientras que la segunda almacena la co-ocurrencia de probabilidad P_{ij} . Estas dos matrices están acopladas por $strL_{ij}$, que se llama la fuerza de asociación,

$$strL_{ij} = \sigma_{ij} + (1 - \sigma_{ij})P_{ij} \quad (3.1)$$

Después de cada juego los agentes refuerzan o debilitan las palabras y sus significados en función del resultado del juego con las ecuaciones 3.2 y 3.3 respectivamente.

$$\sigma_{ij} = \eta * \sigma_{ij} + 1 - \eta \quad (3.2)$$

$$\sigma_{ij} = \eta * \sigma_{ij} \quad (3.3)$$

donde η es una constante llamada el parámetro de aprendizaje.

Con el fin de probar el efecto de la incertidumbre, modificamos los agentes para incluir una gramática difusa Tipo-2. Los agentes usarán esta gramática con el fin de generar nuevas palabras y para analizar las palabras recibidas por otros agentes. Como tal, hemos tenido que modificar el juego de lenguaje de la siguiente manera:

- 1: *Agent*[n] es un arreglo de n agentes
- 2: m es el máximo número de épocas
- 3: g es el número de juegos en cada época
- 4: **for** $i = 0$ to n **do**
- 5: *Agent*[i] genera una gramática inicial diferente al resto de los agentes
- 6: **end for**
- 7: **for** $epoch = 0$ to m **do**
- 8: **for** $game = 0$ to g **do**
- 9: Aleatoriamente seleccionar un agente emisor *speaker* y un receptor *listener*
- 10: *Agent*[*speaker*] escoge un objeto
- 11: *Agent*[*speaker*] determina que categorías describen al objeto
- 12: *Agent*[*speaker*] selecciona la palabra con el mayor $strL_{ij}$ para formar parte del mensaje
- 13: **if** *Agent*[*speaker*] no conoce la palabra **then**
- 14: *Agent*[*speaker*] inventa la palabra utilizando la gramática difusa Tipo-2 y la agrega

a su léxico

15: **end if**

16: *Agent[speaker]* pasa el mensaje al *Agent[listener]*

17: *Agent[listener]* calcula $\mu_G(x_i) = \frac{\bar{\mu}_G(x_i) + \underline{\mu}_G(x_i)}{2}$ para cada palabra x_i en el mensaje, utilizando la gramática difusa Tipo-2

18: **if** $\mu_G(x_i) > \Theta$ **then**

19: *Agent[listener]* interpreta el mensaje utilizando el mayor $strL_{ij}$ de cada palabra

20: **else**

21: *Agent[listener]* introduce nuevas reglas de producción a la gramática difusa utilizando el algoritmo InductiveCYK

22: **end if**

23: *Agent[listener]* determina que objeto seleccionó *Agent[speaker]*

24: **if** *Agent[listener]* and *Agent[speaker]* seleccionan el mismo objeto **then**

25: El juego fue un éxito

26: **else**

27: El juego fracasó

28: **end if**

29: Ambos agentes ajustan los grados de membresía de sus respectivas gramáticas

30: Ambos agentes refuerzan o debilitan el significado de las palabras que se usaron durante el juego

31: Ambos agentes actualizan la probabilidad de co-ocurrencia de las palabras utilizadas durante el juego

32: **end for**

33: **end for**

Vale la pena señalar que los agentes en el proyecto NewTies difieren entre sí, algunos

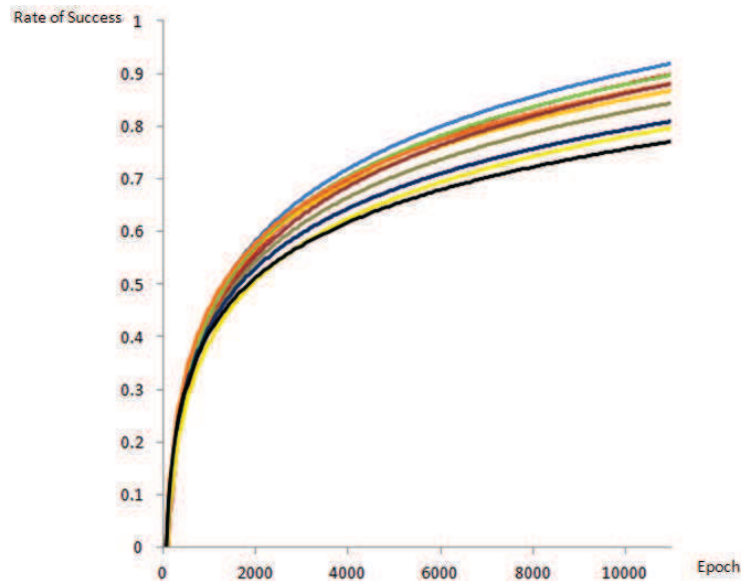


Figura 3.1: Precisión comunicativa de la población conforme aumenta la incertidumbre.

optan por hablar con más frecuencia que otros, y algunos optan por utilizar mensajes más cortos que otros. Además, en NewTies varía la cantidad de juegos en cada época. Con el fin de ilustrar claramente el efecto de la incertidumbre durante la adquisición del lenguaje, este experimento utiliza una población de agentes homogénea (siendo su gramática la única cosa que los difiere) y el número de juegos en cada época es constante.

Se ejecutaron diez experimentos, cada uno con diferente grado de incertidumbre, de tal manera que $\Delta_{G_i} = \{0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9\}$; por cada i se tiene una población de diez agentes que participan en juegos de lenguaje durante diez mil épocas. En cada época, los agentes se seleccionan al azar y se juegan cinco partidos por época. Como se muestra en la figura 3.1, la tasa de éxito disminuye a medida que la incertidumbre aumenta.

3.1.2. Juego de Persecución Depredador-Presa

Se modificó el juego de persecución depredador-presa propuesto en [16]. Se agregó un quinto agente depredador que sabe las ubicaciones de la presa y los depredadores. Este

agente actúa como coordinador y su tarea principal es decidir los movimientos del resto de los depredadores. Este agente no participa directamente en el juego, pero construye mensajes y los envía a los depredadores en el tablero. Cuando los depredadores reciben el mensaje lo analizan (con su gramática difusa interna) y ejecutan las órdenes que contiene.

El experimento se dividió en dos partes. Durante el primera, los cuatro depredadores y el agente coordinador compartían la misma gramática, lo que significa que tenían conocimiento completo de todos los mensajes que pasaban entre ellos. Estos juegos se utilizaron para crear enunciados de entrenamiento para enseñar el lenguaje a un agente adicional.

Durante la segunda parte, se utilizaron los mensajes de la primer parte para entrenar a un agente coordinador nuevo. Este no tenía conocimiento previo de la gramática utilizada, pero, a través del uso del algoritmo InductiveCYK [22] fue capaz de crear una gramática que fue ajustada durante el juego depredador-presa. Es importante tener en cuenta que, dependiendo del conjunto de entrenamiento utilizado por InductiveCYK, la gramática resultante sea sobre generalizada (la gramática puede derivar palabras que no forman parte del lenguaje original) o sobre especializada (la gramática resultante sólo puede producir las palabras de entrenamiento). Este problema se alivia al explotar las ventajas que la gramática difusa proporciona. Los grados de membresía ayudan a definir el lenguaje, dado que al elevar o disminuir el grado de membresía de una regla de producción, también se debilita o refuerza la membresía de cualquier palabra que se deriven del uso de dicha regla. Además, se puede modelar la competencia de un agente con el lenguaje mediante la introducción de incertidumbre, convirtiéndola en una gramática difusa de Tipo-2.

Una vez que el nuevo agente coordinador ha deducido la gramática a partir de los enunciados de entrenamiento, éste sustituye el coordinador original, y un nuevo conjunto de juegos se llevan a cabo. El coordinador nuevo debe construir mensajes que los depredadores entiendan, pero se espera que algunos mensajes no lo serán, por lo que aumentará el promedio de

turnos necesarios para capturar la presa. Cabe aclarar que ambos coordinadores utilizan la misma estrategia para decidir las acciones de los depredadores, y la gramática usada por los depredadores no cambia.

El siguiente pseudo-código se utiliza en la segunda parte del experimento:

```

1:  $P_i = \{S, L, G\}$  for  $i = 1..4$  son los agentes depredadores con estrategia  $S$ , léxico  $L$  y
   gramática difusa  $G$ 
2:  $C = \{S', L', G'\}$  es el agente coordinador con estrategia  $S'$ , léxico  $L'$  y gramática difusa
    $G'$ 
3:  $T$  son palabras de entrenamiento utilizadas para entrenar a  $C$ 
4:  $p = \{S''\}$  es el agente presa con estrategia  $S''$ 
5:  $t = 0$  es la cantidad de turnos que se ha jugado el juego hasta el momento
6:  $B$  es el tablero con las posiciones de los depredadores y la presa
7:  $C \rightarrow G' = \text{inductiveCYK}(T)$ 
8: while  $p$  no se ha capturado o  $t < 30$  do
9:    $message = C.decide(B)$ 
10:  for  $i = 1..4$  do
11:     $P_i.interpret(message)$ 
12:    if  $P_i$  entiende  $message$  then
13:      actualiza  $B$  con la posición nueva de  $P_i$ 
14:       $C$  refuerza las reglas de  $G'$  que se utilizaron para producir  $message$ 
15:       $C$  refuerza las palabras de  $L'$  usadas en  $message$ 
16:    else
17:       $C$  debilita las reglas de  $G'$  usadas para producir  $message$ 
18:       $C$  debilita las palabras de  $L'$  usadas en  $message$ 
19:    end if
20:  end for

```

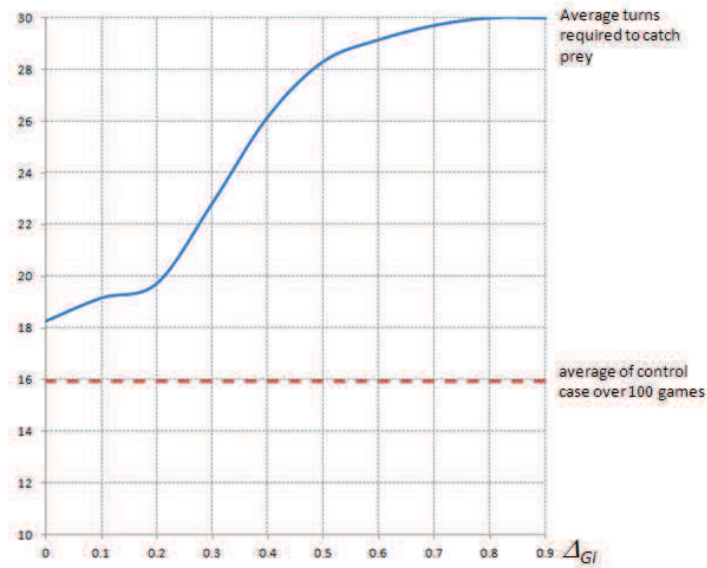


Figura 3.2: Promedio de turnos requeridos para capturar la presa en cada Δ_{G_i}

- 21: $p.decide(B)$
- 22: actualiza B con la nueva posición de p
- 23: **end while**

Además de ajustar los grados de membresía de las reglas de producción, el coordinador nuevo también debe determinar los significados de las palabras de cada mensaje. Esto se hace de una manera similar a la del proyecto NewTies, pero con una modificación adicional: para determinar cuándo dos palabras deben aparecer en la misma frase se ignora la existencia de la tabla de probabilidad de co-ocurrencia y simplemente se confía en el poder descriptivo de una gramática formal.

La segunda serie de juegos se divide en diez casos, con $\Delta_{G_i} = \{0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9\}$ respectivamente. Para cada valor de Δ_{G_i} , se ejecutan cien juegos y se registra el promedio de la cantidad de turnos requeridos para capturar la presa (el juego se detiene si se llega al turno 30 sin haber capturado la presa). Los resultados se pueden ver en la figura 3.2.

3.1.3. Discusión

El trabajo tiene como objetivo estudiar la viabilidad de la gramática difusa como un mecanismo que permita a un robot aprender un idioma. Como ya se ha presentado en las secciones anteriores, existe un gran interés en que los robots aprendan un lenguaje natural de forma incremental, muy similar a cómo un niño humano lo haría. El enfoque de este trabajo permitirá la creación de un agente capaz de aprender un idioma mediante el ajuste de los grados de membresía de la gramática difusa. Adicionalmente, le será posible al agente mezclar palabras de diferentes idiomas similares a cómo lo haría una persona multilingüe.

Extendiendo la gramática difusa a Tipo-2 permite modelar la experiencia que un agente ha tenido con un lenguaje mediante la modificación de la función de membresía secundaria. Esto se demostró en ambos experimentos, ya que la comunicación tiende a descomponerse conforme la incertidumbre aumenta.

También se ve que con suficiente exposición a un lenguaje, los agentes son capaces de aprender y reforzarlo, brindándoles herramientas adicionales para realizar sus tareas con éxito. Los juegos de lenguaje utilizados en esta investigación resultaron valiosos ya que son análogos a situaciones del mundo real en el que los seres humanos podrían requerir interacción directa con un robot.

3.1.4. Depredador-Presa Multi-jugador

El juego de [16] fue modificado adicionalmente al agregar jugadores humanos. Durante la primer parte del juego, cinco usuarios toman el papel de Depredadores, de forma similar solo uno de ellos conoce la posición de todos y es éste quien decide cómo deben moverse los demás. El líder coordina al resto de los jugadores a través de mensajes de texto que se guardan para entrenar a un agente observador. Este agente utiliza el algoritmo Inducti-

veCYK [22] para construir una gramática inicial (la cual será modificada conforme los juegos se lleven a cabo). Es importante notar que InductiveCYK puede generar gramáticas sobre-generalizadas o sobre-especializadas. Es decir, que reconozcan enunciados que no forman parte de la gramática (sobre-generalizada) o que únicamente reconozcan los enunciados de entrenamiento (sobre-especializada). Se mitiga este problema al aprovechar los beneficios de la gramática difusa, si aumenta o disminuye el grado de membresía de alguna regla, también aumenta o disminuye los enunciados que utilizan dicha regla. Adicionalmente, podemos modelar la competencia de lenguaje de un agente gracias al uso de funciones de membresías Tipo-2.

Después de que el agente observador haya creado la gramática inicial éste reemplaza al jugador líder y un conjunto nuevo de partidas se lleva a cabo. El líder artificial debe producir mensajes de texto que los humanos puedan entender. El pseudo-código utilizado durante los juegos es:

- 1: P_i for $i = 1..4$ son los cuatro usuarios jugando como Depredadores
- 2: $C = \{S', L', G'\}$ es el agente asistente con estrategia S' , lexico L' y gramática difusa G'
- 3: T son los enunciados de entrenamiento utilizados para generar la gramática C
- 4: $p = \{S''\}$ es el agente Presa con estrategia S''
- 5: $t = 0$ es la cantidad de turnos hasta el momento
- 6: B es el tablero de juegos con las posiciones de los Depredadores y la Presa
- 7: $C \rightarrow G' = \text{inductiveCYK}(T)$
- 8: **while** p no se ha capturado y $t < 60$ **do**
- 9: $message = C.decide(B)$
- 10: **for** $i = 1..4$ **do**
- 11: $P_i.receive(message)$
- 12: **if** P_i entendio $message$ **then**
- 13: actualizar B con la nueva posición de P_i

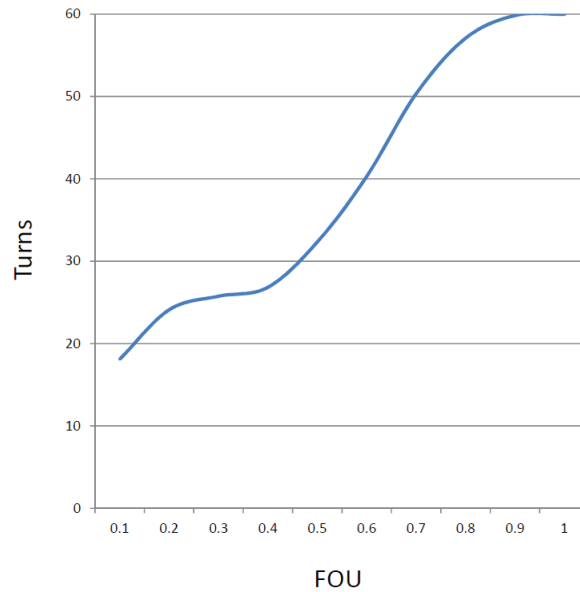


Figura 3.3: Promedio de turnos requeridos para capturar la Presa por cada Δ_{G_i}

```

14:     C refuerza las reglas de  $G'$  utilizadas para producir message
15:     C refuerza las palabras en  $L'$  utilizadas en message
16: else
17:     C debilita las reglas de  $G'$  utilizadas para producir message
18:     C debilita las palabras de  $L'$  utilizadas en message
19: end if
20: end for
21: p.decide(B)
22: actualiza B con la nueva posición de p
23: end while

```

Para probar el impacto que tiene la incertidumbre se utilizaron diez valores de $\Delta_{G_i} = \{0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9\}$. Se jugaron diez juegos por cada Δ_{G_i} y se registro el promedio de turnos necesarios para capturar la presa (los juegos se detuvieron después de sesenta turnos). La figura 3.3 muestra los resultados.

Δ_{G_i}	0.10	0.20	0.30	0.40	0.50	0.60	0.70	0.80	0.90	1
0.10		0.03	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.20	0.03		0.58	0.32	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.30	0.01	0.58		0.69	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.40	0.00	0.32	0.69		0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.50	0.00	0.00	0.02	0.03		0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.60	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00		0.00	0.00	0.00	0.00
0.70	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00		0.00	0.00	0.00
0.80	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00		0.00	0.00
0.90	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00		0.12
1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.12	

Cuadro 3.1: Valores p para cada Δ_{G_i} vs Δ_{G_j}

3.1.5. Discussion

Para validar el efecto que la incertidumbre tiene sobre la tasa de éxito se hizo una prueba t-test de muestras independientes. Los valores p se muestran en la tabla 3.1, valores p mayores a 0.05 implica la aceptación de la hipótesis nula, es decir, que no existe diferencia en la tasa de éxito. Cada valor de Δ_{G_i} fue comparado contra los demás para determinar si existe diferencias significante de rendimiento. Se puede ver que no existe diferencia entre $\Delta_{G_i} = 0.20$ y $\Delta_{G_i} = 0.30$, lo cual se puede apreciar en la pendiente baja de ese intervalo en la figura 3.3. También se puede ver que a bajos niveles de incertidumbre, $\Delta_{G_i} = 0.10$ o menor, la diferencia es más significativa cuando se compara contra otros niveles. La diferencia más pronunciada se puede apreciar entre los intervalos de $\Delta_{G_i} = 0.50$ y $\Delta_{G_i} = 0.90$, donde el desempeño es impactado considerablemente cuando se ajusta la incertidumbre. Además, una vez que la incertidumbre llega a niveles muy altos, $\Delta_{G_i} = 0.90$ o mayor, la comunicación se interrumpe por completo y el juego ya no se puede ganar. En ese punto cualquier cambio a Δ_{G_i} tendrá un efecto despreciable en el juego.

Capítulo 4

Conclusiones

Se presentó un conjunto de trabajo previo donde los investigadores intentan crear agentes y robots capaces de adquirir lenguaje. Se estudiaron los métodos de cómo esto fue logrado y se identificó una oportunidad para utilizar Gramáticas Difusas Tipo-2. Se explicó la teoría de conjuntos difusos y como ésta fue utilizada en [18] para introducir las Gramáticas Difusas. Además, como principal aportación de esta tesis, se definió formalmente Gramática Difusa Tipo-2 por Intervalo, con el fin de capturar la incertidumbre inherente de la comunicación.

Presentamos tres casos de estudio para ilustrar la utilidad de Gramática Difusa Tipo-2 por Intervalo. En primer instante se modificó el juego de lenguaje del proyecto de NewTies y se observó claramente el efecto negativo que tiene el incremento de la incertidumbre sobre el éxito del juego. En el segundo caso de estudio se modificó el juego de Depredador-Presa de [16], en este experimento un agente logró aprender el lenguaje al que fue expuesto mediante la modificación de los grados de membresía de las reglas de la Gramática Difusa. En el tercer experimento se llevaron los conocimientos adquiridos a un caso de estudio donde se involucraron humanos en el juego de Depredador-Presa, donde los humanos tomaron el lugar de los Depredadores y un agente logró asimilar el lenguaje de los participantes. Además, se

llevo a cabo una prueba t-test de muestras independientes para verificar que en efecto la incertidumbre en la comunicación afecta negativamente el desempeño de los participantes.

Concluimos que la Gramática Difusa Tipo-2 por Intervalos ofrece un modelo robusto para construir agentes y robots capaces de aprender el lenguaje al que son expuestos.

Capítulo 5

Trabajo Futuro

La investigación hasta ahora se ha centrado en lenguaje sintético, pero la meta es usar la gramática difusa con lenguas reales como lo hicieron en [19] y [28], en la que ambos robots aprendieron una lengua a través de juegos de lenguaje. Los grados de membresía de una gramática difusa pueden ayudar a un robot a resolver la ambigüedad inherente en el lenguaje natural, y también puede proporcionar una manera de manejar la incertidumbre innata de las interacciones hombre-máquina.

Bibliografía

- [1] Childes: Child language data exchange system, 2011.
- [2] D. Benyon, B. Gamback, P. Hansen, O. Mival, and N. Webb. How was your day? evaluating a conversational companion. *Affective Computing, IEEE Transactions on*, 4(3):299–311, July 2013.
- [3] O. Castillo, P. Melin, and W. Pedrycz. Design of interval type-2 fuzzy models through optimal granularity allocation. *Appl. Soft Comput*, 11(8), 2011.
- [4] J. R. Castro, O. Castillo, P. Melin, and A. Rodriguez-Diaz. A hybrid learning algorithm for a class of interval type-2 fuzzy neural networks. *Inf. Sci.*, 179(13):2175–2193, 2009.
- [5] N. Chomsky. *Government and Binding*. Foris, Dordrech, 1981.
- [6] Chih-Yueh Chou, Tak-Wai Chan, and Chi-Jen Lin. An approach of implementing general learning companions for problem solving. *Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions on*, 14(6):1376–1386, Nov 2002.
- [7] M. M. Chouinard and E. V. Clark. Adult reformulations of child errors as negative evidence. *Journal of Child Language*, 30(3):637–669, 2003.
- [8] E. V. Clark. *The Lexicon in Acquisition*. Cambridge University Press, 1993.
- [9] Valve Corporation. Dota 2. On-Line, 2013.

-
- [10] T. Deacon. *The Symbolic Species*. Penguin, London, 1997.
- [11] F. Divina and P. Vogt. ‘a hybrid model for learning word-meaning mappings. *EELC*, pages 1–15, 2006.
- [12] Respawn Entertainment. Titanfall. [DVD-ROM], 2014.
- [13] Irrational Games. Bioshock infinite. [DVD-ROM], 2013.
- [14] Riot Games. League of legends. On-Line, 2009.
- [15] N. Gilbert, M. den Bestn, A. Bontovics, B. G. Craenen, F. Divina, and A. Eiben. Emerging artificial societies through learning. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 9, 2006.
- [16] K. C. Jim and C. L. Giles. Talking helps: Evolving communicating agents for the predator-prey pursuit problem. *Artificial Life*, 6(3):237–254, 2000.
- [17] G. J. Klir and J.M. Wierman. *Uncertainty-Based Information: Elements of Generalized Information Theory*. Physica-Verlag, Heidelberg, 1998.
- [18] E. T. Lee and L. A. Zadeh. Note on fuzzy languages. *Information Sciences*, 1:421–434, 1969.
- [19] C. Lyon, Y. Sato, J. Saunders, and C. Nehaniva. What is needed for a robot to acquire grammar? some underlying primitive mechanisms for the synthesis of linguistic ability. *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development*, 1(3), 2009.
- [20] D. Marocco and S. Nolfi. ‘origins of communication in evolving robots. In *9th International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*, 2006.
- [21] J. Mendel. *Uncertain Rule-Based Fuzzy Logic Systems: Introduction and New Directions*. Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ, 2001.

-
- [22] K. Nakamura. Incremental learning of context free grammars by extended inductive cyk algorithm. In *Proc. ECML Workshop Learn. Context-Free Grammars*, pages 53–64, 2003.
- [23] S. Pinker. *The Language Instinct*. William Morrow and Company, 1994.
- [24] S. Pinker. Why the child holded the baby rabbits: a case study in language acquisition. In *Language: An invitation to Cognitive Science, 2nd ed*, pages 107–133, 1995.
- [25] S. Pinker and P. Bloom. Natural language and natural selection. *Behavioural and Brain Sciences*, pages 707–784, 1990.
- [26] K. Rehrl, S. Bruntsch, and H.-J. Mentz. Assisting multimodal travelers: Design and prototypical implementation of a personal travel companion. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, 8(1):31–42, March 2007.
- [27] Razieh Safaripour, Ferhat Khendek, Roch Glitho, and Fatna Belqasmi. A restfull architecture for enabling rapid development and deployment of companion robot applications. In *Computing, Networking and Communications (ICNC), 2014 International Conference on*, pages 971–976, Feb 2014.
- [28] G. Salvi, L. Montesano, A. Bernardino, and J. Santos-Victor. Language bootstrapping: Learning word meanings from perception - action association. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, 42(3), 2012.
- [29] E. Shipley and I. Kuhn. A constraint on comparisons: Equally detailed alternatives. *Journal of Experimental Child Psychology*, 35:195–222, 1983.
- [30] M. Sipser. *Introduction to the Theory of Computation*. Thomson Course Technology, 1996.
- [31] Bethesda Game Studios. *Fallout 3*. [DVD-ROM], 2008.

-
- [32] M. Tomasello. *First Words: a Case Study of Early Grammatical Development*. Cambridge University Press, 1992.
- [33] M. Tomasello. *The Cultural Origins of Human Cognition*. Harvard University Press, 1999.
- [34] R. Uno, D. Marocco, S. Nolfi, and T. Ikegami. Emergence of protosentences in artificial communicating systems. *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development*, 3(2), 2011.
- [35] L. A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3):338–353, 1965.
- [36] L. A. Zadeh. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning. *Information Sciences*, 8:199–249, 1975.