



**UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO**

POSGRADO EN CIENCIA E INGENIERÍA DE LA COMPUTACIÓN

**INFLUENCIA DE LAS EMOCIONES EN EL  
PROCESO DE TOMA DE DECISIONES**

**T E S I S**

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:

**MAESTRO EN CIENCIAS  
DE LA COMPUTACIÓN**

**P R E S E N T A:**

**DIEGO ENRIQUE HERNÁNDEZ GONZÁLEZ**

**DIRECTORA DE LA TESIS: DRA. ANA LILIA LAUREANO CRUCES**

**MÉXICO, D.F.**

**2011.**



*A mi padre, quien cuando yo era pequeño me respondía todas las preguntas que yo le hacía. Siempre he considerado que, de esa manera, me enseñó a que toda pregunta tiene una respuesta.*



## **Agradecimientos.**

Antes que nada, quisiera agradecerles a mi familia, especialmente a mis padres, por todo el apoyo que me han dado durante los últimos años, para cursar y concluir la maestría. Desde que hice el examen de admisión hasta ahora han estado allí, pendientes de mí. Les agradezco todo ese apoyo y el cariño que me han dado. Con la conclusión de este proyecto abono un poco a la enorme deuda que tengo con uds.

Agradezco también a Magali Arellano y a Vicente Iván Sánchez, compañeros del posgrado y amigos míos, que me han acompañado por este ajetreado camino y que me han ofrecido su mano en los momentos difíciles que he pasado. A ellos les extiendo un abrazo enorme y espero que sigamos siendo compañeros y amigos durante todo el tiempo que nos queda de vida.

Quisiera agradecerles también a Lulú, a Diana y a Cecilia toda la ayuda que me han brindado durante mi estancia en el posgrado, con los papeles, los procedimientos, etc. Alguna vez escuché que, sin ellas, este programa de maestría no sería lo que es ahora: estoy totalmente de acuerdo. Espero que sigan haciendo ese papel tan bueno durante mucho tiempo más.

Agradezco también a la Asociación de Clubes de Ajedrez del Distrito Federal por haberme permitido hacer entrevistas durante un torneo de ajedrez organizado por ellos. La información adquirida durante esas entrevistas fueron usadas en el desarrollo de este proyecto de tesis.

También agradezco especialmente a Martha Mora, a Julio César Clemente y al Dr. Javier Ramírez por brindarme valiosas sugerencias y consejos para llevar a cabo y mejorar el análisis del dominio del problema y el diseño del agente. Su experiencia en esta área de investigación fue de gran ayuda, en este escrito están plasmadas varias de sus ideas.

Por último, para cerrar con broche de oro, le agradezco infinitamente a la Dra. Ana Lilia Laureano por su apoyo, por su paciencia y por todo el conocimiento brindado para el desarrollo de este trabajo. Ella tuvo fe en este proyecto desde el principio, y hasta el final ha creído en él. Ha sido una guía excepcional. Muchas gracias.



## Resumen

Este trabajo consiste en una modificación del comportamiento de un programa que juega ajedrez integrando un modelo de emociones sintéticas. La elicitación de emociones influye en la toma de decisiones, haciendo que la atención se enfoque sobre los aspectos del ambiente que son más relevantes para la realización de una meta. Siguiendo esta idea, se propuso y se implementó un agente cognitivo que elige la mejor jugada tomando en consideración su estado emocional y el estado del tablero. Esto último queda representado en un vector de valores que son los datos de entrada para un motor de inferencia.

Los motores de ajedrez, programas que tienen implementado un algoritmo para jugar ajedrez, tienen una función con la cual evalúan el tablero y verifican si van ganando o no. En este proyecto se tomó un motor de ajedrez genérico y se modificó su función de evaluación. La función de evaluación del tablero consiste en una sumatoria de unos parámetros de evaluación, medidos en una posición determinada del tablero. Se proponen unos factores de relevancia, que son valores numéricos que indican que tan importante es cada parámetro con respecto a determinadas metas. Estos valores son introducidos en la función de evaluación modificada, junto con la intensidad de la emoción indicada por el modelo de emociones, modificando de esta forma la evaluación final.

Se considera un agente cognitivo aquel que es capaz de procesar información proveniente de sistemas naturales y artificiales. En el caso específico de este agente, nos referimos a las emociones como parte de su entorno interno, y por lo tanto natural, y del tablero como entorno externo.

Se realizaron una serie de pruebas para determinar cómo se comportaba el agente cognitivo durante una situación de juego, con el fin de evaluar si la jugada elegida era coherente con el entorno para el cual fue diseñado.



# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. El ajedrez y la Inteligencia Artificial . . . . .	1
1.2. Las emociones y el ajedrez . . . . .	3
1.3. La Inteligencia Artificial y las emociones . . . . .	3
1.4. Objetivo de esta tesis . . . . .	4
<b>2. Antecedentes</b>	<b>5</b>
2.1. Modelos de toma de decisiones . . . . .	5
2.1.1. Modelo de utilidad subjetiva esperada . . . . .	5
2.1.2. Críticas hacia el modelo de utilidad subjetiva esperada . . . . .	7
2.1.3. Teorías alternas a la utilidad subjetiva esperada . . . . .	9
2.1.4. Modelos de tomas de decisiones que incorporan emociones . . . . .	11
2.1.4.1. Neurología de las emociones . . . . .	11
2.1.4.2. Deformación de la evaluación de las utilidades . . . . .	13
2.2. Emociones durante una partida de ajedrez . . . . .	15
2.2.1. Agresividad en el ajedrez . . . . .	15
2.2.2. Rasgos de personalidad y atracción hacia el ajedrez . . . . .	15
2.2.3. Experiencia en el juego . . . . .	17
<b>3. Estado del Arte</b>	<b>19</b>
3.1. Funcionamiento general de un motor de ajedrez . . . . .	19
3.1.1. Estrategia seguida para la implementación . . . . .	19
3.1.2. Estrategias tipos <i>A</i> y <i>B</i> . . . . .	20
3.2. Arquitectura de un programa que juega ajedrez . . . . .	20
3.2.1. Representación del tablero . . . . .	21
3.2.1.1. Mailbox . . . . .	21
3.2.1.2. Representación 0x88 . . . . .	21
3.2.1.3. Bitboards . . . . .	22
3.2.2. Algoritmo de búsqueda . . . . .	23
3.2.2.1. Enfoques Minimax y Negamax . . . . .	23
3.2.2.2. Búsqueda $\alpha - \beta$ . . . . .	25
3.2.2.3. Búsqueda con ventana mínima . . . . .	28
3.2.2.4. Algoritmos <i>Best First Search</i> . . . . .	28
3.2.2.5. MTD( <i>f</i> ) . . . . .	29

3.2.2.6.	Mejoras a los algoritmos de búsqueda . . . . .	30
3.2.3.	Función de evaluación del tablero . . . . .	32
3.2.3.1.	Parámetros de evaluación . . . . .	32
3.2.3.2.	Balance de material . . . . .	32
3.2.3.3.	Estructura de peones . . . . .	33
3.2.3.4.	Movilidad . . . . .	34
3.2.3.5.	Seguridad del Rey . . . . .	35
3.2.3.6.	Tempo . . . . .	35
3.3.	Modelado de estados emocionales . . . . .	36
3.3.1.	Computación afectiva . . . . .	36
3.3.2.	Implementación de programas que incorporen emociones . . . . .	36
3.3.2.1.	Representación de bajo nivel . . . . .	37
3.3.2.2.	Técnicas de nivel medio . . . . .	38
3.3.2.3.	Técnicas de nivel alto . . . . .	40
3.4.	Motores de ajedrez que incorporan el aspecto emocional en su diseño . . . . .	41
<b>4.</b>	<b>Un agente cognitivo para el ajedrez</b>	<b>43</b>
4.1.	Propuesta del proyecto . . . . .	43
4.2.	Modelo de emociones sintéticas . . . . .	45
4.2.1.	Modelo Mental . . . . .	45
4.2.2.	Macro-estructura de valoración emotiva . . . . .	45
4.2.3.	Mapa cognitivo difuso . . . . .	48
4.2.4.	Obtención de los valores de entrada del modelo . . . . .	51
4.2.5.	Selección de la meta activa a partir de los valores de salida del modelo . . . . .	52
4.3.	Modificaciones a la función de evaluación . . . . .	52
4.3.1.	Replanteamiento de la función de evaluación . . . . .	52
4.3.2.	Estimación de los factores de relevancia . . . . .	54
<b>5.</b>	<b>Pruebas y resultados</b>	<b>57</b>
5.1.	Implementación del motor de ajedrez Deep Feeling . . . . .	57
5.1.1.	Descripción del sistema . . . . .	57
5.1.1.1.	Sistema en donde está basado el motor de ajedrez . . . . .	57
5.1.1.2.	Algoritmo de búsqueda . . . . .	59
5.1.1.3.	Función de evaluación . . . . .	59
5.1.1.4.	Interfaz del sistema . . . . .	61
5.1.2.	Funcionamiento del sistema . . . . .	63
5.2.	Resultados de las pruebas realizadas . . . . .	63
5.2.1.	Información recopilada . . . . .	63
5.2.2.	Análisis de la exploración del árbol de juego por cada meta activa . . . . .	64
5.2.2.1.	Caso 1 . . . . .	64
5.2.2.2.	Caso 2 . . . . .	67
5.2.2.3.	Caso 3 . . . . .	71

<i>ÍNDICE GENERAL</i>	XI
<b>6. Conclusiones</b>	<b>75</b>
<b>A. Cuestionario usado para las entrevistas</b>	<b>77</b>
<b>Bibliografía</b>	<b>86</b>



# Índice de figuras

2.1. Modelo de Loewenstein y Lerner (2003) . . . . .	13
3.1. Arquitectura general de un programa de ajedrez. . . . .	21
3.2. Esquema de la representación 0x88. . . . .	22
3.3. Búsqueda en el árbol con el enfoque <i>minimax</i> . . . . .	23
3.4. Función min: Devuelve el valor más pequeño de los nodos hijos de la posición. . . . .	24
3.5. Función maximizar: devuelve el valor más grande de los nodos hijos de la posición . . . . .	24
3.6. Función negamax. Maximiza los valores negativos de las utilidades de los hijos. . . . .	25
3.7. Búsqueda con enfoque Negamax. . . . .	25
3.8. Maximización con poda $\beta$ . . . . .	26
3.9. Minimización con poda $\alpha$ . . . . .	27
3.10. Maximización negamax con la poda $\alpha - \beta$ . . . . .	27
3.11. Valores en centipeones asignados para cada pieza del tablero. . .	32
3.12. Estructura emocional; teoría OCC (Laureano-Cruces et al., 2009). 40	
4.1. Ciclo de la Arquitectura Emotiva de Acevedo-Moreno (2009) . .	44
4.2. Diagrama esquemático de la propuesta de tesis. . . . .	44
4.3. Modelo mental del agente cuando está evaluando el tablero. . .	46
4.4. Macroestructura de valoración. . . . .	47
4.5. Grafo que representa el mapa cognitivo difuso creado a partir del modelo. . . . .	50
5.1. Diagrama esquemático de Deep Feeling. . . . .	58
5.2. Interfaz de Deep Feeling. . . . .	61
5.3. Cuadro de diálogo con los valores de entrada y salida del MCD. 61	
5.4. Conjunto de avatares usados para representar el estado emocional del agente. Debajo de cada uno de ellos se encuentra la condición bajo la cual se mostrarán en la interfaz (usualmente el valor de <i>Aliv</i> en el vector de estados del MCD (subsección 4.2.3)) Estos avatares son de dominio público. . . . .	62

5.5. Posición del tablero, después de la jugada 21 de las blancas, partida No. 1. . . . .	64
5.6. Secuencia de movimientos, correspondientes a la mejor rama explorada en el árbol de juego con el agente activo. También se muestra la posición del tablero correspondiente al nodo terminal de dicha rama. . . . .	65
5.7. Secuencia de movimientos, correspondientes a la mejor rama explorada en el árbol de juego con el agente inactivo. También se muestra la posición del tablero correspondiente al nodo terminal de dicha rama. . . . .	66
5.8. Posición del tablero después de la jugada 28 de las blancas, partida No. 2. . . . .	68
5.9. Secuencia de movimientos, correspondientes a la mejor rama explorada en el árbol de juego con el agente activo. También se muestra la posición del tablero correspondiente al nodo terminal de dicha rama. . . . .	69
5.10. Secuencia de movimientos, correspondientes a la mejor rama explorada en el árbol de juego con el agente inactivo. También se muestra la posición del tablero correspondiente al nodo terminal de dicha rama. . . . .	70
5.11. Posición del tablero, después de la jugada No. 40 de las blancas.	71
5.12. Secuencia de movimientos, correspondientes a la mejor rama explorada en el árbol de juego con el agente activo. También se muestra la posición del tablero correspondiente al nodo terminal de dicha rama. . . . .	72
5.13. Secuencia de movimientos, correspondientes a la mejor rama explorada en el árbol de juego con el agente inactivo. También se muestra la posición del tablero correspondiente al nodo terminal de dicha rama. . . . .	73

# Índice de cuadros

2.1. Escenarios planteados en Allais (1953) y que son conocidos como paradoja de Allais. . . . .	8
4.1. Conceptos incluidos en el MCD. . . . .	50
4.2. Matriz de adyacencia del mapa cognitivo difuso de la figura 4.5. . . . .	51
4.3. Metas activas que persigue el agente durante una partida. . . . .	53
4.4. Límites de los rangos de valores de los parámetros de evaluación del tablero. . . . .	54
4.5. Valores encontrados para los factores de relevancia. . . . .	55
5.1. Vectores de entrada y de salida al MCD, jugada 21, turno de las negras, partida 1. . . . .	65
5.2. Valores numéricos de los parámetros de evaluación, obtenidos en los mejores nodos encontrados en cada búsqueda (caso 1). . . . .	67
5.3. Vectores de entrada y salida del MCD, en la posición del tablero correspondiente a la jugada No. 28 de las negras, partida 2. . . . .	68
5.4. Valores numéricos de los parámetros de evaluación, obtenidos en los mejores nodos encontrados en cada búsqueda (caso 2). . . . .	68
5.5. Vectores de entrada y de salida al MCD, jugada 40, turno de las negras, partida 3. . . . .	71
5.6. Valores de los parámetros de evaluación obtenidos en los mejores nodos terminales de cada rama. . . . .	74

# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1. El ajedrez y la Inteligencia Artificial

El que una máquina le ganara una partida de ajedrez a un ser humano, especialmente a uno que fuera hábil en este deporte como un maestro o un campeón mundial, fue un problema que se planteó casi a la par que inició la Inteligencia Artificial; algunos de los pioneros de esta ciencia fueron quienes comenzaron a trabajar en este problema. Por ejemplo: el primer algoritmo para jugar ajedrez fue escrito por Alan Turing, alrededor de 1950<sup>1</sup>; el artículo seminal del ajedrez por computadora, escrito por Claude Shannon, fue publicado en 1950 (Shannon, 1950); el algoritmo de búsqueda  $\alpha - \beta$ , en el cual están basados todos los algoritmos de exploración usados en los motores de ajedrez actuales, fue descubierto por Allen Newell, John Shaw y Herbert Simon en 1958. Las investigaciones que iniciaron en esos tiempos llevaron a que en 1997, una computadora, Deep Blue, derrotara al campeón mundial de ajedrez de ese entonces, Garry Kasparov.

Desde la victoria de Deep Blue, *los motores de ajedrez*<sup>2</sup> han mejorado tanto que se considera que las computadoras ya han sobrepasado a los seres humanos en este juego. En 2002, *Fritz*, un programa de entrenamiento que puede ser adquirido en cualquier tienda especializada por menos de \$180 dólares<sup>3</sup>, empató en una serie de partidas con Vladimir Kramnik, el campeón mundial de ese entonces; a diferencia de Deep Blue, que era un mainframe de 11.38 gigaflops de potencia, Fritz fue ejecutado en una computadora con dos procesadores comerciales de Intel, lo que hace notar su eficiencia. En 2006 se repitió el en-

---

<sup>1</sup>Existe el registro de un juego entre este algoritmo de Turing y Alick Glennie, colega de Turing y creador del primer compilador. Como Turing no disponía de una computadora, él fungió como la máquina e hizo la corrida de escritorio de dicho algoritmo. Glennie derrotó al algoritmo de Turing. Este juego puede ser consultado en la siguiente liga: <http://www.chessgames.com/perl/chessgame?gid=1356927>.

<sup>2</sup>Así denominaremos a los programas que juegan ajedrez.

<sup>3</sup>En el momento de escribir esta tesis, Fritz se encontraba en \$2000 pesos en Chess Boutique, tienda mexicana dedicada al ajedrez.



Universidad Nacional  
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

**Biblioteca Central**



**UNAM – Dirección General de Bibliotecas**  
**Tesis Digitales**  
**Restricciones de uso**

**DERECHOS RESERVADOS ©**  
**PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL**

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

cuentro: en esta ocasión, una versión más reciente de Fritz derrotó a Kramnik. Actualmente los motores de ajedrez ya son parte del equipo de entrenamiento de jugadores profesionales, incluyendo a los campeones y a los aspirantes al título. Incluso ya se dio un incidente en el ajedrez profesional que involucró el uso de estos programas: en 2006, durante el encuentro por el campeonato mundial, Veselin Topalov acusó a Kramnik de haber hecho trampa, por usar un programa para consultar posibles jugadas. Con respecto a este panorama actual del ajedrez por computadora, Monroe Newborn, uno de los investigadores que más aportó al desarrollo de estos sistemas, declaró para el periódico New York Times que *la ciencia ya ha terminado* (McClain, 2006).

El papel del ajedrez en la Inteligencia Artificial se le compara al de la mosca de la fruta en la genética: ha sido un espécimen en el cual probar modelos y teorías (Michie, 1980). Entre las ideas usadas para mejorar los motores de ajedrez se pueden mencionar las siguientes:

- El estudio que realizaron Knuth y Moore del algoritmo de búsqueda  $\alpha - \beta$  (Knuth y Moore, 1975); en este estudio se introdujeron varios conceptos que fueron usados para aumentar la eficiencia de los algoritmos de búsqueda usados en los motores de ajedrez (Marsland, 1992).
- La *teoría del chunk* (Simon y Chase, 1973; Gobet y Charness, 2006), que dice que la habilidad de los jugadores de ajedrez es proporcional a la cantidad de patrones de piezas almacenados en su memoria a largo plazo. En vez de analizar a profundidad cada posible jugada, los jugadores más hábiles sólo analizan los mejores movimientos que recuerdan para una posición dada del tablero (De Groot, 1965). Con base en esto se agregaron a los motores de ajedrez libros de aperturas, para usar las mejores jugada al inicio de la partida, y *tablas de transposición*, que son tablas hash que almacenan la mejor jugada en una posición pasada (Marsland, 1992). También se han probado redes neuronales (van Tiggelen, 1991; Greer, 2000) para la búsqueda de patrones en el tablero. Otras técnicas de aprendizaje estadístico que se han usado son redes bayesianas (Baum y Smith, 1997), aprendizaje de diferencias temporales (Baxter, Tridgell, y Weaver, 2000) y algoritmos genéticos (Hauptman y Sipper, 2005; Lassabe, Sanchez, Luga, y Duthen, 2006).

Aunque actualmente se considera que el ajedrez es una prueba superada<sup>4</sup>, existen aspectos que todavía se pueden explorar por medio de IA y de *Sistemas Expertos*<sup>5</sup>.

<sup>4</sup>Se considera que elaborar un programa que gane un campeonato mundial de Go, juego originario del este de Asia, es el nuevo reto a vencer (Schaeffer y van den Herik, 2002).

<sup>5</sup>Un Sistema Experto (SE) es un sistema basado en computadora que integra bases de datos, memorias, mecanismos de razonamiento, agentes, algoritmos, heurísticas, para adquirir, representar, almacenar, generar y difundir conocimientos, inicialmente adquiridos a través de varios expertos humanos dentro de un dominio específico llamado "nube". Con un Sistema Experto, se pueden dar recomendaciones y/o tomar acciones en las áreas de análisis, diseño, diagnóstico, planeación y control o dar solución a problemas o aplicar técnicas de enseñanza o en general recomendar, actuar y explicar las acciones que hay que tomar en actividades en las cuales normalmente, se requiere del conocimiento o saber de expertos humanos dentro de una nube específica. (Marcellín, 2010)

## 1.2. Las emociones y el ajedrez

Las emociones son un aspecto crucial en este juego. Tal como se revisará en el capítulo 2, los jugadores elicitán emociones intensas durante una partida. Esto se debe al carácter competitivo del ajedrez. Incluso las personas que por sus rasgos de personalidad se sienten atraídos por las sensaciones de riesgo, son atraídos también por este deporte.

El control de las emociones es importante para los jugadores, ya que el estrés provocado por ellas podría desconcentrarlos. Esto lo vivió Kasparov durante su última partida contra Deep Blue. Al observar un comportamiento inesperado de la máquina, la presión emocional que sufría Kasparov se volvió en su contra. Después él admitió haber sufrido estrés y hasta paranoia en ese momento (Chelminski, 2001). Tal como apuntan Degroot y Broekens (2003):

*El estrés autoimpuesto de Kasparov fue parcialmente responsable de que perdiera el juego, y en esencia, él se derrotó a sí mismo.*

Simular la influencia de las emociones en un motor de ajedrez es el objetivo de esta tesis.

## 1.3. La Inteligencia Artificial y las emociones

Desde hace poco más de 15 años el modelado de la elicitación de emociones, para su posterior implementación en sistemas de cómputo, es una línea de investigación ligada a la Inteligencia Artificial. En su libro *La Estructura Cognitiva de las Emociones*, Ortony, Clore y Collins mostraron cómo se podría implementar un sistema de reglas que siguiera su teoría, la teoría OCC (Ortony, Clore, y Collins, 1996). Picard propuso llamar *computación afectiva* a la implementación de programas que simularan emociones (Picard, 1995); ella definió este concepto de la siguiente manera:

*Computación que se relaciona con, que surge desde, o que deliberadamente influye en las emociones (Picard, 1995).*

A la computación afectiva la han enfocado principalmente a las siguientes aplicaciones:

- Al mejoramiento de las interfaces hombre-máquina, para que la interacción entre el usuario y el sistema sea más fluida, aprovechando el carácter empático de las emociones (Picard, 1997; Thagard, 2005; Tao y Tan, 2005).
- Al desarrollo de agentes que, a través de un modelo de emociones, tengan una mejor respuesta ante entornos dinámicos e inciertos (Picard, 1997). Se piensa que las emociones son como los mecanismos de interrupción de los individuos, que sirven para enfocar nuestra atención en los aspectos más importantes de nuestro entorno (Simon, 1967; Hanoch, 2002).

En el caso del presente trabajo, se trata de una aplicación del segundo tipo: se trata del desarrollo de un agente que responde ante el entorno del tablero de ajedrez, tomando en cuenta un modelo de elicitación de emociones.

## 1.4. Objetivo de esta tesis

¿Por qué tratar de integrar las emociones a un motor de ajedrez, si ya se considera que este tipo de sistemas han superado al hombre? De acuerdo a Russell y Norvig (2003), la Inteligencia Artificial persigue 4 objetivos:

- Desarrollar sistemas que piensen racionalmente
- Desarrollar sistemas que se comporten racionalmente
- Desarrollar sistemas que piensen como un humano
- Desarrollar sistemas que se comporten como un humano

El objetivo de este trabajo es simular la influencia de las emociones en las decisiones que toma un jugador de ajedrez durante una partida. No se quiere mejorar el desempeño del motor de ajedrez, actualmente los motores de ajedrez ya son lo suficientemente potentes para derrotar a un campeón del mundo. Este trabajo pretende ser una contribución a lograr el 4to. objetivo propuesto por Russell y Norvig (*desarrollar un sistema que se comporte como un humano*).

En este trabajo está organizado de la siguiente manera: el segundo capítulo de esta tesis se trata de los antecedentes del estudio de toma de decisiones y de la influencia de las emociones en ese proceso; el tercer capítulo se trata del estado del arte del desarrollo de motores de ajedrez y de la computación afectiva; en el cuarto capítulo está el diseño del sistema; en el quinto capítulo se ven los detalles de la implementación, la realización de pruebas al sistema y los resultados arrojados; la tesis concluye con las conclusiones, expuestas en el 6to. capítulo.

## Capítulo 2

# Antecedentes

Durante largo tiempo se pensó que las emociones no eran relevantes para la toma de decisiones, incluso se les consideró un estorbo para este proceso. El panorama ha cambiado desde que se han encontrado evidencias de que los estados afectivos si juegan un rol crucial en la toma de decisiones, y que la ausencia de esos estados, al contrario de lo que se pensaba, vuelve errático al comportamiento humano. Actualmente se considera que las emociones son mecanismos de interrupción que desvían nuestro foco de atención hacia aquellos elementos del entorno que tienen mayor relevancia para el cumplimiento de nuestras metas y planes. Además, se les considera como una forma de representación de nuestro estado interno con respecto al cumplimiento de esas metas.

En este capítulo se resumirán en la primera sección algunas referencias de la influencia de las emociones durante el proceso de toma de decisiones. Por último se revisará cómo influye el estado emocional durante la elección de las jugadas, en una partida de ajedrez.

### 2.1. Modelos de toma de decisiones

#### 2.1.1. Modelo de utilidad subjetiva esperada

El paradigma clásico de la teoría de toma de decisiones se llama *modelo de utilidad subjetiva esperada* (USE), el cual afirma que las personas tienden a elegir aquella opción que tenga las consecuencias más favorables y con las probabilidades más altas de ocurrir.

Cuando un individuo está tomando una decisión, evalúa cada una de las opciones que se le presentan en ese instante. Para cada opción estima el grado de preferencia que tiene hacia las consecuencias de ésta y las probabilidades de que estas consecuencias sucedan. Las preferencias de este individuo hacia las consecuencias de diferentes opciones se pueden representar por medio de una *función de utilidad*. Los parámetros de entrada de esta función son las varia-

bles relevantes en el contexto de la decisión que se está llevando a cabo, y las magnitudes de estas variables se miden en cada escenario resultante de cada opción a evaluar. El USE sugiere que los individuos eligen aquella opción para la cual el resultado de la función de utilidad y las probabilidades subjetivas estimadas de obtener ese resultado sean los máximos.

Este modelo tiene antecedentes desde el siglo XVIII: Gabriel Cramer y Daniel Bernoulli formalizaron por separado, en 1728 y 1738 respectivamente, una forma matemática de utilidad esperada (Schoemaker, 1982). Bernoulli llegó a esta forma al resolver un problema conocido como *paradoja de San Petersburgo* (Agujar, 2004).

Más adelante, el matemático británico Frank P. Ramsey demostró en Ramsey y Braithwaite (1931) que si todos los individuos tuvieran que hacer una apuesta sobre cuáles serían los resultados posibles de su decisión, resultaría factible deducir las probabilidades subjetivas que asignan a sus apuestas (Agujar, 2004).

En 1944, Von Neumann y Morgenstern demostraron que el criterio de elegir aquella opción que maximice la utilidad, una vez conocida la probabilidad de obtener esa utilidad, es racional. Encontraron 5 axiomas que implican la existencia de utilidades numéricas para los resultados esperados de un conjunto de elecciones, y que estas utilidades preservan un orden de preferencia sobre este conjunto; es decir: mayor preferencia corresponde con un valor mayor de utilidad (Schoemaker, 1982). Marschak (1950), citado por Schoemaker (1982), propuso a estos axiomas como la definición de *comportamiento racional bajo riesgo*.

Más adelante Savage (1954), siguiendo los trabajos de Ramsey, Von Neumann y Morgenstern, demostró que si las elecciones de un individuo se ajustan a las condiciones establecidas por los axiomas de Von Neumann y Morgenstern, entonces es factible derivar de ellas probabilidades subjetivas y utilidades medibles (Agujar, 2004). En palabras de Tversky y Kahneman (1974), *la probabilidad subjetiva de un evento dado está definida por el conjunto de apuestas acerca de este evento que un individuo está dispuesto a aceptar*.

El USE ha sido usado en administración (específicamente en análisis de decisiones), finanzas, economía, psicología y otras ciencias sociales para prescribir, predecir y describir comportamientos; además existen variaciones en su formulación matemática para adaptarlo a propósitos particulares Schoemaker (1982). La importancia de este modelo es tal que varios economistas reconocidos consideran al USE como una de las conquistas intelectuales más importantes del siglo XX (Ríos-García, 1999). Sin embargo, la validez estructural del USE a nivel individual es cuestionable: existen aspectos del comportamiento humano que no son considerados en el modelo y que son relevantes durante la toma de una decisión; y es difícil reconciliar la mayor parte de la evidencia experimental con el principio de maximización de la utilidad esperada (Schoemaker, 1982).

### 2.1.2. Críticas hacia el modelo de utilidad subjetiva esperada

El USE es un modelo idealizado de cómo las personas toman decisiones. Dicha idealización ha sido objeto de muchas críticas hacia su validez como modelo descriptivo, predictivo y prescriptivo.

Como modelo descriptivo, falla en describir los procesos que suceden durante la toma de decisiones. A lo más, el USE hace una descripción de cómo es el patrón de elecciones tomados por un agente, pero carece de una descripción fiel de los procesos que suceden cuando se toma una decisión. Una vez que está estructurado el escenario de decisión, el USE describe como se toma una decisión, pero no describe los procesos seguidos para estructurar ese escenario: cómo se generan las opciones a elegir, cómo se determinan las consecuencias a considerar, o cómo se identifican los riesgos relevantes (Frisch y Clemen, 1994). El USE también falla como modelo predictivo, ya que aunque ofrece una definición clara de cómo sería el patrón de las elecciones seguido por un agente racional, en la realidad difícilmente se cumplen sus axiomas (Allais, 1953; Tversky y Kahneman, 1974). Por último, el USE tiene una falla como modelo prescriptivo: no regula las metas legítimas que debería tener una persona en determinado instante, debido a que no considera que el marco de preferencias de una persona es dinámico y cambia con el contexto (Frisch y Clemen, 1994).

De acuerdo a Hanoch (2002), existen principalmente objeciones en contra de tres suposiciones del USE: 1) que el individuo examina comprensivamente el rango entero de posibilidades de elección, tan bien en el presente como en el futuro; 2) que comprende el resultado de cada una de ellas, al punto de poder asignar una distribución de probabilidades conjunta y coherente a todos los estados futuros del mundo resultantes de elegir una de las posibilidades; y 3) que ha podido reconciliar o balancear todos los valores parciales conflictivos asignados a cada opción, resultados de sus preferencias, en una función de utilidad coherente y única que los ordena de acuerdo a los axiomas (Simon, 1983, citado por Hanoch, 2002).

Primero, las personas no conocen todas las opciones de elección (Levi, 1997, citado por Hanoch, 2002). Aún cuando conozcan todas las alternativas a su disposición, tampoco son capaces de examinarlas comprensivamente: las variables y restricciones a las cuales están sujetas las decisiones son tantas que el individuo tampoco las conoce exactamente, al grado que puede llegar a ilusionarse y creer que sabe lo que desea (Elster, 1989 citado por Archiles-Moubarak, 2008).

Segundo, las personas no comprenden lo suficientemente los resultados de sus elecciones para poder asignarles probabilidades subjetivas coherentes. La probabilidad subjetiva estimada, realizada por un individuo determinado para cierto evento, podría ser coherente con respecto a ciertas preferencias y cumplir con los axiomas. Pero, regularmente, las personas realizan estimaciones de la probabilidad de que ocurra cierto evento de acuerdo a toda su red de creencias, no solamente con un subconjunto de ellas. Normalmente, las preferencias generadas a partir del marco general de creencias del individuo no son coherentes ni cumplen con los axiomas (Tversky y Kahneman, 1974; March

Escenario A	Escenario B
$a_1$ :probabilidad 1 de ganar 1 millón de euros $a_2$ : probabilidad 0.10 de ganar 5 millones, 0.89 de ganar 1 millón y 0.01 de no ganar nada.	$b_1$ : probabilidad 0.11 de ganar 1 millón y 0.89 de no ganar nada $b_2$ : probabilidad 0.10 de ganar 5 millones y 0.90 de no ganar nada

Cuadro 2.1: Escenarios planteados en Allais (1953) y que son conocidos como paradoja de Allais.

(1978), citado por Hanoch (2002)). A esto se suma que una decisión, tomada de acuerdo a lo establecido por el USE, podría ser consistente con las preferencias *internas* del individuo, pero esto no implica que pudiera ser consistente con las preferencias que se formaría dicho individuo con base en el ambiente exterior (Frisch y Clemen, 1994).

Tercero, la función de utilidad que representa las preferencias de un individuo no es única y hasta no podría ser coherente con los axiomas del USE. Las preferencias cambian de acuerdo al contexto o marco en el que se presenta un problema de decisión. En Tversky y Kahneman (1981) se exponen ejemplos de como un cambio en la formulación de un problema de decisión hace que las preferencias de los sujetos expuestos a estas personas cambien en gran medida. Tversky y Kahneman (1974) también mencionan que la estimación de la probabilidad subjetiva asignada a las consecuencias de cada elección es afectada por 3 heurísticas que son dependientes del entorno. Además, el USE no toma en cuenta que la experiencia ganada por el individuo incide también en sus preferencias (Frisch y Clemen, 1994). Estos efectos sobre el individuo tendrían que verse reflejados en su función de utilidad: ésta no podría ser única, tendría que cambiar y adaptarse al entorno.

Un experimento ampliamente conocido, que muestra que el patrón de elección de las personas no sigue los axiomas del USE al tomar una decisión, es la *paradoja de Allais*, el cual fue planteado en Allais (1953) (Agujar, 2004). En este experimento hay dos escenarios de decisión, los cuales se muestran en la Tabla 2.1. En cada uno de ellos, un sujeto tiene que elegir una de las dos opciones disponibles. De acuerdo a los axiomas del USE, las elecciones deberían ser  $a_1$  y  $b_1$ , ya que éstas maximizan la probabilidad de conseguir una buena utilidad. Sin embargo, Allais demostró en varios artículos que, sistemáticamente, los individuos tendían a elegir las opciones  $a_1$  y  $b_2$ , violando los axiomas del USE.

Estas fallas en el modelo USE hacen que sea poco representativo de los fenómenos de toma de decisiones. Simon (1986) expone, que en varias hipótesis que explican fenómenos de toma de decisiones basadas en el USE, el modelo no es fundamental para las explicaciones. En algunas de ellas, la relación entre el fenómeno y el modelo no es clara o está mal fundamentada; en otras, la explicación se basa en un argumento auxiliar, el cual es suficiente por sí solo para explicar el fenómeno sin hacer referencia al modelo. Debido a esto, se ha

propuesto dejar de lado al USE como modelo canónico de toma de decisiones y desarrollar otro que tome en cuenta los procesos que se presentan en las individuos cuando hacen una elección (Simon, 1986; Frisch y Clemen, 1994).

### 2.1.3. Teorías alternativas a la utilidad subjetiva esperada

A partir de las discrepancias entre el USE y el comportamiento humano, surgieron teorías alternativas que trataban de conciliar dicho modelo con el comportamiento, o que buscaban una explicación alternativa.

Una adaptación del USE a los fenómenos observados de toma de decisiones es conocida como *teoría de la perspectiva* (Kahneman y Tversky, 1979; Tversky y Kahneman, 1981). Estos investigadores incluyeron los efectos causados por el contexto en la formulación matemática del USE. En el USE, se elige la opción que maximice la suma de la utilidad de cada consecuencia por la probabilidad de que se dé dicha consecuencia. En la teoría de la perspectiva, antes de realizar esta suma, se enmarcan las utilidades y probabilidades de cada opción de acuerdo a dos funciones:  $v(x)$  y  $\pi(p)$ , donde  $x$  es una consecuencia de tomar cierta decisión y  $p$  es la probabilidad de que se presente esa consecuencia. Las funciones  $v$  y  $\pi$  son la evaluación de la utilidad y el peso de decisión de consecuencia y su probabilidad subjetiva respectivamente, y el comportamiento de ambas proyectan el efecto del contexto en el instante de tomar una decisión.

La función  $v$  tiene una forma de  $s$ , parecida a la sigmoide: en el rango medio del valor de utilidad, los cambios en la evaluación de la utilidad son más significativos que en los extremos del rango, en donde una pérdida o ganancia valuada es menos significativa. En el caso del peso de decisión  $\pi$ , tiene 3 características principales. Primero, en los extremos del rango de la probabilidad, el peso es normalizado:  $\pi(0) = 0$  y  $\pi(1) = 1$ . Segundo, para probabilidades bajas  $\pi(p) > p$ , pero  $\pi(p) - \pi(1 - p) \leq 1$ ; es decir, las probabilidades bajas son sobrevaloradas y las altas son subvaluadas. Las probabilidades altas son subvaluadas en mayor medida que las bajas son sobrevaloradas. Tercero, la razón entre dos pesos de decisión es mayor y más cercano a la unidad cuando sus probabilidades de entrada son menores:  $\pi(pq)/\pi(p) < \pi(pqr)/\pi(pr)$ , para  $0 < p, q, r \leq 1$ .

Una teoría alternativa al USE, que surgió a finales de los 40's, fue el *modelo de racionalidad limitada* de Herbert Simon (Hanoch, 2002). Simon no estaba de acuerdo con el concepto de racionalidad de la teoría clásica: la racionalidad es sustantiva, vista en términos de las utilidades que las elecciones producen. Esta perspectiva ignora las metas y valores que tiene el agente. Además, bajo esta perspectiva se supone que el comportamiento humano es globalmente consistente y objetivamente racional en relación con la totalidad del ambiente que lo rodea, y que se puede explorar todo el espacio de búsqueda sin limitaciones de ninguna clase. Simon planteó que debía abandonarse dicho enfoque por uno que viera a la racionalidad como procedural, consistente en procesos que suceden durante la toma de una decisión, los cuales compensan la capacidad limitada de las personas para procesar las cantidades grandes de información presentes en su entorno (Simon, 1986).

En los procesos racionales, algunos aspectos de la realidad son seleccionados como bases factuales para el razonamiento antes de la acción, de manera que éstos sean representativos, en la mayor medida posible, del entorno. En estos procesos también son utilizadas estrategias computacionales para el manejo de la información proveniente de la realidad. Además, aspectos no racionales, como las motivaciones, las emociones o los estímulos sensoriales, influyen en el foco de la atención y en la definición de la situación, éstos últimos determinantes de las bases factuales usadas por los procesos racionales (Simon, 1967, 1986). Otro cambio por el que abogó Simon fue el de maximización de una utilidad por el de satisfacción de requerimientos (Agujar, 2004). El ser humano no tiene la capacidad computacional de evaluar las utilidades y probabilidades subjetivas de todas las consecuencias de las opciones disponibles en escenarios muy complejos. En cambio, lo que hace es escoger una de las opciones que satisfaga los requerimientos que tienen más importancia en ese escenario.

Payne, Bettman, y Johnson (1993) citados por Aguja (2004) mencionan que las personas, en vez de seguir una regla de toma de decisiones, ya sea con el fin de maximizar una utilidad o de satisfacer requerimientos, pueden seguir distintas reglas de decisión. El esfuerzo cognitivo de tomar una decisión está en función del número y tipo de operadores presentes en el contexto. Cada regla de decisión está caracterizada por un nivel de precisión, el cual es contingente con relación al contexto. Los individuos eligen que reglas elegir con base en la cantidad de esfuerzo cognitivo que requiere aplicar cada regla y la cantidad de precisión obtenida por cada regla. Esta decisión se lleva a cabo unas veces conscientemente y otras de manera aprendida.

Todd y Gigerenzer (2003) propusieron una ampliación al enfoque de la racionalidad limitada, denominada *racionalidad ecológica*. Mencionan que la racionalidad limitada se debe a la suma de las limitaciones cognitivas en la capacidad del ser humano y a la dificultad de obtener información en un entorno complejo. Debido a estas limitaciones, las personas tratan de sacar el mayor provecho de la estructura informativa del contexto en donde se encuentran, aplicando reglas heurísticas que se adapten a la estructura de dicho entorno; de esta manera, se procura que la decisión sea rápida y lo menos costosa cognitivamente posible (Aguja, 2004). Estas reglas heurísticas de decisión son, en palabras de los autores, *una colección de mecanismos cognitivos especializados que la evolución y el aprendizaje han construido en nuestra mente*.

Estas heurísticas se pueden clasificar de la siguiente manera (Todd y Gigerenzer, 2003). *Toma de decisiones basada en la ignorancia*: se refiere a heurísticas simples que requieren lagunas en el conocimiento del mundo para tomar decisiones adecuadas. Un agente que recuerda el nombre de un objeto (e. g. una ciudad o una persona), pero que no recuerda el nombre de otro objeto (e. g. otra ciudad u otra persona), puede inferir a partir de este hecho que el objeto que recordó es más importante que el que no pudo recordar, y partir de esa conclusión tomar una decisión. *Toma de decisiones basada en una razón*: cuando hay más información de la suficiente para aplicar las heurísticas de la clase anterior, se vuelve aplicable esta segunda clase de heurísticas: aquellas que solo requieren de una pista para tomar una decisión. *Heurísticas de eliminación*: esta

clase de heurísticas son útiles cuando se está involucrado en la categorización de un gran número de objetos o tareas de estimación. *Heurísticas de satisfacción durante búsquedas secuenciales*: son usadas cuando el agente se encuentra ante una secuencia de alternativas. Se fija un nivel de aspiración, se explora la secuencia y la búsqueda termina cuando una de las alternativas satisface el nivel de aspiración. Se ha demostrado que estas heurísticas, a la que los autores califican como *rápidas y frugales*, alcanzan el mismo nivel de rendimiento que otras con menos información (Czerlinski, Gigerenzer, y Goldstein, 1999, citado por Todd y Gigerenzer, 2003).

#### **2.1.4. Modelos de tomas de decisiones que incorporan emociones**

##### **2.1.4.1. Neurología de las emociones**

A mediados de la década de los 80's e inicios de los 90's, se publicaron varios artículos referentes a investigaciones neurológicas acerca de cómo son elicitadas las emociones en el cerebro y su influencia en procesos cognitivos.

En Damasio (2006) se expuso el caso de pacientes con lesiones en el cortex prefrontal ventromedio del cerebro. Aún cuando estos pacientes conservaban en buen estado sus habilidades cognitivas, tenían dificultades para planificar y hacer decisiones en asuntos rutinarios de su vida, algunos tan triviales como elegir un platillo de un menú. Damasio notó que estas personas habían perdido la capacidad de tener una reacción emocional ante los acontecimientos de su entorno. Algunos de ellos podían deducir cómo se sentirían ante ciertas situaciones, pero no experimentaban ningún sentimiento. Basándose en lo que ocurría en estos casos, Damasio formuló la hipótesis de que las emociones de un individuo sirven como mecanismos de interrupción o *marcadores somáticos* para enfocar la atención en aspectos del entorno que son importantes para el cumplimiento de las metas prioritarias del individuo.

El cortex prefrontal ventromedio es un repositorio de ligas entre hechos factuales y estados bioregulatorios: entre dichos estados se encuentran las emociones (Bechara, Damasio, y Damasio, 2000). Cada vez que sucede un hecho determinado que causa un estado afectivo, en el cortex se almacena una asociación entre este hecho y el estado emocional. Cuando nos encontramos en una situación similar, esta asociación se *dispara* y nos sentimos de la misma manera que en la ocasión anterior. Las personas con lesiones en esta parte del cerebro tienen problemas al despertar dichas asociaciones y muestran insensibilidad ante las consecuencias futuras de las acciones.

Otro componente del cerebro involucrado en la elicitación de emociones es la amígdala, un conjunto de núcleos de neuronas ubicados dentro de los lóbulos temporales Damasio (2006). Se considera que el rol de esta zona del cerebro es asignar atributos afectivos a los estímulos. Se ha descubierto que la amígdala es una zona donde se concentran entradas de estímulos sensoriales. Esta los procesa y manda señales al tronco del encéfalo, otra zona del cerebro, la que controla las respuestas fisiológicas del cuerpo (LeDoux, 2000). Se ha llegado a

estas conclusiones estudiando el papel de la amígdala en el acondicionamiento por miedo.

El acondicionamiento por miedo consiste en que un estímulo, inicialmente neutro, adquiere propiedades afectivas sobre la repetición constante y a la par con eventos biológicamente significativos. Al estímulo se le llama *estímulo condicional* (EC) y al evento biológico *estímulo incondicional* (EI) (LeDoux, 2000). El acondicionamiento por miedo en el cerebro está mediado por la transmisión de información acerca de estímulos condicionales e incondicionales hacia a la amígdala, y el control de las reacciones al miedo a través de las señales desde la amígdala hacia el tronco encefálico. No se sabe exactamente si la amígdala solo modula el almacenamiento de la información acerca del acondicionamiento en otros lados del cerebro, como el cortex, o si es en la misma amígdala en donde esta información es conservada.

En Bechara et al. (1999) se reportan los resultados de aplicar la *prueba de la apuesta* (*Iowa gambling task*) a un grupo de sujetos sanos y a otro grupo de pacientes que tenían la amígdala lesionada. En esta prueba se tienen dos fajos de cartas. Uno de los fajos contiene cartas con recompensas y penalizaciones pequeñas, y en total el monto de las recompensas es mayor que el de las penalizaciones. El otro fajo contiene cartas con recompensas y penalizaciones más grandes, pero el monto de las penalizaciones es mayor que el de las recompensas. Los sujetos de experimentación tienen que seleccionar uno de los dos fajos y acumular el mayor monto posible de recompensas.

Los sujetos sanos después de varios intentos se dan cuenta de que el fajo que contiene más recompensas es aquel en donde cada carta contiene recompensas más pequeñas. Conforme avanza la prueba, eligen con mayor frecuencia cartas que pertenecen a ese fajo. En cambio, los sujetos del grupo de pacientes con lesión en la amígdala escogían cartas de cualquier fajo sin discriminación y al parecer no se enteraban de cual de los fajos era más conveniente elegir. Se midió en todos los sujetos la *respuesta galvánica de la piel* (RGP), una señal corporal usada como indicador de excitación emocional. Los sujetos sanos generaban RGP's antes de elegir las cartas del fajo penalizado, esto indicaba que generaban una respuesta que les servía como indicador de riesgo y que les hacía elegir el fajo bueno. En cambio, los pacientes con lesiones en su amígdala no mostraban un incremento en las RGP's al instante de tomar una decisión. Los pacientes con lesiones en la amígdala no generan respuestas biológicas ante acontecimientos que tengan consecuencias negativas y responden a ellos con indiferencia.

Aunque entre el cortex prefrontal ventromedio, la zona en donde hipotéticamente se asignan propiedades emocionales a estados cognitivos, y la amígdala, la zona en donde los estímulos sensoriales relacionados con el miedo controlan procesos fisiológicos del cuerpo, no hay conexión directa, la última influye en la primera indirectamente, a través de sus conexiones con redes de excitación cortical, con los mecanismos de control del cuerpo los cuales pueden influir en el procesamiento cortical, y con el cuerpo calloso y el cortex orbital, componentes de la red neuronal de la memoria de trabajo (LeDoux, 2000).

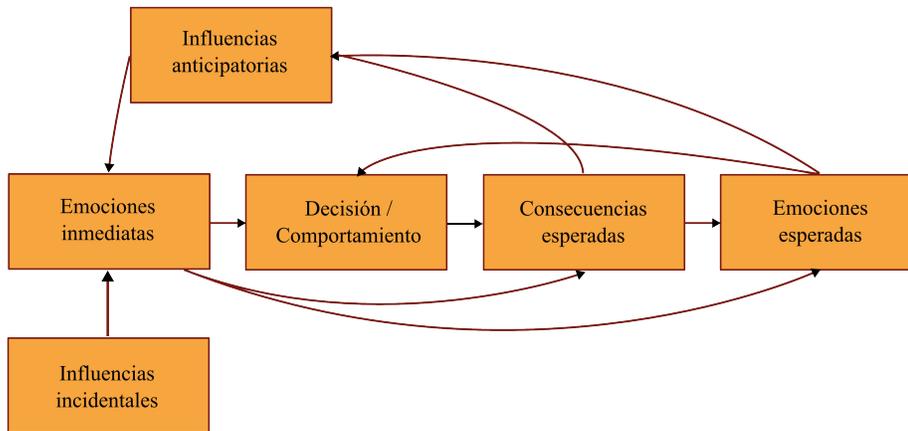


Figura 2.1: Modelo de Loewenstein y Lerner (2003)

#### 2.1.4.2. Deformación de la evaluación de las utilidades

Cuando un individuo está tomando una decisión, las emociones que esta experimentando influyen en ese proceso. Estas influencias emocionales se pueden clasificar en *incidentales* y *anticipatorias* (Figura (2.1)) (Loewenstein y Lerner, 2003).

Las *emociones anticipatorias* son elicidadas en un individuo debido a la evaluación que éste realiza de los resultados de una elección: dependiendo de la deseabilidad de éstos, la emoción elicitada puede ser positiva o negativa. Loewenstein y Lerner hacen una distinción entre emociones anticipadas y anticipatorias: las primeras sólo son determinadas, el individuo las observa como consecuencias de cierta elección (e. g. si todos los días voy a correr, bajaré de peso y me sentiré feliz); las segundas son experimentadas por el individuo en el instante en el que está evaluando una opción (e. g. sentirse triste al darse cuenta que si no va a correr, entonces no bajará de peso). Las *emociones incidentales* se refieren a las causadas por los factores externos que rodean al individuo. Ambos tipos de reacciones emocionales afectan a la evaluación que realiza el individuo de sus alternativas de acción, ya sea modificando sus preferencias hacia las consecuencias de éstas o deformando su estimación de la probabilidad de que éstas consecuencias se presenten.

En Zeelenberg (1999) se hace referencia al efecto del *arrepentimiento anticipado* en la toma de decisiones. En condiciones normales, un individuo tomaría decisiones tendiendo a evitar los riesgos, pero si antes de hacerlo se le muestra una alternativa con resultados muy deseables, aunque la probabilidad de que se den éstos sea menor, el individuo la elige. Éste cambio de dirección ocurre porque en el momento de analizar la nueva alternativa, el individuo teme que si no la escoge, podría perder una oportunidad de obtener un beneficio mayor: se arrepiente anticipadamente. Este arrepentimiento hace que el individuo ig-

nore si el elegir la alternativa nueva es riesgoso o si la probabilidad de obtener un beneficio de ésta es menor. La frecuencia de este fenómeno aumenta si al sujeto se le informa que, después de tomar su decisión, conocerá el resultado de haber elegido o no la nueva opción.

En Loewenstein et al. (2001) se menciona que, debido al estado emocional, se puede exagerar la estimación de las probabilidades de que ocurra un evento. Esta exageración se da en mayor medida si el evento es catastrófico (e. g. la caída de un avión, un terremoto, un incendio). En un cuestionario aplicado a unos sujetos, se les preguntó qué consideraban más peligroso: viajar en automóvil a exceso de velocidad o viajar en avión. La mayoría de los sujetos consideró que el viaje en avión es más riesgoso, aunque estadísticamente, lo sea el viajar en automóvil: los accidentes viales son más frecuentes que los aéreos. En otra prueba, a un grupo de individuos se le presentó un video que contenía fragmentos filmados durante inundaciones; luego se les aplicó un test en el cual se les preguntó si tenían intenciones de contratar un seguro contra inundaciones. Varios de ellos contestaron que si estaban dispuestos a hacerlo; ésto contrastaba con el hecho de que los sujetos vivían en zonas en donde el riesgo de inundaciones era despreciable.

Cuando tomar una decisión hace que la intensidad de emociones negativas aumente, el individuo usualmente pospone la decisión para más tarde (Anderson, 2003). Éste es un efecto relacionado con las emociones anticipatorias.

Ariely y Loewenstein (2006) midieron los efectos de la excitación sexual en las preferencias de un grupo de varones. A un grupo de individuos les aplicaron un cuestionario sobre su tendencia a llevar a cabo actividades de tipo sexual, algunas de ellas riesgosas (e. g. tener sexo con una prostituta sin condón) o con un tabú (e. g. tener sexo con un menor de edad). Se les indicó también que antes de contestar el cuestionario se masturbaran para elevar su grado de excitación. Un alto grado de excitación sexual hacía que en los sujetos aumentará su disposición a realizar actividades sexuales aún cuando éstas fueran riesgosas o tuvieran un tabú. Además aumentó su disposición para involucrarse en actividades sexuales riesgosas. Ariely y Loewenstein concluyen que el aumento de la excitación sexual aumenta la motivación a tener sexo, y decrementa la importancia relativa de otras cuestiones como el ser ético o protegerse a sí mismo.

Al parecer, la influencia del estado emocional sobre la toma de decisiones tiene el propósito de enfocar la atención del agente sobre aspectos relacionados con sus metas más urgentes (Simon, 1967; Hanoch, 2002). La deformación de la estimación de la utilidad o probabilidad subjetiva de que ocurra un evento en función de la intensidad del estado emocional hace que le demos mayor o menor peso a aspectos del entorno que son críticos para nuestro estado de metas. Las emociones son un resumen de ese estado, son información que puede ser procesada con mayor facilidad y en menor tiempo que la información que se podría obtener de todo el contexto que nos rodea, interna y externamente (Thagard, 2005).

## 2.2. Emociones durante una partida de ajedrez

Durante una partida de ajedrez los jugadores elicitán emociones con demasiada intensidad, ésto se debe a que el ajedrez es un juego agresivo, en donde el objetivo es someter al oponente. Esta característica hace que sea una actividad muy llamativa para cierta clase de personas: aquellas que se sienten atraídas por sensaciones de riesgo. Además, se sabe que el autocontrol de las emociones durante la partida es una habilidad deseable si se quiere ser un buen ajedrecista.

### 2.2.1. Agresividad en el ajedrez

Mazur et al. (1992) hacen un reporte de los resultados obtenidos de medir el nivel de testosterona en la sangre en los participantes de un torneo de ajedrez. Estas mediciones se llevaron a cabo antes y durante el torneo. Las primeras mediciones se encontraban dentro de rango promedio del nivel de esta hormona en la sangre. Conforme se acercaba la fecha de inicio, las mediciones aumentaban de valor. Después de iniciado el torneo, durante las primeras jornadas, el nivel de testosterona bajó en aquellos jugadores que obtuvieron más derrotas. En cambio, en los ajedrecistas que obtuvieron más victorias, el nivel de testosterona permaneció elevado. Esta tendencia se mantuvo hasta el final del torneo.

Fine (1974) llevó a cabo un estudio psicoanalítico sobre jugadores clasificados como *grandes maestros*<sup>1</sup>. Interpretó que en estas personas había un simbolismo marcadamente fálico y masculino hacia el juego. Las piezas del jugador representan su falo y el rey a su padre. Estos jugadores desahogaban sus conflictos personales a través de este juego: agresividad, homosexualidad reprimida y narcisismo. Los jugadores se agreden constantemente durante la partida, capturan piezas del oponente y tratan de *humillar al padre* del oponente mediante la inmovilización de esta pieza, es decir, el jaquemate. Estas agresiones son reducidas a ser acontecimientos del juego y así el arrepentimiento que pudieran sentir por sus actos es aminorado. Fine también interpretó que los jugadores desahogaban su homosexualidad a través de la manipulación de las piezas junto con otro jugador, la cual por medio de la asociación entre las piezas y su falo, era como una masturbación. Además, su narcisismo se manifestaba por medio de la identificación que tenían con el rey, la pieza esencial del juego. Fine concluyó que ésto provoca ansiedad en los jugadores durante la partida.

### 2.2.2. Rasgos de personalidad y atracción hacia el ajedrez

En pruebas realizadas sobre niños que cursaban la primaria, se buscó si había rasgos comunes de personalidad entre aquellos que eran mejores jugando

---

<sup>1</sup>*Gran maestro* es un título proporcionado por la Federación Internacional de Ajedrez (FIDE). De acuerdo a este organismo, el orden jerárquico de los títulos de menor a mayor es: *maestro*, *maestro internacional* y *gran maestro*.

al ajedrez (Bilalić et al., 2007). A un grupo de sujetos se les aplicó un test de personalidad, que determinaba un perfil de acuerdo al *modelo de los cinco grandes*. Este modelo plantea que la personalidad esta compuesta por 5 rasgos generales: extraversión, neuroticismo, apertura, responsabilidad y amabilidad. El test de personalidad determinaba valores para subescalas que correspondían a cada uno de los rasgos del modelo. Además del test de personalidad, se les preguntó a los sujetos si sabían jugar ajedrez y qué tan buenos se consideraban en comparación con sus conocidos.

Los niños que jugaban al ajedrez y que se consideraban mejores obtuvieron calificaciones más altas en los rasgos de extraversión y apertura y más bajas en el de amabilidad que los no jugadores. De acuerdo al modelo de los cinco grandes, el rasgo de extraversión se relaciona con la tendencia hacia la actividad, el entusiasmo, la asertividad, la autoconfianza y la búsqueda de sensaciones nuevas; el de apertura con la amplitud de intereses culturales, la fantasía, la creatividad y el interés en conocer a otras personas; el de amabilidad con la sensibilidad hacia los demás y sus necesidades.

Se concluyó que la personalidad de los sujetos atraídos hacia el ajedrez es abierta a experimentar situaciones nuevas, en particular aquellas que impliquen un esfuerzo o dificultades; es una personalidad con poca sensibilidad hacia lo que le ocurra a los demás y con tendencia a competir con las demás personas. El ajedrez ofrece a los individuos con esta personalidad retos a superar y un medio competitivo: el superar esos retos y a sus rivales les produce placer.

Estos resultados son parecidos a los obtenidos por Joireman et al. (2002). A un grupo de estudiantes universitarios se les aplicó un test que medía un rasgo de personalidad denominado *búsqueda de sensaciones*. Este rasgo se define la tendencia de las personas hacia la práctica de actividades que sean novedosas y que involucren algún tipo de riesgo (e. g. económico, social, físico). Dicho test fue diseñado para medir la tendencia de practicar algún deporte extremo. Además de aplicarles este test, a los sujetos se les cuestionó acerca de las veces que habían jugado ajedrez y de cuál consideraban que era su nivel de habilidad en ajedrez con respecto a sus conocidos.

Los sujetos que obtuvieron una calificación global más alta en este test reportaron que jugaban con más frecuencia ajedrez que aquellos que obtuvieron una calificación global más baja. La mayoría de los que obtuvieron calificación alta también se consideraban más expertos en el juego que sus conocidos. El test utilizado está dividido en varias subescalas; en una de ellas, denominada *subescala de búsqueda de sensaciones atemorizantes y de riesgos*, varios de los sujetos con calificación global alta obtuvieron un resultado alto en comparación con los que obtuvieron en las demás subescalas. Otro resultado que se obtuvo fue que no había correlación entre la medición del rasgo de personalidad y el género de los sujetos: estas tendencias se repitieron tanto en hombres como en mujeres.

Los autores de este artículo consideran que el ajedrez es una actividad excitante para las personas que tienen este rasgo de personalidad. Los resultados obtenidos en esta prueba fueron similares a los que se obtuvieron cuando se

aplicó el mismo test a personas que practicaban deportes extremos. Bajo esta perspectiva, se plantean la redefinición de qué significa que una actividad sea considerada *riesgosa* para las personas. En el caso del ajedrez, los riesgos a los que se someten los jugadores no son físicos, sino que se ponen en juego otras cosas como su habilidad en el juego, su status quo, etc.

### 2.2.3. Experiencia en el juego

Los ajedrecistas están sometidos a estrés y ansiedad durante los torneos. Estos factores se vuelven otro reto a superar durante la competencia, y sólo aquellos que son capaces de afrontarlos, son los que tienen más éxito. En varias ocasiones se ha descubierto que, entre las características psicológicas de los mejores jugadores de ajedrez, se encuentran la capacidad para controlar sus emociones y la de mantener su motivación a la hora de enfrentar cada partida (Charness, Tuffiash, y Jastrzembski, 2004).

En Grabner et al. (2007) se mencionan los resultados de aplicar una serie de pruebas psicométricas sobre un grupo de jugadores del torneo austriaco de ajedrez. El motivo de dicha investigación era buscar las características individuales presentes en las personas que son expertas en este juego. Entre dichos tests, se encontraba uno que medía las competencias emocionales de los sujetos. Después de aplicar las pruebas y analizar los resultados, se encontró que estos jugadores obtuvieron una calificación más alta que el promedio de la población, en una escala denominada *Control de la expresión de emociones* que pertenecía al test de competencias emocionales. También encontraron que había correlación entre la fuerza del jugador, medida a través de su ranking en puntos  $Elo^2$ , y esta escala. A través de una regresión lineal, en donde la variable dependiente era el puntaje Elo y la escala era una de las variables independientes, se encontró que la segunda era relevante para la predicción de la primera.

En Horgan (1992) se reportan los resultados obtenidos en una investigación realizada sobre niños de 9 a 12 años, para medir su nivel de *calibración*, es decir, el control que tienen sobre su respuesta emotiva ante los acontecimientos que suceden a su alrededor. El grupo de experimentación estaba compuesto por niños que practicaban ajedrez frecuentemente y que participaban en competencias, y por niños que no tenían contacto con este juego. A la mitad de ellos, se les presentó un escenario de tipo negativo: se les dijo que habían sufrido una serie de 3 derrotas y que iban a enfrentar a un adversario de aptitud similar que aquellos contra los cuales perdieron. A la otra mitad se les presentó el escenario contrario: que habían obtenido 3 victorias. En ambos casos se les pidió a los sujetos que predijeran cuál sería su resultado ante el adversario y cómo se sentían ante tal enfrentamiento. Se encontró que los niños ajedrecistas eran capaces de mantener un estado emocional estable después de una serie de victorias o de derrotas, no se confiaban ni perdían la moral, en comparación con los otros. De acuerdo a los autores, dichos resultados son inusuales, incluso

---

<sup>2</sup>Elo es el sistema de puntuación internacionalmente aceptado que mide la fuerza del jugador de ajedrez

entre personas adultas.

Durante la validación de un test psicométrico, el cual fué diseñado para medir la habilidad de los jugadores, se encontró que el nivel de motivación era una medida significativa para ser incluída en la medición (van der Maas y Wagenmakers, 2005).

Por último, uno de los consejos más comunes entre los maestros de esta disciplina es *envolverse* emocionalmente con su juego, es decir, tomar en cuenta los estados emocionales experimentados durante la partida. Éste es el caso de Tikhomirov y Vinogradov (1970), citados en Charness (1977), los cuales mencionan que la habilidad de un jugador decrece si no se le permite envolverse de esa manera. Rowson (2000) recomienda constantemente confiar en los sentimientos durante una partida. Menciona que si al evaluar una jugada, se experimenta una sensación de riesgo, entonces no es conveniente elegir esa jugada. En cambio, si se experimenta un sentimiento positivo, entonces la jugada debe ser tomada en cuenta.

## Capítulo 3

# Estado del Arte

### 3.1. Funcionamiento general de un motor de ajedrez

#### 3.1.1. Estrategia seguida para la implementación

La implementación de un programa que juegue ajedrez no es trivial debido a la complejidad del espacio de búsqueda: el número de posiciones legales posibles del tablero se estimó en  $10^{47}$  (Shannon, 1950). El primero en plantear un algoritmo que jugara ajedrez fue Alan Turing<sup>1</sup>. Después, Shannon (1950) expuso una estrategia para resolver este problema, la cual se expone a continuación.

A partir del estado presente del tablero, i. e. la posición de las piezas de ambos jugadores en el instante presente de la partida, se desarrolla un *árbol de juego*. Los nodos del árbol corresponden a las diferentes posiciones del tablero resultantes de realizar un movimiento determinado, y las ramas a los movimientos que se pueden realizar en cada posición. En este árbol están representados tanto los movimientos del programa como los del adversario. Shannon estimó que el número de nodos terminales de un árbol que contuviera todos los movimientos y posiciones posibles en un juego de ajedrez sería  $10^{120}$ ; debido a ello, el árbol sólo se desarrolla hasta una profundidad limitada.

En este árbol se lleva a cabo una búsqueda a profundidad de tal manera que la rama elegida dirija a un espacio de búsqueda en donde se maximice la utilidad del programa. Se asume que el jugador contrario hará su mejor juego, así que la búsqueda se hace con un criterio *minimax*: la utilidad para el jugador contrario es minimizada, y la utilidad para el programa es maximizada.

Recursivamente, en cada nodo del árbol, se obtiene un valor de utilidad y se devuelve al nodo padre. La obtención del valor de utilidad, se hace de la siguiente manera:

- En el caso de que sea un nodo terminal del árbol, se aplica una función de

---

<sup>1</sup>Existe registro de un juego entre el algoritmo de Turing, cuya corrida llevó a cabo él mismo, y un colega suyo, este puede ser consultado en <http://www.chessgames.com/perl/chessgame?gid=1356927>.

utilidad a la posición del tablero representada por ese nodo, y se devuelve el resultado.

- En el caso de que sea un nodo interno donde las jugadas salientes corresponden al programa, se elige de entre los valores devueltos por sus nodos hijos el máximo.
- En el caso de que sea un nodo interior donde las jugadas salientes corresponden al oponente, se elige el que tenga el valor mínimo.
- En el nodo raíz se elige el nodo que devuelva la utilidad más grande, y el movimiento correspondiente a la rama que conduce a dicho nodo es el que se ejecuta sobre el tablero.

### 3.1.2. Estrategias tipos A y B

Shannon dividió su estrategia en dos tipos: el A y el B.

La estrategia tipo A es la descrita en la subsección anterior; en ella, todos los nodos del árbol de juego son explorados. La estrategia tipo A tiene un inconveniente: el número de nodos en el árbol aumenta exponencialmente conforme aumenta la profundidad del árbol. Se estima que el promedio de jugadas legales<sup>2</sup> en cada posición del tablero es 38 y que la profundidad requerida en el árbol para que el programa juegue satisfactoriamente está entre 6 y 10 niveles: a una profundidad de 6 niveles los nodos terminales generados son aproximadamente 3,010,936,384 (Frey, 1977).

Para acelerar la exploración del árbol, Shannon propuso que el programa debería tener una subrutina que seleccione algunas ramas para ser exploradas y que el resto sean descartadas. Las ramas descartadas deberán ser aquellas en las que el nodo terminal deseado no se encuentre. A esta estrategia se le denominó como *tipo B*. El funcionamiento de la mayoría de los programas modernos de ajedrez está basado en la estrategia tipo B, aunque también combinan características de la estrategia tipo A, debido a que desde ese tiempo, se ha dado un aumento en la potencia de cómputo (Marsland, 1992).

## 3.2. Arquitectura de un programa que juega ajedrez

Los programas que juegan ajedrez se pueden dividir en los siguientes componentes (Figura 3.1):

**Representación del tablero.** Estructura de datos que contiene información acerca de la posición actual del tablero.

**Algoritmo de búsqueda.** Subrutina que se encarga de explorar el árbol de juego, y de seleccionar de entre las ramas que salen del nodo raíz la que conduzca a una mayor utilidad.

---

<sup>2</sup>Legales con respecto a las reglas del juego.

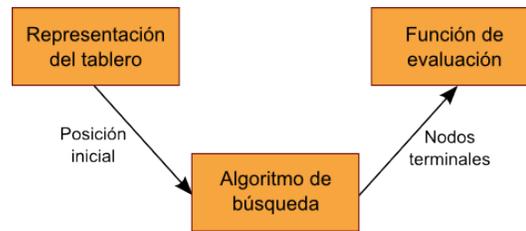


Figura 3.1: Arquitectura general de un programa de ajedrez.

**Función de evaluación.** Subrutina que se encarga de evaluar la posición del tablero y devolver un valor numérico que representa su utilidad para el programa.

### 3.2.1. Representación del tablero

#### 3.2.1.1. Mailbox

Shannon (1950) sugirió como medio de representación del tablero un arreglo de 64 direcciones en memoria, cada una correspondiente a una casilla del tablero. Cada dirección puede ser considerada como un *buzón de correo* (de allí el nombre de este tipo de representación), en donde está almacenada la información acerca del estado de la casilla correspondiente.

Para representar a las piezas, cada tipo de pieza se denota por un número. Por ejemplo, un 1 representa a los peones blancos, un 2 a los negros, 3 y 4 a los caballos blancos y negros respectivamente, y así sucesivamente. Las casillas vacías también están designadas por un número, frecuentemente por el 0. Dicho número se almacena en la posición correspondiente del mailbox.

En los motores de juego, se hace uso de un arreglo de al menos  $10 \times 12$  celdas de memoria, para representar tanto las casillas del tablero como sus orillas. En estas últimas se almacena un número que indica que se trata de una ubicación fuera del tablero, así es más fácil detectar cuando en un movimiento una pieza se sale de este último (Frey, 1977).

Comúnmente se hace uso de un arreglo unidimensional para almacenar el estado del tablero. De esta manera, la representación de los movimientos de las piezas se reduce a efectuar operaciones aritméticas en el arreglo.

#### 3.2.1.2. Representación 0x88

Esta forma de representación fue planteada cuando los sistemas de cómputo tenían poca o nula memoria caché, lo cual hacía que el acceso a memoria fuera costoso en tiempo de cómputo (Hyatt). En este tipo de representación, se usa un arreglo unidimensional de 128 posiciones para mapear al tablero. Las celdas del arreglo, desde la 0 a la 7 mapean a la primera fila, desde la 16 a la 23 a la segunda, y así sucesivamente, hasta que las celdas desde la 112 a la 119

0xF0	112 0xF0	113 0xF1	114 0xF2	115 0xF3	116 0xF4	117 0xF5	118 0xF6	119 0xF7	120 0xF8	121 0xF9	122 0xFA	123 0xFB	124 0xFC	125 0xFD	126 0xFE	127 0xFF
0xE0																
0xD0																
0xC0																
0xB0																
0xA0																
0x90																
0x80																
0x70																
0x60																
0x50																
0x40																
0x30																
0x20																
0x10	16 0x10	17 0x11	18 0x12	19 0x13	20 0x14	21 0x15	22 0x16	23 0x17	24 0x18	25 0x19	26 0x1A	27 0x1B	28 0x1C	29 0x1D	30 0x1E	31 0x1F
0x00	0 0x00	1 0x01	2 0x02	3 0x03	4 0x04	5 0x05	6 0x06	7 0x07	8 0x08	9 0x09	10 0x0A	11 0x0B	12 0x0C	13 0x0D	14 0x0E	15 0x0F
	0x00	0x01	0x02	0x03	0x04	0x05	0x06	0x07	0x08	0x09	0x0A	0x0B	0x0C	0x0D	0x0E	0x0F

Figura 3.2: Esquema de la representación 0x88.

mapean a la última fila del tablero. El resto de las posiciones del arreglo se les considera ilegales ya que no corresponden a ninguna casilla del tablero (Figura 3.2).

Esta forma de mapear el tablero en el arreglo tiene sentido si observamos como están dispuestos los índices en sistema hexadecimal. Los 4 bits o *nibble* menos significativo representan a la columna, el nibble que le sigue representa a la fila. Esta forma de indexar las filas y columnas en el arreglo tiene una ventaja: para detectar si una pieza se movió a un registro que no representa a ninguna casilla del tablero, se hace una operación AND entre el índice y el valor 0x88. Si se obtiene un valor diferente de cero, entonces se está apuntado a una casilla que no existe.

### 3.2.1.3. Bitboards

Los *bitboards* son palabras de 64 bits, las cuales representan el patrón en el que están colocadas las piezas en el tablero (Adelson-Velsky, Arlazarov, Bitman, Zhivotovsky, y Uskov, 1970; Slate y Atkin, 1977; Berliner, 1974). En vez de usar una posición en memoria para representar una casilla, se hace uso de un bit en una palabra de 64. Un bit en uno significa la presencia de una pieza

```

busquedaMinimax(Nodo raiz, int profundidad) {
    Generar hijos h[] de raiz;
    Inicializar movimientoSeleccionado = 0;
    Inicializar mejorValor = -infinito;
    Inicializar i = 0;
    por(cada hijo h[i] de raiz) {
        Obtener valorMin = minimizar(h[i], profundidad - 1);
        si(mejorValor < valorMin) {
            Actualizar mejorvalor = valormin;
            Asignar movseleccionado = i;
        }
        Incrementar i = i + 1;
    }
    ejecutarMovimiento(movseleccionado);
}

```

Figura 3.3: Búsqueda en el árbol con el enfoque *minimax*.

en la casilla correspondiente, y en cero significa su ausencia. Para representar la posición del tablero se usan 12 palabras: una representa la ubicación de los peones blancos en el tablero, otra la de los peones negros, y así sucesivamente con los demás tipos de piezas. Este procedimiento también puede ser usado para representar otras características del tablero, como las casillas atacadas por las torres negras, o las casillas adonde pueden moverse los peones (Frey, 1977).

Este tipo de representación tiene la ventaja de que se pueden aprovechar las instrucciones a nivel de bits, que la gran mayoría de los procesadores incluye, para manipularla (Frey, 1977). Este tipo de operaciones son rápidas en tiempo de ejecución. Supongamos que tenemos un bitboard que representa las casillas adonde puede moverse un caballo y otro que representa las casillas que no están ocupadas en el tablero. Si queremos obtener las casillas adonde puede moverse el caballo, hay que efectuar una operación AND bit a bit entre esas dos palabras, y en la palabra resultante los bits en uno corresponderán a las casillas a las cuales puede moverse el caballo.

Hyatt (1999) propuso como mejora a este tipo de representación una serie de operaciones que permiten *rotar* el tablero en ángulos de 45°, 90°, -45°, etc. Esto facilita el cálculo de patrones de ataque hacia y desde determinadas casillas.

### 3.2.2. Algoritmo de búsqueda

#### 3.2.2.1. Enfoques Minimax y Negamax

Para encontrar el mejor movimiento en la posición actual del tablero, se realiza una exploración a lo profundo en el árbol de juego, asumiendo que el jugador contrario hará su mejor juego. Dicha exploración se hace con un enfoque *minimax*, el cual maximiza las utilidades para el motor de ajedrez y minimiza las utilidades del jugador contrario. Este enfoque fue descrito en la subsección 3.1.1 y su pseudocódigo se encuentra en las figuras 3.3, 3.4 y 3.5<sup>3</sup>.

<sup>3</sup>Para los pseudocódigos se usará una notación parecida a la del lenguaje de programación C

```

minimizar(Nodo posicion , int profundidad) {
    Si (posicion es terminal) {
        Aplicar funcionEvaluacion(posicion);
    } Si no {
        Generar hijos h[] de posicion;
        Inicializar mejorValor = infinito;
        por(cada hijo h[i] de posicion) {
            Obtener valorMax = maximizar(h[i], profundidad - 1);
            si(mejorValor > valorMax) {
                Minimizamos mejorValor = valorMin;
            }
        }
        devolver mejorValor;
    }
}

```

Figura 3.4: Función min: Devuelve el valor más pequeño de los nodos hijos de la posición.

```

maximizar(Nodo posicion , int profundidad) {
    Si (posicion es terminal) {
        devolver funcionEvaluacion(posicion);
    } Si no {
        Generar hijos h[] de posicion;
        Inicializar mejorValor = -infinito;
        por(cada hijo h[i] de posicion) {
            Obtener valorMin = minimizar(h[i], profundidad - 1);
            si(mejorValor < valorMin) {
                Maximizamos mejorvalor = valorMin;
            }
        }
        devolver mejorValor;
    }
}

```

Figura 3.5: Función maximizar: devuelve el valor más grande de los nodos hijos de la posición

```

negamax(Nodo posicion, int profundidad) {
    Si (posicion es terminal) {
        devolver evaluar(posicion);
    } si no {
        Generar hijos h[] de posicion;
        Inicializar mejorValor = 0;
        para(cada hijo h[] del nodo posicion) {
            /* En los nodos donde se tiene que maximizar este valor
            será positivo y en donde se tiene que minimizar será
            negativo */
            Obtener valorNegamax = -negamax(h[i], profundidad - 1);
            si(mejorValor < valorNegamax) {
                Maximizar mejorValor = valorNegamax;
            }
        }
        devolver mejorValor;
    }
}

```

Figura 3.6: Función negamax. Maximiza los valores negativos de las utilidades de los hijos.

```

busquedaNegamax(Nodo raiz, int profundidad) {
    Generar hijos h[] de raiz;
    Inicializar movimientoSeleccionado = 0;
    Inicializar mejorValor = -infinito;
    Inicializar i = 0;
    por(cada hijo h[i] de raiz) {
        Obtener valorNegamax = -negamax(h[i], profundidad - 1);
        si(mejorValor < valorNegamax) {
            Actualizar mejorvalor = valorNegamax;
            Asignar movseleccionado = i;
        }
        Incrementar i = i + 1;
    }
    ejecutarMovimiento(movseleccionado);
}

```

Figura 3.7: Búsqueda con enfoque Negamax.

Este enfoque se puede resumir de la siguiente manera: en cada nodo, en vez de maximizar o minimizar el valor de utilidad devuelto por sus hijos, se maximiza el valor negativo de las utilidades de los hijos. A este otro enfoque se le llama *negamax* (Figura 3.6). En el nodo raíz se elige el movimiento que guíe hacia el nodo que maximice el valor negativo de la función *negamax* (Figura 3.7).

### 3.2.2.2. Búsqueda $\alpha - \beta$

El algoritmo de búsqueda más usado en la implementación de motores de ajedrez es conocido como *búsqueda  $\alpha - \beta$* . Este algoritmo fue desarrollado por McCarthy y su grupo en el MIT en la década de los 50's, en el siglo pasado (Knuth y Moore, 1975). En cada nodo del árbol, se establecen dos límites: el límite inferior  $\alpha$  y el superior  $\beta$ . Estos límites permiten que el algoritmo decida

```

maximizar(Nodo posicion , int alfa , int beta , int profundidad) {
    si(posicion es un nodo terminal del árbol)
        Devolver funcionEvaluacion(pos);

    Generar hijos h[] de posicion;

    para(cada hijo h[i] de posicion) {
        Obtenemos utilidad = minimizar(h[i], alfa , beta , profundidad - 1);
        si(utilidad > beta)
            Poda beta: detenemos la exploración y devolvemos valor beta;

        si(utilidad > alfa)
            Maximización: alfa = utilidad;
    }
    Devolver alfa;
}

```

Figura 3.8: Maximización con poda  $\beta$

si debe seguir con la búsqueda en las ramas que salen de un nodo.

La búsqueda  $\alpha - \beta$  funciona así. En los niveles en donde las utilidades de los nodos son maximizadas, la utilidad más grande encontrada hasta el momento se establece como el límite  $\alpha$ . Para que la utilidad de uno de los nodos siguientes en ese nivel sea elegida, su utilidad debe ser mayor que  $\alpha$ . En el nivel inmediatamente inferior, donde están los nodos hijos, las utilidades de los nodos son minimizadas. Si la utilidad de uno de los nodos allí explorados es menor que  $\alpha$ , quiere decir que la utilidad resultante, si se continua la exploración, será igual o menor que  $\alpha$ . Este valor es devuelto al padre, el cual se encuentra en el nivel en donde se está maximizando. Como la utilidad de este nodo será menor que  $\alpha$ , entonces no será elegido. Cuando en un nivel en donde se estén minimizando utilidades se encuentra una utilidad menor que  $\alpha$ , implica que el padre de dicho nodo no será elegido, por lo tanto, no tiene sentido continuar con la exploración de los siguientes nodos: a esto se le llama *poda  $\alpha$* . De manera análoga, en los niveles en donde se esté minimizando, la utilidad más pequeña encontrada hasta el momento se establece como el límite  $\beta$ . En el nivel inmediatamente inferior, en donde se maximiza, si se encuentra un nodo con una utilidad mayor que  $\beta$ , implica que el padre de dicho nodo no será elegido, por lo tanto, no tiene sentido seguir con la exploración: a esto se le llama *poda  $\beta$* . Este algoritmo está descrito en los pseudocódigos de las figuras 3.9 y 3.8. Este algoritmo tiene su contraparte con enfoque negamax, descrito en la figura 3.10.

Si en la corrida de este algoritmo en un árbol de juego, se encontrará en cada nodo la mejor utilidad al inicio de su exploración, entonces durante esa corrida se podarían el mayor número de ramas posible. La gráfica resultante de las ramas exploradas de ese árbol se le conoce el *árbol de juego mínimo*. Este árbol es la cota inferior para la búsqueda del mejor movimiento por medio de este algoritmo (Marsland, 1992). Está demostrado que el número de nodos terminales del árbol de juego mínimo es igual a:

$$W^{\lceil \frac{D}{2} \rceil} + W^{\lfloor \frac{D}{2} \rfloor} - 1$$

```

minimizar(Nodo posicion, int alfa, int beta, int profundidad) {
    si(posicion es un nodo terminal)
        Devolver funcionEvaluacion(pos);

    Generar hijos h[] de posicion;

    para(cada hijo h[i] de posicion) {
        Obtenemos utilidad = maximizar(h[i], alfa, beta, profundidad - 1);

        si(utilidad < alfa)
            Poda alfa: se detiene la exploración y se devuelve alfa;

        si(utilidad < beta)
            Minimización: beta = utilidad;
    }
    Devolver beta;
}

```

Figura 3.9: Minimización con poda  $\alpha$ 

```

negamax(Nodo posicion, int alfa, int beta, int profundidad) {
    Si (posicion es un nodo terminal)
        Devolver funcionEvaluacion(posicion);

    Generar hijos h[] de posicion;

    Para (cada hijo h[] de la posición) {
        Obtener valorNegamax = -negamax(hijo, -beta, -alfa, profundidad - 1);
        Si (valorNegamax > beta)
            Poda beta: se detiene exploración y se devuelve beta;

        Si (valorNegamax > alfa)
            Maximización: alfa = valorNegamax;
    }
    Devolver alfa;
}

```

Figura 3.10: Maximización negamax con la poda  $\alpha - \beta$ .

Donde  $W$  es el factor de ramificación para cada nodo del árbol (i. e. cada nodo del árbol tiene  $W$  hijos) y  $D$  es la profundidad del mismo (Knuth y Moore, 1975). Este concepto es importante para estimar la eficiencia de los algoritmos descritos a continuación.

### 3.2.2.3. Búsqueda con ventana mínima

Una mejora que se puede hacer a la búsqueda  $\alpha - \beta$  es la adición de una prueba que indique si un subárbol es candidato a ser explorado antes de hacerlo. Una forma de probar un subárbol es a través de la *búsqueda con ventana mínima*. La *ventana* se refiere a la diferencia entre los valores  $\alpha$  y  $\beta$ . La ventaja principal de esta mejora es que es más barato en tiempo de cómputo probar un subárbol que determinar su valor exacto (Pearl, 1980).

La búsqueda con ventana mínima está basada en la asunción de que todos los subárboles tienen un valor inferior al mejor subárbol encontrado hasta el momento (Reinefeld et al., 1985). En el subárbol que se encuentra más a la izquierda, se ejecuta una búsqueda con la *ventana* totalmente abierta, es decir, con los valores de  $[\alpha, \beta]$ , obteniendo un valor  $v$ , que es el mejor valor obtenido hasta el momento. En los siguientes subárboles se ejecutan búsquedas con una ventana mínima, es decir, con valores de  $[\alpha, \alpha + 1]$  ( $\beta = \alpha + 1$ ); estas búsquedas sirven para probar si en esos subárboles existe un mejor valor de  $v$ . Si la búsqueda con ventana mínima arroja un resultado menor que  $v$ , significa que en él no existe una mejor posición y puede ser ignorado; si arroja un valor mayor que  $v$ , se hace una búsqueda en ese subárbol con la ventana más ancha, que es  $[\alpha, \beta]$ .

La idea de aplicar un test de prueba a los subárboles apareció por primera vez en el algoritmo Scout (Pearl, 1980), aunque este en su forma original no usaba la búsqueda con ventana mínima, sino un procedimiento equivalente (Marsland y Campbell, 1982). Luego, apareció el algoritmo llamado *búsqueda de variación principal* (PVS, por sus siglas en inglés) (Marsland y Campbell, 1982), el cual hace uso de la búsqueda  $\alpha - \beta$  normal dentro de otra función. Un año más tarde apareció el algoritmo NegaScout (Reinefeld, 1983), que haciendo uso del enfoque negamax replantea el algoritmo de búsqueda  $\alpha - \beta$  e incluye dentro de él la búsqueda con ventana mínima. Un par de refinamientos de NegaScout son el INS (Informed NegaScout) y el PNS (Partially Informed NegaScout) (Reinefeld et al., 1985) que hacen uso de una estructura de datos para guardar los resultados de las búsquedas de ventana mínima.

### 3.2.2.4. Algoritmos *Best First Search*

Se refiere a una serie de algoritmos de búsqueda que, en vez de explorar el árbol recorriendo en orden sus ramas, eligen cuál de las ramas explorar primero. Para ello, el algoritmo almacena en una estructura de datos información acerca de los nodos explorados; de entre esos nodos, elige uno para explorar sus ramas, el que tenga la mejor evaluación hasta el momento. Esta clase de algoritmos expanden múltiples caminos de exploración en diferentes secciones

del espacio de búsqueda y retienen información global acerca de ese espacio, de manera similar a como lo hace el algoritmo A\* (Reinefeld, 1994).

El primer algoritmo de este tipo se le denomina SSS\* (*State Space Search*), el cual busca en una lista que contiene los estados de varios nodos del árbol el estado solución (Stockman, 1979). Para los nodos explorados se define una tupla  $e = (n, s, r)$  que representa su *estado de exploración*:  $n$  es el nodo;  $s$  es su estado de resolución, que puede ser  $s = VIVO$  o  $s = RESUELTO$ ;  $r$  es un límite superior en su valor minimax. Se define una lista de prioridad a la cual se le denomina ABIERTA, adonde son insertadas las tuplas  $e$ ; en dicha lista, la prioridad de cada tupla está representada por su valor  $r$ . El estado inicial de cualquier árbol de juego es  $(1, VIVO, +\infty)$  (1 se refiere al nodo raíz); el estado solución buscado es  $(1, RESUELTO, \hat{r})$ , donde  $\hat{r}$  es el valor que tiene ese nodo después de haber explorado otros nodos del árbol. SSS\* explora el subárbol que tiene como raíz el nodo con mayor prioridad de la lista, y conforme va explorando el árbol actualiza el estado de cada nodo y los inserta en la lista. Los nodos explorados son borrados de la lista. Una variante de este algoritmo es Dual\* (Marsland et al., 1987), en el cual las rutinas de maximización y minimización están intercambiadas (i. e., en donde SSS\* maximiza, su dual minimiza, y viceversa) y la lista ABIERTA mantiene un orden incremental en vez de decremental. Esta variante reduce el número de nodos sin expandir.

La ventaja principal de estos algoritmos es que encuentran el valor minimax del árbol de juego explorando un número menor de nodos que los algoritmos  $\alpha - \beta$  y que los de búsqueda de ventana mínima. Sus desventajas principales: requieren más espacio en memoria, para mantener la lista ABIERTA, y el tiempo de cómputo que requiere para las operaciones de inserción y borrado de nodos de la lista hace que lleguen a ser hasta 10 veces más lentos que la búsqueda  $\alpha - \beta$  y sus derivados (Marsland et al., 1987).

Hay dos variantes de los algoritmos SSS\* y Dual\*, a las cuales se les denomina RecSSS\* y RecDual\*. Estos últimos son rutinas recursivas en vez de iterativas, y son más fáciles de implementar y requieren menos tiempo de cómputo (Reinefeld, 1994).

Está demostrado que SSS\* puede ser reformulado en términos de una búsqueda  $\alpha - \beta$  que haga uso de una *tabla de transposición* (ver subsubsección 3.2.2.6) en vez de una lista (Plaat et al.). Estas mejoras permiten que la búsqueda  $\alpha - \beta$  alcance un desempeño similar al de SSS\* en el número de hojas exploradas con un esquema más fácil de implementar.

### 3.2.2.5. MTD( $f$ )

Los algoritmos MTD están compuestos por dos subrutinas (Plaat et al., 1994, 1996):

- La subrutina MT (*Memory-enhanced Test*) que se basa en la rutina de prueba del algoritmo Scout (Pearl, 1980). Esta subrutina busca eficientemente en un árbol para responder una pregunta binaria (*si* o *no*). Hace uso de una tabla de transposición que almacena los resultados de búsquedas

previamente realizadas.

- Una subrutina MTD (*MT Driver*) que invoca a MT repetidamente. Se puede construir de diferentes maneras para crear diferentes algoritmos como el SSS\* o Dual\*.

La rutina MTD requiere de dos parámetros: el límite inicial a partir del cual será buscado el valor minimax, y el límite siguiente, obtenido de la búsqueda que ha sido completada inmediatamente antes.

Esta clase de algoritmos tiene las siguientes ventajas:

- La forma en que está planteado permite la construcción de una colección diversa de algoritmos a partir de un esquema único.
- El uso de una rutina de prueba, que maneja la información de exploraciones previas, hace más eficiente la exploración al verificar antes de explorar un subárbol si vale la pena hacerlo.
- El establecimiento de un límite inicial en la exploración hace que el desempeño cambie: cuanto más se aproxime este límite al valor minimax del árbol, menor será el número de nodos explorados.

Una variante de estos algoritmos denominada MTD( $f$ ) resultó ser el algoritmo más eficiente, en tiempo de ejecución y número de nodos explorados, en una serie de pruebas en donde se le comparó con la búsqueda  $\alpha - \beta$ , NegaScout, SSS\* y Dual\* (Plaat et al., 1996).

### 3.2.2.6. Mejoras a los algoritmos de búsqueda

Para aumentar la eficiencia de los algoritmos de búsqueda vistos, se aplican diversas técnicas (Marsland, 1986, 1992):

**Tablas de refutación y de transposición:** Son tablas hash que almacenan los resultados de ejecuciones previas del algoritmo de búsqueda en diversas posiciones: el resultado obtenido, el mejor movimiento seleccionado, el estado del tablero después de ejecutarla, etc. (Greenblatt et al., 1967; Slate y Atkin, 1977). Cuando una posición es alcanzada de nuevo en el juego, su entrada en la tabla sirve para ejecutar el mejor movimiento que previamente se hizo en esa situación, en el caso en el que se haya explorado todo el árbol en esa ocasión; en el caso que no se haya explorado el árbol completo, ese mejor movimiento es explorado primero, lo cual podría muchas ramas más adelante en la exploración del árbol. Si la entrada de esa posición en la tabla indica un resultado previamente calculado, dicho resultado puede servir para modificar los límites  $\alpha - \beta$ .

**Poda hacia adelante:** De las ramas que salen de un nodo se seleccionan algunas, las que correspondan a los mejores movimientos, para ser exploradas (Greenblatt et al., 1967) o se omiten aquellas cuyo valor inmediato sea mucho peor que el mejor valor encontrado en las ramas ya exploradas

(Birmingham y Kent, 1988, citado por Marsland, 1992). Los problemas con esta técnica es que pueden ser ignorados movimientos que podrían dar un mejor resultado que los seleccionados y que, debido a situaciones tácticas del juego como el *zugzwang* o que se tengan varias piezas *en prise*, la asunción de que el movimiento inmediato sea peor que el mejor encontrado sea falsa.

**Ordenamiento de movimientos:** Para mejorar la eficiencia de la búsqueda, la lista de movimientos factibles de cada nodo es ordenada para que los que tengan mayor probabilidad de ser seleccionados sean explorados primero. Al encontrar el mejor movimiento primero, el algoritmo de búsqueda hace un mayor número de podas al árbol de juego, aproximándose a la cota inferior encontrada por Knuth y Moore (1975), que está citada en la subsección 3.2.2.2. Dicho ordenamiento debe estar basado en un pre-análisis táctico de los movimientos (Marsland, 1992). Un ejemplo de este ordenamiento puede encontrarse en los algoritmos INS y PNS, en donde los movimientos o ramas explorados previamente con una ventana mínima se ordenan de acuerdo a los resultados obtenidos por las búsquedas de prueba, obteniendo mejores resultados que otros algoritmos de la misma clase (Reinefeld et al., 1985; Reinefeld y Marsland, 1987).

**Búsqueda quiescente:** Este tipo de búsqueda se aplica en los nodos terminales del árbol cuando la posición presente en ellos no es *quiescente*, es decir, es propensa a que ocurran movimientos posteriores que podrían cambiar drásticamente el resultado de la función de evaluación. Entre los movimientos que pueden cambiar el valor de la función de evaluación están capturas y promoción de piezas, así como los jaquemates. Cuando es detectada una posición como esta, la búsqueda se extiende varios niveles más, hasta que una posición quiescente o estable sea hallada.

**Profundizaje progresivo:** El término *profundizaje progresivo* fue acuñado por De Groot para referirse a la noción de extender selectivamente la exploración del árbol en las jugadas de mayor interés (Marsland, 1992). Esto se hace incrementando en 1 la profundidad del árbol cada vez que se encuentran en el camino desde la raíz hasta una hoja del árbol determinadas situaciones tácticas, como jaques al rey, o realizando búsquedas quiescentes en las hojas del árbol.

**Profundizaje iterativo:** Esta mejora consiste en incrementar la profundidad de exploración de manera iterativa (Slate y Atkin, 1977). Se efectúan una serie de búsquedas de profundidades de 3 *plies*, 4 *plies*, 5 *plies*, etc., de manera progresiva, y se conservan los mejores resultados de cada una. En cada nueva búsqueda se incrementa la profundidad de exploración en 1 y se comienza explorando el mejor camino encontrado en la búsqueda anterior. Las búsquedas son realizadas hasta que pasa un lapso de tiempo determinado. Experimentos tempranos demostraron que este esquema requirió menos tiempo que una búsqueda directa equivalente,

Autor	Peón	Caballo	Alfil	Torre	Dama
Estimación usada en la enseñanza de ajedrez	100	300	300	500	900
Slate y Atkin, 1977	100	325	350	500	900
Beal y Smith, 1997	100	222	311	468	915
Kaufman, 1999	100	325	325	500	975
Kendall y Whitwell, 2001	100	322	344	561	891

Figura 3.11: Valores en centipeones asignados para cada pieza del tablero.

con la condición de que sean implementadas tablas de memoria como las de refutación y transposición para que este incremento en la efectividad de la búsqueda se presente (Marsland, 1992).

### 3.2.3. Función de evaluación del tablero

Comúnmente esta función es una sumatoria de la forma  $U = \sum_{i=1}^n w_i f_i$ , donde  $f_i$  son características mensurables del tablero y  $w_i$  son pesos asignados a éstas de acuerdo a su importancia (Marsland, 1992). A las características que se miden en el tablero se les denomina *parámetros de evaluación*.

#### 3.2.3.1. Parámetros de evaluación

Definimos como parámetro de evaluación a cualquier aspecto de la posición del tablero que sea necesario conocer para evaluar si la partida está a favor o en contra (Frey, 1977). La mayoría de los parámetros de evaluación propuestos para los programas que juegan ajedrez han sido tomados de conceptos teóricos del juego. A continuación se presentan algunos de los más usados.

#### 3.2.3.2. Balance de material

Es la diferencia entre la suma de los valores asignados a las piezas que tiene cada jugador, calculado desde el punto de vista del programa (suma de las piezas del programa - suma de las piezas del oponente). Estos valores son medidos en una unidad llamada *centipeón* (cp), equivalente a la centésima parte del valor de un peón.

A cada pieza, excepto al rey, se le asigna un valor de acuerdo a su importancia dentro del juego. Al rey no se le asigna ninguno, debido a que, por regla del juego, no puede ser capturado. A los principiantes en el juego se les enseña los siguientes: peón, 1; caballo o alfil, 3; torre, 5; dama 9. En los programas que juegan ajedrez se usan magnitudes diferentes a éstas. En la tabla se muestran algunos ejemplos de valores usados en diferentes implementaciones o estimados a partir de análisis estadísticos o técnicas de aprendizaje maquina.

A estos valores se les suman o restan bonificaciones o penalizaciones de acuerdo a la ubicación de cada pieza en el tablero. Estas bonificaciones se almacenan en tablas pieza-recuadro, tablas correspondientes a cada pieza que contienen el valor a sumar o restar y que están indexadas por los recuadros del tablero. También se les calcula directamente en la función, agregando condiciones en el código que establezcan el caso en el cual hay que sumar o penalizar el valor de la pieza. Algunos ejemplos son: bonificación por poseer los dos alfiles, bonificación por la cercanía del caballo al centro del tablero, penalización por poseer los dos torres, penalización por poseer los dos caballos (Slate y Atkin, 1977).

Otro aspecto evaluado que se relaciona con el material es la *condición de material insuficiente*. Ésta se presenta cuando ninguno de los dos jugadores tiene las piezas adecuadas para poder ganar el juego y en consecuencia, el juego termina en tablas. Esta condición se presenta con las siguientes combinaciones de piezas:

- Rey vs. rey
- Rey y alfil vs. rey
- Rey y caballo vs. rey
- Rey y los 2 caballos vs. rey

### 3.2.3.3. Estructura de peones

Es la configuración de los peones en el tablero. Esta estructura es importante ya que sirve como un muro defensivo y un soporte para el ataque a la vez.

A los peones se les clasifica de la siguiente manera, de acuerdo a su situación en el tablero:

**Peón pasado:** Es el peón que no tiene ningún peón enemigo enfrente, ni siquiera en las columnas adyacentes.

**Peón bloqueado:** Es el peón que tiene un peón enemigo enfrente, ya sea en su columna o en las adyacentes. No puede avanzar hasta la última fila a menos que uno de los dos peones sea capturado.

**Peón doblado:** Es un peón que ocupa la misma columna de otro del mismo color.

**Peón aislado:** Es un peón que se encuentra en una columna donde no hay peones del mismo color en las columnas adyacentes. También es una situación no recomendada ya que no está defendido.

A las configuraciones que presentan los peones en el tablero se les clasifica de la siguiente manera:

**Cadena de peones:** Se le denomina así a un conjunto de peones del mismo color que se encuentran en columnas adyacentes, ya sea en la misma fila o uno defendiendo a otro. Es una situación deseable debido a que forman una estructura defensiva.

**Isla de peones:** Se le denomina así a un conjunto de peones del mismo color que forman una cadena separada. Se considera al peón aislado como una isla de peones. Es una situación indeseable debido a que por cada división se forman puntos débiles.

Para evaluar una estructura de peones se suman o restan bonificaciones y penalizaciones por la presencia o ausencia de ciertas condiciones en la estructura. Las condiciones que se evalúan comúnmente en la estructura de peones son las siguientes:

- Por cada peón pasado se suma una bonificación; esto es debido a que, si uno de éstos peones sigue avanzando en su columna, puede ser promovido por una pieza mayor. Esto es muy útil al final del juego, cuando quedan pocas piezas en el tablero.
- Usualmente se resta una penalización si hay peones doblados, esto es porque se considera que dos peones en una columna es redundante, además de que al menos debe haber una columna abierta si hay un peón en esa situación, lo cual es indeseable para la defensa.
- Por cada cadena de peones se asigna una bonificación. Esta bonificación es más grande mientras más peones contenga la cadena.
- La separación de los peones en islas es penalizada; el caso extremo es el peón aislado debido a que, como no está siendo defendido por ningún otro, es fácil perderlo.

De la suma de bonificaciones y penalizaciones se obtiene un resultado, el cual se suma al resultado final de la función de evaluación.

#### 3.2.3.4. Movilidad

La movilidad se refiere al número de movimientos legales que tiene un jugador en una posición. De acuerdo a un análisis en Slater (1988), existe correlación entre el número de movimientos legales y el número de partidas ganadas.

En la implementación, la movilidad no es calculada únicamente sumando el número de movimientos legales. A menudo se suma pieza por pieza el número de movimientos de cada una, multiplicando dicho número por un peso, de acuerdo a la importancia de los movimientos de cada pieza (e. g. los movimientos del alfil al inicio, los movimientos verticales de las torres, etc.).

### 3.2.3.5. Seguridad del Rey

Este parámetro representa cuan protegido está el rey ante los ataques del oponente. Se mide de diferentes maneras, dependiendo de la implementación, e involucra aspectos distintos; algunos de éstos son los siguientes:

**Importancia del parámetro:** En ciertas situaciones no es relevante medir este parámetro, así que se incluyen condiciones que si se cumplen, habilitan al programa para que evalúe este parámetro, o se mide la importancia de éste dependiendo de la situación en el tablero. Ejemplo de estas condiciones son: si la partida no se encuentra en la apertura, si el número de peones ha disminuido, si la partida se encuentra en el final, o si el balance de material es muy desventajoso. Un ejemplo de esta medición se encuentra en Slate y Atkin (1977).

**Escudo de peones:** Se refiere a la protección que recibe el rey a inicios de la partida de los peones que se encuentran al frente de él; más específicamente cuando el rey se encuentra *enrocado*<sup>4</sup>. Al igual que con la estructura de peones, se suman bonificaciones o penalizaciones: por cada peón adelante del rey se suma una bonificación, por cada columna abierta alrededor del rey se asigna una penalización (Chess Programming Wiki).

**Reytopismo:** Este parámetro toma en cuenta la distancia entre cada pieza y el rey. No es que el riesgo aumente conforme más cerca esté una pieza del rey, sino que este parámetro incrementa la probabilidad de que el programa pueda elaborar un ataque. Se mide la distancia entre cada pieza y el rey, y este número es multiplicado por una constante de acuerdo al valor de la pieza. En el caso de los alfiles, las torres y la dama, se suma una bonificación si el rey se encuentra en la misma diagonal, columna o fila, debido a que estas piezas pueden hacer daño desde lejos. Este esquema es usado en los motores de juego Crafty y CPW Engine (Chess Programming Wiki).

**Control de casillas:** Este parámetro mide el número de piezas que atacan a las casillas que rodean al rey. Además verifica si dichos recuadros están siendo protegidos u ocupados por piezas amigas. Comúnmente dicho valor es multiplicado por algún factor, o es usado como entrada en alguna tabla que almacene una evaluación más exacta de dicho parámetro. Un ejemplo de esta técnica está en Slate y Atkin (1977); Schröder (2007).

### 3.2.3.6. Tempo

Es un concepto teórico de ajedrez, se refiere a un turno o un simple movimiento. Lo que se verifica es si el programa alcanza cierto resultado (la captura de una pieza enemiga, la colocación de las piezas en una formación defensiva o

---

<sup>4</sup>Esto es, el jugador durante la apertura de la partida realizó un enroque.

de ataque, la promoción de un peón a otra pieza de mayor valor) en un número de movimientos menor que los que tiene que hacer el oponente para evitar dicho resultado. Si esto se cumple, se suma una bonificación. Un ejemplo del uso de esta técnica se encuentra en Slate y Atkin (1977).

### 3.3. Modelado de estados emocionales

#### 3.3.1. Computación afectiva

*Computación afectiva* se refiere a procesos de cómputo que se relacionan con, surgen de, o deliberadamente influyen en emociones (Picard, 1997). Las líneas de investigación sobre las que se ha desarrollado este concepto son las siguientes (Picard, 2003; Tao y Tan, 2005):

- Reconocimiento de emociones en las expresiones vocales, faciales y corporales de los seres humanos y en los cambios fisiológicos resultados de estados emocionales.
- Modelado de estados emocionales e implementación en software de los modelos obtenidos.
- Síntesis y expresión de estados emocionales a través de interfaces humano-computadora.

Este trabajo de tesis se encuentra en el segundo punto de esta lista.

#### 3.3.2. Implementación de programas que incorporen emociones

En la implementación de un sistema con computación afectiva se requiere tomar en cuenta los siguientes aspectos (Picard, 1997):

- La detección de señales de bajo nivel (e. g. gestos de la boca y ojos, modulación de la voz, palabras específicas), fisiológicas o de comportamiento, relacionadas con la expresión de estados emocionales. El sistema requiere filtrar esta información de toda la que recibe de su entorno.
- El reconocimiento de patrones en estas señales que estén vinculados con estados emocionales específicos. La comunicación de un estado emocional ocurre simultáneamente a través de varios canales: para hacer un reconocimiento más fiel del estado emocional presente en otros agentes, el sistema debe procesar en conjunto las señales detectadas.
- La información acerca del contexto en el cual está inmerso el sistema. Dicha información sirve para hacer un análisis de las señales y patrones percibidos en el ambiente y las demás personas, y para hacer una interpretación de los comportamientos típicos y de las metas que están activadas en dicho contexto.

- La influencia presente de los conceptos y abstracciones de alto nivel sobre la percepción y la elicitación de emociones.
- La síntesis de un estado emocional y su expresión. Dicho proceso involucra la transformación de conceptos de alto nivel a señales de bajo nivel, moduladas y emitidas por el sistema, y a comportamientos coherentes con el estado emocional.
- La representación del estado emocional interno, que interactúe activamente con el reconocimiento y elicitación de emociones, con los procesos físicos y cognitivos, con el razonamiento de alto nivel y el procesamiento de señales de bajo nivel.

Para todos estos aspectos han sido propuestas algunas soluciones. Para organizar dichas propuestas, se usará la siguiente clasificación (Picard, 1997):

- Representaciones de bajo nivel.
- Representaciones de nivel medio.
- Representaciones de alto nivel.

#### 3.3.2.1. Representación de bajo nivel

Se piensa que una de las funciones de las emociones es representar el estado general de un individuo (Thagard, 2005). Esta representación interna tiene efectos fisiológicos en el cuerpo: aumento del ritmo cardíaco, tensión en los músculos, etc. A su vez, dichos cambios fisiológicos tienen efecto en nuestra forma de comunicarnos: cambia la entonación de la voz, ciertas expresiones faciales y corporales aparecen, etc. Estos efectos fisiológicos son la manera en la que están representadas las emociones en este nivel, y a su vez se traducen en rasgos de la comunicación verbal y no verbal del ser humano. Un sistema con computación afectiva debe ser capaz de reconocer dichos rasgos en las personas y de sintetizar su estado emocional interno en rasgos similares.

A nivel fisiológico, se desconoce cómo están representados los estados emocionales. Encontrar una representación fisiológica de los estados emocionales sigue siendo un problema abierto. Sin embargo, es posible usar los siguientes fenómenos como indicadores de la intensidad de un estado emocional (Picard, 1997; Nasoz, Alvarez, Lisetti, y Finkelstein, 2004): la actividad eléctrica producida por los músculos esqueléticos, la presión del volumen sanguíneo, la respuesta galvánica de la piel, la frecuencia respiratoria, el volumen máximo de la caja torácica al respirar y la frecuencia cardíaca. Estas variables son medibles y están relacionados con la intensidad de la emoción elicitada en una persona, incluso la respuesta galvánica de la piel es aceptada como indicador de la intensidad de la emoción en estudios psicológicos y neurológicos de las emociones (Dickson y McGinnies, 1966). Las 5 primeras variables de esta lista fueron usadas en el prototipo de un dispositivo portátil que reconocía el estado emocional del individuo que lo portara (Picard y Healey, 1997). En las

pruebas realizadas, se encontraron diferencias en las mediciones de estas variables cuando una persona expresaba conscientemente *ira* y *pesar* (Picard, 1997; Picard, Vyzas, y Healey, 2001). Una versión modificada de este prototipo usaba la información obtenida a través de los sensores de estas señales para seleccionar canciones guardadas en el dispositivo y reproducirlas (Healey, Picard, y Dabek, 1998). En otro trabajo, además de la respuesta galvánica de la piel y de la frecuencia cardíaca, fue utilizada la temperatura corporal como datos de entrada para un algoritmo de entrenamiento de una red neuronal (Nasoz et al., 2004).

Con respecto a la síntesis de emociones en este nivel, las señales relacionadas con el estado emocional presentan las siguientes propiedades: el decaimiento de la respuesta emocional en el tiempo, el aumento de la intensidad percibida de la emoción proporcional a la activación rápida y repetida de dicha emoción, la influencia del temperamento y la personalidad en la activación y respuestas emocionales, la no linealidad y la variabilidad en el tiempo del sistema emocional humano, la presencia de umbrales de activación y límites de saturación para la intensidad percibida, la retroalimentación física y cognitiva por parte de procesos corporales y físicos al sistema emocional, y la influencia del modo en la activación de estado emocionales (Picard, 1997). Aunque en la realidad estas propiedades están en función de un conjunto de variables cuyo procesamiento puede ser complejo, dichas propiedades pueden ser reproducidas en un sistema de computación afectiva a través de funciones exponenciales y sigmoideas (Picard, 1997). Es posible mantener un conjunto de estas funciones por cada tipo de emoción a sintetizar en un sistema y representar la intensidad de cada estado emocional por medio de sus salidas (Velásquez, 1996).

### 3.3.2.2. Técnicas de nivel medio

Encontrar los efectos del estado emocional en la comunicación verbal y no verbal, y asociar dichos efectos con ese estado, puede ser tratado como un problema de búsqueda de patrones (Picard, 1997). Se puede dividir este problema en dos fases: 1) encontrar un patrón en características determinadas del canal o señal elegido y asociar dicho patrón con un estado emocional; y 2) encontrar una forma de representación para los estados emocionales. La ventaja principal de este enfoque es que en la actualidad existe una amplia variedad de técnicas para la búsqueda y clasificación de patrones. Las principales desventajas son que, para cada canal de comunicación, se desconocen cuáles son las características específicas que sirven para discernir entre una emoción y otra; que se desconoce cómo es exactamente la representación de una emoción en un ser humano; y por último, que las técnicas de búsqueda de patrones y de representación del conocimiento usadas tienen limitaciones las cuales afectan a dicha tarea.

Existen principalmente dos formas de representación de emociones: por medio de estados discretos y por medio de dimensiones que describan (Picard, 1997). La primera se refiere a que existen un conjunto definido de emociones.

La clasificación más citada es la de Ekman y Friesen, quienes identificaron 6 emociones básicas: felicidad, tristeza, ira, repugnancia, miedo y sorpresa. La desventaja principal de este enfoque es que no se sabe si la misma emoción se presenta de manera similar en dos personas distintas, ¿cómo saber que la felicidad se presenta con exactamente las mismas consecuencias fisiológicas y cognitivas en dos personas distintas? Se ha propuesto al respecto que, en vez de existir emociones básicas, existen familias de emociones (Scherer, 2000) en donde se agrupan varios estados emocionales. La segunda forma se refiere a describir las emociones como si fueran puntos en un espacio multidimensional (Scherer, 2000). Se han propuesto algunas dimensiones para describir el estado emocional, las más comunes son el grado de excitación y la valencia, que se refiere a cuando un estado emocional es positivo (e. g. felicidad, tranquilidad) o negativo (e. g. ansiedad, miedo) (Picard, 1997). Al igual que con la otra forma, tampoco hay consenso entre cuales son las dimensiones que describirían un estado emocional. Las técnicas de reconocimiento de patrones hacen un mapeo desde los rasgos del canal de comunicación que son significativos en discernir el estado emocional, hacia un estado o valores dimensionales que representen el estado emocional.

Uno de los canales influenciados por los efectos fisiológicos del estado emocional es el habla. Se ha encontrado que las características como el tono y el volumen de la voz comunican el nivel de excitación del estado emocional de un individuo, y que patrones más complejos de inflexión, como el contorno de la frecuencia fundamental, la energía espectral o la duración de la última sílaba, entre otros, comunican la valencia de la emoción elicitada (Davitz, 1964; Pittam, Gallois, y Callan, 1990; Chung, 1995). Además de que dichos parámetros han sido analizados mediante búsqueda de patrones para encontrar cuáles de sus valores están asociados a diferentes estados emocionales, también se ha hecho uso de ellos para la síntesis de una voz artificial con características emocionales (Cahn, 1990).

Otro canal en dónde se observa el estado emocional es la expresión facial. Al respecto, existe una teoría llamada Sistema de Codificación de Acciones Faciales (Ekman y Friesen, 1976; Ekman, Friesen, y Ancoli, 1980). Este sistema vincula unidades de acción, correspondientes a movimientos musculares del rostro, con un conjunto de emociones básicas. Esta teoría ha sido usada, con modificaciones para incluir otros aspectos dinámicos de las expresiones faciales en dicha teoría, para el reconocimiento de estados emocionales (Essa, 1995; Essa y Pentland, 1995, 1997). Un modelo similar, que usa plantillas y subplantillas de movimientos de áreas específicas del rostro, fue desarrollado y puesto a prueba con el mismo fin (Yacoob y Davis, 1996).

En la postura corporal también se han encontrado varias características que están vinculadas con la expresión de emociones. Se han identificado al menos 22 características de la postura que son útiles para discernir el estado emocional de un individuo (Bianchi-berthouze y Kleinsmith, 2003). A partir de un conjunto de 132 muestras de posturas corporales adoptadas por actores, se entrenó una red neuronal para asociar las diferentes configuraciones de dichas características con 4 emociones básicas (Bianchi-berthouze y Kleinsmith, 2003;

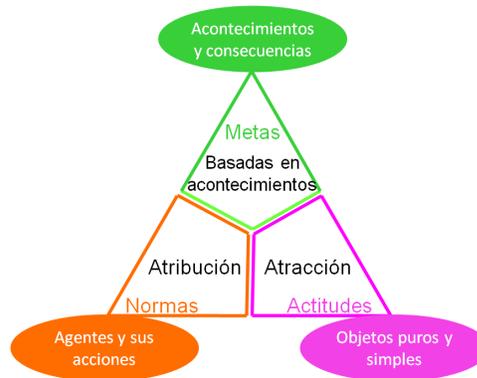


Figura 3.12: Estructura emocional; teoría OCC (Laureano-Cruces et al., 2009).

Kleinsmith, 2004) y con 3 dimensiones (Kleinsmith y Bianchi-Berthouze, 2007).

### 3.3.2.3. Técnicas de nivel alto

En este nivel se agrupan las teorías que se usan para modelar la influencia mutua entre procesos cognitivos y estados emocionales.

La *teoría cognitiva de emociones OCC* (Ortony, Clore, y Collins, 1996) establece una metodología que permite evaluar la posible emoción desde el punto de vista cognitivo. Debido a esta metodología clara, precisa y libre de contexto que la identifica, la teoría OCC se utiliza frecuentemente en la síntesis de emociones por computadora (Picard, 1997, pag. 196).

Esta teoría propone una estructura general en la que se especifica que existen tres grandes clases de emociones, resultado de centrarse sobre cada uno de los tres aspectos destacados del mundo: 1) acontecimientos y sus consecuencias, 2) agentes y sus acciones y 3) objetos puros y simples (Figura 3.12). Para ello establece como criterios de valoración: 1) la importancia de las metas dentro de la macro-estructura, 2) normas para evaluar la acción de los agentes y 3) capacidad de atracción para evaluar los objetos (Laureano-Cruces, Mora-Torres, Ramírez-Rodríguez, y Gamboa-Rodríguez, 2009). Las tres clases de emociones son: 1) basadas en acontecimientos; se especifican las metas relacionadas con las consecuencias, 2) de atribución; atribuyen responsabilidad a los agentes sobre sus acciones en función de normas, y 3) de atracción; implica actitudes con respecto a los objetos (Ortony et al., 1996).

Se han propuesto marcos lógicos para el modelado de emociones. Adam, Herzig, y Longin (2009) se basan en la lógicas BDI para hacer una versión formal de la teoría OCC. Lorini y Schwarzenruber (2011) establecieron un marco lógico basado en la lógica STIT para modelar de manera formal la elicitación de emociones provocadas por razonamientos contra-fácticos<sup>5</sup>.

<sup>5</sup>Un razonamiento contrafáctico es un razonamiento acerca de las alternativas a un hecho determinado que podría haber sido diferente si se hubieran tomado otros cursos de acción.

### 3.4. Motores de ajedrez que incorporan el aspecto emocional en su diseño

Los programas y sistemas de ajedrez que toman en cuenta el aspecto emocional del ajedrez son pocos.

Uno de éstos consiste en un brazo robótico que cuenta con una interfaz de expresión de emociones, a través de la cual se le comunica al oponente humano *cómo se siente la máquina*. Uno de ellos, después de evaluar la jugada, ejecuta un módulo que determina si la jugada que ocurrió puede provocar una reacción emocional (como en el caso de jaques, capturas y promoción de piezas, etc.), y después desplegaba una serie de mensajes a través de unas luces en la base de este brazo (Jones, Rey, Howden, Knighton, Kittinger, y Hollander, 1983).

En Degroot y Broekens (2003) se reporta un sistema que activa la emisión de mensajes desalentadores mientras juega una partida de ajedrez. Se elaboró un marco conceptual denominado NTIM (contracción de la palabra *intimidation* en inglés), que incorpora un modelo computacional de emociones en un agente. Partiendo de dicho marco se implementó un robot prototipo que juega ajedrez. El sistema recibe de un motor de ajedrez la evaluación del estado del juego, ésta es interpretada por NTIM y se genera un comportamiento alterno a la selección de jugada por parte del motor de ajedrez. La respuesta generada por NTIM es un comportamiento negativo, con el propósito de desmoralizar al oponente. El robot, además de realizar el movimiento, expresa por medio de un mensaje sonoro dicho comportamiento.

Otro sistema que incorpora emociones junto con ajedrez es iCat, el cual está diseñado para enseñar este juego (Leite et al., 2008). Este sistema está desarrollado usando una plataforma de software llamada *Open Platform for Personal Robotics* (OPPR). El sistema consta de dos módulos: un motor de ajedrez y un sistema de emociones. El primero se encarga de evaluar al tablero y elegir una jugada; el segundo de manejar la representación del estado emocional del sistema, a la cual denominan como un *emotivector*, y de interpretar la información del estado del juego, que le llega del motor de ajedrez. El sistema de emociones se divide en dos bloques: *reacciones emocionales* y *modo*. El primero interpreta el emotivector y calcula una reacción emocional, la cual es pasada a un módulo de animación, que se encarga de mostrar dicha reacción a través de la interfaz del sistema, que es la cara de un gato. El segundo mantiene una variable cuyo valor cambia progresivamente de acuerdo a la evaluación del tablero. Este valor es interpretado por el módulo de animación de iCat, y se muestra dicho modo a través de la interfaz.

Otro es un brazo robótico denominado Turk-2, el cual juega ajedrez. Este sistema cuenta con una pantalla a través de la cual se muestra una cabeza parlante que muestra expresiones faciales (Sajó et al., 2009). Este sistema monitorea las expresiones faciales del jugador oponente, puede detectar 3 estados emocionales: triste, neutral y feliz. Esa información monitoreada es enviada a un modelo cognitivo, el cual determina el comportamiento del sistema. El modelo cognitivo actualiza los estados internos de este sistema, entre los cuales está

uno que representa el estado emocional. A partir de estos estados, el sistema determina la expresión facial que debe ser mostrada en la pantalla.

## Capítulo 4

# Un agente cognitivo para el ajedrez

### 4.1. Propuesta del proyecto

Se encapsulará en un agente computacional un modelo de emociones sintéticas. La salida de este modelo influirá en la elección de las jugadas de un motor de ajedrez.

De acuerdo a Loewenstein y Lerner (2003) y Loewenstein et al. (2001), las emociones influyen en la evaluación que hace una persona de las consecuencias de las acciones que puede realizar y entre las cuales elige (Sección 2.1.4.2). Tomando como base su modelo (Figura 2.1), se establece que, para modificar el comportamiento de un motor de ajedrez durante una partida, hay que influir en la función de evaluación de tableros de dicho motor. Esta función debe tener como parámetro de entrada, junto con los otros parámetros de evaluación del tablero, la representación del estado emocional usada. La exploración realizada por el algoritmo de búsqueda depende de la utilidad devuelta por la función de evaluación, en base a ella realiza podas en el árbol de juego y elige cuál de las jugadas debe ser ejecutada: cualquier cambio en la forma de evaluar el tablero, cambiará la exploración del árbol de juego. Otra manera de influir en el comportamiento del motor de ajedrez sería ordenar los movimientos, de acuerdo al estado emocional, para que la mejor posibilidad sea explorada primero: está comprobado que la poda más grande de movimientos ocurre cuando la mejor rama se explora primero (Marsland, 1992). Sin embargo, esta posibilidad no será puesta a prueba en este proyecto.

La elicitación de emociones incrementa la importancia de ciertos aspectos del entorno del individuo, efecto que enfoca la atención en esos aspectos, ya que son los más importantes para el alcance de las metas (Simon, 1967; Loewenstein et al., 2001; Hanoch, 2002). Debido a esto, es necesario mantener una representación de la meta activa en el agente, y reformular la función de evaluación para que, de acuerdo a la meta activa y a la intensidad de la emoción,



Figura 4.1: Ciclo de la Arquitectura Emotiva de Acevedo-Moreno (2009)

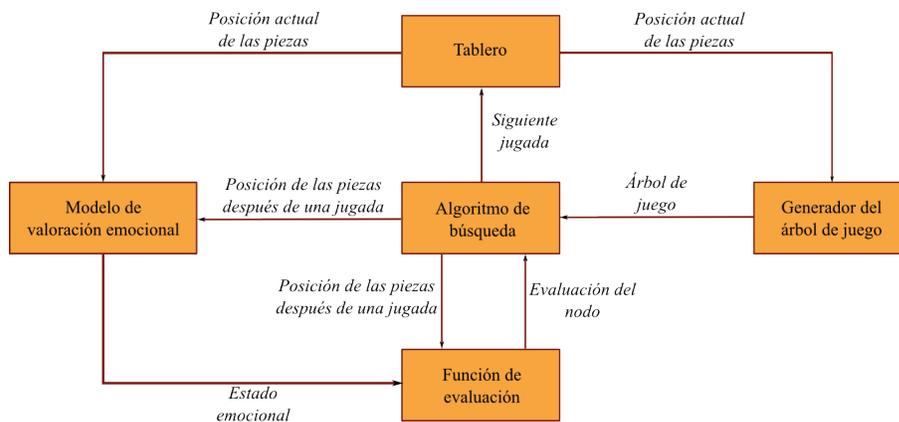


Figura 4.2: Diagrama esquemático de la propuesta de tesis.

la importancia estimada de los parámetros de evaluación del tablero se incrementa o decremente, de tal manera que sean más significativos en el resultado de la función de evaluación.

Como se comenta en Acevedo-Moreno (2009), después de la valoración de los acontecimientos y la elicitación de un estado emocional, la jerarquía de sus metas se reorganiza en función del estado actual del agente y de sus percepciones del mundo y de sí mismo. En la Figura 4.1 está esquematizado este ciclo: los acontecimientos en el entorno (el tablero) son valorados por el agente; a su vez, esa valoración permite al agente identificar la emoción elicitada; de acuerdo a esta emoción, se reorganiza la estructura de metas y es determinada la meta activa; y de acuerdo a esta meta activa, una acción es elegida y se modifica al entorno. La acción elegida depende de los aspectos del entorno que sean prioritarios para el cumplimiento de la meta.

La propuesta de este proyecto está esquematizada en la Figura 4.2. El *modelo de emociones sintéticas* determina, a partir de la posición actual del tablero, el estado emocional del agente. Un *selector de metas activas* determina la meta activa del agente a partir de las condiciones del entorno (el tablero) y devuelve

un vector de factores de relevancia. Los factores de relevancia serán pesos que serán tomados por la función de evaluación y que serán determinantes para la evaluación de cada parámetro de la función de evaluación. De acuerdo al valor de estos factores, y a la intensidad de la emoción determinada por el agente, la evaluación numérica de una posición cambiará, y se le dará más peso a los parámetros que son más relevantes para alcanzar una meta.

## 4.2. Modelo de emociones sintéticas

### 4.2.1. Modelo Mental

A partir de un análisis conductual del jugador, se obtuvo un *modelo mental* centrado en la evaluación del estado del tablero. El modelo mental es una representación del conocimiento procedimental que implica al mundo exterior y que permite deducir información acerca de ese mundo, para posteriormente elegir cursos de acción (Johnson-Laird, 2005). En la Figura 4.3 se representa el modelo mental del caso de estudio. A partir de éste se determinaron: 1) las metas que el agente persigue durante la partida, y 2) los acontecimientos del entorno que deben ser evaluados para determinar la emoción elicitada y la meta que está activa, tal como indica el ciclo de la Figura 4.1.

### 4.2.2. Macro-estructura de valoración emotiva

Las metas, las relaciones entre ellas, y los acontecimientos presentes en el tablero son representadas por medio de un diagrama denominado *macro-estructura de valoración emotiva*. En este se representan las metas del modelo mental. A partir del diagrama se determinan los aspectos del entorno que afectan al cumplimiento de esas metas. Posteriormente se especifica cómo la presencia de estos aspectos modifican la magnitud de las variables establecidas por la teoría OCC, las que componen a la intensidad de la emoción (subsección 3.3.2.3).

En la Figura 4.4 se encuentra la macro-estructura de valoración emotiva obtenida. La emoción que se elicita es la de *alivio-miedo*, el rango de su intensidad incluye valores positivos y negativos, siendo alivio y miedo respectivamente los puntos extremos de ese rango. Las variables necesarias para lograr inferir la emoción; a partir de su relación con los acontecimientos del entorno son: la deseabilidad y la excitación, definidas en Ortony et al. (1996).

```

while no haya mate o empate
  if Jaque al rey
    Huir del jaque // Paso 1
  else
    if Rey contrario indefenso y condiciones para hacer mate
      Dar mate // Paso 2
    else
      if Rey indefenso
        Asegurar Rey // Paso 3
      else
        if Condiciones de enroque
          Hacer Enroque // Paso 4
        else
          if Movilidad reducida
            Ganar movilidad // Paso 5
          else
            if hay condiciones de buscar mate
              if Peón pasado y es final de juego
                Promover peón // Paso 6
              else
                if Ventaja ganada
                  Encerrar rey // Paso 7
                else
                  if Centro dominado
                    Ganar Ventaja-Material // Paso 8
                  else
                    Dominar centro // Paso 9
                  end if
                end if
              end if
            else
              if peones contrarios pasados
                Bloquear peones contrarios // Paso 10
              else
                if una pieza contraria amenazante
                  Capturar pieza contraria // Paso 11
                else
                  Alcanzar posición segura // Paso 12
                end if
              end if
            end if
          end if
        end if
      end if
    end if
  end if
end

```

Figura 4.3: Modelo mental del agente cuando está evaluando el tablero.



### 4.2.3. Mapa cognitivo difuso

Para representar las relaciones presentes en la macro-estructura de valoración emotiva y cuantificar los efectos de los elementos del entorno, se utilizó un *mapa cognitivo difuso* (MCD). El MCD es una estructura gráfica difusa, cuyos nodos representan conceptos variables, tales como *la desestabilización social en un país* o *el control político sobre una área geográfica*, y cuyas aristas son relaciones de causalidad entre los nodos que conecta (Kosko, 1986).

Tanto los conceptos como las aristas pueden tomar cualquier valor en el rango  $[1,-1]$ . Se asignan *etiquetas lingüísticas* a porciones de ese rango por cada concepto, para obtener una interpretación de su valor en el contexto modelado. E. g.: de 0 a 0.25, el valor del concepto  $x$  es *poco*; de 0.25 a 0.5, el valor del concepto  $x$  es *algo*. Con los valores y las etiquetas de los conceptos y relaciones de causalidad se puede determinar la causalidad entre cualquier par de nodos del MCD, además de las reglas difusas para su interpretación (Kosko, 1986).

Los MCD's han sido utilizados con éxito para modelar tanto comportamientos humanos (Laureano-Cruces, Ramírez-Rodríguez, y Terán-Gilmore, 2004; Laureano-Cruces, Mora-Torres, Ramírez-Rodríguez, y Gamboa-Rodríguez, 2009; Laureano-Cruces, Ramírez-Rodríguez, Mora-Torres, de Arriaga, y Escarela-Pérez, 2010b; Laureano-Cruces, Mora-Torre, Ramírez-Rodríguez, y Gamboa-Rodríguez, 2010a) así como fenómenos físicos (Mora-Torres, 2007; Laureano-Cruces, Ramírez-Rodríguez, Mora-Torres, y Espinosa-Paredes, 2006; Méndez-Gurrola, 2007; Méndez-Gurrola, Cruces, Santillán-González, y Ramírez-Rodríguez, 2007; Mora-Torres, Laureano-Cruces, Ramírez-Rodríguez, y Espinosa-Paredes, 2009).

En los MCD's también se puede obtener información del efecto del estado del entorno, representado por los valores asignados a los nodos del MCD. Dada la matriz de adyacencia  $E$  del MCD, que contiene las causalidades de las aristas que interconectan todos los nodos, y un vector de estado  $\vec{C}_t$ , que contiene el valor o *fuerza de los conceptos* de los nodos en el tiempo  $t$ , tenemos que, en el tiempo  $t + 1$ :  $\vec{C}_{t+1} = S(\vec{C}_t \cdot E)$ .  $S(\vec{C})$  es una función no lineal de umbral, aplicada de forma individual a cada elemento del vector  $\vec{C}_t$ ; esta función acota la distribución de los valores en el vector de salida  $\vec{C}_{t+1}$  para que sea la misma que en  $\vec{C}_t$ . Para determinar el vector de estado final  $\vec{C}_i$  del modelo a partir del vector de estado inicial  $\vec{C}_0$ , de manera iterativa se obtienen vectores de salida  $\vec{C}_{t+1}$  a partir de los vectores anteriores  $\vec{C}_t$ , usándolos en la función  $S(\vec{C}_t \cdot E)$ . Este proceso se detiene hasta que las fuerzas de los conceptos en  $\vec{C}_t$  converjan en magnitudes similares, es decir, cuando  $\vec{C}_t \approx \vec{C}_{t+1}$ . Existen varias funciones que pueden utilizarse como función umbral, su selección depende del método usado para describir los conceptos.

Para este proyecto, se eligieron los siguientes conceptos para ser incluidos en un MCD:

1. Conceptos que representan el estado emocional del agente.
  - a) La intensidad de la emoción: Representa la intensidad de la emoción elicitada en el agente. En la sección 4.2.2 se mencionó que las

emociones elegidas serían el *alivio* y el *miedo*: dichas emociones están representadas en este concepto. Cuando la intensidad tiene un valor positivo, representa alivio; cuando tiene uno negativo, representa el miedo. Este concepto tiene valencia, que es la dimensión más importante para diferenciar entre emociones (Scherer, 2000).

- b) La deseabilidad: es una variable establecida en la teoría OCC y que está asociada con las reacciones ante acontecimientos del entorno. Se define como el grado en el que un acontecimiento sería deseable o no si ocurriera (Ortony et al., 1996). Se eligió porque en la macroestructura se están valorando acontecimientos.
- c) La excitación: es una variable global que también forma parte de la teoría OCC. Se define como la excitación fisiológica que experimenta un individuo (Ortony et al., 1996). Fue incluida debido a que los jugadores de ajedrez la experimentan durante una partida, ya que este es un deporte bastante competitivo (sección 2.2).

## 2. Parámetros de evaluación del tablero.

- a) El balance de material (subsección 3.2.3.2).
- b) La movilidad (subsección 3.2.3.4).
- c) La seguridad del rey (subsección 3.2.3.5).
- d) La indefensión del rey del oponente, que se mide de la misma manera que el parámetro c), pero con respecto al rey del oponente.

En la Tabla 4.1 están recopiladas las etiquetas lingüísticas que se les asignaron a cada concepto, así como los valores en los que están divididos sus rangos de valores. La Figura 4.5 es el MCD que se diseñó tomando en cuenta la macroestructura de valoración emotiva y los elementos del entorno (parámetros de evaluación), y su matriz de adyacencia  $E$  se encuentra representada en la Tabla 4.2.

Lo valores de causalidad de los enlaces se calibraron para que los elementos del vector de salida convergieran en valores coherentes con el modelo propuesto. La función umbral  $S$  elegida es igual a:

$$S(\vec{c}_i) = \frac{2}{1 + e^{-5c_i}} - 1 \quad (4.1)$$

donde  $\vec{c}_i$  es el valor difuso asignado al nodo  $i$ . A esta función se le conoce como *logística bipolar* (Kosko, 1992) y ante cualquier valor de entrada en el rango  $[-\infty:\infty]$ , el valor de salida estará acotado entre  $[-1:1]$ , que es el rango utilizado para representar la fuerza de cada concepto en el MCD.

La función logística bipolar fue elegida debido a que, dentro de la caracterización del comportamiento, deseamos que la fuerza de cada concepto tenga cambios acelerados cuando el valor de entrada se encuentre en el rango medio, y que además presente saturación cuando el valor de entrada se mueva hacia los valores extremos del rango (Picard, 1997, pp. 150 a 152).

Concepto (Denotación)	Etiquetas lingüísticas
Alivio ( <i>Aliv</i> )	<i>Miedo</i> , si $-1 \leq Aliv < -0.5$ ; <i>neutro</i> , si $-0.5 \leq Aliv \leq 0.5$ ; <i>alivio</i> , si $0.5 < Aliv \leq 1$
Deseabilidad ( <i>Des</i> )	<i>Indeseable</i> , si $-1 \leq Des < -0.5$ ; <i>neutro</i> , si $-0.5 \leq Des \leq 0.5$ ; <i>deseable</i> , si $0.5 < Des \leq 1$
Excitación ( <i>Exc</i> )	<i>Reposo</i> , si $-1 \leq Exc < -0.5$ ; <i>neutro</i> , si $-0.5 \leq Exc \leq 0.5$ ; <i>excitado</i> , si $0.5 < Exc \leq 1$
Balace de mate- rial ( <i>BM</i> )	<i>Desventaja</i> , si $-1 \leq BM < -0.5$ ; <i>empate</i> , si $-0.5 \leq BM \leq 0.5$ ; <i>ventaja</i> , si $0.5 < BM \leq 1$
Movilidad ( <i>Mov</i> )	<i>Inmóvil</i> , si $-1 \leq Mov \leq 0$ ; <i>móvil</i> , si $0 < Mov \leq 1$
Seguridad del rey ( <i>SegR</i> )	<i>Indefenso</i> , si $-1 \leq SegR < -0.5$ ; <i>neutro</i> , si $-0.5 \leq SegR \leq 0.5$ ; <i>seguro</i> , si $0.5 < SegR \leq 1$
Indefensión del rey del oponente ( <i>IndROp</i> )	<i>Seguro</i> , si $-1 \leq IndROp < -0.5$ ; <i>neutro</i> , si $-0.5 \leq IndROp \leq 0.5$ ; <i>indefenso</i> , si $0.5 < IndROp \leq 1$

Cuadro 4.1: Conceptos incluidos en el MCD.

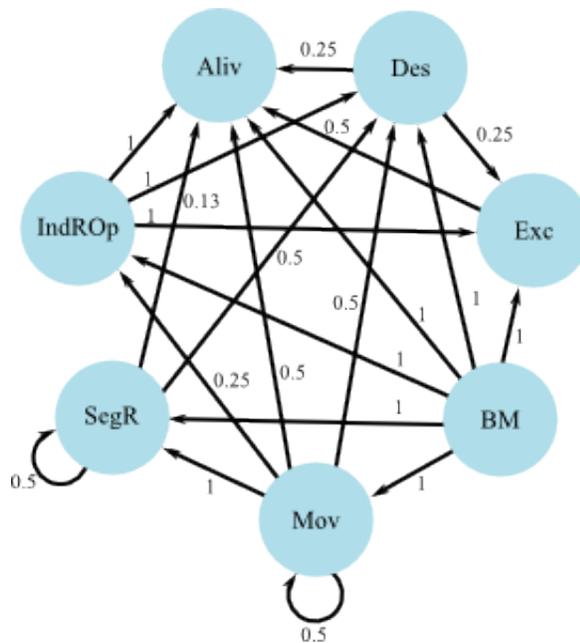


Figura 4.5: Grafo que representa el mapa cognitivo difuso creado a partir del modelo.

Desde/Hacia	Des	Aliv	Exc	BM	Mov	SegR	IndR Op
Des	0	0.25	0.25	0	0	0	0
Aliv	0	0	0	0	0	0	0
Exc	0	0.5	0	0	0	0	0
BM	1	1	1	0	1	1	1
Mov	0.5	0.5	0	0	0.5	1	0.25
SegR	0.5	0.13	0	0	0	0.5	0
IndR Op	1	1	1	0	0	0	0

Cuadro 4.2: Matriz de adyacencia del mapa cognitivo difuso de la figura 4.5.

#### 4.2.4. Obtención de los valores de entrada del modelo

Para hacer la interpretación de la posición actual del tablero y obtener valores que puedan ser introducidos al MCD, se obtuvieron una serie de funciones de membresía, que mapean las magnitudes medidas de los parámetros de evaluación del tablero a valores difusos. Para obtener estas funciones, se hizo uso de la *metodología estadística multifase*, descrita en Li y Yen (1995).

Esta metodología consiste en lo siguiente. A una población de  $n$  individuos, se les pide que particionen un dominio en  $m$  partes, cada una correspondiente a uno de los  $m$  conjuntos difusos que se desean establecer para el dominio.

Por ejemplo: un individuo  $p_1$  establece que la edad de una persona joven se encuentra en el rango  $[18,29]$ . Cualquier valor de edad  $x$  que se encuentre dentro de ese rango pertenece al conjunto difuso *juventud*. Li y Yen lo denotan del siguiente modo:

$$A(x, p_1) = \begin{cases} 1, & \forall x \in [18, 29] \\ 0, & \forall x \notin [18, 29] \end{cases}$$

donde  $A(x, p_1)$  es el grado de membresía, establecido por  $p_1$ , del valor  $x$  al conjunto difuso *juventud*. Para un individuo  $p_2$  que considere que una persona joven tiene entre 16 y 34 años, el grado de membresía de una edad  $x$  al conjunto difuso *juventud* sería:

$$A(x, p_2) = \begin{cases} 1, & \forall x \in [16, 34] \\ 0, & \forall x \notin [16, 34] \end{cases}$$

Después de obtener  $n$  particiones del dominio como las mostradas en los ejemplos, el grado de membresía de  $x$  al conjunto difuso  $A$  se obtiene de la siguiente manera:

$$\mu_A(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n A(x, p_i)$$

donde  $\mu_A(x)$  es el grado de membresía de  $x$  al conjunto difuso  $A$  (Li y Yen, 1995).

Se obtuvieron funciones de membresía para los siguientes parámetros de evaluación del tablero: a) *balance de material*, b) *movilidad*, c) *escudo de peones* y

d) *reotropía*. Los conjuntos difusos para estos parámetros están listados en la Tabla 4.1. Los parámetros c y d forman parte de los parámetros de *seguridad del rey* y de *indefensión del rey del oponente* (subsección 3.2.3.5); los dominios de los parámetros b y c son divididos en los mismos conjuntos difusos en los que están divididos los dominios de seguridad del rey e indefensión del rey opuesto. Para obtener el valor difuso de la seguridad del rey, se efectúa una operación AND difusa entre los grados de membresía de escudo de peones y reotropía. Se eligió la operación AND porque para medir la seguridad del rey, se tienen que considerar ambos aspectos. De manera análoga se hace con el parámetro de indefensión del rey del oponente.

Con el fin de obtener las particiones de los dominios de los parámetros, y después las funciones de membresía correspondientes de acuerdo a la metodología descrita, se llevaron a cabo entrevistas a estudiantes de bachillerato que participaban en un torneo de ajedrez. El cuestionario usado para cada entrevista se encuentra en el apéndice A.

Las salidas de las funciones de membresía se ingresan en el vector de estado del MCD, antes de iniciar la ejecución de este último.

#### 4.2.5. Selección de la meta activa a partir de los valores de salida del modelo

Para seleccionar la meta activa, se toma el estado de salida del MCD y se interpreta. De entre el conjunto de metas que están en la macro-estructura, se eligieron las que pueden ser alcanzadas por medio de variaciones en los parámetros de evaluación. Las metas consideradas se encuentran en la Tabla 4.3. En la columna en donde se indican las condiciones de activación, están valores de salida que debe presentar la salida del modelo para que dicha meta sea activada.

### 4.3. Modificaciones a la función de evaluación

#### 4.3.1. Replanteamiento de la función de evaluación

La elicitación de emociones en un individuo afecta la evaluación que hace de su entorno: emociones incrementa la importancia de ciertos aspectos de ese entorno (Loewenstein et al., 2001; Loewenstein y Lerner, 2003). Este efecto ayuda a que enfoque su atención en esos aspectos, ya que son más importantes para el alcance de sus metas (Simon, 1967; Hanoch, 2002).

Es necesario formular la función de evaluación para que, de acuerdo a la meta activa en el agente y a la intensidad de la emoción determinada por el modelo cognitivo, la magnitud de los parámetros se incremente o decremente, de tal manera que tengan más incidencia en el resultado de la función de evaluación. La función de evaluación del tablero se reformuló de la siguiente manera:

Meta	Condiciones de activación	Acción	Parámetros de evaluación relevantes para alcanzar esta meta
Alcanzar una posición segura	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Seguridad del rey: inseguro.</li> </ul>	Defender al rey y hacer que llegue a una posición segura y evitar que el número de movimientos se reduzca para tener opciones de escape.	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Seguridad del rey</li> <li>▪ Movilidad</li> </ul>
Ganar ventaja	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Balance de material: neutral o desventaja.</li> <li>▪ Seguridad del rey: neutral o seguro.</li> </ul>	Aumentar el balance de material. Es la meta que el agente buscará por defecto.	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Balance de material</li> </ul>
Buscar el mate	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Balance de material: ventaja.</li> <li>▪ Seguridad del rey: neutral o seguro.</li> </ul>	Aumentar el número de casillas atacadas alrededor del rey del oponente y acercar las piezas a dicho rey.	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Indefensión del rey opuesto</li> </ul>

Cuadro 4.3: Metas activas que persigue el agente durante una partida.

Parámetro de evaluación	Límite superior ( $p_{max}$ )	Límite inferior ( $p_{min}$ )	Magnitud del rango (ran $p$ )
Balance de material	4075	-4075	8150
Movilidad	137	0	137
Seguridad del rey	64	-115.5	179.5
Indefensión del rey del oponente	115.5	-64	179.5
Total	4391.5	-4254.5	8646

Cuadro 4.4: Límites de los rangos de valores de los parámetros de evaluación del tablero.

$$f_{eval}(P, \varepsilon, R_{Act}) = \sum_{i=1}^n (1 + r_i \varepsilon) p_i \quad (4.2)$$

Donde:

- $P$  es el conjunto de los  $n$  parámetros de evaluación del tablero  $p_i$ .
- $\varepsilon$  es la intensidad de la emoción en el agente, que es uno de los conceptos representados en el MCD (subsección 4.2.3).
- $R_{Act}$  es el conjunto de los factores  $r_i$ , a los cuales se les denominó como *factores de relevancia*, y que están asociados a la meta activa en el agente. A través de éstos se modifica la magnitud de cada parámetro, la cual se puede anular o magnificar, de acuerdo a la meta activa en el agente.

### 4.3.2. Estimación de los factores de relevancia

El factor de relevancia representa el efecto de la deformación de la evaluación debido al estado emocional. A cada meta activa estarán asociados factores de relevancia para cada parámetro de evaluación. Para estimar un factor de relevancia  $r_i$ , se establece la proporción  $\eta_i$  deseada para el parámetro de evaluación  $p_i$  en la función de evaluación;  $\eta_i$  es equivalente a:

$$\eta_i = \frac{\mathbf{ran} p_i}{\sum^n \mathbf{ran} p_i} \quad (4.3)$$

$\mathbf{ran} p_i$  denota el rango del parámetro  $p_i$ . La medición de cada parámetro de evaluación está contenida en un rango de valores finito. Los parámetros dependen del número de piezas presentes y/o del número de casillas que contiene el tablero, los cuales son finitos. Se estimó para cada parámetro  $p_i$  los límites de su rango de valores, estos límites están recopilados en la Tabla 4.4.

Parámetros de evaluación	Alcanzar posición segura		Ganar ventaja		Encerrar rey del oponente	
	Proporciones deseadas	Factores de relevancia	Proporciones deseadas	Factores de relevancia	Proporciones deseadas	Factores de relevancia
Balance de Material	20 %	-0.78782	50 %	-0.46957	30 %	-0.68174
Movilidad	10 %	5.31094	20 %	11.62189	10 %	5.31094
Seguridad del rey	60 %	27.90027	20 %	8.63342	20 %	8.63342
Seguridad del rey op.	10 %	3.81671	10 %	3.81671	40 %	18.26685

Cuadro 4.5: Valores encontrados para los factores de relevancia.

La magnitud real del rango de valores de cada parámetro es denotada como  $\mathbf{ran}_0p$ ; este rango se incrementará o reducirá a una magnitud denotada como  $\mathbf{ran}_fp$ . Tenemos que:

$$\mathbf{ran}_fp = \mathbf{ran}_0p(1 + r\varepsilon) \quad (4.4)$$

Donde  $r$  es el factor de relevancia y  $\varepsilon$  es la intensidad de la emoción. Si  $\varepsilon$  es igual a 0, entonces  $\mathbf{ran}_fp = \mathbf{ran}_0p$ . Si  $r > 1$ , entonces  $\mathbf{ran}_fp$  tenderá a ser mayor que  $\mathbf{ran}_0p$ ; si  $r \leq 1$ ,  $\mathbf{ran}_fp$  tenderá a ser menor que  $\mathbf{ran}_0p$ . Para estimar  $r$ , se despeja de la ecuación (4.4):

$$r = \frac{\frac{\mathbf{ran}_fp}{\mathbf{ran}_0p} - 1}{\varepsilon} \quad (4.5)$$

Obteniendo el rango deseado  $\mathbf{ran}_fp_i$  a partir de (4.3), y sustituyéndola en (4.5), tenemos que:

$$r_i = \frac{\frac{\eta_i \sum_{j=1}^n \mathbf{ran}_0p_j}{\mathbf{ran}_0p_i} - 1}{\varepsilon} \quad (4.6)$$

Para cada meta activa se establecen las proporciones deseadas para cada parámetro en un valor de intensidad de la emoción, y usando (4.6), se estiman los factores de relevancia con los que se obtendrán dichas proporciones. En la tabla 4.5 están resumidos los valores que se obtuvieron como factores, de acuerdo a las proporciones especificadas por cada meta planteada en la Tabla 4.3 y por cada parámetro. A cada parámetro de evaluación se le asignó una proporción del peso que debía tener en la función de evaluación; esto se hizo por cada una de las metas planteadas .



## Capítulo 5

# Pruebas y resultados

### 5.1. Implementación del motor de ajedrez Deep Feeling

#### 5.1.1. Descripción del sistema

##### 5.1.1.1. Sistema en donde está basado el motor de ajedrez

El modelo obtenido en el capítulo anterior fue implementado en un motor de ajedrez, al cual se le nombró como *Deep Feeling*. Este motor está basado en otro motor llamado *Chess App*, el cual es de código abierto y está disponible en línea<sup>1</sup>. Se reusó parte del código de *Chess App*, y se le incorporó el MCD en donde está encapsulado el modelo cognitivo, las funciones de membresía para obtener de la posición del tablero los valores de entrada del MCD y los factores de relevancia para cada meta; además se modificó su función de evaluación tal como está en la ecuación 4.2. En la Figura 5.1 está el diagrama esquemático de este sistema.

---

<sup>1</sup><http://english.op.org/~peter/ChessApp/>

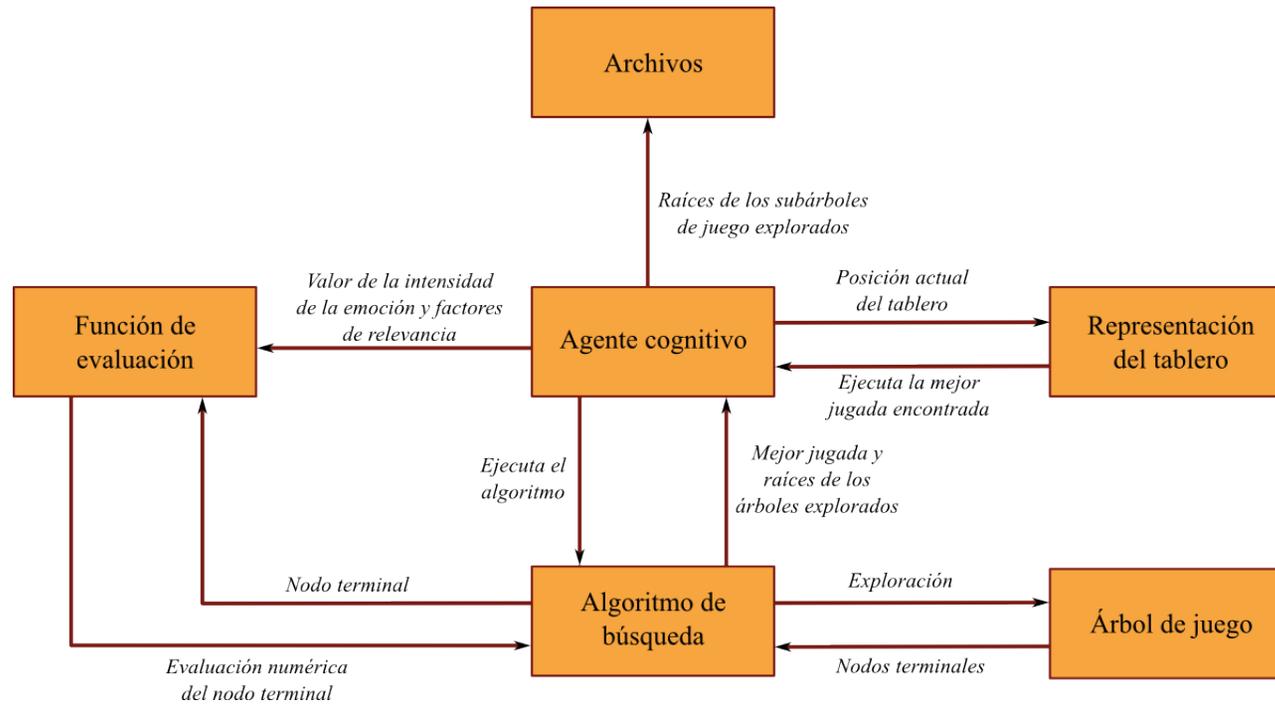


Figura 5.1: Diagrama esquemático de Deep Feeling.

### 5.1.1.2. Algoritmo de búsqueda

El algoritmo de búsqueda incluido en Deep Feeling se llama *Negascout*, el cual es una mejora al algoritmo  $\alpha - \beta$  que hace uso de una ventana mínima en sus valores de entrada (Reinefeld, 1983; sección 3.2.2.3). Como mejoras, el algoritmo de búsqueda tiene implementada una rutina de búsqueda quiescente, y la exploración se realiza de manera iterativa (ver sección 3.2.2.6) hasta que pasa un lapso de tiempo determinado por el usuario.

### 5.1.1.3. Función de evaluación

La función de evaluación de Deep Feeling está basada en la función usada en el motor de ajedrez *CPW*, el cual también es de código abierto y está disponible en línea<sup>2</sup>.

El balance de material es medido de la siguiente manera:

$$B = \sum_{i=1}^n v_i - \sum_{j=1}^m v_j$$

En donde:

- $v$  es el valor de una pieza presente en el tablero;  $v_i$  es una pieza que pertenece al programa y  $v_j$  es una pieza que pertenece al oponente.
- $n$  es el número de piezas que tiene el programa.
- $m$  es el número de piezas que tiene el oponente.

La movilidad se mide de la siguiente manera:

$$M = \sum_{i=1}^n m_i$$

En donde:

- $m_i$  es el número de casillas adonde se puede mover la pieza  $i$ .
- $n$  es el número de piezas presentes en el tablero que pertenecen al programa.

La seguridad del rey será evaluada de este modo:

$$S = h - r$$

En donde:

- $S$  es la seguridad del rey.
- $h$  es la bonificación o penalización asignada al escudo de peones.

---

<sup>2</sup><http://www.marittima.pl/cpw>

- $r$  es la magnitud del reytropismo hacia el rey.

El escudo de peones se mide de la siguiente manera:

$$h = 8p_{2f} + 4p_{3f} - 8c_{ab}$$

Donde:

- $p_{2f}$  es el número de peones que se encuentran en la segunda fila, delante de rey.
- $p_{3f}$  es el número de peones en la 3 fila, delante del rey.
- $c_{ab}$  es el número de columnas abiertas junto al rey.

El reytropismo es igual a:

$$r = \sum_{i=1}^n \left( 14 - \frac{(\|c_0 - c_i\| + \|f_0 - f_i\|)}{2} \right) w_i + p_{alfil} + p_{torre}$$

En donde:

- $c_0$  es la columna en donde está colocado el rey.
- $c_i$  es la columna en donde está colocada la pieza contraria  $i$ .
- $f_0$  es la fila en donde está colocado el rey.
- $f_i$  es la fila en donde está colocada la pieza contraria  $i$ .
- $w_i$  es un factor de peso en función del tipo de la pieza contraria.
- $p_{alfil}$  es una penalización que se calcula si la pieza contraria  $i$  es un alfil.
- $p_{torre}$  es una penalización que se estima si la pieza contraria  $i$  es una torre.

El factor de peso  $w_i$  es igual a:

$$w_i = \begin{cases} \frac{5}{2} & p_i = reina \\ \frac{1}{2} & p_i = torre, alfil \\ 1 & p_i = caballo \end{cases}$$

La penalización del alfil es igual a 3, si el rey se encuentra en la misma diagonal; 2, si se encuentra a una diagonal de distancia; 1, si se encuentra a 2 diagonales de distancia. La penalización de la torre es igual a 4, si se encuentra en una columna abierta junto al rey. La indefensión del rey del oponente se estimará de la misma manera que la seguridad del rey, pero con el signo contrario.

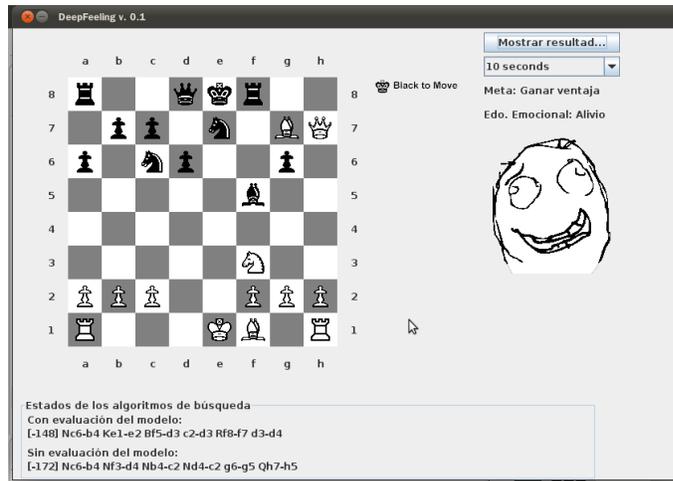


Figura 5.2: Interfaz de Deep Feeling.

	Entrada	Concepto	Salida	Concepto
Deseabilidad	-0.00225765...	Neutral	-0.00225765...	Neutral
Alivio	-0.23145526...	Neutral	-0.23145526...	Neutral
Excitación	-0.00401487...	Neutral	-0.00401487...	Neutral
Bal. de Mat.	-1.0	Desventaja	-4.67526970...	Empate
Movilidad	1.0	Movible	4.675269700...	Movible
Seg. del Rey	0.0	Neutral	-4.19664303...	Neutral
Ins. del Rey Op.	1.0	Seguro	4.675269740...	Neutral

Figura 5.3: Cuadro de diálogo con los valores de entrada y salida del MCD.

#### 5.1.1.4. Interfaz del sistema

En la interfaz del sistema se muestran: a) el tablero, b) indicadores de la salida del modelo cognitivo, y c) indicadores de la salida de los algoritmos de búsqueda (Fig. 5.2). En la parte de la derecha se encuentran: (1) un botón que se llama *Mostrar resultados*, y que despliega un cuadro de dialogo en donde están los valores de entrada y salida al MCD (Fig. 5.3); (2) un menú desplegable para seleccionar el tiempo que tardará el programa en buscar la mejor jugada, de esta manera se controla la profundidad de la exploración; (3) un par de etiquetas que muestran la meta activa y el estado emocional elicitado, según el agente; y (4) un avatar para el programa: el conjunto de avatares que se muestra en la interfaz está en la Figura 5.4. Por defecto, el usuario juega con las piezas blancas. En la parte de abajo de la interfaz se muestran los movimientos correspondientes al mejor camino explorado en el árbol de juego; los movimientos están escritos en la notación algebraica de movimientos.



Figura 5.4: Conjunto de avatares usados para representar el estado emocional del agente. Debajo de cada uno de ellos se encuentra la condición bajo la cual se mostrarán en la interfaz (usualmente el valor de *Aliv* en el vector de estados del MCD (subsección 4.2.3)) Estos avatares son de dominio público.

### 5.1.2. Funcionamiento del sistema

Después de que es ejecutado, Deep Feeling espera a que el jugador realice una jugada para poder analizar la posición resultante del tablero usando las funciones de membresía para cada parámetro de evaluación, y determinar a qué conjunto difuso pertenece la magnitud de cada parámetro. De acuerdo al conjunto al que pertenece, se selecciona el respectivo valor de cada parámetro en el vector de estado del MCD (ver subsección 4.2.4). A partir del vector de estado actual, se selecciona la meta activa (ver subsección 4.2.5). Por último, se ejecuta el MCD y se obtiene el nuevo vector de estado, en donde está representado el estado emocional resultante de la situación actual del tablero.

Una vez que está determinado el estado emocional, se ejecuta en dos hilos concurrentes el algoritmo de búsqueda. La diferencia entre las dos corridas es que en uno de esos hilos se ejecuta la función de evaluación sin tomar en cuenta el estado emocional, y en el otro si se toma en cuenta. Ésto es: en el primer caso, el valor de la intensidad de la emoción siempre es igual 0, y así en la función de evaluación se obtiene la estimación numérica normal de los parámetros; en el segundo, el valor de la intensidad de la emoción es igual al valor correspondiente en el vector de estado del MCD, y este valor junto con los factores de relevancia hace que varíen las estimaciones numéricas de los parámetros (ver subsección 4.3.1). El árbol de juego explorado por cada búsqueda es guardado para su comparación. La jugada seleccionada por la búsqueda que toma en cuenta el estado emocional es la que es ejecutada por el sistema.

## 5.2. Resultados de las pruebas realizadas

### 5.2.1. Información recopilada

Para analizar el comportamiento del modelo durante una partida, se recolectaron datos del comportamiento del agente por cada jugada realizada, y datos de cómo fue explorado el árbol de juego, con y sin el modelo. Los primeros se usaron para observar si la salida arrojada por el modelo era coherente con la posición actual del tablero; los segundos se usaron para comparar cómo se llevaba a cabo la exploración con y sin el modelo, y verificar si la función de evaluación con el modelo hacía que el programa eligiese una jugada acorde a la meta elegida en la posición actual.

Por cada jugada durante la partida, se guardaron los siguientes datos: la jugada realizada por el usuario, la posición actual del tablero, el vector de estado del MCD antes y después de ejecutar el modelo, la meta activa, y la jugada elegida de acuerdo a la búsqueda con el modelo.

En cada corrida del algoritmo de búsqueda, se guardaban los siguientes datos:

- En cada nodo interno del árbol: el número en el orden de este nodo entre sus hermanos, su profundidad en el árbol de juego, la jugada correspon-

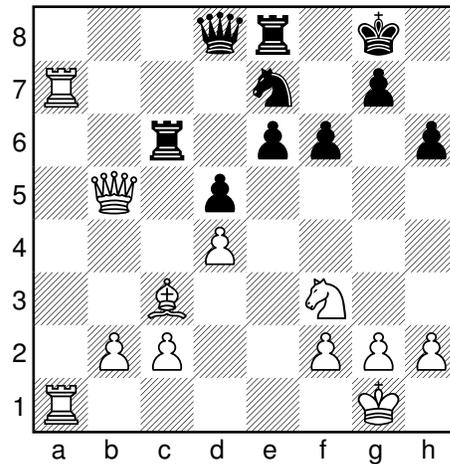


Figura 5.5: Posición del tablero, después de la jugada 21 de las blancas, partida No. 1.

diente a la rama que se dirige a él, su evaluación numérica, el número de ramas que salen de él y el número de la rama elegida.

- En cada nodo terminal del árbol: el número en el orden de este nodo entre sus hermanos, su profundidad en el árbol de juego, la jugada correspondiente a la rama que se dirige a él, su evaluación numérica total, y la de cada parámetro de evaluación.

## 5.2.2. Análisis de la exploración del árbol de juego por cada meta activa

### 5.2.2.1. Caso 1

En la partida No 1 se muestra cómo actúa el sistema cuando la meta denominada *Alcanzar una posición segura* está activa (ver subsección 4.2.5). En la Figura 5.5 se muestra la posición del tablero después de la jugada No. 21 de las blancas. En la tabla 5.1 se muestran los valores de entrada y de salida del MCD. La posición es insegura para las negras ya que por las columnas A y B del tablero, las torres y la reina blancas pueden entrar y atacar a las negras. De acuerdo a las condiciones presentes en el vector de entrada, la meta de *Alcanzar una posición segura* se activa.

De acuerdo a los factores de relevancia, la seguridad del rey es el parámetro de evaluación al que se le da mayor peso en la función de evaluación. Las ramas exploradas por el algoritmo de búsqueda, con y sin el modelo, se muestran en las Figuras 5.6 y 5.7 respectivamente; en ambos casos se seleccionó una jugada distinta. La jugada seleccionada con el modelo, ... ♔c8, retrasa el avance de la

	Alivio	Deseabilidad	Excitación	Balance de Material	Movilidad	Seguridad del rey	Indefensión del rey opuesto
Entrada	-0.7001 (Miedo)	- $1.8853 \times 10^{-5}$ (Neutral)	-0.1783 (Neutral)	-1.0 (Desventaja)	1.0 (Movable)	1.0 (Seguro)	1.0 (Seguro)
Salida	-0.7001 (Miedo)	-1.574 $\times 10^{-7}$ (Neutral)	-0.1783 (Neutral)	-0.0016 (Empate)	0.0016 (Movable)	0.0016 (Neutral)	0.0016 (Neutral)

Cuadro 5.1: Vectores de entrada y de salida al MCD, jugada 21, turno de las negras, partida 1.

21 ... ♔c8  
 22 ♔b7 ♔x b7  
 23 ♖x b7 g6

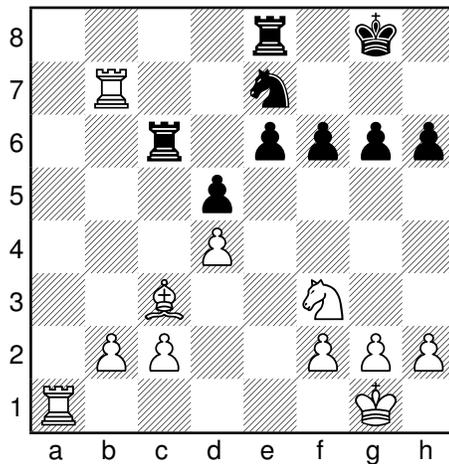


Figura 5.6: Secuencia de movimientos, correspondientes a la mejor rama explorada en el árbol de juego con el agente activo. También se muestra la posición del tablero correspondiente al nodo terminal de dicha rama.

21	...	♖b6
22	♔d7	♔xd7
23	♖xd7	♖c6
24	♖aa7	

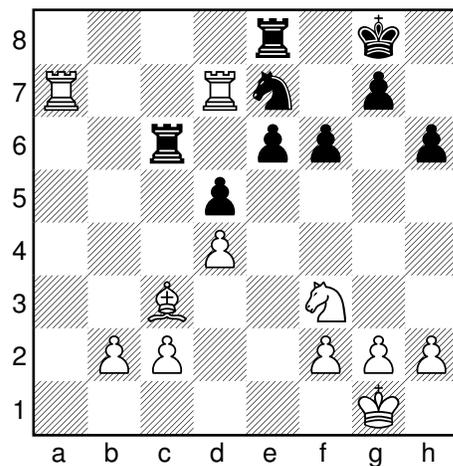


Figura 5.7: Secuencia de movimientos, correspondientes a la mejor rama explorada en el árbol de juego con el agente inactivo. También se muestra la posición del tablero correspondiente al nodo terminal de dicha rama.

	Mejor nodo encontrado en la búsqueda sin el modelo	Mejor nodo encontrado en la búsqueda con el modelo
Balance de material	-518	563.4
Movilidad	7	0.63
Seguridad del rey	36	-202.75
Indefensión del rey opuesto	53	10.22
Total	-422	371.5

Cuadro 5.2: Valores numéricos de los parámetros de evaluación, obtenidos en los mejores nodos encontrados en cada búsqueda (caso 1).

reina blanca y las torres blancas por el flanco derecho de las negras, de acuerdo a los movimientos de la mejor rama explorada con el modelo. La mejor jugada seleccionada sin el modelo, ... ♖b6, deja descubierta la casilla D7, a la cual se mueve la reina blanca; unos movimientos más adelante, la reina negra captura a la blanca, y a su vez una torre blanca captura a la negra, dejando a las negras en una situación con desventaja material. Los valores numéricos de los parámetros de evaluación, obtenidos en los dos nodos terminales de estas ramas, están en la Tabla 5.2. El valor numérico de la seguridad del rey en la mejor rama encontrada, tomando en cuenta el modelo, tiene una mayor proporción numérica que este valor en la mejor rama sin tomar en cuenta el modelo.

La mejor rama explorada por el algoritmo con el modelo, fue podada cuando no estaba activo el modelo en la búsqueda. Es decir, los valores numéricos de los nodos terminales que se encuentran en el subárbol en donde está dicha rama, no son mejores que los subárbol en donde se encuentra la rama que si fue explorada y que resulto la elegida cuando no estaba activo el modelo.

#### 5.2.2.2. Caso 2

En la partida No. 2 se observa cómo se comporta el sistema cuando se activa la meta de *Ganar ventaja* (ver subsección 4.2.5). En esta meta, el sistema busca que el balance de material se encuentre a su favor. Los factores de relevancia elegidos para esta meta son los siguientes: balance de material: 50 %, movilidad: 20 %, seguridad del rey: 20 %, e indefensión del rey del oponente: 10 %; el balance de material tendrá más peso en la evaluación del estado del tablero.

En la posición del tablero mostrada en la figura 5.8, la cual corresponde al turno 28 de las negras. Los valores de entrada y salida del vector de estado del MCD se muestran en la Tabla 5.3. Las mejores ramas exploradas, con y sin el modelo, están en las Figuras 5.9 y 5.10 respectivamente. Los valores obtenidos para los parámetros de evaluación de los dos mejores nodos están en el Cuadro 5.4.

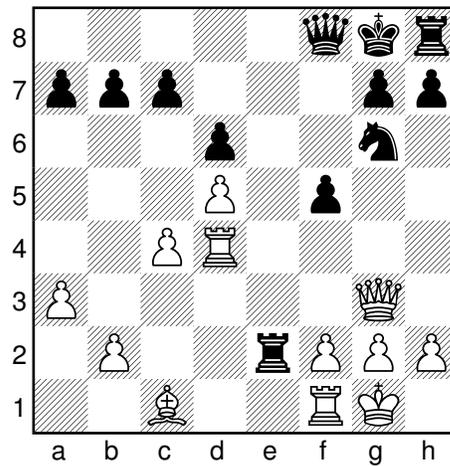


Figura 5.8: Posición del tablero después de la jugada 28 de las blancas, partida No. 2.

	Alivio	Deseabilidad	Excitación	Balance de Material	Movilidad	Seguridad del rey	Indefensión del rey opuesto
Entrada	0.8439 (Alivio)	0.2302 (Neutral)	0.1710 (Neutral)	0.0 (Empate)	1.0 (Movable)	1.0 (Seguro)	1.0 (Seguro)
Salida	0.8439 (Alivio)	0.2302 (Neutral)	0.1710 (Neutral)	0.0 (Empate)	$6.8029 \times 10^{-6}$ (Movable)	0.0031 (Neutral)	-0.0031 (Neutral)

Cuadro 5.3: Vectores de entrada y salida del MCD, en la posición del tablero correspondiente a la jugada No. 28 de las negras, partida 2.

	Mejor nodo encontrado en la búsqueda sin el modelo	Mejor nodo encontrado en la búsqueda con el modelo
Balance de material	-886	-1140.45
Movilidad	-1	11.95
Seguridad del rey	37	81.71
Indefensión del rey opuesto	67	107.41
Total	-785	-939

Cuadro 5.4: Valores numéricos de los parámetros de evaluación, obtenidos en los mejores nodos encontrados en cada búsqueda (caso 2).

28                   ...                   ♔f7  
 29                   ♔d3                   ♖x b2  
 30                   ♙x b2                   ♔x d5  
 31                   c x d5

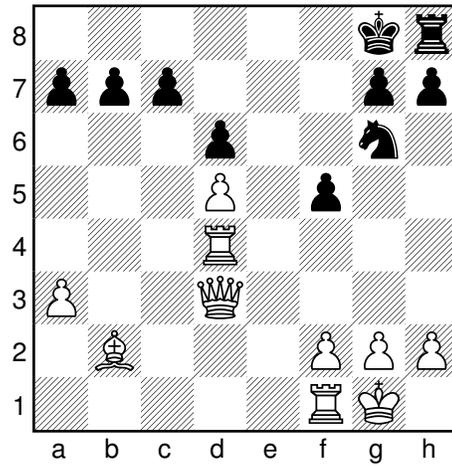


Figura 5.9: Secuencia de movimientos, correspondientes a la mejor rama explorada en el árbol de juego con el agente activo. También se muestra la posición del tablero correspondiente al nodo terminal de dicha rama.

28	...	♔f6
29	♔d3	♖e7
30	♖d1	♗e5
31	♔xf5	♔xf5

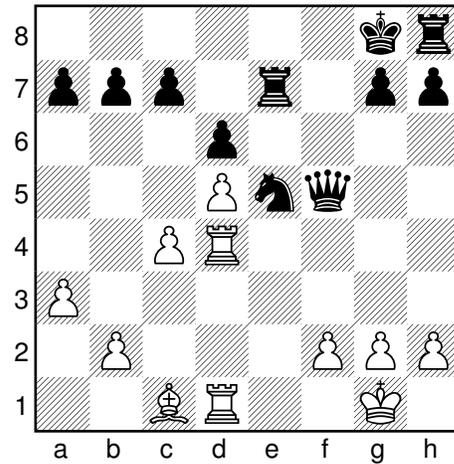


Figura 5.10: Secuencia de movimientos, correspondientes a la mejor rama explorada en el árbol de juego con el agente inactivo. También se muestra la posición del tablero correspondiente al nodo terminal de dicha rama.

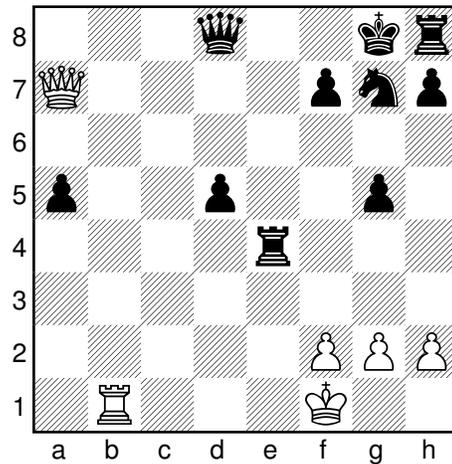


Figura 5.11: Posición del tablero, después de la jugada No. 40 de las blancas.

	Alivio	Deseabilidad	Excitación	Balace de Material	Movilidad	Seguridad del rey	Indefensión del rey opuesto
Entrada	0.8437 (Alivio)	0.2297 (Neutral)	0.1707 (Neutral)	1.0 (Ventaja)	1.0 (Movible)	1.0 (Seguro)	1.0 (Seguro)
Salida	0.8437 (Alivio)	0.2297 (Neutral)	0.1707 (Neutral)	$3.3836 \times 10^{-6}$ (Empate)	$3.3836 \times 10^{-6}$ (Movible)	0.0031 (Neutral)	-0.0031 (Neutral)

Cuadro 5.5: Vectores de entrada y de salida al MCD, jugada 40, turno de las negras, partida 3.

### 5.2.2.3. Caso 3

En la partida No. 3, en la jugada 40 de las negras, se observa cómo se comporta el sistema cuando se activa la meta de *Encerrar al rey* (ver subsección 4.2.5). En esta posición, las negras tienen ventaja material sobre las blancas de 1 peón y un caballo, y además la posición del rey blanco es insegura, ya que con que se coloque la reina negra sobre la fila 1 le hace jaquemate. En el caso del rey negro, todavía tiene la posibilidad de ser protegido por el caballo en g7, el cual podría moverse a e8 y evitar cualquier ataque de la reina y la torre blancas.

Cuando esta meta está activa, el sistema le da más peso el parámetro de indefensión del rey del oponente (40 %, según las proporciones de la Tabla 4.5). La posición del tablero en ese instante es la que se muestra en la Figura 5.11. La

40                   ...                   ♖e8  
 41                   ♜b5                   ♜d6  
 42                   ♞×a5                  ♞×h2  
 43                   ♜×d5

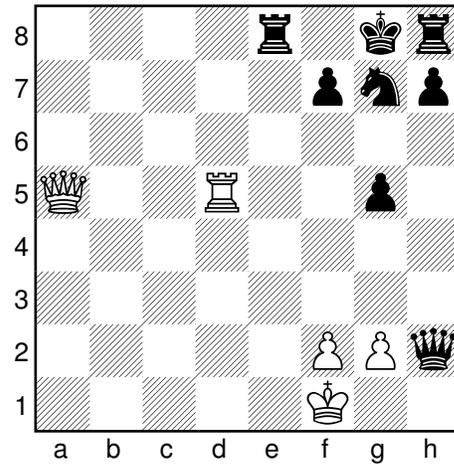


Figura 5.12: Secuencia de movimientos, correspondientes a la mejor rama explorada en el árbol de juego con el agente activo. También se muestra la posición del tablero correspondiente al nodo terminal de dicha rama.

40	...	♖c4
41	♔g1	d4
42	♚a6	♖b4
43	♜xb4	a×b4

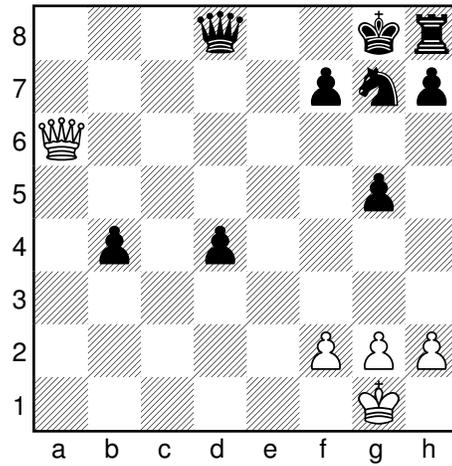


Figura 5.13: Secuencia de movimientos, correspondientes a la mejor rama explorada en el árbol de juego con el agente inactivo. También se muestra la posición del tablero correspondiente al nodo terminal de dicha rama.

	Mejor nodo encontrado en la búsqueda sin el modelo	Mejor nodo encontrado en la búsqueda con el modelo
Balance de material	-518	563.4
Movilidad	7	0.63
Seguridad del rey	36	-202.75
Indefensión del rey opuesto	53	10.22
Total	-422	371.5

Cuadro 5.6: Valores de los parámetros de evaluación obtenidos en los mejores nodos terminales de cada rama.

entrada y salida del MCD se encuentra en la tabla 5.5. La jugada seleccionada por el algoritmo con el modelo fue ... ♖e8; sin el modelo la jugada seleccionada fue ... ♗c4. Las ramas exploradas, con y sin el agente activo, se muestran en las Figuras 5.12 y 5.13 respectivamente. En la tabla 5.6 están los valores de los parámetros de evaluación obtenidos en los nodos terminales de cada rama.

De acuerdo a la rama explorada con el modelo, después de que se mueve la torre negra a e8, la reina negra se adelanta a d6 y de allí se mueve a h2; en suma, *encierran al rey blanco* en f1. Al moverse la torre negra a e8 también evita que la reina blanca ataque al rey negro, y al mismo tiempo evita que escape el rey. De acuerdo a la rama explorada sin el modelo, después de que se mueve la torre negra a c4, el peón negro en d5 se adelanta a d4, siendo protegido tanto por la torre y la reina negras. Pero la reina blanca se mueve a b6 y ataca a la reina negra. Lo que ocurre después en esa rama es que la torre negra se mueve a d4, desde donde ataca a la torre y reina negras al mismo tiempo. La rama termina con la captura de la torre negra por parte de la torre blanca, y posteriormente de la torre blanca por el peón negro en a5. En este segundo caso, las negras quedan en una situación desventajosa porque la reina negra queda a merced de la reina blanca. En este caso, el programa reaccionó mejor cuando el modelo estaba activo.

## Capítulo 6

# Conclusiones

Uno de los propósitos de cualquier trabajo relacionado con Inteligencia Artificial es implementar comportamientos inteligentes (tal vez sea *el propósito* de la Inteligencia Artificial). Inicialmente, por la década de los 50's y 60's del siglo pasado, se consideraba que procesos cognitivos como la interpretación del lenguaje natural, el razonamiento lógico o la resolución de problemas, eran los únicos ejemplos de inteligencia. Con el paso de las décadas, se encontró que la inteligencia no es sólo interpretar, modificar y generar símbolos, si no también responder a un entorno dinámico y complejo de procesar, tal como el Universo dentro del cual estamos. Actualmente, el implementar comportamientos inteligentes implica saber cuáles son las estrategias que sigue un agente inteligente, o los mecanismos que tiene embebidos en sí mismo, para enfrentar el entorno en donde vive con limitaciones en los recursos de los que dispone: limitaciones en el tiempo, en su capacidad de procesar información, etc.

La influencia que tienen las emociones durante la toma de decisiones es uno de esos mecanismos que permiten a un individuo procesar información de manera eficiente, ya que su atención se enfoca sólo en aspectos relevantes del entorno. A pesar de que esta misma influencia puede hacer que un individuo no tome en cuenta detalles que serían importantes para hacer una mejor elección, en general, esta influencia cumple satisfactoriamente su propósito. Basta recordar casos como los de los pacientes de Damasio (2006), personas que tardaban mucho tiempo en tomar una decisión, o ni siquiera podían tomarla, a pesar de que su capacidad de raciocinio no estaba mermada y estaban exentos de la influencia. Al parecer las emociones son un indicador que resume el estado general de un individuo con respecto a sus metas (Thagard, 2005), por lo tanto, tomar una decisión bajo su influencia es tomarla de acuerdo a un resumen de nuestra posición en el entorno. La utilidad de conocer y llevar a la implementación este tipo de fenómenos es crear sistemas artificiales que exhiban un rendimiento deseable a través de su comportamiento (Austin, Cliff, Ghanea-Hercock, y Wright, 2006). Esta propiedad de la influencia de las emociones en la toma de decisiones sería muy útil para implementar sistemas que de manera resumida reaccionen a un entorno cambiante.

El dominio elegido para probar las ideas expuestas fue el juego del ajedrez. Este juego ofrece un campo de prueba interesante, debido a la cantidad enorme de decisiones que pueden ser tomadas, de las cuales la mayoría no llevarían a un jugador al objetivo de ganar la partida y hasta son despreciables. En este proyecto se modifica la función de evaluación para que esta varíe con respecto al estado emocional del agente, el cual es determinado de acuerdo a las condiciones de su entorno (los parámetros de evaluación del tablero), pero además podrían modificarse otros elementos del motor de ajedrez para ahorrar recursos y seguir tomando una decisión aceptable. Una posibilidad sería hacer un ordenamiento de las ramas a explorar, eligiendo primero aquellas que *hicieran sentir bien* al agente (las emociones anticipatorias que comentan (Loewenstein y Lerner, 2003)); el ordenamiento previo de las ramas antes de comenzar la exploración del espacio de estados optimiza la poda que llevan a cabo los algoritmos de búsqueda (Marsland, 1992).

Este proyecto tiene aspectos que pueden mejorarse. Uno de ellos es la representación del tablero y la elección de los parámetros de evaluación, ya que los parámetros elegidos no representaban de manera fiel lo que ocurría en el tablero. La mejora en estos aspectos podría ampliar el conjunto de condiciones de activación para las diferentes metas que se encontraron en el análisis del dominio (Fig. 4.4). La activación de metas se hace en función de la salida del MCD que contiene el modelo (sección 4.2.5), y con dicha salida sólo se pueden representar las condiciones de activación de las metas que se incluyeron: *alcanzar una posición segura, ganar ventaja y buscar el mate*.

A pesar de los problemas, este programa si hace un cambio en la elección de la jugada, y este cambio es coherente con la meta activada, de acuerdo a los ejemplos mostrados. Hace falta hacer más pruebas, pero con diferentes jugadores para determinar si el programa reacciona de manera coherente con lo que arroja el modelo.

## **Apéndice A**

# **Cuestionario usado para las entrevistas**

El cuestionario que se encuentra en las siguientes páginas fue usado para particionar los dominios de los parámetros de evaluación, con el fin de obtener funciones de membresía para dichos dominios (4.2.4). Este particionamiento es requerido por la metodología usada y que está descrita en Li y Yen (1995). Dicho cuestionario fue aplicado a estudiantes de bachillerato que participaban en un torneo de ajedrez.

## Cuestionario.

El siguiente cuestionario va a servir para calibrar la función de evaluación del tablero de un programa de ajedrez. Lo que pedimos es que, de acuerdo a tu experiencia en el juego, estimes divisiones en los rangos de valores para diferentes parámetros usados en la función. Por ejemplo, si la edad de un hombre va desde 0 hasta 80 años, y dicho rango se puede dividir en *niño*, *adulto* y *anciano*, una división podría ser la siguiente:

	<b>Desde</b>	<b>Hasta</b>
<b>Niño:</b>	0	18
<b>Adulto:</b>	19	60
<b>Anciano:</b>	60	80

Asume que te encuentras a la mitad de la partida para cada una de las situaciones que se te presentaran. De antemano agradecemos tu cooperación con nuestro proyecto.

1. A las piezas se les asignan proporcionalmente los siguientes valores: el peón, 1; el caballo y el alfil, 3; la torre, 5; y la dama, 9; estos valores sirven para calcular un parámetro llamado *balance de material*. El balance de material se calcula sumando los valores de las piezas de cada jugador, y restando a nuestra suma el monto de la suma del oponente. El rango de valores para el balance de material va desde 39 (tenemos todas las piezas y el oponente ninguna) hasta -39 (el oponente tiene todas sus piezas y nosotros ninguna). Estima la división de este rango en las siguientes secciones: *ventaja*, *empate* y *desventaja*.

	<b>Desde</b>	<b>Hasta</b>
<b>Ventaja:</b>	_____	_____
<b>Empate:</b>	_____	_____
<b>Desventaja:</b>	_____	_____

2. Otro parámetro de la función es el número de jugadas útiles que tiene el programa a su favor. En promedio, se estima que en cada turno hay 35 movimientos durante una partida. Asumiendo que todas fueran útiles, el rango del número de jugadas va de 0 a 35. Divide el rango en las siguientes secciones: *restringido de movimientos* y *libre de movimientos*.

	<b>Desde</b>	<b>Hasta</b>
<b>Restringido de movimientos:</b>	_____	_____
<b>Libre de movimientos:</b>	_____	_____

3. El escudo de peones lo evaluamos de la siguiente manera (ver figura):

- Cada peón en la fila enfrente del rey vale 8 puntos.
- Cada peón en la segunda fila enfrente del rey vale 4 puntos.
- Por cada columna abierta alrededor del rey se restan 8 puntos.

	Si esta columna está abierta, se restan 8 puntos	Si esta columna está abierta, se restan 8 puntos	Si esta columna está abierta, se restan 8 puntos
	Peón = 4 puntos	Peón = 4 puntos	Peón = 4 puntos
	Peón = 8 puntos	Peón = 8 puntos	Peón = 8 puntos
		Rey	

El rango de la evaluación del escudo de peones va de -24 (las 3 columnas abiertas) a 24 (los 3 peones en las filas de enfrente). Divide el rango en las siguientes secciones: *Rey indefenso*, *neutral*, *rey seguro*.

	<b>Desde</b>	<b>Hasta</b>
<b>Rey indefenso:</b>	_____	_____
<b>Neutral:</b>	_____	_____
<b>Rey seguro:</b>	_____	_____

4. Otro parámetro que se evalúa es uno conocido como *reytropismo*, que toma en cuenta la posición de cada pieza con respecto al rey. Este parámetro representa la probabilidad de que se pueda elaborar un ataque al rey desde una casilla determinada.

Divida los diagramas del tablero que se presentan a continuación en tres secciones: *rey indefenso*, *neutro*, *rey seguro*. La condición de rey indefenso corresponde a las casillas en donde es muy posible que el rey se encuentre bajo ataque por la pieza, la de neutro se refiere a aquellas en donde la posibilidad es media, y la de rey seguro a aquellas en donde la posibilidad es baja. Cada diagrama corresponde a una pieza distinta, en cada uno está indicado dónde se encuentra el rey.

*Dé vuelta a la página.*

**Alfil (moviéndose por casillas blancas):**

	■		■		■		■
■		■		■		■	
	■		■		■		■
■		■		■		■	
	■		■		■		■
■		■		■		■	
	■		■		■		■
■		■		■		■	Rey

**Alfil (moviéndose por las casillas negras):**

	■		■		■		■
■		■		■		■	
	■		■		■		■
■		■		■		■	
	■		■		■		■
■		■		■		■	
	■		■		■		■
■		■		■		■	Rey

**Caballo**

	■		■		■		■
■		■		■		■	
	■		■		■		■
■		■		■		■	
	■		■		■		■
■		■		■		■	
	■		■		■		■
■		■		■		■	Rey

**Torre:**

	■		■		■		■
■		■		■		■	
	■		■		■		■
■		■		■		■	
	■		■		■		■
■		■		■		■	
	■		■		■		■
■		■		■		■	Rey











# Bibliografía

- Acevedo-Moreno, D. A. *Diseño de una Arquitectura para Incorporar Emociones en Videojuegos*. Proyecto Fin de Carrera, Universidad Nacional Autónoma de México, 2009.
- Adam, C., Herzig, A., y Longin, D. A logical formalization of the OCC theory of emotions. *Synthese*, 168(2):201–248, 2009.
- Adelson-Velsky, G. M., Arlazarov, V. L., Bitman, A. R., Zhivotovsky, A. A., y Uskov, A. V. Programming a Computer to Play Chess. *Russian Mathematical Surveys*, 25:221–262, 1970.
- Agujar, F. Teoría de la decisión e incertidumbre: modelos normativos y descriptivos. *Empiria, Revista de Metodología de Ciencias Sociales*, 8:139–160, 2004.
- Allais, M. Le Comportement de l'Homme Rationnel devant le Risque: Critique des Postulats et Axiomes de l'Ecole Americaine. *Econometrica*, 21(4):503–546, 1953.
- Anderson, C. J. The Psychology of Doing Nothing: Forms of Decision Avoidance Result from Reason and Emotion. *Psychological Bulletin*, 129:139–167, 2003.
- Archiles-Moubarak, A. Teoría de la utilidad esperada: una aproximación realista. Seminario, 2008.
- Ariely, D. y Loewenstein, G. The heat of the moment: the effect of sexual arousal on sexual decision making. *J. Behav. Decis. Making*, 19(2):87–98, 2006.
- Austin, J., Cliff, D., Ghanea-Hercock, R., y Wright, A. *Large-scale, Small-scale Systems*, cap. 2, págs. 34–64. Elsevier Academic Press, 2006.
- Baum, E. B. y Smith, W. D. A Bayesian approach to relevance in game playing. *Artificial Intelligence*, 97(1-2):195–242, 1997.
- Baxter, J., Tridgell, A., y Weaver, L. Learning to Play Chess Using Temporal Differences. *Machine Learning*, 40(3):243–263, 2000.
- Beal, D. F. y Smith, M. C. Learning Piece Values Using Temporal Differences. *International Computer Chess Association Journal*, 20(3):147–151, 1997.

- Bechara, A., Damasio, H., y Damasio, A. R. Emotion, Decision Making and the Orbitofrontal Cortex. *Cerebral Cortex*, 10(3):295–307, 2000.
- Bechara, A., Damasio, H., Damasio, A. R., y Lee, G. P. Different Contributions of the Human Amygdala and Ventromedial Prefrontal Cortex to Decision-Making. *The Journal of Neuroscience*, 19(13):5473–5481, 1999.
- Berliner, H. J. *Chess as problem solving: The development of a tactics analyzer*. Tesis Doctoral, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, Estados Unidos, 1974.
- Bianchi-berthouze, N. y Kleinsmith, A. A categorical approach to affective gesture recognition. *Connection Science*, 15(4):259–269, 2003.
- Bilalić, M., McLeod, P., y Gobet, F. Personality profiles of young chess players. *Personality and Individual Differences*, 42(6):901–910, 2007.
- Birmingham, J. A. y Kent, P. Tree-searching and tree-pruning techniques. págs. 123–128, 1988.
- Cahn, J. The Generation of Affect in Synthesized Speech. *Journal of the American Voice I/O Society*, 8:1–19, 1990.
- Charness, N. Human chess skill. En Frey, P. W., ed., *Chess Skill in Man and Machine*, Texts and Monographs in Computer Science, cap. 2, págs. 34–53. Springer-Verlag, Nueva York, EUA, 1977.
- Charness, N., Tuffiash, M., y Jastrzembski, T. Motivation, Emotion, and Expert Skill Acquisition. En Dai, D. Y. y Sternberg, R. J., eds., *Motivation, Emotion, and Cognition: Integrative Perspectives on Intellectual Functioning and Development*, The Educational Psychology, cap. 11, págs. 299–320. Lawrence Erlbaum Associates, Mahwah, New Jersey, Estados Unidos, 2004.
- Chelminski, R. This Time It's Personal: Humankind battles to reclaim the chess-playing championship of the world. *Wired*, 9(10), 2001.
- Chess Programming Wiki. King Safety. Publicado en línea: <http://chessprogramming.wikispaces.com/King+Safety>.
- Chung, S. J. An acoustic and perceptual study on the emotive speech in Korean and French. En Elenius, K. y Branderud, P., eds., *Proceedings of the XIIIth International Congress of Phonetic Sciences: ICPhS 95*, tomo 1, págs. 266–269. Universidad de Estocolmo, 1995.
- Czerlinski, J., Gigerenzer, G., y Goldstein, D. G. How good are simple heuristics? En Gigerenzer, G., Todd, P. M., y Gerd Gigerenzer, A. R., eds., *Simple Heuristics That Make Us Smart*, Evolution and Cognition, págs. 97–118. Oxford University Press, Nueva York, Estados Unidos, 1999.
- Damasio, A. R. *El Error de Descartes*. Editorial Crítica, Barcelona, Cataluña, España, 2006.

- Davitz, J. R., ed. *The Communication of Emotional Meaning*. McGraw-Hill series in psychology. McGraw-Hill Book Company, 1964.
- De Groot, A. D. *Thought and choice in chess*. Mouton, La Haya, Holanda, 1965.
- Degroot, D. y Broekens, J. Using Negative Emotions to Impair Gameplay. En Heskes, T. M., Lucas, P. J. F., Vuurpijl, L. G., y Wiegerinck, W. A., eds., *15th Belgium-Netherlands Artificial Intelligence Conference*. Nijmegen, Holanda, 2003.
- Dickson, H. W. y McGinnies, E. Affectivity in the Arousal of Attitudes as Measured by Galvanic Skin Response. *The American Journal of Psychology*, 79(4), 1966.
- Ekman, P., Freisen, W. V., y Ancoli, S. Facial signs of emotional experience. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39(6):1125–1134, 1980.
- Ekman, P. y Friesen, W. V. Measuring facial movement. *Journal of Nonverbal Behavior*, 1(1):56–75, 1976.
- Elster, J. *Solomonic judgements : studies in the limitations of rationality*. Cambridge University Press ; Editions de la Maison des sciences de l'homme, 1989.
- Essa, I. A. *Analysis, Interpretation and Synthesis of Facial Expressions*. Tesis Doctoral, MIT Media Lab, 1995.
- Essa, I. A. y Pentland, A. P. Facial Expression Recognition using a Dynamic Model and Motion Energy. En *IEEE International Conference on Computer Vision*, págs. 360–367. IEEE Computer Society, 1995.
- Essa, I. A. y Pentland, A. P. Coding, analysis, interpretation, and recognition of facial expressions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(7):757–763, 1997.
- Fine, R. *Psicología del jugador de ajedrez*. Ediciones Martínez Roca, Barcelona, España, 1974.
- Frey, P. W. An introduction to computer chess. En Frey, P. W., ed., *Chess Skill in Man and Machine*, Texts and Monographs in Computer Science, cap. 3, págs. 54–81. Springer-Verlag, Nueva York, EUA, 1977.
- Frisch, D. y Clemen, R. T. Beyond expected utility: Rethinking behavioral decision research. *Psychological Bulletin*, 116(1):46–54, 1994.
- Gobet, F. y Charness, N. Expertise in chess. En Gobet, F. y Charness, N., eds., *Chess and games. Cambridge handbook on expertise and expert performance*, págs. 523–538. Cambridge University Press, Cambridge, Massachusetts, USA, 2006.
- Grabner, R. H., Stern, E., y Neubauer, A. C. Individual differences in chess expertise: a psychometric investigation. *Acta psychologica*, 124(3):398–420, 2007.

- Greenblatt, R. D., Eastlake, D. E., y Crocker, S. D. The Greenblatt chess program. En *AFIPS '67 (Fall): Proceedings of the November 14-16, 1967, fall joint computer conference*, págs. 801–810. ACM, New York, NY, USA, 1967.
- Greer, K. Computer chess move-ordering schemes using move influence. *Artificial Intelligence*, 120(2):235–250, 2000.
- Hanoch, Y. “Neither an angel nor an ant”: Emotion as an aid to bounded rationality. *Journal of Economic Psychology*, 23(1):1–25, 2002.
- Hauptman, A. y Sipper, M. GP-EndChess: Using Genetic Programming to Evolve Chess Endgame Players. En Keijzer, M., Tettamanzi, A., Collet, P., van Hemert, J., y Tomassini, M., eds., *Genetic Programming, Lecture Notes in Computer Science*, tomo 3447, cap. 11, págs. 142–143. Springer Berlin / Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2005.
- Healey, J., Picard, R. W., y Dabek, F. A New Affect-Perceiving Interface and Its Application to Personalized Music Selection. En *In Proceedings of the 1998 Workshop on Perceptual User Interfaces*, págs. 4–6. 1998.
- Horgan, D. D. Children and chess expertise: The role of calibration. *Psychological Research*, 54(1):44–50, 1992.
- Hyatt, R. M. Chess board representations. Publicado en la página web del autor: <http://www.cis.uab.edu/hyatt/boardrep.html>.
- Hyatt, R. M. Rotated Bitmaps, a New Twist on an Old Idea. *International Computer-Chess Association Journal*, 22(4):213–222, 1999.
- Johnson-Laird, P. N. Mental Models and Thought. En Holyoak, K. J. y Morrison, R. G., eds., *The Cambridge Handbook of Thinking and Reasoning*, cap. 9, págs. 185–208. Cambridge University Press, 2005.
- Joireman, J., Fick, C., y Anderson, J. Sensation seeking and involvement in chess. *Personality and Individual Differences*, 32(3):509–515, 2002.
- Jones, L. T., Rey, P. D., Howden, A., Knighton, M. S., Kittinger, D. L., y Hollander, R. E. Robot Computer Chess Game. Patente No. 4,398,720, 1983.
- Kahneman, D. y Tversky, A. Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, 47(2):263–291, 1979.
- Kaufman, L. The Evaluation of Material Imbalances, 1999.
- Kendall, G. y Whitwell, G. An evolutionary approach for the tuning of a chess evaluation function using population dynamics. En *Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation*, págs. 995–1002. IEEE, 2001.
- Kleinsmith, A. *Exploring Nonverbal Communication in Human-Machine Interaction: A Categorical Approach to Affective Gesture Recognition*. Proyecto Fin de Carrera, University of Aizu, 2004.

- Kleinsmith, A. y Bianchi-Berthouze, N. Recognizing Affective Dimensions from Body Posture. En Paiva, A., Prada, R., y Picard, R., eds., *Affective Computing and Intelligent Interaction, Lecture Notes in Computer Science*, tomo 4738, cap. 5, págs. 48–58. Springer Berlin / Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2007.
- Knuth, D. E. y Moore, R. W. An analysis of alpha-beta pruning. *Artificial Intelligence*, 6(4):293–326, 1975.
- Kosko, B. Fuzzy cognitive maps. *International Journal of Man-Machine Studies*, 24(1):65–75, 1986.
- Kosko, B. *Neural networks and fuzzy systems : a dynamical systems approach to machine intelligence*. Prentice Hall, 1992.
- Lassabe, N., Sanchez, S., Luga, H., y Duthen, Y. Genetically programmed strategies for chess endgame. En *Proceedings of the 8th annual conference on Genetic and evolutionary computation, GECCO '06*, págs. 831–838. ACM, New York, NY, USA, 2006.
- Laureano-Cruces, A. L., Mora-Torre, M., Ramírez-Rodríguez, J., y Gamboa-Rodríguez, F. Implementation of an affective-motivational architecture tied to a teaching-learning process. En Reeves, T. y Yamashita, S., eds., *Proceedings of World Conference on E-Learning in Corporate, Government, Healthcare, and Higher Education*, págs. 1930–1938. Association for the Advancement of Computing in Education, 2010a.
- Laureano-Cruces, A. L., Mora-Torres, M., Ramírez-Rodríguez, J., y Gamboa-Rodríguez, F. Emotions as an Element that Maximizes the Effectiveness of a Pedagogical Agent. En *E-Learn 2009: World Conference on E-Learning in Corporate Government, Healthcare, & Higher Education*, págs. 2817–2822. 2009.
- Laureano-Cruces, A. L., Ramírez-Rodríguez, J., Mora-Torres, M., de Arriaga, F., y Escarela-Pérez, R. Cognitive-Operative Model of Intelligent Learning Systems Behavior. *Interactive Learning Environments*, 18(1):11–38, 2010b.
- Laureano-Cruces, A. L., Ramírez-Rodríguez, J., Mora-Torres, M., y Espinosa-Paredes, G. Modeling a Risk Scenario: Small LOCA in a Nucleoelectric Plant Using Fuzzy Cognitive Maps. *Research in Computing Science*, 26:3–13, 2006.
- Laureano-Cruces, A. L., Ramírez-Rodríguez, J., y Terán-Gilmore, A. Evaluation of the Teaching-Learning Process with Fuzzy Cognitive Maps. En Lemaître, C., Reyes, C. A., y González, J. A., eds., *Advances in Artificial Intelligence - IBERAMIA 2004, Lecture Notes in Computer Science*, tomo 3315, págs. 922–931–931. Springer Berlin / Heidelberg, 2004.
- LeDoux, J. E. Emotion Circuits in the Brain. *Annual Review of Neuroscience*, 23(1):155–184, 2000.

- Leite, I., Martinho, C., Pereira, A., y Paiva, A. iCat: an affective game buddy based on anticipatory mechanisms. En *AAMAS '08: Proceedings of the 7th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, págs. 1229–1232. International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, Richland, SC, 2008.
- Levi, I. *The covenant of reason : rationality and the commitments of thought*. Cambridge University Press, 1997.
- Li, H.-X. y Yen, V. C. *Fuzzy sets and fuzzy decision-making*. CRC Press, 1995.
- Loewenstein, G. y Lerner, J. S. The role of affect in decision making. En Davidson, R. J., Goldsmith, H. H., y Scherer, K. R., eds., *Handbook of Affective Science*, Series in Affective Science, cap. 31, págs. 619–642. Oxford University Press, Oxford, New York, 2003.
- Loewenstein, G. F., Weber, E. U., Hsee, C. K., y Welch, N. Risk as Feelings. *Psychological Bulletin*, 127(2):267–286, 2001.
- Lorini, E. y Schwarzentruher, F. A logic for reasoning about counterfactual emotions. *Artificial Intelligence*, 175(3-4):814–847, 2011.
- Marcellín, S. Construcción de sistemas expertos. Notas de curso, 2010.
- March, J. G. Bounded Rationality, Ambiguity, and the Engineering of Choice. *The Bell Journal of Economics*, 9(2):587–608, 1978.
- Marschak, J. Rational Behavior, Uncertain Prospects, and Measurable Utility. *Econometrica*, 18(2):111–141, 1950.
- Marsland, T. A. A review of game-tree pruning. *International Computer Chess Association Journal*, 9(1):3–19, 1986.
- Marsland, T. A. Computer Chess and Search. En Shapiro, S. C., ed., *Encyclopedia of Artificial Intelligence*. John Wiley & Sons Ltd., Hoboken, New Jersey, Estados Unidos, segunda ed<sup>ón</sup>, 1992.
- Marsland, T. A. y Campbell, M. Parallel Search of Strongly Ordered Game Trees. *ACM Computing Surveys*, 14(4):533–551, 1982.
- Marsland, T. A., Reinefeld, A., y Schaeffer, J. H. Low overhead alternatives to sss. *Artificial Intelligence*, 31(2):185–199, 1987.
- Mazur, A., Booth, A., y Dabbs, J. M. Testosterone and Chess Competition. *Social Psychology Quarterly*, 55(1):70–77, 1992.
- McClain, D. L. Once Again, Machine Beats Human Champion at Chess. 2006.
- Méndez-Gurrola, I. I. *Sistema basado en el conocimiento para la predicción de los efectos de una supernova en el medio interestelar*. Proyecto Fin de Carrera, Universidad Autónoma Metropolitana, Ciudad de México, 2007.

- Méndez-Gurrola, I. I., Cruces, A. L. L., Santillán-González, A. J., y Ramírez-Rodríguez, J. A Knowledge Based System Design for the Prediction of Supernova Effects in the Interstellar Environment. *Mexican International Conference on Artificial Intelligence*, 0:26–35, 2007.
- Michie, D. Chess with computers. *Interdisciplinary Science Reviews*, 5(3):215–227, 1980.
- Mora-Torres, M. *Sistema experto en la toma de decisiones de un escenario de riesgo: L. O. C. A. pequeño en una planta nucleoelectrica*. Proyecto Fin de Carrera, Universidad Nacional Autónoma de México, México, 2007.
- Mora-Torres, M., Laureano-Cruces, A. L., Ramírez-Rodríguez, J., y Espinosa-Paredes, G. Analysis and Design of the Knowledge Representation for the Implementation of a Distributed Reasoning. *Revista de Matemática: Teoría y Aplicaciones*, 16(2):188–202, 2009.
- Nasoz, F., Alvarez, K., Lisetti, C. L., y Finkelstein, N. Emotion recognition from physiological signals using wireless sensors for presence technologies. *Cognition, Technology & Work*, 6(1):4–14, 2004.
- Ortony, A., Clore, G. L., y Collins, A. *La Estructura Cognitiva de las Emociones*. Siglo Veintiuno de España Editores, Madrid, España, 1996.
- Payne, J. W., Bettman, J. R., y Johnson, E. J. *The adaptive decision maker*. Cambridge University Press, 1993.
- Pearl, J. SCOUT: A simple search game-searching algorithm with proven optimal properties. En Balzer, R., ed., *1st Annual National Conference on Artificial Intelligence*, págs. 143–145. American Association for Artificial Intelligence, AAAI Press/MIT Press, 1980.
- Picard, R. Affective computing: challenges. *International Journal of Human-Computer Studies*, 59(1-2):55–64, 2003.
- Picard, R. W. Affective computing. Inf. Téc. 321, MIT Media Laboratory, Perceptual Computing Section, 1995.
- Picard, R. W. *Affective computing*. MIT Press, 1997.
- Picard, R. W. y Healey, J. Affective wearables. *Personal and Ubiquitous Computing*, 1(4):231–240, 1997.
- Picard, R. W., Vyzas, E., y Healey, J. Toward Machine Emotional Intelligence: Analysis of Affective Physiological State. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(10):1175–1191, 2001.
- Pittam, J., Gallois, C., y Callan, V. The long-term spectrum and perceived emotion. *Speech Communication*, 9(3):177–187, 1990.

- Plaat, A., Schaeffer, J. H., Pijls, W., y de Bruin, A. Sss = alpha-beta + tt. Inf. téc., Universidad de Alberta, Canada.
- Plaat, A., Schaeffer, J. H., Pijls, W., y de Bruin, A. A New Paradigm for Minimax Search. Inf. téc., Universidad de Alberta, Canada, 1994.
- Plaat, A., Schaeffer, J. H., Pijls, W., y de Bruin, A. Best-first fixed-depth minimax algorithms. *Artificial Intelligence*, 87(1-2):255–293, 1996.
- Ramsey, F. P. y Braithwaite, R. B. *The foundations of mathematics and other logical essays*. K. Paul, Trench, Trubner & Co., Ltd., 1931.
- Reinefeld, A. An Improvement to the Scout Tree-Search Algorithm. *International Computer Chess Association Journal*, 6(4):4–14, 1983.
- Reinefeld, A. A Minimax Algorithm Faster than Alpha-Beta. En van den Herik, H. J., Herschberg, I. S., y Uiterwijk, J. W. H. M., eds., *Advances in Computer Chess 7*, págs. 237–250. International Computer Chess Association, Universidad de Maastricht, Maastricht, Holanda, 1994.
- Reinefeld, A. y Marsland, T. A. A quantitative analysis of minimal window search. En *IJCAI'87: Proceedings of the 10th international joint conference on Artificial intelligence*, págs. 951–954. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, 1987.
- Reinefeld, A., Schaeffer, J., y Marsland, T. A. Information acquisition in minimal window search. En *IJCAI'85: Proceedings of the 9th international joint conference on Artificial intelligence*, págs. 1040–1043. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, 1985.
- Ríos-García, S. Fundamentos y aplicaciones de análisis de decisiones. *Revista de la Real Academia de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales*, 93(4):393–394, 1999.
- Rowson, J. *The Seven Deadly Chess Sins*. Gambit Publications, Londrés, Inglaterra, 2000.
- Russell, S. J. y Norvig, P. *Artificial intelligence: a modern approach*. Prentice Hall series in artificial intelligence. Prentice Hall/Pearson Education, 2003.
- Sajó, L., Ruttkay, Z., y Fazekas, A. Turk-2, a multi-modal chess player. Publicado en la red: <http://www.inf.unideb.hu/~sajolevente/turk2/turk2.pdf>, 2009.
- Savage, L. J. *The Foundations of Statistics*. John Wiley & Sons, Estados Unidos, 1954.
- Schaeffer, J. y van den Herik, H. J. Games, computers and artificial intelligence. *Artif. Intell.*, 134:1–8, 2002.

- Scherer, K. R. Psychological Models of Emotion. En Borod, J. C., ed., *The Neuropsychology of Emotion*, págs. 137–166. Oxford University Press US, Oxford, New York, Estados Unidos, 2000.
- Schoemaker, P. J. H. The Expected Utility Model: Its Variants, Purposes, Evidence and Limitations. *Journal of Economic Literature*, 20(2):529–563, 1982.
- Schröder, E. Inside Rebel. Publicado en la red: <http://www.top-5000.nl/authors/rebel/chess840.htm>, 2007.
- Shannon, C. E. Programming a computer for playing chess. *Philosophical Magazine*, 41:256–275, 1950.
- Simon, H. A. Motivational and emotional controls of cognition. *Psychological Review*, 74(1):29–39, 1967.
- Simon, H. A. *Reason in human affairs*. Harry Camp lectures at Stanford University, 1982. Stanford University Press, 1983.
- Simon, H. A. Rationality in Psychology and Economics. *The Journal of Business*, 59(4):S209–S224, 1986.
- Simon, H. A. y Chase, W. G. Skill in chess. *American Scientist*, 61:394–403, 1973.
- Slate, D. J. y Atkin, L. R. Chess 4.5 — The Northwestern University chess program. En Frey, P. W., ed., *Chess Skill in Man and Machine*, Texts and Monographs in Computer Science, cap. 4, págs. 82–118. Springer-Verlag, Nueva York, E. U. A., 1977.
- Slater, E. Statistics for the Chess Computer and the Factor of Mobility. En Levy, D., ed., *Computer Chess Compendium*, cap. 3, págs. 113–115. Springer-Verlag, Nueva York, E. U. A., 1988.
- Stockman, G. C. A Minimax Algorithm Better than Alpha-Beta? *Artificial Intelligence*, 12(2):179–196, 1979.
- Tao, J. y Tan, T. Affective Computing: A Review. En Tao, J., Tan, T., y Picard, R. W., eds., *Affective Computing and Intelligent Interaction, Lecture Notes in Computer Science*, tomo 3784, cap. 125, págs. 981–995. Springer Berlin / Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2005.
- Thagard, P. *Mind: Introduction to Cognitive Science*, cap. 10. MIT Press, Cambridge, Massachusetts, segunda ed<sup>ón</sup>, 2005.
- Tikhomirov, O. K. y Vinogradov, Y. E. Emotions in the heuristic function. *Soviet Psychology*, 8:198–223, 1970.
- Todd, P. M. y Gigerenzer, G. Bounding rationality to the world. *Journal of Economic Psychology*, 24(2):143–165, 2003.

- Tversky, A. y Kahneman, D. Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases. *Science*, 185(4157):1124–1131, 1974.
- Tversky, A. y Kahneman, D. The framing of decisions and the psychology of choice. *Science*, 211(4481):453–458, 1981.
- van der Maas, H. L. J. y Wagenmakers, E. J. A Psychometric Analysis of Chess Expertise. *The American Journal of Psychology*, 118(1):29–60, 2005.
- van Tiggelen, A. Neural Networks as a Guide to Optimization. The Chess middle Game Explored. *International Computer Chess Association Journal*, 14(3):115–118, 1991.
- Velásquez, J. D. *Cathexis: A Computational Model for the Generation of Emotions and their Influence in the Behavior of Autonomous Agents*. Proyecto Fin de Carrera, Massachusetts Institute of Technology, Boston, Massachusetts, Estados Unidos, 1996.
- Yacoob, Y. y Davis, L. S. Recognizing human facial expressions from long image sequences using optical flow. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(6):636–642, 1996.
- Zeelenberg, M. Anticipated regret, expected feedback and behavioral decision making. *Journal of Behavioral Decision Making*, 12(2):93–106, 1999.